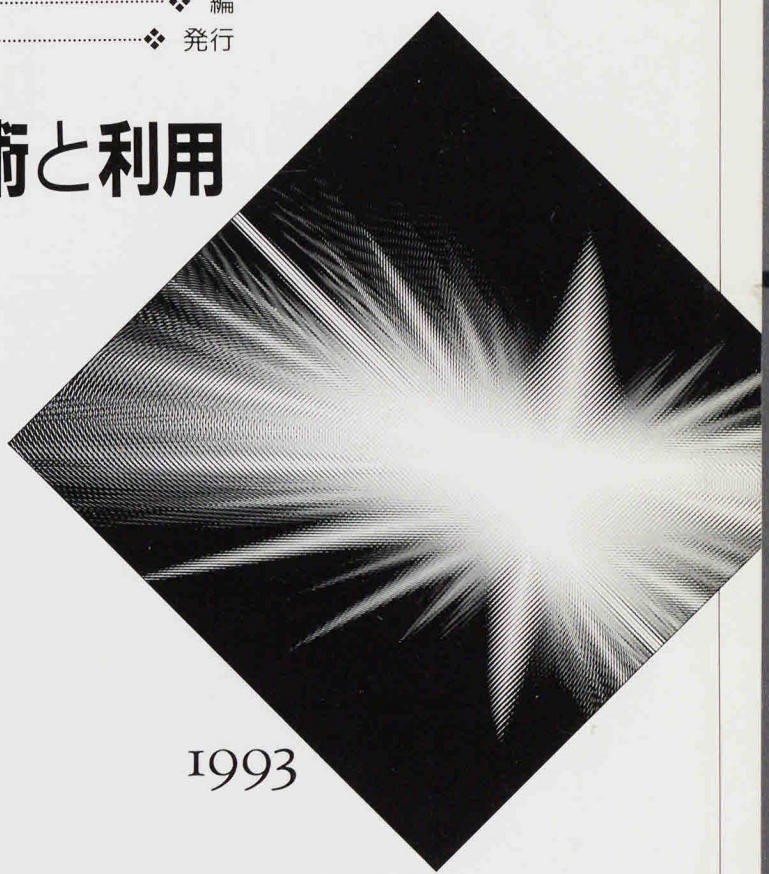
AI白書

通商産業省機械情報産業局電子政策課 ❖ 監修
❖
ICOT-JIPDEC AIセンター ❖ 編
財団法人日本情報処理開発協会 ❖ 発行

人工知能の技術と利用



1993

AI白書

通商産業省機械情報産業局電子政策課 ❖ 監修
❖
ICOT-JIPDEC AIセンター ❖ 編
財団法人日本情報処理開発協会 ❖ 発行

人工知能の技術と利用

1993

序

近年、コンピュータの利用をめぐる環境は、日本経済のバブル崩壊による複合不況に加え、情報システムのダウンサイジング化、オープン化など構造的な問題を抱え、新たな対応が求められております。

このような状況の中で、人工知能(AI : Artificial Intelligence)はコンピュータ利用の高度化を図る技術として高い関心を持たれておりますが、AI研究成果が、社会・産業分野のシステムに期待したほど応用が進まないことが指摘されております。このため、AI技術について先端的な研究動向の解説を作成するとともに利用状況を調査し、その成果を「AI白書」として刊行することといたしました。

実施にあたりましては、「AI動向調査委員会（委員長　大須賀節雄　東京大学先端科学技術研究センター長)」および技術と利用の各専門委員会やワーキンググループを設置し、多数の専門家・研究者のご協力をいただきました。

今回刊行いたします「AI白書1993－人工知能の技術と利用」では、産業界のAI導入利用状況と、AI技術に関する全体像、基調動向、さらに個別技術として、知識表現・推論の整理、機械学習、分散人工知能、エキスパートシステム、AIシステム化技術、等の研究動向に加えて、特にハイライトテーマとしてニューラルネットワークとAIの統合に関する研究開発動向を、さらにAI関連施策や第五世代コンピュータの成果、海外のAI応用システム開発動向などを取り上げております。

AI技術および知的システムに関心を持たれる研究者・技術者・管理者・調査企画担当者など広い読者の方々にご利用いただける白書であると考えております。

最後に、本書をとりまとめるにあたりご尽力いただきました大須賀委員長をはじめとする委員会委員各位、ならびに、原稿執筆・資料提供などにご協力いただきました関係各位に、深甚なる感謝の意を表する次第であります。

財団法人　日本情報処理開発協会
会　長　影　山　衛　司

委員会名簿

AI動向調査委員会

（敬称略、順不同）

委員長	大須賀節雄	東京大学先端科学技術研究センター教授（センター長）
委　員	高橋　三雄	筑波大学大学院経営システム科学専攻教授
〃	上坂　吉則	東京理科大学理工学部情報科学科教授
〃	栗田　昭平	中央大学経済学部講師、評論家
〃	古川　康一	慶応義塾大学環境情報学部教授（前(財)新世代コンピュータ技術開発機構）
〃	武井　欣二	東京都立航空高等専門学校電子工学科教授
〃	岩下　安男	(財)金融情報システムセンター　安全対策部長
〃	那須　宗也	日揮㈱　第二事業本部副本部長
〃	山本　欣子	(財)日本情報処理開発協会　常務理事
オブザーバ	佐伯　俊則	通商産業省機械情報産業局電子政策課課長補佐
〃	西川　勇	現・通商産業省機械情報産業局電子政策課技術係長
〃	宇治　浩明	前・通商産業省機械情報産業局電子政策課技術係長
〃	原　弘	(財)新世代コンピュータ技術開発機構・調査国際部部長

AI技術専門委員会

（敬称略、順不同）

委員長	上坂　吉則	東京理科大学理工学部情報科学科教授
委　員	浅川　和雄	㈱富士通研究所　情報処理研究部門パターン処理研究部部長代理
〃	有川　節夫	九州大学理学部基礎情報学研究施設教授（施設長）
〃	岡　隆一	技術研究組合新情報処理開発機構　研究所理論新機能研究部部長
〃	小池　誠彦	日本電気㈱C&Cシステム研究所コンピュータ・システム研究部部長
〃	武井　欣二	東京都立航空高等専門学校電子工学科教授
〃	太原　育夫	東京理科大学理工学部情報科学科講師
〃	徳永　幸生	日本電信電話㈱ヒューマンインタフェース研究所 マルチメディア処理研究部主幹研究員
〃	仁木　和久	電子技術総合研究所情報科学部認知科学研究室室長
〃	松葉　育雄	千葉大学工学部教授

AI利用専門委員会

（敬称略、順不同）

委員長	高橋　三雄	筑波大学大学院経営システム科学専攻教授
委　員	岩下　安男	(財)金融情報システムセンター　安全対策部長
〃	那須　宗也	日揮㈱　第二事業本部副本部長
〃	江原　淳	専修大学商学部助教授
〃	一瀬　益夫	東京経済大学経営学部助教授
〃	南　憲一	嘉悦女子短期大学経済学科講師
〃	仲村　俊彦	エーアイソフト㈱　代表取締役社長
〃	松田　元男	鹿島建設㈱情報システム部開発課課長代理
〃	脇阪　信治	新日本製鐵㈱　技術開発本部設備技術センター システム制御技術部システム技術室部長代理
〃	北野　孝一	㈱インテック・システム研究所　AI研究部部長

〃	日高　俊明	フリージャーナリスト
〃	渋井二三男	城西大学女子短期大学部助教授
オブザーバ	坂本真一郎	城西大学情報科学研究センター助教授

AI技術全体動向ワーキンググループ　（敬称略、順不同）

主　査	古川　康一	慶応義塾大学環境情報学部教授（前(財)新世代コンピュータ技術開発機構）
委　員	石塚　　満	東京大学工学部電子情報工学科教授
〃	玉井　哲雄	筑波大学大学院経営システム科学専攻助教授
〃	武井　欣二	東京都立航空高等専門学校電子工学科教授
〃	寺野　隆雄	筑波大学大学院経営システム科学専攻助教授

AI利用ワーキンググループ　（敬称略、順不同）

主　査	岩下　安男	(財)金融情報システムセンター　安全対策部長
委　員	那須　宗也	日揮㈱　第二事業本部副本部長
〃	江原　　淳	専修大学商学部助教授
〃	一瀬　益夫	東京経済大学経営学部助教授
〃	南　　憲一	嘉悦女子短期大学経済学科講師
〃	渋井二三男	城西大学女子短期大学部助教授
オブザーバ	坂本真一郎	城西大学情報科学研究センター助教授

執筆協力者

池田　将明	㈱フジタ　技術研究所生産技術研究部AIグループリーダー
大阪　　一	大成建設㈱　生産技術開発部情報化施工開発室課長
菊地　正俊	五洋建設㈱　情報システム部主任
谷端　　岬	第一勧業銀行　事務企画部次長
中尾　通夫	㈱大林組　情報システムセンター開発第２部開発課課長代理
沼尾　正行	東京工業大学工学部情報工学科講師
橋田　浩一	通商産業省工業技術院電子技術総合研究所知能情報部自然言語研究室主任研究員 (前(財)新世代コンピュータ技術開発機構)
福田　収一	東京都立科学技術大学管理工学科教授
松尾　和洋	㈱富士通研究所　国際情報社会科学研究所第二研究部部長代理
松岡　正剛	編集工学研究所　所長
安川　秀樹	松下電器産業㈱　東京情報システム研究所システム3部第2研究室長 (前(財)新世代コンピュータ技術開発機構)

事務局

市川　　隆	(財)日本情報処理開発協会　AI・ファジィ振興センター所長
茂呂　知明	(財)日本情報処理開発協会　AI・ファジィ振興センター主任部員

第Ⅰ編　総論

第1部　AIシステム像ー情報技術としてのAIの見方についてー

1　はじめに……2
2　問題解決支援システム……2
2.1　問題解決支援システムへの要求……2
2.2　問題解決プロセスの自動化……4
2.3　問題解決結果の再利用……6
3　問題解決システムへの課題……6
3.1　対象モデル表現……7
3.2　対象モデル操作の表現……8
3.3　プロセスモデル表現……8
3.4　プロセスモデルの操作表現……8
4　知識表現言語……8
4.1　手続き型言語……8
4.2　宣言型言語……9
4.3　混合型言語……9
4.4　新言語の必要性……10
5　問題解決支援システム内の新しい情報の世界……12
5.1　新しい情報世界の構造……12
5.2　高次推論への疑問……17
6　AIシステムの枠組み……18
6.1　記号情報の処理……18
6.2　非記号情報の処理……19
7　結び……20

第2部　AIの現状と展望

1　AI利用の現状と展望……24
1.1　総合AIビジネスの展開……24
1.2　データ処理から知識情報処理へ……24
1.3　AIシステムの導入状況……25
1.4　今後の課題……27
2　AI技術の全体動向……29
2.1　はじめに……29
2.2　人工知能の新しいパラダイム……29
2.3　知識ベース技術の標準化……31
2.4　AIシステム化技術……32
2.5　今後の展望……32
3　AIハイライト技術ーニューラルネットワークとAIの統合ー……33

第Ⅱ編　わが国AI利用の動向

第1部　AIシステムの利用状況

1　AI導入・利用の状況……39
1.1　AI導入の状況……39
1.2　産業別導入状況……39
1.3　事業所規模別導入状況……40
1.4　個別AIシステムの導入状況……41
1.5　個別AIシステムの今後の利用意向……41
1.6　未導入事業所の個別AIシステム導入意向……44
2　個別AIシステムの利用状況……44
2.1　AIシステム全般……44
2.2　AI用言語およびツール……45
2.3　エキスパートシステム……46
2.4　機械翻訳システム……56
2.5　知能ロボット……58
2.6　自動プログラミング……58
2.7　画像理解システム……59
2.8　音声理解システム……60
2.9　自然言語理解システム……60
2.10　ファジィシステム……61
2.11　ニューロシステム……62

第2部　各業界におけるAI利用ビジョン

1　建設業界……64
1.1　建設業界をとりまく環境の変化と経営課題……64
1.2　建設業界の特徴……64
1.3　建設業界のAI利用事例……69
1.4　建設業界の今後の課題……74
2　鉄鋼業界……75
2.1　はじめに……75
2.2　鉄鋼プロセスの概要とコンピュータシステムの概要……76
2.3　鉄鋼業界AI適用状況……78
2.4　鉄鋼業界における適用事例……81
2.5　鉄鋼業界におけるAIの課題と展望……86
3　情報処理サービス業界……88
3.1　情報処理サービス業界をとりまく環境の変化と経営課題……88
3.2　情報処理サービス業界の特徴……91
3.3　情報処理サービス業界のAI利用を目指した事例……95
3.4　情報処理サービス業界の課題……101

第3部　AI普及促進のための課題

1　情報化の進展 ……103
1.1　企業におけるコンピュータ利用の発展 ……103
1.2　情報システムの知的化への圧力 ……106
1.3　より知的な情報システムの構築を目指して ……107
2　AI利用の現況と課題 ……109
2.1　AI利用企業者の現況（事例分析） ……110
2.2　利用上の課題 ……113
3　AI製品提供者の動向 ……115
3.1　AI製品提供者の現況 ……115
3.2　商品開発の動向 ……119

第Ⅲ編　AI技術の動向

第1部　全体動向

1　AI技術の全体像 ……124
1.1　AI基礎技術 ……124
1.2　AI基盤技術 ……124
1.3　AI応用技術 ……124
1.4　AI実現技術 ……124
2　基調動向 ……125
3　個別動向 ……129
3.1　AI基礎技術の動向 ……129
3.1.1　知識表現・推論 ……129
3.1.2　学習 ……133
3.2　AI基盤技術の動向 ……139
3.2.1　知識ベース技術 ……139
3.2.2　自然言語処理 ……146
3.2.3　自動プログラミング ……157
3.2.4　分散人工知能 ……162
3.3　AI応用技術の動向 ……167
3.3.1　エキスパートシステム ……167
3.3.2　機械翻訳 ……169
3.3.3　知的CAD ……174
3.4　AIシステム化技術 ……180
3.4.1　システム化技術の全体像 ……180
3.4.2　人工知能理論とシステム化技術 ……181
3.4.3　システム開発方法論とその周辺 ……181
3.4.4　システムのライフサイクルと知識獲得活動 ……182

第2部　ハイライト技術ーニューラルネットワークとAIの統合ー

1　概観ーニューラルネットワークとAIの統合への動きー……185
2　ニューラルネットワーク技術の展望……189
2.1　歴史的経過……189
2.1.1　プレ・コネクショニズム……189
2.1.2　コネクショニズム……194
2.2　ニューラルネットワークの技術と応用の現状……199
2.2.1　教師あり学習方式……199
2.2.2　教師なし学習方式……202
2.2.3　最適化方式……203
3　ニューラルネットワークとAIにおける知的情報処理の特性……205
3.1　柔らかい情報処理ー新情報処理技術ー……205
3.1.1　計算主義的柔らかさの時代の到来……205
3.1.2　記号とパターンの統合……206
3.1.3　ナショナルプログラム(Real-World Computing Program)の目指すもの……208
3.2　AI技術の特徴と問題点（直列的論理的記号処理の方法論と問題点）……209
3.2.1　問題解決と記号計算……209
3.2.2　知識表現と記号論理……210
3.2.3　機械学習と高次推論……211
3.3　ニューラルネットワーク技術の特徴と問題点（並列的分散的パターン処理）……213
3.3.1　学習……213
3.3.2　並列……215
3.3.3　分散……215
3.3.4　運用……217
4　ニューラルネットワーク技術のAIへの応用……218
4.1　方法論……218
4.1.1　パターンから記号へ……218
4.1.2　ニューラルネットワークによる知識表現方法……222
4.1.3　ニューラルネットワークによる知識獲得……233
4.1.4　制約充足問題と組合せ的最適化問題……237
4.2　事例分析……239
4.2.1　文字認識……239
4.2.2　音声認識・理解……242
4.2.3　自然言語処理……247
4.2.4　画像理解……253
4.2.5　ロボット制御……256
4.2.6　医療診断……264
4.2.7　組合せ的最適化問題……266
4.2.8　予測問題……269

4.2.9 高速処理 ……271
5 統合化の展望と課題 ……278
5.1 展望 ……278
5.2 統合化の課題 ……280
付録 統合化の課題
1 統合化一般 ……282
1.1 記号的アプローチとコネクショニズムアプローチ ……282
1.2 ニューラルネットワークとAIの連携 ……284
1.3 垂直的統合化と水平的統合化 ……284
1.4 AIとニューラルネットワークの並列的統合 ……285
1.5 モジュール／エージェントによる統合 ……286
1.6 役割分担からの統合と最適性の解明 ……288
1.7 ヒューリスティックスの具現化を目指す統合 ……289
1.8 物語り情報システムの可能性 ……289
2 記号とパターンの統合と知識表現の視点から ……290
2.1 正則化理論による記号とパターンの統合 ……290
2.2 相補的統合と情報の階層性 ……290
2.3 自然なAD、DA変換 ……291
3 知識獲得の視点から ……292
3.1 知識獲得を支援する統合化 ……292
3.2 知能ロボットにおける知識獲得 ……293
3.3 計算論的学習を中心として ……293
4 探索の視点から ……294
4.1 制約的充足問題の解法としてのニューラルアプローチへの期待 ……294
4.2 記号推論のニューラルネットワークによる高速化 ……295
4.3 制約の力学 ……296
第3部 第五世代コンピュータ
1 プロジェクト発足までの経緯 ……297
2 プロジェクトの研究開発ステップ・予算 ……298
3 プロジェクトの成果の概要 ……299
4 逐次型推論マシンPSIの開発 ……300
5 制約論理プログラミング ……301
6 並列推論システムの研究開発 ……302
6.1 並行プログラミング言語FGHC ……302
6.2 並列言語KL1 ……303
6.3 PIMのハードウェアとKL1言語処理系 ……303
6.4 並列推論マシンのオペレーティングシステム、PIMOS ……306
6.5 知識ベース管理システム ……307
7 並行論理プログラミングの応用 ……307

7.1 FGHC/KL1における探索パラダイム ……307
7.2 VLSI CADにおける配線問題 ……309
7.3 蛋白質アミノ配列アライメント ……310
7.4 定理証明器 ……311
8 第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクト ……312
9 第五世代コンピュータの将来展望 ……312

第Ⅳ編 通商産業省のAI関連施策の概要

1 AI関連施策の推進 ……316
2 第五世代コンピュータ・プロジェクト ……316
2.1 第五世代コンピュータ ……316
2.2 プロジェクトの概要 ……317
2.3 プロトタイプ・システムの概要 ……317
2.4 国際研究交流 ……318
2.5 国際共同研究 ……319
2.6 ソフトウェアの無償公開 ……320
2.7 プロジェクトの評価および今後の展開 ……320
3 電子化辞書プロジェクト ……320
3.1 電子化辞書 ……320
3.2 プロジェクトの概要と現状 ……320
4 高機能AIシステム記述用言語プロジェクト ……321
4.1 高機能AIシステム記述用言語Common ESP ……321
4.2 プロジェクト概要 ……321
4.3 試験研究の成果 ……322
5 ファジィ理論の工学的応用プロジェクト ……322
6 四次元コンピュータプログラム ……324
6.1 四次元コンピュータ ……324
6.2 研究開発の内容 ……324
6.3 研究開発基本方針 ……325
6.4 進捗状況 ……325
7 AIの普及啓蒙活動 ……326
7.1 ICOT-JIPDEC AIセンター ……326
7.2 AIセンター事業の概要 ……327

第Ⅴ編 海外の動向ーAIシステム開発利用の現況ー

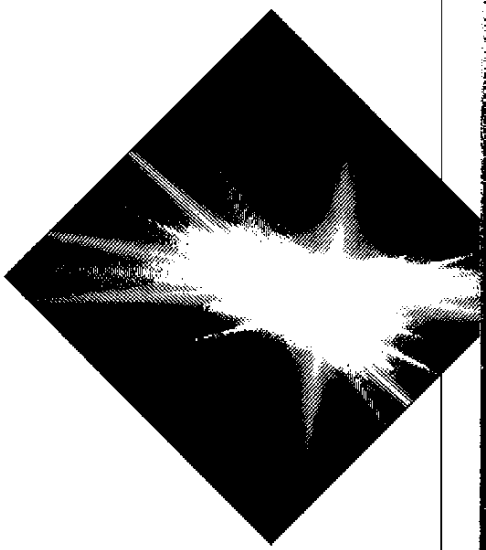
第1部 米国

1 概要 ……330
2 AI市場の現状 ……331
2.1 最も進んでいるエキスパートシステムの商業化 ……331

2.2 活況を呈するニューラルネットワーク……332
2.3 注目され出したファジー論理……333
2.4 テクノロジー主導から市場主導へ……334
2.5 AIは複雑化する企業環境下の情報システムをサポートする……335
2.6 MMCの現状……336
3 事例紹介……337
3.1 MHT銀行で外国為替売買を監視するInspector……337
3.2 ノースウェスト航空の搭乗券販売適性監査エキスパートシステム……338
3.3 海軍戦闘管理意思決定支援システムFRESH……340
第2部 欧州
1 概要……342
2 欧州研究機関のコンソーシアム ERCIM……343
3 事例……343
3.1 SWIFTにおける大規模リアルタイム・エキスパート・システム INCA……343
3.2 INRIAの3次元ビジョン移動ロボット……345

資料編
1. 1992年のAI関連活動……348
2. AI利用動向調査集計表……358
3. わが国の主要AI関連機関……376

第Ⅰ編　総　論



第1部　AIシステム像 ― 情報技術としてのAIの見方について ―

1　はじめに

コンピュータは本来人間が行うさまざまな行為、広い意味での問題解決を支援することが究極の目的であるが、実世界で生じる問題は入力(既知量)とそれから導くべき出力(未知量)との関係によって2つの型―決定型と非決定型―に大別される。入力に対し出力がユニークに存在するものは決定型であり、入力に対し出力がユニークに対応しない(複数存在しうる)ものは非決定型である。後者においては出力が一意に決まらないため入力として与えられた条件から結果を導く決定的な方法が存在せず、何らかの方法によって解になるものを探さねばならない。この方法は一般には未知である。

決定型の問題は従来のコンピュータの原理に良くマッチし、そのためのソフトウエア技術が発達した。しかしこれは非決定型の問題には適合しない。情報技術としてのAIには非決定型の問題解決を支援することが期待されてきた。したがってこれを効果的に支援する能力を備えたシステムが実用性という見地からのAIシステム像といえる。このシステムを具体化するためには問題解決についてよく知ることが必要である。なお後述するように非決定型問題を解決するための現実的な方法は決定型問題解決を含むものとなる。この意味で非決定型問題を処理することのできるAIシステムは問題解決という視点からは従来のいかなるものより汎用的なシステムである。以下では問題解決支援のあり方を求め、それを満たす汎用のAIシステムのあり方を議論する。表現が煩雑になるのを防ぐため特に非決定型問題であることを強調する場合を除き、非決定型という表現は省いて単に問題という。

2　問題解決支援システム

2.1　問題解決支援システムへの要求

現実の世界における問題の記述は決定型、非決定型を問わず具体的あるいは抽象的な実体の概念を含んでいる。問題表現の基本となるこのような実体を問題解決の対象と呼ぶ。対象である実体は一般に構造とさまざまな機能を有している。問題とは対象の持つこれら構造や諸機能の中で(人間にとって)未知のものを既知のものから導くことである。構造と機能間には(i)構造が定まれば機能がユニークに定まるが、(ii)機能が与えられても(その機能を持つ)対象の構造はユニークには定まらない、という性質がある。これを考慮して、問題解決の支援システム設計の立場から見た非決定型問題の特徴は以下のようなものである。

(A)非決定型問題の基本的な性質；

(1)問題の非決定性は上記の(ii)の持つ非決定性によって生じる。すなわち「他の何かに依存して定まるがその何かを決定的に求める手段のない概念」(性質や機能)が入力として与えられ、「その決定に関わる何か」(対象構造)を出力として求める型の問題として現われる。

(2)(非決定型)問題解決とは与えられた条件(具備すべき性質や機能)を満たす解(対象構造)に至るプロセスである。したがって問題解決支援とはこのプロセスの支援である。

(3)対象は多面的な性質や機能を持つ実体として

定義され、それらの扱いが異なる。したがって、解に至るまでの問題解決行為としても多様な機能を要するので、問題解決支援には多種機能の総合的かつバランスの取れた利用を要する。

(B)問題解決のために必要とされる条件；

(4)問題解決は対象が置かれた環境に関する知識に基づいて行われる。より多くの知識があるほど良い成果が得られるが、人間社会においては常に発見が行われ、知識は絶え間なく増大しているので、支援システムは知識の付加や修正が容易に行われることが必要である。

(5)解が含まれる可能性があるものとして考察すべき範囲は、多少のリスク(最適解が考察対象から外される)のもとで過去の例の蓄積によって絞り込むことができる。このリスクは例が増えることによって小さくなる。

(C)現実性の条件；

(6)現実の問題解決はしばしば複雑な手順になり、対象構造も性質の異なる多種の部分構造や要素からなるため、対象構造や問題解決過程の分割／分散化操作が不可欠になる。一般にこれには多段の処理ステージを要する。

このような問題のための解決支援システムとしては、

(a)問題解決行為の支援((1)、(2)、(3)、(6))、

(b)問題解決結果の再利用((5))

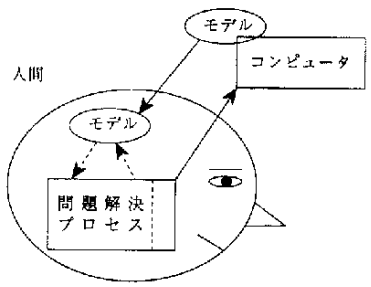
(c)知識の付加、削除、変更の容易さ((4))

が重要である。

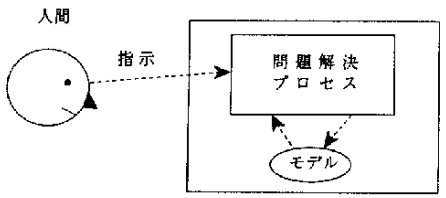
「問題解決行為の支援」―問題解決支援とは機械が人間の問題解決作業の一部を受け持つことであり、当然支援率は高いことが望ましい。この究極として支援の目標は問題解決の自動化にある。問題解決の自動化には問題解決に必要なすべての知識がシステム内に存在することが必要条件であるが、多くの場合、そのような条件を満たすことは困難である。それは一つには未だ人間の知らない(知識化されない)法則等があるからであり、また人間の思考のすべてを言語の形で正しく表すことが困難だからでもある。しかしこれは実働時の問題であり、問題解決支援のためのAIシステムは知識によって駆動される自律システムを目標として設計されるべきである。このシステムは上記の知識の不足のために実働時に完全自動化システムにはならないが、仮に必要な知識がすべて表現されている状態を仮想的に考えた場合、完全自動システムになりうるような物として設計されねばならない。これを図表Ⅰ-1-1に示す。同図 (a) は従来のソフトウェアによる人間―機械関係の形式、(b) は新しい形式を表す。

「問題解決結果の再利用」―問題解決プロセスを効率的なものにするには過去の問題解決例を有効に用いることも重要である。これには問題解決例を蓄積しておき、必要なときにいつでも検索し、また必要に応じて変形して用いるなどの機能がシステムに要求される。さらに、単純に蓄積／利用するのみでなく、一般化し、問題解決支援機能と融合すること

図表Ⅰ-1-1　人間―機械系による問題解決システム



（a）現在の人間―機械系による問題解決スタイル



（b）将来の人間―機械系による問題解決スタイル

が望ましい。これは上記の「問題解決行為の支援」とは異なる方法論を必要とする。

「知識の付加等の容易さ」ー知識の付加等が容易であるためには知識表現の独立性が要求される。これは知識表現の方法に関わり、さらに知識表現の言語に関わる。問題解決過程はすべて同一言語で記述されることが望ましいので、このことは支援システムで用いられる言語設計の問題である。知識の独立性を保証するには言語は基本的には宣言型言語であることを要する。ただし宣言型言語であれば良いというわけではなく、上記の3条件のすべてに言語が関わるので、それらを満たすようなものであることが重要である。

このような支援システムへの条件はAIシステム設計の目標にほかならないが、そのための言語とシステムアーキテクチャが上記の条件を満たすように定められねばならない。すなわち

言語；問題解決プロセスの支援と問題解決の再利用が同一の言語によって表現され、システム内で処理可能であること。知識の付加、削除、更新が容易であること、逆にそのような言語を設計すること。

システム構成；そのような言語が十分に機能を発揮できるシステム構成であること。

2.2　問題解決プロセスの自動化

問題解決プロセスを、自動化を目標とする立場で支援するにはそのプロセスを観察し、定式化することが必要である。そしてその機械化に際しては、

1) まずプロセス内に含まれる要素機能とそれらを含むプロセス全体構造の構成を明確化する。
2) プロセス内の個々の要素機能を明確に定義し、機械的処理可能な言語によって明示的に表現する。必要に応じて要素機能はさらに小さな要素群とそれらの構造に展開する。
3) プロセスの構造を機械的処理可能な言語によって明示的に表現する。

という手順が必要である。

これを具体化するにはプロセスのモデルを明らかにすることが必要である。問題解決プロセスの全体構造を形式的にアブダクションによって表す論理的モデルがある［1］。これは論理的な推論の形式によって、

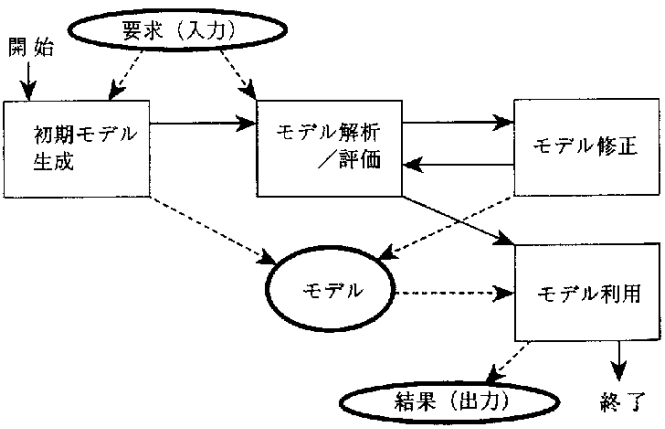
$$\frac{A,\ (H \rightarrow A)}{H}$$

A；要求機能、
H；モデル(仮説)

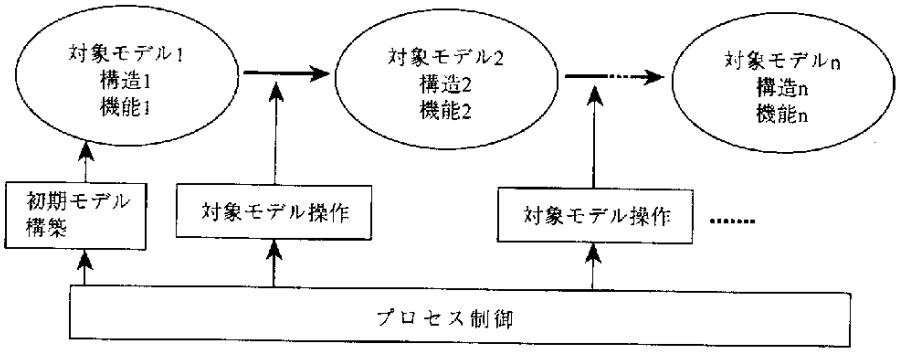
のように表される。これは要求機能あるいは観察された事実など既知表現Aに対し、それを結論的に導くような表現Hが見いだされたとき、そのHを結果とするというものである。この表現の根拠は記号論［2］にあるが、これはあくまでも説明用のモデルであって、実行可能モデルではない。問題解決行為はこのアブダクションモデルを実現するプラグマティックな行為であり、問題解決支援はこの行為を表現することであるから、これの実行可能モデルを作ることが必要である。

科学技術の分野ではこれは科学的方法論として定着している。それは、初期モデルの生成、モデルの評価、モデルの修正の繰り返しによって表される基本的問題解決手順である［3］。図表Ⅰ-1-2はこのプロセスの構造を示す。また図表Ⅰ-1-3は後述する言

図表Ⅰ-1-2　基本問題解決プロセス



図表Ⅰ-1-3　問題解決の時間的経過と機能



語問題をより明確にするために問題解決の時間的経過を示したものである。

現実の問題解決においてはここに含まれる各要素機能を実行するためには利用可能なさまざまな方法が用いられる。それは、上記アブダクションモデルに則して言えば仮説 H の集合が無限集合であって、この中から条件を満たすものを見いだすことは容易なことではなく、そのために人間の持つあらゆる機能を発揮する必要があるからである。非決定問題の解は記号化された範囲の情報に基づいて探索によって見いだされるほど容易なものではない。図表Ⅰ-1-2のモデル内の各要素とそれらを構造化して一つのプロセスを形成する各要素機能およびプロセスの表現および制御に関しては以下のような機能が用いられている。

初期モデル生成；直感、過去の事例の利用(事例ベース推論、問題解決結果の蓄積が重要)

モデル解析／評価；各種解析手法ー数学的手法、シミュレーション、経験則、物理実験その他

モデル修正；直感、各種修正手法ー自然則、経験側、事例

プロセスの制御；制御戦略ー直感、経験則、理論則

ここで直感とは言語等で明示的に表現できない判断を意味する。問題解決のプロセスは意思決定の連鎖でもある。このプロセスと共に意思決定の根拠となる各要素機能が言語で表現され、その言語が機械的に処理可能なものであるなら、このプロセスを自動的に進行させるシステムを作ることができる。情報が明示的に表現されていないときには、人間がなんらかの決定をしてシステムに与えることによってプロセスを続行する。これを可能にする上で不可欠なことは図表Ⅰ-1-2のすべてを明示的に表現することである。この際、問題の表現と問題解決法の表現を分離することが重要である。問題を表現することは対象モデルを表現することと同じであるから、これは対象モデルの表現とプロセスモデルの表現が独立に行なわれることを要求する。これは表現のための言語への条件になる。

以上は問題解決プロセスの基本モデルであるが、現実にはこれを基本技術として様々な付加技術が用いられる。それは問題解決の対象が大規模になる場合のプロセスの分割や時間の制約が含まれる場合などである。これらについてそれぞれ固有の技術が用いられる。例えば非決定型問題の典型的なものとして、大規模設計問題をとりあげると、一般には多段ステージのプロセスー概念設計、初期設計、詳細設計等ーが用いられ、それに基づいて問題が分割されるが、問題分割過程も要求分割、対象分割、プロセス分割、情報(知識ベース)分割が動的に展開されてゆくので、このプロセスの支援には複雑なモデルが作られねばならない。分割の条件は分割過程の再起的表現が可能なものとなることである［4］。

2.3　問題解決結果の再利用

問題解決において初期モデルの選定は重要である。初期モデルが適切に選ばれていると最終回に到るまでの試行回数が減るからである。一般には初期モデル選定の理論的方法は存在しない。もし存在するとしたらそれは初期モデルとしてではなく、最終モデルの選定として行えるはずであり、非決定型問題ではなくなるからである。初期モデル選定を効率的に行うことのできる可能な唯一の体系的方法が過去に行った問題解決例の再利用である。

問題解決結果の再利用には過去に行った問題解決例の蓄積とその検索機能、問題解決支援機能との融合などの諸機能が必要とされる。再利用に際しては過去の問題解決例のうち目的に最も類似した記録を求めることが基本である。この機能はAIにおける事例ベース推論と呼ばれているものにほかならない[5]。また問題解決例を直接蓄積しないで、一般化して事例をルール化できればさらに望ましい。一般化とは事例を汎化(変数化)して蓄え、利用時にはこれら変数に固有の値を代入することによって特定のモデルを生成し、初期モデルとすることである。これはいわゆる帰納であるが、モデルの汎化のような複雑な帰納問題は今日AIで扱われている限定された枠内での方法では実現が困難である。しかし汎化自体の可能性は捨てきれないので、AIシステムとしては結果の蓄積のためのデータベース技術と共に、モデル表現の汎化技術としてより強力な帰納推論もしくはそれに近い機能の開発が望まれる。しかし実際には事例のみからモデル全体を汎化できるほど多くの事例が集まっている場合は少なく、モデルに関する一般的な知識等を利用して部分的に汎化する機能程度となるものと予想される。これにはAI分野でEBL(説明に基づく学習)と呼ばれている機能が利用できるであろう[6]。これらの機能を明示的に表現することが自律システムの条件であり、ここでも言語が問題になる。

3　問題解決システムへの課題

このような機能を果たすために、問題解決システムにはさまざまな条件が課せられる。第1の条件は、

(1)問題解決の自律化のために必要な全ての概念や機能を明示的に表せること、

である。問題解決支援について言えば、必要な概念や機能とされるのは、

1)対象モデル
2)対象モデル操作
　　初期モデル生成
　　モデル解析／評価
　　モデル修正
　　モデルの蓄積と検索
　　モデルの汎化
3)プロセスモデル
4)プロセスモデルの操作
　　プロセスの制御
　　大規模問題解決の分割
　　時間制約
　　その他

である。言語に要求されるのはをこれらを記述することである。プロセスやその制御機能の表現は対象モデル操作の記述について、どのような条件でそれが使われるか等についての記述、すなわち記述に関する記述である。これにはメタ記述が必要になる[3]。

目的は問題解決という行為をうまく行うことであって、単純にこれらを表現できれば十分なわけではない。非決定型問題の特徴にマッチするように表現することが必要である。そのための基本条件として、

(2)問題の表現と問題解決プロセスの表現を分離すること、

が重要である。言い替えれば対象モデル、モデル操作、プロセスモデル、プロセスモデル操作等がすべ

て独立に記述できることが重要である。これを保証するには、あらゆる時点においてモデルの表現は過去の操作系列の結果をすべてを含むものであることが必要である。これによって次の操作に際し、過去の系列に縛られず現在のモデルにのみ基づいて最良と考えられる決定が可能になるからである。

すでに述べたようにモデル操作の中には記号的な表現の方法が未知であるため記号処理として機能を発揮することができず、人間の直観や物理実験など、機能の発揮を直接人間に任せねばならないものも含まれる。しかしこの中で、もしプロセスモデルが記号的に表現されているなら、問題解決行為の基本部分は自律化し、人間はプロセスの進行を見ながらこのプロセスにに含まれる対象操作機能の中で記号化できないものを補ったり、随時自己の意志決定を加えるえるという形式が可能になる。したがって問題解決支援のための言語に要求されるのは、明示的に記号化可能な部分は表現すると同時に、

(3)人間とのインターラクションが容易に行えること、

である。さらに、すでに述べたように、

(4)知識の付加等が容易であるためには個々の知識の表現が独立であること、

が要求される。このためにこれら機能の表現はできるだけ宣言的に行われることが望ましい。

これらはシステムが備えるべき言語への要求である。この言語は知識を表現する言語であるという意味で知識表現言語と呼んでおくが、この言語には従来の知識表現を越えたさまざまな概念の記述が可能なものであることが要求される。このような言語設計が問題解決支援システムの成否を定めると言っても過言ではない。

3.1　対象モデル表現

非決定型問題解決は実世界内で所要機能を満足する(具体的あるいは抽象的な)実体を求める行為であるが、現実の実体は視点に応じてさまざまの性質あるいは機能を示す。実体についてこれらの機能のすべてを明示的に表現し尽くすことは困難である。したがって情報として明示的に表されるのはその一部である。また与えらた要求を満たす実体は問題解決時には存在せず、問題解決作業はすべてその情報表現に基づいて行われる。このような情報表現が対象モデルである。対象モデルは問題解決行為にかかわるすべての情報を含むものとして表現法が定められねばならない。対象モデルの表現は機械のモデル、電気回路のモデル、分子材料問題解決のモデル等、分野によってすべて異なる。しかし言語の立場から言えばその違いは表現された結果の違いであり、表現方式はすべて共通といってよい。それは対象の構造とそに伴う性質や機能の表現からなる。構造は、

(i) 要素ないし部品の組と、

(ii)部品間の関連による構成体としての対象物の構造

によって表される。後者はどの部品あるいは中間構成物がどれと関連するかという部品の対応関連を示す構造情報と、その関係がどのような関係であるかを示す記述からなる。一方、各部品は固有の性質を持ち、それは部品固有のものとして記述される。構造化が進むと構成物には部品には無い新しい機能が発生する。この機能は構成物固有の機能として記述されねばならない。問題解決とはこの構造化に伴って所要の機能が現われるように、使用する部品とその関連すなわち対象構造を定める行為である。対象モデルはこのような構造と性質／機能の記述からなる情報である。図表Ⅰ-1-2の方式が必要になるということは、モデルの表現を逐次的に変化させることによって目的とするモデル表現に達すること、したがって、モデル構造は必要に応じて部分的にあるいは全体的に変化されるべきことを意味している。また問題解決の際、要求記述を含めて必要な機能記述が最初から完全なものとして与えられていることはないと言ってよい。問題解決とは要求自体を見いだして行く行為でもある。したがって、機能記述は付

加、削除、変更が随時できるものでなければならない。

3.2　対象モデル操作の表現

対象モデルの操作はこのようなモデル表現を変換する方法の表現である。この中でモデル解析／評価は既知モデル構造ならびに既知機能表現から未知機能表現を見いだす操作であり、決定型問題である。モデルを入力として新たな未知出力を求めるという意味でモデル操作になるが、この結果はモデル構造には何ら影響を与えず、求まった機能を必要に応じてモデルに付加することがモデルへの直接的な変化である。これに対し、モデル修正はモデル構造修正および／またはモデル機能修正を含み、モデル機能修正のみの場合は指定された機能表現の変更のみであるが、モデル構造修正の場合は構造変化に伴って既存機能の表現も変化する。この際モデル構造は一つであるが、構造変化に伴って影響を受ける機能表現は状況に応じて不定なので、モデル修正を一つの形式ですべて表現することは困難である。したがってモデル操作は、

1)モデル構造の変化を表現する
2)モデル構造の変化に伴って影響される機能表現の範囲を策定する方法を表現する
3)機能表現の変化(モデル構造の変化に伴う場合および直接の機能修正の場合を含む)を表現する

という多段の操作になる。1)の表現を適切に行うためモデル操作表現は、一般的にはモデル構造を内部に含む操作表現形式が必要である。同一言語が機能の表現に用いられ、これが表現の独立性のために宣言的な言語表現であることから、言語の基本形式は「(述語としての)機能／操作表現が、記述対象であるモデル構造を(項として)内部に含む形式」であることが望ましい。さらに構造の変化がまず行われた後に機能表現の修正が行われるようにするには構造表現とそれを含む機能表現は間接的にリンクされ、それぞれ独立に変化することのできる緩い結合方式になっていることが要求される。

3.3　プロセスモデル表現

図表Ⅰ-1-1のプロセスのモデルはモデル表現に対し、対象モデル操作表現を選択的に適用する方式の表現である。さらにモデル操作表現は形式的に知識の表現となっているので、この知識を分類し適用順序を言語で表現することになる。これはモデル操作表現群の操作記述であるから、形式的にはメタ記述である。すなわち問題解決支援システムはメタ記述体系を持たねばならない「3」。

3.4　プロセスモデルの操作表現

現実の問題の解決には図表Ⅰ-1-1のような標準プロセスに含まれる機能以外の機能を必要とし、そのプロセスはもっと複雑である。しかしそのプロセスも詳細に見れば標準プロセスの複合形式として表されるものが多い。例えば大規模対象の設計問題のような場合、全体のプロセスは図表Ⅰ-1-1の標準プロセスで表される小問題に展開される。自律システムの実現にはこの展開機能も明示的に表現せねばならないが、これは後述するようにプロセス表現の操作として表される。標準プロセス表現はメタ記述を用いて現されているが、その操作の表現はそのプロセス表現を対象とする表現であるからさらに高位の表現、すなわちメターメタ表現が必要になる［4］。

4　知識表現言語

このような諸概念を表すための言語設計が重要である。この議論に入る前に、まず表現すべき概念の記述性の観点から既存言語を調べておく。

4.1　手続き型言語

手続き型言語では表現の基本は関数や手続きのような変換操作と、データベースによる制約的な形式

を持つ静的記述である。これらによってはモデルの持つ性質や機能を静的に表現したり、前もって予測できない構造の変化に伴う機能の変化を表すことが困難である。データ構造とその操作プログラムをカプセル化する抽象データ型の考えはモデル表現と類似するところがあるが、それがモデル変換の対象となって自律的に作り替えられるというプロセスを書き下すことは困難である。すなわち、手続き型言語では、前もって最終モデルを作りだす手順が分かっていて、それを手続きによって書き下せる特殊な場合を除き、問題解決の最も基本となるモデルとその操作の表現が十分にできない。創造されるべきモデルの世界は無限だからである。また問題解決の過程においても随時新しい情報がシステムに付加される。このような試行錯誤プロセスを手続き型言語のみで表現することは困難であり、手続き型言語は非決定型問題解決支援には向いていない。

4.2　宣言型言語

非決定型問題の解決には情報の付加や削除が容易であり、かつ条件の変化に動的に対応することが基本条件に含まれる。このことはモデルの表現において機能の表現がその操作表現とは独立であり、かつ自律的書き換えが可能であることが要求されるが、それを満たす言語として宣言型の知識表現言語が使われるようになった。この例はプロダクションシステムや一階述語言語のサブセットであるホーン述語などである。しかしこれらの言語では構造体を直接表現することが困難なため、モデルの表現が十分に行えないという欠点があった。その結果、これらの言語を用いたエキスパートシステムはすべてのことを文章の形で表現せねばならず、扱える問題の範囲が限定される結果になった。構造に基づいて現れてくる機能は必ずしも人間が文章の形で表現されるもののみではない。ある構造がどのような機能を持つかを知ること自体が、問題解決のための準備ではなく、問題解決の重要な一部であり、結果である。構造を表すことのできないシステムではモデルに基づく図表Ⅰ-1-2の方式を採用できず、利用範囲が小さいものになっていった。

4.3　混合型言語

このような経過を経て、対象概念とその構造を表現することが可能であることを特徴とする言語が現われた。新しいプログラミングパラダイムとして登場してきたオブジェクト指向言語や、知識表現言語としてのフレーム型言語である。これはどちらも人間の認識の対象となる単位をオブジェクトあるいはフレームとして処理の単位とし、それら対象同志の関係をメッセージ交換やクラス－インスタンス関係などで構造化するという機能を持っている。これらの言語で簡単な対象モデルのインスタンス構造を表現することは可能であり、個々の対象が持つ機能はスロットとして各オブジェクトあるいはフレーム内に書き込まれる。したがって他の言語に比べれば対象モデルの表現に近づいていることは確かである。しかし、モデルに基づく問題解決の点から見て、これらの言語には幾つかの欠点がある。第一は構造の一般クラスを定義することが困難なことである。図表Ⅰ-1-3からも明らかなように、問題解決のプロセスでは多数のモデルが生成されている。問題解決支援のためにはこれら不特定のモデル群を表現できること、言葉を変えると固定したインスタンス構造ではなく構造のクラスを表現できることが必要である。これに関連して、問題解決の自律化を達成するにはこれらモデルの自動変換／生成が可能でなくてはならない。しかしこれら言語ではオブジェクト構造をシステム内情報によって自動変換することが難しい。さらに、構造が変化することによって生じる(構造体としての)新しい機能を求め、表現に組み込むことが難しい。モデル構造という観点からはオブジェクトは構造要素であり、スロットは構造要素に関する記述、これまで用いた表現では機能表現である。この言語の問題点は機能に関する表現が構造要

素であるオブジェクトに取り込まれている(カプセル化されている)ことである。

結局これらの言語では図表Ⅰ-1-3のようにモデルの系列を動的に表わすのではなく、ただ一つのモデルを静的に表すのみである。対象構造が変わるという環境では最初に想定していなかった新しい対象が途中で発生する。この可能性を許すことが非決定型問題解決支援システムの最大の特徴であるが、これらの言語においてはオブジェクトは人間の認識の対象として前もって定義され、基本的にはそのオブジェクトは変化しないことが前提となっている。このため、問題解決プロセスが多様に変化する自由度はなく、プロセス自体は最初に作られるオブジェクト構造に依存してほぼ固定してしまう。いわばこれは手続き型言語の性格を色濃く残している。フレームシステムでは各フレーム内の処理は宣言的に行うようにしたものもあり、この意味でこの言語はいわば混合型とでも呼ぶのが適当である。この言語では問題解決の結果を蓄えたり汎化して再利用することも困難であり、非決定型問題解決支援システムの言語としては不十分である。あえてこの言語によって3.で述べた記述対象の表現を試みるなら以下のようになろう。モデル修正ができないことは。この部分は人間がする他ないこと、システムとしてはプロセスの1ステップを請け負うに過ぎないことを意味する。

モデル；構造を持った対象物体をこの言語で表現することは可能ー表現されたものはインスタンスモデル

モデル解析；この対象表現の下で表現可能ーメソッドの利用

＊モデル修正；自動修正は困難。構造体として評価し修正するには構造体をオブジェクトとして必要なメソッドを自動生成せねばならない。この結果、モデル修正は人間にまかせることになるー自律化は困難

プロセス制御；作られたモデル構造に依存する。モデル構造が固定的なためプロセスも固定化される。このためこの利用はルーチン問題の解決に限定される。一問題解決の標準過程をバランス良く表現できない

4.4　新言語の必要性

このように今日普及している言語はいずれも非決定型問題解決には不適切であり、新しい言語の開発が必要である。まずその言語設計のための要求事項とそれを満たすための言語の基本構造を挙げておこう。

(1)表現の相互独立性；言語の骨格は表現の独立性要求から宣言型言語例えば述語論理をベースにする。述語言語は一つ一つの表現が独立しており、また構文規則に従って「事実」の表現と「規則」の表現が許される。これはモデルの性質や機能の表現に適しているし、モデル操作の表現にも向いている。

(2)構造と機能の記述；通常の述語では記述の対象に相当する「項」は構造を持たない要素であるが、構造の表現を含むようにこれを拡大する。構造表現とは構造を構成する要素や中間構造同志の連結情報が表現のなかに明示的に含まれ、構造としてのまとまりが作られている表現とする。構造内の個々の要素同志の関係は述語によって表すこともできるが、その場合、一つの構造関係に含まれる要素の範囲は情報内に明示的には含まれない。また、モデル修正の項で述べたように、言語の基本形式は「機能や操作の表現は、記述対象であるモデル構造を内部に含む形式」であることが望ましく、さらに構造の変化がまず行われた後に機能表現の修正が行われるようにするには、構造表現とそれを含む機能表現は間接的にリンクされ、それぞれ独立に変化することのできる緩い結合方式になっていることが要求される。ある構造もしくは与えられた構造内の部分構造を項として持つ述語は、この構造あるいは部分構造の機能を表している。形式的にはこの機能表現は構造のノードにリンクされる。このときこの構造は一つのオブジェクトに相当する。この表現形式によればオ

ブジェクト指向言語の持つ制約はない。

(3)多階層のメタ表現；問題解決プロセスやプロセスの制御には対象モデルに直接操作する規則についての記述が必要であり、問題分割などではさらにプロセスモデルの操作とその操作規則についての記述が必要になるなどの表現の階層性が不可欠になる。このような多階層表現をできるだけ単純な機構で実現することが必要である。

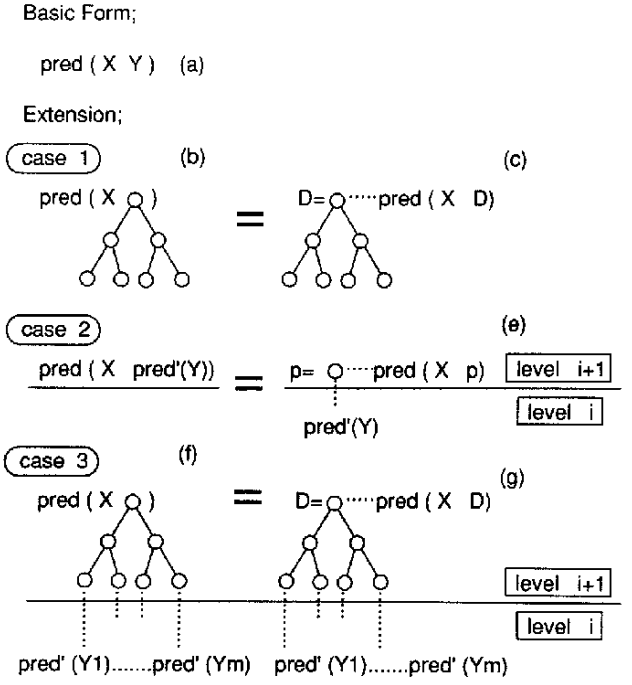
(4)手続き的プログラムの組み込み；すべての表現が宣言的にできるわけではなく、手続き的な表現が部分的に必要になる場合が多い。随時必要な手続きを組み込める機構が必要である。

(5)データベースの組み込み；データベースは現在のソフトウエア技術の中で宣言的な表現に近い形式を持っている。事実、データベースを述語で置き換えることができる。これが言語でないのは、直接それを処理する機構がなく、プログラムによって検索を中心とした極めて制約的な利用法に留まっているからである。近年、データから直接結論を導く演繹的データベースが研究されているが、これは原理的には論理型言語と変わらない。ただし、演繹データベースの目的はあくまでデータ検索の高度化にあり、その利用は限定的である。知識ベースシステムとしてはこのように中途半端に高度化したデーベースより単純な形式のデータベースと一体化して、知識ベースシステムは問題解決のような情報の高度利用に、データベースシステムは大量情報の記憶や検索を効率良く行うというように相補的に働く方式が望ましい。モデル表現を記憶するということを考えるとデータベースとしては構造化されたデータを扱う非正規形データベースまでは拡張する必要がある。言語としてはこのようなデータベースとの間の情報交換が自由にできるものであることが要求される。

ここではその言語について詳細に述べる余裕はないが、これらの要求を満たす言語の基本的形式の一つの考え方を図表Ⅰ-1-4に示す。これは述語を基本にして上記の要求を満たすように構文規則を拡大したものである。図表Ⅰ-1-4において、(a)は通常の述語、(b)は記述対象が単純な要素のみでなく、構造を項として持つことを許す述語、(c)は構造を外部に作り、その名前によって間接的に構造を項として参照する(b)と等価な表現、(d)は記述(述語)を項として持つ述語、(e)は内部述語は下位レベルの記述としてこれを識別子で参照する形式、(f)はこのような下位レベル述語の構造を含む上位レベル述語表現、(g)はこの構造を外部にまず作り、その名前によって間接的に述語の構造を項として持つ(f)と等価な表現である。

これを言語とするには処理系がなくてはならない。ここではその余裕はないが筆者はこれを忠実に実現した言語として多層論理(MLL)を開発した。それに基づく知識処理システム KAUS を開発して設計等に応用することによってこれまで述べてきた考

図表Ⅰ-1-4　述語の拡張



え方が正しいことを実証した［7］。

5　問題解決支援システム内の新しい情報の世界

5.1　新しい情報世界の構造

これまでは問題解決に必要な条件として明示的に記述されるべき諸概念を分析し、それを記述するための言語の条件を検討するというトップダウンのアプローチをとってきた。本節ではそのような言語の存在を前提にして、ボトムアップに問題解決支援システムが備えるべき各種のソフトウェアシステムの体系を論じる。これらのソフトウェアは問題解決のための基本機能であり、それをシステム内に前もって準備しておくことにより人間は解こうとする問題領域の知識など、問題に直接関連する知識を与えれば、以後はシステムがそれを用いて自律的に解を求めることを可能にする。しかもそれは人間の問題解決とほぼ等価であり、問題解決に関わる機能を機械化のために損なうことはない。これらソフトウェアは低位の機能ソフトウェアを用いて高位のものが作られると言った体系化がなされる。これを図表Ⅰ-1-5に示す。これについて下位のものから順次概説する［8］。

5.1.1　言語機能

＊手続き型言語；

情報世界の基盤には言語がある。最下部にあるのは手続き型言語である。この言語の処理系は物としてのハードウェアである。物の世界と情報の世界は前もって定められた解釈によって結ばれている。解釈とは物の構造が示す機能と記号を対応付けることである。手続き型言語によって記述されたものがプログラムであり、この範囲が従来のコンピュータ科学によってカバーされてきた。

＊宣言型知識表現言語；

手続き型言語によって書かれた特殊なプログラムとして宣言型言語処理系(推論機能)がある。推論とは言語によって記述された表現に基づいて何らかの結論を導き出す形式的機能であり、どのような結論を導出するかによってさまざまに分類されている。しかし現実に利用されるレベルに達しているのは演えき推論までである。現在多くの研究者がより高次の推論機能のアルゴリズムを見い出そうと努力しているが、この中には言語表現の制約を受けてしまうために、実用性の疑わしいものもある。

宣言型言語はこの処理系と同時に定義される。この手順は本稿で前節までに述べてきたものであり、まず必要な記述力を備えた宣言型言語の構文規則を定め、その言語の処理系として推論機構を問題解決し、それを手続き型言語で記述することになる。従来のAIシステムの情報世界では明示的に表されているのは図表Ⅰ-1-5の宣言型言語のレベルまでであり、その他の機能は利用者が定義せねばならないことになる。原問題の解決法を書き表すことは利用者にとっては大きな負担であるばかりでなく、記述されるべき内容の性質について十分に考察されずに定義された言語が、必ずしもその記述に適さないことがあるという、言語自身の問題がある。実際には言語で表現された各種思考法や問題解決法があり、それらが情報世界の重要な部分を占める。

5.1.2　AI要素機能

AIで研究されている基本技術の中で、現実性を重んじた立場で研究されてきたいくつかのものが、問題解決の基本的枠組みの中で利用される可能性を持ち始めている。これらAI技術は要素技術として純粋な形で定義されてきた。できるだけ他の要素技術とは独立に機能を定義するために、個々の要素機能が成り立つための枠組みが与えられることを前提とし、その範囲でのみ効果のある機能といえる。したがって単独で利用されるというより外部からこの枠組みが与えられて初めて効果を発揮する。問題解決プロセスモデルの基本的枠組みはこの成立条件を作りだしており、これらAIの要素機能はそこに組み込

まれることによって生きて来る。この枠組みがこれまで述べてきた問題解決法である。効果的な問題解決支援システムを作るにはこの枠組みとともにAI要素技術を明示的に表すことが必要である。これはAIシステム用言語の設計条件に含まれる。これらAI要素技術としては以下のものが含まれる。

＊規則に基づく推論；

規則として表現された知識に基づく推論は知識表現言語の基本骨格である宣言型言語の処理系としてシステムの根底を形成する。

＊記憶に基づく推論／事例ベース推論［５］；

問題解決の最初に初期モデルを過去の事例を参照して、あるいはそれを変形して作ることは現実の多くの分野で行われる方法である。この方法をデータベースなどの既存技術とも結び付けて定式化したものとして記憶に基づく推論や事例ベース推論が利用されよう。

＊定性的推論[９]；

問題解決には多くの意思決定が含まれるが、初期の段階では詳細な情報はしばしば不要であるばかりでなく、判断を混乱させる。そこで情報構造の詳細部分は無視して基本構造情報のみを意思決定に結び付ける操作が定性的推論である。これは構造の部分利用であり、後に詳細な情報を利用する定量的判断の段階につなげることが可能である。ただし定性的利用から定量的利用の段階に進むというこのプロセスは自律的処理の主要プロセスであり、このプロセス自体の体系的表現(図表Ⅰ-1-5で言えば問題分割機能)が存在しないと大きな効果が期待されない。すなわち定性推論は問題分割の部分機能として含まれるべきものである。

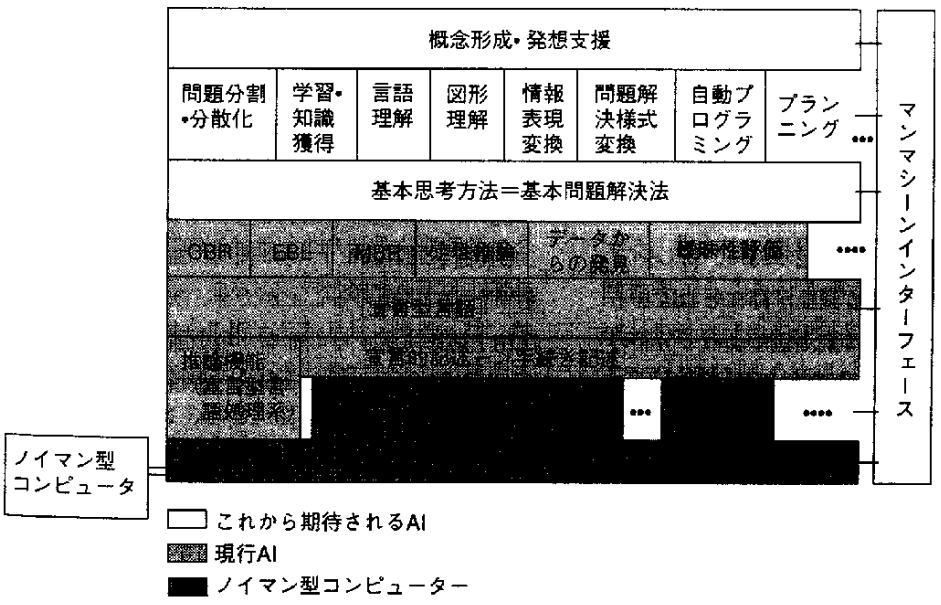
＊説明に基づく学習(EBL)［６］；

システムが広い範囲のバックグラウンド知識を持つことは重要なことではあるが［10,11］、特定の問題がそのすべてを用いるわけではない。一般に宣言型言語は処理効率が悪く、それを改善するために問題ごとに使われる知識の構造化を動的に行うことが要求されるようになる。このための一つの方法として説明に基づく学習が利用されるであろう。

＊曖昧性評価、ファジー理論［12］；

一般に情報は高度化するにつれ構造化が進む。推論や学習等、情報の研究は情報の構造に関連する機能の研究であると言っても過言ではない。推論は情報の持つ文構造に基づいて行われる処理であり、学習は観測された事実から情報間の関連を見いだして全体の構造化を強める操作である。構造のない情報は無意味に等しく、高度化するにつれ情報の持つ構造は複雑になる。

図表Ⅰ-1-5　問題解決システム内情報構造



機械内情報は十分に詳細にされていても利用者は常に最も精緻な情報を要求するわけではない。利用者が要求する情報構造の複雑さの程度がある。多くの場合機械内情報の構造はしばしば人間の必要とするものよりも複雑である。この結果、利用者が必要とするものより複雑な構造を持った情報が表面に現われ、それが利用者にとっては煩わしいものとなっている。コミュニケーションの観点からすれば必要十分な情報の授受が行われることが最も望ましいことである。

ファジー化［12］は元の情報構造の一部を消滅させることによって情報のグラニュアリテイ［13］を人間もしくは外部装置が要求する程度に合わせる操作である。これは情報損失操作であり、利用者の任意性を含む関数によって変換がなされるため、一度ファジー化されたら元の情報は復元できない。しかし人間にとっては煩わしさを取り去ってくれるので、その情報を再度利用する必要がない完全消費型の利用環境では効用がある。一般的には情報処理機構は高度化にともなってますます情報の構造化の程度が深まるが、いわばこれはそのような機械の最外側でその構造の一部を消滅させ、要求されるものとのマッチングをとる一種のインタフェースと考えるべきであろう。

これは一般の曖昧性の概念とは異なる。曖昧性とは本来はより深い構造を持つべき情報が不十分な構造化の程度にある状態あるいは不正確な構造表現の状態を表すもので、不完全な情報を利用することに起因する結果の曖昧度の評価機能の他に、新しいデータによって構造を修正する機能が存在せねばならない。例えば確率的評価では観測値によって分布のパラメータを修正する理論的根拠(たとえばベイズの定理)がある。このような機能は学習とも密接に関連し、AIシステムには不可欠なものである。これに対しファジー理論にはこの根拠がない。したがってこれを曖昧度と呼ぶのは相応しくない。

以上は記号処理におけるファジーの位置づけであるが、後述するニューラルネットワークのような非記号処理系とはその性質上結び付き易い。しかし上記の学習機能を欠くため、この結び付きは必然的というより便宜的なものに見える。

＊その他、マンマシンインターフェースに関連する諸技術として自然言語処理や図形／画像処理、知識獲得など、現実システムに必要な諸機能の研究は今後も必要であることは言うまでもない。しかしこれらは要素研究というより複合機能であって、モデルに基づく問題解決機能のような基本機能が確立された後、それを用いて再定義することによってはっきりした見通しが得られるものもある。

5.1.3　基本思考機能 (基本的問題解決法)

原問題の解決に関する上記機能の中でも最も基本的かつ普遍的なものが図表Ⅰ-1-5の基本的思考法ないしは基本的問題解決法であり、前節まで議論してきたものである[3]。このプロセスを明示的に表現するために、言語はモデル、その検証や修正のためのモデル変換およびこのプロセス自身を表現できねばならず、単に文字列の操作のみではなく、構造の表現およびその操作、構造と機能の関係の表現、高階記述によるプロセスの制御などが実現されねばならない。これを基本的枠組みとし、問題に応じて検証および修正のための方法を表す分野固有の知識を準備することにより多くの問題を表現することができる。この方法は仮説ないしモデルの表現を適切に定義することにより、

(1)モデルが問題の表現と等価な表現になり得る

(2)現在の仮説(モデル)の表現に過去の操作系列の結果をすべて含めることができ、次の動作を過去の操作手順を考慮することなく現仮説表現のみに基づいて決定できる。これは問題の表現と問題解決法の表現を分離できる

ことを意味する。

固定的に構造が与えられた基本思考法の動作は、制御内容によって大きな動作幅を持つことができる。これを決めるのは制御知識である。図表Ⅰ-1-2

の概念図を図表Ⅰ-1-6のように表すとより現実的になる。この図においては、要求と現モデルの特性比較表によって目標に対するモデルの状態を表し、それに基づいてモデル変換戦略が多数のモデル変換規則の中から望ましいものを選び出し、モデルに適用する。モデルの特性はモデル解析部によって求められる。

5.1.4　複合的機能

基本的思考法が直接適用できる問題は標準的な問題であり、原問題の多様性にこのままでは必ずしも十分に対処できない。原問題をこのレベルに落すためにこの上位にこれとは別の方法論が必要とされる。これらは基本思考法とは異なる別の方法であり、その中で基本思考法が用いられる。その意味でその上位機能として位置付けられる［3］。

＊問題分割／分散機能；

大規模問題の解決には原問題を分割して小さな複数の問題に展開し、さらに必要に応じて複数の処理機構に分散させることが不可欠である。協調分散の議論が最近活発になっているが［14］、例えばロボットが多数で協調的に作業するような環境のみでなく、問題の分割によって生じる分散化の問題が並列処理とも関連して現実問題として多い。

問題分割の際、分割後の小問題は基本思考方に基づいて処理される。そして分割の機能自体が基本思考法を用いて表されるので、全体は二重に基本思考法を含む構造を表現せねばならない。したがってこれら上位機能についてはこのような多重構造を表現する言語能力が要求される。これは他の諸機能についても同様である。さらにこの変換法を学習と組み合わせるような場合も考えられるし、あるいは、他の上位機能の基本思考法を決定論的方法に変換するようなことも考えられる。このような上位機能の組み合わせにたいしてはさらに多重の構造が必要になる。このような問題分割の表現については［4］を参照されたい。

＊時間制約；

プロセスの制御を効果的に行う方法を加えること、あるいはさらに問題解決プロセスに含まれる操作を部分的に可能な限り手続き化することが要求される［15］。

＊自然言語理解／図形理解；略

＊データからの学習；

従来の記号処理による閉じられた世界内での学習と異なり、開かれた世界でデータベース内の大量データから知識を抽出するような学習機能が実用的な技術として必要になる［16］。これは標本である観測値の集まりから対象の内部構造を表す一般規則を発見するもので、方法論としては一般規則の仮説を作り、それを統計解析手法等によって検証しながら修正するという基本思考法が効果的に用いられる。

＊知的教育(ICAI)；

知的教育機能は学習者モデルを構築し、それが望ましい状態に達するように行動(教育)計画を立案、実施し、学習者の反応によってモデルを変えるもので、教師と学習者間のゲーム的環境において教師側のプロセスを表したものである。これは基本問題解決プロセスの変形とみなすことができる［17］。

＊情報表現法間の変換機能；

与えられた情報を、それとは異なった形態に変換する。例えば多次元データの集合が与えられたとき、これをモデルとして持つ述語表現を求める。

＊問題解決法間の変換機能；

基本思考法あるいはそれを含む上位機能によって問題として表現される問題を決定型問題表現に変換する。基本的な問題解決法(基本思考法)を要した問題表現からこれと等価な決定型解決法を導くことは、これまでの科学技術研究の主たる目的であり、多くの分野でその結果が蓄積されている。問題発生のメカニズムから言えば、原問題は解が陽に得られる形で現われることは少なく、決定型問題として扱われるのはその一部に過ぎない。ここに非決定型問題として解かねばならず、したがって現行コンピュータ技術の範囲を越える多くの問題が発生する。

原問題表現を決定型処理の可能な問題表現に変換することは、一般化するなら宣言的に記述された問題を手続き的な表現に変換することでもあり[18,19]、プログラミングの基本部分と言ってもよい。実際、この変換のための知識が揃っていればこれが自動的に行われる。上記変換の方法を一つの機能として情報世界に組み込むことは、それを通して自動プログラミングの可能性を意味する。ここにプログラミング技法の抜本的な改良の可能性がある。

＊研究支援；

上記の問題解決法間の変換においてその方法が未知で知識化されていないとき、これを求める機能は研究行為である。変換に関わる知識を部分的に持ち、このプロセスを一部でも支援することができれば研究支援システムが得られる。ここでも基本思考法が重要な部分を占める。

5.1.5　思考支援機能

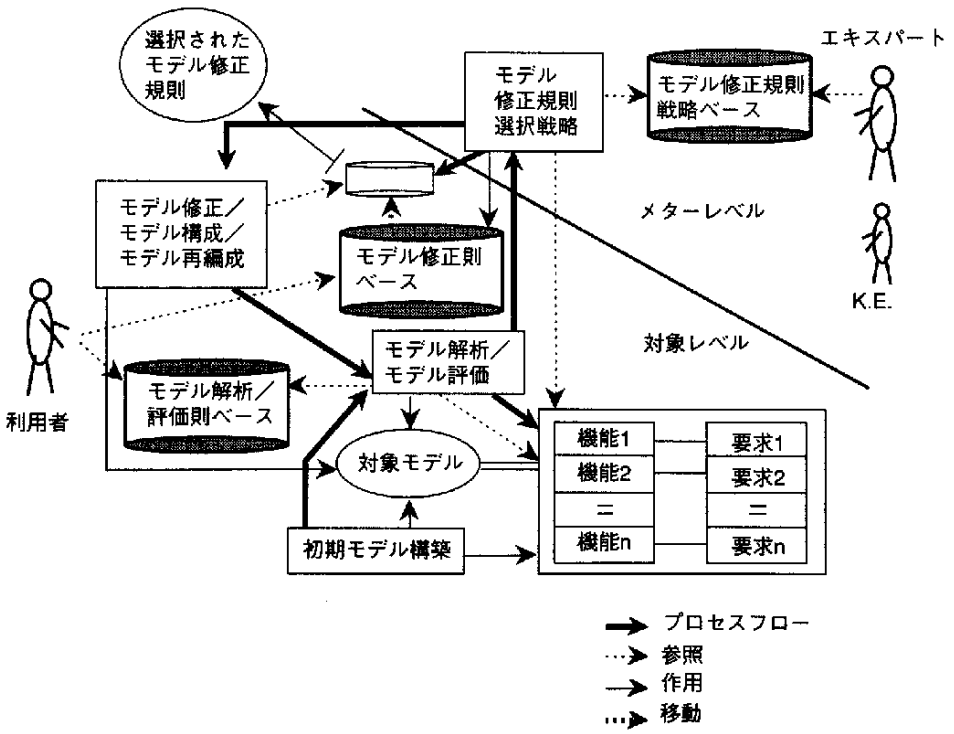
＊概念形成支援／発想支援機能；

上記の諸機能が働くときの入力は良く整理され、比較的完全に近い形で与えられていることを前提としている。しかし現実には入力は人間が与えるものであり、人間は必ずしも完全な形で入力情報を作ってはいない。人間は初めての問題に遭遇したときには自分自身の考えが明確でない場合の方が多い。AIシステム自身が人間の思考を助け、概念を整理するように働くことが望ましい。そのような概念整理や発想支援は具体的な問題解決の方法論と結び付くように表現されることが必要である。したがって発想支援の方法論が上記諸機能のさらに上位に置かれる[20]。

5.1.6　インタフェース

図表Ⅰ-1-5の情報世界の2次元表現において、下方になるほど機能が定型化され、物の世界としてのハードウェアに近く、上位のものほどより人間に近い情報機能を表わす。人間とのインタフェースは人間の情報世界とこのAIシステムの情報世界間の相互

図表Ⅰ-1-6　基本思考（問題解決）過程



関係であるが、人間の情報世界は極めて柔軟なので、その人の能力に応じてAIシステムの情報世界のどのレベルの機能とも対応することができる。ただしそこには適切なインタフェースが必要である。これに対しハードウェアとの対応は情報世界の手続き型言語のレベルでのみ可能である。

以上が図表Ⅰ-1-5に示されたAIシステムの情報世界の簡単な説明である。これはAIシステムが備える諸機能のごく一部に過ぎないが、これ以外のものも同様の考え方によって情報世界の中に配置される。

5.2　高次推論への疑問

一方、AI研究の中には現実の問題には容易に結びつきにくいと考えられる研究も多い。図表Ⅰ-1-5において、AI要素技術より上位に示した部分は高度情報技術として現実問題の解決支援という立場から今後のAI研究に期待される部分であるが、傾向としてこれまでのAI研究の主流とされてきたものとは異なっている。

＊論理的高次推論機能；

AI分野ではこれに相当するものが論理的言語に基づくさまざまな推論方式として研究されてきた。しかし通常は推論とは途中経過を含めて言語表現に基づいて文字列処理を行い、結果を導き出す機能である。これを上述の方法、例えば基本思考法と比較すると大きな違いがある。基本思考法においては処理過程において情報の変換や付加があり、レベル間のトランスファーや人間とのインターラクション、時には物理実験など複雑な動作や、言語化できない人間の直感などの機能を含む自由度があり、それによって初めて人間にとって有用な機能となっている。推論プロセスを文字列操作に限定してしまうと、機能が、記号推論の形式や、機械化の必要上やむを得ず制約的になっている言語の構文規則の範囲に縛られる。この結果、問題自体が記号的に整理された形で表される例外的な場合を除き、基本思考法が持つような問題解決の大きな可能性を失うおそれがある。これは言語処理系としての演繹推論と、それによって定義される言語によって表されるべき学習等の機能を、記号論的な意味で(表現形式上の類似から)推論として一まとめにされていることから来る。言語処理系としての推論は言語の構文規則に則って機能が定義され、推論も演繹で十分である。しかし、その他の機能は、たとえ形式的には推論として表すことが説明には便利であっても、その機能の実現には複雑な(前もって定義することが困難な)手法を必要とし、言語の構文内でそれを表すことは困難である。

また、演繹推論は別にして、与えられた情報以上の結果を求めようとする学習等の機能においては、処理結果が最初に入力として与える言語表現の組に依存する度合が強くなる。この結果、これらの方法の中には学習結果を予想して入力が作られるようなものがないとは言えない。学習のみでなく、推論を中心とした多くの機能が良く構造化された言語表現入力を最初から想定している。限定された範囲でのみこれらの機能が研究されていることになる。しかし現実問題の難しさは開かれた世界の中で最適な解を生成することであって、良く構造化された問題など期待できない。現実問題を良く構造化し、これらAI研究で得られた方法が適用できるようにすることのほうが、これら方法論そのものより遥に難しい場合が多い。したがってこのような方法の実用性はあまり高くはなり得ない。たとえ基礎研究であっても、その方法論は将来それが現実の場に置かれた時にも通用するべきものであり、研究方法はそれが果たすべき機能の本質を損なっていないかという批判的視点は忘れてならないことであろう。これら諸機能はいずれも開かれた世界で機能することを前提とせねばならない。

＊非単調論理、仮説推論その他；

またこの10年位の研究では不確実な知識の取得ならびに利用に関する論理的な研究が多くの関心を集めてきた。非単調論理［21］に代表されるこれら—

連の研究は真偽が必ずしも明確でない知識の取り扱い、特にその知識が後に否定される可能性を含む場合の論理式の集合としての知識ベースの振舞いを論理的手段で記述しようとするものである。時間の経過と共に記述が変化するという枠組みを想定している点では基本思考法も同様である。しかし基本思考法では表現の変化の内容を明示的に表すことによって積極的に知識の真偽を検証し、したがって知識ベース自身は固定的な知識の集まりとしての正しい結果に限定し、仮説のように変更され得る知識は最終的に固定されるまでは、これと分離して管理されている。この意味で知識ベース自体は単調論理として扱われる。非単調論理では知識の変化過程には言及せず変化するという事実のみに関心が向けられ、それを論理の枠組みに押し込めている。図表Ⅰ-1-5に示されたアプローチでは知識の変化過程を表現する機構になっているので基本思考法の上にさらに複雑な機能が定義されるが、論理の枠組みに押し込められた方法ではこのような上位への発展は困難である。

AI分野ではこの他に数多くの研究がなされているが、他は省略する。

6　AIシステムの枠組み

6.1　記号情報の処理

情報世界の構造を具体化するものとしてAIシステムの基本的枠組みが作られる。図表Ⅰ-1-5のような2次元の表現では基本思考法を多重に含むような宣言型言語の重要な内部構造が表現できない。同様に物としてのハードウェアの構造およびそれと情報世界の構造の関連がはっきりしない。

処理機構の多重構造を実現するには多重のメタ表現の可能な言語が必要である。基本思考法が固定された構造のものでありながら制御機能によって動作モードが大きく変わるが、一般に、構造の固定された上位(メタ)レベル表現が下位レベルの多様な動作を実現する。この機構をさらに上方に延ばしてゆくことにより、全体としては静的な機構表現でありながら、各レベルの知識ベースの内容によって極めて複雑な状況に対応するシステムを実現することができる。AIシステムにとってこのような多重のメタレベル機構は不可決である[3]。

以上述べてきたことを考慮して、3次元の空間でAIシステムの枠組みを表わしたのが図表Ⅰ-1-7である。ここでは言語の処理系を垂直面で、それによって定義される言語による表現を水平面で表している。それぞれの面で記号に付与される情報の意味が異なり、記号に対して面間で解釈の変換が必要になる。(A)の部分は従来の von Neumann 型コンピュータを表わし、これに(B)の部分を加えた全体がAIコンピュータを表す。図表Ⅰ-1-5の情報機能図に対して図表Ⅰ-1-7は構造図であり、図表Ⅰ-1-5の諸機能は図表Ⅰ-1-7の枠組みの中で個々に記述される。それらは宣言型言語面内のいくつかの記述階層にまたがって表現される。

[言語]

手続き型言語面内では表現の階層性は明示的には現われないが、宣言型言語では記述された文に関する記述が可能な言語構文となるので、適切に言語を問題解決することにより宣言型表現面内には、多階層のメタ記述構造が実現される。この際、言語処理系と共にレベル管理のシステムが必要となる。これらはいずれも下位言語である手続き言語を用いて実現される。各レベル内では宣言的記述がなされ、上位レベル記述は下位レベル記述を記述対象として内部に含む。この条件の下で、すべてのレベルで同一の言語が使われることが望ましい。どのレベルにおいても宣言的言語の評価機構として手続きプログラムが利用できるメカニズムが必要である。このメカニズムによって宣言的記述の中に任意の手続きプログロムを取り込むことができ、データベース等の利用も可能になる。

[ハードウェア]

ハードウェアの内部もいくつかの階層からなっている。情報表現の最小単位であるビットから、その組み合わせである文字や語、語の組み合わせである単文命令)、さらにその逐次的な並びである文章(プログラム)を順次定義しており、それぞれの表現に対応するハードウェア要素がある。これらはゲート、レジスター、プログラムメモリーなどと、それらの処理回路である。上記の情報要素は外部で作られた一定の約束のもとで上位のものが下位のものの組み合わせで表されている。例えば語は符号化規則のもとでビットの組み合わせで表される。この約束は対応するハードウェア要素の回路結合によって実現されている。

6.2　非記号情報の処理

以上は記号的に表わされた情報の範囲の議論である。AIは本来記号情報の世界を対象としてきたが、近年のニューラルネットワークの研究は従来のAIとも密接な関連を示し、これらの相互関連が論じられるようになった。システム的な見地からすればこれはAIの世界の拡大といえるが、ニューラルネットワークは、物の世界の構造の一形式であり、記号情報処理のためのハードウェア構造と異なるものとして、その機構を研究する独自の領域を形成する[22,23]。したがってここではニューラルネットワークの内部構造には立ち入らずに、AIシステム内の位置づけにのみ言及する。

人間とコンピュータについて、「物によって作られる処理機構」と「情報」の対応関係について考察しておく。人間の場合、これは言うまでもなく脳および神経網からなる生理的構造とそれによって処理される情報の関係である。情報の形態も記号化されたものと非記号的なものがある。「物ー情報」関係は大脳生理学や神経生理学等の発達によってある程度の知見は得られてきているものの、記号情報の処理メカニズムは解明されていない。一方、コンピュータの世界では記号情報に対応する「物」として今日の論理回路が開発され、特殊な「物ー情報」関係を形作ってきた。記号処理以前の部分に関しては、人間の生理的機構による処理機能を模擬したニューラルネットワークが登場してきた。パターン認識など、元来記号化されていない情報の処理には非記号情報を直接処理する機構の方が適している。

人間の生理的機構は情報処理のすべてを行っているので、もしそのメカニズムが完全に解明されれば、コンピュータの世界でも論理回路に代わってニューラルネットワークによって非記号処理から記号処理の全域にわたって同一の機構で処理することのできる新しいコンピュータを実現することが原理的には可能なはずである。このためにはニューラルネットワークによって図表Ⅰ-1-7のハードウェアの階層に対応する構造を作る必要がある。この構造において階層間は(符号化等の)外部で定めた約束で関係付けられているからである。記号化に関するこのような約束が回路的に実現されるが、文字に関する約束、その上での構文法に関する約束のように約束が階層的に定められるので、回路もこれに対応して階層化する必要がある。図表Ⅰ-1-7において太線の矢印は上位処理機能が下位の表現によって表され(実現され)ることを示す。例えば逐次命令取り出しの機構は直下の命令の表現と共にさらに下位のレジスターレベル、ゲートレベルの表現を用いて実現されている。このように上位の表現を下位表現に落とす処理機構が下位のレベルの表現のみを用いてボトムアップに定義されることが機械の実現に他ならない。記号処理ではこのようにしてすべてが論理回路に展開されるが、ニューラルネットワークでこれを実現するとしたら第一義的には最下位の処理機構が論理回路とは異なる網回路であると同時に上位機構を下位表現で実現する上記メカニズムも網回路で実現せねばならない。

現実としては、記号の処理を実現する機構が実現されていない現在、ニューラルネットワークの利用

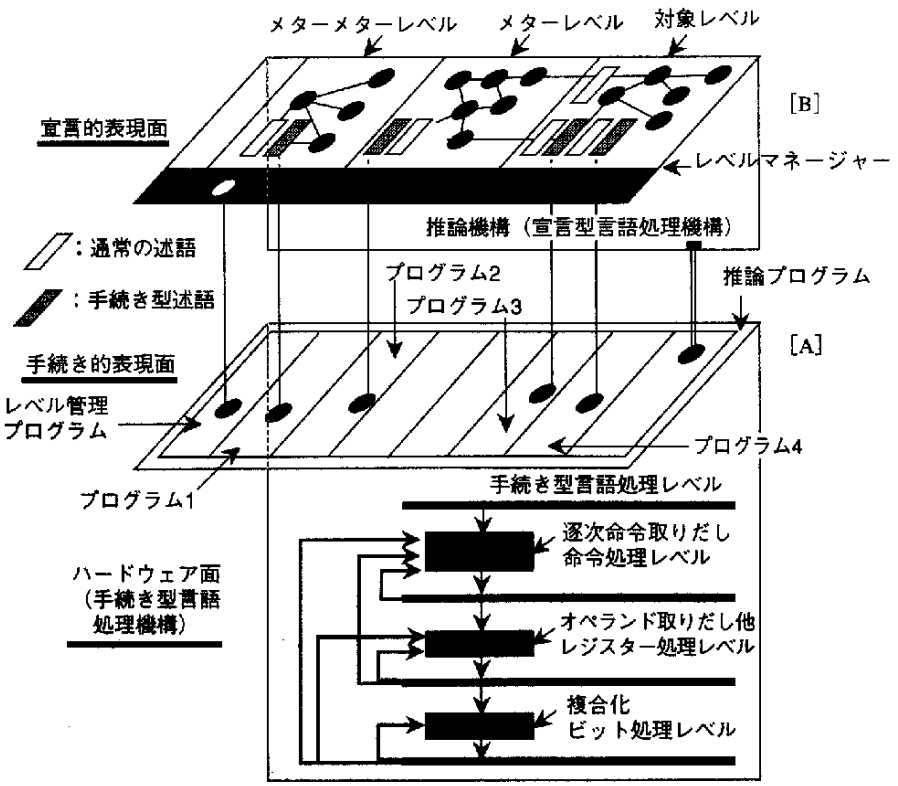
は記号を介しない情報処理に限定される。これでは異なった機能を持つニューラルネットワークを目的に合わせて統合するような機能をニューラルネットワーク自体で実現することは困難なので、当面はニューラルネットワークのメカニズムを記号処理系のプログラムで模擬し、記号系のAIシステムに組み込んで、それを特種機能の処理装置として知識で制御する構成となろう。ニューラルネットワーク自身は閉じられた範囲内で学習をする単能機械から外部条件に合わせて成長するより複雑な構造のものへと発展して行く可能性がある。

7　結び

AIが伸張期を経て再び技術的に低迷期に入ったように見られている現在、AIへの関心は一頃に比べ低下していると言われている。しかし情報技術の発達が社会に大きな影響を及ぼしてきた歴史を振り返り、AIが新しい情報技術を産み出そうとしていることに思いをいたすなら、AIも含めた情報技術の将来像の見通しは誤らぬようにすることが重要である。情報技術の発展の歴史的経過からAIの将来像を探るのが本稿の目的であり、その必然的結果として、情報技術としてのAIの目標は自律機械にあるとするのが本稿の立場である。自律的処理を可能にするための第一の条件は高度の知的機構の実現にある。同時に自律的処理の過程には多様な意思決定が含まれ、このための適切な情報が機械としてのAIシステム内に不足している状況は常に起こりえるので、利用面では人間との関係が重要になる。このときの人間との会話機能は高度のものになる。AIの研究はこれらの実現のために行われてきたと言える。

しかしこれまでのAIの研究は必ずしも高い実用性

図表Ⅰ-1-7　AIシステムの構造



を示しては来なかった。この理由は一つには新しい技術が発展する際の必然的過程として、これまでのAIの研究は主として要素研究として行われてきたことが挙げられる。要素研究とはシステムを構成する要素技術の研究である。その研究アプローチは狭い範囲の現象あるいは概念をできるだけ純粋な形で取りだし、他の諸概念から切り放して追求し明らかにしてゆくものである。どの分野でも萌芽期においては研究対象に関する知見が乏しく、これを充実させるために要素研究が先行せねばならない。AIの分野でも知識表現、推論、学習、探索などAIの基礎概念とされたものから、自然言語処理・理解、画像処理・理解、定理証明など、本来はより総合的に進められるべき研究も、実際には要素研究に近い形で行われてきた。自律的システムを実現するにはこれらの要素技術を有機的に統合すること、それによって実世界で真に意義のあるAIシステム像あるいはAIのパラダイムを確立することが必要である。この意味で現在は 要素研究からシステム化の研究へ、AI研究の一つの転換期にあるとも言える。

体系化のためにはこれまでの研究で得られた成果を有機的に関連付けることが必要である。しかし従来の研究成果のみでただちに体系化の見通しが得られるわけではない。これまでの要素研究は体系化の視点を欠いたままなされてきたため、体系化にとって必要な機能がすべて整っている保証は無いからである。一般論として、要素研究はシーヅオリエンテッドでボトムアップに行われるため、たまたま見いだされた問題が拾い上げられて研究対象になってゆくという色彩が濃い。体系化のためにはトップダウンの視点からAIシステムの新しいパラダイムを確立してゆくことが必要であり、その実現のために不足している要素技術あるいは要素技術を関連づけるために必要となる新技術を浮き彫りにする努力もなされねばならない。これには要素技術に関する知識、システム化の技術から、想定されたシステム像と周辺分野との関連に到る広い視野が必要である。この過程において、AIと従来のコンピュータ科学との関連も明らかにして行かねばならない。これらはいずれも情報の処理に関わる技術という点では共通であるが、利用者の立場から見たとき本質的な違いがある。体系化という目的を達成するために、これからのAIシステム研究には以下の手順が必要とされよう。

1)広い領域にわたる多種問題の観察と分析
2)問題解決の方法論の分析と必要機能の抽出
3)問題解決過程の表現の確立とそこで必要な要素技術の配置
4)問題解決法の表現に適した言語とシステム論理構造の問題解決
5)各要素技術とシステム論理構造のコンピュータ技術による実現

AIの実用化が予想されたほど進まない第2の理由として、AI研究者の研究姿勢が挙げられる。AIを新しい情報技術として開花させるにはさまざまな問題を解決せねばならず、しばしばそれは従来の情報技術の研究方法の枠組みを越える。新しい技術は従来の技術を越えるが故に研究対象とされるのであるが、新しい技術開発には新しいアプローチが必要であり、従来技術と同じ考え方の下で良い成果が得られる保証は無いからである。

今日、AI研究としては、新しい情報技術としてのアプローチと認知のメカニズム定式化とその機械的な実現という2つの流れがあり、いずれのアプローチにも問題がある。前者の場合の問題点はAI研究が従来のコンピュータ技術開発と同じアプローチあるいは考え方の下で進められている。特にソフトウェア技術の根底の部分で従来の技術から脱し切っていない。局所的にAI固有の技術が散りばめられては居るが、このような方法で得られるのは従来の情報技術からの飛躍的な発展ではなく、従来の技術の一変形に過ぎない。この結果、AIには従来の技術では解決されず、iしたがって抜本的にそれを解決する新しい技術が要望されているにも関わらず、結局従来

と同じ問題を抱え、局所的に多少の改善が見られる程度の技術に落ち着いてしまっている。これには研究者の意識の切り替えが必要である。AIのように革命的とも言える新技術の可能性を秘めた分野においては、基礎研究から実用化に至る極めて広範囲の研究が要求されるが、多くの研究者がその全体を見ようとしないで最初からその細部に入ってしまっている。しかもその際、実用性に近いところを避けている傾向がある。その結果、現在のAI研究成果の多くは周辺の諸分野からの期待に応えるものとなっていない。ときにはAI研究者の中にそれで良いという奇妙な割り切り方が散見される。科学技術の研究において現実問題との関わりを無視して発展したものは無い。個々の研究者は少なくとも自分の研究が現実問題とどのように関わるか、自己の研究成果を現実の問題と結び付けるためには何をすれば良いかを、抽象的な概念としてではなく、できる限り具体的に説明できるように努力すべきであろう。

またこれまでのAI研究のもう一つのアプローチは認知科学的に観察された人間の知的能力を研究対象とし、それを記号表現として定式化し、機械化を図ることであり、その方法は定式化する範囲をうまく限定し、それをできるだけ単純な数学的あるいは論理的モデルで表すことであった。このアプローチにおいてもAIが実用性を欠いている一つの理由は、問題は分割され整形されていることを前提として内部の処理方法を議論することが主であり、実問題をこのレベルにまでブレークダウンすることは含めないこと、研究対象の範囲が研究者自身の認知科学的な観察によって自己内観的に見い出される表面的で素朴な知能の範囲に偏っている点にある。人間の知的活動の範囲はそれ以外にも広がっている。例えば、設計の方法論のように長年にわたって多勢の人によって築かれてきたものがある。これを学ばずに如何に自己の心を覗いても決してそれが問題として見い出されることはない。今日AIシステムを問題解決するうえで最も重要なことはこのような人間の精神活動に対応する情報世界について正しく知り、その上でコンピュータのための新しい情報世界を定義することである。そしてこのことは第一の理由として挙げた体系化の視点につながって行くことでもある。

＜参考文献＞

[1] 井上克巳；アブダクションの原理、人工知能学会誌、Vol. 7, No.1, 1992

[2] 米盛裕二；パースの記号学、勁草書房、1982

[3] Ohsuga,S.:Framework of Knowledge-Based Systems, Knowledge- Based Systems, Vol. 3, No.4, 1990, pp.204-214

[4] Ohsuga,S.: How Can Knowledge Based Systems Solve Large Scale Problems-Model-Based Decomposition of Problem Solving, Knowledge-Based Systems, Vol.5, No.3, 1992 (to appear)

[5] 小林重信；事例ベース推論の現状と展望、人工知能学会誌、Vol.7 No.4, 1992

[6] 沼尾正行；説明に基づく学習ー領域固有の知識を用いたアプローチー、人工知能学会誌、Vol. 3, No. 6, 1988

[7] Ohsuga, S . and Yamauchi, H. ; Multi-Layer Logic-A Predicate Logic Including Data Structure as Knowledge Representation Language, New Generation computing, Vol.4 , 1985

[8] 大須賀節雄；AIマップーAI研究のあり方、人工知能学会誌、Vol. 7 No.5, 1992

[9] 西田豊明；定性推論に関する最近の研究動向(1) & (2) 基礎技術の進歩、情報処理学会誌、Vol. 29, No. 9 & 11, 1988

[10] Lenat, D.B., Guha,R.V.: Building Large Knowledge-Based Systems, Addison Wesley, 1990

[11] Lenat, D.B. et. al : Cyc : Toward Programs with Common Sense, Comm. ACM, Vol.33, No.8, pp.30-49, 1990

[12] 向殿政男：ファジー推論ー１＆２、人工知能学会誌、Vol.6, No.4, 1991およびVol.7, No.1, 1992

[13] Hobbs, J. R.: Granuality, Proc. IJCAI-85,

[14] Bond, A. H. and Gasser, L. ; An Analysis of problems and research in DAI, In Readings in Distributed Artificial Intelligence, Chap.1, pp. 3-35, Morgan Kauffman Pub. 1988

[15] Laffey, T.J., Cox, P.A., Schmidt J.L., Kao, S.M. and Read, J.Y. ; Real-Time Knowledge-Based Systems, AI MagazineSpring 1988, pp 27-45

[16] Piatetsky-Shapiro, G. & Frawley, W. J. (ed.) : Knowledge Discovery in Databases, AAAI Press / The MIT Press, 1991

[17] 大須賀節雄：知的教育システムに望む、人工知能学会研究会資料、SIG-IES-9201, 1992

[18] Kaiser, G.E., Feiler, P.H. and Popovich, S.S. : Intelligent Assistance for Sowtware Development and Maintenance, IEEE Software,Vol. 5, No.3, 1988

[19] 小林聡、大須賀、堀、山内：トレースを利用した戦略の獲得と知識の 分類方法、電子情報通信学会論文誌, D-II Vol. J74-D-II No. 8, 1991

[20] Hori, K.and Ohsuga ,S.: Assisting the Articulation of the Mental World, Proc. First Japanese Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop JKAW '90, 1990

[21] McDermott : Non-Monotonic Logic II, Journal of ACM, Vol. 29, No. 1, 1982

[22] 日本情報処理開発協会；人工知能の技術と市場の動向に関する調査研究報告書、1992

[23] Rumelhart, D. E., McCelland, J. L. and the PDP Research Group; Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol.1 and Vol.2, The MIT Press 1986,甘利俊一監訳；ＰＤＰモデル－認知科学とニューロン回路網の探索、産業図書

第2部　AIの現状と展望

1　AI利用の現状と展望

1.1　総合AIビジネスの展開

この時期、バブル経済の影響を受けて国内の主要な企業が減益決算を報告している。不況を知らず高い成長を遂げてきた情報産業、とりわけソフトウェア産業も今回は大きな打撃を受けている。

このような状況から、人工知能(以下AIという)ビジネスも、AIプログラミング言語やエキスパートシステム開発支援ツールなどのAIソフトウェア製品やAI応用システム開発技術などに特化していたものが、AIをソフトウェア開発の一手法としてとらえ、システムインテグレーション(SI)やアウトソーシングなどのシステム構築のコンサルテーションからソフトウェア開発運用までの総合サービス事業に組み込んで新たに展開するようになっている。

いずれにしてもAIビジネスは、エキスパートシステム開発支援ツールのみを単独で販売する時代は終わった。現場のエンドユーザ自身がエキスパートシステムを開発する時代からプロフェッショナルなソフトウェアハウスにまかせる時代になってきた、ということである。エキスパートシステムで問題解決を図るテーマの選択、知識ベースの構築、ユーザインタフェース用画面の設計開発、最適なツールの選択、エンドユーザに対する訓練などで、経験豊富なソフトウェアハウスの能力を活用しようとするユーザ側の要求に応えようとするものである。ソフトウェアハウスがシステムインテグレータとして事業を行う背景には、従来のデータ処理システムに対するノウハウとエキスパートシステム開発ノウハウを統合化してユーザの求めるシステムを開発し提供できる技術集団という性格がある。

エキスパートシステム構築ツールは、どのような問題にも適用できる汎用型から、問題の領域に対応するドメインツールが製品化されている。例えば、診断型問題向き、計画予測型問題向き、スケジュール作成向きなどである。また、適用問題のレベルアップに応じて、規模や性能の拡大に対応できるようパソコン用からワークステーション用、汎用機用と知識ベースが継承できるよう配慮している。ユーザインタフェース開発のために、ハイパーメディア用ツールを利用できるようにするのも最近の傾向である。

1.2　データ処理から知識情報処理へ

AI応用システムについて、インテリジェント・ソフトウェアという言葉が話題になっている。人工知能(AI)というと、いかにも人間と同じようにコンピュータが考え判断するといった機能を持っているかのような錯覚を与えかねないが、現在のエキスパートシステムは、人間の知識や経験を蓄えておいて利用しているに過ぎない。それは、インテリジェント・ソフトウェアと呼ぶべきだ、というのである。この考えは、すでにAI研究者のファイゲンバウム博士が20年前の国際会議で、エキスパートシステムはAIではなく知識利用システムである、知識の利用について研究する知識工学が必要であると提唱していることと符合している。このような議論が再びなされること自体が、AIが新たな段階ーすなわち実用定着化の段階に入った証であろう。

ユーザにおけるコンピュータ利用のシステム化は、1970年代の省資源・省エネルギーのキャンペー

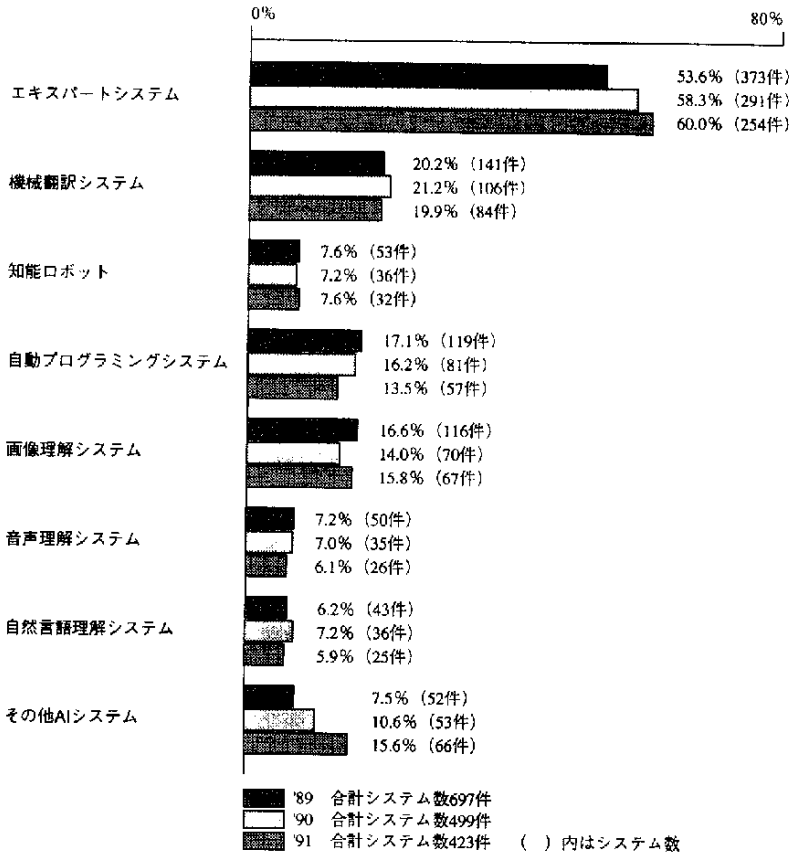
ンとともに革新的に進んだ。経営基盤を支える基幹情報システムとして構築され、その後の飛躍的に増大拡張した生産活動や販売活動を可能としたことは多くの認めるところである。また、情報システム自身も情報技術の発達やネットワーク化により大規模になってきている。今後はこれらの大規模化した基幹情報システムをどのように活用していくかが重要な課題となってくる。

戦略情報システム(SIS)やコンピュータ支援生産システム(CIM)といった新しい概念は、21世紀を見通した90年代の情報戦略として量的な情報処理から質的な面に展開を求める考え方を提唱したものといえよう。このことは、重点がデータ処理から知識情報処理へ移行していき、広義のAI技術が重要な情報技術構成要素として新たな位置づけを与えられるであろうことを示している。

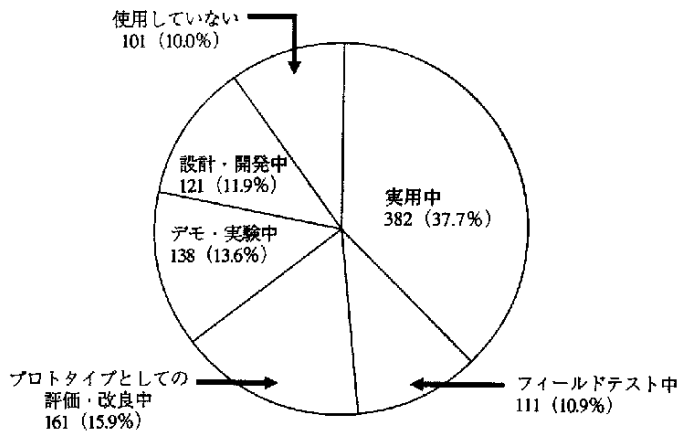
1.3　AIシステムの導入状況

国内における今回の調査対象事業所のうち26%が何らかのAIシステムを導入していることからも分かるように、中堅企業を主体にAIの利用意識が高まっている。図表Ⅰ-2-1、AIシステム別導入事業所割合

図表Ⅰ-2-1　AIシステム別導入事業所割合



図表Ⅰ-2-2　エキスパートシステム開発段階別割合（1991年）



摘要：合計システム数　1014（1991年）

に示すように、AI導入事業所のうち60%の事業所が専門家の知識を利用するエキスパートシステムを導入利用している。3年間の推移を見ると増加傾向を示している。次に機械翻訳システムは約20%で3年間ほぼ同じ割合である。自動プログラミングシステムは13.5%で90年調査に比較して2.7ポイント減少している。その他システムには、ファジィシステム、ニューロシステムを含めたこともあって5ポイント増加している。AIシステムを導入していないと回答した事業所(74%)でも61%がエキスパートシステムを導入検討中または導入したいと回答している。

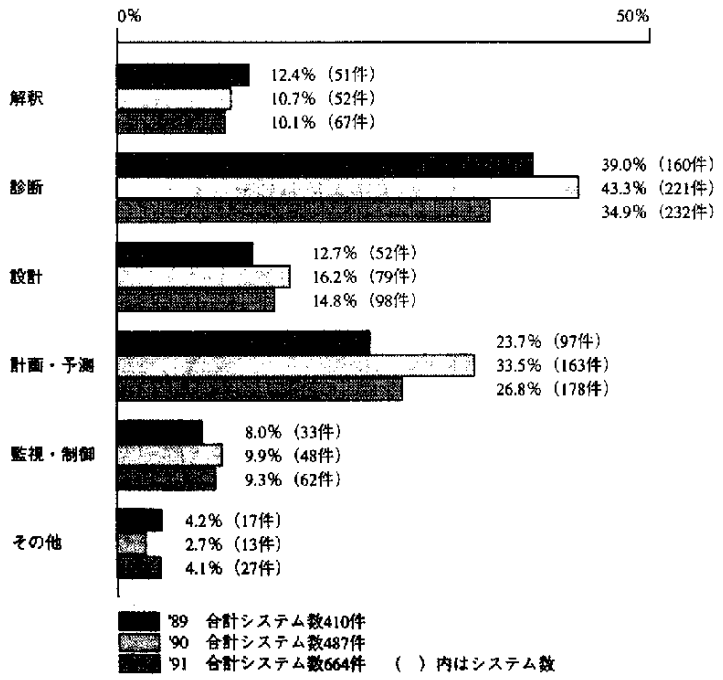
エキスパートシステムは、知識ベースと推論機構および知識ベース管理機構とから構成されており、ある特定の分野の専門化の知識に基づいて構築された知識ベースを推論機構が解釈し推論することによってユーザの問題解決を行う、と定義されている。このエキスパートシステムは図表Ⅰ-2-2、開発段階別内訳に示すとおり、年々実用化の割合が増加する傾向にあり約30%に達している。しかしながら開発はしたが利用されていないシステムが10%を越しているのも最近の傾向である。エキスパートシステムの対象領域別内訳は図表Ⅰ-2-3に示すように診断型から徐々に計画予測型、設計型のシステムが増加する傾向にある。エキスパートシステムの開発利用における問題点としては、開発者がシステムや知識ベースの維持保守(43%)、知識獲得に障害がある(42%)、知識ベースの保守(32%)が高く、システムのレベルアップや知識ベースの更新などに新しい対応方法を模索しているところである。

エキスパートシステムの導入利用の実態について、建設業、鉄鋼業、情報処理サービス業等の主要産業における概況を以下に紹介する。

①建設業は、建築物の強度計算、設計図作成などを主体にコンピュータの利用がかなり早い時期から進められていた。AIの利用も土木学会情報システム委員会AI小委員会が中心となって技術的な研究指導を行うとともに企業の開発努力により、計画、設計、施工、維持管理などのすべての業務にエキスパートシステムの開発が行われている。例えば、建設工程計画作成支援システムは、鉄筋コンクリート構造物工事の工程計画を立案するもので工程ネットワークの自動生成機能、工事機械や資材などの工事用資源選定機能、仮設工法自動選定機能、所要日数推定機能などから構成されている。このほか、土地利用コンサルーションシステム、都市トンネル掘削工法選定システム、山留め施工支援システムなどである。

②鉄鋼業は、コンピュータの導入による合理化を積極的に進めているが、AIの利用面でも他の産業に増して開発導入に熱心で、すでに、高炉操業、熱延自

図表Ⅰ-2-3　ESの対象領域別内訳



動化ヤード運行制御、鉄鋼工程スケジューリングなどの基幹的な業務のエキスパートシステムを開発導入して十分な効果をあげている。近年適用されているものとしては、連鋳湯面制御系オンライン故障診断、電機設備診断、酸素工場空気液分離装置自動運転、形鋼工程溶製方案作成などのエキスパートシステムである。今後は、適用業務を拡大するとともにシステムのレベルアップに取り組んでいく段階にある。

③情報処理サービス業は、他産業の情報システム開発や情報処理を支援する産業として、エキスパートシステム構築技術を含むソフトウェア技術をはじめとした情報技術を蓄積している。自産業内のAI利用となると紺屋の白袴的なところが見られるが、積極的に取り組んでいる企業では、通信ネットワーク障害対策、大型コンピュータ運転操作支援、バッチ処理管理支援、ソフトウェア開発見積作成、ソフトウェア開発の検査工程作業支援、ネットワーク設計支援などに適用するエキスパートシステムを開発している。

1.4　今後の課題

1990年の米国AI学会で学術研究と産業界の実用レベルの遊離が指摘された。わが国では、これまで述べたように、産業界が実用エキスパートシステムの開発利用を積極的に進めている。しかしながら、現在のエキスパートシステムは専門家の知識に依存するシステムであることから実用化の限界が見えている。産業界が期待するエキスパートシステムを中心に拡大発展させるために、多くの課題を解決する必要がある。主な課題は次のとおりである。

①組織中心から個人ベースのコンピュータ利用への対応

情報処理システムの変遷過程を振り返ると、大型汎用コンピュータによる情報の集中管理利用から、オフィスオートメーション導入の試みを経て、現在は企業におけるコスト意識と半導体を中心とした技術革新によりダウンサイジング化が加速している状況にある。その結果、パソコンやワークステーションが企業の各個人毎に配置され、それらをLANで結合する利用形態となってきている。

この状況から、従来の数値を中心とした情報の加工・利用に加えて、各個人の情報利用を支援するニーズが強くなり、ここに属人的情報を取扱うAI技術の活かされる領域が広がる可能性があり、この方向での研究開発が課題となろう。

②AIに対するニーズとシーズのギャップの解消

エキスパートシステムを中心とするAIシステムの導入・利用の進展に伴い、AIユーザ側からAI製品やAI製品提供者(AIベンダー)等に対する次のような不満・要望が顕在化してきている。

- 操作性の不満足ーマンマシンインタフェースの不十分さ、ハードウェアの処理速度、等。
- 技術状の問題ーAIシステム構築方法の未確立、既存データベースとの統合、知識獲得の困難さ、開発ツールの不足、等。
- ベンダーへの要望ー割高なシステム開発コストと見積り根拠の不明確さ、ベンダー側の要員・技術力不足とメンテナンス対応不足、教育指導内容と具体的問題とのずれ、等。

これらの問題点の解決を図るためには、単にAIベンダー側に課題を押しつければよいというものではなく、AIベンダーと提供されるAI製品・サービスおよびAIユーザの相互関連の中で考えてゆかねばならないだろう。図表I-2-4は、エキスパートシステムを中心とした相互関連を示したものであり、ユーザとベンダーの冷静な判断の材料を提供している。

③AI関連技術の研究開発の推進と普及

情報処理システムおよび機器をさらに人間にとって使い易いものとするためには、感覚・感性をも含めて人間にフィットしたものとしなければならない。この方向での「リアルワールド・コンピューティング」技術の研究開発を目指して技術研究組合新情報処理開発機構(RWCP)が発足し、研究を推進し

ている。

また、個別企業における知識ベース構築の経験を踏まえて、公共的な大規模知識ベース(VLKB: Very Large Knowledgebases)構築の必要性が増大している。

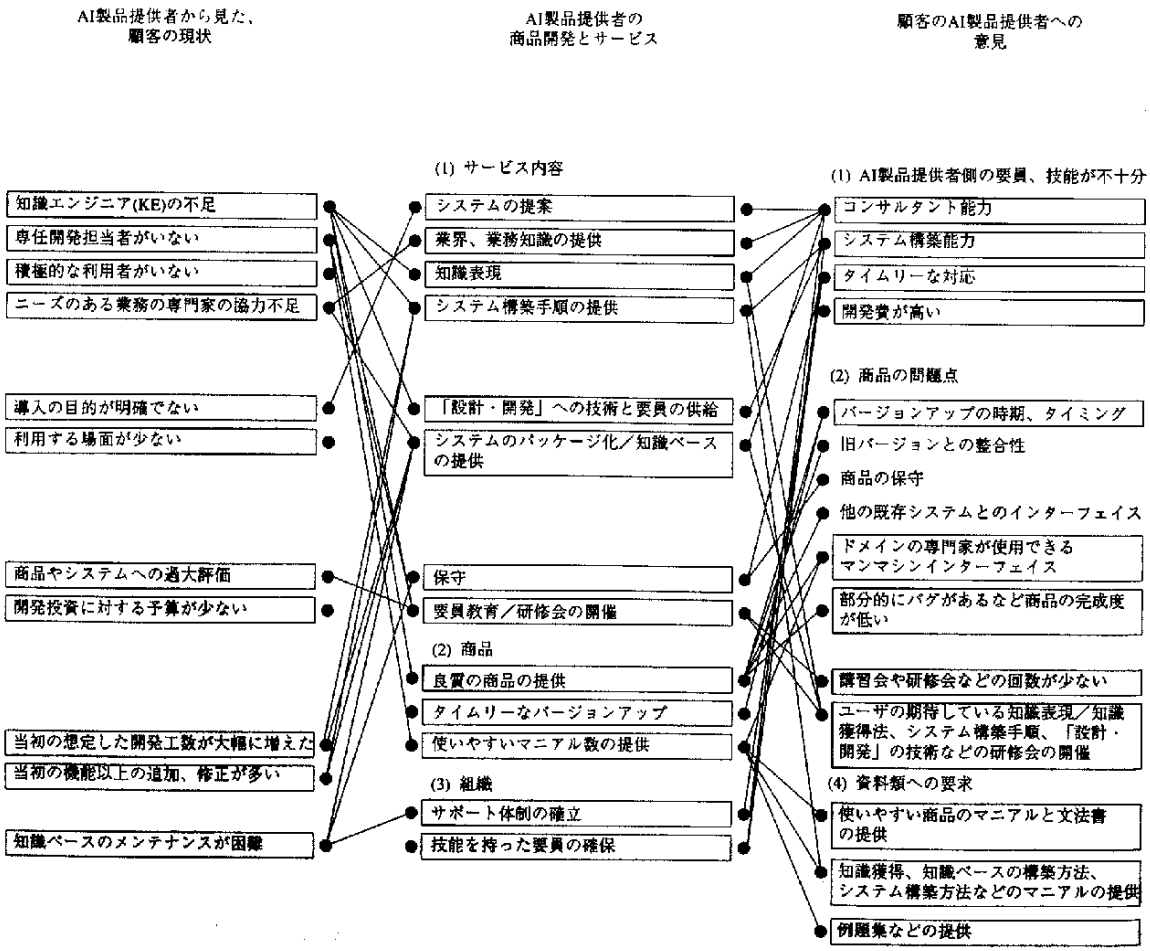
さらに、AI技術の普及を図るためには、財団法人新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)により研究開発された第五世代コンピュータ関連成果を広めるとともに、従来は先端技術の普及がともすると不十分であった中小企業や地域企業への普及活動も求められるようになろう。

2　AI技術の全体動向

2.1　はじめに

人工知能の研究は、人間の知的機能を実現するコンピュータプログラムの開発を目指して、コンピュータの出現とほぼ同時に開始された。その中には科学的に人間の機能の実現を追及するアプローチと、その技術を工学的な問題に応用するアプローチの二つが存在する。AI技術と言ったときには、その後者

図表I-2-4　AI普及と促進のための相関図



の立場に立っている。

AI技術は、その解法がアルゴリズムによって明確に定まっていないような問題を解くための有力な方法として、これまで各種の分野に応用されてきた。その一つの特徴は、その方法として人間の専門家の推論方法をそのままの形で取り入れていることである。そしてそのようなことができるようにシステムの作り方が工夫されている。例えばルールによる知識の表現や、それを用いた推論による問題解決がその典型的な方法である。AI技術の第2の特徴は、それが常に新しいソフトウェア技術の開発に貢献してきた点である。そのためAI技術は、高度なソフトウェア開発技術と見ることもできる。このような性質によって、AI技術は、単にある特定の、例えば診断問題のための技術にとどまらず、人間の専門家が活躍するより広い分野で、さまざまな形で応用されている。

しかしながら、その技術は万能薬ではない。できる事には自ずから限界があり、応用はその範囲内でしかなされていない。技術体系は階層性があり、より基本的で簡単なものからより高度で複雑なものまで層をなしている。そのうち実際に応用されるのは、技術として固まった、あるいは枯れた部分に限られる。

新たな技術の確立は、研究開発の役割である。AI技術はその先進性により研究開発の重要性が特に高い。また、それが問題解決の方法論に深く係わっているので、新たな技術は一般性のある新たなパラダイムとしての可能性を秘めている。

2.2　人工知能の新しいパラダイム

近年、特に注目を集めているパラダイムに、ニューラルネットワーク、制約充足、非演繹推論の形式化、分散人工知能、などがある。これらのパラダイムは、従来の人工知能システムの限界を打ち破る画期的な技術として期待を集めている。また、人工知能に係わるコンピュータ技術について言えば、その高速・大容量化の傾向が顕著になりつつある。

2.2.1　ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、従来の記号処理に基づく人工知能に対して、より自然界の生の情報形態である信号レベルを直接扱うことにより、新たな機能の実現が期待されている。特に学習機能については、判別関数の自動獲得などの機能が自然に実現される。また、信号レベルでの学習はノイズに対して強いことも知られている。ニューラルネットワークのもう一つの側面は、超並列計算の機能である。その特徴は、アナログ的であり、精度は十分ではないが大変高速である。また、平面、あるいは空間の距離に応じた、例えば引力のような関係を局所的な制約の積み重ねとして扱い、アナログ的に計算することができる。そしてこのような機能は、自然言語理解のような論理的な制約充足問題にも役立たせることができる。論理的な制約自身は、最終的には記号処理の力を借りて充足させることが必要であるが、数多くの制約をどの順番で充足させるかを決める、すなわち制約充足計算の制御にこの機能が使えるわけである。制約充足にとって、その計算制御は、計算の組合せ的爆発を防ぐ意味でも大変重要である。実際には、この種のアプローチはまだ一般的ではないが、研究はすでに開始されている。特に制約論理プログラミングの枠組みの中で、この種のアナログ的な制御を導入することがすでに試みられている。ニューラルネットワークについては、次章および第Ⅲ編第2部ハイライト技術においてより詳細に紹介されている。

2.2.2　制約充足

制約充足は、歴史的には、1970年代初頭に画像理解の手法の一つとしてWaltzやMack-worthによって研究が始められた。それは線図を立体図形として解釈するときに、どこが凸でどこが凹であるかを判定するときの手法として開発された。線図の解釈は、図形全体として矛盾があってはならない。そのとき制約の連立方程式を解けば良いわけである。当初は、

制約集合を漸次解くアルゴリズムが、制約伝播という形で開発された。最近、制約充足は、二つの面で注目されている。第1は、論理プログラミングとの統合である。制約処理は元々論理プログラミングと同様に宣言的であったが、制約論理プログラミングでは単一化(unification)を拡張することによって制約処理を行っている。これによって論理プログラミング言語の枠組みで制約充足問題が簡潔に記述できることが明らかになった。第2は、オブジェクト指向プログラミングとの統合である。オブジェクト指向プログラミングでは、プログラムを現実世界の構造を反映させて組み立てることができるが、一般的な推論エンジンが備わっていないのが普通である。制約充足はオブジェクト指向プログラムでの一般的な推論エンジンの役割を果たすことができる。人工知能の応用システムに対しても制約充足は多くの分野で脚光を浴びつつある。それは多くの領域において、問題をそれらの領域に適した制約式によって容易に表現できるからである。自然言語処理や知的CADはその例である。これらについては、それぞれ第Ⅲ編第1部、3.2.3および3.3.3節で、詳しく紹介されている。

2.2.3　非演繹的推論

演繹的推論は長い間論理および論理プログラミング研究において中心的役割を演じてきた。しかし最近になって、発想推論および帰納推論の二つが多大な関心を集め、それらについての研究が急速に進展しつつある。これらの研究の方向は、問題の性質が外界に向けて開かれているような本質的に困難な人工知能の問題に関連している。そのような問題には、フレーム問題、機械学習、分散問題解決、自然言語理解、常識推論、仮説推論、および類推などが含まれる。これらの問題を解決するためには非演繹的な推論能力を必要とする。

歴史的には、これらの問題に対するこれまでの研究は、ほとんどすべてが問題領域に依存した個別的な発見的方法を採用しており、一般的な傾向として論理に基づく形式的な方法を避ける傾向が見られた。それはその形式化が表現および問題解決能力に限界があると広く信じられていたからである。しかしながら、その限界は論理の演繹的な側面のみに由来するものであり、近年、論理に基づく発想推論や帰納推論がその種の問題に対して強力な枠組みを提供することが広く認められるようになってきた。この見方を支持する証拠は沢山ある。以下はそのうちの代表例である。

- 自然言語理解の研究において、ユニフィケーション文法が構文解析、意味解析、および談話理解を統合するための道具として重要な役割を演じている。
- 非単調推論において、極小限定や暗黙推論などの論理に基づく形式化や、それらの論理プログラムへのコンパイルなどの研究が急速に進展している。
- 機械学習の研究において、Model Inference System、逆融合、最小汎化などの論理的枠組みを基にした成果が数多く見られる。
- 類推において、その推論は演繹的推論と類似の推論規則によって自然に記述できる。そしてその推論は発想推論と深く係わっている。

2.2.4　分散人工知能

従来の人工知能が「個人」の問題解決能力を追及してきたのと比べて、分散人工知能は「集団」による問題解決を目指している。分散人工知能は比較的新しい分野で、個々の人工知能システムの他にそれらの間のコミュニケーションの問題が新たに発生する。分散人工知能の目的は、個々の人工知能システムが互いに情報を交換して、単独ではできないような問題を解決することである。また、分散の形態としては、地理的な分散の他に機能的な分散もあり得る。いずれの形態を取るにせよ、単独のシステムでは、情報の欠落、あるいは機能の欠落により問題が解けないときに協調して問題を解くわけである。分散問題解決では、個々の問題解決器をエージェント

と呼ぶ。エージェントは自分の知っていること、知らないこと、相手の知っていることなどを手がかりに情報の交換をする。ここで自分あるいは他のエージェントの知識の状態を把握することが必要になる。そのため知識に関する知識といったメタ知識の扱いが必要になる。また、コミュニケーションのためのプロトコルも設定しなければならない。人間社会でも、集団の意思決定は大変重要でかつ困難な問題であるが、分散人工知能はその機械化を狙っている。この問題は協調問題解決支援(CSCW)との関連もあり、今後の発展が期待されるアプローチである。詳細については、第Ⅲ編第1部3.2.4節を参照されたい。

2.2.5　高速化・大規模化

第五世代コンピュータ・プロジェクトは、1982年から10年間の計画で、並列論理プログラムのための並列推論マシンを開発してきた。1992年6月現在512プロセッサの実験機が稼働している。この種のツールは、その完成と共に新たな応用を喚起する。現在は計算能力の壁でとても処理し切れないような問題でも、新たなツールの出現により解決可能になるかも知れない。例えば、概念学習では、学習対象が多少複雑になると手に負えないのが現状であるが、処理能力が並列化によって一挙に100倍から1000倍程度向上すると学習可能な概念が大きく広がるであろうと予想される。また、故障診断の有力な方法として知られている、計算量の壁で現実的な応用がなかなか困難であった仮説に基づく推論などもその可能性が大きく広がるであろう。あるいは、仕様を定理と見なしその定理の証明過程からプログラムを抽出するといった方法も見直されるであろう。

さらに、大規模なデータベース、あるいは知識ベースとの組合せによって、新たな応用分野が開拓されるであろう。中でも事例ベース推論が有力である。事例ベース推論では、多くの事例の中から現在与えられた問題を解くのに適した事例を見つけ出さなければならない。そして各事例ごとの処理は、事例の類推適用が可能かどうかの検査が必要になり、その計算量はかなり大きくなるであろう。しかしながら、各事例は独立に調べることができるので並列処理が可能である。事例ベース推論は、設計問題や法的推論などの応用分野で特に注目されている。

このように、記号処理用並列マシンの実現は今後のAI技術の発展にとって莫大な貢献をするものと期待される。

2.3　知識ベース技術の標準化

AI技術の動向として現在注目を集めているのが知識ベース技術の標準化の動きである。データベースと異なり、知識ベースは未成熟な技術であるので、標準化は現時点では困難であると思われるが、大規模知識ベースが各所で開発されるようになるとその共有化が望まれ標準化が前提となる。わが国では、標準化に向けての活動は見られないが、技術的に見れば、論理プログラミングの上にオブジェクト指向的な知識の表現を行い、制約充足によって推論を行うシステムQuixoteがICOTで開発されており、理論的にも実用面でも収束に向かっている。米国ではいくつかの団体が標準化を目指した活動を始めている。それらについては、第Ⅲ編第1部3.2.1節の「知識ベース技術」の項で紹介している。

2.4　AIシステム化技術

AI技術の動向としては、新しいパラダイムと共に、AIシステム自身をいかに効率よく実現するか、という問題が重要である。これをAIシステム化技術と呼ぶ。AIシステム化技術は、システム化への要請とAI理論の発展を原動力としてその開発が進められている。すなわち、一方でAIシステムのより広範囲の応用が期待され、その結果、機能の拡充、既存システムへの組み込み、あるいは専門の情報処理技術者なしに利用できるようなツールの簡易化、などが要請されており、他方でAI理論の発展がそれらの要請を反映させたAIシステム化技術の進展をもたらしてい

る。制約充足の手法は、対象分野を分析型問題から合成型問題へと広げた。また、定性推論の理論は、if-then型の浅い知識にとどまらず、対象とするシステムの動作原理をも考慮した深い知識の扱いをも可能にした。これらの理論の発展は、それぞれのアプリケーションに適したタスク指向ツール、あるいは領域特化型ツールを生み出した。そして最終的には、高度な問題解決機能を備え、かつ広い範囲の応用をカバーする複合的なシステムの構築を目指したAIシステム化技術の確立が期待されている。

AIシステムにとって、ツールと並んで、あるいはそれ以上に重要な構成要素は知識ベースであり、その構築には知識獲得ボトルネックと呼ばれる困難な問題がある。専門家から知識を引き出すためのツールとしては、心理学の成果を利用した各種のインタビュー法による知識獲得支援システムが知られている。しかしながら、それらはいずれも用途が限られており商用のツールにまでは成長していない。インタビューによる専門家からの知識の抽出の他に、例を分析することによって自動的にルールを抽出する試みもなされている。例えばプロセス制御のエキスパートシステムの例では、プロセス稼働時のパラメータと収率の関係から自動的に最適なパラメータ設定ルールを抽出することが試みられている。このルールの抽出には帰納推論の方法が用いられている。すなわち、そこではAI理論の発展によってもたらされた演繹から帰納、発想への推論能力の拡大の成果が生かされているわけである。この分野に関連して、「データベースからの知識の発見」の研究も注目されている。

AIシステム化技術についての詳細は、第Ⅲ編第1部3.4「AIシステム化技術の動向」の項で述べられている。また、帰納、発想推論については、第Ⅲ編第1部3.1.2「学習」の項で説明されている。

2.5　今後の展望

AI技術は新たなパラダイムを獲得するたびに大きな発展を遂げてきた。今後期待されるパラダイムとしてはすでに述べたように、ニューラルネットワーク、制約充足、非演繹的推論、分散人工知能などが新たな発展をもたらす有力な候補である。

中でもニューラルネットワークは、注目を集めており、今年度から始まるReal World Computingプロジェクトにおいても中心テーマの一つになっている。ニューラルネットワーク技術は、AI技術の二つの側面、すなわち科学的側面と工学的側面での今後の展開をそれぞれ分けて考えることが大切である。科学的側面では、真の人工知能の実現を目指して長期的な研究を行うことが必要である。一方工学的な側面では、専用並列プロセッサとしてその機能を実現し、各種の信号処理に利用することが考えられる。さらに、ニューラルネットワーク技術と従来の記号処理を対象としたAI技術との統合が大きな課題である。

一方、制約充足、非演繹的推論、分散人工知能は、記号処理におけるAI技術の中で今後の発展が最も期待されている技術であるが、それらはニューラルネットワークとの統合においても重要な役割を果たすと考えられる。

第五世代コンピュータ・プロジェクトで開発された並列推論技術は、記号処理におけるこれらの新たなパラダイムの追求にとってのみならず、ニューラルネットワークと記号処理AI技術の統合システムにおいても、それらを実現するための強力なツールとなるであろう。

3　AIハイライト技術 —ニューラルネットワークとAIの統合—

AI(人工知能)はヒトの知的情報処理を機械で実現しようとする技術である。この意味ではニューラルネットもAIの1分野といえるわけであるが、ここでは記号処理を中心とする狭義の人工知能の技術を

AIと呼ぶことにし、ニューラルネットワークとの統合に関する現状を展望することとする。

AIはこれまで、例えば、ゲームをする機械・定理の自動証明・自然言語理解・機械翻訳・問題解決など多くの知的情報処理に挑戦してきた。当初は、これらの課題を処理する一般的なアルゴリズムの存在と実行可能性を暗黙の前提として、研究されてきたが、現実世界におけるより具体的な課題に対しては必ずしも具合のよいものではなかった。少なくともヒトは、そのような一般的なアルゴリズムを用いるというよりも、むしろ膨大な量の有用な知識を援用して問題の解決に当たっていると考えられる。こういう見方から、"知識"の重要性が認識されるようになってきた。その結果生まれた応用事例の一つが今日AIの象徴的な存在となっているエキスパートシステムである。

エキスパートシステムは現実世界での知的情報処理を目的としていることから、その処理内容はさまざまな分野における認識・診断・予測・制御にわたっており、ニューラルネットワークが目指している情報処理と機を一にしている面が多い。この意味で同じ目標に対してAIとニューラルネットワークあるいはシンボリズムとコネクショニズムという相異なる二つのアプローチが存在するということになる。

いずれのアプローチにおいても、知的情報処理を構築するには、処理対象に関する情報と知識をどのように表現するかという問題、推論のための知識をどのようにして獲得するかという問題、そして実際に推論を実行するときに表れる探索の組合せ的爆発をいかにして避けるかという問題に直面する。そしてこれら三つの問題に対してニューラルネットワークとAIの二つのアプローチにはそれぞれ得手不得手があることも次第に認識されるようになってきた。

AIにおいては、処理対象やそれに関する知識はもっぱら記号によって表現される。このため、対象となる分野はいわゆる論理式で書かれる世界に限定されることになる。例えば、専門家であふれているはずの文字認識や音声認識において彼らから知識を聞き出すことができず、したがってこれらの分野はAIの守備範囲の枠外に置かれることになる。これに対してニューラルネットワークでは対象を数値データの集合として記述する。このため処理の対象となる分野は図形・画像や音声といったパターンの世界に限定され、専門家が提供する推論ルールを取り込むことが難しい。

知識獲得の問題は知的情報処理を作りあげるに際して原理的に重要な役割を演じる。AIでは、対象分野の専門家から得た推論ルールをもとにシステムを構築する。したがって知識の獲得はtop down的であり、当を得た小数のルールで優れた推論システムを構築できる可能性がある。データもあまり多くを必要としない。情報は局所的に表現され、処理をモジュール化できるので、問題解決の結果に対して解決に至った道筋をよく説明をすることができる。反面、対象分野の専門家が得難いとき、あるいは得られたとして専門家が自分の推論過程を明文化できない場合には、知識の獲得が困難になる。また、システムの規模が大きくなるとルールの管理が困難になり、現実世界の具体的な問題に対して技術的な壁にぶつかることになる。

一方、ニューラルネットワークではデータとそれに対する推論結果の多くの事例からbottom up的にルールを作りあげていくことができる。いわゆる学習による知識獲得であって、多くの場合学習しなかったデータに対しても推論ができるという汎化性を期待できる。獲得されたルールはニューロン素子の間の結合係数として分散的に表現される。したがって推論結果の道筋を説明することは難しく、また推論ルールの局所的な変更も容易ではない。

獲得された知識、すなわち、ルールによって推論を遂行するにはいわゆる推論エンジンが要る。多くの場合、この処理は何らかの探索作業に帰着される。このためAIではさまざまな探索手法の開発が試み

られてきたが、組合せ的爆発の壁に阻まれている。このことはAIにおける情報処理が直列的であることに起因する。一方、ニューラルネットワークは本来的に並列的な処理を得意とするので、探索時間を大幅に短縮できる可能性を持っている。

以上を要約すると、ニューラルネットワークおよびAIによる情報処理の特徴や相違は次のように列挙することができる：－下表－

このようにニューラルネットワークとAIにはそれぞれ長所と短所がある。短所は現実世界の問題を扱う際に致命的な困難を引き起こしている。それを解決するために他方の長所を生かして困難を回避しよう考えるのは自然であろう。このようにしてニューラルネットワークとAIとの統合の必要性が叫ばれるようになってきた。

前述の知的情報処理の三つの課題にそれぞれ対応して、統合の三つの場面を考えることができる。第1が処理対象の情報と知識の表現の問題である。いいかえれば記号とパターンをどのように融合して扱うかという課題でもある。第2は知識の獲得あるいは学習の問題である。そして第3が探索技法である。

第1の表現の問題は二つに分けて考えることができる。その一つは処理対象の表現の問題であり、他の一つは知識の表現に関わる問題である。

処理対象は大別して記号とパターンに分けることができる。すでに述べたようにAIは記号データに馴染みがよく、ニューラルネットワークはパターンデータを扱いやすい。このことがそれぞれの守備範囲を限定することになる。しかし、現実世界の具体

ニューラルネット	AI
1. 情報と知識の表現に関して：	
・情報や知識は分散的に表現される ・パターンとの相性がよい ・ノイズが含まれている情報や近似的な曖昧情報を扱うことができる	・情報や知識は局所的に表現される ・記号との相性がよい ・情報は曖昧なことなく完全に記述しなければならない。
2. 知識の獲得に関して	
・知識はbottom up的に獲得される ・学習によって知識を獲得できるので専門家を必要としない ・知識を獲得するのに多量のデータを必要とする ・獲得した知識に汎化性を期待できる ・知識は分散的に表現されるので、獲得した知識の部分的変更が困難である	・知識はtop down的に獲得される ・知識を獲得するのに明確な表現力のある専門家を必要とする ・知識を獲得するのに必ずしも多量のデータを必要としない ・獲得した知識に汎化性を期待することは難しい ・処理の各部をモジュール化できるので、獲得した知識の変更が容易である
3. 推論と探索に関して	
・推論の結果(問題解決の解答)が得られた道筋を説明し難い ・情報を並列的に処理するので、高速である ・問題解決時には学習時のデータを用いる必要はない ・処理の仕方は分散的、並列的で直感的思考の様相を持つ	・推論の結果(問題解決の解答)が得られた道筋を説明できる ・情報を直列的に処理するので、組合せ的爆発に遭遇する ・問題解決時には知識獲得で用いたデータを直接的に用いる ・処理の仕方は集約的、直列的で論理的思考の様相を持つ

的な情報処理では両者を同時に扱わなくてはならないことが多い。例えば、知能ロボットを考えてみる。AIによるある推論の結果を使ってロボットの腕を動かすには結果の記号表現をトルクの時間的な変動パターンに変換しなければならない。一方、ロボットの網膜に写っている外界の情景パターンをニューラルネットワークで処理した結果は、"机"とか"椅子"など、その情景に存在する事物の名前(記号)に変換されなければならない。このようにニューラルネットワークで取り込んだパターンを記号に変換したり、AIで記号処理した結果をパターンに変換する手法を開発する必要がある。

ヒトはこの記号とパターンの相互の変換を巧みに行っているが、現状の技術では“しきい論理”やファジィのメンバーシップ関数を用いたad hocな変換が用いられている程度で、ヒトのそれに迫るほどの技術の展開は見られない。今後の重要な研究課題の一つである。

他方、知識の表現は解決されるべき問題の構造に深く関わり合っている。従来の科学では知識の多くは量と量との間の関係を数式で定量的に表現する形が主にとられてきた。しかし、知的情報処理ではモノないしはコトの間の関係を論理式によって定性的に表現することが多い。このため情報処理の様式が数値計算ではなく記号処理になる。この記号処理をニューラルネットワークにおける数値計算のなかに埋め込む試みがいくつかなされている。

階層型のニューラルネットワークの入出力は一般に関数を実現するから、知識が命題論理の形で書ける場合には、入力層の各ニューロンに記号ないしは概念を対応させ、出力ニューロンを命題の値とすればよい。このとき隠れ層の1個ないしは複数個のニューロンには関数の記号計算に表れる概念あるいは命題を局所的ないしは分散的に対応させることもできる。このような役割をニューロンに持たせ、階層型ニューラルネットによって"説明による学習"やエキスパートシステムを構成する試みがいくつかなされている。

知識が命題論理の枠を越える場合にはニューロダイナミックスの力を借りることになる。つまり、ニューロンを相互に結合したニューラルネットワークを用い、その中の一つまたは複数個のニューロンに記号ないしは概念を割り当て、例えば前向き推論や後向き推論を実現しようとする試みがある。この種のニューラルネットワークが行っていることは原理的にはある種の探索問題を解くことと等価であって、後に第3の課題で再び触れることになろう。

第2の課題である知識の獲得は学習の問題でもある。現実的な課題をこなすエキスパートシステムを構築しようとすると、専門家からルールを得ることが困難であったり、専門家自身が得られないという事態に遭遇することがしばしば指摘されている。このような難点を解消するために、多数の事例をニューラルネットワークに学習をさせ、その結果得られたルールをシステムに取り込むことが試みられている。

しかしながら、ニューラルネットワークのほうは知識は分散的に表現されているため、獲得された知識を論理式の形で記号的に表現し直すことは一般に難しい。そこでホモジェニアスな階層構造のニューラルネットワークではなく、いくつかのモジュール(部分ネット)からなる構造を持ったニューラルネットワークを用いたり、学習後のニューラルネットワークから不要な結合を削除したり誤差に関する相関を利用することによってプロダクションルールを獲得しようとする試みなどがなされている。また、既知のルールをニューラルネットワークに埋め込んだ後に学習によってこのルールを精密化し、このニューラルネットワークからルールを取り出してシステムを構築したり、ニューラルネットワークの学習をファジィ推論のメンバーシップ関数の獲得に用いる試みもある。

現在、ニューラルネットワークとAIとの統合としては、エキスパートシステムの知識獲得の難点を

ニューラルネットワークの学習によって解消しようとするこの種の試みが最も活発に行われているといえる。

統合の第3の側面は探索である。これは推論の実行プロセスが実質的に抱えている問題でもある。AIにおける探索法としてはいろいろな手法が検討されているが、基本的には逐次的、直列的な探索である。したがって原理的には総当たり法の域を出ていないといってよく、具体的な大きな問題に対してはいわゆる組合せ的爆発に遭遇する。

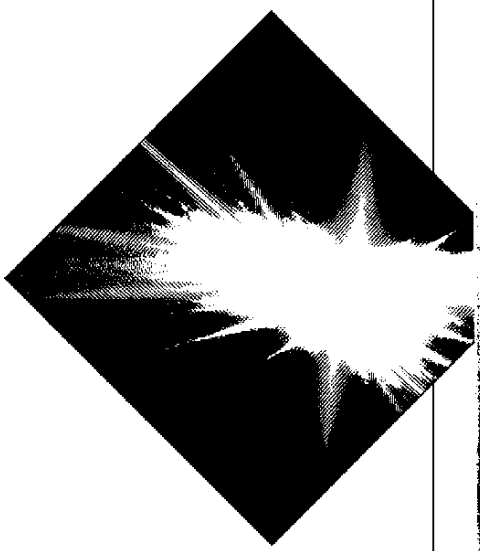
一方、ニューラルネットワークは原理的には並列的であるから、探索を短時間で済ませることができる。ニューラルネットワークの探索法には原理的に異なる二つの方法がある。その一つは相互結合型の回路を用いるホップフィールドネットであり、他の一つは確率的な動作をするニューロンを用いるボルツマンマシンである。前者はいわゆる最急降下法と同類の考えに基づいてエネルギーと呼ばれる関数の近似的な最小解をすばやく求める能力を持っており、これはヒトの直感的判断やひらめきに対応しているともいえる。ボルツマンマシンはシミュレーティッドアニーリングと呼ばれる確率的な探索アルゴリズムの一つである。この計算は必ずしも並列的ではないが、探索時間をかければかけるほどよい近似解が得られることがわかっている。この種の手法をAIの技術に積極的に取り入れた例は必ずしも多くはないが、上で触れたように、ホップフィールドマシンで前向き推論や後向き推論を実現したり、ボルツマンマシンによってプロダクションシステムを構成する試みがある。

以上を要約すると、現在までに最も活発に試みられている統合は知識の表現と獲得であり、主としてニューラルネットワークとAIの欠点を互いに補い合うという形で行われている。ここしばらくは、特に実用的な技術開発の場面では、この種の統合が展開されていくと考えられる。しかし、優れた知的情報処理を実現するには、両者の単純なつなぎ合わせに留まらず、それを越えた何かを生み出してくれるような統合が望まれる。そのためには記号とパターンの統合および探索技法の統合に関しても今後十分な研究が展開される必要がある。

通商産業省が平成4年度から発足させたReal World Computingのプロジェクトはいわゆる「柔らかい情報処理」を目指している。その中で、AI技術のある種の堅さがニューラルネットワークに代表される並列分散型の情報処理によってときほぐされてくるとき、真の統合の姿が見え始めてくるのではないかと思われる。

と同時に、記号とパターン、知識の表現と獲得および推論と探索のそれぞれの統合がトータル的に実現されるとき、シンボリズムとコネクショニズムそれぞれの情報処理における役割と両者の協調のあり方が明確となってくるであろう。

第Ⅱ編　わが国AI利用の動向



AI利用動向アンケート調査方法の概要

第1部のデータはすべてアンケート調査の集計結果に基づくものである。以下にアンケート調査方法の概要を紹介しておく。

[調査目的]　財団法人新世代コンピュータ技術開発機構（ICOTという）と財団法人日本情報処理開発協会（JIPDECという）が共同で組織している「ICOT - JIPDEC AIセンター」は、わが国におけるAIの普及振興を図り高度情報化社会の形成に資するため、産業界のAI利用の現状と将来動向を調査した。

[調査対象]　調査対象は、コンピュータ利用事業所4,993（以下、コンピュータユーザという）、および、AIセンター登録会員983（以下、AIセンター会員）の合計5,976事業所とした。コンピュータ利用事業所は、「電子計算機ユーザー調査年報（日本経営科学研究所発行）」所載の事業所から産業別にサンプル数を定め等比で無作為に抽出した。

[調査方法]　今回の調査では2種類のアンケートを同時に郵送した。一つは「コンピュータ高度利用に関する調査票」（調査票1）であり、AIの導入状況と潜在需要を導き出すためのアンケートである。他は個別AIシステムの利用動向を知るための「人工知能（AI）の利用に関する調査票」（調査票2）である。これらの回収結果に基づき集計分析を行った。

[調査時期]　調査票1、調査票2とも1991年11～12月。

[有効回答数]　集計分析の対象とした有効回答数は、調査票1が1,632事業所（回収率27.3%）、調査票2が395事業所である。内訳は図表Ⅱ-1-1AI導入・未導入事業所数に示すとおりである。

[産業分類について]　この調査では次の産業分類で集計分析を行った。

基礎資材産業……鉱業、ガラス・土石製品、化学工業、石油製品・ゴム製品、鉄鋼、非鉄金属・金属製品
加工組立産業……機械・精密機器、電気機器、輸送用機器
生活関連産業……水産・食品、繊維・紙・パルプ、その他製造
公共サービス関連……建設、電力・ガス、運輸・倉庫・不動産
商業金融関連……商業、金融、保険・証券
教育公務関連……官庁・政府機関、地方自治体、学校・研究所・病院
情報処理産業……コンピュータメーカー、計算サービス・ソフトウェア、出版・報道
その他……組合・諸団体

図表II-1-1　AI導入・未導入事業所数

調査年	項目	発送数	有効回答	導入事業所数	未導入事業所数
1991年	合計	5,976	1,632	423（27.3%）	1,209（72.7%）
	コンピュータユーザ	4,993	1,299	196（15.1%）	1,103（84.9%）
	AIセンター会員	983	333	227（68.2%）	106（31.2%）
1990年	合計	7,195	1,970	499（25.3%）	1,471（74.7%）
	コンピュータユーザ	6,266	1,604	232（14.5%）	1,372（85.5%）
	AIセンター会員	929	366	267（73.0%）	99（27.0%）
1989年	合計	7,084	1,844	697（37.8%）	1,147（62.2%）
	コンピュータユーザ	6,238	1,449	379（26.2%）	1,070（73.8%）
	AIセンター会員	846	395	318（80.5%）	77（19.5%）
1988年	合計	4,891	1,480	305（20.6%）	1,175（79.4%）

第１部　AIシステムの利用状況

1　AI導入・利用の状況

本章はアンケート調査票１の「コンピュータ高度利用に関する調査」をまとめたものである。ただし、AIセンター会員のサンプルはもともとAI導入意識の高いユーザであり、統計的な観点から導入・利用の状況を論ずる場合には特異データとなるので、本章での分析は、コンピュータユーザの調査結果に基づいている。

1.1　AI導入の状況

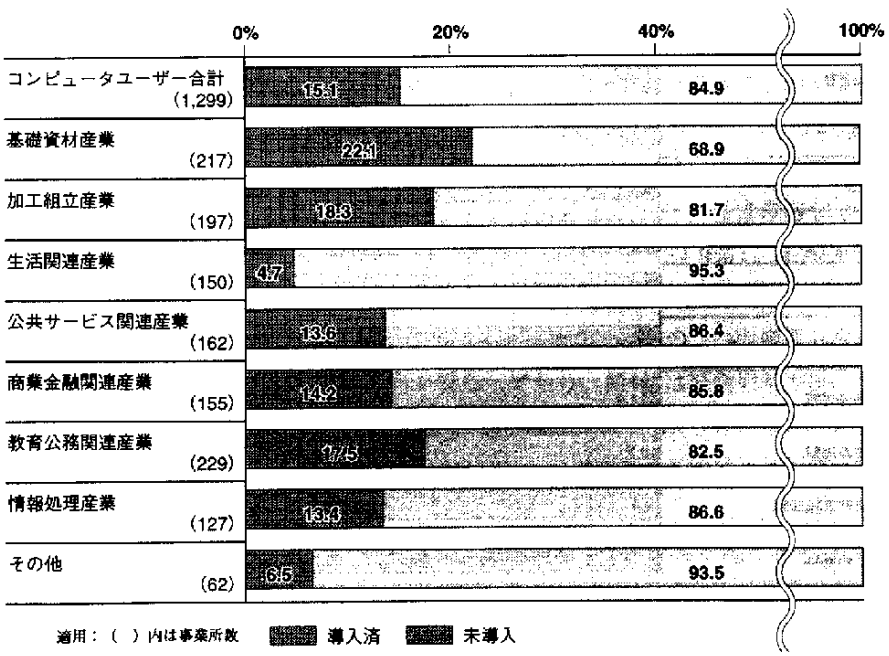
わが国におけるAIシステムの導入状況は図表Ⅱ-1-1に示すとおりであり、コンピュータユーザのAI導入率は15.1%（1,299事業所のうち196か導入と回答）である。1990年調査の導入率14.5%と比較して0.6%のごく微増であり大差はない。なお、AIセンター会員の導入率は68.2%（1990年は73.0%）で、コンピュータユーザとAIセンター会員の両者を併せた導入率は27.3%である。

1.2　産業別導入状況

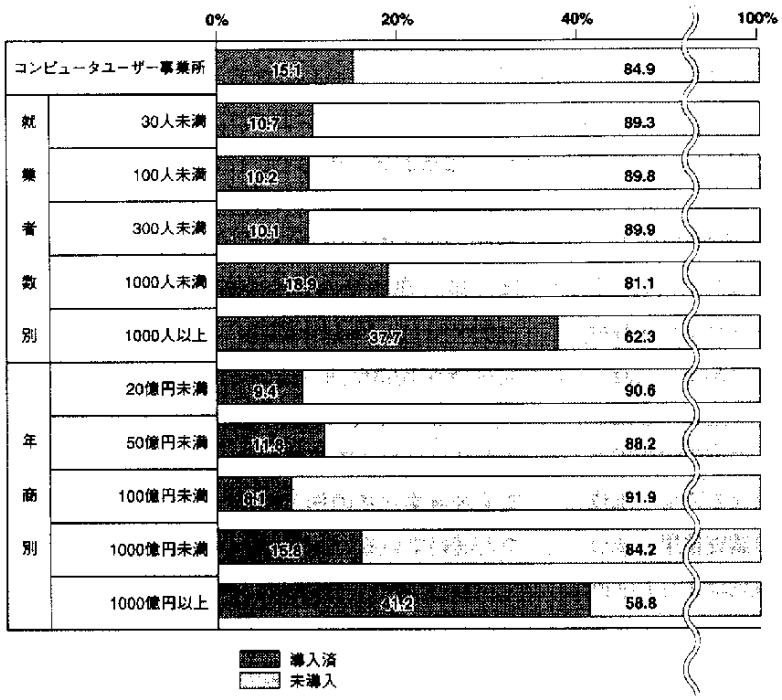
コンピュータユーザの産業別AIシステムの導入状況は、図表Ⅱ-1-2に示すとおりである。これによれば、導入率では基礎資材産業が一番高く22.1%（1990年は19.2%以下同様）である。次に、加工組立産業が18.3%（16.3%）、教育公務関連産業が17.5%（20.8%）、商業金融関連産業が14.2%（9.5%）公共サービス関連産業が13.6%（14.1%）、以下、情報処理産業、その他（組合・諸団体）、生活関連産業と続いている。人手不足の産業で導入率が上がっている点が注目される。

産業別分類を業種レベルで比較してみると、第１位はコンピュータメーカー47.1%（35.0%）、次に、学校・研究所・病院の38.2%（39.2%）、以下、電

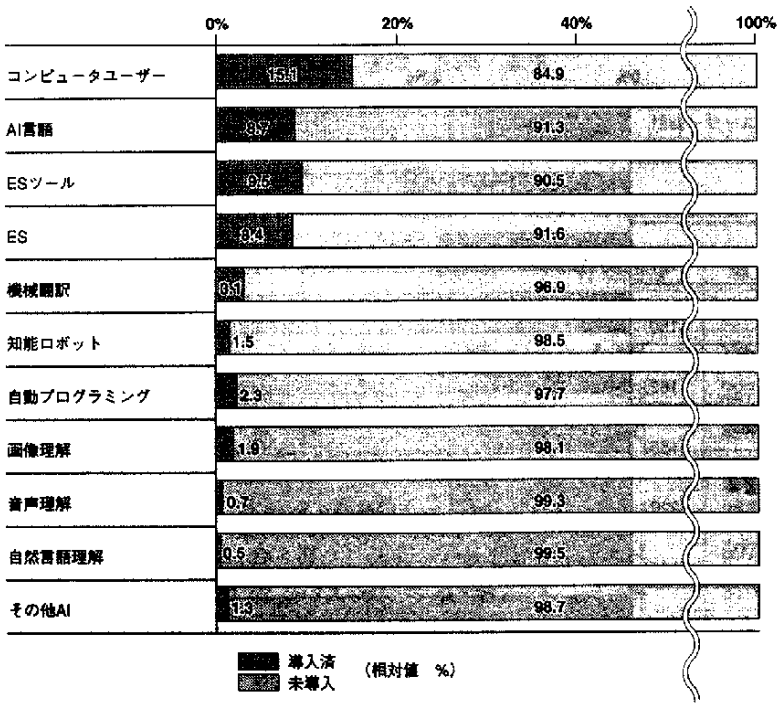
図表Ⅱ-1-2　コンピュータユーザの産業別導入状況（1991年）



図表Ⅱ-1-3　コンピュータユーザの規模別AI導入状況（1991年）



図表Ⅱ-1-4　コンピュータユーザAIシステム別導入状況（1991年）



力・ガス36.7%（30.4%）、鉄鋼32.6%（35.1%）、石油製品・ゴム製品32.5%（18.6%）、金融20.5%（4.8%）、化学工業20.0%（17.6%）、ソフトウェア開発・計算センター19.0%（19.5%）、建設15.4%（19.2%）などと続く。一方、導入率の低い業種は、水産・食品が2.4%、運輸・倉庫・不動産3.8%、その他製造5.2%、地方公共団体5.8%、繊維・紙・パルプ6.0%などとなっている。

1.3　事業所規模別導入状況

コンピュータユーザにおける就業者規模別によるAIシステム導入状況は、図表Ⅱ-1-3に示すとおりである。AIを導入している事業所は、就業者数が300人までは10%程度と大差はないが、それ以上のところでは、就業者規模が大きいところほど導入率が高いという特徴を示している。300人規模以上の事業所では導入率が20%弱であり、1,000人以上の事業所では、35%を超える高い導入率となっている。

コンピュータユーザの年商別導入状況も、図表Ⅱ-1-3に示すとおりである。AI導入済事業所は、年商が1,000億円未満のところでは8~15%の範囲にあり、規模が大きくなるにつれて導入率も高くなる傾向がある。1,000億円以上を越える

事業所では41.2%と年商の規模が大きい事業所ほど導入率が高いことが分かる。

1.4　個別AIシステムの導入状況

コンピュータユーザの個別AIシステムの導入状況は、図表Ⅱ-1-4に示すとおりである。これによると1,299事業所のうち、AI向き言語を導入利用しているのは113事業所8.7%（1990年8.7%以下同様）で、産業別では、教育公務関連が14.8%、基礎資材産業12.9%、公共サービス関連9.3%と高い。エキスパートシステム用ツールは123事業所9.5%（9.0%）で、産業別では基礎資材産業が17.5%、加工組立産業10.7%と高い。エキスパートシステムは109事業所8.4%（7.5%）で、基礎資材産業が18.4%（13.5%）、加工組立産業10.2%である。機械翻訳システムは40事業所3.1%（3.4%）で、教育公務関連だけが10.5%と10%を越えている。知能ロボットは19事業所1.5%（1.1%）と全産業にわたって導入率は低く、加工組立産業でも3.6%にとどまっている。その他、自動プログラミングシステムは30事業所2.3%(3.1%)、画像理解システムは25事業所1.9%（1.9%)、音声理解システムは9事業所0.7%（1.0%)、自然言語理解システムは7事業所0.5%（0.4%)、その他AIシステムは17事業所1.3%（0.5%）であり、産業別として特筆すべき点はない。

1.5　個別AIシステムの今後の利用意向

産業分類別に集計した今後の個別AIシステムの利用意向は、資料編資料2-2に示すとおりである。また、30%を超える高い利用の意向があるものを中心に適用業務の分析を行った結果は以下のようになった。

1.5.1　エキスパートシステム（図表Ⅱ-1-5参照）

(1) 各産業全般的には、ソフトウェア開発36.6%（1990年30.9%；以下同様）や経営戦略35.2%(28.0%)、計画・シミュレーション35.3%（26.8%)、工程管理、財務処理29.8%などの業務への利用意向が高い結果となっており、より複雑な問題解決に対するニーズの強さがうかがわれる。

(2) 基礎資材産業では30%を超えるものが7件あり、利用意向の比較的高い産業であるといえよう。その内容は、製造分野に関連するものが圧倒的である。内訳は第1位が計画・シミュレーション59.8%(38.0%）であり、以下、生産管理53.9%（45.1%)、工程管理53.9%（38.7%)、故障診断40.2%、経営戦略39.7%（26.9%)、操業管理、物流管理などが続いている。

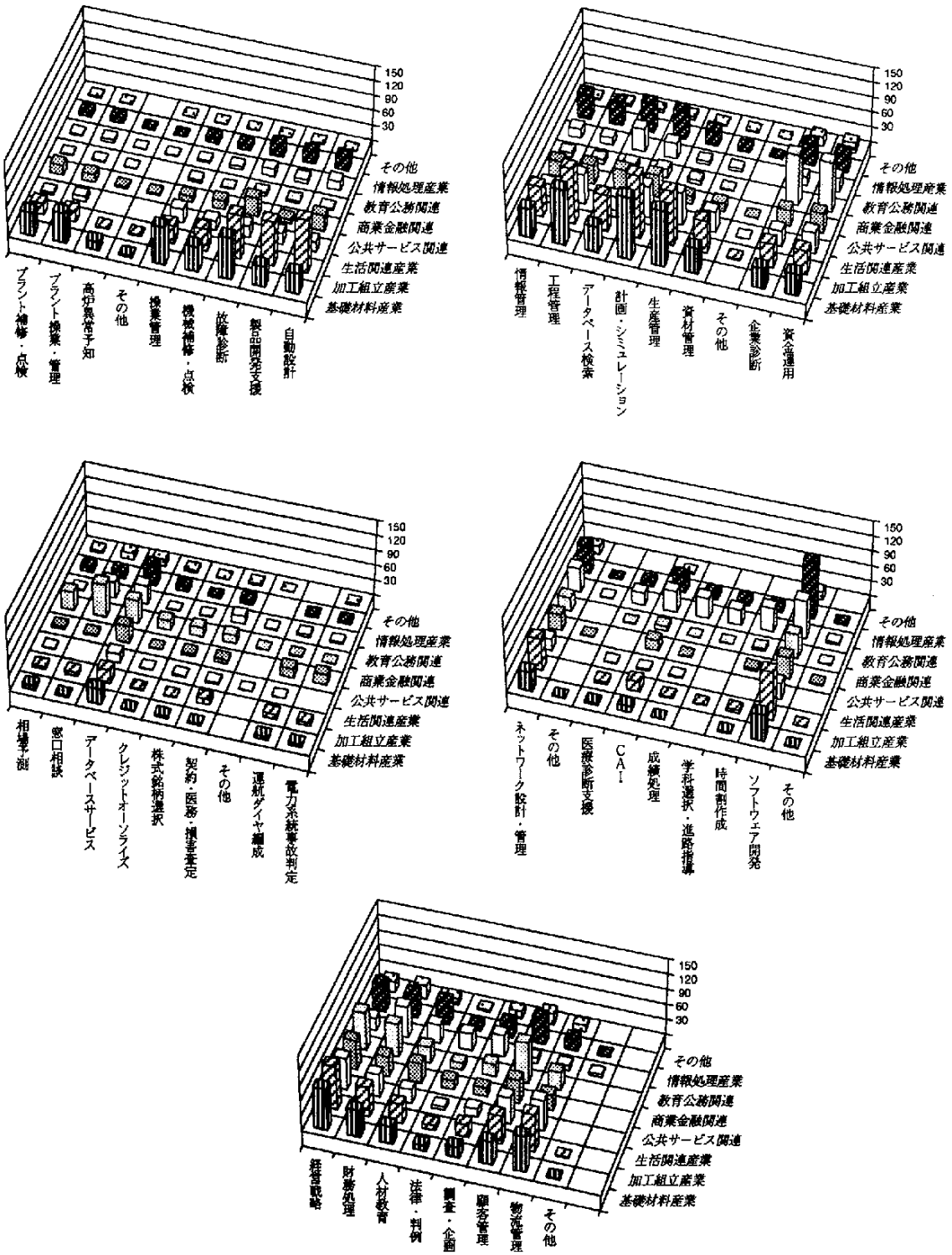
(3) 加工組立産業では30%を超えるものが8件もあり、最も利用意向の強い産業となっている。その内容は、基礎資材産業と同様、製造分野に関連するものが圧倒的であるが、設計分野の意向も高いほか、経営戦略やソフトウェア開発などのニーズがあるのも特徴である。内訳は第1位が計画・シミュレーションの49.6%（42.9%）であり、以下、工程管理44.0%（39.5%)、生産管理42.9%（43.8%)、自動設計41.3%（29.2%)、ソフトウェア開発38.1%(32.2%)、経営戦略34.1%（36.9%)、製品開発支援、故障診断などが続いている。

(4) 生活関連産業でも30%を超えるものが9件あり、今後の利用意向の比較的高い産業であるといえよう。その内容は、製造分野に関連するものが多いが、物流分野や事務分野の意向も高い。内訳は、第1位は生産管理の49.6%（43.8%)、以下、計画・シミュレーション49.6%（32.3%)、経営戦略48.8%(38.0%)、物流管理48.0%（34.9%)、工程管理45.7%（31.3%）などが続いている。

(5) 公共サービス産業では前の三つの産業と意向の傾向が異なっており、第1位は経営戦略が36.9%(23.8%)、顧客管理29.9%、計画・シミュレーション28.7%（29.7%)、ソフトウェア開発などが続いている。

(6) 商業金融関連産業でも30%を超えるものが8件あり、利用意向の比較的高い産業であるといえよう。内容としては、内部審査体制の強化を反映して

図表Ⅱ-1-5　ESの利用意向と適用業務



か企業診断が第1位で70.8%（54.0%）、以下、資金運用69.4%（56.0%）、顧客管理56.3%（43.5%）、経営戦略52.1%（44.0%）、窓口相談45.8%（39.5%）、財務処理45.1%（32.5%）、ソフトウェア開発、データベースサービスなどが続いている。

(7) 教育公務関連産業は、AI導入率の高さとは裏腹に、選択枝がマッチしないためか利用意向は低く、ソフトウェア開発が39.7%（27.3%）、財務処理が30.9（21.9%）である。

(8) 情報処理産業では、産業自体の必然性からソフトウェア開発が第1位で63.2%（47.4%）、以下、経営戦略29.1%（33.3%）、顧客管理29.1%（24.4%）、ネットワーク設計管理29.1%と続いている。

1.5.2 知能ロボット

基礎資材、加工組立における生産ライン（60%強）や製品検査（40%強）の分野でのニーズや、加工組立産業の高度組立加工28.7%（18.0%）、公共サービス関連の土木建設作業48.8%（31.7%）、商業金融関連のCD／ATM63.2%やセキュリティー36.8%、その他、教育公務関連や情報処理産業のセキュリティーに対する利用の意向が高い。

1.5.3 画像理解システム

基礎資材産業では製品検査58.0%（21.5%）に、加工組立産業では製品検査46.1%（21.9%）、画面の読み取り41.8%、図面の読み取り40.6%（23.2%）、部品の自動装着35.2%（20.6%）に、公共サービス関連では画面の読み取り46.4%、図面の読み取り42.7%（35.6%）、画像データ検索40.9%（21.8%）に、商業金融関連では帳票読み取り77.5%、印鑑照合64.7%（39.5%）、教育公務関連では画像データ検索44.4%（21.5%）にそれぞれ利用の意向がみられる。

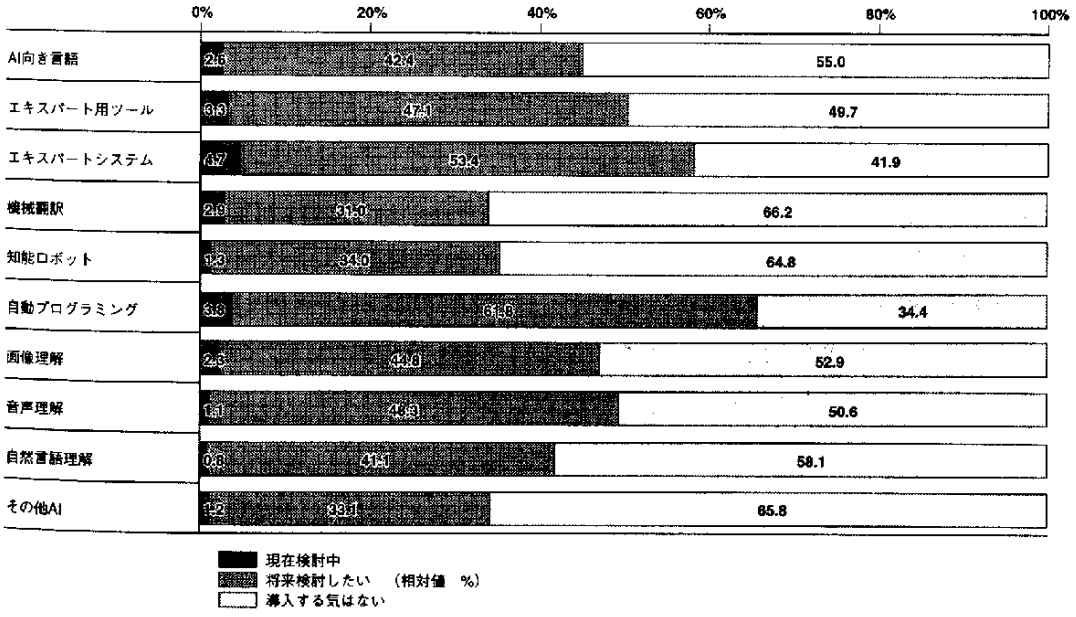
1.5.4 その他のシステム

音声理解システムでは、どの産業においても音声入力ワープロの利用意向が60%を超えている。また、50%程度のニーズとして音声操作も比較的高い。

機械翻訳システムについては、全産業的には、30～55%程度のニーズとして、マニュアル、特許等技術文献、ビジネス文書への意向が高い。

自然言語理解システムでは、データベース検索に

図表Ⅱ-1-6　AI未導入企業の利用意向



対する意向が大半の産業で70%を超えている。また、文書の自動要約・分類に対するニーズも高い。

1.6　未導入事業所の個別AIシステム導入意向

個別のAIシステムの未導入事業所に対し今後の導入意向について調査した結果、図表Ⅱ-1-6に示すように、導入時期が異なるもののAIシステムの導入意向を有する事業所の割合は、エキスパートシステム用ツールやエキスパートシステム、自動プログラミングで50%を超えた。ただし、導入する気はないと答えたものも、機械翻訳、知能ロボットで60%を超えた。最も導入意向の高いのは、自動プログラミングシステムの65.6%で、導入する気はないとの回答を大きく上回っている。次に、エキスパートシステムが58.1%あり、これと併せて、エキスパートシステム用ツールの導入意向を持っているものも50.4%となっており、関心の高さを示している。以下、音声理解システム49.4%、画像理解システム35.7%、AI向き言語45.0%、自然言語理解システム41.9%、知能ロボット35.3%、機械翻訳システム33.9%の割合となっている。

2　個別AIシステムの利用状況

本章は、アンケート調査票2の「人工知能（AI）の利用に関する調査」をまとめたものである。調査票2の回答者は、調査票1ですでにAIを導入済みの事業所が対象であり、コンピュータユーザでは87.3%（196事業所のうち172事業所が回答）、AIセンター会員では98.2%（227事業所のうち223事業所が回答）の回答率となっている。本章の2.1節は前章と同じ観点からコンピュータユーザのデータにより分析を行うが、その他は特に断わらない限りコンピュータユーザとAIセンター会員のデータを合計したもので分析している。

2.1　AIシステム全般

2.1.1　AI要員

コンピュータユーザの現時点でのソフトウェア開発要員は図表Ⅱ-1-7に示すとおり、1社平均88.7人（1990年は51.8人）であり、そのうち2.9人（3.7%）がAIシステム開発に携わっている。ソフトウェア開発要員を最も多く擁しているのは、公共サービス関連産業で平均148.0人、次に、加工組立産業140.1人、情報処理産業124.4人、商業金融関連産業109.4人、基礎資材産業58.2人と続く。AIシステム開発要員では、加工組立産業が最も多く平均9.1人を擁する。次に公共サービス関連産業が5.0人、情報処理産業が4.8人、基礎資材産業が3.6人と続く。その結果、加工組立産業では15人に1人が、公共サービス関連では、30人に1人がAIシステムの開発に従事している計算になる。

エキスパートシステム開発の専門家である知識エンジニアについては平均2.2人であり、そのうち0.8人が専任の知識エンジニアである。AIシステムの開発はSEとの兼任者を中心に進められていることが分かる。

5年後には、AIシステム開発要員は8.4人と増え、ソフトウェア開発要員の5.9%となる見込みである。知識エンジニアは7.1人と3倍以上に増え、専任者も2.4人まで増える見込みである。

2.1.2　投資費用とその内訳

コンピュータユーザの平成2年度のコンピュータ投資額平均（回答126事業所）は10億31百万円（1990年9億8千万円）であり、AI投資額平均（回答172事業所）は2,078万円（1990年1,720万円）（図表Ⅱ-1-8）と、コンピュータ投資の2.0%（1990年1.7%）がAI投資であった。

コンピュータ投資の高い産業は、商業金融関連が第1位で24.3億円、以下、公共サービスの15.7億円、加工組立11.0億円、基礎資材10.9億円、情報処理3.7億円、教育公務3.1億円、生活関連1.6億円と続く。コンピュータユーザの投資は、5,000万円～30億円

未満の間に平均的な山を持っているが、40億円以上の投資を行っている事業所も8社ある。

AI投資の面では、第1位は加工組立産業の平均が5,500万円と高く、次に、情報処理産業の3,030万円、基礎資材産業の1,680万円が続いている。コンピュータユーザの大半65.1%（1990年57.4%）は100万円未満の投資しか行っていないが、8.7%は500～1,000万円の投資を、7.9%は2,000～5,000万円の投資を行っている。2億円以上の積極的な投資を行ったと答えた産業は、機械・精密機器、電気機器、鉄鋼、ソフトウェア開発の各1事業所となっている。

図表Ⅱ-1-8に示すように、平成3年度AI投資額2,078万円のうち36.2%（1990年31.4%以下同様）がハードウェアへの投資であり、次いで内部人件費32.1%（27.9%）、外注費19.3%（22.1%）、ツール・言語6.5%（11.6%）、AI要員人材育成費1.9%（3.5%）その他4.0%（3.5%）となっている。1990年との比較では、ハードウェア投資と内部人件費がポイントを上げたのに対して、外注費の減少とツール・言語への投資の減少が特徴となっている。

2.2 AI用言語およびツール

2.2.1 所有本数

AIシステムのシステム開発を支援するソフトウェアとなるAI言語およびツールの所有本数は、コンピュータユーザの方が平均11.6本（市販のもの6.9本、自社開発4.7本）とAIセンター会員の10.3本（市販のもの5.1本、自社開発5.2本）を上回っている。両者を合わせた平均は10.8本となっている。このうち市販の言語・ツール所有種類は2.8種類、自社で開発したものは0.6種類となっている。

利用数の多い産業を業界レベルで比較してみると、市販の言語およびツールでは、建設、金融、商業、非鉄金属・金属製品、その他製造で多く、自社開発ツールでは、電子計算機メーカー、鉄鋼、その他製造で多くなっている。

2.2.2 言語の種類と利用状況

使用している言語の種類としては717事例の回答が得られた。そのうちLISP系が37.9%、Prolog系が17.4%、C言語系が27.1%となっており、オブジェクト指向系が10.2%、PL/I系2.0%である。

言語およびツールの導入目的（複数回答）は、システム開発が31.7%、実用システム稼働用が26.3%、研修・勉強用が24.8%、システム受注開発のためが16.1%、試用のためが15.7%などとなっている。

また、どのようなシステムの開発に用いられているかについては、圧倒的にエキスパートシステム（85.3%）との答えが多かった。

言語系と応用システムの関係では、1990年と同様

図表Ⅱ-1-7　AIシステムの開発要員

	現在	2～3年後	5年後
ソフトウェア開発要員計	約88.7人	約104.0人	約118.6人
うちAIシステム開発要員計	約2.9人	約5.2人	約8.4人
うち知識エンジニア（専任）	約0.8人	約1.3人	約2.4人
知識エンジニア（SEと兼任）	約1.4人	約3.0人	約4.7人
その他（プログラマ等）	約0.7人	約0.9人	約1.3人

図表Ⅱ-1-8　AI投資額

		今年度
1. ハードウェア		約　752万円
2. ソフトウェア	a. ツール・言語などの購入費	約　135万円
	b. 内部人件費	約　667万円
	c. 外注費	約　401万円
3. 教育・訓練	AIシステム開発要員	約　39万円
	うち知識エンジニア	約　22万円
4. その他		約　82万円
合　計		約 2,078万円

やはりエキスパートシステムに利用されるケースが多いが、Prolog系やLISP系は、自然言語理解システムの開発にも用いられていることが分かる（図表Ⅱ-1-9)。

言語・ツールの利用状況は、本格的に利用が39.3%、試験的に利用とするものが35.9%、余り使っていないが24.8%となっている。言語系でこの傾向を分析すると、1990年と同様に、C言語系やLISP系は本格的に利用しているとの回答が多いが、Prolog系は試験的に利用、あるいは余り使っていないとする回答が多い。

2.2.3　使用マシンとの関連

利用されているマシンの種類は、パーソナルコンピュータ（42.2%）が一番多く、次に、ワークステーション（35.9%)、メインフレーム（11.1%)、AI専用マシン（5.3%)、ミニコン（3.9%）となっている。なお、並列処理マシンを利用していると回答したものは少ないが6事例あり、Prologの実行環境として使用されている。

2.3　エキスパートシステム

本調査は、エキスパートシステムを、「知識ベースと推論機構および知識ベース管理機構とから構成されており、ある特定の分野の専門家の知識に基づいて構築された知識ベースを推論機構が解釈し推論することによってユーザの問題解決を行うためのシステム」と定義した。

2.3.1　エキスパートシステム利用

AI導入済み事業所329のうち、開発中・稼働中のエキスパートシステムがあると回答した事業所は275事業所（83.5%）1,014システム（平均3.7システム）にのぼり、前回調査時（1990年）の253事業所（64.9%）929システム（平均3.7システム）に比べ、導入事業所については数、比率とも増えている。システム数も1990年より増えているが、導入事業所も増えているので1事業所当たりのシステム数は変わらない。

また、産業別にみると、1事業所当たりの平均システム数が高い産業は情報処理産業19.4システム、公共サービス関連5.1システム、加工組立産業4.6システムであり、低い産業は商業金融関連2.3システム、教育公務関連2.1システムである。

システムの利用状況については、実用システムとして稼働中が、37.7%382システム（前回29.1%以下同様)、プロトタイプとして評価中15.9%161システム（20.9%）であり、また、設計・開発段階11.9%

図表Ⅱ-1-9　AI用言語・ツール使用場面

	回答事業所数	エキスパートシステム	機械翻訳システム	知能ロボット	自動プログラミングシステム	画像理解システム	音声理解システム	自然言語理解システム	その他AIシステム	無回答
合　計	722 100.0	616 85.3	14 1.9	10 1.4	14 1.9	15 2.1	1 0.1	24 3.3	98 13.6	192 21.0
Lisp系	252 100.0	214 84.9	2 0.8	6 2.4	5 2.0	4 1.6	1 0.4	16 6.3	32 12.7	20 7.4
Prolog系	112 100.0	94 83.9	1 0.9	1 0.9	4 3.6	2 1.8	－ －	6 5.4	20 17.9	13 10.4
オブジェクト指向系	65 100.0	51 78.5	1 1.5	1 1.5	4 6.2	1 1.5	－ －	3 4.6	15 23.1	8 11.0
C言語系	187 100.0	166 88.8	3 1.6	2 1.1	1 0.5	5 2.7	－ －	－ －	24 12.8	7 3.6
PL/I系	13 100.0	11 84.6	－ －	－ －	－ －	－ －	－ －	－ －	3 23.1	1 7.1
その他	59 100.0	51 86.4	3 5.1	－ －	－ －	2 3.4	－ －	－ －	4 6.8	2 3.3

121システム（15.6%）、フィールドテスト中10.9% 111システム（13.9%）である。前回調査と比べると、稼働中のシステムが相当数増加したことが分かるが、一方で、プロトタイプとして評価中や設計・開発段階にあるとするものが漸減しているので、今後の利用増がそれほど期待できないことを物語っている（図表Ⅱ-1-10）。

産業別利用状況は、「実用システムとして稼働中」の割合が高い産業は生活関連産業57.1%、基礎資材産業41.0%、情報処理産業47.4%、低い業種は公共サービス関連24.3%、加工組立産業38.5%となっている。次に、「余り使っていない」という割合は全業種平均101システム（10.0%）と低い値であるが、前回調査時の7.9%73システムよりも増えている。そのなかでも基礎資材産業14.0%、公共サービス関連12.1%と高くなっている。

2.3.2　適用業務と対象領域

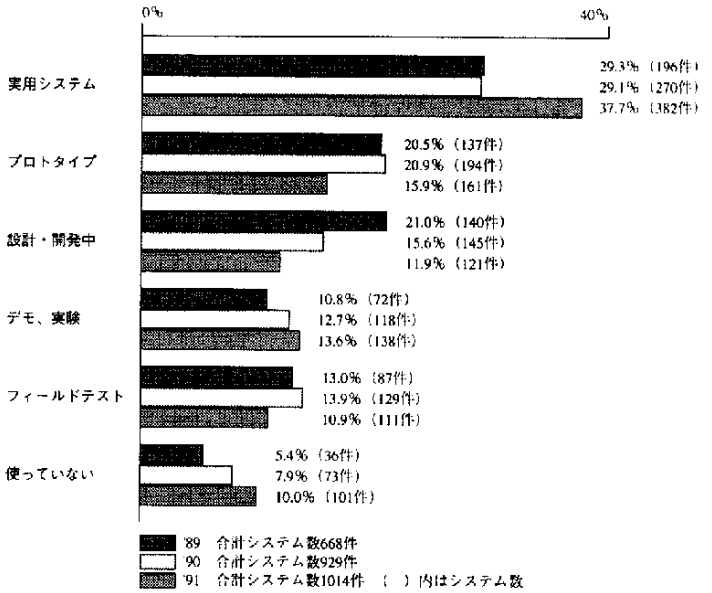
本項以降は、各事業所ごとに主なエキスパートシステム5システム以内について、詳しく記述していただいた回答をまとめたものである。

適用業務のうち、多くあげられたのは計画・シミュレーション17.2%90件、故障診断12.1%63件、自動設計7.9%41件、プラント操業・管理5.2%27件、生産管理4.8%25件、生産ライン操業・管理4.2% 22件と続いている。前回調査時（1990年）に比べ自動設計、生産管理、プラント操業・管理の順位が入れ替わっている他はあまり変わっていない。

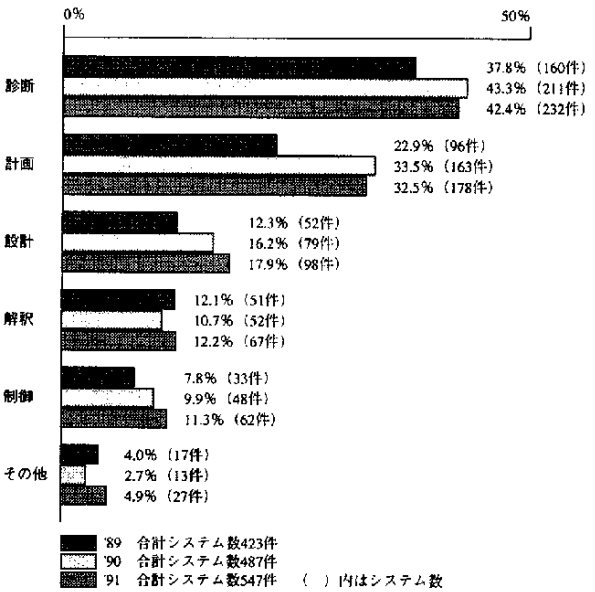
業種別に特徴を分析すると、基礎資材産業では計画・シミュレーション30.6%、プラント操業・管理9.9%、生産ライン操業・管理9.4%、生活関連産業ではプラント操業・管理33.3%、計画・シミュレーション22.2%、自動設計22.2%である。（ただし、今回の調査では生活関連産業のシステムは9件と少なかったので、件数は少なくても割合が大きくなっている。）

加工組立産業のエキスパートシステム適用業務

図表Ⅱ-1-10　利用状況（ES）



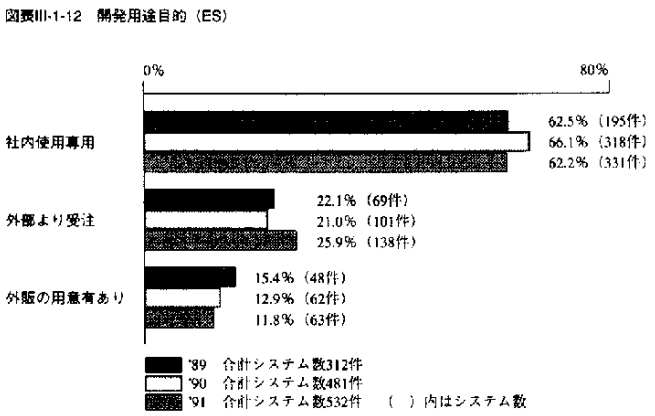
図表Ⅱ-1-11　対象領域（ES）



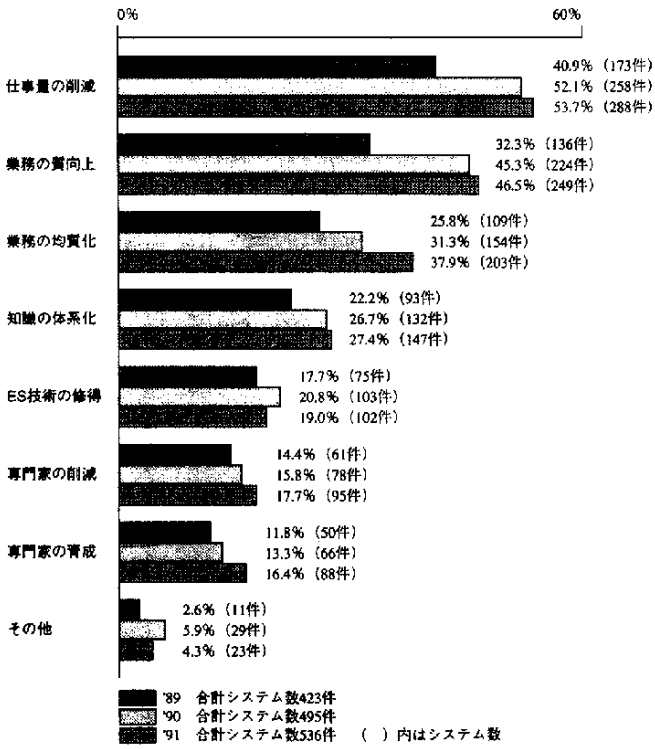
は、故障診断17.7%、自動設計14.9%、計画・シミュレーション8.5%、製品開発支援6.4%である。商業金融関連でも計画・シミュレーションが11.5%で多く、教育公務関連は故障診断16.7%、自動設計13.3%と続く。また、公共サービス関連では計画・シミュレーション23.9%、自動設計10.2%が多く、情報処理産業はすべての適用業務にわたり広くエキスパートシステムを構築している。

次にエキスパートシステムの技術的評価のための対象領域別分類に関する回答は図表Ⅱ-1-11のとおりである。これによると診断型42.4%（前回43.3%以下同様）、計画型32.5%（33.5%）、設計型17.9%（16.2%）、解釈型12.2%（10.7%）、制御型11.3%（9.9%）の順であり、前回調査時と順位は変わっていないが、診断、計画型が頭打ちで、設計、制御型が伸びている傾向が見られる。一般的には、「計画型」＋「設計型」を「合成型」と呼んでおり、この合成型の割合は、前回調査時には35.2%から49.7%と大きく伸びていたが、今回は50.4%と前回同様である。産業別に分析すると、基礎資材産業は計画型50.4%が多く、次いで診断型32.8%と多い、加工組立産業は診断型41.7%、計画型40.0%となっている。生活関連産業は計画型40.0%、診断型30.0%と続く。商業金融関連はほとんどが診断型62.1%である。

図表Ⅱ-1-12　開発用途目的（ES）



図表Ⅱ-1-13　開発効果（ES）



2.3.3　開発目的と期待効果

エキスパートシステムの開発目的の用途は（図表Ⅱ-1-12）のようである。社内使用専用が62.2%を占めており、これは前回調査時（1990年）の66.1%と同程度である。次に外部から受注して開発25.9%、社内使用だが外販の用意もある11.8%と続く。前回調査時はそれぞれ21.0%、12.9%である。

業種別に分析すると、基礎資材産業と生活関連産業の社内使用専用の割合がそれぞれ88.6%、100.0%とほとんどエキスパートシステム社内専用となっている。「社内使用だが外販の用意がある」が高いのは商業金融関連20.0%、加工組立産業16.2%である。「外部から受注して開発」は情報処理産業が65.4%と

高い。

次にエキスパートシステムの導入による期待効果については（図表Ⅱ-1-13）に示すとおりである。専門家の仕事量の削減53.7%、業務の質の向上46.5%、業務の質の均質化37.9%の順でここ数年順位は変わっていない。またその割合の変化も、年度ごとには若干の変化はあるものの全体的には余り変わっていない。エキスパートシステム導入による期待効果「専門家の仕事量の削減」、「業務の質の向上」、「業務の質の均質化」は普遍的なものといえよう。

業種別に分析すると、専門家の数の削減については加工組立産業が高く23.3%（平均16.4%）、専門家の育成については生活関連産業30.0%（平均16.4%）が高い。業務の質の向上については生活関連産業60.0%、商業金融関連60.0%、教育公務関連51.6%が高い（平均46.5%）。ES技術の習得については商業金融関連36.7%（平均19.0%）が特に高い。

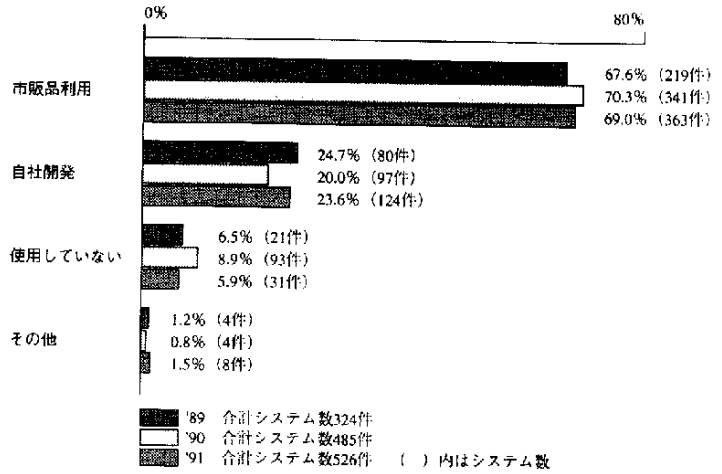
2.3.4　システムの開発環境

開発時にどのようなエキスパートシステム構築支援ツール使用しているかについては図表Ⅱ-1-14に示すとおり、市販のものを使用が69.0%と大半を占め、自社開発23.6%、使用してない5.6%と続き、前回の調査（1990年）とあまり変化していない。

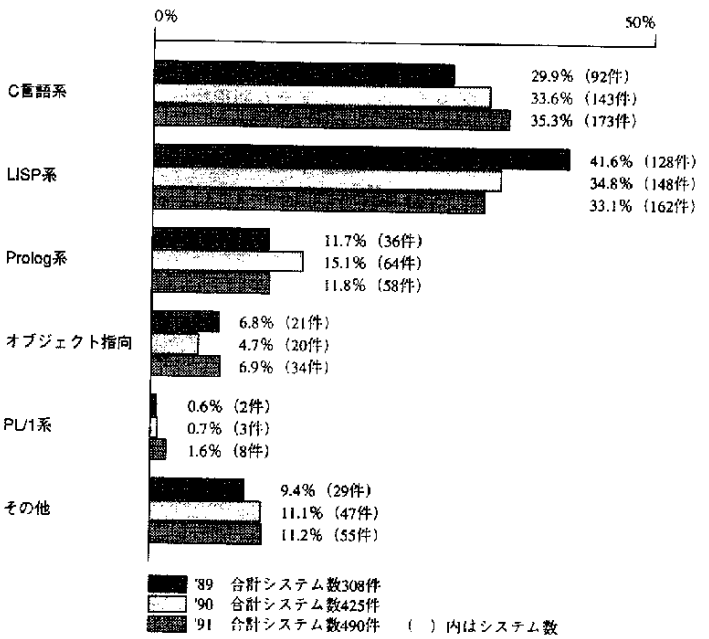
産業別に分析すると、加工組立産業の自社開発の割合が43.2%と突出している（平均23.6%）。使用していない割合は商業金融関連20.0%、教育公務関連17.2%が高い（平均5.9%）。

エキスパートシステム開発に使用している言語については、図表Ⅱ-1-15に示すとおりである。C言語系は35.3%、LISP系が33.1%と使用割合が高い。前回調査時はLISP系が34.8%、C言語系が33.6%であり、今回はLISP系とC言語系が逆転した。これは、

図表Ⅱ-1-14　開発使用ツール（ES）



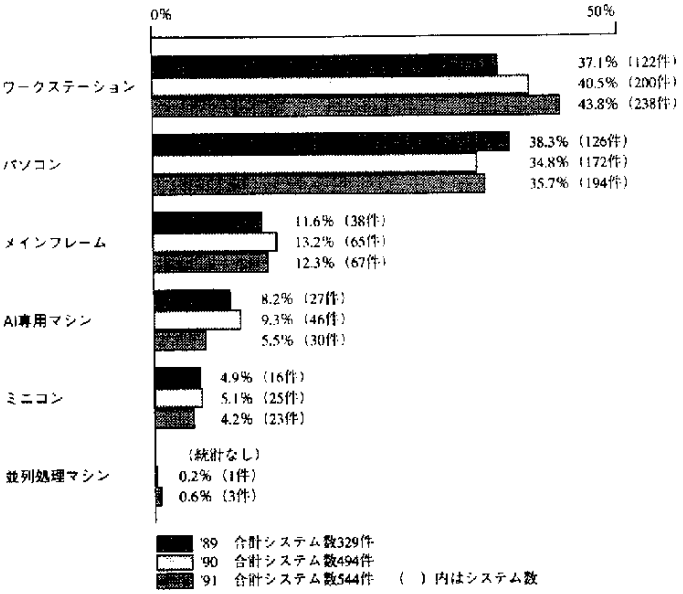
図表Ⅱ-1-15　開発使用言語（ES）



実用を考慮して開発をする場合、汎用性、処理速度、経済性の観点から有利であるC言語系を採用しているものと考えられる。また、後述する開発マシン環境でパソコンやワークステーションの割合が高く、その結果、C言語系がこのような環境化では最も実用的な処理系であることも大きな要因であろう。

産業別に分析したときに特記すべきことは、教育公務関連と商業金融関連のProlog系の割合が高く、それぞれ23.1%、25.0%と平均11.8%を大きく上回っていることがあげられる。この要因は、教育公務関連では、学校・研究所がこの分類に属すること、商業金融関連においてシェアの高いメインフレーマの製品系列にPrologが採用されていることがあげられる。また、商業金融関連ではLISP系の割合が低く15.4%（平均33.1%）、教育公務関連でC言語系が低い8.3%（平均35.5%）。

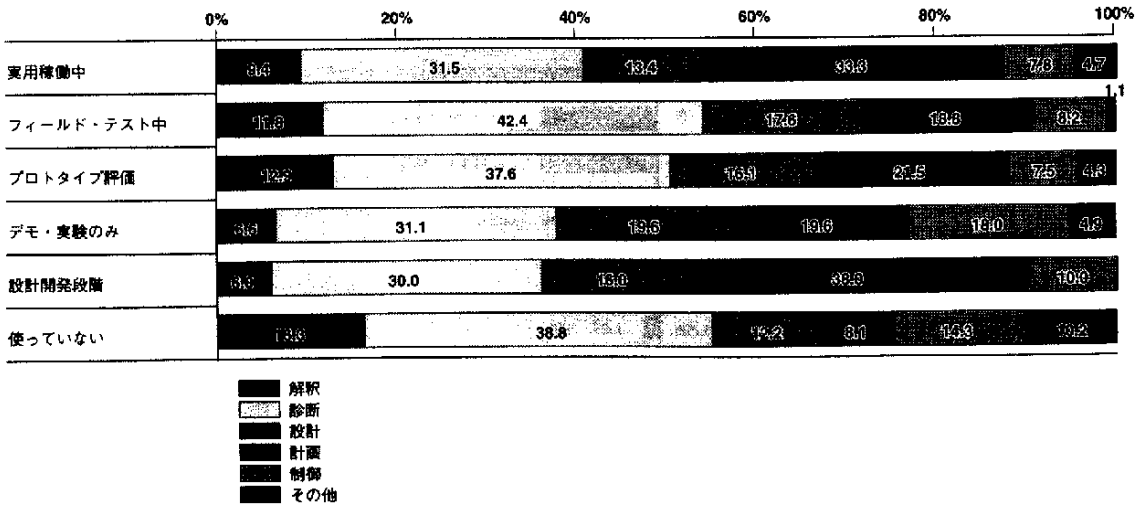
図表Ⅱ-1-16　開発用マシン（ES）



開発用マシン環境については（図表Ⅱ-1-16）、ワークステーションが43.8%（前回40.5%）、パソコンが35.7%（34.8%）と両者合わせて79.5%を占めている。

産業別に分析すると、メインフレームの割合が高いのは教育公務関連25.0%（平均12.3%）である。また、ワークステーションとパソコンの比率を比べると、ワークステーションの比率がより高い産業は、基礎資材産業、加工組立産業、生活関連産業であり、加工組立産業が特に高い（58.3%）。パソコンの比率が高い産業は、公共サービス関連、商業金融関連、教育公務関連、情報処理産業であり、情報処理産業が特に高い（53.8%）。また情報処理産業については

図表Ⅱ-1-17　システム利用状況と対象領域（ES）



ワークステーション、パソコンでの開発の比率が前回調査時46.8%、37.6%から34.0%、53.8%と逆転しており、近年めざましく性能が向上しているパソコンへ開発がシフトしている様子がわかる。

2.3.5　システムの利用状況と対象領域

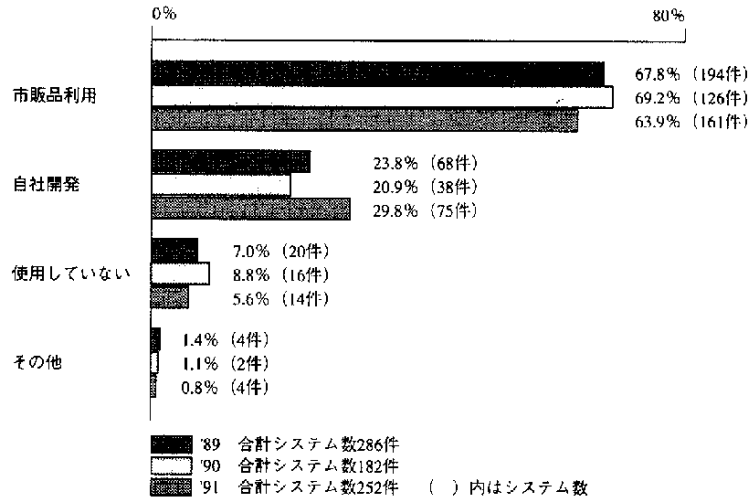
システムの利用状況については、図表Ⅱ-1-9に述べたとおりであるが、開発事例として回答を得たシステムの利用状況と、解釈、診断などの対象領域にどのような関係があるのかを調査したものが、図表Ⅱ-1-17である。これによれば、実用システムとして稼働中のものには、計画型が33.3%と多く、診断型の31.5%を上回っていることが分かる。また、設計開発段階も、計画型が38.0%と診断型の30.0%を上回っている。しかし、フィールドテスト中のもの、プロトタイプとしての評価改良中のものは、診断型がそれぞれ42.4%、37.6%と圧倒的に多い。

2.3.6　システム実用化以降の状況

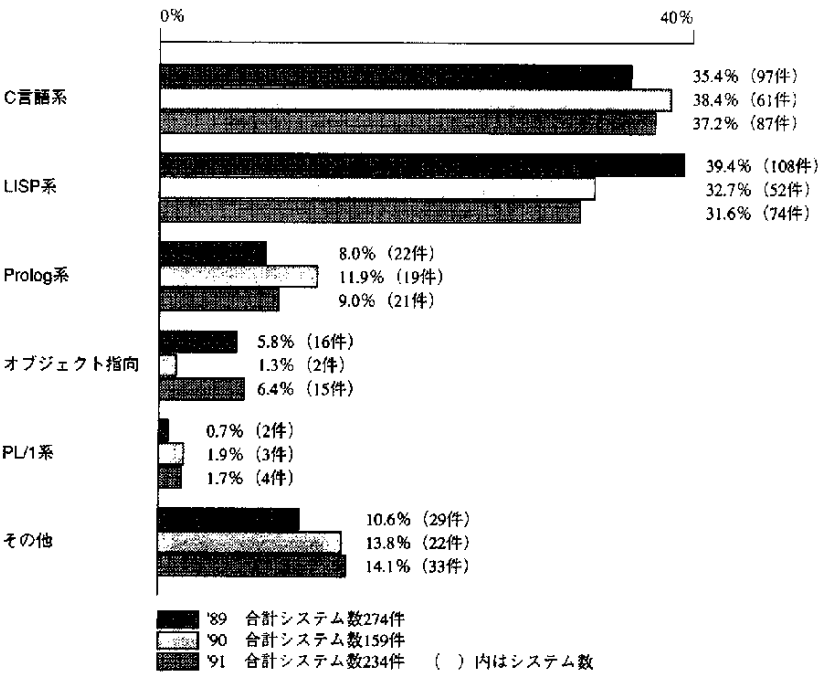
実稼働段階でのエキスパートシステムで使用されている構築支援ツールについては図表Ⅱ-1-18に示すとおりである。「市販のものを使用」が63.9%であり、「自社開発」29.8%、「使用してない」5.6%と続き、これも前回の調査とあまり変化がない。

実稼働用の言語は図表Ⅱ-1-19に示すとおり、C言語系が37.2%、LISP系が31.6%となっている。これは、開発段階ではC言語系が35.3%、LISP系が33.1%であったことを考えると、実用段階ではC言語系がより利用されている様子がわかる。また、オブジェクト指向系言語は前回調査

図表Ⅱ-1-18　実稼働用使用ツール（ES）



図表Ⅱ-1-19　実稼働用使用ツール（ES）



時（1990年）の1.3%から6.4%に上昇し、一昨年の水準に戻っている。

実稼働用マシン環境については図表Ⅱ-1-20に示すとおりである。ワークステーションが41.0%、パソコンが34.0%と両者合わせて75.0%を占めている。開発用マシン環境がワークステーションが43.8%、パソコンが35.7%であったことを考えると、ワークステーションやパソコンは開発環境イコール実稼働環境であるといえよう。近年の傾向としては1987年から1989年に両者大幅に割合を増やしたあとは、実稼働環境としてのワークステーションとパソコンの利用割合は定着してきたといえる。

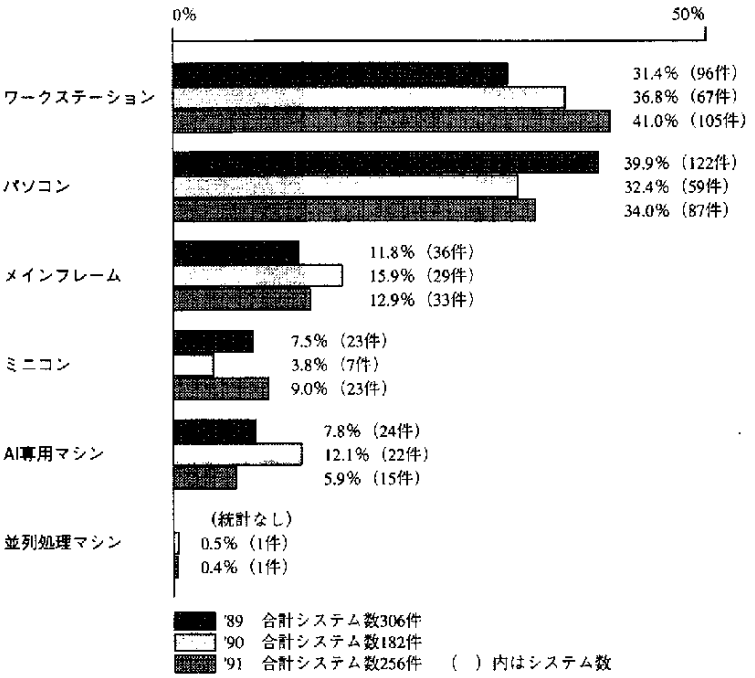
実用エキスパートシステムに対する評価は、非常に効果があった52.3%、まあ効果があった42.6%であり、両者を合わせると94.9%に達する。これは前回調査時の結果とほとんど変わらない（図表Ⅱ-1-21）。次に、このような評価と対象領域の関係を調査してみると、非常に効果があったとする回答133件のうち、41.4%が計画型、33.1%が診断型であるとしている。

2.3.7　開発体制

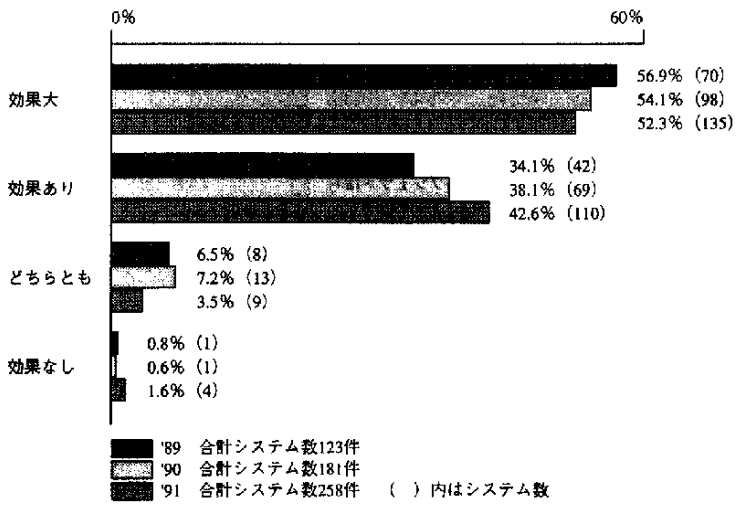
エキスパートシステム開発体制については（図表Ⅱ-1-22）に示すように、専門家、知識エンジニア、情報処理部門の3者が協力するケースが一番多く36.5%、専門家と情報部門が協力するケースが23.8%、専門家と知識エンジニアが協力するケースが19.2%など、前回調査時とほとんど変わらない。

産業別にみると、基礎資材産業で「専門家が参画して情報処理部門が実施」の割合が34.5%（平均

図表Ⅱ-20　実稼動用マシン（ES）



図表Ⅱ-1-21　実用システム評価（ES）



23.8%）と高いこと、商業金融関連で「専門家、知識エンジニア、情報処理部門の3者が協力して実施」の割合が56.3%（平均36.5%）と高いこと、教育公務関連で「専門家が主体となる」の割合が26.3%（平均6.5%）と高いことがあげられる。

2.3.8　メーカーやベンダーへの期待

前回（1990年）の「利用したい外部機関」の調査に代わり、今回は、「メーカーやベンダーへ何を期待するか」について調査を行った。その結果は図表Ⅱ-1-23に示すように、回答248事業所（複数回答可）のうち知識表現・知識獲得の方法の開示50.0%、システム構築手順の提供41.5%、設計ー開発への技術・要員提供31.0%、システムのパッケージ化28.2%、人材教育20.2%、メンテナンス16.9%、開発費の低減16.5%、業界・業務知識の提供14.2%、システムの企画・提案13.3%と続いている。

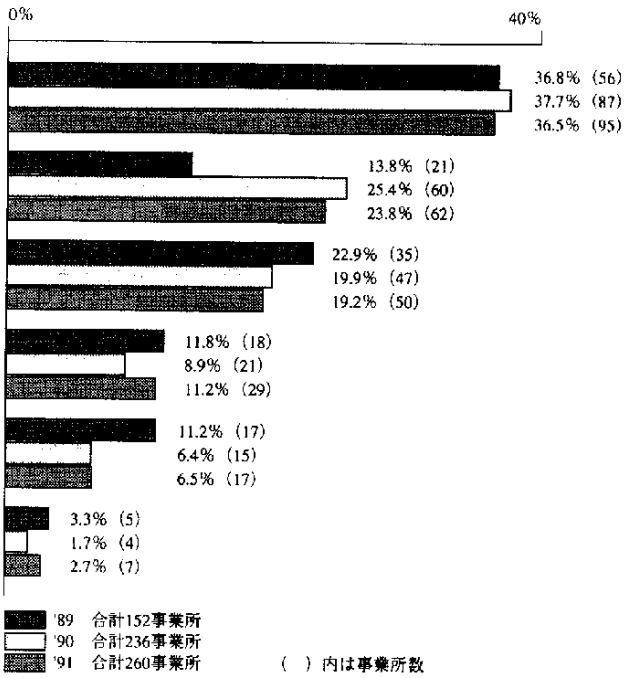
産業別にみると、設計ー開発への技術・要員提供について、生活関連産業で66.7%、商業金融関連で68.8%と高く（平均31.0%）、業界・業務知識の提供については、教育公務関連が25.0%（平均14.1%）と高く、システムの企画・提案については、公共サービス関連で31.7%、商業金融関連で31.3%と高い（平均13.3%）。

2.3.9　導入実用化の問題点

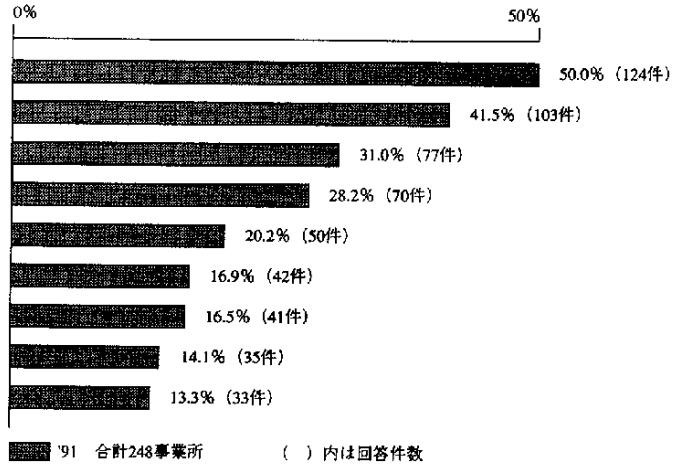
エキスパートシステムの導入・実用化において、事業所が抱えている問題についての結果は図表Ⅱ-1-24のとおりである。

「知識獲得に障害がある」が42.6%、「開発者がメ

図表Ⅱ-22　開発体制

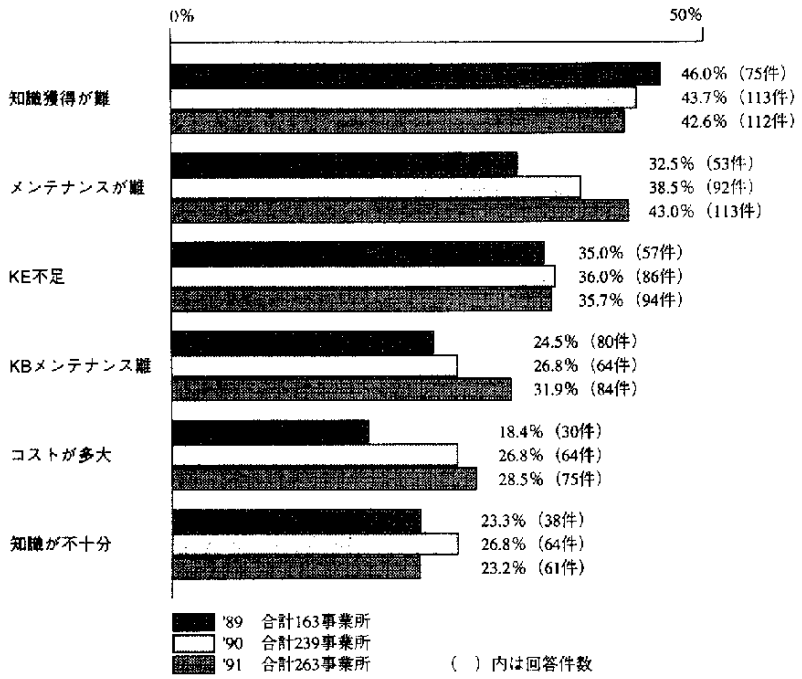


図表Ⅱ-1-23　メーカーやベンダーへの期待



ンテナンスまで関わらざるを得ない」が43.0%、「知識エンジニアが不足である」が35.7%となっており、前回調査時（1990年）と同様の結果となっている。割合も全体的にほとんど変わらないが、年々実用化されているシステムが増えるに従って、メンテナンスの問題が顕在化している。

図表Ⅱ-1-24　導入実用化の問題点

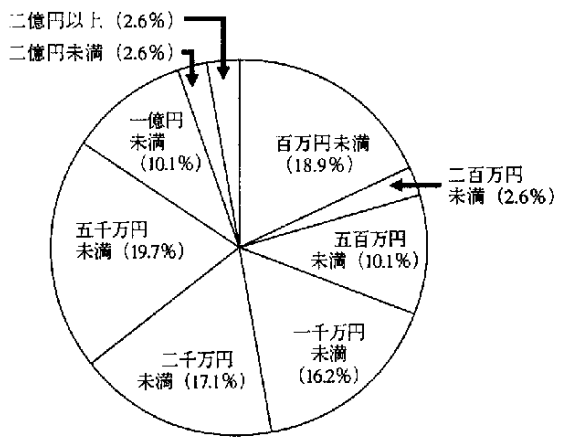


2.3.10　開発導入のための投資額

図表Ⅱ-1-25はエキスパートシステムに対する1991年度投資額を示したものである。投資額分布の山は二つある。一つは投資額500万以上1億円未満の山であり全事業所の63.1%に達する。もう一つは100万円未満の山で、割合は18.9%と明確な山を作っている。つまり、エキスパートシステム開発を行う際に数千万円を投資する企業がある反面、100万円程度で行っている事業所も5件に1件ほどはある。これは前回調査時（1990年）より増えている（10.6%から18.9%）。特に教育公務関連は100万円未満の投資額の企業は37.5%に達する。

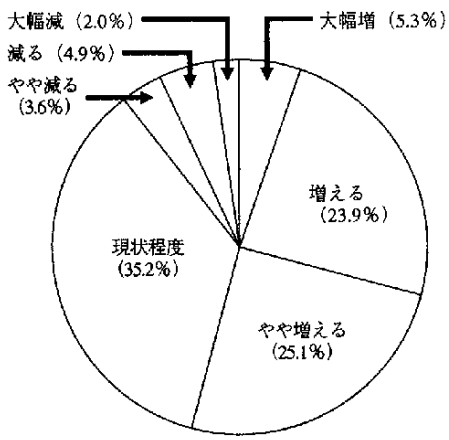
図表Ⅱ-1-26はエキスパートシステムに対する今後の投資見込みを示したものである。大幅増と見込む事業所は5.3%と少ないものの、増える23.0%、やや増える25.1%と合わせると、今後増えると予想する事

図表Ⅱ-1-25　年間投資額（1991年）



摘要：合計回答数　228事業所

図表Ⅱ-1-26　今後の投資見込（ES）（1991年）



摘要：合計回答数　247事業所

業所は54.3%と過半数を占める。産業別にみると、どの産業もほとんど傾向は変わらないが、生活関連産業で現状程度が60.0%（平均35.2%）、公共サービス関連で減るという見通しが10.3%（平均4.9%）あるのが注目に値する。

2.3.11　その他の自由コメント

将来のエキスパートシステム利用について自由記述形式で回答した100事業所の記述内容を要約した結果は以下に示すとおりである。

(1) 適用分野・対象分野に関するもの
- 設計、計画（24件）
- 生産計画、在庫管理（9件）
- 故障診断等の診断（7件）
- プラントや製造ラインの監視制御（4件）
- CIM（8件）
- エネルギー分野全般（2件）
- 技術情報管理の支援
- 経営、財務等の支援
- システム・ネットワーク監視
- 品質管理
- 意思決定支援
- オペレーション教育
- 資源探査
- バグ診断
- データベース検索支援
- 文書作成支援
- 画像理解とあわせて自動操作支援
- システム分析支援
- 高度なマンマシンインタフェース
- エンジニアリング業務支援
- ソフトウェア見積支援
- 窓口業務の自動化
- 資金運用、ローン相談等の個人相談業務の充実
- 企業診断、経営相談、貸出審査等の法人取引支援への応用
- 教材作成ツール

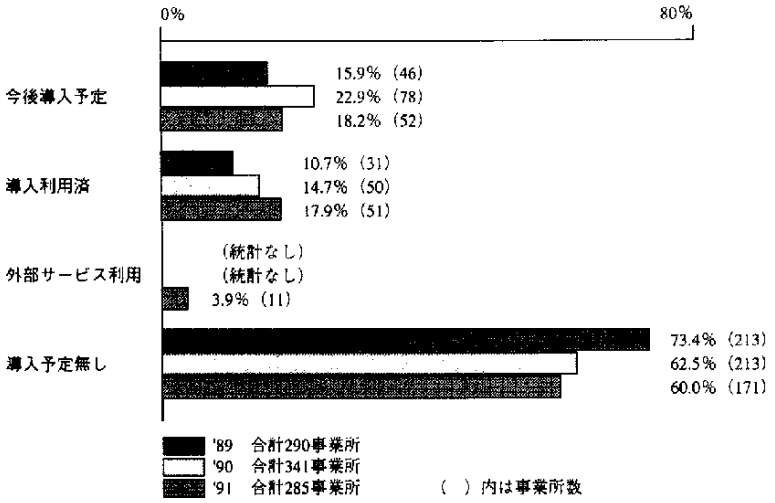
(2) 開発目的、方法に関するもの
- ソフトウェア生産性向上（12件）
- アプリケーション開発にエキスパートシステムの考え方を利用（5件）
- プログラミングの1手法として一般ソフトウェアに取り込まれる（4件）
- 現在のソフトウェア技術ではインプリメント困難な部分に応用（2件）
- エキスパートシステムは一つの実現手段に過ぎない（2件）
- 記号処理向け言語（LISP、Prolog等）をそのまま利用
- 汎用機系のシステム開発の生産性向上
- 特定業務向けの知識ベース
- 事例ベースシステムに応用
- 通常のシステムとエキスパートシステムの違いが不明確
- 既存システムのサブシステムとしての位置づけ

(3) システム化方向性に関するもの
- 人手不足や高齢化に備え保守が容易なシステム（3件）
- CADとの連携（3件）
- CASEとの統合（3件）
- 曖昧な情報の取扱い（2件）
- 知識伝達（属人化の排除）
- 従来のシステムより早く開発できる
- 保守が容易なシステム
- 学習可能な（メンテナンスフリー）知識ベース
- 小規模、低コストのパッケージ化されたもの
- 分野を限定しないノウハウ記述用
- 販促用ツール
- ユーザへの提供
- サービス体制強化
- 企業内での横展開

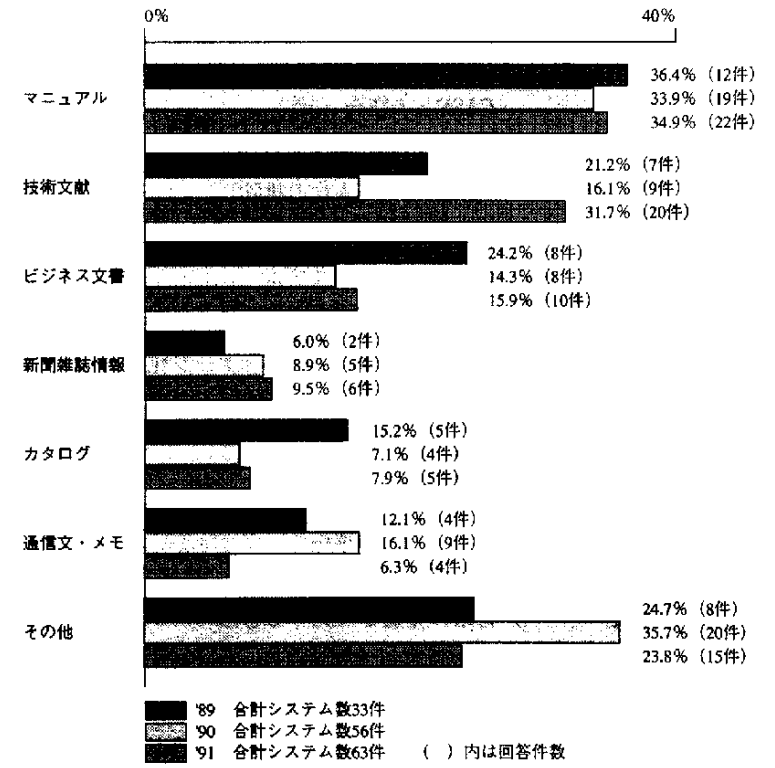
(4) 将来の見通しに関するもの
- 漸増の方向（7件）
- まだまだ研究開発段階である（3件）
- ハードウェア環境は揃っているが、ソフトウェ

ア開発環境はまだまだである
・独立したエキスパートシステムは使い物にならない
・小規模のエキスパートシステムが発展する
・現状のハードウェア、ソフトウェアレベルなら頭打ち
・計算資源を使い過ぎるようなら普及しない
・最初から実用システムを前提とした開発が盛んになる
・汎用ワークステーションとアプリケーションで十分である

図表Ⅱ-1-27　機械翻訳導入状況



図表Ⅱ-1-28　機械翻訳利用分野



2.4　機械翻訳システム

本調査では、機械翻訳システムを「コンピュータを用いて、ある自然言語（例えば日本語）で書かれた文書を他の自然言語（例えば英語）に翻訳するシステム」と定義した。最近、パソコン通信の大手ネットワークのいくつかが自動翻訳サービスを始めており、個人利用も進みつつあるので、外部サービスの利用についても今回の調査では質問している。

2.4.1　利用状況

回答のあった285事業所のうち、機械翻訳システムを導入、あるいは外部サービスとして利用しているところは、図表Ⅱ-1-27に示すとおり62事業所（21.8%）あり、このうち11事業所は外部サービスを利用している。また、導入・利用中のシステム数は70となっている。これは、1989年の31事業所（10.7%）52システム、1990年の50事業所（14.7%）58システムと比較して

みると、導入事業所数、導入システム数とも増えていることを示している。

機械翻訳システムの導入利用を今後予定している事業所は、58事業所（18.2%）である。1989年46事業所（15.9%）、1990年の78事業所（22.9%）という推移からみて1989年の水準に落ちている。

機械翻訳システム導入事業所を産業別にみると、教育公務関連が多い（48.9%）。今後の導入予定では、基礎資材産業（20.8%）、公共サービス関連(26.3%)、教育公務関連（20.0%）の割合が多い。導入・利用中システムの翻訳対象言語は、日英・英日がほとんどであり、両言語間では英日が60.6%、日英が59.1%とほぼ同じである。

また、稼働している計算機は、他の応用システムとは異なりメインフレームが38.3%と最も多く、ワークステーション31.3%、パソコン28.4%と続く。前回調査時（1990年）と比較すると順位は変わっていないものの、内訳としては、メインフレームの割合が48.3%から10.0ポイント減ったのに対し、パソコンは24.8%から4.3ポイント増えている。

2.4.2　利用分野

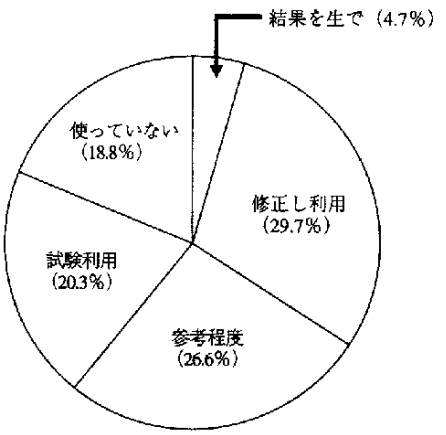
機械翻訳システムの利用分野は図表Ⅱ-1-28に示すようにマニュアルが34.9%、特許等技術文献31.7%、ビジネス文書15.9%となっている。カタログ7.9%、通信文・メモ等の利用は相対的に低下し、技術文献での利用が高くなってきた。図表Ⅱ-1-29の利用形態から分かるように、人が翻訳する際の参考程度の使用は26.6%、かなり人手で修正しての利用は29.7%となっており、翻訳結果をそのまま利用の4.7%と合わせると、61.0%が何らかの形で利用していることになる。また、前回調査時（1990年）に比べ実験中が9.6%から20.3%に増加しているのが注目に値する。

2.4.3　問題点と投資状況

機械翻訳システムの問題点として、全体の72.9%が翻訳精度の低さを指摘している。次に、辞書の開発・維持・メンテナンスが大変である47.1%、原文入力に手間がかかる20.8%、翻訳時間がかかりすぎる16.7%と続いている。本格的な実用にはシステムの翻訳精度の向上が求められているとともに、辞書の開発も大きな課題となっている。

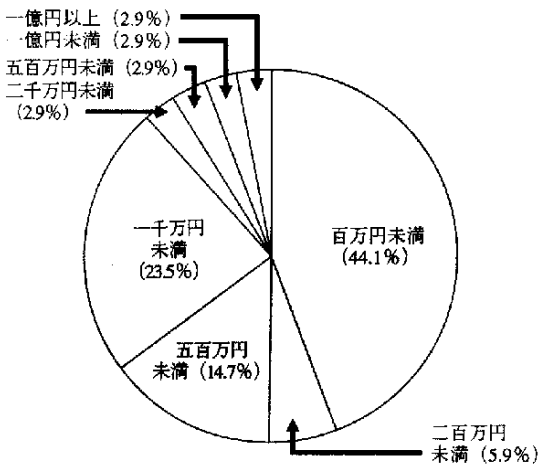
機械翻訳システムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-30に示すとおり、1000万未満と回答した事業所が88.2%を占めるが、投資の多い事業所では数億円にものぼる。

図表Ⅱ-1-29　機械翻訳利用形態（1991年）



適用：合計回答数　64事業所

図表Ⅱ-1-30　機械翻訳投資額（1991年）



適用：合計回答数　34事業所

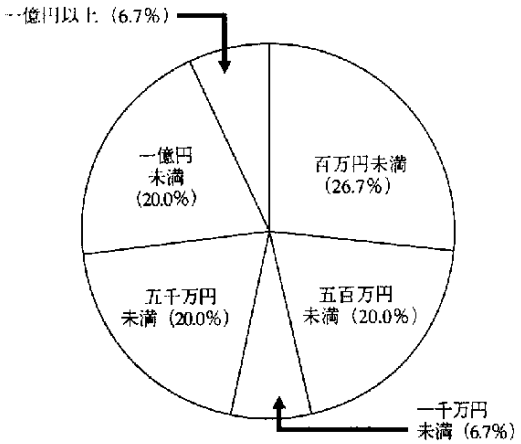
2.5　知能ロボット

本調査では、知能ロボットを「ロボットの中で、持に、高度のセンサー機能、推論機能、自律的な行動能力などを持つもの」と定義した。今回の調査では、知能ロボット以降に述べるシステムについては、利用分野と利用上の問題点に関し、自由記述の形式で回答を得ている。

2.5.1　利用状況

回答のあった325事業所のうち、知能ロボットを導入しているものは、17事業所（5.2%）と前回調査時（1990年）15事業所（5.8%）と同様極めて低い。産業別で見ると加工組立産業が一番高く7事業所（8.8%）ある。今後、導入・利用予定の事業所は、79事業所（24.3%）であり、産業別では基礎資材産業（23事業所41.1%）、公共サービス関連（17事実所40.5%）、加工組立産業（21事業所26.3%）に多い。

図表Ⅱ-1-31　知能ロボット投資額（1991年）



適用：合計回答数　15事業所

2.5.2　利用分野

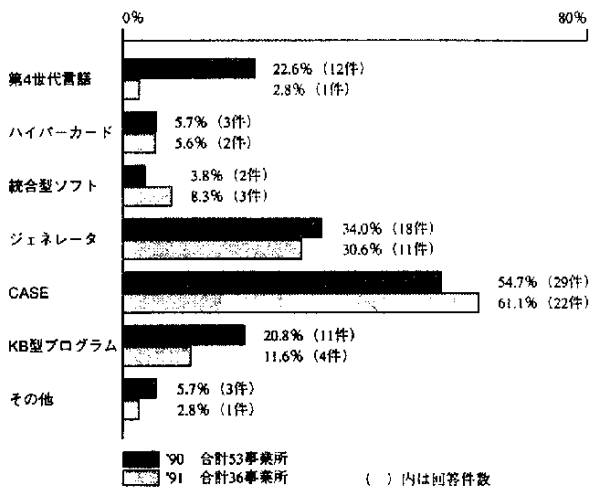
利用分野としては、自動組立、製品検査、自動搬送があげられ、機能としては多センサーロボット、利用としては人手では危険な分野、例えば溶接ロボットがあげられている。

2.5.3　問題点と投資状況

問題点としては、価格が高い、統合化が難しい、安全性に問題あり、信頼性が低い、調整が難しい、スピードが遅い、余り効果が上がらない、利用するためのエンジニア不足、コンパクトでない、などの意見があげられた。

知能ロボットに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-31に示すとおり、数百万の投資（500万未満46.7%）と数千万の投資（1000万以上1億円未満46.7%）に山が分かれている。

図表Ⅱ-1-32　自動プログラミングの考え方



2.6　自動プログラミング

本調査では、自動プログラミングを「既存のプログラムモジュールを目的に合わせて再利用したり、仕様書の内容を理解するなどして、プログラムの自動作成を支援するシステム」と定義した。

2.6.1　利用状況

回答のあった333事業所のうち、自動プログラミングを導入しているものは37事業所（11.1%）で、前回調査時（1990年）56事業所（13.8%）よりも少ない。産業別にみると、加工組立産業が11件（14.1%）、基礎資材産業7件（11.9%）で多い。今後、導入・利用予定の事業所は132事業所（39.6%）で、産業別にみる

と情報処理産業（30事業所50.0%）での導入意欲が高い。

2.6.2　利用分野

回答事業所が想定している自動プログラミングシステムは、図表Ⅱ-1-32に示すとおり、回答総数36事業所のうち、CASEが22事業所（61.1%）と半数以上占める。以下プログラムジェネレータ11事業所(30.6%)、知識ベース型プログラミングシステム4事業所（11.1%）と続いている。このように、CASE、プログラムジェネレータなど、知識ベースを必ずしも利用しないシステムが含まれており、すべてがAIの範疇にあるものとは言い切れない。なお、第4世代言語については前回調査時（1990年）には12事業所（22.6%）あったものが今回1事業所(2.8%)に減少している。

利用分野としては、事務処理系、プラント制御、仕様の検討・分析、汎用機アプリケーション開発、プログラムの標準パターン化による生産性の向上、工数集計システム、研究用途、ネットワーク端末管理等があげられている。ただし、回答した事業所は、そのほとんどがCASEについて関心を示していた。

2.6.3　問題点と投資状況

問題点については、どこまでできるか不明瞭、サンプルが少ない、プログラミングのレベルが低い、バグがまだ多い、ベンダーのサポートが弱い、適用機種が限られる、移植が難しい、習得までに時間がかかる、結局通常のプログラミングと変わらない、すでにプログラムを組める者には分かりにくい、計算機資源を多く消費する、などがあげられている。

自動プログラミングに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-33に示すとおり、100万未満の投資36.0%と1000万前後の投資（500万以上5000万未満52.0%）に山が分かれている。

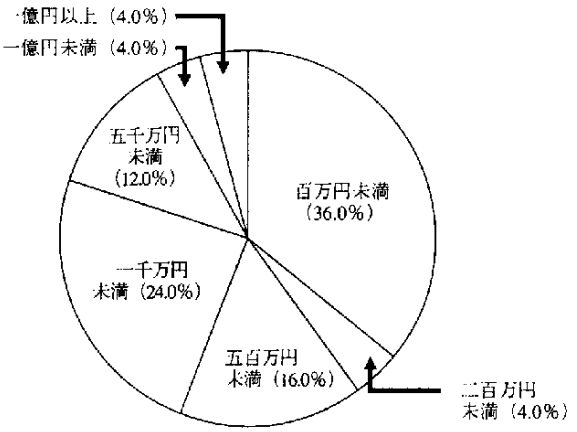
2.7　画像理解システム

本調査では、画像理解システムを「入力された画像情報から、対象物が何であるかを理解できるシステム」と定義した。

2.7.1　利用状況

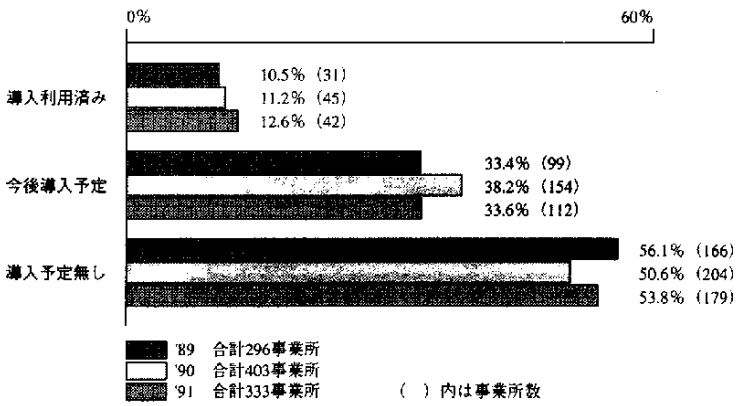
回答のあった事業所333事業所のうち、画像理解システムを導入しているものは42事業所（12.6%）と前回調査時（1990年）45事業所（11.2%）とほぼ同様の結果である（図表Ⅱ-1-34）。産業別で見ると基礎資材産業で高く11事業所（19.0%）が導入している。今後、導入・利用予定の事業所は、112事業所（33.6%）で、これも前回調査時154事業所

図表Ⅱ-1-33　自動プログラミング投資額（1991年）



摘用：合計回答数　25事業所

図表Ⅱ-1-34　画像理解導入状況



(38.2%) とほぼ同様の結果である。産業別にみると公共サービス関連 (19事業所46.3%)、基礎資材産業 (24事業所41.4%) が多い。

2.7.2　利用分野

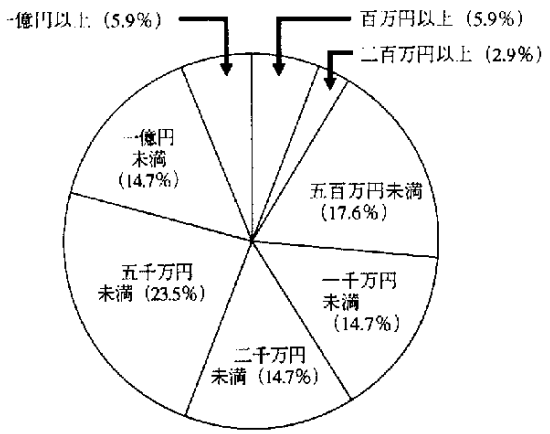
自由コメントによると、図面自動認識・入力、金型番号自動読み取り、寸法検査、検査工程の合理化、X線画像読み取り、図面より入力する配管管理、配線パターン設計、CADパターン検査、高炉の装入物の分布識別、印鑑の受注処理、などがあげられている。

2.7.3　問題点と投資状況

問題点については、認識自動化率の低さ、処理速度が遅い、他システムとのデータの転用が難しい、価格が高い、システム資源を多量に消費する。解像度が低い、環境に左右されやすい、などの意見があげられた。

画像理解システムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-35に示すとおり、数百万から1億円まで一様に分布している (200万以上1億未満85.2%)。

図表Ⅱ-1-35　画像理解投資額 (1991年)



摘用：合計回答数　34事業所

2.8　音声理解システム

本調査では、音声理解システムを「音声情報を分析し、その内容を理解できるシステム」と定義した。

2.8.1　利用状況

回答のあった330事業所のうち、音声理解システムを導入しているものは16事業所 (4.8%) と、前回調査時 (1990年) 16事業所 (4.0%) とほぼ同様の結果となっている (図表Ⅱ-1-36)。産業別にもそれほど偏りはないが、情報処理産業だけ1事業所 (1.6%) と特に少ない。今後、導入・利用予定の事業所は104事業所 (31.5%) で、産業別にみると、公共サービス関連 (17事業所40.5%)、基礎資材産業 (21事業所36.2%) が多い。

2.8.2　利用分野

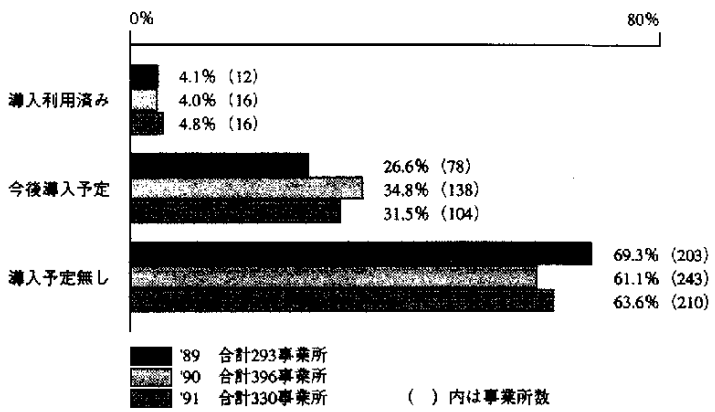
利用分野に関する自由コメントとしては、クレーンの運転操作、検査データの入力、航空管制の音声通信理解、疵観察データの音声入力、があげられた。

2.8.3　問題点と投資状況

問題点については、認識率が低い、ノイズに弱い、まだまだ研究段階である、などの意見があげられていた。

音声理解システムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-37 (10事業所回答) に示すとおり、100万未満の投資が4事業所、1000万未満が7事業所であるなど、それほど多くの投資はされていない。

図表Ⅱ-1-36　音声理解導入状況



2.9　自然言語理解システム

本調査では、自然言語理解システムを

「日常使用されている自然言語を構文的・意味的に理解するシステム」と定義した。

2.9.1　利用状況

回答のあった329事業所のうち、自然言語理解システムを導入しているものは16事業所（4.9%）と前回調査時（1990年）17事業所（4.3%）とほぼ同様の結果となっている（図表Ⅱ-1-38）。産業別にもそれほどの有意差はない。今後、導入・利用予定の事業所は112事業所（34.0%）で、産業別にもそれほどの有意差はない。

2.9.2　利用分野

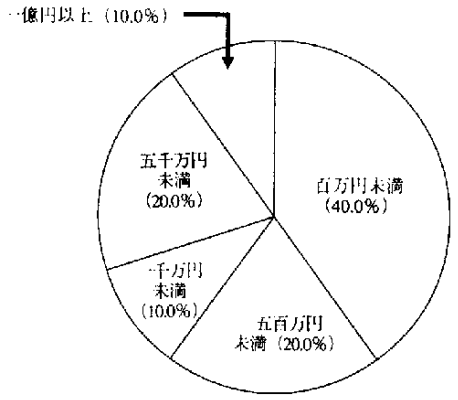
利用分野に関する自由コメントとしては、情報処理分野に限定した日英翻訳システムで、構文解析を行わずに、語の接続関係の情報を利用する高速翻訳システムやマンマシンインタフェースがあげられた。

2.9.3　問題点と投資状況

問題点については、辞書メンテナンスツールの開発や、自然言語のみのインタフェースでは駄目で絵との組合せが大切との意見が寄せられた。

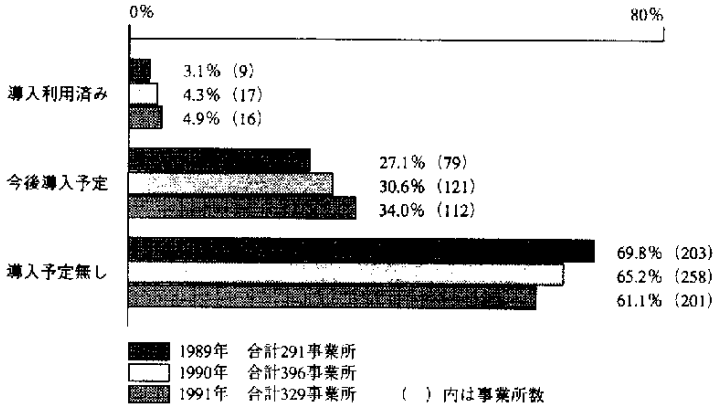
自然言語理解システムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-39（13事業所回答）に示すとおり、500～1000万円の投資が多く5事業所ある。しかし、1000万以上2億円未満投資している事業所も5事業所ありバラツキが大きい。

図表Ⅱ-1-37　音声理解投資額（1991年）

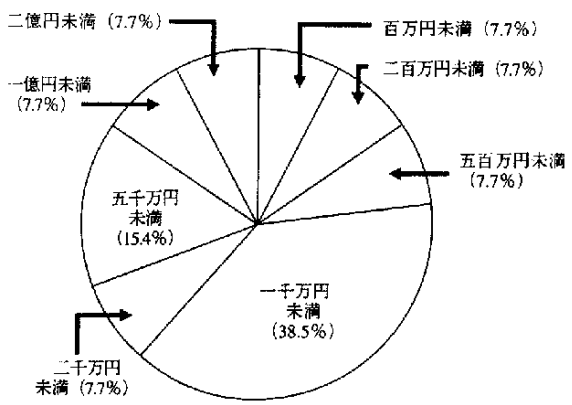


摘用：合計回答数　10事業所

図表Ⅱ-1-38　自然言語理解システム導入状況



図表Ⅱ-1-39　自然言語理解システム投資額（1991年）



摘用：合計回答数　13事業所

2.10　ファジィシステム

本調査では、ファジィシステムを「あいまいさを数量化し、定量的に取り扱う理論（ファジィ理論）を応用した手法またはシステム」と定義した。ただし、家電等に組み込まれたものは対象外とした。

2.10.1　利用状況

回答のあった335事業所のうち、ファジィシステムを導入しているものは52事業所（15.5%）と前回

調査時（1990年）64事業所（15.7%）と比率的にはほぼ同様の結果となっている（図表Ⅱ-1-40）。産業別では、加工組立産業（17事業所21.5%）、公共サービス関連産業（8事業所19.0%）、基礎資材産業（10事業所16.7%）で多く、商業金融関連産業では少ない。今後、導入・利用予定の事業所は138事業所（41.2%）で、産業別にみると、基礎資材産業（29事業所48.3%）、公共サービス関連（20事業所47.6%）、教育公務関連産業（23事業所39.0%）、加工組立産業（30事業所38.0%）が多い。逆に、商業金融関連産業や生活関連産業では、予定なしがそれぞれ、15事業所75.0%、6事業所60.0%となっている。

2.10.2　利用分野

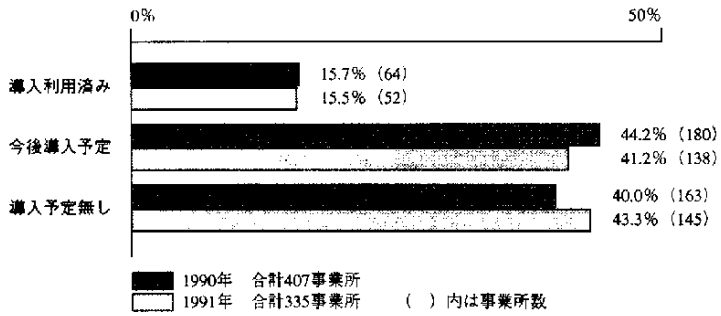
利用分野に関しては、ダム、プロセス、プラントなどの制御、モータなどの駆動機器制御、温度・速度・時間等による機械の条件制御のように制御問題への適用が多く、その他、ロボットへの応用として、硬さの異なる物体を、その物を壊すことなく掴み移動する事例、衝撃特性に関する仕様の製造可否判定を行う業務への適用や、機種選定、故障診断などの事例も見られる。

2.10.3　問題点と投資状況

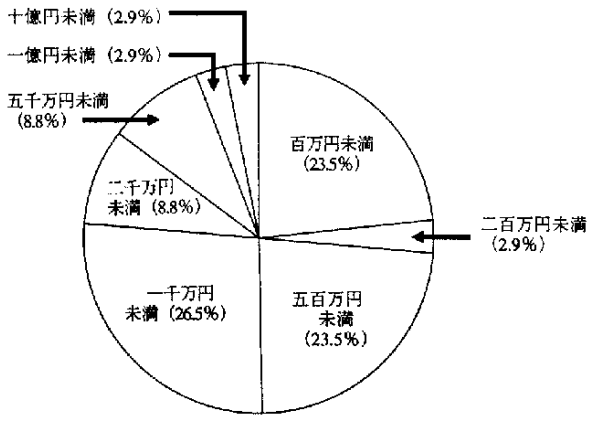
問題点については、メンバーシップ関数のチューニングが難しい（6件）、設計手法がまだ確立されていない、一般的な推論しかできず専門家には利用してもらえない、知識の自動獲得などがあがっている。

ファジィシステムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-41（34事業所回答）に示すとおり、100万円未満の投資が8事業所（23.5%）、200万円以上1000万円未満の投資が17事業所（50.0%）ある。なお、5億～10億円未満投資している事業所が情報処理産業に1件ある。

図表Ⅱ-1-40　ファジィシステム導入状況



図表Ⅱ-1-41　ファジィシステム投資額（1991年）



摘用：合計回答数　34事業所

2.11　ニューロシステム

本調査では、ニューロシステムを「人間の脳の神経回路網をモデル化したニューラルネットワークにより、情報を処理する手法またはシステム」と定義した。

2.11.1　利用状況

回答のあった333事業所のうちニューロシステムを導入しているものは36事業所（10.8%）と前回調査時（1990年）46事業所（11.3%）と比率的にはほぼ同様の結果となっている（図表Ⅱ-1-42）。産業別では、公共サービス関連産業（7事業所16.7%）、加工組立産業（11事業所14.1%）が多く、基礎資材産業や商業金融関連産業で少ない。

今後、導入・利用予定の事業所は147

事業所（44.1%）あり、産業別にみると、基礎資材産業（32事業所54.2%）、公共サービス関連（21事業所50.0%）、教育公務関連産業（25事業所42.4%）、加工組立産業（31事業所39.7%）が多い。逆に、生活関連産業では予定なしが8事業所80.0%となっている。

2.11.2　利用分野

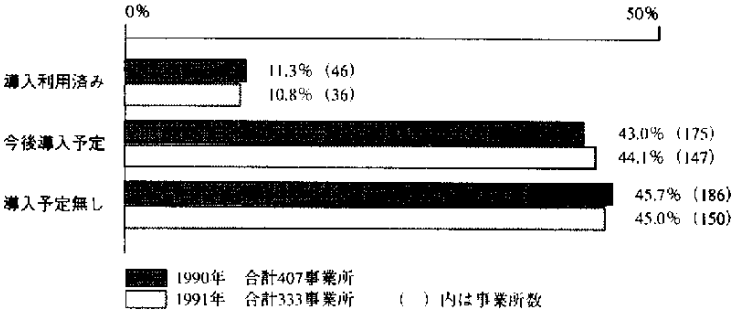
自由コメントを寄せた8事業所でのニューロシステムの利用分野は、画像認識2件、文字認識、制御、プラントの運転状態の判断、知識の自動獲得、文書検索の曖昧な文字列マッチング、特別な仕様の製造可否判定を行う業務への適用となっている。

2.11.3　問題点と投資状況

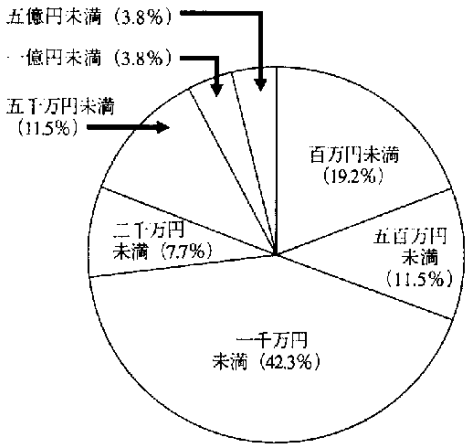
問題点については、指標の正規化、処理速度（2件）、トータルシステムへの組み込み、ダイナミックスの取り込み、計算資源の浪費、最適モデルかどうかの検証などがあがっている。

ニューロシステムに対する1991年度の投資額は図表Ⅱ-1-43（26事業所回答）に示すとおり、100万円未満の投資が5事業所（19.2%）、500万円以上1000万円未満の投資が11事業所（42.3%）ある。なお、2億～5億円未満投資している事業所が加工組立産業に1件ある。

図表Ⅱ-1-42　ニューロシステム導入状況



図表Ⅱ-1-43　ニューロシステム投資額（1991年）



摘用：合計回答数　26事業所

第2部　各業界におけるAI利用ビジョン

1　建設業界

1.1　建設業界をとりまく環境の変化と経営課題

快適さを追求したオフィス空間、環境を大切にした地域開発、地震が起きても揺れない建物、埃一つない工場、長大な連絡橋、大深度地下50mに描かれる巨大空間等、これまでになく多様な空間の質が建設業に要求されている。情報化社会の発達は高度な通信機能を内蔵しながら緑や香りを持った空間を求めており、大都市への集中は、土地の利用価値を高め、より高く、より深く活動空間の創造を推し進めている。その一方で、3K「危険、汚い、きつい」と呼ばれる建設業に対するイメージはあまり改善されておらず、作業員の高齢化、熟練作業員の減少が進んでいる。

建設業はこれらの要求に応えて、これまでのハード面だけではなく、ソフト面での技術開発に力点を置いている。ハード面では、近年、建設の機械化施工、工場生産化の進歩が大きく、一部にはロボットと呼べる施工用の自動機械も実用化されている。ソフト面では超超高層ビル、大深度地下空間、海上空間、宇宙空間など新しい空間への提案、環境問題に対する提案等、多様な企画・設計を行っている。また、品質向上、生産性向上を目指して計画時の情報を設計へ、設計の情報を施工へと情報を連続して使用する方法が検討されている。

このような技術開発では、人工知能へよせる期待に大きいものがある。その目標の一つは、高所や地下のような劣悪環境での作業を代行するロボットである。建設現場は、ロボットを稼働させる環境としては非常に難しく、周辺環境の認識、判断、動きの制御等、高度な人工知能分野の技術が必要である。すでに、シールド掘進などの施工機械制御にAIが応用されている。

計画から施工・保守までの一貫したコンピュータの利用は、より現実的に建設の合理化、精度向上、工期短縮に必要となっている。例えば、高層ビルを一つの製品と考えると、部品数で10万点以上、最盛期の作業員数3000人、計画から完成まで5年以上になる。一般の工場製品に較べると、非常に大規模で数多くの技術者が関与するので、システム化しにくい分野だったが、エキスパートシステムを突破口として開発が進んでいる。このように建設業の課題を解決する技術開発の中で、エキスパートシステムやAI制御などの人工知能技術は重要な位置を占めている。

1.2　建設業界の特徴

(1) 業務の特徴

建設物の生産環境から見た特徴の第一は単品受注生産方式にある。近年、個人住宅や内装・設備材には汎用の既製品を使用する割合が増えているが、本来同じ建設物は二つと存在せず、一つ一つに必ず設計行為と監督官庁の審査を伴う。さらにその設計行為自体に、既成の作品と異なる面に価値を追及しようとする力が作用する。特徴の第二は、生産場所が屋外で個々に場所が異なるという点である。これも、鉄骨、鉄筋、外装材等工場生産の割合が増えてはいるが、地盤掘削、コンクリート打設のように建設場所から離れられない部分が大きい。

生産体制から見た特徴は、裾野の広い業種に関係し多階層の協力関係を持つことにある。全国に50万社500万人といわれる業界には、大手の総合建設業

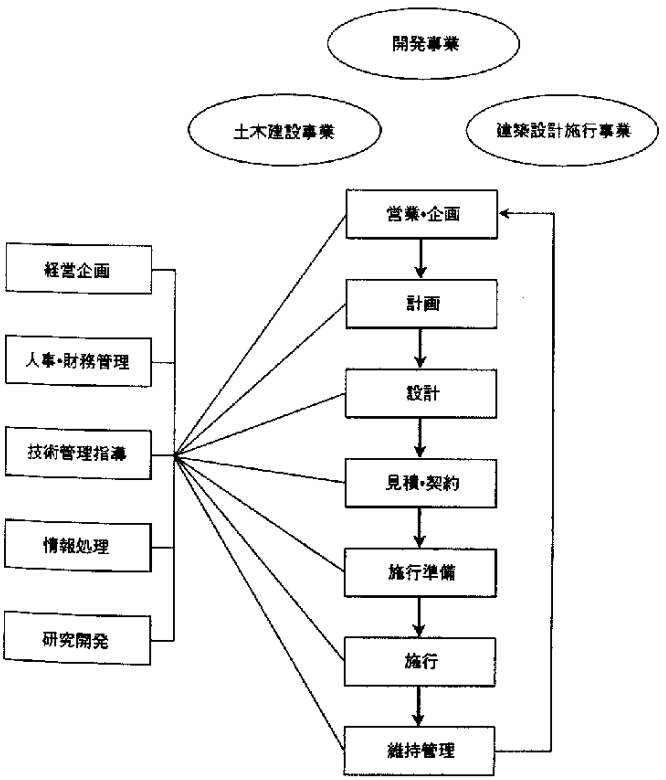
から小さな町の工務店まで、トンネルやダムからインテリアや電気配線まで多種多様な専門分野の企業が存在する。また、その設計・生産技術である土木工学・建築学は人類の文明と共に歩んできた歴史の長い膨大な経験工学的集成にほかならない。したがって直接の工事責任を果たす元請け（ゼネラル・コントラクター＝ゼネコン）は、多くの部品や専門企業の管理・調整が業務の中心となる。

これらを総合すると、

・ラインを形成するルーティンワーク部分が少ない
・非定型業務が中心である
・生産技術が企業やエンジニアの実績と経験に大きく依存する
・機械設備やコンピュータシステムに生産技術が固定化されにくい

という建設業務の性格が浮き彫りになる。

図表Ⅱ-2-1　建設の典型的な業務フロー



一方建設業も時代の流れと共にその体質を変えようとしている。冒頭の社会環境の変化に対応して、工事の機械化・自動化を促進し生産性と安全性を高める一方、環境問題や建設物の質とライフサイクルを重視し積極的に提案することを本格化している。前者の流れで、近年設計・施工の自動化を一般の製造業並に進めるべく技術開発を進めている。後者の流れでは工事請負というハードな受注のみならず設計やサービス業務にも関心が払われるようになり、より創造的でソフトな業務が増す傾向にある。

(2) 業務の流れ

建設業の代表的な業務の流れを図表Ⅱ-2-1に示す。建設業の製品は、短くても10年、長ければ100年以上も使用される大構造物であるために、その企画から工事施工までもまた長期間を要することが多い。製品が、街作りの企画・販売を行う開発事業の場合をはじめ、トンネル・ダム・鉄道・港湾等公共性の高い土木構造物を作る場合、またオフィスビル・ホール・住宅・病院等の建築構造物を作る場合で流れは若干異なるが、概ね図表Ⅱ-2-1の流れが基本となる。

建設業では一般の製造業のようにラインを形成しにくいために、スタッフ業務もまた明瞭に切り分けにくい。ただし建設業の体質改善とともに、管理・スタッフ業務の集中合理化や基礎研究への投資などの変化が現われている。

各業務の内容とシステム化の現状を図表Ⅱ-2-2に示す。

(3) AIの必要性と適用

①AIの必要性

先に述べたように建設業のシステム化には、他の産業に比べて難しい点が多い。すなわち業務の特徴として挙げられる、屋外生産、非定型、経験工学、膨大な部品・材料と専門業者管理、創造的設計等が、これまでのコンピュータのデータ処理という枠

組みにはまらないために人手に頼らざるを得なかった。したがってAIがコンピュータシステムを人間の知能に近づけるならば、システム化領域を飛躍的に拡大することができる。一方社会環境の変化から、建設業も従来の業務形態にそのままコンピュータを利用するという考え方から、コンピュータを武器として合理化・体質改善を行うという発想に変わりつつある。

このようなAIに対する大きな期待と建設業自体の変革とが、建設業でのAI応用システムの研究開発と実用化の推進力となっている。

②AIの適用状況

建設業では大手のゼネコンを中心に1985年頃からAI、特にエキスパートシステムの研究開発に取り組み、その後ブームに翻弄されながらも継続的に開発と実用化を進めてきた。官・学・産共同の学術研究

図表Ⅱ-2-2　建設業務の内容とシステム化の現状

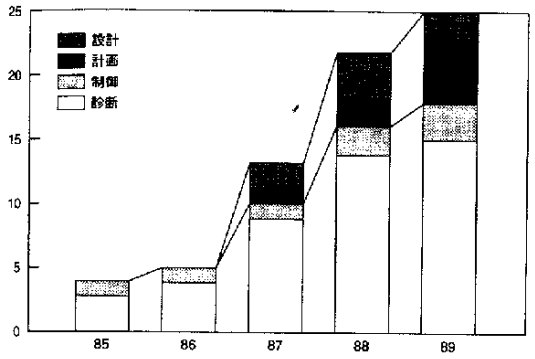
業務段階	業務内容	システム化状況
営業・企画	ディベロッパーや土地・老朽建築物保有者等からニーズを掘り起こし、周辺との調和や街作りの観点から企画提案する。	顧客・地図データーベース 営業案件データーベース 開発事業の収支計画等 コンピューター利用度は低い。
計画	具体的な施設や建物の計画案を作成する。新技術を伴う場合は、技術のスタッフが加わり地盤調査や新工法・材料の実験、数値解析等が行なわれる。	建築規模計画システム 光照明・景観ＣＧ 土地造成計画システム 耐震解析地盤解析システム 避難・交通シュミレーション等 解析・シュミレーション面でのコンピューター利用は進んでいるが、計画案作成業務そのものでの利用はプレテン資料作成ツール程度。
設計	設計にもいくつかの段階があるが、建物や施設を細部に至るまで設計し、材料や完成後の品質を確定し、法的な審査基準を満たして工事のための基本的な情報を揃える。	建築構造一貫設計システム ＰＣ橋梁設計システム 設計製図CADシステム 設備機器データベース 概算見積システム等 個々のコンピュータ利用は進んでいるが、垂直・水平方向の業務間情報流通が課題である。
見積・契約	設計図書をもとに数量や材料から工事金額を見積りを行なう。金額や工事期間が満足されれば工事契約が取り交わされる。他社の設計でも問題があれば、技術的な検討を行なってその工事対策案を提示する。	各部位・工種積算システム 見積結果データベース 概略工程作成システム等 計算処理部分のコンピュータ利用は進んでいる。
施行準備	仮設と呼ばれる生産のための施行工事や工事期間中の近隣環境問題解決、更には道路使用・安全管理の許可取得等の工事準備を行なう。工事予算作成や材料・労務調達手配を含むこともある	実行予算作成システム 工程計画システム 機械計画、仮設計画システム等 耕司に共通な標準化部分はコンピュータ処理されているが、割合は少ない。
施行	設計構造物を設計敷地内で工期内に建設する。事前調査がなされているとは言え、地盤等完全には知りえない部分があり、また屋外生産であるので気象状況にも左右される。その一方顧客にとっては工事期間は事業停止期間にあたるので、工事の厳守や短縮が迫られる。計測制御による安全管理や協力業者の品質・原価管理も重要な業務である。	原価・工程管理システム 計測管理システム 出来高管理システム 施行図作成CAD等 計測処理やワープロ・CAD等の利用は進んできたが、管理上の意思決定や本社・業者との情報交換面での利用が課題。
維持管理	建物完成後の維持管理は発注者側の業務となるが、この業務に係わることからまた新たな重要に遭遇知、次の営業・企画えと繋げることができる。特に開発事業では、維持管理サービスが利用者の評価を大きく左右するために、関連企業を設立して継続的なサービス事業に取り込むこともある。	ビル設備管理システム 外壁剥離診断システム ファシリティマネジメントシステム等 従来は顧客が別途に開発することが多かったが、最近は建設物の付加価値機能として建設時に組み込む例も見られるようになってきた。

の場である土木学会、日本建築学会でも人工知能研究委員会を設立し、AIの応用に関する調査研究を進めている。土木学会の調査では、1989年の全国大会で25件の土木分野のエキスパートシステムに関する研究開発報告があり（図表Ⅱ-2-3）、また日経AIの調査によれば、1991年に建設業で運用されているエキスパートシステムは43システムに至っている［2］。

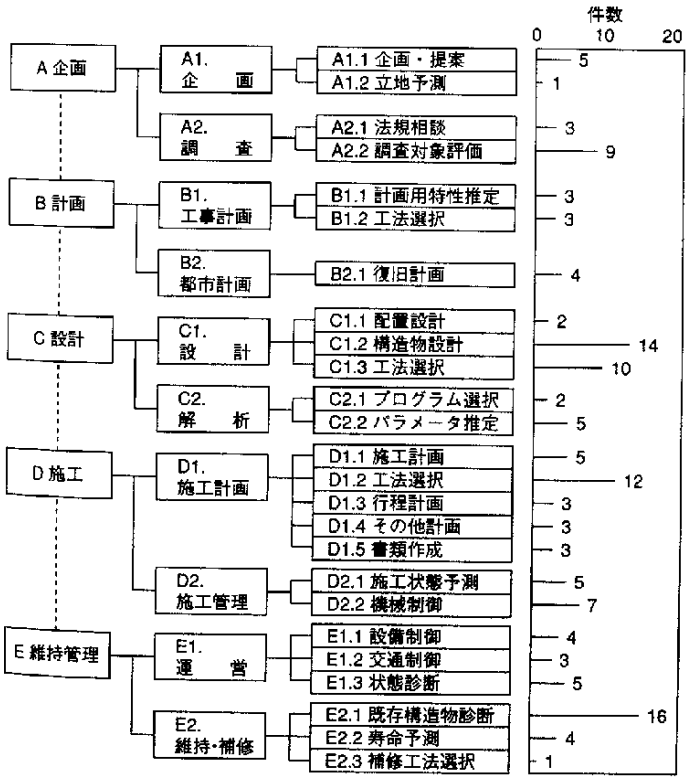
エキスパートシステムの種類としては、当初診断を行うものが多かったが、その後計画・設計を行うものが増え、最近では制御を扱うものも目立ってきている。また、いずれの種類でも当初は単独で処理するシステムがほとんどであったが、その後既存のシステムと一体化して使用されるものが増えている。

土木分野で具体的に開発されたエキスパートシステムの調査結果を図表Ⅱ-2-4に示す。ここで業務の分類のうち、前に述べた施工準備の段階は施工に含んで合算している。この図表からわかるように、設計、施工、維持管理の3段階で多くを占めている。さらにその中でも、構造物設計、工法選択、および既存構造物診断の3つの適用分野に集中していることがわかる。各業務段階における具体的なシステム化の対象を以下に示す。

図表Ⅱ-2-3　建設分野のエキスパートシステムの開発推移
（参考文献［1］より）



図表Ⅱ-2-4　建設分野のエキスパートシステム適用分類
（参考文献［1］より）



企画段階では、法規相談や地盤の判断といった重要なチェックポイントに適用されている。土地利用の企画提案を行うシステムも実験されているが、創造性を必要とする部分での実用化は未だ難しい。計画段階では、最近開発がされているものの全体としては少ない。企画と同じく、幅広い知識と計画案作成ノウハウの整理がネックとなっている。設計段階では、伝統的に構造設計を対象としたものが多い。特に基礎工事部分の工法選択に集中している。これは地盤の問題が事前に最も把握しにくく専門的な知識が重要であることをあらわしている。施工段階では、工事用の機械の制御を対象にセンサーと組み合わせた計測・自動化システムが多い。特に、シールド機械の自動制御へのAIの適用は一般化している。維持管理の段階では、既存構造物の劣化

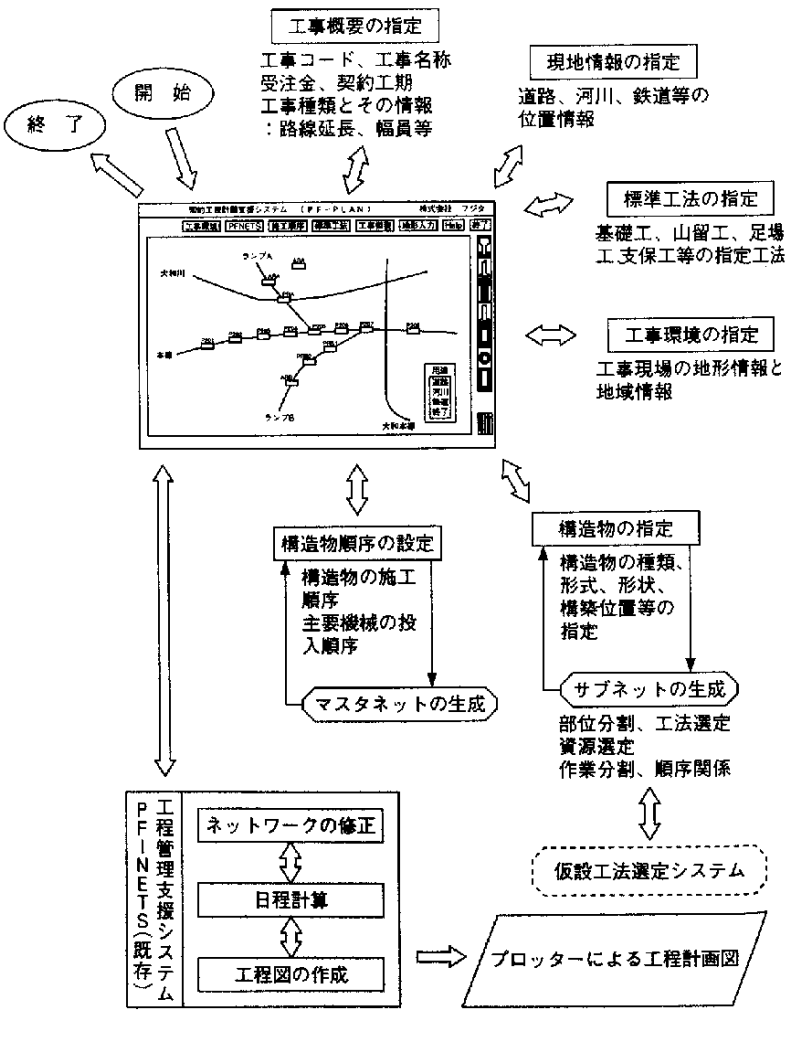
診断に関するものがある。これは補修工事の必要な構造物の増加に対して、専門家が不足している状況への対応策とも考えられる。最近は、設備制御のようなリアルタイムシステムに組み込まれるものもある。

③システム化の進展とAIの適用可能性

これまでの建設技術の発展の過程には、コンピュータの利用が重要な役割を占めてきたものの、システム化された部分の割合は決して大きいとはいえない。コンピュータの高速化とダウンサイジングだけではシステム化を拡大することはできない。業務に習熟した経験的ノウハウや人間にとって扱いやすい文章・画像等の情報を取り込む手法が必要である。地域開発の企画では、技術的な知識はもとより法規や経済性、社会性といった幅広い角度からの評価が必要である。そこで、AIシステムにある程度の評価を任せて多くの企画アイデアをふるいにかけ、地域との密接な議論や新しい発想に担当者を専念させようというシステムが検討されている。建物の計画では、コンピュータグラフィックスを活用したシミュレーションが進んでいるが、単に映像が美しくともそこに表現されている物が現実と同じ挙動を示さなければ意味がない。近い将来、材料の特性はもとより多くの部品の総合的な連動や人間の行動までAIを適用したオブジェクトで構成されるシミュレーションが実現されるであろう。比較的システム化の進んだ設計業務においても、個々の業務で利用されているシステムをネットワーク環境に即して統合する際に、設計モデルの考え方やその解釈といった知識をシステムに盛り込まなくては、整合がとれない。

生産性向上の抜本的なシステム化が求められている施工業務においては、まず膨大な要素を持つ施工計画の合理化、工事現場に張り巡らされたセンサー情報の認識と自動管理、そして誰にでも容易にかつ安全に運転されるエレクトロニクス化された建設機械と、すべてが熟練者のノウハウをAIとして搭載しなければ実現できない。それらをさらに発展させて、

図表Ⅱ-2-5　PF-PLAN利用の概念構成図（参考文献［3］より）



計画から知能ロボットによる施工までの建設CIMも21世紀初頭にはAIの応用で実現されるであろう。

1.3　建設業界のAI利用事例

(1) 知的工程計画支援システムPF-PLAN

①目的

建設工事における工程計画の作成にあたっては、現場技術者による効率的な施工方法の検討の後、さらに数日間かけて、複雑な作業量の計算や施工順序の検討、所要日数の推定などを行い、数千にものぼるデータを準備しなければならず、膨大な作業量と熟練技術者の経験を必要とする。そこで、AI技術を用いて、工程計画作成のための種々の実務知識をあらかじめコンピュータに記憶させておき、これを利用することによって、質の良い工程計画を効率よく作成することができるエキスパートシステムを開発した。

②構成

現場事務所で簡便に利用できるパソコンを用いた。ハイブリッド型の知識表現・推論機能、ホスト・EWS・パソコン間の知識ベースの互換性、コスト・パフォーマンス、C言語変換機能等のデリバリ環境、プレゼンテーション機能などを備えている。また、工程計画図作成用のプロッターと音声案内用の音声合成ボードを加えている。システムの規模は、ルールセット数12、ルール数68、フレーム数294種類、LISP関数306関数である。図表Ⅱ-2-5にシステムの概念構成を示す。

③機能

PF-PLANは、既開発のスケジューリング・システム（PF-NETS）の入力データである工程ネットワークを自動的に生成するシステムで、以下のような機能を有している。

a.工程ネットワーク自動生成機能

b.資源選定機能

c.仮設工法の自動選定機能

d.所要日数の推定機能

e.構造物形状の簡易入力機能

f.スケジューリング・システムとの連動機能

④特徴

PF-PLANは以下に示すような種々の特徴を有するが、コンピュータに不慣れな現場技術者を対象として、特にマンマシン・インタフェースの向上に力を入れている。（図表Ⅱ-2-6参照）

a.階層的アイコンによる構造形式の指定

配置画面に表示された階層構造を持つアイコンにより、必要な構造形式が簡単に指定できる。また、新規に構造物を追加することも容易となっている。

b.CAD的な構造物と現地情報の指定

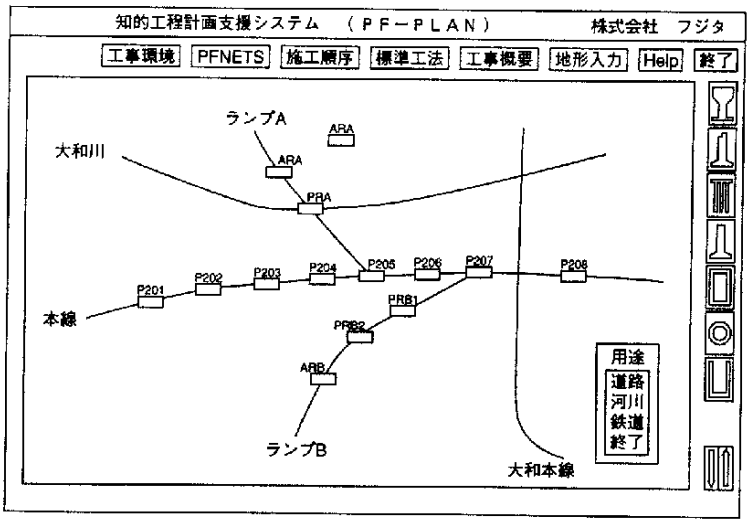
構造物の位置や道路・鉄道・河川などの現地情報の位置関係を簡単に指定できる。

c.音声コンサルティング

コンピュータに不慣れな利用者にとって、音声による案内は非常に有効なインタフェースであるので、音声合成ボードを用いて入力の指示や利用方法の説明、システムの紹介、等を行う。

d.オブジェクト指向による工程ネットワークの生成

図表Ⅱ-2-6　PF-PLANの画面例（参考文献［3］より）



工程計画の対象となる構造物は、形状の違いから無限に近いバリエーションが存在するために、計画作成の知識を一度にシステムに蓄積することには無理がある。さらに、技術革新により知識の追加や変更は頻繁に発生することが予想される。そこで、これらの知識をフレームと付加手続きとを用いて対象となる構造物ごとに集約することにより、工程ネットワークを効率的に生成する機構を開発した。

⑤効果

PF-PLANシステムは、鉄筋コンクリート構造物の構築工事を対象としていて、現在、橋脚、橋台、擁壁、底版基礎、ボックスカルバート、管渠、開渠を処理することができる。このような構造物が多く存在する高架橋工事や造成工事などに本システムを適用すると、従来手作業で行っていた数量計算やその入力作業の多くが軽減される。また、施工機械や工事材料、それに、作業の歩掛り値（稼働率）など、工程計画で必要となる多くの情報がシステムに内蔵されているために、これらの情報を他の資料などから探し出す手間が省けるなど、省力化効果が大きい。

(2) 土留め設計支援システム

①目的

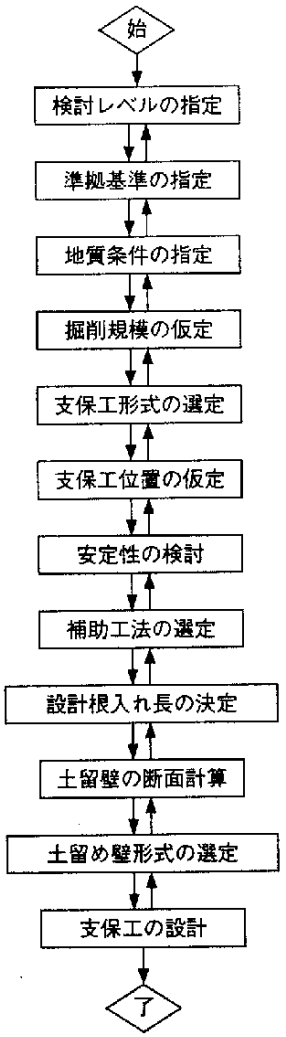
土留めは、地盤を掘削するとき、掘削の周囲および底部地盤の崩壊を防ぐために造られる構造物である。この土留めを設計するには、掘削規模、地盤条件、環境条件、施工条件および経済性などを考慮しなければならない。したがって、これらの諸条件を総合的に判断し、適切な設計を進めていくには、高度な専門知識と豊富な経験が必要である。設計の基本となる技術基準については、学会、協会、各企業体などから出されている。しかし、経験の浅い技術者が現地に適した設計を行うには、これらの基準に明確な判断基準がないことが多く、判断の自由度が大きいため、むずかしい面がある。そこで、設計業務の標準化と効率化を図ると共に、初級技術者の設計支援を目的として、土留め設計支援システムを開発した。

②構成

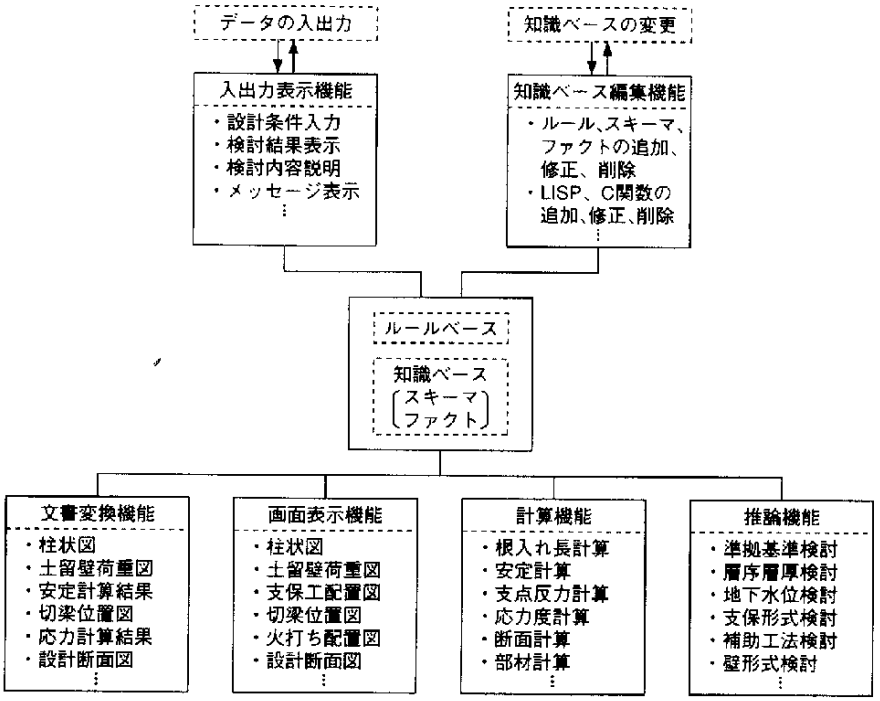
本システムは、図表Ⅱ-2-7に示すように、土留め設計に必要な諸条件を順次与えていき、対話形式で種々の計算、検討を行い設計を進めていく過程を支援する。プログラムは、エキスパートシステム開発用シェルを利用し開発した。開発に当たっては、種々の知識やノウハウの提供者となる専門技術者が4名、システムを設計するシステムエンジニアが1名およびプログラマーが2名参加した。

本システムは、図表Ⅱ-2-8に示すような機能を持

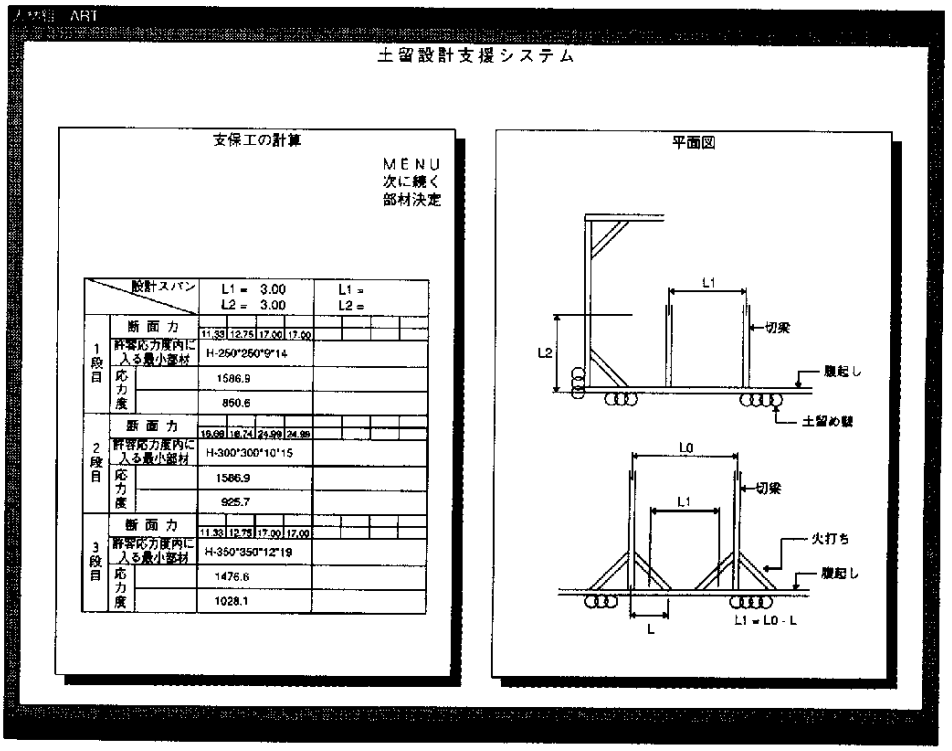
図表Ⅱ-2-7　土留め設計のフローチャート



図表Ⅱ-2-8　土留め設計支援システムの機能構成図



図表Ⅱ-2-9　支保工部材料選定画面



っている。ルールベースは、システムの総合的なコントロールを行う部分で、ルール形式で記述している。さまざまな推論や必要な計算ルーチン、ウィンドウなどの呼び出し等を行う。それに加えて土層構成、使用部材構成や標準的な物理量などをフレーム形式のスキーマおよびファクトで記述している。

本システムは、検討結果を設計計算書として必要な計算結果や図表をファイルを介して外部システムに渡す。外部システムでは、設計計算書の雛形文書を用意しており、これに計算結果や図表などを取り込み、設計計算書を出力する。

③機能

土留めの設計は、適用する技術基準を基に進められる。適用基準は、あらかじめ決まっていることもあるし、設計者が判断する場合もある。本システムでは、場合に応じユーザに提案できるようになっている。

土留めの設計で最も重要なのは、地盤条件の設定である。システムへの入力は、地層構成、N値、各地層の土質試験結果、地下水位などであり、これらより設計用土層モデル、地盤定数を提案する。概略検討のような場合には、わずかな必須データからでも推論できるようになっている。

土留め壁の安定性の検討を行うため、支保工位置を仮定する。本体構造物の形状寸法が既知の場合には、施工を考慮した支保工位置を推論し提案する。未知の場合には、掘削規模や周辺環境から適正な位置を推論し提案する。

安定性の検討は、ボイリング、ヒービング、盤ぶくれなどのうち必要な検討を行い必要に応じて地盤条件、環境条件、経済性などを加味して最適な補助工法を提案する。補助工法によっては、所定の設計段階まで戻って再び設計を進めることもある。

土留め壁については、所要の断面性能を基に数種類の壁形式を抽出し、地盤条件、施工条件、環境条件および経済性などを考慮して比較提案する。支保工については、施工性を考慮した最適な平面および断面配置と所要部材を提案する。(図表Ⅱ-2-9に画面例を示す)

④特徴

a. 土留め壁形式、支保工形式および補助工法として、一般的に利用されるすべての形式、工法を検討対象にしている。

b. 土留めの設計過程を忠実にシステムに組み込んでいる。計算や検討法は、ほぼすべての発注企業体の指針や示方書に準拠している。

c. 土質データから土留め検討用の地盤モデルを設定したり、与条件から支保工形式、土留め壁形式や補助工法などを提案することができる。

d. ユーザが（わずかな必須データを除いて）データ入力をしなくても、提示されるデータを選択していくだけで、処理を進めていける。

e. 画面上の図表は、必要に応じてマウスで自由に変更できる。図表は知識ベースと直接結びついており、図表の変更は自動的に以後の処理に作用する。

f. 計算結果や図表などを設計計算書として出力できる。

⑤効果

開発期間は約2年を費やした。現在はこのプロトタイプシステムを設計者が使用し、細かな修正を行うと共に追加機能の洗い出しを行っている。今後の課題は、事例データベースとの連係（事例ベース推論、あいまい検索など）、他システム（見積システム、施工計画システムなど）との連係などである。

本システムの効果は、設計の標準化、効率化である。土留め設計業務を詳細に見直し、設計者が異なっても適確な設計が行えるシステムの作成をめざした。さらに、設計業務の中で、計算プログラムのデータ作成や文書作成などの労力を要する作業をなるべく少なくし、本来最も時間を費やすべき検討に力を入れられるようなシステムであるようにした。

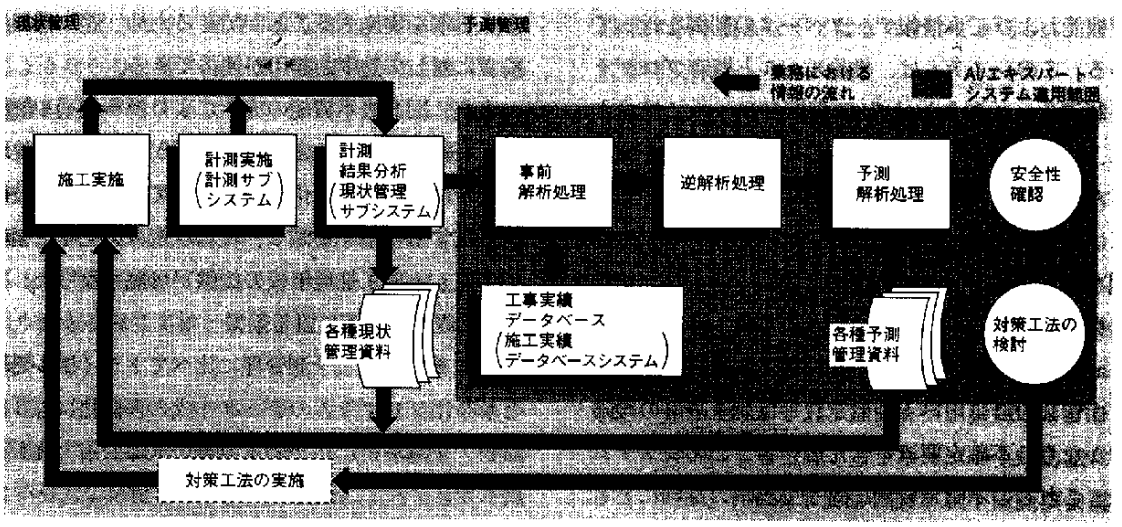
(3) 山留め施工管理システム

①目的

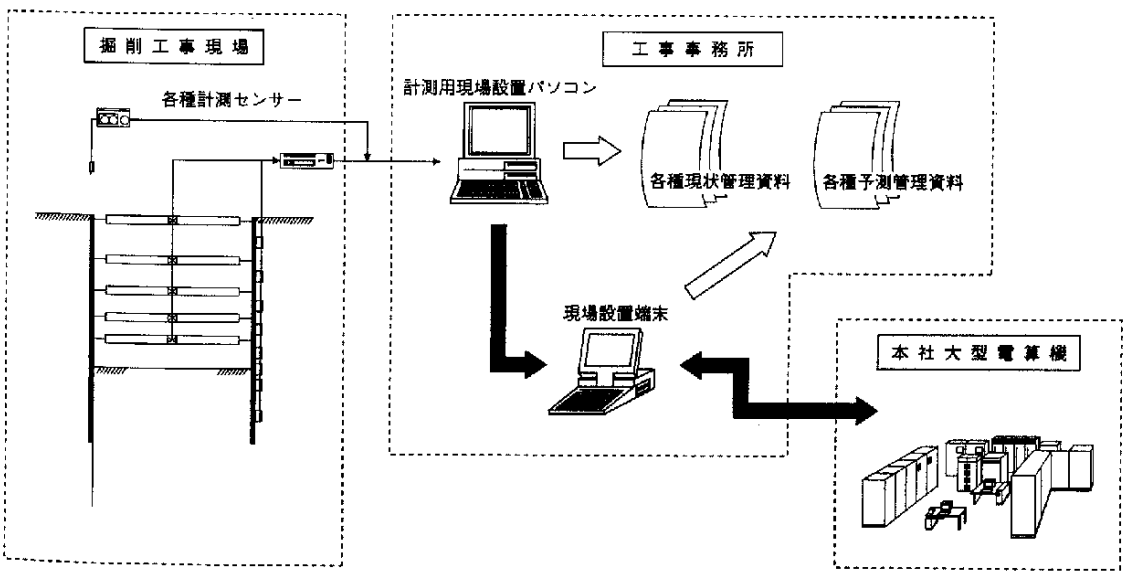
今日の掘削工事では、大規模・大深度の地下構造物への対応や地盤条件、周辺環境からの制約等施工条件の悪化に対処するため、情報化施工を取り入れるケースが増加している。ここで紹介する山留め施工支援システムは、図表Ⅱ-2-10に示すように山留め架構時に行われる山留め部材の変状および土・水圧作用状態等の計測データを基に、次段階掘削における山留め部材や周辺地盤の挙動を予測し、次段階施工の安全性を予測するシステムである。

このシステムは、従来、熟練技術者による思考的シミュレーションの繰り返しによって実施していた逆解析・予測解析を、エキスパートシステムによる知識処理を導入して解析を自動化し、山留め予測解析業務における技術者の意思決定支援や対策工法シ

図表Ⅱ-2-10　山留め施工管理



図表Ⅱ-2-11　山留め施工管理システムの構成図



ミュレーションを行う。また、その結果を迅速に施工へ反映させることで、短期間に安全施工を実現するものである。

②構成

図表Ⅱ-2-11に示すように、このシステムは現場と本社スーパーコンピュータを結ぶことにより、作業所・支店・本社のどの部署からでも同一条件で利用できる。また、ホストコンピュータ上でエキスパートシステム開発用ツールが既存プログラムや図化処理機能および工事情報データベースの制御を行っている。このシステムは、推論ルールと既存プログラム制御ルールを合わせて800程度のルールで構成され、社内VANネットワークもしくは公衆回線を利用したグラフィック端末から利用できる。また、開発には延べ8人／月で実用テストを含めて約1年半の期間を要した。

③機能・特徴

a.危険な兆候の事前予測と工程のスムーズな進捗

山留め設計に用いる地盤定数等は調査設計の段階でかなりの不確定要素を含んでいる。このシステムは、これらの不確定要素に対して掘削の進捗にともなう計測データを基に、専門家から抽出したノウハウを利用して逆解析・予測解析を行って事前に危険な兆候をキャッチし、現場への有効な工事管理情報のフィードバックを可能とする。

b.技術情報の蓄積

掘削工事の施工計画立案作業では、過去の実績を分析する作業が施工計画上重要な要素となるが、このシステムは工事に関する情報を工事名称をキーワードとして、項目ごとにデータベース化して自動的に蓄積し、分析加工することにより過去の実績や統計情報を収集する。

c.弾塑性解析業務の標準化

このシステムでは、対話形式であること、またエキスパートシステムが解析条件に適した実行環境や解析データを自動生成し、結果に対する評価を加えて利用者に提示してくれるため、特にホストコンピュータに関するノウハウを必要としないばかりでなく、データの入力ミス等による解析ミスを防止する。

④効果

a.システム運用に関する効果

一般技術者に対しては熟練技術者のノウハウの提供を、熟練技術者に対しては煩雑なトライアル業務からの解放といった二つの効果がある。さらにこのシステムは、逆解析・予測解析の各フェーズの任意時点から推論を中止して、従来のマニュアル操作による処理を実施することができるため、特に熟練技術者に対して効率的運用が期待できる。

また、図形表示機能の充実により解析経過や解析結果を視覚的にとらえ的確な判断が行える。今後増大が予測される情報化施工に対して、特化した技術者に対する負担を軽減し、現場状況に即応した精度で安定した施工管理情報の提供が可能となった。

b.処理時間短縮による効果

従来業務による予測管理に比べてトライアル処理と解析用プログラムのデータ作成の自動化により逆解析・予測解析にかかわる業務の大幅な省力化が実現した。

c.今後の展望

実用開始以来定期的にルールのチューニングを実施しており、利用環境の向上、利用条件の拡大がなされている。また、特殊な条件での予測精度の向上も業務を重ねるにつれて上がっており、将来的に計測処理から予測業務・技術情報貯蓄にいたるすべての業務の全自動化を目指している。

1.4　建設業界の今後の課題

(1) AIシステム開発上の課題

建設業で実用化されたAIシステム、特にエキスパートシステムをさらに幅広く展開するには、次のような課題がある。

これまで開発されたエキスパートシステムは比較的狭い分野の問題を取り扱っている。しかし今後は、人間のゼネラリストがそうであるように、工法技術

から工程、費用までを含めた総合的な広い範囲の問題に適用できなければならない。一方、これまでの知識獲得、知識整理、プログラミングの方法では、広い範囲の知識を知識ベース化するのに多くの労力と時間を要し、投資効果を得ることが難しい。さらに、知識工学技術者育成に専門教育と経験とを必要とするので、多くのニーズがあっても簡単に対応できない。

建設技術に係わる知識は、多くの塊が断片的に蓄えられ状況に応じて適宜必要な部分が組み合わされるようなものと考えられる。現在実用化されている論理をベースとするエキスパートシステム構築ツールでは、このような知識の構造や柔軟な判断の仕方を実現することが容易ではない。またエキスパートシステムをそのまま業務上の判断に用いてよいかどうかの判定は極めて難しく、人間を専門家と認めるようにある程度実績と信用に頼らざるを得ないところがある。

建設の仕事の一つ一つが新たな経験であり新しい知識の源泉となるため、知識ベースへの追加や更新は不可欠な課題である。実際更新によって起こる既存の知識との整合や再評価の問題は非常に大きく、場合によっては従来のシステム以上にメンテナンスが難しくなる場合もある。

⑵ AI技術への期待と展望

前述の課題を解決するにはAI技術の更なる進歩が期待される。すなわちエキスパートシステム関連では、大規模知識ベースの開発技術、一般の建設技術者でも自らの知識やノウハウを記述できるような簡便な手法とシステム構築ツール、特に制約充足や知的CAD、オブジェクト指向といった大局的知識を表現しやすい方法の発展が望まれる。それらに加えて事例からの学習などの知識メンテナンスの技術が進むならば、エキスパートシステムは爆発的に広がると予想される。

エキスパートシステム以外のAI技術で特に建設分野で期待されるのは、設計に重要な2次元領域、3次元空間の処理技術や、屋外工事に必要な画像からの周囲の状況理解技術、さらにテレイグジスタンスに見られるような人間と機械との協調による操作技術が挙げられる。また建設、特に設計が新たな創造を伴うので、その創造性を高めるようなAI技術の利用が望まれる。創造的価値を建設物として具現化する上で、社会や環境といった枠組みの中で人々がどう評価しどの方向へ収斂して実現するかといった、社会科学方面へのAI技術利用についても、21世紀の建設業は取り組まなくてはならないであろう。

＜参考文献＞

[1] 「AIで描く未来-土木AI進化論-」, 土木学会, 1990.

[2] 「日本の実用エキスパートシステム総ざらい」, 日経AI1992.3.13号付録, 1992.3.

[3] 池田他：「工程計画エキスパートシステムの開発に関する研究」, フジタ研究所報No.27, 1991.9.

[4] 大倉, 池田：「オブジェクト指向プログラミングによる工程ネットワークの生成方法について」, 土木学会第46回年次学術講演会講演概要集（第6部門）, 1991.

[5] 菊地：「AIを利用した山留め施工支援システム」, 土木学会第7回建設マネジメントに関する研究発表・討論会講演集, 1989.

[6] 「トータル山留め施工管理システムRINCS」, 五洋建設技術パンフレット, 1989.

2　鉄鋼業界

2.1　はじめに

日本の鉄鋼業は、高度に自動化・システム化されているが、いまだ従来のシステム技術では十分な問題解決ができず、専門家や熟練オペレータの知識や経験・勘により解決、運転されている分野がある。

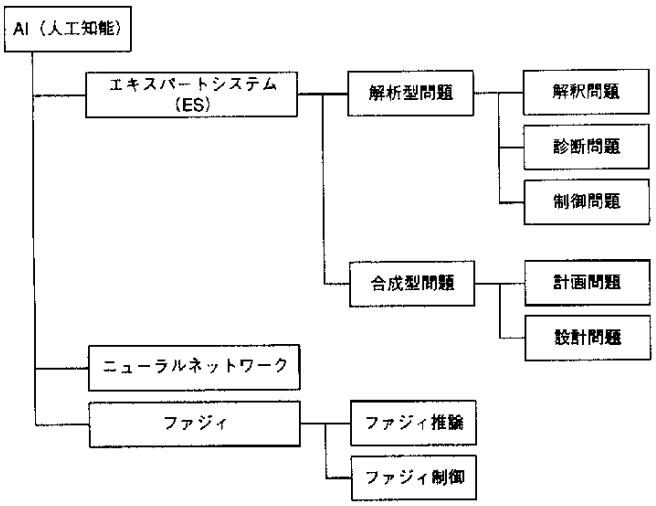
最近では、世の中の多様化・高度化志向とともに、

鉄の諸特性に対する要求は年々厳しくなり、①高品質化・新製品開発のための操業の高度化・プロセスの開発、②なお一層のコスト・ダウン、③多品種少量生産、④製造業離れに代表されるような労働環境の変化に対し徹底した省力化・無人化への対応が求められている。

これらの課題に対し、新しいシステム技術であるAI（人工知能）は、さらに高度な自動化・システム化の実現手段として期待され、他業界に先がけリアルタイム制御の世界に導入・実用化し、効果を発揮するとともにより効果的な課題への挑戦・開発がなされている。

ここでは、図表Ⅱ-2-12に示すように、AIをエキスパートシステム（以下ESと略す）、ニューラルネット、ファジィ技術ととらえ、それら技術の利用状況と適用事例を紹介するとともに、今後の展望について述べる。

図表Ⅱ-2-12　AI技術の分類



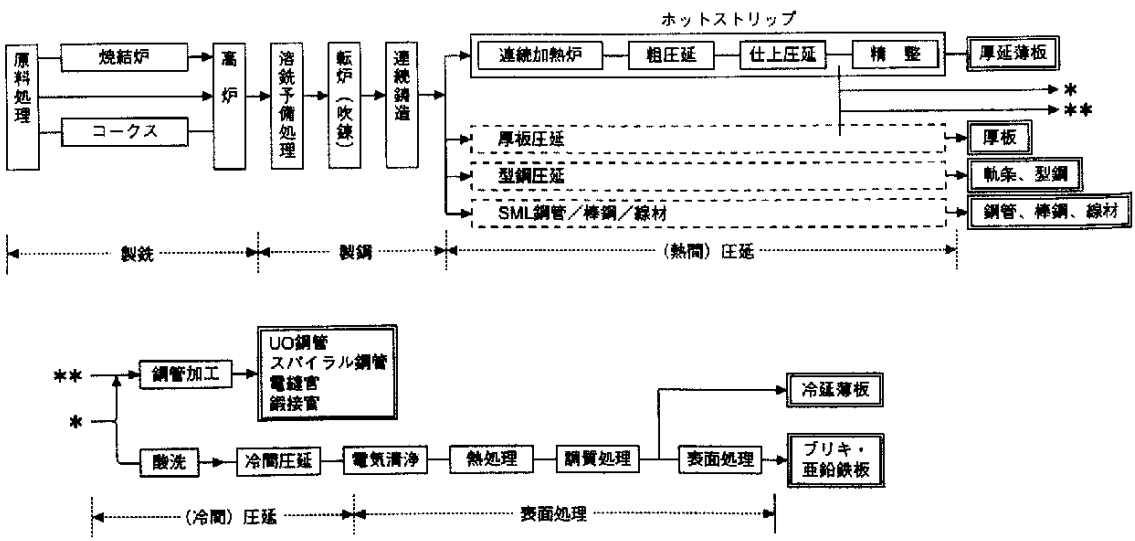
2.2　鉄鋼プロセスの概要とコンピュータシステムの概要

2.2.1　鉄鋼プロセスの概要［1］

鉄鋼各社のいわゆる一貫製鐵所は、図表Ⅱ-2-13に示すように、製銑、製鋼、圧延といった主要工程からなり、その特徴を図表Ⅱ-2-14に示す。

鉄鋼プロセスをプロセス制御面から眺めると、鉄鉱石と石炭を主原料として、製品の要求に応じた微量元素の含有量制御、鋼

図表Ⅱ-2-13　鉄鋼一貫工程



材温度履歴（温度と時間）制御、鋼材の圧延加工を通じて、連続的に大量かつ高精度に製品を造り分けるプロセスである。また生産管理面では、生産形態が受注生産による多品種少量生産、分岐型（ブレークダウン型）生産構造が特徴であるため、個々の注文に基づいた綿密な品質設計と工程計画（多品種かつ少量の注文ロットを多段階の大型製造ロットへ集約し品質・納期を守りながら効率的に製造順序を決定する）が肝要である。

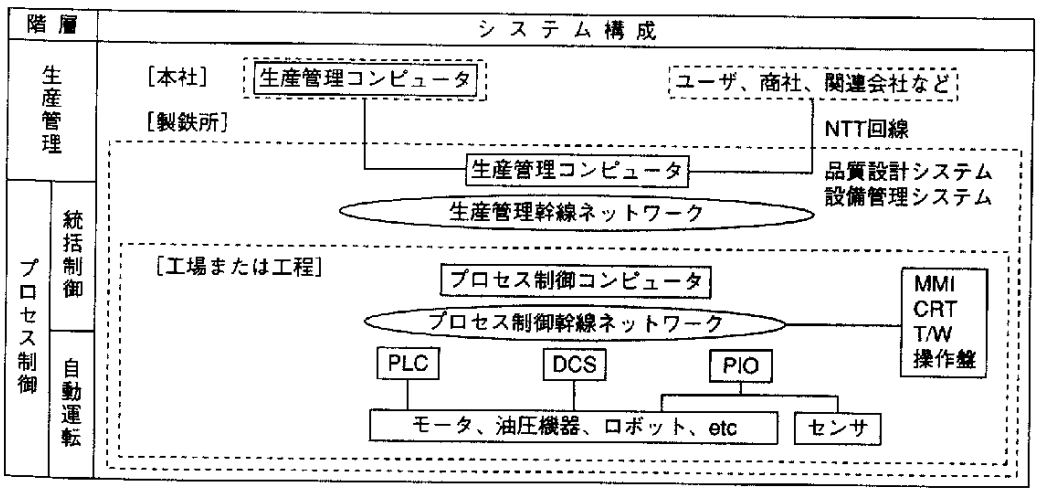
2.2.2　コンピュータシステムの概要 [2]

鉄鋼業のコンピュータシステムは、図表Ⅱ-2-15に示すように、生産管理とプロセス制御の両システムによってコントロールされている。生産管理システムは、ユーザの注文に基づき、社の生産計画を策定する本社システムと、この計画に従って製鐵所の生産計画、作業指示、実績収集を行う製鐵所システム

図表Ⅱ-2-14　鉄鋼プロセスの特徴とコンピュータシステム

分類	性格	システム面でのニーズ	コンピュータシステム、AI面での対応
規模	大規模 複雑	人間では対応できず 自動化・システム化の必要がある反面 高度な人間のノウハウ活用が必要	・ビジネスコンピュータ、プロセスコンピュータと電気、計装コントローラ群にAIを付加したシステム化・自動化（総合自律分散システム）
管理	受注生産 多品種生産 分岐型生産構造	少ロットを大容量プロセスへ集約して品質・納期を守る生産計画、生産管理、品質管理が必要	・全社・全製鐵所階層管理システム（オーダエントリーから端末LPCまでの垂直分散） ・AIによる行程計画
制御	高品質、高精度 高生産性 高速性	・高度なオペレータスキルを要する反面、徹底した自動化が必要 ・μm精度、msレスポンス	・従来制御に加え、AI（ES）、ニューラルネット、ファジィ制御を多用 ・PA、FAを多用 ・機器及び負荷の分散と高速LAN（水平自律分散）
信頼性	24Hr ノンストップ	各工程の連続化・直結化・無人化により一層ダウンの影響は大きい	・AIによる設備診断システム（機器、プロセス単位） ・保守容易なシステム構造 ・危険分散（水平自律分散）

図表Ⅱ-2-15　鉄鋼業コンピュータシステムの構成概念図



から構成される。プロセス制御システムは、すべての工程に設置され、その範囲内の操業計画から製造プロセスおよび設備・機器の制御を行っている。

両システムは、高速ネットワーク（LAN）でオンラインリアルタイムに結合され、製鐵所のコンピュータコントロールが可能になっている。

2.3　鉄鋼業界AI適用状況

2.3.1　概要

1990年7月鉄鋼6社に対して、電気学会「鉄鋼プロセスへのAI、Fuzzy理論応用調査専門委員会」が行った調査によれば、適用中AIシステムは134システム、開発中AIシステムは51システムである。それらのうちの70システムについて詳細調査を行っており、その結果をもとに、鉄鋼業におけるAI適用状況の概要を述べる。またそのうちのいくつかの適用事例を図表Ⅱ-2-16に示す。

図表Ⅱ-2-17は、問題別・稼動時期別に整理したもので、AIは1988年以降急激に実用化し、一般的技術として定着している。ESの推移（割合）では、設備・プロセスの故障診断・制御などから、クレーン・輸送設備の自動運転や物流・工程計画立案といったスタッフ業務支援などの計画問題へシフトしている。ニューラルネットは1988年の実用化以来、従来手法では難しい人間の直感的認識などの情報処理技術として急速に増加している。

なお、最近の大規模・多機能AIシステムでは、ES、ファジイ、ニューラルネット、従来手法（数式モデル、数理計画法など）それぞれの長所を生かした融合利用が多くなってきている。

図表Ⅱ-2-18は、プロセス別適用状況で、AI適用事例が最も多い原料・製銑プロセスは、プロセスモデリングや同定が難しい多変数・ムダ時間大な系であり、最初にAI（ES）を導入・実用化したプロセスである。次にAI適用事例の多い冷延・

図表Ⅱ-2-16　鉄鋼業におけるAI適用事例

		鉄鋼業におけるAI適用事例
エキスパートシステム	解釈・診断問題	●総合油圧設備診断（NSC)(88.6) ●熱延 コイル合否判定（NSC)(89.10) ●冷延 板厚不良要因診断（KS)(89) ●冷延 タンデムミル故障診断（SM)(88.10) ●連鋳 湯面制御系オンライン故障診断（KO)(90.1) ●電機設備診断（NSC)(90)
	制御問題	●ビレット精整物流制御（KS)(84.2) ●高炉 操業ES（各社)(86.2～) ●熱延 自動化ヤード運行制御（NK)(87.7) ●熱延 加熱炉燃焼制御（KS)(87.9) ●連鋳 湯面レベル制御（SM)(88.4) ●熱延 精整コイル搬送制御（SM)(88.9) ●エネルギ管理（NK)(89.3) ●酸素工場空気液水分離装置自動運転（NSC)(90.1)
	計画・設計問題	●厚板出荷沿岸作業計画ES（ES)(87.4)※ ●厚板 圧延順編成ES（KO)(88.10) ●製鋼工程スケジューリング（NK)(89.1)※ ●原料 ヤード管理システム（NK)(90.2) ●コークス工場計画型ES（NSC)(90.2) ●熱延 クレーン作業指示（KO)(90.4) ●形鋼 品質設計ES（NSC)(90.5)※ ●製鋼工程溶製方案作成ES（SM)(90.11)※
ニューラルネットワーク		●高炉 操業ES（NSC)(88.12) ●高炉 炉頂装入物プロフィール認識（KO)(89.4) ●連鋳 BO予知システム（NSC)(90.1) ●コイル台車運行計画（NK)(90.3) ●冷延 表面疵検査装置（NSC)(90.6) ●焼結 温度分布パターン分類（KO)(90)※
ファジィ		●焼結 返鉱配合比率制御（NK)(86.8) ●熱風炉燃焼制御システム（KS)(87.2) ●冷延 形状制御システム（NSC)(88.3) ●高炉 炉熱制御システム（KO)(88.7) ●高炉 炉壁付着物予測システム（NSS)(88.10) ●エネルギ管理（NK)(89.3) ●熱延 ダイナミックセットアップシステム（NSC)(89.10)

注記1）NSC:新日鐵、NK:NKK、KS:川崎製鉄、SM:住友金属、KO:神戸製鋼、NSS:日新製鋼
注記2）※:電気学会の調査には無かったが、本表に追加したAI適用事例

表面処理（自動車用鋼板などを造るプロセス）は、ユーザからの高級・高品質化要求に対する製品工場新設ラッシュに連動したものといえようか。

2.3.2 解釈・診断問題での適用

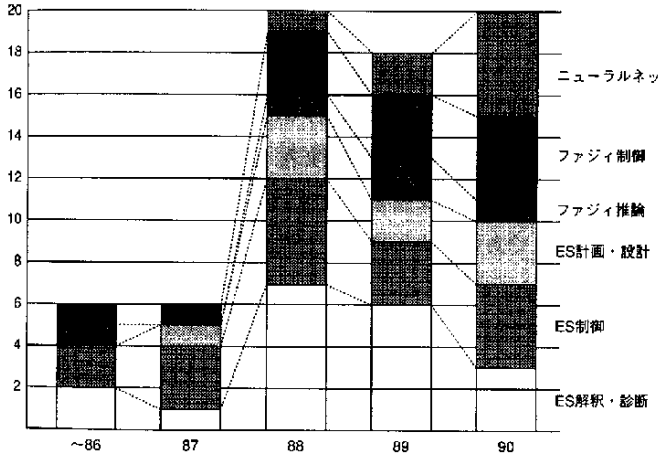
この分野は、各種設備の故障診断や熱延コイル合否判定のようなプロセスの状況診断の問題であり、熟練オペレータの経験・知識に依存していた業務の代替である。

最近本分野では、診断・解釈問題の知識獲得・知識構造化に関する推論知識を完備し、熟練オペレータ自ら利用できる診断・解釈問題のドメインシェルが実用化され、実用ESを効率良く開発・保守できる環境が整いつつある［3］。

2.3.3 制御問題での適用

この分野の適用は、①高炉操業ESのように、炉内反応が複雑で数式モデルによるプロセスの状態記述が難しい悪構造問題を全面的にESで対処し、閉ループ自動化を達成したシステム、②従来の制御系システムをESで補完し精度向上したシステム、例えば従来熟練オペレータが材料（鋼種）・操業状況を見て経験をもとに手動介入していた圧延機のセットアップ数式モデルのパラメータをESで補正するシステム、③ビレット精整工場やEGLコイル搬送制御のように必ずしも専門家の深い知識を用いてはいないが、ESの手法を適用することにより、システムの開発効率を上げかつ保守性向上にも寄与したシステムに分類できる。

図表Ⅱ-2-17　鉄鋼業における問題別・稼働時期別適用分類
（90年には稼働見込みを含む）



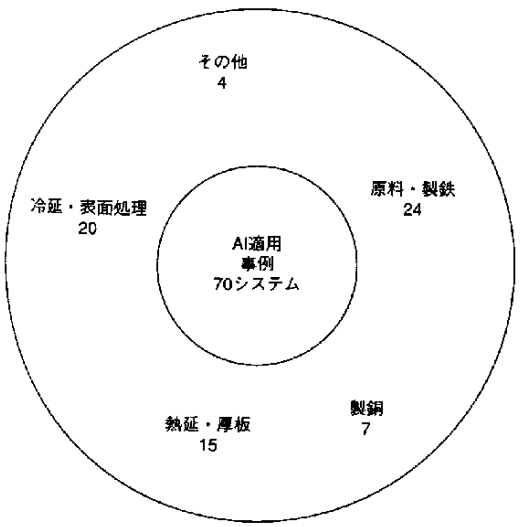
本分野では、市販汎用ESツールでのES適用拡大の他に、用途を制御用に特化したリアルタイム用ESツールを自社開発しES適用拡大を図っている鉄鋼メーカもある［4］。

2.3.4 計画問題の特徴とAIの適用

計画問題には、工程計画立案（製鋼工場内での工程スケジューリング、圧延ロット編成計画といった主としてメインフレームで扱う問題）、後述のコークス工場の各種計画問題（石炭配合計画、受入配置計画など）や輸送設備自動運転のための搬送・物流スケジューリングなどがある。

計画問題の難しさは、①組合せ最適化問題を内包していることから、大規模問題となる、②汎用的な解法がない（AIで提案される仮説推論や数理計画法による最適化手法などは一般性のあるアルゴリズムではあるが、いざ問題を解くとなると問題の定式化

図表Ⅱ-2-18　鉄鋼業におけるプロセス別適用分類



の困難さや計算機能力の限界に遭遇する)、③計画立案という創造的問題（業務）であり、有用なヒューリスティックを見い出し、ルール化するのが難しい、などである。

後述のコークス工場の石炭配合計画のように、AIと数理計画法の融合利用の事例が多い。またオペレータとAIの協調として、①オペレータの経験で直感的に解の良否が判断でき、不具合があれば容易に修正範囲を指定できる分かり易い解を提示する、この面で熟練オペレータの知識をルールベース化したAIは有効である、②解の結果導出過程が見え、必要に応じてケーススタディができることなどに留意した事例も多い。

2.3.5　ニューラルネットワークの適用

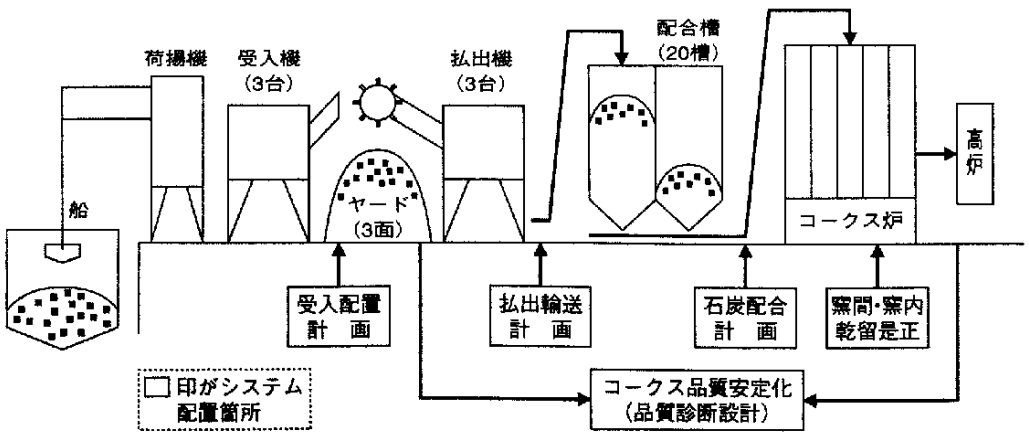
ニューラルネットワーク技術は、人間の持つ直感的な情報処理を得意とし、学習能力があることから、ESや数理手法・制御理論と融合利用しながら急速に適用が進んでいる。中でも計測データのパターン分類に、バックプロパゲーションモデルを用いた事例が多い。例えば、後述の連続鋳造におけるブレークアウト予知の多点温度計データのパターン認識、鋼板表面疵検出の画像処理、種類の異なる操業の諸データを組合せ状況判断する高炉炉熱判断などがある。パターン分類された結果は、ESの入力情報として活用されることも多い。

最近では、ニューラルネットワークのパターン連想機能に着目したキーワード登録が不要な超高速データベース検索、自己組織化ネットすなわち事前学習なしに分類したいパターンを順に繰り返し入力すれば、自動的にデータの特徴を抽出し、いくつかの特徴パターンに分類することを利用した焼結工程の温度分布パターン分類があり、その分類結果を解析することにより従来にない操業のやり方を見つけたと報告されている [5]。また最近話題の遺伝アルゴリズム（Genetic　Algorithms）の圧延ロット編成といった組合せ最適化問題への適用も試みられている。

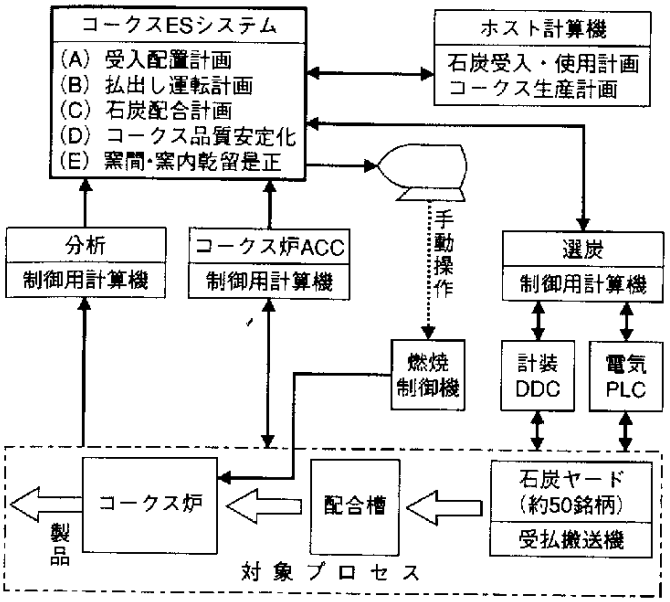
2.3.6　ファジィの適用

ファジィ技術は、人間の持つ感覚的で定性的な情報処理や非線形システムの制御を得意とする。熱風炉燃焼制御、焼結返鉱配合比率制御は、オペレータの定性的な操業知識をファジィ・ルール化した事例である。また制御系システムにおける非線形部分の1ブロックとして、ファジィが組込まれている場合も多い。例えば、熱延や冷延のダイナミック・セットアップ・システムでは、基本を従来の圧延理論モデルにおきながらも、理論モデルの残差やモデルに取り込めない外乱などが集約された誤差構造をファジィ理論で補完し、板厚精度向上を果たしている。

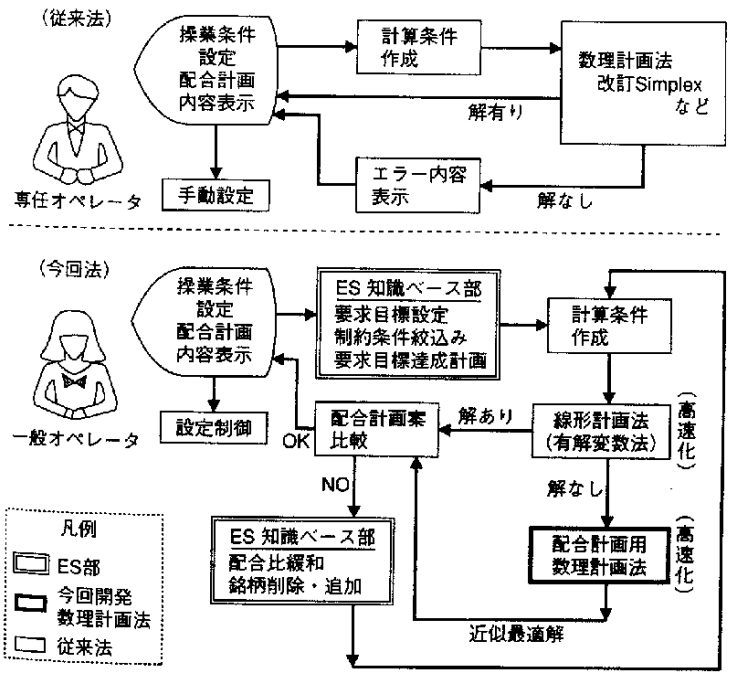
図表Ⅱ-2-19　コークス製造工程の概要



図表Ⅱ-2-20　コークス工場ESシステム構成図



図表Ⅱ-2-21　コークス工程ESシステム構成図



2.4　鉄鋼業界における適用事例

2.4.1　コークス工場における計画型ES（新日鐵八幡製鐵所の事例）[6][2]

(1) コークス工場におけるES適用の狙い

本工場では、石炭を乾留し高炉の主原料の一つであるコークスを造る。その製造工程（図表Ⅱ-2-19）は、入港した船から石炭をヤードに積付ける受入れ工程、ヤードの石炭を配合槽に輸送する払出し工程、配合槽から10数種類の石炭をブレンドした後コークス炉へ輸送する配合工程、石炭を乾留するコークス炉工程からなる。高炉操業は、鉄鉱石とコークスの品質に敏感に影響されるため、本工場は、高炉の要求する品質と量のコークスを安定的に供給する必要がある。各工程の操業要件は次の①～③のとおりである。

①受入れ工程：月次の石炭の入荷予定と使用予定、現状ヤード在庫を考慮して、入港時に積付け可能なヤードスペースを確保する。

②払出し工程：石炭の使用予定を考慮し、配合槽が空にならないようにヤードから石炭を配合槽に供給する輸送スケジュールを決定する。石炭の払出機、輸送設備の稼動効率を最大にすることが必要となる。

③配合工程：配合槽は20槽からなり、10数種類の石炭が蓄えられている。コークスの品質は、石炭のブレンド割合で決定されるため、

品質予測と組合せた計画の立案が重要である。なお、操業の目標（品質とコストのどちらを優先するか）は、時期により変化する。

以上のように、いずれの工程も最適な操業を行うためには、組合せや順番を決める計画問題が重要である。従来技法の数理計画法では、モデル化が困難、計算時間がかかり解が求まらないなどのため完全なシステム化が実現できず、熟練オペレータの経験と勘に依存した操業が行われていた。

図表Ⅱ-2-20に示したコークス工場のESは、この経験則を分かり易い形でシステム化し、環境変化にも容易に対応させ計画業務の高度化・省力化をしようとするものである。これらのうち、AI（ES）と数理計画法の融合の代表的事例として配合工程計画ESの概要を次に紹介する。

(2) 石炭配合計画ES

石炭配合計画ESは、線形計画法（LP）が適している部分とAI（ES）が適している部分があるため、両技法を融合利用している。前者をミクロな最適解計算に、後者をマクロな定性的推論に適用している。

このシステムの構成は図表Ⅱ-2-21に示すとおりである。ES部では、操業の目標設定・複数評価基準のトレードオフ、制約条件の絞込みなどLPに必要な項目を決める。これを受けてLPを実行する。もし解が存在しない場合は最適解に近い解を自動的に決定する改良LP手法も新規開発・使用している。さらにそれでも不十分な場合は、ES部は制約条件の緩和、石炭使用条件の変更までをオペレータにガイドできるシステムになっている。また推論結果は直接電気・計装システムにつながっており、自動運転を実現している。

このESの稼動で、計算時間が従来の約5分の1に短縮され、計算精度の向上、さらに解が得られない場合がほとんどなくなった。その結果、熟練オペレータによる操業以上のコークス品質の向上と安定、コスト低減が実現している。

2.4.2　形鋼品質設計ES（新日鐵の事例）[7][8]

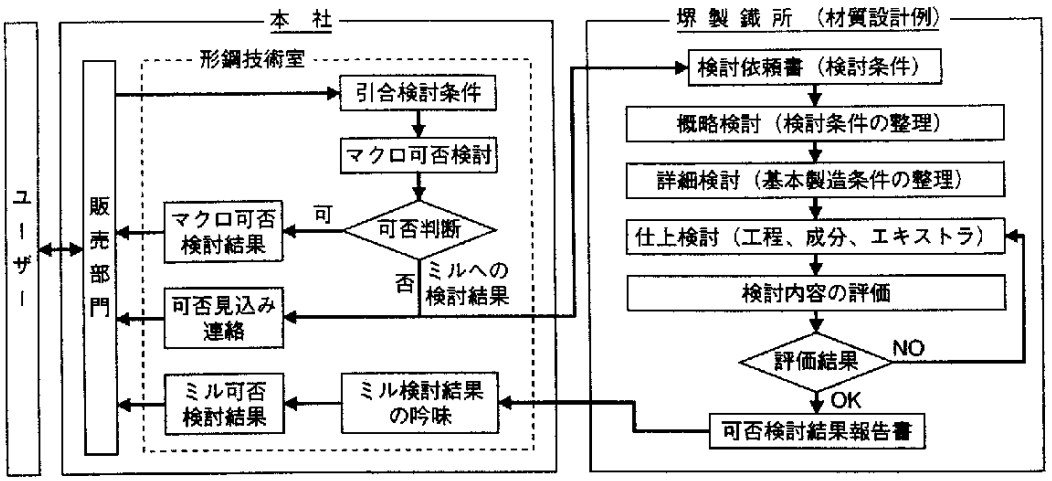
高度な専門知識を縦横無尽に活用し創造的思考が重要なスタッフの業務領域へのAI（ES）適用事例として、建築用のH形鋼をはじめとする形鋼製品への品質設計業務（主に製造可否検討業務）を対象としたESの概要を紹介する。

形鋼品質設計ESの稼動により、検討の所要時間を従来の6分の1に短縮するなどの顕著な成果を発揮している。

(1) ES対象業務の概要

近年、形鋼製品への需要家からの要求は、低温環境での衝撃保証や溶接性保証さらには耐火性の保証

図表Ⅱ-2-22　形鋼製品・製造可否検討業務の概略フロー



など、ますます多様化してきている。このような注文品は標準の鉄鋼製品ではないために、まず、本社においてマクロな製造可否を検討し、さらに詳細な検討が必要と判断したものは製鐵所へ検討依頼する。そこでは、膨大な量の実績データを参照しながら、製造可否だけでなく詳細な製造条件までもが設計を通じて決定し、その設計内容は、強度、靭性や溶接性などの材質分野から、寸法・形状分野、二次加工分野など高度かつ広範囲にわたっている。その業務フロー概要を図表Ⅱ-2-22に示す。

(2) ESのシステム構成と機能構成

本システムは、業務フローに合わせ、本社および製鐵所に設置した双方向通信可能なNSSUNワークステーション上に構築されており、またそれぞれの場所のホストコンピュータから推論に必要なデータを取り込むことができる。

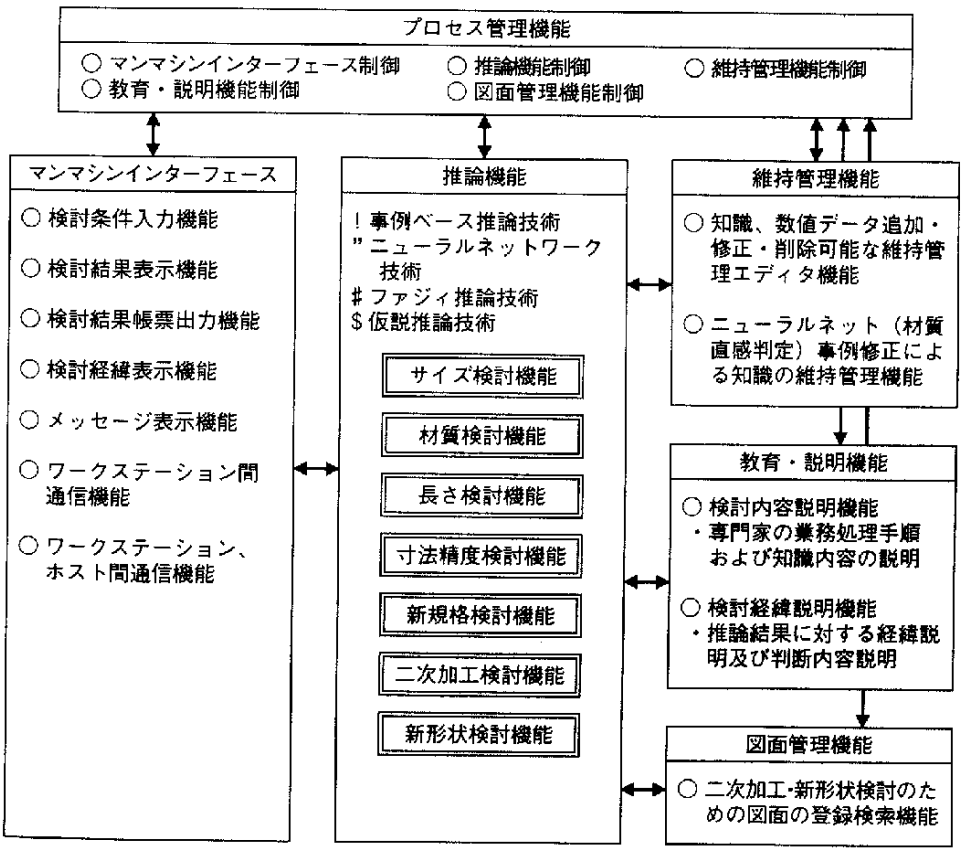
本システムの機能は、高度な知識表現技術を適用した推論機能以外に、条件の入力や結果の表示を行うマンマシン・インタフェース機能、データベースや知識を修正する維持管理機能、検討内容や検討経緯を説明する教育・説明機能、図面の登録や検索を実行する図面管理機能、これら機能の制御を行うプロセス管理機能で構成され、実用化システムとしての完成度を高めている（図表Ⅱ-2-23）。

(3) 適用した推論技術

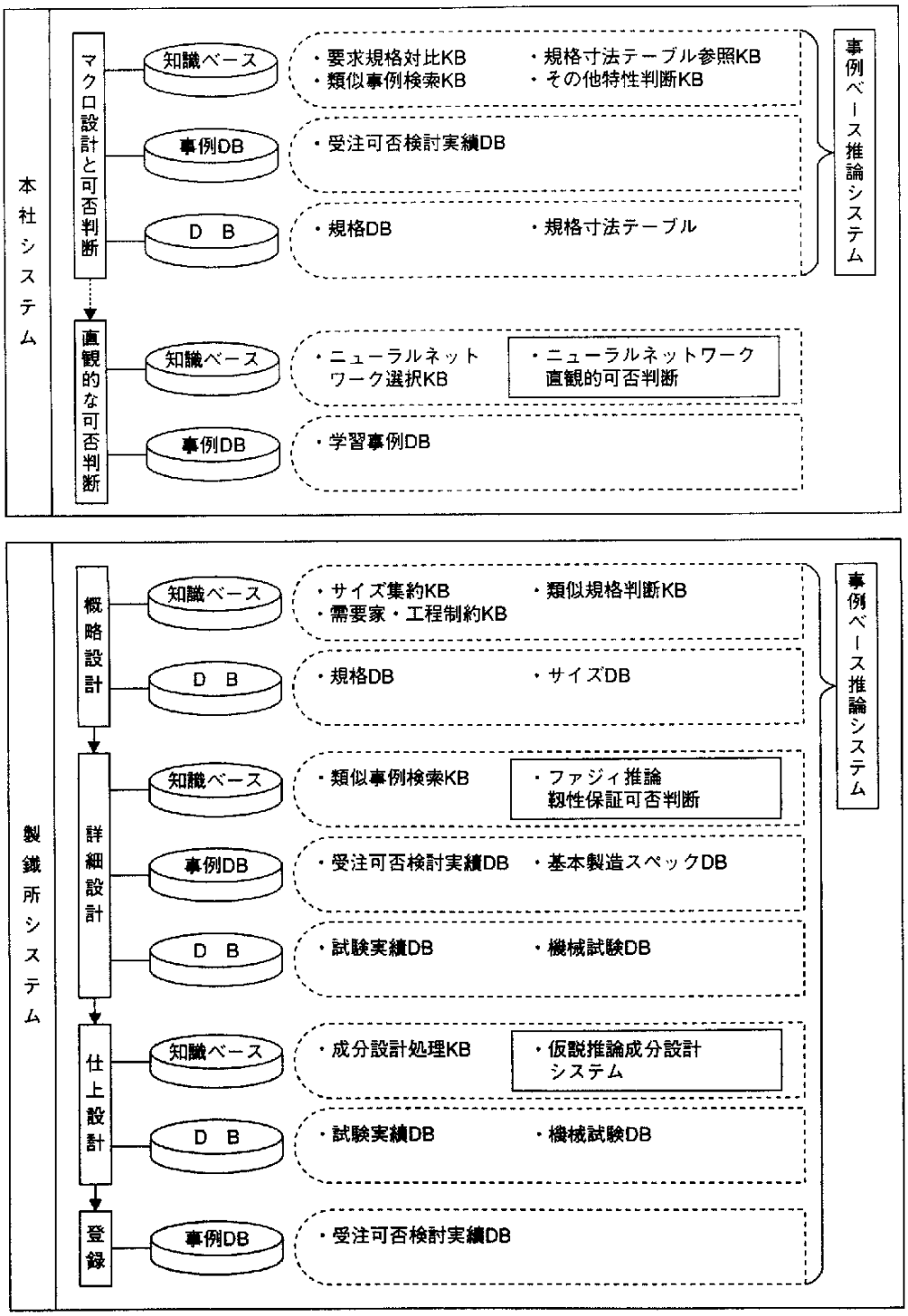
本システムは、ルールベース推論を基本としながらも、専門家（スタッフ）の種々の思考形態に応じたさまざまな推論技術を適用したことで、はじめて実用化ESの実現が可能となった。

条件部・結論部が固定のルールベース推論では、

図表Ⅱ-2-23　形鋼品質設計ESの機能構成



図表Ⅱ-2-24　本社および製鉄所の材質検討推論フロー



結果として「あらかじめ設定された解」しか対応できない。一方、本システムが対象とした品質設計問題において、あらかじめ解を設定しようとすれば、ほとんど無限個の組合せ解が存在し実用的ではない。したがって「あらかじめ設定された解」の選択ではなく、推論の結果として「解を導出する」ような推論技術、すなわち過去の類似事例を基に推論を行う事例ベース推論、幅をもたせた柔軟な可否判断を可能とするファジィ推論、試行錯誤的に複数の可能解さらには一つの最適解の組合せを求める仮説推論、直感的で定性的な判断を可能とするニューラルネットを適用している。

図表Ⅱ-2-24に示した本社および製鐵所の材質検討推論フローを例に、製鐵所システムにおける事例ベース推論技術の適用例について紹介する。概略設計では、展開した規格仕様に需要家からの特別仕ようなどを加味した注文仕様を用いて、引張強度クラスや衝撃温度クラスなどの特徴が類似の事例を抽出するように、事例DB（データベース）への検索条件を設定する。次に詳細設計では、抽出された事例の引張試験データや衝撃試験データなどを参照して、事例の妥当性の評価を行う。仕上設計の段階では、事例を成分設計の初期条件として利用し、注文の条件を最も満足するように事例を修正する。最後に推論結果を事例DBに登録し、以後の検討で再利用されることになる。

以上のように、抽出された類似事例は設計の出発点として利用され設計問題が持つ広すぎる探索空間を狭めるための一つの拘束条件としての役割を果たしている。また導出された推論結果は、試験データ実績とともに事例として登録・再利用されるので、推論精度がますます向上していくことが期待される。

2.4.3　連続鋳造工程におけるブレークアウト予知へのニューラルネットワークの適用（新日鐵八幡製鐵所の事例）[9]

(1) ブレークアウト（BO）の概要

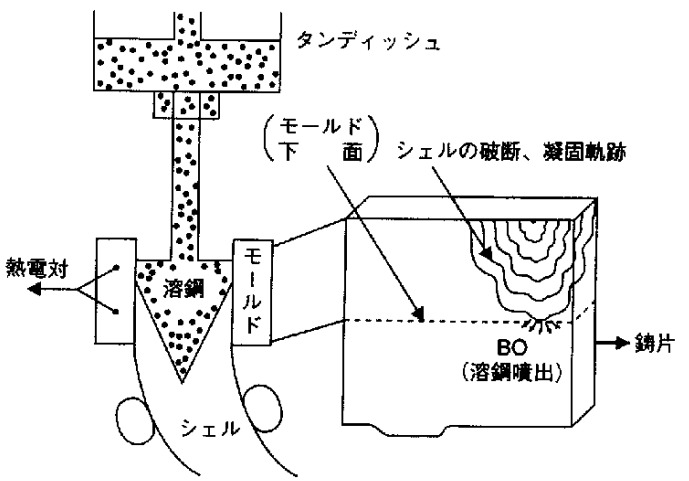
連続鋳造工程は、溶けたハガネ（溶鋼）を鋼片に凝固成形するプロセスであり、溶鋼はタンディッシュを経てモールド上部に注入され、モールド内で冷却・凝固しながらモールド下部より引き抜かれる（図表Ⅱ-2-25）。このとき鋼片は、全体が凝固しているのではなく、内部が溶鋼のままで表面だけが凝固（シェル）している。もしモールド内での冷却異常によりシェルに破れが生じると、モールドから引き抜かれた直後に内部の溶鋼が吹き出る。これをBO（溶鋼流出事故）と呼び、発生すると、吹き出した溶鋼による設備損傷や、時には水蒸気爆発の危険もある。

(2) マルチ・ニューラルネットによる時間的・空間的パターン認識

BOは、モールド内部に埋め込まれた熱電対の温度変化パターンを認識することで予知可能である。

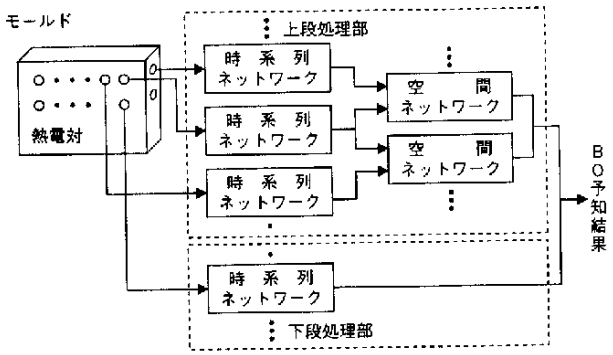
従来、このパターン認識は、BO時の温度変化をモデル化し、実際の温度変化などと比較する方法で行われていた。しかし、BOを十分に表すモデルの構築は難しく、従来の方式では過検出気味であった。BOは、個別の熱電対の時系列温度変化パターンと、これがモールド内を空間的に伝搬するパターンとし

図表Ⅱ-2-25　ブレークアウト現象の概要



て特徴づけられている。そこで図表Ⅱ-2-26のようなニューラルネットワークを構成してオフラインでの学習とシミュレーションを繰り返した後、実際のプロセスに適用した。その結果、従来方式に比べて数秒早く予知が可能で、認識精度は100%に近い値が得られている。

図表Ⅱ-2-26　ブレークアウト予知ニューラルネットワークシステム構成



2.5　鉄鋼業界におけるAIの課題と展望

AIは有効なシステム技術となっているが、さらに、今後の広範囲・大規模なAI問題、例えば工場全体・製鐵所全体の管理・最適化などへの応用、なお一層の自動化、スタッフの業務支援などのAI適用期待分野（図表Ⅱ-2-27）に拡大するためには、以下の課題がある。

(1) 真の意味でのAIのインテリジェント化

現在のAI技術で扱える問題は、あらかじめ知識ベースにルールとして専門家の知識を整理・表現できる範囲に限られている。このルールベースの限界を超える真のインテリジェントなAIが求められている。そのためには高次知識処理

図表Ⅱ-2-27　鉄鋼業における今後のAI適用期待分野

	現状のAI技術（手法）レベルでの適用期待分野	技術課題達成後の適用期待分野 -真の意味での知能化システム-
ES	●中小規模（限定した範囲）の診断、制御、計画に適用 ●制御 ・設備個々のプロセス制御 ・オペレータガイドのレベルが多い ・物流制御 ●計画・スケジューリング ・プロセス単位の計画・スケジューリング	●適用分野拡大、大規模問題への対応 （工場全体・鐵鐵所全体の管理・最適化など ●AIシステムの室の向上 ●定形的スタッフ業務の支援 ●制御（管理） ・工場全体・鐵鐵所全体の管理・最適化など ・プロセス制御、物流制御の拡大（自動化、閉ループ制御の拡大など） ・各種自律ロボットの脳として利用 ・感性・感覚を含むデシジョン支援システム ●大規模な計画・スケジューリング 工場全体・鐵鐵所全体の管理・最適化など
ニューラルネットワーク	●パターン認識・分類の問題への適用が主で、学習、最適化、連想機能にも期待	●左記以外に、学習・適応制御、最適化機能を中心に制御システムの質・精度向上を指向 ●各種自律ロボットの脳として利用 ●感性・感覚を含むデシジョン支援システム
ファジィ	●プロセス制御、状態監視の分野 ●適用プロセスとしては、 オペレータのノウハウはあるが プロセスの厳密モデル構築困難且つ	●適用分野拡大、制御システムの質・精度向上を指向 ●パラメータ変動、操業変化大のシステム、高速フィードバック制御系への適用など

技術（深い知識、事例の利用、学習機能など）の実用化とこれらの融合利用が重要である。それらは、研究・発展途上の技術であるが、鉄鋼業においても、事例ベース推論や仮説推論を応用した形鋼品質設計、高炉操業ガイド、圧延順序決定システムなどにおいて実用化に取り組んでいる。

(2) 計画問題における知識獲得とAIシステム開発方法論の確立

現在、計画問題解決のための汎用手法がないため、システムごとに問題解決方法を検討・開発しAI化したものがほとんどであり、計画の専門家からの知識獲得の方法、問題の分類・類型化、知識表現方法と推論機構（ドメインシェルの要件）、ユーザインタフェース、システム性能・資源の見積りなどまだ不明確な部分が多い。

(3) 知識ベース（ルールベース）保守の容易化

①大規模知識ベースの保守容易化の技術、システムの透明性確保の技術

②知識の無矛盾性確保の技術

③知識ベースの大規模化抑制の技術

ES構築には、綿密な知識の整理・構造化が必要であり、これをしないとシステムの透明性、ルール間の無矛盾性、知識の追加・修正後の結果の保証が難しくなる。あらゆる事態を想定するとルール規模が大きくなり、また複雑な問題になると推論を制御する知識を大幅に利用せざるを得ないことになり知識と推論の分離が難しくなる。これらは、上記(1)、(2)の課題と相互に関連があり今後の進展が望まれる。

(4) 推論の高速化、メモリの大量消費への対処。

(5) 現在試行錯誤で設計しているニューラルネットワークやファジィシステムでの、設計モデルの制御特性を評価できる設計手法・理論の確立。

2.6 おわりに

AIが鉄鋼業へ与えた成果・インパクトは、

①従来解決困難または不可能だったシステム分野・問題の解決

②専門家や熟練オペレータと同等、それ以上の操業安定、品質向上、コスト低減を達成

③専門家や熟練オペレータの代替・省力化の達成

④エンドユーザが直接システム開発・保守に参画できるようになり、操業や設備の変化に伴うシステムの陳腐化を防止でき、かつ操業技術・ノウハウの高位標準化・伝承ができつつある

などである。今後ともAIがより人間の知的活動に近づき、その問題解決領域がさらに広がり、鉄鋼業の一層高度な自動化・システム化が実現することが期待される。

＜参考文献＞

[1] 中北, 他：「鉄鋼分野における分散計算機制御システム」電気学会全国大会講演論文集, No.13, s15.9/s15.12(1990)

[2] 大島, 他：「いちだんと高性能化が進む鉄鋼プロセス制御」電気学会誌, 111-7, 573/579(1991)

[3] 南, 他：「分析型エキスパートシステム構築環境ESTO」新日鉄技報, No.341, 10/14 (1991)

[4] 住田, 他：「プロセス制御用AI構築ツールFAINの開発」平成3年電気情報関連学会連合大会, 1-79/82(1991)

[5] 大塚, 他：「ニューラルネットワークモデルとその鉄鋼プロセスへの応用」鉄と鋼, 77-10, 1539/1543(1991)

[6] 脇坂, 他：「鉄鋼業におけるAIの導入」OHM, 79-4, 28／33(1992)

[7] 田中, 他：「形鋼品質設計エキスパートシステムの開発」人工知能学会全国大会(第5回), 737/740(1991)

[8] 野地, 他：「形鋼品質設計エキスパートシステムの開発ー事例ベース推論の適用ー」情報処理学会第43回(平成3年後期)全国大会(1991)

[9] 小南, 他：「ニューラルネット技術による連続鋳造ブレークアウト予知システム」製鉄研

究, No.339, 31/34 (1990)

3　情報処理サービス業界

3.1　情報処理サービス業界をとりまく環境の変化と経営課題

3.1.1　経営環境の変化

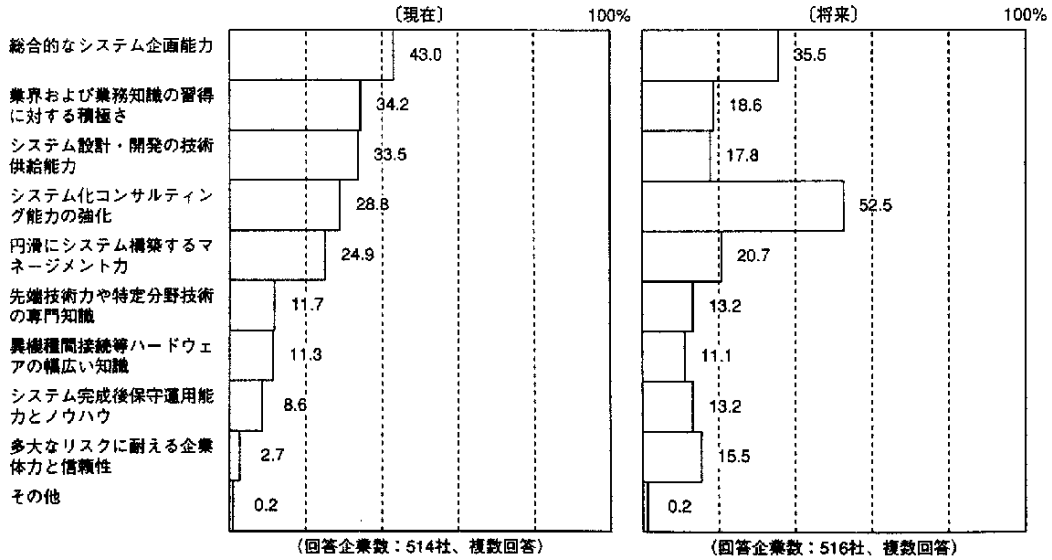
1991年末には、約70年間続いた超大国ソ連邦の解体で冷戦構造も崩壊し、世界はイデオロギーと軍事力優先から経済と技術の力がものをいう時代に移り、21世紀に向けての世界の構築に動き出している。

わが国も、政治面のみならず経済的、社会的に大きな影響を受けるとともに、長期的には情報化、国際化、高齢化等が進行し、産業構造、雇用、消費等の各方面で今までに経験したことのない変化が生ずることが予想される。

特に情報化についてみれば、まず第一に、産業レベルの情報化の進展とともに企業間ネットワーク、国際間ネットワーク、さらに個々の消費者までも包含したネットワークへと発展し、産業、社会、家庭を結んで複合的な高度情報化社会へと進むことになろう。短期的には、1991～1992年はバブル経済の崩壊で、金融・証券・保険業界や不動産業界はその影響の大波をかぶったことや、経済全般にわたって景気が低迷する厳しい状況にある。情報処理サービス業界にとっても、金融関連業界における情報化投資の見直しによる抑制や中止等による影響が大きい。

変化の第二は、情報処理サービス業界（ソフト）とかかわりの深いコンピュータ産業（ハード）の変化がある。世界的な景気の停滞の影響でコンピュータ産業が不況に陥っていること、加えて、従来メインフレームを中心にシステム化されてきたものが、半導体、ネットワーク、ワークステーション（WS）技術等の急速な進歩によりWSやパソコン等の小型機のコストパフォーマンスが急上昇したことによる、いわゆる「ダウンサイジング化」傾向が現われてきた。現実には、メインフレームがなくなってしまうわけでなく、二極分化の方向になるということである。データベースの飛躍的な増大という背景お

図表Ⅱ-2-28　システム・インテグレーターに期待する資質・能力 [10]



注：（）は全企業数現在（514社）、将来（516社）を100%とした場合の回答企業比率。（国内上場企業対象）

よびグローバルネットワークの進展ということからもその中核マシンは当分の間メインフレームでなければならないからである。

この間の事情は、1991年の全世界市場でのコンピュータ出荷額は、前年比7.8%減の1,096億ドルと初のマイナス成長を記録したが、製品別では、WSが前年比18.9%の88億ドルと大きく伸長していることに表われている。今後、市場環境の変化はさらに進行することが予想される。(米国の民間調査機関データクエスト社がコンピュータ本体のみを対象にまとめた。11月に全世界のコンピュータハードメーカを対象に調査し、12月までの予測を数値化 [17])。

変化の三つめは「オープンシステム化」の進行がある。先のダウンサイジング化とも密接なかかわりがあるが、ハード、ソフトに関係なしにグローバルネットワークを構築するためには、インタオペラビリティ（相互運用性）の拡大、コンピュータの相互接続を可能にする方向に動いているということである。これを比較的容易に実現できるのもダウンサイジングの大きなメリットの一つと言えよう。一つのソフトウェア体系でパソコンからメインフレームまでカバーできるというUNIXシステムが中心となってオープン化、標準化が進展していくものと思われる。

このようなダウンサイジング、オープン化の進展は、AI利用のプラットフォーム、インフラストラクチャとしての役割を果たすことになり、企業にとっても、より高度なAI利用による、インテリジェントSIS ([21]) を活用して知識集約型企業へのレベルアップにつながる望ましい方向である。

3.1.2　ユーザ・ニーズの変化

今やコンピュータシステムは、企業にとって省力化を推進するツールという位置づけから大きく変わり、活用の仕方によっては企業の盛衰を決定づける重要性を持つ（戦略的活用）時代に入った。このようなコンピュータ、ネットワーク利用の拡がりと深度化の進展にともない情報処理サービス業界に対するニーズも急激に変化しつつある。

「情報サービス産業白書1991」([10]) によれば、まず、情報処理サービス業界に期待する資質・能力としては、現在のところは「システム設計・開発のための技術供給能力」が最も高く42.7%となっている。次いで「業界および業務知識の習得に対する積極さ」「総合的なシステム企画能力」「プロジェクト・マネージメント能力」「コンサルティング能力」の順となっている。ところが、近未来（3年後）では「システム化のコンサルティング能力強化」が最も高く47.7%となっている。次いで「総合的なシステム企画能力」「プロジェクトマネジメント能力」「システム設計・開発のための技術供給能力」となっている。

次に、情報処理サービス業界に求める技術面にスポットを当ててみると、現在のところは「システム化要求を明確にする技術」が最も高く36.7%次いで「プロジェクトマネジメント（スケジュール管理、品質管理等)」となっているが、近未来（3年後）では、「プロジェクト・マネージメント（スケジュール管理、品質管理等)」が最も高く20.9%となり、他に「異機種間接続技術」「ネットワーク・ISDN技術」「AI・ニューロ・ファジィ技術」「マルチメディア」「分散データベース技術」などに対する期待が大きくなっている。

情報処理サービス業界に期待する総合的イメージとしては、現在のところ「専門技術集団としての期待」が最も高く、次いで「プログラム技術役務提供業としての期待」となっている。ところが近未来(3年後）では「高度な知識産業としての期待」が最も高くなり、従来の労働集約型産業から脱皮し、より高度な知識・技術を総合的にサービスする知識集約型産業としての期待が強くなっている。

最後に、情報処理サービス業界の多くの企業は、システム化の企画・設計から開発および運用まで、ハード・ソフト・ネットワークまでを含め一括受注し総合的にサービスをしようとするシステム・イン

テグレーターやソリューション（[8]）の提供者としても取り組んでいるが、今後はより拡大していくものと思う。

システム・インテグレーターに対しての期待する資質・能力については、図表Ⅱ-2-28のようになっている。

システム・インテグレーションやソリューションの提供者として情報処理サービス業界で発展していくためには、「情報処理の専門家として、コンサルティングといった情報システム構築の最上流工程から設計・開発・運用・メンテナンスに至る全工程で利用部門を支援できる技術者」が求められている（[15]）。従来は特定の技術分野を深くきわめているスペシャリスト的人材でよかったが、これからは情報処理・通信処理技術を広範に理解しているか、そうでなければそれぞれの分野のスペシャリストの人的ネットワークを持っているゼネラリスト的人材、少なくとも数年先の時点でコンピュータ関連技術がどこまで進歩するか技術予測が行えるようなコンサルタント的要素を持っている技術者が強く求められてくる。

3.1.3　情報処理サービス関連最新技術の動向

一般に情報処理サービス業界は、ユーザの高度システムの構築は数多く手掛けてきているが、自社内の生産性向上、品質向上等に対する投資、技術開発にはどちらかといえば消極的であった。

ところが市場の質が急速に変化してきたこととも相まって、システム開発、ソフトウェア開発の生産性向上と高品質のプロダクトの実現のために開発環境の高度化・広域化や、各種ツールの統合化と、システム開発のより上流工程の支援機能の充実を指向した動きが活発化してきている。ここでいう統合化とは要求仕様設計、プログラミング、テスト、保守等の一連の製造工程で使用される各種ツールに、一貫性と統一性を持たせることである。開発作業の効率化と品質の確保には不可欠な要件である。

わが国では、CASE（Computer Aided Software Engineering）の活用は、これから本格化しようとしている。従来のCASEは、開発の上流または下流のいずれかを支援していた。しかし上流だけでCASEを使うとユーザのニーズをより正確に反映した仕様書はできるが、手間はかえって手作業よりもかかり、生産性向上にはつながらない。他方、下流だけにCASEを使うとプログラムコードの自動生成によって生産性は向上するが、開発や保守の最大の問題である仕様上のミスは減少しない。したがって、生産性向上と品質改善というCASE利用の２大目的のいずれかが達成できない。最近の統合CASEは開発の上流から下流までを一貫して支援するので、使いこなせれば、生産性向上と品質向上に効果が期待できる（[20]）。

一方、ワークステーション（WS）の世界では、データと手続きのカプセル化を図るオブジェクト指向技術が注目を集めている。マルチベンダー・ネットワークつまり複数のメーカーのコンピュータが混ざり合う場合のネットワークにおいて、任意のアプリケーション・ソフトウェアを任意のコンピュータで利用（分散処理）する基本技術としてオブジェクト指向を使う動きが活発化してきている。

AI技術との関連では、特に米国での動きが目立っているが、CASEツールとAI技術、オブジェクト指向技術の融合、すなわち“知的CASE”の研究開発が静かに、しかし急速に進みつつある（[12]，[20]）。ダウンサイジング、オープン化と相まってネットワーク化の進展は、パソコンやWSがこれまで主として単独で、個人レベルでの生産性向上の利用の目的で使われていたのに対して、ネットワークで結んでマルチメディアの情報をシェアするシステムとしての使い方をして、チーム・組織全体の共同作業の生産性を上げるというグループウェアの実用化へと向かっている（[9]）。1992年度から、電子情報通信学会で「知識ソフトウェア工学」の新研究部会が設けられたことにも見られるように、これまで、各方面でバラバラに発表されていたソフトウェア工学とAI

とのつながりを持った研究も、各関連学会で体系的な大きな流れとして活発化・発展するものと期待できる（[23]）。1990年代は、このような新技術に加えて、有効性のわかっているソフトウェア工学の成果等を積極的に取り込んでいく企業には大きな可能性を、活用できない企業には大きなリスクを与えることになろう。

3.1.4　情報処理サービス業界の経営課題

情報化は、これからの産業や、個人の生活にも大きな可能性を与えてくれると期待されるが、可能性を実現する鍵の一つは、情報処理サービス業界が握っている。そのために業界は、高度な知識・ノウハウ・技術を蓄積して労働集約的産業から、知識集約的産業への質の転換を早く実現するべく、技術力の強化がまず必要である。

ちなみに、「情報サービス産業白書1991」（[10]）によれば、売上高に対する技術開発投資比率をみると、0.2%未満の企業が最も多く24.8%、少し広げて0.4%未満の企業では34.0%であり、1%以上の企業は42.2%となっている。傾向としては技術開発投資を積極的に行っている企業と、あまり行っていない企業の二極分化を示している（図表Ⅱ-2-29）。業界全体平均（1.1%）では、研究開発投資比率は、非常に低く全産業の平均（3.4%）以下である。

図表Ⅱ-2-29　売上高に対する技術開発投資比率［10］

	企業数	構成比
技術開発投資額／売上高0.2%未満	51	24.8
0.2～0.4%未満	19	9.2
0.4～0.6%未満	25	12.1
0.6～0.8%未満	7	3.4
0.8～1.0%未満	17	8.3
1～2　%未満	42	20.4
2～3　%未満	23	11.2
3～4　%未満	11	5.3
4%以上	11	5.3
合計	206社	100.0 (%)

（情報サービス産業白書　1991）

また、情報処理サービス業界が基幹産業として育つ要件の一つは、ユーザに対して戦略的情報システム構築の上流から下流までトータルでこなせる真のSEを必要な数だけそろえるための、人材育成ができるかどうかである。

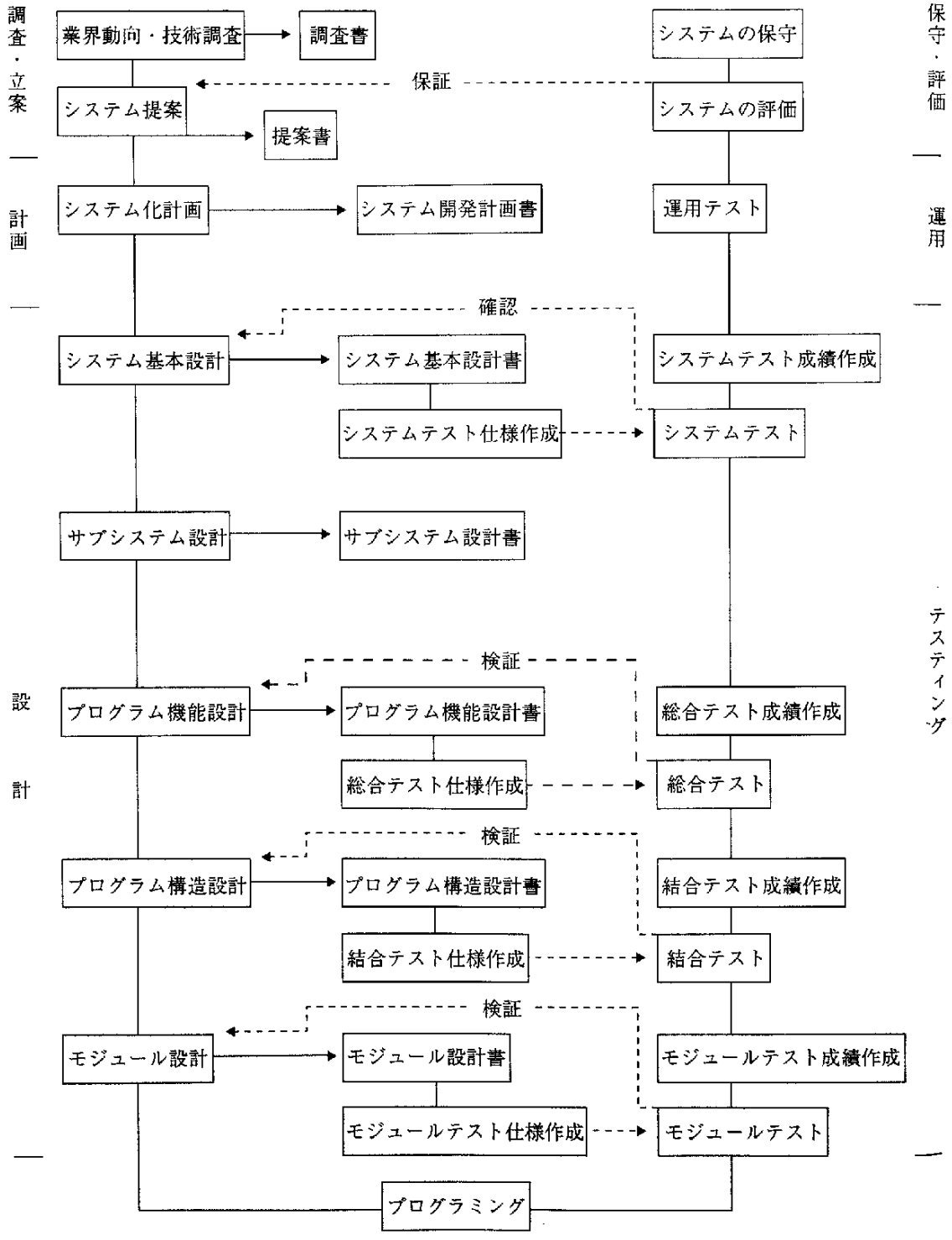
他にも、多くの課題があるが、その中でもモノを作っている製造会社にならって、品質管理や品質のギャランティの概念を持たなければならないということが重要である。特に、1992年末のEC統合後の域内物流自由化のために、基準認証制度を統一しようとするEC委員会の方針に呼応して、ヨーロッパ各国が国際標準化機構（ISO）の品質保証規格9000シリーズをシステム基準文書として用いて、品質システム認証制度や、登録制度の整備を急速に進めていることである。国際的なビジネスをやる場合には品質保証規格に第三者機関による審査をクリアしていることが要請される（少くとも選別に使われる）可能性が大きい（[12]）。日本でも現在検討が進んでいて、近々、ソフトウェア品質保証の国際規格がJIS化されようとしている。国際的に認知された品質システムのモデルの一つの使い方として、自社の品質システムを見直す際の基準文書として利用して、どこまで自社の品質システムのレベルアップにつなげるかということ、および国際標準化の中でいかに優位性を確立していくかが重要な経営課題となろう。

3.2　情報処理サービス業界の特徴

3.2.1　一般的な特徴

日本経済の高成長を反映する情報化投資の旺盛さに支えられて、情報処理サービス業界は極めて高い成長を遂げてきた。この急成長は若年労働者を主体とした、従業員の量的な増大によってもたらされた。情報処理サービス業界の近代化を阻む構造的な要因であるソフトウェアの価格算定方式の存在があり、人／月単価方式やステップ単価方式など作業量に重点をおいた工数ベースが主流となっていて、サービ

図表Ⅱ-2-30　情報処理サービス（システム開発）の業務フロー



スの質をベースとしたものになっていない。これは、情報処理サービス業界にとって本当に必要とする設備投資、新技術の研究開発、生産性向上、人材育成等の先行投資意欲を失なわせかねない。また、品質の高いサービスを求めるユーザにとってもマイナスとなっている。先行投資はリスクも大きいが、そのリスクを自ら負わなければ長期的な成功はあり得ないし、情報処理サービス業界が自主独立した強い産業へ脱皮することもできない（[7] [16]）。

一方、市場の期待する質も急速に変化してきている。従来は汎用ソフトウェアのウェイトは極めて低く、もっぱらユーザからの受託に応えるソフト開発、情報処理等を行ってきた（受注一品生産）。しかも、システムの主要部分の設計（システム開発工程における上流部分）はこれらの発注元から与えられることが多いため、比較的技術レベルの低い下流部分の労働集約的な工程にならざるを得なかった。

近年ではユーザのハードウェアやネットワークを含めて、システムの設計、構築から運用、保守に至るまで包括的なサービスが要請されるようになってきている。それに応えるべくシステム・インテグレーション（SI）、ソリューション・ビジネスを指向した企業も急増している。これまで業界が養成してきた技術者であるシステム・エンジニア（SE）は、従来型の手法にのっとって大型コンピュータのシステムを開発するためのプログラマやコーダーが大半であった。

ユーザの環境変化、意識改革に伴って仕事が複雑・高度になってくると、特に上流工程がこなせるレベルの高いSEを十分な数だけそろえなければ、どんどん仕事がなくなっていく可能性が非常に高くなってきた。人材の問題は付け焼き刃のやり方では解決しない。しかし、情報処理サービス業界は経営基盤強化や生産性の向上、製品やサービスの質の向上、技術力の蓄積に取り組むことにより、ユーザとメーカーの中間にあって、業界・業務に

図表Ⅱ-2-31　情報処理サービスの業務内容

業務項目			業務内容
調査・立案			動向・技術調査、ユーザ要件の把握、システム開発の必要性と可能性の検討、システム構想立案、システム提案
計画			システムの概念設計、費用効果の分析、ハードウェア構成選定、プロジェクト体制、工程、製品目標、資源の具体的な決定、運用・移行計画
設計	システム設計	システム基本計画	システム利用者から見た機能を確立、サブシステムへの分割、システムテスト仕様設計、システムテストデータ設計
		サブシステム設計	サブシステムをプログラムに分割、各プログラムを決定
		プログラム機能設計	プログラムの機能仕様を設計、総合テスト仕様設計、総合テストデータ設計
	プログラム設計	プログラム構造設計	プログラムをモジュールに分割、モジュール間のインタフェースおよびモジュール共有資源の設計、結合テスト仕様設計、結合テストデータ設計
		モジュール設計	モジュール内容詳細処理の手順の設計、モジュールテスト仕様設計、モジュールテストデータ設計
プログラミング			コーティング、コンパイル／アセンブル
テスティング	モジュールテスト		モジュールの機能および内部構造をテスト
	結合テスト		モジュール間のインタフェースおよびプログラムの内部構造をテスト
	総合テスト		プログラム機能をテスト
	システムテスト		システムの機能、性能、限界、操作性などによる製品目標項目の確認
運用テスト			本番と同じシステム環境でのテスト、新旧システムの切り替え
保守・システムの評価			保守（改良、修正など）、システムの総合評価

図表Ⅱ-2-32　情報処理関連会社・ソフトウェアハウスのためのAIシステム例（日経AIより）

年月	会社名	エキスパート名	備考
1986.2	日本電気	大型汎用コンピュータの運用・管理エキスパート・システム	2月4日発売、1987年3月出荷予定 ①性能解析、②ネットワーク障害解析、③データベース設計・診断、④JCL生成／チェック。
1986.8	CSK	見積もり支援などエキスパート・システム	①見積り支援、②設計支援、③自動生成（見積り支援が実用化に近い）。
1987.4	日本電気	通信回線の異常診断システム	エキスパート・システム「SIGNAL-ZERO」のフィールド・テストを開始。
1987.11	平和情報センター	機械翻訳システム（上記システムの専門用語辞書構築）	ワークステーション上で利用できる翻訳システムの試用。
1988.5	インテック	通信ネットワークの障害対策エキスパート・システム	ネットワーク保守担当者を支援するエキスパート・システム、AIツール「GURU」を使用。
1988.8	インテック	汎用機の操作支援システム	エキスパート・システム「JTAS」を北陸インテック技研と共同開発。
1988.12	NTT	電話帳検索システム	プロトタイプを開発し試行中。
1989.2	日本ソフトウェアエンジニアリング	ソフトウェア開発の検査工程作業支援システム	エキスパート・システム「QUIT」を開発。 ソフトウェア開発の検査工程で着目すべき検査項検査部門で利用中。
1989.10	富士通エフ・アイ・ピー	VANの故障診断システム	富士通FIPのVAN「FENICS」の故障診断用エキスパート・システムを開発中。 1990年中に完成予定。
1989.11	日立情報システムズ	福利厚生AIシステムネットワーク障害診断システム	社内向けに開発中。 福利厚生システムは1990年3月、故障診断システムは1991年3月に実用開始の予定。
1990.1	三菱電機	設計プロセス支援ツール	開発中、実用開始の時期は未定。 ハイパーテキストを利用してソフトウェア設計工程の記録やモニタリングを実行する。
1990.4	JICST	科学技術文献データベース用日英機械翻訳システム	運用開始。 科学技術文献の英文抄録作成に利用。
1990.7	矢野コンサルタント	企業体質診断システム	開発中、1990年中に完成の予定。 ニューラル・ネットワークを利用したシステムを開発中。
1990.11	共同コンピュータサービス（KCS）	バッチ・ラン管理支援エキスパート・システム	開発中、1992年中に完成予定。 夜間バッチ処理の運転状況を監視・支援。
1991.2	長銀情報システム	社内事務手続きをガイドするシステム	3月より実用化、社内事務手続き事項を社員にガイドするエキスパート・システム。
1991.2	リクルート	既存ソフトの再構築を支援するシステム	開発中、1992年夏完成予定 既存プログラムを解析し、市販のソース・コード・ジェネレータへの入力パラメタの抽出およびプログラム仕様書の作成を行う。
1991.6	アドイン研究所	各種営業を支援するドメイン・シェル開発	商品選択や部品データベース検索、知的CADなどを営業担当者が接するエンド・ユーザ・レベルの感覚で利用できるようなものを目指すものを開発予定。
1992.2	東芝	オブジェクト指向の分析・設計ツール「COODA」を試作	オブジェクト指向に基づいた、ソフトウェアの分析・設計ツール（初期プロトタイプが完成）。 ソフトウェア開発を一貫支援するツールとして成長させていく。

関する広範なノウハウ、システム技術が蓄積でき、かつハードにとらわれないユーザ本位の最適なシステム構築ができる立場にあるので、21世紀に向けた高度情報化社会の中核的な役割を果たしていくことが可能である。

3.2.2 情報処理サービス業界の代表的な業務フローおよび典型的な業務内容

情報処理サービスは、ソフトウェア開発、システム開発、VANサービス、通信処理サービス、データベースサービスなど多くの分野をカバーしている業界である。従来からの代表的な業務であるシステム開発のケースを取り上げた（図表Ⅱ-2-30、図表Ⅱ-2-31）。また計画、設計の各フェーズでデザイン・レビューの工程があることをつけ加えておきたい。

3.2.3 AIの適用可能な業務

情報処理サービス業界では、計画、設計部門でのAI利用が比較的進んでいるといえる。

機械翻訳も、研究・開発部門での技術文献での利用から、実際のビジネスとしてサービスできるレベルにハード、ソフトの技術が達している。VANサービスなど、ネットワークの利用をともなうサービスでの信頼性向上などのため、障害対応のエキスパートシステムも多く開発利用されている。システム開発の生産性向上の観点からみると、プロジェクト管理の支援エキスパートシステムの研究（[22]）や、各フェーズでの効率面向上と導入のし易さから、種々のツールやAI利用か進められてきた。これからは、研究や技術の進歩により高生産性、高品質化のために統合CASEや知的CASEのような、ツールの発展によりシステム開発の上流から下流まで一貫してサポートできるようになろう。

3.2.4 AI利用研究等の概要

大学やその他の研究機関でのAIの基礎的研究や実用化のための研究開発は極めて活発である。これらの傾向は人工知能学会、情報処理学会、電子情報通信学会、その他の関連学会および海外の学会等の研究発表論文からもわかるのであるが、わが国の情報処理サービス業界という範囲で見るならば、先に述べたようにユーザからの受託AIシステム開発が圧倒的に多く、自社内でのAI利用のための研究開発は、それほど多くないと思われる。また有用なシステムを開発し生産性向上等に寄与している自社内システムは、どちらかといえば、公にされない場合も多いように見受けられる。

ここでは、日経AI([1])、情報処理学会全国大会([2])で発表されている情報処理サービス業界のものを年代順に一覧表にした（図表Ⅱ-2-32、図表Ⅱ-2-33）。これらの図表を見ると、広い視野に立った技術開発や高度サービスの中核技術として研究開発されている様子が見てとれる。今後AI適用は、着実に総合的に進められ、新しい時代への基盤技術として定着していくものと期待される。

3.3 情報処理サービス業界のAI利用を目指した事例

情報処理サービス業界は、広範囲の業務にわたるのでAI技術利用の例もかなりの数になるが、ここでは、最近の学会発表の中から、ある程度制限された状況の下で、近い将来の実用化を目指して研究開発されている二つの例を取りあげた。

3.3.1 ソフトウェア設計エキスパートシステム（SOFTEX）([13])

(1) はじめに

SOFTEX（Software Design Expert System）は、抽象度の高い仕様記述からプログラムを自動合成するエキスパートシステムである。その目的は、プログラムの自動合成およびソフトウェア設計知識の部品化・再利用によるソフトウェア生産性向上・高品質化および保守性向上であり、知的CASEシステムの構築を目指している。

ここでは、自動プログラミングにおける従来システムの問題点を明らかにし、これを解決するための対策と、SOFTEXの全体構成等について紹介する。

(2) 従来システムの問題点

従来の自動プログラミングシステムには次のよう

図表Ⅱ-2-33　情報処理関連会社・ソフトウェアハウスのためのエキスパートシステム例（情報処理学会全国大会より）

年、期	会社名	タ　イ　ト　ル
1986前期	松下電器産業	迂回路を有するデータネットワークの為の故障診断エキスパートシステム
1986後期	日本電気	マルチプル知識利用故障診断エキスパートシステムSHOOTX
1987前期	NTT電気通信研究所	信頼性評価モデル作成支援エキスパートシステム
同上	富士通	FORTRANトラブル診断エキスパートシステム
1987後期	日本電気 C&Cシステム研究所	ACOS－4性能改善エキスパートシステム
同上	日本電気 基本ソフト開発本部	計算機ジョブ記述支援エキスパートシステム
同上	同上	計算機性能解析エキスパートシステム
同上	東芝 情報システム技術研究所	オンラインシステム障害時運用支援エキスパートシステムの開発
同上	CSK　等	実行時エラーメッセージに基づくデバック用エキスパートシステムについて
同上	明電舎　開発本部	ディジタル・リレー・ソフトウェア設計支援システム（DRX）の開発－2
同上	日本電気	コンピュータネットワークを対象とした故障診断エキスパートシステムの実現方式
1988前期	日立製作所　等	ソフトウェア見積り支援エキスパート・システム
同上	東芝	OS性能チューニングエキスパートシステム
1988後期	富士通	通信制御処理装置の構成決定を支援するエキスパートシステムの開発
1989前期	NTTデータ通信	「ネットワーク設計の支援エキスパートシステム」－NODES－
同上	沖電気工業	システム機器構成設計エキスパートシステムについて
同上	日本電気	ソフトウェアデバックエキスパートシステム
同上	日立製作所	情報システム開発プロジェクト管理システムにおける知識型スケジューリング方式
1989後期	NTT情報通信処理研究所	システムジェネレーション用エキスパートシステム
同上	同上	LAN設計運用支援エキスパートシステム
1990前期	富士通	交換機故障診断エキスパートシステム　－診断能力の評価－
1990後期	NTT情報通信処理研究所	計算機設備設計支援エキスパートシステム
1991後期	日本電気	SOFTEX：ソフトウェア設計エキスパートシステム(1)～(6)

な問題点があった。

問題点1：従来の自助プログラミングでは、入力として代数的仕様・論理的仕様といった対象を扱ったものが多く、これらは現在広く用いられているソフトウェア開発プロセスにおける仕様記述と大きく異なっており、ソフトウェア設計者へのなじみが薄い。

問題点2：異なった環境で動作するプログラムを合成することへの適応が困難である。これはシステムプログラムを対象とした場合、特にクローズアップされる問題点である。

(3) 問題点解決のための対策

SOFTEXは上記2点の問題点を解決するために以下の対策をとった。

対策1：C++言語を完全に包含するワイドスペクトラム仕様記述言語DSL／C++を提供する。基本ソフトウェア記述言語として標準的なC++を完全に包含し、任意の抽象化された仕様記述をユーザ拡張可能とする。

対策2：項書換えシステムをベースに、設計知識の表現やソフトウェアの部品化を実現する。変換システムに採用した項書換えシステムは、変換規則の性質が数学的に明らかで検証可能であるため、変換知識の部品化・再利用が可能であるばかりでなく、変換知識を多様な環境に合わせてカスタマイズすることを容易にする。

これらの対策を実施することにより、SOFTEXは人間のソフトウェア設計専門家が仕様からプログラムを設計することのモデル化・シミュレーションを目指す。すなわち、ある設計専門家αが新規ソフトウェアを作成することはSOFTEX変換規則を作成・部品化することに相当し、他の設計専門家βがαの作成方法を真似て他の似たソフトウェアを作成することはSOFTEX変換規則を再利用することに相当する。つまり、SOFTEXは知識ベースシステムとして、ソフトウェア設計専門家が行うのと同じような方法で、従来は実現困難であったソフトウェア設計知識（ノウハウ）の部品化・再利用を実現することを目指している。

(4) SOFTEXの構成

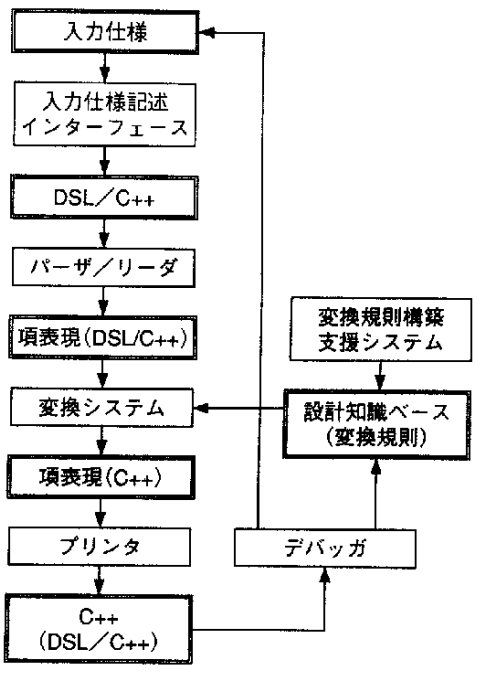
SOFTEXは、入力仕様記述インタフェース、パーザ／リーダ、変換システム、プリンタ、デバッガ、変換規則構築支援システムから構成される（図表Ⅱ-2-34）。

入力仕様記述インタフェースは仕様記述エディタなどであり、記述された仕様をDSL／C++記述として出力する。パーザ／リーダはDSL／C++記述された仕様を構文解析し、項表現に変換する。変換システムは項書換えシステムであり、仕様に対応した項表現をC++言語に対応した項表現に変換する。プリンタは、項表現をDSL／C++またはC++言語表現に変換する。変換規則構築支援システムは、項書換えシステムの数学的性質を応用して変換規則の構築を支援する。

(5) 実験、評価

①実験

図表Ⅱ-2-34　SOFTEXシステム構成［13］



状態遷移表およびCCITT勧告のSDL仕様記述からのC++プログラム自動合成を行った。また変換規則のカスタマイズ事例として、状態遷移モデルのC++プログラム実現方法の変更実験や、状態遷移モデルからC++合成規則を基にして状態遷移モデルからC合成規則の作成を行った。

②評価

現在までの適用実験結果を評価すると、SOFTEXアプローチは以下の特性を持つ問題に有効であると思われる。

・入出力形式（入力仕様と出力プログラム形式）が明確であるもの
・変換規則の再利用性が高いもの

(6) 今後の課題

今後の課題として、以下の2点があげられる。

・評価の項で述べた特性を持つ分野として、通信ソフトウェア、ヒューマンインタフェース等をあげることができ、さらにこれらの分野での評価を進めること。
・変換規則カスタマイズ方式、変換知識獲得方式、デバッグ方式の確立と支援ツール群の整備を進めること。

3.3.2　ネットワーク障害管理支援エキスパートシステム（[6]）

(1) はじめに

近年、通信システムの多様化、高度化、広域化に伴い、システム上で発生する障害の対処が非常に複雑で、人手による障害復旧が困難な状況になりつつある。そこで、ネットワーク運用管理者（以後、ネットワーク担当者と呼ぶ）を支援し、障害原因の究明、障害復旧の指示等を行うネットワーク障害管理支援システムの必要性が高まっている。障害原因の究明や障害復旧の指示はネットワーク担当者の過去の経験に基づいていることが多いため、知識ベース（IF−THENルール）をもとに推論し問題を解決するエキスパートシステム的なアプローチが適切であると考えられる。

しかし、このような経験的知識に基づくシステムでは、知識ベース作成時に想定していない現象や原因に対しては、原因の候補を抽出できずシステムが無能になってしまうという問題点がある。

この問題点を補うため、ネットワーク担当者の経験的知識に機器の設計的知識とネットワークの挙動に関する定性的知識を統合化したネットワーク障害管理支援システムを試作した。

(2) 基本的な考え方

上記の問題点を解決するため、次の三つのモデルを併用して利用した原因究明の基本的な考え方を示す。

①知識処理モデル……通信ネットワークの障害対処の経験則

知識処理モデル（従来のエキスパートシステムと同様の方法）を使用してIF−THENルールの連鎖をたどり、原因の究明を試みる。障害の内容によっては、ネットワーク挙動モデルを呼び出し、データ（パケット）の定性的な挙動を推定し原因の候補を絞り込む。

②故障解析モデル…通信機器の故障木(Fault Tree)

もし①で原因の候補が得られたならば、その原因に対する対策を提示し、障害復旧を行う。ここで、障害が復旧しない場合は、次に可能性の高い原因に対して障害復旧を繰り返す。

③ネットワーク挙動モデル……通信ネットワークのデータの挙動

もし②で障害が復旧しない場合は、推論履歴から故障解析モデルの故障木のノードを仮説とするオブジェクトを生成し、故障木をたどり原因の究明（生成した仮説の検証）を行う。

この考え方は、実際の障害対処において、まずネットワーク担当者が過去の経験に基づき障害対処を行い、ここで解決できない障害は、通信機器やプログラムを設計したハードウェア、ソフトウェア技術者が設計書や技術マニュアル（原理・原則）を参考

に対処するという流れに類似している。

(3) システムの概要

本システムは、オブジェクト指向表現で記述された、知識処理モデル、故障解析モデル、ネットワーク挙動モデル、ネットワーク設備・構成モデル、そして全体制御（メタ・コントロール）の各部から構成されている（図表Ⅱ-2-35、図表Ⅱ-2-36）。

①知識処理モデル

知識処理モデルは、ネットワーク担当者の障害対処に関する問題解決過程（経験的知識）を大雑把に模倣したものである。ネットワーク担当者の障害対処ノウハウは、IF−THENルールの形式で知識ベースに蓄積されている。知識獲得は、現象と原因を関係づけたテーブルと推論フローを用いて行った。

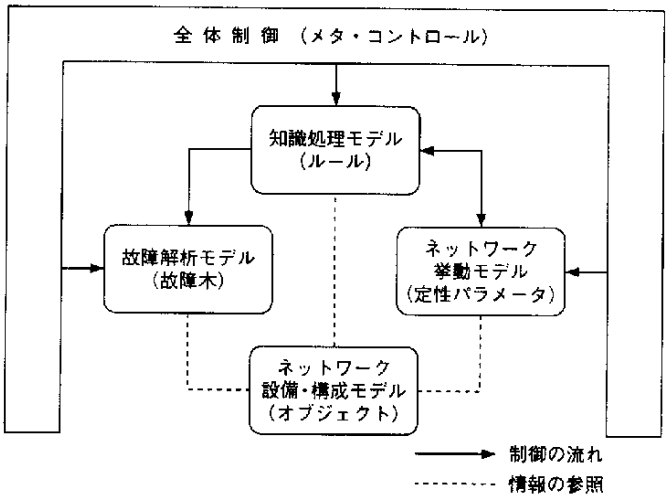
知識ベースには、後ろ向き推論を使用し、ある事実や結論に関して成立するルールが増加するに伴い、それらの確からしさが高まるように確信度を導入した、ルール群（ルール・セット）が含まれている（図表Ⅱ-2-37）。

・障害内容決定ルール群
・対策指示ルール群
・障害発生ブロック推定ルール群
・障害情報計測ルール群
・障害原因特定ルール群

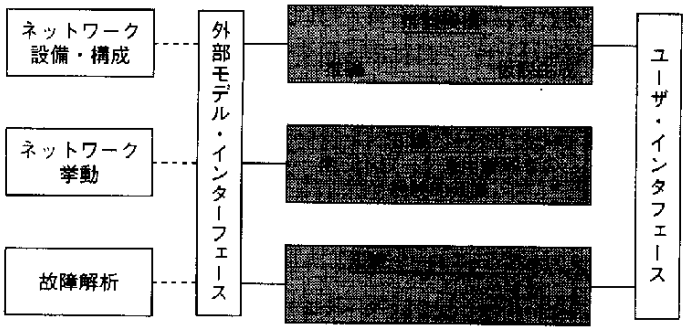
②故障解析モデル

故障解析モデルは、ハードウェア、ソフトウェア技術者の通信機器やプログラムに関する設計的知識（機能、構造）をもとに、論理的に考えられるさまざまな原因の仮説を順序立てて階層的に表現した故障木をトップダウンにたどって原因の究明を行う。このモデルでは、論理的

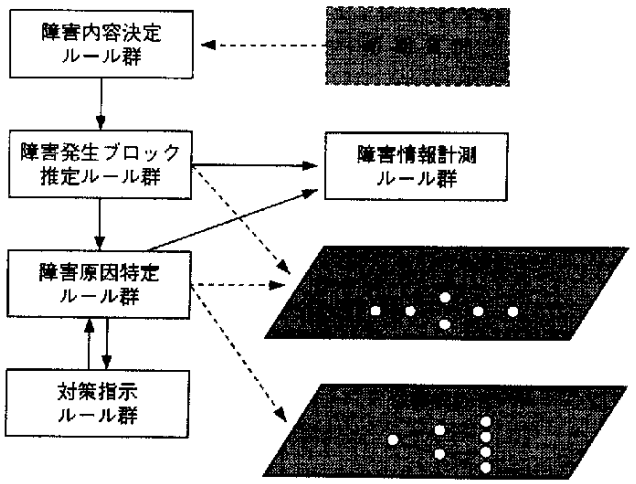
図表Ⅱ-2-35　ネットワーク障害管理支援ES・システム構成図［6］



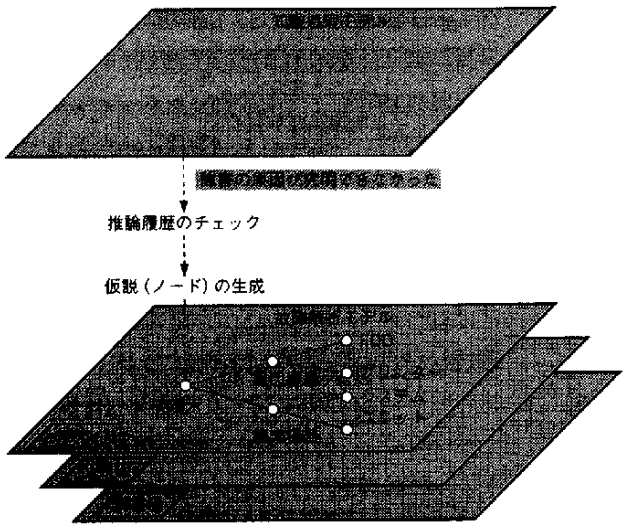
図表Ⅱ-2-36　知識処理モデルの構成［6］



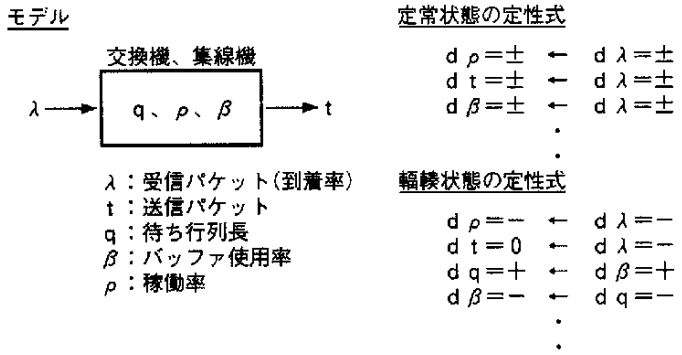
図表Ⅱ-2-37　ルール群とモデルの関係［6］



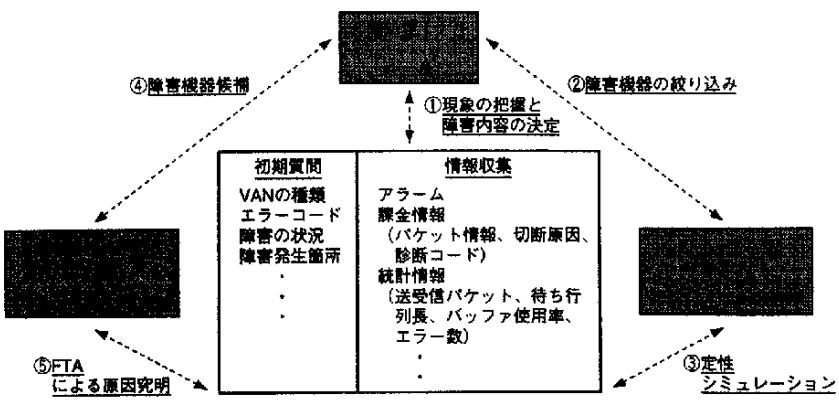
図表Ⅱ-2-38　知識処理モデルと故障解析モデルの関係［6］



図表Ⅱ-2-39　待ち行列モデルと定性パラメータ［6］



図表Ⅱ-2-40　障害原因究明例［6］



に仮説を記述しているため、知識処理モデルでは無能になってしまうような未経験の障害にも対処できる（図表Ⅱ-2-38）。

③ネットワーク挙動モデル

ネットワーク挙動モデルは、ネットワークのデータの挙動をパケット量の増加（＋）、減少（－）、定常（0）の三つの定性値で表現し、状態を解析するシミュレータである（ただし、現在はVC単位）（図表Ⅱ-2-39）。このモデルは知識処理モデルで障害発生ブロックが推定された後、さらに障害の可能性のある機器を絞り込む場合等に利用する。このモデルの導入により、知識処理モデルが不得意としていた動的なシステム（系）の診断に対処できる。診断手順は、交換機や集線機を待ち行列モデルと考え、観測された値と定性パラメータを使ったシミュレーション結果を比較し、これらが矛盾するかどうかで障害の可能性を判断する。

(4) 障害究明の手順（図表Ⅱ-2-40）

①初期質問

障害に関するメッセージ（アラーム）、エラーコード、発生場所（アドレス）、障害の状況、VANの種類等をユーザに質問する。

②障害内容の決定

初期質問の内容と知識処理モデルにより障害内容を決定する。これは、障害原因のある程度の目安を立てるために行う。

③障害発生ブロックの推定

データが通過する交換機や集線機のアラーム情報、統計情報をもとに知識処理モデルが障害発生ブロック

を絞り込む。

④障害原因の特定

知識処理モデルのルールの連鎖をたどって原因の特定を行う。この場合、必要に応じてネットワーク挙動モデルが起動される。また、原因が特定できない場合は、故障解析モデルで原因の特定を行う。

⑤対策の指示

障害原因に対応する対策を表示する。

(5) おわりに

障害原因の究明方法には、知識獲得、モデル間の切り替えの効率化、過去の障害履歴の反映等の多くの課題があるが、今後、これらの点について研究を進めて、既存のネットワーク管理システムの支援システムとして実用化を図る予定である。

本研究は基盤技術研究促進センターのプロジェクトの一環として行われたものである。

3.4 情報処理サービス業界の課題

情報処理サービス業界にとって、中心的な課題は技術力の向上にほかならない。いかに生産性向上、高品質化を実現するか、また新しい技術開発のための人材や財源の確保など困難な問題を包含している。その技術開発の成果としての知的財産の保護について、従来は、ソフトウェアの権利保護は著作権でという方向であったが、最近ではソフトウェアがシステム・製品全体の性能を決めるようになり、技術開発競争の焦点にソフトウェアが浮上してきた。

独創的なソフトウェアに対して著作権のみでは、アイデアや機能は保護の対象にならず、記述されたプログラムしか保護されない。同じ機能のソフトウェアを作つても、コピーは論外としても模倣の場合は証明できない限り権利の侵害にならない。

アイデアや機能まで保護の対象になるということで、大手電機メーカを中心にコンピュータのソフトウェアを特許として出願するケースが急増している。メーカが特許権の行使を実施するときにクロスライセンスで済ませられない場合は、ライセンス料がコストにプラスされるので、製品開発やサービスに大きな制約となる可能性が大きい([4]、[19])。

大学やその他研究機関でのソフトウェア工学の成果をいち早く取り込んで実用できるための基盤技術の強化に加えて、AI技術を含めて自社で技術開発したものについては特許等で強力な権利保護を積極的に行うことが緊急の課題である。

もう一つの最近の動きとして、エキスパートシステム（ES）技術が成熟期に入りつつある証でもあるが、知識ベースの再利用とか共有化といった要望に応えようと、ESの標準化への意識の高まりがある([18])。日本としても欧米の標準化の動きに無関心ではいられない。業界として、積極的に標準化活動に参加し、AIツールの統合化や標準化の提案などを行っていくべきであろう。

通信処理サービスも、業界がカバーしている分野である。電気通信もISDNサービスの開始（1988年）により、高速なディジタル通信サービス時代に突入した。しかし、将来的には広帯域ISDN、多様で高機能なサービスを柔軟に提供するインテリジェント・ネットワーク(IN)、さらには日米で提案されている情報スーパーハイウェイなど、真の意味での高度で知的な通信サービスは、AI技術を導入することにより可能となろう。電気通信の高度化のために必要なAI技術の長期的、総合的な研究は、高度情報化社会の発展にとって重要な課題である([5])。

＜参考文献＞

[1] 日経AI, No.1(1986.1)～No.148(1992.2).

[2] 情報処理学会全国大会論文集, 第32回(1986.3)～第44回(1992.3)

[3] ソフトウェアとAI, 玉井, AIセンターだより, No.3(1987).

[4] ソフト化時代の知的所有権, 日経エレクトロニクス, No.466(1989.2,6).

[5] 電気通信の将来ビジョンとAI関連施策, 田中, Inter AI. No.17(1990).

[6] 通信ネットワークによる障害管理支援システム

について, 本田, 北野, 電気関係学会北陸支部連合大会, B-26(1990.10).
[7] 自立の道みえぬ向上に乏しいソフト業界, 日経コンピュータ, No.243(1990.12.31).
[8] IBM, 生き残りをかけたソリューション事業への挑戦, 日経コンピュータ, No.244. (1991.1.14).
[9] 普及の糸口を模索する日本のグループウェア, 日経コンピュータ, No.248(1991.3.11).
[10] 情報サービス産業白書1991, 情報サービス産業協会編, コンピュータ・エージ社(1991.5).
[11] CASE－CASEに関する調査報告書－, 日本情報処理開発協会, (1991.6).
[12] ISO 9001の品質システム, 飯塚, 品質管理, Vol.42. No.8(1991)
[13] SOFTEX：ソフトウェア設計エキスパート・システム(1)～(6), 情報処理学会全国大会論文集, 第43回(1991.10).
[14] わが国の情報化—35のキーワードに見る現状と動向—, 情報処理開発協会、(1991.10).
[15] 提案型SEの求められる背景, 斉藤, データ通信, Vol.23. No.12、(1991).
[16] ソフトウェア産業の課題, 原田, オペレーションズ・リサーチ, Vol.37. No.1(1992).
[17] 日刊工業新聞, 1992.1.20.
[18] 日経AI, No.146(1992.1.27).
[19] 大手電機メーカーの出願急増, ソフトハウスはつくれなくなる？日経ビジネス, No.626(1992.2.10).
[20] 統合CASEは情報処理のパラダイムを変える(II), 日経コンピュータ, No.274(1992.2.10).
[21] インテリジェントSISへの挑戦, 戦略コンピュータ, Vol.31. No.3(1992).
[22] ソフトウェア開発における工程管理のためのプロセス・モデル, 古宮, 櫨山, 知識ソフトウェア工学の動向と展望シンポジウム論文集, 1992.3.
[23] 知識ソフトウェア工学の動向と展望シンポジウム論文集, 電子情報通信学会, (1992.3).

第3部　AI普及促進のための課題

1　情報化の進展

本章では先ず、企業におけるコンピュータを中心とした情報技術の利用の形態の変化を中心とした、情報化の進展過程を概観する。導入当初は、コンピュータはどちらかというと組織全体の効率や生産性の改善のツールとして考えられていた。しかし、企業でのコンピュータの利用経験が蓄積され、関連技術が発達し、パソコンやワークステーションなどコンピュータ自体の価格も急速に低下した結果、最近個々の組織のメンバーの意思決定支援のツールとしてのコンピュータの役割が認識されるようになってきたのである。次の節では、今日の企業を取り巻く経営環境の変化を概観する。今後はわが国企業は生産性よりもむしろ創造性を一層高めることが要求されるが、そのためには、多様な個性をもつ組織メンバー個々人がその能力や創造性を十分に発揮できるような環境の整備が望まれる。本章の最後の節では、以上二つの節での検討を踏まえ、そうした環境整備においてAI関連技術の果たすべき役割や可能性を検討する。

1.1　企業におけるコンピュータ利用の発展

コンピュータが企業で一般的に利用されるようになってから今日までに、既に30年以上が経過したが、その間にコンピュータの利用目的は確実に多様化してきている。その変遷過程を、やや大胆に整理すると図表Ⅱ-3-1のようになろう。

1.1.1　組織中心のコンピュータ利用

図表Ⅱ-3-1は、企業のオフィス部門におけるコンピュータを利用した情報システム概念の展開過程を、それぞれの概念の前提となった基礎的情報技術との関連で整理したものである。コンピュータは1960年頃から大企業を中心に、主として基幹業務処理の電算化を目的に導入が開始された。ここでの関心は、企業の経営規模の増大にともなって急激に増大する事務処理を効率的かつ経済的にこなすためのシステム作りであり、換言すると、コンピュータの導入を通して如何に人件費などの予想される伸びを抑えるかという点にあった。このような目的で構築されるシステムの特徴を説明するのが、EDPS（電子的データ処理システム）の概念である。

1960年代では、研究所や、設計やエンジニアリング部門などごく限られた領域での利用といった例外を除いては、コンピュータは専ら組織の観点で導入され、組織の目的達成のために使われていた。したがって、組織のメンバーはコンピュータベースの情報システムの利用に関しては、自由裁量の幅が極端に制約され、個人が担当する個別業務上の意思決定支援のための目的での利用や個人的な流儀での利用は事実上許されなかったのである。

こうした、いわば組織中心のコンピュータの利用は、今日においても企業にとって最も重要で基本的なコンピュータの利用形態である。そしてこのシステムは、過去20年ほどの間に次々と実用化され普及したデータベース、高性能のパソコンやワークステーション、組織内並びに組織間のネットワークなどの関連諸技術と結び付いて、市場での競走優位を確立し維持するために構築、運用される戦略的情報システム（SIS）へとつながっているのである。

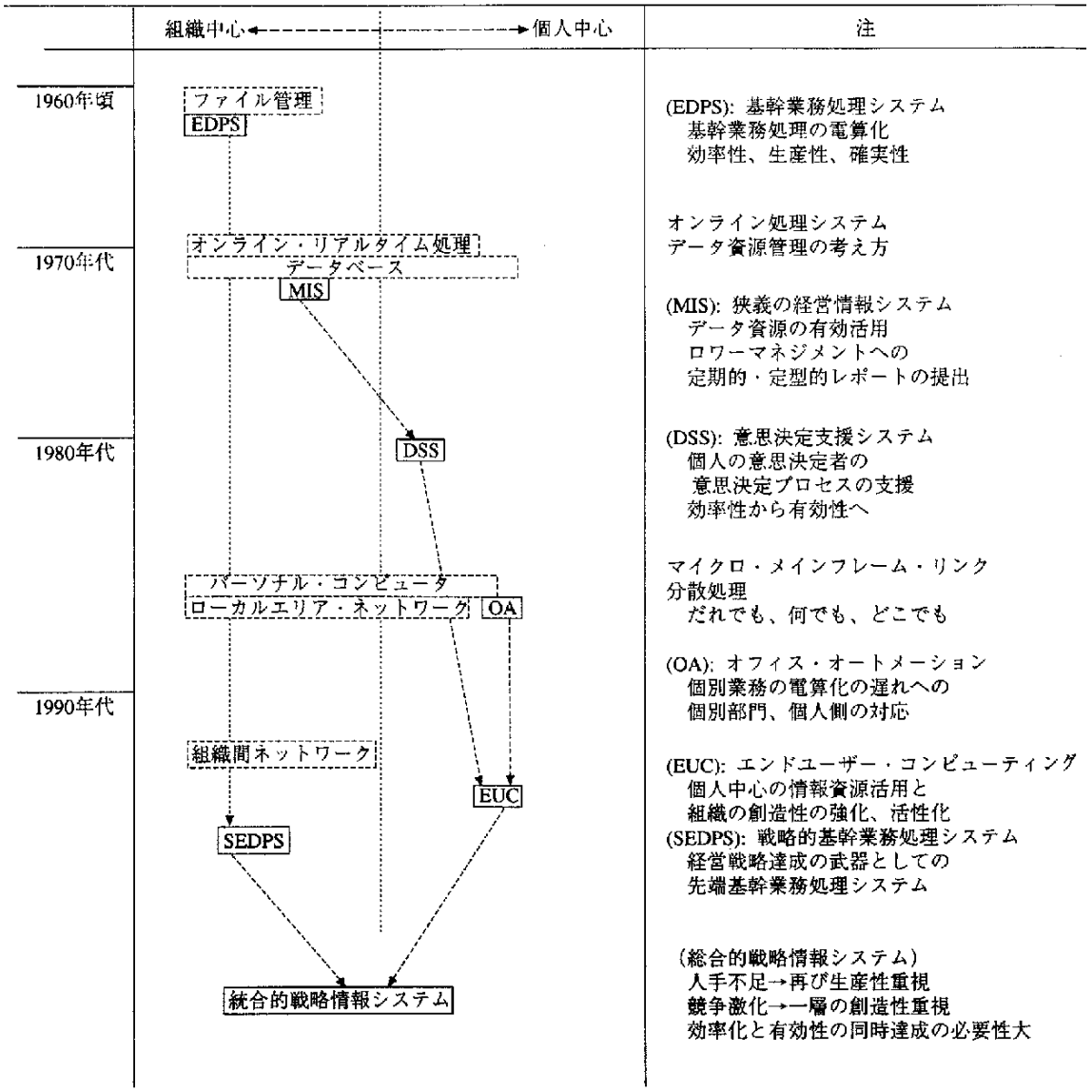
1.1.2　個人中心のコンピュータ利用

しかし、こうした組織中心で運用されるシステム

の利用経験や、研究所やエンジニアリング部門などでの個人ベースでのコンピュータ利用の経験が蓄積されてくるにつれて、組織メンバーも、そして情報システム部門も、もう少し柔軟で自由な形でのコンピュータ利用を検討し始めるようになった。その端緒となったシステムは、業務処理を通して収集、蓄積される各種データを処理加工して、管理者達の管理的な意思決定に役立つような情報に変換して提供しようとするもので、1960年代後半から急激に話題となった、狭義のMIS（定期的、定型的な報告書作成システム）の考え方であった。

当時の技術的水準の低さなどの理由から、この狭義のMISが本来目指したものは必ずしも達成できなかった。しかしこのシステムの考え方は、それぞれ

図表Ⅱ-3-1　組織におけるコンピュータベースの情報システム概念の展開



が異なった立場にいて異なった情報を必要とする個別の管理者を対象としたものであり、その意味では、企業でのコンピュータ利用の新しい方向を示したものと考えられる。その後、こうした狭義のMISの失敗を踏まえて、意思決定者が主体性をもってコンピュータを利用するための環境を提供しようという、DSS（意思決定支援システム）の概念が提唱されるに至り、ここに個人中心のコンピュータ利用の重要性が一般に認識されるようになった。

1970年代後半から実用的なDSSが先進的な企業の何社かで具体的に検討され、構築され始めたが、この頃のDSSはメインフレームを前提としており、CPUへの過度な負担を抑える必要から機能が制限されたり、インターフェースが十分にユーザーフレンドリーでなかったりしたため、思ったよりも普及は遅かった。図表Ⅱ-3-1にも示されているように、個人中心のコンピュータ利用が多くの企業に急速に進展したのは、半導体技術の急速な発達の結果としての、高性能で低価格のパソコンやワークステーションの登場を待ってからであった。パソコンやワープロが、情報システム部門の直接的な管理の及ばないユーザー部門において、実際に情報を活用する個々の意思決定者の判断によって導入され利用されるという、組織にとって全く新しい形態のコンピュータの利用が始まったのである。

こうした個人中心のコンピュータ利用は、今日一般的にエンドユーザー・コンピューティング（EUC）の概念の中で扱われるようになってきている。具体的には、OA（オフィス・オートメーション）、前述のDSS、トップ・マネジメント向けのDSSともいうべきESS、トップ・マネジメント向けの経営情報システムとしてのEIS（エグゼクティブ・インフォメーションシステム）、電子メールやGDSS（グループ意思決定支援システム）などのグループウェア、そして人工知能やエキスパート・システム（AI/ES）なども個人を支援する有効な技術として、EUCの概念に含まれるのである。

したがって今日では、多くの企業のコンピュータベースの情報システムは、図表Ⅱ-3-1からも明らかなように、全社的な観点から組織中心に開発、運用されるシステム群と、管理者や経営者などの、いわば情報の最終的な利用者である意思決定者個人の観点から開発、運用される個人中心の情報システム群とによって構成されているのである。

1.1.3　萌芽的なエキスパートシステム

エキスパートシステムは、人工知能の研究の中から出てきたもので、今日最も有用で実りの多い人工知能のアプリケーションと考えられている。エキスパートシステムの目的は、特定の問題領域で発生する問題に対して助言あるいは解を提供することであり、理想的にはそうした助言や解は、人間の専門家によって提供されるであろうものに匹敵するものと期待される。最初のエキスパートシステムは、カーネギー・メロン大学のA.ニューエルとH.A.サイモンが、ランド・コーポレーションのJ.C.ショウと共同で1956年に開発したLogic Theoristであるとされる。また、1960年に開発された、実験データを解釈して分子構造を決定するためのDENDRALも初期の代表的なエキスパートシステムの一つである。

しかしこれらのシステムは研究所や大学などで実験的に開発されたものであり、ビジネスの中で実用化されたのは、LISPやPROLOGなどの人工知能言語や人工知能ソフトウェア開発ツールが登場してからであった。例えば、1980年にカーネギー・メロン大学のJ.マクダモットによって開発されたXCONがその一例である。

したがって、エキスパートシステムが企業に普及し始めた時期は、図表Ⅱ-3-1のオフィス・オートメーション（OA）の普及し始めた時期に重なると考えられるのであり、上述のような、エキスパートシステムもEUCに包含されるという理由の一つはこうした前後関係にある。いずれにしろ、エキスパートシステムが企業の個人の知的活動を支援する武器として利用され初めてからまだそれほどたっていないの

であり、今後の発展が十分期待されるのである。

1.2　情報システムの知的化への圧力

わが国企業を取り巻く経営環境は近年大きく変わりつつある。これからの企業は、こうした経営環境の変化に適応するために、新しい組織能力を獲得しなければならないであろう。本節では、特に重要と考えられる変化の特徴のいくつかを検討し、そうした変化により、企業は今後、高度に知的な情報システム体系の整備を迫られるようになるであろうことを指摘したいと思う。

(1) 加速する経営環境の変化

①増加する利用可能な情報

仮に今後、情報の絶体量はそれほど増えないとしても、通信や情報処理の技術の発達により、それぞれの経済主体が時間単位当りで利用できる情報量は大きく増加する。そして、利用可能な情報は互いに結合して新たな情報を生み出すから、未来の経営環境では、利用可能な情報の量とその成長は、過去におけるよりもはるかに大きくなるであろう。

②増加する複雑性

通信や輸送の技術の発達により、意思決定において考慮すべき環境構成要素の数は明らかに増加する。さらにこれら環境構成要素は、利用可能な情報を活用して新たな技術的、経済的、社会的適所を発見するため、環境構成要素の多様性が増す。最後に、それぞれの環境構成主体はそれぞれの適所に活動を限定し特殊化するため、自ら供給できない資源については他の構成主体に依存することになり、相互依存性が高まる。かくして、多数性、多様性、相互依存性が同時に高まることにより、経営環境の複雑性は増大し続ける。

③増大する混乱

増加し続ける知識により、次々と新しい技術が開発され、それらは短期間で有効なものとされる。その結果、個々の出来事は短期的なものとなり、時間当りの出来事の数が増大し、結局は混乱が増大することになる。

このように、情報、複雑性、混乱が加速的に増加し続けるということが、これからの経営環境の変化の本質である。企業はこうした変化に適応するための新しい能力を獲得しなければならない。

(2) 深刻化する人手不足

わが国においては、人的資源はもはや希少資源となりつつあり、この傾向は今後益々深刻化する。また、従業員の意識も変化し、一つの企業に定年までずっと勤めるということが必ずしも当然な事ではなくなりつつある。そして、仕事の内容についても、チャレンジングな要素や変化する要素を求めるようになってきている。こうしたことと上記 (1) の検討結果とから判断して、安定的な環境の下で同一人物が長期的に同一の仕事を行うことにより、必要な経験を積み、熟練度を高め、高度な判断を下せるような専門家に育っていくという、伝統的な専門家の養成による環境適応形式は、今後期待できなくなっていくであろう。このことはまた、今日存在する専門家の専門的知識を継承する人間が育たないことを意味し、こうした専門的知識を如何に企業として継承するかが大きな問題となりつつある。

(3) ネットワークや大規模データベースなどの社会的なインフラの整備

国内はもとより、世界的な規模でのネットワークの整備が進んできた。そして、同時にさまざまな領域でのデータや知識を集めた大規模なデータベースがいくつも構築されてきている。こうした動きと並んでマイクロ・コンピュータ関連技術の高度な発達と情報システム関連要素の低価格化も進行している。その結果、企業が如何に効果的に情報技術を使いこなせるかが競争上の優位さを決定する上での大きな要素となりつつある。

もちろんその他にも重要な変化の特徴は多いであろう。しかし、これら3つの変化の特徴を列挙するだけでも、今後のわが国企業が進むべき方向について、若干の展望は得られるであろう。

基本的には、これからのわが国企業が求める方向は、高度な効率性を維持しつつ、さらに高度な創造性を追及していくということではなかろうか。効率性を追及する場合、伝統的にはシステムをできる限りクローズドなものとし、環境の変化から隔離しようとする方法がとられた。そこでは、多様性や不確実性に基づく混乱は極力排除される。一方、創造性を追及するためには、逆に多様性や偶然性の存在を許容し、むしろそうしたものの発生頻度を高めることが必要になる。このように効率性の追及と創造性の追及は、しばしば対立し合う目標となるかもしれない。

しかし、(1) で検討した①から③の変化の特徴から、これまでのようなやり方による効率性の追求は、そもそも限界にきているかもしれないのである。したがって、わが国企業は今後、効率性を犠牲にせずに創造性を高めるために、組織中心の、より知的な基幹業務処理のための情報システムを開発することによってその威力を一層大きなものにすると同時に、次節で検討するような方法で、組織のメンバー一人一人の能力を十分に発揮させることによって組織の創造性を高めることが必要となろう。個人の能力や創造性を十分に発揮させるためには、個人向けの知的支援環境の整備もまた必要となるであろう。

1.3　より知的な情報システムの構築を目指して

1.2節で検討したように、わが国企業は今日、基幹業務処理システムを一層知的にしていくことと同時に、個人を支援するための知的情報システムの開発をも図らねばならない。本節では、今後のAIの普及促進のための課題を探るための作業の一環として、それぞれの領域での知的情報システムの開発を進める上でのポイントの整理を試みよう。

1.3.1　基幹業務処理のための知的情報システム

企業がコンピュータを導入する場合、先ず最初に基幹業務処理システムの開発から始めるのが一般的であり、このことは今日においてもあまり変わらない。しかし図表Ⅱ-3-1からも明らかなように、最近は経営戦略と基幹業務処理システムとの有機的な関連付けが強調されるようになってきており、このことはここ数年のSISブームからも容易に理解されよう。また前節で検討したようなさまざまな環境圧力により、基幹業務処理システムは、単なる事務処理の機械化でなく、管理者達の管理的意思決定を支援したり、短期的、中期的な各種経営計画の立案をも支援するような役割を期待されるようになってきている。例えば、変化の複雑さや速度に対応するために、各種データを常時モニターし、それらの異常な動きや例外的な動きを自動的に判断し、アラーム情報として管理者にいち早く報告したり、受発注システムと連動して、生産計画や販売計画の修正案を直ちに策定し提案してくれるような役割である。あるいはまた、顧客サービスのより一層のレベルアップを図るために、熟練した担当者や管理者達のノウハウを基幹業務システムに組み込むことにより、人間的なシステムを構築することである。具体的には、

・経営計画の作成支援システム
・生産計画の作成支援システム
・販売計画の作成支援システム
・資金運用計画の作成支援システム
・操業支援システム
・異常監視支援システム

などが考えられよう。

1.3.2　スペシャリスト支援の知的情報システム

比較的早い時期から実用化が進んだエキスパートシステムのアプリケーションの多くは、ある程度明確に定義可能な、比較的限定された問題領域を対象とするシステムであった。こうした問題の処理は、これまでは企業の中ではスペシャリストと呼ばれる人たちによって、そして社会的には弁護士や医者などのプロフェッショナルな専門家と呼ばれる人たちによって担われてきたのであるが、そこではかなり専門的な判断が要求される場合が多い。

現状のES関連技術レベルの下では、例えば限定

された問題領域での

・解釈型の支援システム
・診断型の支援システム
・制御型の支援システム
・計画型の支援システム
・設計型の支援システム

などの開発が進められている。

企業内のスペシャリストたちは、多様な状況下で次々と発生する問題に対しての業務の質的な改善や均質化を望んでいるが、環境変化が急なために、個人的な知識の集積や経験とか勘だけでは不十分であり、知的な支援の必要性を痛感し始めている。一方企業の側でも、前節で検討したように、今後個人をベースとした専門的な知識の修得の困難さが予測されることや特定の個人にそうした専門的な知識を依存することのリスクなどを考え、そうしたスペシャリストたちの経験的な知識の体系化や明文化、そしてそうした知識をコンピュータに移植することを通じて、個人や世代を超えての共有化を望んでいる。その結果、

・設計支援システム
・研究者支援システム
・システムエンジニア支援システム
・資金運用アドバイスシステム
・保険アドバイスシステム
・社内教育支援システム

などの構築が期待され、事実いくつかの企業で取り組みが始まりつつある。

また、プロフェッショナルな専門家たちも、目まぐるしく変化する環境の中で、複雑さを増す多様な仕事を処理し続けながら、常に最新の専門知識にキャッチアップしていくために、高度な知識を体系化するための支援システムを必要とするようになっている。こうした観点から、今後は

・知的情報検索システム
・知的アドバイスシステム
・ハイパーテキストシステム

などの開発が特に期待されるであろう。

1.3.3　トップ・マネジメントから担当者までの全メンバーを支援する知的情報システム

上述したようなタイプの専門家の支援と並んで、今後は企業の全社員の知的活動を支援するための知的情報システムの構築が強く求められるようになると思われる。1.2で検討したように、これからの企業を取り巻く経営環境は益々複雑さを増すと思われ、またそれに伴って不確実性も増大しよう。一方で、企業はそうした環境に対処するために、これまでのような少数の有能な人材による経験や専門的知識の獲得、蓄積に依存することは困難になりつつある。

サイバネティックスの理論で指摘されているように、環境の複雑性や多様性に対処するためには、組織の側でもそれに見合うだけの多様性を維持しなければならない。ところで、企業の社員たちは本来はさまざまな能力や特技、趣味、関心を持った人たちであるはずであるが、これまでの組織原理の下では、そうした個人レベルでの多様性は極力抑制され、組織に参加する個人は、自分たちの持っている能力のほんの一部だけを組織に提供することが期待されてきたのである。個人は、その人が担当する業務が要求する能力のみの提供が期待されているのであって、その人が他にどのような能力を持っているかについてはどうでもよかったのである。

しかし、こうした個人の能力に対する考え方は、今後は通用しなくなっていくかもしれない。企業は、限られた数の従業員の持つ多様な能力を十分に活用しないと、激変する経営環境に適応できなくなっていく時代になるからである。要するに企業は、ある特定の問題領域に関する専門家として採用されているわけではない組織の大部分の従業員や、全般的な業務領域に責任を持つ管理者や経営者の意思決定を支援する、知的な情報システムを提供していくことが、競争戦略上不可欠となるであろう。

そうした目的から考えると、次のようなタイプの

知的システムの構築が望まれるであろう。

・本当に役立つ情報は確実に意思決定者に届き、逆に不要な情報はできるだけ事前に排除されるような、知的選別機能をもったコミュニケーションシステム（電子メールなど）。

ただ単に送り先リストに基づいてメールを送ったり、登録してある相手からのメールのみを受けたりするだけではなく、当該情報を役立ててくれたり、当該情報に興味を持ってくれそうな組織メンバーには、部署や職位がどうであれ、届けてくれ、また自分が興味を持っていたり、知りたいと思っているような情報は、発信人が誰であれ、届けてくれるようなシステムが望ましい。理想的なシステムは自然言語を理解し、内容を解釈して判断してくれるようなシステムであるが、米国マサチューセッツ工科大学を中心に研究されている情報レンズシステムのようにメッセージの構造化といった方式のシステムなど、さまざまな知的水準を高める方法が考えられよう。

・大規模データベースへの効果的で効率的なアクセスをガイドしてくれるような知的情報検索支援システム。

狙いや要求される機能は知的なコミュニケーションシステムの場合と同様で、特に専門的な訓練を受けていない人間でもデータベースから的確な情報のみが取り出せるよう、必要なガイダンスを与えてくれるシステムである。

・知的意思決定支援システム（IDSS）

意思決定者が直面している問題領域の診断から始まって、適切な分析アプローチの提案、分析ツールの利用ガイダンス、分析結果の解釈について意思決定者に提案するなどの知的機能を備えた意思決定支援システムの開発が望まれよう。社員が前記の知的データベース検索支援システムなどの助けを借りてデータを取り出し、IDSSでそれを分析することが容易に出来るような環境を整備することにより、企業の創造的能力は大きく改善するであろう。

・アイデア創造ロボット。

会議などで、取り組んでいる問題に関連はするが、かなり突飛で、しかも十分な裏付けもないために、会議の席ではちょっと口に出し難いようなアイデアでも気軽に提示することのできるような知的システムの存在は、意外なアイデアを有効なものにしていくための仕組みとして意味を持つであろう。

その他にも各種考えられるが、こうした知的システムの開発、運用により、組織の創造的能力は相当改善され、企業が不透明な経営環境に有効に適応していける確率は、確実に高まっていくであろう。

2　AI利用の現況と課題

情報化の進展とともにエキスパートシステムを中心とするAIシステムは現在、さまざまな分野で実用システムが開発され、運用されている。しかし最近では、ユーザーのAIに対する過大な期待が薄らぎ、その分、冷静な見方が広がってくるにつれて、AIシステムのツールおよびベンダーへの要望も強まってきている。このようにAIシステムのさらなる実用化進展の前には、ユーザーおよびベンダー双方に課題が横たわっているというのが現状であろう。

そこで、AI利用の現況と課題を具体的に探るためエキスパートシステムを中心としたAIシステム利用企業数社にヒアリングを実施し、その結果をここで報告する。2.1ではAI利用事例、2.2では利用上の課題をまとめた。また、AIベンダー（AI製品提供者）およびAI関連製品開発の動向については、第3章で述べられている。

2.1　AI利用企業者の現況（事例分析）

2.1.1　T火災保険

(1) AI利用システム開発概況

現在、開発済みエキスパートシステムは、図表Ⅱ-3-2の通りであり、すべて実稼働中である。図表

Ⅱ-3-2の中のシステムで使用している市販AI用言語・ツールはProlog、ESHELLであり、エキスパートシステム以外のAIシステムは現時点で無いのが実状である。

(2) AI利用システム事例

これらのシステムの中で代表的なシステムについて以下に紹介する。

①保険申込書エントリーシステム

・本システムはOCRとソフトウェアによる複雑な保険申込書の読み取り・解析システムで、メーカとの共同開発である。(OAショーでOA協会賞を受賞)

・保険申込書パターンは約600種類あり、このうち量的には約95%が当OCRシステムの対象となっている。保険申込書には種別を示すバーコードが付いており、これにより分類するためいろいろな種別の申込書を1度にまとめてOCRに読み込ませることができる。

・AI処理部分は、出現頻度の高い単語パターンを辞書に登録しておいて処理する部分である。名前などに対しては学習機能が付いている。ディスプレイ画面上には、申込書パターンが表示され、読み取りに失敗した部分はマークで示され、入力し直すようになっている。

・当OCRの導入効果は、契約内容訂正に従来90秒かかっていたのが25秒に短縮できるようになり、各店舗で申込を入力してから証券を発行するまでが迅速化できた。(当OCRは各営業支店に設置され、現在合計約1,000台稼働中である)

②交通安全教育用ドライビングシミュレータ

図表Ⅱ-3-2　T火災保険におけるAI利用システム

システム/ソフトウェア	開発目的	方法論	ツール	機能
保険申込書エントリーシステム	保険申込書の読み取り・解析	メーカーと共同開発	①AI処理取入れ ②OCR ③バーコード	様々な種類の保険申込書を一括してスピーディに読み込み解析できるシステム
交通安全教育用ドライビングシミュレーター	顧客サービスに役立てる（特に社員の交通安全教育に関心の高い企業に勧める）	①メーカー系のソフト開発会社に開発を委託 ②シミュレーターを採用	3次元のコンピュータグラフィックを使用	あたかも運転しているがごとく利用でき、安全運転教育・訓練に大きな威力を発揮するドライビングシミュレーター
企業リスク診断エキスパートシステム	増大する企業のリスク診断ニーズに応える	メーカーと共同開発	①AI処理の取り入れ ②LISP、ESHELL/Xを使用	あらゆる業種の工場を対象としたキメの細かい企業診断エキスパートシステム
船舶再保険シミュレーションシステム	船舶保険の複雑な再保険の保有規定の改訂をコンピュータにより行なう	メーカーと共同開発	①AI処理の取り入れ ②LISP、ESHELL/Xを使用	船舶保険の最適な再保険の保有規定の改訂を効率的に行なうシステム
オンラインネットワーク設計システム	支店・支社等の新設によりオンラインネットワークを再構成する場合の複雑な計算をコンピュータにより行なう		①AI処理の取り入れ ②ARITY PROLOGを使用	オンラインネットワーク構造の最適な設計を行なうソフトのプロトタイプ
地震環境情報提供サービスシステム	ファミリーリスク情報提供の1つとして顧客サービスに役立てる	ホストの計算機能とワークステーションのグラフィック機能を組み合せて開発		顧客の居住地域で起きた過去の地震の最大震度等の情報を提供するサービスシステム。 地震の震度は、各地と震源間の距離および地震のマグニチュードから、加速度の距離減衰式を使い計算している

・3次元コンピュータグラフィックスによる交通安全教育ツール

ゲームコーナーにあるドライビングゲームマシンと同様の形態で、ドライバーとインストラクターの2人乗りになっている。正面および両側のバックミラーがディスプレイ表示となっており、コンピュータにより制御され、また、ドライバーの運転特性の解析結果がアウトプットされる。（当システムはT火災保険の本店に設置されており、また企業向けに貸し出しもしている。）

③企業リスク診断エキスパートシステム

・工場を有する企業の企業リスク評価用エキスパートシステムである。

あらゆる種類の工場を対象とし、防災専門家の業務ロードの軽減と処理時間の大幅短縮、さらに、企業実績にもとづいたリスク分析把握を可能とすることを目的として開発された。

・ナレッジエンジニア（KE）が関係した部分は、現状分析／要求把握／機能確定などである。当社の専門家に協力が得られたが、試行錯誤のためメーカのKEにかなり協力してもらった。当システム導入後もメンテナンスのためにメーカと保守契約を締結している。

④地震環境情報提供サービスシステム

・各地域の過去の最大震度、地震歴、過去400年間の地震グラフ、等の情報を提供するシステムおよびサービスである。（ただし、地域の地震危険率等の情報は混乱を招くので提供していない。）

2.1.2 S銀行

(1) AI利用システム開発概況

AIユーザとしてのS銀行は、1985年に米国で開かれたIJCAIの視察を行って以来、すでに開発した7システムについては実用AIシステムとして稼働中だが、このほかにいま設計・開発段階にあるものが2～3システムある。運用開始を時系列的にみると、以下のようである。「」内はシステム名。

・1986/9「BESTMIX」。個人資金運用相談システムで、S銀行の持っているさまざまな金融商品を組み合せ、顧客の状況やニーズに応じて提示するES。S銀行は業務系（勘定系）は日立、情報系はIBMのホストを使用しており、このESはIBM3090をベースにF9450IIで稼働。BRAINS、Lispを使用し、約150ルール。

・88/3　「年金相談システム」。国民年金、厚生年金のモデル計算や請求手続き方法などのコンサルテーションを行うES。BRAINS使用。

・90/5　「私募債アドバイスシステム」。企業のB/S、P/Lをもとに、私募債を発行できるかどうかのアドバイスを行うES。S銀行は10年間連続して私募債発行高トップで、この実績とノウハウを盛り込んだ。これ以来、BRAINSの使用を止め（BRAINSがホスト対応のツールのため）、日立のワークステーション2050、3050を対象に、ES/KERNELシリーズを使用。

・91/3　「BASE」。ハイテク金融商品アドバイスシステム。顧客にとって、多少のリスクを伴う金融商品（スワップ、オプション、フューチャーなど）のアドバイスを行うシステムで、ES版とファジィ版の2タイプがある。

・91/3　「CATCH-F」。債券先物売買支援システム。ニューロを使って、債券先物の売買を支援。

・91/11　「総合海外通信システム」。海外通信のうち、S銀行の海外拠点間およびSWIFT（国際銀行間通信協会）加盟銀行以外の海外銀行からのテレックス電文を解析し、自動的に伝票発行、入金処理を行う自然言語理解システム。

(2) AI利用システム全般についてのコメント

AIは経験が物を言う世界で、専門家が自分でAIシステムを開発する場合と、KEが支援してAIシステムを開発する場合との両方の開発法がある。

S銀行の場合ディーリング部門などでは、自由にワークステーションを操っていたり、債券先物売買支援システムのように、担当者が自分で開発したというケースもないではないが、それは担当者がたまたまシステム部の出身者だったといったこともあって可能だったことで、前述の両方からのアプローチが必要である。

＊エンドユーザーコンピューティングを考える場合、ロータス1-2-3のような表計算ソフトプラスアルファなAIツールという考え方は興味がある。しかし銀行の場合、数値で表現できるような処理は既にシステム化されていて、専門家のノウハウはむしろ、数値化しにくいものがほとんどである。

＊銀行の中でのAIの普及とは、本来の業務にAIを組み込むことではある。その場合、エンドユーザー側には特にAIと意識させないで、その後ろにあるAIツールなどは専門家でないと分からないというものであっても良い。

＊システム全体の中で、これからのAIの広がりとして勘定系でAIをやるといっても、やれるのはノウハウの部分ということになるが、そこにAIのノウハウを組み込んでいれば、AIを使う人は自然とAIを使っているということになろうが、全部をAIでやるということにはならないだろう。

＊S銀行で現在稼働しているAIシステムに対する評価は良い。銀行でAIに積極的なのは数行のみで、他行があまり積極的でないのはAIの効果を身をもって経験していないからであろう。つまり、プロトタイプの段階で終ってしまって、営業店段階での批判を受けていないため効果が理解できていない。この要因として考えられるのは、一つは、出来たシステムの使い方を間違っている可能性もある。ESを使えば“これであなたも専門家”のような宣伝をしたために、過大な期待を招いたこともありうる。ESはよくできているものでもシステムが対応しているのは該当業務の5～6割で、必ず人間の介在・チェックを必要とするのが一般的である。したがってS銀行では、「エキスパートシステム」ではなく、あくまで「エキスパートアシスタントシステム」であることを全店に説いて回った（'88年3月、全店でのAI利用が可能になっている）もう一つの要因としては、分野を選ぶのを間違っているということがある。たとえば、年金相談システムの場合、その仕事そのものは社会保険労務士の仕事で、それをシステムの中核にすると、彼らの仕事を奪うことにもなりかねない。S銀行の場合には、銀行のノウハウ部分をシステム化しているので、そうした問題が起こっていない。

＊AIシステム化に際しての問題点としては、とくに「業務の専門家の協力不足」のため、システム構築者が専門知識を理解するのに時間がかかるといった点が挙げられている。

＊S銀行では、AIシステムに対するトップを含めた社内の要求は高く、「基幹業務である勘定系でAIはできないのか、アレもやってくれ、コレもやって欲しいという状況」にある。

＊AI普及のドライバーはニーズであり、ニーズは製造業にも銀行にもある。したがって、ニーズに対応したAIシステムを作れば普及する。銀行はこれまでフォローの風が強いからAIの潜在ニーズに気が付かないできたが、潜在ニーズはある。したがって長い目で見れば、AIは普及するであろう。一般論としてAIに取組んでいる企業と取組んでいない企業とでは、技術は常に進んでいるので1段ずつ上がっていないと、急に2段は上がれないので差はつくであろう。

.2　利用上の課題

2.2.1　実用上の問題点

AI利用企業へのヒアリングから、AIの実用化にあたっての問題点としてあげられたものをまとめると以下のようになる。

(1) 操作性の不満足

全体として、現在のAIシステム操作環境の不十分性についてはほとんどが何らかの形で問題として触れていた。

①マンマシンインタフェースの不十分さ

現在のハードウェア・ソフトウェアではAIシステム操作性の向上のための工夫が不足しているという意見が多い。利用の障害となっている。

②ハードウェアの処理速度

現状では処理速度がネックとなってプログラミング、テスト等利用の妨げとなっている。実際にAIシステムが応用される場面では高速処理が必要とされることもあり、能力向上が問題とされている。

(2) 技術上の問題

①AIシステム・エキスパートシステム構築方法の未確立

現状では、一般的な中心となる技法が確立されておらず、利用の困難さの一つとなっている。

②従来データとのインタフェース

この点での対応が弱く、実用システム開発にAIを適用する際の妨げとなっている。既存データベースとのスムースな接合等。

③学習（知識獲得を含む）がボトルネック

特にエキスパートシステムでの問題指摘が多く、この点が利用全体の妨げとなっている。

④開発ツールの不足

AI技術開発ツールの種類が不足しており、これが開発環境を不利なものとする原因の一つとなっている。特にデバッグ等操作性を向上するツールが決定的に不足している。

開発効率向上をソフトウェア・ハードウェアでどこまで対処できるか、その限界が不明である。

(3) ベンダー側に対する問題

提供製品のバグ対策など信頼性向上に対する要求は多かったが、その他はコスト面とサポート面の問題に集約される。

①コスト面

・開発コスト高

現在のシステム開発手法に併行して利用する形態では、割高になることは否定できない。

・コストの根拠

またAIシステムの各規模に対応した費用の見積り根拠が不明確であるため、特に導入決定者に対する説得に困難をともなっている。

②サポート面

・ベンダー側の窓口

ベンダー側の要員・技術能力不足による応対に不満足さがある。またバージョンアップの時期、旧バージョンとの整合性などにつきユーザー側の要望に沿っていないとの指摘があった。

・メンテナンスおよびそのツールの不満足

指導の不十分さに加えて、この領域をカバーできるツールが不十分であり、さらにメーカーからの手離れを困難にしている。

・教育指導

講習内容がユーザー側の具体的な問題解決にすぐに役立たないことが多い。

(4) ユーザー側での問題

①AI担当者の人手不足

AI担当者は現状では不足している。したがって、AI実用化のために十分な時間をさくことが困難である。また兼任となる場合が多く満足な利用ができない結果となっている。

②予算獲得の困難性

AI利用の投資対効果の測定・推定が困難であり、結局他システムへの投資が優先される一因ともなっている。

③熟練専門家のAI技術への不信感の存在

「AIは、なくても何とかなる」という消極意見を初めとして、新分野であるAI技術への一般的な面倒さを考えて、つい取組みが消極的となる傾向も、少なからず存在している。

(5) 誤解

依然としてベンダー側の過大宣伝、これに対するユーザー側の過大期待による実用化の失敗の指摘は少なくない。

2.2.2 メーカー・ベンダーへの要望・期待

(1) AI技術の課題

①既存システムとの融合がうまくはかられるか

②エキスパートシステム、ニューロシステム、ファジイシステムの一体化ができるか

AI機能を個々別々に捉えるのではなく、質的には同様の総合的AI環境として提供することが利用するうえで求められている。

③人間の思考形態を崩さないAI・知識ベースの構築を実現できるか

エキスパートシステムでのドメイン専門家の思考を妨げないことは、スムースな導入を可能にするポイントとなる。

④操作環境の向上はできるか

操作上のマンマシンインタフェース（ハードウェア・ソフトウェア環境）の向上なくして、AI利用の進展は望めない。CPU速度、開発ユーティリティーの向上等。

⑤メンテナンスフリー（自動学習）システムが実現できるか

AIデータベースのメンテナンスの負担の軽減化を達成できる方法が望まれる。

(2) コスト面での課題

①モジュール化・簡易化の可能性

希望レベルに対応した販売面でのモジュール単位でのオプション供給という方法もユーザーを増やす一つの方法である。総合的でなくとも、部分的な処理を可能にする簡易ソフトの開発ができればより効果的な作業も少なからず存在する。

②パソコン・EWSでの利用

価格面の手軽さからは、パソコン・EWSでより簡易に使用できることが望まれている

③手軽に使用できるシステムの販売体制が作りだせるか

以上のようなソフトウェア等を販売できる体制がどのような方法で達成されるのかを考え出す必要がある。

(3) サポート面での課題

①AIシステムの教育の標準化ができるか

個々のAI担当者に依存する学習のほかに、標準的な教育方法を確立することは、並行して行われるべきことである。

②AI情報提供の一層の拡大ができるか

利用、開発事例等、AIに関する情報提供の一層の機会拡大について多くの要望が出されていることから今後タイムリーな情報提供をさらに進める必要がある。

③コンサルティング能力の向上

個々の問題ごとに対処する方法よりも、AIユーザーに対するトータルなコンサルティング能力の向上はAI進展のための必須な条件である。特に具体的な問題解決に役立つ指導のためのケース等の情報を適宜に提供することは重要である。

2.2.3 課題克服の可能性

メーカー・ベンダーへの要望・期待における課題に対して、解決の糸口は何か。以下に基本点についてまとめてみた。

(1) AI利用の消極的対応の減少

試験的導入による様子見的なAI利用は以前よりは減少の方向で推移しているようであるが、現在も少なくない。しかし基本的なソフトウェア開発手法のひとつとして固まって来ているという意見は多くみられる。

(2) 既存ソフトウェアへの浸透

これまでのAIの利用（研究・実用）の進行の結果

他のソフトウェア分野にも、そのノウハウ・基本的思考が浸透していく現象がさらに加速してきているように見受けられる。その結果多くのプログラム手法にAIが利用され、直接AIであることを意識しないような手法としての位置付けが進展する可能性が強い。例えば、従来型システム開発の中で、一つのサブシステム・機能モジュールとしてAIを利用する等が考えられる。

またソフトウェア支援としての機能はさらに拡大してゆくであろう。

(3) AI利用機会の増大

主として人的側面（専門家の人手不足・高齢化）から、AI利用システムの拡大が求められる。特に新人教育、窓口業務の支援等での必要性は今後も増大する。

(4) ノウハウの蓄積を担うシステム

AI応用事例、利用者の経験や、エキスパートシステムを代表とした知識ベースの蓄積によるノウハウの蓄積・公開による技術の浸透は、経営効率からみても望ましいものである。今後の増加が期待される。

(5) 情報システム開発の利用の進展

開発の上流過程（要求の定義、分析、設計）にAI適用の発展性が期待できる。

(6) コスト面での対応

AI技術の既存ソフトウェア開発に対する啓発という効果を考えれば、AI投資予算獲得においても、個別のAIシステムに対する捉え方ではなく、EDP分野全般への拡張投資として捉えることができる。

費用効果の視点も従来と異なり、その取組みが活発化し着実に促進してゆくのではないか。

(7) 経営者の意思

AI技術のための企業資源の投入は、最終的には経営者のAIに対する価値の置きかたで左右される。経営戦路としての意思決定のためにもAIの意義・効果について情報を提供しておく必要がある。

3　AI製品提供者の動向

3.1　AI製品提供者の現況

本年度は、AI製品提供者として国内の代表的なハードウェア・メーカ、ソフトウェア・ベンダーを4社選び、特に、エキスパートシステムを主に、ヒアリングを通じてその動向を調査した。

AI製品提供者の商品群は、AI応用システム開発、運用（活用）に必要なツールとしてのプラットフォームの提供にある。今回の調査では、エキスパートシステムを主に、ハードウェア・メーカ、ソフトウェア・ベンダー（4社）からのヒアリング結果に今年度のアンケートによる「AI利用状況調査」結果と他の資料からの補足により取り纏めた。

3.1.1　商品の現状

アンケートによる「AI利用状況調査」結果から、最近のAI商品の利用の傾向をハードウェアで分類すると図表Ⅱ-3-3、図表Ⅱ-3-4のとおりである。

この図表にあるように、すでに、利用されているハードウェアは、一つの時代をリードしていたスタンドアロンタイプのAI専用マシンから汎用のワークステーション、パソコンの環境へ変わっている。

ハードウェアの分散化の中でAI製品提供者も利用者ニーズに応えて、汎用のワークステーション、パソコンの環境での商品の品揃えに努力しており、売れる商品群もこの傾向にあると考えている。

しかし、パソコン用AIツールの製品提供者は、パソコン上のAI利用が他のマシン上に比べて多いにも拘らず、数量的なパソコン普及に比べてパソコン用AIツールの普及度はまだ低いと感じている。また、需要側の「より安い商品」への要求が強く、開発費の商品価格への反映が難しい状況にあると考えている。

3.1.2　サービスと開発投資

(1) サービス内容

図表Ⅱ-3-3　AI言語・ツール使用場面（1991年）

	回答事業所数	AI専用マシン	メインフレーム	ミニコン	ワークステーション	パソコン	並列処理マシン	その他	無回答
合計	718	38	80	28	258	303	6	5	196
	100.0	5.3	11.1	3.9	35.9	42.2	0.8	0.7	21.4
エキスパートシステム	561	29	54	22	204	244	5	3	55
	100.0	5.2	9.6	3.9	36.4	43.5	0.9	0.5	8.9
機械翻訳システム	13	1	2	−	6	3	−	1	1
	100.0	7.7	15.4	−	46.2	23.1	−	7.7	7.1
知能ロボット	8	1	1	−	1	5	−	−	2
	100.0	12.5	12.5	−	12.5	62.5	−	−	20.0
自動プログラミングシステム	14	1	2	−	5	6	−	−	−
	100.0	7.1	14.3	−	35.7	42.9	−	−	−
画像理解システム	14	1	1	−	6	5	−	1	1
	100.0	7.1	7.1	−	42.9	35.7	−	7.1	6.7
音声理解システム	1	−	−	−	1	−	−	−	−
	100.0	−	−	−	100.0	−	−	−	−
自然言語理解システム	23	2	3	4	11	3	−	−	1
	100.0	8.7	13.0	17.4	47.8	13.0	−	−	4.2
その他AIシステム	87	5	10	−	39	32	1	−	11
	100.0	5.7	11.5	−	44.8	36.8	1.1	−	11.2

サービスには、単に、システム商品の単体での販売とその保守だけでなく、知識ベースの構築、アプリケーションの組込み、他の既存システムとのインタフェースの開発を伴う受託開発業務がある。

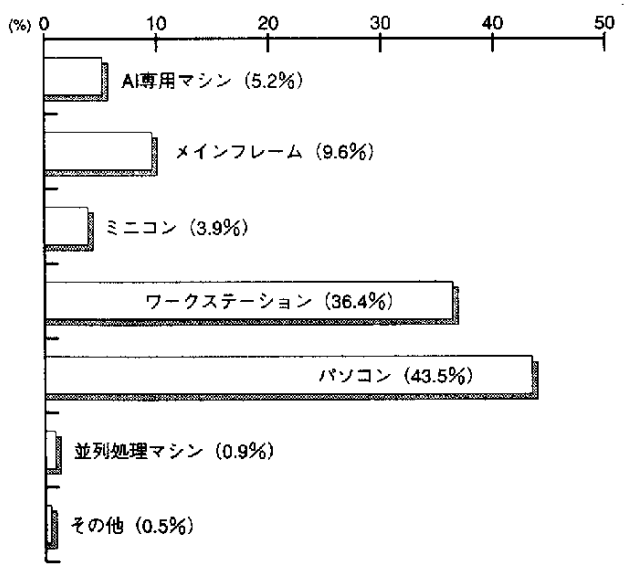
このサービスは、受託開発業務を通じて、業務の知識やシステム構築のノウハウを蓄える機会でもある。

サービスの提供は、顧客（ユーザ）から期待されている部分でもあるが、今回のヒアリングでは、二つの考え方が示された。

この一つは、AI製品提供者の中立的立場を堅持し、特に、ノウハウの流出や知的所有権等の問題から特定の顧客のノウハウを持ってしまうことを避けるために、積極的にこの開発業務を引き受けないケースである。この場合は、構築したシステムの保守も顧客（ユーザ）が行うことを前提にしており、顧客（ユーザ）に対しては教育やシステム構築のための提案やコンサルティング業務に徹している。ただし、受託開発を基本的に「する積もりはない」AI製品提供者においても、顧客（ユーザ）の要請で受託開発を専門とする関連企業を紹介し、このサービスを行うケースも少なくはない。

もう一方は、顧客（ユーザ）からの要求に応え、AIビジネスの一環として積極的に開発業務を受託

図表Ⅱ-3-4　エキスパートシステム使用ハードウェアの傾向（1991年）



し、業務の内容やシステム構築のノウハウを蓄積すると共に、各種ドメイン向けのサンプルを揃えるべく、その推進組織を設けているAI製品提供者もある。

このサービス内容を分類すると、

①システムの提案
②業界、業務知識の提供
③知識表現、知識獲得法の開示
④システム構築手順の提供
⑤「設計-開発」への技術と要員の供給
⑥システムのパッケージ化／知識ベースの提供
⑦保守
⑧要員教育

などであるが、この中で、特に、④システム構築手順の提供、⑤「設計-開発」への技術と要員の供給への要求が現在は多い。

これらのサービスを提供する中で、AI製品提供者に対して顧客（ユーザ）からは、以下に示すような各種の意見や不満が寄せられている。AI製品提供者側もこれらについては把握しており、この対応に努力しているのが現状である。

a. AI製品提供者の要員問題として指摘されているものは、コンサルティング能力とシステム開発能力の向上や、商品の不明点や疑問点へのタイムリーな対応などである。現状では、AI製品提供者側の要員、技術とも不十分と思われる。
b. システム構築費用が高い。
c. 商品のバージョンアップについても時期の問題、旧バージョンとの整合性などの対応が不十分である。
d. 商品の保守や他の既存システムとのインタフェース、ドメインの専門家が使用できるマンマシン・インタフェースが十分でない。
e. 商品の完成度が低く、部分的にバグがあるなど期待を裏切っている。
f. 教育については、講習会や研修会などの回数も少なく、ユーザーの期待している知識表現／知識獲得法、システム構築手順、「設計-開発」の技術よりも、ツール自体の解説に重点がおかれている。
g. 商品のマニュアルについては、文法書でなくシステム構築レベルのマニュアルの提供、例題集などの提供が望まれる。

(2) 教育

ユーザーは、当初のブーム的なセミナーや研修会への参加から、堅実なシステムの開発と活用に的を絞った参加が多くなっている。また、エキスパートシステム構築の開発言語としてC言語を利用することが多くなっているため、UNIXワークステーション、C言語といった研修会に参加している。

今回のヒアリングでは、各社とも顧客（ユーザー）の教育について真剣であり、例えば、

・3日程度の商品の基礎コース
・約1週間の上級コース
・約1週間のエキスパートシステム構築コース
・1日程度のエキスパートシステム活用コース

等を定期的に開催している。

一方、「KEが不足している」というAI利用者アンケートの結果があるが、この知識エンジニア（KE）の養成コースへの参加者は増加していない。また、過去に、約6ヶ月間の長期に亘る研修コースがあったが、現在では3週間から1ヶ月程度である。

AI製品提供者に対して顧客（ユーザ）から「要員、技術とも不十分」との意見が寄せられているが、優秀な開発要員、サポート要員、インストラクターなどの確保とその養成は、AI製品提供者にとってビジネスの基本となる所である。

しかし、AI製品以外の商品の販売やサービスを行っている大企業は別にして、現状では、AI製品を主な商品とし、その商品販売とサービスからの対価だけでこの教育費を負担することは商品開発の投資と同様に企業にとって大きな負担となっている。

このような企業にとって、常時、優秀な要員を確保でき、養成できる体質に変えて行くには、AI製品提供者の企業努力と共に先進的な顧客（ユーザー）

の強力な支援と協力が不可欠である。また、サービス業務の顧客（ユーザー）との共同開発、受託開発業務は、社員のOJT教育の場でもある。

(3) 開発投資

さまざまな変動により経済的にも不安定な時代を迎えた社会情勢の中で、情報化の一端を担うAI製品提供者は、その影響と変化をまともに受けている。顧客（ユーザー）の「良質で、安い商品を」という要求は、はげしい企業競争の中で、ますます強くなり製品の価格の低落化に対応していかなければならない。需要は少しづつ増えているが、まだビジネスの広がりは小さい。特定の先進的な企業中心の導入・活用だけでなく、もっとさまざまな企業でのAI製品の導入と活用が望まれるところである。

今回のヒアリングでの回答では、今後のAI市場に対して拡大傾向にあると期待し、予想しており、新商品の開発やバージョンアップへの投資に意欲的で、企業によって投資金額の多少はあっても、AI製品に対する開発投資は昨年並か増加の傾向にあり、期待されるところである。

しかし、このAI製品に対する開発投資は、まだ他の製品への投資に比べれば少ないようである。これは、AI製品については研究的な面が多く爆発的に売れた製品も多くないことからビジネスとして、まだ未成熟でリスクの高い市場と受け止めている状況にあるものと思われる。

一方、AI製品提供者としては、顧客（ユーザー）の開発投資が、まだ少ないと感じているが、本年度のAI利用アンケートの「AI利用状況調査」結果を見ると、導入エキスパートシステムの約30%がプロトタイプ開発や実験の段階であり、これは、将来の本格的な開発投資に結び付くものであると期待される。また、一部の企業を除き、予算面ではまだ本格的な投資を行っていない状況にあると受け止めている。

3.1.3　使用状況

エキスパートシステムを早期から導入している企業は先進的な企業であり、すでに定着の段階に達しているといわれている。しかし、本年度の「AI利用状況調査」結果では、「導入しても使っていない」が約10%ある。この理由は、顧客（ユーザー）がAIに対してまだ試行錯誤の段階のものが多く、「AIで、どれだけのことが出来るか」試してみるプロトタイプ開発の試作的で、開発的な利用段階にあるからと思われる。

AI製品提供者の立場からユーザー側の原因を拾い出して見ると以下の様な項目が挙げられる。

・知識エンジニア（KE）の不足
・専任開発担当者がいない
・ニーズのある業務の専門家の協力不足
・導入の目的が明確でない
・商品やシステムへの過大評価
・開発投資や要員の教育費への予算がまだ少ない
・当初の想定した開発工数が大幅に増えた
・当初の機能以上の追加、修正が多い
・知識ベースのメンテナンスが困難
・利用する場面が少ない
・積極的な利用者がいない

この中で、今回のAI製品提供者へのヒアリングで、特に強く指摘された項目は、顧客（ユーザ）の知識エンジニア（KE）の不足、専任開発担当者や積極的な利用推進者が少ない問題、それに、構築した知識ベースのメンテナンス問題であった。

しかし、AI製品提供者としては、顧客（ユーザ）がAI商品を積極的に活用することによってのみ、AI製品の普及の促進と拡大に結びつくと考えており、

・顧客（ユーザ）の教育
・サポート体制の充実
・顧客のニーズに応えた商品のレベルアップ

に力を入れている。

今後の課題としては、AI製品提供者は、情報システムの基幹業務にAI製品を積極的に導入しようとする顧客（ユーザ）のために、システム構築をサポートできる技術を提供することが必要であると考えて

おり、また、AI製品提供者にとって、エキスパートシステムを構築し、実用化するための現状での最大の問題点が、ドメインの専門家からの「知識獲得」と「知識ベースの構築」にあると理解されている。

この解決方法の一つとして、適用業務を絞り知識獲得から知識整理の方法論を含めたドメインシェルの開発に精力的に努力している。

図表Ⅱ-3-5は、AI特にエキスパートシステムの普及、促進のために、AI製品提供者がなすべき項目を拾い出した相関図である。

3.2　商品開発の動向

3.2.1　AI商品の今後の方向

AI商品の中で大きな比重を占めるエキスパートシステム（ES）構築ツールについて見た場合、既に知識表現・推論方式・開発環境について充実した機能を持つツールが内外のベンダーによって提供されるに到っている。このような状況の中で今後、どのような方向に商品の開発は進んでゆくのであろうか。

ここでは、ESを開発するユーザの性格に着目してツールの要件を考えてみたい。ESの開発に当たっては、適用領域の専門家自身が開発する場合と専門家の協力のもとにEDP部門が開発する場合に大きく分けられる。

専門家自身が開発する場合は、プログラミングということを意識せずに知識の入力に専念できるようなツールが求められる。このためには、

(1) 知識表現を単純化して知識の入力を簡易化する
(2) 知識表現は複雑なまま知識入力の支援機能を強化する
(3) ユーザインタフェースとして単純な出来合いのものを使わせる
(4) ユーザインタフェース構築の支援機能を持たせる
(5) 開発工程をツール側で導く
(6) 開発工程をマニュアル化する

というような方策が必要である。

このうち（1）、(3)、(5) はドメインシェルの、(2)、(4)、(5) は汎用ツールの採用しているアプローチである。

(1) については、表形式でルールの条件と結論を表現するツールが登場している。表による知識の入力は、パソコン向けスプレッドシートの普及している現在、エンドユーザの裾野を広げるために有効であろう。但し入力した知識は、デシジョンテーブル等の限定された利用しかできないという難点がある。

(3) ではアプリケーションシステム開発に際しての大きなネックとなるユーザインタフェースの構築を省略し、ツール側が標準に提供するものを使う。知識を入力した後に即時にESが動き出すというのはエンドユーザにとって大きな魅力である。これも（1）と同様、問題解決に必要なユーザとの対話が画一的に行える特定領域のアプリケーションに対して個別に有効な方法である。

(5) については、開発の各工程に対応する専用のエディタあるいはウィンドウを提供し、ユーザが穴埋め的な操作で開発を進めてゆけるようなツールが登場し始めている。

(2) は（1）と比較してより柔軟な知識ベースを作成できるという利点があるが、専門家にとって知識の全体構造が見えにくいという欠点もある。

(4) では対話用の部品の提供により、属性を指定することによるユーザインタフェースの構築を可能にする。

(6) では開発方法論をツールとともに提供することにより、ユーザの便宜をはかる。

次にEDP部門が開発する場合には、開発効率が高く、より高度な機能を実現できるようなツールが求められる。例えば、

(1) 開発効率向上のための統合的開発環境の整備

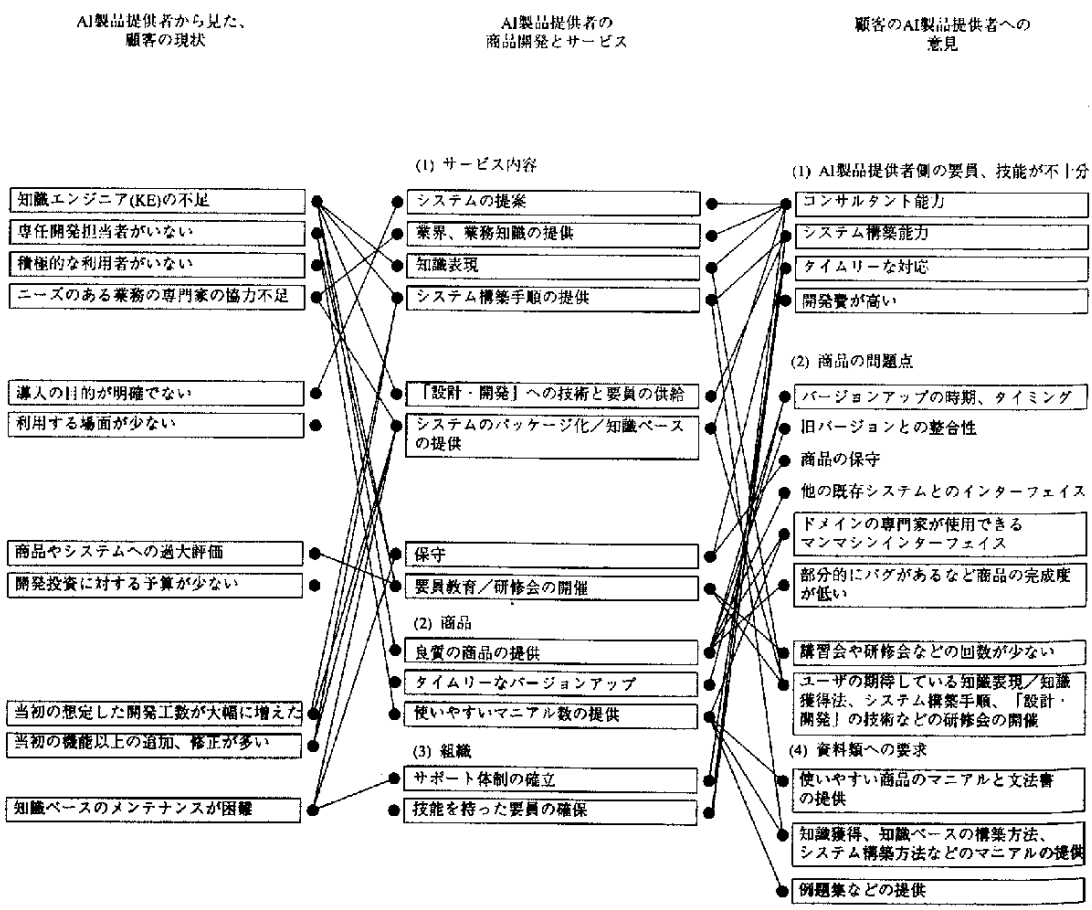
(2) 高度な推論機構のサポート
(3) 従来システムとの融合
(4) ユーザインタフェース向上のためのマルチメディアのサポート
(5) 知識獲得・知識保守機能のサポート
などがあげられる。

ES構築ツールが一般に普及し始めた初期の段階では、これを使用することのメリットとして、

・ヒューリスティックな問題解決方法により、これまで解くことが困難だと思われていた問題に適用できる
・IF - THENの形式で、人間の思考方法に近い形で知識の入力ができる

というようなことが言われ、これまでと違った方法によるソフトウェアの開発方法であるという認識がされていた。このような中で従来からソフトウェアの開発に携わっていたEDP部門の担当者はパラダイムが変わったとは言え、あくまでも開発ツールの一つとしてES構築ツールを捉えていたと思われる。したがってES構築ツールによって作成されるシステムも、一つの情報システムであることに変わりはなく、開発の際の目標も従来と同じくエンドユーザにとって使い易いシステムであった。AIブームと呼ばれた時期が去り、市場も落ちつきを見せてきた中で彼らが最も冷静に事態を把握しているのではないだろうか。

図表Ⅱ-3-5　AI普及と促進のための相関図



(1) は最近注目を集めているCASEの流れに沿ったアプローチである。CASEは本来EDP部門におけるソフトウェアのバックログを解消するために現れた方法論である。ES構築ツールをCASEの一構成要素と位置づける動きもあるが、ES構築ツールについて見た場合これをAI言語用のCASEであると捉えることもできる。

(2) については第2世代のハイブリッドツールからさらに進化して、事例ベース推論・仮設推論・協調推論等の新しい推論機構がサポートされ始めている。

(3) は、実用的なシステムを構築する際にしばしば求められることである。言語の側面からみると、LISPやProlog等のAI向けのものをベースにしたツールがC言語等の従来型言語をベースにしたツールへと移行される傾向にある。

(4) はハードウェアの整備が整いつつある中で実用化が進んでいる。特にエンドユーザに与えるインパクトという意味から注目される。

(5) はプログラミングの自動化というソフトウェア全般に関わる課題の流れに位置づけられるものである。

以上見てきたように、ユーザの性格に応じて今後は対象領域の専門家自身のための簡易ツールとEDP部門のプログラマを想定した高機能なツールの二つの方向に分化してゆくことが予想される。

さらに、迅速な開発という意味からドメインシェルに対する要求が高まっていくだろう。

3.2.2 市場に対する意識

AIブームが去り、真の意味での普及がES構築ツールに課せられている。今後の市場拡大のための課題としては、

(1) インパクトのあるアプリケーションを提示する
(2) 適用領域を開拓する
(3) 宣伝効果を上げる

というようなことがあげられよう。

(1) AIツールのデモンストレーションに使われるアプリケーションとしては、全てのユーザが理解できる最大公約数的な分野を対象にしたものが多かった。今後は、さまざまな対象業務に対してエンドユーザの要求を実現する、インパクトのあるアプリケーションを開発・整備することが新しい顧客をつかむために必要である。

(2) これまではエンジニアリング部門に代表される既に情報システムの浸透している分野が市場の中心であった。今後はオフィスの日常業務等の大きなユーザが見込まれる分野を開拓してゆくことによって市場の拡大をはかる必要があろう。

(3)「ファジィ」は流行語になるほど広まったが「AI:人工知能」の波及はそれほどではなかった。「ファジィ」という言葉は、日本人の感性に向いている概念であり、特に家電製品では大いにその成果を発揮した。「AI:人工知能」は論理的な色彩が強く感性に訴える所が少ないので、宣伝方法に工夫をこらす必要があろう。

また、短期的に見ると現在は不況の色が強く情報化に対する投資が削減される傾向にある。

新しい市場を開拓するためには、当面はこのような状況に対応して、低価格で、また開発要員の負荷の少ない開発作業を可能とする簡易型のツールを提供することも必要であろう。逆にすでに実績のある分野では、さらに追加投資を行いシステムの高度化をはかるという方向もあろう。

3.2.3 AI製品提供者としての課題

ベンダー側の技術的な課題としては、次の点が挙げられる。

(1) ハードウェア・ソフトウェア環境の変化への対応

AI製品においても、コンピュータを取り巻く技術の進展に遅れないような技術開発を行う必要がある。最近ではマルチメディア化が大きな流れであるので、これを積極的に取り入れる必要があろう。また、パソコンの世界ではビジュアルなOS環境が普

及してきているのでこれへの対応も求められよう。

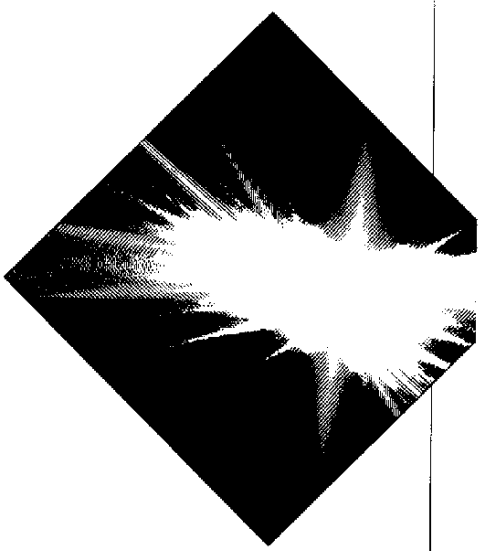
(2) 異機種のハードウェアのサポート

ユーザによっては使用するハードウェアが限定される所もあるので、多くのユーザが利用できるよう複数機種のハードウェアをサポートする。

(3) ユーザの要望に対して迅速に対応する

実際にアプリケーションを開発しているユーザはしばしば、ツールに対して機能の追加・変更を要求してくる。有用な意見についてはこれを取り入れ迅速に対応することが顧客の信頼を得るための正しい態度であると言えよう。

第Ⅲ編　AI技術の動向



第1部　全体動向

1　AI技術の全体像

1991年のAI白書において、AI技術の全体像を技術マップという形にまとめるという初めての試みを行った。続いて昨年の白書で、若干異なる観点から、AIを基礎技術、基盤技術、応用技術、実現技術の四つの領域で構成するものとし、その周辺に関連科学・工学およびコンピュータ技術を位置づけた。

本来、このような全体像は、長い期間の中でこそ構造の変化がありえても、1~2年のうちに変わるべきものではない。ただ、AIの全体像の捉え方にも、多様の視点がありうる。視点を変えれば、また違う全体像が描けるだろう。しかし、白書としての一貫性を保つことも重要であることを考え、ここでは1992年の技術マップを基本的に踏襲することとした。

1.1　AI基礎技術

ここではAIの基礎理論や方法をあげている。

この中で、推論と知識表現は中核となる分野である。今回はこの推論・知識表現を取りあげ、最近の動向を織り込んだ技術マップと解説を後に行う。

また、1989年にハイライト技術として取りあげ、1991年の白書でも動向を報告している学習は、現在、AI基礎技術の中で最も活発な分野の一つである。今回もこの学習を取りあげ、説明に基づく学習や事例ベース推論の他、帰納論理プログラミングという比較的新しい話題についても解説する。

1.2　AI基盤技術

ここにあげられる技術は、AI基礎技術を手法として用い、具体的な対象領域に適用しているものである。対象領域としては、自然言語、画像、音声、行動、論理、ソフトウェア、その他のあらゆる知識領域があり、それぞれがAIの重要な基盤領域を構成する。図にあげた知識ベース技術、自然言語処理・理解、音声処理・理解、画像処理・理解、行動制御、定理証明、自動プログラミングなどは、いずれもAIの基盤を構成し、かつそれぞれが大きな広がりを持つ技術である。

今回の解説ではこのうち、知識ベース技術、自然言語処理、自動プログラミング、分散人工知能を取りあげた。

このうち特に分散AIは、これまでの白書では明確に位置づけていないものである。基盤技術の中では基礎技術に近い性格のものであるが、分散的な知能と知識のあり方を対象にするものとして、ここに収めた。

1.3　AI応用技術

知識工学のかけ声とともに、1980年代前半からAIの応用がにわかに脚光を浴びた。エキスパートシステムがその典型であるが、AI応用技術の範囲は広い。図表III-1-1にあげたのは例示であり、まだ多くのものを入れることができよう。

後の説明では、エキスパートシステム、機械翻訳、知的CADを取りあげている。いずれも白書でたびたび解説しているが、技術マップにより最新の状況を見通しよく示す。

1.4　AI実現技術

AIを実現するための技術は、コンピュータ技術との接点に立つものである。言語、マシンアーキテク

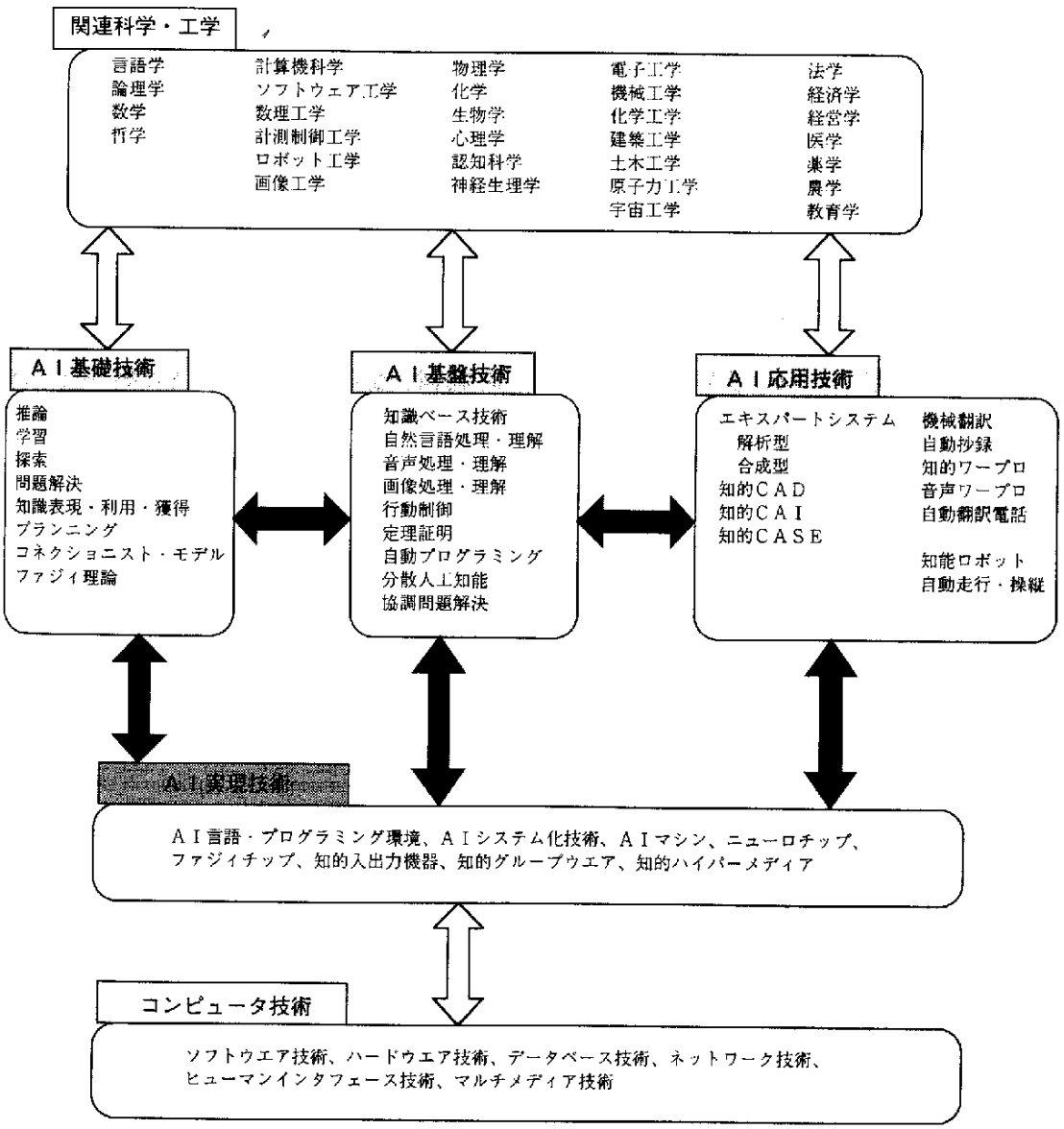
チャ、チップ、ネットワークなど、基本的な情報技術のすべてが関連する。また逆に、AIにおける成果や要請が、これらのコンピュータ技術に影響を与えているという相互的な面もある。

今回はAIシステム化技術として、AIツールや開発方法論を取りあげる。

2　基調動向

AI技術は、1980年代にエキスパートシステムを頂点として注目を集め、大きな進展を見たが、1990年代に入り次第に内容に変貌の傾向が見られるように

図表Ⅲ-1-1　AI技術の全体像



なった。

まず第1に、AI技術の情報処理、コンピュータ応用分野への広範な浸透があげられる。

知識の表現と推論による処理の形態が決してAI型システム特有なものでなく、従来からの手続き的処理に加えて一般の情報システムにも組み入れられるようになってきた。したがって、表立ってAI型とか知識型とは謳わなくても、多様な状況に柔軟に（知的に）対応するといった部分にAI的な処理形態が浸透してきている。このような形態はシステムにAIが埋め込まれている（embedded）ということで、Embedded AIシステムとも称される。AI型の処理形態は次第に情報処理技術の一つの基幹技術としての位置を占めてくると思われる。

第2は、AI技術自体の幅の広がりである。AI技術は記号による知識表現と記号操作による推論を主体にした新しい情報処理の形態として発展してきたが、実世界に存在するさまざまな様相や知識に対処するため、その幅を広げている。表立っては1980年代後半からのニューラルネットワーク、ファジィ技術の台頭と、記号処理技術との結合の傾向があげられる。これらは技術的観点からの有用性だけでなく、人間の総合的知能機能に迫るアプローチともなっている。自然言語処理、CAD、ヒューマンインタフェース、画像理解等の各領域では、それぞれに必要な特有の関連技術と融合、複合という形で、AI技術の幅が拡大しているといえよう。

また実用的超並列コンピュータの登場、情報システムの分散処理化の傾向に対応して、超並列AI、分散AI、協調型AIといったAI処理技術の新しい形態も重要となり、この点でも幅の拡大が進行しつつある。

第3には、AI技術の奥行きの拡大、深化がみられる。これまでのAIシステムにおいて利用されてきた主な推論の形式は演繹的推論であったが、類推、帰納推論、学習といった高次推論機能の研究が進展しつつあり、部分的に実用レベルに入る傾向にある。類推に関連する事例ベース推論技術は、従来のルールベース・システムにおける知識獲得のボトルネックを克服する形態として期待されている。帰納推論に関しては、多くの事例データから分類木を自動生成する技術が実用システムに導入されている。

また従来の実用システムでは、専門家の有する知識、ヒューリスティックに沿って推論を進める技術が主体であったのに対し、知識表現／推論をよりフォーマリティのある形式に定式化し、研究・開発を進める傾向が強くなってきている。AIの基盤技術の充実、深化に貢献していくものとなろう。学習に関しても計算量的学習理論といったように、数学的観点からの研究が目立ってきている。

その他、これまでのエキスパートシステム関連では、設計、検証といったフェーズでのソフトウェア工学的技術の導入、知識獲得支援技術、大規模知識ベースの構築、知識の流通を促進する知識表現の標準化の議論などが進んでいる。

AI技術の動向を把握するためには、AI関連の代表的な国際会議の傾向がよい参考となる。そこで以下に最近の国際会議に見られるAI研究およびAI技術の動向につき概観する。

AI分野で総合的で評価の高い会議はIJCAI（Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence）とAAAI（American Association for Artificial Intelligence主催のNational Conf. on Artificial Intelligence）である。1980年代前半まではこの分野の他の会議が少なかったこともあり、基礎から応用までを含んだ総合的な内容であったが、最近では基礎技術寄りの傾向が強まっている。

1991年7月に第9回AAAI（AAAI'91）がカリフォルニア州アナハイム市で、1991年8月に第12回IJCAI（IJCAI'91）がオーストラリアのシドニー市で開催された。この二つの国際会議に見られたAI研究の動向を中心に記すことにする。

(1)AAAI '91（1991年7月、カリフォルニア州アナハイム市）

並行して同じ主催学会によるIAAI'91（Innovative

Applications of Artificial Intelligence Conf.）も開催され、参加者は合わせて約3,600人であった。1985－1987年頃の5,000人程の参加者数と比べると、減少している。米国コンピュータ業界の不況の影響もあったが、AIが他分野に浸透し、他の技術との融合によって実用化される傾向にあることを反映しているともいえよう。エキスパートシステム応用の革新的実用化を重視するIAAIと基礎技術重視の傾向を強めてきたAAAIの並行開催は、AIの発展には基礎と応用の交流が重要であることを改めて表明しているといえる。

図表Ⅲ-1-2はAAAI'91のセッション構成と論文数を示す。

AAAI'91で特に関心が高かったのは、事例ベース推論（Case-Based Reasoning, CBR）である。知識獲得のボトルネックの解消がなかなか難しい従来の知識ベースシステムに対して、事例を蓄えることによりこれを利用して類推的に解を得る技術であり、知識獲得のボトルネック解消の1手法として期待されている。最優秀論文に選ばれたのもCBRに関する論文であった。この応用例は英語の人名のスペルから発音を生成するシステムであり、基本的発音規則はルールで記述し、例外的な発音は事例を蓄えておく。ルールで対応できる場合はルールで対応し、ルールで対応できない場合は事例ベース推論によって発音を生成することにより、非常に良い性能を達成している。従来にない実用性のある問題に適用し、高い性能を実現した点が高く評価されていた。

事例ベース推論については、展示会場でもInference社とCognitive Systems社がツールに組み込んだ商用ソフトウェアを発表しており、注目を集めていた。

学習は今後のAI技術として引き続き大きな期待が寄せられている。少し前は新技術として説明に基づく学習（Explanation-based Learning）に対する関心が高かったが、最小記述長（Minimum Description Length）規準など次第に数学的、理論的な帰納推論（Inductive Inference）の研究への移行の傾向が見られた。

知識型システムの実用化に伴って、従来のソフトウェアと同様に検査、検証技術も重要と認識されてきており、3件程の論文発表が見られた。この課題に関するワークショップも開かれ、AIとソフトウェア工学との融合の必要性がでてきている。

その他、“データベースにおける発見”のワークショップが開かれ、大規模なデータベースからの有用な知識の抽出に関する研究が新しく話題になって

図表Ⅲ-1-2　AAAI'91の内容

セッション	論文数
Case-Based Reasoning	6
Communication and Cooperation {Education, User Interface, Interaction, Language Processing, Multi-agentを含む}	27
Constraint Reasoning and Component Technologies {Truth Maintenance, Parallel Rule-based System, Verification of Rule-baseを含む}	19
Formal Method in Knowledge Representation {Time and Action, Nonmonotonic Reasoningを含む}	12
Automated Reasoning	16
Learning {Learning Search Control, MDLを含む}	16
Planning, Perception and Robotics	29
Reasoning about Physical Systems {Qualitative Analysis, Diagnosis, Geometric Reasoningを含む}	13
Tractable Inference	4

いる。

(2) IJCAI '91（1991年８月、シドニー市）

開催地がオーストラリアと遠方であったことから、参加者は約1,600名と通常のIJCAIよりも少なかった。

図表Ⅲ-1-3はそのセッション構成と論文数を示す。

学習関係では帰納学習が話題の中心であった。特に実用化されている例からの分類木の学習手法ID3の開発者である地元オーストラリアのQuinlanは、帰納推論の基本と最近の研究について招待講演を行い、注目された。

推論や学習の計算複雑度も重要な課題となってきている。原理的には可能であることが分かっても、AIの多くの問題の計算複雑度はNP-完全、NP-困難なクラスとなって最悪値で指数オーダの時間を要し、実用的に不可能となる。この分野の研究は、このような計算時間の壁を理論的に明らかにし、かつ実用的な（多項式時間の）速度が達成できる範囲を明らかにしようとするものである。そのようなものの一つに論文賞を受賞したDonini（フランス）等の論文があり、Concept Languageという記述言語を対象にして、記述能力と推論の計算複雑度のトレードオフの関係を理論的に明らかにしている。

AI分野の優れた研究業績をあげた若手研究者に贈られるComputer and Thourght Awardを受賞したロボット研究者のR. Brooks（MIT）は、その受賞講演で“Intelligence without Reason”と題し、従来のAIのアプローチに対するアンチテーゼを具体例で示し、注目された。すなわち、推論や理解といった、知能機能の実現に従来重要と考えられてきた機能なしでも、外界とインタラクションして（知的にみえる）動作するロボットが実現できることを主張した。知能機能の実現を図るうえで、従来のアプローチとは異なるアプローチといえよう。また彼は、このような機能を実現するソフトウェア構造として包摂（subsumption）アーキテクチャを提唱しており、こちらは分散処理プログラムの一構成法として注目されている。

図表Ⅲ-1-3　IJCAI'91の内容

セッション	論文数
Architecture and Language	14
Automated Reasoning	36
Cognitive Modeling	6
Knowledge Representation	25
Learning and Knowledge Acquisition	37
Logic Programming	9
Natural Language	19
Philosophical Foundation	6
Principles of AI Applications	4
Qualitative Reasoning	16
Robotics	5
Vision	8

(3) その他の国際会議

最近では国際会議における基礎と応用分野の分化の傾向が進んできており、かつそれぞれの分野の中でも分化が進んでいる。特に台頭しつつある新技術に対応して、新しいワークショップや会議が生まれている。

基礎分野で評価の高い、あるいは注目すべき会議には次のようなものがある。

・Int'l Conf. on Principles of Knowledge Representation and Reasoning（KR）[AAAI主催]
　——知識表現／推論の基礎
・Int'l Conf. on Machine Learning
　——学習にもいくつかの分野があるが、比較的広い範囲を含んでいる。
・Workshop on Computational Learning Theory (COLT)
　——学習の理論的研究、学習の計算量的側面
・Workshop on Algorithmic Learning Theory（ALT）[人工知能学会主催]
　——学習の理論的研究だが、COLTよりやや広い範囲を含む
・Case-Based Reasoning Workshop
　——事例ベース推論の基礎と応用
・Knowledge Acquisition for Knowledge-Based

Systems Workshop ｛北米、日、欧にあり｝
——学習理論よりも知識ベースへの知識獲得技術を主題にしている。
・European Working Session on Learning（EWSL）
——ヨーロッパにおける学習の集会
・Workshop on Distributed Artificial Intelligence（DAI）
——分散人工知能の基礎と応用
・Int'l Conf. on Genetic Algorithm
——最近注目されてきた確率的探索技術である遺伝アルゴリズム

その他、Uncertainty（不確実性を扱う手法）、Non-monotonic Reasoning（非単調論理）に関する会議等が開かれている。

AIの応用を重点にした会議には次のようなものがある。

・IEEE Conf. on Artificial Intelligence Applications（CAIA）｛IEEE主催｝
・Conf. on Inovative Applications of Artificial Intelligence（IAAI）｛AAAI主催｝
・Avignon Int'l Workshop on Expert Systems and their Applications（Avignon）
——毎年フランスのアビニオンで開かれる。
・World Congress on Expert Systems

その他、設計、製造、金融、通信システム等の分野を特定した応用指向のAI会議が多数開催されている。

ツール、言語に関する会議

・IEEE Int'l Conf. on Tools for Artificial Intelligence（ICTAI）
——基礎、ツール、応用を含んでいる。
・Logic Programming Conf.
——論理プログラミング
・Lisp and Functional Programming Conf.
——Lispと関数プログラミング

AIと非常に関係が深い分野の会議

・Int'l Conf. on Computational Linguistics（COLING）
——自然言語処理
・Int'l Joint Conf. on Neural Networks（IJCNN）
——ニューラルネットワークの基礎と応用
・Int'l Conf. on Artificial Neural Networks（ICANN）
——ニューラルネットワークの基礎と応用
・Int'l Conf. on Computer Vision（ICCV）
——コンピュータ・ビジョン

画像認識、理解関係はこの他にもいくつかある。

・Conf. on Human Factors in Computing Systems（CHI）
——ヒューマンインタフェース
・Int'l Conf. on Human Computer Interaction（HCI）
——ヒューマンインタフェース

この他、ロボット、認知科学、ファジィシステム、CSCW（コンピュータ支援協調作業）等に関する会議が開かれている。

地域的なAI会議は次のものがあり、いずれも基礎と応用、そして周辺領域を含んでいる。

・Pacific-Rim Int'l Conf. on Artificial Intelligence（PRICAI）
——アジアを中心とする環太平洋地域
・Canadian Conf. on Artificial Intelligence
——カナダ
・Australian Conf. on Artificial Intelligence
——オーストラリア
・European Conf. on Artificial Intelligence
——ヨーロッパ

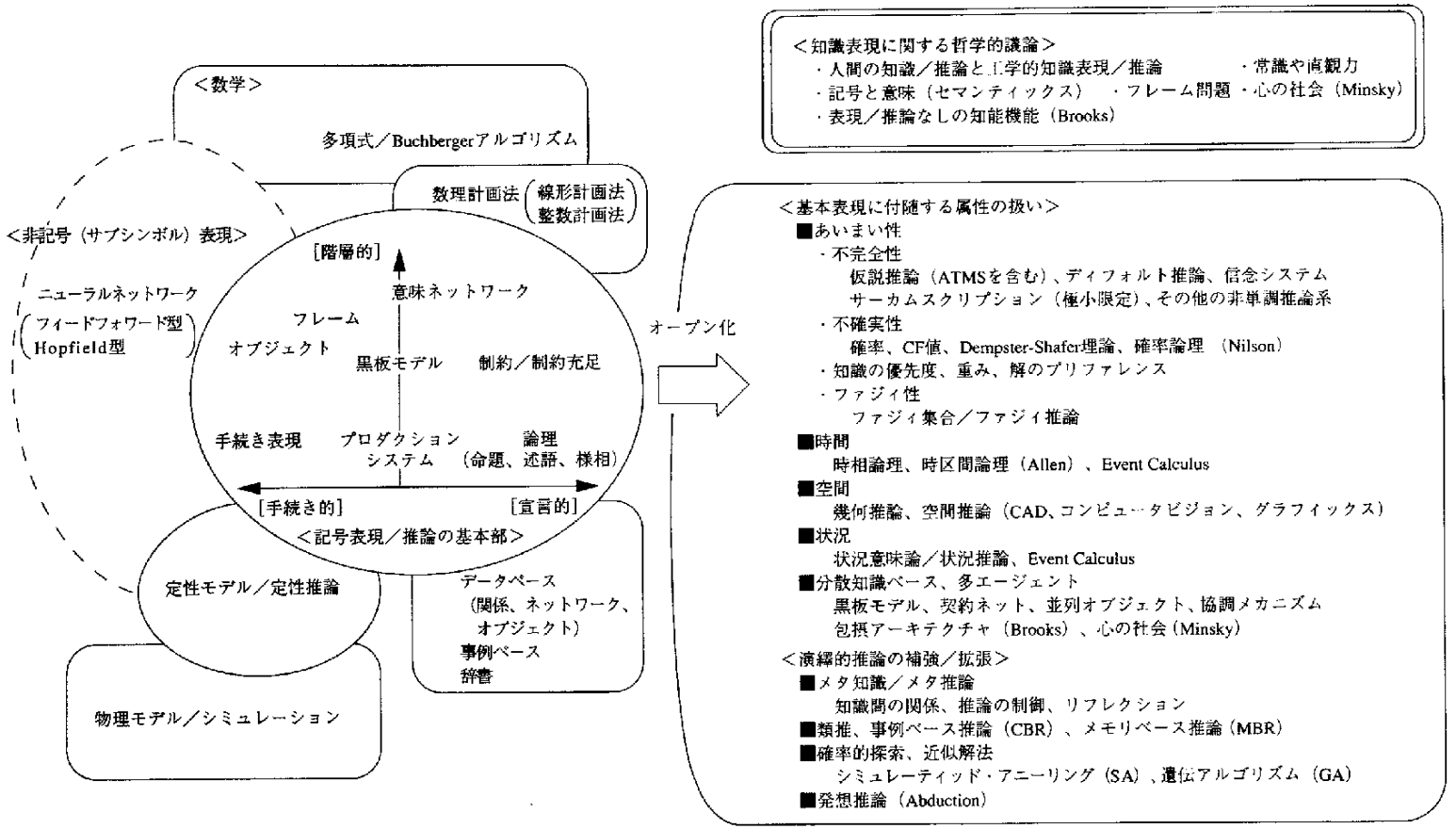
3　個別動向

3.1　AI基礎技術の動向

3.1.1　知識表現・推論

コンピュータにより実世界の問題解決を行うには、まず第1にその問題に関する実世界の知識をコンピュータ上に表現する必要がある。これをどのように表現するかが知識表現法であり、さまざまな状

図表Ⅲ-1-4　広義の知識表現と推論のマップ



況に対応してこれまでに数多くの知識表現法が提唱、開発されてきた。

推論は目的とする解を得るために表現された知識を操作するプロセスであり、個別的な知識表現とは独立な共通的概念もあるが、効率化のため個々の知識表現に依存する部分が多い。

ここでは、人工知能、知識処理の分野で研究され、利用されている数多くの知識表現と推論法を2次元のマップとして表わし、その位置づけを明らかにしてみる。(このような試みは今までに存在しなかった。)

知識表現は実世界のさまざまな側面を切り出して表現の対象とするので、多様な次元を有している。また、十分に解明されていないが人間の脳における知識表現や思考の機構を参照して生み出されてきた面もあるので、人間の脳機構とも関係を持っている。

多次元性を有する知識表現を2次元のマップ空間にどのように表わすかが、大きな問題であるが、図表Ⅲ-1-4のような表わし方をしてみた。図の左部では、知識表現を人工知能や知識処理分野で扱われる手法のみに限定することなく、実世界の状況をコンピュータ上で表現する手法という観点でとらえ、具体的な物理モデルから抽象度の高い数学の軸で配置してみた。この中央部が人工知能や知識処理分野で主として扱われる知識の記号表現／推論の基本部である。

物理モデルは実世界の状況をできるだけ忠実に表現し、多くの場合シミュレーションによって解を得る方法がとられる。知識処理の領域においても、物理モデルは深い知識／推論、モデルに基づく推論機能などとして重要になっている。

記号表現／推論の基本部の中は、宣言的、操作的(手続き的)、階層的の性質を基準にして、代表的な知識表現および推論法を配置してみた。知識表現や推論の厳密な理論的基盤を有する論理（命題論理、述語論理、様相論理がある）は宣言的表現であり、完全性、健全性を保証した推論メカニズム（導出原理など）が与えられている。制約表現は宣言的表現の基礎を形成する部分であり、人工知能分野では主として離散的制約表現を対象とした制約充足問題(CSP:Constraint Satisfaction Problem)として効率的解法の研究が行われている。

プロダクションシステムは個々に独立した意味を有するルール表現を用いることにより宣言的性格も有するが、ワーキングメモリを書き換えて処理を進める推論の方法は手続き的要素も持っている。RETEアルゴリズム等、実用的な効率的推論法が開発されている。

意味ネットワークは知識をネットワーク状に結合した相互関連で表すものであり、上位概念から下位概念への性質の遺伝（継承）等、階層的な性格を有している。

M.Minskyによって提案されたフレームは、フレームという塊を知識を表わす単位とし、意味ネットワークの機能および効率的推論を達成する手続き表現の機能を包含している。オブジェクトは知識表現というよりはプログラミング言語の概念として生まれたが、知識表現としても重要な位置を占めている。知識表現としてみるとフレームに近い。

黒板モデルは黒板という階層化された共通のワーキングメモリを中心にして複数個の異なる知識ベースを統合した構造となっている。最近では分散AIの枠組としても利用されている。

以上のような知識表現や推論法は、人間の脳の構造、思考法の影響を受けて考案、開発されたもので、初期の研究からの歴史を背負って今日に到っている。また系統的な研究の中から生み出されたという面よりも、具体的なシステムや事例に則して開発されたという面が強いという知識表現法も多い。したがって、知識表現の空間をすべてカバーしているとも、またユニバーサルな知識表現法が見出されているとも言うことはできない。

知識表現と関係が深いものにデータベース表現があり、実用的にも重要な領域を形成している。知識

が問題解決のための動的な性格を有しているのに対比すると、データベースのデータは静的な性格が強く、実世界の大量のプリミティブな情報を表わすのに適する表現になっている。データベースに近い性質のものに、事例ベースや辞書（自然言語辞書など）がある。

定性モデル／定性推論は、記号表現／推論と物理モデル／シミュレーションの間を埋める技術と位置づけられる。

数学は世界の状況を抽象化し、それを支配する法則を数式で表現しようとしているものととらえられよう。数式、それによる解法も知識表現および推論と考えることもできる。制約的知識表現と関係が深い領域に多項式表現と、この一般的解法であるBuchbergerアルゴリズムなどがある。

不等式あるいは等式として制約を表現し、目的関数を定義して制約を満たす最適解を求める方法として整数計画法があり、歴史もあり独自の分野を形成している。整数計画法は数学と知識表現の中間に位置するといえよう。

人工知能、知識処理分野の知識処理や推論は記号化表現とその操作を主体とし、人間の脳でいうと左脳の機能に近い。これに対して、非記号表現あるいは記号という表現になる以前のサブシンボル・レベルを扱うことも重要であり、ニューラルネットワークの手法がその代表となっている。人間の脳でいうと右脳の機能の部分的な実現を図っている。

さて、人工知能、知識処理分野の知識表現としては図の左部だけでは不十分であり、実世界のさまざまな属性に対処するための拡張が図られている。ここではそのような手法を知識表現／推論のオープン化としてとらえ、図の右部に記している。

まず表現に付属する属性の扱いを整理してみる。知識に付随するあいまい性は、不完全性、不確実性、ファジィ性などに分類できる。必ずしも真とは限らない、例外を持つ、後に否定される可能性を有する仮説的といった不完全な知識の表現とそれを操作する推論系として、仮説推論（ATMS (Assumption-based Truth Maintenance System)を含む）、ディフォルト推論、信念システム（自己認識論理）、サーカムスクリプション（極小限定）、その他いくつかの非単調推論システムがある。

知識の不確実性は、0.8だけ正しいといったように、数値的な確信度を用いて表現する方法がとられる。これを確率として扱うのが最も正統的であるが、より知識処理寄りの簡便な方法としてMycinで導入されたCF（certainty factor）値がある。Dempster-Shaferの確率理論は通常の確率では不都合を生ずる主観に関する確信度を扱う手法として導入されている。Nilsonによる確率論理は計算コストの点で実用性に問題はあるものの、論理に確率を導入する一つの基礎を与えている。確信度ではないが同様な働きをするものとして、知識に付す数値的優先度や重みも効率的な推論の実現を図るうえで重要な役割を果たす。これを考慮して複数の解の中から好ましい解を選択する基準は、解のプリファレンス（preference）と称されている。

ファジィ性に関しては、境界があいまいな集合を表現するファジィ集合や、いくつかの形式のファジィ推論法がある。

次の属性である時間を扱う手法としては、時間的様相を扱う時相論理、時間を区間として考えるAllenの時区間論理、またeventによって状態を変化させていくEvent Calculus等の手法がある。時間を状態が変化する時点を基礎に考えるか、時点間の時区間を基礎にして考えるかにより、それぞれの流儀がある。

空間的属性に関しては、より物理モデルに近いレベルで扱われることが多いが、上下、左右、内外、隣接などの空間的関係を記号レベルに抽象化して扱うこともある。空間に関する推論技術に関してはCAD、コンピュータビジョン、グラフィックスの分野で多くの技術が開発されている。知識システムもこれらとの結合が必要になる場合が多い。

近年、処理や推論を状況を考慮して行うことの必要性が指摘され、状況意味論や状況推論の研究がスタンフォード大学を中心にして始まっている。

分散知識ベースや多エージェントによる協調的推論を扱う分散AIが次第に重要なテーマになりつつあり、いくつかの枠組が提唱、開発されている。黒板モデルや契約ネットなどの枠組が利用され、その他の協調推論メカニズムが研究されている。並列オブジェクト指向による処理も研究されている。最近ではBrooks（MIT）の提唱する包摂（subsumption）アーキテクチャも分散協調の一つのメカニズムとして注目されている。また、実現されているわけではないが、Minskyの提唱する多数の小さなエージェントによる社会（心の社会）も、今後のAI研究の方向を示すものとして重要である。

問題解決を行う、あるいは解を求める通常の推論は、三段論法的な演繹推論が基本になっている。この演繹推論を補強、拡張する推論法がいくつかあり、それらを図の右下部に示した。

メタ知識は対象に対する直接的な知識をオブジェクトレベルの知識と呼ぶとすると、この知識間の関係（制約など）や知識の使い方に関する知識を指す(一般に知識に関する知識)。メタ推論はメタ知識を使用した推論を指す。知識システムの高度化に向けてメタ知識／メタ推論は重要な役割を果たす。

類推とこれに近い関係にある事例ベース推論(CBR)も演繹的推論を拡張する重要な推論法である。メモリベース推論は、解探索的な推論よりもむしろ大容量メモリによるメモリ検索を多用したほうが効率的という考え方であり、並列コンピュータの活用法としても広まってきている。

人工知能、知識処理が対象とする問題は計算複雑度がNP-完全、NP-困難となる場合があり、非常に時間がかかることになる。必ずしも最適解を見出せるとは限らないが、確率的な探索手法で高速に準最適解を見出す方法として、シミュレーティッド・アニーリング（SA）、そして最近では遺伝アルゴリズム（GA）があり、次第に重要になってきている。

発想推論は欠落した知識や事実を生成するもので、仮説推論と近い関係にある。発想機能は診断や設計といった実用的な問題解決の基礎として、また帰納推論等の学習との関連においても重要になっている。帰納推論等の学習に関連する推論手法については、別途まとめられているので、ここでは除外してある。

コンピュータによる知識表現および推論によって本当に人間の“知能”が実現できるかといった哲学的議論があり、それらのいくつかを図の右上部にあげておいた。一つの大きな視点は、人間の知能は理性的思考を行う左脳と、直観や感性的な機能をつかさどる右脳の両者の機能の連携によっているが、コンピュータにより左脳の機能はなんとか実現できるとしても、右脳の機能の実現はなかなか難しい点がある。

以上、このように多くの知識表現や推論法を一つのマップに表現したのは初めての試みであり、まだいろいろと推敲の余地があると思うが、多くの手法の位置づけを把握するのに役立てば幸いである。

3.1.2　学習

(1) 人工知能における学習研究

人工知能における学習研究は、コンピュータすなわち機械による学習という意味で「機械学習(Machine Learning)」と呼ばれている。学習の研究分野とは、他に、認知心理学やコンピュータ教育の研究などの人間の学習を研究する分野があって、お互いに深く関係しているが、人間とコンピュータの違いに由来する相違点も多い。

機械に学習を行わせる研究としては、まずパターン認識における学習機械の研究が挙げられる。文字や音声などの認識システムでは、認識率を向上させるための調整に非常に手間がかかる。それを自動化して、学習により認識装置を構成する方法が研究されたわけである。この分野は、F.Rosenblattによる

1958年のパーセプトロンの提案をきっかけにして盛んに研究されたが、その後、M.MinskeyとS.Papertが限界を指摘したために、一時下火となった。このことを反省材料として、マサチューセッツ工科大学においてP.Winstonらのグループにより、学習や類推をコンピュータ上で実現する方法が研究された。これが、機械学習研究のルーツになっている。アーチの学習やT.G.Evansの幾何学的類推の研究はWinstonの有名な教科書［17］にも収録されている。

1970年代になって、ファイゲンバウムが知識工学を提唱し、数多くのエキスパートシステムが構築されたが、その際の最大の障害は知識の獲得、すなわち人間のエキスパートの知識のルール化にあり、マンパワーの大部分がこの部分に費やされている。その後の機械学習の研究は機械化によりこのボトルネックを解消するために、研究されるようになった。例えばT.M.Mitchellのバージョン空間法［8］が有名である。このような機械学習の成果を持ち寄って開かれたのが、1980年にカーネギーメロン大学で開かれた機械学習ワークショップである。その会議録は日本でも翻訳が出版され［6］、機械学習の研究が盛んになるきっかけとなった。このワークショップは1987年から公開のコンファレンスと非公開のワークショップが交互に毎年開かれるようになって現在に至っており、1991年はノースウェスタン大学でワークショップが開かれ［1］、1992年はスコットランドでコンファレンスが開かれている［13］。

(2) 機械学習の研究分野

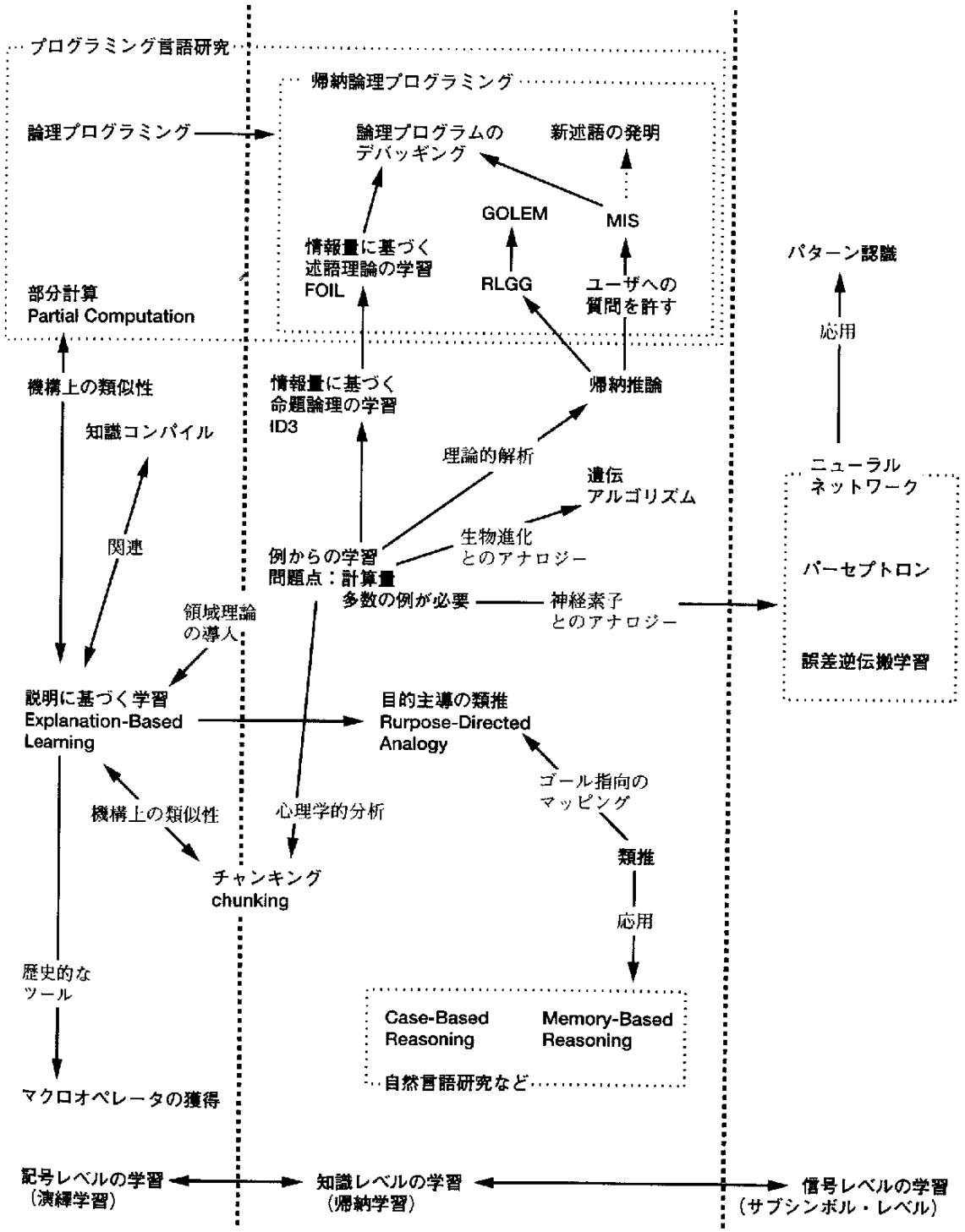
図表III-1-5は、機械学習における最近の流れを示したものである。広義に解釈すれば、人間がコンピュータにプログラムを与えた場合や何らかのインタフェースでデータを入力した場合（図中左上）も、機械が学習したということができ、R.S.Michalski［6］の分類では「暗記学習」または「教示による学習」と呼ばれている。しかし、機械学習で取り上げられることが多いのは、図中央下の「類推」や中央の「例からの学習」である。

人間がコンピュータに物を教える場合に、従来のように、一般的に成立するルールやプログラムを作って入力していたのでは大変な労力が必要となる。具体例を順に与えるだけでコンピュータが学習を行ってくれれば、人間の側の労力が大幅に軽減されることになるので、例からの学習ではその手法を研究している。例という限られた情報から一般的なルールを学習するには、多数の例や多くの計算が必要になりがちである。その解決策としてこの図に示した多くの試みがなされており、領域理論の導入、情報量に基づく発見的な知識の導入、コンピュータの側からユーザに質問を許す、生物の遺伝メカニズムの導入などが提案されている。

学習の対象領域で成立する理論が参照できれば、学習効率を飛躍的に向上させることができる。そのような領域理論(domain theory)を導入した場合の学習を「説明に基づく学習」（Explanation - Based Learning,以下EBLと略す）［21］と呼ぶ。EBLでは領域理論を変換することによって知識が得られ、例はそのための補助的な役割だけを果たすことになる。図では太い点線で区切られた一番左側の部分がそれで、「演繹学習」と呼ばれている。この学習では、記号処理システムの効率化がなされるものの新しい知識が獲得されるわけではないので、「記号レベルの学習」と呼ばれることもある。EBLの歴史的なルーツは、ロボットの行動計画を高速化するために20年程前に研究されたマクロオペレータの学習にある。

EBLとよく似た手法として、「知識コンパイル」および「部分計算」と呼ばれる技法がある。知識コンパイルは、エキスパートシステムのルールを効率化するために研究されている（例えば、[24]）。部分計算は、プログラムにデータの一部だけが与えられた場合に、部分的に計算を進める技法である。EBLはこれらの技法と共通点が多い［16］が、与えられた例の処理を優先して効率化するところが異なっている［5、20］。効率化には必ずトレードオフが

図表Ⅲ-1-5　機械学習の研究分野概観



あるはずで、その調整を例題に基づいた学習により行っているのが、EBLなのである。

演繹学習に対して太い点線で区切られた中央の部分にある手法は、「帰納学習」と呼ばれ、例に基づいて新しい知識が獲得される。演繹学習と異なり、例題に基づいて学習前に知らなかった新しい知識を獲得するので、「知識レベルの学習」と言われることがある。

人間による例からの学習を心理学的に分析し、コンピュータプログラムによってモデル化したのが、チャンキングである。この手法は機構的にはEBLによく似ているが、技能の改善（演繹学習）だけではなく、知識の獲得（帰納学習）過程をも示すモデルになっている。

人間は過去の経験からの類推により、物事を処理することが多い。類推は推論の一形態であり、学習とは異なるが、かなり似通った面をもっている。すなわち、例からの学習では、一般的な知識を獲得した後で、それを使って推論を行うことを想定しているのに対し、推論時に例を直接参照するのが「類推」である。

コンピュータによる類推の研究としては、Evansの幾何学的類推、およびWinstonにより行われた類推による物語理解の研究がよく知られている［25］、類推の考え方を超並列計算機（コネクションマシンなど）で実現し、スペリングからの音声生成などに応用したのが、Memory-Based Reasoning(MBR)である。事例に基づく推論（Case - Based Reasoning）［3］では、例をあらかじめ加工するなど他の手法と組み合わせて、自然言語などの応用中心に研究を展開している。

類推では二つの状況間の照合関係を列挙する必要があり、その組合せが膨大になりがちである。これに対しS.Kedar-Cabelliは、説明に基づく学習の考え方を類推に導入して、効率化を行うことを提案した［25］。この手法は、目的主導の類推（Purpose-Directed Analogy）と呼ばれ、類推の目的から因果関係に沿って関係を抽出することにより、照合関係を絞りこんでから、類推を行う。

(3) ニューラルネットワークと機械学習

ここ2、3年、「学習」という言葉を使うとニューラルネットワークが連想されることが多くなってきた。今のところ、ニューラルネットワークは主としてパターン認識で成果が挙がっており、信号レベル（サブシンボル・レベル）の処理を得意としているが、述語論理のように変数を含んだ記述を扱うのは難しい。これに対し、機械学習はプロダクションシステムの規則や述語論理などを対象にしており、棲分けがなされているといえる。ただ命題論理についてはどちらでも扱うことができ、両者の実験的比較の結果が発表されている［14］。

比較に用いられたのは、ニューラルネットワークの代表的手法であるバックプロパゲーション（BP）およびパーセプトロンと、J.R.QuinlanのID3［10］で用いられ機械学習においてよく研究されている決定木を用いた手法である。ニューラルネットワークでは述語の学習は普通できないので、機械学習の機構としてもID3という命題論理の学習システムが使われた。現実に応用で用いられるようなデータを用いて実験を行うという趣旨で、大豆の病気、チェス、聴覚異常、心臓病、NETtalkの例から学習が行われた。

それによると、両者で学習能力はほぼ同じであるが、ニューラルネットワークの方は学習に非常に時間がかかるという結果が出ている。また「柔らかな記号」［26］を実現するという言い方がされているとおり、データに数値やノイズが含まれている場合にニューラルネットワークが有利であようである。このように機械学習とニューラルネットワークにおける学習では、同じ学習といっても対象にかなり違いがある。機械学習の中でも、学習のクラスに応じていろいろなアルゴリズムが提案されているので、対象を見きわめることが重要である。

機械学習の方が学習を論理的に進めていくので、

学習結果を説明しやすいと言われることが多い。確かにそのような傾向はあるが、ID3のような決定木を用いた学習で木が複雑になった場合には、結果が良好でも、その木が構築された根拠がはっきりしない場合がある。したがって、機械学習なら学習結果が説明できるとは限らない。むしろ、学習結果が論理式で表されれば、評価の際に根拠を示しやすいということであろう。

(4) 計算論的学習理論

前述した1980年のワークショップの論文を見ると、初期の研究では、学習機構のアイディアが数多く提案され、プログラムを作成することによって、それを実証するというのが機械学習における研究のスタイルであった。このようなやり方に疑問を述べたのが、計算論的学習理論の研究者たちであり、特定のデータで学習機構が動作したというだけではなく、一般的に学習の計算量を見積もることが必要であると主張している [27]。例からの学習の成否は、例から帰納的に一般的なルールを推論できるかどうかにかかっている。計算論的学習理論では、そのような推論を「帰納推論」と呼び、理論的な解析を続けている。

従来、機械学習の研究者たちは学習プログラムを作成しても、簡単なデータでデモが行えると満足している場合が多かったが、最近は計算論的学習理論の影響により、細かなデータを取ることが多くなってきた。計算論的学習理論が、理論的に大雑把な計算量の見積りを行うのに対し、機械学習では実験に基づいたデータを積み重ねているわけである。

従来の学習モデルでは、正確かつ確実に正しい学習結果が得られる場合のみを学習の成功とみなしていた。L.G.Valiantは、これをゆるめて近似的にほぼ正しい学習結果を得るための学習モデルを提案した。これは、PAC (Probably Approximately Correct) 学習モデルと呼ばれており、理論研究の最も活発な分野となっている [23]。

データ圧縮の考え方に基づき、データ解析やパターン認識における確率モデルの選択原理として、J.RissanenによりMDL(Minimum Description Length)原理が提案された。MDL原理は、「与えられたデータを、モデル自体の記述を含めて、最も短く記述できるようなモデルが最良のモデルである」と主張している。端的に言うと「簡単なものの方がよい」というしごく当たり前の原理だが、QuinlanとR.L.Rivestがこれを用いて例に含まれるノイズの問題に対処し、成功をおさめた [18]。このことをきっかけにして、計算論的学習理論の分野でMDL原理が注目されるようになり、統計的な手法を学習理論に適用する一つの流れを形成している [19]。

(5) 論理プログラミングと学習

従来、プログラミング技法、特に論理プログラミングの研究で提案されてきたプログラム変換や部分計算の手法は演繹学習と関係が深いと考えられる。これに対して、帰納学習の手法を論理プログラミングの観点からとらえ直し、機械学習の手法を論理プログラミングに応用しようという動きがヨーロッパを中心に最近活発になっている。これが図中央上に示した帰納論理プログラミングの研究で、1991年3月に最初のワークショップがポルトガルで、1992年6月に2回目が日本で開かれた [9]。

帰納論理プログラミングの手法としては、古くはShapiroのMISがある。MISでは、帰納推論の過程でユーザに質問を発することによって、探索の範囲を絞っている。質問への回答に従ってプログラムを合成する過程がプログラムの自動デバッギングとみなせるので、論理プログラミングの研究者の関心を集めた。最近では後述するFOILの技法を応用し、与えられた例だけに基づいてユーザへの質問をせずにデバッグを行う手法も提案されている [15]。

論理プログラムを実行するには導出 (resolution) が用いられるが、MuggletonとBuntineによるCIGOLでは、その過程を反対向きにたどる「逆導出」を帰納推論機構として用いている。これにより、プログラムの構成要素として適切な新しい述語を「発明」

することが可能になった。その枠組みをさらに整理したものとして、Saturationの技法［12］がある。また、より効率的な新述語発明の手法に関しても、精力的に研究が進められている［2, 4］。逆導出ではなく、プログラミング言語のインタプリタを反転した「逆インタプリタ」により「帰納規則の類推」を行う技法も提案されている［22］。

一方、前述のID3では、与えられた正例の集合および負例の集合を最もよく弁別する属性を先に用いて、決定木を構成するようになっている。その際、各属性による弁別の前後において例集合が持つ情報量の差により、弁別の度合が決定される。この方式が最近Quinlan自身によって述語論理の学習に拡張され、FOILシステムとしてインタプリメントされた［11］。

FOILの方法により、真偽を判定するプログラムは合成されるが、答を計算するようなプログラムは合成できないので、それに適した手法として、決定的な項だけに仮説空間を制限することが提案されている（GOLEMシステム［7］）。これはG.D.Plotkinの Relative Least General Generalization（RLGG）の概念を発展させたもので、論理プログラムの多くはバックトラックを伴わないことから、かなり有効な手法であると考えられる。

以上の流れから、機械学習のプログラミングへの応用が活発化されることが予想される。そのための手法を研究していくことが重要であろう。

＜参考文献＞

[1] L.A. Birnbaum and G.C.Collins(Eds.), Machine Learning:Proc.the Eighth Inte'l Workshop (ML91).Morgan Kaufmann,San Mateo,CA,1991.

[2] B.Kijsirikul, M.Numao, and M.Shimura. Discrimination-based constructive induction of logic programs. In Proc. Tenth National Conference on Artificial Intelligence, pp.44-49, Menlo Park, Cambridge, London, 1992. AAAI Press / The MIT Press.

[3] J.K.Kolodner,editor.Proc.Workshop on Case-Based Reasoning.Morgan Kaufmann,San Mateo,CA,1988.

[4] X.Ling. Inventing necessary theoretical terms. Technical Report 302,Department of Computer Science,The University of Western Ontario, October 1991.

[5] S.Minton, J.G.Carbonell, C.A.Knoblock, D.R Kuokka, O.Etzioni, and Y.Gil. Explanation-based learning : A problem solving perspective. Artificial Intelligence, Vol.40, pp.63-118, 1989.

[6] R.S. Michalski, J.G.Carbonell, and T.M.Mitchell, editors.Machine learning : An artificial intelligence approach.Morgan Kaufmann,Los Altos, CA, 1983. 邦訳: 知識獲得と学習シリーズ第1～3巻, 共立出版(1987).

[7] S. Muggleton and C.Feng.Efficient induction of logic programs. In Proc.the First International Workshop on Algorithmic Learning Theory,pp. 368-381,Tokyo,1990.OHMSHA.

[8] T.M.Mitchell,P.E.Utgoff, and R.Banerji. 実験による学習: 問題解決ヒューリスティックスの獲得と改善. 文献［6］, 第2巻, 第2章, pp.29-55. 1987.

[9] S. Muggleton, editor. Inductive Logic Programming (ILP-91). Academic Press, London, 1992.

[10] J.R.Quinlan. 効率的分類手法の学習とチェス終盤譜への応用. 文献［6］, 第1巻, 第5章, pp. 147-173, 1987.

[11] J.R.Quinlan. Learning logical definitions from relations.Machine Learning, Vol.5, PP.239-266, 1990.

[12] C.Rouveirol. Semantic model for induction of first order theories. In IJCAI91, pp.685-690, 1991.

[13] D.Sleeman and P.Edwards, editors. Machine Learning : Proc. the Ninth Inte'l Workshop

(ML92). Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1992.

[14] J.W.Shavlik, R.J.Mooney, and G.G.Towell. Symbolic and neural learning algorithms: An experimental comparison. Machine Learning, Vol.6,pp.111-143,1991.

[15] S.Tangkitvanich and M.Shimura. Recovery from multiple faults in relational theory. In ALT91, pp. 277-287, Tokyo, 1991. OHMSHA.

[16] F. Van Harmelen and A. Bundy. Explanation based generalization=partial evaluation. Artificial Intelligence,Vol.36,pp.401-412,1988.

[17] ウィンストン（長尾・白井訳）. 人工知能. 培風館, 東京, 1980.

[18] 伊藤秀一. MDLのパターン認識への応用. 人工知能学会誌, Vol.7, pp.608-614, 1992.

[19] 山西健司. MDL入門：計算論的学習理論の立場から. 人工知能学会誌,Vol.7, pp.435-442,1992.

[20] 松原仁, 半田剣一, 秋葉澄孝. 説明に基づく学習＋部分計算, 人工知能学会誌, Vol.6, pp.276-279, 1991.

[21] 沼尾正行. 説明に基づく学習－領域固有の知識を用いたアプローチ－. 人工知能学会誌, Vol.3, No.6, pp.704-711, 1988.

[22] 沼尾正行, 志村正道. メタインタプリタによる帰納的プログラム合成規則の学習. 人工知能学会誌, Vol.6, No.6, 1991.

[23] 石坂裕毅, 計算論的学習理論の状況. 人工知能学会誌, Vol.7, pp.17-19, 1992.

[24] 鶴田三郎, 石塚満.発想的知識生成のための命題論理知識ベースのコンパイル法. 人工知能学会誌, Vol.6, pp.117-123, 1991.

[25] 半田, 松原, 石崎. 学習におけるアナロジー. 人工知能学会誌, Vol.2, pp.44-51, 1987.

[26] 麻生英樹. ニューラルネットワーク情報処理－コネクショニズム入門, あるいは柔らかな記号に向けて－. 産業図書, 1988.

[27] 有川, 他. 特集：計算論的学習理論とその応用. 情報処理, Vol.32, pp.217-281, 1991.

3.2 AI基盤技術の動向

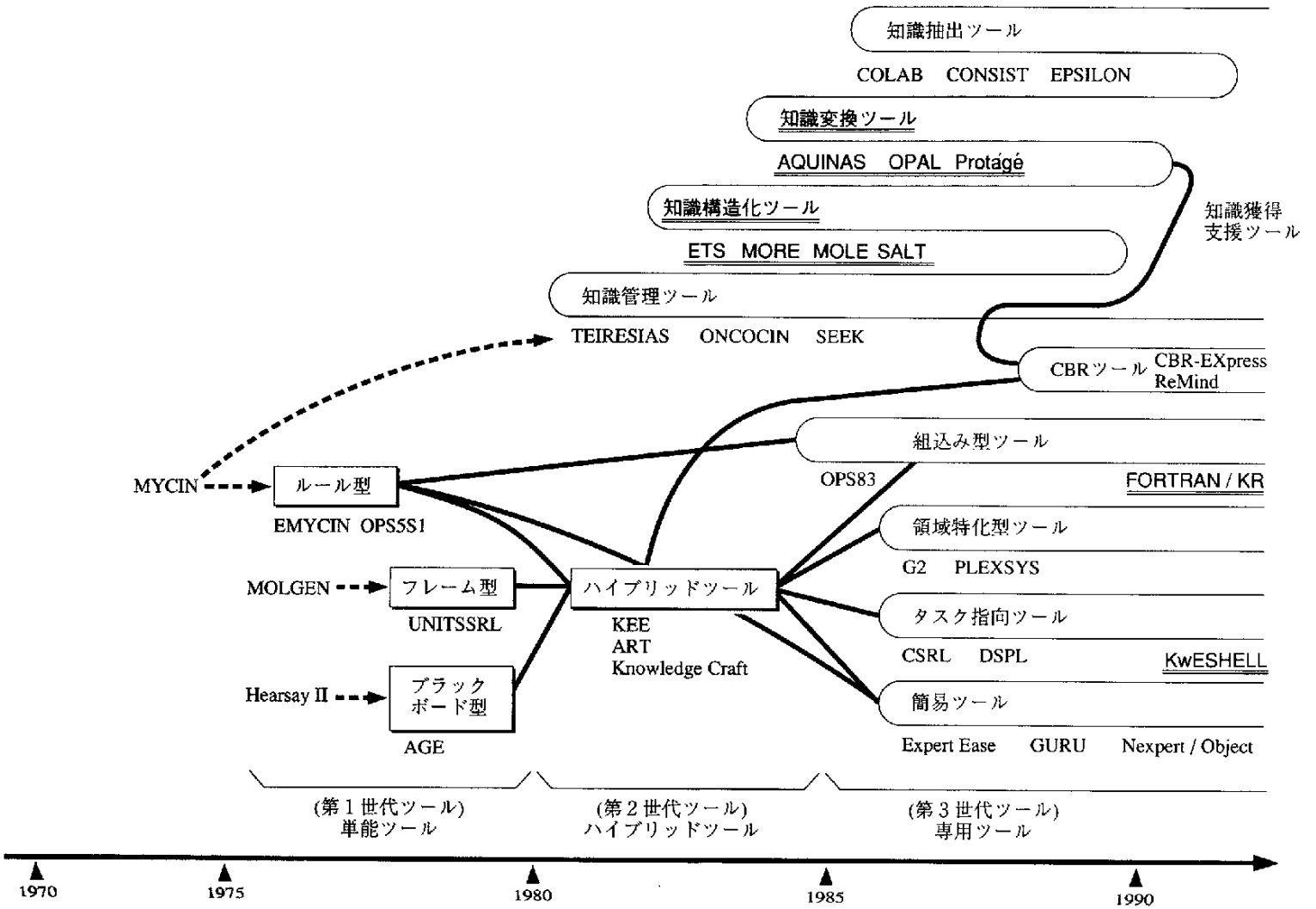
3.2.1 知識ベース技術

知識ベースシステムの性能は、第1に推論方式を含む知識ベースのアーキテクチャ、第2に知識ベースに含まれる知識の内容、量と質、ならびに、第3に知識の獲得や知識共有化の程度の三つの要素・技術のバランスによって定まる。第1の要素は、新しい知識表現言語・ツールの設計・開発の話題に関連する。第2の要素については、大規模知識ベースの研究開発やデータベースからの知識発見の話題が注目を集めている。第3の要素については、知識ベースシステムの流通・共有化を促進する目的でなされている標準化への活動が注目される。本節では、この3点を中心に、最近の知識ベース技術の動向についてとりまとめる。

(1) 知識表現言語・ツールの動向

知識表現言語・ツールについては、昨年までのAI白書（[3, 4, 5]）にもまとめたとおり、知識システム開発のためのツール、いわゆるAIツールとして研究開発が進展してきた（図表Ⅲ-1-6）。ツールには、その前身として、特定のエキスパートシステムを持つものが多い。第1世代のツールは、単一の知識表現・推論手法をサポートした。これら第1世代ツールに対し、1980年代に入ると、複数の知識表現をサポートする第2世代ツールが開発されるようになった。これらはハイブリッドツールと呼ばれる。これらの特徴としては、当初から商品として設計開発されていること、高価なLispマシンやワークステーション上で稼働すること、利用者インタフェース、特に開発者インタフェースが充実していることなどがあげられる。1985年以後は、AIツールはさらに分化し、対象分野や対象タスク、利用者レベルなど、さまざまな面からの専用化が進んでいる。これらの専用ツールを総称して第3世代ツールと呼ぼう。それ

図表Ⅲ-1-6　AIツールの発展



らは、従来型システムに組み込んで利用することを前提とし、推論の高速実行を特徴とする組込型ツール、対象とする業務に対する知識をあらかじめ保持し、特定分野の問題解決の効率化を図る領域特化型ツール、ジェネリックタスク（generic tasks）の概念をサポートするタスク指向型ツール、人工知能の概念について詳しくないユーザを対象とする機能の限られた簡易型ツールなどに分類することができる。

図表Ⅲ-1-6にまとめたツールは、商用化が進んだものを中心としているが、これらに使われる人工知能技術としては、1970年代から1980年代はじめに確立されたルールやフレーム、また、TMS、ATMSなどの概念に基づいており、必ずしも最新の研究成果を利用しているとはいえない。

その中で、この1年の新しい動きとしては、知識獲得の負荷を軽減し、システム開発を容易化するという主張のもとで、事例ベース推論（CBR；Case Based Reasoning）の概念を実装化したツール（例えば、Inference社のCBR-Express, Cognitive System社のRemind）などが発表された。CBRとは、過去の問題解決事例（問題の記述とその解法）をコンピュータ内に蓄えておき、新問題が与えられたときに、それに類似する事例（成功例・失敗例）を直接利用して問題解決を行うという推論方式である［2, 10］。CBRは、人工知能技術としては類推の手法を基礎としており、データベース技術と演繹的な推論技術の中間に位置づけられる。また、帰納的・演繹的な学習・知識獲得技術との関連も深い。

一方、知識表現の研究については、最近の報告［8］にもあるとおり、表現の豊富さと処理に必要な計算量とのトレードオフの関連についての研究が、著しく発展してきており、このような立場から知識表現言語・ツールを実現しようという研究が盛んになっている。これらの成果は商用のAIツールにはまだ実装されていないが、図表Ⅲ-1-7［18］に示すように、いくつかの注目すべき動向が読み取れる。それは、次のような項目にまとめられる。

・利用者に対するインタフェースとしては、従来のハイブリッドツールの概念、あるいは、Prologを中心とする論理型言語の概念を援用している。
・述語論理に基づく知識表現言語として有名なKL-one、Kripton［8］を先例にして、これらの延長線上で設計が行われている。
・述語論理、あるいは、その拡張または制約した体系で、言語の意味論について議論を展開している。
・制約型言語の機能を導入しているもの、時制論理の概念を実装しているものが多い。

これらの特徴は、一般利用者からみると理解しがたい面もあるが、推論を健全かつ完全なものにし、処理速度を低下させないためには重要である。これらの研究は、また、（演繹）オブジェクト指向データベースの最近の研究とも関連が深い［13］。その点では、新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)における演繹オブジェクト指向データベースの研究Quixoteの開発も、最近の知識表現言語・ツール研究の動向と一致するものである。

(2) 大規模知識ベースの動向

現在の知識ベースシステムに共通の問題点としては、ごく狭い範囲の問題についてしか機能を発揮できず、それを少しでもはずれるとまったく役に立たなくなってしまうことがあげられる。このような脆弱さを克服するには、大量の幅広い知識を蓄積するほかはない。エキスパートシステムが柔軟な適用能力を持ち、知識獲得が多少なりとも自動化され、自然言語処理機能がまともなものになるためには、大規模知識ベースが不可欠であるという認識は、この2、3年で急速に広まっている［19］。これらの状況については、AI白書1992［5］のハイライト技術として詳しい分析がなされている。

ここでいう大規模知識ベースとは、以下の点において、現在の知識ベースを単純に大きくしたものとは異なると考えられる。①特定の応用問題のみに利用することを想定していない。②広い範囲の情報を人間または他のコンピュータシステムに提供しうる

図表Ⅲ-1-7　最近の研究用知識表現・推論システム（[SIGART 1991] より）

システム名	開　発　者	概　　要
・RHET System	Allen J.F.	ホーン節に基づく；型推論機能を持つ；時制推論機能を持つ
・KRIS	Baader,F; Hollinder B.	Concept Language 研究に基づいた健全かつ完全な算法を使ったKL-one風のシステム
・King Kong	Bayer, S., Vilain, M.	関係ベースの知識表現を持つ、自然言語処理用の言語。KL-oneと同様概念と 関係に関する、継承機能を持つ
・LILOG	Bollinger, T., Pleta, U.	自然言語（ドイツ語）理解システム向けに開発された。ソート付一階述語論理用の問題解決器、整合性検査機能、TMSなどから構成される。
・Immortal	Chou, T. S-C, Winslett, M.	モデルベースの信念改定システム。論理的な意味論を実用的な形で実現した。知識ベースの因果的な最小の変化を効率良く扱う。
・Algernon	Crawford, J.M., Kuipers, B.J.	ネットワーク型知識ベースのアクセス限界を形式化したAccess-Limited Logic（ALL）に基づくツール。ALLでは、計算の手間は少ない。
・KRS	Gaines, B.R.	複数の標準知識ベースを管理し、他のサーバとのインタフェースを持つ知識表現サーバ。KL-one, Kripton 系のツール。
・MVL	Ginsberg, M.L.	一般化した真偽値を使う定理証明器。否定的なサブゴール、様相演算子を処理でき、推論プロセスを中断して部分解を得る機能を持つ
・ITL	Guarino, N.	PrologベースのIntentional Terminological Language。
・SB-ONE	Kobsa, A.	自然言語システムの概念知識ベースを構築するためのワークベンチ。
・Telos	Kramer, B.M., Chaudhri, V.K., Koubarakis, M. et al.	オブジェクト表現を中心に、演繹・制約を論理指向で、時間表現に区間表現を用いる。
・CycL	Lenat, D.B., Guha, R.V.	大規模知識ベースCycの記述言語。述語論理と制約を基本とする。
・LOOM	MacGregor, R.M.	分類器を中心とする推論システム
・K-Rep System	Mays, E., Dionne, R., Weida, R.	エキスパートシステム開発を目的とするKL-one風の知識表現言語。FAMEシステム開発の経験に基づく。
・Socratic Sequent System	McAllester, D.A.	Tractable Language理論に基づく、強力かつ高速なシステム。
・JOSIE	Nado, R., Baalen, J.V., Fikes, R.	述語論理ふうの表現言語によるassert, Retract, query機能；default sentential 表現；前向き推論；JTMS；Frame；制約機能を持つ
・CLASSIC	Patel-Schneider, P.F., et al.	Terminological logicに基づくKL-oneふうの言語。表現力と計算容易性のトレードオフを十分考慮している。
・BACK	Peltason, C.	項記述言語に基づき、対象領域のterminology表現、object表現、データベースアクセスをサポートする。
・CAKE	Rich, C.	プログラマの弟子プロジェクト向けに開発したハイブリッド知識表現・limited Reasoning システム。
・SNePS	Shapiro, S.C.	自然言語を使う知的システムの信念を表現するための意味ネットワーク処理言 語。
・Joshua	Shrobe, H.E.	異質に作られた知識ベース群に一様な方法でアクセスできるツール。オブジェクト指向の概念に基づく。
・Epikit	Singh, N., Genesereth, M.	Knowledge Interchange Format（KIF）で記述したデータベースを操作するためのCommon Lisp パッケージ。

能力を持つ。③人工知能技術のみにとらわれず、コンピュータまたはそれに支援された問題解決機能の高度化に必要な技術（数値計算、データベースなど）を包含する広い方法論に基づいている。④個別の知識システム開発における部品として共通に利用しうる［6,17］。⑤この実現には、人手による知識の投入・自然言語によるインタラクション・発見による自律的な学習の3段階が必要である［15］。

現在進行中のプロジェクトとしては、米国MCCで実施されているCyc（サイクと読む）プロジェクト［14］、ならびに、わが国のEDRによる電子化辞書プロジェクトが有名である［12］。

Cycプロジェクトは、究極的には、コンピュータに常識を持たせることを目的として大量の知識の蓄積とそれに対する推論機能の実現を狙っている。これは機械による学習を開始するための種となる知識を整備する第1段階に相当する。これは、従来の人工知能研究が、避けていた知識の量に関する問題に正面から挑戦するもので、知識を重視するという知識工学の考え方を究極まで推し進めたものと考えることができる。

EDR電子化辞書では、広い範囲の自然言語処理を行う上で必要最小限の常識・推論能力をコンピュータに与え、自然言語の表層的な意味に関する常識ベースを構成することを狙っている。日本語・英語からなる単語辞書、単語辞書で定義された概念についての知識が記述される概念辞書、言語の言い回しに関する情報を記述した共起辞書、日本語・英語間の見出しの対応を与える対訳辞書の4種類の辞書から構成され、これらを有機的に結合して利用する。

Cyc、EDR電子化辞書は、どちらも一般的な知識を対象とするものであるが、一方、従来のエキスパートシステム向きの知識ベースと同様の専門知識を中心としながら、それらの対象範囲と深さとを拡張してさまざまな応用問題に柔軟に対応できる共用知識ベースの実現を図るものとして、次節でも紹介する、Carnegie GroupなどによるIMKA［11］とUSC, Stanford大学を中心とするKSE（Knowledge Sharing Effort）［16］などのプロジェクトがある。また、わが国では、ASTEMにおいて実施されている大規模知識ベースプロジェクトはコンピュータシステムによる問題解決機能の高度化という点でこれに近い性格を持っている［6］。

現在のところ、大規模知識ベースに関する研究開発は、いずれも進行中の段階であり、その成否は明らかでない。一部成果が公表されたCycの利用例として自然言語処理への適用［7］とソフトウェア開発への適用［9］がある。ここでは、新しい研究・開発例として後者について述べる。

これは、企業組織において個別に開発された情報システム・情報資源の利用と変更において、Cyc知識ベースを整合性維持のための全体スキーマとして用いるものである。この方法論は次の原理に基づいている。①情報資源統合化のために、既存データ・既存応用システムを変更・変換することを避ける。②新しいタイプの情報を必要としない限り利用者は、統合システムのために新しい言語を使う必要がない。③情報資源は独立に統合化でき、新しい資源が加えられたときにも、統合化のためのマッピングを変更する必要がない。システム実現のために、資源統合化ツールとトランザクション処理ツールが開発されており、ここでは、Cycのコンテクストの機能が援用されている。この方式で、実用上十分かどうかについてはあまり議論はなされていないが、大規模知識ベースの応用として注目に値する研究である。

(3) 知識ベース技術の標準化を目指して

知識ベースシステムは、従来、知識がゼロの状態から開発されてきた。似た分野のシステム開発に当たっても、以前に開発したシステムの知識ベースを再利用することはされていなかった。しかし、知識システム技術の一層の普及に当たっては、データベースでの共有化・標準化の発展と類似した形での、知識ベースの共有化・標準化が不可欠である。

わが国では、今のところ、ツールベンダー、ある

いは、知識システム開発者の「すみわけ」がある程度進んでいるため知識ベース技術の標準化活動は顕在化していない。しかし、上述したような、大規模知識ベースの開発や知識システムの共有化が進むとこのような標準化の動きは重要な課題となろう。米国では、実際に知識システムの標準化に対する活動が活発化している［1, 21］。この概要は図表Ⅲ-1-8のようにまとめられる。そのうち代表的な活動には、次のようなものがある。

①KSE（Knowledge Sharing Effort）

米国国防省が主なスポンサーとなり、USCならびにStanfordの研究者が中心となって知識の共有化（Knowledge Sharing）を目指して実施している研究活動。知識（ベース）の交換を促進する形式（KIF; Knowledge Interchange Format）、中間言語（Interlingua）の設計・開発、知識システムの共通仕様の定義、外部インタフェースの定義、共有・再利用可能な知識ベースの開発の研究を行っている［16］。

②IEEE P1252（IMKA; Initiative for Managing Knowledge Asset）

もともと、Carnegie Groupが、DEC、TI、Ford、US West各社とともに始めた活動。現在のAIツールの欠点を克服し、特に、統合型知識システムで、高速かつ柔軟に利用できるようなツールの仕様をまとめ、その実現を目指している。現在は、この仕様が決まった段階だが、次のプロジェクトでは、KQML（Knowledge Query Manipulation Language）という知識操作のための標準言語の仕様を定めるとともに、データベース操作言語の事実上の標準であるSQL、KQMLとのインタフェースを定義しようとしている［11］。IMKAは、プロジェクト開始当初は、マルチクライアント・プロジェクトであったが、これが、現在IEEEの標準化活動の一つになってきている。

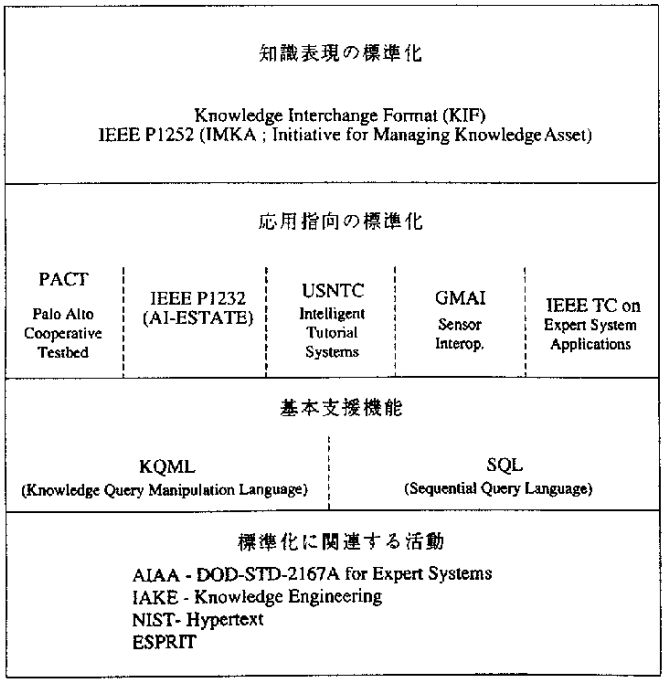
③IEEE P1232（AI-ESTATE;Expert System Standards for Test and Diagnosis）

機器のテスト・診断を目的としたさまざまなエキスパートシステムに対して標準化を促進しようという試み。テスト機器の記述言語、テスト環境の記述言語の定義などを行っている。

④AIAA (American Inst. of Aeronautics and Astronautics）の活動

航空宇宙分野のエキスパートシステム開発において、開発方法論、AI用語の標準化をすすめ、同時に、AIツールの選定基準を作ろうという試み。開発方法論については、米国国防省の開発標準（ウォーターフォール型開発標準）をエキスパートシステム向けに改善しよう

図表Ⅲ-1-8　知識システムの標準化へ向けての活動のまとめ



出展：World Congreus on Expert Systems (1991年12月)
Floridaにて開催)におけるパネルディスカッションより
(Copy Right: R. Glenn Wright, GMA Industries, Inc.)

としている。

⑤IAKE（Int. Assoc. of Knowledge Engineers）の活動

知識技術者の資格試験を実施するなかで、AI技術の・用語の標準化を進めていこうという試み。資格試験のための参考資料として、内容の豊富な知識技術者ハンドブックを出版している［20］。

これら多くの活動が存在するのは、米国における以下のような事情によるものと考えられる。

・人工知能研究の成熟につれ、AI研究者の間で今後の研究の主導権を握ろうとする活動の一貫として標準化・共有化のキーワードが必要となったこと。

・標準化活動に合わせて新たなツールを開発し、それをビジネスに直結させたい、ツールベンダー・ユーザのグループが存在すること。

・軍やNASAなどに大規模システムを納入しているソフトウェア開発会社において、知識システム開発の必要性が高まっているにもかかわらず、知識システムの評価基準が定まっていない現状に対し、不満・不安が高まっていること。

標準化へ向けての活動が盛んになることは好ましいが、その一方で、標準化活動の数ばかりが増加するのはいたずらに知識システム技術に混乱を引き起こすのみである。その意味で、これらの標準化活動に対してかなり強行な反対意見も多く見られる。現在のところ、標準化活動の影響はわが国には及んでいないが、知識システムを輸出するシステムや商品に組み込んでいる場合などには、問題が生ずる可能性もある。また、知識システム開発・実用化の先進国であるわが国にも、さまざまな形で意見を求めてくることもあろう。今後の動向に注目していく必要がある。

<参考文献>

[1] Wright, R.G., (ed.) : Working Notes on the AAAI Workshop on STandards in Expert Systems. 1991.

[2] 人工知能学会誌: 特集「事例ベース推論」. Vol.7, No.4, 1992.

[3] ICOT-JIPDEC AI センター編：人工知能の技術と利用－AI白書－. 1990.

[4] ICOT-JIPDEC AI センター編：AI白書1991－人工知能の技術と利用. 1991.

[5] ICOT-JIPDEC AI センター編：AI白書1992－人工知能の技術と利用. 1992.

[6] ASTEM: 大規模知識ベースの動向と課題. 1990.

[7] Barnett, J.: Knowledge and Natural Language Processing. Comm. ACM, Vol.33, No.8, pp.50-71, 1990.

[8] Brachman, R.J.: The Future of Knowledge Representation. Proc. AAAI-90, pp. 1082-1092, 1990.

[9] Collect, C., Huhns, M.N., Shen, W.-M. : Resource Integration Using a Large Knowledge Base. IEEE Computer, Vol. 24, No. 12, pp.55-63, 1991.

[10] ICOT. KSA/KAR サブワーキンググループ報告書：事例ベース推論の研究動向に関する報告書. 1990.

[11] Carnegie Group, et al.: IMKA Software Specification Phase 1, Knowledge Representation. 1990.

[12] 日本情報処理開発協会: VLKB計画. 1991.

[13] 情報処理: 特集: オブジェクト指向データベースシステム. Vol.32, No.5, pp. 489-613, 1991.

[14] Lenat, D.B., Guha, R.V.: Building Large Knowledge Based Systems. Addison-Wesley, 1990.

[15] Lenat, D. B., Feigenbaum, E. A.: On the Thresholds of Knowledge. Artificial Intelligence, Vol. 47 (Special Volume: Foundations of Artificial Intelligence), pp. 185-230, 1991.

[16] Neches, R. et al.: Enabling Technology for Knowledge Sharing. AI Magazine, Vol. 12, No. 3,pp.36-56, 1991.

[17] 西田豊明: 大規模知識ベースへの試案. 電子情報通信学会AI研究会／人工知能学会KBS研究会資料, 1992.

[18] SIGART BULLETIN: Special Issue on Implemented Knowledge Representation and Reasoning Systems. Vol.2, No.3, 1991.

[19] 寺野隆雄: Cyc大規模知識ベース - 知識への第1歩か? 非常識な計画か? コンピュータ科学, Vol. 1, No. 2, pp. 114-118, 1991.

[20] White, M., Goldsmith, J. (eds.) : Standards and Review Manual for Certification in Knowledge Engineering. Systemsware-Corp., 1990.

[21] Wright, R.G.: An Overview of Expert System Standards Activities. Proc. the World Congress on Expert Systems. pp. 656-659, 1991.

3.2.2 自然言語処理

自然言語は、人間がコミュニケーションを図る場合に最も一般的に用いられる道具であり、これを、計算機に理解させることが自然言語処理の目標である。特に、本稿では、自然言語の文・表現の意味、コミュニケーションにおける働きや機能を明確にし、それらを解釈・処理することを自然言語処理の目標と考えることにする。したがって、ここでは、自然言語の"意味"を理解するための技術について、現在までの研究開発の流れを概略的に紹介し、さらには、今後の動向に関して展望を示したい。

自然言語処理技術の深化により、

a. 計算機が人間同志のコミュニケーションの仲立ちをする、

b. 計算機がより使いやすくなり、日常生活に溶け込む、

といったことが可能となる。また、具体的な応用事例ではないが、計算機に自然言語を理解させることにより、

c. 人間のコミュニケーションや思考・心理の性質についての理解、

を深めることができるという科学的な成果に対する期待も自然言語処理研究の主な動機の一つである。

自然言語処理の具体的な応用としては、上記aの方向にあるものとして、文書作成支援システム、機械翻訳システム、文書要約システムなどが、bの方向にあるものとしては、いわゆる自然言語インタフェースシステムがあげられる。

(1) 自然言語処理研究の現状と問題点

計算機黎明期における機械翻訳研究に始まり、今日まで、さまざまな手法が提案され、各時点で一里塚となるようなシステムが開発されてきたが、自然言語処理技術はまだ本格的な実用化のレベルには達していないということができる。

1980年代初期においては、計算機パワーの飛躍的増大、知識表現・推論などの関連技術の進展を背景に、90年代前半において、かなり実用性の高い自然言語処理技術の確立が社会的に期待されたが、現時点では、次世紀に持ち越されることになるだろうという予測が大半を占めている [1]。また、具体的な数値をあげて示すことはできないが、計算機科学分野の一般学会・雑誌における自然言語処理応用システムに関する論文投稿件数に関しても、ここ数年減少の傾向が見られる。

これらの事実は、自然言語処理技術の停滞を意味しているわけではない。実際、80年代には、計算言語学 (computational linguistics) における文法理論の発展と文法の開発、柔軟性の高い効率的な文解析・文生成手法の開発、文・文章の意味を表現するための体系の提案など、自然言語処理の要素技術に関して、重要な成果が得られた。当然、未解決の課題も数多く残されているものの、全般的には、自然言語処理技術は着実な進展を遂げてきたといえるだろう。

未解決の課題の中には、知識や文脈の処理といった大きな問題が含まれているが、これらの困難な問題に対しては、もともとそれほど楽観的な予測がなされていたわけではない。そういった問題を対象外としたときに、現時点で、自然言語処理の抱える大きな問題は、自然言語処理応用システムの構築のための方法論が十分に整理されていないことといえるのではないだろうか。例えば、ある文(s1)が解析できるシステムを拡張して、構文的に少しだけ異なる文（s2）を解析可能としようとする場合を考えてみる。本来ならば、二つの文の差異の部分に関してだけ、文法規則なり、意味解釈規則を追加・修正すれば事は足りそうなものであるが、現実問題としては、s2 の解析のための規則を新たに追加したり、さらに悪いことには、s1 の解析のために用いられる元の規則を修正したりする必要が生じてしまうことが多い。

つまり、構文解析、意味解析などの要素技術に関して、単独では十分に利用できる道具立てが揃っていたとしても、システム化の段階で、問題が生じることが多い。この種の問題は、たいていの人工知能応用システムに見受けられるものではあるが、自然言語処理においては特に顕著に現れるように思われる。エキスパートシステム（expert systems）や知識応用システム（knowledge-based systems）においては、システム開発方法論や開発支援ツールの整備が進みつつあるのとは対照的である。

⑵ 自然言語処理パラダイムの推移

ここで、なぜ、自然言語処理において、システム化あるいは個々の技術の統合化が困難であるのかを考えてみることにする。よく使われる対比であるが、プログラム言語などの人工言語と自然言語を比較してみることにする。

まず、人工言語では、語彙が限定されており、文・表現の構造が単純であり、かつ、その意味も明確である。ところが、人工言語と比較すると、自然言語は、豊富な（人工言語からみると冗長な）語彙からなり、文・表現の構造は多様であり、さらに、その意味も一意に規定しがたい。

以上の特徴から、人工言語では、形態素解析、構文解析、意味解析という処理を順番に進めることによって、文の意味を解釈し、例えば、コマンド列に翻訳し、それを実行することができる。ところが、自然言語の場合は、文の構造も一意に決まらないし、その曖昧性を解消するために、例えば、単語の意味的な性質を利用しようとしても、そこにまた曖昧性が生じるため、一般には、人工言語の場合のように、文の意味解釈結果を一意に決定できないことが多い。

状況理論・意味論などにおいて、よく言われることであるが、自然言語の特徴は、

・情報の部分性(partiality)

　文それ自体の意味は、ある事柄や状態を完全に記述するものではなく、文脈なり常識なりによって情報を補うことによって、初めて、完全な情報が得られること

・効率性(efficiency)

　言語が人間のコミュニケーションにとって便利な道具であるのは、同じ文が、異なる状況では、異なる意味を持つこと

にある。これらの特徴により、文の意味を理解する場合に、文を形成する単語の意味をそれぞれ調べ（形態素解析）、構文的な構造を抽出し（構文解析）、その構造に従って、文全体の意味を構成する（意味解析）という単純な図式がうまく機能しなくなるという事態が生じる。

つまり、多品詞語、多義語、構文的・意味的な曖昧性といった問題が生じ、さらに、それらが互いに関連し合うという事態が生じる。したがって、形態素、構文、意味、文脈などの処理をいかにして統合・融合し、全体として効率的で的確な処理を実現するかということが、自然言語処理の重要課題となってきた。

すなわち、統合的な自然言語処理システムを構築するための方法論、あるいは、統合的な自然言語処

理のためのパラダイムの追及という点が、個々の要素技術の確立と同様に、あるいは、それ以上に重要な自然言語処理研究のテーマであるということができる。

これまでの自然言語処理システムにおいては、多少の違いこそあれ、基本的には、形態素解析、構文解析、意味解析、文脈といった処理を直列的に行う構成がとられていた。また、「全体（文）の意味は部分（単語、句）の意味から構成的に定義される」という構成性原理(compositionality principle)の影響を強く受けたシステム設計が多数を占めていた。直列的システム構成や構成性原理に基づくシステム設計は明解であり、かつ、個々の処理を独立に扱えるという利点があったが、実は、自然言語処理のように、各レベルの処理の間に密な相互作用を要する問題には必ずしも向いていないことも明らかとなってきた。このような背景のもとで、以下で紹介するように、構文処理と意味処理、さらには文脈処理を同時に行うための研究が数多く行われてきた。

例えば、構文解析と意味解析を同時に行う(統合する)ことを考えた場合、次にあげるようなアプローチが考えられるだろう。

1. 手続き的統合

構文解析処理(パーサ)と意味解析処理を意味マーカ(semantic markers)などのデータを介して手続き的に結合する。

2. データ的統合

構文解析処理と意味解析処理において用いられる構文的情報と意味的情報を同一もしくは相似したデータ形式で表現し、それらの情報を同じ操作を用いて処理する。

3. 処理的統合

2のデータ的統合をさらに発展させ、構文解析と意味解析の処理自体を同一の原理で行う。

データ的統合における重要なポイントとして、情報の表現とその操作を分離することができることがある。この点については、3章で説明する。データ統合において用いられる情報の表現形式は、論理式、素性-値対構造（フレーム、素性構造）、意味ネットワークなどのネットワーク構造など、いわゆる宣言的表現形式であり、基本的な操作は、単一化(unification)やスロット充足(slot filling)といったものとなる。したがって、データ的統合は、宣言的表現に基づく処理パラダイム（宣言的パラダイム）による統合と考えてよい。

注意すべきことは、データ的統合においては、基本的には構文解析と意味解析という処理モジュールが分離されているが、処理的統合においては、すでに両者の処理も基本的には同じものとなり、処理モジュールとしての明確な区別はないことである。つまり、処理的統合においては、構文的な情報を処理している過程か意味的な情報を処理している過程かという違いしかなくなってしまう。すなわち、処理的統合においては、直列的システム構成はありえない。

したがって、処理的統合において重要なポイントは、構文的、意味的、文脈的情報が必ずしも系統的に（順を追って）与えられないが、それらを統合するための処理原理とはなにかということである。

それらの自然言語処理システムを、処理の統合という観点から眺めるにあたって、ここでは、かなり大まかなものであるが、図表Ⅲ-1-9のような分類を考えることにする。

具体的な研究例の紹介は次章以降にあげるが、大まかにいって、自然言語処理研究のパラダイムは、この順番に推移してきたということができる。また、

図表Ⅲ-1-9　自然言語処理のパラダイムの分類

手続き的パラダイムに基づくシステム	各処理モジュールの手続きによる統合
宣言的パラダイムに基づくシステム	各処理モジュールのデータ形式の統一による統合
制約パラダイムに基づくシステム	各処理モジュールの同一化

このパラダイムの推移は、プログラミング言語における、手続き型言語、宣言型言語（関数型、論理型など）、制約言語という推移に沿っていることも注意しておきたい。プログラミング言語における発展が、自然言語処理のパラダイムに反映されるのは当然として、逆に、自然言語処理研究がプログラミング言語の新しいパラダイムに影響を与えたということもできる（注1）。

また、個々のシステムの特徴としては、これらのうちのどのパラダイムに基づくものかということとは別に、直列的ー同時並行的、即時的ー漸進的といった処理の形態・制御に関する分類をあてはめることができる。

一般的な性質としては、手続き的パラダイムにおいては、直列的かつ即時的、宣言的パラダイムにおいては、同時並行的かつ即時的、制約パラダイムにおいては、同時並行的かつ漸進的であるということができよう。

ここでは、解析・生成などの要素技術のそれぞれについて解説を行うのではなく、自然言語処理システムの構築のためのパラダイムの推移と今後の展望という点に関して概略を紹介していくことにする。

以下、(3)では、70年代までの自然言語理解技術の推移と、そこでの代表的パラダイムであった手続き的パラダイムを、(4)では、単一化文法理論（unification grammar）を中心に80年代の代表的なパラダイムであった宣言的パラダイムを、(5)では、80年代末から今日に至り注目を集め、今後の代表的なパラダイムとなっていくものと考えられる制約パラダイムを解説する。

(3) 手続き的パラダイムに基づくシステム

1970年代までの自然言語理解技術の経緯については、[2] を参照されたい。以下では、代表的なシステムを例に挙げ、手続き的パラダイムについて紹介する。

①キーワード・パターンによる手法

初期の自然言語処理システムでよく利用されていた手法が、文型や文中のキーワードを調べることによって、文の意味を特定するというものである。取り扱える文型が限られており、文の意味も文型・キーワードから一意に特定できる場合が多い。

WizenbaumのElizaは、キーワード・パターンを用いたシステムの中で最も有名なものであり、実現されている対話例は、一見すると極めて自然に見える。しかし、実際に行われていることは、ユーザの入力文中からキーワードを抽出し、対応するパターン照合（pattern matching）のためのテンプレートと変換規則を用いて、応答文を生成するというものであり、実際には、文の構文的構造や意味の理解とはいえない。

また、対話例も、よく見てみると、内容的に知的なものではなく、ユーザをうまく誘導して、対話を進めていることがわかる。つまり、システムからユーザに対して、意味のある情報を提供することはできない。

結局、Elizaは、対話をどう進めるかという認知的な戦略という点では意義があるが、自然言語の理解という点に関しては、特筆すべきことはない。

Elizaでは、何らかの形で文の意味を把握しようという試みがなされていなかったため、ユーザに対して、意味のある情報を提供することができなかったが、この点について解答を与えようという試みとして、RaphaelのSIR (Semantic Information Retrieval)、BobrowのSTUDENTがあげられる。

これらのシステムは、文型パターンやキーワードを利用するという点では、Elizaと類似の手法を用いているものとみなすことができるが、限定された対象問題に関して、文の意味を抽出し、比較的単純な推論やヒューリスティクスを用いることによって、問題解決をし、応答を決定するところ

(注1) A.Colmerauerは論理型言語Prologを開発したが、Prologの原型となったSystem-Qは、自然言語解析用のシステムであった。

が異なっている。

SIRは、制限された英語文を受理し、そのパターンに従って、データベースにデータを登録したり（平叙文）、データベースの検索を行う（疑問文）システムである。入力文の意味は、ある限定されたデータ形式を持つデータベースへの登録コマンドや検索コマンドとして解釈される。

一方、STUDENTは、同様に制限された英語文を受付け、入力文として与えられた代数の問題を解くシステムである。入力文の意味は等式として解釈され、それを解くことによって未知変数への代入を返すことができる。

このように、どちらのシステムも、文の意味を解釈し、簡単な推論を行うことに特徴があり、また、うまく設計されたヒューリスティクスを利用して、入力文中に明示的に示されていない情報を用いて応答ができるようになっているため、ある程度知的な対話が実現できている。

問題点としては、入力できる文の種類が限定されており、そのパターンに従って文の意味が一意に特定されてしまうため、柔軟性に欠けることがあげられる。

そのため、これらのシステムにおいては、基本的には、構文的処理、意味解析、応答生成などの過程は直列的に行うことができるが、それは、自然言語の構造や文の意味の多様性を捨象し、限定された範囲内で、自然言語の理解をする点に成功の鍵があった。しかしながら、逆説的になるが、このようなアプローチの下で扱える自然言語は、実は、疑似自然言語といえるようなものでしかあり得ない点に問題がある。すなわち、自然言語の特徴である、情報の部分性や効率性を排除したということができる。

②知識に基づく手法

前述のシステム群の問題点を解決し、より広い範囲の言語表現（文）を対象とするシステムを開発するために、文の構文的あるいは意味的な解析を行うに際して、構文的知識、対象とする問題に関連する知識を導入し、それらの知識を参照することによって各処理を統合する手法が試みられた。これを知識に基づく(knowledge-based)手法と呼ぶ。

キーワード・パターンを用いた手法と対比した場合、自然言語文の構造的な解析（構文解析）を行い、その構造に従って意味を抽出すること、構文解析・意味解析の過程において、対象世界の知識を活用し、構文的・意味的な曖昧性の解消(disambiguation)を行ったり、単語や句の指示する対象物(referent)の特定を行ったりすることが特徴としてあげられる。

知識に基づく手法によるシステムの代表としては、まず、T. Winograd の SHRDLUがあげられる。この有名なシステムは、積木の世界を対象とした対話システムであり、言語学的な知識と推論を融合することによって、ユーザの陳述(statement)や命令を受け付け、世界の状態やシステムの動作の事由に関する質問に答えることができた。

まず、SHRDLUにおける処理の統合について、簡単な例を用いて説明することにする。

例えば、SHRDLUに対して、"Which support the red pyramid?" という質問をしたとする。この時、問題となるのは、定名詞句(definite noun phrases) "the red pyramid"が指示する対象物は何かということである。SHRDLUは、入力文を構文解析するが、その過程で、名詞句が構成されたことがわかると、積木の世界（データベース）や文脈情報を参照し、その指示対象を特定しようとする。最も単純な場合は、データベース中に赤いピラミッド（red pyramid）がただ一つしかない場合であり、この場合は単純にデータベースを参照すれば、指示対象を特定できる。少し複雑な場合は、例えば直前のユーザの質問が、"Is there a pyramid behind a large block?" であり、それに対して、SHRDLUが、"Yes, two of them. A blue

pyramid and a red pyramid." と回答したような場合であり、この場合は、文脈的情報を参照する必要がある。

SHRDLUは、システミック文法(systemic grammar)に基づく文法規則に従って、入力文を解析するが、文法規則はProgrammerという文法記述用のプログラム言語で記述されており、文法規則が手続きとして実行されるようになっている。また、文法規則に手続き呼び出しを埋め込めるようになっているため、構文解析中に、意味処理や文脈処理あるいはデータベース参照などの処理を埋め込むことができる。つまり、SHRDLUは、言語学的な知識も含めて、あらゆる知識を手続きの形で表現し、それらの手続きを組合せることで、処理の統合を試みたシステムと位置づけることができる。

名詞句の指示対象を特定するという問題は、一般的には難しい問題を含んでおり、SHRDLUが扱える範囲も限られてはいるが、手続き的な処理の統合というパラダイムにより、構文解析処理中に、データベースや文脈を参照する処理を取り込むことによって、この問題に対する有効な解答を提供したところにSHRDLUの意義がある。

SHRDLUで実現された対話は、極めて印象的なものであり、以降の自然言語処理研究に大きな影響を与えた点のみならず、それまであまり明確でなかった、「自然言語を理解する」とはどのようなことかという点に対して、確固としたイメージを与えた点に、その功績がある。

その他の手続き的パラダイムに基づく代表的なシステムとしては、R. Schankらによる一連のシステム(Mergie, SAM, PAM)をあげることができる。

これらのシステムは、Schankの提唱した概念依存関係理論(Conceptual Dependency Theory)に基づくものであり、物の物理的移動(PTRANSという)、心理的な情報の移動(MTRANSという)などのごく少数の抽象的な意味素(semantic primitive)から構成される概念依存関係(CD)を用いて、句や文の意味を表現するところに特徴がある。意味素は、自然言語とは独立な中間表現であり、意味マーカと同様に、動詞の格割り当てに対する意味的な選択制限を適用するために用いられる。また、ごく少数の抽象的な意味素しか設定されていないため、言い替えや要約に対応した推論処理が容易であることも特徴である。

また、かれらのシステムでは、文法的な知識をほとんど使用しない（逆に、構文的構造の解析が不要であることを主張している）ことも特徴としてあげられる。

処理の統合という観点から見ると、まず、ごく限られた文法的知識が、手続きとして埋め込まれていることが特徴としてあげられる。例えば、平叙文の先頭には名詞句（主語）があること、他動詞の次には名詞句（目的語）がくること、などの知識が手続きとして埋め込まれている。場合によっては、「文中のそれ以降の部分で、名詞句が発見されたら、これこれの処理をしろ」といった処理手続きがデーモン(daemon)として起動され、処理開始のための必要条件が満たされる（名詞句の発見）のを待ち合わせたりする。

基本的には、自然言語表現は、対応するCD表現を導入するキーとして用いられ、CD表現のネットワークを構成することが、処理の中心となる。したがって、SHRDLUが構文解析を中心に意味処理、文脈処理を統合するという構文主導型の統合であったのに対して、意味（もしくは中間表現）主導型の統合ということができるかもしれない。

Mergieは、このような処理の下で、文の意味をCD表現のネットワークとして表し、それらを参照することにより、ユーザとの質問応答を行うシステムであった。SAM(Script Applier Mechanism)やPAM(Plan Applier Mechanism)では、予測(expectation)を導入することによって、自然言語で明示的に与えられていない知識を用いて自然言語を理解する手法が試みられた。つまり、出来事

(SAM)や行動(PAM)に関する典型的な情報を用意しておいて、文の解析結果として得られるCD表現を引金(trigger)にし、それらを参照することにより、文脈的処理あるいは常識に基づく処理を統合しようという試みである。こういった機構を導入することによって、"John went to a restaurant. He sat down. He got mad."という入力を受けて、なぜJohnが怒り出したか（例えば、給仕が来なかったから）という説明を与えたり(SAM), "John wanted to go to a movie. He walked to the bus stop."という入力を受けて、Johnは映画館にいくためにバスに乗ろうとしたという説明を与えたりすることが可能となる。

(4) 手続き的パラダイムから宣言的パラダイムへ

前項(3)で解説した手続き的パラダイムに基づくシステムは、構文的、意味的、文脈的処理の統合が有効であることを示し、自然言語理解とはどういうものかを具体的に示したが、同時に、いくつかの課題を残した。

①どのように対象世界を拡大するか?
②構文、意味、文脈の統合のためのアルゴリズムをどう拡張・精錬するか?
③いかにして文単位の理解から談話理解に移行していくか?

これらの課題を解決する際に、問題となったのは、構文的情報、意味的情報、文脈的情報の相互作用(interaction)が手続きとして、処理過程の中に埋め込まれていることであった。

そのため、表現すべき情報や知識が、手続きと不可分になってしまい、システム設計上の見通しを悪くしてしまっていた。さらには、それらの情報の相互作用がどのように行われるべきかという制御を規定しなくてはならないため、処理の柔軟な統合が困難になっていた。

このような問題点を解決するため、データ、情報、知識の表現とそれらの処理を明確に分離しようという試みが始められた。基本的なアプローチは、形式的によく定義された表現形式を設定し、さらに、その形式で記述された表現を扱うための基本操作を設定するものといえる。このようなアプローチに基づくシステムを宣言的な(declarative)パラダイムに基づくシステムと呼ぶことにする（注2)。

宣言的パラダイムに基づくシステムの例としては、まず、Prologを代表とする論理型言語を用いたシステムがあげられる。先にも触れたように、ColmerauerのPrologの原型となったのは自然言語処理用のシステムであり、両者の関連性の強さはこのことからも分かる。

論理型言語による自然言語処理は、まず、WarrenとPereiraによる構文解析システムDCG (Definite Clause Grammar)において、その基本的な枠組みが形成されたといってよいだろう。DCGの重要なポイントは、

①文脈自由文法規則と限定節(definite clauses)の対応
②情報、知識の表現形式としての項(term)
③情報、知識の基本操作としての単一化

の3点としてよいだろう。①の対応は具体的には、

```
sentence -> noun-phrase verb-phrase
```

という文脈自由文法規則に対して、

```
sentence -> noun_phrase, verb_phrase
```

というDCG規則を対応させるもので、このDCG規則は、

```
sentence(S0,S) :
- noun_phrase(S0,S1),verb_phrase(S1,S)
```

(注2)　1970年代中期に、宣言的知識と手続的知識に関する論争が行われたが、ここで宣言的知識といっているのは、基本操作という形で、手続的知識も含んでいる。この名称は、Prologに代表される宣言的プログラミング（言語）との関連から付けたものであるが、実際には、もう少し広い意味で解釈されるべきものである。

という限定節に展開される。この限定節をPrologのプログラムとして実行することで、下降型-深さ優先の構文解析ができる。さらに、DCGでは、規則に任意のPrologプログラムの呼び出しを付記できるので、それを用いて、構文解析中に、意味処理や文脈処理を行うことが可能となっている。

また、ここで、特に強調しておきたいのは、単一化の重要性である。単一化操作は、二つの項を構文的に等しくする変数への代入を求めるものであり、データ・情報を値や構造（項）のレベルで共有するための基本的な操作と考えられる。

また、代入が双方向に与えられること(f(a,X)とf(Y,b)の単一化はX=b,Y=aとなる)、部分的な代入が得られること(f(X,Y)とf(Z,a)の単一化はX=Z,Y=aとなるがXとZには代入は具体的には決らない)により、処理の統合を自然に行うことができる。

つまり、構文、意味、文脈の各処理が、データ・情報(項)を共有するならば、それぞれの処理が共有しているデータ・情報を具体化していくことによって、互いの処理結果を参照し合うことができることになる。例えば、構文解析を例にとると、拡張遷移網などのパーサで、意味マーカなどの意味的情報を用いて、選択制限を行う場合を考えてみる。処理の内容は、動詞speakの主語（もしくは動作主）は人間でなくてはいけないと定義されている場合に、"John speaks"という文が適格かどうかを判定し、適格ならば、speakの意味構造の主語もしくは動作主に対応する部分(agent slot)にJohnの意味表現を割り当てた表現を構成することである。手続き的な手法を用いた場合、Johnが人間という属性を持つかどうかを検査し、その検査にパスしたら、それをspeakのagent slotにセットするという手続きを記述する必要がある。宣言的な手法を用いた場合は、speakのagent slotの情報とJohnの情報を単一化することで、等価なことが実現できることになる。簡略化して、Prologのゴール形式で書くと、次のようになる:

john(J), speak(A), J=A

ここで、JはJohnの意味表現、Aはspeakの意味表現においてagent slotに割り当てられたものである。基本的には、J=Aという単一化操作を記述するだけで、構文解析中に意味的な処理を統合することが可能となる。宣言的パラダイムにおいては、このようにして、構文的、意味的な適格性チェックや曖昧性の除去が簡潔に記述できることになる。

Prolog-DCGの登場によって、文法的知識の宣言的な記述（辞書、文法規則）をそのまま構文解析システムとして利用でき、また、構文的処理、意味的処理、文脈的処理を統合することが可能となったということができる。

このように、単一化という明確かつ強力な操作を基本におくことによって、複雑な手続きを記述することなく、処理の統合を図ることができることは、システム設計上、大きな利益をもたらすが、それ以外にも重要な利点がある。それは、言語学者との研究交流・共同研究を可能とするという点である。言語学的な知識の表現と、それを処理するための処理を分離することによって、言語学者は、処理に煩わされることなく、言語学的な知識の記述に集中することができるようになったわけである。実際には、計算言語学の分野においても、複雑な理論体系を持つに至った変形文法への批判・反省から、LFG (Lexical Functional Grammar)、GPSG(Generalized Phrase Structure Grammar)などの、単一化文法理論と呼ばれる文法理論が提案されていた。

単一化文法理論の基本的な考え方は、自然言語の抽象的な性質を分析するために、単語、句、文の構文的な情報、意味的な情報を同一のレベルで扱える形式的な表現が必要であり、分析の基本理念は単一化によって定義される情報の共有であるというものである [6]。単一化文法理論で用いられる表現形式は、素性構造(feature structure)と呼ばれるものであり、素性とその値の対からなる。例えば、"you"と"sleep"の文法的情報を表わす素性構造は以下のようになる [6] , [7]。

$$\begin{bmatrix} \textit{morphology} & \text{"you"} \\ \textit{num} & N_1 \\ \textit{person} & 2 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} \textit{morphology} & \text{"sleep"} \\ \textit{subj} & \begin{bmatrix} \textit{num} & N_2 \\ \textit{person} & P \end{bmatrix} \\ \textit{num} & N_2 \\ \textit{person} & P \end{bmatrix}$$

イタリック体で表されているものが素性名であり、その右にローマン体で表されているのが素性値である。この例にも現れているように、素性値は素性構造である場合もある。すなわち、階層的な構造をしている。単一化文法理論において、文法的性質がどのように表現されるかを調べてみることにする。例えば、主語と動詞の間の人称・数の一致(agreement)を考えると、"you"のnum素性とperson素性の値が、"sleep"のnum素性とperson素性の値と一致すればよいというように問題を定義できる。さらに、上に示した素性構造の例で考えれば、"you"の素性構造と"sleep"の主語の素性構造("sleep"の素性構造の"subj"の値)が同じであるという性質、すなわち、それら二つの素性構造が単一化可能であるという抽象的な性質として定義することができる。この性質が満足されているかどうかを調べるための処理としては、単一化を行えばよく、その結果として、両者の素性構造中のnum素性とperson素性は等しくなり(N1 = N2, P = 2)、特に、person素性の値は2となる。人称・数の一致に関していえば、問題をさらに一般的な形で定義することができる。つまり、「動詞が持つ主語に関する素性構造はその主語の素性構造と単一化可能でなければならない」ということになる。このことを表す単一化文法規則を以下に示す。

$$\begin{array}{ccccc} S & \rightarrow & NP & & VP \\ & & (\text{subj}\uparrow) = \downarrow & & \uparrow = \downarrow \end{array}$$

この文法規則は、文(S)は、句構造としては、名詞句(NP)とそれに引き続く動詞句(VP)から構成され、文の文法的情報は動詞句の文法的情報と同一であり(等式 ↑ = ↓)、文の主語の文法的情報は先頭の名詞句の文法的情報と同一である(等式 (subj ↑) = ↓)ということを示している。

単一化文法理論では、このように、素性構造とその単一化(可能性)を用いることによって、自然言語の文法的・意味的な性質を抽象的に分析することができる。

1980年代中頃から、論理型言語による自然言語処理と単一化文法理論の発展が結び付き、機械翻訳、データベースインタフェース、談話理解などのシステムが数多く開発され、自然言語処理における宣言的パラダイムの有効性を示した。

(5) 制約パラダイムへ

宣言的パラダイムに関して、単一化をベースに、データ・情報の共有による処理の統合が可能であると述べた。しかし、下降型-深さ優先でプログラムが実行されるPrologを例にとっても分かるように、実際にはある決められた制御のもとに処理が進んでいくため、その制御を念頭において、処理の順番を規定しなくては、正しく動作しない、あるいは、ひどく非効率的な処理をしてしまう場合がありうる。手続き的パラダイムに比べれば、見通しはよいといえるのだが、まだ、情報の表現とその処理が十分に分離されておらず、そのため、ある程度複雑なシステムを構築しようとする場合に、処理の流れを意識しなくてはならなくなってしまう。

1980年代中頃から活発となった宣言的パラダイムに基づく自然言語処理システムの成果をもとに、構文、意味、文脈のより密接な統合を目指す研究が始まり、そういった背景の下、より明確に情報・知識の表現とそれらの処理を分離しようという試みがなされている。宣言的パラダイムとの対比で考えると、そこでのポイントとしては、

①単一化による値・構造の共有から、性質・特徴(制約)の共有へ

②蓄積された情報にしたがって制御されるインク

リメンタルな処理
などが挙げられる。

①は、情報の部分性から導かれるものである。自然言語を処理する場合、構文、意味、文脈などの処理において導入される各種の情報は、値なり構造として、明確に定義できない場合が多い。例えば、先にあげた"You sleep"の例でも、数(num)属性は、一致していることは保証されても、その値は決まっていなかった。また、さらに付け加えるならば、その値は、単数(sg)か複数(pl)のどちらか一方であるということは分かるし、一般には、そういった制約を記述しなくてはならないような場面もありうる。

②も情報の部分性に起因するものであり、それぞれの処理で部分的な情報が制約として導入され、蓄積されていくとすると、個々の情報をどうやって関連させ、相互作用させていくかという方略(strategy)が必要となる。このとき、処理の制御を意識しなくてはならないのでは、十分な統合はできないし、手続き的パラダイムや宣言的パラダイムの欠点としてあげた、情報の表現とその処理の制御の分離の不十分さを克服できない。ある程度処理が進めば、問題を解決するに十分な制約が与えられると分かっている場合には、とにかく制約を蓄積し、何らかのタイミングで、一気に制約を解けば良いのだが、自然言語処理においては、問題を解決するに十分な制約が与えられるということは一般にはありえないし、また、各種の曖昧性が生じるため、非効率的でもある。したがって、制約が蓄積されるに従って、インクリメンタルに制約を処理していくことが望まれる。

こういった点を中心に宣言的パラダイムを拡張していこうという試みを、制約(constraint)に基づくパラダイムと呼ぶ。

計算言語学においては、HPSG、JPSGなどに代表される情報に基づく文法理論(Information-based Grammar Theory)が提唱され、単一化文法理論よりも少ない基本原理で、自然言語の分析を行う枠組みが確立されつつある [13]。

また、宣言的パラダイムが宣言的（論理型）プログラミング言語の発展と軌を一にしていたのと同様に、ほぼ並行して、論理型言語を中心に、言語の宣言性を高める試みがなされており、その代表的なパラダイムが、制約パラダイムである。その基本的な考え方は、上記の①、②と同じものであるといえる。その代表である制約論理型言語では、通常、等式や不等式、あるいは、ブール代数式を対象とするものが多いが、ColmerauerのProlog-IIIなどのように、それらに加えて、有理木を対象とする制約を扱える言語も現れている。有理木は素性構造とほぼ等価な構造であり、ブール制約と併用することによって、自然言語のさまざまな処理を統合できる可能性がある。また、実際に、ヨーロッパを中心に、Prolog-IIIによる自然言語処理の研究が行われている。

制約パラダイムに基づく簡単な例として、名詞句の指示対象を特定する場面を考えてみる。"the string hanging over the pulley"において、"the string"に対する候補として、いくつか（例えば3個）のものがあり、同時に、"the pulley"に対する候補も複数個（例えば2個）あるとする。"hanging over"を介して、これらは関係づけられるので、全部で6通りの組合せを考慮しなくてはならなくなる。もし、ここで、"hanging over"で関係づけられる組合せが、1通りしかなければ、指示対象は特定できる。ところが、"hanging over"で関係づけられる組み合せが、仮に2通りあったとしたら、指示対象は特定できないことになる。制約パラダイムでは、そのような場合、指示対象を特定しようとはせず、その2通りの解釈を(制約として)保持し、次の処理に移る。以降の処理過程で、例えば、その"string"の性質、例えば、長さや色が制約として与えられた場合、保持されている2通りの解釈にそれを加え、検査することによって、先に出現した名詞句の指示対象を特定できることになる。多義語による曖昧性の解消なども同様の手法を用いて行うことができる。C. Mellish[11]は、

こういった問題を、集合に関する制約を用いて扱い、インクリメンタルな処理の重要性を示している。

この例は、比較的単純な制約処理として、定式化できたが、一般には、さまざまな制約が、複雑に関連し合って蓄積されていくことになる。そのような場合、単純な方略では、十分に制約を処理できなくなってしまうことは明らかである。こういった観点から、制約処理のための柔軟な処理方略に関する研究が進められている。

制約パラダイムとは少し異なるが、E. CharniakやP. Norvigらによる、マーカ伝達(marker passing)による自然言語処理方式［8、12］は、制約の柔軟な処理方略の研究と位置づけることができる。彼らの手法は、Y. Wilks［14］の優先意味論(これ自体は手続き的パラダイムに基づく)の拡張と考えることができるが、基本的なアプローチは、さまざまな情報をネットワーク形式で表現し、構文、意味、文脈などの処理において、ネットワーク上に記号的な情報(マーカ)を伝播させるというものである。ネットワークの各ノードは、フレーム形式で表わされたデータを持ち、語や句、あるいは、文脈や一般知識などにより導入された概念を表わす。伝達される情報は、ノードAはXという意味に解釈された（したがって、Aと特定の関係にあるノードはYという意味に解釈されねばならない）とか、ノードAと特定の関係にあるノードがXという意味に解釈されるのならば、AはXという意味に解釈されうる（さもなくば、AはYという意味に解釈される）といった情報である。同時並行的に、各ノードがこういった情報を流すことによって、いくつかのノードに複数のマーカが集まることになる。多くのマーカが集まったノードは、他のノードとの関係が密接である（活性度が高い）わけであり、したがって、そのノードの処理が優先的に行われる。D. WaltzとJ. Pollackによるコネクショニストモデルによる自然言語処理システムは、活性値として実数値を用い、側抑制(lateral inhibition)を導入したものとして考えることができる。

こういった研究をさらに拡張したものとして、橋田［9］の提案する依存伝播（または力学的プログラミング）をあげることができる。彼の枠組みは、1階述語論理の節形式の整論理式を制約とするもので、証明の過程で、原始式をノードとするネットワークを構成してゆき、原始式に割り当てられた活性値や、変数の共有関係などによって定義されるポテンシャルを導入することにより、証明の過程を柔軟に制御しようというものである。制御の原理は、ポテンシャル値の高いノードのポテンシャルを下げるというもので、これは、基本的には、ポテンシャルの低いノードと単一化を行うという操作で行われる。

この方式はPrologや自動定理証明のように、特定の戦略による制御をとらず、途中の状態に従って、動的に制御を決定していくことに一つの特徴がある。もう一つの特徴としては、演繹推論(deduction)だけではなく、ポテンシャルに基づいて、アブダクションを行うことがあげられる。アブダクションに関連しては、J. Hobbsの自然言語の解釈をアブダクションとみなす(Interpretation as Abduction)という研究［10］があり、そこでもコスト付きの定理証明系が用いられている。ここでは、そういったアプローチも制約パラダイムに分類しているが、定理証明技術、学習技術との関連性が高く、今後の研究交流が期待されるところである。

以上ここでは、自然言語処理の中でも、自然言語理解に重点を置き、そのシステム化という観点から、パラダイムの推移と今後の展望を示した。自然言語処理技術に関しては、知識の表現、文脈処理、語用論的処理など未解決の難問が残されてはいるものの、現時点での大きな問題は、これまでに得られた、形態素解析、構文解析、意味解析、文生成などの処理を、いかに統合し、システム化するかという点にあることを述べた。

また、処理の統合という観点から、過去の自然言語処理研究を眺め、最後に、現時点で、自然言語処

理技術の統合のための鍵となるものとして、制約パラダイムについて紹介した。

システム化、処理の統合といった観点から、解説を行ったため、個々の要素技術について紹介する余裕はなかったが、それらについては、前年までのAI白書の機械翻訳技術の部分、あるいは、参考文献にあげた解説記事・参考書を参照されたい。

<参考文献>

[1] AI白書1991－人工知能の技術と利用, (財) 日本情報処理開発協会, 1991.

[2] The handbook of artificial intelligence vol.1, A. Barr and E. A. Feigenbaum (Eds.), 1981, Kaufman. 邦訳：人工知能ハンドブック（全3巻の第1巻），田中幸吉／淵一博 監訳, 共立出版, 1983.

[3] 自然言語の基礎理論, 古川康一 - 溝口文雄 共編, 知識情報処理シリーズ4, 共立出版, 1986.

[4] 自然言語理解, 田中穂積-辻井潤一 共編, 知識工学講座8, オーム社, 1988.

[5] 特集：自然言語処理における統合, コンピュータソフトウェア, vol. 8 no. 6, Nov. 1992, 岩波書店. 1992.

[6] 言語構造と単一化, 郡司隆雄, 情報処理, vol. 32 no. 10, 1991.

[7] 素性構造の単一化, 今村誠, 情報処理, vol. 32 no. 10, 1991.

[8] A Neat theory of Marker Passing, E. Charniak, Proc. of AAAI'86, 1986.

[9] Sentence Processing as Constraint Transformations, K. Hasida, Proc. of 9th ECAI, 1990.

[10] Interpretation as Abduction, J. Hobbs, J. Stickel, P. Martin, 26th Annual Meeting of ACL, 1988.

[11] Computer Interpretation of Natural Language Descriptions, C. Mellish, Ellis Horwood, 1985.

[12] Marker Passing as a Weak Method for Text Inferencing, P. Norvig, Congnitive Science vol. 13, 1989.

[13] Information-Based Syntax and Sematics Vol. 1, C. Pollard and I. Sag, CSLI Lecture Notes No. 13, 1987.

[14] An Artificial Intelligence Approach to Machine Translation, Y. A. Wilks, in R. C. Schank and K. M. Colby (eds): Computer Models of Thought and Language, W. H. Freeman and Company, 1973.

3.2.3 自動プログラミング

自動プログラミングという言葉は、人を惹きつける魅力を持つ一方で、錬金術的な胡散臭さを感じさせる用語でもある。

昔はFortranのコンパイラを自動プログラミングシステムと呼んだとか、いやさらに遡ってアセンブラをそう呼んだという話がよく聞かれるように、言葉としての自動プログラミングの歴史は古い。AI分野でいう自動プログラミングに限定してみても、かなり早くから、主流とはいわぬまでも一定の部分領域をなしてきた。実際、AI百科事典のHandbook of Artificial Intelligence [9] でも、その第1版から自動プログラミングは独立した一つの章を与えられている（注1）。

自動プログラミングがAIの重要な対象の一つとなりうることは、プログラム作成、より総合的な言い方をすればソフトウェア開発が、高度な知的作業であることを考えれば、納得がいこう。人工的なモデルによる知能の解明というAIの大きな目標に、ソフトウェア開発という知識集約性の高い作業が、研究対象として適合するからである。しかも、AIの研究や実用化が、ソフトウェアを作ることで可能となることから、AI研究者や技術者にとってソフトウェア

(注1) その後、新たに出版された第Ⅳ巻 [10] では、知識ベースソフトウェア工学 (knowledge-based software engineering) という章が加えられている。

が身近なものであるという事情もある。

もちろん、実用性という意味での期待も高い。ソフトウェアが産業や社会において占める役割は、ますます大きくなっているが、その生産供給体制が需要に追いついていないという状況は、しばしば指摘される。傍証としてよくあげられるのが、ソフトウェア産業の人材難であり、社会全体におけるソフトウェア技術者不足である［4］。経済状況のいかんにかかわらず、将来的にソフトウェア生産が自動化され、それによって生産性が向上し、品質も確保されるとしたら、これほど歓迎されることはない。

実際過去のAI白書の調査でも、自動プログラミングシステムの導入状況について毎年調べられているが、調査時点での導入数は少ないものの、今後への期待が高いという結果が、常に出ている。例えば、1988年の調査では［1］、自動プログラミングシステムを導入していると回答した企業は、262事業体中わずか6社であるが、今後導入を予定するとしたものが130社（50%）ある。これをとらえて白書は、「ニーズとシーズの間に大きなギャップがあることを示している」との判断を下している。同じ調査で将来普及の見通しを聞いているが、本格使用開始時期を3年超5年以内と予測する回答が最も多く（22%）、さらに5年超10年以内とするものがこれに次ぐ（19%）。この見通しは、エキスパートシステムはもちろん、機械翻訳システムの本格使用開始の予測と比べても、遅いと見ていることになり、今後の導入を50%が予定しているのと比較すると、興味深い結果である。

1990年の調査では、自動プログラミングシステムの導入数は図表III-1-10のように増えてはいるが、これらの多くはいわゆるCASEツールや第4世代言語に属するものであり、AIでいう自動プログラミングとは多少性格の違うものであることもわかっている［2］。

このように自動プログラミングに対する産業からの期待の高さと、実際に実現されている技術レベルとの間には、大きな乖離がある。また研究として行われている試作システムと、現場で使われているツールとの間にも、その機能だけでなく、基本的な考え方や方法のレベルで、相当の違いがある。

この間を埋めるのが、ソフトウェア工学の役割であろう。以下ではAIとソフトウェア工学の接点に立って、自動プログラミングの技術状況を整理する。

(1) 自動プログラミングの多様な視点

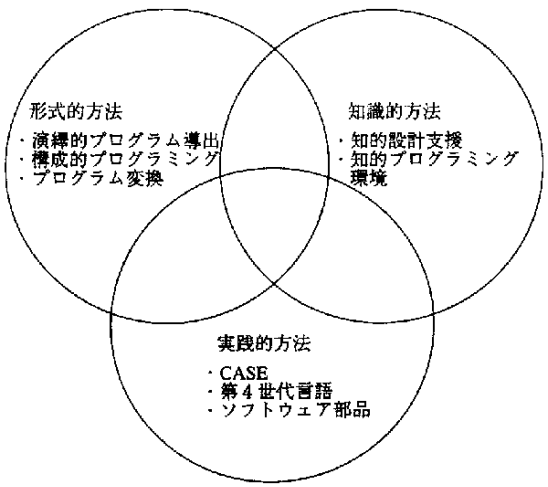
1989年のAI白書［1］で、やはり自動プログラミングのサーベイを行っているが、その際には主として方法論の分類から、形式的アプローチ、知識的アプローチ、実践的アプローチの3種類に分けて、自動プログラミングの技術とシステムを概観した（図表III-1-11）。

今回はその後の進展も踏まえ、やや異なる視点か

図表III-1-10　自動プログラミングシステムの導入状況

調査年	導入件数	回答数	導入率（%）
1987	6	303	2.0
1988	6	262	2.3
1990	56	405	13.8

図表III-1-11　方法論による自動プログラミングの類別



ら見ることにする。それは次の四つの視点である。

(a)仕様や例からのプログラムの自動生成

(b)形式的（formal）なソフトウェア開発技法

(c)ソフトウェア開発プロセスのモデル化と自動化

(d)ソフトウェア設計・プログラミングの省力化

このうち(a)が、通常使われる狭い意味での自動プログラミングである。(b)以降はソフトウェア工学的な見地から、より実践的な方向を目指して「自動化」の考え方に変化を与えたものと見ることができる。

例えば(b)は、(a)が前提とする形式的な仕様や形式的な生成技法を、人間が実際的なソフトウェアを開発する際に使える技術として体系化し利用しようとするものである。また(c)は、開発プロセス自身をプログラム化可能な対象としてとらえようとする主張を含むが、それはメタレベルの自動化という意味を持ちながら、ソフトウェア開発プロセスのモデル化を通した分析評価という点で実際的な意義も高い。(d)は自動化やコンピュータによる支援がしやすい部分に限定して、実践的なツールや言語を作り利用しようとする立場である。

(2) 仕様や例からのプログラムの自動生成

形式的な仕様記述を前提とし、その仕様からプログラムを自動生成するものと、プログラムの入出力例や実行例からそれに合う動作をするプログラムを生成するものとがある。前者を演繹的な自動プログラミング、後者を帰納的な自動プログラミングと呼ぶこともできる。帰納的自動プログラミングに関連する事項については、「3.1.2学習」の項に解説がある。

仕様から演繹的にプログラムを生成するには、なんらかの論理体系の上で、プログラムの入力条件を満たす入力に対し、出力条件を満たす出力が存在するという存在定理を演繹的に証明し、その証明からプログラムを導出するという、かなり古くから試みられている方法が、最も一般性の高いものとして認められている。この旧来の考え方が、近年改めて注目されている。これは、そのような目的に向いた構成的論理の研究が進み、論理的な命題をプログラムにおける型と見なし、その証明を型の要素と見なすという対応が自然につけられることがわかってきたこと、などによる。特にわが国では、このようなアプローチに構成的プログラミングの命名がなされ、活発な研究の動きがある［3］，［8］。

一方、仕様とプログラムをまったく別個のものと考えず、より抽象度の高いものが仕様であり、それをより具体的で、実行が可能なもの、あるいはより実行効率の良いものに変換するという技法が、プログラム変換の考え方である。この方法では、多くの場合、仕様とプログラムは同じ記法で書かれる。純粋に演繹的な方法よりもプログラム変換は実際的な面があり、試作システムも多い。

その一例として、米国のKestrel Instituteで開発されている半自動プログラム開発システムKIDSを取りあげよう。Kestrel Instituteは、長年にわたり自動プログラミングの研究開発に精力を傾けてきたC. Greenが設立した研究所である。C. Greenは1970年代初めにスタンフォード大学でPSIという自動プログラミングシステムの研究開発プロジェクトを起こし、その指導下にD.Barstowのような現在この分野で活躍している研究者が育っている。続いて、Kestrel InstituteでCHIというプロジェクトを起こし、さらにReasoning Systemsという会社を設立して、PSIやCHIの研究成果の産業界への適用に努めてきた。

この一連の研究開発の中で、プログラムを導出するための手法としては、与えられた仕様に対してアルゴリズムやデータ構造を設計するための規則を、知識ベースとして整備するという方法論が、一貫してとられてきた。その最も最近の成果が、D. R. Smithにより開発されたKIDS（Kestrel Interactive Development System）である［16］。KIDSはReasoning Systemsが提供する商用の知識ベースプログラミング開発環境Refineの上で開発された研究システムで、探索型のアルゴリズムを用いる効率的なプログラムの生成などに成功している。

その他のよく知られている研究プロジェクトには、ドイツのミュンヘン工科大学におけるCIP、米国マサチューセッツ工科大学におけるProgrammer's Apprentice、米国シュルンベルジェ研究所のD. BarstowによるPHiNixなどがある。このうち特に息の長いのがProgrammer's Apprenticeで、比較的最近の成果としては、要求獲得を支援するためのツールRequirements Apprentice［15］や、プログラム作成時に知的な支援をするエディタKBEmacs［20］がある。

なお、特に日本におけるこれらの動向をサーベイしたものに［18］などがある。

(3) 形式的なソフトウェア開発技法

この数年、ヨーロッパを中心に、VDM, Z, RAISEなどの形式的な仕様言語および開発技法の提案と、産業レベルのソフトウェア開発への適用努力が、めざましく続けられている。これらは厳密な仕様記述に重点がおかれており、開発されたソフトウェアの正当性の証明や自動的なプログラム生成は、主眼とされていないが、そこで用いられている開発技法は、自動プログラミングの技術をある意味でベースとしている。

VDM［12］は、その名がVienna Development Methodに由来するものであることすら、いまやほとんど明示されなくなったが、もともとはプログラミング言語の操作的意味論を与えるウィーン定義言語（Vienna definition language）の流れを汲むものである。現在は操作的意味論という枠組みからは完全に離れ、むしろ表示的意味論の影響を受けながら、述語論理表現に基づく仕様記述記法と、その上でのプログラム開発技法を総称したものとなっている。C. Jonesを中心とするイギリスの流派と、D. Bjϕornerを中心とするデンマークの流派とがあり、両者で記法も多少異なっている。

Z［17］はイギリスのオックスフォード大学を中心に開発された、形式的な仕様記述言語である。VDMの影響を受け、それと類似する点が多いが、記法としてより簡潔になるような工夫をしている。実用化の例として、IBMの提供するデータ通信管理システムCICSの全体の仕様をこれで記述し、それにより保守性を高め、新しい版のエラー削減に画期的な成果をあげたことなどが、よく引用される。

RAISE (Rigorous Approach to Industrial Software Engineering)［11］はヨーロッパのEspritプロジェクトの一つとして開発が進められているもので、ヨーロッパでVDMを指導してきたD. Bjϕornerを中心にしており、やはり数学的な形式性を重視している。仕様記述言語としてRSLを定義し、それを用いたソフトウェアの開発方法論を展開している。RSLは、宣言的な記述だけでなく、命令的な記述や並列動作の記述のための基本要素を備えているところが、VDMなどと異なる。

その他、特に通信プロトコルなどの並列動作システムの仕様記述用の言語にLotosやEstelleがあり、これらの仕様からプログラムを生成するシステムも作られている。一般に並列システムの仕様記述やシステム開発には誤りが入りやすいため、形式的な開発技法や図表Ⅲ-1-11にあげたような導出技術が効果をあげる可能性が強く、期待が高い。

(4) ソフトウェアの開発プロセスのモデル化・自動化

1987年にL. Osterweil［14］がプロセスプログラミングを提唱して以来、ソフトウェアの開発プロセスを形式的な記述体系に基づいて記述し、モデル化するという試みが多様に行われている。その目的も、プロセスの実証的な分析から、評価、改善、標準プロセスの規定など多岐にわたるが、プロセスプログラミングを提唱するOsterweil等は、記述したプロセスの実行という面を強調し、最終的には開発プロセスの自動化を目指している。

Osterweil等はArcadiaというプロジェクトを推進し［19］、プロセス記述用の言語とその記述および実行支援システムの開発を行っている。また、要求分析、設計、テストなどさまざまなフェーズにおけるプロセスの記述も実際に行っている。

プロセスという概念を核とするソフトウェア開発環境の開発の試みは、他にも多くの例がある。例えばコロンビア大学のG. Kaiserを中心に研究開発が進められているMarvelというシステム［13］では、ルールベースによるプロセス記述手段とオブジェクトベースによるソフトウェアの生成物管理とを組み合わせた開発環境を提供している。

(5) ソフトウェアの設計・プログラミングの省力化

CASE（Computer Aided Software Engineering）やいわゆる第4世代言語と呼ばれるツールなどが目指すものは、プログラム開発の部分的な省力化や、実際的な支援である。その中で知識ベースの方法を利用しようとする例や、プログラム合成技術を部分的に応用しようとする例もあるが、総じてAIの直接的な影響は少ない。

特に事務処理の分野の自動プログラミング動向をサーベイしたものに、少し古いが［5］，［6］がある。なお、これらのサーベイを載せた［7］には、他に制御分野、通信分野に特化した自動プログラミングの動向解説などもあり、現在でも参照する意味がある。

最近の傾向として、ソフトウェアの再構成や再利用技術に実務的な関心が高まっている。この分野で、自動プログラミングから派生した技術を産業界に適用している事例として、KIDSを紹介したところであげたRefineを利用しているものがいくつかある。例えば、Fortran、Ada、Cのプログラムのコード分析ツール、種々のプログラミング言語間の変換系、などがRefineの上で作られている。

<参考文献>

[1] ICOT - JIPDEC AIセンター編：人工知能の技術と利用—AI白書，(財)日本情報処理開発協会，1989.

[2] ICOT - JIPDEC AIセンター編：AI白書1992—人工知能の技術と利用. 1991.

[3] 小林聡：構成的証明からのプログラムの抽出、コンピュータソフトウェア，Vol.7，No.4（1990），pp.3—18.

[4] 通商産業省編：2000年のソフトウェア人材、コンピュータ・エージ，1987.

[5] 古宮誠一，原田実：部品合成による自動プログラミング，［7］pp.1329-1345. 1987.

[6] 原田実：事務処理分野における自動プログラミング，［7］pp.1378-1397. 1987.

[7] 原田実，福永光一編：大特集：自動プログラミング，情報処理，Vol.28，No.10、1987.

[8] 林晋，小林聡：構成的プログラミングの基礎，遊星社，1991.

[9] Barr, A. and Feigenbaum , E. A. ed: The Handbook of Artificial Intelligence II, William Kaufmann, 1982. 邦訳—田中幸吉，淵一博　監訳：人工知能ハンドブック II，共立出版，1983.

[10] Barr, A. and Feigenbaum , E. A. ed: The Handbook of Artificial Intelligence IV,Addison-Wesley, 1989.

[11] Brock, S. and George, C.: RAISE Method Manual, RAISE/CRI/DOC/3/V1, Computer Resources International, 1990.

[12] Jones, C. B.: Systematic Software Development using VDM, 2nd ed., Prentice Hall, 1990.

[13] Kaiser, G. E., Feiler, P.H. and Popovich, S. S.: Intelligent Assistance for Software Development and Maintenace, IEEE Software, Vol. 5, No.3 (1988), pp.40-49.

[14] Osterweil, L.: Software Processes Are Software too, Proc. 9th International Conference on Software Engineering, IEEE, March 1987, pp.2-13.

[15] Reubenstein, H. B. and Waters, R. C.: The Requirements Apprentice: Automatic Assistance for Requirements Acquisition, IEEE Trans. Software Engineering, Vol.17, No.3 (1991), pp. 226-240.

[16] Smith, R. S.: KIDS: A Semiautomatic Program

Development System, IEEE Trans. Software Engineering, Vol.16, No.9 (1990), pp. 1024-1043.

[17] Spivey, J. M.: The Z Notation — A Reference Manual, Prentice Hall, 1989.

[18] Tamai, T.: Applying the Knowledge Engineering Approach to Software Engineering, in Matsumoto, Y. and Ohno, Y. ed.: Japanese Perspectives in Software Engineering, Addison-Wesley. London, 1989, pp. 207-227.

[19] Taylor, R. N., Belz, F. C., Clarke, L. A., Osterweil, L. J., Selby, R. W., Wileden, J. C., Wolf, A. and Young, M.: Foundations for the Arcadia Environment Architecture, Proc. ACM SIGSOFT/SIGPLAN Software Engineering Symposium on Practical Software Development Environments, ACM, November 1988, pp. 1-13.

[20] Waters, R. C.: The Programmer's Apprentice: A Session with KBEmacs, IEEE Trans. Software Engineering, Vol.11, No.11 (1985), pp. 1296-1320.

3.2.4　分散人工知能

(1) 分散人工知能とは

分散人工知能は、人工知能の新しい研究分野であり、ある程度の一般的な関心を集めるようになったのは極く最近のことである。ちなみに、1990年発行の人工知能学会編：人工知能ハンドブックにすら、その名は見当たらない。しかし、人工知能学会誌では同年7月に、特集：「分散人工知能」を組んでいることからすると、それは軽視されたためではなくて、それほどの新顔扱いを受けたということのようである。もっとも、米国では1980年からこれをテーマとするワークショップが開催され、'87年からは市販の論文集も刊行されるようになっているので、わが国の状況は一種の事大主義が悪く作用したためかもしれない。

分散人工知能を簡単に定義すると、

1) 複数の知的エージェントで構成されているシステムを、記述し、理解し、解析し、さらに、それらのシステムを構築し、統合化することを目標として、

2) 分散問題解決と、

3) マルチエージェント・システムのあり方を研究するもので、

4) 単なる並列アーキテクチャや並列言語の研究（並列AI）にとどまるものではない、

ということになる。

ここで、エージェントというのは、「自律的に動作して特定の機能を果たすことのできる計算要素」のことである。このようなエージェントのうち、ある程度の知的能力を備えているものを、特に、知的エージェントという。このように、分散人工知能においては、すでに各エージェントが知能を持つことを前提にしている。その点、それを前提にしないミンスキーの"心の社会"とは、基本的に問題意識が異なることに注意する必要がある。しかし、人によっては、両方を一括して分散人工知能としていることもあるので要注意である。

次に、2) の分散問題解決というのは、それぞれが主体性を持つエージェントが集まって、その協調的な努力によって、与えられた（一つの）問題を解決することを指している。人工知能の基本課題が問題解決であることから、ほとんど分散人工知能の同じ概念を指すものとみてさしつかえない。分散問題解決が可能となるためには、与えられた問題を各エージェントが分担できるような内容と規模の部分問題に落とす必要があり、また、その解決を協調的に進めるためには、各エージェントの努力のベクトル方向を揃え、全体としての解が得られるようにするコミュニケーション手段としての情報共有が必要になる。

3) のマルチエージェント・システムは、複数のエージェントが協調分散的に活動して、共通の目的を達成するシステムである。したがって、協調分散

の観点から、各エージェントの能力やそれに適した活動の枠組みをモデル化する必要がある。また、エージェント間の相互作用を調整するためのメカニズム（情報交換、動作の整合化など）が問題になる。2) と3) を通じて、知識、資源、制御、資格などの分割化のあり方が問われることになる。

4)は分散人工知能と並列人工知能の区別を強調しようとする意図のもので、ことさら、並列AIを排除しようというものではない。並列AIではエージェントがいわゆる処理装置に限定され、並列性の向上のためにエージェント間の相互作用をできるだけなくす方向でものを考えるなど、分散人工知能より狭い問題意識を持つことに注目する必要がある。この点を忘れなければ、並列AIの研究成果は分散人工知能でも大いに活用されるべきものである。例えば、並列探索や並列ユニフィケーションなどのアルゴリズムや、各種の並列型言語は有効である。

ここで、最近一般的な関心を集めている開放型情報システム(OIS) [5] の考え方との関係について触れておくと、これは、今後の分散人工知能のあり方の基礎となるべきものと考えられている。知識、推論、アクションなどの点で、伝統的な人工知能の考え方と抵触する面もあるが、それらはむしろ、人工知能研究にとっての新たな挑戦課題と受け取られるべきものである。逆に、現在の開放型情報システムには、まだ検討の行き届かない面（運用面など）があり、そこには分散人工知能の成果が活かされる可能性がある [3]。

開放型分散システムが実用レベルでの情報処理システム構築の基調となり、そこでの処理が意味的処理を目指して高度化しつつある現在、分散人工知能を研究することの意義や動機が何であったかを述べても、ほとんど二番煎じの意味しかない。しかし、その動機の根底には、'All real systems are distributed.' という基本認識があったことは特記しておく必要がある。'三人よれば文殊の知恵' の諺どおり、人間の集団による問題解決こそ、最高の知能が発揮される場であるとすれば、人工知能研究もそこに有力な手本を見いだそうとするのは自然である。分散人工知能研究の中心人物の一人であるL.Gasserは、この辺の事情を次のようにまとめている [2]：

①現実の問題に対応するには、分散化された、開放型のシステムが必要である：
－非同期的である
－連続的に変化する
－隣接した関係が多い
－複数の見方が共存し、相互矛盾は日常的である
－局所的な自律性と独立性がある

②問題に適応していく柔軟性が大切である：
－データのあるところに計算をもっていく
－より適切な概念モデルを工夫する

③自然のシステムや社会システム（例えば、組織機構）の研究が重要である。

(2) 分散人工知能の研究内容

1) 基本課題と研究概要

これまでの分散人工知能研究の中で、その基本課題とされてきたものをまとめると、大きく分けて次の6項目になる。以下、各課題ごとに、問題の概略と現在までの研究成果について簡単に紹介する。詳細は(3)システム事例あるいは文献 [1] を参照されたい。

①問題の分割と解の合成

一群の知的エージェントを対象にして、問題をどのように、記述し、分割し、割当てるか、また、それぞれから得られた結果をどう合成して、目標とする解を得るか。分割と割り当てについては、Contract NetやDVMTなどのシステムで弾力的なメカニズムが用意されている。分割の基準としては抽象化のレベルや、機能、データ、制御についての依存関係、さらには、相互関係の密度などが用いられている。問題の定式化と記述を自動化する試みはほとんどなされていない。

②相互作用に用いる言語とプロトコル

エージェント間でのコミュニケーションとインタラクションをどのようにやらせたらよいか、すなわち、どのようなコミュニケーション言語とプロトコルを用い、何をいつコミュニケートさせるのか。Contract NetプロトコルやPGP（Partial Global Plan）に見られるような形式化されたインタラクション／ネゴシエーション・プロトコル、共通エージェント構造に基づくLenatのスキーム、エージェントの知識状態に基づくブランド・コミュニケーションなどがある。

③調整と一貫性

決定を下したり、行動を起こしたりする場合に、エージェントが局所的な決定のもたらす全体への影響に適合し、有害な相互作用を避けて、整合のとれた振舞いをするようにするには、どうすればよいか。これは分散人工知能の中心的な研究課題と見なされてきているものである。主なアプローチとしては、組織化、局所的な覚知とやり方の改善、マルチエージェント・プランニング、抽象化、資源指向的整合化などがある。

④他エージェントならびにプロセス状態のモデル化

個々のエージェントが、他のエージェントとの調整をとるために、他エージェントの行動、プラン、持っている知識の内容などを表現し、推論できるようにするにはどうすればよいか。また、自分たちが関係していて、調整管理下にあるプロセスの状態（例えば、起動と終了）について推論するにはどうすればよいか。主要なアプローチには、ユーティリティ理論やゲーム理論を利用した合理的選択モデル、エージェントの能力と役割の記号的モデル、信念モデル、組織関係のグラフ・モデルなどがある。システム性向のモデル化と解析についての研究もある。

⑤知識や目標に関する食い違い、その他の不完全性、非整合性、非両立性の認識と解消

互いの行動を調整する意志を持つエージェント集団の中で、見解の相違や意向の衝突に気づいたとき、その調整をとるのにはどうすればよいか。有力と考えられるアプローチには、ATMS技法を使った仮説表面化の方法、並列帰無化マイクロセオリ、部分大域プランニング、博識調停者、標準化、その他ネゴシエーションによるものなど各種のアプローチがある。

⑥実現化アプローチとエンジニアリング問題

実用的な分散人工知能システムを具体化して構築するのにはどうすればよいか、テクノロジー・プラットホームをどう設計し、分散人工知能方法論をどう展開するか。すでに、DVMTやMACEなどのテストベッドや、ABEのようなシェル・システム、Mering－Ⅳなどのレフレクティブ並列オブジェクト型言語、GBB、BB1、CAGE/POLIGONなどの黒板型ないし分散黒板型のシステムなどが開発済である。

2) 全体的な枠組み

分散人工知能システムについて考えるための全体的な枠組みを、最初に紹介した定義に戻って展開すると図表Ⅲ-1-12のようになる。

この枠組みに基づいて、システムの概念モデルと各エージェントごとの概念モデルが具体化される。これらの概念モデルのまとめ方にはいろいろなスタ

図表Ⅲ-1-12　分散人工知能の枠組み

	分散問題解決	マルチエージェント・モデル
概念モデル	グローバルな概念モデル	多数のローカルな概念モデル
対象問題	トータルな問題	多数の局所化された基準
成功判断基準	トータルな基準	多数の局所化された基準
分割化の対象	知識、リソース、制御、機能	知識、リソース、制御、機能
調整問題	――――	多層調整問題

ィルのものがあるが、その一例を示すと次のようになっている。

システム概念モデル［(3) 1)参照］：

①構造：エージェントの動的／静的な相互関係など

②知識構成：表現形式、分布状態、検索方式など

③協調化：整合化のための方式など

④コミュニケーション：メッセージ粒度、プロトコル一様性、通信方策としての資源共有のあり方など

⑤信頼化：信頼性向上のための配慮など

⑥結果形成：問題分割化と解合成の方式など

エージェント概念モデル一1［(3) 2)参照］：

①構造：エージェントの内部構造

②知識構成：表現形式、所有権帰属など

③アクション：活動能力、活動内容など

④環境知覚：他エージェントや環境の検知

エージェント概念モデル一2：

①知識と信念

②能力と権限

③資源

④ゴールとプラン

⑤コミットメント

⑥組織についての知識

⑦履歴

⑧作業条件

(3) システム事例

分散人工知能が実際に適用された例としては、まだ比較的限られた種類の問題に関するものしか見当たらず、「解釈問題」、「割当て問題」、「プランニング問題」などに限定されているようである。これは分散人工知能がこれら以外の問題には適しないというのではなく、分散化の基本的な技術課題が鮮明に現れる問題を選んだ結果であるとされている［6］。以下では「解釈問題」、すなわち、信号情報を解釈して内容を認識する問題に適用した例の一つであるDVMTについて簡単に紹介する。

DVMT（Distributed Vehicle Monitoring Testbed）は、ある地域に張り巡らされた音響センサ網からの信号を解釈して、車両の動きを追跡するシステムのシミュレーションを行う人工知能システムである。音響センサと問題解決ノードが地域内に分散配置されていて、各ノードは一定の部分地域内にあるセンサ群からの信号を処理するようになっている。それぞれのノードは、音声理解システムとして有名なHearsay－Ⅱの黒板モデルに似たアーキテクチャを持ち、担当地域内での車両の動きを監視し、それぞれが得た部分的な軌跡を交換し合って、車両ごとに一貫した完全な軌跡マップにまとめあげるようになっている。

DVMTの分散人工知能システムとしての枠組はノードのネットワークとして与えられ、エージェントのそれは上記の問題解決ノードとして与えられる。以下の説明は、主として＜参考文献＞［4］によるものである。

1) DVMTのシステム概念モデル

①構造

システムの組織構造は、各ノードに付与される問題解決に関する高水準の制御情報によって形成される。この情報は、エージェントの責任範囲とインタラクション・パターンを指定するものである。

②知識構成

必要な知識は、エージェントが管理する多段階の知識源KS（Knowledge Source）として具体化されている。その内容については、エージェント概念モデルのところで説明する。

③協調化

“関係範囲”と“権限指定”という二つの高水準制御情報によって、エージェントによる意思決定と、組織としての意思決定の間のインタフェースが用意されている。これらの情報は、エージェント間の仕事の重なり方の調整や、問題解決上の役割分担、権限関係、問題解決の筋道選びなどに用いられる。この制御情報のデータ構造を変える

ことによって、エージェントの組織上の責任範囲の設定と変更が行われる。

エージェント同士は、選択的に、それぞれの問題解決プランを交換し合い、互いのゴールを比較し、それらがより大きなゴールの一部になりうるものになっているかを検討して、部分グローバル・ゴール（PGG）を同定する。こうして定まる各PGGについて、適当なプランナ（エージェントの構成要素として存在している）が、問題の部分部分を分担する各エージェント間の並行動作とインタラクションを指定する部分グローバル・プラン（PGP）を作成する。これによって、システムの全体的な調整が図られる。

④コミュニケーション

DVMTでは、さまざまなコミュニケーション方式が試みられ、コミュニケーション資源をいかに知的に活用するかについて工夫がなされている。協調化のためには、部分解のコミュニケーションに関する知的判断が大きな意味を持つこと、また、メタレベルの情報が大切であることに着目して、適材適所に、タイムリーに、完全な情報が流れることに主眼をおいたポリシーがとられている。

⑤システムの信頼性

これについては、特に目立った工夫はなされていない。

⑥結果形成

エージェントによって解釈された情報を集めて、総合的な解釈を行い、解を出す。

2) DVMTのエージェント概念モデル

①構造

Hearsay-Ⅱの黒板モデルを拡張して、エージェント間で仮説やゴールを交換し合うため制御知識源（KS）とノードの組織上の役割を指定する"関係範囲"と呼ばれるデータ構造が付け加えられている。また、エージェントには問題解決における自分の現在の役割が何であり、それが将来どうなりそうかを理解するメカニズムが用意されている。

②知識構成

知識源（KS）は、仮説（部分解）を拡張したり、修正したりするなどの基本的な問題解決処理を遂行するものである。これには、4段階の黒板レベル（信号、グループ、車両、パターン）があり、それぞれがロケーション仮説と軌跡仮説の2レベルに分かれている。これら8レベルの黒板には適当なKSが対応していて、そのレベルの仮説を組合せて、より包括的な同レベル以上の仮説を生成するようになっている。

特定の仮説に特定のKSを適用したものが、KS具現化（KSI）である。エージェントは未処理KSIの待ち行列を維持し、各KSIの意図ないしゴールについての推論を行う。仮説ないしゴールを集約したり、拡張したりしようというエージェントの意図は、明示的な表現をとってゴール黒板に記憶される。プランナは、自分の立てた仮説についての確信度と、達成しそうなゴールの順位に基づいてKSIの順番を決める。

③アクション

エージェントの行うアクションとしては、a) 他のエージェントに、仮説やゴール、メタレベル情報を伝達すること、b) 全体的な問題解決方略に合わせて、高位のゴールやプランを生成すること、c) 近い将来に行うアクションを予測すること、などがある。

④環境知覚

エージェントはシステムのメタレベル情報やその他のコミュニケーションを通じて集めた情報によって、自分の環境を知覚する。メタレベル情報には、a) 他エージェントの高位のプランまたはゴールに関するものと、b) システムの知識構造と全体的な問題解決方略に関するもの、とがある。

メタレベルの制御は、エージェントに帰属しているプランナ、スケジューラ、コミュニケーション知識源などの行動に対する、非手続き的で、動

的に可変である仕様を操作して行う。これらのデータ構造は“関係範囲（interest areas）”と呼ばれている。各エージェントには5組の関係範囲が用意されている。

<参考文献>

[1] Bond,A.H.& Gasser, L.,R eadings in Distributed Artificial Intelligence.Morgan Kaufmann. 1988.

[2] Gasser,L.& Rosenschein,J.,Distributed Artificial Intelligence.AAAI90 Tutorial Note,AAAI. 1990.

[3] Gasser,L.,Social conceptions of knowledge and action:DAI foundations and open systems semantics,Artificial Intelligence 47,pp.107—138. 1991.

[4] Hern,L.C.& Wilk,P.F.,Describing DAI Models: A Framework and Examples,DAI Research Report,Univ. of Edinburg. 1988.

[5] Hewitt, C.E., Open Information Systems Semantics for Distributed Artificial Intelligence, Artificial Intelligence 47, pp.79-106. 1991.

[6] 石田亨, 分散人工知能の技術と応用. 人工知能学会誌, Vol.5, No.4, pp.441—448. 1990.

3.3 AI応用技術の動向

3.3.1 エキスパートシステム

現在、実際に運用されているエキスパートシステムの多くは、さまざまな人工知能技術・コンピュータ利用技術と統合されている。システム開発者からみると、人工知能技術の応用という側面は小さくなってきている。また、利用者からみると、より平凡で目立たない問題解決システムとしての性格が強まっている。以下では、この統合化の傾向について、組込型システム、推論機能の複合化・階層化、ならびにファジィ・ニューロ技術との統合の3点について述べる。次いで、知識獲得活動とライフサイクルの関連性について述べる。

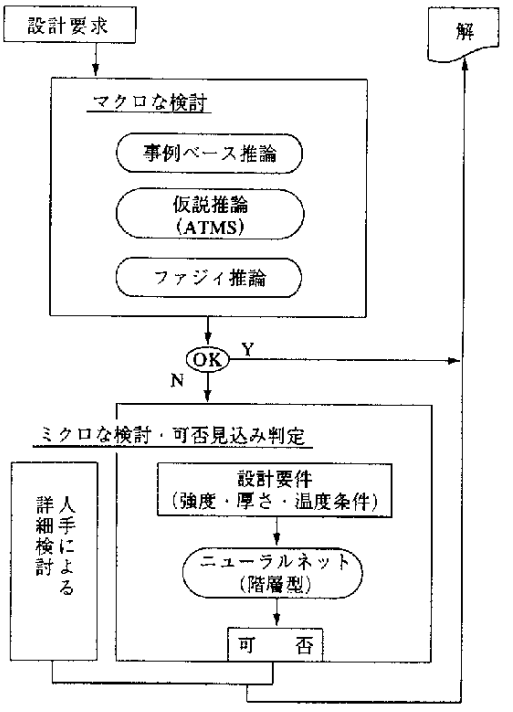
(1) 組込型システムの動向

最近の大規模な実用エキスパートシステムの開発における特色は、C言語、C++言語などの従来型言語による開発と、従来型の既存システムと統合化する傾向が非常に強くなってきているということである。また、システム中では、さまざまな人工知能技術が組合されて使われる場合も多い [3] , [8]。

その典型的な例として新日本製鐵のQDES（形鋼品質設計エキスパートシステム）があげられる [4] (図表Ⅲ-1-13)。このシステムのタスクドメインは、顧客の建築構造材の要求に合わせた製品の製造可能性の判定とそのための仕様決定である。システムは、本社技術部門レベルでのマクロな判定と製鋼所レベルでのミクロな判定とに分けて利用される。

マクロな決定に当たっては、過去の事例に基づいてマクロな意味での製造の可否を決定する。これには、事例ベース推論、仮説推論、ならびにファジィ推論を用いている。ここで、事例ベースには過去の受注データや設計例が比較的なまの状態で保存され

図表Ⅲ-1-13　形鋼品質設計エキスパートシステム（QDES）の構成



ている。記号推論の適用に当たっては組合せの爆発を避ける意味でATMSによる仮説推論が用いられる。また、記号表現のみでは表わしきれないノウハウの情報についてはファジィ推論を適用している。

マクロレベルで可否の決定が不可能な場合は、製鋼所におけるミクロレベルの決定が行われる。ここでは、ニューラルネットによる判定が行われる。このための知識は記号的に表現するのが難しいため、これには、利用者の要求を入力、製造の可否の判定結果を出力とする階層型ネットワークが用いられる。

このように現在の大規模な実用エキスパートシステムの開発に当たっては、さまざまな人工知能技術を、技術の特性と対象分野・タスクの知識の性質に合わせて組合せることが行われている。

(2) エキスパートシステムの推論機構の複合化・階層化

エキスパートシステムの推論機構の複合化技術として注目を集めているものに、モデルベース推論、ルールベース推論、事例ベース推論、演繹的・帰納的学習技術などがある。これらの技術を適用する統合的問題解決の枠組みとして図表III-1-14のような提案がなされている [7]。図の左側には問題解決パラダイムとしてのモデルベース推論、ルールベース推論、事例ベース推論が示されている。図の中央には各問題解決方式に必要な知識源がまとめられている。図の右側には、演繹推論（説明に基づく学習）によって事例や知識の獲得がなされる方式が示されている。各問題解決パラダイムは以下のように相補的に用いられる。

①知識ベースを利用した演繹的推論が試みられる。演繹的推論が失敗したら②へ。

②事例ベースを利用した事例ベース推論が試みられる。事例ベース推論が失敗したら③へ。

③モデルベース推論を利用した深い知識による問題解決が試みられる。

このとき、同時に機械学習機能がバックグラウンドジョブとして、常に走っており、事例ベースおよび知識ベースの推論は次の手順で行われる。

①汎用問題解決器による探索の履歴は、事例獲得機能によって解析され、その一部が事例ベースに登録される。

②事例ベースが更新されるごとに、それが知識獲得機能により解析され、一般化された知識が知識ベースに登録される。

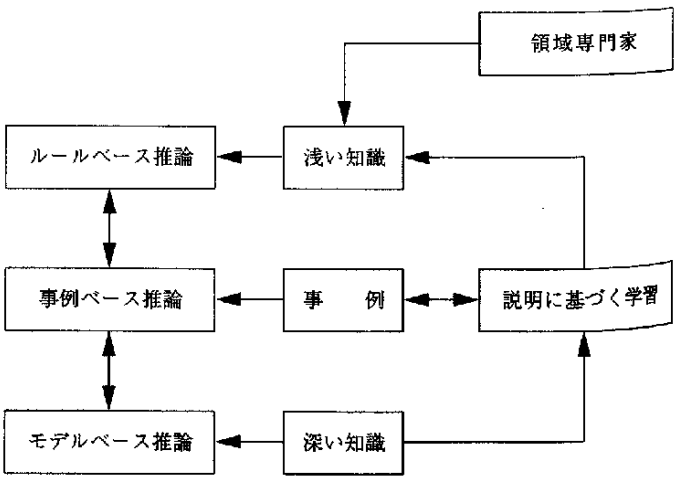
図表III-1-14のアーキテクチャのもとでは、知識システムの実行効率が自動的に改善されることとなり、広い範囲の問題に適用可能となる。

(3) ファジィ・ニューロ技術の適用

エキスパートシステムにおけるファジィ・ニューロ技術は、従来利用されてきたルール・フレームなどの記号的な知識表現手法・推論手法の実用上の欠点を補う手法として位置づけられる。すなわち、ファジィ技術では、問題解決知識がルールなどの記号的な情報とメンバーシップ関数という非記号的な情報の両方で証言されている。また、ニューラルネットにおいては、知識は各素子の重みとして数値的・分散的に表現されているといえる。

実際のシステム開発に当たっては、まず対象分野の性質を検討したのちに、これらの手法の適用の是

図表III-1-14　統合的問題解決の枠組み（参考文献 [7]）



非が考慮されるのが普通である。システム化の際の手法適用は次の順序に従ってなされる。①従来の手続き型システムとして実現できないか、②記号的な人工知能手法で対応できる部分があるか、③ルールやフレームなどで知識を表現しきれない部分にファジィ的な手法の適用を考慮する、④記号的に知識を記述できない部分にニューラルネットの適用を考慮する。この結果として、上に述べたようなQDESのような大規模エキスパートシステムにおいては、さまざまなコンピュータ技術・人工知能技術を統合化したシステムが実現されることとなる。

<参考文献>

[1] ICOT-JIPDEC AIセンター編：AI白書1992－人工知能の技術と利用. 1992.

[2] 人工知能学会全国大会（第5回）論文集：特別セッション：エキスパートシステム構築方法論（支援システム）. pp. 97-116, 1991.

[3] Smith, R., Scott, C.（eds.）：Innovative Applications of Artificial Intelligence 3. AAAI / MIT Press, 1991.

[4] Iwata, Y., Obama, N.：QDES：Quality-Design Expert System for Steel Products. in［3］, pp. 177-194, 1991.

[5] (財)日本情報処理開発協会：エキスパートシステム評価ガイドライン調査研究報告書. R02-001, 1991.

[6] 小林重信, 寺野隆雄（編）：知識システムハンドブック, オーム社, 1990.

[7] 小林重信：知識システムの新たなる展開, 計測と制御, Vol. 31, No. 1, pp. 115-120, 1992.

[8] 日経AI別冊1992年冬号.：特集：日本の実用エキスパート・システム総ざらい. 1992.

3.3.2 機械翻訳

(1) 機械翻訳の現状

'ばかと鋏は使いよう' という諺があるが、現在の実用機械翻訳は、まさに、これがぴったり当てはまる状況といってよさそうである。すなわち、この諺のポジティブな面に照らしていえば、その意味は、実用の翻訳の世界に機械翻訳がはっきりとその居場所を固めつつあるということであり、ネガティブな面に即していえば、常に十分な働きをするとは限らず、しかも、使う側に相当な骨折りが必要ということである。

1)実用化の現状

まず、市場の状況についてみると、供給側では、ワークステーションまたはパソコンクラスのコンピュータに翻訳システムを載せて、機械翻訳専用機として販売しているメーカとして、シャープ、東芝、富士通、日本電気、日立製作所、沖電気工業の6社があり、三菱電機やリコーもこの仲間入りをするものと見られている。また、パッケージ・ソフトとしての機械翻訳システム（ワークステーションまたはパソコン用）を出しているのは、カテナ・リソース研究所、ノヴァ、CSKなどである。さらに、富士通、日本電気、日立製作所はそれぞれメインフレーム用の翻訳ソフトを提供している。

他方、需要側の状況は、本格的な立上がりを見せたのはこの1、2年のことであって、その実態を把握するのが難しいが、機械翻訳専用機の1991年1年間の売上げは約500台の規模と推定されている。最近の売れ方の特徴としては、試用を目的とするものから、本格的な実用を目的にするものへの移行が見られ、特に最近では、相当な台数を一括して購入するというケースも出始めているようである。導入先の業種はかなり広く分散しているが、少し古いデータでは、製造業、商社、電力会社、学校などが目立っている。

これらの翻訳システムが対象にしている言語は、100%近くが日→英または英→日である。扱う文書は技術マニュアルの類が圧倒的であるが、個人利用の英→日では英文情報をスキャンニングするための補助手段として使われているケースが多いようである。

次に、現行システムの実用性能についてみると、まだ完成した翻訳システムとするには程遠いというのが実状である。まず、メーカの用意した辞書だけでは不十分であり、文書内容に応じた、分野別の専門用語などを盛込んだユーザ辞書を補足する必要がある。また、複雑な構造を持つ長い文を処理する能力がなく、比喩や屈折した表現には弱く、助詞の用法にも暗いところがあるなどするため、翻訳にかける文書は事前に人間がチェックして、長文は短文に切り分け、問題のある表現は平易なものに改めるなどの手入れ（前編集）が必要である。そのうえ、出力される訳文もそのままでは意味不明であったり、間違っていたり、あるいは処理できずに原文の一部がそのまま出されるなどのため、事後の手入れ（後編集）も欠かせない。

このようにまだ手の掛かるシステムではあるが、それでも、"全体としては人手だけに頼る翻訳よりは速度やコストの点で機械翻訳が有利であるというところまで来た。"（長尾真京都大学教授）のである。これには、文法や辞書の改良、運用上のさまざまなサポート技術などの大きな進歩があったことも確かであるが、それにも増して見逃せないのは、ワークステーションやパソコンの目覚ましい性能の向上であり、それが速度とコストでの有利さをもたらした主因といっても間違いではない。また、その実用性のかなりの部分が、システムを導入したユーザ側のカストマイズの努力と工夫によっていることもいい添えておいたほうがよいのかもしれない。

2) 技術の現状

わが国おける商用レベルでの機械翻訳技術の現状を知るのには、雑誌「翻訳の世界」の機械翻訳特集[2]が優れている。それによると、現在の商用の主流となっているワークステーション用機械翻訳は、かつての大型コンピュータ用のものと比較して基本的には進化しておらず、変換ソフト、文法、辞書などの基本構成は1984年の発売当初のものと大差がなく、今後も革新的な発展はなさそうで、メーカはこのままで市場の拡大の方に力を注ぐものとみられている。

研究開発の成果をシステム化して、実用のレベルにまで持ち上げるのには大変な投資が必要である。決定的な効果が期待できない限りは、システムの大がかりな変更は避けて通りたいというのが、現状でのメーカの正直な気持ではないかと憶測される。上に引用した発言の後半部には、こうしたメーカの気持ちが見てとれそうである。現在の実用システムが一文単位の翻訳という、意味的処理や談話的処理にとっては致命的なネックともいえる制約を持ちながらも、それらに替わる新しい実用システムへの動きが見られないのは、ここに原因がありそうである。

こうした事情が背景にあるためか、機械翻訳に関する技術の動きは、現行システムの拡張または改良につながるものか、あるいは、基礎研究的または実験的な性格の強いものかに、二極化する傾向が見られる。具体的な動きを見るには、最近の主要学会での発表動向が参考となる。

例えばCOLING90（第13回計算言語学国際会議）において注目されたトピックスは以下のようなものである（長尾京大教授による）。

①評価方法
②従来からの言語ペア以外の言語ペアの翻訳
③性能の改善
④新しい文法理論の機械翻訳への適用
⑤1990年からの新しいステップ：
・機械翻訳のためのツール、開発使用環境
・対話翻訳（個人用機械翻訳 personal MTを含む）
・知識ベースを活用したMT
・文生成
・辞書（特に、トランスファ辞書の改良）
・談話処理
・用例主導型の翻訳

このように1980年代からの機械翻訳の実用システム開発の経験を踏まえ一層の発展が予想されている[3]。

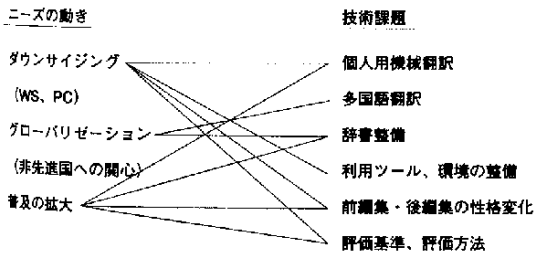
また、1991年の機械翻訳に関する大きな動きとして、4月の日本機械翻訳協会（略称：JAMT）の設立（1992年6月アジア太平洋機械翻訳協会に名称変更）、7月の‘機械翻訳に関する国際連盟’（IAMT）の結成がある。前者の主な活動内容としては、①客観的評価の枠組づくり、②制限言語構築の共同研究（制限言語とは、MTが解析しやすいような構造を持つ文あるいはそうした文を作る規則のこと）。

(2) 技術動向

前節に述べたように、機械翻訳技術の動きには、現状維持を基調とする実用指向の動きと、技術革新を意図する基礎技術指向の動きという二極分化の傾向が見られるようになっている。以下では、これらの動きのそれぞれについて、特徴的なものを取り上げて紹介する。

1) 実用指向の動き

実用での進化は、ニーズの動きを先取りするかたちで進行する。したがって、その発想の原点は世の中の動きと市場の動きの中に求められることが多い。実用指向の主要な動きを拾って見取り図にすると、以下のようになる。



●個人用機械翻訳：ワークステーションやパソコンの高性能化によって、個人的な使用に焦点を合わせた機械翻訳システムのあり方が大きな関心を集めるようになっている。個人利用の要件の一つは、翻訳についてもシステムについても、非専門家が容易にこなせるものでなければならないことである。すなわち、利用するうえで余分な作業を不要とすることが必須になる。したがって、①面倒なカストマイズがないこと、②前編集を要せず、入力も容易であること、③多様な使い方にも耐えうること、などといった観点から、新しい翻訳技術のあり方が追求されることになる。

●多国語翻訳：わが国の機械翻訳システムは、ほとんどが日本語と英語の間の翻訳をするものに限られていた。しかし、グローバリゼーションによって、国際関係の対象が欧米からアジア、中南米、アフリカなどにまで拡大した結果、これらの国々の言葉を扱う必要が強くなってきた。また、従来は単言語→単言語の考え方で、それに適したトランスファ方式を中心とした展開となっていたが、ここにきて、単言語→多言語の翻訳に適した方式の追求が重要となってきた。

●辞書整備：機械翻訳の品質は辞書と文法の質にかかっているという説があるように、辞書の整備は機械翻訳の生命線である。特に、非先進国の言語のための辞書開発の負担は重く、国際的な協力によって重複開発の無駄をなくすことが大切である。最近、協調的な努力によって、大規模な言語データの収集を目指す動きが高まっているのは、非常に喜ばしいことである。

●利用ツール、環境の整備：言語表現の世界は多様性の極めて高い世界であるため、そこでの自由な要求に即座に応じられるような機械翻訳システムを作ることは、近い将来では不可能かもしれない。したがって、機械翻訳システムには購入して即座に満足のいくような既製品はなく、ユーザ側で自分の要求に合うように変更したり、補足したりする部分がかなり多いと覚悟しなければならない。そのため、そうした手当てを容易にするための支援ツールがよく整備されていることが大切である。また、前編集、後編集など人手による補完作業が不可欠であるため、その作業を合理的に消化できるようにする体制づくりが必要である。

●前編集・後編集の性格変化：個人用機械翻訳システムの特徴は、そのシステムの利用者が原文の作者であったり、翻訳文の使用者であったりするケー

スが多いことである。原文の作者である場合には、始めからシステムの翻訳能力を考慮して作文を行ったり、翻訳システムとのインタラクティブなやりとりが可能であったりすることから、前編集の必要性が軽くなる。また、訳文の最終利用者である場合には、後編集そのものが無意味になる。さらに、最近話題になることの多い翻訳電話は、この二つの場合が同時に出現するケースであるが、ここでは翻訳処理がリアルタイムであることが条件になるので、問題が異なってくる。

●評価基準、評価方法：すべての評価は、それが何のために行うものであるかによって、あり方が大きく異なってくる。実用システムの場合には、当然、利用者のニーズが基本となるべきである。しかし、開発側の対応能力を超えたニーズであっては、将来の参考とはなっても実際に役立つものにはなりえない。評価基準の策定に当たっては、幅広いユーザとメーカの情報交換と相互協調が不可欠である。この意味で、昨年発足した機械翻訳協会がその活動目標の一つとして、この策定を掲げていることはたいへんに意味のあることである。

)技術指向の動き

現在の実用機械翻訳システムが利用上極めて制約の強いものであり、利用者の積極的な工夫と相当な作業負担なしには成立しないものであることは、前節に強調したとおりである。こうした制約と負担を緩和するためには、翻訳の自動化に向けた技術的ブレークスルーが必要である。このブレークスルーをもたらすための要件となるのは、自然言語処理技術の進歩はいうに及ばず、その他、人工知能研究の広い分野にわたる技術の進歩であり、さらには、それらの処理の対象となる言語そのものについての深い理解と進歩である。

自然言語処理技術の進歩
人工知能研究の進歩　⇒　次世代機械翻訳？
未整備の言語知識の補完　準自動化
高度な文書
談話翻訳など

自然言語処理技術の動きについては本書の第II編第1部3.2.2に詳しく説明がなされているが、たまたま、1991年に10周年を迎えた情報処理学会自然言語処理研究会が、それを記念する意味で現時点での動向と課題のまとめを行っている [4]。以下に、その結論の部分を紹介しておく。

過去10年の研究動向を踏まえ、今後の研究課題と動向を分野別にキーワードを網羅することによって予測する。

音　声：言語処理との統合による認識率の向上、韻律の理解／生成、実用面では音声タイプライタの実現

形態素：辞書の整備、並列化／ハードウェア化による高速化、構文解析／意味解析との統合

構　文：確率などの導入による優先性の実現、しばらくは、unification-basedの解析が主流になるのでは

意　味：ATMS、abduction、非単調推論などの推論手法を用いた意味解析、確率の導入による優先性の実現

談話、文脈：プラン推論、談話構造理論、状況意味論などの実用化

生　成：文脈を考慮した談話生成（文の順序、省略、代名詞化）、意図からの生成、生成文の評価手法の確立

辞　書：語彙辞書と知識辞書の統合

文　法：実用的かつ大規模日本語文法の開発

対　話：ロバストな解析手法の開発、音声／図形などの統合によるマルチメディア化、対話者のモデルの導入

機械翻訳：翻訳精度評価基準の作成、翻訳者支援ワークベンチの開発

言語分析：コーパスの整備、共用化

情報抽出：コーパスからの辞書構築、要約システムの実現

情報検索：キーワード／フルテキスト検索の共用、連想検索の実現

ッ　ー　ル：言語処理ツールの整備、標準化

こうした自然言語処理一般の動きを背景にして、特に次世代の機械翻訳につながりそうな、いくつかの新提案が現れている。その中で注目すべきもの三つを選んで以下に説明する。

①用例主導型機械翻訳

従来の機械翻訳システムは、文法規則などのようにルール化された言語知識に基づいて処理を組み立ててきた。このようなルール主導型システムの問題点は、標準的なケースに強い反面、特殊なケースが多くなると簡単に行き詰まってしまうことである。特殊ケースをカバーするのにはルールを増やす必要があるが、ルール数があまり多くなるとルール間の相互作用が見極められなくなり、ルールの変更や追加が極めて困難になる。

この従来方式に替わって最近注目を集めているのが、用例主導型機械翻訳のアプローチである。これは用例、すなわち、原文とその訳文の対を網羅的に集めてデータベース化しておき、翻訳すべき入力が与えられると、それに類似した用例を用例データベースから検索し、それに基づいて訳文を生成するものである。このアプローチの基本的な考え方は、事例ベース推論やメモリ・ベース推論などと共通するものとされている。これはまた、アナロジーによる翻訳とも呼ばれている。

ルール主導型と比較した場合、用例主導型がすぐれているはずと期待される（大規模な具体例がまだないので、断定的なことが言えない）特徴としては、

a) 改良容易性：用例を追加することによって、よりよい訳文を得ることが容易にできる。
b) 信頼性：正しい用例が集めてあれば、用例との近さを示すことで訳文の信頼度を計ることができる。
c) 高速性：メモリ・ベース推論と同様に、並列処理やインデクシング・アルゴリズムの効果が期待できる。
d) ロバスト性：ルールは適用の可／不可が一意的に決まるが、用例は類似の度合いによるアナログ性があって使い分けを柔軟にコントロールできるので対応不能が避けられる。
e) 翻訳者の技能の有効利用：用例は一般の翻訳者が直接操作できるものであるが、ルールはそうではない。

もちろん、用例主導型にも弱点はいろいろ考えられる。例えば、用例の記憶には莫大なメモリが必要になるので、これで果たしてパーソナル機械翻訳が可能になるかどうか、あるいは、類似度といったものが本当に合理的に設定しうるようなものなのかどうか、同程度の類似度を持つものが複数出る場合にはどうするのか、また、実際に網羅的な用例が集められるものかどうか、などなど、疑問の点がまだ多く残っている。

②知識主導型機械翻訳

本当の翻訳を行うためには原テキストの意味内容を的確に抽出し、表現することが本質的である、という考え方に立つアプローチである。このためには、従来のように原言語と対象言語についての文法と語彙の情報によるだけでは不十分であって、世界知識ならびに対象領域の知識を広く集めて使う必要がある。すなわち、大規模な知識ベースの存在が前提になる。

大規模知識ベースは1992年版の本白書のハイライトテーマであり、そこに機械翻訳の場合も含めて、応用の可能性について詳しく解説されているので、ここでの紹介は省略する。

③アブダクションによる翻訳

機械翻訳の多くのアプローチでは、アウトプットで提示される情報はすべてインプットのどこかに含まれているという前提に立っている。しかも、その情報はすべて同じレベルの知識表現、例えば解析木あるいは意味命題などだけで表現されているものとしている。しかし、同じ情報内容であっても、言語によってその表現に用いる手段はさま

ざまであり、しかも、表すべきものの区別の仕方すら大きく異なることが多い。日本語と英語を比較しても、単複の区別や冠詞の有無、敬語の問題、婉曲表現など基本的なところですら相当な違いがあるのである。したがって、本格的な機械翻訳においては、しかるべき推論を行う必要があり、また、ある程度の深さを持った解釈が不可欠と考えられる。これを合理的に行う方法として、アブダクション（abduction）推論によるアプローチが提案されている［1］。

アブダクション推論は、演繹推論や帰納推論と並ぶ基本的な推論の一つであり、個別的な事実q(A)と一般的なルール(∀x)p(x)⊃q(x)から、p(A)を結論するものである。われわれが観察できる事象から、適当な知識を使って必要な情報を導く操作の多くは、この当て推量ともいうべきアブダクション推論によっているわけである。いま、観察できる事象として自然言語によるテキストが与えられたとすると、それから情報を得ること、すなわち、解釈することはアブダクション推論の適用と見ることができる。これは、'アブダクションによる解釈'と呼ばれるものであり、次のように定式化されている。すなわち、文を解釈するためには、

a)その文の論理形式を証明する。このとき、述語のアーギュメントが満たすべき制約を考慮し、また、coercion（強制導出）に配慮する、

b)可能な場合には、冗長部分のマージを行う、

c)必要な場合には、仮説を立てる、

という操作を行う。a)の意味するところは、'文の構文解析と意味的変換から得られる論理形式を、知識ベースにある述語論理の公理から証明せよ'ということである。

ある言語によって表現されたテキストに対して、アブダクション推論による解釈が得られたとすれば、その解釈で得られた内容を別の言語で表現することによって翻訳が成立することになる。

以上の説明から明らかなように、アブダクションによる翻訳は知識ベース主導型の一種と見ることができる。

<参考文献>

[1] Hobbs.J.R Kameyama, M.,Translation by Abduction.proc. of COLING'90. pp155-161. 1990.

[2] （無署名記事），機械翻訳の着地点を探る，訳の世界, Vol.16, No.8. pp24-31. 1991.

[3] 中村順一, COLING－90に出席して，情報処理学会自然言語処理研究会報告, No.80. 1990.

[4] 野村浩郷, 田中裕一, 徳永建伸, 内藤昭三, 自然言語処理研究の動向と課題, 情報処理学会自然言語処理研究会報告, No.83. 1991.

3.3.3 知的CAD

知的CAD（Computer Aided Design）の対象領域は極めて広い。そこでここではその中でも問題を限定し、機械、構造物の形態設計の観点から知的CADの現状を論じる。

(1) 形状モデリング

最近製品の多様化が急激に進み上流工程での意思決定がますます重要となってきた。組合せ数は図表Ⅲ-1-15に示すように下流へ進むに従い増大する。したがってできるだけ上流で適切な意思決定を行い、多様化により急激に増大する組合せ数を低減させたいとの要望が強くなってきたからである。このような事情から設計、特に概念設計、基本設計等初期設計の比重が急速に増大している。

機械、構造物の形状がその機能と密接に関係していることは周知の事実である。そのためこれまでに多くの形状モデルが提案された。しかしその多くは数値処理を基本とするモデルであり、実製品の形状をいかに忠実に、しかも速い速度で処理するかに重点がおかれていた。

一方、図表Ⅲ-1-15に示すごとく情報は上流へ行くほど定性的となる。したがって上流工程で適切な意思決定を行うには定性的な形状モデルが必要とな

る。これまでに開発された形状モデルは個々の具体的な製品を論じる場合には極めて有効であるが、設計上流での意思決定には適当ではない。

最近注目を浴びている形状持徴をベースにした設計（form feature based design）はこうした状況に対応するための一つの方法である。詳細はAI白書1991[1]に述べられているのでここでは省略するが、形状とそれに付随する各種の属性の処理にAIの推論機構、例えば幾何推論が極めて有効である。

これまでの形状モデルが下流指向であったのに対し、形状特徴ベースの設計は上流指向である。すなわち従来の形状モデルは生産を指向しており、下流工程へと行くほど具象化せざるを得ないことから数値を主体とする幾何構造を問題にした定量モデルである。これに対して形状持徴モデルは位相構造を問題にしており、基本的に定性モデルである。最近コンカレントエンジニアリング（concurrent engineering：CE）、サイマルテニアスエンジニアリング（simultaneous engineering:SE）が話題となっているが[2][3]その根幹をなす技術が上流からみた構造化手法である。形状特徴設計は専門家の知識に従って特徴形状を分類、利用しようとする手法であり、その意味でCE、SEの基本技術の一つと位置づけられよう。

(2) 幾何制約問題

製品の多様化により最近箱詰問題が急速に注目を浴びている。製品形状が複雑化、多様化したため従来の数値主体の方式では対応が困難となり、幾何制約を充足しながら解く方式が強く求められるようになってきた。物流等の分野では箱詰そのものが実際に問題となっているが、注目すべきは設計において多くの箱詰問題に関連する問題が生じてきていることである。

その一つにレイアウト設計がある。当然製品形状の多様化により配置する要素間の幾何的関係が問題になるが、それ以外に機能的な隣接関係等多くの関係を同時に考慮する必要がある。その意味でレイアウト設計はAI技術の極めて有効な応用例であり、実用技術となっている。

また多少異った応用例としてスケジューリング問題への応用がある。スケジューリング問題における山崩し法は箱詰問題処理と基本的に同一であり、こうした観点からスケジューリング問題へ適用した例が出現してきている[4][5]。またコンフィギュレーション法と呼ぶロボットの経路探索問題も同種の問題と考えることができる。

(3) 制約式に基づく形状変更―知的パラメトリック設計

これまでの機械設計、構造設計CADでは種々の制約は人間が判断し、制約式に寸法を代入し必要な寸法を求めたうえで、所定の寸法となるように計算機に入力していた。しかし詳細設計レベルでは寸法をある制約式に従ってパラメトリックに変更するだけのパラメトリック設計も少なくない。もし図面変更が制約式に従って自動的に行われ、寸法変更に応じて図面も書き換えられれば労力が大幅に削減できるだけではなく、変更による影響を瞬時に把握でき、適切な設計案をより簡便に選択できる。

この機能を持つ機械設計CADシステムがエンジニアリング・ワークステーション（EWS）、パソコン用に販売され、形状（form）と制約式（formula）を同時に考慮できることをその利点として強調している。これらシステムにおいては適当なアイコンから図面入力用のツールを選択し、ラフスケッチを作図する。次に要素の制約式、要素間の制約等を与えると形状がそれに応じて変化する。したがって設計者はラフスケッチの感覚で図面の入力さえすればよく、寸法の修正（図表Ⅲ-1-16）、制約式（図表Ⅲ-1-17）、（図表Ⅲ-1-18）に応じて図面の修正を計算機が自動的に実行する。

これらのシステムでは寸法を決定する制約式に基づいて形状を決定しているのみであり、mechanical functional modelingと称してはいるが、形状とその挙動が結び付いているわけではない。

(4) 形状と挙動

ロボットの経路探索の場合は構造物の形状を所与としてロボットの機構の軌跡が構造物と干渉しないかを検討し、その経路を決定するのであるが、最近は機構の挙動、すなわち軌跡を基礎にそれを実現できる構造を検索するコンフィギュレーションデザインと呼ぶ逆問題の研究も始まっている [6]。

すなわち、コンフィギュレーションデザインでは、ある機構原理が持定の運動を実現できるか否かは、機構原理のコンフィギュレーション空間が目的の運動に相当する移動軌跡パターンを実現できるか否かにより判定できる。

これまでの設計が形状を決定してそれから挙動を求めていたのに対し、このように挙動から形状を決定しようとする研究が盛んになってきている。特に日本では詳細設計側から盛んとなってきている点が注目に値する。

すなわちこれまでの詳細設計では基本設計から与えられた形状を初期条件として基本的には寸法的な検討を行ってきた。しかし顧客主体の設計が主流となり、また設計要求の苛酷化を背景として望む挙動を与える形状を求める必要性が増大してきた。

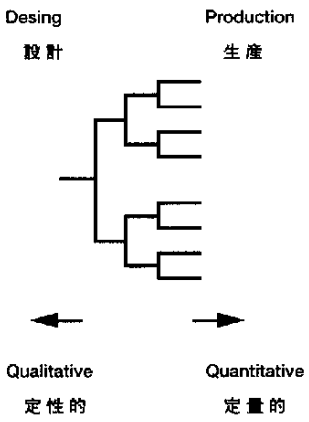
①位置決定問題

形態の決定には位置決定問題と位相決定問題がある。後者は概念設計、基礎設計の段階で重要であり、記号的な処理が主体となる。この問題については後述する。興味あることは位置決定問題のような数値を主体とすると考えられる問題でも記号処理的な接近が最近有望視されていることである。

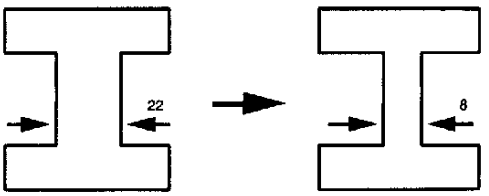
数値処理を基本にする接近法の一つとして、例えばミシガン大学の菊地教授が開発したoptishapeシステムは、複合材料の空孔の分配則を利用して外力条件に適応して望む挙動を与える形状を生成する。またいわゆる逆問題として数値的にある挙動を与える形状を求める研究も盛んである。

もう一つは記号処理的な接近に深く関係した有

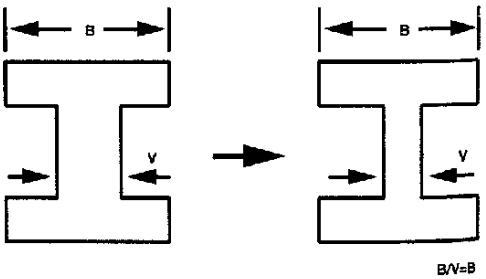
図表III-1-15　設計から生産へ



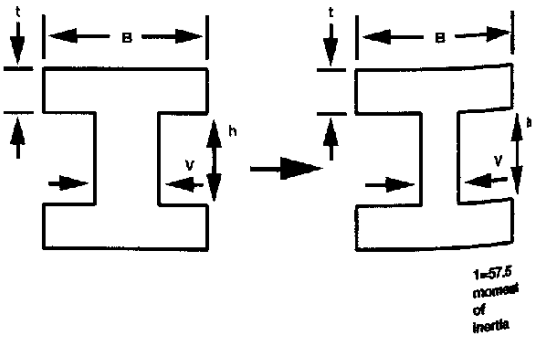
図表III-1-16　寸法の修正



図表III-1-17　制約式による図面修正



図表III-1-18　制約式による図面修正



限要素法の一般逆行列を利用した拡張に相当する方法である［7］［8］。有限要素法と同様に外力と変位の関係をマトリックスで与え、このマトリックスの逆行列を計算して、ある外力条件下で望む変位を生じる形状を求める。この逆行列計算に一般逆行列の演算を利用する。通常の有限要素法では逆行列演算は正方マトリックスのみしか処理できないが、一般逆行列では正方マトリックスはもちろん、長方マトリックスや特異マトリックスまで処理が可能である。この方法が興味深い点は式の変形が主体であり、最終的には数値解析を実施するが、計算機による数式処理と密接に結びつく点である。

少なくともCADではこれまで数式処理はあまり注目されず、活用されているとはいいがたい。しかし一般逆行列を利用するこの接近法は予備設計段階で極めて有効と考えられ、また単に構造問題だけではなく、制御問題にも今後広く応用が期待される手法である。最近は構造と制御を一体化して設計する知的構造設計が宇宙、航空分野で注目を浴びており、数式処理が一般逆行列等の解法と結び付いて今後重要な道具となる可能性が高い。

位置決定問題に関連するもう一つの興味ある応用に材料設計がある。これまでにも材料設計においては記号処理が有効であることが実証されているが、ここで述べる例は傾斜機能材の設計に関連した問題である。傾斜機能材では望む挙動に対応して材料を配置する必要がある。特に熱応力の軽減が傾斜機能材開発の目的であるから数値的に挙動を求める必要があり、それを基に最適配置を決定する［9］。しかしやみくもに試行錯誤を繰り返したのでは膨大な計算を必要とする。そこで解の探索空間をいくつかに分割し、それと解の性質から解の探索方針を決定して探索回数を減らす試みがなされ実用的にも成功している。これは数値処理の解の探索に記号処理的な探索方法を導入し効果をあげた例である。

②位相決定問題

形態決定のもう一つの重要な問題が位相構造の決定である。特に最近の製品の多様化、また顧客主導への設計の移行という背景から位相構造の問題が概念設計に関連して重要となってきている。

形状特徴をベースにした設計もこの問題に対する一つの解決策である。特に形状特徴に関連して、3次元のソリッドモデルでもB-repを拡張した非多様体モデル（non-manifold model）［10］が大きな関心を集めている。非多様体モデルはワイヤフレーム、サーフェス、ソリッドおよびそれらの組合せを同一の位相構造で表現可能である。これによりモデルの共用が可能となり、例えばある部分はワイヤで、他の部分はソリッドで表現することができる。したがって設計者は必要な情報のみを処理できるのでより自然に形状をモデル化することができる。また特徴形状の処理も容易であるから、今後形状特徴ベースのCADの基本モデルとして大いに期待されている。さらに非多様体モデルは任意段階での集合演算の取り消し操作も容易であるので設計における試行錯誤的な形状操作に適している。

位相構造問題に関連した興味深い話題として最近ラフスケッチへの関心が極めて高くなりつつある。これまでの形状モデルでは実形状をいかに忠実に再現するかに主眼をおき、精度を重視してきた。したがってこれらの形状モデルは閉じた図形を対象としている。しかし設計上流では簡略図、すなわちラフスケッチが多用される。ところがラフスケッチについてはこれまでほとんどモデルが見当たらない。そこでラフスケッチ処理を指向した形状モデル開発が行われ始めた。

その一つはCBR法（符号化B-rep）［11］と呼ぶFreemanの方向コードの考え方を応用した形状モデルである。この方法の目的は線図に物理的な意味を与えることであり、閉じた図形も開いた図形

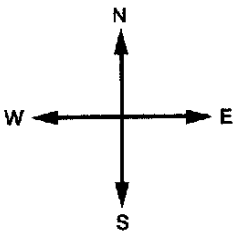
も処理可能とすることである。

CBR法では、図表Ⅲ-1-19に示す方向コードを定義し、さらに有向辺の左側に実体があると規定すれば半無限体も一本の有向辺で表現できる。特にこの方法では位相的な図形操作や特徴形状の抽出がリスト操作に帰着できる利点がある。実際、図表Ⅲ-1-20に示す方向コードのリストが全体形状のリスト中に部分リストとして含まれていれば凸部、凹部が存在することが分かる。また、このリストだけでも凸、凹の半無限体を表現している。このようにして、例えば図表Ⅲ-1-21に示す手順でラフスケッチを処理して、その物理的意味、この場合には片持はりの表現であることを認識する。また閉じた図形の場合でも図表Ⅲ-1-22に示すように力学的により簡単なモデルへ置換することも可能である。この方法では形状をリスト表現するため外力との「関係」も容易に考慮することができるので力学的なモデル化が簡便に行える。

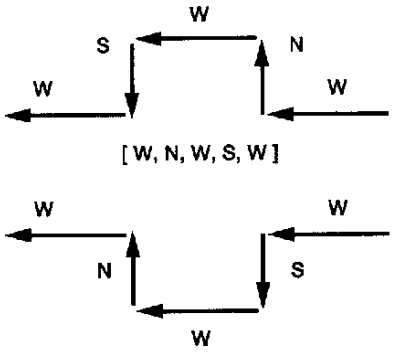
また概念設計では構造の持つ意味が重要なことから形状特徴から意味論的な処理を可能にする形状モデルも提案されている［12］。もちろん予備設計段階となれば、記号処理だけではなく数値処理も必要となり、両者の適切な融合が重要となる［13］。

以上、機械、構造系では形態が機能と密接に結び付くことから形態の側面から知的CADの現状を述べた。製品の多様化、複雑化はCE、SE等の新しい設計、生産方式を要求している。こうした要求に答える知的CADとは一言で言えば容易にモデル変換が行えるCADを指すのではないかと考える。概念設計、詳細設計、生産設計において現在はそれぞれ

図表Ⅲ-1-19　CBR方の方向コード

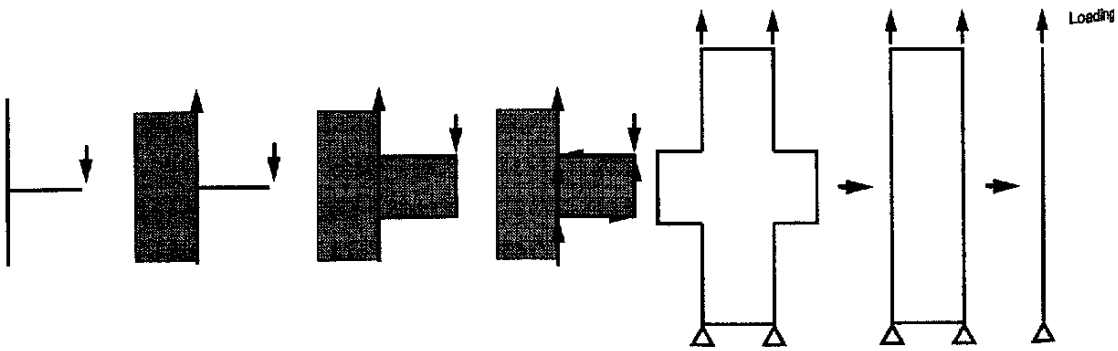


図表Ⅲ-1-20　特徴形状の抽出（凸部、凹部の例）



図表Ⅲ-1-21　ラフスケッチの処理（片もちはりの例）

図表Ⅲ-1-22　簡単な力学モデルの置換



異ったモデルを利用している。これはちょうど形状モデルにおいて非多様体モデルが出現するまではワイヤフレーム、サーフェス、ソリッドの各モデルに対応した複数のシステムを同時に用意し、利用しなければならず、しかもそれらモデル間のデータの互換が容易でなかった状況に対応している。

CE、SEが指向する方向とは、設計から生産までにおいて用いられる種々の異るモデルに対してモデル間のデータの互換性はもちろん、意味的な伝達をも可能にすることであろう。これが実現できたとき初めて真の意味で知的CADが実現されたといえよう。それにはまだまだ大変な努力を要するが、形状モデルについても次々と新しいモデルが提案され、実用化されるような活発な状況を考えると設計が急速に知的化していることは疑いない事実であり、AI技術が大きな役割を果たしている。

<参考文献>

[1] ICOT - JIPDEC AIセンター編：AI白書1991、pp.150-161. 1991.

[2] 福田収一：Concurrent Engineeringの動向、設計とCADの未来像資料集、精密工学会「設計論とCAD」専門委員会、pp.89-101. 1990.

[3] D.Sriram,R.Logcher and S.Fukuda:Computer Aided Cooperative Product Development, Lecture Notes in Computer Science No.492, Springer-Verlag. 1991.

[4] 福田収一、大久保雅史：符号化形態表現法のスケジューリング問題への適用、第10回信頼性設計シンポジウム. 日本材料学会. 1989

[5] 伊沢広美：Cによるニューラルネット、培風館. 1991.

[6] 村上存：コンフィギュレーションスペースを用いた機構設計事例の検討、第1回設計工学システム部門講演会講演論文集, No.920-2.pp.131-134. 日本機械学会.1992.

[7] 半谷裕彦：空間構造における形態形成の数理、生研セミナーテキスト、コース146、東京大学生産技術研究所. 1989.

[8] 半谷裕彦、川口健一：形態解析－一般逆行列とその応用－、計算力学とCAEシリーズ5. 培風館. 1991.

[9] 山田智彦, 平野徹：最適設計を支援するエキスパートシステムアーキテクチャ、人工知能学会全国大会（第4回）論文集. pp.615-618. 1990.

[10] K.Weiler: The Radial Edge Structure: A Topological Representation for Non-Manifold Geometric Boundary Modeling, Geometric Modeling for CAD Applications, M.J.Wozny et al(Eds). 1986.

[11] 福田収一：信頼性設計エキスパートシステム－形態の処理とその応用－、丸善. 1990.

[12] 山下樹里、岸義樹：インテリジェント形状モデリングの一方法、Prolog産業応用シンポジウム論文集1989、pp.71-80. インターフェイスコンピュータジャパン, 連企画研究事務所. 1989.

[13] 渡部真幸、瀬越透、岸則政、中島尚正：デザイン形状を重視した自動車部品設計システム、人工知能学会全国大会（第4回）論文集(Ⅱ)、pp.619-622. 1990.

3.4 AIシステム化技術

3.4.1 システム化技術の全体像

AIシステム化技術の全体像は、図表Ⅲ-1-23のようにまとめられる。基本的には、利用者が望むシステム化要請とAI理論の発展とに支えられて、現在のAIシステム化技術は成立している。これには、開発方法論の発展とツールの発展とが車の両輪として存在する。これに加えて、この1、2年の傾向として、大規模知識ベースの研究・開発活動の活発化［3］、ならびに、米国を中心とする知識ベース技術に関する各種の標準化活動［21］もシステム化技術に次第に影響を与え始めているといえよう。このAIシステム化

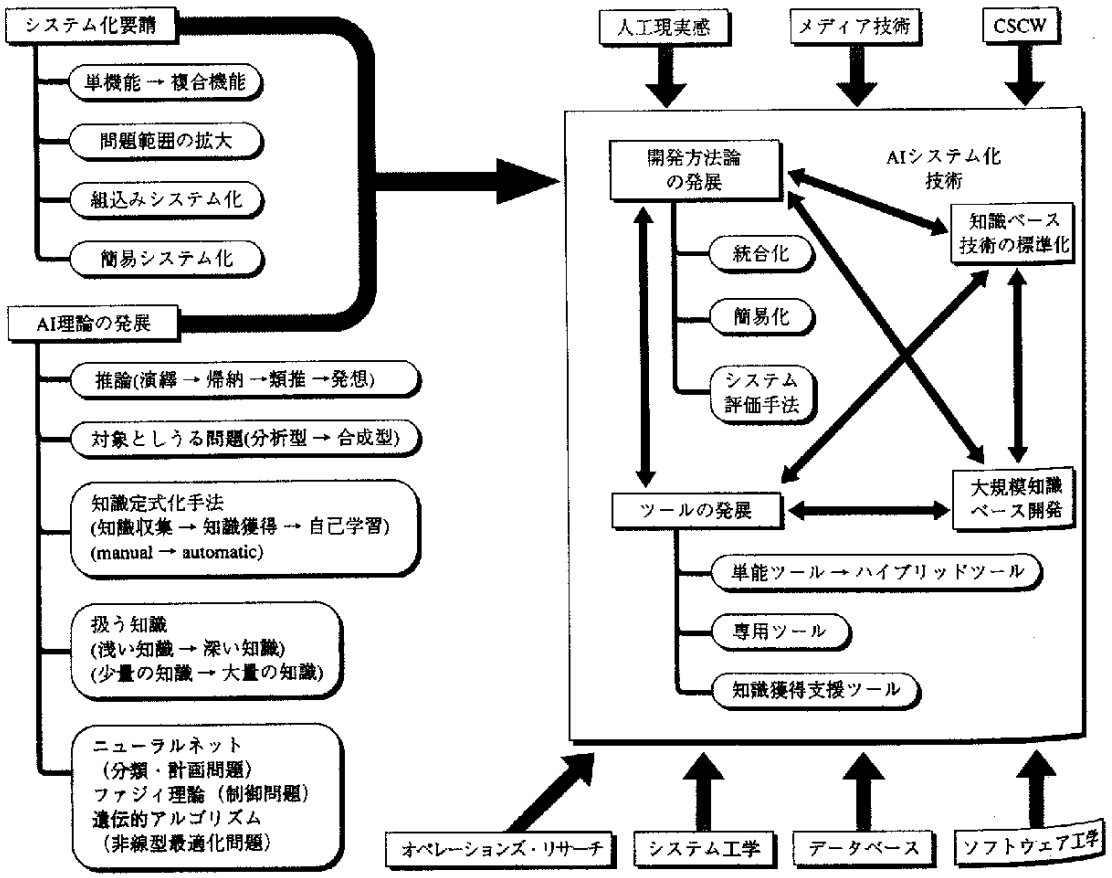
技術は各種の周辺技術の発展にも支えられている。すなわち、人工現実感（Virtual RealityまたはArtificial Reality）[9]、メディア技術、CSCW（Computer Supported Cooperative Work）などの最近のコンピュータ技術の影響を受け、また、オペレーションズリサーチ、システム工学、データベース、ソフトウェア工学などの従来から存在する問題解決技術、コンピュータ利用技術との関連性も深い[4]、[5]。

最近の知識システムに関するシステム化要請は、ごく狭い範囲の問題を扱う単機能システムから広い範囲の問題を対象とする複合機能システムへ、また、単純な診断問題から複雑な設計・計画問題へと対象とする問題の範囲も拡大してきている。大規模な制御問題などでは、従来システムに人工知能の技術を取り入れる組込型システムへの要求も強い。また、小規模な問題については、OA化の延長として、誰でも開発でき、人工知能に関する前提知識なしで使える簡易システムへの要求も強くなっている。

3.4.2　人工知能理論とシステム化技術

人工知能理論については、次のような発展が見られる。まず、推論手法として、従来の演繹推論の研究開発に加えて、帰納的な推論方式、さらには、類推や、発想推論など、より高度な手法の研究が進んでいる。この中で注目すべき傾向としては、大量の記憶情報・原始情報の価値を重視する立場をとる研究が人工知能分野でも盛んになっていることである。その一つに「データベースからの知識の発見（Knowledge Discovery from Databases）」という主張

図表III-1-23　AIシステム化技術の全体像



のもとに、大量のデータベース情報からその意味を知識として抽出する理論・手法が、帰納推論の枠組みの中で発展してきている［13］。

システム化の対象としても、分類問題（classification problem）の形式に問題を定式化することが有用な、単純な解析型問題から、もともと組合せ的な性質を持つ合成型問題へと研究の中心が移ってきている。問題解決に必要な情報、すなわち、知識の定式化手法も、手作業を中心とする（マニュアルな）方法から次第に、これを自動化する方向へと発展してきた。専門家と知識技術者との間でインタビューを中心として行われる知識収集の作業も、特定の問題については知識獲得支援ツールを用いて効率的に行うことが可能となり、自己学習可能なシステムの実現性も考察されている。それに伴って、システムの扱い得る知識も、経験則を記号で記述しただけの浅い知識から、システムの構成・機能に基づくいわゆる深い知識へ、少量の知識から大量の知識を扱えるシステムへと変わってきている。さらに、これまでの人工知能の記号処理へのこだわりを離れて、ニューラルネットやファジィ理論［18］、遺伝的アルゴリズムなどの研究も盛んに行われている［8］。

これまでの人工知能モデルにおいては1人の人間の内部で行われる知的活動が興味の中心であった。しかし、人間は単独で行動するだけでなく他人との協調活動も重要であり、その場合の知的であることの条件は個別行動のそれとは異なる。このような背景から知能モデルの中に相互作用の考え方を積極的に導入するという考え方が盛んになってきている。推論の中に状況の概念を導入する方法、分散人工知能における分散協調型の問題解決方法やエージェントモデルなどは、いずれも知能システムの相互作用として位置づけることができる［7］。

また、知能システムは、知覚・モデル化・プランニング・タスク実行・制御といった一貫したアーキテクチャで把握できるというのが従来のモデルであったが、それから離れて、低次元の活動から高次元の活動へと階層をなすという包含アーキテクチャの提案がなされており、注目を集めている。

3.4.3　システム開発方法論とその周辺

開発方法論については、前節に述べた知識技術者個人の能力に依存する面が強い探査型の開発から二つの方向へと発展してきている。その第1は、システムのライフサイクル全般を支援する方法論である。それに対し、第2の方向は、個々のシステムを容易に知識技術者なしで開発できるような簡易化の方法論の確立を目指すものである［12］。

知識システムの規模の議論［10］［17］ならびに、大規模知識ベースプロジェクトの進展［13］とともに、知識システムの性能／効果を評価する手法の研究、知識ベースの標準化を目指す活動も行われるようになってきている［21］。これらの研究・活動は、知識獲得支援の一環として理解することも可能であり、システム開発方法論の発展に大きな影響を与える可能性が高い［1］。

開発方法論の発展はAIツールの発展も促す。AIツールについても、開発方法論の二つの方向と同様の傾向が見られる。これを分類すると、機能の高度化・利用目的の専用化・知識獲得支援の3つの傾向に分けることができる。1980年代初めには、単一の知識表現をサポートする単機能ツールから複数の知識表現をサポートするハイブリッドツールが商品化され、最近では、特定のタスクや領域を対象とする専用ツールや知識獲得支援ツールが研究開発の中心となっている。また、事例ベース推論の諸機能をサポートするツールも発表されている［16］。

知識獲得支援ツール、事例ベース推論ツールのサポートするタスクは、主に、分析型問題、それも分類型問題に限られるが、専用ツールについては、分類型診断問題と計画型スケジューリング問題を対象とするのもが多い。

従来のAIシステムは、実行可能な解を適当な処理時間で求める目的に使われることが多かったが、最近では、それに加えて最適性・実時間性が要求され

る場合が多くなってきている［2］。その場合には、発見的方法を重視する従来のAI手法のみでは不十分となる。オペレーションズ・リサーチ、その中でも特に数理計画法は、特に計画型・設計型の問題において統合化システムの解の精度と処理速度の向上に重要となってきている。

3.4.4　システムのライフサイクルと知識獲得活動

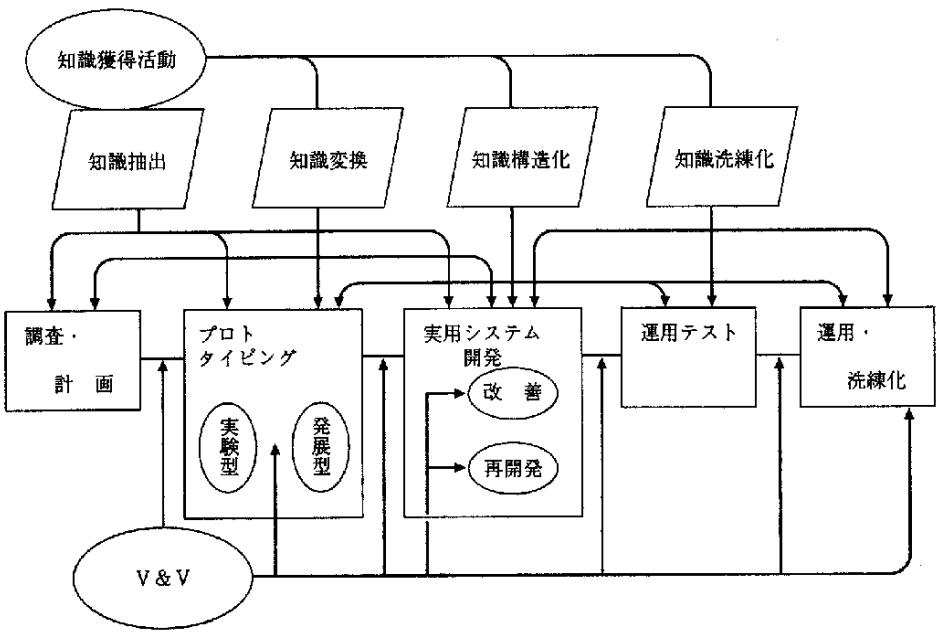
大規模な知識システム開発のための方法論の確立は重要なテーマであるが、現在のところ決定的なものは存在しない。しかし、ヨーロッパでは以下に述べるKADS (Knowledge Acquisition and Documentation System) ［20］と呼ばれる方法論が次第に普及してきており、わが国でも、(財)日本情報処理開発協会によるシステム評価を目的とした調査研究がなされている［12］［19］。

KADSではシステム開発の複雑さを減少させるために中間的なモデルを設定し、その中から適当なものを取捨選択することで開発の方法論・技術・ツールが決定される。この中間モデルは、組織モデル、応用モデル、タスクモデル、タスクの協調モデル、専門家モデル、概念モデル、設計モデルから構成される。専門家レベルは、さらに、対象領域に関する静的な知識、それを使う推論知識、基本タスク、戦略知識の4種類に分類される。これらは、再利用可能なモデル要素として記述されている。しかし、これらの記述はすべて概念レベルにとどまっており、特定のツールや言語に組込まれているわけではない。これが、概念レベルの方法論であるKADSの利点でもあり、すぐに具体的なシステム開発に利用できないという意味でKADSの欠点にもなっている。

それに対し、(財)日本情報処理開発協会による調査研究では、図表Ⅲ-1-24に示すような、プロトタイピングに基づくフェーズドアプローチによって構成されるライフサイクルモデルを重視している。ここでは、開発当初においてシステムとしての本質的な要求を定義し、システムを徐々に成長させていく各フェーズで、段階的に要求仕様を明確化していくこととなる。

まず、調査・計画フェーズでは、要求仕様、システムの位置づけ、開発プロジェクト体制、開発スケ

図表Ⅲ-1-24　エキスパートシステムのライフサイクルと知識獲得作業



ジュールを明らかにする。実験型プロトタイピングフェーズでは、目的を重点的に絞り、技術的に核になる知識・推論機能が実現される。発展型プロトタイピングフェーズでは、最終システムの機能を一応実現したレベルのプロトタイプを作成する。このフェーズの終りには、システムイメージが明確になり実用システムの要求仕様を詳細に記述できるレベルになる。実用システム開発フェーズでは、実際に業務に組み込まれて利用されるシステムを開発する。このフェーズの作業は従来のシステム開発と基本的に変わりはない。運用テストフェーズでは、システムを評価し運用に耐えられるレベルまで洗練化する。運用・洗練化フェーズでは、システムを実運用しながら、システムの問題解決能力を一層向上させていく。

このような立場に立つと、知識獲得作業は、単なる専門知識の収集ではなく、知識システム開発作業の一環として理解することが必要となる。すると、これは4つの活動「知識の抽出・変換・構造化・洗練化」に分類することができる。

知識の抽出段階は、対象問題を基本概念レベルで整理し、対象モデルを構築する作業である。ここでは、対象分野の基本的な知識の形態や、問題解決タスクの概念モデルを明確に整理することが重要である。この作業の中心は、人間（専門家）であり、知識技術者もしくはコンピュータは支援的な役割を果たすにすぎない。

知識の変換とは、知識システム開発ツールが提供するルールやフレームなどの知識処理の典型的な手法で、抽出した知識を記述する段階を指す。知識抽出段階における知識表現が、ツールの表現形式と合致していることが、知識システム開発上では理想的である。しかし、現状ではそれは不可能である。このため、実際の問題に合わせて知識ベースを作成する場合には、与えられた問題をしばしば強引に、人工知能の知識表現に整理・変換することが必要となる。

知識の構造化段階では、断片的な知識を統合し、問題解決の詳細な流れを同定するために知識相互の関連性を明確化する。ここでは、部分問題の特性を詳細に把握し、探索空間を明確に設定したうえで、記述していく作業である。現在の知識獲得支援ツールは大部分この段階の作業を支援する。

知識の洗練化段階では、システムを動かしながら、知識ベースの検証・修正・拡張を行っていく。この段階では、知識の不備な部分を補い、さらに表層的な知識から深い知識を引き出し、あるいは複数の知識を統合してマクロ化する、などの作業を行う。また、システムの保守性を向上させるために知識構造を変更したり、知識表現の可読性を高めることも必要である。

システムがこのようなライフサイクルと知識獲得活動のもとで開発されると、次フェーズに移る時点で、それぞれのプロトタイプの評価を行う必要が生ずる。一般にシステムを評価する場合の視点としては、社会的な視点、経済的な視点、技術的な視点の三つが存在する。技術的な視点に注目すると、システム評価の問題は、特にシステムのVerification（検証）とValidation（妥当性検査）（V&Vと呼ぶ）、ならびに、V&Vを行う手段としてのテスト（Testing）が中心となる。

検証とは、システムの内的な正しさを保証する作業、すなわち、システム開発時に生ずるエラーをなくす作業を指し、開発工程において正しくシステムを構築するための確認作業である。妥当性検査とは、完成したシステムが（陽には表現しにくい）ユーザの真の要求の目的を満たしているかを確認する作業である。すなわち、妥当性検査では、システムは正確に要求が反映しているのか（正確性）、ユーザにとり有用なものであるといえるのか（有用性）が重要となる。そして、正確性、有用性を確認するためには、通常要求仕様の達成状況を評価することとなる。

知識獲得における知識の抽出・知識の変換・知識の構造化・知識の洗練化の四つの作業とシステム開発のライフサイクル、システムの評価の関連は、同

じく図表Ⅲ-1-24にまとめられる。知識システム開発作業が進むにつれて知識の抽出・知識の変換・知識の構造化・知識の洗練化の順に中心となる作業が変化していく。図にあるように、実験型プロトタイピングでは知識抽出が、発展型プロトタイピングでは知識変換・構造化が、実用システム開発では知識洗練化が作業の中心である。

＜参考文献＞

[1] Wright,R.G.,(ed.) : Working Notes on the AAAI Workshop on Standards in Expert Systems. 1991.

[2] 人工知能学会誌：特集「人工知能の理論と実際」. Vol.6、No.6、pp.823-833. 1991.

[3] ICOT-JIPDEC AIセンター編：AI白書1992－人工知能の技術と利用. 1992.

[4] ICOT-JIPDEC AIセンター編：人工知能の技術と利用－AI白書. 1990.

[5] ICOT-JIPDEC AIセンター編：AI白書1991－人工知能の技術と利用. 1991.

[6] 人工知能学会全国大会（第5回）論文集：特別セッション・エキスパートシステム構築方法論（支援システム）. pp.97-116. 1991.

[7] 電子技術総合研究所調査報告：協調アーキテクチャ関連研究の現状.第221号. 1991.

[8] Goldberg,D.E.:Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning.Addison-Wesley,1989.

[9] 服部桂：人工現実感の世界.工業調査会. 1991.

[10] Hayes-Roth, F.,Fikes, R., Chandrasekaran, B.:Interviews (Can AI Make Money ?) IEEE Expert. V01.6. No.5, pp.3-14. 1991.

[11] ICOT KSA／KARサブワーキンググループ報告書：事例ベース推論の研究動向に関する報告書. 1990.

[12] 日本情報処理開発協会：エキスパートシステム評価ガイドラインの研究報告書. R02-001. 1991.

[13] 日本情報処理開発協会：VLKB計画. 1991.

[14] 小林重信、寺野隆雄（編著）：知識システムハンドブック.オーム社. 1990.

[15] 小林重信、中村孝太郎：新しい問題解決方式として実用化が期待される事例ベース推論. 日経AI別冊, 1991春号, pp.40-49. 1991.

[16] 日経AI別冊：特集：AIツールの再点検. 1991春号, 1991.

[17] Schank, R.C.:Where's the AI ? AI Magazine, Vol.12, No.4, pp.38-49. 1991.

[18] 高木英行：あいまいさと知識情報処理. システム／制御／情報. Vol.34, No.5, pp.263-273. 1990.

[19] 寺野隆雄（編）：エキスパートシステムの評価ガイドライン. オーム社. 1992.

[20] Wielinga, B.J., Schreiber, A.Th., Breuker, J.A.:KADS:A Modeling Approach to Knowledge Engineering.ESPRIT Project P5238 KADS-II Report,KADS-II／T1.1／PP／UvA／008／1.0, University of Amsterdam, 1991.

[21] Wright, R.G.:An Overview of Expert System Standards Activities.proc.the World Congress on Expert Systems. pp.656-659. 1991.

第2部　ハイライト技術 — ニューラルネットワークとAIの統合—

1　概観—ニューラルネットワークとAIの統合への動き—

AI（人工知能）はヒトの知的情報処理を機械で実現しようとする技術である。この意味ではニューラルネットワークもAIの一分野といえる。したがって"ニューラルネットワークとAIの統合"を文字どおりに受け取ると、矛盾しているということになる。しかしながら、近年のAIは、エキスパートシステムに象徴されるように、記号処理を中心とした技術の様相を呈している。一方、ニューラルネットワークは図形・画像や音声などのパターンを主として処理の対象としている。前者の考え方をシンボリズム、後者の考え方をコネクショニズムともいう。ヒトの情報処理もまた記号を対象とする論理的思考とパターンを対象とする直感的思考の二つのモードを持っている。このような2種類の知的情報処理の存在に着目して、ここでは記号処理を中心とする前者の技術をAIと呼ぶことにし、一方の技術の代表選手ともいうべきニューラルネットワークとの統合についてその現状と課題を展望する。

AIが過去に対象とした課題として、例えば、ゲームをする機械・定理の自動証明・自然言語理解・機械翻訳・問題解決などを挙げることができる。これらの問題は、当初それを処理する一般的なアルゴリズムの存在と実行可能性を暗黙の前提として研究されてきたが、現実世界におけるより具体的な課題に対しては必ずしも具合のよいものではなかった。少なくともヒトは、そのような一般的なアルゴリズムを用いるというよりも、むしろ膨大な量の有用な知識を援用して問題の解決に当たっていると考えられる。こういう見方から、"知識"の重要性が認識されるようになってきた。その結果生まれた応用事例の一つが今日AIの象徴的な存在となっているエキスパートシステムである。

エキスパートシステムは現実世界での知的情報処理を目的としていることから、その処理内容はさまざまな分野における認識・診断・予測・制御にわたっており、ニューラルネットワークが目指している情報処理と機を一にしている面が多い。この意味で同じ目標に対してAIとニューラルネットワークあるいはシンボリズムとコネクショニズムという相異なる二つのアプローチが存在するということになる。

いずれのアプローチにおいても、知的情報処理を構築するには、処理対象に関する情報と知識をどのように表現するかという問題、推論のための知識をどのようにして獲得するかという問題、そして実際に推論を実行するときに表れる探索の組合せ的爆発をいかにして避けるかという問題に直面する。そしてこれら三つの問題に対してAIとニューラルネットワークの二つのアプローチにはそれぞれ得手不得手があることも次第に認識されるようになってきた。

AIにおいては、対象やそれに関する知識はもっぱら記号によって表現される。このため、処理の対象となる分野はいわゆる論理式で書かれる世界に限定され、ほとんどのヒトが専門家であるはずの文字認識や音声認識などをAIによって実現することができない。これに対してニューラルネットワークでは対象を数値データの集合として記述する。このため処理の対象となる分野は図形・画像や音声といったパターンの世界に限定され、専門家が提供する推論ルールを取り込むことが難しい。

知識獲得の問題は知的情報処理を作り上げるに際

して原理的に重要な役割を演じる。AIでは、対象分野の専門家から得た推論ルールをもとにシステムを構築する。したがって知識の獲得はトップダウン的であり、当を得た少数のルールで優れた推論システムを構築できる可能性がある。データもあまり多くを必要としない。情報は局所的に表現され、処理をモジュール化できるので、問題解決の結果に対して解決に至った道筋をよく説明をすることができる。反面、対象分野の専門家が得難いときあるいは得られたとして専門家が自分の推論過程を明文化できない場合には、知識の獲得が困難になる。また、システムの規模が大きくなるとルールの管理が困難になり、現実世界の具体的な問題に対して技術的な壁にぶつかることになる。

一方、ニューラルネットワークではデータとそれに対する推論結果の多くの事例からボトムアップ的にルールを作り上げていくことができる。これはいわゆる学習による知識獲得であって、多くの場合学習しなかったデータに対しても推論ができるという汎化性を期待できる。獲得されたルールはニューロン素子の間の結合係数として分散的に表現される。したがって推論結果の道筋を説明することは難しく、また推論ルールの局所的な変更も容易ではない。

獲得された知識、すなわち、ルールによって推論を遂行するにはいわゆる推論エンジンが要る。多くの場合、この処理は何らかの探索作業に帰着される。このためAIではさまざまな探索手法の開発が試みられてきたが、組合せ的爆発の壁に阻まれている。このことはAIにおける情報処理が直列的であることに起因する。一方、ニューラルネットワークは本来的に並列的な処理を得意とするので、探索時間を大幅に短縮できる可能性を持っている。

このようにニューラルネットワークとAIにはそれぞれ長所と短所がある。短所は現実世界の問題を扱う際に致命的な困難を引き起こしている。それを解決するために他方のアプローチの長所を生かして困難を回避しようと考えるのは自然であろう。このようにしてニューラルネットワークとAIとの統合の必要性が叫ばれるようになってきた。

知的情報処理の三つの課題にそれぞれ対応して、統合の三つの場面をあげることができる。第1が処理対象の情報と知識の表現の問題である。いいかえれば記号とパターンをどのように融合して扱うかという課題でもある。第2は知識の獲得あるいは学習の問題である。そして第3が探索技法である。

第1の表現の問題は二つに分けて考えることができる。その一つは処理対象の表現である。すでに述べたようにAIは記号データに馴染みがよく、ニューラルネットワークはパターンデータを扱いやすい。このことがそれぞれの守備範囲を限定することになる。しかし、現実世界の具体的な情報処理では両者を同時に扱わなくてはならないことが多い。例えば、知能ロボットを考えてみる。AIによるある推論の結果を使ってロボットの腕を動かすには結果の記号表現をトルクの時間的な変動パターンに変換しなければならない。一方、ロボットの網膜に写っている外界の情景パターンをニューラルネットワークで処理した結果は、"机"とか"椅子"など、その情景に存在する事物の名前（記号）に変換されなければならない。このようにニューラルネットワークで取り込んだパターンを記号に変換したり、AIで記号処理した結果をパターンに変換する手法を開発する必要がある。

ヒトはこの記号とパターンの相互の変換を巧みに行っているが、現状の技術では“しきい論理”やファジィのメンバーシップ関数を用いたad hocな変換が用いられている程度で、ヒトのそれに迫るほどの技術の展開は見られない。今後の重要な研究課題の一つである。

他の一つは知識の表現に関わる問題である。従来の科学では知識の多くは量と量との間の関係を数式で定量的に表現する形が主にとられてきた。しかし知的情報処理ではモノないしはコトの間の関係を定性的に論理式で表現することが多い。このため情報

処理の様式が数値計算ではなく記号処理になる。この記号処理をニューラルネットワークにおける数値計算のなかに埋め込む試みがいくつかなされている。

階層型のニューラルネットワークの入出力は一般に関数を実現するから、知識が命題論理の形で書ける場合には、入力層の各ニューロンに記号を対応させ、出力ニューロンを命題の値とすればよい。このとき隠れ層の1個ないしは複数個のニューロンには関数の記号計算に表れる概念あるいは命題を対応させることもできる。このような役割をニューロンに持たせ、階層型ニューラルネットワークによって"説明による学習"やエキスパートシステムを構成することができる。

知識が命題論理の枠を越える場合にはニューロダイナミックスの力を借りることになる。つまり、ニューロンを相互に結合したニューラルネットワークを用い、その中の一つまたは複数個のニューロンに記号を割り当て、例えば前向き推論や後向き推論を実現しようとする試みがある。この種のニューラルネットワークが行っていることは原理的にはある種の探索問題を解くことと等価であって、後に第3の課題で再び触れることになろう。

第2の課題である知識の獲得は学習の問題でもある。現実的な課題をこなすエキスパートシステムを構築しようとすると、専門家からルールを得ることが困難であったり、専門家自身がルールを明示しえないという事態に遭遇することがしばしば指摘されている。このような難点を解消するために、多数の事例をニューラルネットワークに学習をさせ、その結果得られたルールをシステムに取り込むことが試みられている。

しかしながら、ニューラルネットワークの方は知識は分散的に表現されているため、獲得された知識を論理式の形で記号的に表現し直すことは一般に難しい。そこでホモジニアスな階層構造のニューラルネットワークではなく、いくつかのモジュール（部分ネット）からなる構造を持ったニューラルネットワークを用いることが考えられ、それによってプロダクションルールを獲得しようとする試みなどがなされている。現在、ニューラルネットワークとAIとの統合としては、エキスパートシステムの知識獲得の難点をニューラルネットワークの学習によって解消しようとするこの種の試みが最も活発に行われているといえる。

第3の側面は探索である。これは推論の実行プロセスが実質的に抱えている問題である。AIにおける探索法としてはいろいろな手法が検討されているが、基本的には逐次的、直列的な探索である。したがって原理的には総当たり法の域を出ていないといってよく、具体的な大きな問題に対してはいわゆる組合せ的爆発に遭遇する。

一方、ニューラルネットワークは原理的には並列的であるから、探索を短時間で済ませることができる。ニューラルネットワークの探索法には原理的に異なる二つの方法がある。その一つは相互結合型の回路を用いるホップフィールドネットであり、他の一つは確率的な動作をするニューロンを用いるボルツマンマシンである。前者はいわゆる最急降下法と同類の考えに基づいてエネルギーと呼ばれる関数の近似的な最小解をすばやく求める能力を持っており、これはヒトの直感的判断やひらめきに対応しているともいえる。ボルツマンマシンはシミュレーティッドアニーリングと呼ばれる確率的な探索アルゴリズムの一つである。この計算は必ずしも並列的ではないが、探索時間をかければかけるほどよい近似解が得られることがわかっている。この種の手法をAIの技術に積極的に取り入れた例は必ずしも多くはないが、上で触れたように、ホップフィールドマシンで前向き推論や後向き推論を実現したり、ボルツマンマシンによってプロダクションシステムを構成する試みがある。

以上を要するに、現在までに最も活発に試みられている統合は知識の表現と獲得であり、主としてAI技術の難点をニューラルネットワークで補う形で行

われている。記号とパターンの統合や探索技法の統合は今後の課題である。

また、事例分析として取り上げたテーマのうち、文字認識、音声認識・理解、画像理解などのいわゆるパターンを対象とする知的情報処理は現在のところ記号を対象とするAIでは扱われていない。そこでこれらに関してはそれぞれの分野の従来技術（広い意味でのAI技術）との統合という観点で取りあげている。ちなみにニューロ技術との統合によって性能の飛躍的な向上をみたという例は見当たらないが、ニューラルネットワークの特徴である並列・分散性を十分生かしきれていない面もあるので、今後の研究に期待できるといえよう。

ニューラルネットワークとAIの統合は、これまで見てきたように、互いに両者の欠点を補うという形で行われているのが現状である。知的情報処理を実現するには、両者の単純なつなぎ合わせ以上のものを生み出してくれるような統合が望まれる。通産省が平成4年度から発足させようとしているReal World Computingのプロジェクトはいわゆる「柔らかい情報処理」を目指している。AI技術のある種の堅さがニューラルネットワークに代表される並列分散型の情報処理によってときほぐされてくるとき、真の統合の姿が見え始めてくるのではないかと思われる。

おわりに論文数から見た研究の動向について簡単に触れておこう。ニューラルネットワークに関する代表的な国際会議として、IJCNN（International Joint Conference on Neural Networks）がよく知られている。これはIEEEとニューラルネットワークの国際学会であるINNS（International Neural Network Society）との共催による。もともとは1987年にIEEEが主催したICNN（International Conference on Neural Networks）がその始まりで、1989年からINNSとの共催になり、名称も現在のように変更され、年2回の開催が定着しつつある。図表III-2-1はこの国際会議で発表された論文のうち、ニューラルネットワークの応用から見た次の分類：

A：ニューラルネットワークを知識やルールの作成・選択に用いる

B：推論機構の入力データの前処理や出力データの後処理を行う

C：知識やルールの表現にニューラルネットワークと他の手法（ファジィなど）を併用する

D：学習させたニューラルネットワークから明文化できる知識やルールを引き出す

に該当する数を調べたものである。これによれば、毎回6-12編程度の論文が定常的に発表されており、分類のAが主要な対象となっていることが伺われる。

図表III-2-1　国際会議に発表された“統合”に関連した論文の数

		A	B	C	D	計
1987	ICNN(San Diego)	7	0	3	2	12
1988	ICNN(San Diego)	4	0	1	1	6
1989	IJCNN(Washington)	4	2	2	0	8
1990	IJCNN(Washington)	4	0	2	1	7
	IJCNN(San Diego)	4	0	1	2	7
1991	IJCNN(Seattle)	4	2	6	0	12
計		27	4	15	6	52

2　ニューラルネットワーク技術の展望

2.1 歴史的経過

2.1.1 プレ・コネクショニズム

人間の情報処理の特徴を情報の多重相互制約的作用にあるとし、その計算機構として多数のユニットと呼ばれる簡単な情報処理要素が相互に結合して簡単な信号をやり取りするネットワーク構造を考えるというパラダイムは一般にコネクショニズム(connectionism)と呼ばれている。こうした並列分散型の情報表現と処理は、MPP（Massively Parallel Processing）ともPDP（Parallel Distributed Processing）とも呼ばれ、1980年代認知科学における新しいパラダイムとして登場してきた[1]。

認知科学はもともと、人間の情報処理は記号処理と見なすことができるから、心の働きをコンピュータプログラムとして表現することにより客観性、再現性を保証しつつその解明を行うことができるとして人工知能とともに発展してきた研究分野である。確かに人間は記号を用いて論理的推論を行うことができ、とりわけ知的で意識的な心の働きについてはこうした記号処理的アプローチが有効であった。しかし反面、このようなアプローチでは、人間の情報処理における融通性や無意識的な処理などをうまく説明することができないといった指摘がなされ、また人工知能においても、不完全で曖昧な知識の下でも適切な推論ができるようないわゆる「柔らかな情報処理」に対する関心が高まってきた。

コネクショニズムはこのような背景の下に登場したわけであるが、ネットワーク構造による並列処理というアプローチそれ自体は決して新しいものではない。ニューラルネットワーク（神経回路網）によって知的情報処理を実現しようという研究はすでに1940年代に始まっている。一旦は下火になったこのようなアプローチが1980年代再びコネクショニズムとして注目されるようになった主な理由は次の二つである。

- 多層型ネットワークの学習アルゴリズムとして誤差逆伝播法（バックプロパゲーション）が提案され、具体的な問題に適用されて一応の成果をあげた。
- 相互結合型ネットワークにエネルギーの概念を導入することによって、組合せ最適化問題に適用できることが具体的に示された。

これらはいずれも実際的な問題に適用し得るアルゴリズムの発見もしくは再発見ということを意味している。しかしコネクショニズムが知的情報処理の実現そのものにどのような寄与をするかについてはいろいろな見方があり議論の分かれるところである。そこでまず、コネクショニズムが登場する以前、すなわち1970年代までのニューラルネットワークによる知的情報処理の実現に関する研究について概観する。

(1) ニューロンの数理モデル

脳が100億ものニューロンと呼ばれる神経細胞から構成されていることが明らかになったのは今世紀初頭のことである。ニューロンは、シナプスを介して他のニューロンからの刺激を受けとりそれがある閾値をこえると興奮して電気パルスを発生する。このパルスは軸索を伝わり枝別れして他のニューロンへの入力刺激となる。このようなニューロンを構成要素とする神経回路網によって何がなされるのか？1943年W.McCullochとW.Pittsは「神経活動に内在する概念の論理的計算」と題する論文でこの質問に対する一つの解答を与えた。彼らはまずニューロンを次のような性質を持つ素子として抽象化し、ニューラルネットワークの数理的な解析を試みた。（ここでは、彼らの定義そのものではなく、その後修正され現在いわゆるMcCulloch&Pittsのニューロン・モデルと呼ばれているものを示す。）

- ニューロンの活動は興奮しているかいないか、すなわち「全か無か」のいずれかである。
- ニューロンは一定の閾値を持つ。

・シナプスには興奮性シナプスと抑制性シナプスの2種類がある。
・シナプスからの入力刺激は加算され、総和が閾値を越えるとニューロンは興奮する。
・信号伝達の遅延はシナプスでのみ生じる。

こうしてMcCullochとPittsは、抽象化されたニューロンにおける悉無律を論理の真偽に対応づけることにより、ニューラルネットワークは命題論理計算ができることを示した。またS.Kleeneは、このようなニューラルネットワークによって任意のオートマトン（順序機械）が実現できることを示した。（このようなニューロンを用いて論理回路やオートマトンをいかに具体的に構成するかについては参考文献[2]に詳しく述べられている。また、ニューロンはそれを用いて任意の論理回路、任意の順序機械が構成できるという意味で万能の情報処理素子であるということになる。）

こうした議論の背景には、人間の思考過程は論理や計算といった概念で説明できるとする記号計算主義の考え方がそれ以前からあったことを忘れるわけにはいかない。例えばG.Leibnitzは思考の代数学、推論算法などを提唱し、1854年 G.Boole は『論理と確率の数学的理論の基礎となる思考法則に関する研究』を出版し、1936年 A.Turing は『計算可能数について一決定問題への応用』と題する論文で後にチューリング・マシンと呼ばれる抽象的万能計算機械を提案して計算という概念を明確にし、その後計算と人間の思考との関係を議論している。こうした背景を考えると、McCullochとPittsの主張は、脳は計算機と見なし得ること、したがって人間の思考過程を正確に記述できればまったく同じように動作する計算機「考える機械」すなわち人工知能が実現できるということであったと理解することができる。

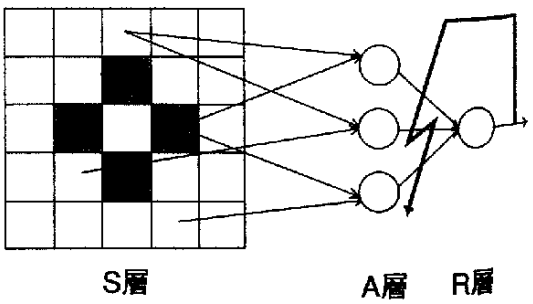
(2) 学習・認識のニューラルモデル

ニューラルネットワークは多数のニューロンの結合によって構成される複雑なシステムである。このようなニューラルネットワークを特定の目的行動に向かうように構成するにはどうしたらよいだろうか？ 1948年 W.Ashbyは『脳の設計』という論文で、適応行動を可能にするような神経システムの構成原理として自己組織化（self-organization）という考え方を提案した。自己組織化とは混沌とした状態からある特定の目的に合うようにシステム自身が適応的に自己を構成していくこと、すなわち学習していくことである。

適応や学習は人間の知的な行動の一つとして心理学においても古くから取りあげられてきたが、1949年 D.O.Hebb は『行動の機構』において学習をニューラルネットワークの可塑性という観点から議論した。ニューロンAからニューロンBへの入力刺激に対してニューロンBが興奮したならばニューロンA、B間のシナプスの伝達効率を高めるという形でニューロン間の結合強度を変えていけば、ニューラルネットワークはちょうど“けもの道”が形成されるように次第に特定の行動パターンを獲得していくという学習理論である。このような可塑性シナプスの変化則はHebbの学習則と呼ばれている。

脳と同じように学習し適応するシステムを実現しようという試みの中で最も注目されたのが1958年 F.Rosenblatt によって提案された学習するパターン認識機械「パーセプトロン（Perceptron）」である。パーセプトロンは図表Ⅲ-2-2に示すような視覚神経系の構造を模したS層（感覚層）、A層（連合層）、R層（反応層）の3層からなる多層型ニューラルネットワークで、同じ層内での結合はなく、層間の結合

図表Ⅲ-2-2　パーセプトロン



はS層→A層→R層という一方向である。S層には網膜の視細胞に相当するニューロンが並べられており、これらは光刺激の有無に応じて1か0の値を出力する。これら出力はA層のニューロンに伝えられ、A層の各ニューロンはS層とA層の間の結合の仕方とそのときに与えられた刺激パターンに応じて−1あるいは+1の値を出力する。R層にあるニューロンは、これらA層のニューロンの出力にシナプスの結合係数を掛けて和をとったものと閾値を比較し、閾値より大きければ1、小さければ0を出力する。

このような構造をしたパーセプトロンが「図形を認識する」というのは、ある特定の図形パターンあるいはある特定の図形パターンの集合に対してのみ1を出力し、それ以外の図形パターンに対しては0を出力するということである。

Rosenblattのパーセプトロンの最大の特徴は、こうしたパターン認識の機能を学習によって獲得することができるという点であった。パーセプトロンの学習アルゴリズムは次のようなものである。

- 1を出力すべき図形パターンに対して0を出力した場合、R層のニューロンへの入力の総和が不足しているので、興奮しているA層のニューロンとR層のニューロンを結ぶシナプスの結合係数を一定量だけ増加する。
- 0を出力すべき図形パターンに対して1を出力した場合、R層のニューロンへの入力の総和が多すぎるので、興奮しているA層のニューロンとR層のニューロンを結ぶシナプスの結合係数を一定量だけ減少する。

このような訂正を何度か繰り返すと、識別すべき図形パターンの集合がA層へ写像したとき線形分離可能であれば、パーセプトロンはやがて正しく答えるようになる。すなわち学習が終了する。有限回の訂正によって学習が終了するという事実はパーセプトロンの収束定理と呼ばれている。学習機械の収束定理に関するさまざまな議論については参考文献 [3] に詳しい。

図表Ⅲ-2-2に示したパーセプトロンは3層からなる最も簡単なパーセプトロンで単純パーセプトロンと呼ばれるが、さらに層を重ねることによってより複雑なパターンの識別が可能になる。例えば、H.D.BlockらはA層が2層になった4層直列結合パーセプトロンを提案し、ある図形に対してA1層のあるニューロンが興奮し、次の図形に対してA2層のあるニューロンが興奮したときその二つのニューロンを結ぶシナプスの結合係数を強化するといった学習アルゴリズムをさらに導入することによって、相続く二つの入力パターンを関連づけ文字とその裏文字といった「対の概念」が学習できることを示した。しかしこの当時、パーセプトロンを多層化することによってその機能を拡張することはできたが、その一般的な学習アルゴリズムを見出すことはできなかった。(1986年 D.E.Rumelhartらによって提案された誤差逆伝播法はアナログニューロンによる多層パーセプトロンの一般的な学習アルゴリズムである。)

一方、パーセプトロンのS層とA層間の結合は学習機械の識別機能にとっては本質的なものではないので、この部分を持たないより単純な学習機械も提案された。例えば、B.Widrow の Adaline (adaptive linear neuron) やいくつかのAdalineを並列に接続したMadaline (Many Adalines) などがその例である。

パーセプトロンの情報処理能力を徹底的に分析し、その能力に対する漠然とした期待や幻想を打ち砕いたのが1969年に出版されたM.MinskyとS.Papertの『パーセプトロン』である [4]。

彼らはパーセプトロンを多入力の論理関数を並列計算する機械として考えた。すなわち、A層の各ニューロンは、S層に提示されたパターン X について一連の論理関数 $\phi 1(X)$, $\phi 2(X), \cdots, \phi n(X)$ を互いに独立に並列計算し、R層のニューロンはこれらの線形加重和に対する閾操作によって論理関数 $\psi(X)$ を計算するものとした。つまり、パーセプトロンとは、ある与えられた論理関数の集合Φに関してすべての線形な論理関数を計算し得る機械であると考え

た。このように考えれば、論理関数ϕにいくつかの条件や制限を課すことによりパーセプトロンの基本的な能力を評価することができるからである。代表的なものとしては、どの論理関数ϕもS層の最大k個のニューロンからしか結合を持たない、すなわちk入力の論理関数までしかない有限次数パーセプトロンや論理関数ϕの値に関与するS層のニューロンがある一定の直径より広い範囲に拡がることはない有限直径パーセプトロンなどが考えられた。そして例えば、S層に提示された図形の連結性は有限次数パーセプトロンでは判定できないといったことなどが明らかにされた。図形の連結性の判定問題が特に議論されたのは、連結性を判定する論理関数が本質的な意味で非局所的であり、局所的で並列的な演算方式にとって最も扱いにくいものだと考えられたからである。

このようにMinskyらのアプローチは、学習機能を持つ機械を評価するに当たって、まずその計算機構の本質的な性質を学習機構の性質とは独立に議論し、どの範囲の行動がそもそも学習可能なのかを解析していくというものであった。参考文献[4]の序論において次のように述べている。「ただわれわれの信ずるところによれば、意味のある学習が意味のある速さで行われるためには、前もって意味のある構造が用意されていなければならない。係数の調整による単純な学習方式は部分論理関数が相当程度要求に合致しているときに、実際に意味のあるものとなる。また識別すべき問題がかなり低次のものであり、パーセプトロンのϕ関数が適当に設計されていれば、適応によってその性能を改善していくことは十分考えられる。しかし、特定の要求を考えずに部分論理関数を作り、万能形のパーセプトロンを構成して、それに高い次数の識別問題を学習させようとしても、あまり得るところはない。なぜそうであるかを説明するのが、この本でのわれわれの目的である。」

パーセプトロンの学習についてはどうか？Minskyらは学習を適切な係数を探索することと考え、通常の山登り法や全数探索と比較している。そして収束定理に関して、「二つの図形集合が線形分離可能ならば、二つの集合を分離する論理関数が存在することを、収束定理が保証している」と軽く考えるべきではなく、記憶を持たない単純な全数探索形の作用よりも優れた学習作用があるところにその意味があると考えるべきだとした。

そして最後に、パーセプトロンによるパターン認識や情景理解などの可能性については否定的な予想を述べている。それは、このような高度な課題に対処するにはパーセプトロンを多層化した機械を考えることになるが、パーセプトロンの考えを多層機械に拡張しても意味がないと思われるからで、このことは「線形閾値要素のみを用いて一般用電子計算機を作ることができるが、それだからといって、演算やプログラミングの理論が、パーセプトロンの理論から作られるわけではない」という自明な事実を考えてみればわかることだとしている。

パーセプトロンは多層型ニューラルネットワークであったが、相互結合型ニューラルネットワークについても自己組織化・学習の研究が行われた。多層型ニューラルネットワークが主として識別の問題に適用されたのに対し、相互結合型ニューラルネットワークについてはその神経興奮のパターン変化が興味の対象となった。そしてこの問題についてシミュレーションや理論的方法（例えば解の安定性や解の分岐に関する議論）によるアプローチが行われた。

シミュレーションによる研究としては、1961年E.R.Caianielloが提案した神経方程式やB.G.Farleyらの研究などが初期のものとしてよく知られている。Caianielloの神経方程式は、McCulloch&Pittsのニューロン・モデルにシナプスにおける時間的加重性と不応期（絶対不応期と相対不応期）を導入したニューロン・モデルである。Caianielloはこのようなニューロン・モデルを要素として2つのニューロンが結合されている確率がそのニューロン間の距離だけで決まるようなランダム結合のニューラルネットワ

ークを考え、そこに発生する興奮パターンの時間的変化を調べた。Farleyらも同様なシミュレーションを行い、特に遠い結合を持つネットワークにおける全活動量の時間的変化が人間の脳波に似ていることなど指摘した。またCaianielloは、Hebbの学習則に基づきシナプス結合係数の時間的変化を記述する記憶方程式を提案し、神経方程式と組合せることにより脳の基本的な機能のいくつかが説明できるとした。例えば、二つの独立な興奮パターンP1 とP2 が定着した後これらを同時に刺激し発生させるとP12という新しい興奮パターンができやがて定着するが、これは抽象化作用に相当し概念形成が行われたといえよう。またこのあとP1 を発生させるとP12→P2 とパターンが変化するがこれは連想作用といえようといった具合である。しかし残念ながら、このような研究は具体的な知的機能を実現するものではなかった。

その後、相互結合型ニューラルネットワークについては神経場としての取り扱いなど理論的な研究が行われた。特に甘利は、ランダムに相互結合した神経集団の振舞いに関する神経統計力学や、神経場を組合せた競合と協調による情報処理、連想記憶の学習方法などについて理論的な解析を行っている [5]。

⑶ 連想記憶のニューラルモデル

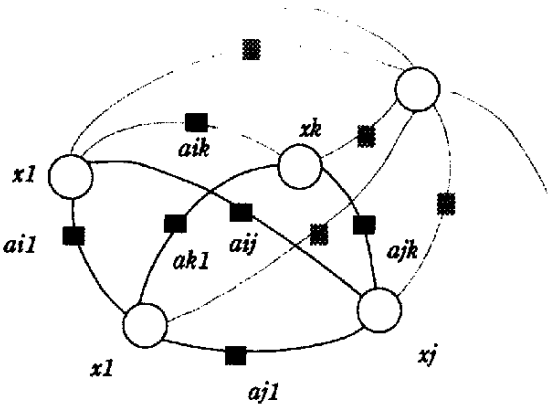
知的情報処理の一つに連想がある。連想とは心理学的には『要素的経験ー感覚、観念、運動などーがある法則に従って結びつくこと、およびこうした要素的経験のあるものが、他のものを継時的または同時的に呼び出すこと』として定義されているが、この定義からもわかるように連想には二つのフェーズー記銘と想起がある。そしていかに記銘しておくかということが連想記憶の問題ということになる。1969年 P.B.Postは、三つの関連事項W1, W2, W3 の共通内容をE1、W3, W4, W5 の共通内容をE2、･･･としたとき、それらを重ねたM＝E1∪E2∪･･･を記憶しておき、例えばW1 とW2 を入力として連想事項W3 を想起するという形の連想記憶のモデルを提案した。

このように連想記憶は分散された情報を重ね合わせたものとなっており、このような情報処理を実現するには、相互結合型ニューラルネットワークを考えると都合がよい。1972年 T.Kohonenや中野馨は相関行列を用いた連想記憶を提案した。Kohonenの提案した連想記憶モデルは、キーベクトルx(k) とデータベクトルy(k) の相関行列の和M＝y(1) x(1) t＋y(2) x(2) t＋･･･を記銘しておき、キーベクトルx(k) に対してMx(k) を想起出力とするという相互想起型の連想記憶である。この場合、キーベクトルが互いに直交していれば正しい想起が行われるが、そうでないとクロストークが生じ正しい想起出力は得られない。

中野はパターンベクトルを3値とし、想起過程に量子化関数を導入することによってこのクロストークを低減しようとした。そしてこのモデルをアソシアトロンと名付けた。アソシアトロンは部分パターンから全体パターンを想起する自己想起型の連想記憶モデルで、図表Ⅲ-2-3 に示すような相互結合型ニューラルネットワークとして表現できる。ただし、このニューラルネットワークには以下のような特徴がある。

・ニューロンの興奮状態に＋1と－1の2種類を考え、これと静止状態の0で3値として取り扱う。

図表Ⅲ-2-3　アソシアトロンのニューラルネットワーク



・二つのニューロン間の結合は対称である。その結合係数は、学習時は連続値を取るが、想起のとき刺激を伝達する場合3値に量子化される。

中野はこのアソシアトロンの連想能力を評価するとともにこれを用いてゲームやその他の思考過程のシミュレーションを試みた。

相関行列に基づく連想記憶の問題点は、クロストークの発生がパターンベクトルの直交性に依存するため、記銘パターンの数に関係なく、例えばえばたった二つのパターンを記銘した場合でも生じるということである。そこで、パターンの直交性に左右されないような形式の連想記憶が研究されるようになった。工学的な立場から考えると、連想とはパターンベクトル$x \in R_n$からパターンベクトル$y \in R_m$を与える写像、または雑音の重畳したパターンベクトル$x' \in R_n$からパターンベクトル$x \in R_n$を与える写像と考えることができる。つまり記銘とはそうした写像関数を構成することであるということになる。このように考えると、連想記憶の問題は、$X=(x^{(1)}\ x^{(2)}\cdots x^{(k)})$, $Y=(y^{(1)}\ y^{(2)}\cdots y^{(k)})$ としたとき$Y=MX$となるような行列Mを求める問題に帰着される。Kohonenは、Xの一般化逆行列X^+を用いて$M=YX^+$となること、そして自己想起の場合には$M=XX^+$、すなわちMがパターンベクトル$x^{(1)}, x^{(2)}, \cdots, x^{(k)}$によって張られる部分空間への正射影子となることを示した。また、Grevilleの定理を用いてYX^+が適応的に構成できること、Gram-Schmidtの直交化法を用いて射影子$(I-XX^+)$が適応的に構成できることなどを示した[6]。

こうして、連想記憶の実現問題は線形システム論的な取扱いがその主流となった。1982年J.J.Hopfieldが相互結合型ニューラルネットワークにエネルギーの概念を導入し、記憶しておきたいパターンがネットワークの平衡状態となるようにうまく結合を決めておくことにより連想記憶が実現できることを示し、再びニューラルネットワーク情報処理が注目されるようになった。

＜参考文献＞

[1] Rumelhart,D.E. et al：Parallel distributed processing, MIT, 1986.（甘利（監訳）：PDPモデル　認知科学とニューロン回路網の探索, 産業図書, 1989）

[2] Minsky,M. : Computation：Finite and Infinite Machines, Prentice-Hall,1967.（金山（訳）：計算機の数学的理論, 近代科学社, 1970）

[3] Nilsson,N. : Learning Machines, McGraw-Hill, 1965.

[4] Minsky,M. and Papert,S. : Perseptrons, The MIT Press, 1969.（斉藤（訳）：パーセプトロン, 東京大学出版会, 1971）

[5] 甘利俊一：神経回路網の数理－脳の情報処理様式－, 産業図書, 1978.

[6] Kohonen,T. : Associative Memory, Springer Verlag, 1977.（中谷（訳）：システム論的連想記憶, サイエンス社, 1980）

2.1.2　コネクショニズム

本節では、1980年代になって活発化したニューラルネットワークについて、モデル、アプローチの違いを整理し、今日の研究の元となった代表的モデルとその派生について概観する。なお、ニューラルネットワーク研究の歴史を図表Ⅲ-2-4にまとめた。

ニューラルネットワークはその構造から階層型ネットワークと相互結合型ネットワークに分類される。階層型ネットワークはユニットがいくつかの層に配列し、その層の間にリンクがあるようなネットワークで、一般的には信号の流れは入力層から出力層に向かう。階層型ネットワークは通常入力パターンから出力パターンへの変換、入力パターンのカテゴリの識別に使われる。相互結合型ネットワークは特に階層型のような構造はなく、各ユニットがお互いに結合しており、結合にループがある場合は、ネットワークのふるまいは動的になる。相互結合型ネットワークは連想記憶や最適化問題への応用が多い。

(1)階層型ネットワーク

Rosenblattにより提案されたパーセプトロンは学習機械として多くの研究者の期待を集めたがMinskyとPapert(1969)がその情報処理能力を詳細に分析しその限界を指摘することにより、ニューラルネットワークへの期待は一時的に下火となった。

単純パーセプトロンは中間層において線形分離なパターンしか識別できないが、入力層から中間層において適当なパターンの変換を行えば入力層において線形分離でないパターンの識別も可能である。さらに多層にすればより複雑な入力層から出力層へ任意のパターン変換が可能である。しかしパーセプトロンの学習は出力ノードだけで、入力層から中間層における「適当」なパターンの変換は学習できなかった。Rumelhart、Hinton (1986)らはユニットの出力関数を0、1の2値をとる閾値関数から連続関数に変更し、多層の場合にも学習ができる方法を開発した。これは出力層における自乗誤差をポテンシャル関数とする勾配法である。ユニットの出力関数を微分可能な連続関数にすることにより出力層以外の層のユニットも学習できるようにした。各層のユニットのリンクの重みの修正は出力層における誤差を出力層から入力層に伝播することで計算できるので、誤差逆伝播（BP, Erorr Back Propagation）法と呼ばれる。

Sejnowski、Rosenberg(1987)はこのBP法をテキスト一音素変換へ応用したNETtalkというシステムを開発した。英語のアルファベットは同じ文字でもそれが単語の何処にあるかによって発音のされかたが異なり、また多くの例外もある。従来はこれを人が

図表Ⅲ-2-4　ニューラルネットワーク研究の歴史

	階層型	相互結合型	競合学習	時系列の認識	その他のモデル
1960	・パーセプトロン Rosenblatt (1962) ・パーセプトロンの限界の指摘 Minsky, Papert (1969)				
1970		・連想記憶モデル Anderson, Kohonen, Nakanoら (1972)	・競合学習パラダイム Malsburg (1973) ・コクニトロン 福島 (1975) ・ART Grossberg (1976) ・ネオコグニトロン 福島 (1980)		
1980	・誤差逆転伝播法(BP法) Rumelhat, Hinton (1986) ・NETtalk Sejnowski,Rosenberg (1987)	・Hopfield型 Hopfield (1982) ・Hopfield型（連続版） Hopfield (1984) ・TSPへの応用 Hopfield, Tank (1985) ・ボルツマンマシン Ackley, Hinton, Sejnowski (1985) ・連想記憶 想起課程の解析 甘利, 馬被 (1988)	・フィーチャーマップ Kohenen (1984) ・ART2 Grossberg (1987) ・トポログラフィックマップの自己組織化 Kohonen (1988) ・フィーチャーマップのTSPへの応用 Angeniol (1988)	・Jordan型 Jordan (1986) ・TDNN Waibel (1987) ・Elman型 Elman (1988) ・ニューロン棒 二見, 星宮 (1988)	・RCE Reilly, Cooper, Elbaum (1982)
1990					・Higer Order NN Sun, Chen, Giles, et al. (1990)

作った変換規則を用いて行っていた。NETtalkは3層のネットワークで、入力層に英単語のテキストを提示し、出力層には入力層に提示されたテキストの中心にある文字の音素を出力するというもので、これを実際にDECtalkという音声発声装置で発声させた。その結果、NETtalkの発音は学習とともに正しい発音に近づきその過程はヒトが発声を学習する過程と似た特徴を示した。この研究はBP法の可能性を示す強烈なデモンストレーションとなりニューラルネットワーク研究のブームのきっかけを作った。

(2) 相互結合型ネットワーク

連想記憶モデルはAnderson, J.A.(1972), Kohonen, T.(1972), Nakano, K.(1972)により提案された。連想記憶モデルは相互結合したニューラルネットワークのダイナミクスを利用する。ネットワークの各ユニットの初期値としてあるパターンを与えると平衡状態において初期値として与えたパターンと良く似たパターンが得られる。連想記憶の学習には相関学習が用いられる。これは記憶させたいパターンを提示し、各ユニットの活性度の相関によってユニット間の重みを決める。甘利、馬被(1988)は連想記憶の想起過程のダイナミクスを解析した。

Hopfield(1982)は各ノードの出力が2値で、ノード間のリンクの重みが対象な相互結合型のネットワークにエネルギーという概念を導入し、ネットワークの各ノードの非同期な動作がそのエネルギーを極小化させることを示し、相互結合型ネットワークを連想記憶以外へ応用できることを示唆した。Hopfield(1984)はさらに、各ノードの出力が連続値をとるモデルにおいてもエネルギーが極小化されることを示した。ネットワークのエネルギー関数はリンクの重みによって決まり、それは各ノードの出力の2次式の形になっている。

最適化問題においては問題の解を変数 x（ベクトル）で表し、解 x が満たすべき拘束条件 $f(x) \geqq 0$ のもとで、評価関数 g (x) を最小化（最大化）する。もし f (x)、g (x) が x の2次形式で書くことができれば、ネットワークを使って最適化問題を解くことができる。HopfieldとTank（1985）は最適化問題の一つである巡回セールスマン問題（TSP）にニューラルネットワークを適用して解いて見せ、ニューラルネットワークの最適化問題への適用の可能性を示し、NETtalkとともにニューラルネットワーク研究のブームを作った。

リンクの重みが対象な相互結合型のネットワークは一般に、複数のエネルギー極小点を持つ、すなわち複数の平衡点を持つのでこれを連想記憶として利用できる。しかし、最適化問題に応用する場合には初期値によっては必ずしも最適解が得られないという問題がある。Ackley、Hinton、Sejnowski（1985）らは各ユニットが確率的に動作するボルツマンマシンというモデルを提案した。ボルツマンマシンは「温度」というパラメータでネットワークの確率的な振舞いを制御でき、ランダム性の高い「高温」状態から決定論的な動作をする「低温」に徐々に冷却する“焼きなまし”というプロセスによって最適解を得ることができる。

ボルツマンマシンは入力パターンから出力パターンの変換を学習することもできる。ボルツマンマシンは確率分布シミュレータとして動作し、入力パターンが与えられたときの出力パターンの条件付き確率分布をエミュレートする。学習はネットワークによりエミュレートされた確率分布と実現したい確率分布の差（カルバックの非対象情報量）を使った勾配法で行われる。

(3) 競合学習

1970年代初期にMalsburg（1973）とGrossbergによって競合学習のパラダイムが導入され、Grossberg(1976)、Kohonen（1984）、Fukushima（1975）、甘利(1978)、Cooper（1982）らにより多くの競合学習モデルが提案されている。

競合学習とは、教師なしの学習パラダイムで、入力パターンから特徴を検出したり、パターンを分類したりできる。競合学習においてはネットワークを

構成する各ユニットは入力パターンに対してそれぞれ異なる強さで反応し、また各ユニットはお互いに何らかの方法で競合する。そして競合して勝ち残ったユニットが入力パターンに、より適合するように学習する。

Grossberg（1976）はARTという競合学習を行うモデルを提案した。ARTはF1、F2という二つのユニット層から構成される。F1ユニットには入力パターンが写像される。F2層のユニットはF1層のパターンとリンクの重みの内積に応じてボトムアップ的に活性化される。F2層のユニットはお互いに競合し入力パターンに対して最も強く反応したユニットが他のユニットを抑制する。想起されたF2層のユニットはF1層にトップダウン的にパターンの想起を行う。こうしてトップダウンの想起とボトムアップの想起を繰り返し、安定したところで入力パターンは認識される。学習は入力パターンが認識された状態で、活性化しているF2層のユニットの重みをF1層に想起されているパターンに近付けるように修正する。

ARTはヒトの記憶に対する考察より設計され、リンクの可塑性を学習とともに変化させ、すでに学習した記憶が後の学習によって失われないような工夫も行われている。ARTは当初2値パターンを対象にしていたがGrossberg（1987）はこれをアナログパターンも扱えるように改良したART2を提案した。

Fukushima（1975）はコグニトロン、ネオコグニトロン（1980）という競合学習を用いたモデルを提案した。ネオコグニトロンは多層のネットワークで、入力層に提示されたパターンを識別する。各層のユニットは前段の層の部分領域を視野として持ち、この領域内のある特定のパターンに対して反応する。入力パターンは入力層から上位層のユニットに向かう。入力層に近い層のユニットは小領域を視野に持ち簡単な特徴に反応し、上位層のユニットは、広い視野を持ちより複雑な特徴量に反応し、最終層では入力パターンのカテゴリが出力される。ネオコグニトロンではこの過程において、入力パターンの位置ずれ、歪みを吸収することができる。これは他のモデルにはない大きな特徴である。Fukushima（1988）はネオコグニトロンを入力層に二つ以上のパターンがある場合にもそれぞれのパターンが認識できるように発展させた。従来のネオコグニトロンと同様なボトムアップ的な認識を行う部分と、認識結果をトップダウン的に入力パターンを想起するためのフィードバックの機構とを持つ。ボトムアップの信号の流れとトップダウンの信号の流れはGrossbergのARTと同様に相互に影響を与え合う。一旦認識されたカテゴリは、それを抑制することにより、他のカテゴリに注意を移すことができる。

Kohonen（1984）はフィーチャーマップ（Feature Maps）の自己組織化に競合学習を用いている。フィーチャーマップは多次元入力パターン空間から別の次元（通常は、より低次元）の空間への写像である。Kohonenは競合学習を用いて、写像した空間において元の空間のパターン間の位置関係ができるだけ保存されるような写像を自己組織化するモデルを提案した。Kohonen（1988）はこのモデルを音韻の地勢図（トポグラフィックマップ）の自己組織化に応用した。音声認識においては音声を周波数スペクトルに基づく多次元のパラメータで表現する。音声を構成する音韻はそれぞれ多次元のパラメータ空間のある位置を占める。トポグラフィックマップはパラメータ空間における音韻の地勢図である。Kohonenはトポグラフィックマップを2次元にマップした。2次元に配列されたユニットはそれぞれ音韻パラメータを入力として受けとりその適合度に応じて反応する。各ユニットは相互結合しており入力に最も強く反応したユニットの近傍では興奮が持続し、それ以外では抑制されるようになっている。興奮しているユニットの重みが入力パターンに適合するように修正される。こうして学習を繰り返すと2次元配列された各ユニットはある特定の音韻に反応するようになり、トポグラフィックマップの2次元への写像が得られる。

Angeniol.B.（1988）はKohonenのフィーチャーマップの自己組織化のメカニズムを利用して最適化問題の一つである巡回セールスマン問題（TSP）を解いている。TSPは2次元空間に配置された特徴点（都市）をリング状に配置された1次元の参照ベクトル（巡回経路）にマップする問題と見なすことができ、フィーチャーマップの自己組織化のメカニズムを利用して解くことができる。この方法で1000都市のTSP問題を解いている。

(4) 時系列の認識

ニューラルネットワークモデルで、静的パターンだけでなく動的パターンの変換、認識、識別を行おうという試みもある。

相互結合型ネットワークを使った連想記憶において、ユニット間のリンクの重みをある時刻 t におけるパターンと次の時刻 t+1のおけるパターンとの相関に従って設定するとリンクは非対象になり、時系列パターンの連想ができる。

1次元にユニットを配列し、各ユニットは近傍は興奮性、少し離れたところは抑制性で他のユニットと結合する。このような配列の1部を活性化させるとその活性の山は安定に存在する。結合を非対象にすると活性の山は1次元配列の上を移動する。二見、星宮（1988）はこのようなユニットの一次元配列（ニューロン棒）に発生した活性の山を外部の信号でドライブすることにより時系列を認識するモデルを提案している。

階層型ネットワークでは基本的には静的パターンの変換しかできないが、Sejnowski、Rosenberg（1987）のNETtalkのように時系列をバッファリングし空間パターンに変換するという方法も使われている。

Jordan, M.（1986）は3層の階層ネットワークの入力層に文脈を記憶するユニットを設け、これに出力ユニットの出力をフィードバックするリカレント型モデルを提案し、このようなネットワークがパターンの時系列を学習できることを示した。Jordanはこのネットワークをロボットアームの軌道の計算に使用している。

Waibel, A.（1987）はTDNN（Time Delay Neural Networks）という階層型モデルを提案している。各層のユニットは下位の層のユニットから入力を受けるが、このとき、時間遅れ要素を持ち下位ユニットの現時点での値だけでなく過去の値も入力として受けとる。NETtalkが入力層において時系列を空間パターンに展開しているが、TDNNはこれを各層において展開したものと考えられる。WaibelはTDNNを音声認識の音韻の認識に応用した。

Elman, J.L.（1988）はJordanと同様のリカレント型モデルを提案している。これは出力層のかわりに中間層の出力を入力層にフィードバックする。これにより、過去の入力系列の履歴が入力層に蓄えられ、ネットワークは現在の入力パターンと過去の入力パターンの履歴を考慮しながら出力パターンを生成することができる。Servan-Schreiber,D.（1988）はElan型のネットワークが正規文法を学習できることを示した。またクラスタリング手法を用いてテキストを認識するときの内部状態の遷移過程を分析している。

(5) 内積に基づかないモデル

提案されているほとんどのニューラルネットワークモデルが、ユニットの基本演算に内積を用いている。実際の生物の神経細胞でも前シナプスニューロンの発火のインパルスはシナプスの伝達効率に応じて後シナプスニューロンに伝えられ膜電位として荷重されることを考慮すれば内積はニューラルネットワークモデルの基本演算として妥当である。しかし、多数の単純なユニットによる協調競合による情報処理という観点からニューラルネットワークモデルをとらえると必ずしも内積にとらわれる必要はない。

Reilly,D.L.,Cooper,L.N.,Elbaum,C.（1982）はRCE（Restricted Coulomb Energy）というモデルを提案している。パターンとパターンの近さの尺度としてユークリッド距離を用いている。あるパターンのカテゴリは入力ベクトルの多次元空間のなかの部分空

間を占める。RCEはこの部分空間を多次元の超球を複数個用いてカバーする。入力パターンが与えられると各超球からの距離が計算され、それが超球の半径より小さければ入力パターンはその超球のカテゴリに属すると認識される。学習は教師付きで行われ、入力パターンがそのカテゴリをカバーしているどの超球にも含まれなければ新たな超球を付け加える。誤って別のカテゴリの超球に含まれるときはその超球の半径を縮小する。このようにRCEはユニットがダイナミックに生成、消滅するという点でもユニークである。RCEは一つのカテゴリが占める部分空間が連続でないような場合にもその空間をカバーでき、ReillyらはRCEを文字認識、信号処理、サイン識別等に応用している。

Sun,G.Z.,Chen,H.H.,Giles,C.L.,Lee,Y.C.,Chen,D.(1990) はユニットの入力に重みベクトルではなく重み行列を用い、内積の替わりにテンソル演算を基本とするHigher Order Recurrent Neural Networkを提案している。入力ベクトルの各要素の1次の項の多項式ではなく、入力ベクトルと各ノードの状態の2次の項も含んだ多項式の計算ができるので、パターン変換能力が高い。学習は出力の自乗誤差の勾配法で行う。Sunらはこのニューラルネットワークとスタックを組み合わせて文脈自由文法の学習を行っている。

なお図表Ⅲ-2-5 は以上の研究の流れを図示したものである。

2.2 ニューラルネットワークの技術と応用の現状

ニューラルネットワークの技術と応用の現状を、教師あり、教師なしの二つの学習方式と、最適化方式の三つの立場に分けて概観する。

2.2.1 教師あり学習方式

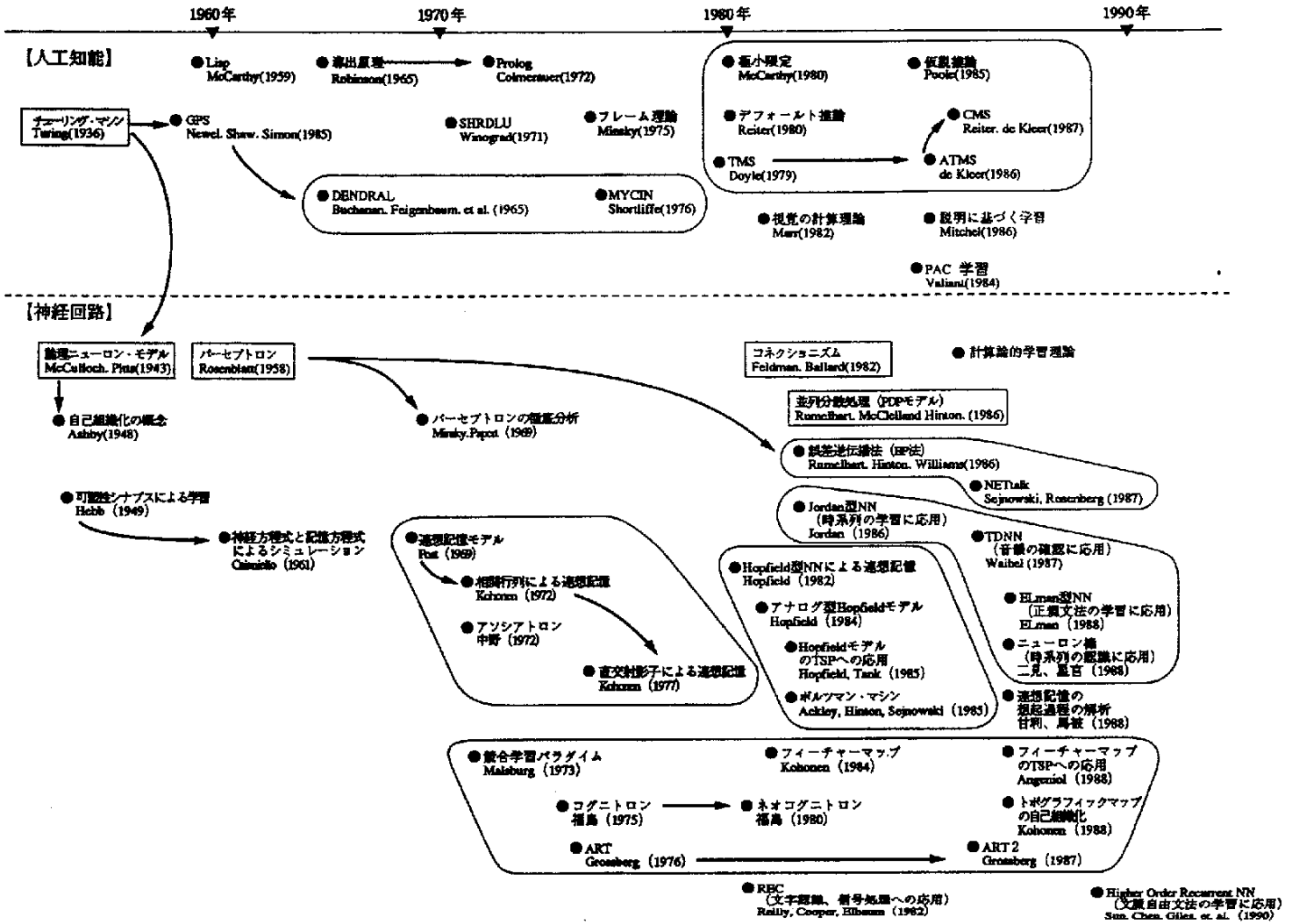
ここ数年来のニューロブームの中で最も普遍的に利用されてきたアルゴリズムとして、誤差逆伝播(Error Back propagation、以下BPと略す) 法があげられる [1]。これは中間層を持つ3層以上のネットワークにおいて、出力層から入力層に向かって誤差信号を逆方向に伝播させ、出力パターンと教師パターンとの2乗誤差を減少させるように、逐次的にシナプス荷重を修正していく学習則（一般化デルタルール）である。原形は、1958年にRosenblattが提唱したパーセプトロン（perceptron）と呼ばれるパターン識別機械にまで遡る [2]。このパーセプトロンは、MinskyとPapertによって線形分離可能でない問題、例えば排他的論理和問題（Exclusive or、以下X0Rと略す）が解けないという能力の限界を指摘され [2]（図表Ⅲ-2-6参照）、それ以降研究熱は急激に下火となった。その後1960年代には、BP法を含む一般的な学習則が甘利により数理的に研究され、確率的降下法と名づけられている [2]。しかしながら当時は、数値シミュレーションのために用いる計算機の能力不足ゆえに、その有用性が十分に認識されるに到らなかった。

BP法は、パターン認識や命題論理に対して柔らかな学習が可能なので、知識獲得ボトルネックの解決法の一つとして期待されるが、学習過程で多大な時間がかかるという欠点がある [3]。そこで高速学習法として、学習ベクトル量子化（Learning Vector Quantization、以下LVQと略す）[4] やRCE (Restricted Coulomb Energy) [5] 等の手法が提案されている。

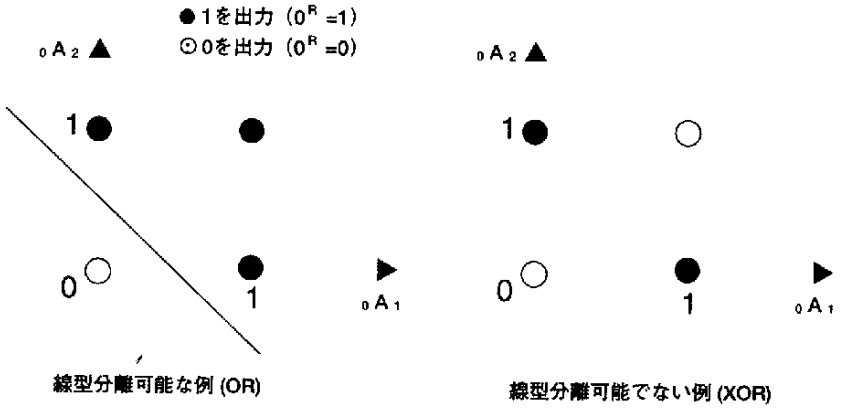
LVQの学習方式は、入力ベクトル空間内での識別誤りが減少する方向に、識別のための参照ベクトルを逐次的に修正していくものである（図表Ⅲ-2-7 参照)。その更新は入力ベクトルに対して最近傍の参照ベクトルだけを対象にするという局所的な学習則になっているので、BP法と比較して高速に収束する。

RCEは、初期状態では中間層および入力層にニューロンを設定せず、学習によりニューロンの生成とそのしきい値（すなわち超空間内の超球の半径）の修正を行う（図表Ⅲ-2-8 参照)。この方式の利点の一つとして学習の高速性があげられるが、それ以外にもネットワークの規模を最適化する手間が不要で

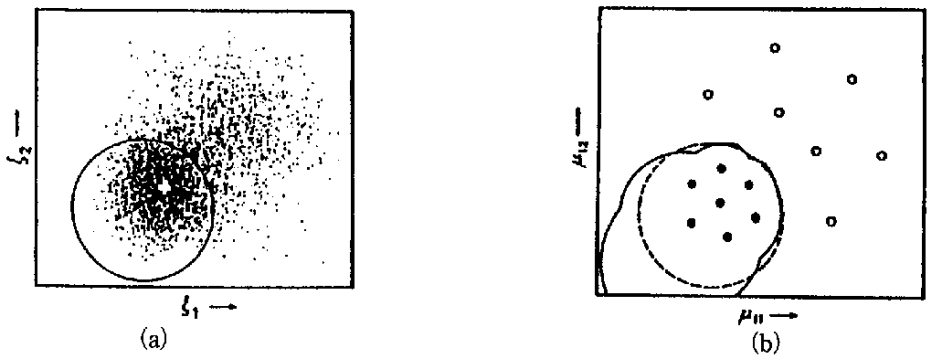
図表Ⅲ-2-5　人工知能とニューラルネットワークの理論研究の流れ



図表Ⅲ-2-6　線型分裂性―2次元の例（文献［2］より引用）



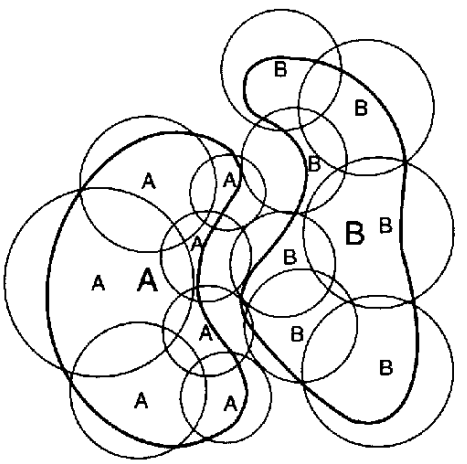
図表Ⅲ-2-7　LVQによる識別（文献［4］より引用）



小　　点：２種類のガウス分布関数（S_1、S_2）
実線領域：ベイス推定域

●：S_1の参照ベクトル
○：S_2の参照ベクトル
実線領域：LVQによる推定域
破線領域：ベイス推定域

図表Ⅲ-2-8　RECによる識別（文献［5］より引用）



円：　ニューロン
太線：　仮想的な境界線

あることや、追加学習を行っても認識性能があまり劣化しないといった長所を持つ。

ネットワーク構造に着目すると、通常の多層型ネットワークは静的なパターンの認識においては有効性を発揮する。しかし時間的に相関性を有する系列パターンの取り扱いには必ずしも適していない。そこで、時系列パターンの処理に好適な構造としてリカレント型のネットワーク構成が提唱されている。それは、多層型ネットワークに文脈層と呼ばれる層を追加した構造を呈し、過去の履歴をその文脈層に格納しながら学習を進行する。こうしたリカレント構造の採用により、時間的系列の順序関係が特徴抽出可能となる。文脈層に対して出力層のパターンをコピーする方式をJordan、中間層のパターンをコピーする方式をElmanが提案している [6]。

高い汎化能力が要求される実問題へ教師あり学習を適用する際に、従来は最適なネットワーク規模を試行錯誤的に決定してきたため、チューニングに非常に手間がかかるという問題があった。そこで、定量的な尺度に基づいて最適なネットワークサイズを決定する技法が最近いくつか提案され始めている。

まず、統計的モデリング分野での最適パラメータ推定手法である情報量基準の利用があげられる。情報量基準にはAIC、BICやRissanenの統計的複雑さ等さまざまな定義が提案されている [7]。それぞれ示唆する傾向は異るが、共通するのはデータへの近似誤差とモデルの自由度との調和という形式である。このような情報量基準を用いたニューラルネットワーク最適化に対して、結合荷重等のパラメータがモデル出力に非線形であるため、どの程度有効であるかといった疑問も残る。

一方、情報量基準と異る観点からのアプローチとして、十分な汎化能力を獲得するのに必要な教師パターン数を評価するVC（Vapnik-Chervonenkis）次元の利用も提案されている [8]。しかし、必要なパターン数として膨大なデータ数を示唆する傾向があるため、まだ研究の余地が残されている。

教師あり学習の代表的な応用問題として、パターン認識があげられる。具体的には、文字認識、音声認識等種々の分野で報告例がある。文字認識分野では、手書き文字に対しても柔軟な認識が可能であり、従来手法に劣らない高い認識率が達成されている。音声認識分野では、数段階の音声知覚過程の中で特に特徴抽出から音素への変換といった低次な処理段階において良好な成果が得られている。

また、ロボット制御系への応用もある。これは一種の不良設定問題（ill-posed problem）とみなせるので、教師あり学習を用いてその逆モデリングを獲得しようという試みがなされている。

教師あり学習は、その汎化能力の外挿機能に着目すると、予測問題に適用できる。具体的な応用例として、経済指標予測や音声予測、さらにシステム同定への適用が検討されている。

2.2.2　教師なし学習方式

教師データを使用しない学習則の一つとして、トポロジカルマッピング（Topological Mapping）と呼ばれる競合学習モデルがある。ここで、トポロジカルマッピングとは二つの神経場間での配列の対応関係であり、また競合学習とはシナプス結合の興奮性と抑制性との競合・協調作用に基づく学習メカニズムである。トポロジカルマッピングのモデルを、Willshaw-MalsburgやKohonenがそれぞれ提案している [9]。共通する特徴として、入出力層間の結合荷重はHebb則（すなわち、ニューロンの興奮時に結合を強化）により形成されることや、出力層では近くのニューロン同士は興奮性結合で結ばれ、少し離れると逆に抑制性結合で結ばれていること等があげられる。Willshaw-Malsburgモデルは、レティノトピー（retinotopy）すなわち網膜の視細胞と視覚野ニューロンの対応の形成モデルになっている。一方、Kohonenは、情報処理の立場から拡張を行い、特徴ベクトルと信号ベクトルとの関係をモデル化した。

その他の教師なし学習則としては、ネオコグニト

ロン（Neocognitron）[10] や適応共鳴モデル(Adaptive Resonance Model、以下ARMと略す) [11] 等の自己組織化アルゴリズムが知られている。ネオコグニトロンとは、相互抑制型ネットワークを層状に結合した方式であり、パターン認識に適している。ARMとは、システム構成レベルでのモデルであり、追加学習が容易で効率的な記憶が可能である。

教師なし学習方式は、パターン分類や特徴検出能力に優れている。適用分野として、教師あり学習方式と同様に文字認識や画像認識等があげられる。特にネオコグニトロンは、位置ずれや歪のような変形に対してロバスト性の高いパターン認識能力を持っているので、文字認識に極めて適した手法である。

2.2.3 最適化方式

AIにおける組合せ的最適化問題に対する解法としては縦形探索、横形探索、さらに分岐限定法等があるが、基本的には総当たり法であるため、問題のサイズが大きくなると組合せ的爆発が生じる。こうしたAI解法と比較してニューロコンピューティングは、多数のニューロン素子の競合・協調動作に基づく並列的な計算方式であるので、近似的にではあるが高速に解を得ることが可能である。これは、人間の直感やひらめきに相通じるメカニズムといえる。

相互結合型ネットワークのエネルギー最小化原理を利用して最適化問題を解く手法は、HopfieldとTankにより提案された [12]。それは決定論的な最急降下法であるため、高速な求解が可能な代わりに、最適解が求まるか否かは初期状態や各種パラメータに大きく依存してしまう。それゆえ実際の使用では、例えば条件を変えて数十回から数百回動作させて、エネルギー最小の結果を解として採用する。

一方、極小解からの脱出が可能な最適解探索の手法としてSA（Simulated Annealing）法が提唱されている [13]。Hopfieldらのモデルが決定論的に状態を更新するのに対して、SA法では物理系とのアナロジーに基づいて確率性が導入されている点が異なる。具体的には、故意に外乱を与えることによって極小解からの脱出を可能ならしめ、かつ最適解に近づくにつれて外乱を徐々に縮小していく（Annealing）ことによって大局的最適解に収束させる。このとき、外乱を小さくする冷却スケジュールが重要な問題となる。代表的なスケジュールとして、更新回数の対数の逆数を外乱の分散とするやり方がある。これは、無限回の更新を仮定するならば、大域的最適解に到達することが数学的に証明されている [14]。しかしながら、この冷却スケジュールは非常に収束が遅くなる欠点を持つ。それゆえ、その他に効率的な冷却スケジュールが種々提案されており、例えばエネルギー値が停滞するとき大きな揺らぎを与えるようにする最適冷却スケジュール等がある [15]。

SA法を利用したボルツマンマシン（Boltzmann Machine）と呼ばれる手法があり、これは学習モデルに拡張されている [16]。学習過程は学習と反学習との2フェーズからなり、反学習フェーズとCrick-Michisonの夢のモデルとの類似性が興味深い。

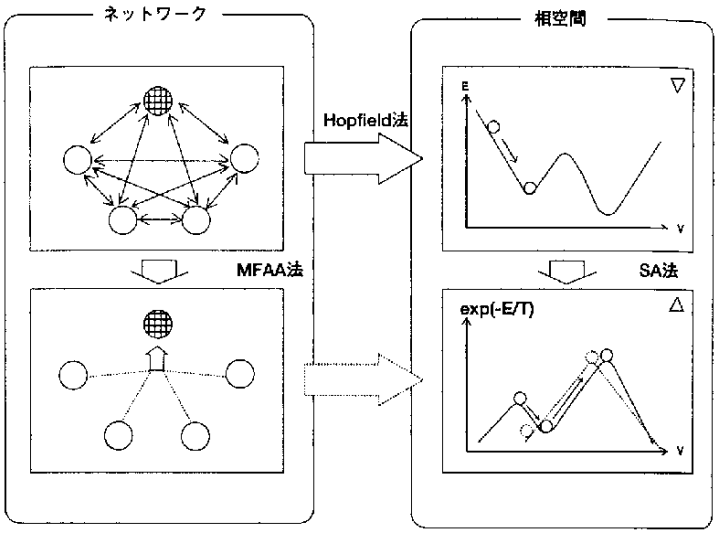
SA法よりも性能向上を図ったモデルとして、コーシー分布に従う揺らぎを利用して高速な冷却スケジュールを設定するコーシーマシンや [17]、HopfieldモデルおよびSA法の一般型であるガウシャンマシンが提唱されている [18]。しかしながらこれらの手法も計算時に確率性を使用しているため、結局長い数値計算時間が必要である。この欠点を本質的に克服する手法として、統計力学での平均場の概念を導入して、所望の確率分布へ決定論的に到達可能な平均場近似アニーリング（Mean Field Approximate Annealing、以下MFAAと略す）法がある [19]（図表Ⅲ-2-9参照）。

その他の興味深い最適化手法として、進化論とのアナロジーに基づき生殖、交叉、突然変異といった生体系の操作を利用する遺伝的（Genetic）アルゴリズムと呼ばれる確率的な最適解探索技法がある [20]。現状では、試行錯誤的に遺伝子操作則を決定

している色彩が濃く、解の質が大きく左右される。ニューラルネットワークとの融合も、応用として試みられている。

例えばエネルギー関数（すなわち目的関数）の大局的最小解探索という立場から、種々の最適化問題の解法としての応用がある。具体的な問題には、巡回セールスマン問題（Travelling Salesman problem、以下TSPと略す）、LSI設計、証券ポートフォリオ選択問題、スケジューリング問題等多様である。

図表Ⅲ-2-9　最適化技法の関係（文献［19］より引用）



TSPとは、セールスマンがある数の都市を一巡するとき、各都市を一度だけ訪問して最後に出発した都市に戻る経路候補の中で、最短の経路を求める問題である。ニューロコンピューティング分野では、しばしばベンチマーク問題として取りあげられる［12］，［13］。上記の問題は多項式で表わされる時間内には解が得られないNP完全問題であることが知られている。しかしながら、ニューロコンピューティングを用いれば、近似的にではあるが高速に解が得られる。ただし、エネルギー関数として一般に評価項と制約条件項との単純な重み付きの線形結合型式すなわち非線形計画法の分野で知られるペナルティ関数法を採用しているため、重みのパラメータ値によっては制約条件を満足しない許容解以外の解が算出される不都合が生じる場合もある。

さらに、画像処理分野での不良設定問題、例えば雑音で汚れた不完全画像から最も確からしい真の画像を推定する処理にも適用される［14］。

一方、複数の局所的極小解に記銘パターンを埋め込もうとする観点から、連想記憶マシンとして利用できる［9］。連想記憶とは、例えば「赤い」や「丸い」という入力から、「りんご」を出力するメカニズムである。ニューラルネットワークによる記憶は、内容をアドレスに割り当てて記憶するのではなく、内容自体を分散的な表現で記憶しておいて出力を引き出すので、内容番地記憶と呼ばれる。スピングラスとのアナロジーが物理学者の興味を引き、例えば記憶できるランダムなパターン数はせいぜいニューロン数の0.14倍までといった知見が得られている［21］。さらに記憶容量拡大等の性能向上のために、ダイナミクスの工夫やネットワーク構造の改良など、種々のアプローチが検討されている。

＜参考文献＞

［1］ Rumelhart,D.E., McClelland, J.L.and the PDP Research Group, Parallel Distributed Processing, 1, The MIT Press（1986）.

［2］ 麻生英樹, ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書（1988）.

［3］ Shavlik, J.W., Machine Learning, 6, P.111-143 (1991).

［4］ Kohonen, T., Self-Organization and Associative Memory, 2nd Edition, Springer-Verlag (1988).

［5］ 黒川忠由, インターフェース, 149, P.239-250 (1989-10).

［6］ 麻生英樹, 電気学会論文誌C, 110, P.112-118

(1990-03)．
[7] 戸田尚宏　他, 電子情報通信学会技術研究報告, NC89-100, P.61-66 (1989)．
[8] 上坂吉則, 電子情報通信学会誌, 74, 9, P.943-948 (1991-09)．
[9] 中野馨編, ニューロコンピュータの基礎, コロナ社 (1990)．
[10] Fukushima, K.et al., IEEE Trans, SMC-13, P.826-834 (1983)．
[11] Carpenter, G.A. and S.Grossberg, IEEE Computer, 21, 3, P.77-88 (1988-03)．
[12] Hopfield, J.J. and Tank, D.W., Biol.Cybern., 52, P.141-152 (1986)．
[13] Kirkpatrick, S.et al., Science, 220, P.671-680 (1983)．
[14] Geman, S. and Geman,D., IEEE Proc. PAMI-6, P.721-741 (1984)．
[15] I. Matsuba, Physical Review A, 39, 2635 (1989)．
[16] Ackkey, D.H.et al., Cognitive Science, 9, 1, P.147-169 (1985)．
[17] Szu, H. and Hartley, R,phys. Lett.A, 122, P.157-162 (1987)．
[18] Akiyama,Y. et al., Proc. of IJCNN, 1, P.533-540 (1989)．
[19] 増井裕也　松葉育雄、Computer Today, 45, P.67-72 (1991-09)．
[20] Goldberg,D.E., Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley (1989)．
[21] Amit, D.J., Modeling Brain Function, Cambridge University Press (1989)．

3　ニューラルネットワークとAIにおける知的情報処理の特性

3.1　柔らかい情報処理ー新情報処理技術ー

3.1.1　計算主義的柔らかさの時代の到来

情報処理技術は常に進歩しているが、その進歩を特徴づける内容はその時々で変わっている。いかなる学問分野にも流行があり、情報処理技術もその例外ではない。流行する研究分野は脚光を浴びることにより、その本来の研究の進展に見合わない評価を時には受けることもある。しかし、一方ではその分野の流行する必然的な理由が皆無というわけでもなく、技術の歴史的発展に寄与する内容も（程度問題であるが）持っている。

現時点で、またはこの数年間の情報処理技術を特徴づける内容は何であろうか。この特徴は複数のものがあるが、その一つに「柔らかな情報処理」というものがあるといえよう。ここではこれについてのみ述べる。

「柔らかな情報処理」というものを標榜するとき、暗黙に「硬い情報処理」の存在を仮定している。そのとき、なぜ「硬い情報処理」ではいけないのか、ということに「柔らかな情報処理」は反論しなくてはならない。また、従来の「硬い情報処理」は柔らかさを追求してこなかったのか、という疑問にも答えなくてはならない。「硬い情報処理」を少し乱暴であるが、従来の情報処理であるとしよう。従来の情報処理の特徴をあえて簡略して述べれば、確実性と部分性であるといえよう。

確実性とは、よく定義された問題を整合性を満たす範囲で確実に解を見出すことである。問題の記述の典型としては、記号を用いた命題の記述という形式があり、その整合性は命題論理式間の論理関係の無矛盾性によって与える、というものである。これはエキスパートシステムなどの前提となる考え方である。実際には論理的無矛盾に強く縛られることを

避けるため、これらの問題を「柔らかく」する試みがなされている。例えば、事象の整合性を記述している制約条件を緩和して問題を解くことや、確信度を導入するなどである。しかし、これらのシステムへの入力を考えてみると、ほとんどの記号が人間の手によって表現されたものである。この入力記号の作成には、極めて知的な処理を必要とする。この前処理の必要は情報処理システムが人間にとって「柔らか」な存在でなくなる。また、一つの概念に対応する単位記号と他の記号との近さ関係が扱われていないため、概念の近さに基づく情報処理が困難になる。さらに、確実性は厳密性に通じ、実際に必要としない厳密な計算を行い、計算の無駄を生じさせることが「柔らかさ」の不十分さの例として指摘されることもある。確実性は計算機による情報処理の最小の機能を保証するものとして位置づけされるものであり、その生産性はこれまで十分評価されてきたといえよう。「柔らかな情報処理」を目指すとは、言い替えれば従来の確実な情報処理を大量かつ高速に用いることが可能になる時代において、新たに構築されるべき情報処理の質を求めることであるともいえる。

他方、従来の情報処理は、解ける問題と解けない問題が余りにも明確に分離してしまうことがその「柔らかさ」を感じさせない一因である。人間の直感には近いと思われる問題群をその近さに応じて扱えないため、大きな問題の解法のために部分問題の解と部分問題の解とを統合してゆく指針が与えられないことが「柔らかさ」を感じさせない理由の一つになっている。この統合に関しては、記号処理とパターン処理の統合においてもっともその困難さが露呈している。

情報処理の問題には、狭い意味の記号処理に基づくものと、パターン処理に基づくものに大きく分けられる。このとき、画像、音声等のパターン処理と言語などの記号処理とが本来共存している場面が多いにもかかわらず、従来それらの統合が安易にしかなされてない。従来の統合方式ではそれらの関係が木に竹を継ぐようなちぐはぐさがある、という印象を多くのところで持たれている。真の意味で両者の統合を行うことが「柔らかい情報処理」の実現のための一つの条件になっている。次節ではこの問題について考察する。

3.1.2　記号とパターンの統合

情報処理の対象には、自然言語や命題が記述されたテキストなどの記号的表現のものと、音声や画像などのパターン表現のものがある。両者とも別個の情報処理世界を作っていて、片方が他方へ本質的に融合・浸透することなどはあり得ないかの様相を呈している。記号処理は代数的演算を主とし、パターン処理は数値的演算によってなされるという印象も生んでいる。この演算方式の違いが記号とパターンの処理方式の本質的違いなのであろうか。記号とパターンの違いの主たるものは、記号処理では他の記号と1対1の対応がつけば（現在用いていない）他の記号集合を用いてもよいというある種の「代替性」があるが、パターン処理ではパターンを形成する要素間の配置関係が保存されていない限り他のパターンを用いてよいとはいえない、ということではないだろうか。記号とパターン情報に対する情報処理の異なりは構成要素間の配置関係に基づく質の有無がより本質的にみえる。この観点からすると、その要素が数値であるベクトルで処理対象全体が表されるもの、すなわちベクトル空間表現はすでにパターン情報ではなく（元は画像などであっても）、他方その要素が記号であってもその相対的配置関係にその意味が依存するものはパターン情報である、という極端な言い方ができる。記号とパターンの統合のためには、この違いの本質をまず見きわめることが必要ではなかろうか。記号とパターンの違いは以下に述べるような情報処理に求められる「柔らかさ」に関わる問題を生じさせている。

記号表現に上述の意味の「代替性」があるとき、記号間の関係（意味）記述はオートマトンの遷移規

則にその典型がみられるような記号の入出力変換の記述となる。この場合、それらの関係を操作する多様な代数的演算が利用されている。さらに、記号表現の処理世界の特徴として、二重の先見的知的作業を前提にしていることがあげられる。その一つは、処理系に入る記号についてはその発生を人間によるコード化機能を前提にしていることである。もう一つは、記号間の関係の記述についても明示的に人間の手による記述を前提にしていることである。ワープロを打つとき、一つの漢字は単純に打てても、脳の中でのその発生は極めて高度な知的作業であることなどが前者の例になる。後者の例として、それがいかに初歩的、原始的といわれるものでも処理系の入力となる論理命題の記述は高度の知的作業を要することなどがあげられる。これらの意味することは、記号処理では、記号の発生とその関係の記述ともどもに、それらは人間の（いかにそれがプリミティブではあっても）概念獲得・認識の結果を前提にしていることである。

記号がその処理において「代替性」を持つというとき、これらの知的作業を前提にする。また、記号の「代替性」は記号自体の近さの概念を情報処理の出発点において放棄していることの見返りともいうべきもので、そのことによって記号間の関係記述の仕方には多大の自由度が与えられているといってよい。

ここにおいて、改めて情報処理機能の「柔らかさ」の獲得に必要な「近さの概念」を導入するとすれば、すでにそれを失っている記号表現自体を用いることはできず、記号間の関係記述を用いて「近さ」を導入しなくてはならなくなる。これは知的作業を経ているゆえに不十分である記号間の関係記述群によって、記号発生以前に存在したであろう概念の近さを補償することであり、この作業は極めて困難にならざるを得ない。いわゆるAIが、“いかがわしさ”の印象を与えているとすれば、この作業の困難さを十分に受け止めていないことが一つの原因かもしれない。

一方、パターンについてはその「近さ」の表現の問題において上述のものとまったく逆の様相を呈する。パターン情報は物理的存在を直接的に反映した情報表現であり、パターンを作っている要素群は時間的、空間的なまとまりのあることにその本来の特徴がある。言い替えると、パターンが情報として存在することと、時間的・空間的近さ関係が存在することによってその「意味」が形成されること、とが深く結び付いている。

このことが先に述べた「非代替性」の発生する根拠である。パターンの持つ意味は記号として表現できるものもあり、パターンから記号への変換処理がパターン理解と呼ばれる。パターンを構成する要素は数値である場合が多く、それらは「場」を形成する。パターンからの意味の抽出は数値の分布する場において、記号としての表現に対応する領域を特定することである。このとき、記号として表現されるべき領域は局所的場の領域ではなく、かなり大きな領域であり、かつそれらが重なったり、階層的有機的に繋がったりしている。この様相は、場の変形によって、すでに記号表現によっては失っている「記号（＝意味）の近さ」を表すことができることを十分示唆する。

このように「記号の近さ」をパターンによって表せることは可能にみえる。問題は、場自体の構成要素（画素など）が原初的に表せる「記号」は極めてプリミティブなものであること、それらを組み上げて、人間が日常的に出会うパターンを見て作り出している記号へと、すなわち高次の概念記述へ繋げていくアルゴリズムの発見がなされていないこと、などにある。特に、大局的な領域に対応する多様な意味の抽出機能を、場の演算アルゴリズムとしての局所的演算形式に帰着させることが一つの大きな問題である。その他、従来のAIの部分問題に帰着されない、中間・高位ビジョンなどで種々の興味ある課題が設定できることが、パターンと記号の統合が情報処理の現代的課題になる理由である。

情報処理へ柔らかさを導入する方法としてニュー

ラルネットワークに基づく試みがなされている。人間の機能に学ぶということから、生理学的にある程度裏付けられた数理神経モデルでの機能の実現が最近盛んに研究されている。これについては本報告書の他の項目で詳細に述べられている。詳しくはそちらに譲るとして、柔らかい情報処理の実現という観点からいえば、関連する研究分野を総称するための「シンボル」的意味あいが強い。

ニューラルネットワークの研究では、理論的内容に興味深いものも多いが、実際的に「柔らかさ」の実現を担う「実体」には現時点では至っていない。人間の柔軟な機能に学ぶことは重要なことであるが、神経回路モデルにせよ、パターン認識・理解方式にせよ、自然言語理解にせよ、「柔らかな情報処理」の実現には情報処理のパラダイム変換と呼べる概念の創造を要している。

「柔らかな情報処理」が新しい情報処理のパラダイムとして存立していくためには、先に述べた記号とパターンの統合、画像や音声等の種々のメディアの有機的統合、多数かつ多種類のエージェントが分散協調・競合すること（いわゆるM. Minskyの、"The Society of Mind" など）、などが意味する計算に基づく「新ゲシュタルト主義」とも呼べるものと深く関わる必要がある。

ここでは、多数のモジュールがそれらの個別の性質を生かしつつ統合機能の実現とも矛盾しない状態を高度に作り出すことが求められている。この状態の高度さとは、統合メカニズム自体が固有の存在感を与えるもの、と言い直しができるものであろう。すなわち、ここでいう「統合メカニズム」とはいわゆる従来の「システム」の概念を越えていることが条件である。この「統合メカニズム」それ自体は単なる数学的定理や概念でのみ正当化されるものでなく、われわれが日常にすむ世界（これを「実世界(Real-world)」と呼ぶ）において情報処理の「柔らかさ」を実現していることが必要である。

3.1.3　ナショナルプログラム（Real-world Computing program）の目指すもの

実世界（Real-world）とはわれわれの日常生活の人間をめぐる環境のことである。そこでは、ほとんどものがパターンとして情報表現を持っている。自然のシーン画像、音響環境、物理的や化学的自然現象、等の情報表現はパターン的なものが通常である。人工的ではあるが人間の描く図面、発声した音声、などもその生の情報表現はパターンである。これらが主として実世界の情報表現であるが、記号であってもそれが大量に存在する場合は実世界を構成している要素といってよいであろう。「柔らかい情報処理」の有効性はこの実世界のデータを実際に処理するときにおいて評価されよう。

現在、「リアルワールド・コンピューティング・プログラム（平成4年度から始まった10年計画）」と呼ばれるものが通産省によって計画・開始されている。このプログラムは情報処理技術の流れの中で、上述の実世界の特性に適用できる「柔らかな情報処理」を追求するものとして位置づけられている。そこでは、実世界コンピューティングを実行するシステムが持つべき機能は、頑強さ、開放性、実時間性、の三つであると考えられている。これらは、柔らかな情報処理の側面である。

頑強さとは、扱うべき実世界情報の変形やノイズ、不確定さについてシステムが十分機能し、耐え得るものであることを意味する。開放性とは、許容しうる頑強さを越えた実世界の情報についてもシステムが対処できることを意味する。このためには、実世界からのデータを自己組織化することや、学習を行うことが要求される。実時間性とは、実世界において情報処理に与えられる時間に制約があることを意味する。すなわち、これはシステムが外界に応答する際に、限られた計算時間内での最適解を見出すことの要請であると理解される。これらの実世界コンピューティングが備えるべき特性は従来のパターン認識機能、人工知能による機能では十分には満たさ

れているとはいえないものである。

そこで、このプログラムでは先の特性を持つ機能の実現が一つの大きな課題となっている。これらの機能が実現するものは、画像・音声等の個別分野での研究のブレークスルーを行うものとしても位置づけられるべきものである。これらの新機能を実現する研究と、関連する理論の研究との関係については単純ではない。新機能のための研究が新しい理論を生み出すのか、あるいは新しい理論の創造が新機能の発見に先行するのか、が明確でない。これについてはこれからの事態の推移が回答を与えると思われる。

このプログラムでは上述の実世界コンピューティングの理論・新機能（ニューロ・コンピューテイングも含む）に関する研究とともに、実際にそれらの計算を実行するシステム基盤としての計算機ハードウェアの構築も考えられている。特に、実時間で応答するシステムを構築するためには高性能の計算基盤を必要とするのは自明である。実世界の大量かつ多様な情報の入出力を扱い得る計算基盤は新しいアーキテクチャを必要とすると考えられる。

3.2 AI技術の特徴と問題点（直列的論理的記号処理の方法論と問題点）

3.2.1 問題解決と記号計算

人工知能の方法論は、記号計算（symbolic computation）による知的情報処理の実現ということである。記号計算の原理的概念はチューリング・マシンであり、記号によって対象が完全に記述できればすべては記号の形式的な操作によって処理することができるということを主張するものである。そこで、対象をいかに記述するか、どのような形式的操作を考えるかということが議論の中心となる。

問題を解くという行為は、人間の知的活動として典型的なものであり、問題解決は人工知能における中心的テーマの一つである。一般に問題を解く場合に、

(1) 問題を規定するどのような要因に着目するか？

(2) どのような表現形式を選択するか？

(3) その表現形式でいかに記述するか？

(4) 記述されたものをいかに形式的操作するか？

(5) 得られた結果をいかに解釈するか？

といった段階を踏むことになる。(1) は問題解決に必要な要因を抽出抽象化する段階で、これによって必然的に (2) における表現形式が決まることになる。例えば物理の問題を解く場合には、力、質量、加速度といった対象を規定する量的な要因に着目することになるので、その表現形式としては微分方程式が用いられる。物理に限らず、電気や制御などこれまで多くの科学、工学の問題がその定式化において、要因間の量的関係に着目した定量的な定式化、すなわち微分方程式をはじめとする数式による問題の表現が選択されてきた。

これに対して人工知能は、例えば「猿とバナナの問題」、「宣教師と土人の問題」、「積木の問題」などのように定性的な定式化を必要とする問題をその対象としてきた。このような問題の解決が人間の知的情報処理のよい例であると考えられたからである。人工知能の特徴は、(1)、(2) における問題の把握とその表現において、数量的把握ではなく記号的把握を行い、数式による定量的表現ではなく論理式による定性的表現を採用したという点にある。

人工知能において、問題解決は「初期状態 s、目標状態 g、オペレータの集合A、状態遷移関数 f が与えられたとき、

$$g=f\ (a_n, f\ (\cdots f\ (a_2, f\ (a_1, s))\ \cdots))$$

となるようなオペレータの系列 $a_1, a_2, \cdots, a_n$ を求める。」という形式の情報処理として定式化される。そして、個々の問題における状態やオペレータは、定数、変数、述語などの記号を用いて、例えば「積木の問題」を例にとれば、「積木Aがテーブルの上にある」という状態は ONTABLE という述語を用いて ONTABLE (A) というように、「テーブルの上の積木を持ち上げる」というオペレータ pick-up は

前提条件：ONTABLE (x) ,CLEAR (x) ,EMPTY

削除リスト：ONTABLE (x) ,CLEAR (x) ,EMPTY

追加リスト：HOLDING (x)

といったように記述される。

このような形式で記述された問題は、状態空間(state space) という概念によって一般的かつ形式的にとらえることができる。状態空間とは、オペレータの適用によって生じ得るすべての状態からなる空間のことである。状態を節点にオペレータの適用を枝に対応づければ、状態空間はグラフで表わすことができるので、問題の解決は、そのグラフにおいて初期状態を表わす節点から目標状態を表わす節点へ至るルートを見つけ出すということに帰着する。そうした探索プロセスは探索木を構成することになる。探索木を系統的に構成していく最も基本的な戦略は縦形探索と横形探索である。現在の計算機でこのような処理を実現する場合、その計算機構との相性から縦形探索が用いられることが多い。

問題解決において重要なことは

・問題の正確な記述

・解決のための制御戦略

の二つであるが、通常はどう解いたらよいかという後者の議論に重点がおかれる。人工知能においても初期の研究は後者に重点をおいたもので、効率のよい探索アルゴリズムの探究がその中心であった。しかし結論からいえば、この点について人工知能としての大きな発見はなかった。ただ、探索効率を高めるために、各状態が目標にどれくらい近いかを示す評価関数として、ヒューリスティック関数と呼ばれる経験に基づいて定義される関数の導入を試みたという点は特筆すべきことである。この試みは記号処理に何らかの計量を目的とした評価関数を導入することの難しさを示しているといえよう。

人工知能における大きな発見は、問題解決において問題の記述ということがいかに重要なことであるかということ、すなわち問題解決における知識の重要性とその表現の問題を指摘したことである。このことがエキスパートシステムの開発を促し、論理をベースとした情報処理を発展させることになった。知識表現（knowledge representation）という問題意識こそ現在の人工知能の大きな特徴であるといってよい。

3.2.2　知識表現と記号論理

記号論理は、定性的な事柄を記号的に表現し、その論理的関係を議論するための一般的な枠組みとして研究されてきた。したがって、問題解決に必要な知識の表現形式として述語論理を用いるということは、ごく自然な成り行きであったといえよう。問題を一階述語論理式で記述すれば、問題の解決は定理証明（theorem proving）という形で行われることになる。定理証明とは、公理（あらかじめ与えられた論理式の集合）から定理（論理式）が得られることを形式的操作によって示すことであり、この形式的操作が推論規則である。例えば「積木の問題」の場合には、初期状態（S0）において積木Aがテーブル上にあることを表わす

ONTABLE (A, S0)

という論理式やオペレータ pick-up を表わす

$\forall x \forall s$ [(ONTABLE (x,s) $\wedge$CLEAR (x, s) $\wedge$
EMPTY (s))
$\rightarrow$HOLDING (x, after (pick-up (x), s))]

という論理式を要素とする論理式の集合から目標状態を表現する論理式、例えば積木Aが積木Bの上にあるような状態が存在することを表わす

$\exists s$ON (A, B, s)

という論理式が導かれることを証明することになる。そしてオペレータの適用順序はこの証明プロセスから得られることになる。しかし、問題が一階述語論理式で記述できたというだけでは十分ではない。現在の人工知能において一階述語論理が重要視されるのは、導出原理（resolution principle）と呼ばれる定理証明を機械的に実行する方法が存在すること、計算機の能力の飛躍的発展によってそれが計算コストという点でも妥当であるということによるのである。

論理式の集合 {P1, P2,$\cdots$, Pn } から論理式Qが健

全な推論によって導かれることを示すには、論理式 (P1 ∧P2 ∧…∧Pn) →Q が妥当であること、すなわち論理式 P1 ∧P2 ∧…∧Pn ∧¬Q が充足不能であることを示せばよい。導出原理は、節形式で表現された一階述語論理式が充足不能であることを導出と単一化を用いて機械的に証明する方法である。導出は相補的リテラルを有する二つの節p∨Qと¬p∨RからQ∨Rを導く推論規則で、三段論法にほかならない。また単一化は、導出を適用する際、変数に適当な項を代入してpと¬pが否定記号を除いて同じ形になるようにする処理である。

対象とする節をホーン節に限定すれば、SLD導出と呼ばれる効率的な導出戦略が利用できる。これは基本的には縦形探索に基づく戦略である。ホーン節をプログラムの文、SLD導出の過程をプログラムの実行と考えたプログラミング言語がPrologである。ホーン節に限定することで導出の効率化が図られた反面、論理式としての表現力は弱くなっている。例えば否定表現が使えない。そこで実際には、閉世界仮説を導入し、実行の失敗によって否定を表わすといった方法が採られている。

このように知識表現は、知識の表現形式とそれによって記述された知識の解釈実行手続きの二つが揃って初めて意味のあるものとなる。述語論理は、記号的定式化の一般的な枠組みを提供するものであるが、問題を解決する上で計算コストという観点からも妥当であるようなその実行手続きが存在することによって人工知能における知識表現となっているのである。

知識の構造という観点から提案された知識表現として、プロダクション・ルール、意味ネットワーク、フレームなどがある。プロダクション・ルールは、問題解決に必要な知識を「どういう条件の下で何をすべきか」という観点からまとめ「IF条件 THEN行動」という形式を単位として表現しようとしたものである。その解釈実行手続きとしては、条件部と事実の照合によって行動部を実行する前向き推論と、行動部が実行可能かどうか条件部と事実あるいは他のルールの行動部との照合を行う後向き推論がある。特に前向き推論を効率よく実行するための高速照合アルゴリズムが開発されたことなどから、プロダクション・ルールはエキスパートシステムにおける代表的な知識表現形式となっている。プロダクション・ルールや述語論理式による知識の表現は一般に平板なものとなるが、これに対して、意味ネットワークやフレームは知識の階層的構造を表現しようとしたものである。そのための解釈実行手続きとしては、上位概念の性質を下位概念が受けつぐという継承推論がある。

これらの知識表現は、いずれもそれぞれの解釈実行手続きをインタプリタとするプログラミング言語として考えることができる。そして、これらは従来の代表的なプログラミング・パラダイムである手続き的表現に対して宣言的表現というパラダイムを提供している。宣言的表現は問題解決において、

①アルゴリズム的な解決が困難な不良構造（ill-structured）の問題や対象範囲が事前に明確に設定できない不良定義（ill-defined）な問題に対しても適用することができる。

②プロトタイプによるアプローチを可能にする。

③解決のプロセスについて説明が可能である。

といった特徴を持っている。

3.2.3　機械学習と高次推論

このように知的情報処理を目指して人工知能が実現してきたのは、問題解決に必要な知識を形式的に表現し利用するための技術であったということになる。そして、その根幹にあったのは、対象とする問題領域が明示的かつ完全に表現できれば問題は形式的な操作によって解決することができるという記号計算の考え方であった。そこで問題となるのは、この方法論の前提条件である。すなわち次のような点が問題となる。

(1) 知識獲得の問題：問題解決に必要な知識を具体的にどうやって得るのか？

(2) 知識の不確実性・不完全性の問題：そもそも問題解決に必要な知識を明示的かつ 完全に記述することができるのか？

知識獲得の問題は、エキスパート・システムにおける知識ベースの構築において、問題解決に必要な専門的知識を専門家からいかに抽出したらよいかということから発生してきた問題である。この問題に対しては二つのアプローチが考えられている。一つは実践指向の方法で、専門家からのインタビューによって得られる情報の分析整理の手法をマニュアル化し、何らかの支援システムを構築していこうという方法である。こうした知識獲得支援ツールは、主として診断問題を中心に開発されてきた [2]。しかしまだ、現実の知識ベースシステム構築に十分適用し得るまでには至っていない。もう一つはどちらかといえば理論指向の方法で、学習による知識獲得の方法である。これは、人間が学習によって知識を獲得していくのと同じように、機械も学習によって自動的に知識を獲得するようにしようというものである。学習は、これまで主としてニューラルネットワークにおける結合係数の学習などシステムの最適パラメータを適応的に求めるというパラダイムで議論されてきた。これに対して、知識獲得を目的とした学習は記号処理による学習であり、プロダクション・ルールや述語論理など変数を含んだ記述を対象としているのが特徴で、機械学習（machine learning）と呼ばれている。機械学習が対象とするのは、いくつかの例から一般的な規則を学習する「例からの学習」であり、その多くは、具体的な例から新しい一般的な概念を導く帰納推論をベースにした「帰納学習」である。しかし、説明に基づく学習（explanation-based learning）のように、背景知識を用意しそれを用いて一つの具体例を証明することによって新しい概念を獲得する演繹推論をベースにした「演繹学習」もある。帰納学習の問題点は、ともすれば計算量が大きくなるということであるが、それに対してはヒューリスティックスの導入やユーザへの質問といった方法が考えられている [4]。

人間が問題解決において利用している知識は必ずしも明確なものではない。むしろそのほとんどが曖昧なものだといってよい。このうち「たぶん・・・だろう」といった不確実な知識については、その不確実さ（あるいは確実さ）の度合いを数値化して取り扱うという方法がよく用いられる。例えば、MYCINの確信度（Certainty Factor）やファジィ推論などがそのよい例である。一方、知識の不完全さという問題は、記号計算というパラダイムにとって本質的な問題である。この問題の存在を最初に指摘したのはMcCarthyらのフレーム問題（frame problem）で、述語論理に基づいて問題を解決するためには問題に関するすべての事柄を記述しておかなければいけないということを述べている。しかし実際問題として、すべての事柄を完全に記述しておくというのは不可能である。また、人間がそうしているわけでもない。そこで、不完全な知識の下で問題解決を行うための方法がいくつか提案されている。ある状況下で明らかに矛盾する事実がなければとりあえず正しいとして結論を出すという考え方を定式化したデフォールト推論（default reasoning）や考慮する対象はそこで言及されているものだけに限定するという常識推論の考え方を定式化した極小限定（circumscription）などがその代表的なものである [3]。また、ある事実についてそれが既存の知識から導かれないとき、それが成り立つためにはどういう仮説が必要かを推論するアブダクション（abduction）の定式化や計算方法についてもいくつかの提案がなされ、デフォールト推論や極小限定との関係が議論されている [1]。こうした推論は、その帰結が蓋然的であるために、新しい知識が追加されるとそれ以前に得られた推論結果が成り立たなくなることがあるので非単調推論（non-monotonic reasoning）と呼ばれている。非単調な推論によって得られた推論結果を矛盾なく維持したり、矛盾が発見されたときその原因を探索する計算機構として

TMS（truth maintenance system）やATMS (assumption-based TMS) などが知られている。

このような高次推論の多くは定式化が議論された段階であり、その具体的な計算方法についてはまだ問題が残されている。特に計算量が問題であり、例えば“矛盾する事実がなければ”と記述されている場合、実際の計算段階においてはすべての事実を調べてみなければならない。計算量の壁を破るための方法として現在のところ最も期待されるのは並列処理であろう。

<参考文献>

[1] 井上克巳：アブダクションの原理, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1, pp.48-59,1992.

[2] ICOT-JIPDEC AIセンター編：人工知能の技術と利用—AI白書, 日本情報処理開発協会, 1989.

[3] 太原育夫：認知情報処理, オーム社, 1991.

[4] 沼尾正行：機械学習の主なパラダイムと現状, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1,pp.6-9, 1992.

3.3 ニューラルネットワーク技術の特徴と問題点 (並列的分散的パターン処理)

ニューラルネットワークの情報処理の特徴は次の2点に要約される。一つは、処理要素の持つ処理の単純さであり、他は、均一性を持った並列分散処理と学習である。こうした処理を特徴とするニューロコンピューティングは、非アルゴリズム的かつ非手続き的な処理を得意とする、ノイマン型コンピュータとは異なるパラダイムのコンピュータである。応用面からも魅力の高いコンピュータで、環境変化への柔軟な適応性、ノイズに対するロバスト性、高速処理を実現するリアルタイム性を備えている。これらは、非線形系の制御、ノイズを含んだパターン情報の処理、曖昧性のある知識の処理を可能とする。以下では、ニューラルネットワークの特徴の源となる情報処理の原理と問題点について、学習、並列、分散、および運用の観点から述べることにする。

3.3.1 学習

知的情報処理を実行する代表的ニューラルネットワークとして、ニューロンモデルを階層的に配置、結合した階層型ニューラルネットとニューロンモデルを相互に結合した相互結合ニューラルネットがある。階層ニューラルネットは、学習による汎化能力を持ち、相互結合ニューラルネットは最適化問題の解決能力を持っている。ここでは、学習の理解を目的とするので、階層ニューラルネットを通して知的情報処理におけるニューラルネットワークの機能を紹介することにする。

処理要素であるニューロンモデルを階層的に配置し、入力情報を前向きに伝達する階層ニューラルネットワークには、学習による汎化能力があると言われている。この汎化は、離散情報の入出力関係を非線形関数［1］として記憶することで実現される。これはAIでのテーブル・ルックアップをアナログ化した情報処理、あるいは、ファジィ推論と似た情報処理にも見える。これらを理解するために、ニューラルネットワークの情報処理の仕組みを考察することにする。

学習によって非線形関数を生成して行く過程を図表Ⅲ-2-10 を使って調べてみよう。図表Ⅲ-2-10は、XY平面上の5点の関係をバックプロパゲーション学習によって関数表現していく過程を表している。入力層、中間層、および出力層のユニット（ニューロン）数がおのおの1—5—1のニューラルネットワークを用いている。また、5点のX座標値を入力データ、Y座標値を出力データとしている。すなわち、教師データはY座標値である。学習が終了すると、各点のX座標入力に関するY座標値が出力されるようになる。これは、5点を補間（内挿）する非線形関数として5点の関係を汎化したと考えることができる。こうして学習後は、この関数を使って未知の入力データに関しても推測することができるようになる。

これをファジィ論理と比較すると、ニューロン素

子のシグモイド関数がある意味でメンバーシップ関数と同様の役割を果たしているといえる。また、AIでのルックアップテーブルに応用した場合では、離散表現された各項目間をシグモイド関数で連続化し、アナログ化したことに相当する。したがって、各事象がある範囲で連続性を持つものに対して、ニューラルネットワークの補間によって非常に上手い推論結果を生成することができることになる。ニューラルネットワークの補間特性は入力が多次元の場合でも活かされるので、非線形性の強いパターン識別における任意の超平面生成に応用され得る。特に、パターン認識の研究では、出力の類似性を反映した入力の表現を如何にして簡単に作り出すかが主となっているので、判別分析などのデータ解析手法を利用した学習的パターン認識とニューラルネットワークの学習が似ていることもあって幅広く応用されている。

以上から、ニューラルネットワークの知的情報処理の特徴として、

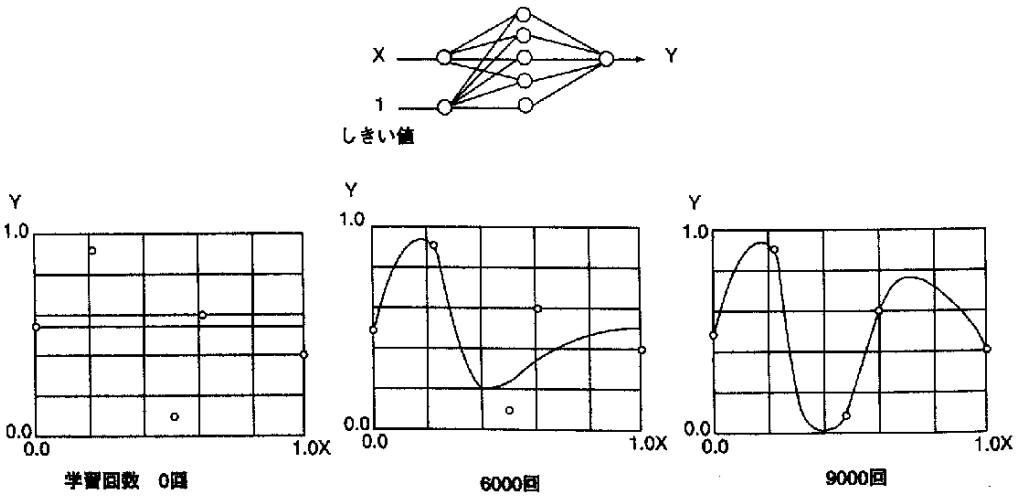
・パターンとの相性がよい、
・データから自動的に直接学習できる、
・汎化能力がある、

という利点があげられる。しかし、複雑性の高い処理やノイズを多く含んだ情報の学習の場合には、

・学習すべき項目に対するトレーニングデータの内容設定が難しい、
・学習すべきデータの用意が煩雑である、
・学習にオーバートレーニング現象がある、
・学習が遅い、

といった問題が浮上してくる。これらの問題点に対しては、各々期待の持てる研究が進められている。問題点の1番目は、汎化の精度と関わる重要な問題であるが、これについては数学的な解釈［2］も進んでいることから、この研究成果に期待したい。また、2番目は、応用事例が多く開発されれば解決され得る問題であり、言い方は悪いが経験が解決してくれる種類の問題である。3番目は、オーバートレーニングであるが、これに関しては、その対策方法［3］が開発されている。ここでは、多数のサンプルデータを学習用データと評価用データに分け、学習ごとに評価データを使って学習の評価を行う方法をとっている。図表Ⅲ-2-11は、学習データに対する誤差と評価データに対する誤差を学習ごとにプロットしたものである。学習初期は、双方の誤差とも減少していくが、ある点を境にして、学習データに対する誤差は減少し続けるが、評価データに対する誤

図表Ⅲ-2-10　学習による非線型関数の生成



差は逆に増加を始める。これが、オーバートレーニングと呼ばれる現象である。この方法では、この評価データに対する誤差の増加開始点が未知データ(この場合は評価データである）に対する汎化が最もよく行われていると考えて、この点で学習を打ち切っている。こうして、オーバートレーニングを回避している。

4番目の学習速度については、並列ハードによって高速化を図る方法をとるのはもちろんであるが、学習アルゴリズムの改良によってもなされる。現在、二つの方法がとられている。一つは、バックプロパゲーション法そのものを改良する方法であり、他はローカルミニマムを回避する方法である。前者による高速化技術として、最急降下法を改良した方法[4]，[5]，[6]、ガウス分布を持つニューロンを入力層ユニットとしたRBF（Radial Basis Function）[7]が提案されている。後者の方法で高速化する方法として、ニューラルネットワークの構造化[8]、結合荷重のプリウェイト技術[9]等が提案されている。

3.3.2　並列

ここでは、並列処理の特徴をハードとソフトの両面から考えてみる。まず、ハードのアーキテクチャとしてニューラルネットワークを見てみると、ニューロコンピューティングの基本は並列演算であり、従来の並列処理で問題となる負荷分散等の処理に影響されずに並列処理が実現される利点がある。ニューロコンピューティングに適したアーキテクチャの並列プロセッサを開発することによって効率的な高速化が実現される。

しかし、従来の並列コンピュータにニューロシミュレータを実装しても、簡単には高速化が実現できない。ニューラルネットワークは膨大な数のインターコネクションを有し、ユニット間の通信が頻繁に行われることから、通信ネックが問題となるからである。ニューロコンピューティングのハードは通信ネックが生じないインターコネクションの実装技術の構築が課題となっている。こうしたことから、ニューロコンピューティング専用の並列プロセッサとして、リングバスアーキテクチャ（図表Ⅲ-2-12）[10]、シストリックアレイプロセッサ（図表Ⅲ-2-13）[11]等が開発されている。また、ニューロ演算専用チップによる解決もなされている。アナログ技術を応用したチップでは、アナログバス[12]によってこの問題を解決している。また、光インターコネクション技術[13]の開発も進んでいる。さらに、ニューロ演算も光で実行してしまう光ニューロコンピュータ[14]、光ニューロチップ[15]によってもこの問題の解決が試みられている。

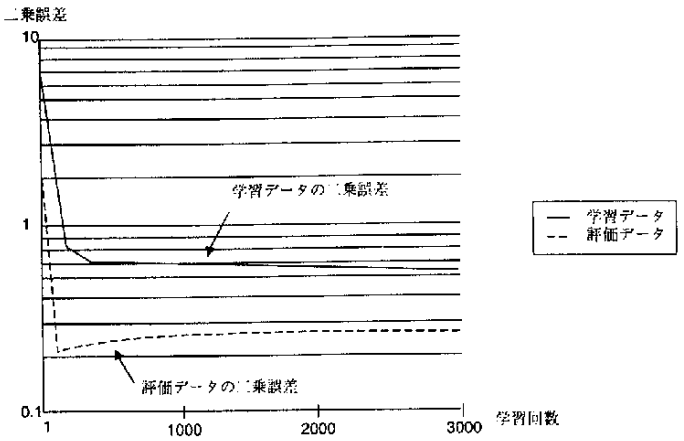
一方、並列処理をソフトの面から見ると、同時多重の制約問題を実時間処理可能なことが特徴といえる。並列処理は、それぞれの情報が他の情報を制約し、かつ、他から制約されながらその役割を果たすような情報処理で重要である。この特徴は、分散処理と融合することにより、さらに強い効果を発揮する。この融合は、ニューラルネットワークではより柔軟に実現され得るものである。例えば、人間の運動制御では目で見て手を伸ばして物をとる動作、言語処理では構文と意味の相互影響、単語認識では読むときにある文字を識別すると他の文字の識別が影響される相互制約（図表Ⅲ-2-14参照）、意味理解では多数の知識源の相互作用による理解等が同時多重制約問題であり、その処理では脳の持つ並列性が重要な役割を果たすとされている。

しかし、これまでニューラルネットワークでの並列処理は、連想記憶等の比較的低レベルの概念を構成要素として研究開発が進められてきた。今後の課題は、より高レベルの概念を構築するモデルを開発することにある。これは、分散処理と関わる重要な問題であるので次で触れることにする。

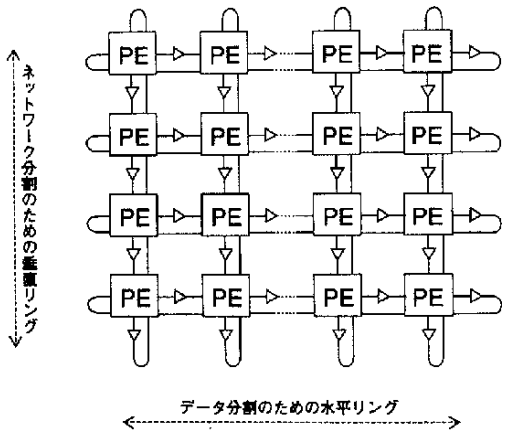
3.3.3　分散

情報の並列表現には、局所表現と分散表現がある[16]。局所表現とは、表現すべき実体の一つひとつに一つの計算要素を割当てた表現方法である。この場合ネットワークの構造が知識の構造を直接反映し

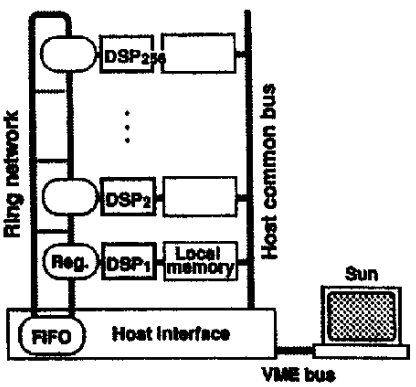
図表Ⅲ-2-11　オーバートレーニングの防止



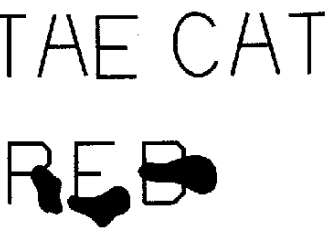
図表Ⅲ-2-13　シストリックアレイを採用したニューロコンピュータ



図表Ⅲ-2-12　リングバスを採用したニューロコンピュータ
（文献［10］より引用）



図表Ⅲ-2-14　単語認識における相互制約の例



ているので理解しやすい。しかし、概念と計算要素の1対1対応が成り立たない複雑な表現方式があって、それが局所表現を上回る特性を持つ場合もある。これが分散表現の存在価値である。分散表現では、それぞれの計算要素は多くの異なる情報の表現に関与している。この複雑な表現方式は、その表記方式も簡単でないし、また、通常の計算機で実現することも難しい。ニューラルネットワークはこの難問を解決する計算要素として重要な役割を果たそうとしている。その理由を以下で考察してみよう。

ほぼ連続的な特徴間の相互作用によって捉えられるような規則性が存在するとき、分散表現は常に有効である。それぞれの知識を非常に多くの相互作用によって特徴化することによって、内容番地記憶で汎化を実現することが可能となる。連続的に変化する空間的特徴の場合は、分散表現の長所や短所を数学的に解析することができることから、分散表現の特徴として、以下の三つの特徴があげられている。

・推論としての内容番地記憶（content-addressable memory）能力
・未知の状況を汎化（generalization）する能力
・環境変化に適応する能力

分散表現を効果的に用いるために解決しなければならないいくつかの課題がある。その一つは、一つの項目を表現するのに用いるべきパターンを決定することである。パターン間の類似性によって汎化の様子が決まるので、汎化に都合のよいパターンを捜し出さなければならない。これは、ちょうどその領域の基礎となる規則性を捜すことに相当するので、大変厄介な問題である。

もう一つの課題は、AIで用いられるスキーマの概念やそれに関連するスクリプト、フレームのような概念、そして階層的構造記述等を並列分散表現する方法が確立されていないことである。この課題に対して、並列分散モデルにおけるスキーマと直列的思考過程に関する研究［17］が進められている。ここでは、すべての処理を分散処理するのではなく、長い時間で生じている過程は直列的要素を持つことから、直列情報処理モデルによってより容易に記述できるので、このような過程に対しては、プロダクションのような過程記述が有用な近似的記述を与えることを認めている。しかし、非常に短い時間で生じている過程は、基本的に並列に発生しており、並列モデルで記述すべきであるとしている。この他に高次の知識処理への取り組みとして、時系列データ処理［18］、木構造データ処理［19］、論理構造データ処理［20］の研究が進められている。これらはすべて、ニューラルネットワークとAIとの融合を目指した研究といえる。

3.3.4　運用

ニューラルネットワークの運用上の特徴および問題点は、前述の並列分散処理に起因するものである。特徴として、

・プログラムによらない直観的情報処理である、
・リアルタイムの変更が可能である、

などがあげられる。金融・証券、制御、防衛など変化の激しいリアルワールドの情報を処理する分野で応用が進んでいるのはこれらの特徴による。一方、問題点としては、

・実装されている知識の説明が困難、
・既存知識の実装が困難、
・適切なニューロン数の設定が困難、
・記号処理、特に構造のあるデータ表現との融合が困難、

があげられる。これらについては、分散表現と局所表現の融合が重要な改善策となる。これらについては、次章4.でもう少し詳しく触れることにする。

＜参考文献＞

[1]　船橋：ニューラルネットワークのCapabilityについて，電子情報通信学会研究会報告，MBE88-52, 1988.

[2]　E. B. Baum, et al: What size net gives valid generalization, Neural Computation, vol. 1, 151-160, 1989.

[3] 本本：ニューラルネットワークによるモデル獲得（債権格付けを例として），情報処理学会全国大会予稿集〔I〕，393-399, 1989.

[4] S. E. Farlman, et al: An empirical study of learning speed in back- propagation networks, Tech. Rep. CMU-CS-88-162, 1988.

[5] L. P. Ricotti, et al: Learning of word stress in a sub-optimal second order back-propagation neural network, Proc. of IEEE ICNN-88, 1988.

[6] 淺川他：階層ニューラルネットワークの機能と学習の高速化、電気学会論文誌C,vol. 110-C, NO. 3, 141-147, 1990.

[7] T. Poggio, et al: Networks for approximation and learning, Proc. of the IEEE, 78（9），1990.

[8] 川村他：ニューロ・ファジィ融合システムの試作，第5回生体・生理工学シンポジウム論文集, 197-200, 1990.

[9] 入野：多層神経回路網の多変量解析による構成法と不特定話者母音認識への適用，電子情報通信学会研究会報告, SP88-123, 1989.

[10] H. Kato, et al: A Parallel Neurocomputer Architecture twards BillionConnection Updates Per Second, roc. of IJCNN-90, vol 2, 47-50, 1990.

[11] 平岩他：ニューラルネットワークのためのRISKプロセッサアレイ，電子情報通信学会技術研究報告所, NC89-30, 67-72, 1989.

[12] 増本他：アナログニューロプロセッサとその階層ニューラルネットワークシステムへの適用，電子情報通信学会論文誌C-III, vol. J74-C-III, no. 5, 359-368, 1991.

[13] 通商産業省機械情報産業局，新情報処理技術調査研究委員会報告書, 1991.

[14] H. J. Caulfield:Optical Algebraic Processing Architectures and Algorithms,SPIE, vol. 456, 2-14, 1984.

[15] K. Kyuma, et al: Optical Implementation of Neural Networks, SPIE, vol. 1281,Optical Interconnections and Networks, 124-135, 1990.

[16] G. E. Hinton, et al: Distributed Representations, PDP, vol. 1, 77-109, MIT Press, 1986.

[17] D. E. Rumelhart, et al: Schemata and Sequential Thought Processing in PDP Models, PDP, vol. 2, 7-57, MIT Press, 1986.

[18] J. L. Elman, et al: Learning the hidden structure of speech, Tech. Rep. 8701, UCSD, Institute for Cognitive Science, 1987.

[19] D. S. Tourezky: Reconciling connectionism with the recursive nature of stacks and trees, Proc. of 8th Annual Conf. of Cognitive Science, 522-530,1986.

[20] A. Kowalczyk, et al: Discovering Production Rules with Higher Order NeuralNetworks: a Case Srudy, Machine Learning 91, 158-162, 1991.

4　ニューラルネットワーク技術のAIへの応用

4.1　方法論

4.1.1　パターンから記号へ

(1) パターンとパターン認識

ものや現象のあり方には、一定の傾向性が認められることが多い。この場合、その傾向性が示す特徴のことをパターンという。この傾向性は、単一の対象による動きや変化の繰り返しの中に認められる場合や、複数の対象の間に共通する何かとして認められる場合などがある。また、パターンには空間的なものと、時間的なものがあり、さらに、直接的に看取できる具体的なものから、抽象化など高度な処理によってようやくその存在が明らかになる概念的なものなどがある。

何かの対象について、そこにあるパターンの存在を確認することが広い意味でのパターン認識である

が、一般的には、それをコンピュータにやらせる場合に限ってパターン認識ということが多い。ものや対象の生み出すパターンは、それらを構成する多数の部分要素の間に成立する複雑な関係の組合せと見ることができる。したがって、パターンの認識には、相互に依存関係で結ばれた多数の条件式を計算するような高度の並列処理が必要であり、また、上に傾向性という言葉で示したように、広い幅を持ったアナログ的な判断が要求される場合が多い。パターン認識にニューラルネットワークが適するとされる理由の一部がここにある。

パターン認識は、ものや現象のあり方に認められる傾向性の特徴を確認することであるから、その特徴によってものや現象を類別化することにすれば、これはそのままで一種の分類作業をやっていることになる。ただ、ここで注意すべきことは、普通の分類では事前に各種類を区別するための特徴が決められていて、各個体がどの特徴を持つかを判別するだけであるが、パターン認識の場合には、分類に使うべき特徴そのものの検出をする場合も含んでいることである。この区別をはっきりするために、分類だけの場合をレコグニション（再認）、特徴検出を含む場合をクラスタリングと呼んでいる。

パターン認識
- レコグニション：既成の類に分類すること。
- クラスタリング：類を新しく作って分類すること。

(2) 記号

コンピュータによる処理の対象となる情報は、一般に、あるひとまとまりの物理量の変化として与えられる。このような状態での情報は信号（signals）と呼ばれ、外界のある変化を何ら意味づけせず生のまま伝えるものである。音響パターンや画像パターンなどが代表的なものである。このような信号を対象にしてパターン認識を行って得られる結果は、広い意味での符号（signs）、すなわち、変化のパターンを分類して名前を付けたものである。音韻符号や文字などが典型例である。この符号が一つ、または、複数集まって、ある概念内容に対応する情報表現として用いられているものが記号（symbols）である。

記号（symbols）：概念的な内容を持つ情報表現。
符号（signs）：外界の変化のパターンを分類して名前を与えたもの。
信号（signals）：外界の変化を生のまま伝えるもの。

人間の扱う信号のすべてがコンピュータに扱えるという保証はなく、また、コンピュータの扱うものが人間のそれによって限定される必要もない。同じことは、符号や記号についてもいえるが、コンピュータが人間にとって扱いやすいものであるためには、両者の扱うものに共通性ないしは直接的な対応性が成立することが望ましい。特に、人間がコミュニケーションの手段として使用しているものは、コンピュータがそのまま受け入れてくれることが必要である。これが現在の大きな課題であるヒューマン・インタフェースとして追及されている方向であり、また、柔らかい情報処理に向けての課題の一つでもある。

コミュニケーションの手段として最初にあげるべきものは、いうまでもなく言語表現である。言語表現の伝達手段としては、音声によるものと書き物によるものとがある。音声信号は空気振動の時間的変化であり、書き物の信号は主として紙の上に展開される濃淡の空間的変化である。音声信号を音韻符号に分類するパターン認識がいわゆる音声認識であり、文字を表わす濃淡画像または線画像信号を文字符号に分類するのが文字認識である。

言語表現に用いられる記号の最小単位が語ないし単語（words）である。語は意味を持ち、ある概念を表わす。語はいくつかのものが一定の条件の下にまとまって、文（sentences）を形成する。さらに、いくつかの文がまとまって文章をつくる。一団の音声信号を受け取って、それを文ないし文章として了解することを音声理解と呼んでいる。この場合、音

声認識のような完全な符号化は前提とせず、全体的な意味が理解できれば十分とされていることが多いことに注意する必要がある。

言語以外のコミュニケーションの媒体としては、絵や図などのイメージ情報や音楽などの音響情報がある。イメージや音響の内容を解釈することはコミュニケーションとしてだけではなく、広く外界からの情報を集めるためには欠かせないものである。一般的なイメージ解釈は画像理解やシーン（情景）理解の分野として研究されており、音響解釈は信号処理の課題となっている。

イメージ理解における処理の流れの一例をあげると図表III-2-15のようになる。処理は下から上に向かって進行する。画像内に直接的に、かつ、局所的に認められる特徴を抽出して集め、互いに関連する特徴を選び出して、意味のある組合せを試行的に作り、部分構造レベルの特徴とする。そして、それらの特徴の中から有力なものを選び、それらを検索の手がかりとして、システムにあらかじめ用意されているモデルを取り出し、それとの一致をとることによって最終的な認識を行う。

音響情報についても基本的な処理の考え方は、イメージ理解の場合と共通である。ただし、音響の場合は感性的な要素が大きく作用するので、イメージのようなモデル化が難しいという問題がある。感性的な要素は言語情報を表わす音声の場合にも認められるもので、ストレスやイントネーションの扱いは、今後もっと注意を向けられるべきものと考えられる。

(3) パターン変換

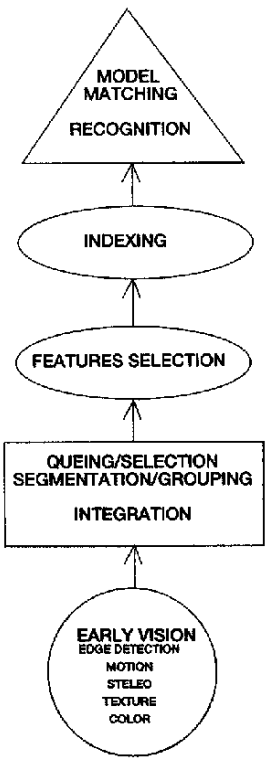
信号から記号への変換をニューラルネットワークによって実現する問題を検討する。ここでは議論を簡単にするために、特に断らない限りは、対象を言語情報の場合に限定することにする。

言語情報のパターン変換で特徴的なことは、各言語ごとにそこで使用される音韻ならびに文字の種類が一定していることである。したがって、そこでのパターン変換は、入力信号を既成の類に分類するパターン再認の問題になる。しかし、よく知られているように、音声や手書き文字には個人差が大きく、類別に必要な類の特徴づけを普遍的に行うのが難しい。そこで、個人別に多数の標本データを採集し、それによって個人別の特徴を学習して、ケース・バイ・ケースに対応していく工夫が必要になる。この点、事例によって直接学習する能力を持つニューラルネットワークは、非常に有利ということができる。

入力信号の分類は、いくつかの特徴の組合せによって行う。これに適した機能を持っているのは、階層型ニューラルネットワークである。階層型ニューラルネットワークは、入力層といくつかの中間層、そして出力層からなり、入力層から出力層に向かう方向に、層と層の間にそれぞれの適当な素子を選択的に連絡する結合が形成されているものである。

階層型ニューラルネットワークに対してはバック

図表III-2-15　MIT人工知能研究所における視覚研究のパラダイム



プロパゲーション・アルゴリズムによる学習法が確立されているので、上に述べた学習機能の必要条件は満足されている。しかし、その識別能力は、中間層の層数によって差が出ることが知られている。すなわち、

層数0：線形分離可能な類構造の識別。

層数1：凸あるいは凹な識別境界を持つ類構造の識別。

層数2：任意の識別境界を持つ類構造の識別。

ただし、近似的には、中間層一層だけでも任意の識別境界が形成できることが明らかにされている。

分類は特定の特徴の組合せによって行われるので、それに先行して与えられた信号から、必要な特徴の抽出を行わなければならない。特徴の抽出で問題になることは、前述した個別的な変形にどう対処するかである。これに関しては、大別して3種類のアプローチが試みられている。その一つは、与えられた信号にさまざまな変換を加えて標準的なパターンに直してから特徴抽出を行うもので、変換には回転や伸縮、フーリエ変換、メリン変換などの数学的手法を用いることが多く、ニューラルネットワークの出番はない。2番目のアプローチは、局所的方向寄与度密度といったような変形に対して強い特徴を最大限に引き出して使おうとするものである。第3のアプローチは、こうした前処理を行わず原信号を直接ニューラルネットワークに入力し、そこで文字認識の場合であれば、端点、交点、角などといった顕著な特徴を抽出し、それらを手がかりにして以後の処理方法を判断するという方略をとるものである。

⑷ 能動的パターン認識

動物の脳にある特定のニューロンについての事実として、その動物に何枚かの写真をみせると、ある写真にはよく反応するのに別の写真には反応しないという‘刺激選択性’の現象が見られることが知られている。しかも、このような‘刺激選択性を持つニューロンの一部は、学習課題の中のどのような場面で写真が呈示されたかによってその活動パターンを変えた’ことが報告されている［1］。このように本物のニューロンでは、行動の環境的ないし文脈的条件によって、その活動パターンが変わるという事実がある。これは柔らかい情報処理を考えるうえでの一つのヒントになるものである。

これに似た現象は、ここで扱っている記号（単語）認識についてもその存在が認められている。すなわち、1個の単語を認識する場合の人間の音韻検出反応時間を測定してみると、‘語頭部の音韻に対する検出反応時間は、単語と非単語とで差がないが、音韻位置が語尾に近いほど、音韻に対する検出反応時間は単語中のほうが非単語中よりも、単語情報の影響を受けて短くなるという実験結果’［2］が得られている。

こうした事実にみられるように、人間などの行っているパターン認識は、ただ単に与えられた信号そのものだけに基づいて受動的に行われているのではなく、その時点で得られているさまざまな情報やその他の知識を活用して、能動的な取捨選択や注意力の集中化などを行っているのである。これによって、信号に内在するさまざまな欠陥、例えば、雑音、歪、抜け落ち、あいまいさなどをカバーしたり、処理の効率化を図ったりしている。

単語認識に利用されていると考えられる情報・知識の種類には、次のようなものがある。

1. 単語情報
2. 音響特徴情報、調音結合情報、音韻情報など単語より下位レベルの情報
3. 構文や意味情報など単語より上位レベルの情報

単語情報が有効に使われている例として、図表Ⅲ-2-16のような歪みや欠落を含んだ文字表記の解読例がある。中央の文字は‘A’あるいは‘H’に分類されるべきことは明らかであるが、どちらにすべきかはこの文字記号だけからでは判断がつかない。しかし、‘CHT’や‘TAE’といった語は存在しないという、単語に関する知識を使えば、上列では‘A’、下列では‘H’となるべきことが導かれる。

これは‘柔らかな情報処理’の典型例といえるかもしれない。

このように、文脈的な情報・知識の活用は大きな効果を持つものであるが、これは当然処理の負担を増すものであるため、無制限にやることはできない。これに関連して、Zwitserlookは視覚と聴覚のクロスモーダルプライミングの手法を使用して、構文や意味情報などの上位レベルの情報が単語知覚に利用される時点を調べた。その結果、語頭部分の音響情報が得られるまえに、上位レベルの情報だけに基づいて単語候補が作られることはなく、上位レベルの情報は、音響情報によって単語候補が作られた後、その選択過程に影響を及ぼすだけであることが明らかになった［2］という興味ある事実が知られている。

このような文脈的な情報やその他の知識を使った処理が必要になった場合、それをニューラルネットワークで実現するのにはどうすればよいのだろうか。この問題を最も直線的に解決するとすれば、これらの情報や知識をすべて学習させてしまえばよいことになる。しかし、これには次のような問題がある。まず、第1に、ミンスキーなどによって指摘されている‘figure in context’の問題［3］がある。これは簡単にいえば、対象が単独に存在する場合とそれが複雑な情景の一部として現れる場合とでは、ニューラルネットワークでの認識の仕方がまったく異ることである。情景の膨大なバリエーションを十分にカバーできるような学習が可能かどうかの問題がでる。

問題の第2は、やはり膨大な知識をニューラルネットワークに持たせるにはどうすればよいかということである。これには、単に記憶方式だけではなく、検索や人間が管理して行う更新などの問題も含まれる。

図表III-2-16　同じ形でも文脈によって認識が異なる例

これらの問題については、ここで簡単に解答を与えることは不可能であるが、本格的な解決のためには、記号処理的なアプローチとニューラルネットワーク的アプローチの融合が必要になるものと考えられる。

＜参考文献＞

［1］　三上章允：視覚的形態認知ニューロン－「認識・ニューロン」は存在するか－，脳における情報処理小特集，電子通信学会誌，Vol.73, No.2, pp.118－123, 1990.2.

［2］　天野成昭：単語知覚モデルの研究動向，日本音響学会誌，Vol.48, No.1, pp.20－25, 1992.1.

［3］　Minsky, M., Papert, S., Perception,MIT Press, 1988.

4.1.2　ニューラルネットワークによる知識表現方法

ニューラルネットワークを用いて知識を表現し、従来記号処理によって行われていた、推論や知識獲得を行おうという試みが行われている。従来より提案されている方法では、知識をニューラルネットワークに表現するとき、局所表現、分散表現を用いる。局所表現では、ニューラルネットワークの各セルに知識に含まれる概念を1対1に対応づける。この表現の長所は、ニューラルネットワークに表現された知識が視察により容易に理解できることと、いくつもの概念を同時に表現する能力が高いことである。短所は、表現可能な知識が限られているために、対応づけられていない概念がニューラルネットワークでは表現できないことである。分散表現では、一つの概念を複数のセルで表現する。分散表現にはさらに、表現したい事象をより詳細な事象の組で表現する方法や、適当に複数のセルを選択しそれに意味の割当てを行う方式などがある。この表現の長所は、あらかじめ対応づけられた概念以外の組合せを用い

ることによって表現することが可能であることである。また、局所表現に比べて概念間の距離を定義しやすい。短所は、ニューラルネットワークに表現された知識が視察により容易に理解できないことと、いくつもの概念を同時に表現する能力が低いことである。以上の表現以外に、ファジィシステムについても事例を紹介し、課題を整理する。

(1) 局所表現

①EBLにおけるニューラルネットワーク学習

Shavlikらは、演繹学習の一つである説明による学習(EBL:Explanation-based Learning) [1] の領域で、ニューラルネットワークと記号処理を比較した[3]。EBLでは、領域理論、目標概念、事例、操作性規範（学習効果を判定する基準）が与えられる。そして、事例が目標概念の具体例であることを領域知識を用いて示し、その過程で用いた領域概念の一般化をマクロ・ルールとして抽出する。

ニューラルネットワークは、入力層と中間層と出力層より構成される階層型ニューラルネットワークを用いる。領域理論は、その中で用いる各概念に各セルを1対1に対応させた、局所表現を用いてマッピングする（図表Ⅲ-2-17)。また、目標概念に対しては出力層のセルを対応させる。セルの出力関数としては、値域が（0、1）のシグモイド関数を用いている。そして、セルの値が0の時はそれに対応する概念を偽、1の時は対応する概念を真に対応させている。0と1の中間の値に対しては、特別に意味を与えていないが、1に近ければ「ほぼ真」を表現していると考えてよい（注1)。ニューラルネットワークのすべての層間には、全結合のリンクが定義されている。また、入力層から出力層への直接接続しているリンクも定義されている。これらのリンクに領域理論をリンクの重みとしてマッピングしている。

以上のことを、カップ概念の学習例で詳しく説明する（図表Ⅲ-2-18)。図のニューラルネットワークで、太い線が領域理論をリンクにマッピングしたものである。実線は正のリンク、点線は負のリンクをそれぞれ表現する。入力層の各セルは、底が平ら、取っ手がある、軽いなどの事例により与えられる概念に対応している。中間層の各セルはそれ以外の領域理論に含まれる概念である、倒れない、掴むことができる、持ち上げられるなどに対応している。出力層のセルは、コップであるという目標概念に対応している。ここで、「掴むことができる and 軽いならば 持ち上げられる」という領域理論マッピングは、「掴むことができる」と「軽いから持ち上げられる」への結合しているリンクの重みを大きく設定(注2) することによって実現している。つまり、連言を和によって表現している。

また、領域理論に対応しないリンクは、小さな値に乱数で初期化されている。リンクの重みに応じて中間層の入力が大きくなり過ぎないように、バイアスを調整している。

学習は、ニューラルネットワークに正と負の事例を提示しバックワードプロパゲーション（Backward Propagation ：誤差逆伝搬法）で行う。「底が平らへ取手があるへ軽いのはコップである」という正の事例は、条件部に対応する各セルの値を1として、それ以外の入力セルを0とする。また、出力層に対する教師信号は1とする。

この方式では、概念が局所表現されているため、洗練された知識は大きな値のリンクとして現われるので、視察により容易に抽出できる。

課題としては、事例を証明するのに必要な中間概念が領域知識から抜けていた場合は、その中間概念を獲得できない。また、展開した領域知識は「ほぼ完全」なのでなるべく保存すべきであるが、そのような配慮はされていない。そのため、バックワード

(注1) 0.5に近ければ、真とも偽とも断言できない状態を示す。
(注2) 文献によると、+5。

(注3) 付け加えて言うならば、Shavlikらは、あらかじめ領域知識をニューラルネットワークに展開することにより、領域知識を持たないニューラルネットワークに比較して、学習がより速やかに終了することを示すために実験を行ったので、バックワードプロパゲーションによって領域知識が壊される可能性については注意を払っていない。

プロパゲーションによって領域知識が壊される可能性がある（注3）。展開された領域知識をなるべく保存するようにして、学習を行った結果が図表Ⅲ-2-19である。図表Ⅲ-2-18では、取っ手がない事例であったために、領域理論では負の事例として扱われるが、このように学習した結果、取っ手がなくても、「軽いand発泡スチロール製」ならば、「持ち上げられる」といった知識が獲得され、その結果、正の事例として認識できる［7］。

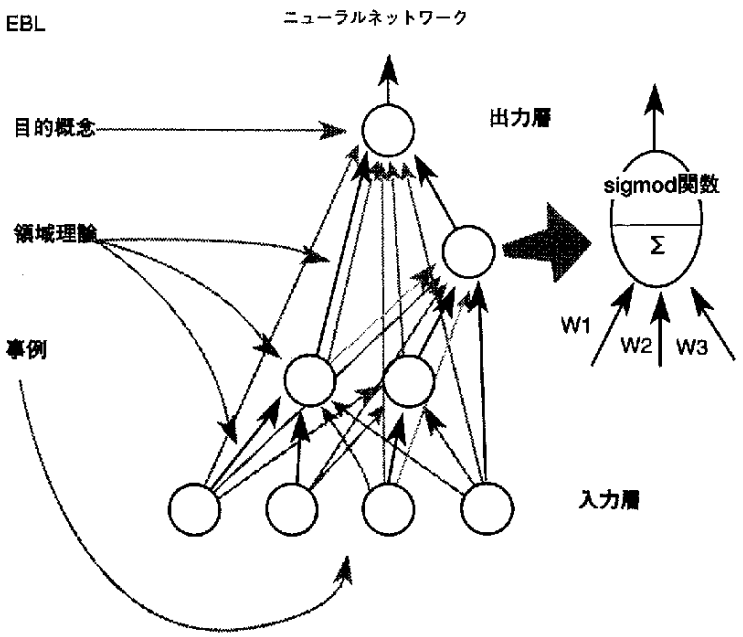
②ニューラルネットワークによる分類型エキスパートシステム

Gallantは、分類型エキスパートシステムの構築をニューラルネットワークで行い、前向き推論以外に、後向き推論、説明機能、結論に対する妥当性のチェックを実現した［2］。

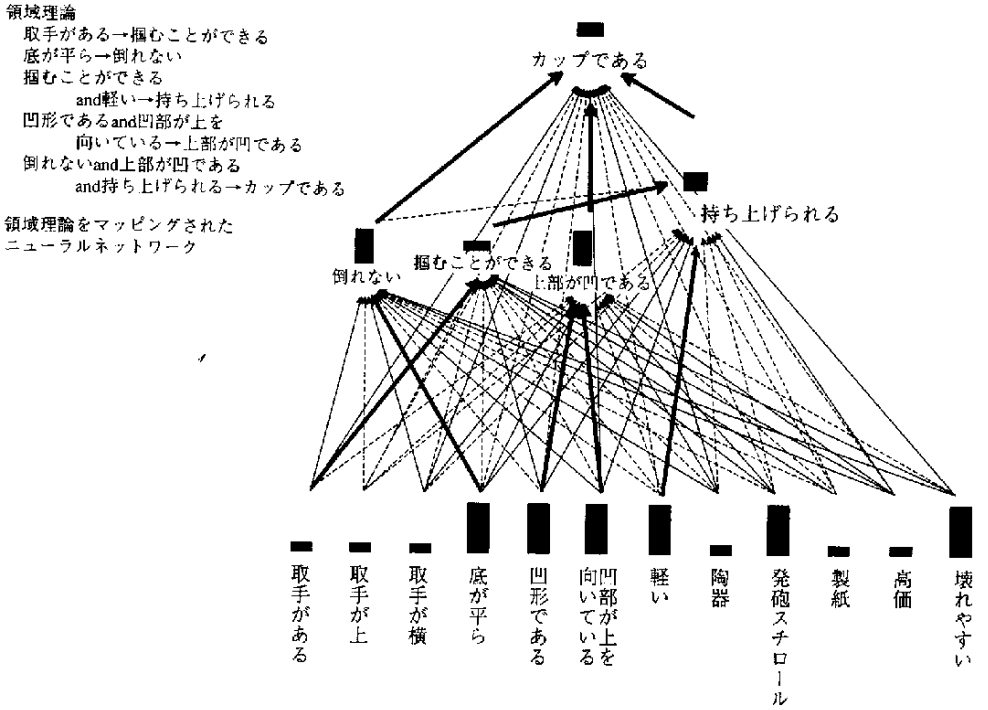
ここでは、層間が全結合でない階層型ニューラルネットワークを用いている（図表Ⅲ-2-20）。セルには、入力用、出力用、推論中の中間概念に対応するセル、非線形の推論を可能とするために付け加えたセルがある。セルの出力関数は、しきい値関数であり、出力はセルへの総入力が正の時は１、負の時は-1とする。これから分かるように、ニューラルネットワークはパーセプトロンと同じ構造である。入力層の各セルは、外部より得られる概念に１対１に対応させる。各々のセルの出力は、-1,+1のどちらかで、それぞれ偽、真に対応させる。また、入力に関しては０も使っていて、未知または情報なしに対応させている。

入力概念が中間概念に影響するかといった従属関係をニューラルネットワークのリンクの作成に用いる。従属関係がある場合、それに対応するリンクをニューラルネットワークに定義し、関係がない部分にはリンク自体を定義しない。正の相関関係がある場合は重みを正の値にし、負の相関の場合は負に初期設定する。学習は、パーセプトロン学習を改良したポケットアルゴリズムを使っている。学習に使う事例では、入力概念に対する真偽値と出力概念に対する望ましい真偽値、さらに各中間概念に対する望ましい真偽値を用いる。中間概念に対して真偽値の教師信号が必要な理由は、パーセプトロン学習を改

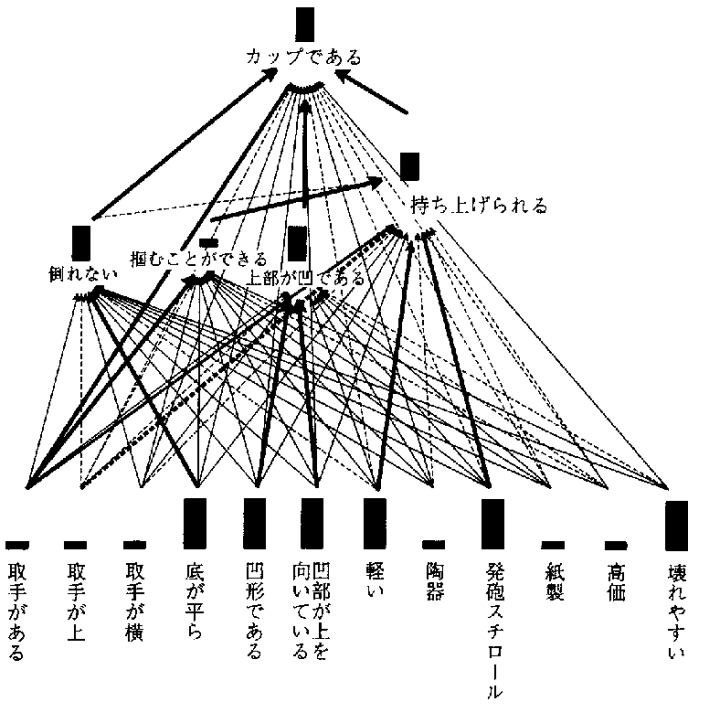
図表Ⅲ-2-17　EBLにおけるニューラルネットワーク学習



図表Ⅲ-2-18　カップの領域理論をニューラルネットワークにマッピング（文献［7］より引用）



図表Ⅲ-2-19　事例により獲得された知識を含んだニューラルネットワーク（文献［7］より引用）



良した学習アルゴリズムを用いているためである。

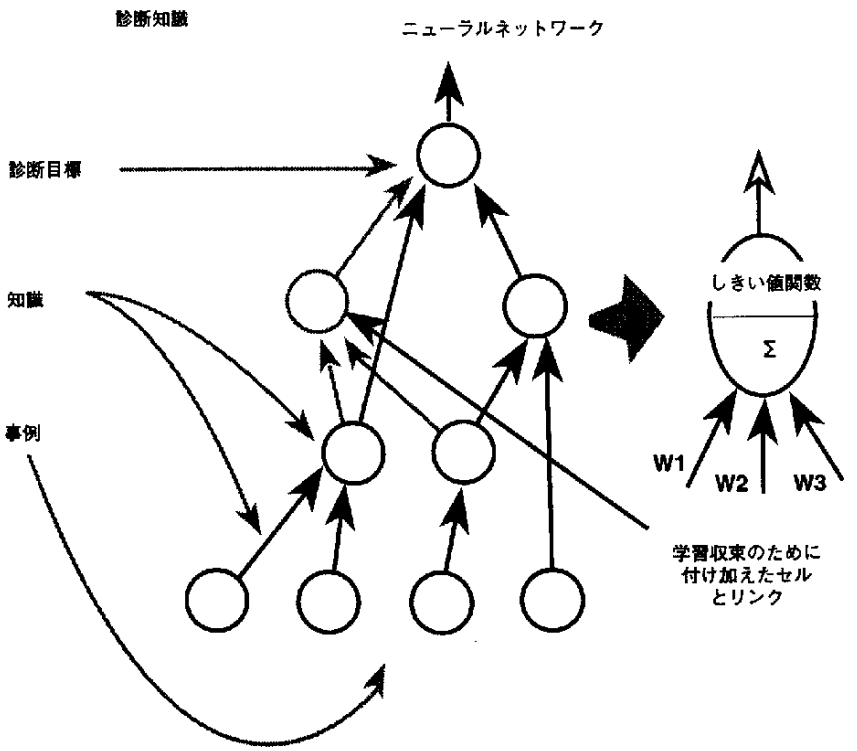
ここでの問題点は、すべての従属関係をあらかじめ指定できるかということと、ワーキングメモリを持たないので多段にわたる推論はすべて展開しそれらの従属関係を示す必要があることである。また、学習事例は中間概念に対しても正解を用意する必要があることである。さらに、ニューラルネットワークの構造をあらかじめ決定し学習を行うため、学習が収束しない場合は新たにセルを追加して再度学習を行う。具体的には、リンクの重みを比較的大きな乱数で初期化されたセルをいくつか付け加え、それらへのリンクの重みは固定とする。これらのセルから学習が収束していないセルに対してリンクを定義し、このリンク重みを学習により調整する。この方法の問題点は、重みが乱数で初期化されたセルがいくつ必要かがあらかじめ決めることができないことである。このため、学習がうまくいかない時はセルの数を増やしたり、リンクの重みを別の乱数で初期化するなど、試行錯誤が必要となる。

③局所表現のルール表現の問題

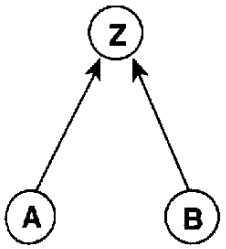
局所表現では、ルールの前件部の連言と後件部をマッピングするとき、前件部の各セルから後件部を表現するセルへの積あるいは加重和を用いる。ここでは、連言の表現に加重和を用いたときに生じる問題点について例を用いて示す。

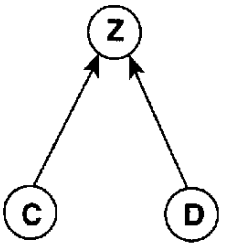
いま、後件部が同一である二つのルール「A∧BならばZ」と「C∧DならばZ」が存在するとする。これは図表Ⅲ-2-21に示されるようにニューラルネットワークにマッピングされる。ここで、後件部が同じなのでまとめると、図表Ⅲ-2-22 に示すようになる。このようにまとめると、上記とは異なる二つのルール「A∧CならばZ」と「B∧DならばZ」のマッピングと区別をつけることができない。区別がなくなった原因は、後件部が同じである二つのルールを

図表Ⅲ-2-20　ニューラルネットワークによる分類型エキスパートシステム（文献［2］）より引）

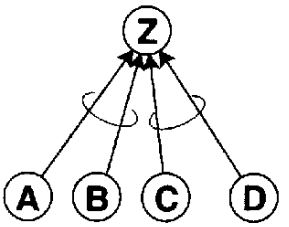


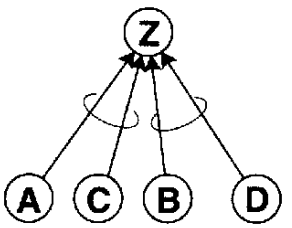
図表Ⅲ-2-21　局所表現のルールのマッピング



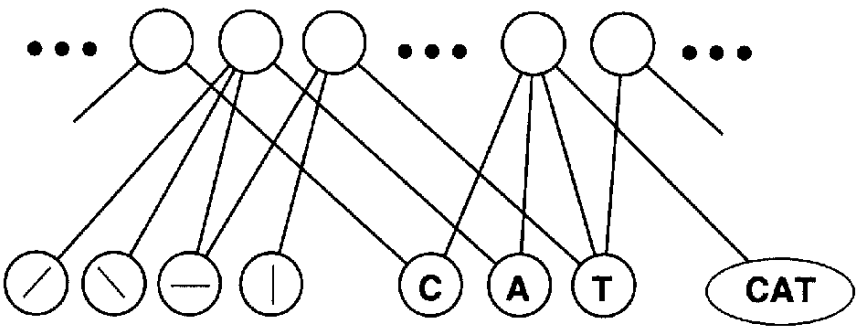


図表Ⅲ-2-22　局所表現のルールのマッピングの問題点

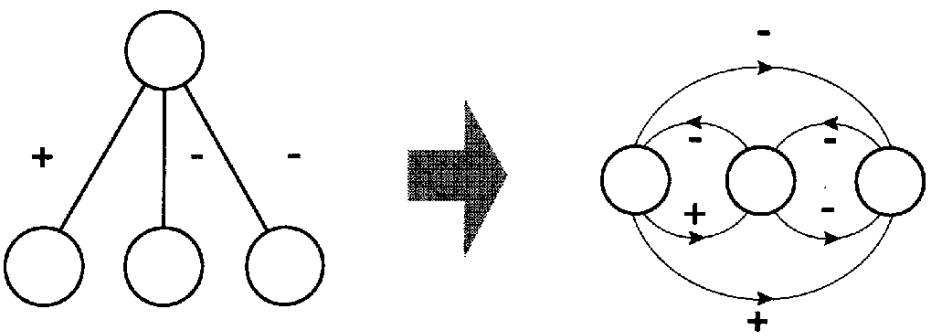




図表Ⅲ-2-23　階層化された概念の調和理論へのマッピング（文献［10］より引用）



図表Ⅲ-2-24　調和理論のボルツマンマシンへのマッピング



調和理論　　ボルツマンマシン

単純にまとめたためである。連言を加重和で表現したとき、各々の前件部からの加重和の総和を用いて二つのルールをまとめることはできない。

(2) 分散表現

①マイクロ・フィーチャを用いた方法

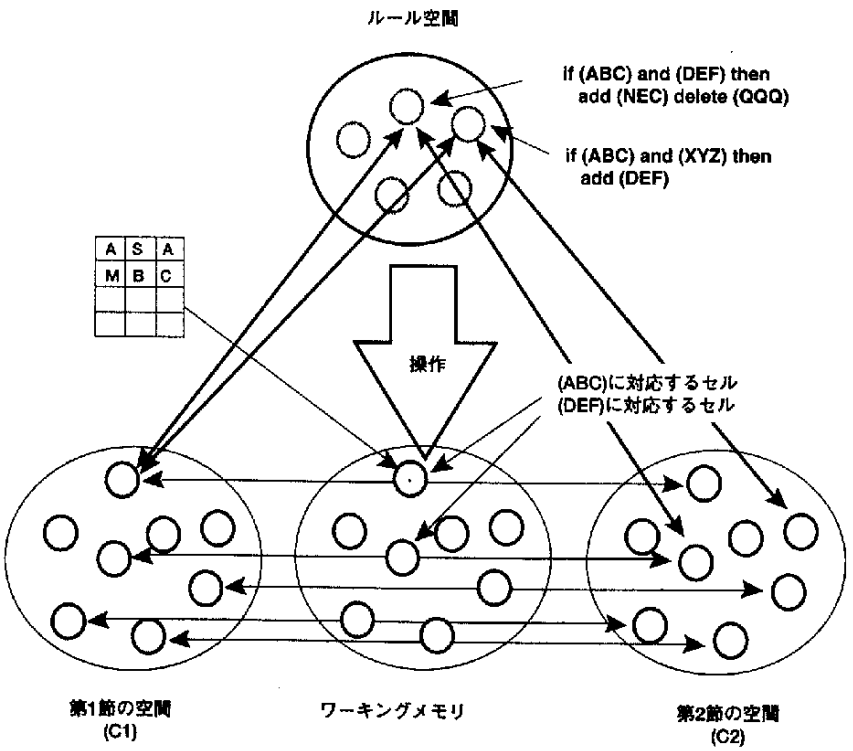
マイクロ・フィーチャと呼ばれる一般的な概念の組合せで、より特殊な概念を表現する方法がある。この場合のニューラルネットワークへのマッピングは、より一般的な概念を各セルに1対1に割当て、それらの組合せ方をセル間のリンクに割当て特殊な概念を表現する。

Smolenskyの調和理論では、階層化された概念を組合せて知識を表現している［10］。つまり、特殊な概念の組合せでさらに特殊な概念を表現する（図表Ⅲ-2-23参照）。

調和理論は図表Ⅲ-2-24に示す方法によって、方向によってリンクの重みが異なるボルツマンマシンにマッピングされる。したがって、その動作と学習アルゴリズムは、ボルツマンマシンと同様に実現している。学習が完了したシステムに、外部より概念に対して得られている値（真、偽、または分かっていない）を設定し動作させると、値が分かっていない概念に対してもっともらしい値を得ることができる。別の見方をすると、既知の事実とそれらの間の制約条件を用いて未知の値を求めることができるので、調和理論は制約伝播による整合化の手法と見なせる。

ここでの問題点としては、知識として階層化できている必要がある。また、ネットワークの構造を固定して学習し、新しく獲得した知識を格納する余地がないので、ニューラルネットワークを用いた知識獲得などには不適当である。

図表Ⅲ-2-25　DCPS（文献［12］より引用）



②適当に選択した複数のセルに意味を割当てる方法

Tourezkyはボルツマンマシンを用いてルールベースシステムDCPS（Distributed Connectionist Production System）を作成した［12］。特にワーキングメモリの内容に対してマッチするルールの選択と競合解消に、ボルツマンマシンが最小エネルギーを求めることができる機能を用いている。

DCPSでは、ルールを表現するルール空間と、ルール前件部の第1節に対応するC1と、第2節に対応するC2と、システムの状態を保存するワーキングメモリを組合せて動作させることにより、ルールベースシステムを構成している（図表Ⅲ-2-25参照）。

ルールは以下のような単純なものを考えている。

if (A B C) ∧ (D E F)
　then add (N E C) delete (Q Q Q).

ルールの前件部と後件部の要素は、三つのアルファベットの組（3つ組）である。前件部は2節の3つ組の連言である。後件部はワーキングメモリ上の3つ組に対する操作である。ここでは、説明を簡単にするため3つ組を構成する要素（アルファベット）は定数としているが、DCPSでは変数も扱えるように拡張されている。

ワーキングメモリでは2000個のセルで構成されていて、それらの2値の状態（活性または非活性）により、ワーキングメモリでの3つ組に対する存在状態を表現している。例えば、あるセルの3つ組への対応が図表Ⅲ-2-26のように決まっているとすると、このセルは、第1アルファベットがC, F, M, Q, S, Wのいずれかで、第2アルファベットがA, E, H, K, T, Yのいずれかで、第3アルファベットがB, D, J, M, P, Rのいずれかである3つ組に対応づけられている。したがって、一つのセルは (C A B), (F A B),..... (W Y R)などの6^3個の3つ組の存在状態を示すことになる。ここで、ワーキングメモリ上に特定の3つ組を登録したい場合は、それに対応づけられているすべてのセルを活性化することによって実現する。

ここで、各セルが特定の3つ組に対応づけられている確率は$6^3/25^3$であるため、一つの3つ組を2000個のセルより構成されているワーキングメモリに登録すると、約28個（$2000\times6^3/25^3$）のセルが活性化される。

このような分散表現の問題点は、いくつもの状態を同時に表現する能力が低いことである。例えば、(N E C)と(N B S)を登録すると、ワーキングメモリ上ではこれらに対応する55個のセルが活性化する。その結果、(N B C)に対応している28個のセルのうち約10個(37%)が活性化する。この理由は、一つの3つ組を登録することによって28個のセルを活性化するが、各々のセルは登録された以外の215個の3つ組にも対応している。そのため、多くの3つ組を登録することによって、登録していない3つ組に対してもセルが活性化するためである。

C1とC2にもワーキングメモリと同様の方法で3つ組が表現されている。ワーキングメモリからC1中とC2中の対応するセルに一方向の興奮性のリンクが定義されている。C1とC2では活性化できるセルの数を28個に限って、常に一つ位の3つ組を表現するようにしている。後で述べるように、C1とC2とはルール空間と対応づけられているので、C1とC2の活性化パターンはワーキングメモリのそれと同一にはならない。

ルール空間には、各ルールに対応したセルが定義されている。各ルールは40個のセルに対応づけられている。したがって、n個のルールがある場合は40n 個のセルが用いられる。各ルールに対応する40

図表Ⅲ-2-26　3つ組への対応表

第1アルファベット	第2アルファベット	第3アルファベット
C	A	B
F	E	D
M	H	J
Q	K	M
S	T	P
W	Y	R

個のセルの間には双方向の興奮性のリンクが定義されており、それ以外のルールに対応する40×(n-1)個のセルには双方向の抑制性のリンクが定義されている。また、各ルールのセルはC1中のルールの前件部の第1節に対応するセルと、C2中の第2節に対応するセルから双方向の興奮性のリンクが定義されている。ルールの前件部の二つの節の連言はこのように実現している。

ルール空間とC1とC2とワーキングメモリに対してボルツマンマシンの動作を行い、ワーキングメモリの内容に対して最もふさわしいルールを選択する。このルールのマッチング機能は局所的な表現でも十分に対処できるので、3つ組の分散表現の利点が生かされていない。3つ組の分散表現の利点を発揮することが、今後の課題である。

③ファジィ・ニューラルネットワーク

局所表現では、ニューラルネットワークの入出力に対して概念を割当て、それらの値としては、真と偽の2値を用いた。例えば、"気温"という属性に対しては、気温が高いという命題が真または偽であるかで対応した。それに対して、気温が高いという命題への所属度（確からしさ）を表現するのが、ファジィ集合である。ここで、物理的な気温と所属度を結び付ける関係がメンバーシップ関数である。ファジィ集合を用いてルールの形式で知識を表現したのがファジィシステムである。

ファジィシステムでは、知識はメンバーシップ関数とルールの形式で表現されている。メンバーシップ関数は人手によって作成されるが、それらを適切に決定することは難しい。そこで、ニューラルネットワークのシグモイド関数を組合せてメンバーシップ関数を近似し、バックワードプロパゲーションなどによりチューニングする方法が試みられている[5]，[6]。

メンバーシップ関数のニューラルネットワークへのマッピングを例を用いて説明する。「気温が中くらい」というファジィ集合は、図表Ⅲ-2-27のように実現される。この場合、ファジィ集合「気温が中くらい」は、「気温が高くない∧気温が低くない」と同値として表現する。したがって、「気温が中くらい」に対するメンバーシップ関数は、二つのメンバーシップ関数積を用いて表現している（注4)。このメンバーシップ関数は四つのパラメータを用いて表現されているので、可能なすべてのメンバーシップ関数が表現できない。すべてのメンバーシップ関数を記述可能とするために、この部分に3層型のニューラルネットワークを用いることも考えられる。この場合、ファジィシステム全体が複雑になり、学習によって複雑なメンバーシップ関数が形成される、記号的な意味が壊されてしまうこともあり得る。このことを避けるために、メンバーシップ関数がなるべく簡単に表現されるように、学習時にRumelhartや石川が提案しているニューラルネットワークの簡単さを含めた評価関数を使う必要があると思われる[8]，[9]（注4)。

ルールのニューラルネットワークへのマッピングは、ルールの前件部のファジィ集合と後件部のファジィ集合を結合するリンクによって表現される。バックワードプロパゲーションの学習では、ファジィルールで意味づけに従って学習する保証がない。したがって、ファジィルールの記号的な意味を壊さないように工夫が必要である[7]。

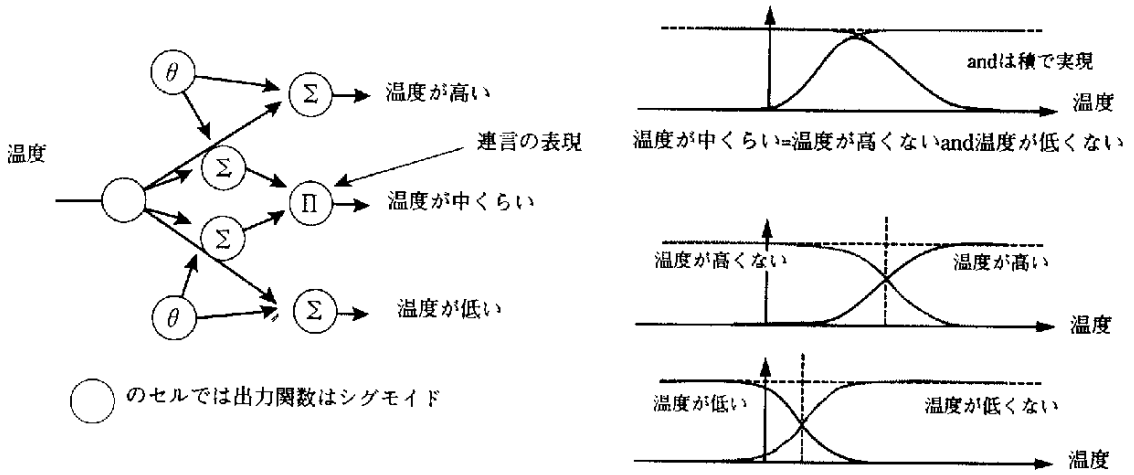
また、一般にファジィシステムの出力は複雑な形状をしたファジィ集合となるので、概念に対応させることが難しい。そのため、多段にわたる推論が難しい。

④一つの概念に対していくつかの信念を割当てる方法

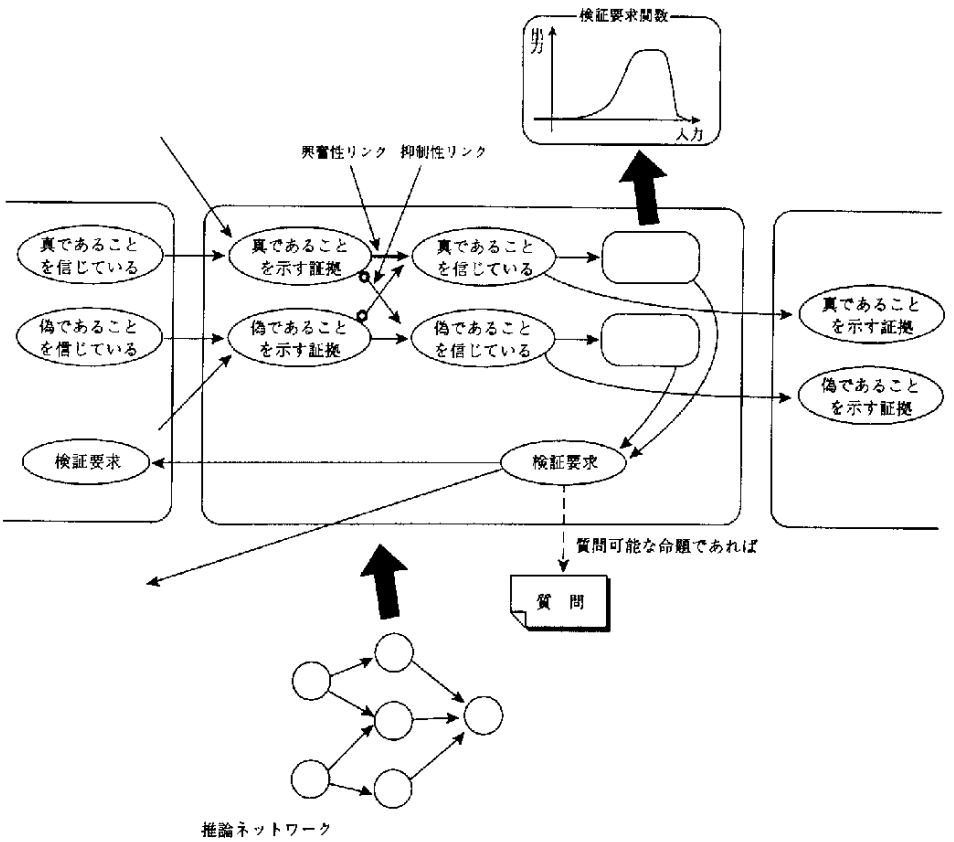
梶原は一つの概念に対していくつかの信念（その概念が真である、偽である、疑わしいなど）の状態があると考え、各信念にセルを割当て、それらのセルのまとまりで一つの概念に対する状態を表現し、これによって前向き推論と後向き推論のできるシス

(注4) これは、もちろん積ではなく最大値を用いることもできる。どちらを用いるかは、ファジィ。

図表Ⅲ-2-27　ファジィ集合のニューラルネットワークへのマッピング



図表Ⅲ-2-28　1つの概念に対していくつかの信念を割り当てる方法（文献［4］より引用）



テムを作成した（図表Ⅲ-2-28参照）[4]。

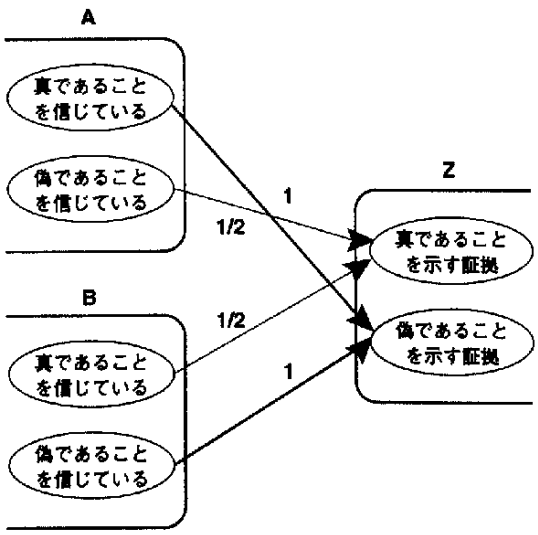
これらのセル間のリンクの値は固定で、例えば、「真であることを示す証拠」に対応するセルからは、「真であると信じる」セルへ興奮性のリンクが作られ、「偽であると信じる」セルへ抑制性のリンクが作られている。また、「真であると信じる」セルの値が、中程度に活性化していると検証要求へ強く興奮が伝搬するようにしてある。これによって、後向き推論時に適切な質問を発生することができる。これらのセル間には方向性のあるリンクが定義され、ホップフィールド型のニューラルネットワークを形成している。

「A∧BならばZ」というルールは、図表Ⅲ-2-29のようにマッピングする。これは、A、Bが偽、真であればZが真となり、それ以外の入力ではZがただちに偽となるようしている。そのために、Zの真であることを示す証拠セルへは1／2の重みであるが、偽であることを示す証拠セルへは1の重みで接続している。

この推論システムを動作させるためには、得られている情報を推論システム中に対応するセルの真であることを示す証拠あるいは偽であることを示す証拠に設定する。これらの値は、結論に向かって伝搬する。外部より与えた証拠が十分であればシステムは停止するが、不十分だと信じている度合が中位に活性化され、その結果、検証要求セルが活性化する。これによって、命題に対して質問文が用意されている場合は、それを用いて証拠が収集される。用意されていない場合は、その命題を支持する命題セルへ検証要求が伝搬する。

このように表現された概念間のリンクの学習メカニズムが、今後の課題である。

図表Ⅲ-2-29　ルールのマッピング方法



＜参考文献＞

[1] Mitchell, Keller and Kedar-Cabelli,"Explanation-Based Generalization:A Unifying View",Machine Learning, Vol. 1, pp. 47-80, 186

[2] Gallant,"Connectionist Expert Systems", Commucnications of the ACM,Vol. 31, No. 2, pp. 152-169 (1988).邦訳"コネクショニスト・モデル"を使ったエキスパート・システム",pp. 114-136, 日経BP社 (1988).

[3] Shavlik and Toewll, "An Approach to Combing Explanation-based and Neural Learning Algorithms", Connection Science, Vol. 1, No. 3, pp. 231-251 (1989).

[4] 梶原 信樹, 小池 誠彦,"ニューラルネットワークによる後向き推論", 第39回 情報処理学会全国大会, (1989).

[5] 林 勲, 高木 英行, "回路網モデルによるファジィ推論の定式化", 第4回ファジィ システム シンポジウム講演論文集, pp. 55-60, (1988).

[6] 堀川 慎一, 古橋 武, 大熊 繁, 内川 嘉樹, "ファジィニューラルネットワークの構成法とその評価", 第6回ファジィシンポジウム講演論文集, pp. 57-62, (1990).

[7] 麻生川, "ニューラルネットワークを用いた知識獲得と洗練", 第44回 情報処理学会全国大会 4Q-11, (1992).

[8] 石川, "忘却を用いたコネクショニストモデル

の構造学習アルゴリズム", 人工知能学会誌, Vol. 5, No. 5, pp. 595-603, (1990).

[9] Rumelhart, "Parallel Distributed Processing", IEEE International Conference on Neural Networks, Plenary session, San Dego, CA. (1988).

[10] Smolensky, "Information Procsiing in Dynamical Systems : Foundations of Harmony Theory", Parallel Distributed Processing (Ed. Rumelhart, McClelland and the PDP Research Group), Chaper 6.MIT Press, (1986).

[11] Rumelhart, Smolensky, McClelland and Hinton, "Schemata and Sequential Thought Processes in PDP Models", Parallel Distributed Processing (Ed. Rumelhart, McClelland and the PDP Research Group), Chaper 14.MIT Press, (1986).

[12] Touretzky, "A Distributed Connectionist Production System", Cognitive Science, Vol. 12, pp. 423-466, (1988).

4.1.3　ニューラルネットワークによる知識獲得

ニューラルネットワーク上でのデータ表現は、一般に分散表現である。したがって、項目とニューロンが一つひとつ対応しているのではなく、ある項目の表現に複数のニューロンが関与し、あるニューロンは複数の項目の表現に関与している可能性がある。この分散表現はノイズを含んだ曖昧性の高い情報を処理するうえで、表現の効率、頑健さでは、局所的な表現よりも一般的に有利である。しかし、学習後、ニューラルネットワーク上に獲得された分散表現の知識を記号で表現される構造化された知識として表現し直すことが難しいのは容易に想像される。そこで、機械学習の観点からニューラルネットワークが学習によって獲得した知識・ルールの明文化を実現すべく、高次ニューラルネットワークによるプロダクションルールの獲得、構造化したニューラルネットワークによるプロダクションルールの獲得等の研究が進められている。

これらの研究をニューロコンピューティング、ファジィ論理、プロダクションルールの統合による知識獲得として見ると面白いことがわかる。例えば、AIから見た各々の情報処理の特徴を比較すると図表Ⅲ-2-30のようになる。この表から、高次ニューラルネットワーク、構造化ニューラルネットワークを用いると、

- ●ファジィ論理、プロダクションルールがニューラルネットワークに直接的に実装され得るならば、ニューラルネットワークの重み、結合の初期化にファジィ論理、プロダクションルールが使える、
- ●ファジィ論理、プロダクションルールがニューラルネットワークに実装されると、学習によって推論精度を向上できる、
- ●学習済ニューラルネットワークの内部表現の説明にファジィ論理、プロダクションルールが使える、

等の利点が生まれてくることがわかる。これらは、機械学習の研究にとっても非常に興味ある点であるので、この断面から、高次ニューラルネットワーク、構造化ニューラルネットワークによる知識・ルールの獲得とその明文化を示すことにする。

(1) 高次ニューラルネットワークによる知識・ルールの明文化

①不要な結合削除によるプロダクションルールの獲得 [1]

例題からニューラルネットワークを使って論理式を合成する方法として、Higher Order Neural Networks（HONN）を導入した方法が提案されている。図表Ⅲ-2-31は、茸を食用と毒とに分類するルール獲得に使用したHONNである。ここでは、データベースに登録されている8124個の茸を分類する。これらの茸は22の属性に分類されていて、各属性は2～12個の値を持つ。これら既知のルー

ルとニューラルネットワークの獲得ルールとを比較することにより評価が行われた。入力はバイナリで、ユニット数は各属性とそれらの内容を示す値からなる125ユニット。タームと呼ばれる隠れユニットは、入力項目のANDが扱えるようにあらかじめ必要な数用意されている。ただし、ターム数に不足が生じたときは、新たに追加可能にしてある。出力は食用か毒かを出力する一つのユニットからなっている。

学習は、誤差低減アルゴリズムの一つであるPenrose-Moore pseudo inverse［5］を適用して行われる。学習後、HONNの重みと結合を調べることにより、OR, AND, XOR, NOTとして記号化され、獲得した知識が明文化される。論理式になっていない結合部分は、その結合を削除している。この例では、約1000の学習データによって8124の茸を食用、毒に分類するルールを完全に獲得できたと報告されている。しかし、この方法は、ある程度入力データに関するルールが既知で、隠れユニット数を適当に設定できるとき有用な方法ではあるが、入力データの特性をあらかじめ見積もることができないような場合には、試行錯誤で隠れユニット数を決めていかなければならない煩雑さが残り、改善が待たれている。

②誤差に関する相関を利用したプロダクションルールの獲得［2］

HONNと同様の目的だが、HONNではANDに対応したユニットがあらかじめ中間層ユニットに用意されていたのに対して、この方法ではANDに対応したユニットをあらかじめ用意しておく必要はない。学習後、誤差との相関が大きい入力項目同士のANDに対する新しい入力項目を作り誤差を低減し新たなルールを獲得して行くことを特徴としている（図表Ⅲ-2-32）。ただし、この方法は、複雑性の高い入力データに対して入力項目ごとの正しい結合を設定していくことが難しく、現時点では、簡単な入力データに対してのみプロダクションルールを明文化できるレベルに止まっている。

(2) ニューラルネットワークの構造化による知識・ルールの明文化

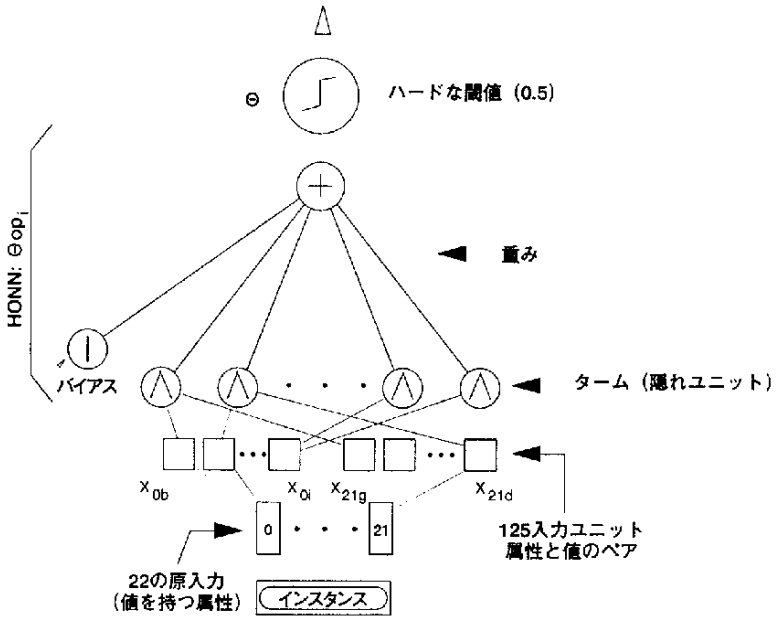
①IF-THEN型ルールの構造を持ったニューラルネットワークによる知識獲得［3］

既知のIF-THEN 型ルールをニューラルネットワークに変換し、学習後、また、IF-THEN型ルールに戻す方法が提案されている（図表Ⅲ-2-33）。

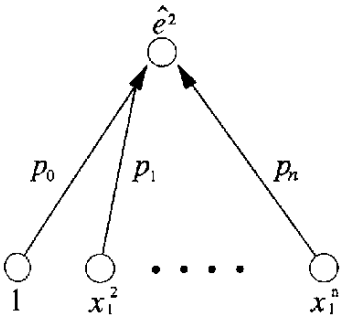
図表Ⅲ-2-30　ニューロ、ファジィ、プロダクションルールの比較

	ニューロ	ファジィ	プロダクションルール
知識の表現	ネットワーク構成 シナプス荷重	メンバーシップ関数 ルール	ルール
知識の表現	事例の学習	専門家の知識	専門家の知識
知識の表現	アナログ処理	アナログ処理＋論理処理	論理処理
知識の表現	学習による変化への適応 学習による曖昧性への対応	事例に依存しない地域獲得 メンバーシップ関数による 曖昧性への対応	精度の高い知識処理
知識の表現	事例がないと学習が難しい 学習結果の説明が難しい	ルール数の爆発的増大 変化への適応能力が低い	ルール数の爆発的増大 曖昧性への対応困難 変化への適応能力が低い

図表Ⅲ-2-31　不用な結合削除によるプロダクションルールの獲得

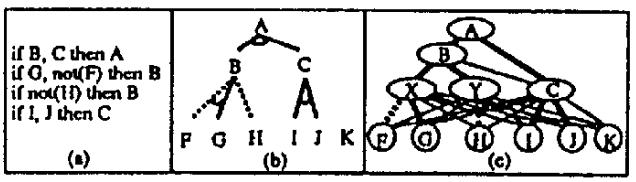


図表Ⅲ-2-32　誤差の相関による
プロダクションルールの獲得［文献1］

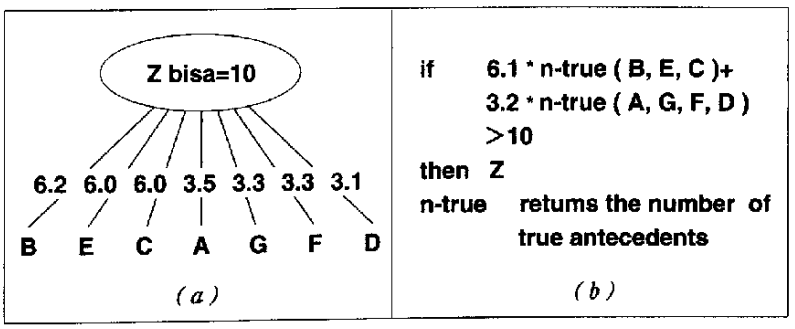


$$p_i^2 = \alpha x_i^2 (\hat{e}^2 - e^2)$$

図表Ⅲ-2-33　IF-THEN型構造のニューラルネットワークによる
プロダクションルールの獲得［文献3］



図表Ⅲ-2-34　N-of-M演算子によるルール化［文献3］



学習後の重みではANDにもORにも表現できない結合が生成されることもあるが、それはN-of-Mという演算子（図表Ⅲ-2-34）を導入して解決している。N-of-Mでは、ほぼ同じ大きさの値の重みを見つけ出し、それらを同一の重みとして扱うことで、ルール化を図っている。

この方法は、ニューラルネットワークからプロダクションルールに変換したときに、推論の精度が落ちないこと、学習結果を直接記号レベルでプロダクションルールに表現し直すことが可能なところにある。しかし、このモデルを実際に使用する場合は、学習結果の精度がニューラルネットワークに与えられたトポロジーに大きく依存するため、処理すべき入力データの複雑性に十分な精度で対処するためのニューロン数（この場合、ルール数）をあらかじめ用意する必要がある。この方法では、適切なニューロン数をあらかじめ決めることは困難であるとして、入力層の全ニューロンと総結合した中間層ニューロンを追加することで対処している。これにより、通常のプロダクションルールのみでは得られなかった精度の推論が実現されるようになる。このとき、追加されたニューロンにより新しいルールが獲得されることになる。このモデルは、事例からの自動的な知識獲得を目指す機械学習の面から期待されている。

②ファジィ論理の構造を持ったニューラルネットワークによる知識獲得［4］

この方法は、前述の方法、すなわち、既知のIF-THEN型ルールをニューラルネットワークに変換し学習後またIF-THEN型ルールに変換する方法をファジィ論理へ拡張した方法といえる。ここでは、ファジィ論理で表現された知識をすべてニューラルネットワークに変換している。ニューラルネットワークは、前件部メンバーシップ関数、ファジィルール、および後件部メンバーシップ関数部に構造化されている（図表Ⅲ-2-35）。プロダクションルールの形式のファジィルール部は、前述の方法と同様の方法でニューラルネットワークに表現される。前件部メンバーシップ関数は、シグモイド出力関数を持ったニューロンとリニア出力関数を持ったニューロンにより各々表現されている（図表Ⅲ-2-36）。この方法は、ファジィ論理を精度の劣化なしにニューラルネットワークに変換できることを特徴としている。なお、学習は、バックワードプロパゲーション法が採用されている。

学習後のファジィ論理は、構造化されたニューラルネットワークの各部位の重みと結合の関係を調べることにより、メンバーシップ関数およびプロダクションルールの形で、直接、表現し直される。しかし、このモデルを実際に使用する場合は、前述のモデルと同様に、学習結果の精度がニューラルネットワークに与えられたトポロジーに大きく依存するため、処理すべき入力データの複雑性に十分な精度で対処するためのニューロン数（この場合、メンバーシップ関数およびルール数）をあらかじめ用意する必要がある。問題の複雑性が不明の場合は、適切なニューロン数をあらかじめ決めることは困難であるので、追加のメンバーシップ関数用ニューラルネットワーク、前段全ニューロンと総結合した高次ニューロンを追加することで対処している。これにより、通常のファジィ推論のみでは得られなかった精度の推論が実現されるようになる。このとき、追加されたメンバーシップ関数ニューラルネットワークおよび高次ニューロンにより新しいメンバーシップ関数およびルールが獲得されることになる。

＜参考文献＞

[1] A. Kowalczyk, et al : Discovering Production Rules with Higher Order NeuralNetworks : a Case Study, Machine Learning 91, 158-162, 1991.

[2] R. S. Sutton, et al : Learning Polynominal Functions by Feature Construction,Machine Learning 91, 208-212, 1991.

[3] G. G. Towell : Constructive Induction in Knowledge-Based Neural Networks,Machine Learning 91, 213-217, 1991.

[4] 川村他：ニューロ・ファジィ融合システムの試作, 第5回生体・生理工学シンポジウム論文集, 197-200, 1990.

[5] R. O. Duda and P. E. Hart : "Pattern Recognition and Scene Analysis ", J. Wiley & Sons, 1973.

4.1.4 制約充足問題と組合せ的最適化問題

(1) Hopfieldモデルによる組合せ的最適化問題の解法

最適化問題とは、与えられた制約を満たしつつ、評価関数を最小（または最大）にするような変数値の組を探索する問題である。制約充足問題は、制約を最も良く充足するような変数の値の組を見つける問題で、制約の充足度を評価関数とした一種の最適化問題といえる。また、組合せ的最適化問題は、変数が離散的な値を持つ最適化問題である。

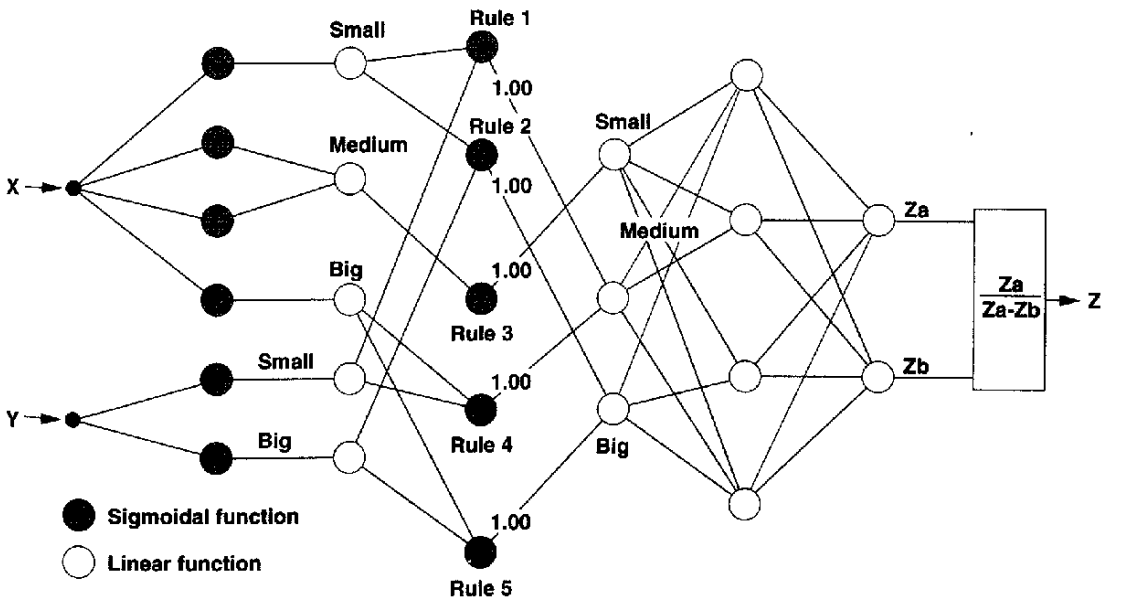
原理的には、すべての組合せを数えあげて評価すれば解は得られる。しかしながら、対象の規模が増大すると、それに従って指数関数的に組合せの数が増加して組合せ爆発という問題が生じるため、現実的な時間で最適解を得ることが困難になる。

HopfieldとTankは、各ユニットが非同期的に動作する相互結合型のネットワークにユニット間の結合を対称にする制約を加えたモデル（Hopfieldモデル）を提案した［1］。彼らの理論やモデル自体には特に新しい発想はなかったが、しかしこのモデルを用いて解析的な解法が存在しないいくつかの最適化問題に対して、実用レベルの解を並列に求め得ることを示したという点での意義は大きい。

Hopfieldモデルでは、その力学系のリアプノフ関数をネットワークのエネルギーと定義する。このときネットワークの状態変化はエネルギーを減少させる方向にのみ起こり、それゆえエネルギーが極小値をとる状態が平衡状態になる。一般にネットワークは多数のユニットの競合・協調作用によって複数の平衡状態を持ち、それはユニット間の結合強度に依存している。

最適化問題の変数をネットワークの状態変数に対応させ、かつ評価関数をネットワークのエネルギーと対応付けることで、この並列ネットワークの計算

図表Ⅲ-2-35　ファジィ論理の構造を持ったニューラルネットワーク［文献4］



原理を用いて最適化問題が解ける。すなわち、与えられた制約条件を満たしたときにネットワークが平衡状態（エネルギーの最小状態）になるようにユニット間の結合強度を設定し、適当な初期状態からネットワークを動作させると、ネットワークの安定した状態がその問題の極小解を与える。ただし、最適解と極小解とが必ずしも同一になるとは限らない。Hopfieldモデルにおける学習とは、問題に応じた結合強度を決定することであるといえる。

(2) Boltzmann machineと焼きなまし法

Hopfieldモデルを用いて組合せ最適化問題を解く際に、

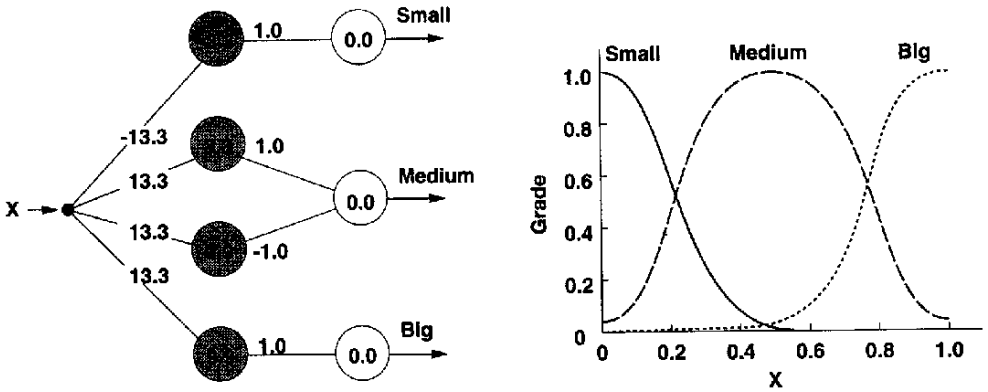
①解が初期状態に大きく依存すること。またその解が極小値に収束し、最適解が得られない可能性があること、

②制約条件が評価関数の中にインプリシットに表現されているため、得られた解が必ずしも制約条件を満たしているとは限らないこと、

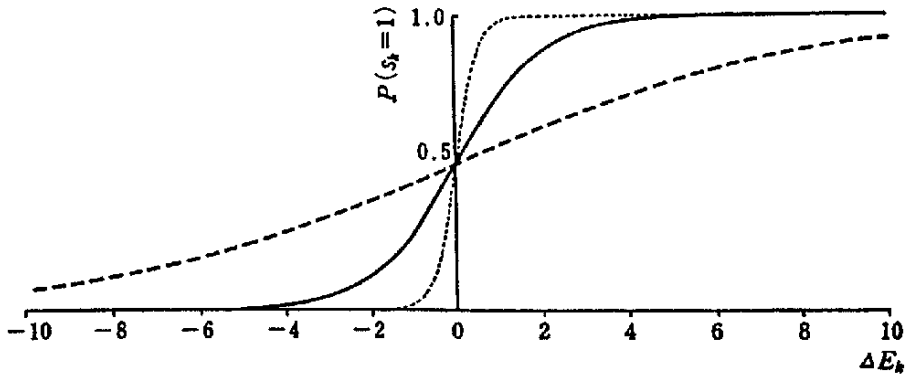
など、いくつかの問題点があげられる。

Hintonらが提案したBoltzmann machineは、Hopfieldモデルと同様に各ユニットが非同期的に動作する相互結合型のネットワークであるが、そのユニットの状態変化を確定的ではなく確率的に行う[2]。今、各ユニットの出力が0／1の2値を取る離散的モデルとすると、ユニットの次の出力状態を決定するやり方は、Hopfieldモデルでは入力の総和がし

図表III-2-36　ニューラルネットワークによるメンバーシップ関数の表現［文献4］



図表III-2-37　ユニットが1を出力する確率Pの温度Tによる変化（参考文献［2］より）



実線：$T=1.0$，破線：$T=4.0$，点線：$T=0.25$

きい値を越えたときには確定的に1に、逆にしきい値に満たないときには確定的に0とする。これに対してBoltzmann machineでは、ネットワークの温度と呼ばれる正の数で入力の総和を割った値にロジスティック関数をかけたものを、次のユニット出力を1に受理する確率とする。このとき入力の総和が大きいほど、次にユニットが1を出力する確率は高くなるが、この確率は温度に応じて変化する。温度が高いほど入力の総和の変化による影響が小さくなり、ネットワークの動作はより確率的になる。すなわち入力の総和が大きくても、次にユニットが0を出力する確率がかなりあることを意味する。温度が低くなると関数はステップ関数に近づき、ネットワークの動作はより決定論的になる。特に温度が0の極限では、Hopfieldモデルと同様の状態変化をすることになる（図表Ⅲ-2-37参照）。

Boltzmann machineの平衡状態は、Hopfieldモデルのようにそれ以上状態変化が起こらない一点ではなく、各ユニットが状態変化を続ける確率的な平衡状態といえるものである。十分な時間Boltzmann machineを動作させると、ネットワークがある状態をとる確率の分布はほぼ一定になり、それはネットワークのエネルギーのボルツマン分布に従う。これがBoltzmann machineと呼ばれる所以である。

Boltzmann machineはHopfieldモデルと同様な手法で、組合せ的最適化問題に適用できる。その利点は、ユニットの動作が確率的でありネットワークのエネルギーを増加させる方向にも状態変化が起こり得るので極小値を脱出し得ること、そしてネットワークの動作が必ずしも初期状態に依存しないことにある。つまり、初期の繰返しでは、ネットワークの温度を高温状態にして極小値から脱出する確率を大きくし、繰返しの最終段階では低温化することで最小値から逃避させないようにする「焼きなまし」(Simulated annealing) を行って、①の可能性を低減させることができる。

Boltzmann machineを構造化することにより、プロダクションシステムを実現できる。このときワーキングメモリの状態に応じて起動されるべきルールを選択するマッチングを、既存のバックトラッキング等の逐次的な推論方式の代わりに、ネットワークの状態空間を並列に安定させることで行っている。これは、一種の制約充足問題を解いているものと見なせる [3] , [4]。

<参考文献>

[1] J.J.Hopfield and D.W.Tank : "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems" Biological Cybernetics, 52, pp.141-152, 1985.

[2] D.H.Ackley, G.E.Hinton and T.J.Sejnowski（銅谷賢治 訳）:"ボルツマンマシンの学習アルゴリズム",bit臨時増刊 Vol.21,No.11 人工ニューラルシステム, pp.113-127, 1989.

[3] 麻生英樹 : "ニューラルネットワーク情報処理 — コネクショニズム入門, あるいは柔らかな記号に向けて —", 産業図書, pp.99-104, 1988.

[4] F.Kozato and Ph.De Wilde : "How Neural Networks Help Rule-Based Problem Solving", Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks （IJCNN-90-WASH DC）, Vol.1, pp.465-470, 1990.

4.2 事例分析

4.2.1 文字認識

(1) 歴史的な流れ

機械に文字を読ませようとする試みは古く、1928年には文字読み取り装置（OCR）に関する特許がオーストリアのG.Tauschekから出願されている。OCRが市民権を得たのは1960年代である。欧米では主に金融システム向けのドキュメント型OCR、日本では郵便番号読み取り装置として導入された。

これに前後してパターン認識の研究が活発化した。認識手法としては人間が見つけた（直感的／発見的手法による）アルゴリズムをノイマン型計算機

に埋め込み、対象を認識する方法が大勢を占めた。階層的構成法、マルチテンプレートなどの技術が開発され、英数仮名文字を中心に大量パターンを用いたシミュレーションによって認識率が向上し、その後、さらにLSI技術の発展に呼応して装置の小型化・高速化も実現されてきた。一方、認識対象も英数仮名文字から漢字へ、活字文字から手書き文字へと拡大するにともない、従来法の限界も露呈してきた。例えば、字形変動が大きな文字の認識の困難さである。

ニューラルネットワークによる文字認識も早くから研究されている。しかし、初期の研究は認識率の向上や実用的システムの実現ではなく、人間の行うさまざまな情報処理機構を解明することを主な目的としていた。その後1980年代後半になって、コンピュータ技術の進展を背景に、簡易に利用できる学習アルゴリズム（バックプロパゲーション：BPなど）が登場すると実用的な視点で開発が活発化し［1］，［2］、パソコンをベースにした認識システム（用ボード）などが市販されるようになった。

最近では、パターン認識の“再認識”が言われ、「パターン認識・理解の諸問題研究会」（電子情報通信学会）が発足するなど、ベイズや多変量解析による識別とニューラルネットワークで行っている識別との関係を明らかにしたり、従来手法とニューラルネットワーク手法を相補的に使うハイブリッドシステムなどの検討が進められるようになった。

(2) ニューラルネットワークによる文字認識の例［3］

(ア)認識システムの構成

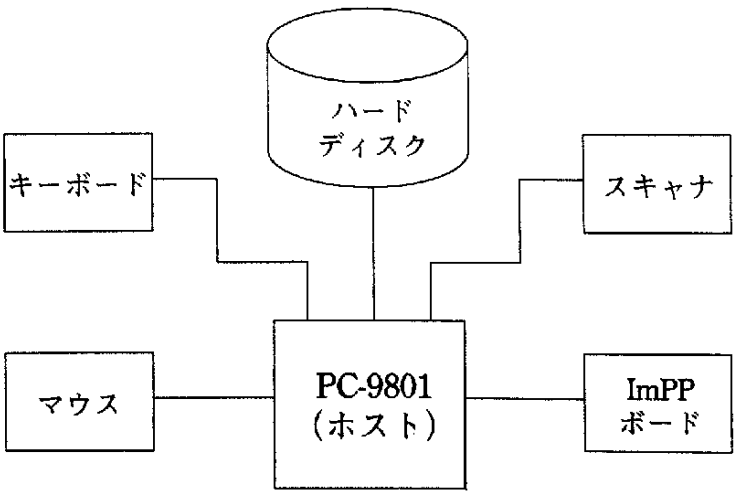
ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層からなる3層構造である。入力層には文字パターンや特徴ベクトルが入力される。学習にはBPを用いる。

パソコンをベースにしたシステム構成を図表Ⅲ-2-38に示す。画像処理用ImPP（イメージパイプラインプロセッサ）は、データフロープロセッサμPD7281を4個搭載している。また、ボード上には256KW（1W＝18bits）のメモリを持ち、周辺インタフェース用のMAGIC（μPD9305）がメモリとホスト（PC9801）との入出力制御を行う。

スキャナから入力された2値画像から、ホスト上で文字を切り出す。切り出された個々の文字データはImPPまたはメモリに転送／蓄積される。学習の段階では、生成された各文字のデータは一度ハード・ディスクなどに記憶された後、1文字ずつデータを読み出しImPPボードに転送して、繰り返し学習を行う。学習終了後、学習によりできた重みマトリクスの値をホストに転送・記憶する。認識する時には、生成された文字データをImPPボードに転送し認識処理し出力層の値をホストに転送し、ホスト側で最大値を検出して認識結果を出す。

処理性能は、入力層99ユニット、中間層40ユニット、出

図表Ⅲ-2-38　文字認識システム構成（文献［3］より引用）



力層76ユニットの場合、学習時は1文字当たり35.94msで約200Kライン／秒（ライン／秒：1秒間に学習処理可能な層間の結合数）、認識処理時は1文字当り13.84msで、約70字／秒の認識速度である。

(イ)マルチフォント英数字認識

帳票に印字した文字をスキャナから入力し、2値画像としてサンプリングする。その画像データから文字を切り出し、1文字のデータを64×63画素以内の2値データとする。さらに各画素に図表Ⅲ-2-39に示すガウス型のフィルタをかけて0～1までの値を持つ多値に変換した後、リサンプリングして9×11画素の濃淡画像とする。この99次元のパターンデータ（濃淡特徴）を入力層への入力データとする。入力層99ユニット、中間層50ユニット、出力層76ユニットの時、16種類フォント（図表Ⅲ-2-40）の各76文字について80回学習し、99.95%の認識が得られた。従来手法（この場合は階層化判別法［4］）と比較して同等以上（従来法：99.87%）の認識結果が得られた。

(ウ)手書き数字認識

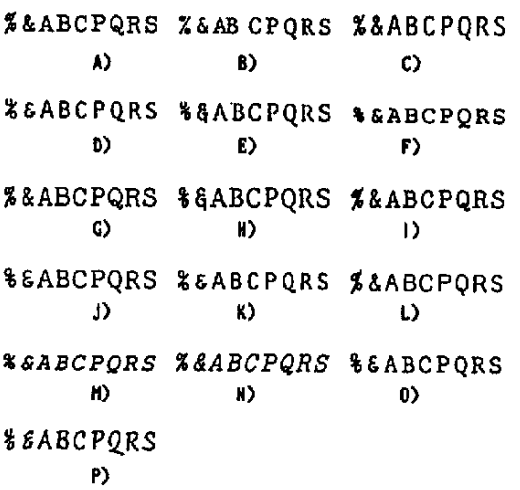
0から9までの10種類の手書き数字（図表Ⅲ-2-41）を(イ)と同様のガウス型フィルタをかけて入力データとする。入力層99ユニット、中間層80ユニット、出力層10ユニットで、1000データを250回学習した時、未学習の1000のデータの認識率は95.8%であった。

この他、LVQ（Learning Vector Quantization）を使った印刷漢字認識（三菱電機、シャープ）システ

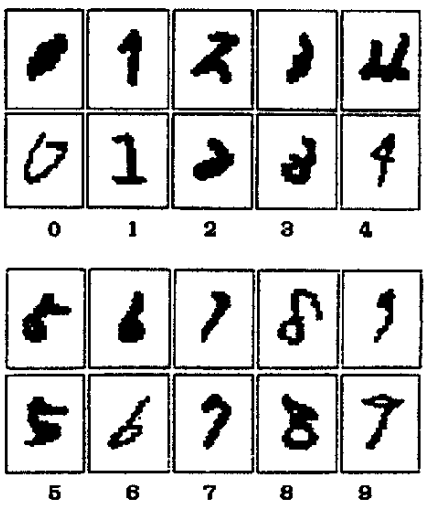
図表Ⅲ-2-39　濃淡特徴計算に用いたガウス型フィルタ（文献［3］より引用）

0	.024	.03	.024	0
.024	.03	.08	.03	.024
.03	.08	.11	.08	.03
.024	.03	.08	.03	.024
0	.024	.03	.024	0

図表Ⅲ-2-40　16フォントのタイプライタ印字サンプル（文献［3］より引用）



図表Ⅲ-2-41　手書き数字のサンプル（文献［3］より引用）



ムなどの実用化も進められている。また、富士通からはNEUROSIM/L（利用ハードウェアはFRM）、日電からはNEURO-07（利用ハードウェアはPC-9801）がニューロ・ツールとして商品化されており、このボードを文字認識に利用した例もある。

＜参考文献＞

[1] D.J.Burr : "Experiment with Connectionist Text Reader" Proceeding of IJCNN Vol. 4 , pp.IV717-IV724, 1987.

[2] 森, 他： "PDPモデルによる手書き漢字認識" 信学技報　MBE87-156, pp. 407-414, 1988.

[3] 山田, 他：“ニューラルネットワークを用いた文字認識” 信学技報　PRU 88-58, pp.79-86、1988.

[4] 上, 他：“階層化判別法とその文字認識システムPC-OCR” 信学 技報　PRU 86-76, 1987.

4.2.2　音声認識・理解

音声認識・理解のニューラルネットワークを用いた研究は、非常に長い歴史がある。音声は本質的にパターン情報であるため、ニューラルネットワーク情報処理は、学習を伴った手法として、また並列の高速な情報処理手法として、音声の情報処理に向いた手法の一つであると考えられる。

本節では、ニューラルネット情報処理の音声への適用の初期から最近に至るまで、非常に長い研究の展開を見せているKohonen の研究を鳥瞰する。次いで、日本のこの分野でのユニークな最近の研究として、ニューラルネットワークの予測モデルを用いた不特定話者音声認識の日本電気の磯氏による研究を紹介する。さらに、大規模なニューラルネットワークを用いその特徴を生かした音声認識システムの優れた研究として知られているWeibelの研究を紹介し、最後に、音声認識におけるニューラルネットワークの位置づけを試みる。

(1) Kohonen の音声認識の研究ー感覚写像の形成と音韻写像 (Phoneme Maps)

Kohonen のトポロジー保存ニューラル写像による音声認識（Speech Recognition based on Topology Perserving Neural Maps）の研究［1］を紹介する。

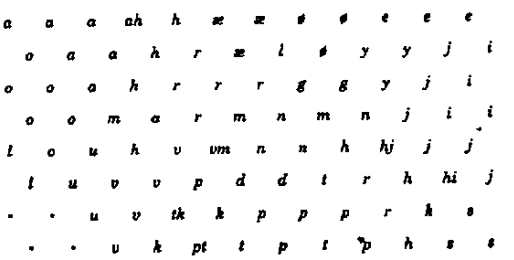
パターン認識は、初期の感覚体験のトークンの蓄積（記憶化）と、その参照の問題であるととらえることができる。この意味で、どのような記憶の構造ができるかは、パターン認識の性能を決定づける。Kohonen 等は、脳内での記憶の表現の基本原理を、類似したものが類似度に応じて近くに集まる「感覚写像」に求めた。つまり、「感覚写像」が感覚知識の内部表現であると考えた。

感覚写像の形成アルゴリズムは、本質的には彼の開発した Feature map アルゴリズム（2.1.2の (3) 参照）であり、類似したものが近くに集まるコラムを構成する。

フィンランド語には、21の音韻（u, o, a, ae, o/, y, e, i, s, m, n, η、l, r, j, v, h, d, k, p, t）がある。

9.83msec ごとにスペクトラムを評価し、256点FFTによって計算した15要素スペクトルベクターを入力として、上記の感覚写像の形成アルゴリズムを適用することにより、図表Ⅲ-2-42の音韻写像 (Phoneme

図表Ⅲ-2-42　フィンランド語の音韻写像
（文献［1］より引用



2重ラベルは、2種類の音韻に反応することを示す、また、フィンランド語の音韻写像では、k, p, tの区別が確実に出来ない。

Maps)を形成できる。似た要素を持つ音韻が隣接して並んでいる。また、この図は結果的にはフォルマントマップに非常に似ている。

連続音声は、図表Ⅲ-2-43のような音韻マップ上の状態遷移として表現される。しかし、この音韻マップ情報だけでは、本質的に識別できない音韻がある。長く発音される母音に対して、子音のスペクトラムの性質はダイナミックで識別が困難で、ある種の子音の定常パラメータは区別ができない。この図のフィンランド語の例では、k,p,tの区別が困難である。

Kohonenのシステムでは、この問題を解決し子音を同定するため、子音とそれに続く母音との間の破裂音バーストや遷移領域に注目して、遷移情報だけを用いた音韻マップ（遷移マップと呼ぶ）を付加的に構成した。この遷移マップは、遷移スペクトラムサンプルだけを用いて学習して構成しており、注目するダイナミック特性を高精度で表現できる。

音声の識別能力は、音韻マップを用いただけでは80～90%の正解率であるが、遷移マップとのハイブリッド化により、92～96%に向上することができた。

この手法は汎用性があるため、フィンランド語以外にも日本語に対してもシステムが作られている。最近では、これらの研究成果を発展させて、音声タイプライタの実現を目指した研究が行われている。

(2) ニューラルネットワーク予測モデルを用いた不特定話者音声認識

「ニューラルネットワークによるパターン予測に基づいた不特定話者音声認識方式」というユニークな研究は、1991年に電子情報通信学会の論文賞を受賞している [2]。

音声認識にニューラルネットワークを使うときに、パターン識別器としてMLP（バックプロパゲーション等の学習則を用いる多段のパーセプトロン）を使うことが一般的であるが、これには次のような欠点がある。

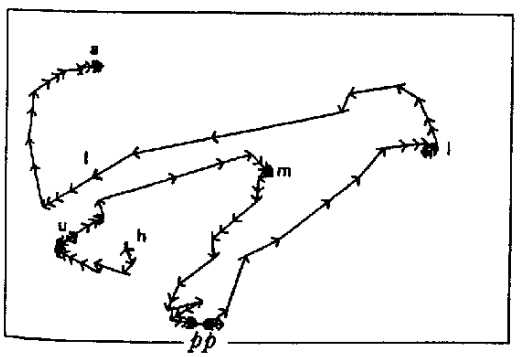
①多数のクラス間の複雑な識別面を学習によって構成するためには、クラス数が増えるに従い、必要とする学習データが増大し、また回路も大規模になる。

②新しい認識対象クラスを追加学習するために、原理的にはすべての認識器を再学習する必要がある。

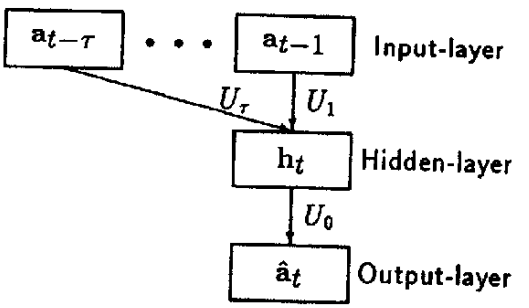
③連続音声を取り扱うために、音声パターンの継続時間長の変動を吸収できる枠組みが必要。

さらに、もしMLPを音韻認識に使い、その結果を用いて語の認識を行うとすると2値化誤差の影響も

図表Ⅲ-2-43　フィンランド語／hummppila／発音反応マップ上の推移図（文献 [1] より引用）



図表Ⅲ-2-44　ニューラル予測モデル（文献 [2] より引用）



t時間以降の情報（入力音声ベクトル）をもちいて、時間tの音声ベクトルを予測する。即ち、音声の特徴ベクトル時系列における連接する特徴ベクトルの間の相関を、MLPの形成する非線型写像として記述していると考えられる。

ある。これらの欠点を解決する方法としてニューラルネット予測モデルが提案された。

この方式では、図表III-2-44のように、各認識対象クラスごとに多層パーセプトロンの列で構成した独立した非線形予測器を用意し、その入出力間で形成される非線形写像によって、音声パターンの時間的な構造、特に特徴ベクトル列の時間的な相関構造を表現する。

認識アルゴリズムの詳細は省略するが、入力音声をN個の部分列に分割し、各部分列に対応する予測型MLPを適用して、n番目の部分列の予測にはn番目の予測型MLPを用いて、全体を分割して複数の部分予測を行うことにより、全体としての予測精度を向上させている。

本手法では、話者の違いや発声の揺らぎによる音声パターンの時間構造の変動は動的計画法を利用して正規化する。各予測器を構成するMLPのパラメータを決定する学習アルゴリズムとしては、動的計画法と誤差逆伝播法とを組合せた繰り返しアルゴリズムを提案し用いている。不特定話者の離散数字認識実験を行った結果、少数の学習データからでもパラメータの推定が良好に行われて、高い認識率が得られている。

(3) JANUS

CMUのAlex Waibel 等の開発したJANUS [3] は、ニューラルネット情報処理とシンボリック処理の両者を使った音声ー音声の翻訳システムである。英語の連続発話を日本語とドイツ語の発話に変換する。実際、実用的なレベルの音声認識システムを構成しようとすると、一つの技術だけでは不十分で多種多様な処理手法を適材適所に適用することが必要になる。JANUSでは、ダイナミックプログラミング、確率技法、ニューラルネット情報処理／学習、伝統的AI技法を用いる。

1) システム構成（概略）

音声認識、機械翻訳、音声合成の三つの要素技術からなる。図表III-2-45のように、多種多様な処理手法（戦略 Strategy）を用いたいくつかのサブコンポーネントからなる。ニューラルネットワークは、コネクショニストパーサに使われている。JANUSでは、パーサはコネクショニストパーサと、図でLR PARSER と示されているAI 手法を用いた高速パーサの２通りが比較のために使える。

コネクショニストパーサの狙いと特徴は、従来手法で実現の難しい次の三つのアドバンテージの実現の可能性があることである。

①事例からの学習能力と一般化能力

文法を手で入力する必要がない、このことは、文法的規則性が欠如している音声の領域では、特に重要である。

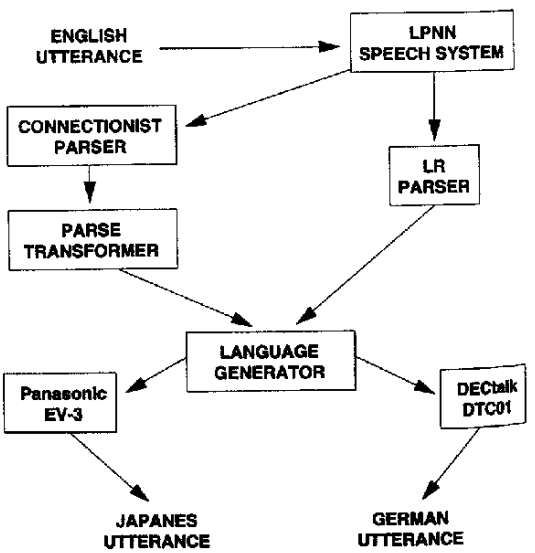
②学習アルゴリズムや手法の所為で、パーサがシンボル情報（言語の構文的特徴等）と非シンボル的情報（文章タイプの統計的類似性等）とを効果的に結合することができる。

③ある種の入力ノイズに強い。音声認識エラーや、スピーチがしばしば文法に従わないことも普通である。

2) 音声認識ニューラルネットワーク

LPNN (Linked Predictive Neural Network)

図表III-2-45　JAUNSのシステム構成図
（文献 [3] より引用）



LPNN の構成は、前述 (2) と構成方法が異なり処理内容も単純であるが、図表Ⅲ-2-46に示すような予測回路からなる。語は音素の連鎖でできているので、語の認識は一連の音素の予測器の出力を用いてなされる。ここで、予測器は訓練された領域の音韻に対しては、正しく応答するが、そうでない入力に対しての動作を保証するものでない。この意味で、認識を直接行っておらず、後段の語の認識回路への予測データを生成しているといえる。

このような回路の学習は、図表Ⅲ-2-46のように、

(a) 訓練データの各セグメントに対する各予測器の誤差を順方向に集積し、

(b) 音韻モデルに合うように時間軸を整列し、関連した予測器だけに誤差データをフィードバックして学習を行う、

ことにより構成される。

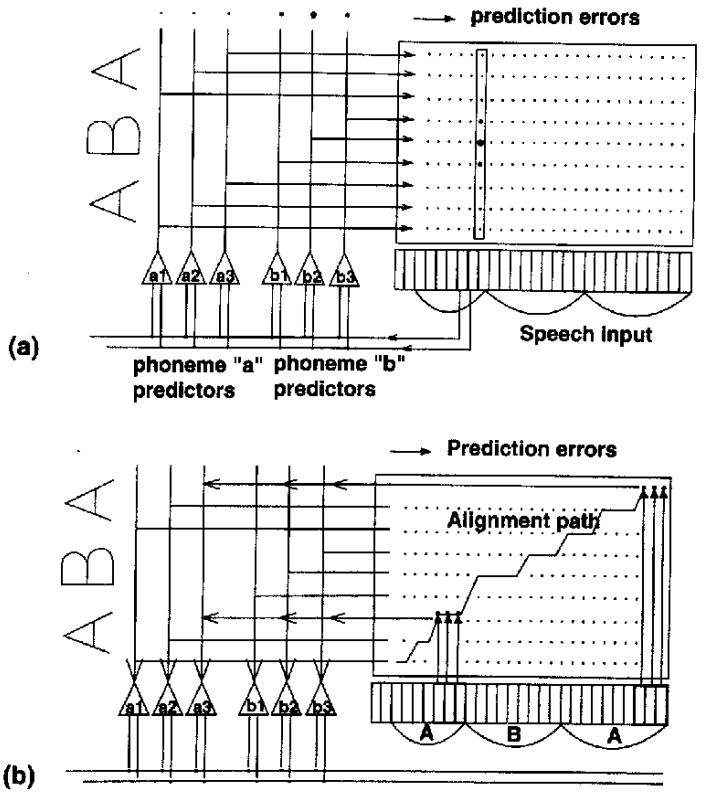
3) 評価

図表Ⅲ-2-47、図表Ⅲ-2-48は、同じ英語 "Hell is this the office for the conference"に対し、一般化LRパーサを用いたJANUSとコネクショニストパーサを用いたJANUSの動作を比較した結果である。AI 手法のパーサよりもロバストであることを示している。

一般的には、AI 手法はよい結果を示しているが、とんでもない誤りを起こす傾向がある。これは、採用仮説を誤ったときのパーサ出力が、極端な誤り解を出すことに起因している。ニューラルネットワークでは、採用仮説を誤ったときでも、極端に変な解を出さない傾向があった。

会議登録の会話にシステムを適用したところ、システム全体のパフォーマンスは87%であった。この

図表Ⅲ-2-46　LPNNの構成および訓練中の (a) 順方向のパス、(b) 逆方向のパス（文献 [4]）より引用）



数値は、AI手法を用いた時とほぼ同等の性能である。計算資源等がより多く必要なことから、ニューラルネットワークを使う場合、上で述べたニューラルネットワークの特徴を活かす時、始めて他の手法を凌ぐ技術として用いられることになろう。

(4) ニューラルネットワークの位置づけと評価

ニューラルネットワークは簡単にある程度までの成績を残せるが、工夫を凝らしたHMMに比べ、性能で凌ぐことはできない［5］という報告がある。しかし、事例で示したWeibelの研究は、実際にかなりのレベルまでニューラルネットワークを使うことができることを示している。ニューラルネットワークは明示的な知識が得られない場合にもある程度適用でき、静的パターンの認識能力はかなり高いが、動的、時系列パターン処理や知識の組込みや処理の制御に弱点を持つことから、ニューラルネットワークは得意とする分野を活かして、従来手法に上手く組み込む必要がある［6］と言われている。

ニューラルネットワークがパターン情報処理の数あるアプローチの一つに過ぎないこと、ニューラルネットワークにも多種類あり特徴もさまざまであることを考えれば、適材適所の技術を選択して用いるということが今後必要になると思われる。

図表Ⅲ-2-49は、不特定話者の母音認識課題（Vowel）と数字についての音声認識課題（Digit）（さらに人工的課題2題）に各種のニューラルネットワークと従来手法を適用したときの、訓練プログラムの大きさと分類実行時間の関係を表示したものである。このLippmann等の研究［7］，［8］では、ニューラルネットワークやAI手法、統計的パターン分類法等の18の手法について、実現の容易さ、実行時間の早さ、訓練時間、メモリの必要量、計算資源等について比較している。性能に特徴がある事を考慮すると共に、実用的に使うためには、実現の容易さ、メモリの必要量、実行時間の早さ等について考慮する必要が指摘されている。

図表Ⅲ-2-47　AI手法パーサを用いたJANUSの性能（文献［4］より引用）

Correct recognition and translation	N:76 F:67	N:78 F:67	N:89.7% F:77.0%
Incorrect recognition but correct translation	N:2 F:2		
Incorrect recognition and incorrect translation	N:6 F:5	N:9 F:20	N:10.3% F:23.0%
Incorrect recognition and on parsable utterance	N:3 F:15		

図表Ⅲ-2-48　コネクショニストパーサを用いたJANUSの性能（文献［4］より引用）

Correct recognition and translation	N:66 F:63	N:72 F:68	N:82.8% F:78.2%
Incorrect recognition but correct translation	N:6 F:5		
Incorrect recognition and incorrect translation	N:14 F:12	N:15 F:19	N:17.2% F:21.8%
Incorrect recognition and on parsable utterance	N:1 F:7		

＜参考文献＞

［1］ Kohonen : Speech Recognition based on Topology Preserving Neural Maps in Neural Computing Architectures, MIT (1989)

［2］ ニューラルネット予測モデルを用いた不特定話者音声認識：磯　健一,渡辺隆夫,電子情報通信学会論文誌Ｄ－II Vol.J73-D-II, No.8, P.1315-1321 (1990)

［3］ A Speech-to-Speech Translation Sytem using connectionist and Symbolic Processing Strategies, Alex Waibel etc.., Proc. SA p.793-796

［4］ Continuoous Speech Recognition Using Linked Predictive Neural Networks, Joe Tebelskis, Alex Weibel, Bojan Peter and Otto Schmidbauer

［5］ 鹿野：AVIROG研究会資料

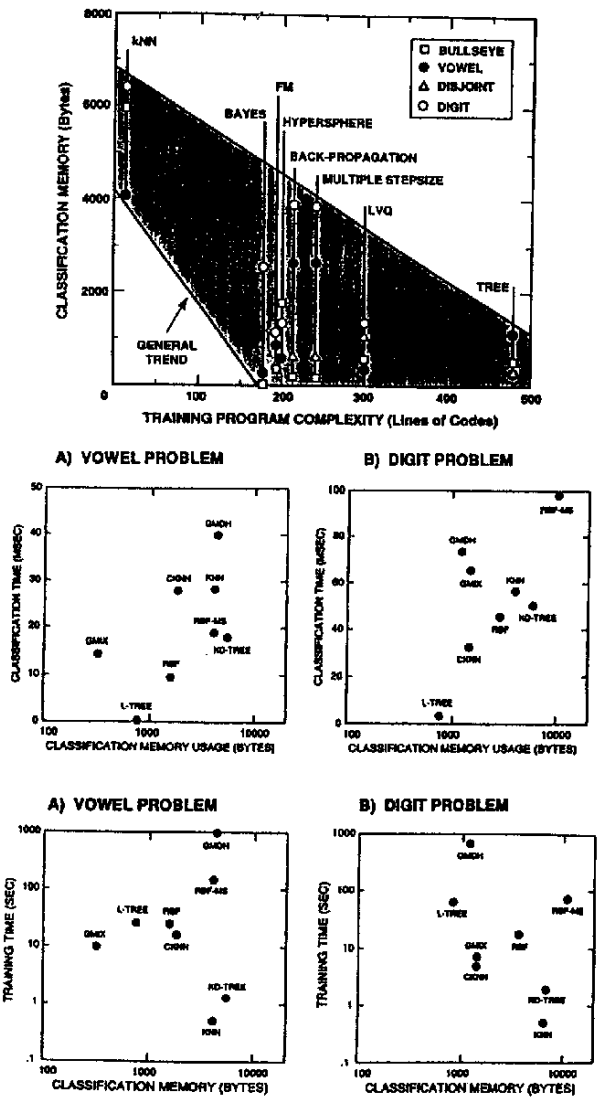
［6］ 中川聖一：ＨＭＭとニューラルネットワークの接点, 総合研究（A）「マルコフモデル・ニューラルネットワー

クを包含する新しい音声認識手法の総合的研究」第2回研究報告会資料, 1989.7.14, p.34-35

[7] Yuchun Lee and Richard P. Lippmann; Practical Characteristics of Neural Network and Conventional Pattern Classifiers on Artificial and Speech Problems, Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 2, pp.177-177

[8] Kenney Ng and Richard P. Lippmann; Practical Characteristics of Neural Network and Conventional Pattern Classifiers on Artificial and Speech Problems, Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 3, pp.970-976

図表Ⅲ-2-49　各種パターン認識法の評価（ 文献 [7]、[8] より引用）



4.2.3　自然言語処理

ここでは、ニューラルネットワーク情報処理技術の言語的側面への適用を概観する。

言語には、他者とのコミュニケーションに関与する「外的な言語機能」と、概念や思考に関与する「内的な言語機能」がある。「外的な言語」は、思考過程で意識され、他人に自然言語として伝達できる「言語」であり、「推論」等の高次の認知機能もこの言語を用いて実現されている。しかし、人間はイメージを用いた発想など、意識レベルで外部に上手く伝達できない「内的な言語」を持っている。

従来、言語処理あるいは自然言語処理というと「外的な言語機能」を形式的に処理することが主であったが、言語の多義性や状況依存性を処理するため、さらには情報が不完全な状況での連想機能等の人間の言語処理機能を実現するためには「内的な言語機能」をも考慮することが必要である。

認知系や情意系の「内的な言語機能」を実現するために、ニューラルネットワーク情報処理技術は有力な手法であり、言語を「自然言語」にとどまらず「視覚言語」等にも拡張できる。現状では工学的システムと

しての性能は、既存の情報処理技術に劣っているが、このような「内的な言語機能」実現という意味でニューラルネットワークを言語処理に適用する研究は、将来の情報処理の確立のために非常に重要である。

(1) エネルギー最小問題としてパーシング

自然言語処理で重要な構文解析のパーシングも、ニューラルネットワークのエネルギー最小問題として実現することができる。

この種の先駆けの研究［1］の概要を紹介し、いかにしてニューラルネットワークのエネルギー最小問題としてパーシングが実現されているか、またその特徴について概観する。

図表Ⅲ-2-50のように、文法規則に対応したニューラルネットワーク（コネクショニスト）要素表現が可能である。さらに、複雑な文法をユニット間の結合によって表現することも可能である。図表Ⅲ-2-51は、次の三つの文法規則、

VP → VP PP
VP → verb
VP → verb NP

のうち一つが成立するという、文法規則（ＶＰ＃０）を表現している。図中のBinder unitは、三つの要素ルールの一つだけが成立するような相互抑制を持つ局所表現ユニットとなっている。

パーシング問題は、自然言語入力データに対して、ここで示した文法規則の内部制約表現の中から最適の文法規則を選ぶことに対応する。本モデルでは、この最適化照合にボルツマンマシンを用い、確率的弛緩法とアニーリングの手法を用いる。詳細は省略するが、正しい文法規則と照合することがボルツマンマシンの内部エネルギーを最小にすることから、入力データに対する正しい文法規則の選択、つまりパーシングが行われる。

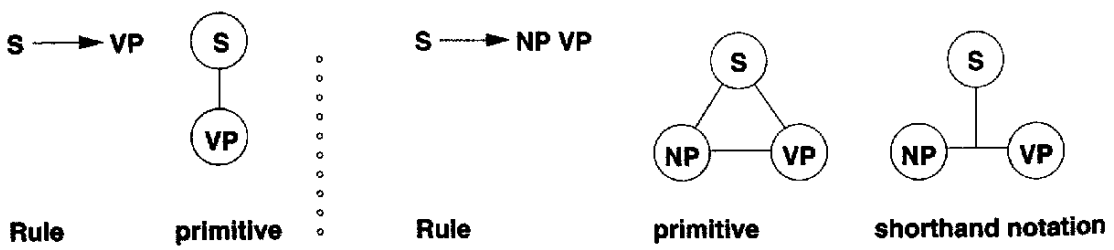
図表Ⅲ-2-52は、次の11の文法規則を表現したパーシングのためのネットワークである。

S	→	NP VP	NP	→	dereminer NP2
S	→	VP	NP	→	NP2
VP	→	verb	NP	→	NP PP
VP	→	verb NP	NP2	→	noun
VP	→	VP PP	NP2	→	adjective NP2
PP	→	preposition NP			

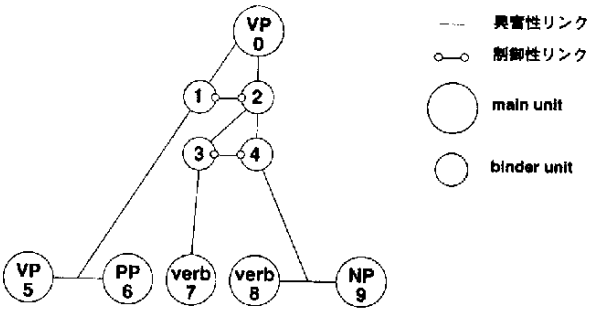
このネットワークの5つの入力グループに、"noun verb prep det noun"の構造を持った文字列（例えば"John ran dowm the hill"等の文）を入力して、ボルツマンマシンを動かすと、図表Ⅲ-2-53のような結果が得られ、入力は図表Ⅲ-2-54の文法構造であることがパーシングできた。

文章のパーシングを行うことが、文法規則の集合で与えられた拘束をconstrain- satisfaction-problemとして解くことと見なすことができ、ニューラルネットワークによるパーシングは、その並列実行の具体例であることをこの論文は示している。ルールベースシステムによるパーシングと同じ結果を得ることができるが、ニューラルネットワークによる方法の特長は、多くのルールを並列に適用でき、ボトムアップ処理とトップダウン処理とが統合されていることである。また、結合係数やしきい値の変化にも、ロバストに働く。一方、アニーリングのための莫大な計算を必要とすること、個々の素子に対する計算

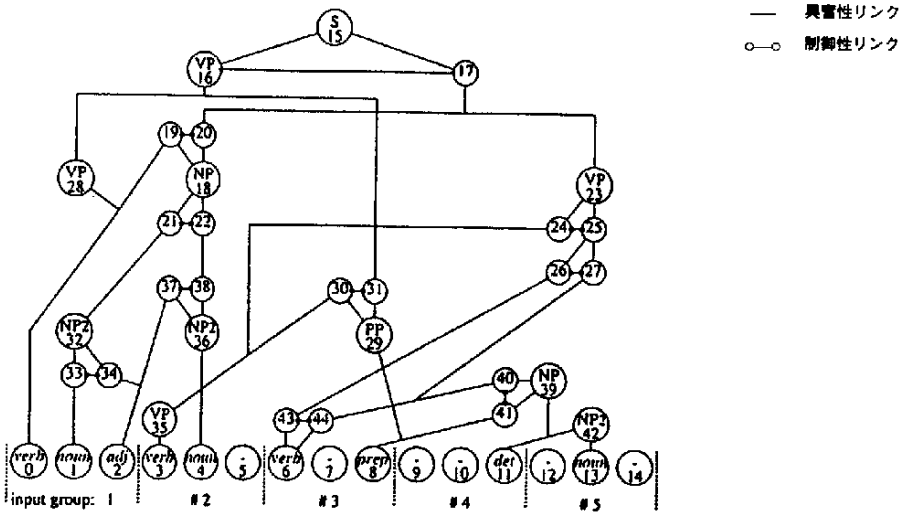
図表Ⅲ-2-50　文法法則とニューラルネット要素表現の例（文献［1］より引用）



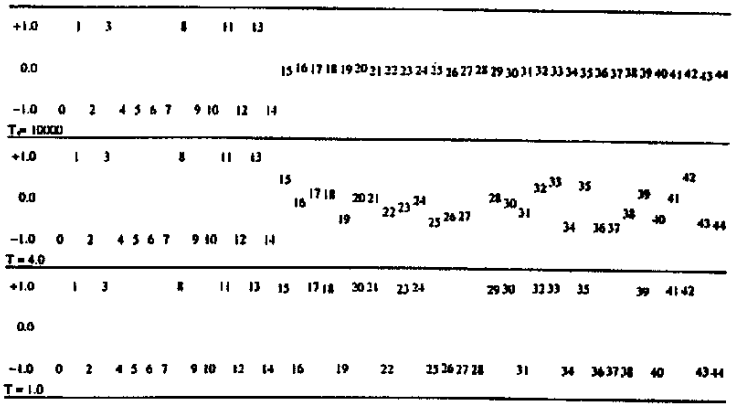
図表Ⅲ-2-51　バインダーユニットを用いた文法規則の表現



図表Ⅲ-2-52　11個の文法を基にしたパーシングネットの例［文献1］



図表Ⅲ-2-53　シミュレートアニーリング中のユニットの平均出力値［文献1］



量が膨大であることなど、専用のハードウェアを前提とせずには実用性はない。

(2) ニューラルネット情報処理による自然言語処理システム

ニューラルネット情報処理（コネクショニストモデル）を用いて、構文解析と意味解析とを疑似的に並列処理し、連想により文脈に応じて多義文を処理できる自然言語処理システムが田村等により開発[2]されている。

図表Ⅲ-2-55のように、言語の入力に対し、概念ユニットと特徴ユニット等の各種のユニットが生成、活性化され例題に示すような情報処理が行われる。

図表Ⅲ-2-55を用いて、その動作を解説する。この例では、「正月　に　たこ　を　あげる。」という入力があるとする。「正月」に続いて「に」が入ると、正月が季節を表す特徴を持つため「に」は時を示す助詞であることが確定する。この確定は、「正月」と「に」からの活動値のネットワーク上の伝播によって決定される。「たこ」がさらに入力すると、「正月→凧揚げ→凧」の活性伝播による連想が引き起こされ、「たこ」が凧であることが確定する。同じように、「を」は目的語につく助詞であり、「あげる」はRAISEであることが確定できる。

このように、ある程度までなら、連想による概念の活性化だけで文脈処理が可能である。このモデルでは、概念ユニットと特徴ユニットの活性化が、意味処理に相当する。また、構文処理と意味処理を活性の伝播という同一のメカニズムで表現し、しかも並列に実行しながら、整合性のある解釈が実現される。多義語の概念インスタンス間には抑制性のリンクの結合があるため、活性伝播にしたがい、多義性が解消される。

同様の研究もいくつか行われており、ネストの深い埋込文や　garden path sentence の認識の困難さや構造的多義文の変更現象等の文法などで静的に記述しきれない、言語の動的運用の特性を明らかしている[3]。言語のモデルではないが、同様な現象を説明できる一般的な枠組みとしての認知モデルも提案されている[4]。

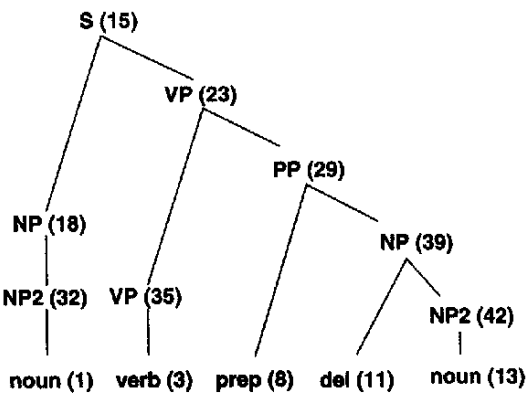
(3) ニューラルネット情報処理の情報ベースへの適用

情報ベースの検索では、検索キー情報を断片的な「言語」で与え、システムの応答に従い、最終的に欲しい情報にたどり着くように検索キーを与える。しかし、使われる言語は多義性を持つことがしばしばで、構築された情報ベースも矛盾や多様性を持っている。さらに、情報ベースの使用者も、何を検索するか確固とした考えを持たずに検索を開始し、検索中に考えをまとめていくことすらある。そのような場合、演繹的な推論よりもアナロジーや連想が使われていることが多い。このような情報検索の性質は、人間の言語処理の性質を反映していると思われる。

ここでは、ニューラルネット情報処理の情報ベースへの適用の具体例で、かつ現在最も進んだシステムとして、法律の情報検索システムSCALIRを紹介する[5]。

法律は、厳密な概念、明示的な知識構成、論理的な推論ですべてが実現されているようだが、実際はコモンローのようにたくさんの局所的な判決の集積から生まれた大局的概念であったり、不正確な概念、自然言語を反映した曖昧さ等を含んでいる。また、使用者の観点により、異なった情報を検索することもある。

図表Ⅲ-2-54　パース木の例［文献1］



このような性質により、従来の伝統的AIシステムを適用すると、以下のような問題があり、あまりうまく使えない。

①適切な情報（データ）ベースを構築／決定できない。

②もっとも相応しい検索解が、他人にとっては別の解であり得る。適切という概念自体が相対的！

③何を検索しようと望むか　確固とした考えをユーザは持っていない。（検索中に、情報を得ることにより考えが明確になってくる。）

1) SCALIRの構成

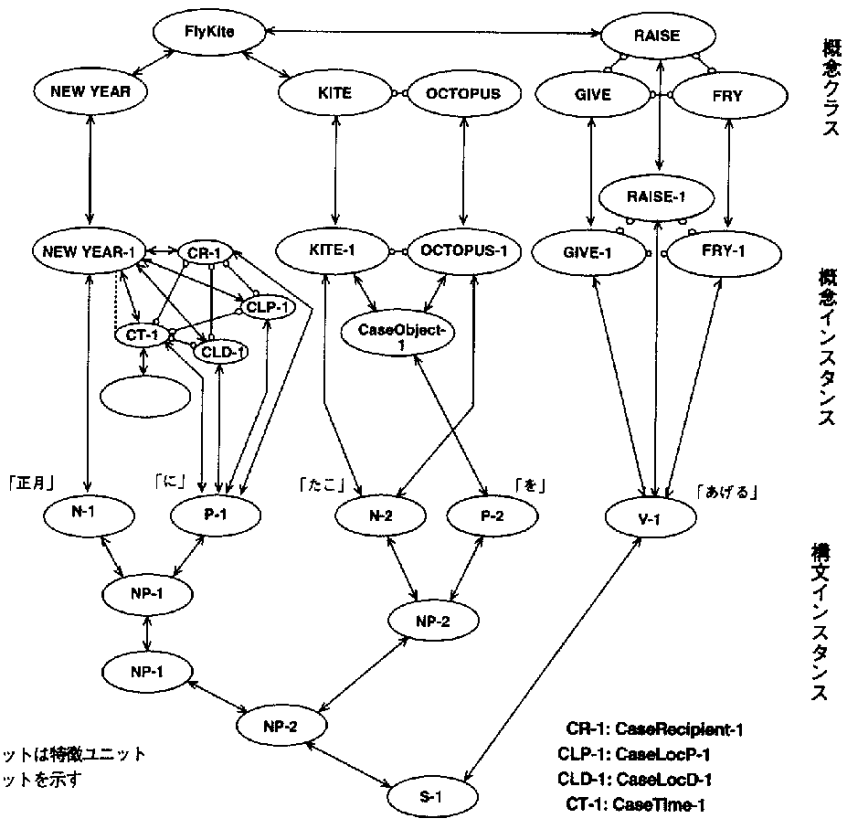
現在、SCALIRは、コピーライト（著作権）に関する121の最高裁のすべての事例と連邦上告裁判所(Federal Apeals Court)の1240の事例の全文を扱い、さらに1976年のコピーライトアクトの87の節、14448文献のすべてを含んでいる。

各事例は、平均24キロバイトの長さで、法規(Statute)部はおおよそ3キロバイトある。これらの文献に関連した6160のユニークな用語があり、またそれらを関係づけるたくさんのリンクがある。ネットワークは、現在7608ノード持っている。

SCALIRの基本的な表現構造は、用語、事例、法規（Statute)の各部からなる（図表Ⅲ-2-56)。基本的な想起機構は、ネットワークデータベースを通しての活動伝播を用いる。

ユーザは、興味のある事象と、これらの事象の関係を調べるためにオプショナルに特定のシンボリックな関係を指示する。これらの事象ノードは、ある活性値を持ち、連接したノードに活性を伝える。し

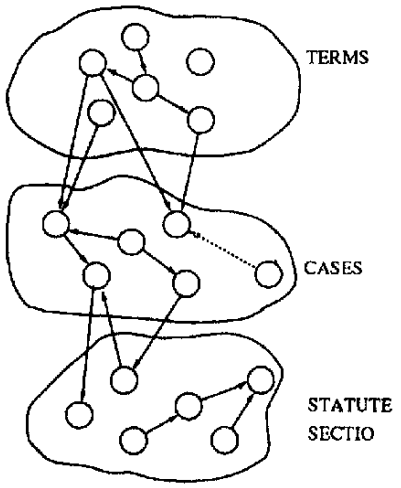
図表Ⅲ-2-55　例文を処理中に使われたリンクとユニット［文例2］



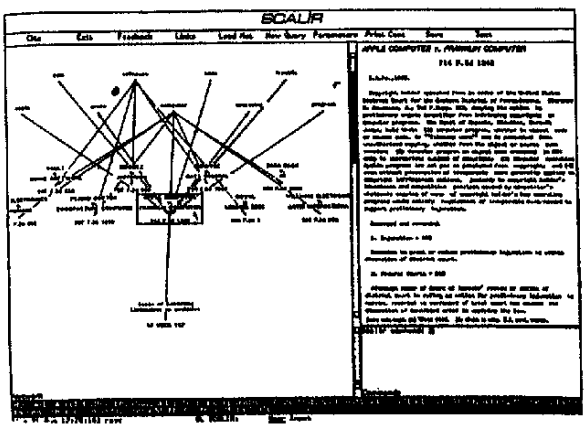
かし、特定の論理的関係で結合したノードは、離れていてもジャンプして活性度が伝播する。この新しい活性ノードの集合は、質問への応答として表示される。

知識源を表現・実現するために、シンボリックな結合と、コネクショニスト結合の両方をSCALIRは持っている。

図表Ⅲ-2-56　SCALIRの基本構成図（文献［5］より引用）



図表Ⅲ-2-57　SCALIRの動作例（文献［5］より引用）



C－リンクは、ラベル無し、重み付き結合で、事例からタームへ、タームから事例へのペア結合である。また、同時に起るあるノード集合間に結合することもある。この結合の学習は、語の生成や、ユーザの質問やフィードバックにより自動的に行われる。S－リンクは、静的な事前知識で、法律の構造等を反映したネットワーク構造を与える。意味ネットとシステムが論理的に解釈することができる、ラベル付き定値荷重である。H－リンクは、C－リンクの学習機能を持ったS－リンクと考えられる。

このように、このシステムの“知性”は、結合中にあるともいえる。

2) 動作例

探索のためにキーワードが入力されると、キーワードと関連の強い（リンク荷重が学習により強化されている）ノードが活性化されて図表Ⅲ-2-57のように表示される。その中から、興味のあるノードを選ぶ、あるいは削除することにより、興味ある対象とより関連のあるノードが表示され、求めたかった法令や判例を探すことができる。

学習によって構築された情報の構造がリンク荷重として蓄えられているため、注目するノードが指定されるとその関連情報ノードはリンクをたどって活性化される。

多くの情報の中から関連情報だけが、関連の仕方と関連の強さが一目で分かるように表示される。また、同じ表示を使って、興味のあるノードに活性値を注入し、興味のないノードに負の値を与えることにより、探索のパスを制御できる。

SCALIRは、ニューラルネットワーク情報処理を採用したことにより、次のような特徴を持っている。

①ノードが前の状態を保持しており、事象のインクリメンタルな集積を可能にした。

②ユーザとの対話に基づいて、学習する。活性の伝播の状況を表示することで、ユーザに適切なフィードバックができる。

③どの想起事例を好むか、好まないかをユーザが

指示できる探索の方向を示唆できる。

④ドキュメントの表現を多少変える（経験からのシステムの学習）。

さらにシンボル知識とサブシンボル知識の協調により、論理的な質問と連想的な質問の両方を取り扱えるシステムとして発展している。

<参考文献>

[1] Bart Selman and Gaeme Hirst : Parsing as an Energy Minimization Problem, Lawrence, Davis; in Genetic Algorithms and Simulated Anealing, Morgan Kaufman, 1987

[2] 田村 淳, 安西祐一郎 : Connectionist Model を用いた自然言語処理システム, 情報処理学会論文誌 Vol. 28, No. 2 p.202-210 (1987)

[3] 森 辰則, 中川裕志 : Connectionist Model による構文解析モデル 情報処理学会論文誌, Vol. 30, No. 4, p.447-456 (1989)

[4] 仁木　和久 : 知識ネット型認知モデル Obj-Act、電子通信学会論文誌 (1986)

[5] Daniel E. Rose and Richard K. Belew : A Connectionist and Symbolic Hybrid for Improving Legal Research, Int. J. Man-Machine Studies 35, 1-33 (1991)

4.2.4 画像理解

(1) 画像理解とニューラルネットワーク

画像理解の意味には通常二つのものがある。その一つは、2次元や3次元の画像の持つ意味を記号として表現（変換）するものである。

室内や野外シーンの理解、文書の理解、各種の絵や図面の理解などがその例である。他の一つは、(動) 画像などについてその理解の結果を記号として表現する必要はないが、画像理解の主体にとって必要とされる情報を画像から取り出すことである。ロボットがカメラから取り込んだ画像によって行動を計画するに十分な情報を得ることなどがその例である。後者の場合、「理解」というより特徴抽出と呼ばれる内容が中心的となり、それは「画像処理」に近いものといえるであろう。従来ニューラルネットワークで実現される「画像理解」には前者より後者のものが多い。したがって、ニューラルネットワークと関連する理解機能についてはいわゆる初期ビジョン（early vision）の持つ機能と区別されない場合がある。

(2) 初期ビジョン（Early Vision）と画像理解

画像理解の全体は画像処理の段階から記号で表現される概念記述の段階まで階層が深い。この段階は通常三つのもの、初期ビジョン（early vision）、中間ビジョン（middle level vision）、高位ビジョン（high level vision）に分けられている［1］, ［3］, ［4］。初期ビジョンはD.Marrのいう原始スケッチ（ゼロ交差、小塊、端点と不連続点、線セグメント、仮想線、群、曲線構造、境界等）を抽出する段階である。中間ビジョンは初期ビジョンの結果を統合して物の境界がどこにあるかを決めること、すなわちセグメンテーションと、対象物の回転や移動等に関して不変的な表現を得ることである。高位ビジョンは中間ビジョンの結果を総合して例えば複雑なシーンなどを解釈することである。

ニューラルネットワークに関したものでは学習機能に基づくものが多い。初期ビジョンに属するものとして、Malsburgの特徴抽出回路の自己組織化による構成法［5］、Sejnowskiらの物体表面の曲率の抽出［6］などがある。

高位ビジョンに属するといえる認識機能に関するものは、文字カテゴリーなど比較的単純なものに対する学習による認識手法のものが多い。例えば、福島のネオコグニトロン［7］や森らのバックプロパゲーション（BP）による漢字認識［8］などがそれである。

これらの現在の研究状況から、中間から高位ビジョンにおけるニューラルネットワークの試みはそれ以外による従来手法（D.Ballardの教科書［9］で紹介されているものなど）を必ずしも凌駕するには至

っていない。ここにおいて、ニューラルネットワークによる画像理解の方法と従来法をつなぐものを考えることは興味ある。その例として画像理解の一つの手法であるWaltzによるラベリングと呼ばれるものを取りあげる。

(3) 制約充足問題としての画像理解

画像理解過程において、中間ビジョンから高位ビジョンに位置づけられるものにWaltzのラベリングがある。ここでいうラベルとは、2次元平面上に線分のみで描かれた物体について、各線分の物理的意味が観測者にとって凸であるのか、凹であるのか、物体の背景が線分のどちら側に属するのか、などを示す記号である。またラベリングとは、線画で表現された2次元物体画像の各線分について、物理的に存在し得る物体の部分的ラベルづけ、すなわち局所的ラベル間制約関係を積み上げていき、物体全体としてのラベルづけが矛盾のないようにすることを意味する（詳細は例えばD.Ballardらの本［9］などを参照)。画像の局所的情報は画像理解の出発点であり、その段階で得られる特徴間の局所的制約関係をいかに整合性を保持して組みあげていくかは普遍的画像理解の課題である。これは一般には制約充足問題として理解されている。

Waltzのラベリングはその定式化の一つで、これはRelaxation Methodと呼ばれるものに関連するRelaxationについてはニューラルネットワークの一つであるHopfield Networkと対応関係がある。これについては (4) に述べる。

また、初期ビジョンでよく用いられるいわゆるRegularizationとしての定式化［2］も制約充足問題の一種であるが、広義にはこれもニューラルネットワークと見なされる場合がある。

(4) RelaxationとHopfieldnetworkとの関係

ニューラルネットワークの一つの典型としてHopfield Networkがあることはよく知られている。一方、画像理解の一つの手法としてRelaxationというものがある。この二つの間には対応関係があることが明らかになっている［10]。

すなわち、Relaxationにおいて各オブジェクトにつけ得る可能性のあるラベルの数を2とし、離散系の更新式を連続系のものへと変形すると、これはHopfieild networkでの方程式において時定数 τ (=1／RC) を∞に移行したものと等価になる。Hopfield networkは巡回セールスマン問題という数理計画法の問題を解き、その回路は神経生理学的根拠を持つものである。この対応関係の存在は、D.Marrのいう初期ビジョン（early vision）以外においても、神経生理学的に根拠を置くものが従来の画像の処理や理解で用いられものの中にも存在している可能性を示し興味深い。

(5) 初期ビジョンと高位ビジョンとの統合

初期ビジョンの処理結果の特徴的なことは、1) 得られた処理結果の意味するものが比較的小さな画像の領域から決定されるものであること、2) 初期ビジョンの処理結果については空間座標における座標値に依存した意味を持っていること、である。この初期画像処理の結果を統合するアプローチとしては二つのものが考えられる。この二つは、画像の持つ初期ビジョンから高位ビジョンにいたる階層を持つ多様な知識をどのように結び付け統合するかの手法の異なりに起因している。

その一つは、記号処理における意味ネットワークに類似したネットワークによって画像理解世界を表現し、入力とする初期ビジョンの処理結果によってその1部のネットワークを活性化し、この活性のネットワークにおける伝播によって理解の処理過程を実現しようというものである。この画像理解のための意味ネットワークの1例は、アスペクトグラフと呼ばれるものである。これは、物体を球の中心に置き、球面を複数個の領域に分割して、それぞれの各部分球面からこの物体を見たとき、その方向から見える物体の各部分をノードとして連結して得られるネットワークである。このネットワークにおいて初期ビジョンで得られる特徴がネットワークのノード

部分であるとして、そこから活性ノードの伝播を行うとすると、この伝播過程をその物体の認識過程としてシミュレートできる。このアスペクトグラフを複雑化し、階層性を扱い、活性値の伝播についても複雑なものを対象とする場合は、種々の制約を知識として利用するいわゆる「人工知能」で開発された各種の手法（緩和法、最大クリークを用いたグラフマッチング、動的計画法によるマッチング、述語計算による意味ネットワークの探索、プロダクション・システムの利用等）が適用できる。このようなアプローチで、特に、トップダウンからの制御を考慮し、種々のモジュールを仮定したものにFeldmanの研究がある［4］。これはコネクションニズムによる高次画像理解の典型例である。また、これは高次画像理解のヘテロジニアスなアプローチであるといえる。

他の方法は、画像が2次元または3次元に分布し、その初期ビジョンの結果の局所的、準局所的なオブジェクトが2次元や3次元の座標点に基づいて意味を持っていることから、この座標点の関係性、すなわち相対位置関係を保ったままでの高次画像理解を行う考え方に基づくものである。ここでのオブジェクト指向の考えを押し進めると、各座標点をオブジェクトとするものになる。この考えは本報告の別のところでも述べてあるようなパターン情報の本質的特徴を生かす方法となる。そのとき、この方法はその演算方式として、位置関係を理解の最終段階まで生かすということから一様性を持つ局所・並列・反復演算になる。これまでこの方式による画像理解の試みは少ない。これに関しては、画像の知識は複雑多様かつ階層性を持つので一様な計算方式は馴染まないという批判がなされている。一様処理の典型であるRelaxationで高次画像理解で必ずしも十分な成功をしていないことが、その批判の根拠を与えている。しかし、画像パターンの本質的特徴が2次元や3次元に広がっていることにあり、高次の画像理解がその広がりに理解の最終段階にまで依存するものであれば、局所性を持つ一様処理の方式での高次理解は追求されて然るべきかと思われる。これはホモジニアスなアプローチといえ、それに属する試みが若干はある［11］。

また、個々の特徴の統合に当たっては、種々の特徴情報（色や形など）が同時にかかわっていることは心理学的にも証拠があり［12］、これらのメカニズムを統合アルゴリズムの中に組込むことも必要とされている。

＜参考文献＞

［1］ D. Marr : Vision. W.H. Freeman and Company, New York, 1982.（乾、安藤訳、ビジョン、産業図書、1987.）

［2］ T. Poggio, T.vincet and c.Koch : Computational vision and regularization theory, Nature317, 1985.

［3］ T. Poggio and the staff : MIT progress in image understanding, Proc.of Image Understanding Workshop, pp.41-54, 1987.

［4］ J.A.Feldman : Connectionist models and parallelism in high level vision. CVGIP, 31, pp.178-200,1985.

［5］ C. Malsburg : Self-organization of orientation sensetive cells in the striate cortex,Kybernetic, 14, pp.85-100, 1973.

［6］ T. J.Sejnowski and S.R.Lehky : Neural network models of visual processing, 1987 Short Course on Computational Neuroscience, Society for Neuroscience, 1987.

［7］ 福島邦彦：位置ずれに影響されないパターン認識機構の神経回路モデル－ネオコグニトロン，電子情報通信学会 論文誌（A），J62-A, 10, pp.665-685, 1979.

［8］ 森吉弘他；PDPモデルによる手書き漢字の認識，電子情報通信学会，BME87-156, pp.407-414, 1988.

［9］ D.H.Ballard and C.M.Brown : Computer Vision,

Prence-Hall, Inc., New Jersy, 1982.（福村他訳, コンピュータビジョン, 日本コンピュータ協会, 1987.）

[10] 弛緩アルゴリズムとHopfield型神経回路：第9回神経科学研究会資料.1987.

[11] 岡隆一：画像理解における知識の表現と統合処理のためのCellular Frame Modelについて, 電子情報通信学会 論文誌（D）, J70-D, 7, pp.1362-1373, 1987.

[12] A.Treisman : Feature and objects in visual processing, 1986,（高野陽太郎訳、特徴と対象の視覚情報処理, サイエンス, 1987年1月号, pp.86-98）

4.2.5　ロボット制御

(1) なぜニューラルネットワークでロボット制御か

ロボットの知能化が進むに従って、高度のセンサ・アクチュエータ統合技術の開発が重要となってきている。ノイズを含んだあいまい情報を実時間処理するセンサ処理能力と機構の自由度に影響を受けないアクチュエータ制御を実現する技術の開発が待たれている。こうしたセンサ処理と汎用性の高いアクチュエータ制御を実現する有力な技術としてニューラルネットワークが注目されている。

ロボット制御は、一般に階層性を持ち、図表III-2-58に示したように行動計画、軌道生成、座標変換、アクチュエータ制御の四つのフェーズに階層化される。しかし、従来技術では各階層とも、次のような解決すべき課題を持っている。

行動計画：行動計画を自律的に行うには、センサ情報に従った行動決定が必要である。多数センサの情報によって行動を決定する場合、ルール数が膨大となりプログラムでの対処が難しくなる。

軌道生成：非線形特性、冗長自由度を持つ系の場合、滑らかな最適軌道を一意に決定することが難しい。

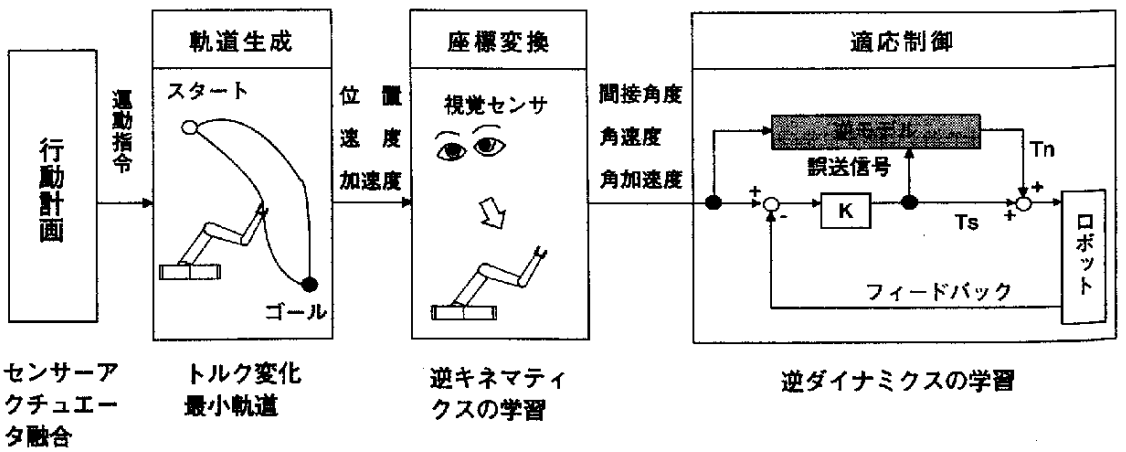
座標変換：冗長多関節アームでは、センサ座標系からアーム運動座標系への座標変換の解、いわゆる逆キネマティクスの解を一意に決定することが難しい。

アクチュエータ制御：運動機構が非線形特性、冗長自由度を持つ場合、非線形システムの運動を制御するためのフィードフォワード・トルクの算出、いわゆる、逆ダイナミクスの解を一意に決定することが難しい。

これらの課題に対して、ニューラルネットワークが如何に応用されているか、事例を通して紹介する。

(2) 行動制御への応用

図表III-2-58　ロボット制御の階層性



①教師付き学習による行動制御

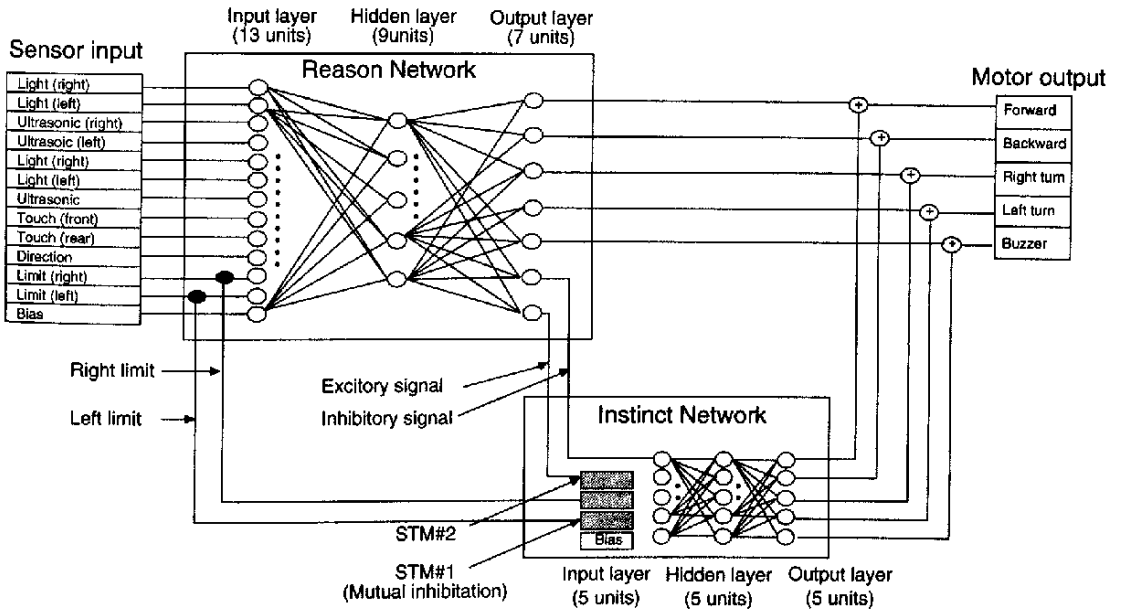
移動ロボットの行動制御への応用［1］事例として、各々12個のセンサを装備した複数台の移動ロボットが捕物帖を行う試みを紹介する。この行動制御は、膨大な量の組合わせをすべて教示するのではなく、基本となる行動のみを教師データとして学習することによって未知の行動を推測することで実現されている。この事例では、3層ニューラルネットワークに処理手順を生成する機能を与えるため、機能ごとにモジュール化した複数個の人工ニューラルネットワークを使い構造化する方式が採用されている。これは図表Ⅲ-2-59に示すように、理性ネットワークと本能ネットワークの2種類の階層ニューラルネットワークからなり、短期記憶型ユニットを介して二つの3層ニューラルネットワークを結合した構成をとっている。理性ネットワークはある瞬間のセンサ入力情報と行動パターンとの対応関係、すなわち、静的な入出力関係を学習する。一方、本能ネットワークはある時間幅でのセンサ入力情報と行動パターンの系列との対応関係、すなわち、動的な入出力関係を学習する。学習は、バックプロパゲーション（BP）法を適用している。

②自己学習による行動制御

前述の行動制御では、基本行動パターンの設定という煩雑性がどうしても残る。この解決策として、行動の目的のみで自らの学習によって行動を獲得していく一種の強化学習方式［2］が提案されている。この学習を教師付き学習（supervised learning）に対して、自己学習（unsupervised learning）と呼ぶ。

この方式は、試行錯誤的に運動してその中から学習すべきデータを抽出して学習する（図表Ⅲ-2-60）。図表Ⅲ-2-61は、行動の評価を設定して、目標物を捕獲する行動を学習させたシミュレーション結果である。初期の状態では、与えられた乱数に基づく試行錯誤的行動から、学習すべき捕獲行動を獲得して徐々に成長していく。学習は、BP法である。学習後は、目標物が移動しても追いかけていく習性が獲得されていることが確認され

図表Ⅲ-2-59　構造化したニューラルネットワーク（文献［1］より引用）



る。

(3) 軌道生成への応用

人間の運動では行動計画されたタスクを実行する際、運動の始点から終点に至る軌道は一般に無数に存在する。しかし、実際に行動計画が実際の運動に移されるときは、それらの中から一つが選ばれている。選択された軌道は何らかの意味で最適な軌道になっているといわれている。例えば、人間の上肢の水平二関節運動において、体のほぼ正面で始点と終点とを指示すると、手先の運動軌跡は概ね直線的となり、手先の接線方向の速度の形状は一つだけピークを持つベル形となる。Flashら［3］は、この実験結果から、運動軌道は作業座標系でみたとき運動が最も滑らかになるように計画されるという仮説をたて、ジャーク（Jerk）最小モデルを提案している。ジャークとは、加速度の時間変化率である。

一方、宇野ら［4］は、腕の質量、慣性モーメント、粘性抵抗、発生トルクなど上肢筋骨格系のダイナミクスを考慮して、ジャーク最小モデルを発展させたトルク変化最小モデルを提唱している。これは、上肢の各関節に与えるトルクの時間変化率の2乗和の運動時間にわたっての積分が最小となる軌道が決定されるというものである。

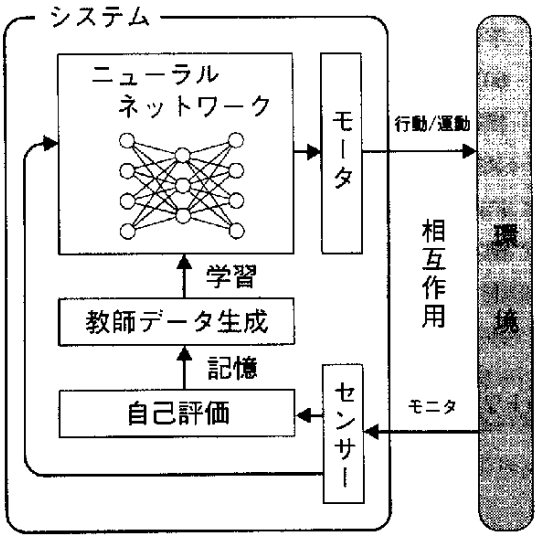
軌道決定のための評価関数は、次式のように表されている。

$$C_1 = \frac{1}{2}\int_0^t \sum k(dT_k/d_t)^2 dt$$

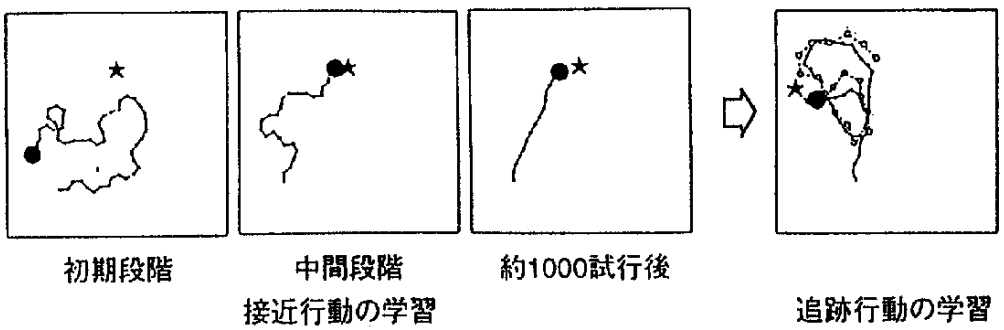
ここで、T_k は筋骨格系の第 k 番目の関節のトルク、t は時間である。

このモデルでは、3層ニューラルネットワークを用いて、上肢の非線形ダイナミクスの拘束条件をシナプス可塑性によって学習、獲得し、次にそれに基づいてトルク変化最小軌道を実現するトルクをエネ

図表Ⅲ-2-60　自己学習法（文献［2］より引用）



図表Ⅲ-2-61　捕獲行動の学習シミュレーション（文献［2］より引用）



ルギー最小化によって求めている。

最初のステップは、いわゆる順モデルの獲得であり、バックプロパゲーション法により行われる。次のステップでは、運動の制約条件を手先が目標位置に到達することおよびトルク変化最小の評価関数Ctを差分化したものでトルク変化を最小とする制約からなるリアプノフ関数で定義し、相互結合ニューラルネットのダイナミクスを利用して最適値を求めている。この相互結合ニューラルネットは、順モデルを獲得した最初の3層ニューラルネットワークの入力層の各ユニット間にコンダクタンスを表現する相互結合を設けることで構成される。ローカルミニマムの問題は、シミュレーテッドアニーリングを行うことで回避している。

(4) 逆キネマティクスおよび逆ダイナミクスの獲得への応用

○逆モデルの獲得方法

運動学習の目的は、実際の出力結果を望ましい出力結果に一致させるような制御信号を見つけ出すことである。例えば、フィードフォワード（FF）制御ではそれとプラントの組合わせが恒等変換であるようにシステムを構成しなければならない。したがって、FF制御器はプラントの逆でなければならない。この逆変換を学習するためのアプローチとして、以下の二つがある。

①FF制御器の実際の出力ベクトルとテストベクトルとの差をゼロとする方法

②FF制御器の入力ベクトルとプラントの実際の出力ベクトルとの差をゼロとする方法

前者として直接法［5］が、後者として誤差フィードバック（FB）法［6］および順逆モデル法［7］が各々提案されている。以下に、それらの特徴を述べる。

前者①のアルゴリズムは、階層ニューラルネットの出力ベクトルとテストベクトル（教師信号）間の誤差を低減する最急降下法である。ここでは、両者の誤差（x'-x）の2乗誤差を低減する。2乗誤差は以下の式で与えられる。

$$E = 1/2(x'-x)^T (x'-x)$$

ただし、xはFF制御器の出力ベクトル、x'はプラント（対象）へのランダムな教師ベクトル（テストベクトル）、Tは転置を各々示している。

最急降下法では、2乗誤差と重みとが作る誤差表面の傾斜に従って誤差の極小値を与える重みを探索する。この探索を支配する誤差表面の傾斜は、2乗誤差をその点の重みで微分して求める。FF制御器を構成する階層ニューラルネットの重みをwとすると、wの最急降下法に基づく学習アルゴリズムは以下の式で表される。

$$\begin{aligned}\Delta w &= -\alpha \Delta w E \\ &= -\alpha \Delta w 1/2(x'-x)^T (x'-x) \\ &= \alpha (\partial x/\partial w)^T (x'-x)\end{aligned}$$

ただし、Δwは重みの更新量、αは学習率である。

ここで、この式の意味するところを考えてみよう。$(\partial x/\partial w)^T$はwの微小変化に対する出力の変化である。この値は、wおよびx共に計測可能であることから、計算により求めることができる。この式に従って更新量Δwが計算される。wの更新とΔwの計算を繰り返し行うことによって、誤差（x'−x）を極小とするwが求められる。ローカルミニマムの問題がなければ、誤差をゼロとするwが求まることになる。ローカルミニマムとは、誤差（x'−x）がゼロでない点で$(\partial x/\partial w)^T$がゼロとなり、更新量$\Delta w$をゼロとしてしまい、学習の進行を不可能とする現象である。ここでは、誤差（x'−x）がゼロになったと仮定する。この時、階層ニューラルネットは、y*を入力すると、対象の出力yをy=y*とするxを出力することになる。すなわち、階層ニューラルネットの出力xが対象に入力されると対象の出力yはy=y*となる。

直接法は、この学習アルゴリズムに基づいており、図表Ⅲ-2-62に示したブロック図で表される。ただし、完全な逆写像が達成されるまでに、多様な教師ベク

トルでの学習が必要となる。極端な場合には、予想される入力ベクトルすべての学習が必要になる。これは、階層ニューラルネットの汎化能力の低さに起因する。

また、直接法では、通常の制御でよくある事象であるが、対象の入力ベクトルの次数が異なる場合、例えば、1入力多出力の場合、不正確な結果を引き起こすことになる。$(\partial x/\partial w)^T$ がある入力に対して複数個存在可能な解（wの組合せ）を平均したものとなる可能性が高いからである。これは、学習の仕方を考えないと、所定の汎化が達成されないという問題を引き起こす。学習の仕方と汎化についての理論的な枠組みは、現時点で確立されていない。したがって、入出力ベクトルの次元が異なる制御への応用は難しいという実用上の問題がある。

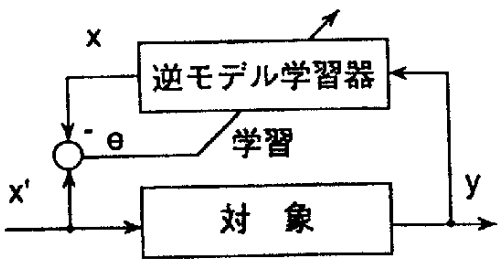
一方、FF制御器への入力とプラント出力との誤差に基づく後者②のアプローチは直接法と異なり対象の出力に基づいて2乗誤差が以下のように定義される。

$$E = 1/2\ (y^*-y)^T\ (y^*-y)$$

ただし、y^* はFF制御器への入力、yは対象の出力である。

学習アルゴリズムは、①と同様に、誤差表面に関する最急降下法が採用されている。この場合、

図表Ⅲ-2-62　直接法（文献［5］より引用）



FF制御器を構成する階層型ニューラルネットの重みwの最急降下法は、以下の式で表される。

$$\begin{aligned}\Delta w &= -\alpha\ \Delta w E \\ &= -\alpha\ \Delta w\, 1/2\ (y^*-y)^T\ (y^*-y) \\ &= \alpha\ (\partial y/\partial w)^T\ (y^*-y) \\ &= \alpha\ (\partial y/\partial x \cdot \partial x/\partial w)^T\ (y^*-y) \\ &= \alpha\ (\partial x/\partial w)^T\ (\partial y/\partial x)^T\ (y^*-y)\end{aligned}$$

ここで、①と同様に $(\partial x/\partial w)^T$ および (y^*-y) は計算可能である。しかし、$(\partial y/\partial x)^T$ は対象への入力に対する出力の関係であるが、これは対象の順モデルが見つけられていなければ事前に知ることはできない。この問題に対して、誤差FB法は対象の特性に関する $(\partial y/\partial x)^T$ を定数値として近似する方法で対処し、順逆モデル法はプラントの順モデルを学習により獲得する方法で対処している。以下に、二つの方法について述べる。

誤差FB法では、対象への微小入力xに対する対象の微小出力yの関係 $(\partial y/\partial x)^T$ を一定値として近似する。これは、FB制御を適用することにより実現する。具体的には、図表Ⅲ-2-63の構成を採る。ここで、プラントの特性を一定値にするには、FBゲインKをプラントの裸の特性に比べ十分大きく設定するか、あるいは、Kをプラントの逆モデルとする必要がある。Kを未知特性の逆モデルに設定するのは本来の目的からはずれるのでKを十分大きい値に設定する方法を採らざるを得ない。しかし、プラントが強い非線形特性を持つ場合は、発振などの問題があり制御の専門知識がないと高いFBゲインの設定が難しいという煩雑性を克服しなければならない。しかし、プラントの非線形性が低く、Kをプラントの特性に対して十分大きな値に設定しなくてもプラントを運動させることができる場合は、試行運動の中から (y^*-y) をゼロとするようにFF制御器のwが調整される。したがって、学習回数が増えてしまうが逆モデルを学習することができる。

これに対して、順逆モデル法では、対象の順モデルを学習して、その順モデルを利用してさらに逆モデルを学習する方法を採用している。順モデルは、

図表Ⅲ-2-64のようにして獲得する。ここでは、対象の入出力特性を階層ニューラルネットにコピーしている。このコピーした順モデルを図表Ⅲ-2-65のように配置して、対象の逆モデルを学習する。ここでは、誤差（y* - y）が順モデルを構成する階層ニューラルネットの中を逆伝播し、逆モデル獲得部の階層ニューラルネットの重みが最急降下法に従って調節される。正確な順モデルが得られていれば、容易に逆モデルの学習が実行される。ただし、獲得した順モデルが正確でなくても、誤差FB法と同様に（y* - y）がゼロとなるようにwが調整される。したがって、学習は2段階となってしまうという問題は残るが逆モデルを学習できる。

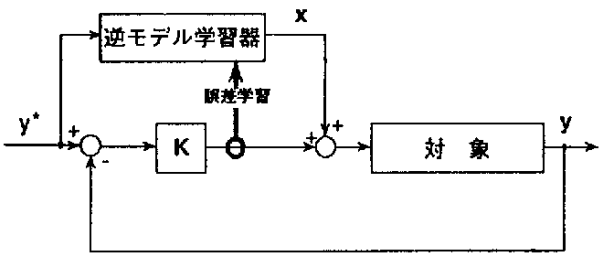
この②の方法で逆モデルを獲得すると、①が誤差（x* - x）をゼロとする学習をしたのに対して誤差（y* - y）をゼロとするように学習するので、1入力多出力の影響を受けない。これは、逆モデルを獲得すべき階層ニューラルネットの出力を、直接、対象に入力して学習しているからである。したがって、この方法は1入力多出力システムに対して有用と言える。ただし、どのような運動制御にも対応できる汎化能力を高めるには、①と同様に多様な運動を必要とする問題は残る。階層ニューラルネット汎化能力を高める学習方法の開発が必要である。

これら三つの逆モデル獲得法を比較すると図表Ⅲ-2-66のようになる。いずれも、ニューラルネットワークの汎化で共通する問題を持っている。しかし、これらに対しては、分散表現のみでなく、既知の運動特性を利用したニューラルネットワークでの局所表現（前章参照）を併用する方法を導入するなどの研究が現在なされている。

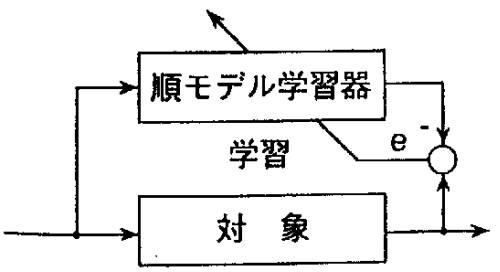
○逆キネマティクスの獲得への応用

ロボットアームの手先位置（エンドイフェクタ位置）をセンサ座標系に関して所定の位置に制御する場合の各関節角を求めるには、ロボットアームの機構に基づいた逆変換マトリックスを必要とする。従来方法では、作業空間に対してロボットアームが冗長自由度を持つと、数学的に逆変換マトリックスを一意に決定できない。このことから、冗長自由度を持つロボットアームは滑らかな運動を実現する魅力ある機構だが、実用化面で技術的な課題があった。こうした課題に対して、直接法を応用した方法が提案されている。

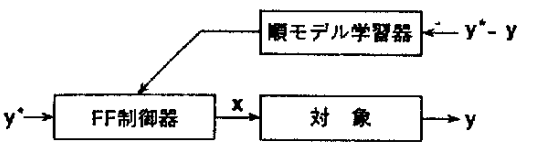
図表Ⅲ-2-63　誤差フィードバック法（文献［6］）



図表Ⅲ-2-64　順モデルの獲得（文献［7］）



図表Ⅲ-2-65　順逆モデル法（文献［7］）



ニューラルネットワークと視覚センサを組合せたシステムでは、逆キネマティクスを学習により獲得することができる。図表Ⅲ-2-67は、ロボットアームの逆キネマティクスの学習システムの一例であり、複数のTVカメラと多関節ロボットアームからなる。逆キネマティクスの学習では、ニューラルネットワークは3層ニューラルネットワーク、学習はBP法が使われるのが一般的である。

3層ニューラルネットワークへの入力信号は、各TVカメラで認識した手先の2次元情報（手先の2次元画面上の位置、姿勢等）から得られるロボットアームの手先の位置、姿勢である。教師データは、そのときのロボットアームの各関節角で、各関節に搭載された角度エンコーダから得られる。すなわち、複数のTVカメラの共通視野内で、ロボットアームがさまざまな姿勢をとり、そのときの手先の画像情報とロボットアームの各関節角を多数サンプリングして、複数の画像情報とロボットアームの関節角との関係を学習する。学習が終わると、視野内の任意の位置に手先の位置姿勢を指定しても、3層ニューラルネットワークの補間機能によりロボットアームの関節角指令が出力されるようになる。こうした逆キネマティクスの獲得をシミュレーションした例としてElsley［8］の研究、実際のシステムで実行した例としてKoperstein［9］の研究などがある。

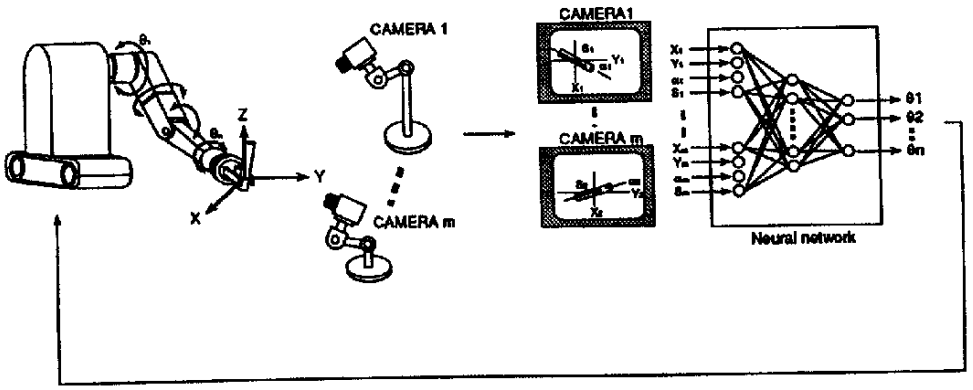
○逆ダイナミクスの獲得への応用

ロボットのアクチュエータ制御は一般に偏差制御系である。偏差制御系をブロック図で示すと図表Ⅲ-2-68となる。ここでは、ニューラルネットワークは側路として挿入され、目標起動を入力とし、FBトルクの誤差 Tf を教師として学習する。その結果、学習によって目標軌道を駆動トルクTn に変換するFF機構として働く。ここで、図中フィードバックゲインFは、固定値としている。制御対象には、トルクT（＝Tn ＋Tf）が与えられる。Tf は教師信号として働くとともに、制御対象や

図表Ⅲ-2-66　逆モデル獲得法の比較

	直接法	誤差フィードバック法	順逆モデル法
逆モデルの獲得	可能	可能	可能
逆モデル獲得の制約	無	フィードバック制御	順モデル学習
強い非線形性への対応	可能	やや難しい	可能
変化への適応処理	容易	容易	複雑
冗長自由度への適用（1対多）	否	可	可
汎化性（ニューラルネットの場合）	低	低	低

図表Ⅲ-2-67　直接法による逆キネマティクスの獲得



外乱などを感知するものとして学習後も必要なものである。この方法では、実際に運動しながら逆ダイナミクスを獲得することから、システムが数式では表され難い微妙な項を含んでいても逆ダイナミクスを獲得する。

○フィードバックゲインの学習による獲得

フィードバック部に逆ダイナミクスを獲得する方法の他に、フィードバックゲイン部に誤差に関する逆ダイナミクスを獲得する方法も考えられる。しかし、この逆ダイナミクスを獲得する場合、学習のための教師信号は直接得られない。この解決策として、前述の自己学習法が応用できる。ここでは、効率よく自己学習を実行するため、人間の経験則を導入し、これにより、試行錯誤の煩雑さを低減する方法［10］を紹介する。これは、不安定システムの代表的な例である倒立振子の制御に応用され、その有用性が検証されている。

倒立振子の制御システムは、図表Ⅲ-2-69に示す制御ブロックからなっている。各試行ごとに得られるデータ（アームおよび振り子の角度、角速度）から経験則として与えられたアームと振り子の角度関係との誤差を算出して、その誤差が低減されるように学習を行う。学習アルゴリズムとして、BP法を採用している。この例では、8回程度の試行によって制御を学習している。経験則の導入が自己学習の効率を高めたことが確認される。このように、教師信号をあらかじめ用意することが難しいフィードバックゲインの学習に関してもニューラルネットワークは有用であることが示されている。

<参考文献>

［1］ 木本, 長田, 関口, 吉沢, 渡部, 淺川：ニューラルネットワークによる移動ロボットの制御, CPSY 88-20, 電子情報通信学会技報, Vol. 88, No. 107, 101-108, 1988.

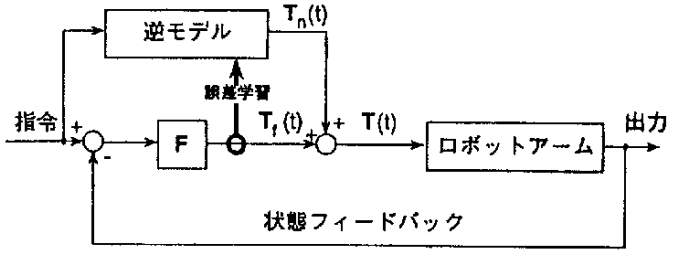
［2］ 佐賀, 菅坂, 関口, 長田：自己学習方式の一検討, SD-11-2,電子情報通信学会秋期全国大会予稿集, Vol. 6. 278-279, 1989.

［3］ T. Flash and N. Hogan : The coordination of arm movement; An experimentall yconfirmed mathematical model, J. of Neurosci., Vol. 5, 1688-1703, 1985.

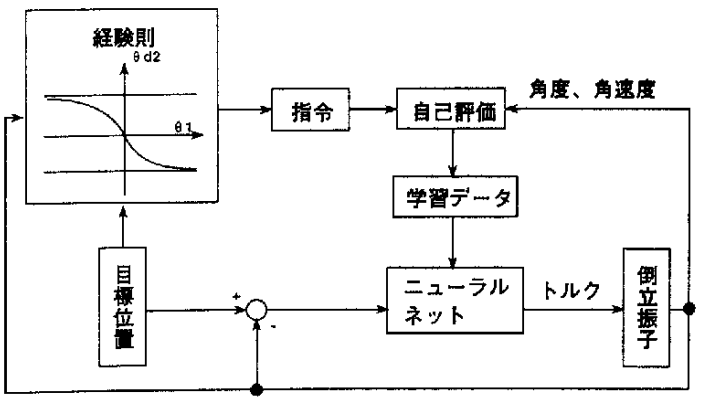
［4］ 宇野, 川人, 鈴木：上肢運動における最適軌道の生成とその制御ートルク変化最小モデル, 電子情報通信学会技報, MBE 86-79, 9-16, 1986.

［5］ J. S. Albus：A new approach to manipulator control : The cerebellar model articulation controller（CMAC）, Trans. ASME Journal of

図表Ⅲ-2-68　誤差フィードバック法による逆ダイナミックスの獲得



図表Ⅲ-2-69　倒立振子の制御ー自己学習による
フィードバックゲインの獲得ー（文献［10］）



Dynamic Systems, Measurement, and Control 97, 220-227, 1975.

[6] 瀬戸山, 川人, 鈴木：多層神経回路網内に学習される逆ダイナミクスモデルによるマニピュレータの制御, 電子情報通信学会技報, MBE87, 1988.

[7] M. Jordan : Supervised learning and systems with excess dgrees of freedom, COINS Technical Report 88-27, 1-41, 1988.

[8] R. E. Elsley : A learning architecture for control based on back-propagation neural network, Proc. ICNN'88, Vol. 2, 587-593, 1988.

[9] M. Kuperstein : Adaptive visual-motor coordination in multijoint robots using parallel architecture, Proc. of IEEE ICAR, 1595-1602, 1987.

[10] 関口, 菅坂, 長田：ニューラルネットワークによる非線形多入力出力系の制御, 第8回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 869-872, 1990.

4.2.6 医療診断

“知識表現”や“学習”は知識処理（AI）システムを実現する上で重要な技術項目である。ニューラルネットワークでは、知識をニューラルネットワーク上の複数のユニットの状態と結合の強さで表現し、結合の強さを変えるアルゴリズムが学習の手続きに相当する。現状のAIシステムの知識表現や学習手続きが“論理レベル”で行われているととらえれば、ニューラルネットワークのそれは“物理レベル”で行われていると考えることができる。

このようなニューラルネットワークの特性を利用した医療診断システムについてはいくつかの報告があるが［1］, ［2］、ここでは斉藤らの例を紹介する。

(1) 診断システムの構成

診断システムは、頭痛の症状からその病名を判別させるものである。図表III-2-70に示すようにネットワークは3層からなり、入力層の各ユニットには患者の自覚症状、出力層の各ユニットには病名が割当てられている。

入力ユニットは、質問項目ごとにグループ化されている。例えば、グループ1は頭痛の部位に関する質問がまとめられている。入力ユニット総数は216個である。また、出力ユニットには学習用患者データの中に3名以上の患者のいる病名22個と、それ以外（2名以下しか患者のいない病名）の計23個が割当てられている。中間層のユニット数についてはユニット数と診断能力（正答率）の検討結果（［1］, ［2］を参照）を考慮して72個としている。なお、入力層と中間層、中間層と出力層のユニット間の結合は全結合である。

(2) 学習

学習には300人分の患者データを用い、各パターン200回程度の学習を行った。出力ユニットの活性化値が0.75以上のときその病名の可能性を肯定し、0.25以下のときその病名の可能性を否定すると解釈した結果、学習データについては100%の正解が得られた。

(3) 未知患者の診断結果と評価

未知の94人の患者データを診断させ、二つの方法で評価した。

病名判定のいき値を大きく設定すれば、誤った病名を出力する確率は低くなるが正しい病名を出力する確率も低くなる。逆に、いき値を小さく設定すれば、正しい病名を出力する確率は高くなるが誤った病名を出力する確率も高くなる。そこで、診断結果の評価尺度として図表III-2-71（a）の的中率と網羅率を用いた。すなわち、的中率とは、患者の自覚症状に対して、判定いき値以上の値として出力される病名の件数（P+Q）に対する正診（正しい病名）件数の割合、また、網羅率とは患者の自覚症状に適合する病名の件数（P+R）に対する正診件数の割合である。これら的中率と網羅率をともに向上させることが望まれる。同図表（b）は、いき値を0.25に設定し、94名の患者データの診断結果を評価したもの

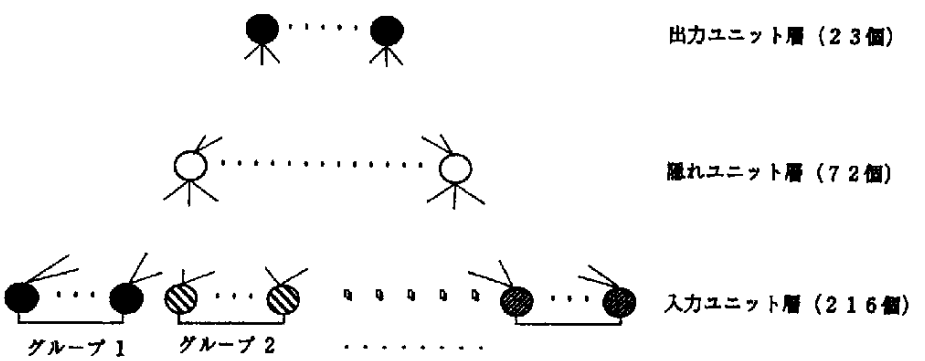
である。ここでは、一人の患者当たりの平均値を示している。

一般に、実際の患者の病名は一つに限定されるわけではない。異なる評価尺度として、患者の複数の病名から少なくとも一つの病名を言い当てたとき、その患者に対して正しく診断できたと考えると本システムの正答率は67%であった。従来AI法による同種の医療診断システムでは、同様にして評価すると、正答率は70数%である。本システムが問診のみによる診断であることも考慮すれば、かなりの診断能力を有すると考えられる。

医療診断については、従来AI手法を用いた種々のシステムがこれまでにも開発されてきたので、ニューラルネットワークによる診断シミュレーションに必要なデータも比較的揃っていること、性能の比較が可能なこと、などの理由からニューラルネットワークのAIへの適用性を検討するための例題として研究されている。その多くは、上述のようにニューラルネットワークの上に知識やルールを作成したり、ニューラルネットワークによって適当な知識のルールを選択する類のシミュレーションである。おおむね従来AI型診断システムと同程度の性能が得られている（と報告されている）が、従来型診断システムと同様、実際に実用に供されているものはまだない。

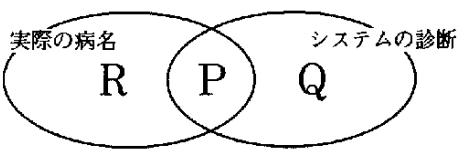
また、学習させたニューラルネットワークから明文化できるルールや知識を引き出す試みもある。特

図表Ⅲ-2-70　PDP診断システムの構成（文献 [2]）



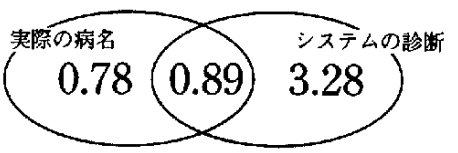
入力層の各グループは質問項目に対応し、各ユニットは選択肢に対応する。出力層の各ユニットは病名に対応する。

図表Ⅲ-2-71　的中率と網羅率による評価（文献 [2]）



的中率＝P／（P＋Q）
網羅率＝P／（P＋R）

（a）的中率と網羅率



的中率＝22%
網羅率＝53%

（a）診断結果

定の条件の下で一部のルールを取り出すことができたとの報告もあるが、一般的に広く適用可能なルールの抽出法などは、他のニューラルネットワークのAIの応用研究と同様、今後の大きな課題である。

<参考文献>

[1] S.I. Gallant : "Connectionist Expert Systems", Communications of the ACM, Vol.31, No.2, pp.152-169, 1988.

[2] 斉藤、他：“PDPモデルによる診断エキスパートシステム”情報処理学会研究会報告, 88-AI-56-3, 1988.

4.2.7 組合せ的最適化問題

(1) 巡回セールスマン問題 [1]

巡回セールスマン問題（Travelling Salesman Problem、以下TSPと略す）は、古くからある典型的なNP完全問題である。HopfieldとTankは組合せ的最適化問題を解く決定論的な並列アルゴリズムを提案し、TSPの実用的な近似解が得られることを示してその有効性を証明した。そうした経緯から、TSPはニューラルコンピューテーションにおける代表的なベンチマーク問題として、頻繁に取り上げられている。

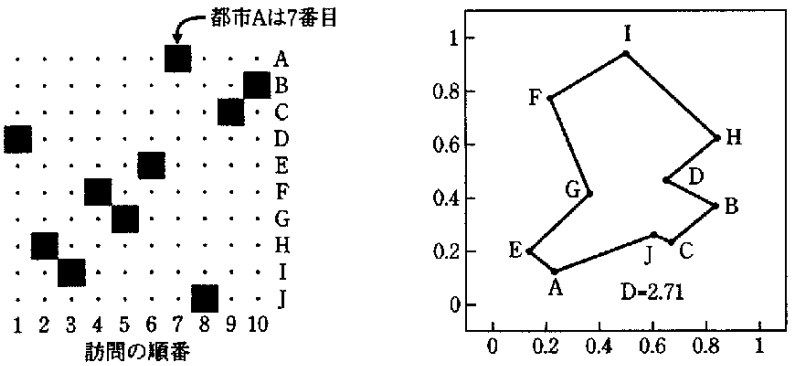
TSPとは、いくつかの都市とその都市間の距離が与えられたときに、全都市を1度だけ通り最後に出発した都市に戻って来る距離が最短となる経路を求める問題である。この問題を解くには、各都市を1度だけ通るという条件と経路の総距離が、それぞれネットワークのエネルギーに反映されるようにユニットの結合の重みを定める。適当な初期状態からネットワークを動作させると、上の二つの線形和であるエネルギーが極小となるように状態が変化し、収束状態でのユニットの出力値が（準）最短経路を与える（図表Ⅲ-2-72参照）。

エネルギー関数の設定は、目的関数（経路の総距離の最小化）と制約条件（全都市を1度ずつだけ通過）との単純な線形和として表されている。それゆえ、エネルギーが最小値（極小値）に収束したからといって、必ずしも制約が満足されているとは限らない。したがって、目的関数項と制約条件項との重み付けによるトレードオフを、試行錯誤的なパラメータチューニングにより行わなければならない。この問題はTSPに限らず、ニューロコンピューティングによる最適化全般におけるネックになっている。

(2) ポートフォリオ選択問題 [2]

ポートフォリオとは、証券類の資産の組合せを意味する。ポートフォリオ選択問題とは、個々の証券の収益率とその組合せのリスクとが分かっているときに、全体の収益率をできるだけ大きくすると同時に、リスクを最小化する問題である。

図表Ⅲ-2-72　HopfieldモデルによるTSPのシミュレーション例（文献 [1] より）



（a）各ユニットの意味　　（b）巡回経路

例えば一定の収益率のもとでリスクを収益率の共分散と証券間の相関関数との積と仮定すれば、この問題は（リスク一収益率）として定義されるエネルギー関数を最小化する問題に帰着できる（図表Ⅲ-2-73参照）。実際には、さらに全投資比率が一定になる等の拘束条件を付加する。

100銘柄から同一の投資比率で5銘柄を選択するポートフォリオ問題に対して、確率性を導入したシミュレーテッドアニーリング（Simulated Annealing、以下SAと略す）法を適用し、良好な組合せが選択されたと報告されている。

(3) LSI回路設計［3］

LSI回路の配置・配線問題は数千から数万のセルを配置して配線し、できるだけ配線の距離を短くし、かつチップ面積を縮小する問題である。LSIから超LSIへと集積度が上がるにつれて変数の数が増大し、それだけニューロコンピューティングの有効性が発揮できる分野になると考えられる。

SA法を用いて、従来の近似解法と比較しチップ面積を最高40%縮小できたという報告もある。しかしながら，SA法には極めて計算時間がかかるという欠点があり、大規模問題に対して重大なネックとなる。

(4) タスク割り当て［4］

最適タスク割り当て問題とは、相互に関連しあう複数のタスクを複数のプロセッシング・エレメント（Processing Element、以下PEと略す）上に割り当て、その処理効率を最大化する問題である。すなわち、処理システム全体としてタスクの計算時間とタスク間の通信時間との和を最小化する問題である。特に静的最適タスク割り当て問題とは、あらかじめ個々のタスクの計算時間や他のタスクとの通信時間などの条件が定まっている問題を言う。ここでは、各PEの計算時間を均等にすることと、PE間の通信量を減少させることが目的となる。この問題の評価関数は、計算のコストと通信のコストの和であり、これがエネルギーとなるようにネットワークの定義を行えばよい。

この問題では制約条件として、エネルギー関数の定式化の際にすべてのタスクを必ず1台のPEに割り当てるようにする項が必要である。しかしながら文献［4］では、問題を相互作用のある部分問題に分割することにより、小規模のネットワークでかつ必ず制約が満足されるような手法が提案され、その解法を用いて良好な結果が得られたと報告されている。

(5) 画像処理［5］，［6］

ある問題の解が一意的に存在しないとき、あるいは解が初期のデータの変化に対し連続的に得られないとき、その問題は不良設定（ill-posed）であると言う。ニューラルネットワークの画像処理への応用の多くはパターン変換であるが、それ以外に雑音で汚れた観測画像データから原画像を推定する問題や、2次元画像データから3次元可視表面の幾何学的構造を推定する初期視覚の問題等に代表される不良設定問題が検討されている。

文献［6］では、画像修復の問題が扱われている（図表Ⅲ-2-74参照）。まず原画像の確率モデルとして、画素の状態がその近傍だけに依存するとしたマルコフ確率場（Markov Random Field、以下MRFと略す）モデルを採用する。次にSA法を一般化し、Gibbsサンプラとして定式化する。MRFとGibbs分布との同値性に基づいて、ベイズ的に観測画像から最も確からしい原画像を事後確率最大化として推定できる。さらに、局所的でなく大域的な最適解に到達可能な冷却スケジュールも理論的に与えられている。

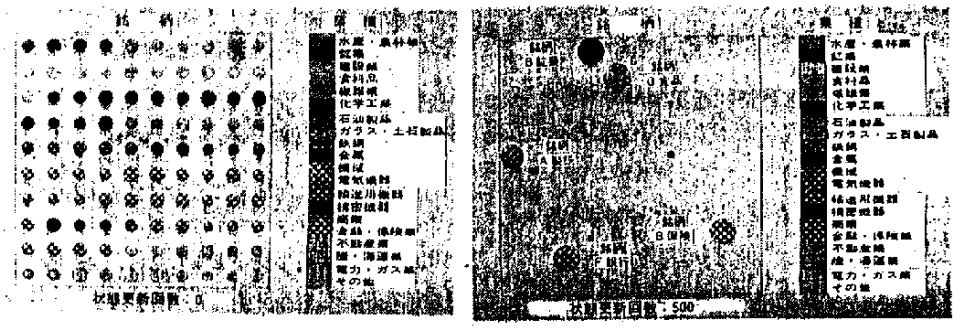
＜参考文献＞

[1] J.J. Hopfield and D.W.Tank : "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", Biological Cybernetics, 52, pp.141-152, 1985.

[2] 松葉育雄, 小坂満隆："ニューラルネットワークのポートフォリオ選択への応用" システム／制御／情報, Vol.35, No.1, pp.34-40, 1991.

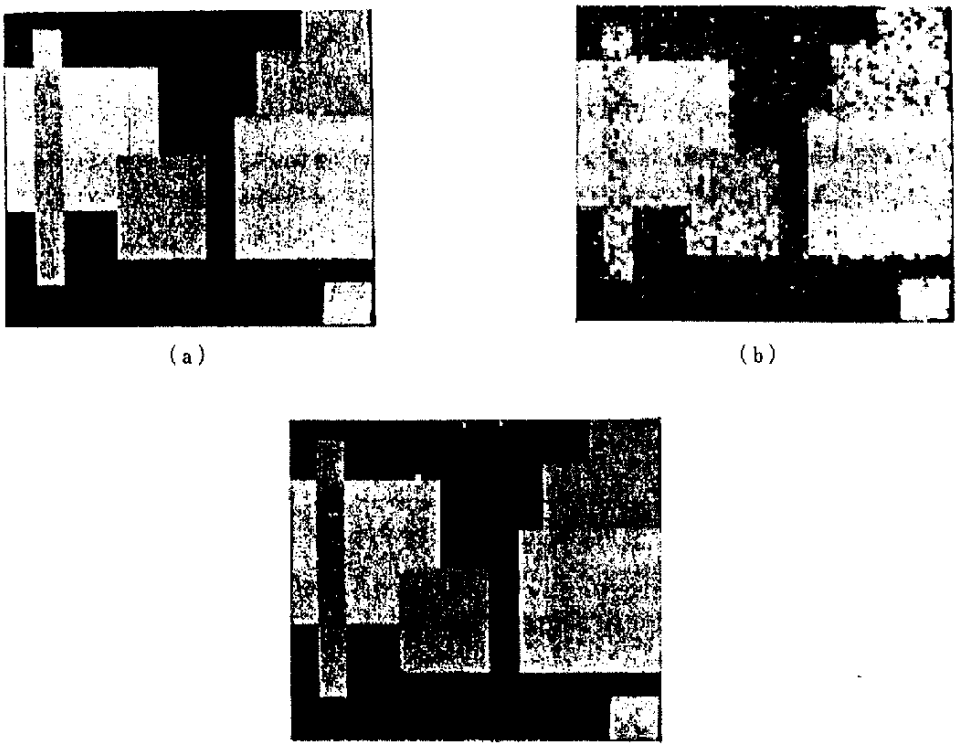
[3] C.Diegert : "Practical Automatic Placement for Standard-Cell Integrated Circuits", American

図表Ⅲ-2-73　ポートフォリオの選択（参考文献［2］より）



（a）ニューロンの初期状態　　（b）繰返し数500でのニューロンの状態

図表Ⅲ-2-74　弛緩法による画像復元（参考文献［6］より）



（a）　　（b）

（c）

（a）原画像：“手書きの図”
（b）汚れた画像：ぼやけ、非線型変換、乗法的雑音
（c）修復：線過程を持つ；1,000の例

Journal of Mathematical and Management Sciences, Vol.8, Nos.3&4, pp.309-328, 1988.

[4] 小柳滋, 田中俊明, 玄地宏："ニューラルネットワークを用いた最適タスク割当て", コンピュートロール, No.29, pp.78-84, 1990.

[5] 坂上勝彦、横矢直和："弛緩法と正則化", 情報処理, Vol.30, No.9, pp.1047-1057, 1988.

[6] S.Geman and D.Geman （柳研二郎 訳）："統計的緩和法，Gibbs分布と画像のベイズ修復", bit臨時増刊 人工ニューラルシステム, Vol.21, No.11, pp88-112, 1989.

4.2.8 予測問題

過去の時系列データから将来の変動を推定する予測問題について考える。従来の予測手法では、まずモデルを仮定して、次にデータとの残差が最小となるように係数パラメータを調整するという考え方が主流であった。時系列のダイナミクスが単純な決定論に従っているならば、このやり方で容易に予測が可能である。しかしながら、例えば多くの要因の影響を受けるためにカオス的に振る舞うような時系列に対しては、必ずしも高い的中率は望めない。

そこで、従来は予測が困難であったカオス的な時系列に対しては、モデルを陽に仮定せずに学習によって特徴抽出を行うニューロコンピューティングのアプローチが有効だと期待できる。ニューラルネットワークは非線形要素を有しているので、その効果として非線形予測が可能である。問題は、静的なパターン間のマッチングと異り、時系列パターン内には時間的な相関関係があるので、その関係をいかに上手く獲得するかである。

以下では実問題として、まず株価等に代表される経済指標の予測について述べ、さらに音声予測、電力需要予測やシステム同定に関しても言及する。

(1) 経済指標予測

最初に、予測する時系列と相関関係のある複数の要因を用いて、1単位時刻先を予測するファンダメンタル分析について説明する [1], [2]。つまり、ニューラルネットワークを用いて非線形な重回帰分析を行うわけである。ネットワーク構造は多層型を使用する。入力層の各ニューロンに、為替レートや金利等の経済指標や出来高等のテクニカル指標をそれぞれ適切に前処理した後で入力する。そしてその1単位時刻先の株価（の収益率）を教師データとして与える。この対応関係を学習させれば、現在の指標と今後の株価動向との関係を抽出したネットワークが得られる（図表Ⅲ-2-75参照)。このニューラルネットワークを用いて、適切な売買タイミングを予測する。精度向上を図るために、異なる学習期間毎にモジュール化したり [1]、上昇局面と下降局面とを別々のネットワークに学習させるといった試み [2] が行われている。

次に、所望の時系列の過去のデータだけを用いて中・長期予測を行うテクニカル分析について述べる。通常の多層型ニューラルネットワークでは、教師として与える時系列が有している時間的な相関関係の特徴が把握できない。そこで、出力層の各ニューロン出力を対応する入力層のニューロンにフィードバックしながら学習することにより、時間的相関関係をシナプス結合の荷重分布に反映できる [3]。学習終了時には、フィードバックされた入力部分の活性値はほぼ零になっている。予測時にはフィードバックを受けたニューロンを最初からoff状態に設定してフィードバック機構を除去することによって、高精度な時系列予測が可能になる（図表Ⅲ-2-76参照)。

このとき、時系列データを大域的特徴（例えば移動平均）と局所的特徴（例えば差分）とに分割し、それぞれのデータをフィードバック型ニューラルネットワークで予測して、最終的に合成処理を施す。分割比率の決定は、直感的にいって、揺らぎの小さい場合は大域的特徴、変動の大きなときは局所的特徴を重視するような決定法を採用する [4]。経済指標予測において、こうしたフィードバック型ニュー

ラルネットワークを用いて良好な予測結果が得られている。

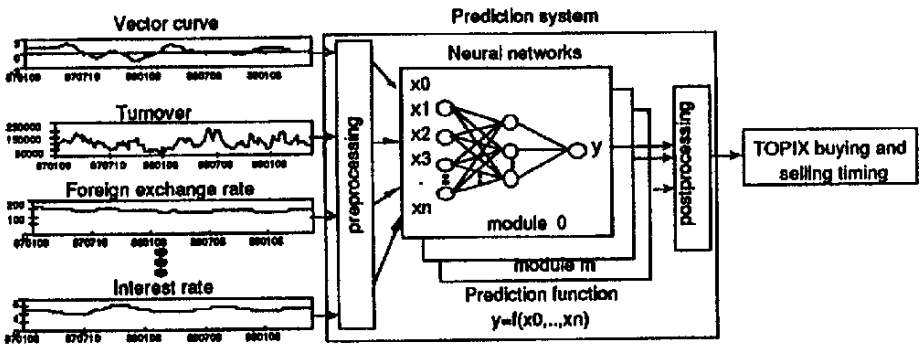
(2) その他の予測問題

音声認識において認識誤りを訂正するために、予測操作の導入が検討されている。例えば、ニューラル予測モデル（Neural Prediction Model、以下NPMと略す）と呼ばれるスペクトルの予測方式がある[5]。NPMでは、各カテゴリごとにネットワークを用意して、予測スペクトルと教師スペクトルとの距離に基づいて、音声を識別する。不特定話者の10数字音声認識実験において、認識率99.8%と従来法よりも良い結果が得られている。さらに、ニューラルネットワークによる単語品詞列予測（NETgram）モデルも提案されている[6]。NETgramでは、連続した単語間に内在する局所的な言語関係をシナプス荷重分布として獲得し、少ないデータ数で次の単語が予測できる。少数のデータ量での英単語音声認識の改善実験の結果、従来法であるHidden Malkov Modelで認識率が81.0%であるのに対して、NETgramでは86.9%に向上している。

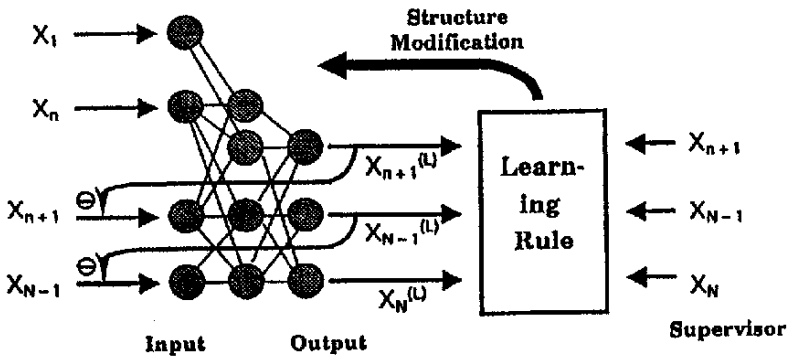
経済指標予測におけるファンダメンタル分析と同様な方式を用いて、当日あるいは翌日の電力需要の負荷予測が実現できる[7]。このときの影響因子としては、最高気温、最低気温、湿度、気候等が選択される。従来の統計的な重回帰分析と比較して、高精度な予測結果が得られたと報告されている。

また、ニューロコンピューティングの非線形マッピング能力に着目して、非線形な動的システムの同定および制御への適用も検討されている[8]。ここでは、多層型ニューラルネットワークと線形でtime-

図表III-2-75　システムアーキテクチャ（参考文献[1]より）



図表III-2-76　フィールドバックニューラルネットワークの構造（参考文献[4]より）



invariantな動的システムとを組合せたダイナミックニューラルネットワークを用いて、非線形プラントの制御例が報告されている。

<参考文献>

[1] Kimoto, K et al, International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, 1-6 (1990)
[2] 馬場則夫：シミュレーション, 10, 4, 23-29 (1991)
[3] Matsuba, I, International Joint Conference on Neural Networks, Singapore, 1196-1201 (1991)
[4] Matsuba, I, International Joint Conference on Neural Networks, Singapore, 2140-2143 (1991)
[5] 磯健一：電子情報通信学会技術研究報告, SP89-23 (1986)
[6] 中村雅己, 鹿野清宏：電子情報通信学会論文誌, J74-D-II, 1, 1-7 (1991)
[7] 田村滋　他, 電子情報通信学会全国大会論文誌, 9、163-164 (1990)
[8] Narendra, K.S. and Parthasarathy, K., IEEE Trans. Neural Networks, 2, 252-262 (1991-03)

4.2.9 高速処理

1943年にMcCullochとPitts等は動物や人間の脳神経回網の数学モデルを提案し、生物的な計算法ともいうべき機能を利用しようと試みた [1]。その後、Hebbは連想記憶システムを構築するために学習理論を1949年に提案し [2]、Widrow [3]、Rosenblatt [4] 等によって1960年代にニューラル・コンピューティング研究の最初の全盛期を迎える。ところがその当時ニューラル・コンピューティング研究の一研究者であったMinsky等 [5] はRosenblattの提案するPerceptronsモデルをきびしく非難したため、1970年代から1980年代前半にかけ研究規模において衰退期を迎える。

第2の全盛期を迎える火付け役になったのは、1985年のHopfield等の提案した組み合わせ最適化問題への応用であった [6]，[7]。そしてこの1985年を境に多くのニューラル・コンピュティング研究者を生み出した。

ニューラル・コンピューティングの研究を分類してみると、学習、クラスタリング、制御、組み合わせ最適化の分野にわかれるが、コンピューティングの面から分類するとシナプス固定型とシナプス可変型の2つしかない。学習・クラスタリンング、制御の分野では、シナプス可変型、最適化および組み合わせ理論問題では、シナプス固定型が使われることが多い。

Backpropasation手法がニューラル・コンピューティングの学習法として広く使われてはいるが、一般に何個のニューロンを使ってどのようなニューラル・ネットワークを使えばうまく学習できるかという理論はいまだない。学習とは、それ程難しい問題であり、現在行われている学習とは、たかだかシナプスの強度を変えることにすぎない。

ニューラルコンピューティングには、次の2つの大きな可能性がある。

1. 数学上、工学上のオープン問題を解決できる可能性がある。
2. 従来手法に比べて計算時間および解の質を向上させる可能性がある。

以下に、この2点をふまえ、特に高速化に大きな成果を得た研究成果を紹介する。

(1) 研究の概要

1976年AppelとHaken等は4色使えば、どのような平面地図でも塗り分けることができることをコンピュータを用いて証明した。ここで、平面地図を塗り分ける時、それぞれ隣り合わせの領域は同じ色を塗ってはいけない。彼等の使った4色塗り方法は、$0(n^2)$ の計算時間がかかる。ただしnは地図上の領域数である。

これに対し、4n個のプロセッサを使って、ほぼ0 (1) 時間で4色塗りが可能であることが実験的に示されている [10]。K色塗り問題は、K・n個のプロセッサを用いて解くことができ、radio networkのベンチマーク問題において従来よりも少ない周波数帯 (K色)で割り当て可能な解をニューラル手法に

よって発見することができた［11］。

VLSI回路あるいは回路基板設計における配線問題では、平面性判定および平面埋め込みの手法が重要である。Tarjan等は、1986年にグラフの平面埋め込み問題等の組み合わせ理論への貢献によりTuring賞をもらっているが、パラレル手法は今までほとんど提案されていなかった。また、1989年に発表されたJayakumar等の0（n^2）時間グラフ平面性判定手法が最善手法とされていた。これに対し、2m個のプロセッサを用いることにより、ほぼ0（1）時間でグラフの平面性および平面埋め込み問題を同時に解く画期的なパラレル手法が提案されている。［12］。

このようなパラレル手法は多くの応用に対して、特にその高速化において極めて有効であることが実証されており、図表III-2-77はその例を示す。

(2) 事例

以下に図表III-2-77の中からNクィーン問題とクロスバ・スイッチ・スケジュールの例をとりあげて紹介するが、その考え方の前提は以下のようなものである。

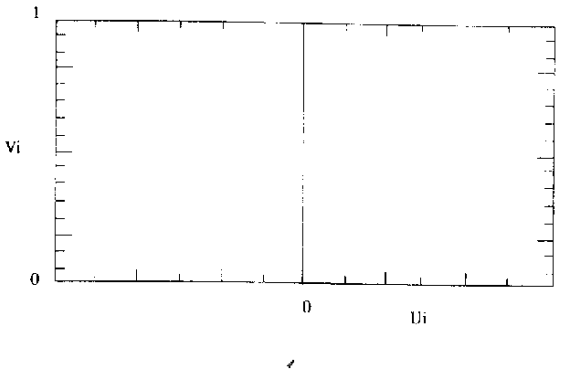
現在の人工ニューラルネットワークでは、1種類の多ニューロンがシナプス・リンクを介して接続されていると簡単に考えられている。そして、ニューロンの入出力動作とシナプス・リンクの結合を利用して単純な数学モデルを構築している。

最適化問題では、あらかじめシナプスリンクの接

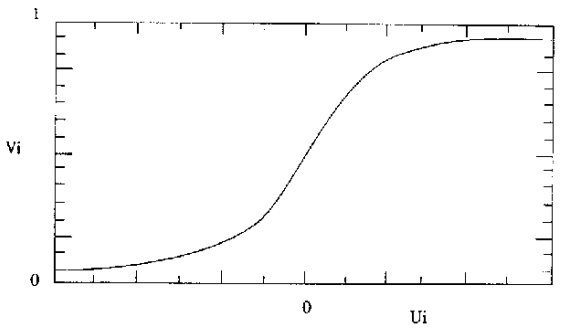
図表III-2-77　高速化実証例

分　野	例	参考文
VLSI CAD	チャネル配線のベンチマーク	[14]
	多層チャネル配線	[15]
	スルー・ホール最小化	[16]
	モジュール・オリエンテーション	[17]
通信	クロスバ・スイッチ・スケジュール	[18]
	TDMスイッチシステムにおけるタイム・スロット割当	[19]
	三層ネットワークにおけるトラフィック制御	[20]
	多層ネットワークにおけるトラフィック制御	[21]
信頼性工学 OR 分子生物学 医学	冗長配置	[34]
	BIBD	[35]
	RANの2次構造予測（平面埋め込み手法の改良による）	[36,37,38]
	脳のNMRスキャンのイメージセグメンテーション	[39]
	ill defined問題（学習と最適化を組み合わせた新手法）	[40]
	脳のPH値の測定	[41]
グラフ	サークル・グラフの最大独立集合	[25]
	最大クリーク（従来の1000倍以上の速度）	[26]
	2倍グラフ	[27]
	最大グラフ切断	[28]
	グラフ分割	[29]
その他	タイトル問題（10^{11}個の中から1個を短時間で選択）	[22]
	ソート（理論上の限界である0（1）時間のパラレル手法）	[23]
	文字列のパターンマッチング0（1）時間で解く	[24]
	Nクィーン問題	[30]
	HIPゲーム問題	[31]
	蜂の巣問題	[32]
	巡回騎士問題	[33]

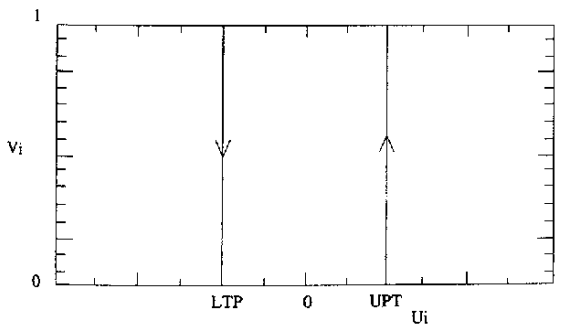
図表Ⅲ-2-78　McCulloch-Pittsニューロンの入出力関数



図表Ⅲ-2-79　シグモイドニューロンの入出力関数



図表Ⅲ-2-80　ヒステリシスMcCulloch-Pittsニューロンの入出力関数



続を固定したニューラルネットワークを用いる。つまり、与えられた組み合わせ最適化問題を解くにあたって重要なことは、ニューロンをどのように使って問題を表現するかであり、そのニューラル表現は、ニューロン間のシナプス・リンクを決定することに等しい。

ニューラル表現はニューロン動作式で表現される。

ニューロンiの動作式は一般に次式で表現される。

$$\frac{dU_i}{at}=\frac{\partial E}{\partial V_i}$$

ここでは、Uiはニューロンiの入力でdUi/dtは入力の時間に対応する変化量、Viはニューロンの出力。Eは計算エネルギ関数でE=E（V1V2V3.....V0)。最適化の目標は問題の制約条件を満たしながらEを最小化することである。

ニューロンiの出力Viは入力Uiの関数であり、

Vi=f（Ui)。

ここでfは非線形増加関数である。例えば図表Ⅲ-2-78のMcCulloch-Pittsニューロン、図表Ⅲ-2-79のシグモイドニューロン、図表Ⅲ-2-80のヒステリシスMcCulloch-Pittsニューロンやマキシマムニューロン［17、28］が非線形増加関数である。エネルギ関数Eが常に減少か増加しないことを文献［30］に示してあるが、fがシグモイド関数の場合を次に示す。

$$\frac{dE}{at}=\sum_i \frac{dV_i}{dt}\bullet\frac{\partial E}{\partial V_i}=\sum_i \frac{dU_i}{dt}\bullet\frac{dV_i}{dU_i}\bullet\frac{\partial E}{\partial V_i}$$

ここでニューロン動作式を導入すると、

$$=\sum_i \frac{dV_i}{dt}\bullet\frac{dV_i}{dU_i}\bullet\left(-\frac{dV_i}{dt}\right)=\sum_i \left(\frac{dU_i}{dt}\right)^2\bullet\frac{dV_i}{dU_i}\leq 0\left(\because\frac{dV_i}{dU_i}>0\right)$$

となる。

①Nクイーン問題

Nクイーン問題［30］とは、n×nのチェス盤にn個のクイーンを互いにぶつからないように配置することである。クイーンは将棋の飛車駒と角行駒の機能を同時に備えた駒である。クイーンの配置を示すためにn×n=n2個のニューロンを用いる。つまりニューラル表現は2次配列でn×nのニューラルネットワークを使ってこの問題を解決する。それぞれのニューロンはVijによって識別できる（i=1,....,n;j=1,....,n)。Vij=1とはi行j列目のチェス盤にクイーンを置くことを示す。

この問題の制約条件から、各行各列には必ず1個のクイーンを配置すること、ななめ方向には2個以上のクイーンを配置しないことを目標とする。クイーンの配置によっては最後の数個のクイーンを配置することができない場合も起こりうるので、クイーンの置けない行か列に無理やりクイーンを配置して他のクイーンの位置を変えるようにする。これらの制約条件を踏まえてニューロン動作式を表現すると次式のようになる。

$$\frac{dU_{ij}}{dt} = A\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik\text{-}1}\right) - A\left(\sum_{k=1}^{N} V_{kj\text{-}1}\right) - B \sum_{1\le i-k\le N}^{N} V_{i-k,j-k}$$

$$- B \sum_{1\le i-k,j=k\le N}^{N} V_{i-k,j+k} + Ch\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik}\right) + Ch\left(\sum_{k=1}^{N} V_{kj}\right)$$

ここでA=B=C=1とし、$h(x)\begin{matrix}1 \ if\ x=0\\ 0 \ otherwise\end{matrix}$とする。

$-\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik\text{-}1}\right)$項と$-\left(\sum_{k=1}^{N} V_{kj\text{-}1}\right)$の項は

先程の各行各列に1個のクイーンを配置するための制約条件である。

$-\left(\sum_{\substack{1\le i-k,j-k\le N\\ k\neq 0}} V_{i-k,j-k}\right)$の項は

左ななめ方向の制約条件で2個以上のクイーンを左ななめ方向に置かないための役割を果たす。

$-\left(\sum_{\substack{1\le i-k,j+k\le N\\ k\neq 0}} V_{i-k,j-k}\right)$の項は

右ななめ方向の制約条件である。

ニューロンの動作式の最後の2項はヒル・クライム項(hill-climbing)と呼ばれ、ローカルミニマムからの脱出を手助けしてくれる。

つまり$\sum_{k=1}^{N} V_{ik}$の時は、

i行にクイーンを1個も"置いていない"か"置けない"かのいずれかであり、

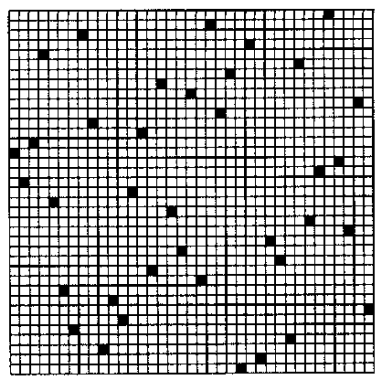
$h\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik}\right)$=1となり$\frac{dUij}{dt}$を増加させる。

そのうちUij>0となりVij＝1となる。

同様に$\sum_{k=1}^{N} V_{kj} = 0$の時は

j列にクイーンを1個も"置いていない"か"置けない"かのいずれかであり、j列のニューロンを発火(Vij=1)させ、システム状態を解に引っ張り込む力がある。図表Ⅲ-2-81に37クイーン問題の1つの答を示す。

図表Ⅲ-2-81　37クイーン問題の１つの答え



②クロスバ・スイッチ・スケジュール

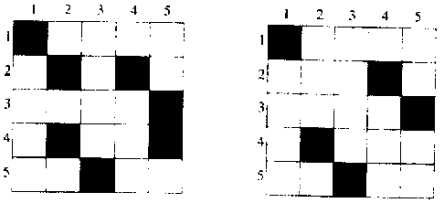
クロスバ・スイッチ・スケジュール問題［18］では、パケットのスループットを最大にするために、nxnのクロスバ・スイッチシステムのn2個のスイッチのONかOFFの状態を決定することが目標である。例えば図表Ⅲ-2-82(a)の5x5クロスバスイッチ問題では7個のパケットが接続要求を出している

$(t_{11}=t_{22}=t_{24}=t_{35}=t_{42}=t_{45}=t_{53}=1)t_{ij}=1$とは

iチャネルからjチャネルへのパケットの転送を要求

していることである。この場合図表Ⅲ-2-82(b)に示すように最大5個のパケットが同時に転送できる。

図表Ⅲ-2-82　クロスバ・スイッチ
スケジューリング問題と答え



このクロスバ・スイッチスケジュール問題は①に示したNクイーン問題に似ている。実はクロスバ・スイッチスケジュール問題はNルーク問題であり、互いにぶつかり合わないルークをどれだけ多く配置するかが目標である。ルークとは将棋の飛車駒の機能であり、たて・よこ方向にきく。①と同様にn×nのニューラルネットワークを用いて、ニューロンijの動作式を次に示すと、

$$\frac{dU_{ij}}{dt} = A\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik\text{-}1}\right) - A\left(\sum_{k=1}^{N} V_{kj\text{-}1}\right) - Bh\left(\sum_{k=1}^{N} V_{ik}\right) - Bh\left(\sum_{k=1}^{N} V_{kj}\right)$$

となる。

ここでA=B=1とする。

第一項と第二項は、たてとよこ方向に1個のルークを配置しようとする項である。第三項と第四項はヒル・クライム項であり、最適解に到達するための手助けをしてくれる。

図表Ⅲ-2-83(a)に37x37のクロズバ・スイッチスケジュール問題と図表Ⅲ-2-83(b)にその1つの答を示す。これはMacSE/30上で10秒以内に得られた解である。

(3) 展望

ここ数年間に30以上の問題を扱った経験から総括すると、ニューラル・コンピューティング最大の効用は前述のように、

1) 数学上・工学上のオープン問題を解決できる

2) 従来方法に比べて計算時間や解の質を向上させ得る

という2点であるということができる。

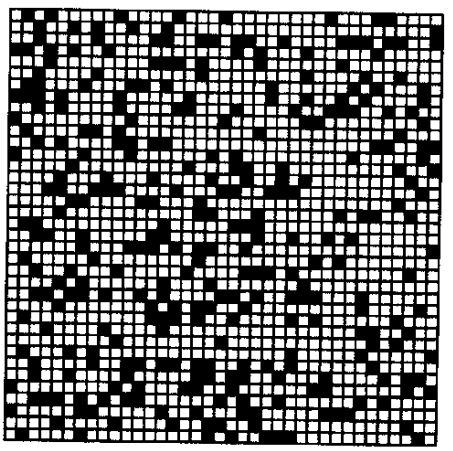
また、実現上の魅力としては、

1) 同期機構をいっさい必要としない

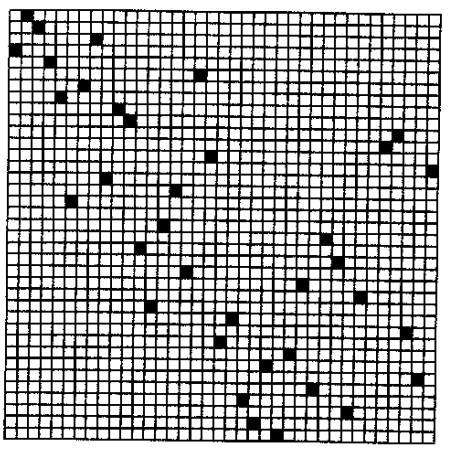
2) どこをどう並列化させるかということに悩まなくてよい

ということが挙げられる。つまり、ニューラル表現を考えることが並列化の表現である。そして、ニューラル表現が難しい場合は学習法と組み合わせて最適化すればよいのである。多くのill-definedの問題が、この組み合わせによって解決されている [40]。ニューラル・コンピューティングの応用分野は、今

図表Ⅲ-2-83　37x37クロスバ問題の1つの答え



(a)37x37クロスバ問題



(b)1つの答え

後益々拡大していくであろう。

＜参考文献＞

[1] McCulloch W. S., and Pitts W.H., (1943), A logical calculus of ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, 115.

[2] Hebb D.O. (1949), The organization of behavior (New York: Wiley).

[3] Widrow B. and Hoff M. E., (Sept. 1960), Adaptive swiching circuits. Proc. of IREWESCON Convention Record.

[4] Rosenblatt F., (1962), Principles of neurodynamics (New York: Spartan).

[5] Minsky M, and Papert S., (1969), Perceptrons (MIT Press).

[6] Hopfield J. J., and Tank D. W., (1985), Neural Computation of Decisions in Optimization Problems. Biological Cybernetics, 52, 141-152.

[7] Tank D. W., and Hopfield J. J., (1986), Simple Neural Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit, IEEE Trans. on Circuits and Systems. Vol. CAS-33, No. 5, pp.533-541.

[8] Wilson G. V. and Pawley G. S., (1988), On stability of the Travelling Salesman Problem Algorithm of Hopfield and Tank. Bio. Cybern., 58, 63-70.

[9] Paielli R. A., (1988), Simulation tests of the optimization method of Hopfield and Tank using neural networks, NASA Technical Memorandom 101047.

[10] Takefuji Y., and Lee K. C., (1991), Artificial neural networks for four-coloring problems and k-colorability problems, IEEE Trans. on Circuits and Systems, 38, 3, pp. 326-333.

[11] Funabiki N., and Takefuji Y., A neural network parallel algorithm for channel assignment problems in celluar radio networks, to appear in IEEE Trans. on Vehicular Technology.

[12] Takefuji Y., and Lee K. C., (1989). A near-optimum parallel planarization algorithm, Science, 245, 1221-1223.

[13] Takefuji Y., Lee K. C., and Cho Y. B., (1991), Comments on "O(n2) algorithms for graph plannarization," IEEE Trans. on CAD. 10m 12, 1582-1583.

[14] Funabiki N. and Takefuji Y., (1992), A parallel algorithm for channel routing problems, IEEE Trans, on CAD. 11, 4, 464-474.

[15] Funabiki N., and Takefuji Y., A parallel algorithm for multi-layer channel routing problems, to appear in Parallel Computing.

[16] Funabiki N. and Takefuji Y., (1992). A parallel algorithm for via-minimization problems, to appear in IEEE Trans. on CAD.

[17] Lee K. C., and Takefuji Y., (1992). A generalized maximum neural network for the module orientation problem, International Journal of Electronics, 72, 3, 331-356.

[18] Takefuji Y., Lee K. C. (1991) An hysteresis binary neuron: a model suppressing the oscillatory behaviors of neural dynamics. Biological Cybernetics, 64, 353-356.

[19] Funabiki N., and Takefuji Y., A parallel algorithm for time slot assignment problems in TDM hierachical switching systems, to appear in IEEE Trans. on Communications.

[20] Funabiki N., and Takefuji Y., A parallel algorithm for traffic control problems in three-stage connecting networks, to appear in Journal of Parallel and Distributed Computing.

[21] Funabiki N., Takefuji Y., and Lee K. C., Comparison of six neural network models on a traffic control problem in a multistage

interconnection network, to apperar in IEEE Trans. on Computers.

[22] Takefuji Y. and Lee K. C., (1990), A parallel algorithm for tiling problems, IEEE Trans. on Neural Networks, 1, 1, 143-145.

[23] Takefuji Y. and Lee K. C. (1990), A super parallel sorting algorithm based on neural networks, IEEE Trans. on Circuits and Systems, 37, 11, 1425-1429.

[24] Takefuji Y., Tanaka T., and Lee K. C., (1992), to appear in IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics.

[25] Funabiki N., Takefuji Y., and Lee K. C. (1992), A neural network model for finding a nearmaximum clique, Journal of Parallel Distributed computing, 14, 340-344.

[27] Lee K. C., Funabiki N., and Takefuji Y., (1992), A parallel improvement algorithm for the bipartite subgraph problem, IEEE Trans. on Neural Networks, 3, 1, 139-145.

[28] Takefuji Y., Lee K. C., and Aiso H., An artificial maximum neural network: a winner-take-all neuron model forcing the state of the system in a solutin domain, to appear in Bilogical Cybernetics.

[29] Funabiki N., Takefuji Y., Lee K. C., Cho Y. B., (1992), A neural network parallel algorithm for clique vertex-partition problems, International Journal of Electronics, 72, 3, 357-372.

[30] Takefuji Y., (1992), Chapter 1 of Neural Network Parallel Computing, Kluwer Academic Publishers.

[31] Funabiki N., Takefuji Y., (1991), A parallel algorithm for solving the Hip games, Neurocomputing, 3, 97-106.

[32] Rofkar J., Takafuji Y., (1992), A parallel algorithm for solving unfriendly beehive problems, Neurocomputing, 4, 3, 167.

[33] Takefuji Y., Lee K. C. (1992), Neural network computing for knight's tour problems, to appear in Neurocomputing.

[34] Funabiki N. and Takefuji Y., (1991), A parallel algorithm for spare allocation problems, IEEE Trans, on Reliability, 40, 3, 338-346.

[35] Kurokawa T., and Takefuji Y., (1992), Neural network parallel computing for BIBD problems. IEE Trans. on Circuits and Systems, 39, 4, 243-249.

[36] Takafuji Y., Chen L. L., Lee K. C., and Huffman J., 1990b, Parallel algorithms for finding a near-maximum independent set of a circle graph. IEEE Trans. on Neural Networks, 1, 3, 263-267.

[37] Takefuji Y., Lin C. W., and Lee K. C., (1990), A parallel algorithm for estimating the secondary structure in Ribonucleic Acids. Billogical Cybernetics, 63, 337-340.

[38] Takefuji Y., Ben-Alon D., and Zarisky A, Neural computing in discovering RNA interactions, to appear in BioSystems.

[39] Amartur S. C., Piraino D., and Takefuji Y., (1992), Optimization Neural networks for segmentation of magnetic resonance images, IEEE Trans. on Medical Imaging, 11, 2, 215-220.

[40] Pao Y., and Takefuji Y., (1992), Functional-link net computing: theory, system architecture, and functionalities, Computer, 76-79.

[41] Lin C. W., Lamanna J. C., and Takefuji Y., Qualitative measurement of two-component pH-sensitive colormetric spectra using multilayer neural networks, to appear in Biological Cybernetics.

5.統合化の展望と課題

5.1　展望

空中を見事な弧を描いて落下する石ころに向かって熱心に質問を発しているエンジニアがいる：「おまえはどんなルールを使ってそんなにうまく落下しているのか？」。そのそばでもう一人のエンジニアは何度も石ころを投げては、その初速度と飛距離を計測し克明に記録している。得られたデータから両者の関係を実験式として求めようというわけだ。そしてやや遠くから、けっしてナウイとはいえない服装に身を包んだ科学者風の人物がこうつぶやいている：「この様子をあのニュートンが見たとしたら何と言うだろうか」。AIとニューラルネットワーク、それに伝統的な科学の3者の構図を一口で描くとすればこんなふうになるのであろうか。

ヒトが持っているような柔軟な知的情報処理システムを開発したいという願いはニューラルネットワークの立場もAIの立場も同じである。まず基礎理論があり、それを土台として革新的な技術が生まれるという常識的な図式に従えば、ともあれヒトのあるいは脳のメカニズムが解明されなければならないということになる。しかしながら、この難題がそう近い内に解決されるとは考えられない。それにヒトだって完璧な知識を備えて情報を処理しているわけではない。ときには、どんなルールを使っているのかをそのヒト自身でさえ説明できないにも関わらず、結構うまく問題を解決しているではないか。それならば、不完全ながらある程度の知識とデータをシステムに取り込むことによって、"とりあえず"ヒトに近い柔軟性を持たせることができそうである。

いわゆる広義のAIはアルゴリズムの時代から"知識"をキーワードとする"とりあえず"の技術を目指す時代へと移行してきた。ニューラルネットワークの分野においても、いわゆる冬の時代を堺目として、脳の機能解明とともに"とりあえず"の技術がブームの一翼を担うようになった。こうした意味ではニューラルネットワークもAIも同じ軌道の上を走っているわけではあるが、知的情報処理とは何かという基本的な認識や処理の対象・手法などが大きく異なっている。

ニューラルネットワークおよびAIによる情報処理の特徴や相違は図表III-2-84のように列挙することができる

ニューラルネットワークとAIは共に柔らかい知的情報処理を目指しているとはいえ、図表III-2-84でみたように、著しい対照をなしている。このことから一方の短所を他方の長所で補うことによって、より優れたシステムを開発しようと考えるのは自然の成行きであろう。実際、現段階での統合の試みはほとんどこの種のタイプに限られるといってよい。

この事情をもう少し詳しくみるために、ニューラルネットワークとAIの統合を三つの側面に分けて考えることにする。すなわち、情報や知識の表現に関する統合、知識の獲得に関する統合および推論処理の遂行において本質的な役割を演じる探索に関する統合の三つである。

情報や知識の表現は、上で指摘したように、ニューラルネットワークとAIではまったく異る。ニューラルネットワークは図形・画像・音声といったパターンをもっぱら対象とし、それらがニューロン間の多数の結合係数に分散的に埋め込まれた知識によって柔軟に処理されるという立場をとっている。したがって、時には処理結果を、記号で象徴されるような離散的な情報に変換する必要がある場合には、しきい論理を安易に適用するという形で甘んじていることが多い。これに対してAIでは問題解決に関わるすべての情報と知識は明示的に記号で書かれるという立場に立っている。この結果、処理の対象はいきおい記号的な情報に限定されることになる。

しかしながら、ヒトの情報処理に見られるように、現実世界の問題解決ではパターンまたは記号による

情報表現が対象に応じて適切に選択され、脳内での巧みな相互変換が柔軟な情報処理の実現に大きく寄与していると思われる。この意味でパターンと記号の統合はニューラルネットワークとAIの統合において重要な一つの柱といえるが、現在この種の統合を具体的に実現しようとする試みはほとんど見られない。今後の重要な研究課題である。

一方、知識の表現に関してはニューラルネットワークの側からの統合の動きが若干見られる。後に触れるように、ニューラルネットワークで得られた処理結果を分析的に説明することができないため、現実的な問題に対してシステムを安心して使用できないという問題が生じている。この欠点を解消するために、ニューラルネットワークに合目的的に構造を入れ、いくつかの内部ニューロンの出力に意味を与え、記号に対応させることが考えられている。その結果、ホモジェニアスなニューラルネットワークはいくつかの部分ネット（モジュール）に分割され、どのモジュールが活性化されているかを見ることによって、問題がどのような経緯を経て解決されたかを説明することができる。こうした考えに基づきAIとの統合を成し遂げるには、システムの各モジュールにニューラルネットワークとAIによる推論機構を適切に割り当てる技術を開発する必要があろう。

統合の第2の側面、すなわち、知識の獲得は現在もっとも多く試みられている統合の形態である。AIにおいて知識を獲得するには、明確な表現力のある専門家の協力を必要とする。しかしながら対象とする分野に専門家が得られなかったり、専門家がいたとしても処理過程の知識を明言できないという事態がしばしば生じる。このような状況が現実世界での具体的な問題解決のためのシステムを構築することを著しく困難にしている。このとき、データ（事例）を繰り返し学習することによって知識を獲得できるというニューラルネットワークの長所が生かされることになる。加えて、ニューラルネットワークには学習しなかったデータに対しても正しい解答をもたらすという汎化の能力を期待できるので、この種の統合によってAIの堅さの一部を取り除くことも可能になる。この種の統合技術は現在もっとも活発に研究されており、エキスパートネットワークという名のもとにそのノウハウが蓄積されつつある。

図表Ⅲ-2-84　ニューラルネットワークおよびAIによる情報処理の特徴と相違

ニューラルネットワーク	ＡＩ
1. 情報や知識は分散的に表現される	情報や知識は局所的に表現される
2. パターンとの相性がよい	記号との相性がよい
3. ノイズが含まれている情報や近似的な曖昧情報を扱うことができる	情報は曖昧でなく完全に記述しなければならない。
4. 知識はbottom up的に獲得される	知識はtop down的に獲得される
5. 学習によって知識を獲得できるので専門家を必要としない	知識を獲得するのに明確な表現力のある専門家を必要とする
6. 知識を獲得するのに多量のデータを必要とする	知識を獲得するのに必ずしも多量のデータを必要としない
7. 獲得した知識に汎化性を期待できる	獲得した知識に汎化性を期待することは難しい
8. 処理の結果（問題解決の解答）が得られた道筋を説明し難い	処理の結果（問題解決の解答）が得られた道筋を説明できる
9. 情報を並列的に処理するので、高速である	情報を直列的に処理するので、組み合わせ的爆発に遭遇する
10. 知識は分散的に表現されるので、獲得した知識の部分的変更が困難である	知識をモジュール化できるので、獲得した知識の変更が容易である
11. 問題解決時には学習時のデータを用いる必要はない	問題解決時には知識獲得で用いたデータを直接的に用いる
12. 処理の仕方は分散的、並列的で直感的思考の様相をもつ	処理の仕方は集約的、直列的で論理的思考の様相をもつ
13. 比較的短い期間で開発できる	比較的長い開発期間を要する

システムが、データからの学習や専門家からの言明によって獲得した知識を駆使して、問題解決を遂行するには、与えられた問題に対して何らかの推論処理を施さなければならない。この処理の本質的な部分はいろいろなタイプの組合せ的探索としてとらえることができ、したがって主として処理の速さが問題となる。AI 研究の主要な流れの一つは計算量の組合せ的爆発を回避するような探索の技法を開発することでもあったが、結局のところ総当り法の域を出ていないのが現状であるといってよい。

一方、ニューラルネットワークの分野では相互結合型の回路による探索やシミュレーティッドアニーリングと呼ばれる確率的な探索法などが知られている。しかし、これらの手法では、数理計画法の分野で知られている従来の方法に見られるような、最適性の保証が必ずしも得られていない。それでもよい近似解が短時間で求まる可能性は期待できるので、ちょうどヒトが当たらずとも遠いからずといった解を直感的に迅速に見出す処理に相当するといえるかも知れない。ただ、現状では AI における種々の探索法とニューラルネットワークにおけるそれを有機的に統合してヒトの直感的決断に相当する情報処理に迫るといった試みはみられない。探索の統合化も今後に期待したい課題である。

以上を要するに、現段階で試みられているニューラルネットワークと AI との統合は、エキスパートネットワークに代表されるような、知識の表現と獲得における両者の相補的な乗り入れという形式に集約できる。そしてこの統合は問題解決の迅速で適切な解とそれが得られる道筋を説明する能力をある程度提供してくれる。今後この能力をさらに高めるべき統合化の努力がこの線に沿ってさらに続けられるであろう。そしてより柔軟なヒトのそれに近い知的情報処理システムを目指すとすれば、パターンと記号の統合、すなわち、情報表現の統合と探索技法の統合が探求されなければならない。

5.2　統合化の課題

現在、ニューラルネットワークとAIの統合は、主として知識の表現と獲得に関して、一方の利点で他方の欠点を補うという形でなされてきている。両者の単なる和以上の効果を発揮する統合はこれからの課題であり、今後の研究に期待するところが多い。この意味での統合の見通しを現時点で統一的に明確にすることは極めて困難であるが、いくつかの視点から指摘することはできる。

図表III-2-85は、いくつかの視点からの課題の要点をまとめたものである。それぞれの詳述は章末の付録に記載してある。

図表Ⅲ-2-85　統合化の課題

視点		課題
統合化一般	記号的アプローチとコネクショニズムアプローチ	・記号的アプローチはトップダウンに人工知能の実現を目指すのに対して、コネクショニスト・アプローチはボトムアップにそれを目指している。両者は相補的な関係に立つものであり、正しく進む限り必ず接点が見つかるものである。 ・問題は、現在両者とも未発達の段階にあり、本格的な問題に対しては両者間の距離が大き過ぎて互いに手が届く状態にないことである。 ・現状の記号的アプローチは固すぎて融通がきかず、他方、コネクショニズムアプローチは柔らかすぎて形をなすことが難しい。前者を柔らかくし、後者をある程度固くすることが両者の距離を詰めることになる。これが本格的な統合化のための前提条件である。
	ニューラルネットワークとAIの連携	エキスパートシステムの知識獲得やルールの精錬化にニューラルネットワークの学習機能を用いるなど、従来はある問題の部分を切り出してニューラルネットワークを適用するというアドホックな手法が用いられてきた。 しかし、今後は汎用性のある知識獲得と洗練を目指し、部分問題の階層化や相互の接続法などをはじめ、より融合的な統合技術の検討が必要である。
	垂直的統合化と水平的統合化	ニューラルネットワークとAIの統合化は、記号とパターンを結ぶ垂直的統合化（局所的特徴と大域的な概念を結び付ける階層的組合せ問題の解法に帰着）と、水平的統合化（異なる情報表現間の「位相」の構成モデルの構築）によって行われる。
	AIとニューラルネットワークの並列的統合	情報の大まかな骨組みを表す特徴はエキスパートシステムに代表されるAI技術で処理し、きめ細かな特徴はパターン処理に向いたニューラルネットワーク技術を利用し、両者を並列的に運用することで柔らかい情報処理を行う。
	モジュール／エージェントによる統合	エージェント指向の統合が望ましい。人間の情報処理機能におけるモジュール／エージェント構成モデルや記号処理機構モデルを検討し、その統合メカニズムを参考にすべきである。
	役割分担からの統合と最適性の解明	それぞれの目的に適した手法を選択し、役割を分担した統合が望ましい。また、単に統合するよりも、その結果の最適性が保証できることが重要である。
	ヒューリスティックスの具現化を目指す統合	現状のAIでは不十分なヒューリスティックスを具現化できるような柔軟な問題解決機能を目指す統合が必要である。
	物語情報システムの可能性	人間の脳には多様な情報の自己組織化や意味解析の能力があるが、一歩進んでこれをナラティヴィティ（物語り）の多次元的な多層化が形作られ、これが人間の知的活動に大きな役割を果たしていると見ることができる。このような「情報のナラティヴィティ」をコンピュータによって実現することが今後のAIにとって極めて重要である。
記号とパターンの統合と知識表現	正則化理論による記号とパターンの統合	初期視覚の計算理論において成功を収めた不良設定問題を正則化する手法が、記号処理の計算にも適用することができるかが今後の課題。
	相補的統合と情報の階層性	シンボリズムとコネクショニズムは、ある意味で対立的な性格を持ち、その観点からみると現状では完全な統合を考える以前にまず対象領域への棲み分けを進めるべきであろう。一方統合化を考えるのに際しては、信号と記号という2階層ではなく、それぞれ複数の階層があり、それらを活かすメカニズムが検討されるべきである。
	自然なAD、DA変換	AIとニューラルネットワークとの統合に際して、記号（デジタル）とパターン（アナログ）の間の自然な変換が要求される。しかし現状では、ad hocな考えに基づいている場合が多い。一方、ヒトのAD、DA変換は、ゲシュタルト心理学が指摘しているように、確固とした原理に沿っており、それゆえ、ヒトにおける統合が成功しているといえよう。ヒトが持っているこのような自然なAD、DA変換機能を取り入れることが、AIとニューラルネットワークの統合を両者の単なるつなぎあわせ以上のものにすると考えられる。この種の課題へのアプローチとしてSynergeticsに基づく相転移モデルがある。
知識獲得	知識獲得を支援する統合化	エキスパートシステムにおいては知識獲得がネックであり、現状ではそこにニューロコンピューティングが有効とされている。ただし、ニューロコンピューティングはブラックボックス性が強く、ロジック解明が困難であり、この点が解決されることによって統合化が進むものと考えられる。
	知能ロボットにおける知識獲得	自律型の知能ロボットでは、環境の不測の変化や、入力情報の不完全さに対処しうる柔軟性が必要であり、自律的な知識獲得、高度なセンサ・アクチュエータ融合処理などを実現する極めて高度の統合技術が要求される。これには、高度の知識処理を行う上位レベルの処理とセンサやアクチュエータによる運動制御を行う下位レベルの処理を融合した柔らかい知識処理技術の構築が重要となる。
	計算論的学習を中心として	計算論的学習の立場からは以下のような3つの課題をあげることができる。①並列・分散化に対応する新しい学習モデル②学習に要する計算量の評価③学習可能性・不可能性の証明
探索	制約充足問題の解法としてのニューラルアプローチへの期待	人工知能（AI）の目指すものは知的情報処理の実現であるが、その対象とする情報は多くの場合不完全なものである。不完全な知識を取り扱う方法としてデフォールト推論や極小限定、アブダクションといった形式化が提案されている。しかしその実行には計算量の爆発という困難な問題がある。こうした問題は広い意味での制約充足問題であり、その解法として並列分散処理のニューラルアプローチが期待される。
	記号推論のニューラルネットワークによる高速化	記号推論による大きな課題の一つは、推論の高速化であり、ニューラルネットワークはその解決に有効な面がある。記号の世界では多次元空間内の離散的な点しか渡り歩けないが、ニューラルネットワークにおけるアナログ量の世界では多次元空間内を連続して進めるために高速化が可能となる面がある。したがって、この両者の統合は今後の推論の高速化、ひいては知的能力の向上への効果的なアプローチである。
	制約の力学	AIにおける情報処理では準最適解の効率的な検索が必要とされるが、それは従来の固い記号処理では困難であり、ファジィやニューロとの統合によってこの難点を克服することが望まれる。例えば、ポテンシャル・エネルギーの最小化の方向に情報処理を制御するという“制約の力学”はそのための有望なアプローチである。

付録　統合化の課題

1　統合化一般

1.1　記号的アプローチとコネクショニズムアプローチ

(1) 伝統的なAIとニューラルネット

記号的なアプローチによる伝統的なAIと、コネクショニスト・アプローチによるニューラルネットワークは、あたかも二者択一の対立概念であるかのように扱われている。しかし、人間の知的活動の最も表層的な部分が記号を媒介にするものであることは否定することのできない事実であり、他方、その知的活動のハードウェア的核心に神経回路網があることも、また動かし難い事実である。記号的アプローチが前者の事実をふまえてトップダウンに人工知能の実現を目指すものであるとすれば、コネクショニスト・アプローチは後者の事実に基づいてボトムアップに人工知能に迫るものということができる。したがって、原理的な観点からいえば、記号的アプローチとコネクショニスト・アプローチの間には本質的な対立はありえないことになるだけではなく、もともと相補的な関係に立つものとして積極的な協調をとるべきものであるはずである。

ただ、ここで注意しなければならないことは、現実に記号的アプローチあるいはコネクショニスト・アプローチとして主張されていることの内容が、本当の意味での記号あるいは神経回路網を正しく捉えたものになっているかどうかの問題があることである。別のいい方をすれば、伝統的なAIが記号を媒介にした人間の活動を十分に反映しえているかどうか、また、現在のニューラルネットワークのモデルが人間の神経回路網の機能を十分にカバーしえているかどうかが問題になることである。さらに、駄目だし的にいえば、人間には記号によらない、あるいは、神経回路網には直接的に還元できないような知的活動もありうるかもしれないという問題も考えられる。この問題意識で現在の研究の実態をみると、総合的にみて、伝統的AIとニューラルネットワークのどちらもが、まだ極めて未熟な段階にあり、このままでいきなり両者の橋渡しを考えても本当の知能に近付くことは不可能と考えられる。

伝統的AIの現状は、純粋培養的に育成された技術が、複合的で夾雑物の多い実際的な応用の世界では通用の余地があまり大きくないことが明白になった後、次に追求すべき課題への取り組みについて、どこまで手が広げうるものかを思案しているところである。現在のAIは、数学の世界と同じような厳密性と普遍性が追求された結果、その機構に柔軟性がなく、予定外の事象には上手く対応できず、また、状況に応じて変化する性質を持つ対象を扱うことは苦手である。形式化が徹底しているために高度な構築性を有する反面、あいまいなもの、例外などに弱く、また、融通性にも乏しい。さらに、理論的な統一性、一貫性が徹底された結果、単一の知識表現と推論方式によるシステム構築のみが追及されて、それらを複合化する技術があまり開発されていないというのも大きな欠点である。

これに対して、ニューラルネットワークは単純な要素を緩かで分散的な結合関係で組織化したものであるため、近似的で類似的なつながりを表現する能力を持っているなど、伝統的AIの弱点をカバーしうる可能性を秘めている。しかし、技術の現状ははなはだ未熟であり、均質的なネットワーク結合を、ただ経験的な学習だけによって組み上げるというやり

方だけでは、なかなか高度な機能の実現は難しく、そのもっとも得意とするはずの音声認識や文字認識においても、まだ従来技術を決定的に凌駕しうるよう結果が得られていないのが実情である。M.ミンスキーによると、現状でのニューラルネットワークには次のような点に限界が存在することが指摘されている [1]。

①細分化
②専門化と効率
③文脈、分割、解析
④不透明性
⑤柔軟性のないアーキテクチャと構成性
⑥並行性

このような技術の現状を要約すると、それぞれ人工知能の上端と下端とから出発した二つの技術が、一方の専門性と硬直性、他方の初歩性と軟弱性とによって、互いに補い合える関係にありながら、それぞれの手が届かない距離で両すくみの状態にあるといったところである。

(2) 統合化の前提条件

伝統的AIとニューラルネットワークの両すくみの状態を打開するためには、両者それぞれの成長による歩み寄りが必要であり、さらに、本来の記号的アプローチとコネクショニスト・アプローチを統合化するための方法の研究が大切である。この二つの課題は互いに密接な関係にあって同時並行的に研究を進めるべきものと考えられるが、ここでは課題内容の紹介が目的であるので、説明のしやすさから二つを分離して、まず前者の課題のみを取りあげることにする。

前節に述べたように、記号的アプローチ成長のための最大の課題は、現在のシステムにみられる専門性と硬直性を克服することである。いい換えれば、現在の専門知識の幅を広げるとともに、常識を備えるようにすること、そして、問題に対する対応能力の多様性・融通性・柔軟性を高めることである。そのために大切なことは、システムがさまざまな知識表現形式を扱えるようにして、複数の多様な知識が利用できるようになることである。また、際限なく推移し、雑然とした現実の状況に対応するためには、類推や近似を使った柔軟な推論能力を具体化する必要がある。また大量の知識を効率よく活用するために、それぞれの知識がどのような目的に役立つものであるかが分かるようにして管理することも大切である。さらに、すべての知識は状況に依存してその意味を変えるものであることにも注意しなくてはならない。これらの条件は、従来のAIのあり方を決定的に変革する可能性を含むものである。

記号的アプローチがそれ自体としての柔らかさを目指すべきものとすれば、コネクショニスト・アプローチはそれ自体としての造形性を確保するための固さを目指すことが要求されている。その最も分かりやすい具体化は、いわゆるモジュール化である。モジュール化によって、一つの大きなネットワークがいくつかの部品に分解されることになると、先にあげたニューラルネットワークの限界のいくつかが取り除かれる。しかし、このモジュール化を具体化するための方法論はまだよく検討されておらず、そこにどんな問題があるのかすらがすでに不明である。多分、ニューラルネットワークにおけるモジュールは、記号的世界におけるような他のモジュールとは完全に分離したものではなく、ある程度の交差を残したものになるのではないかと推定される。

(3) 統合化のための研究課題

記号的システムとコネクショニスト・システムを統合化するためには、これらのシステムの間を橋渡しする方法が必要である。この橋渡しは、多分、二つの方向で具体化されることになりそうである。その一つは、記号的システムの最も柔らかくなった部分とコネクショニスト・システムの最も固くなった部分が自然に融和するというかたちで行われるものである。もう一つは、記号的システムを柔らかくするためにその中にコネクショニスト的な機構が取り込まれる、あるいはその逆に、コネクショニスト・

システムを固くするためにその中に記号的機能が取り込まれるというかたちで行われるものである。

前者の場合に対する方向づけとして、Minskyは次のような提案を行っている［1］。

“コネクショニスト側：さまざまな知識表現方法を学習することのできるニューラルネットワークを設計する方向に研究を拡張していく。

記号的システム側：表現された知識をさらに効率的に利用できるシステムを設計する方向へと知識表現に関する研究を拡張していく。”

この提案では、ある知識表現が両者のシステムの接点となることが含意されているが、それがどのようなものになりそうかについては、特に説明はされていない。

また、後者のあり方についてもその著書「心の社会」をふまえた提案がなされていて大いに参考になる。例えば、ポリニーム、ミクロニーム、プロノーム、パラノームなどの概念、さらに、パラノームを制御するための機構としての計画エージェンシー、統括エージェンシー、検閲エージェンシーなどである。

＜参考文献＞

［1］　Minsky M：「論理」対「類推」，あるいは「記号的」対「コネクショニスト」，あるいは「整然とした」対「雑然とした」について，日経AI別冊1991秋号，1991.

1.2　ニューラルネットワークとAIの連携

ニューラルネットワークはこれまでに見てきたように、AIのさまざまな分野でその適用が試みられており、興味深い結果も示されてきている。特に明示的なルールでの表現が困難な問題、またその獲得方法が不明な分野でニューラルネットワークの適用が期待される。これまでのニューラルネットワークの適用事例ではどちらかというと、部分的な問題解決に適用されることが多く、問題をいかにうまく切り出して、ニューラルネットワークを適用するか、が成功の鍵といえる。

実際の実用的なAIへの適用を考える場合には部分問題の解決だけでは不十分で、部分問題の間の相互連携・統合化が必要と考える。その場合は部分のニューラルネットワーク間の統合はもちろん必要であるが、従来型の記号処理的なエキスパートシステムや、ファジィ推論システムなどとの統合化が重要である。統合化の方式としては、部分問題解決機構がネットワーク的に接続され、相互作用で問題解決が行われるタイプや、部分問題解決機構群が階層的に接続されるタイプなどが考えられる。

先に述べたとおり、実用的なエキスパートシステムの構築では、知識の獲得と精錬化が重要である。そこで記号的な世界の知識からプロワイヤリングにより、ニューラルネットワークを用いて知識、ルールを大まかに表現しニューラルネットワークの持つ学習機能を用いて、例題より問題領域の知識を獲得あるいは精錬する。学習済みのニューラルネットワークから記号処理的な表現に戻しエキスパートシステムに反映させる、ブートストラッピング式に洗練化が行われる方式などが考えられる。

エキスパートシステムのルールを、明示的に記述する方式、学習データから訓練でルールを獲得する方式、さらに方向付けを行いながら訓練する方式、また、知識をニューラルネットワークを用いて抽象度を高くすることにより人にとって理解しやすい形に変換する方法なども検討する必要がある。

これらの方法では、ニューラルネットワークにより獲得された知識は、内部の重み係数として表現されているために、冗長で人が見ても分かりにくいという問題点をいかに克服するかなど、今後の課題と言える。

1.3　垂直的統合化と水平的統合化

情報の統合化についてはいくつかの側面がある。その一つは、微視的なものと巨視的なものの統合であり、これは垂直的な統合化である。他の一つは水

平的な統合化というべきもので、種類の異なる情報メディア間の統合である。

前者の例としては、例えば画像理解であれば、画素レベルの情報から、特徴、中間表現、高次概念表現、等の階層を持つ表現間をいかに統合するかの問題がある。

この例にみられるように階層を持つ情報対象についてこの統合化の課題は日常的に存在する問題である。また、これは物理現象においても通常にみられるもので、局所的に記述された法則の各種の定性理論の構築がそれに対応する。後者の例としては、画像、音声、記号等の任意の組合せについて統合問題を考えることができる。そこで、いまAIとニューロを統合する問題を考えるとするとき、上に述べた統合の二つの側面との関係を考えないでは不可能になる場合が多い。

最初にAIとニューロの統合を垂直的統合化との関連で考える。

垂直的統合化のメカニズムの特性として、微視的なものを集積してより巨視的なものをつくり、またそれらのものを集積してさらに高次なものをつくる、ということを繰り返すところがある。これらの格段の集積メカニズムは同じものではないが、まったく異なるものではない。要は、階層相互の連係を保ちつつ、階層内の固有の集積作用が明確に働くようにすることが、高度な機能をその統合化が担うことを保証すると考えられる。また、これらの一群の統合化メカニズムの基本特性は、処理すべき対象に依存したものを持っている。ニューロ技術の現在のモデルについては階層性はネットワークのトポロジーによって簡単に構成できるようにみえる。しかし、その階層の数が3以上である場合に処理対象の特性に依存した固有のものがどのように構成されるかについては不明のところが多い。特に情報の表現の手段としてのニューロネットワークは単純すぎるところがある。高次の概念単位の表現手法としては構造の単純さに難点がある。これに対し、AIの従来手法は記号的表現に強く依存し、パターン的表現を十分扱えないことと、処理や表現のモジュール化が先見的に与えられ、モジュールの構造的変更についてロバスト性がないことが指摘される。

次に水平的統合化とAIとニューロの統合の問題について考える。

情報の質が異なるものの統合については安易さが常につきまとう。この安易さの発生の原因は、片方の「連続的」な変形が他方の「連続的」な変形としてとらえる形で両者の関係を表現しきれていないことによる。ニューロネットワークの分散表現でこれらの連続性をとらえることが期待されるが、現在、情報メディアをそれらの個別性をよく表現し、扱うメカニズムは十分に提供されているとはいえない。例えば、場を扱うニューロモデルは数が少ないし、時系列を扱うニューロモデルも他の手法を凌駕するに至っていない。記号を扱うにおいても単純にノードに記号を当てはめるような安易さでは、先に述べた「位相」を保持することが可能にはならない。従来のAIでもこの「位相」を保持させることは困難な課題である。異なる種類のパターンでも意味的表現として言語的表現では同一になる場合がありうる（例えば音声と画像で同じ対象物を表現するときなど）。相互間の関係を記号表現を媒介にして統合を図るなど新しい方法の開発につながる可能性がある。

情報の統合化は古くから自明な問題として扱われてきたが、現在問われていることは、物理法則のように要素的法則が先に与えられている時の統合化ではなく、統合自体を情報表現について行うメカニズムであり、また異なる情報メディアの有機性を保証する統合メカニズム自体であるといえよう。

1.4　AIとニューラルネットワークの並列的統合

ドレイファス兄弟が彼らの著書「純粋人工知能批判」で説いているように、分析が中心であるエキスパートシステムでは到底エキスパートにはなりえない。人間の能力の最終段階である経験や直感的判断

や意思決定などの高度な機能は、基本構成要素に分解するシステムでは到底説明できないし、人間の能力の最終段階である経験や直感的判断に基づく意思決定などの高度な機能は基本構成要素に分解できるなどと考える根拠は何一つない。ルールという単純で、それ故にシステム全体の動作が外部から容易に理解できるからといって、複雑な機能の説明には不十分であろう。それでは、情報処理技術として、エキスパートのような論理構造を持つAIシステムとアナログ的分散処理を行うニューラルネットワークの機能的に異なる両方式を何らかの形で融合し、それぞれの特徴を引き出すことで何らかの相乗効果が期待できるであろうか。

すでにいくつかの例で報告されているようにニューラルネットワークが対象の特徴、あるいはある種のルールを捕えることに成功しているが、現時点では一般的なニューラルネットワークの機能とまでは言いがたい。一般に、どんな情報でもまったく特徴がないという場合は稀で、そのような特徴に対しては前もって適当なフィルターなりで抽出しておき、AIシステムを駆動させればよいであろう。しかし、細かな特徴を含めた総合的、直感的な判断を行うにはこれだけでは不十分であり、ニューラルネットワークも同時に並列的に用いることが必要ではなかろうか。ネットワークの配線の中にそれらのルールを埋め込むのではなく、また前処理、後処理でもなく、両者のシステムを並列的に用いるのが自然のように思われる。少々飛躍するが、各感覚系から視床に至る外界との直接的な関係を持つ神経組織では刺激と行動の間には比較的単純なルールで結ばれているように思えるが、さらに上位の部位に位置する大脳皮質においては各種の感覚系からの情報ならびに視床からの投射が連合されており、少なくとも概念的に区別されるシステムからの情報の統合処理を行っているように見える。とても単純なルールの組み合わせだけでは、人間の柔軟な情報処理を行うというわけにはいかない。現在のコンピュータでは乗り越え難いこのような柔軟な処理を将来、AIシステムとニューラルネットワークで実現できないであろうか。

1.5　モジュール／エージェントによる統合

高度な機能をいくつかのニューラルネットモジュールの組み合わせによる実現、さらにはAI手法を含む他の情報処理技術との組み合わせによる実現をするための技術の確立が必要である。しかし、最小限の情報の流れを除いて相互に独立であるというモジュールの古典的な方法論に縛られずに、自律性や協調性の問題も扱うような、むしろエージェントによる処理の統合問題をより長期的視野から研究すべきであろう。この観点からの研究は、人間の情報処理のモデル化を通して検討することが重要である。

(1) ニューラルネット情報処理の利用に関する研究の動向

単純あるいは一様なニューラルネットワークを用いて、学習によって、あるいは回路を設計することによって高度な機能を実現することには限界がある。このことを踏まえて、最近のニューラルネット情報処理の利用に関する研究は、高度な機能をいくつかのニューラルネットモジュールの組み合わせによる実現、さらにはAI手法を含む他の情報処理技術との組み合わせによる実現に向かっている（図表III-2-86）。

このような例は、音声認識／変換システムJANUS等に見ることができる（4.2.2節参照）。

情報処理対象の高度化に伴いニューラルネットワークがモジュールとして扱われ、他のニューラルネットモジュールあるいはAI情報処理モジュールと組み合わされて使われる理由は、適材適所のそれぞれの技術的特徴を生かす使いかたである。

このような考え方は、現在使える技術を上手に使っていくという立場で重要であり、実用的でもある。例えば、ニューラルネットモジュールを信号処理フィルターとして使い、高度な信号処理をするブラックボックスとして見ることもできる。しかし、極端

にこの立場に固執すると、新しい可能性のある技術を古い技術の枠に押し込める可能性すらある。モジュールは他のモジュールと最小限の情報の流れを除いて相互に独立であるという「モジュール」の考え方自体が、古典的な方法論に縛られている。

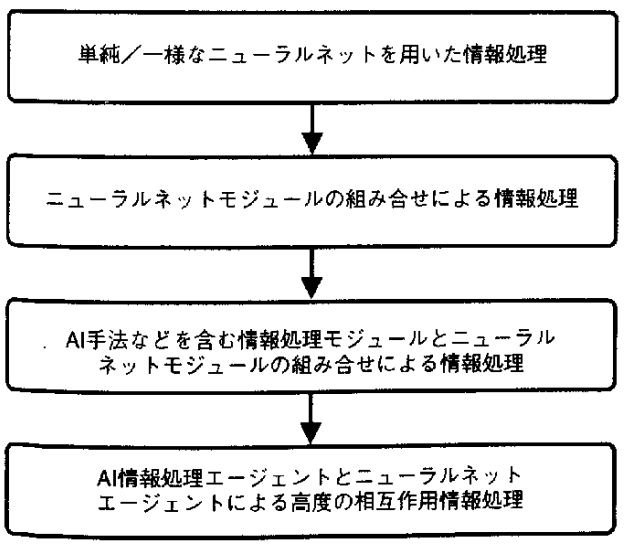
そもそも、モジュールとは、モジュール内での情報の処理量が多くても、モジュール間での情報の流れの少なくなるような処理単位であり、モジュール間での相互作用の大きな系では使えない概念である。そのような系では、モジュールの自律性も問題になり、モジュールというよりは「エージェント」といった処理単位を問題にするようになる。

このような相互作用の大きなエージェント系に関する研究は、現在行われていないが、ニューラルネット技術や協調アーキテクチャ技術とも伴って、今後重要な研究課題になると予測される。

（課題）

・個々のニューラルネットワークモジュールを構成するニューラルネットワークの回路構成、モジュール化ニューラルネットの動作原理や学習アルゴリズム等の解明と、これらに関する新しい原理の発見。

図表Ⅲ-2-86　ニューラルネット情報処理の高度化の研究動向



・ニューラルネットワークの実現機能の高度化、特にシンボリック情報処理機能の自然な実現手法の開発。

・モジュール／エージェントの構成方法の開発。

・モジュール／エージェントの協調方式の開発。

(2) 認知モデルの観点から

工学システムの設計の立場では、現状の技術で到達した性能が比較の対象となり、またシステムのある部分の改良よりは、システム全体としての設計と性能とが問題となる。現状では、ニューラルネット情報技術だけでは、大規模なシステムの実現ができない。したがって、大規模なシステムではモジュールとしてニューラルネット情報処理技術の適用が行われ、他の既存技術を使ったモジュールとの接続におけるさまざまな制約が、ニューラルネット情報処理の性能を発揮できなくしている。この意味で、既存技術をそのまま受け入れ、現実問題へ適用することを考えるのは、ニューラルネット情報処理技術の革新性をねじ曲げる可能性がある。

上に述べた研究課題の設定は、大規模で相互作用によって機能が発揮される情報処理のモデル化やシステムの実現には、欠かせないものである。そこでは、モジュールという古典的方法論に縛られずに、自律性や協調性も扱うようなエージェントによる新しい情報処理パラダイムを創設すべきである。しかし、情報処理システムの抽象的なモデルの設定以外にこの分野の研究を行うにあたり、もう一つの重要で有力なアプローチが存在する。すなわち、脳で実現されている人間の情報処理モデルを通した研究である。

（課題）

・人間の情報処理機構のモジュール／エージェントの構成モデル化

・人間の情報処理機構におけるシンボリック情報処理機構の発現モデル

1.6　役割分担からの統合と最適性の解明

昨年度の人工知能学会誌に、このテーマに関連した2種類の記事が掲載されている。一つは、AI・ニューロ・ファジィと題した座談会であり［1］、もう一つは、人工知能の理論と実際の特集記事である［2］。本稿では、後者の視点から、記号処理とコネクショニズムの統合に関する以下の三つの課題について所見を述べる。

(1) 役割を分担した統合化の必要性

現在、多くのシステムに記号処理技術とニューラルネットワークの技術が使われている。これは、宣伝の部分は別にしても、これらの技術がシステム開発上、役に立つことを意味する。ここで、注目したいのは、最終的にはどのような手法を採用するにせよ、システム化にあたっては解くべき問題は解かなければいけないという点である。例えば、後ろ向き伝播法で分類問題を解いたのと同じ効果は、統計的なクラスタリング手法で得られるだろうし、分類木を学習するという記号処理のアプローチでも得られる。

したがって、ここでは、システム利用者の使い勝手の問題は無視でき、問題は、どのような手法が開発者にとって使いやすいツールかという点にしぼられる。現在のところ、システム化技術の適用にあたっては、次の順序で検討を行うのが典型になっている。①問題解決知識がコンピュータ向きに記述できる問題であれば従来の手続き型プログラム手法が、②整合のとれた記述が難しいようならば、エキスパートシステムなどで典型的な記号で知識を表現する手法が、それでも問題解決がうまくいかなければ、③ファジィ理論を使って記号と数値情報の橋渡しをさせ、問題解決知識が何なのかそもそもよくわからない問題については、最後の手段として、④ニューラルネット手法を用いる。

ここで、注意したいのは、システム全体を同じ手法で開発するというのではなく、対象問題の性質の違いに注目して、部分ごとに手法をかえるというアプローチがとられることである。このような問題主導のアプローチの場合には、完成したシステムでは、自然な形で、さまざまな技術が統合され、利用されているという点である。

(2) 対象問題の種別に応じたアプローチ

記号処理技術、ニューラルネット技術の双方にとって、比較的容易に解くことができる問題は、データの解釈や決定木の作成などの分類問題に限られる。分類知識が記号的に表現しやすい場合は前者の、陽に記述できない場合は後者のアプローチが適用される。分類問題の範囲は広く、使われる知識の性質は千差万別である。共通の課題としては、与えられた問題のどこまでがこの分類問題として定式化できるかを見極めることがあげられよう。極端な場合、例えば、メモリベース推論の立場では、与えられた問題をすべて分類問題として定式化してしまうというアプローチも可能かもしれない。

(3) 合成問題における最適性の追及

従来から研究が進んでいるオペレーションズリサーチ（OR）の諸手法では、問題の定式化は非常に困難なケースが多いものの、得られた解については最適性が保証されるのが普通である。スケジューリングなどの合成問題については、記号処理技法では生成検査法が、コネクショニズムでは、ホップフィールド型ネットワークが主に用いられる。両手法とも適用範囲はある程度広いものの解の最適性に関する議論はほとんどなされない。

結果として、現在、両手法とも適用可能なのは論文に発表されたケースだけということも多い。すなわち、両手法が適用可能なのは、正解そのものあるいは解の性質が完全にわかった問題か、解の評価がヒューリスティックな立場から可能な問題に限られる。これが両手法の持つ共通の欠点である。この点については単なる統合化だけでは解決にはならず、最適性を保証できる理論・手法の確立が重要と考える。

＜参考文献＞

［1］　座談会：AI・ニューロ・ファジィ・人工知能学会誌, Vol.6, No.4, pp.482-500,1991.

[2]　寺野隆雄　他：特集：人工知能の理論と実際，人工知能学会誌, Vol.6, No., pp.788-833, 1991.

1.7　ヒューリスティックスの具現化を目指す統合

大規模で複雑かつ定性的要素の多い鉄鋼プロセスでは、制御理論やOR等の数式による手続き的手法に加え、専門家や熟練者の経験、ノウハウを論理的手法でシステム化したエキスパートシステム（AI）や、パターンデータの直感的認識、学習機能などにニューラルネットワーク、ファジィなどを駆使し、高品質制御、極限省力化に多大な成果をあげている。しかし現在のAI技術で扱える問題は、あらかじめ整理された知識の範囲内に限られ、さらに高度な問題を扱うには、例えばニューラルネットワーク技術を統合した真にインテリジェントなAIへの期待が高い。

AIで扱う問題には、ルール形式で整理できる問題もあるが、多くの現実問題では多面性を持つ曖昧な知識、制約条件の優先付け、解の探索空間の枝刈り戦略など状態によりダイナミックに変わる種々のヒューリスティックスが散在する。

一方現状の推論エンジンは、こういったヒューリスティックスを具現化できる枠組みに乏しい。"照合"、"競合解消"、"実行"という単純なサイクルをくり返し、各サイクルはあまりに厳密でかつ戦略の選択の余地が少ないため、現実の問題解決ソルバーとしてはあまりに汎用的かつ柔軟性がない。人間は、過去の関連の深い事例を高速に"照合"し、相矛盾する知識があれば過去の知恵から"競合解消"し、あるときは論理を飛躍し、知識を多面的に"評価"したあと"実行"し、その結果から"学習"していく。そこで、まずは各サイクルごとにニューラルネット技術を適用し、ヒューリスティックスを柔軟に取り込める機構が実現できないであろうか。

0、1の論理の世界（AI）に、ニューラルネット技術を統合したアナログ的推論エンジンが、類型化された問題分野別に用意され、現実問題のヒューリスティックスをうまく表現できかつ現場の専門家が直接扱えるメタ言語と、それを適用するうえでのシステム設計方法論の確立が望まれる。

なお統合化以前の課題として、代表的ニューラルネットモデルで計測データの時間的・空間的パターン認識・分類などに広く普及しているバックプロパゲーションモデルの実用化においては、学習後のモデルの内部挙動を理論的に解明できない、画像処理等の大規模問題、オンライン学習などのためにはさらに高速なハードウェアが必要であったり、また学習サンプルの選択・作成等の設計方法論がないことがあげられる。

将来的には、3K職場をなくし生産快適化するうえでキーテクノロジーとなる自律分散型産業用ロボットの目、脳、手足や人工現実感技術を適用するうえでも、AIとニューラルネット技術の統合が必要になるであろう。

1.8　物語り情報システムの可能性

生物は情報を自己組織化することによって常に動的な秩序を維持する非線形システムである。そこではさまざまな情報が"自己"をかたちづくり、それを支援するように動く。しかし脳と言語を極度に発達させた人間の場合は、ホメオスタシスのような秩序維持がコントロールできる情報組織を完成させるにとどまらずに、常に情報の意味関係を自己編集化しつづける。

自己編集化のプロセスでは、意味情報を次々に「地」と「図」に分け隔てる分節化の仕組みと、情報のマルチシソーラスを形成する仕組みとが特に重要である。それとともに、生命現象に一般的にみられる"情報自己"の軸の形成だけではなく、"情報他者"ともいうべき軸も準備されていく。人間はたえず情報の自他分割をしつづける動物でもあるわけだ。

このような情報の分節化と統合化が何度も繰り返されると、いつのまにか情報のセマンティック・ネットワークが脳の中に張りめぐらされることになるのだが、私の仮説ではそのネットワークに次第にナ

ラティヴィティ（物語性）が発生しはじめる。いったん発生したナラティヴィティの“皺”は幾層にもわたる固形化と相同化を起こし、次の段階からはこのナラティヴィティのデフォールト層を縦断する“筋”を複相的にたぐることによって、情報を多様に解釈するシステムが作動する。つまり、われわれはどんな複雑な情報群をも一種の「物語」として解釈するシステムを持っていると考えられるのだ。

脳が「物語」のプロトタイプを持っていることは注目されるべきである。内在する物語は一つではない。“皺”と“筋”はハイパーメディアライクな物語構造と、何十種類かの物語の“型”を析出するようになっている。われわれはしばしば2～3歳児がある時期を境に、突如として自分の周辺で起こった出来事を両親に向かって秩序立ててしゃべりはじめるのに驚かされることがあるが、これは幼児の脳がこうした“最初のナラティヴィティ”を獲得したことを暗示する。

このような脳における「情報のナラティヴィティ」をコンピュータ・システムの中で擬似的に再現することは不可能ではない。それどころか、私は新しいAIの突破口は物語情報の編集過程をどれほどシステムの中に実現できるかにかかっているとさえ考えている。これまでもごくわずかながらシャンクからアビー・ドンらに及ぶ研究者によって物語情報は議論の対象になってきたが、今後は物語型知識データベースを伴う物語情報システムを準備するべきではないかと思われる。

2　記号とパターンの統合と知識表現の視点から

2.1　正則化理論による記号とパターンの統合

［初期視覚の計算理論において成功を収めた不良設定問題を正則化する手法が、記号処理の計算にも適用することができるかが今後の一つの課題］

視覚情報処理では、3次元（3D）世界を2次元（2D）画像に射影する可視化過程で、情報の欠落、雑音や変動要因などのため一般に不確定性を有する。したがって、2Dの画像データから解釈される3Dの世界は多数存在する（不良設定問題）。このような不確定性を取り除くために、視覚システムは物理世界に関する何らかの仮定、あるいは制約を利用する。

不良設定問題に対する一つの数学的アプローチが、Tikhonovの正則化理論である。Poggioらは、初期視覚のタスクは正則化理論の枠組みの中で議論でき、最小化すべき2次形式のエネルギー汎関数を定めることで解けること、また、それを解くニューラルネットワークの設計理論を示した。

しかし、このような観測者から見た物理的な3次元の面の表現を推定する初期段階から、さらに上位のレベルの表現、すなわち記号表現を得ることは難しい。より一般的で記号表現が必要となる記述や認識のようなタスクには、まだ直接適用することはできない。不良設定問題を正則化する手法が、どのような記号表現の計算に適合するかは今後の課題である。

ただし、Poggioらの正則化理論の基本的考え方は、可能な解空間を制限し、空間が制約できれば逆問題は良設定となる、ということにあった。したがって、離散的な記号群による表現の不良設定問題も正則化し得る。このことからPoggioらは、正則化理論は解の探索範囲を制限することにより、問題を解く手法としての問題解決と推論という古典的AI手法と等価である、と述べていることを付記したい［1］。

＜参考文献＞

［1］　T.Poggio, et. al. : " Computational Vision and Regularization ", Nature (1985).

2.2　相補的統合と情報の階層性

シンボリズム情報処理とコネクショニズム情報処理の統合というテーマの前提には、この両者が明確に異なる概念を形成するばかりか、ある意味では対立するものであるとする、二元論的な観点があると思

われる。もちろんこのような二元論的な見方には意味がある。実際、脳における情報処理を考える際、信号レベルの層と記号レベルの層を概念的に区分することは、その理解のために有効である。また、人間の脳の仕組みから離れて、モデル的にあるいは工学的にこの両者の情報処理を見る場合も、一方は論理や言語を扱うのに向き、他方は図形やパターンを扱うのに向くといった性格づけが実際的であり、それは逆に別のタイプの脳の構造の二元論、すなわち左脳と右脳の役割区分という話と結びつけられもする。

しかし、このような対比的な観点からすると、両者の統合はかなり遠い目標とならざるをえないように思われる。現在は、むしろそれぞれが得意とする分野、すなわち上に述べたような論理・言語の処理と図形・パターンの処理というような対象領域への、いわば棲み分けを押し進めるべきではないだろうか。実際、両者を具体的な応用技術として実現する場合にも、その手法は、一方は記号処理的、離散的なものであり、他方は数値処理的、連続的な性格があって、対象に応じて向き不向きがある。したがって、両者の役割を相補的なものと捉えるほうが、少なくとも現状の技術レベルでは実際的である。

では、統合化は当面無理であろうか。もちろん、かなり単純な統合化の例として、例えばエキスパートシステムのための知識獲得にコネクショニズムの手法を用いた学習を行い、その結果に記号的な解釈を加えて知識化するというものなどが考えられるし、実際に研究例もある。しかし、より緊密な統合化を考えるには、信号と記号というような2階層の枠組はむしろ不適切ではないだろうか。記号で表される概念レベルにも、多くの階層があって初めて複雑な認識や推論が可能なことはよく知られているし、その下層と“信号”層との間にも相対的な違いしかないことが想像される。この見方は、M.Minskyの心の社会（socicty of mind）に通じるものかも知れないが、情報処理という実用面から考えた場合にも、有効なもののように思われる。

2.3　自然なAD、DA変換

一般に、AIは記号処理を得意とし、ニューラルネットワークはパターンをうまく扱うとよく言われる。そして、それぞれ単独では、ヒトの情報処理にみられるような柔らかさを実現するには困難が伴うことも知られている。そこで、両者の特徴を生かして統合することによってより優れた知的情報処理を実現できると考えるのは自然であろう。

統合に際して、パターンから記号への、また記号からパターンへの変換が要求される。例えば、知能ロボットを考えてみる。AIによるある推論の結果を使ってロボットの腕を動かすには結果の記号表現をトルクの時間的な変動パターンに変換しなければならない。一方、ロボットの網膜に写っている外界の情景パターンをニューラルネットワークで処理した結果は、“机”とか“椅子”など、その情景に存在する事物の名前（記号）に変換されなければならない。

ヒトの情報処理においても同じことがいえる。ヒトは論理的思考と直感的思考を上手に組み合わせてものごとを処理しているといわれる。前者は記号を、後者はパターンを思考の対象としているが、脳のどこかでそれらがうまく関係づけられているに違いない。

記号はデジタル的であり、パターンはアナログ的である。そこで両者の間の変換を標語的にAD、DA変換と呼ぶことにしよう。AIとニューロの統合はさまざまな課題を抱えているが、ここではAD、DA変換の意味とそれがもたらす問題について考えることにする。

ヒトのAD、DA変換の様子をみると、問題を取り巻く関連した情報を巧みに考慮に入れ、柔軟かつ適切に変換していることに気が付く。例えば、図形パターンの分節や認識（AD変換）では、さまざまな変形を上手に吸収し、ゲシュタルト心理学が指摘するプレグナンツの法則に沿って変換される。また、音韻記号列からの音声波形の生成（DA変換）では、その記号列の背後にある意味が十分に反映されて自然な発声が生み出される。このようにヒトによる変

換はその場限りのad hocなものではなく、一つの確固とした原理に沿っているように思われる。

一方、現在の情報処理では、この種の変換はニューロンの出力が適当なしきい値を越えるかどうかで離散化したり、ファジィ論理のメンバーシップ関数で柔軟性を実現している。どちらかといえば、とりあえず目的に合うようにad hocに変換しておこうとする安易なつじつま合わせといっても過言ではなかろう。

Synergetics（協同現象学）の提案者であるHahenは、ヒトのAD、DA変換は一つの原理に支配されているという立場に立ち、それを相転移現象に求めようとしている。パターンはミクロな情報素の集合であり、それを受けとって処理する認識システムもミクロな情報処理素子（例えば、ニューロン）からなっていて、各情報素と処理素子の間の相互作用によってシステムの状態が変動していく一種の力学系を考える。このとき、相互作用の結果として、全体としてのマクロな様子、つまり、相が定まるがこれを記号とみなすことによってAD変換のモデルとなる。逆に相が与えられると、それを生み出すシステムのミクロな状態が確率的に定まり、DA変換のモデルにもなっている。このモデルが当を得ているとすれば、DA、AD変換を規定しているのはどのような相互作用であるかを突き止めることが研究課題の中心になるわけで、目標を明確に据えることができる。この意味では、さまざまの力の発見がキーとなった物理学の方法論とよく似ていて興味深い。

このような相転移のモデルはいくつか研究されてはいるが、ヒトのAD、DA変換との関連でいえば、アナロジーの段階に留まっており、技術としての実現性には乏しい。いわゆる柔らかい情報処理を実現するには、ヒトが持っている自然なDA、AD変換機能を説明できる優れたモデルの提案が必要であり、それはAIとニューラルネットワークの統合を、両者の単なるつなぎ合わせ以上のものにすると考えられる。

3　知識獲得の視点から

3.1　知識獲得を支援する統合化

エキスパートシステムの開発において最も重要なポイントは、知識獲得である。現実世界で人間が問題解決を行う際、人間の扱う知識は極めて多様かつあいまいである。

このような知識を利用するためには、知識の表現や利用に関する問題の解決以前に、知識の獲得に関する基本問題が解決されなければならない。対象とする領域の問題解決を行う知識が、人間の専門家にしかない場合は、その対象領域の知識を十分に理解すると同時に、専門家との対話という柔らかい側面を持った知識の抽出が要求される。

さらに、こうして得られた知識をソフトウェアに作りあげられる形に分析・整理していくことができなければならない。

こうした問題点のため、ビジネス分野での適用がさまざまに制限されてきたのである。金融商品の開発支援、審査業務支援、企業診断などの適用可能な分野はいろいろあるが、知識整理、知識獲得の面における困難のため、システム化ができないものも多くあるのである。

われわれは、このような観点から、コンピュータによる知識獲得を望むようになってきた。事例の蓄積をするだけでよいような知識獲得手段、つまりエキスパートシステム構築の際に行うルール獲得の段階が不要となるようなシステムを求めている。

多くのAIツールベンダーはこれらの問題を解決するために、ルール抽出ルールやルールエディタなどの知識獲得支援ツールを提供することで補っている。しかし、このような機能を担う手段として現在最も有望視しているのが、ニューロコンピュータである。ニューロコンピュータは、その機能としてロジックのはっきりしない、経験的ノウハウをシステ

ム化するのに役立つ。現在、さまざまな相場予測や制御系などに利用されているが、エキスパートシステムの知識獲得手段としても利用可能なのではないかと思われる。ただし、現状では、一部その研究が進んでいるものの、ニューラルネットワーク部分は、ブラックボックス化しており、ロジックの解明がいまだ困難な状況にある。ロジック解明が行われ、それをルールとして落とすことができるようになれば、飛躍的に知識獲得が容易になり、適用分野も広がっていくものと思われる。

3.2 知能ロボットにおける知識獲得

外界とのアクティブなインタラクションにより学習し、必要な処理の枠組みや知識の自律的な学習獲得を可能とする知能ロボット研究の立場から、知識獲得のためのAIとニューラルネットワークの統合化の課題を考えてみる。

現在の知能ロボットは固い知能しか持ち合わせていない。ダイナミックに変化する外部環境に適応し目的の行動を自ら遂行する能力に欠けているのは認めざるを得ない。自ら行動を起こし、自らリアルワールドのモデルを学習獲得していく本来の知能化を実現するには、環境から来るあいまい性の高い情報をリアルタイムに適宜判断し、行動に移していく柔らかい知能が必要である。

知能ロボットで実行される知識処理は、大きく見て上位と下位レベルに階層化される。上位のレベルは、行動／運動計画、判断を過去の知識を使って策定し、下位のレベルは、センサやアクチュエータ系のリアルタイム処理である。上位と下位レベルの処理には互いにダイナミックな相互作用を持たせ、環境変化にリアルタイムに対応できるようにしておく必要がある。したがって、計画、判断のような直列思考を実行する逐次処理とリアルタイム性、あいまい情報の処理、学習を実行する並列分散処理とのダイナミックな融合が重要となる。並列知識表現である分散／局所表現と構造的知識表現との統合を上手く実現したシステム構築を考えなくてはならない。

並列分散処理と逐次処理を各々独立に構成して、それらを独立に結合するのみでは有機的な統合が実現されない。各々の知識表現を考慮した統合化を図る必要がある。例えば、分散表現はホモジーニアスな場に、局所表現はヘテロジーニアスな場に知識がマッピングされる。逐次処理での知識は、シンボルで表現される。これらの統合は、脳の機能局在をヒントにして考えると一つの解が見えてくる。ホモジーニアスな処理要素からなるモジュールを処理機能ごとに構成し、ヘテロジーニアスな特性を持つこれらモジュールを結合して知識を局所表現する。さらに、これらに構造を持たせ統合することで柔らかい知能が表現できる（かもしれない）。

このようなシステムを実現するには、与えられた運動特性を十二分に発揮するセンサアクチュエータ統合、単純な知識から複雑な知識を作りあげる知識統合、自律的な知識獲得や行動発現のためのメカニズム等の技術を研究開発する必要がある。これらの技術開発は、奥深いものがあり基礎を固めることが重要である。現在、制御理論とニューラルネットワークを統合したセンサアクチュエータ・フュージョン技術、AI技術と高次ニューラルネット／構造化ニューラルネットを統合した知識獲得技術等から研究が開始されつつある。今後の研究成果に期待するところが大である。

3.3 計算論的学習を中心として

人工知能の中で陽にプログラムとして与えられる以外の方法で知識を獲得させようとする機械学習において、その理論的裏付けを与えようという計算論的学習では、形式言語や計算量理論などにおける形式的手法を用いた研究が中心である。歴史的には帰納推論の研究の流れの中で帰納学習が研究されてきたが、1980年代からPAC学習やEXACT学習などの学習モデルが精力的に研究されている。その成果がニューラルネットワークの学習にも応用され、学習

容量や学習可能性の見積りについての結果が得られている。

これらの計算論的学習の成果を基に、今後の取り組むべき課題について、これまでの理論の延長ではなく、もう少し広い立場から考えてみる。計算論的学習の主要な研究テーマは、新しい学習モデルの導入、学習に要する計算量の評価、学習可能性の証明などである。そこで、今後の重要な課題については、学習一般では広過ぎるので、上記のテーマについて考えることとする。

(1) 新しい学習モデル

並列・分散化への課題。学習モデルとして、これまでは単一のマシン（有限オートマトン）を対象としていたが、複数の学習者が並列・分散した状況を考慮した新しい学習モデルを構築し、解析することが必須となる。並列マシンや遺伝アルゴリズムなどの進化メカニズムを取り込んだモデルが今後主流になるからである。

(2) 学習に要する計算量の評価

計算量の理論の立場から多項式時間への傾倒が強いが、現実的な場合も、また、並列・分散環境の場合でも、単一マシンの計算量を多項式時間で評価する根拠は薄い。複数マシンを考慮した計算量の考察が今後の重要な課題である。また、理論解析の便法として極限における漸近的振舞い（同定）を成功基準としているが、問題のサイズに依存した複数の成功基準を導出することが必要である。

(3) 学習可能性・不可能性の証明：

現実的な条件の考慮。現実には、完全な学習データを仮定することは不可能である。したがって、不完全な学習データ（ノイズや間違いのある）を対象にした学習過程の学習可能性や学習アルゴリズムのロバスト性などを解析することが必要になる。

計算論的学習でも理論研究の常として、理論的・解析的な解法を用いるために問題を理想化している。現実の複雑な応用事例に対して成果を積極的に利用できるためには、上記の課題に正面から取り組む必要があると考える。

4　探索の視点から

4.1　制約充足問題の解法としてのニューラルアプローチへの期待

AIの目指すものは知的情報処理の実現であるが、それには二つの側面がある。一つは「知」の機能、心の働きを解明しようという認知科学的側面であり、もう一つは知的機能を機械で実現しようという情報工学的側面である。一般に情報処理を考える場合、情報の表現と操作という二つの点を考慮しなければならないが、AIは記号による情報の表現とその形式的操作というパラダイムに基づいて知的情報処理を考えてきた。そして、認知機能を記号レベルで説明するとともに、計算コストの点からみても妥当な推論実行手続きを開発することにより知的情報処理を実現してきた。

このような記号計算パラダイムにおいては、問題解決に必要な知識はすべて明示的に記述されているということが前提となっている。しかし人間の場合、必ずしも世の中すべての事柄が明示されたうえで問題解決を行っているわけではなく、人間の知識はどちらかといえばあいまいで不完全である。こうした指摘は、AIの認知科学的側面における問題にとどまらず、大規模知識ベースの構築などその情報工学的側面においても重要な問題である。

これまでAIの研究においては、情報の表現とその処理機構について交互に力点が置かれ議論されてきた。そして両者がうまくかみあったとき、新しい知的情報処理のパラダイムが生まれてきた。知識の不完全性については、現在、デフォールト推論や極小限定、アブダクション、仮説推論といった高次推論形式や制約に基づく知識表現などその定式化がいくつか提案されているところで、その具体的な計算

機構については無矛盾性（充足可能性）のチェックなど計算量が問題となっている。

ところでコネクショニズムは、情報の分散表現とその並列処理というパラダイムに基づいた知的情報処理を提案している。分散表現すなわちパターンの特徴は、記述された情報間に「近さ」が自然と導入されている点にある。コネクショニズムにおける処理は、このパターン間の「近さ」に基づいたもので、①層状ネットワークによるパターンの学習識別機能の実現、②相互結合形ネットワークによる制約充足問題の解決が提案されている。

情報の分散表現がAIの認知科学的側面においてどのような意味を持つかということは、認知機能をどう理解しようとするのかということ、すなわち説明のレベルに依存することで一概に記号表現との優劣を議論することはできない。ただ、パターンから記号がどのように生成されるのかという点については認知科学的に興味のつきない問題である。

コネクショニズムがAIにおいて期待されるのはむしろその計算機構としての側面であろう。局所的な制約関係が与えられたとき全体として制約を満たすような解を求める制約充足問題は、AIにおける知識の不完全性の問題とも密接に関係しているが(無矛盾性の検証は制約充足問題の一種である)、これを論理表現に基づく直列処理で解決するには計算量の壁があって現在のところ困難である。このような壁のブレークスルーとしてコネクショニズムによるアプローチが期待できるのではなかろうか。記号表現の背後にある計算機構としてニューラルネットワークを考えていくことがAIとコネクショニズムの統合化に向けて重要なことであると思われる。

4.2　記号推論のニューラルネットワークによる高速化

AIの中心的技術となっているのは記号（シンボル）による知識表現とそれを操作することによる推論による解法である。記号は離散的であり、それによる推論は可能な記号の組合せ空間を探索することとなり、指数的な組合せ数の増大が生じて推論時間が大きな問題となる。推論の筋道をガイドする役割を果たすヒューリスティックスの導入は、この問題を克服する実用的に非常に有効な手段であり、これによって多くのエキスパートシステムが開発されてきた。しかしヒューリスティックスは取得が難しく知識獲得の問題が生じ、ヒューリスティックスに頼らないシステマティックな推論の高速化技術を確立することが重要となる。

不完全な知識を仮説として扱うことにより知識ベースの能力の幅を拡大する仮説推論システムの研究は、診断や設計問題に適用できるといった実用性も有する今後の知識処理の有力な枠組みである。しかし不完全な知識の使用に関連して非単調な推論が必要となり、低い推論速度の克服が最大の課題である。いくつかの高速推論手法が考案・開発されているが、通常の記号推論の範囲にとどまっていたのでは問題サイズに対して指数オーダで増大する推論速度の壁は越えられない。仮説推論の計算複雑度はNP完全あるいはNP困難と証明されており、この壁は理論的に越えられないことになる。他の多くのAIに関連した問題もこのような計算複雑度のオーダとなる。例えば、宣言的知識表現／推論の基礎に位置づけられる制約充足問題（CSP）の計算複雑度もNP完全である。このような推論速度の壁を克服するAI的なアプローチとして、過去の推論結果からの類推や学習機能があり、われわれも有用な手法を考案・開発してきた。

記号主義的なアプローチから離れたアナログ的性質で並列性を有するHopfield型ニューラルネットワークの利用も、一つの高速推論メカニズムとして期待するところ大である。巡回セールスマン問題を高速に解いたとして有名になったHopfield型ニューラルネットワークは、制約下で最適解（正しくは準最適解を確率的に）を高速に求める機能を有しており、仮説推論、あるいはその他の記号推論の高速求解エ

ンジンとして結合して使用するのは有望なアプローチであろう。

最適解を記号推論的に求める一般的高速化法には分岐限定法があるが、組合せ問題を解くことになる。これに対してアナログ量の世界では、評価関数の局所的な傾斜を頼りにして山登り的に最適解に近づく戦略が可能である。デジタルの記号の世界では多次元空間内の離散的な点しか渡り歩けないのに対し、アナログ量の世界では多次元空間内を連続して進める。数理計画法で実数値をとる線形計画法には高速解法（シンプレックス法など）が存在するのに対し、整数値しか許されない整数計画法はNP完全であり高速解法が存在しないことにも見られるように、最適解の探索はアナログ的世界のほうが優位性があるようである。記号推論の高速化に際しても、このようなアナログ的技術との結合を図るのは有効なアプローチと思われる。人間の脳もどうもそのようなメカニズムで動いているようである。

4.3　制約の力学

認知過程における情報の流れは文脈に依存し、極めて多様である。したがってAIシステムにおいては、制約（Constraint）、つまり情報の流れを固定する度合の小さい設計方式を用いるべきである。また、刻々と変化する文脈に柔軟に対処するには、システムの一時的内部状態も情報の流れをなるべく固定しない形のものでなければならない。したがって推論は、次々に制約を変換していく作業と考えられる。

言語仕様などの組合せ的な行為を設計するには、1階論理程度の記述力を持つ制約の体系が必要だろう。ところで従来の記号論理では、制約が充足されている度合が充足と違反の二つに明確に区別されており、仮説が有意味であるためには充足されていることを保証せねばならない。しかしそれは、1階論理並に強力な体系のもとでは実際上不可能である。認知主体が行うべき情報処理は準最適解（充足の程度が十分高い解）の効率的な探索と考えられるが、従来の記号論理ではそうした処理を設計できないのである。

そこで、連続値のポテンシャル・エネルギーとして違反の程度を計量することによってファジィな宣言的意味を与えることを考える。これによって制約の状態の妥当性を細かく分類することができる。さらにこのポテンシャル・エネルギーの最小化によって情報処理を制御することを考える。このように単一の力学（Dynamics）に基づいて宣言的意味と操作的意味とを一挙に与えることにより、両者を密接に関連付けることができる。それに基づく情報処理は、意味的な重要性を反映し、仮説の生成や無矛盾性の管理のための膨大な計算を無暗に行わないので効率がよく、また、制約違反によって停止したり暴走したりすることがないという意味で頑健（robust）なものとなりうる。

こうして、記号システムの豊かな表現力とコネクショニスト・モデルの柔軟性とを兼ね備えたアーキテクチャが構築できる。そこでは、動的計画法、ゲーム木の探索、マーカ伝達、アブダクションなどで用いられてきた、記号処理のヒューリスティクスが、力学から自然に導出される。またその際、回帰結合を含むネットワークに関する誤差逆伝幡と同様の方法が記号処理の制御に使えるなど、コネクショニスト・モデルのさまざまな技法も生かされることになる。

第３部　第五世代コンピュータ

1　プロジェクト発足までの経緯

第五世代コンピュータプロジェクトの調査段階における時代的背景を要約すると次のとおりである。

・日本のコンピュータ技術が欧米先進国に追いついた頃。

・コンピュータ技術に関する日本のナショナルプロジェクトの役割が「欧米の最新技術に対するキャッチアップによる競争力向上」から「世界に先駆けてのリスクの多い先端技術開発の実施による世界のコンピュータ科学への貢献」へと転換することが論議された。

このような状況下で通商産業省は新しいプロジェクトとして、第五世代コンピュータに関する調査を1979年に開始し、1981年まで継続した。第五世代コンピュータのネーミングには当時登場が予想されていたフューチャシステムとしての第四世代機よりさらに先行した先端技術開発に向けた通商産業省の意気が込められていた。

新しいプロジェクトのための調査検討を行うため、調査研究委員会が1979年に構成され、第五世代コンピュータの枠組とプロジェクトとしての目標を提案し、1981年まで継続した。

委員会のメンバーは、大学・国公立研究機関・コンピュータメーカの研究者で３年間全体で百数十人が延べ百数十回の打ち合わせに参加し、そこでは近未来の重要なコンピュータ技術としての以下に示す候補が議論された。

・知識処理指向の推論コンピュータ技術

・大規模データベース・知識ベース向きのコンピュータ技術

・高性能ワークステーション技術

・機能分散型コンピュータ技術

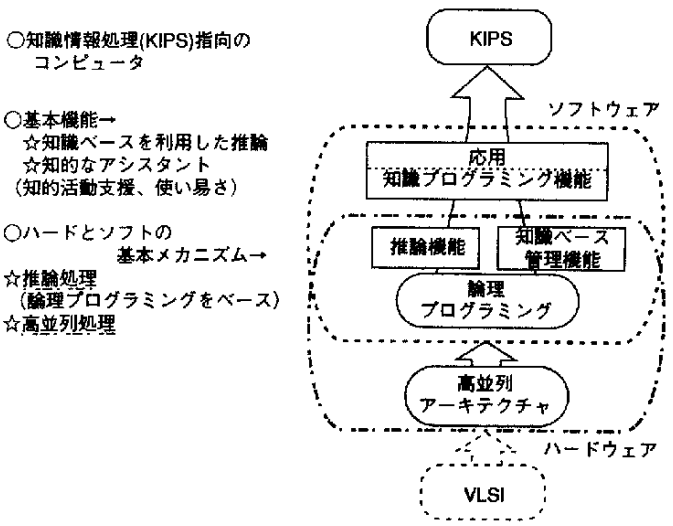
・大規模科学計算向きのスーパーコンピュータ技術

これらのコンピュータ技術は日本のオリジナルな技術開発による国際貢献、将来技術としての重要性、社会的ニーズとの結び付き、日本のナショナルプロジェクトとしての枠組と役割の観点等で調査検討が行われた。

その結果、委員会は1980年末には第五世代コンピュータ像を決定し、さらに技術的観点、社会的インパクト、プロジェクトの枠組への検討を継続した。委員会のプロジェクトに対する提案は次のとおり要約できる。

①第五世代コンピュータの枠組：並列（non-Von Neumann型）処理と知識ベースを用いた推論処理

図表Ⅲ-3-1　第五世代コンピュータの基本概念



を基本メカニズムとする。このためのハードウェアとソフトウェアのインタフェースは論理型言語とする（図表Ⅲ-3-1）。

②第五世代コンピュータプロジェクトの目的：知識情報処理を指向し、現存の方式でのコンピュータの技術的限界に対処しうる革新的コンピュータの技術体系を確立する。

③プロジェクトの研究開発目標：第五世代コンピュータのハードウェアおよびソフトウェアの技術を1セットとして研究開発する。そのための第五世代コンピュータプロトタイプシステムとして1000台規模の要素プロセッサからなる100MLIPS（1秒間の推論実行回数）から1GLIPSの性能を目指す。

④プロジェクトの研究開発期間：前期（要素技術開発）、中期（サブシステム開発）、後期（トータル（プロトタイプ）システム開発）の3段階に区分された10年間と見積る。

通産省はこの提案に基づき第五世代コンピュータプロジェクトをナショナルプロジェクトとして開始すべく、各方面との折衝を行った。一方、国際会議を1981年10月に開催し、この調査結果を発表し海外の専門家を含む議論を行った。

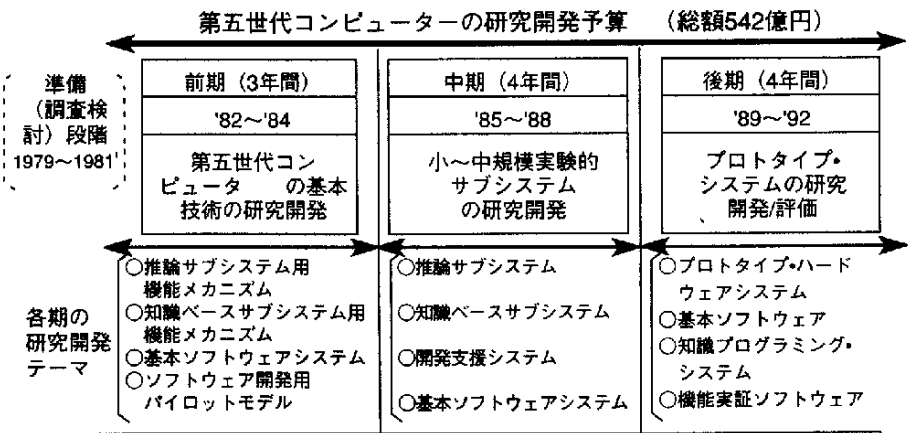
2　プロジェクトの研究開発ステップ・予算

本プロジェクトはリスキーで先端的な技術開発を行う必要性から、次の3段階に分割された長期間の計画である。

- 前期（昭和57年度から59年度）：第五世代コンピュータとして必要な要素技術の研究開発。
- 中期（昭和60年度から63年度）：小中規模の各サブシステムの研究開発。
- 後期（平成元年度から4年度）：トータルシステムとしてのプロトタイプシステムの研究開発。当初計画に対し、平成4年度に統合化・評価・改良を行うこととなった。

計画を実施するための予算は全額国の予算であり、各年度ごとの予算は、前年度に予算要求に基づ

図表Ⅲ-3-2　第五世代コンピュータプロジェクトの予算推移



	前期			中期				後期			
年度	'82	'83	'84	'85	'86	'87	'88	'89	'90	'91	'92
研究開発費（億円）	4	27	51	48	55	56	57	65	70	72	36
（総額）	83億円			216億円				243億円			

き審議され定められてきた。前期約80億円、中期約220億円であり、後期約240億円（総額540億円）の予定である。

3　プロジェクトの成果の概要

第五世代コンピュータプロジェクトでは、二つの研究目標が掲げられた。それらは、知識情報処理の確立と並列処理の追及である。論理プログラミングは、それら二つの目標を同時に達成するための鍵となる技術として、採用された。プロジェクトの開始当初は、プロジェクトの研究全体を推進する牽引車として、Prologが選ばれた。このプロジェクト以前は、Prologに基づいた組織的な研究がなされていなかったので、なすべき事はたくさんあった。それらは、研究推進のためのワークステーションの開発、Prologの並列化の研究などである。

これらの研究の中で特記すべき成果は、以下の三つである。第1は、Prologにオブジェクト指向の機能を拡張した言語ESP(Extended Self-contained Prolog)と、その言語の専用ワークステーションPSIの開発である。そのワークステーションのためのオペレーティングシステムは、すべてESPによって記述された。

第2の成果は、部分評価技術のメタプログラミングへの応用である。この技術によって、新たなプログラミング言語のコンパイラを、その言語のインタプリタを与え、それを部分評価することによって作ることが可能となった。この技術は、文脈自由文法のボトムアップ・パーサの導出に用いられた。言い換えれば、部分評価によって初めて、メタプログラミング技術が実用に耐えるものとなった。

第3の成果は、制約論理プログラミング言語の開発である。当プロジェクトでは、CILとCALの二つの制約論理言語が開発された。CILは、自然言語処理を目的として開発され、状況理論での“Complex Indeterminates”という概念を表現するための不完全データ構造が導入されている。それによって、Minskyのフレームのようなデータ構造の表現が可能であり、スロット値間の任意の関係は、制約によって表現できる。CILはDUALSと呼ばれる自然言語理解システムの開発に用いられた。もう一方の制約論理言語CALは、非線形方程式を対象とした言語である。CALでは、Grböner Basisを求めるためのBuchbergerアルゴリズムを用いて、非線形連立方程式を解いている。

このような成果にもかかわらず、Prologは、プロジェクト遂行にとって、一つの困難な問題を抱えていた。それは、「Prologの基本的枠組の中に並行性の概念がない」という事実である。並列処理技術の開発における「並行性」の果たす役割の重要性から、プロジェクト遂行にあたりその概念を持った他の論理プログラミング言語が探求された。

そこで注目されたのが、Keith ClarkとSteve GregoryによるRelational LanguageおよびEhud ShapiroによるConcurrent Prologである。この二つの言語は、「並行性」を導入するために、committed choice nondeterminismを採用している。IOCTでは、これらの言語が詳細に検討され、その結果として、この二つの言語とほぼ同じシンタックスを持っているが、より単純で、しかも表現力もほとんど劣らない第三の並行論理プログラミング言語Guarded Horn Clauses (GHC)が開発された。そして、それはプロジェクトの核言語KL1の中核として採用された。KL1の導入により、プロジェクトは、中期以降、KL1の専用並列ハードウェアとその言語の上のソフトウェア技術の開発の二つの部分に分けて、推進されることになった。そして、並列推論マシンPIM、および、その上で走るいくつかの応用プログラムが開発された。これは、プロジェクトの当初の目標に沿った成果であり、当プロジェクトの最も重要な成果である。

これらのプログラミング言語指向の研究の他、当プロジェクトでは、人工知能およびソフトウェア工学の分野で、論理および論理プログラミングに基づく多くの基礎的な研究がなされた。それらは、非単調推論、仮説推論、発想推論（abduction）、帰納推論、知識表現、定理証明、部分評価、プログラム変換などである。これらの問題は、論理および論理プログラミングに基づく並列処理との相性の良さから、将来の並列推論コンピュータの重要な応用分野になることが予測された。これは、すでに起こりつつある。

以下、本稿では、始めに、逐次型推論マシンPSIの開発について述べ、次に、制約論理プログラミングの成果について、解説する。さらに、並列推論システムについて、そのハードウェアとソフトウェアの研究成果について、詳しく述べる。

4　逐次型推論マシンPSIの開発

1000台規模の要素プロセッサを結合した並列推論マシンと、それを制御する基礎ソフトウェア、特に、並列OS、PIMOSを作り上げるためには、その構成要素となる個々の技術を、一つひとつ確立し、積み上げていく必要があった。その過程では、多くの選択肢があるわけで、その評価と絞り込みのプロセスが重要である。評価のためには、できるだけ実際的なシステムを試作することが信頼性を上げるために重要である。

前期においては、逐次論理型言語のパーソナルワークステーションを試作し、論理型言語の記述能力と十分な実行性能が得られるか否かの評価を行うこととした。また、同時に共通的に用いる研究開発ツールを得ることを目指した。（当時は、関数型言語LISPのワークステーションが開発されており、このようなワークステーションの論理型言語版を目指した。）当時の最も高速な論理型言語の処理系は、DEC20システム上で動作するDEC10 Prologであり、これと同程度の性能を目指した。

まず、逐次型のマシン言語、KL0を設計し、これを効率的に実行する専用マシン、逐次型推論マシン（PSI-I）を開発した。ハードウェアアーキテクチャとしては、タグアーキテクチャを採用した。次に、この上にシステム記述言語ESPを設計した。ESPは、Prologにオブジェクト指向のモジュール化機構を付加した言語であり、PSI用のOS、SIMPOSの開発や、その後の、知識処理の実験ソフトウェアの試作に広く用いられた。PSI-IとそのOS、SIMPOSの開発は、成功裏に終了した。この成功によってこの言語にソフトウェア生産性が極めて高いことが示され、論理型言語の優秀性が裏付けられた。その反面、実行性能は、35KLIPSであり、当初の目標はクリアーしたものの、さらなる性能の向上には、アーキテクチャやコンパイラに工夫が必要であることも明らかとなった。このPSI-Iは、約100台が製造され、このプロジェクトの共通ツールとして用いられた。

PSI-Iのハードウェアの規模は、カスタムVLSIを用いなかったこともあり、11枚のプリント基板を要した。また、コンパイラによるオブジェクトコードの最適化を導入すれば、さらに性能を向上させ得ることがわかった。これは、後の、PSI-IIの開発において、D.H.D. Warrenの提案による抽象マシン命令セット（WAM）を導入することで実現された。

PSI-IIは、カスタムVLSIチップを用いて実装したことにより、ハードウェアのサイズは、PSI-Iに比べて、約6分の1となった。性能は、D.H.D. Warrenが新たに提案したWAMを採用し、コンパイラによるオブジェクトコードの最適化をはかると共に、アーキテクチャを改良したことにより、PSI-Iの約10倍の、330KLIPSを達成した。また、主記憶の最大容量も、320MBに拡張し、大規模の知識処理の実験ソフトウェアの試作を大きく加速した。

5　制約論理プログラミング

Prologは記号処理用の強力な言語であり、同一化という単一の演算で多くの問題を処理できると思われがちだが、実は連立1次方程式すら扱えない。すなわち、同一化の連立方程式

|[a, b]=[E1, E2],　[c, d]=Y,　A=[E1, E2 | Y]|　(1)

は扱えるが、

|2X + 4Y = 14, X + Y = 5|　(2)

は扱えない。(1)の等式は、両辺が全く同じものであることを表しているが、(2) の等式は、計算結果が同じになることを表しており、その解き方は自ずと異なる。しかしながら、この両者に現れる変数はどちらも未知のある値を表している、という意味で同種のものである。この類似性に基づいて論理プログラミングを拡張したのが、制約論理プログラミングである。論理プログラミングにとって大切な性質は、健全性および完全性であるが、扱う制約のクラスをうまく限定すれば、論理プログラミングにおけるこのような良い性質を保ったまま言語を拡張できることが、Jaffar等によって示された。

ICOT では、プロジェクトの開始とほぼ同時に、自然言語の研究に関連して制約論理プログラミングの研究開発が開始された。向井と安川は、状況意味論の計算モデルを開発する事を目的として、CIL (Complex Indeterminates Language)と呼ばれるプログラミング言語を開発した。complex indeterminate は、不定個の引き数を持つ部分確定項を表現出来るデータ構造である。この言語の開発中に、彼らは Colmerauer による Prolog IIに現れる freeze に注目し、それを CILの制御構造として採用した。

制約解消の観点から見ると、CILは受動的な制約解消しか行っていない。すなわち、制約伝播や連立い言った能動的な制約解消を行っていない。その後、ICOT では、能動的制約解消を含む制約論理プログラミングの研究開発が開始され、CAL と呼ばれるプログラミング言語が開発された。その言語は、非線形方程式によって、制約条件を表現することができる。一般の非線形連立方程式を解くアルゴリズムは、Buchbergerアルゴリズムとして知られている。それは、Knuth-Bendix の完備化手続きとして知られている項書き換えシステムの一種であり、書き換えによって得られた標準形は、Gröbner Basis と呼ばれている。CAL では、同じ手法により、ブール代数も扱える。

一般的な記号処理の領域における制約論理型言語の研究として特筆すべきものに、cu-Prologがある。cu-Prolog では、制約は展開／畳込み変換というプログラム変換により解消される。ここでは、展開／畳込み変換は、項の間の組合せ的制約を解くための基本操作として用いられている。変換が行われるごとに、制約（プログラム）は構文的に見て、より制約を含まない形に変形される。この基本操作は、CAL の基本操作である項書き換えに似ていることに注意されたい。これら二つの操作はいずれも、プログラムを書き換えて、何らかの標準形を得ることを目的としている。cu-Prolog のアイデアは橋田の依存伝播（dependency propagation）の研究において導入されたものである。彼は、文脈自由規則を記述したプログラムを依存伝播により実行することにより、チャートパーザと同等の効率で構文解析が行えることを示している。

橋田は人工知能および認知科学の基礎的問題に関する、計算モデルの観点からの研究を行った。彼の力学プログラミング（dynaminical programming）という計算モデルでは、計算は要素制約、節、ユニフィケーションに付随するさまざまなポテンシャルエネルギーにより制御される。ポテンシャルエネルギーは、制約に対する違反の度合を表し、したがって、ポテンシャルエネルギーを減少させることは制約を解くことに相当する。

制約論理プログラミングは、論理プログラミング

の持つ記述力を大幅に向上させたもので、Prologの対象とする領域を拡張することにより、人工知能の問題のほとんどをカバーするような、強力なプログラミング環境を提供できるのではないかと期待されている。

6　並列推論システムの研究開発

6.1　並行プログラミング言語FGHC

FGHCは、他の並行論理プログラミング言語と同様に、並行プログラミング機能を実現するために、立て棒“|”で表される、コミットメント・オペレータと呼ばれる新たな記号を導入している。GHC/FGHCの特長は、それがPrologに対する唯一の構文的拡張になっている点である。コミットメント・オペレータは、節全体をガード部（立て棒の左）とボディ部（立て棒の右）に二分する。ここで、FGHCは、実行中にガードの入れ子ができないように（flatになるように）、ガードに書けるゴールをテスト述語の呼び出しに制限したものである。ここで、テスト述語とは、大小判定などの組み込み述語、およびボディ部にゴールのない節のみによって定義された述語である。

節のガード部は、二つの重要な役割を担っている。第一に、ガード部は、その節が引き続く計算を行う節として選ばれるための条件を与えており、第二に、それは（間接的に）同期の条件を与えている。FGHCにおける同期の一般規則は、データフロー同期である。これは、計算を行うのに十分なデータが来るまでその計算が中断されること、を意味する。FGHCの場合では、呼び出し条件を判定するのに足るだけ十分に呼び出し元が具体化されるまで、ガードの計算が中断される。例として、切符の自動販売機がどのように動くかを考えてみよう。コインが挿入された後、切符自動販売機は利用者が行き先のボタンを押すのを待たなければならない。この待ち合わせは、ガードを持った節によって、「もし利用者が160円のボタンを押せば、それは160円の切符を発行する」といった規則として表現される。

重要な点は、データフロー同期が、ゴールが実行されてそのゴールに相当するFGHCの節が呼び出される時のヘッド・ユニフィケーションのルールによって実現される、という事実である。そのルールは、ヘッド・ユニフィケーションでの情報の流れは、呼び出し元から呼び出し先への一方向でなければならない、というものである。

このルールがなぜデータフロー同期を実現しているかを理解するのは、それほど容易ではない。その直感的な説明を与える例として、職場での仕事のスケジュール管理の問題を考えてみよう。今、仕事には、いくつかの種類があり、しかも各従業員は、それぞれできる仕事のタイプが限定されているものとする。仕事を取ってきてそれを従業員へ割り当てる管理者が呼び出し元に対応し、仕事を割り当てられる各従業員が呼び出し先に相当する。ここで、管理者は、各従業員ができる仕事のタイプを把握していないとしよう。すると、仕事の割り当ては各従業員にそれができるかどうかを聞くことから始めなければならない。これがガード部で記述される節選択の条件に対応する。また、各従業員にとってみれば、仕事のタイプを調べなければならないので、その指令の詳細を受け取るまで仕事を開始することができない。その時のデータの流れは、仕事の割り当て者から各従業員への一方向であり、逆の流れは許されない。もしデータの逆の流れを許すとすると、仕事のタイプが追って明らかになるような仕事が来た時に、それを待たずに従業員がその仕事のタイプを自分の都合の良いように勝手に決めてしまうことになる。このような事態が起こるのを防いでいるのが、ヘッド・ユニフィケーションのルールである。これは言い換えれば、データの流れを呼び出し元から呼び出し先に制限することによって、データフローに

よる同期が実現されることを意味している。

この原理は、二つの点で重要である。第1に、このプログラミング言語が、並行性を表現する自然な道具となっている点であり、第2に、その同期機構が非常に単純なので、効率の良い並列ハードウェアの実現を可能としている点である。

6.2　並列言語 KL1

並行論理プログラミング言語 FGHC は、並行事象を論理的に記述することはできるが、そのままでは、実際に並列コンピュータの上で走らせることができない。そのためには、論理的な記述の他に、どのゴールをどのプロセッサの上で実行させれば良いか、いくつか走らせることが可能なゴールがあった時、どれを優先的に走らせれば良いか、などを指定しなければならない。ICOT で開発された並列言語 KL1は、そのような指定の機能を追加した言語となっている。特に、この追加機能のための部分言語を、KL1p と呼ぶことにする（p は、pragma を意味する）。KL1 は、この他、オペレーティング・システムの実現のための必要となる、他のプロセスの実行をメタ・レベルで監視し、制御するための機能を備えている。

FGHC が、並列コンピュータのアーキテクチャに独立な論理的な並行性を表現しているのに対して、KL1p は、そのようなプログラムを実際の並列コンピュータ上で動くプログラムに写像する。たとえ FGHC で書かれたプログラムが潜在的に高い並列性を表現している場合でも、それが実際の並列コンピュータ上で高速に走るとは限らない。実際に並列コンピュータ上でプログラムを高速に走らせるためには、負荷分散、通信の局所化、および実行の優先順位についての十分な配慮が必要である。ここで、これらの点は、効率にのみ影響し、プログラムの正当性には影響しないことに注意しよう。プログラムを並列に実行させるための写像は自動化させたいが、実際にはその技術は対象とする問題に大きく依存し、一般的な手法は未だ見出されていない。現在自動化されているのは、あるタイプの探索問題に共通な方法だけである。

注意すべきことは、特に分散記憶アーキテクチャでは通信コストが大変高い、ということである。ユニフィケーションのような基本演算のコストは、それがプロセッサ間に跨った場合は、そうでない場合と比較して10〜100倍遅くなる。そのため、負荷をプロセッサ間に分散させるときには、通信によるオーバーヘッドの増加を十分考慮に入れなければならない。計算の局所性は大変重要であり、計算の粒度が十分大きくなければ、効率はかえって悪くなることが予想される。KL1 では、KL1p の機能を用いて写像を工夫することによって、計算の粒度を調節し、局所性を増加させることが可能である。

6.3　PIM のハードウェアと KL1 言語処理系

要素プロセッサのアーキテクチャやネットワークの構造など、いくつかの重要と思われる選択肢をまとめて、5種類のハードウェアモジュールを試作することとした。それぞれには、図表Ⅲ-3-3のような特徴がある。試作したモジュールの規模は、大規模なソフトウェアの実験に使うものでは、256から512台の要素プロセッサを接続することとし、アーキテクチャの実験用のモジュールは、16から20台の小規模のものとした。

これらの PIM のハードウェアモジュールの要素プロセッサ数は、1000台以上となる。並列の基本ソフトウェア、特に、PIMOS においては、物理的な要素プロセッサ数は、100万台規模の要素プロセッサ数を管理しうる能力を持っているが、PIM の要素プロセッサ数は、数百台の規模であれば、機能の評価には、十分と判断した。

これらハードウェアモジュールは、すべて、KL1 と PIMOS をサポートし、いろいろな応用ソフトウェアを実行させて、プログラムのモデル化の手法とマシンのアーキテクチャの間のマッピングの良、否

の比較実験ができるようにした。すなわち、並列ソフトウェア技術の開発の実験台となる並列ハードウェアを目指した。

PIM の5種のモジュールは、それぞれ異なる命令セットを持つことから、それらの KL1言語処理系は、新たに開発する必要があった。マルチ PSI と同一のアーキテクチャを用いた、PIM/m では、マルチ PSI のファームウェアで実装された処理系を新しい要素プロセッサの命令に合わせて修正することでよかった。ほかの4種は、クラスタ構造を持つことから、KL1 言語処理系は、新たに設計し、試作する必要があった。

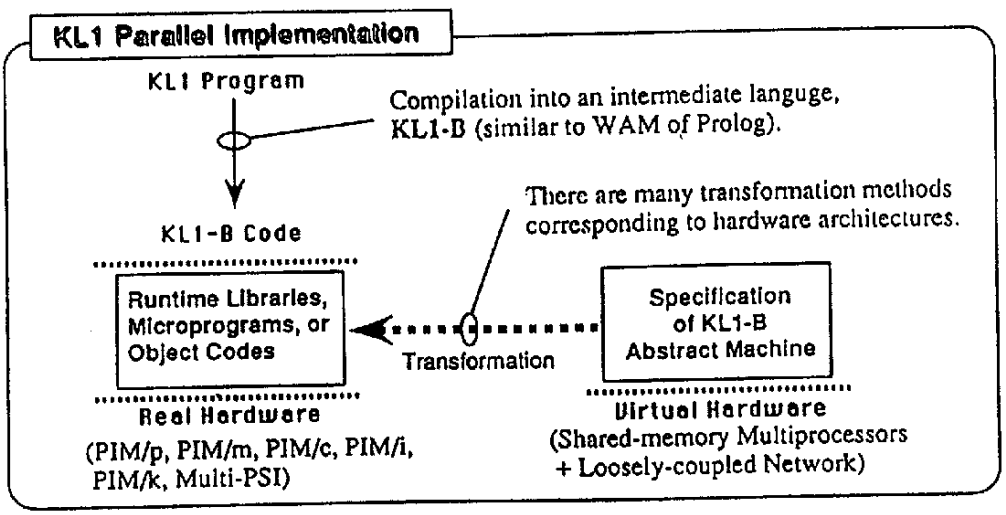
4種の PIM は、そのプロセッサの命令の詳細は、KL1 の高速実行をめざした設計となっている点では、共通点も多い。また、別々の処理系を、まったく独立に作成すると、作業の重複が多く、非能率的である。

そこで、4種の PIM の命令セットである PIM 機械語の上位に、抽象 PIM 機械語、PSL を設定し、これにより、KL1 言語処理系のうちの PIM に登載

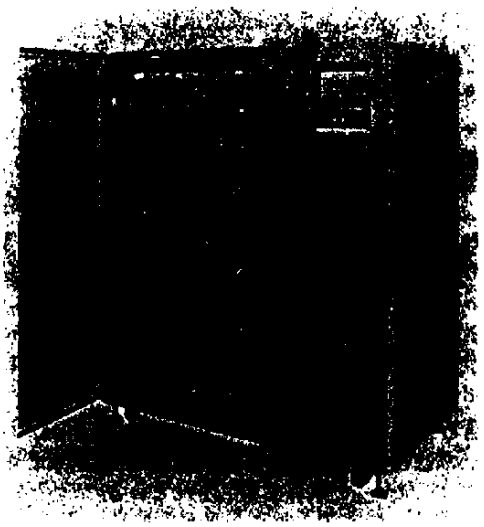
図表Ⅲ-3-3　PIMの各モジュールの特徴

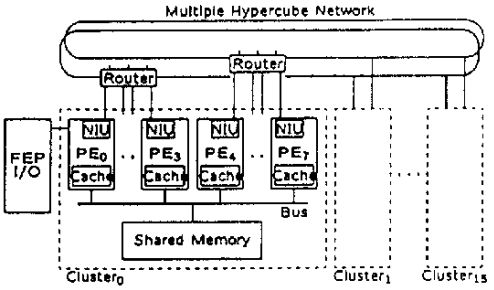
Item	PIM/p	PIM/c	PIM/m	PIM/i	PIM/k
Machine instructions	RISC-type + macro instructions	Horizontal microinstructions	Horizontal microinstructions	RISC-type	RISC-type
Target cycle time	60 nsec	65 nsec	50 nsec	100 nsec	100 nsec
LSI devices	Standard cell	Gate array	Cell base	Standard cell	Custom
Process Technology (line width)	0.96 μm	0.8 μm	0.8 μm	1.2 μm	1.2 μm
Machine configuration	Multicluster connections (8 PEs linked to a shared memory) in a hypercube network	Multicluster connections (8 PEs + CC linked to a shared memory) in a crossbar network	Two-dimensional mesh network connections	Shared memory connections through a parallel cache	Two-level parallel cache connections
Number of PEs connected	512 PEs	256 PEs	256 PEs	16 PEs	16 PEs

図表Ⅲ-3-4　KL1言語処理系、VPIMの構造



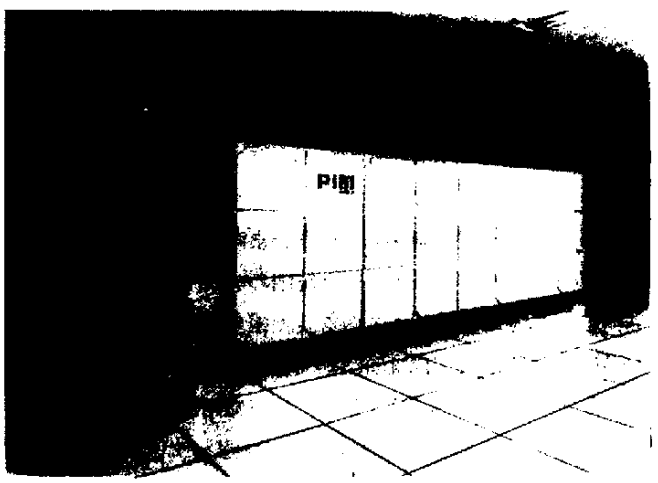
図表Ⅲ-3-5　PIM／pの主な仕様と外観

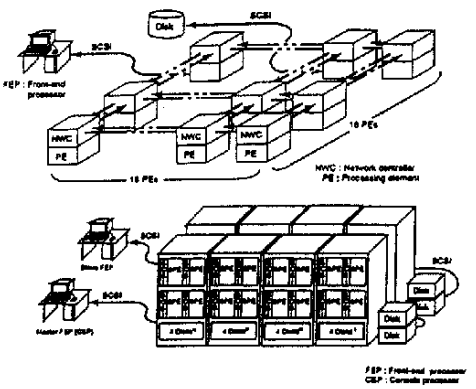




- Machine language: KL1-b
- Architecture of PE and cluster
  - RISC + HLIC(Microprogrammed)
  - Machine cycle: 60ns, Reg.file: 40bits x 32W
  - 4 stage pipeline for RISC inst.
  - Internal Inst. Mem: 50 bits x 8 KW
  - Cache: 64 KB, 256 column, 4 sets, 32B/block
  - Protocol: Write-back, Invalidation
  - Data width: 40 bits/word
  - Shared Memory capacity: 256 MB
- Max. 512 PEs, 8 PE/cluster and 4 clusters/cabinet
- Network:
  - Double hyper-cube (Max 6 dimensions)
  - Max. 20MB/sec in each link

図表Ⅲ-3-6　PIM／mの主な仕様と外観





- Machine language: KL1-b
- Architecture of PE:
  - Microprogram control (64 bits/word x 32 KW)
  - Data width: 40 bits/word
  - Machine cycle: 60ns, Reg.file: 40 bits x 64W
  - 5 stage pipeline
  - Cache: 1 KW for Inst., 4 KW for Data
  - Memory capacity: 16MW x 40 bits (80 MB)
- Max. 256 PEs, 32 PE/cabinet
- Network:
  - 2-dimensional mesh
  - 4.2MB/s x 2 directions/ch

される部分を記述した。この抽象 PIM 機械語、PSL を持つ PIM を、仮想 PIM (VPIM) と呼んでいる (図表Ⅲ-3-4)。

KL1 言語は、まず、コンパイラにより、WAM レベルの中間言語、KL1-B に、変換される。この時に、コードの最適化も行われる。KL1-B の実行の仕方は、各 PIM で異なり、ファームウェアのインタプリタで実行するモジュールやソフトウェアのランタイムライブラリーによるものなどがある。この KL1-B を実行する処理系の仕様は、PSL で記述されている。PSL は、C 言語に類似した形式で定義されており、KL1-B のインタプリタの仕様記述言語ともなっている。PSL で記述された KL1-B 言語処理系は、それぞれの PIM のマシン命令セット、PIM 機械語に、半自動的に変換できる。このような VPIM 処理系の構成は、将来、KL1 処理系を他機種に移植するときにも有効なものとなっている。

この KL1 処理系の構造は、複雑であり、その性能向上のためには、各部のチューンアップが不可欠である。また、この処理系では、クラスタ内の自動負荷分散機能を組み込むことを試みている。

PIM のハードウェアモジュールの役割は、それぞれ異なり、PIM/m、PIM/p、PIM/cが、並列知識処理ソフトウェア研究開発ツールとして予定されており、PIM/k、PIM/i は、アーキテクチャの研究用との位置づけである。

製造規模は、要素プロセッサ数で、PIM/p が512台、PIM/m が384台、PIM/cが256台、と計画された。最大構成は、PIM/p が512台、PIM/mが256台、PIM/c が256台の設計であるPIM／pとPIM／mの仕様と概観をそれぞれ図表Ⅲ-3-5、図表Ⅲ-3-6に示す。

処理速度は、モデルごとに異なるが、要素プロセッサ単体で、KL1 に対して、200から500KLIPS を目標とした。プロジェクトの目指す目標値は、100MIPS 以上であり、ピーク値では、これを容易に満足する。しかし、実際の応用プログラムでは、コンパイラの最適化の効果や、要素プロセッサの稼働率の良否により、その実行性能が変化する。このため、実際に、ベンチマークプログラムを作成して、計測し評価する必要がある。

6.4 並列推論マシンのオペレーティングシステム、PIMOS

PIMOS は、汎用の知識処理や記号処理を目的とする大規模な並列マシンの OS の標準系となることを目指して開発した。そのために、独立して動作する自己充足型の OS として設計されており、KL1 のプログラミング環境を含み、OS として必要な機能を網羅している。

そのハードウェアの資源管理や応用プログラムの実行管理の機能は、マシンのアーキテクチャの細部からは、独立しており、徹底した分散管理方式が採用されている。この結果、制御可能な要素プロセッサ数は、100万程度まで拡張可能なものとなっている。

PIMOS は、KL1 で記述されており、その管理機構は、KL1 のメタコール機能（荘園機能）を用いて、実装されている。KL1 の言語処理系が、GC を含む自動メモリ管理機能とデータフロー型の自動同期機構をもっていることから、PIMOS の資源管理や実行管理機能は、これより上のレベルでの管理、制御を行う。

すなわち、資源管理では、ユーザプロセスに与えるメモリ資源やプロセッサ資源の割り当て管理や、入出力機器の管理などを行う。実行管理では、ユーザのプロセスの実行、停止や、実行順序についての優先度制御などを行う。また、マルチユーザのサポート、ネットワーク経由のアクセスのサポート機能なども、備えている。

また、PIMOS は、KL1 のプログラミング環境を持っている。これは、コンパイラ、リンカー、デバッガなどの通常のプログラミングツールのほかに、プログラムの負荷分散を最適化するための支援ツールを備えている。これには、パフォーマンスデバッ

ダを支援するための、負荷分散状況をグラフィック表示するツールなどを含んでいる。

6.5 知識ベース管理システム

知識ベース管理システム、KBMSは、2つの階層から構成されている。その下層は、並列データベース管理システム、Kappa-Pである。Kappa-P は、非正規型の関係データベースに基づく管理システムであり、自然言語辞書や遺伝子情報のデータベースなど、格納するデータのサイズや構造が不揃いのものに対しても、能率良く対応できることを特徴としている。

その上層部は、演繹オブジェクト指向データベースに基づく知識ベース管理システムで、知識表現言語、Quixote を提供している。これらは、ともに、KL1 で記述されており、PIMOS 上で動作する。

これらの知識ベース管理システムや、データベース管理システムは、中期の始めから、開発された成果を発展させたものである。

非正規型関係データベース管理システム、Kappa の開発は、自然言語辞書などの人間社会に蓄積された「自然データベース」ともいうべきものの管理を目指して、中期の始めから開始された。非正規型のデータベースは、正規型に比べて、レコード長が不規則で構造がネストするようなデータに対しても有効である。このため、自然言語辞書の他にも、遺伝子データベースや、法律や契約条件など、社会システムの種々のルールの管理にも、適用範囲が広がりつつある。

このデータベース管理システム、Kappa の試作は、まず、PSI マシンの上において、逐次論理型言語の ESP を用いて行われ、中期末に完成した。これが、Kappa-II である。後期より、その並列版のKappa-P を、KL1 を用いて PIMOS 上で開発し、後期末にその第一版が完成した。Kappa-P は、多数の要素プロセッサと多数の磁気ディスクを利用した分散処理と並列処理の双方を用いており、この種のデータベース管理システムとしては、世界でもはじめてのものとなっている。

このようなデータベース管理システムの開発と並行して、知識表現言語や知識ベース管理についての研究も、中期の始めから行われた。知識の表現については、いろいろな試みが行われたが、最終的には、演繹データベースを基礎にして、それにオブジェクト指向のモジュール化機能を付加したものに発展した。この知識表現言語は、Quixote と呼ばれている。その言語処理系を含む管理システムは、Kappa-P の上に構築されている。このことから、Quixote には、集合演算などの関係データベース処理の演算が組込まれている。

したがって、応用に際しては、通常のデータベース作成にあたる、受身的な事実データの集積からはじめ、後から、能動的な規則データを随時付加していくことが容易に可能となる。すなわち、データベースシステムから、連続的に、本格的な知識ベースシステムに、拡張していくことが可能となるわけである。このような本格的な知識ベース管理システムの開発は、世界でもあまり例がなく、全体としてどのような、挙動を示すかを見ることは極めて興味深い。

7 並行論理プログラミングの応用

本章では、初めに、FGHC/KL1 による探索パラダイムの実現方法について述べる。次に、FGHC/KL1 による、より本格的なプログラムの例として、VLSI CAD における配線問題、蛋白質アミノ配列のアラインメント、および定理証明を取りあげる。

7.1 FGHC/KL1 における探索パラダイム

FGHC/KL1 は、committed choice の性質そのものに由来する重大な欠点を有している。それは、Prolog の最も重要な特徴である自動探索機能を備え

ていない点である。Prologでは探索機能は自動後戻り機構によってもたらされているが、committed choice 機構は引き続く計算のための節を一つに決めてしまうので、自動後戻り、あるいはそれに類する方法によって他の可能性を調べることができない。探索機能は論理プログラミングの計算手続きに付随する完全性の性質に関連しており、その能力の欠如は、この点において重大な欠陥である。

探索機能は、OR 並列探索によって簡単に実現できるのではないか、と思われるかもしれない。すなわち、これまでの変数の束縛情報を持った計算環境を複製して、各選択肢ごとに並列に計算を続ける方法である。しかし FGHC/KL1 では変数が複製できないので、この方法は使えない。その理由は、FGHC/KL1 では変数が未定義かどうかをチェックできないからである。すなわち、ある変数に対する束縛があるプロセッサで実行された後でも、別のプロセッサではその同じ変数が暫くは未定義であり続けることが起こり得るのである。一方、何故 Prolog のような探索機能を備えた言語を並列化しないのか、と疑問に思われるかもしれない。これには、二つの理由がある。第一の理由は上に述べたように Prolog は並行性を表現できない、という点である。並行性は、並行アルゴリズムにとっての鍵となる特性であるばかりでなく、AND 並列計算の制御にとっても極めて重要な役割を果たす。第二の理由は、Prolog のような探索機能を備えた言語の実行機構は、効率の良い並列処理機構を実現するには複雑過ぎる、という点である。

ここでのアプローチは、プログラミング言語をできるだけ単純に保ったままでプログラミング技術の工夫によって探索機能を取り戻すこと、である。そのようなプログラミング技法はいくつか知られているが、以下の三つはその代表例である。

(1) Continuation 法
(2) Layered stream 法
(3) 質問コンパイル法

この解説では、この中で(1)と(3)を取りあげる。というのは、その二つが、相互に補完し合っているからである。

continuation 法は、再帰アルゴリズムで表現されるような全解探索問題に適している。例えば、append プログラムによって、与えられたリストのすべての2分割を求めるような場合である。この方法は、Prolog の OR 並列実行を模擬している。Prolog での AND 逐次計算は、スタック上に計算の継続点（continuation point）を記憶する方法に翻訳される。計算の中間結果は、この継続点スタックを経由して、次のゴールへと渡される。この方法は、一つのゴールから他のゴールへの一方向のデータフローを仮定しているので、この方法を用いるためには、入出力のモード解析が必要である。このため、データベースの質問応答のように一つの質問リテラルに対して多数の入出力関係があり得る場合には、この方法は非現実的である。

質問コンパイル法は、この問題を解決している。この方法は、渕が KL1 によってボトムアップ型定理証明器を実現したときに初めて導入された。このプログラミング技法では、環境の複製問題は、データベースの質問応答プログラムを Prolog で直接実現する方法での呼び出し元と呼び出し先の役割を入れ替えることによって、回避している。すなわち、質問のパターンをゴールとして与え、そのパターンに一致するレコードを節集合の中から探し出す代わりに、この方法は、データベースをゴールとして与え、そこからレコードを一つづつ取り出しては、それに一致する質問成分を節集合の中から探索し、この処理を全レコードに対して再帰的に繰り返す。レコードはすべて変数を含まない基底リテラルであるので、呼び出し元のパターンは変数を含まない。変数の具体化は、質問成分が探索され、現在のレコードにマッチする節が見つかった時に起こる。質問とデータベースの表現を Prolog における直接的な表現の逆にしたことにより、情報の流れは呼び出し元

（データベース）から呼び出し先（質問成分）へとなり、これは、KL1のユニフィケーションの方向性と合致している。もう一つの重要な仕掛けは、質問成分節が呼ばれるたびに、その中に含まれる各変数に対して新しい未定義変数が作られ、それによってOR並列の各計算枝のための計算環境が作られることである。これらの仕掛けによって、KL1変数をデータベースの質問中の変数の表現に用いることが可能となり、データベース全体を質問の各入出力モードごとにコンパイルする必要がなくなる。

ここで述べた新しいコーディング技術は一般性があり、多くの応用プログラムの、開発に利用可能である。その制限は、データベースが質問に比べてより具体化されていなければならない、というものであり、ボトムアップ型定理証明では、この制限は、各公理の値域制限性（range-restrictedness）と呼ばれている。値域制限性は、公理の前提を満足するモデル要素（の組）を見出すのに成功したとき、その公理の帰結部に現れる新たにモデル要素となるべきリテラルは基底項になっていなければならないことを意味する。

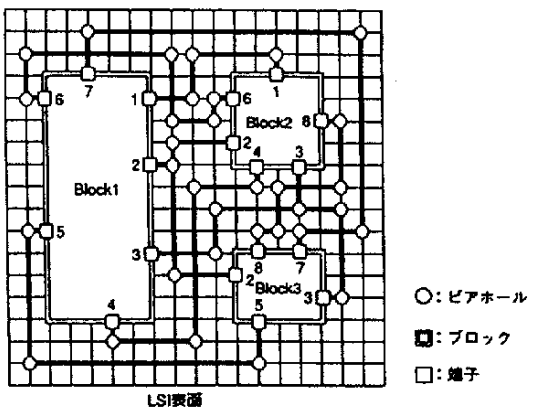
この制約は、一見大変強そうである。確かに、定理証明の分野ではこの条件を満たさない問題が数多く見られる。そのような問題に対しては、トップダウン型定理証明器が必要である。しかしながら、多くの実際的な応用では、ほとんどの場合有限の具体的なモデルを有しているので、値域制限性の条件を満足している。そのような問題には、設計問題、故障診断、計画問題、スケジューリング問題などがある。

7.2 VLSI CADにおける配線問題

VLSIの配線問題は、チップ上の回路ブロックのターミナル間を接続する配線の経路を求める問題である。この問題は莫大な計算時間を要する問題であり、これまでにもそれを軽減する工夫がなされたいくつかのアルゴリズムが開発されている。それらは、迷路法、線分探索法、チャネル配線法などである。伊達等は、このうち、最も並列化に適していると考えられる、線分探索法を拡張した先読み線分探索法と呼ばれるアルゴリズムを採用し、そのKL1プログラムを開発した。

アルゴリズムの詳細とそのKL1による実現法を紹介する前に、まず問題をより詳しく説明しよう。図表Ⅲ-3-7に、簡単化した配線問題とその解を示している。ここでは2層の配線面を持つVLSIチップを考えることにする。第一面は、例えば垂直線分用で、第二面は、水平線分用である。配線問題は、ネットと呼ばれる接続されるべきターミナルの集合（通常は二点）の集合で与えられる。図表Ⅲ-3-7では、ネットは同じ番号を持つターミナルによって表されている。以下では、ネットがターミナルの対で与えられる場合について考える。配線は二種の制約が課せられている。第一は、図表Ⅲ-3-7でのブロック1、ブロック2およびブロック3などの、面上の障害物である。配線は、これらの領域を通ってはならない。第二は、配線の方向を変えるために用いるvia-holeに対する制限である。チップの電気的な性質により、ある場所ではvia-holeを作ることはできない。この二つの制約を満たしつつ、すべてのネットに対して経路を求めるのが配線問題である。

図表Ⅲ-3-7　VLSIの配線問題とその解



先読み線分探索法では、与えられたネットの二点を接続する経路を求めるために、経路上の屈曲点を局所的な情報のみに依存した計算によって推定する。そして、その手順を繰り返すことによって、漸次経路を決めていく。屈曲点を推定するためには、可能な屈曲点のすべてに対して、それらが折れ曲がった後で接続すべきターゲットに最接近する点を求め、その点とターゲット間の距離が最小となるものを選ぶ。このように、次の屈曲点を求めるのに次に可能なすべての屈曲点について調べるのが、先読み線分探索法の名前の由来である。

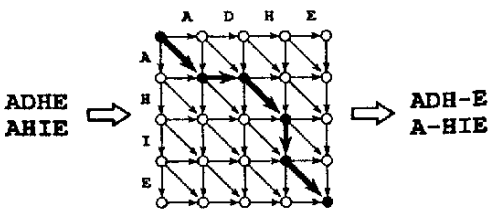
FGHC/KL1 で先読み線分探索法を実現する一つの方法は、オブジェクト指向プログラミング・パラダイムを用いる方法である。すなわち、各線分を、オブジェクトによって表現し、計算は、オブジェクト間のメッセージのやりとりによって進行させる。今、あるネットの経路について、その始点から始めて、屈曲点を探しながら処理が進んでいるとする。今までに求められた経路の最先端の線分を、現線分と呼ぶことにしよう。次になすべきことは、現線分のどこで曲がればよいか、その屈曲点を求めることである。そのために、現線分と交差するすべての線分オブジェクトに対して、ターゲットへの最接近点とターゲット間の距離を求める指令が、現線分オブジェクトから発せられる。すべての候補線分オブジェクトから答を受け取った後、現線分オブジェクトは、その中から最小値を報告した線分を選び、屈曲点をその線分との交差点に決める。次に、そこで選ばれた線分が新たな現線分オブジェクトとなり、同じ手順がターゲットに達するまで繰り返される。

7.3　蛋白質アミノ配列のアラインメント

アミノ酸配列のアラインメントは、蛋白質の立体構造をそのアミノ酸配列から推定する際に重要な手掛かりを与えてくれるので、大変重要であるが、同時に、大変時間のかかる問題である。アミノ酸配列のアラインメントは、いくつかのアミノ酸配列を、できるだけ相互が似たものになるように二次元的に並べることをいう。ここで、異なる系列を二次元的に並べる時に類似度を増加させるために用いる方法が二つある。その一つは、二つのアミノ酸を、それらの間の類似度によって決まるコストを支払ってマッチさせる方法で、他の一つは、一方のアミノ酸に、空隙を対応させる方法である。ここで、同じアミノ酸をマッチさせることができたときは、そのコストは、ゼロである。一般的に言って、異なるアミノ酸をマッチさせるコストの方が、一方のアミノ酸に空隙を対応させるコストよりは小さい。二つのアミノ酸配列を並べるよく知られたアルゴリズムに二次元DP（Dynamic Programming）マッチング法がある。そのアルゴリズムを、二つの長さ4のアミノ酸配列ADHEと AHIE を並べる例によって説明しよう。この問題は、図表III-3-8でのグラフにおいて、左上の角から右下の角に到る最小コスト経路を求める問題として、形式化される。ここで、このグラフの各エッジには、上で述べたマッチングのコストが付けられている。すなわち、例えば横軸の D と縦軸の H の場所に相当する対角エッジには、D と H 間のコストが付けられている。また、このグラフで、水平、あるいは垂直なエッジには、一方が空隙となる時のコストが付けられている。それは、それらのエッジをたどる時には、一方の配列のみが一文字分進んで、他方が進まず、ちょうど他方に空隙を導入したことに相当するからである。

DP マッチング・アルゴリズムは、左上隅から、

図表III-3-8　二次元DPマッチングによる最短経路の探索



右下隅に向かって、進行する。各（i、j）ノードについて、そのアルゴリズムは与えられた二つの配列間の、左上隅からその点に到る部分の距離（配列の異なり度）Di,j を、以下の式によって計算する

$$Di,j = \min \begin{pmatrix} Di,j-1+gapcost, \\ Di-1,j+gapcost, \\ Di-1,j-1+dayhoffmatrix(X,Y) \end{pmatrix}$$

ここで、X と Y はノード (i-1, j-1) からノード (i, j) へのアークに付随したアミノ酸で、dayhoffmatrix は、アミノ酸の対のコストを表すマトリクスである。この式は、各ノードのコストを局所的に計算し、最小のもの以外を刈り込んでいるので、ダイナミック・プログラミングのアルゴリズムになっている。KL1 によるこのアルゴリズムの実現は、容易である。初め、各ノードを表すプロセスを作り、次に左上隅から右下隅に向かって、各 Di,j を KL1 の持つデータ駆動制御によって、計算すればよい。

7.4　定理証明器

FGHC/KL1 ではヘッド・ユニフィケーションは一方向に制限されているので、完全なユニフィケーションを多用する一階述語論理定理証明器をその言語で作るのは容易ではない。この問題を解決する方法は、二つある。第一は、KL1 を C のような低水準言語と考えて、その言語で、完全なユニフィケーション・プログラムを書く方法である。この方法は、KL1 の（一方向）ユニフィケーションを直接使う方法に比べて、同じ演算が10倍程度遅いので、余りうまい方法とは言えない。第二は、ユニフィケーションを一方向にのみ制限して使う方法である。

Manthey と Bryは、モデル生成に基づく、SATCHMO と呼ばれるボトムアップ定理証明器を開発した。SATCHMO は節のボトムアップ評価によって漸次すべての可能なモデルを生成していく。その証明器は、ある節の前提である AND 結合されたリテラルの列があるモデル中で真となるかどうかを、そのモデル中にそれらすべてのリテラルの具体値があるかどうかを調べることによって検査する。その結果、もしそれが真となったなら、そのモデルにその節の結論部を付け加えることによって、そのモデルを拡張する。ここで、付け加えられる節の結論部は、常に基底項となるような制約が仮定されている。これは、前節で述べた領域制限性の制約である。もし、付け加えられるべき節の結論部が、複数の（OR結合された）リテラルからなっているとき、SATCHMO はそのリテラルの数だけモデルを分割し、分割された各モデルにそれぞれ結論部の各リテラルを付け加える。各モデル中の要素はすべて基底項であるので、前提部の真理値を計算する際のモデルの探索に用いるユニフィケーションは、前節で述べた質問コンパイル法を用いることによって一方向ユニフィケーションで実現できる。そのため、このボトムアップ定理証明器を KL1 によって効率良く実装することができる。

ICOT では、SATCHMO に基づいた、Model Generation Theorem Prover (MGTP) と呼ばれる並列ボトムアップ定理証明器が開発されている。さらに、Horn 節に限ってはいるが、領域制限性を満足しない問題を解くことのできる定理証明器をも開発した。これは、MGTP と同様、ボトムアップに動作するが、ボトムアップ計算の結果、非基底項が現れ得るので、それをモデルに追加すると、モデル中に、変数を含むリテラルが現れることになる（厳密に言えば、モデルは、基底項の集合として定義されるが、変数を含むリテラルは、その変数にすべての定数を代入して得られる基底項全体を表していると考える）。そのため、完全なユニフィケーションが必要となり、そこでは、KL1 を C 言語のような低水準言語として用いる方法が採用されている。これら二つの定理証明器は、それぞれ異なる種類の問題を解くのに用いられている。前者は、場合分けが多い問題で、OR 並列的に解かれ、後者は深い一本の推論を必要とし、AND 並列的に解かれる。ICOT における並列推論マシン PIM (Parallel Inference Machine)

を用いた最近の実験では、これら二つの定理証明器は、256台のプロセッサ上で、1台のプロセッサ上での速度に比べて、約200倍程度高速に走ることが示されている。

また、その定理証明器を、数学の証明問題、法的推論、設計問題、構文解析などへ応用する研究も進められている。特に、ある種の群論の問題では、今まで未解決であった問題が解かれたと報告されている。

8　第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクト

第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクトは、1993年度より1994年度までの2年間実施される予定である。この第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクトの主な目的の一つは、第五世代プロジェクトで培われてきた並列知識処理技術の普及にある。

第五世代コンピュータプロジェクトで研究開発されてきた並列知識処理技術を用いた数多くの KL1 プログラムは、すべて ICOT 無償公開ソフトウェアとして公開されてきた。しかし、現在のところ、このようして公開された KL1 プログラムの実行には、逐次推論マシン PSI-III、あるいは並列推論マシン Multi PSI ないしは PIM が必要となる。ICOT 無償公開ソフトウェアの中には、「UNIX 上の KL1 プログラミング環境 PDSS」があるが、この上で動作可能な KL1 プログラムは、処理速度、機能の面から、きわめて小規模なものしか実行させることができない。したがって、PDSS は KL1 言語の学習には使えるものの、無償公開ソフトウェアとして公開されているようなシステムを実行させることはできなかった。

そこで、第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクトにおいては、このような技術普及のボトルネックを解消すべく、KL1 言語処理系、並列オペレーティングシステム PIMOS をはじめとする KL1 プログラミング環境を UNIX 上に移植することを計画している。このKL1 処理系は、KL1 から C へコンパイルする方式を採用する予定で、ハードウェアやオペレーティングシステムへの依存度をできるだけ低くすることを目指している。この KL1 プログラミング環境も、ICOT 無償公開ソフトウェアとして公開される見込みである。

ある程度のソフトウェア開発環境を整えた最初の処理系は、1993年の9月にリリースされる予定である。この版では、単一のプロセッサ用ながら、PDSS と比較して約10倍以上高速な処理系となることを予定している。

1994年の3月には、複数プロセッサ用の最初の処理系がリリースされる予定である。この処理系は、並列マシン上でも、機種に依存した機能を使わないものとなるであろう。さらに、その後、機能拡張と改良が予定されている。

このような第五世代技術のUNIXシステム上での展開と共に、第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクトにおいては、第五世代コンピュータプロジェクトの成果を継承し、知識情報処理の並列化に関する研究開発を行う。

以上のような、KL1 プログラミング環境の UNIX システムへの移植、ICOT 無償公開ソフトウェアとして公開済みの KL1 プログラムの UNIX 上の KL1 言語処理系への順次移植、第五世代コンピュータ技術の基盤化プロジェクトにおいて試作された KL1 プログラムの公開を通じて、第五世代プロジェクトで展開してきた並列知識情報処理技術は広く一般に利用されるであろう。

9　第五世代コンピュータの将来展望

LSI技術は過去において3年で約4倍のゲート数となる進歩を着実にとげてきた。本プロジェクトは、この LSI の進歩の利用により、マシンの性能を高並

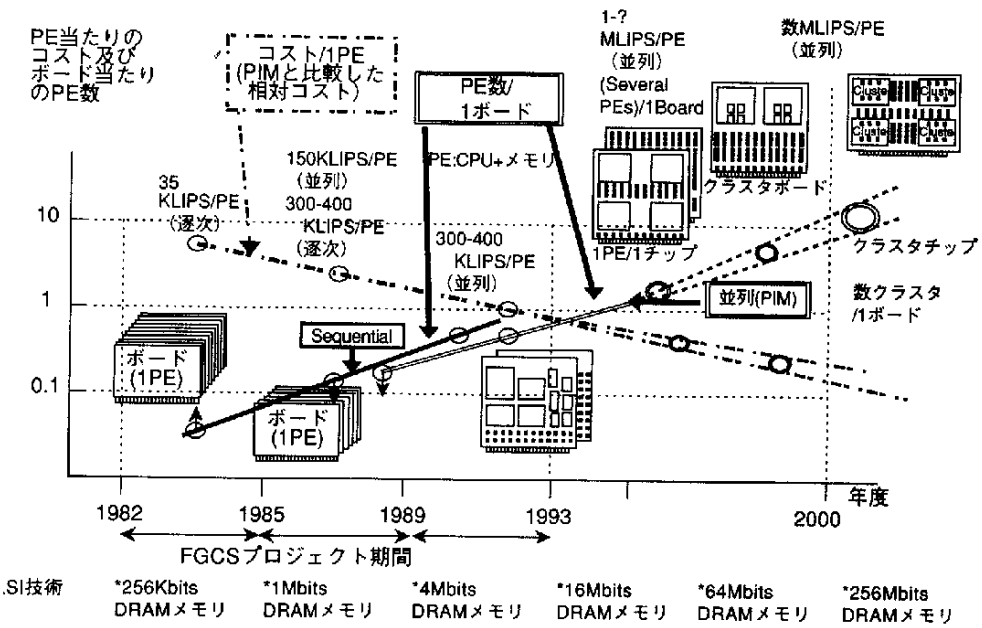
列処理により大幅に向上させ得ることが可能かつ必要との認識に基づいている。

推論マシンの場合、通常の CPU より多くの回路を必要とすることから、最初の PSI-I の CPU は10枚以上のボードが必要であったがマルチ PSIV2 (PSI-II) では4枚に、PIM では1枚に減少してきた。他にメモリ80MB に対して、PSI-I は16枚 (256K bitチップの利用)、マルチ PSIV2 は4枚、PIM (PIM/m) は1枚である。

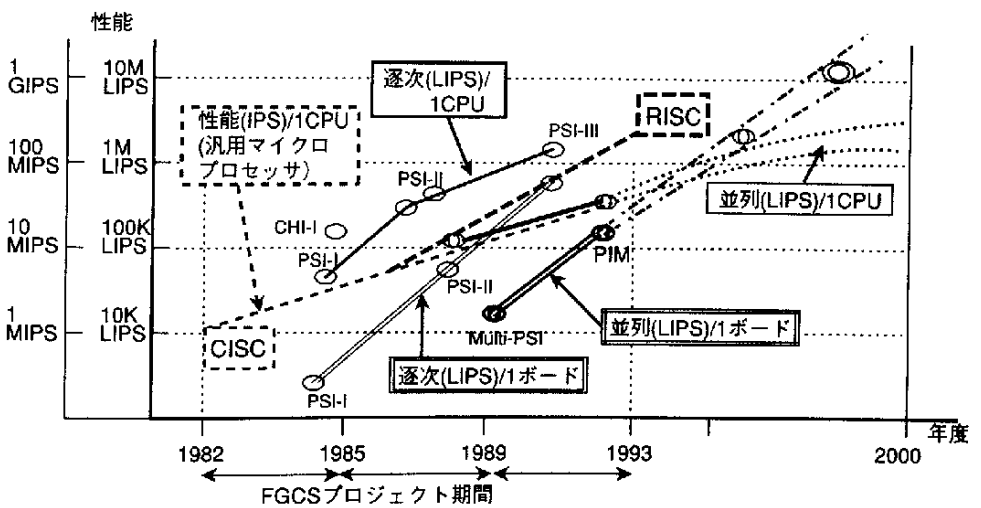
要素プロセッサ (PE: CPU とメモリ) 当りのボード数および PE 当りのコストの過去の傾向と今後の予測値を図表Ⅲ-3-9に示す。

図表Ⅲ-3-9においては、2000年までには10程度の PE が1ボードに搭載され、デスクサイド筐体に

図表Ⅲ-3-9　5Gマシンのサイズおよびコストの傾向



図表Ⅲ-3-10　5Gマシンの性能傾向



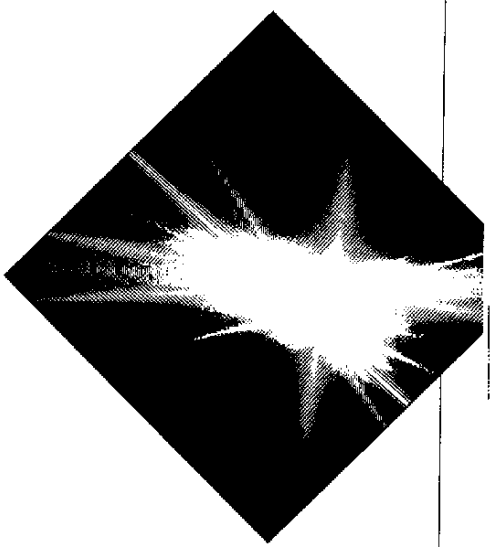
100PE 程度、大型筐体で1000PE 程度が実装され得ると予測できる。またコストについても3年で約半減していくことになると予測している。

5G マシンの性能予測を本プロジェクトの現在までの実績値をベースとして図表Ⅲ-3-10に示す。逐次型推論処理性能は現在までに3年で約4倍になっている。並列型推論処理性能向上は逐次型の場合ほど大きくなく、マルチ PSI から PIM で2.5倍程度である。図表Ⅲ-3-10においては、現在までの CISC および RISC のマイクロプロセッサの性能向上や推論マシンの推論処理性能のボード当りの性能向上傾向も示してある。ボード当りでは2000年頃には PIM の100倍程度の20MLIPS を、大型筐体の推論マシンは1GLIPS　を、達成可能と予測している。

本プロジェクトにおいて、CAD、定理証明、遺伝子情報処理、自然言語処理、法的推論等のいくつかの応用分野についてのプログラムを開発しているが、これは近い将来における並列処理の適用分野の開拓の目的も含まれているものである。

並列処理の技術は近い将来においてコンピュータ処理へ汎用的に適用され、産業・社会の種々の分野へ拡大されて行き、今後の並列処理技術と知識処理技術の進歩に伴って、徐々に並列処理応用プログラムの実用化が進むものと考えられる。

第Ⅳ編　通商産業省のAI関連施策の概要



通商産業省のAI関連施策の概要

1　AI関連施策の推進

AIは、高度情報化社会を実現するための基盤となる技術であるが、広く社会の中で適用されるには、まだ多くの研究課題、技術開発課題等が存在する。このため、通商産業省としても、基礎的な研究開発プロジェクトの推進を中心として、多面的な施策を展開し、AI技術の発展や利用の促進を図っているところである。

本編においては、これらの施策のうち主要なものを紹介する。

まず、研究開発の代表的なものの一つに、「第五世代コンピュータ・プロジェクト」がある。知識情報処理を実現するために必要なコンピュータとして、第五世代コンピュータを開発するものであり、昭和57年度から11年計画で進めている。また、これに関連するものとして、「電子化辞書プロジェクト」、および、平成4年3月まで実施された「高機能AIシステム記述用言語プロジェクト」がある。両者はいずれも、基盤技術研究促進センターからの出資事業として、株式会社を設立し、研究開発を推進してきた。

また、言葉の意味に含まれるような「あいまいさ」を持つ情報を処理するものとして、ファジィに関する研究を行う技術研究組合が設立され、平成2年度から研究開発を推進している。

次に、研究開発の代表的なものとして、従来のコンピュータが不得意な、人間の脳が行っているような高度かつ多彩な情報処理技術の実現を目指した、「四次元コンピュータ・プログラム」がある。平成3年度までのフィージビリティ調査を受け、平成4年度に設立された技術研究組合のもとに、研究開発を推進している。

さらに、研究開発以外のものとして、AIに関する調査研究・普及啓蒙があるが、これについては、(財)新世代コンピュータ技術開発機構と(財)日本情報処理開発協会が協同で設置した「ICOT-JIPDEC AIセンター」の活動として実施している。

次章以降で、以上の主要なプロジェクトの具体的な内容を紹介する。

2　第五世代コンピュータ・プロジェクト

2.1 第五世代コンピュータ

従来のコンピュータは、使用素子によって世代が分類されてきた。第1世代が真空管、第2世代がトランジスタ、第3世代がIC、第3.5世代がLSI、第4世代がVLSIという具合である。ところが、これらはすべてノイマン型コンピュータと呼ばれるもので、基本的には、処理の手順を手続型言語によってプログラムに書き下ろし、これを逐次に実行することにより、求める機能を実現するものである。

ところが、これからの社会のコンピュータに対するニーズは、人間の知的活動に深く関わる機能を実現することにあると考えられるが、人間の知的活動は非常に複雑であるため、従来のコンピュータのように処理の手順を書き下ろすことは不可能に近い。

第五世代コンピュータは、高度情報化社会の中でユーザが求める知的な機能を実現するための、これまでのノイマン型コンピュータとはまったく異なるアーキテクチャを持つ並列処理型マシンであり、知

的対話機能や知識ベースを用いた推論機能を持つ知識情報処理指向のコンピュータである（図表Ⅳ-1-1）。

2.2 プロジェクトの概要

第五世代コンピュータ・プロジェクトは、1990年代の高度情報化社会のニーズに対応するため、意思決定、設計、計画等の人間の知的活動を支援・代行するための情報処理である「知識情報処理」に最適な、革新的コンピュータを世界に先駆けて研究開発することを目的として、スタートしたものである。

このプロジェクトは通商産業省の情報化政策の一環として推進されているものであり、(財)新世代コンピュータ技術開発機構（ICOT：Institute for New Generation Computer Technology）に委託する形で実施されている。

研究開発は、全体の研究期間を前期（昭和57～59年度）、中期（昭和60～63年度）、後期（平成元～4年度）に分けて進められており、現在は後期計画の最終段階を迎えている（図表Ⅳ-1-2）。

前期では、世界初のパーソナルタイプの逐次型推論コンピュータPSI等のハードウェアと逐次型言語ESP、世界初の論理型言語による本格的オペレーティング・システムSIMPOSを研究開発した。

中期では、並列推論マシン実験機マルチPSI、並列論理型言語KL1、並列推論制御ソフトウェアPIMOS、知識ベース管理システムKappa、簡単な文章、談話を理解する談話理解実験システムDUALS等が研究開発された。

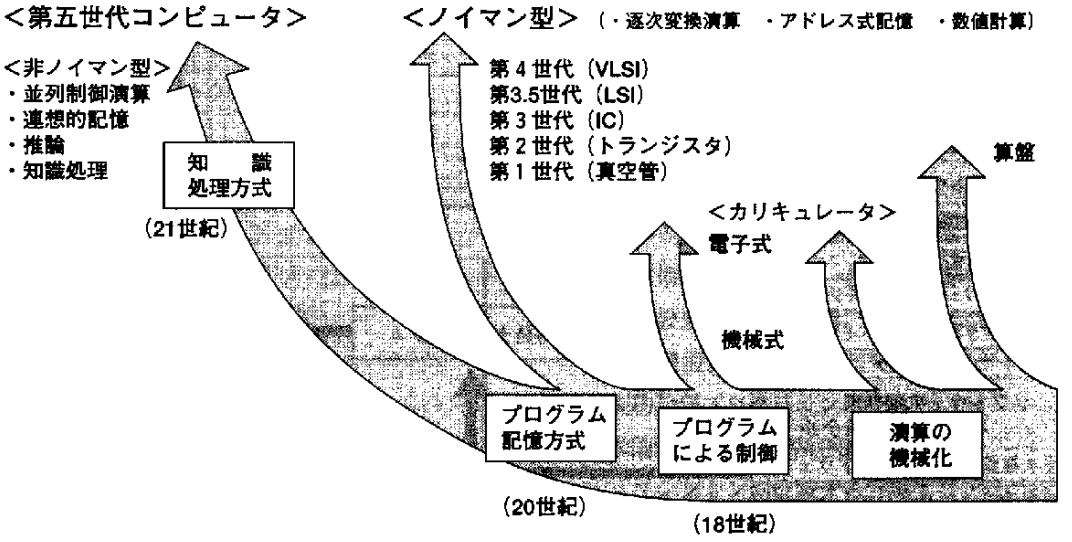
2.3 プロトタイプ・システムの概要

後期においては、これまでの研究成果を統合し、第五世代コンピュータ・プロトタイプ・システムを開発することとしている。以下、その概要を説明する。

①1,000台規模の並列推論機能を持つプロトタイプ・ハードウェア・システム

②ハードウェアの並列推論制御と知識ベース管理を行う基本ソフトウェア（OS）並びにそのユーティリティ群である知識プログラミング・システムからなる、プロトタイプ・基礎ソフトウェア・システム（並列推論オペレーティング・システムPIMOS、並列型知識ベース管理機構

図表Ⅳ-1-1　第五世代コンピュータの位置づけ



Kappa-P、知識表現言語Quixote、制約論理プログラミング言語GDCC、並列定理証明プログラムMGTPなど）

③第五世代コンピュータのアプリケーションともいうべき、プロトタイプ基本応用システム（遺伝子情報処理システム、法的推論システムHELLIC-Ⅱなど）

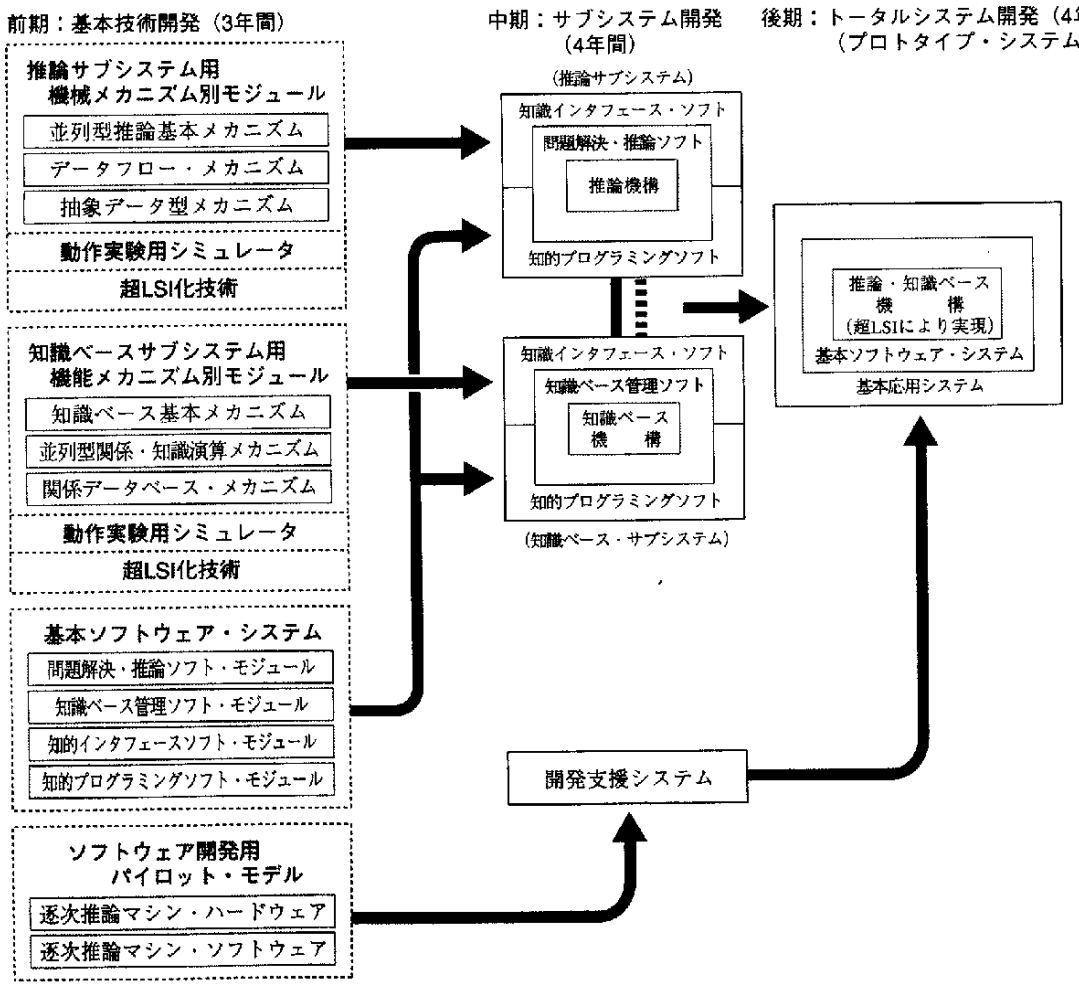
図表Ⅳ-1-3にプロトタイプ・システムの概要を示す。

研究開発は順調に進捗しており、第五世代コンピュータのプロトタイプ・ハードウェアである、PIM (Parallel Inference Machine)、プロトタイプ基礎ソフトウェア・システム等の統合化・改良・評価を進めている。

2.4 国際研究交流

本プロジェクトが対象とするような先端的基礎研究分野では、広く内外における研究交流を行い、国際的見地から研究を進めていく必要がある。そこで、当プロジェクトでは開始当初から国際研究交流に重点を置き、研究員の受け入れ、シンポジウムの開催当幅広い施策を展開してきた。以下、その主なものを紹介する。

図表Ⅳ-1-2　第五世代コンピュータの開発ステップ



①長期派遣研究員の受け入れ

本プロジェクトの成果を世界に公表し、世界レベルでの研究開発の進展に寄与することを目的として、現在、米国立科学財団（NSF）、仏国立自動化情報研究所（INRIA）、英国貿易産業省（DTI）とICOTとの間で、研究員の受け入れ等に関する覚書が締結されている。

②国際会議の開催

プロジェクトの開始直前および各期の最終年度に、第五世代コンピュータ国際会議（FGCS）を開催してきた。これは、研究開発成果を広く内外の研究者に披露し、討議を行うために開催しているものである。

1992年6月には、本プロジェクトの最終成果を発表するため、第4回目の会議が1,600名もの国内外の研究者を集めて開催された。会期中には、本プロジェクトに対する評価ワークショップが開かれ、内外の研究者から高い評価を得た。

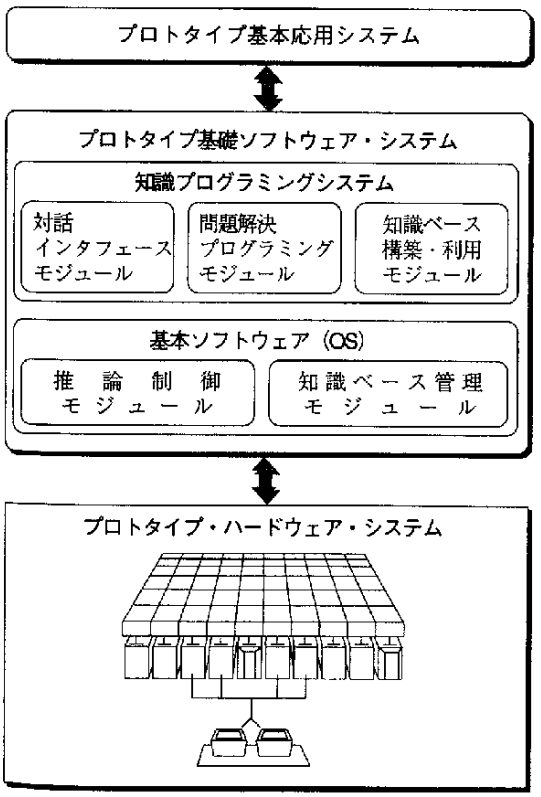
③海外研究者の招聘

海外の第一線研究員を平均1ヶ月間ICOTに招聘し、研究討議による研究交流を行っている。

④AIシンポジウムの開催

欧米のAI先進国と、最前線の研究状況に関して情報交換を行うため、AIシンポジウムを開催している。過去、フランス、米国、スウェーデンの各国と定期的に開催してきており、平成元年度から新たに英国、イタリアともワークショップを設けた。

図表Ⅳ-1-3　第五世代コンピュータ・プロトタイプシステム



2.5 国際共同研究

本プロジェクトでは、海外の研究機関にロジック・プログラミング開発環境を提供（PSIの貸与とマルチPSIの遠隔利用）し、相手機関がその上で行う応用プログラムの開発経験を本プロジェクトの研究開発にフィードバックすることを目的として、平成2年度から国際共同研究を行っている。

共同研究の成果は、公開（論文の発表等）することを基本原則としている。現在、PSIを設置して共同研究を進めているのは、以下の5機関である。

①米国アルゴンヌ国立研究所(ANL)

シカゴ郊外に位置する、エネルギー省管轄の研究所。共同研究のテーマは、遺伝子情報処理（DNAの解析や遺伝子データベースの構築法等）および並列定理証明システムである。

②スウェーデン国立研究所(SICS)

ストックホルム郊外に位置する、スウェーデン技術開発庁（STU）と民間企業の共同出資により設立された研究所。共同研究のテーマは並列論理型言語システム、CADシステムおよび制約論理プログラミングである。

③米国国立衛生研究所(NIH)

ワシントンに位置する、厚生省管轄の研究所。共同研究のテーマは蛋白質の構造解析である。

④米国ローレンス・バークレー研究所(LBL)

サンフランシスコ郊外に位置する、エネルギー省管轄の研究所。共同研究のテーマは遺伝子情報処理である。

⑤オーストラリア国立大学(ANU)

キャンベラ郊外に位置する、オーストラリア有数の名門大学。共同研究のテーマは定理証明である。

2.6 ソフトウェアの無償公開

第五世代コンピュータ・プロジェクトにより、並列推論マシン、並列推論ソフトウェア技術といった新しい技術が開発された。また、こうした技術開発に伴い、多くの先進的なソフトウェアが試作された。これらのソフトウェアは、基礎的な研究開発段階にあるため、多くの研究者に広めて発展させていくべきものである。

ICOTでは、本プロジェクトの国際貢献の目的に鑑み、著作権が国ではなくICOTに帰属することとなるこれらのソフトウェアを、「ICOT無償公開ソフトウェア」として公開することとした。

これらのソフトウェアについては、できる限り多くの研究者に利用してもらうことによって、新しいコンピュータ科学への貢献を実践するため、無償かつ研究開発の障害となる一切の制約をはずしている。

2.7 プロジェクトの評価および今後の展開

プロジェクトの終了に当たって、1991年11月より、従来より本プロジェクトに対し助言を行っていた電子計算機基礎技術開発推進委員会（委員長　田中英彦東京大学工学部教授）において、本プロジェクトの評価および今後の展開について検討を行ってきた。

1992年6月には、国際会議において行われた評価ワークショップおよび海外研究者へのアンケートの結果を踏まえ、委員会より「第五世代コンピュータ・プロジェクトの評価および今後の展開のあり方」についての中間報告が出された。

評価は社会的・政策的側面と学術的・技術的側面から検討され、高い評価が得られている。また、今後は、国際貢献の観点から、2年程度の期間をかけて、本プロジェクトで開発されたソフトウェアをUNIX上に移植し、既存システムと融合させていくことにより、本プロジェクトで開発された技術を研究基盤化していくことが提言されている。

3　電子化辞書プロジェクト

3.1 電子化辞書

人工知能分野の応用技術の中で、人間が日常使用する言葉をコンピュータに理解させ処理させる自然言語処理技術の開発は必須のものとなってきている。このため、研究開発の研究基盤となる大規模で高品質な自然言語処理用データベース、すなわち電子化辞書が必要不可欠となる。このような背景の下、(株)日本電子化辞書研究所（EDR:Japan Electronic Dictionary Research Institute）が設立され、電子化辞書の研究開発を推進している。

EDR電子化辞書は大きく4種類の辞書から構成される。文の構造を把握するために単語の文法的特性とその単語が表す概念を定義する「単語辞書」、単語が表す概念をコンピュータが理解できるように概念間に成り立つ関係を記述する「概念辞書」、文を生成するときに適切な単語を選べるように単語間の共起関係を記述する「共起辞書」、日本語と英語間の対応関係を記述した「対訳辞書」である。

3.2 プロジェクトの概要と現状

(1) プロジェクトの概要

プロジェクトは昭和61年4月にスタートし、平成7年3月までの9年間、研究開発を推進する予定である。研究開発テーマは大きく単語辞書、概念辞書、デー

タ管理システム、実証評価システムの4つに区分され、段階的に研究開発を推進する。

(a) 単語辞書

基本語辞書と専門用語辞書からなり、基本語辞書は日常一般に用いられる日本語および英語（各々約20万語）について見出し語情報・品詞情報・意味情報・対訳情報を与える。専門用語辞書は専門分野、特に本プロジェクトでは情報処理分野における文書・文献中に現れる専門用語（各々約10万語）を対象としたものである。

(b) 概念辞書

これはEDR電子化辞書独自の本格的な意味処理のために使用されるものであり、現在、概念体系および概念記述の開発が進められている。各単語は、一般に複数の意味を持つことから、単語が表す概念は単語の数よりも多く、本プロジェクトでは日本語、英語それぞれ約40万語の概念見出しが設定されている。概念体系は、これら概念の上位－下位関係を体系的に規定し、概念世界全体の中でどこに分類されるかを表す。一方、概念記述は、各概念の間に成立する格関係、因果関係等の関係によって概念を電子計算機に理解可能な形式で記述するものであり、この概念記述と前述の概念体系が一体となって個々の概念の意味、概念相互間の関係を表現する。

(c) データ管理システム

各種研究開発用支援ツールとしての各システム、およびそれらを拡張・改良することによる辞書利用のための運用支援システムを各辞書の研究開発ステップに合わせて作成する。

(d) 実証評価システム

電子化辞書の有効性・汎用性を実証評価し辞書開発にフィードバックするため、機械翻訳システムと音声応答・対話システムを対象として、各応用面からの研究開発を行う。

(2) 研究開発状況

現在まで蓄積してきた概念分類データを本格的な概念体系へ組み換えるとともに、概念体系中、上位に位置する項目間に概念記述をトップダウンに設定することにより自然言語処理で利用可能な概念辞書の試作版を作成した。また、言語処理に最低限必要な程度の情報に限定し、これを統計的に評価・改良を加えることにより、日本語（語彙数：約25万）および英語単語辞書（語彙数：約17万）の評価版第1版を完成したところである。

4 高機能AIシステム記述用言語プロジェクト

4.1 高機能AIシステム記述用言語Common ESP

第五世代コンピュータ・プロジェクトで開発された逐次論理型言語ESPは、推論機能を有する論理型言語であるPrologに、オブジェクト指向プログラミング機能等を付加し、エキスパートシステムやシステムプログラム等の記述にも適した、AIシステム記述用言語である。

しかし、ESPはこのような優れた特徴を有しているものの、逐次型推論コンピュータPSI上でしか動作しないという制約があった。

そこで、このESPをベースとしてさらに高機能化を図り、汎用ワークステーション、ミニコンピュータ、メインフレーム等の上でも動作可能な、高機能AIシステム記述用言語Common ESPを試験研究することとした。

4.2 プロジェクト概要

本プロジェクトでは昭和63年3月に(株)AI言語研究所 (AIR : AI Language Research Institute) が設立され、以下のようなテーマについて平成4年3月までの4年1ヶ月間研究開発が進められた。

(1) Common ESP言語仕様および言語処理系

(a) Common ESP (CESP) 言語仕様

第五世代コンピュータ・プロジェクトで開発したESPに関する知見を基に、オブジェクト指向と論理

型という二つのパラダイムの柔軟な融合形態を作り上げるため、論理型機能の拡張、他言語インタフェース機能等の付加的機能、並行処理用機能について研究を行った。

(b) 言語処理系

汎用計算機上で動作するのに十分な実行効率、高移植性、各種のAIプログラムを作成するのに必要な機能を持たせるための実行管理、プログラム管理等について研究を行った。

(2) 実証評価

自然言語処理ツール、UNIXコンサルテーションシステム等四つの応用プログラムのテーマを取り上げ、CESPのAIシステムへの応用可能性について研究を行った。

(3) Common ESP最適処理系

CESPの一層の高機能化、実行の高速化に結びつくノウ・ハウを得るため、CESPを先端的な応用テーマである知的コンパイラ、知的CAIのための汎用フレームワーク、代数的仕様に基づく実用システム開発支援に適用する研究を行った。

4.3 試験研究の成果

本プロジェクトで開発したCESPは、オブジェクト指向型PrologであるESPを一般に広くゆきわたっているUNIXワークステーション上で使用可能にすることにより、各種エキスパートシステムや機械翻訳、知能ロボット等の知識情報処理技術全体の研究開発基盤となり得るものである。また、これは他言語で書かれた既存プログラムを呼び出し有効活用することにより、ソフトウェアの生産性を向上し、また、世界に先駆けてPrologをオブジェクト指向化したものであることから、日本だけでなく世界的な標準となり得る可能性を持っている。

5　ファジィ理論の工学的応用プロジェクト

「あいまいさ」を持つ情報を処理するものとして、ファジィ理論の応用が注目されているが、そのファジィ理論の工学的応用を図るために必要な技術の確立を目標に、1989年、技術研究組合国際ファジィ工学研究所 (LIFE : Laboratory for International Fuzzy Engineering Research) が設立された。

現在、この研究所には、コンピュータ・メーカーはもちろん、自動車、鉄鋼等のメーカーやソフトウェアハウス、証券会社等、幅広い業種から47社もの企業が参加しており、このことからも、ファジィについての関心の高さと、応用分野の広さが窺える。研究期間は約6年間、研究開発総額は約50億円が見込まれており、ファジィに関し、基礎研究（理論面での研究）、基礎技術開発（開発環境の整備）および実証評価的な研究（応用システムの試作、評価）を行っている。これらの研究については、大学等との連携や諸外国の研究機関との研究交流を図りながら推進している。

研究のメインテーマは、ヒューマンフレンドリーシステムである。もう少し具体的にいうと、人間とシステムとのコミュニケーションと、機械の知能化である。これらの研究は、前半3年間と後半3年間に二分されている。前半3年間は、比較的従来のファジィ技術を基礎とした研究を行ってきたが、後半3年間では、先の研究成果の知見をもとに、次の五つの研究テーマについて研究を進めていくこととしている。

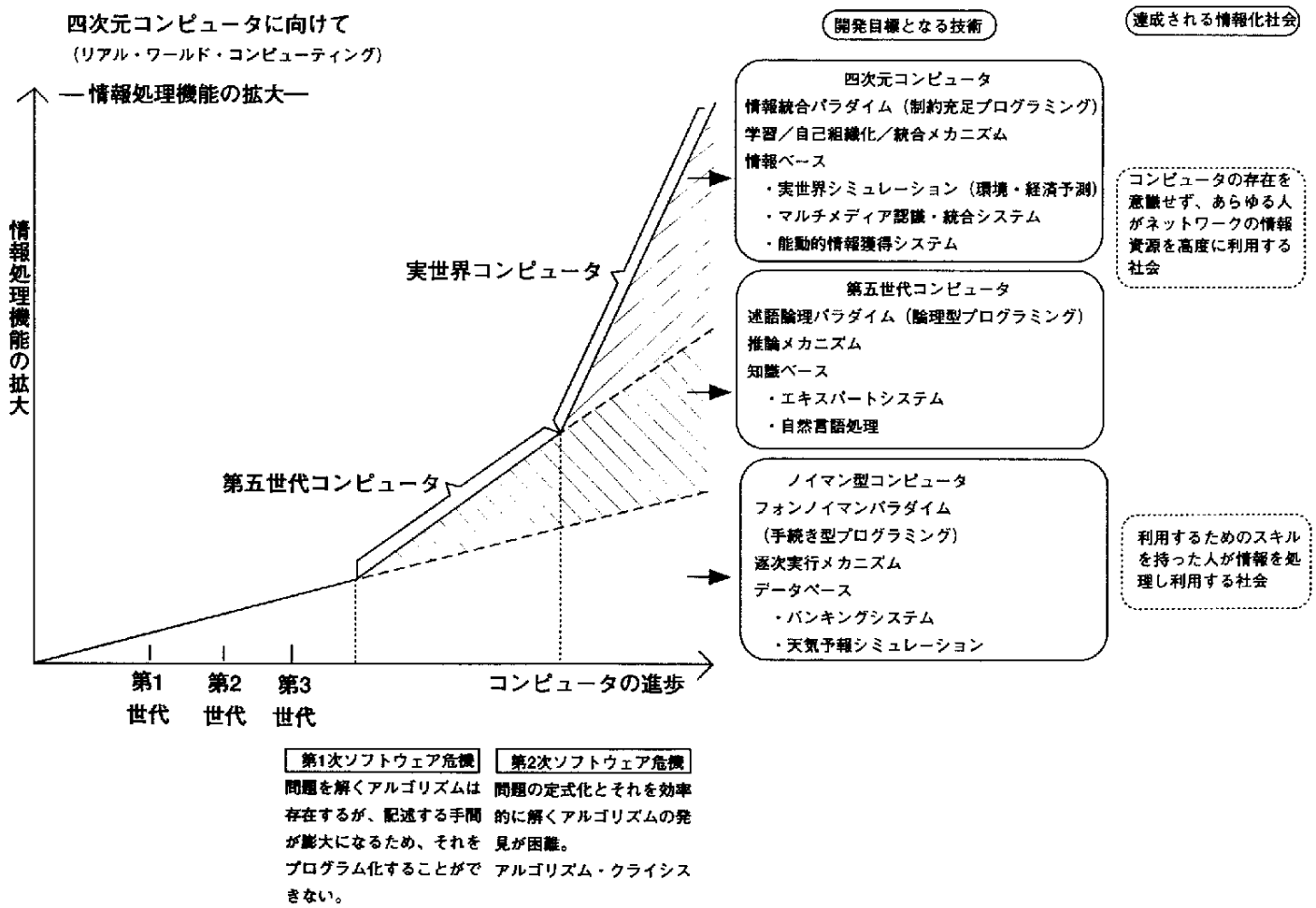
(1) ファジィ・コンピューティングの研究

——自然言語のファジィ処理——

通常の会話（自然言語）のままでコンピュータが言葉の意味を理解できるようにするための研究を行う。

(2) 知的インタフェースの研究

図表Ⅳ-1-4　コンピューティングシステム機能の拡大



――人間と機械との会話――

人間とコンピュータが会話（情報交換）を行うことにより、問題の解決を導き出せるようにするための研究を行う。

(3) ファジィ連想記憶の応用研究

――ファジィとニューロの融合――

ファジィとニューロの利点を組み合せることにより、機械の知能化を図るための研究を行う。

(4) 視覚情報（画像）の意味理解の研究

――画像のファジィ認識――

通常の記号的な処理で認識することが難しい自然画像については、ファジィ理論を応用することにより比較的容易に画像認識が可能となるため、その手法についての研究を行う。

(5) 高度知的ロボットの研究

――複数ロボットの協調作業――

知的ロボットとしての要件としては、コミュニケーション機能のほか、自律的に行動できる自主性と外部の状況に適応できる協調性が求められる。ここでは、複数ロボットが協同して働く自律分散システムの研究を行う。

6　四次元コンピュータ・プログラム

6.1 四次元コンピュータ

コンピュータは、ハードウェアおよびソフトウェア技術の進歩に支えられて驚異的な発展を遂げ、大きな計算パワーを提供するようになった。

しかしながら、例えば、パターン認識、不完全な情報に基づいた問題解決、学習能力といった分野において、コンピュータの情報処理は依然として柔軟性に欠け、人間の足元に及ばない。

四次元コンピュータは、現実世界に存在する多種多様な情報の、曖昧さ、不完全さ、変容性を許容しつつ、妥当な判断や問題解決を行うことを可能にする21世紀の情報処理技術であり、この基本理念を「リアル ワールド コンピューティング」と呼んでいる（図表Ⅳ-1-4）。

6.2 研究開発の内容

リアルワールドコンピューティングは、より人間的で、柔らかな情報システムの基盤となり得るような新しい情報処理であるが、そのシステムは次のような特性によって特徴づけることができる。

①開放性（Openness）

予期していない状況に遭遇した場合にも、システムが自律的かつ適応的に自己を変化させたり拡張できること。

②頑健性（Robustness）

入力情報が雑音で汚れていたり、環境が変化したりしてもシステムの挙動が頑強かつ安定していること。

③実時間性（Real-Time）

システムが現実的な時間内に解を求めること。

人間はこのような実世界性を有した情報処理能力を維持しているが、その理由は、われわれの脳が情報を分散的に表現し超並列的に処理する能力、学習および自己組織化力、および情報統合能力を持つことに由来する。したがって、上記のような特性を持つリアルワールドコンピューティングシステムを実現するためのキーコンセプトとして、次の二つが挙げられる。

①柔らかな情報処理

情報のあいまいさや不確実さを許容するとともに、学習、適応能力を持った情報処理

②超並列超分散情報処理

相互に複雑に絡み合った多様な情報を超並列超分散的に処理する情報処理

この二つのキーコンセプトを実体化するため、四次元コンピュータの研究開発の主要部分は、相互に関連し合う次の三つのカテゴリーに分けられる。

①柔らかな情報処理の基本原理の探求による革新

的技術の理論基盤の確立

②システム基盤としての超並列システムの開発、運用

③広範な現実の応用システムを構成するための新しい要素機能の具体化

これらのカテゴリー分けに対応して、(a)応用のための新機能、(b)その理論基盤としての基礎理論、(c) (a),(b)を支えるシステム基盤、という3層構造が、本研究プログラムの基本的枠組みとなる（図表Ⅳ-1-5)。

6.3 研究開発基本方針

本研究プログラムの主目的は、単一のマシンの研究開発をすることではなく、重要でありながら未だ確立されていない要素技術の可能性を探求することである。この挑戦的かつ極めて基礎的な目標を達成するために、プログラムは、下記のような方針にのっとって推進されるべきである。

①柔軟な実施体制

本研究開発の推進に当たっては、統合性、象徴性、共通性の高い研究を集中研において、個別要素性の高い研究を分散研においてという研究課題の適切な配分を行い、両者間の有機的で柔軟な連携を確保する。

②競争原理の導入

研究開発の前期では、競争原理（さまざまなアプローチ間の競合による研究の効果的な進展）を導入し、中間評価時にはその結果に基づいて研究開発課題に絞り込む。

③学際性、国際性

本研究開発の基礎的かつ挑戦的な目標を達成するため、学際的、国際的な連携を促進する。そのため、電子技術総合研究所や大学等の研究機関との共同研究を積極的に行い、また、国内外の大学等の研究機関に対し再委託の公募等を行う。

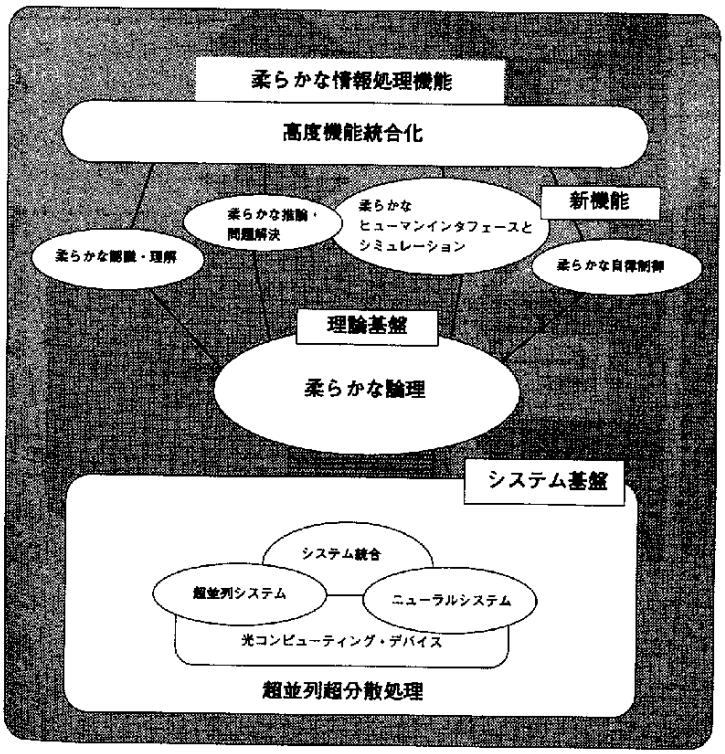
④研究成果の公開性

研究開発の公開性を保つため、研究開発の進捗状況および成果を国内外の会議等で報告、公開し、また、シンポジウムやワークショップ等を積極的に開催する。

⑤研究インフラの整備

以上の柔軟な実施体制と研究成果の公開性を支えるために、世界的な規模の分散研究基盤として、高速ネットワーク環境の整備を行う。

図表Ⅳ-1-5　技術開発項目の構成



6.4 進捗状況

平成4年7月に、研究開発の中核的運営・実施機関としてRWCP（技術研究組合 新情報処理開発機構）が設立された。現在、ここで、四次元コンピュータの理論、新アーキテクチャ、オプトエレクトロニクス（光

コンピュータ）等の開発分野を盛り込んだ開発計画の作成に着手している。

また、上記組合を基軸として、海外との共同研究・研究協力の推進体制を構築するための準備を行っている。特に米国とは、日米科学技術協力の下で、四次元コンピュータの中核技術となるオプトエレクトロニクス技術の研究開発を共同で実施することとなっている。

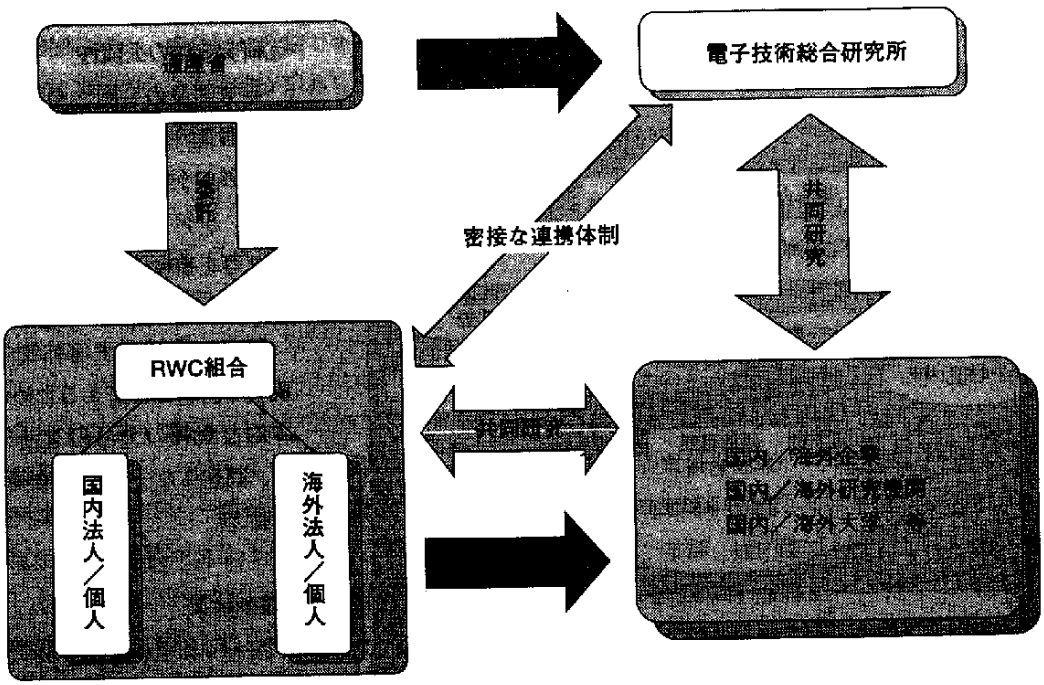
さらに、四次元コンピュータの研究を行う国内外の研究拠点間を接続し、研究開発を効率的に進めるためのコンピュータ・ネットワークの整備にとりかかっている（図表Ⅳ-1-6、Ⅳ-1-7）。

7　AIの普及啓蒙活動

7.1 ICOT-JIPDEC AIセンター

AIの利用の中では、エキスパート・システムの分野が最も進んでおり、試験的なものも含め盛んに導入されるようになってきたが、開発手法が確立していない等の普及阻害要因も多い。このため、昭和61年３月、(財)新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)と(財)日本情報処理開発協会（JIPDEC）によりICOT-JIPDEC AIセンターが共同設置され、AI

図表Ⅳ-1-6　研究開発実施体制



技術の調査研究・普及啓蒙事業を展開している。

7.2 AIセンター事業の概要

①AI動向調査

わが国におけるAI市場および技術の動向について、経年的に調査研究しており、その一部を昭和62年に「AIビジョン」として取りまとめた。また、年度ごとの調査研究を分析し、「AI白書」として平成元年度から発行している。

②普及啓蒙事業

AIの基礎技術やシステムについて、より幅広い層に理解してもらうため、技術講演会やAIツールの説明会等を開催している。

③第五世代コンピュータのアプリケーションに関する調査研究

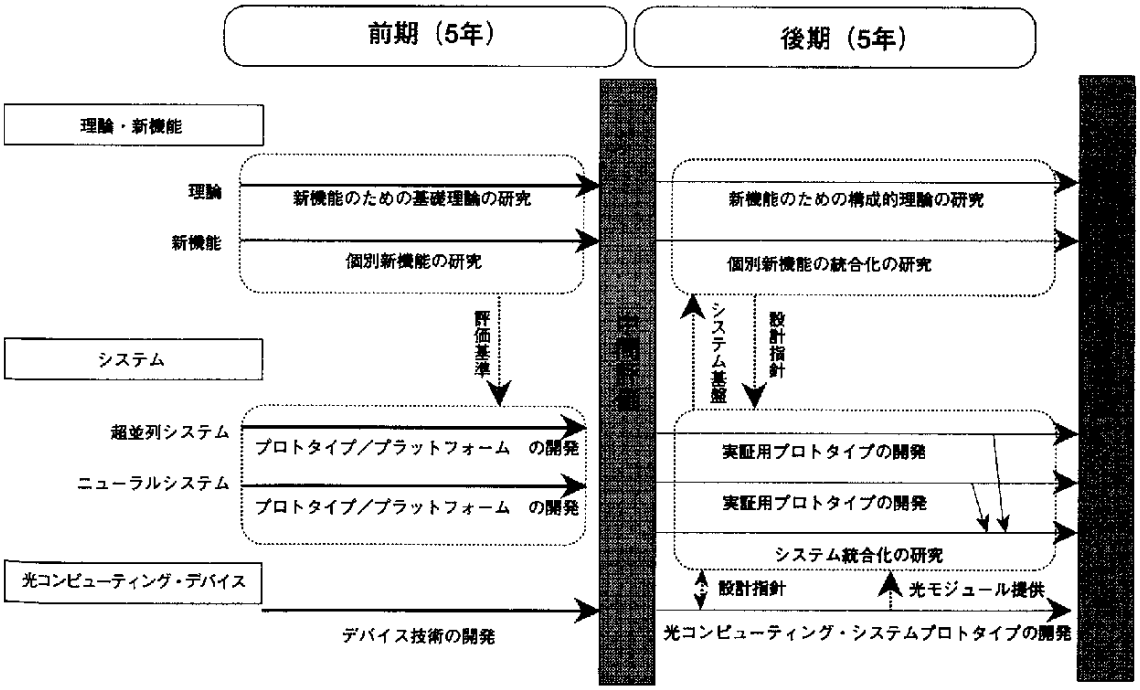
第五世代コンピュータ・プロジェクトで開発されたPSI（逐次推論マシン）の機能評価を各研究機関に委託して行っている。

また、論理型プログラミングの利用についても委託調査研究を行っている。

④機関誌の発行

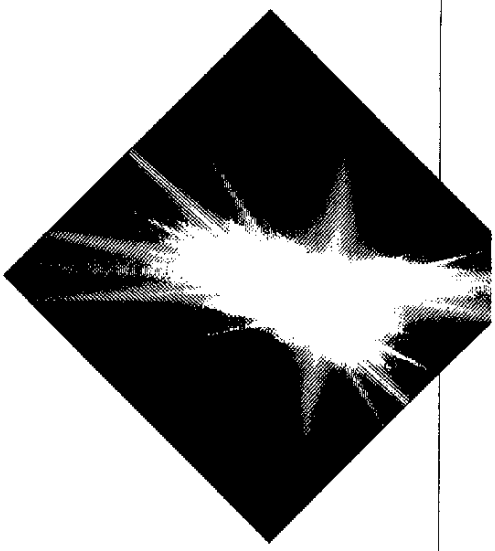
AIの利用動向を紹介する「AIセンターだより」を発行している。

図表Ⅳ-1-7　研究開発スケジュール



第Ⅴ編　海外の動向

―AIシステム開発利用の現況―



第1部　米国

1　概要

1985年ごろのAIブームの最中には、米国のAI専門調査会社は楽観的な市場予測を公表し、多くのベンチャー・ビジネスがAIの企業化へ向かって名のりをあげた。つまり、最も控えめな予測でも年間40億ドル（4,800億円ー1ドル120円換算、以下同じ）の規模になるといい、最高値の予測は、120億ドル（1兆4,400億円）を予測していた。しかし、それから約5年間の展開は、それらの予測があまりに楽観的に過ぎたことを証明した。

LISPなどのAI言語の学習が困難で、かつLISP処理専用マシンが高価であることや、ユーザー側の内製需要のウェイトの方が大きいといったいくつかの要因に加えて、80年代後半の米国経済の停滞に連動したコンピュータ産業不況が重なり、コマーシャル・マーケットの立ち上がりは予想外に遅い。このために、AI専門のベンチャー・ビジネスの中には倒産（例えばLMI社やSyntelligence社）や撤退、あるいは社員削減を行わざるを得なくなったところもある。そこでAI企業は、いまマーケティングのアプローチを変えつつある。例えばInference Corporationは、LISP言語環境からC言語などを使うワークステーションとメインフレーム環境へ販売のほこ先を変えているし、AI CorporationはIBMユーザーとの提携関係を深めつつある。AI市場でトップの実績をもつDECは、Aionや、Neuron Data、Carnegie Group,Incといった企業とのアライアンス関係を推進している。

以上のようにマーケットの立ち上がりは遅いものがあるが、だからといってAI市場が冷えきってしまったのでは決してない。現在の米国AI市場に関しては、年間3億ドル（360億円）、あるいは6億ドル（720億円）という推定があり、2000年までに年率20～30%の成長を遂げると予測されている。AI市場の予測については、"The Spang Robinson Report on AI"や"AI Trend"、"Intelligent Software Strategies"といった予測があるが、カバーしている項目が違うし、予測値もまちまちである。

The Spang Robinson Report on AIによれば、1991年におけるAIのトップ企業のAIソフトウェアおよびサービスの総売上高は1億8,900万ドルで、企業別マーケット・シェアはDECが26.3%、AI Corporationが11.9%、Aion Corporationが11.6%、Carnegie Group が11.6%、Inference Corporation が11.6%、Gensym Corporationが6.6%、その他の企業が20.4%となっている。同レポートは1991年における知識システムの世界市場販売収入を3 億ドルと推定し、1994年のそれを5 億ドル以上と予測している。これに対してAI Trends は、1991年における米国市場のエキスパート・システムの販売収入を6 億ドルと推定している。

その他の推定数字をあげると、1991年におけるエキスパート・システム開発ツール市場は1億4,000万ドル（対前年実績比16%増）、エキスパート・システム関連コンサルティング市場は9,600万ドル、ニューラル・ネットワーク市場は1億ドル強となっており(AI Trends推定)、機械翻訳、音声認識の市場などは今後短期に立ち上がる見込みはないとみている。Intelligent Software Strategiesによれば、メインフレームをプラットフォームとするAIソフトウェア開発ツールの1991年における市場規模は6,000万ドル（対1990年実績比40%増）ワークステーションを

プラットフォームとするAIソフトウェア開発ツールは5,300万ドル、パソコンをプラットフォームとするAIソフトウェア開発ツールは140万ドルと、メインフレームへの回帰現象がみられるという。

2　AI市場の現状

2.1　最も進んでいるエキスパート・システムの商業化

これらのAI市場調査が一致して述べていることは、エキスパート・システムが最も商業化が進んでおり、記述されているソフトウェアの中身が進化しているとしている点である。アプリケーションは次に述べるように、軍用診断システムから保険・証券業の証券引き受け業務支援にいたるまできわめて多様である。

1991年の湾岸戦争では、PRIDE（Pulse Rader Intelligent Diagnostic Environment=パルス・レーダー知的診断環境）と呼ばれるトラブル・シューティング・エキスパート・システムがサウジアラビアに設置され、米陸軍保守要員によってホーク防空ミサイル・システムの故障診断に実用された。このシステムは、カーネギー・グループが開発したものだ。また、湾岸戦争には米陸軍AIセンターが開発したSABRE(Single Army Battlefield Requirements Evaluator= 単純陸戦要求評価システム）が、陸軍部隊の編成と形勢の評価に使われた。

電話通信サービス業では、MCIがAI CorporationのKnowledge Base Management Systemの上に、①MCI Corporate Pricing Model、②Commercial Prospects Advisorを開発した。①は見込み顧客からの料金とサービスに対する問い合わせに迅速に答えるのを支援する。ニューヨークとニューイングランドの電話会社NYNEX Corporationは、電話加入者が故障を通報してきた時に、修理車を出すか否かを評価するMAX(Maintenance Administration Expert)と呼ぶエキスパート・システムを開発した。これは何千という過去のリペア・レコードの中から似たような例を探索し、推論して修理車の派遣の要否を決定するシステムで、これによって加入者への不必要なサービス・コールをカットし、かつスクリーニング・スタッフの人数を削減し、訓練を省力化し、年間600万ドルを節約しているという。

米国税庁（IRS）では、納税者からの問い合わせに答える手紙の誤りを減らすことを狙ったCES(Correspondex Expert System)を開発した。会計検査院（GAO）によればCESの設置によってIRSの従来30%だったエラー率が3～9%に減ったという。

カリフォルニア州マースド郡（Merced County)政府の住民サービス庁(Human Services Agency）では、Magicと呼ぶ福祉制度授与資格評価システムをアンダーセン・コンサルティングと共同開発した。このシステムは約6,000に及ぶ法規のマトリックスに照らして受給資格の有無を決定し、フッド・スタンプ、低所得者医療補助、あるいはフォスター・ケアなど、適切なタイプの給付を選ぶという2段階の評価を行う。従来は第1段階の評価を行うだけで3カ月かかっていたのが72時間でできるようになったという。郡政府は同システムによって4万件のロードをこなしながら、スタッフを28%削減でき、年間400万ドルの経費節約が達成できると見積もっている。もし同システムがカリフォルニア州全体に設置されたとしたならば、年間4億ドルの経費節約になるという試算もある。Magicのなによりのメリットは、「誰も差別しない」ということと、職員が有資格性の評価作業に時間をとられることなく、住民を助けること自体により多くの時間を割けるようになったことであるという。

アメリカン・エアラインズのタルサ・メンテナンス・センターでは、アップルのマック上に構築したMocaと呼ぶ航空機定例保守スケジューリング支援エキスパート・システムが活躍している。Mocaは3人のKEたちが1年がかりで、30人の航空機ルーテ

ィング専門家たちのノウハウを聞き出し、5,000ルールにまとめたエキスパート・システムである。アメリカン・エアラインズの所有する622機の定例保守スケジューリングに使われ、年間50万ドルのコスト節約を実現している。

エキスパート・システムの実用で成功している保険会社には、ハートフォード生命、リバティ生命、ジョン・ハンコック生命、エトナ生命・損害などがあるという。

ミシガン州イプシランティ(Ypsilanti)のセント・ジョセフ・マーシー病院にはApache Ⅲ(アパッチ3世)と呼ばれる患者の生きるか死ぬかを測るメディカル・システムが設置されている。このシステムは次のように3段階の突き止め法を経て結論を出す。ステップ1で、医師とテクニッシャンは初期診断、重大な症候(vital signs)、意識のレベル、エイズあるいは他の臨床病をもっていないかを含む、27のデータを集めてインプットする。ステップ2では、1989年において米国の40の病院で治療を受けた17,448人の患者の記録の学習結果と当該患者のデータを比較し、その生きるチャンス率を格づけする。ステップ3では、コンピュータが0から100（数字の大きいほど死ぬ可能性が大）まで最終の生き残り率を割り出す。いくつかの試用調査結果は、最優秀の医師よりも正確かつ楽観的に予測することを示しているという。このシステムはワシントン州のApache Medical Systems Incと同病院の共同開発になり、現在、17の病院に設置されている。

このように1人の医師では持ち得ないリアル・ワールドの知識、すなわち何千、何万もの過去の経験知識から推論を引きだすシステムの技法を、最近ではcase based reasoning（CBR、事例推論）と呼び、現実の種々の領域での問題解決支援に使われだした。

2.2　活況を呈するニューラル・ネットワーク

エキスパート・システムに次いで、最近、活況を呈している分野は、ニューラル・ネットワークである。1990年において米国にはニューラル・ネットワークの研究開発ベンチャー・ビジネスは65社あったが、1991年には135社に倍増した。1991年におけるコンサルティング、教育サービスを含むニューラル・ネットワーク産業の総売上高は1億ドルを越えたと推定されている。1991年における、パソコン上で稼動するニューラル・ネットワーク・ソフトウェアの販売は5万コピーに達したという推定がある。

DARPA（Defence Advanced Research Projects Agency=国防省高等研究計画局）はSIP(Strategic Computing Program= 戦略計算計画）の一環として、1989年から3年計画でニューラル・シミュレーション、理論、モデリングの研究開発を推進しており、ウェスチングハウスなどの企業やカーネギーメロン大学などに合計3,300万ドル(39億6,000万円）の補助金を支出している。

ニューラル・ネットワークの利用分野は、ロボット、化学処理、各種の診断、財務予測など多様である。連邦準備制度(Federal Reserve System)、財務省、エネルギー省でもニューラル・ネットワーク・システムの利用を研究している。ペントップ・パソコンにニューラル・ネットワークを結合し、語と数字の両方を読み取らせる試みも進んでいる。例えばPoquet Computer社は、個人の手書き文字を学習し認識するために、自社のペントップ・パソコンにNestor Inc.のNestor Writerというソフトウェアをのせている。

イリノイ州のマーチャンダイザーSpiegel Inc.は、NeuralWare Inc.(ピッツバーグ）にニューラル・ネットワークの開発を委託し、ダイレクト・メーリングに使いだした。同社は1年間に2億通のダイレクト・メールを発送しているが、ダイレクト・メールを見て1回しか買わない客を分離しようと試みている。年齢、収入、家族構成、持ち家か否かといったライフ・スタイル・データと人口統計学的データとの相関を学習させたところ、若い郊外に住むカップルで最初の赤ん坊をもち家事にしばられる世帯は、

子供をもたないカップルの5倍も定期的に買うことが発見された。今後、学習を深めるにつれてゆくゆくは2度と買わない客の60%を削除し、買いそうな客の90%を保留することによって年間100万ドルのコストを節約することを狙っている。

調査会社IDCによれば、1991年には20〜30数社にのぼるコンピュータ・メーカーまたはソフトウェア会社は、ニューラル・ネットワーク・パッケージを統合したエキスパート・システム(case based reasoning systemを含む）を約2億ドル販売した。

DARPAは前述のSCPの主要計画の一つとしてALV (Autonomous Land Vehicle=自律地上走行車）の開発を企業と大学に委託しているが、その主契約者であるマーチン・マリエッタ社は、過去7年間に2,200万ドルのコストをかけてプロトタイプをつくった。このプロトタイプは、複数の在来型コンピュータによって誘導され時速約10マイルのスピードで走ることができるが、1マイル以上走っただけでまごまごと路上で停止するといった機能にとどまっている。人間のドライバーが、無意識に行っている走行の調整、決定機能を逐一アルゴリズムに記述することが予想以上に難しいためである。そこで代替案として、カーネギー・メロン大学のDean A.Pomerleanが率いるチームが開発を進めているAlvinn(Autonomous Land Vehicle In a Neural Network）に期待がかけられている。同チームは、前述のDARPA補助金とNSF（米国立科学財団）とDECからの研究補助金、合計1,000万ドルを使って、ニューラル・ネットワーク・コンピュータ回路とソフトウェアを装備したAlvinnをつくった。Alvinnはジープだが、草木や駐車している車や舗装道路などの何千ものビデオ・イメージを学習し蓄積している。Alvinnにはネットワークを構成する4台のサン・マイクロシステムズのワークステーションが搭載されており、複数のカメラから入ってくるビデオ信号を蓄積しているビデオ・イメージとマッチングし、走行調整と決定を行い車輪の舵取り、ブレーキの作動、走行加速、ギアシフトなどを制御している。Alvinnは、現在、約1ダースの異なる道路タイプを知っている。

1991年夏には、Alvinnは停留所のサインの前で停止し、複数の犬をよける実験に成功した。そして同年秋には、Alvinnの技術は陸軍の救急車に移植され、もちろん緊急事故時のバックアップのために人間は乗っているとはいえ、時速55マイルで21マイルを自動走行することに成功した。

2.3　注目されだしたファジー論理

米国ではファジー論理は長い間、冷ややかな目でしか見られてこなかったが、1991年になって急に関心が集まるようになり、NASA、エネルギー省、空軍、海軍海洋システムズ・センター、NSF、国立健康研究所（National Institute of Health）などが、ファジー・システムの研究開発を進めている。研究対象のドメインは、スペース・シャトルのドッキング、臨床診断のエラーや地震安全評価など、多様だ。GE、フォード、ユナイテッド・テクノロジー、ロックウェル・インターナショナル、ハネウェルなどの企業は、自社の工業用制御システムへのファジーの統合を研究しつつあるが、例えば次のような商業化の気運もみられる。

ユナイテッド・テクノロジーの子会社、オーチス・エレベーターは、1992年秋にファジー論理を応用したエレベーター・ディスパッチ・システムを発売。アレン・ブラッドレイ社は、新型のファジー応用ショップ・フロア製造業用コントローラーを発売。ホワールプールは、最新型冷蔵庫の霜取りサイクルにファジー論理を応用。モトローラは、アプトロニックス社(Aptronix Inc.）が開発したエンジニアのファジー論理製品設計支援のためのソフトウェア開発システムを、1992年春に売りだし、さらに6月には、ユーザー教育用のファジー論理ソフトウェア記述のためのCAI教材を売りだした。

GEは、ジェット機エンジンの調整、家電製品の節水、製鉄工場の200トン・ローラーの制御にファ

ジー論理を採り入れようと研究している。サウスウェスタン・ベルでは、海洋生物学者たちがマイアミ・イルカの研究で、データベースから論文を検索するときに不必要な引用が検索されるのを防ぐためにファジーを応用し、単にキーワードだけでなく文脈も考慮に入れて検索できるように改良した。

2.4　テクノロジー主導から市場主導へ

ハーバート・ショー(Herbert Schorr)［4］は、エキスパート・システムがなぜAIの商業化の離陸分野になっているかを次のように観察している。

一つの理由は、基本的衝動が変化したためである。つまり、最近までエキスパート・システムの分野はテクノロジー主導できたのであり、まず再使用可能なシェルのテクノロジーが開発され、次いで経済的に許容されるマンパワーで開発できるエキスパート・システムが適用できるドメインの探求に精力が費やされた。そして企業の優位性が約束されるアプリケーションが展開されだし、現在は市場主導に変わってきた。

ショーは、エキスパート・システムの研究を3つの段階に分けている。第一段階は、大学によってテクノロジーの可能性がデモンストレートされた段階で、病気の診断や言語翻訳、地質学などの複雑なドメインが研究された。第二段階はコマーシャルな世界への過渡的時期で、クレーム解決や信用評価、テスティング、トレーニングといった日常的なタスクに適用された。エキスパート・システムの使用者は、能力の最も高い職種ではないクラークやテクニッシャンたちで、エキスパート・システムはかれらの能力を補完するために適用された。しかし、このように非専門家が使うことになると、アプリケーションはもはやスタンドアローンでは済まされなくなってきた。例えば、クラークが使う信用評価を行うエキスパート・システムは、ある企業または個人の財務歴を含むデータにアクセスすることが必要になる。石油産業での有用なエキスパート・システムは、地震解析を行う既存のFORTRAN プログラムへアクセスすることが必要になる。こういう必要性を背景として、現在、第三段階に入っているのであり、各種各様の知識ベース・システムがデータベース・システムと在来の手続き型プログラムの両方と統合されつつある。つまり標準的な情報処理環境に統合されつつあるとみる。

ニューラル・ネットワーク、ロボティックス、自然言語処理の分野について、ショーは次のようにみている。

最近、ニューラル・ネットワークは大きな関心をひくようになった。しかし、成熟という面からいうならば、1980年代の初期に萌芽状態にあったエキスパート・システムと同じ状況にある。ニューラル・ネットワークの応用が確立する前には、例えば入出力の表現やレイヤー（層）の数を選ばなければならないとか、あるいはトレーニングの諸方法をすべて理解しなければならないといった問題が解決されなければならない。それには正しいレスポンスのテスト・ケースを大量に集めることが必要である。ニューラル・ネットワークは金融業務、製造、国防、その他の領域にとって巨大な潜在的応用可能性をもつと思われるが、なにぶんにもまだ実用例が少ない。

ロボットは依然としてアルゴリズムの記述が困難で、かつ頑健性が不足している。優れたロボット・ソフトウェア・システムは、リアルタイムの能力を備えていなければならない。また、並列に複数のサブシステムを動かし、変化する諸環境を処理し、しばしば信頼性の高くない諸センサーを統合し、密結合された電気的サブシステムと機械的サブシステムを制御し、人間のオペレーターからの複雑なゴールを獲得し、かつハイレベルの諸ゴールをネットワーク・コマンドへ変換しなければならない。いまのところ、このような複雑なタスクをこなせる商業化ロボットは存在しない。

自然言語処理は歴史的に計算能力の限界によって制約されてきたが、計算のコスト/パフォーマンス

の驚くべき向上が、このボトルネックを解消しつつあり、自然言語処理製品が入手できるようになってきた。しかし、大半は一部意味解析機能を備える構造解析処理のシステムである。ドメイン知識と辞書は、依然としてユーザーが手動でインプットしなければならない。このために今日適用されているアプリケーションは、データベースのインタフェースやある種の機械翻訳という非常に限られたアプリケーションである。

2.5　AIは複雑化する企業環境下の情報システムをサポートする

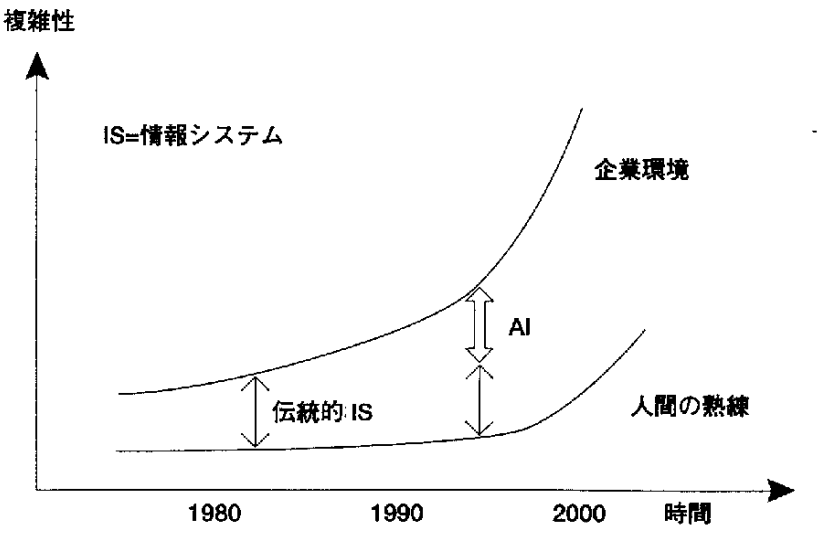
アレン・ラパポート(Alain Rappaport) は、AIは科学または科学の１分科であるが、いまや現実世界(リアル・ワールド) のためのテクノロジーとして、役に立ちだしたという。すなわち、情報システムは企業や組織の環境の複雑性の増大に呼応して速やかに進化し、インフラストラクチャとならなければならない。ごく最近までは、使い易い言語やツールを追加することによって、情報システムは情報処理要求の複雑化に耐えてきた。しかし、データベース、CAD、PCソフトウェアなどの急速な普及が、さらに新しいレベルのコンピューティングを要求するようになり、もはやこれまでの伝統的な情報システムではわれわれ自身が生みだす環境を管理することが困難になりつつある。こういう環境の管理は、知識の操作によってのみ成就できる。知識についてのコンピューティングは、自然にそこへ至る必要性があるのである。知識の演算を現実に要求する例は多い。AIは、このギャップを埋めると考え、ラパポートは図表V-1-1のような図を描いている [5]。

AIは、物理的な身体のみならず心の拡張として機能するように設計されたソフトウェアである。AIは、現実世界のテクノロジーとして既存のソフトウェアの上層に統合され、相互依存関係を形成すると、ラパポートは言い、四つの例を挙げている。

第1の例：より良い、より強化された生産性のためのツールが要求される競争の世界。例えば形が製品の一部であるハイテク工業製品の設計過程で、ソフトウェアが不可欠の局面をなす場合。AIソフトウェアは、設計レベルでの製造制約 (manufacturing constraints) を表現し、製造サイクルを短縮する製造可能性(manufacturability) を現実のものとする。

第2の例：法規制の緩和 (deregulation)。デレギュレーションは、多くの企業の自由の度合いと複雑さの度合いを増大させる。例えば金融業においては、外国為替取引の自動監視は、正しい会計処理と法的処理にかなうことを保証するべく機能しなければならない。また他のもろもろの分野でのデレギュレーション、例えば電気通信の自由化や航空サービス産業の自由化の方向は、情報システムにとっての新しいアプリケーション開発の必要性を惹起する。

図表V-1-1　企業環境の複雑性の増大 (文献 [5] より)



第3の例：法規制(regulation)。デレギュレーションの逆で、例えばヘルス・ケア制度のゆるやかな進化や環境問題は、重要問題を取り扱う際にAIを利用する機会を生む。規制に関連する分野として、例えば保険、金融、電気通信などがある。

第4の例：地政学（geopolitics)。政治的、経済的、軍事的な偶発事件は、政策に影響を与えつつ激変する。そこで例えば、監視・検証のためのプログラムの方向を変更し、地域問題と地球問題の再評価をしなければならない。AIは、すでに政策変更の影響評価に使われている。現代世界のペースはまた、デシジョン・メーカーにとっての情報の過多を加速している。膨大な情報を人間にとって管理可能なレベルへふるいにかけるために、テレックス情報を格づけしたり、ニュース・ストーリーを選別したりするのは、AIのアプケーションである。

2.6　MCCの現状

日本の第五世代コンピュータ・プロジェクトを意識し、1982年にテキサス州オースチンに創立されたコンピュータおよびエレクトロニクス・メーカーによる共同基礎研究会社MCC(Microelectronics & Computer Technology Corporation)は、長期基礎研究開発に終始しており、当初の株主(21社）にとって毎年の資金負担と人材拠出の割には成果享受のメリットが小さいとして、株主の脱退が続いた。しかし、1990年半ばにDARPAのクレーグ・フィールドが乞われて社長に就任してからは、具体的にソフトウェア・ツールや新製品、あるいは実装技術の成果が享受できるようになりつつあるとして評価されるようになってきた。

1992年の年間予算は5,500万ドル（66億円)。400名の研究員と株主から出向している科学者が36名いる。いったん減った株主は22社に回復、アソシエート・メンバー企業は50社以上に増えた。株主とこれらの企業は、MCCの8つの主要プロジェクトのどれかか、あるいは複数のプロジェクトに参加している。次の10年に特に力を入れる領域は、実装／インターコネクト／ディスプレイ技術と、メンバー会社が米国全土にわたってコマーシャル・データや技術情報資源を共有できるEInet と呼んでいるデータ・ハイウェイ（コンピュータ・ネットワーク）の建設の2領域で、後者は1992年に始動。その他の知られているプロジェクトとしては、①プログラマーたちがAIソフトウェアを書くときに使う常識を蓄える知識ベースCycを開発するプロジェクト（年間350万ドルの予算を充当)、②パターン認識や不完全なまたは矛盾するデータの処理に優れる人間の脳をモデルとしたコンピュータ回路の開発を行うニューラル・ネットワーク・プロジェクト、③高温下で作動する超電導コンピュータ・チップの開発プロジェクトが挙げられる。

より多くのメンバー参加に成功した理由は、①中小企業はこれまで2万ドルを払い込めばなんらかのプロジェクトに参加できたのを5,000ドルに減額し、もし現金が不足している場合は株式で払い込んでもいいことに改めた、②各プロジェクトは最終期日を決めることにした、③すべてのプロジェクト提案書は、技術移転計画を含まなければならないことにした、などによるところが大きい。

MCCが利益を目的とする会社2社の設立に参加した（一部を資本出資）ことも、メンバーをひきつけている理由である。その第1の企業は、Evolutioary Technologies Inc. で、前MCCリサーチャーのキャサリン・ハマーが創立し、互換性のないデータベース間のデータの流通を可能にするツールを開発、91年11月に売り出した（価格は5万ドルから)。第2のベンチャーは、Corporate Memory Systems Inc.で、電力会社の日常の意思決定の日誌を書き残すソフトウェアを発売した。MCCは、さらに第3のベンチャーを設立する意向を持っている。

3. 事例紹介

前章までが、最近の米国におけるAIシステム開発の鳥瞰図であるが、次に人工知能学会会議で公表されたシステムの中から、商業実務で使われている興味あるシステムを二つと軍事分野の複雑で大規模な意志決定支援システムを一つ紹介しよう。

3.1 MHT銀行で外国為替売買を監視するInspector [9]

Manufacturer's Hanover Trust（MHT）銀行は、米国本店と海外22カ所の支店で毎日数十億ドルに及ぶ外国為替の売買を行っている。典型的な売買の金額は、500万ドルから1,000万ドルで、取引件数は1日に何千回にも及ぶ。収益性は高いが、非常にリスキーで、ときとして不正も発生する。このような外国為替売買を行うトレーダーの活動と、取引がリスク管理政策に沿っているかどうか、加熱取引はないかどうかを監視するエキスパート・システムが、MHT銀行が開発したInspectorである。

Inspectorは、上級外国為替管理者、トレーダー、コントローラー（部長級監査役）、オーディター（役員）の知識を蓄積しているエキスパート・システム・シェルNexpertObjectを使って開発されたが、これと外国為替取引の全記録を蓄積しているオラクルのリレーショナル・データベースとをグローバル通信ネットワークとLANで連結し、C言語で書いたシステム内常駐プログラムを結合した統合システムとして稼動しており、頑健な知識ベースと伝統的な技術の統合システムが、金融業におけるトランザクション処理に有効に適用し得る好例とみなされている。

銀行は、加熱取引を最小化し、政策逸脱や直接の不正を防ぐセーフガードをいろいろと用意しているのが普通である。例えば取引額の制限や、取引詳細のバックオフィスでの検証、管理情報日報、定期監査などがそれである。さらにリスクをチェックするには、外国為替売買手続やオペレーショナル管理、会計実務に関する広い知識をもっており、かつ膨大な量の記録から不良取引や不正にスポットを当てる能力が要求される。こうした能力をもつ人材は限られており、ますます増大するビジネス量を考えると、物理的限界を越えている。そこでInspectorが開発された。

Inspectorは、①不正はいつ起こるかわからず、取引の生じた直後に分析がなされる必要がある、②不規則に突然現れる不正を知るには、歴史的傾向の拡張的な分析とパターンマッチングが必要である、③システムが生成する管理警報レポートは、正確で簡潔、かつタイムリーでなければならない、④分析を誘導するルールはアクセスが容易で修正可能であるーという条件を満足している。Inspectorと伝統的技術の統合は、次のような仕組みで実現されている。

まず24時間ごとに23カ所で発生するデータは、IBMメインフレームの上で稼動する数システムのレコード・キーピング・システムによって処理された後、グローバル通信ネットワークGeonetを介してニューヨークのMHT銀行データセンターに送られる。次いでSNAゲートウェイを介してDEC社のデータセンターへ送られ、そこで別のメインフレームへ読み込まれ、C言語で書かれた外国為替管理情報システムのためのアプリケーション・プログラム（FX－MIS）によって標準に変換される。FX－MISに入力する前に、別のCで書いたアプリケーション・プログラムが、この変換されたデータをコピーしてから、T－1通信線を通じて5マイル離れたニューヨーク市パーク・アベニューのMHT銀行外国為替本部へ伝送する。この時点の時間は、米国東部標準時間の午前2時である。このデータはLAN上のCプログラムが常駐しているVAX3100(メインメモリ16MB、638MBのディスク）へ落とされる。すると、ただちにプログラムが起動して、データをオラクル（リレーショナル型データベース管理システムの1種））

のデータベースへロードし、統計処理プログラムでデータが処理され、ヒストリカル・トレンドが修正される。データベースが更新されたら、Nexpert Objectに構築されたInspectorが動きだす。午前8時半までには、Inspectorは何千というトランザクションを評価し、なにか異常があれば、管理警報レポートを出力して終了する。

Inspetorの知識ベースは、正確、高信頼性、長期維持性を満足するべく開発された。Inspectorは、VAX3100 ワークステーション上で稼動する。現在同知識ベースは、約12のコンテキスト、75のルール、60のクラス、20のメタロット、167の属性で構成されている。各支店では、稼動中に100～1,000のオブジェクトを動的につくりだすことができる。

3.2 ノースウェスト航空の搭乗券販売適性監査エキスパートシステム［10］

ノースウェスト航空の航空機搭乗券の販売量は、1日6万券以上である。これらの搭乗券が、旅行代理店と自社営業所のカウンターにおいて適正な手数料またはマージンをとり適正な価格で売られたかを会計処理するパッセンジャー・レビニュー・アカウンティング（PRA）は、非常にロードのかかる仕事である。ノースウェスト航空は、航空券の各アイテムを航空運賃と手数料に関する多様で複雑なルールと照合し、矛盾を検出するという困難な仕事を遂行する「料金／手数料監査エキスパート・システム」を開発した。

このエキスパート・システムは①料金監査（Fare Audit）、②手数料監査(Commission Audit)という2つの別々の知識ベースを備える。以下に両監査機能の仕組みを紹介する。

(1) 料金監査

1970年代遅くにカーター政権によって断行された航空運賃のデレギュレーション以前においては、エコノミー・クラスの料金はいかなる条件を問わずすべて同一料金であったが、デレギュレーション以後はきわめて多数の選択肢をつけることが可能となった。それらの選択料金は、多種多様な制限(restriction)をつけることで生まれる。単純な例でいえば、搭乗券を事前購入する場合、「少なくとも搭乗日の14日前に購入されなければならない」というような制限があるし、複雑な組み合わせの制限の例でいえば「この料金は、各フライトのセグメントのためのサービスが同一の航空機によって提供されない限りは、組み合わせることができない」というような制限をつけることがあり得る。このことから、ある与えられた時のある一つのマーケット（出発する都市と到着する都市のペアが1マーケット）を考えた場合、1機について100ぐらいの異なる料金があり得るという。また一つの航空会社は、1日について10万にものぼる料金の変更が生じることがあり得るという。

料金監査知識ベースの情報源は、①世界のブロック単位に存在するクリアリング・ハウスから電子伝送される搭乗券販売情報（チケット販売場所、使われた料金、販売日、フライト情報などからなる）と、②連邦法によって航空会社が報告を義務づけられているAirline Tariff Publishing Company（ATPCO）への料金情報である。②はATPCOから毎日、電子伝送され、この情報から料金データベースを更新する。米国以外の国の航空会社は、任意にATPCOに報告することを求められている。したがって、ATPCOのデータベースは、世界のほとんどの航空会社の料金情報を含んでいる。

料金監査知識ベースは、約250のルールを蓄積している。おのおのの料金制限は、例えば事前購入とか、組み合わせの可能性といった単一のカテゴリーに分類され、250のルールは、一つのカテゴリー内部に見出される一つの制限に関係づけられている。このことによって、別の制限を規定することなしに、諸制限のいかなる組み合わせも可能になっている。

料金の諸制限の諸カテゴリーは、一つの単一の意味を形成するのに使うことができる。例えば「当該

料金は、142便に使われなければならない」とか、「当該料金は、月曜日にだけ使われなければならない」といった意味の形成に使うことができる。そこで、すべてのカテゴリーの監査が終わったならば、これらのカテゴリー制限のどれかが、満足されない事態はないか否かを見る、最終吟味が行われる。知識ベースは、これらの制限をチェックし、もしエラーを発見したならば、それを指摘したテキスト形式のメッセージ（例えば「この料金は出発の14日前に購入されなければならない。しかし、出発のわずか6日前に購入されている」というようなメッセージ）を直接、販売代理店または航空会社営業所の端末に出力する。

(2) 手数料監査

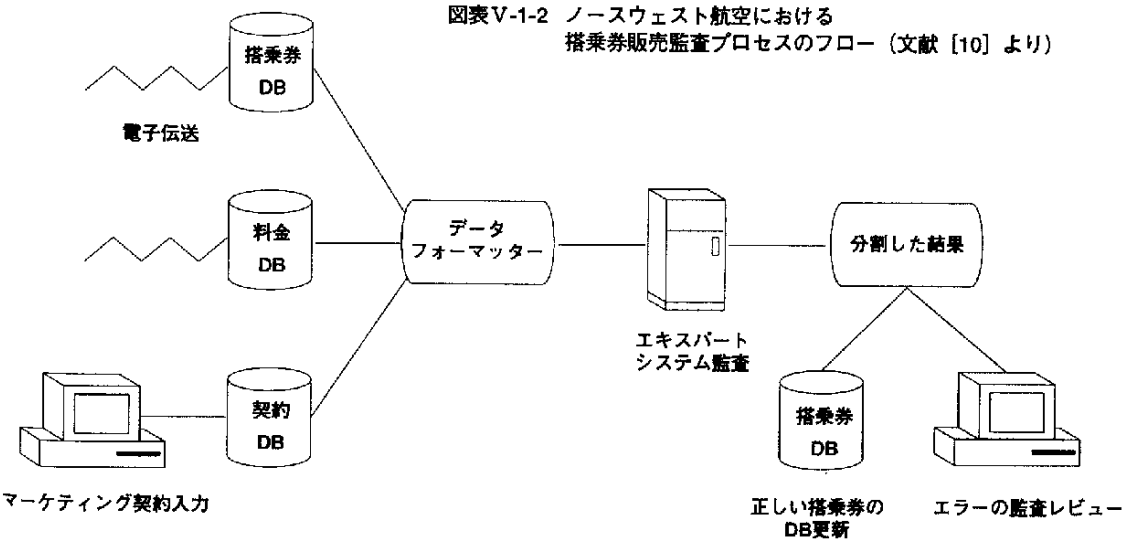
航空会社の手数料制度は、他の産業と同じである。ノースウェスト航空自身のチケット販売ステーションは、手数料を受け取らない。したがって、手数料監査はこれらのステーションでは行われない。

前述のようにノースウェスト航空の搭乗券販売量は1日6万券以上で、その大半が手数料付きなのである。そのうえ、ノースウェストは旅行代理店の手数料に関するアプリケーション・プログラムを4 万本以上ももっている。したがって、どのチケット販売はどの手数料プログラムで監査するのに該当するか、そしてどういう会計処理をするべきかを決定することが、人間業では難しい。これを解決するのが、手数料監査知識ベース・システムである。

この手数料監査知識ベースは、図表V-1-2に示すように二つのソースから情報が送られる。第1のソースは、料金監査システムが受信しているチケット販売情報と同じ日の電子伝送データである。第2のソースは、マーケティング契約データベースである。このデータベースは、ノースウェスト航空と旅行代理店の間のすべての手数料プログラムを蓄積している。ノースウェストのマーケティング部が、別のグラフィック・ユーザー・インタフェースを介してこのデータベースを保守している。これらの手数料プログラムは、各々の搭乗券からのセレクション・クライテリアにもとづくC言語のプログラムで検索される。

手数料プログラムは、料金のルールよりはるかに複雑である。例えば「各フライトのセグメントは、ノースウェスト機で飛ばなければならず、かつフライト・セグメント2は水曜日に発生せず、かつ一つまたはそれ以上のフライト・セグメントはフライト48で飛ばなければならない」というように、手数料

図表V-1-2　ノースウェスト航空における
搭乗券販売監査プロセスのフロー（文献［10］より）



条件は込み入っている。これらの何千という組み合わせ可能性をエキスパート・システムのルールに全部記述することは不可能に近い。この問題は、知識ベースに一つのルールのジェネリック・セットを記述することによって解決した。つまり諸条件を、実行されるべき比較のタイプを確認するカテゴリーへ分類したのちに、比較のカテゴリーの各々に対する1組のルールを記述した。このアプローチで、制限のすべての組み合わせ可能性をチェックするルールの数を最小化できた。手数料監査知識ベースは、約350のルールを蓄積している。

この搭乗券適正販売監査エキスパート・システムは、1990年5月に稼動を始め、現在、サン・マイクロシステムズのSun 4/490サーバーの上で稼動している。3人のエンジニアがフルタイムで、1年をかけて開発した。年間1,000万～3,000万ドルのコスト節約になっているという。

3.3　海軍戦闘管理意志決定支援システムFRESH[11]

米国太平洋艦隊（CINCPACFLT）の指令長官は、300近い艦船と2,000機以上の航空機を指揮し、年間40億ドル以上の予算を動かす権限をもっているという。長官の傍らには経験豊かな参謀たちがいて、意志決定を支援している。彼らは絶えず諸状況を監視し、諸能力を評価し、諸計画を練り、それを実行した場合の結果を予測し、諸戦略を評価している。それぞれの使命に諸資源を割り当てる前には、配下の諸単位と外部のソースから大量の情報を集め、統合し、評価し、次いで行動の複数の代案を開発し評価しなければならない。それを限られた時間内で行わなければならない。

AI白書1992で述べられているように、DARPAはSCP（戦略計算計画）の中の主要プロジェクトの一つとして、海軍戦闘管理システムを開発中であるが、その中間成果がすでにCINCPACFLTにおいて日常、成功裡に使われている。1988年度までに、集合的にFCCBMP(Fleet Command Center Battle Management System =艦隊指令センター戦闘管理システム)という一連のソフトウェア・プロトタイプが開発された。この中の一つのソフトウェアにFRESH（the Force Requirements Expert System）と呼ぶエキスパート・システムがあり、これがCINCPACFLTをテストベッドとして使われているのである。FRESHは文献［11］に掲載された論文によって、その概要が最近明らかになった。

FRESHは、用隊（force employment)/資源割当て決定支援ツールで、データ駆動モードと目標駆動モードの両方式で作動する。行動代案の生成と評価にあたっては、戦闘能力、使命優先度、準備体制(readiness)、計画された諸スケジュール、作戦活用、隊員忍耐力、トランジット・タイム、および燃料コストについての知識を秤にかけながら、トレードオフ分析をする。もちろん、ユーザーがこれらの制約を、優先度を変えて調整することが可能だし、代案のネガティブ、ポジティブのインパクトを説明する機能を備えている。FRESHの探索スペースは巨大で、1,000万以上のエレメントに対応でき、以下の事項を扱える能力を持っている。

- 165のプラットフォーム/ユニット・タイプ
- 500以上のスケジュール単位
- 27のエンプロイメント・カテゴリー
- 400以上のエンプロイメント条件
- 15の使命領域
- 100以上のミッション・クリティカルな装置
- 29の隊レベルの要求
- 200以上のコマンド・エレメント
- 2,540の太平洋海域呼び出し点
- 120のスケジュール
  日ごと/四半期ごと/単位ごと
- 365の歴史的にスケジュールを立てた
  日ごと/単位ごと
- 1,825の単位ごとの用隊日
- 10^6以上の艦船および単位のスケジュール日
- 95×10^6平方マイルの海洋

FRESHの知識ベースは、相互に連動する概念抽出階層と制約とルールとからなる。代案生成と評価は、生成のためのルールと評価のための制約を用いる生成／テスト・パラダイムに従って遂行される。階層は、多くは事実知識（その多くはリレーショナル・データベースからの情報）を蓄積している。FRESHは、次の6つの主要階層から構成されているという。

1) 艦船、またはプラットフォーム階層……太平洋艦隊のすべての単位（ユニット）についての情報を蓄積する（現在、1,507ユニット）。
2) アクティビティ階層……使命とコミットメントに関する情報を蓄積。現在、31のアクティビティ、または隊レベルの要求。
3) 地理階層……ポートおよび大水域（海や湖などの水のかたまり）についての情報。
4) 命令階層……CINCPACFLT配下の命令群。
5) 装置階層……装置とシステムについての情報。現在、427のスキーマがある。
6) エンプロイメント階層……スケジューリングについての情報。

FRESHのおかげで参謀たちのロードは、大幅に軽減された。1988年8月までのテスト結果では、①準備体制警報(readiness alerts) の発動までに従来数時間かかっていたのが、数分でできるようになり、しかも精度は従来の95パーセントが99パーセントに上がった、②代案の分析と格づけが、従来の数時間から数分に短縮され、精度は60パーセントだったのが85パーセントに上がった。それに加えて代案の策定数が、典型的な例について従来の12案が100 案に増加した、③レポート類の出力は、従来何時間もかかっていたが、わずか30秒で出力され、精度は90パーセントが99パーセントまで上がった、④スケジュールの作成は従来8時間かかって、精度は90パーセントだったのが、2 時間以内で作成され、精度は99パーセントに上がったなど、大変な効果が達成されている。

＜参考文献＞

[1] Experts say AI freeze is beginning to thaw; Computerworld, July 29, 1991.

[2] U.S. Industrial Outlook 1992---Computer Equipment and Software; Computerworld, July 29, 1991.

[3] Smart Program Go to Work; Business Week, March 2, 1992.

[4] Preface,by Herbert Schorr, Innovative Applications of Artificial Intelligence, AAAI Press 1989.

[5] Introduction The Maturing of AI, by Alain Rappaport; Innovative applications of Artificial Intelligence 2, 1991, AAAI Press 1991.

[6] CONSORTIA----Are they getting better?, Electronic Business, May 18, 1992.

[7] MCC digs out of the "celestial sandbox of computer science", Electronic Business, May 18, 1992.

[8] This Research Consortium Gets Its Research to Market;Learning from Japan, Business Week, January 27, 1992.

[9] Inspector:An Expert System for Monitoring Worldwide Trading Activities in Foreign Exchange, by Elizabeth Byrnes, Thomas Campfield, Niel Henry, and Steven Wadman, Innovative Applications of Artificial Intelligence 2, AAAI Press 1991.

[10] An Expert Auditing System for AirlinePassenger Tickets, by Andrew J.Valles and Joseph A.Vanloy,Innovative Applications of Artificial intelligence 3, AAAI Press 1991.

[11] Knowledge-Based Systems Technology Applied to Naval Battle Management Decision Aiding, by Ted E.Senator, T.M.Witte, and Theodore Kral, Innovative Applications of Artificial Intelligence, AAAI Press 1989.

第2部　欧州

1　概要

第1部で述べたように、米国においてはAI市場に関する推定データあるいは予測データが存在するが、欧州にはそういう資料がなく、米国の調査会社の予測数字が時として新聞雑誌に引用されているのが散見されるにすぎない。米国のComputerworld誌（1992年7月29日号）によれば、欧州でもエキスパート・システムが広く使われており、その市場規模は1994年において24億ドル(2,880億円）に成長すると予測されている。ファジー論理の応用開発投資も、フランス、ドイツ、イギリスでかなり行われているという。

ナショナル・プロジェクトとしてのイギリス、フランス、ドイツ、ECのAI研究開発構造については、AI白書1992に述べられている。各国とECのAI研究開発は、21世紀の社会のインフラストラクチャとして位置づけている情報技術の研究開発計画の一環として織り込まれている。欧州におけるAI研究開発に関する情報は少なく、AI白書1992で紹介した状況以後の包括的情報は入手できていない。ESPRIT（European Strategic Programme for R&D in Information Technology＝情報技術研究開発のための欧州戦略計画）の第2次計画は1992年9月をもって終了したが、その実施成果については断片的な情報が入手できるのみである。毎年秋には、ESPRITコンファレンスが開催されるので、そのProceedingsが情報源となる。

第1次ESPRITでは、域内の420に及ぶ企業、大学、研究機関と3,000人の科学者とエンジニアが協力し、①IPS（Information Processing Systems)、②OBS (Office and Business Systems)、③CIM (Computer Integrated Manufacturing)の3分野のさまざまなシステムを構築するための要素技術を開発したが、第2次ESPRITでは約500 のテーマに対して6,000人の科学者とエンジニアが協力し、第1次ESPRITの成果を組み合せて、システムのプロトタイプを作り上げる努力を傾けてきた。また、並列コンピュータの開発にも着手し、①最大10万プロセッサまでの超並列コンピュータ、②最大10万プロセッサ構成までの汎用MIMDマシン（プロトタイプは1,000プロセッサ）③一般化可能なフォールト・トレラント・システム・アーキクチャ、④ニューラル・コンピューティング、⑤タイム・コンストレイントなアプリケーションのための記号処理/ 数値処理混成システムを開発してきた。ESPRITにおいては、Galatea プロジェクトの名のもとにニューロコンピュータとソフトウェアの開発に2,200万ドルが支出されているという。

EC閣僚理事会は、1991年7月、第3次ESPRITに当たるESPRITのニュー・フェイズを正式承認、域内産業からのプロポーザル募集を行い、91年9 月現在で150 のプロジェクトが承認された [1]。

ニュー・フェイズは、1990～94年にわたって実施されるECの研究開発基本計画の一部をなすが、総予算57億ECU(8,698億円）のうち13億5,000 万ECU(2,060億円）が、ESPRITを含む情報・通信部門に支出される。ニューRACE (Research and Development in Advanced Communications Technology in Europe=欧州高度通信研究開発計画）も着手された。ESPRITニュー・フェイズについては、次の分野の研究開発が推進される。

(1) マイクロエレクトロニクス

ICの設計と製造において国際競争優位性を確保

し、広範な企業にICを供給することを目標とし、特にJESSIと連絡をとりつつ、中小企業がASICを使うのに好適な条件をつくりだす。

(2) ソフトウェア工学とIPS（情報処理システムズ）

目標を、①ソフトウェア集約的システム設計とユーザー・ニーズに合った工学技法の応用、②情報サーバーと、異なるユーザーのタスクならびにユーザーの専門知識に合ったインタフェースの開発、③先進的アーキテクチャの開発とその応用開発ーに置く。

(3) 先進的ビジネス・システムとホーム・システム周辺技術

①連携作業のためのユーザー・フレンドリーな支援システムの開発、②マルチメディア・システムの開発と利用の推進、③疎結合分散システムの実現、④情報技術の家庭への導入の推進、周辺技術の選定、開発。

(4) CIM

社会的、経済的、組織的、環境的諸要因が、重要な役割を演じる統合的なアプローチをとる。オープン・システムを利用し、モジュラーで互換性あるコンポーネントで、かつ中小企業が段階的にアップグレードできること。ここでいうCIMとは、CHIM (Computer and Human Integrated Manufacturing)を意味する。

(5) OMS(Open Microprocessor Systems) イニシアティブ

OMSの目標は、マクロセル・アプローチとソフトウェアのポータビリティを保証する開放的なフレームワークの提供を通じて、マイクロプロセッサ・システムにオープン・システムと諸標準を拡張適用することーに置く。なおOMSの集積密度は、1億素子といわれる。

2　欧州研究機関のコンソーシアムERCIM

1988年遅く、フランスのINRIA (Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique=国立情報処理・自動化研究所)、ドイツのGMD (Gesellschaft fur Mathematik und Dateverarbeitung mbH=ドイツ国立情報処理研究所)、オランダの国立数学・コンピュータ科学研究所CWI (Centrum voor Wiskunde en Informatica) がコンソーシアムを組み、技術発見と交換と、共同でできる活動を追究する調整研究を行うことになった。1989年4月にイギリス国立研究所RAL (Rutherford Appleton Laboratory) が新たに加盟した機会に、コンソーシアム名をERCIM (European Research Consortium for Informatics and Mathematics)とすることに決定した。

以後、イタリアのIEI－CNR (Consiglio Nazionale della Ricerche) とポルトガルのINSC (Instituto de Engenharia de Sistemase Computadores) が加盟、欧州における強力な情報技術、AI研究交流の場になりつつある。さらにギリシアのFORTH (Foundation of Research and Technology–Hellas) が、加盟する。

3　事例

3.1　SWIFTにおける大規模リアルタイム・エキスパート・システムINCA [2]

SWIFT(Society for Worldwide Interbank Financial Telecommunication)は、世界の60カ国以上の3,000以上の金融機関（会員は、大半が銀行）に通信ネットワークを通じて自動化されたメッセージ処理サービスとメッセージ伝送サービスを提供する共同サービス組織で、1日に100万件以上のメッセージを処理しており、銀行営業にとって不可欠の存在になっている。

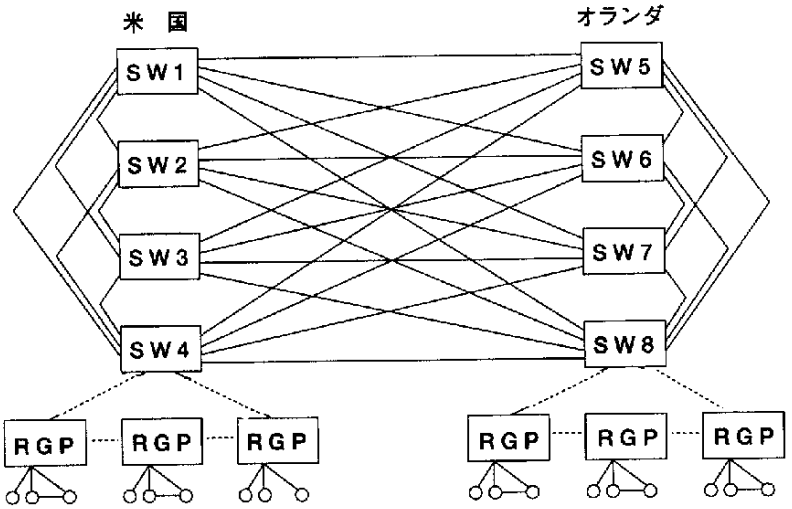
INCAは、Intelligent Network Controller Assistantの頭文字であり、実務に成功裡に使われている事例として、SWIFTで1989年以来稼動に入り91年になって論文発表された。SWIFTは、オランダと米国にコントロール・センターを置き、それぞれ大型メイン

フレーム4台を設置しそれらにネットワーク・オペレーションの管理機能、すなわちシステム監視、メッセージ保管、および報告の機能を遂行させている。メインフレームは「スイッチ」または「アクティブ・システム」と呼ばれている。SWIFTネットワークのアーキテクチャは図表Ⅴ-2-1のようになっており、コントロール・レイヤー、リレー・レイヤー、ユーザー・レイヤーの3層構造になっている。各層の構成は、次のとおりである。

①コントロール・レイヤー……二つのコントロール・センターに含まれる。

②リレー・レイヤー……数台のリージィオナル・プロセッサ（RGP。典型的には接続される国ごとに1台）で構成される。RGPは、各銀行からコントロール・センターへの中継装置の役割を果たすコンピュータである。

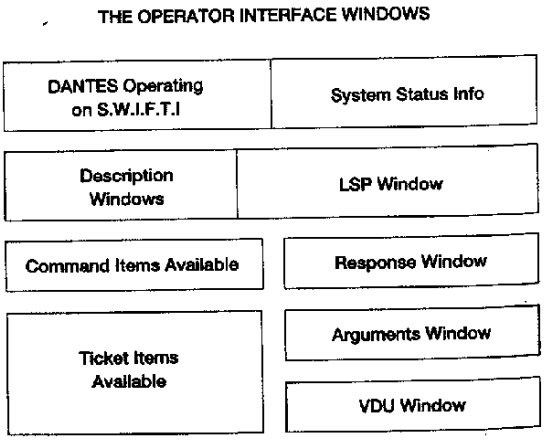
図表Ⅴ-2-1　SWIFTネットワーク（文献［2］より）



図表Ⅴ-2-2　アクティブ・システム・イベンツ（文献［2］より）

Time	EVENTS
4:29	NODE 02 LINK 2C CKT 00 DOWN
4:29	NODE 40 ISOLATED LINK 20 CKT 00 FAILED
4:29	CIRCTL/OPEN/CIRCUIT/0A/4E
4:29	NODE 02 LINK 28 CKT 00 OUT OF SERVICE
4:29	NODE 02 LINK 28 CKT 00 OUT OF SERVICE

図表Ⅴ-2-3　INCAのオペレーターに向けてのインタフェース（文献［2］より）



③ユーザー・レイヤー……各銀行のコンピュータをベースにしたターミナル（CBT）である。物理的構造の面では、すべての銀行のCBTは、専用回線あるいは公衆電話回線を通じてRGPに接続し、そこからアクティブ・システムへつながる。

毎日のネットワーク管理は、8台のアクティブ・システムの1台1台にはりつく24時間体制のオペレーター・チームによって行われている。各アクティブ・システムには、ネットワークのイベント発生時の出力のためのプリンター（LSP）が1台と、システム・コマンドを入力するためのモニター（VDU）が1台接続されている。

図表V-2-2が示すように、同時に多数のイベントが発生することが当然ある。INCAは、①どのイベントの組み合わせが問題を示しているかを診断することによって、流入するイベンツをフィルターにかける、②注意を必要とする問題を“tickets”としてウィンドウの中に表示する一の二つの機能を遂行する。ウィンドウ表示のインタフェースは図表V-2-3のようになっている。LSPウィンドウは厳密にいえば必要ではないが、オペレーターに自信を持たせる効果を期待したウィンドウだという。

INCAは、ネットワーク・アプリケーションのために特別に開発されたDantesというツールを使って記述された。Dantesは、ルールをサポートするオブジェクト指向パラダイムを用いている。INCAが蓄積しているルールは、SWIFTの経験豊富な上級オペレーターの知識である。INCAは、ネットワークから追加情報を集め、ネットワーク・コマンドを送る（例えばある回線への接続を止めてから再接続するとか、あるいはスクリーン上に諸表示をするといった）シークエンスからなる諸結果を当たるパターン・マッチングを行う。

Dantesのルールは、オブジェクトの特定のクラスと次の三つのパーツに対して定義される。

① trigger＝ルールを発火させるネットワーク・イベントまたはシステム・アクションを規定する。

② state=発火されるべきルールに対してオブジェクトが持たなければならない値。

③ body=LISP形式を含み、if—thenルールで記述されている。

マウスとメニューによるユーザー・インタフェースとあいまって、フィルタリングと自動化されたレスポンスは、流入するイベンツに人間自身が注意を集中する量を大幅に減らした。これに加えてINCAは、システム・コンポーネントに問い合わせて、SWIFTネットワークのモデルを自動的に更新することができる動的ネットワーク・モデル・ビルダーを備えている。

INCAは、上述のコントロール・センターに各1台設置されたExplororII Lx ワークステーションの上で稼動している。しかし、オペレーションの中断は許されないので、それぞれ1 台のバックアップのためのExplororに接続されている。1989年第1 四半期に短期のプロトタイピング実験が行われ、1989年4 月に正式にINCAプロジェクトが発足し、同年10月からオランダのコントロール・センターで稼動を始めた。次いで1990年2 月にオランダのコントロール・センターで、同年5 月に米国のコントロール・センターでフル稼動に入った。イベンツの97パーセントまでが、INCAによって自動的に処理されているという。

3.2　INRIAの3次元ビジョン移動ロボット［3］

フランスの国立情報処理・自動化研究所INRIAでは、PRISME、PASTISおよびROBOTVISという三つのロボット関連プロジェクトを進めているが、このほどこの三つのプロジェクトを同国の宇宙局CNETの進めているVAP（Vehiclue Autonome Planetaire=惑星自律車）プロジェクトにジョイントさせることになった。VAPは1994年に米国とロシアが共同で火星に送ることにしている惑星自律ロボットの実現のためのフランスのノウハウを獲得することを狙いとしている。

INRIAは、深さと運動の解析をするDMA(Depth and Motion Analysis) ビジョン移動ロボット（第1次ESPRIT計画のプロジェクト940)を開発した。この技術をVAPに生かそうというものである。図表Ⅴ-2-4と図表Ⅴ-2-5は、INRIAの移動ロボットと、同ロボットが再生した3次元の情景。

火星へ送り込まれた移動ロボットの場合には、地球との通信伝達時間が非常に長い（平均１時間）ので、エンジンを地球上から起動させることは問題外であるため、自律性が要求されるとしている。

図表Ⅴ-2-4　INRIAの3次元ビジョン移動ロボット（文献［3］より）

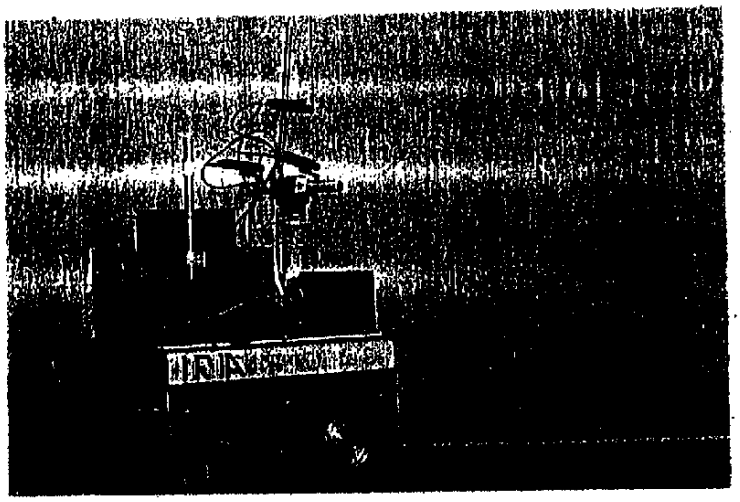


Figure1:An INRIA mobile robot driven by the DMA vision machine (Depth and Motion Analysis), developed within the ESPRIT1 Project 940.(Photo:INRIA)

図表Ⅴ-2-5　INRIAの3次元ビジョン移動ロボットが再生した情景（文献［3］より）

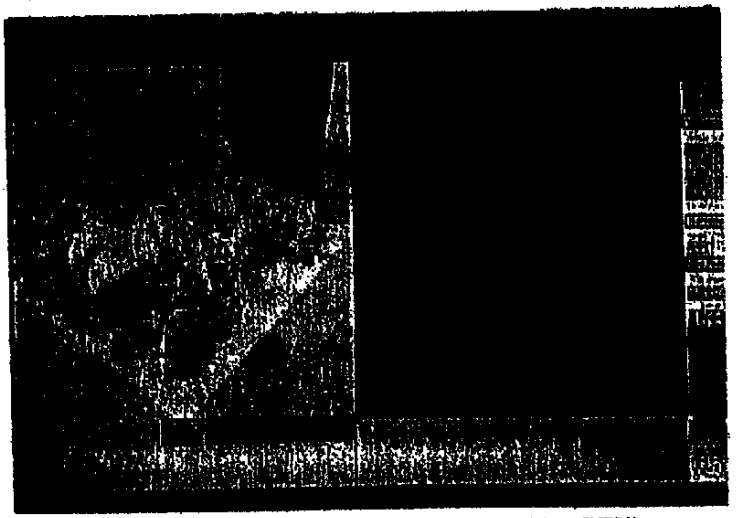


Figure2:Image of the scene reconstructed in 3D.(Photo:INRIA)

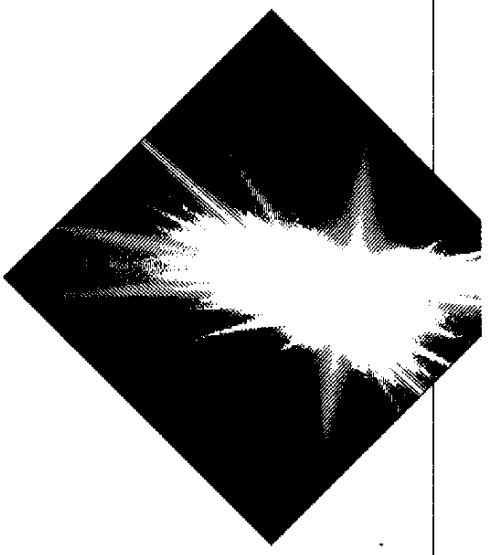
＜参考文献＞

[1] The European Scene---ESPRIT a major Community Programme, by Jean-Cadiou, ERCIM News, September 1991.

[2] INCA---An Innovative Approach to Constructing Large-Scale, Real-Time Expert Systems, by R.Phelps, F.Ristori, D.Mukherjee, L.Thomae, and J.Steiner, Innovative Applications of Artificial Intelligence 2, AAAI Press 1991.

[3] INRIA Joins Project VAP : Planetary Autonomous Vehicle, by Jean-Danniel Boissonnat, ERCIM..

資料編



資料1．1992年のAI関連活動

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
1992年 1月	21日	人工知能セミナー「エキスパート・ファジィ・ニューロの融合と実用化に向けて」（人工知能学会、於：名古屋）	―富士通がUNIXワークステーション用日英・英日双方向翻訳支援システム「ATLAS」を発売。 ―スピリットが翻訳支援用英日／日英電子化辞書「X-DIC」第2版を発売。
	23-24日	「マルチメディア／ハイパーメディアの現状と動向」専門講習会（情報処理学会、於：名古屋）	
	24日	講習会「ファジィ理論と知識獲得」（日本ファジィ学会、於：大阪）	
	27-28日	公開シンポジウム「人工知能とニューロコンピューター人智に近づく情報処理」第6回「大学と科学」公開シンポジウム事務局、於：東京）	
	31日	次世代知識処理シンポジウム（日本情報処理開発協会、於：東京）	
2月	7-8日	連続音声認識シンポジウム（ATR自動翻訳電話研究所、於：静岡県浜松市）	―カテナがMacintosh用英日翻訳ソフト「The Translator」2.0版を発売。 ―通産省工業技術院が大型プロジェクト「マイクロマシン技術」研究開発計画をスタート。期間は10年間。 ―三菱商事が米国IntelligenceWare社と提携し、為替や株価変動などの予測が可能なAIソフト「IXL」を発売。 ―フジタが建設工事工程計画作成支援エキスパートシステム「PF-PLAN」を東京湾横断道路工事に適用。 ―CSK総合研究所が音声認識技術を応用したカラオケ装置を発売。 ―通産省提唱の国際プロジェクト「知的生産システム(IMS)」計画がスタート。 ―秋田県工業技術センターが県内企業と共同でエキスパートシステムの開発を推進。
	12-13日	「知識ベースシステムにおける高速推論技術」チュートリアル（情報処理学会、於：東京）	
	14日	ロボットと優しくつきあうコミュニケーション技術「ロボット研究の新しい流れ」（日本ロボット学会、於：東京）	
	18日	仮想現実技術特撰講座Ⅱ「サイバースペースの仕掛人達、於：千里国際情報事業財団）	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
3月	3-6日	FA・IMS'92ー新生産・情報システム展（日本経済新聞社、於：東京）	ーニフティと高電社がネットワークサービス「ニフティ・サーブ」で「j・ソウル」を利用した日韓機械翻訳サービスを開始。
	4日	平成3年度ORセミナー「ファジィ多目的計画法の基礎と応用」（日本オペレーションズ・リサーチ学会、於：東京）	ー通産省がイメージ情報の研究開発のため(財)イメージ情報科学研究所を発足。
	10-12日	第2回Prolog講習会ー初級・中級編（日本Prolog協会、於：東京）	ー日商エレクトロニクスは米国VPL Research社製仮想環境作成ソフト「バーチャライゼーション」を発売。
	17日	第4回講習会「ニューラルネットワークのハードウェアと工学的応用」（神経回路学会、於：東京都町田市）	ー通産省工業技術院と東京大学先端科学技術センターが仮想環境モデルを用いて遠隔操作可能なロボシステムを試作。
	17-20日	情報処理学会第44回全国大会（於：神奈川県川崎市）	ーエイ・ティー・アール人間情報通信研究所が設立。
	18-19日	第15回知能システムシンポジウム（計測制御学会、於：東京）	
	18-19日	MTワールド'92（日本翻訳協会、於：東京）	
	24-27日	1992年電子情報通信学会春季全国大会（於：千葉県野田市）	
	31日	シンポジウム「SmartVehicleの開発、現状と課題」（自動車技術会、於：東京）	
4月	9日	講演会「脳におけるコヒーレントな情報処理」（神経回路学会、於：東京）	ー日製産業が人工現実感機能により住宅内部の3次元画像を表示するプレゼンテーション・システム「R-System」を発売。
	14-17日	第10回国際先端技術総合展（テクノロジー・ジャパン）（日本工業新聞社、於：東京）	ーアマノがファジィ制御オイルミスト補集用電気集塵機を発売。
			ーダイヘンがファジィ制御のアルミニウム合金溶接機を発売。
5月	8日	仮想現実技術特撰講座「衝撃の仮想体験」（千里国際情報事業財団、	ー島津製作所がエキスパートシステム構築用C言語ライブラリ「源蔵I/PRO」を発売。

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
5月		於：大阪）	―岡谷鋼機が機械加工業向けにAI応用工程計画作成機能を備えたシステムを発売。 ―松下産業機器がファジィチップ内蔵自動溶接機「パナスターAA350」を発売。
（つづき）	12-14日	Expanding Access to Science and Technology - The Role of Information Technologies（国際連合大学、於：京都）	
	20-23日	ビジネスショウ'92Tokyo（日本経営協会、於：東京）	
	21-22日	第6回知能移動ロボットシンポジウム、第2回ロボットシンポジウム（日本ロボット学会、於：茨城県つくば市）	
	26-28日	第8回ファジィシステムシンポジウム―人間とファジィ理論の統合―（日本ファジィ学会、於：広島）	
	28日	講習会「実用化を迎えたニューロ技術」（精密工学会、於：東京）	
6月	1-5日	第五世代コンピュータ国際会議FGCS'92（ICOT、於：東京）	―オムロンがファジィ機能搭載ワークステーション、ファジィアプリケーション開発ツール、ファジィ推論ボードを発売。 ―千代田加工建設がAIツール「Knowledge Network」用の生産計画型シェル「Freinds」を発売。 ―山武ハネウェルがプラント自動運転用ファジィ制御パッケージ「FUZZICS」を発売。 ―日本機械翻訳協会がアジア太平洋機械翻訳協会と名称変更。
	6-9日	KEセミナ（国際AI財団、於：東京）	
	10-12日	ビジネスショウ'92OSAKA（日本経営学会、於：大阪）	
	11日	定例講演会「ニュラルネットワークの情報処理」（日本オペレーションズ・リサーチ学会、於：東京）	
	16-18日	ロボティクス・メカトロニクス講演会'92（ROBOMEC'92）―インテリジェントな機械システムの実現を目指して―（日本機械学会、於：神奈川県川崎市）	
	18日	「並列アルゴリズムと並列アーキテクチャ理論と実際」チュートリアル（情報処理学会、於：東京）	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
6月 (つづき)	23-26日	1992年度人工知能学会全国大会（第6回）（人工知能学会、於：東京）	
	24-26日	千里国際ニューラルネット・シンポジウム'92（SYNAPSE'92）（千里国際情報事業財団、於：大阪）	
7月	1-3日	第2回人工現実感とテレイグジスタンス国際会議（ICAT'92）（日本工業技術振興協会、於：東京）	ー実世界コンピューティングを研究する技術研究組合新情報処理開発機構（RWCP）が設立。
	8日	人工知能セミナー「知的CASEシステム」（人工知能学会、於：東京）	
	7-9日	人工知能総合展(AI'92)（日本経済新聞社、於：東京）	
	7-9日	Voice Systems Worldwide '92 Japan（日本経済新聞社、於：東京）	
	10日	「開け行く“人工現実感”の世界」セミナー（システム制御情報学会、於：大阪）	
	16日	電子情報通信学会東海支部第2回講演会「音声認識・合成技術の最近の進歩と今後の展開」（於：名古屋）	
	16-17日	設計シンポジウム「設計の知能化を目指して」（人工知能学会、於：東京）	
	16-18日	画像の認識・理解シンポジウム（情報処理学会、於：札幌）	
	17日	講演会「ここまで来たロボティックFMSとこれからの技術ヒューマンアシストテクノロジー」（精密工学会、於：茨城県つくば市）	
	17-22日	第2回ファジィ論理と神経ネットワークに関する国際会議	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
7月 (つづき)		(IIZUKA '92) ファジィシステム研究所、於：福岡県飯塚市)	
	20日	音声の知的処理に関する調査研究成果発表会（日本情報処理開発協会、於：東京）	
	20-21日	次世代ソフトウェア生産環境セミナー（京都高度技術研究所、於：京都）	
	21日	電子情報通信学会東京支部講演会「グループウェアの動向と課題」(於：東京)	
	22日	MMAセミナー「バーチャルリアリティ技術とその産業応用への展望」（マルチメディアソフト振興協会、於：東京）	
	22-24日	第31回計測自動制御学会学術振興会（SICE'92）（於：熊本県熊本市）	
	24日	「ファジィ技術とデータベース」講演会（日本情報処理開発協会、於：東京）	
	31日	パネルディスカッション「ファジィコンピュータの未来像」（日本ファジィ学会、於：大阪）	
	31日	土木学会関西支部講習会「土木工学へのエキスパートシステムの適用と可能性」（土木学会、於：大阪）	
8月	20-21日	1992年並列／分散／協調処理に関する「日向灘」サマー・ワークショップ（九州大学、於：宮崎県宮崎市）	ー日本電子工業振興協会が生体情報のカオス性解析ソフトを無料提供開始。 ーロゴヴィスタが日英機械翻訳ソフト「Logo Vista E to J」を発売。 ーエー・アイ・ソフトがパソコン用エキスパートシステム開発ツール「大創玄／TB」を発売。
	20-21日	情報・知能・精密機器部門講演会（日本機械学会、於：東京）	
	21-22日	サマーセミナー「知識工学の外観	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
8月 (つづき)		検査への応用」(精密工学会、於：香川県高松市)	
	27-28日	ファジィ制御講習会ー演習付きー(日本ファジィ学会、於：東京)	
9月	1-3日	IEEE国際ワークショップ「ロボットと人間のコミュニケーション」(於：東京都小金井市)	ーハイテックジャパンがパソコン用酢とレス・成人病診断エキスパートシステム「問診票システム」を発売。
	2-3日	セミナー「コンピュータ・ビジュアライゼーションの新しい展開を探る」(システム制御情報学会、於：大阪)	ー東芝が音声認識応答装置「パワーボイス」を発売。
	9-10日	平成4年電気・情報関連学会連合大会「21世紀をのぞむ技術課題」(於：東京)	ーテクノスが目視検査自動化装置「ニューロ視覚センサー2000Hモデル S」を発売。 ー高知県が産官学協同でファジィ制御技術の開発に取り組み、生産工程自動化システム開発を目指す。
	10-11日	セミナー「ニューラル／ファジィ／GAの新しい展開を探る」(システム制御情報学会、於：東京)	ー岐阜県が仮想現実感（VR）技術の研究開発拠点建設を計画。
	16日	インテリジェント映像メディアフォーラム'92「映像新時代を探る」(テレビジョン学会、於：東京)	
	16-18日	日本ソフトウェア科学会第9回大会（於：神奈川県藤沢市)	
	21-22日	自律分散型ロボットシステムに関する国際シンポジウム（DARS'92)(理化学研究所、於：埼玉県和光市)	
	24-25日	「グラフィックスとCAD」シンポジウムー新たなバーチャルリアリティを求めてー（情報処理学会、於：東京)	
	24-26日	合同シンポジウムー「システムシンポジウム」、「知能工学シンポジウム」、「ニューラルネットワークシンポジウム」(計測自動制御学	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
9月		会、於：宮城県仙台市）	
(つづき)	25日	ニューラルネットワークとAIの統合に関する講演会（日本情報処理開発協会、於：東京）	
	25日	「ロボットビジョンの研究動向と今後の課題」（情報処理学会、於：石川県金沢市）	
	27-30日	電子情報通信学会一創立75周年記念一秋季大会（於：東京）	
	28日	人工知能セミナー「事例ベース推論技術の動向」（人工知能学会、於：東京）	
10月	11-14日	情報処理学会第45回全国大会（於：徳島県徳島市）	―豊田工機がAI機能搭載円筒研削盤「GLシリーズ」を発売。
	19日	「建築設計におけるAI新技術動向」（日本建築学会、於：東京）	―鹿児島ネットワーク技研がAIを応用した特殊勤務表作成システム「おまかせDATE」を発売。
	20-22日	第3回計算論的学習理論ワークショップ（ALT'92）（人工知能学会、於：東京都多摩市）	―パシフィックアイが日英機械翻訳ソフト「プラビスパックJ/E」を発売。（同社はプラビスインターナショナルから営業権を引き継いでいる。）
	21-23日	第8回ヒューマン・インタフェース・シンポジウム「ファジィ、AI、ニューラルネットワーク融合化応用技術」（日本機械学会、於：名古屋）	―福島県総合工業試験場ハイテクプラザがファジィ制御技術普及に向けて研究会を発足。
	22-23日	JAIST先端情報科学国際シンポジウム（北陸先端科学技術大学院大学、於：石川県金沢市）	
	24-25日	第6回国際シンポジウム「AIと法律一法的知識表現と法的推論システム」（法律エキスパートシステム研究会、於：東京）	
	27-28日	コンピュータシステムシンポジウム（情報処理学会、於：東京）	
	29-30日	Object World '92/Tokyo（IDGワー	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
10月 (つづき)		ルドエキスポ／ジャパン、於：東京)	
	30日	カオス工学研究委員会設立記念講演会（日本工業技術振興協会、於：東京)	
11月	4-6日	国際シンポジウム「コンピュータワールド'92」(関西情報センター、於：神戸)	―ノヴァが日英機械翻訳ソフト「PC-Transer/je」のPC-9801版、DOS/V版を発売。
	5-7日	セミナー「ふるまいを創造するカオスチップ―工学的応用の可能性を求めて」(ファジィシステム研究所、於：5日福岡、6日大阪、7日東京)	―エー・アイ・ソフトがエキスパートシステム開発ツール「大創玄／TB」UNIX版を発売。
	9-13日	第2回エキスパートシステムのための知識獲得ワークショップ(JKAW'92)（人工知能学会、於：神戸)	―カテナがMacintosh用英日機械翻訳ソフト「The Translator」向けの科学技術分野専門用語辞書4種を発売。 ―ノヴァがパソコン用英日機械翻訳ソフト「マイトランサーej」を発売。
	10-13日	NICOGRAPH'92（日本経済新聞社、於：東京)	―慶応義塾大学が産学協同の学際研究組織「VOICE」を発足。
	12日	第9回自律分散システム部会講習会（計測自動制御学会、於：名古屋)	―日本工業技術振興協会が遺伝的アルゴリズムの産業応用を探る産学協同研究会を発足。
	15-19日	ロボットにおける計測と制御国際会議（計測自動制御学会、於：茨城県つくば市)	―福岡県がファジィなどを研究する飯塚研究開発センターの発足を計画。
	16-19日	国際AIシンポジウム'92名古屋「人工知能のニューパラダイム―メディアの中のAI」(中部産業連盟、於：名古屋)	
	19日	講習会「快適さを実現するファジィ理論―モノづくりの心」(日本ファジィ学会、於：名古屋)	
	19-20日	ヤングAIワークショップ「人工知能の現状と将来―私はこう考え	

年月	AI関連イベント		AI関連ニュース
11月 (つづき)		る」(人工知能学会、於：東京都多摩市)	
	25日	人工知能セミナー「人工知能における最近の課題と動向」(人工知能学会、於：大阪)	
	26-27日	セミナー「超並列処理の最近の動向と展望」(情報処理学会、於：大阪)	
	26-27日	第1回人工物工学シンポジウム(東京大学人工物工学研究センター、於：東京)	
	26-28日	第7回生体・生理工学シンポジウム(計測自動制御学会、於：愛知県豊橋市)	
	27日	水資源研究のためのAI技術の利用に関するシンポジウム(京都大学、於：京都)	
	28-29日	第4回Prolog講習会(日本Prolog協会、於：東京)	
	30日	講習会「ビジネスにおけるファジィ戦略ー評価支援に向けて」(日本ファジィ学会、於：東京)	
	30日-12月2日	チュートリアル「超並列人工知能」(日本ソフトウェア科学会、於：神奈川県葉山)	
12月	3-4日	AIシンポジウム'92(人工知能学会、於：東京)	ー シャープがワークステーション用英日・日英機械翻訳システム「DUET Qt」を発売。
	4日	講習会「遺伝的アルゴリズムと免疫システム論ー進化システム論の基礎と応用」(計測自動制御学会、於：東京)	ー CSKが日英機械翻訳システム・パッケージ「ARGO J/E」を発売。
	4-6日	神経回路学会第3回全国大会(於：大阪府豊中市)	ー 石井工業がカラー認識可能なニューロ応用文字認識装置を発売。
	7-9日	マシンビジョン応用に関する	ー スポーツテックがAI応用の資金計画助言ソフト「LSーキャッシュプランナー」を

年月	AI関連イベント	AI関連ニュース
12月 (つづき)	IAPR国際ワークショップ（於：東京） 15-16日 多言語機械翻訳プロジェクト第3回実証試験シンポジウム（国際情報化協力センター、於：東京） 17日 日本Prolog協会第7回情報交換会（於：東京） 17日 第21回「生体・生理工学部会」特別講演会（計測自動制御学会、於：愛知県豊橋市） 18日 人工知能学会7周年記念特別シンポジウム「インテリジェントシステム」（於：東京） 18-19日 知識共有／再利用ワークショップ（静岡大学、於：静岡県浜名）	発売。 ー国際情報化協力センターが多言語機械翻訳プロジェクトのために5ヶ国とコンピュータ・ネットワークを構築し、翻訳の実証実験を開始。

資料2．AI利用動向調査集計表

2-1 AIシステム導入・未導入事業所数（1991年）

	発送数	有効回答数	AIシステム導入事業所数	未導入事業所数	AIシステム導入率
合計	5976	1632	423	1209	27.3
コンピュータユーザ	4993	1299	196	1103	15.1
AIセンター会員	983	333	227	106	68.2

2-2 AI未導入コンピュータユーザのAIシステム別導入意向（1991年）

	回答事業所数	現在検討中	将来検討したい	導入する気はない	無回答
AI向き言語	1046 100	27 2.6	444 42.4	575 55	105 —
エキスパートシステム用ツール	1039 100	34 3.3	489 47.1	516 49.7	102 —
エキスパートシステム	1056 100	50 4.7	564 53.4	442 41.9	101 —
機械翻訳システム	1105 100	32 2.9	342 31	731 66.2	115 —
知能ロボット	1113 100	14 1.3	378 34	721 64.8	122 —
自動プログラミング	1135 100	43 3.8	701 61.8	391 34.4	94 —
画像理解システム	1123 100	26 2.3	503 44.8	594 52.9	107 —
音声理解システム	1140 100	12 1.1	551 48.3	577 50.6	106 —
自然言語理解システム	1123 100	9 0.8	462 41.1	652 58.1	124 —
その他のAIシステム	1031 100	12 1.2	341 33.1	678 65.8	172 —

2-3 AI導入事業所の現在のソフトウェア開発要員数（1991年）

	現在ソフトウェア開発要員	AIシステム開発要員	知識エンジニア専任	知識エンジニア兼任	その他
合計	33504 84.8	1561 4	273 0.7	637 1.6	507 1.3
AIセンター会員	19929 89.4	1169 5.2	176 0.8	469 2.1	429 1.9
コンピュータユーザ	13575 78.9	392 2.3	97 0.6	168 1	78 0.5
基礎資材産業	3839 54.8	218 3.1	48 0.7	103 1.5	38 0.5
加工組立産業	11349 119.5	686 7.2	134 1.4	235 2.5	271 2.9
生活関連産業	120 10	13 1.1	0 0	10 0.8	1 0.1
公共サービス関連	6809 141.9	212 4.4	24 0.5	87 1.8	87 1.8
商業金融関連	2734 105.2	76 2.9	11 0.4	22 0.8	16 0.6
教育公務関連	518 7.8	73 1.1	13 0.2	28 0.4	10 0.2
情報処理産業	8087 113.9	281 4	43 0.6	150 2.1	84 1.2
その他	48 6.9	2 0.3	0 0	2 0.3	0 0

上段：合計要員数　下段：平均要員数

2-4 AI導入事業所の2~3年後のソフトウェア開発要員数（1991年）

	現在ソフトウェア開発要員	AIシステム開発要員	知識エンジニア専任	知識エンジニア兼任	その他
合計	37923 96	2415 6.1	422 1.1	966 2.4	744 1.9
AIセンター会員	24304 109	1853 8.3	288 1.3	665 3	650 2.9
コンピュータユーザ	13619 79.2	562 3.3	134 0.8	301 1.8	94 0.5
基礎資材産業	3854 55.1	313 4.5	69 1	159 2.3	63 0.9
加工組立産業	13191 138.9	1081 11.4	189 2	391 4.1	398 4.2
生活関連産業	137 11.4	16 1.3	2 0.2	12 1	0 0
公共サービス関連	7255 151.1	286 6	41 0.9	117 2.4	114 2.4
商業金融関連	2537 97.6	120 4.6	16 0.6	41 1.6	28 1.1
教育公務関連	588 8.9	102 1.5	9 0.1	46 0.7	11 0.2
情報処理産業	10301 145.1	495 7	96 1.4	198 2.8	130 1.8
その他	60 8.6	2 0.3	0 0	2 0.3	0 0

上段：合計要員数　下段：平均要員数

2-5 AI導入事業所の5年後のソフトウェア開発要員数（1991年）

	現在ソフトウェア開発要員	AIシステム開発要員	知識エンジニア専任	知識エンジニア兼任	その他
合計	46489 117.7	3895 9.9	660 1.7	1561 4	1078 2.7
AIセンター会員	31309 140.4	3006 13.5	418 1.9	1084 4.9	948 4.3
コンピュータユーザ	15180 88.3	889 5.2	242 1.4	477 2.8	130 0.8
基礎資材産業	4347 62.1	478 6.8	99 1.4	251 3.6	96 1.4
加工組立産業	16109 169.6	1718 18.1	278 2.9	640 6.7	564 5.9
生活関連産業	155 12.9	21 1.8	3 0.3	15 1.3	0 0
公共サービス関連	8414 175.3	419 8.7	61 1.3	192 4	147 3.1
商業金融関連	2895 111.3	165 6.3	29 1.1	55 2.1	41 1.6
教育公務関連	654 9.9	135 2	17 0.3	67 1	16 0.2
情報処理産業	13830 194.8	957 13.5	173 2.4	339 4.8	214 3
その他	85 12.1	2 0.3	0 0	2 0.3	0 0

上段：合計要員数　下段：平均要員数

2-6 産業別AIシステム保有数（1991年）

	エキスパートシステム	機械翻訳システム	画像理解システム	音声理解システム	自然言語理解システム	知能ロボット	自動プログラミング	ファジィシステム	ニューロシステム
合計	275 1014 3.7	62 70 1.1	42 80 1.9	16 20 1.3	16 15 0.9	17 253 15	37 74 2	52 — —	36 — —
コンピュータユーザ	104 245 2.4	26 33 1.3	15 30 2	5 7 1.4	4 4 1	10 242 24	22 33 1.5	12 — —	8 — —
AIセンター会員	171 769 4.5	36 37 1	27 50 1.9	11 13 1.2	12 11 0.9	7 11 1.6	15 41 2.7	40 — —	28 — —
基礎資材産業	58 178 3.1	5 4 0.8	11 26 2.4	4 7 1.8	1 1 1	2 2 1	7 10 1.4	10 — —	4 — —
加工組立産業	71 330 4.6	16 19 1.2	9 15 1.7	5 6 1.2	6 5 0.8	7 226 32	11 35 3.2	17 — —	11 — —
生活関連産業	6 14 2.3	— — —	1 1 1	— — —	— — —	2 3 1.5	— — —	2 — —	1 — —
公共サービス関連	41 206 5	5 5 1	7 19 2.7	2 2 1	1 1 1	1 1 1	3 7 2.3	8 — —	7 — —
商業金融関連	17 39 2.3	1 0 0	1 1 1	1 1 1	1 1 1	3 18 6	4 6 1.5	1 — —	1 — —
教育公務関連	24 50 2.1	23 28 1.2	9 10 1.1	2 2 1	3 3 1	— — —	5 7 1.4	7 — —	6 — —
情報処理産業	55 194 3.5	10 11 1.1	4 8 2	1 1 1	4 4 1	2 3 1.5	6 8 1.3	7 — —	6 — —
その他	3 3 1	2 3 1.5	— — —	1 1 1	— — —	— — —	1 1 1	— — —	— — —

上段：事業所数　中段：システム数　下段：事業所当たり平均保有システム数

2-7 導入AI向き言語の種類（1991年）

	回答事業所数	Lisp系	Prolog系	オブジェクト指向系	C言語系	PL／I系	その他	無回答
合計	717 100	272 37.9	125 17.4	73 10.2	194 27.1	14 2	61 8.5	197 —
AIセンター会員	461 100	169 36.7	82 17.8	48 10.4	137 29.7	2 0.4	36 7.8	133 —
コンピュータユーザ	256 100	103 40.2	43 16.8	25 9.8	57 22.3	12 4.7	25 9.8	64 —
基礎資材産業	127 100	45 35.4	12 9.4	7 5.5	46 36.2	5 3.9	16 12.6	33 —
加工組立産業	164 100	64 39	31 18.9	13 7.9	56 34.1	1 0.6	5 3	49 —
生活関連産業	15 100	7 46.7	1 6.7	3 20	4 26.7	— —	— —	6 —
公共サービス関連	115 100	40 34.8	12 10.4	12 10.4	39 33.9	4 3.5	15 13	32 —
商業金融関連	37 100	4 10.8	12 32.4	6 16.2	10 27	— —	6 16.2	— —
教育公務関連	120 100	54 45	29 24.2	17 14.2	14 11.7	3 2.5	6 5	37 —
情報処理産業	136 100	56 41.2	28 20.6	15 11	24 17.6	1 0.7	13 9.6	40 —
その他	3 100	2 66.7	— —	— —	1 33.3	— —	— —	— —

2-8 AI向き言語・ツールの導入目的（1991年）

	回答事業所数	研修・勉強用	試用のため	開発のため自社使用システム	開発のためシステム受注	実用システムとして稼働するため	その他	無回答
合計	763 100.0	189 24.8	120 15.7	242 31.7	123 16.1	201 26.3	18 2.4	151 —
AIセンター会員	489 100.0	110 22.5	85 17.4	174 35.6	106 21.7	113 23.1	12 2.5	105 —
コンピュータユーザ	274 100.0	79 28.8	35 12.8	68 24.8	17 6.2	88 32.1	6 2.2	46 —
基礎資材産業	143 100.0	35 24.5	13 9.1	44 30.8	9 6.3	73 51.0	1 0.7	17 —
加工組立産業	168 100.0	31 18.5	20 11.9	62 36.9	32 19.0	45 26.8	7 4.2	45 —
生活関連産業	13 100.0	1 7.7	3 23.1	1 7.7	— —	9 69.2	— —	8 —
公共サービス関連	124 100.0	14 11.3	21 16.9	53 42.7	14 11.3	33 26.6	— —	23 —
商業金融関連	37 100.0	4 10.8	5 13.5	7 18.9	11 29.7	17 45.9	1 2.7	— —
教育公務関連	133 100.0	72 54.1	31 23.3	38 28.6	4 3.0	7 5.3	8 6.0	24 —
情報処理産業	142 100.0	32 22.5	27 19.0	35 24.6	53 37.3	16 11.3	1 0.7	34 —
その他	3 100.0	— —	— —	2 66.7	— —	1 33.3	— —	— —

2-9 AI向き言語・ツールの利用状況

	回答事業所数	本格的に利用	試験的に利用	余り使っていない	無回答
合計	753 100.0	296 39.3	270 35.9	187 24.8	161 —
AIセンター会員	481 100.0	190 39.5	179 37.2	112 23.3	113 —
コンピュータユーザ	272 100.0	106 39.0	91 33.5	75 27.6	48 —
基礎資材産業	143 100.0	64 44.8	38 26.6	41 28.7	17 —
加工組立産業	167 100.0	76 45.5	59 35.3	32 19.2	46 —
生活関連産業	13 100.0	8 61.5	2 15.4	3 23.1	8 —
公共サービス関連	121 100.0	38 31.4	63 52.1	20 16.5	26 —
商業金融関連	36 100.0	21 58.3	10 27.8	5 13.9	1 —
教育公務関連	131 100.0	28 21.4	52 39.7	51 38.9	26 —
情報処理産業	139 100.0	60 43.2	46 33.1	33 23.7	37 —
その他	3 100.0	1 33.3	- -	2 66.7	— —

2-10 AI用マシン別導入状況（1991年）

	回答事業所数	AI専用マシン	メインフレーム	ミニコン	ワークステーション	パソコン	並列処理マシン	その他	無回答
合計	718 100.0	38 5.3	80 11.1	28 3.9	258 35.9	303 42.2	6 0.8	5 0.7	196 —
AIセンター会員	458 100.0	22 4.8	27 5.9	22 4.8	167 36.5	220 48.0	— —	— —	136 —
コンピュータユーザ	260 100.0	16 6.2	53 20.4	6 2.3	91 35.0	83 31.9	6 2.3	5 1.9	60 —
基礎資材産業	130 100.0	11 8.5	17 13.1	5 3.8	43 33.1	51 39.2	1 0.8	2 1.5	30 —
加工組立産業	159 100.0	10 6.3	6 3.8	5 3.1	74 46.5	63 39.6	1 0.6	— —	54 —
生活関連産業	11 100.0	— —	— —	1 9.1	3 27.3	7 63.6	— —	— —	10 —
公共サービス関連	118 100.0	7 5.9	12 102.0	5 4.2	30 25.4	63 53.4	— —	— —	29 2.7
商業金融関連	35 100.0	3 8.6	1 2.9	3 8.6	11 31.4	11 31.4	4 11.4	1 0.8	2 —
教育公務関連	125 100.0	3 2.4	33 26.4	7 5.6	44 35.2	38 30.4	— —	2 5.7	32 —
情報処理産業	137 100.0	4 2.9	11 8.0	2 1.5	53 38.7	67 48.9	— —	— —	39 —
その他	3 100.0	— —	— —	— —	— —	3 100.0	— —	— —	— —

2-11 エキスパートシステムの適用業務

	回答事業所数	プラント・点検補修	機械・点検補修	異常予知プラント	故障診断	事故判定電力系統	プラント・管理操業	生産ライン・管理操業	情報管理	工程管理	生産管理	資材管理	物流管理	顧客管理
合計	522 100.0	9 1.7	7 1.3	10 1.9	63 12.1	9 1.7	27 5.2	22 4.2	6 1.1	18 3.4	25 4.8	2 0.4	11 2.1	1 0.2
AIセンター会員	359 100.0	9 2.5	6 1.7	6 1.7	47 13.1	7 1.9	17 4.7	15 4.2	2 0.6	12 3.3	19 5.3	2 0.6	5 1.4	1 0.3
コンピュータユーザ	163 100.0	— —	1 0.6	4 2.5	16 9.8	2 1.2	10 6.1	7 4.3	4 2.5	6 3.7	6 3.7	— —	6 3.7	— —
基礎資材産業	121 100.0	— —	1 0.8	4 3.3	14 11.6	— —	12 9.9	11 9.1	— —	9 7.4	6 5.0	— —	4 3.3	— —
加工組立産業	141 100.0	5 3.5	4 2.8	1 0.7	25 17.7	2 1.4	6 4.3	5 3.5	2 1.4	4 2.8	6 4.3	— —	3 2.1	— —
生活関連産業	9 100.0	— —	— —	— —	1 11.1	— —	3 33.3	1 11.1	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	88 100.0	2 2.3	— —	2 2.3	7 8.0	7 8.0	2 2.3	— —	3 3.4	4 4.5	4 4.5	1 1.1	— —	— —
商業金融関連	26 100.0	— —	— —	1 3.8	2 7.7	— —	1 3.8	2 7.7	— —	— —	— —	— —	2 7.7	— —
教育公務関連	30 100.0	— —	— —	1 3.3	5 16.7	— —	— —	2 6.7	— —	— —	1 3.3	1 3.3	— —	— —
情報処理産業	104 100.0	2 1.9	2 1.9	1 1.0	9 8.7	— —	3 2.9	1 1.0	1 1.0	1 1.0	8 7.7	— —	2 1.9	1 1.0
その他	3 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-11 エキスパートシステムの適用業務つづき（1）

	レーション計画・シミュ	編成運行ダイヤ	製品開発支援	自動設計	ネットワーク設計・管理	ソフトウェア開発	経営戦略	財務処理	人材育成	法律・判例	調査・企画	企業診断	資金運用	相場予測
合計	90 17.2	9 1.7	16 3.1	41 7.9	5 1.0	10 1.9	2 0.4	4 0.8	— —	3 0.6	2 0.4	2 0.4	5 1.0	2 0.4
AIセンター会員	55 15.3	6 1.7	11 3.1	30 8.4	2 0.6	4 1.1	2 0.6	2 0.6	— —	3 0.8	2 0.6	1 0.3	2 0.6	2 0.6
コンピュータユーザ	35 21.5	3 1.8	5 3.1	11 6.7	3 1.8	6 3.7	— —	2 1.2	— —	— —	— —	1 0.6	3 1.8	— —
基礎資材産業	37 30.6	2 1.7	3 2.5	4 3.3	— —	1 0.8	1 0.8	1 0.8	— —	— —	— —	— —	— —	— —
加工組立産業	12 8.5	3 2.1	9 6.4	21 14.9	4 2.8	4 2.8	— —	1 0.7	— —	— —	— —	— —	— —	— —
生活関連産業	2 22.2	— —	— —	2 22.2	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	21 23.9	— —	1 1.1	9 10.2	— —	1 1.1	— —	— —	— —	— —	2 2.3	— —	— —	— —
商業金融関連	3 11.5	— —	2 7.7	— —	— —	— —	— —	1 3.8	— —	— —	— —	2 7.7	1 3.8	— —
教育公務関連	3 10.0	— —	— —	4 13.3	— —	— —	— —	— —	— —	1 3.3	— —	— —	— —	— —
情報処理産業	12 11.5	4 3.8	1 1.0	1 1.0	1 1.0	4 3.8	— —	1 1.0	— —	2 1.9	— —	— —	4 3.8	2 1.9
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-11 エキスパートシステムの適用業務つづき (2)

	窓口相談	オーソライズクレジット	株式銘柄選択	契約・損害査定・医務	CAI	成績処理	学科選択・進路指導	時間割作成	医療診断支援	検索データベース	サービスデータベース	その他	無回答
合計	14 2.7	3 0.6	1 0.2	6 1.1	10 1.9	— —	— —	5 1.0	13 2.5	8 1.5	2 0.4	59 11.3	191 —
AIセンター会員	7 1.9	2 0.6	1 0.3	5 1.4	5 1.4	— —	— —	4 1.1	13 3.6	7 1.9	2 0.6	43 12.0	133 —
コンピュータユーザ	7 4.3	1 0.6	— —	1 0.6	5 3.1	— —	— —	0.6 —	- -	1 0.6	— —	16 9.8	58 —
基礎資材産業	2 1.7	— —	— —	— —	1 0.8	— —	— —	— 1	2 1.7	1 0.8	— —	5 4.1	31 —
加工組立産業	4 2.8	— —	— —	— —	2 1.4	— —	— —	0.7 —	1 0.7	1 0.7	1 0.7	14 9.9	58 —
生活関連産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— 2	— —	— —	— —	— —	5 —
公共サービス関連	2 2.3	— —	— —	— —	2 2.3	— —	— —	2.3 —	— —	2 2.3	1 1.1	13 14.8	28 —
商業金融関連	2 7.7	2 7.7	— —	2 7.7	— —	— —	— —	— —	1 3.8	- -	— —	2 7.7	5 —
教育公務関連	— —	— —	— —	1 3.3	3 10.0	— —	— —	— —	1 3.3	2 6.7	— —	5 16.7	15 —
情報処理産業	4 3.8	— —	1 1	3 2.9	2 1.9	— —	— —	2 1.9	8 7.7	1 1.0	— —	20 19.2	49 —
その他	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 33.3	— —	— —	— —

2-12 エキスパートシステムの対象領域

	回答事業所数	解釈	診断	設計	計画	制御	その他	無回答
合計	547 100.0	67 12.2	232 42.4	98 17.9	178 32.5	62 11.3	27 4.9	166 —
AIセンター会員	381 100.0	52 13.6	166 43.6	69 18.1	115 30.2	47 12.3	18 4.7	111 —
コンピュータユーザ	166 100.0	15 9.0	66 39.8	29 17.5	63 38.0	15 9.0	9 5.4	55 —
基礎資材産業	119 100.0	12 10.1	39 32.8	12 10.1	60 50.4	22 18.5	5 4.2	33 —
加工組立産業	151 100.0	23 15.2	63 41.7	42 27.8	43 28.5	14 9.3	3 2.0	48 —
生活関連産業	10 100.0	2 20.0	3 30.0	2 20.0	4 40.0	— —	— —	4 —
公共サービス関連	96 100.0	9 9.4	46 47.9	19 19.8	26 27.1	7 7.3	6 6.3	20 —
商業金融関連	29 100.0	5 17.2	18 62.1	3 10.3	7 24.1	3 10.3	1 3.4	2 —
教育公務関連	33 100.0	4 12.1	16 48.5	9 27.3	5 15.2	5 15.2	7 21.2	12 —
情報処理産業	106 100.0	12 11.3	45 42.5	11 10.4	32 30.2	11 10.4	5 4.7	47 —
その他	3 100.0	— —	2 66.7	— —	1 33.3	— —	— —	— —

2-13 エキスパートシステムの開発目的（1991年）

	回答事業所数	社内使用専用	社内使用だが外販の用意もある	外部から受注して開発	無回答
合計	532 100.0	331 62.2	63 11.8	138 25.9	181 —
AIセンター会員	368 100.0	198 53.8	47 12.8	123 33.4	124 —
コンピュータユーザ	164 100.0	133 81.1	16 9.8	15 9.1	57 —
基礎資材産業	123 100.0	109 88.6	14 11.4	— —	29 —
加工組立産業	142 100.0	77 54.2	23 16.2	42 29.6	57 —
生活関連産業	10 100.0	10 100.0	— —	— —	4 —
公共サービス関連	92 100.0	66 71.7	11 12.0	15 16.3	24 —
商業金融関連	30 100.0	13 43.3	6 20.0	11 36.7	1 —
教育公務関連	28 100.0	24 85.7	3 10.7	1 3.6	17 —
情報処理産業	104 100.0	32 30.8	4 3.8	68 65.4	49 —
その他	3 100.0	— —	2 66.7	1 33.3	— —

2-14 エキスパートシステム導入により目指す効果（1991年）

	回答事業所数	専門家の数の削減	専門家の仕事量の削減	専門家の育成	業務の質の向上	業務の質の均質化	知識の整理体系化	ES技術の習得	その他	無回答
合計	536 100.0	95 17.7	288 53.7	88 16.4	249 46.5	203 37.9	147 27.4	102 19.0	23 4.3	177 —
AIセンター会員	373 100.0	75 20.1	196 52.5	69 18.5	168 45.0	135 36.2	93 24.9	64 17.2	15 4.0	119 —
コンピュータユーザ	163 100.0	20 12.3	92 56.4	19 11.7	81 49.7	68 41.7	54 33.1	38 23.3	8 4.9	58 —
基礎資材産業	123 100.0	13 10.6	71 57.7	15 12.2	57 46.3	47 38.2	45 36.6	27 22.0	6 4.9	29 —
加工組立産業	146 100.0	30 20.5	83 56.8	31 21.2	66 45.2	49 33.6	28 19.2	22 15.1	8 5.5	53 —
生活関連産業	10 100.0	1 10.0	7 70.0	3 30.0	6 60.0	5 50.0	6 60.0	2 20.0	— —	4 —
公共サービス関連	91 100.0	18 19.8	38 41.8	15 16.5	42 46.2	38 41.8	26 28.6	19 20.9	1 1.1	25 —
商業金融関連	30 100.0	7 23.3	16 53.3	5 16.7	18 60.0	14 46.7	6 20.0	11 36.7	— —	1 —
教育公務関連	31 100.0	3 9.7	13 41.9	4 12.9	16 51.6	4 12.9	10 32.3	6 19.4	6 19.4	14 —
情報処理産業	102 100.0	22 21.6	59 57.8	14 13.7	42 41.2	45 44.1	24 23.5	15 14.7	2 2.0	51 —
その他	3 100.0	1 33.3	1 33.3	1 33.3	2 66.7	1 33.3	2 66.7	— —	— —	— —

2-15 エキスパートシステムの開発利用段階（1991年）

	システム数	実用システムとして稼働中	フィールドテスト中	プロトタイプとしての評価改良中	デモ・実験のみに利用	設計・開発段階	あまり使っていない
合計	1014 100.0	382 37.7	111 10.9	161 15.9	138 13.6	121 11.9	101 10.0
AIセンター会員	769 100.0	262 34.1	93 12.1	134 17.4	116 15.1	80 10.4	84 10.9
コンピュータユーザ	245 100.0	120 49.0	18 7.3	27 11.0	22 9.0	41 16.7	17 6.9
基礎資材産業	178 100.0	73 41.0	19 10.7	15 8.4	16 9.0	30 16.9	25 14.0
加工組立産業	330 100.0	127 38.5	41 12.4	40 12.1	47 14.2	37 11.2	38 11.5
生活関連産業	14 100.0	8 57.1	1 7.1	3 21.4	0 0.0	2 14.3	0 0.0
公共サービス関連	206 100.0	50 24.3	28 13.6	59 28.6	24 11.7	20 9.7	25 12.1
商業金融関連	39 100.0	14 35.9	5 12.8	9 23.1	5 12.8	5 12.8	1 2.6
教育公務関連	50 100.0	17 34.0	6 12.0	11 22.0	8 16.0	7 14.0	1 2.0
情報処理産業	194 100.0	92 47.4	11 5.7	22 11.3	38 19.6	20 10.3	11 5.7
その他	3 100.0	1 33.3	0 0.0	2 66.7	0 0.0	0 0.0	0 0.0

上段：合計システム数、下段：全システム数に占める割合（%）

2-16 エキスパートシステム開発用マシン（1991年）

	回答事業所数	AI専用マシン	メインフレーム	ミニコン	ワークステーション	パソコン	並列処理マシン	その他	無回答
合計	544 100.0	30 5.5	67 12.3	23 4.2	238 43.8	194 35.7	3 0.6	12 2.2	169 —
AIセンター会員	374 100.0	23 6.1	30 8.0	16 4.3	161 43.0	157 42.0	1 .3	6 1.6	118 —
コンピュータユーザ	170 100.0	7 4.1	37 21.8	7 4.1	77 45.3	37 21.8	2 1.2	6 3.5	51 —
基礎資材産業	120 100.0	7 5.8	21 17.5	6 5.0	58 48.3	27 22.5	1 0.8	1 0.8	32 —
加工組立産業	151 100.0	13 8.6	14 9.3	8 5.3	88 58.3	35 23.2	2 1.3	3 2.0	48 —
生活関連産業	10 100.0	2 20.0	— —	— —	5 50.0	3 30.0	— —	— —	4 —
公共サービス関連	92 100.0	4 4.3	11 12.0	4 4.3	31 33.7	42 45.7	— —	2 2.2	24 —
商業金融関連	30 100.0	3 10.0	2 6.7	2 6.7	10 33.3	12 40.0	— —	2 6.7	1 —
教育公務関連	32 100.0	— —	8 25.0	1 3.1	10 31.3	15 46.9	— —	— —	13 —
情報処理産業	106 100.0	1 0.9	11 10.4	2 1.9	36 34.0	57 53.8	— —	4 3.8	47 —
その他	3 100.0	— —	— —	— —	— —	3 100.0	— —	— —	— —

2-17 エキスパートシステム実稼働用マシン（1991年）

	回答事業所数	AI専用マシン	メインフレーム	ミニコン	ワークステーション	パソコン	並列処理マシン	その他	無回答
合計	256 100.0	15 5.9	33 12.9	23 9.0	105 41.0	87 34.0	1 0.4	8 3.1	3 —
AIセンター会員	161 100.0	10 6.2	12 7.5	15 9.3	61 37.9	70 43.5	— —	4 2.5	3 —
コンピュータユーザ	95 100.0	5 5.3	21 22.1	8 8.4	44 46.3	17 17.9	1 1.1	4 4.2	— —
基礎資材産業	62 100.0	6 9.7	12 19.4	4 6.5	31 50.0	9 14.5	1 1.6	— —	1 —
加工組立産業	70 100.0	6 8.6	9 12.9	10 14.3	36 51.4	17 24.3	— —	2 2.9	1 —
生活関連産業	7 100.0	1 14.3	— —	— —	4 57.1	2 28.6	— —	— —	— —
公共サービス関連	36 100.0	1 2.8	4 11.1	5 13.9	12 33.3	13 36.1	— —	1 2.8	1 —
商業金融関連	13 100.0	1 7.7	1 7.7	2 15.4	6 46.2	3 23.1	— —	1 7.7	— —
教育公務関連	8 100.0	— —	3 37.5	— —	— —	5 62.5	— —	— —	— —
情報処理産業	60 100.0	— —	4 6.7	2 3.3	16 26.7	38 63.3	— —	4 6.7	— —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-18 エキスパートシステムの利用状況（1991年）

	回答事業所数	稼働中実用システムとして	フィールドテスト中	の評価改良中プロトタイプとして	利用デモ・実験のみに	設計・開発段階	あまり使っていない	無回答
合計	535 100.0	259 48.4	71 13.3	79 14.8	45 8.4	47 8.8	34 6.4	178 —
AIセンター会員	367 100.0	164 44.7	57 15.5	57 15.5	37 10.1	27 7.4	25 6.8	125 —
コンピュータユーザ	168 100.0	95 56.5	14 8.3	22 13.1	8 4.8	20 11.9	9 5.4	53 —
基礎資材産業	120 100.0	63 52.5	15 12.5	11 9.2	5 4.2	12 10.0	14 11.7	32 —
加工組立産業	147 100.0	71 48.3	22 15.0	22 15.0	8 5.4	13 8.8	11 7.5	52 —
生活関連産業	10 100.0	7 70.0	1 10.0	2 20.0	— —	— —	— —	4 —
公共サービス関連	91 100.0	37 40.7	14 15.4	24 26.4	8 8.8	4 4.4	4 4.4	25 —
商業金融関連	27 100.0	13 48.1	5 18.5	2 7.4	1 3.7	5 18.5	1 3.7	4 —
教育公務関連	31 100.0	8 25.8	3 9.7	8 25.8	7 22.6	5 16.1	— —	14 —
情報処理産業	106 100.0	60 56.6	10 9.4	8 7.5	16 15.1	8 7.5	4 3.8	47 —
その他	3 100.0	— —	1 33.3	2 66.7	— —	— —	— —	— —

2-19 実用エキスパートシステムの評価（1991年）

	回答事業所数	あった非常に効果が	あったまあ効果が	いえないどちらとも	なかったあまり効果が	なかったほとんど効果が	無回答
合計	258 100.0	135 52.3	110 42.6	9 3.5	3 1.2	1 0.4	1 —
AIセンター会員	163 100.0	90 55.2	65 39.9	5 3.1	2 1.2	1 0.6	1 —
コンピュータユーザ	95 100.0	45 47.4	45 47.4	4 4.2	1 1.1	— —	— —
基礎資材産業	63 100.0	30 47.6	29 46.0	4 6.3	— —	— —	— —
加工組立産業	71 100.0	36 50.7	32 45.1	2 2.8	— —	1 1.4	— —
生活関連産業	7 100.0	3 42.9	2 28.6	2 28.6	— —	— —	— —
公共サービス関連	36 100.0	14 38.9	20 55.6	— —	2 5.6	— —	1 —
商業金融関連	13 100.0	7 53.8	5 38.5	— —	1 7.7	— —	— —
教育公務関連	8 100.0	6 75.0	2 25.0	— —	— —	— —	— —
情報処理産業	60 100.0	39 65.0	20 33.3	1 1.7	— —	— —	— —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-20 エキスパートシステム開発体制（1991年）

	回答事業所数	が実施て情報処理部門専門家が参画し	てKEが実施専門家が参画し	力して報処理部門が協専門家とKE情	なる専門家が主体と	主体となる情報処理部門が	その他	無回答
合計	260 100.0	62 23.8	50 19.2	95 36.5	17 6.5	29 11.2	7 2.7	15 —
AIセンター会員	162 100.0	34 21.0	39 24.1	53 32.7	11 6.8	20 12.3	5 3.1	9 —
コンピュータユーザ	98 100.0	28 28.6	11 11.2	42 42.9	6 6.1	9 9.2	2 2.0	6 —
基礎資材産業	58 100.0	20 34.5	9 15.5	22 37.9	2 3.4	5 8.6	— —	— —
加工組立産業	66 100.0	12 18.2	17 25.8	24 36.4	4 6.1	7 10.6	2 3.0	5 —
生活関連産業	5 100.0	1 20.0	2 40.0	1 20.0	1 20.0	— —	— —	1 —
公共サービス関連	39 100.0	11 28.2	5 12.8	16 41.0	3 7.7	3 7.7	1 2.6	2 —
商業金融関連	16 100.0	3 18.8	2 12.5	9 56.3	— —	2 12.5	— —	1 —
教育公務関連	19 100.0	4 21.1	1 5.3	3 15.8	5 26.3	3 15.8	3 15.8	5 —
情報処理産業	54 100.0	11 20.4	13 24.1	19 35.2	1 1.9	9 16.7	1 1.9	1 —
その他	3 100.0	— —	1 33.3	1 33.3	1 33.3	— —	— —	— —

2-21 エキスパートシステム導入・実用化の問題点（1991年）

	回答事業所数	能力不足で役に立たない現在の技術では	過ぎるシステムが開発にかかりコスト	知識エンジニアが不足である	ツールが適切な開発用がない	知識獲得に障害がある	当な分野がニーズのある適	専門家の業務で一部しか移植できない	想定に対して開発工数がかかりすぎる	機能の追加修正が困難である	知識ベースのメンテナンスが困難	操作性が悪い	開発者がメンテまで関わらざるを得ない	その他
合計	263 100.0	48 18.3	75 28.5	94 35.7	51 19.4	112 42.6	26 9.9	61 23.2	67 25.5	43 16.3	84 31.9	21 8.0	113 43.0	12 4.6
AIセンター会員	163 100.0	31 19.0	43 26.4	48 29.4	33 20.2	82 50.3	16 9.8	40 24.5	39 23.9	24 14.7	51 31.3	11 6.7	66 40.5	8 4.9
コンピュータユーザ	100 100.0	17 17.0	32 32.0	46 46.0	18 18.0	30 30.0	10 10.0	21 21.0	28 28.0	19 19.0	33 33.0	10 10.0	47 47.0	4 4.0
基礎資材産業	58 100.0	14 24.1	21 36.2	29 50.0	14 24.1	21 36.2	3 5.2	11 19.0	20 34.5	15 25.9	20 34.5	8 13.8	32 55.2	2 3.4
加工組立産業	68 100.0	10 14.7	21 30.9	20 29.4	10 14.7	36 52.9	7 10.3	19 27.9	18 26.5	7 10.3	29 42.6	5 7.4	28 41.2	1 1.5
生活関連産業	5 100.0	— —	2 40.0	3 60.0	1 20.0	3 60.0	— —	1 20.0	— —	2 40.0	2 40.0	— —	1 20.0	— —
公共サービス関連	39 100.0	5 12.8	9 23.1	12 30.8	10 25.6	13 33.3	5 12.8	12 30.8	6 15.4	6 15.4	13 33.3	5 12.8	13 33.3	2 5.1
商業金融関連	17 100.0	3 17.6	4 23.5	5 29.4	2 11.8	6 35.3	3 17.6	5 29.4	5 29.4	3 17.6	3 17.6	— —	10 58.8	— —
教育公務関連	19 100.0	8 42.1	4 21.1	7 36.8	3 15.8	7 36.8	1 5.3	3 15.8	5 26.3	3 15.8	4 21.1	1 5.3	9 47.4	2 10.5
情報処理産業	54 100.0	6 11.1	13 24.1	17 31.5	10 18.5	25 46.3	7 13.0	10 18.5	13 24.1	7 13.0	12 22.2	1 1.9	19 35.2	5 9.3
その他	3 100.0	2 66.7	1 33.3	1 33.3	1 33.3	1 33.3	— —	— —	— —	— —	1 33.3	1 33.3	1 33.3	— —

2-22 エキスパートシステム開発・導入のための1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	228 100.0	43 18.9	6 2.6	23 10.0	37 16.2	39 17.1	45 19.7	23 10.1	6 2.6	5 2.2	1 0.4	— —	— —	47 —
AIセンター会員	144 100.0	25 17.4	3 2.1	16 11.1	21 14.6	23 16.0	32 22.2	15 10.4	5 3.5	3 2.1	1 0.7	— —	— —	27 —
コンピュータユーザ	84 100.0	18 21.4	3 3.6	7 8.3	16 19.0	16 19.0	13 15.5	8 9.5	1 1.2	2 2.4	— —	— —	— —	20 —
基礎資材産業	55 100.0	8 14.5	1 1.8	5 9.1	8 14.5	10 18.2	13 23.6	8 14.5	1 1.8	1 1.8	— —	— —	— —	3 —
加工組立産業	54 100.0	6 11.1	— —	5 9.3	15 27.8	7 13.0	14 25.9	3 5.6	1 1.9	3 5.6	— —	— —	— —	17 —
生活関連産業	5 100.0	— —	— —	2 40.0	— —	2 40.0	— —	1 20.0	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
公共サービス関連	37 100.0	6 16.2	2 5.4	5 13.5	4 10.8	5 13.5	5 13.5	7 18.9	2 5.4	— —	1 2.7	— —	— —	4 —
商業金融関連	12 100.0	3 25.0	1 8.3	1 8.3	3 25.0	2 16.7	1 8.3	1 8.3	— —	— —	— —	— —	— —	5 —
教育公務関連	16 100.0	6 37.5	— —	2 12.5	1 6.3	5 31.3	2 12.5	— —	— —	— —	— —	— —	— —	8 —
情報処理産業	46 100.0	12 26.1	2 4.3	3 6.5	6 13.0	8 17.4	9 19.6	3 6.5	2 4.3	1 2.2	— —	— —	— —	9 —
その他	3 100.0	2 66.7	— —	— —	— —	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-23 エキスパートシステムの今後の投資見込み

	回答事業所数	大幅に増える	増える	やや増える	現状程度	やや減る	減る	大幅に減る	無回答
合計	247 100.0	13 5.3	59 23.9	62 25.1	87 35.2	9 3.6	12 4.9	5 2.0	28 —
AIセンター会員	157 100.0	8 5.1	37 23.6	38 24.2	56 35.7	6 3.8	8 5.1	4 2.5	14 —
コンピュータユーザ	90 100.0	5 5.6	22 24.4	24 26.7	31 34.4	3 3.3	4 4.4	1 1.1	14 —
基礎資材産業	55 100.0	3 5.5	16 29.1	17 30.9	16 29.1	2 3.6	1 1.8	— —	3 —
加工組立産業	63 100.0	3 4.8	13 20.6	12 19.0	24 38.1	4 6.3	4 6.3	3 4.8	8 —
生活関連産業	5 100.0	— —	1 20.0	1 20.0	3 60.0	— —	— —	— —	1 —
公共サービス関連	39 100.0	2 5.1	7 17.9	13 33.3	11 28.2	2 5.1	4 10.3	— —	2 —
商業金融関連	14 100.0	1 7.1	3 21.4	3 21.4	5 35.7	1 7.1	— —	1 7.1	3 —
教育公務関連	18 100.0	— —	5 27.8	3 16.7	9 50.0	— —	1 5.6	— —	6 —
情報処理産業	50 100.0	4 8.0	13 26.0	12 24.0	18 36.0	— —	2 4.0	1 2.0	5 —
その他	3 100.0	— —	1 33.3	1 33.3	1 33.3	— —	— —	— —	— —

2-24 機械翻訳システムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	導入・利用している	外部のサービスを利用	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	285 100.0	51 17.9	11 3.9	52 18.2	171 60.0	110 —
AIセンター会員	168 100.0	27 16.1	9 5.4	27 16.1	105 62.5	55 —
コンピュータユーザ	117 100.0	24 20.5	2 1.7	25 21.4	66 56.4	55 —
基礎資材産業	50 100.0	4 8.0	1 2.0	14 28.0	31 62.0	20 —
加工組立産業	71 100.0	12 16.9	4 5.6	11 15.5	44 62.0	24 —
生活関連産業	6 100.0	— —	— —	— —	6 100.0	6 —
公共サービス関連	38 100.0	4 10.5	1 2.6	10 26.3	23 60.5	10 —
商業金融関連	15 100.0	— —	1 6.7	— —	14 93.3	11 —
教育公務関連	45 100.0	22 48.9	1 2.2	9 20.0	13 28.9	21 —
情報処理産業	55 100.0	7 12.7	3 5.5	7 12.7	38 69.1	16 —
その他	5 100.0	2 40.0	— —	1 20.0	2 40.0	2 —

2-25 機械翻訳システムの1991年度投資額（1991年）

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	34 100.0	15 44.1	2 5.9	5 14.7	8 23.5	1 2.9	1 2.9	1 2.9	— —	1 2.9	— —	— —	— —	28 —
AIセンター会員	22 100.0	9 40.9	1 4.5	4 18.2	4 18.2	1 4.5	1 4.5	1 4.5	— —	1 4.5	— —	— —	— —	14 —
コンピュータユーザ	12 100.0	6 50.0	1 8.3	1 8.3	4 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	14 —
基礎資材産業	4 100.0	1 25.0	— —	1 25.0	2 50.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
加工組立産業	10 100.0	2 20.0	— —	1 10.0	4 40.0	1 10.0	1 10.0	— —	— —	1 10.0	— —	— —	— —	6 —
生活関連産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	3 100.0	2 66.7	— —	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
商業金融関連	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
教育公務関連	8 100.0	6 75.0	2 25.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	15 —
情報処理産業	8 100.0	4 50.0	— —	2 25.0	1 12.5	— —	— —	1 12.5	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
その他	1 100.0	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —

2-26 知能ロボットの導入状況（1991年）

	回答事業所数	している導入・利用	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	325 100.0	17 5.2	79 24.3	229 70.5	70 —
AIセンター会員	190 100.0	7 3.7	46 24.2	137 72.1	33 —
コンピュータユーザ	135 100.0	10 7.4	33 24.4	92 68.1	37 —
基礎資材産業	56 100.0	2 3.6	23 41.1	31 55.4	14 —
加工組立産業	80 100.0	7 8.8	21 26.3	52 65.0	15 —
生活関連産業	10 100.0	2 20.0	2 20.0	6 60.0	2 —
公共サービス関連	42 100.0	1 2.4	17 40.5	24 57.1	6 —
商業金融関連	20 100.0	3 15.0	2 10.0	15 75.0	6 —
教育公務関連	55 100.0	— —	10 18.2	45 81.8	11 —
情報処理産業	59 100.0	2 3.4	4 6.8	53 89.8	12 —
その他	3 100.0	— —	— —	3 100.0	4 —

2-27 画像理解システムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	している導入・利用	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	333 100.0	42 12.6	112 33.6	179 53.8	62 —
AIセンター会員	191 100.0	27 14.1	71 37.2	93 48.7	32 —
コンピュータユーザ	142 100.0	15 10.6	41 28.9	86 60.6	30 —
基礎資材産業	58 100.0	11 19.0	24 41.4	23 39.7	12 —
加工組立産業	82 100.0	9 11.0	29 35.4	44 53.7	13 —
生活関連産業	10 100.0	1 10.0	1 10.0	8 80.0	2 —
公共サービス関連	41 100.0	7 17.1	19 46.3	15 36.6	7 —
商業金融関連	20 100.0	1 5.0	5 25.0	14 70.0	6 —
教育公務関連	59 100.0	9 15.3	17 28.8	33 55.9	7 —
情報処理産業	60 100.0	4 6.7	15 25.0	41 68.3	11 —
その他	3 100.0	— —	2 66.7	1 33.3	4 —

2-28 画像理解システムの1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	34 100.0	2 5.9	1 2.9	6 17.6	5 14.7	5 14.7	8 23.5	5 14.7	1 2.9	1 2.9	— —	— —	— —	8 —
AIセンター会員	24 100.0	1 4.2	1 4.2	4 16.7	4 16.7	4 16.7	5 20.8	4 16.7	— —	1 4.2	— —	— —	— —	3 —
コンピュータユーザ	10 100.0	1 10.0	— —	2 20.0	1 10.0	1 10.0	3 30.0	1 10.0	1 10.0	— —	— —	— —	— —	5 —
基礎資材産業	9 100.0	1 11.1	— —	2 22.2	— —	1 11.1	2 22.2	2 22.2	1 11.1	— —	— —	— —	— —	2 —
加工組立産業	6 100.0	— —	— —	1 16.7	2 33.3	2 33.3	1 16.7	— —	— —	— —	— —	— —	— —	3 —
生活関連産業	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	6 100.0	— —	1 16.7	2 33.3	1 16.7	— —	— —	1 16.7	— —	1 16.7	— —	— —	— —	1 —
商業金融関連	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
教育公務関連	7 100.0	1 14.3	— —	1 14.3	1 14.3	1 14.3	2 28.6	1 14.3	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
情報処理産業	4 100.0	— —	— —	— —	1 25.0	1 25.0	1 25.0	1 25.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-29 音声理解システムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	導入・利用している	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	330 100.0	16 4.8	104 31.5	210 63.6	65 —
AIセンター会員	191 100.0	11 5.8	58 30.4	122 63.9	32 —
コンピュータユーザ	139 100.0	5 3.6	46 33.1	88 63.3	33 —
基礎資材産業	58 100.0	4 6.9	21 36.2	33 56.9	12 —
加工組立産業	78 100.0	5 6.4	23 29.5	50 64.1	17 —
生活関連産業	10 100.0	— —	1 10.0	9 90.0	2 —
公共サービス関連	42 100.0	2 4.8	17 40.5	23 54.8	6 —
商業金融関連	20 100.0	1 5.0	4 20.0	15 75.0	6 —
教育公務関連	58 100.0	2 3.4	21 36.2	35 60.3	8 —
情報処理産業	61 100.0	1 1.6	17 27.9	43 70.5	10 —
その他	3 100.0	1 33.3	— —	2 66.7	4 —

2-30 音声理解システムの1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	10 100.0	4 40.0	— —	2 20.0	1 10.0	— —	2 20.0	— —	— —	1 10.0	— —	— —	— —	6 —
AIセンター会員	8 100.0	3 37.5	— —	2 25.0	1 12.5	— —	1 12.5	— —	— —	1 12.5	— —	— —	— —	3 —
コンピュータユーザ	2 100.0	1 50.0	— —	— —	— —	— —	1 50.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	3 —
基礎資材産業	3 100.0	2 66.7	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
加工組立産業	4 100.0	1 25.0	— —	1 25.0	— —	— —	1 25.0	— —	— —	1 25.0	— —	— —	— —	1 —
生活関連産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	1 100.0	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
商業金融関連	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
教育公務関連	1 100.0	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
情報処理産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
その他	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-31 自然言語理解システムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	導入・利用している	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	329 100.0	16 4.9	112 34.0	201 61.1	66 —
AIセンター会員	192 100.0	12 6.3	70 36.5	110 57.3	31 —
コンピュータユーザ	137 100.0	4 2.9	42 30.7	91 66.4	35 —
基礎資材産業	57 100.0	1 1.8	21 36.8	35 61.4	13 —
加工組立産業	79 100.0	6 7.6	22 27.8	51 64.6	16 —
生活関連産業	10 100.0	— —	— —	10 100.0	2 —
公共サービス関連	41 100.0	1 2.4	15 36.6	25 61.0	7 —
商業金融関連	20 100.0	1 5.0	7 35.0	12 60.0	6 —
教育公務関連	57 100.0	3 5.3	23 40.4	31 54.4	9 —
情報処理産業	62 100.0	4 6.5	24 38.7	34 54.8	9 —
その他	3 100.0	— —	— —	3 100.0	4 —

2-32 自然言語理解システムの1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	13 100.0	1 7.7	1 7.7	1 7.7	5 38.5	1 7.7	2 15.4	1 7.7	1 7.7	— —	— —	— —	— —	3 —
AIセンター会員	10 100.0	— —	1 10.0	1 10.0	3 30.0	1 10.0	2 20.0	1 10.0	1 10.0	— —	— —	— —	— —	2 —
コンピュータユーザ	3 100.0	1 33.3	— —	— —	2 66.7	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
基礎資材産業	1 100.0	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
加工組立産業	5 100.0	1 20.0	— —	— —	— —	1 20.0	1 20.0	1 20.0	1 20.0	— —	— —	— —	— —	1 —
生活関連産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
商業金融関連	1 100.0	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
教育公務関連	3 100.0	— —	1 33.3	— —	2 66.7	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
情報処理産業	3 100.0	— —	— —	— —	2 66.7	— —	1 33.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-33 ファジィシステムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	している導入・利用	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	335 100.0	52 15.5	138 41.2	145 43.3	60 —
AIセンター会員	200 100.0	40 20.0	93 46.5	67 33.5	23 —
コンピュータユーザ	135 100.0	12 8.9	45 33.3	78 57.8	37 —
基礎資材産業	60 100.0	10 16.7	29 48.3	21 35.0	10 —
加工組立産業	79 100.0	17 21.5	30 38.0	32 40.5	16 —
生活関連産業	10 100.0	2 20.0	2 20.0	6 60.0	2 —
公共サービス関連	42 100.0	8 19.0	20 47.6	14 33.3	6 —
商業金融関連	20 100.0	1 5.0	4 20.0	15 75.0	6 —
教育公務関連	59 100.0	7 11.9	23 39.0	29 49.2	7 —
情報処理産業	62 100.0	7 11.3	29 46.8	26 41.9	9 —
その他	3 100.0	— —	1 33.3	2 66.7	4 —

2-34 ファジィシステムの1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	34 100.0	8 23.5	1 2.9	8 23.5	9 26.5	3 8.8	3 8.8	1 2.9	— —	— —	1 2.9	— —	— —	18 —
AIセンター会員	26 100.0	4 15.4	1 3.8	7 26.9	8 30.8	1 3.8	3 11.5	1 3.8	— —	— —	1 3.8	— —	— —	14 —
コンピュータユーザ	8 100.0	4 50.0	— —	1 12.5	1 12.5	2 25.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	4 —
基礎資材産業	8 100.0	3 37.5	— —	2 25.0	2 25.0	1 12.5	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
加工組立産業	9 100.0	3 33.3	— —	1 11.1	— —	2 22.2	2 22.2	1 11.1	— —	— —	— —	— —	— —	8 —
生活関連産業	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
公共サービス関連	6 100.0	— —	— —	3 50.0	3 50.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
商業金融関連	1 100.0	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
教育公務関連	5 100.0	1 20.0	1 20.0	1 20.0	1 20.0	— —	1 20.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
情報処理産業	5 100.0	1 20.0	— —	— —	3 60.0	— —	— —	— —	— —	— —	1 20	— —	— —	2 —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

2-35 ニューロシステムの導入状況（1991年）

	回答事業所数	している導入・利用	今後導入・利用予定	予定なし	無回答
合計	333 100.0	36 10.8	147 44.1	150 45.0	62 —
AIセンター会員	199 100.0	28 14.1	101 50.8	70 35.2	24 —
コンピュータユーザ	134 100.0	8 6.0	46 34.3	80 59.7	38 —
基礎資材産業	59 100.0	4 6.8	32 54.2	23 39.0	11 —
加工組立産業	78 100.0	11 14.1	31 39.7	36 46.2	17 —
生活関連産業	10 100.0	1 10.0	1 10.0	8 80.0	2 —
公共サービス関連	42 100.0	7 16.7	21 50.0	14 33.3	6 —
商業金融関連	20 100.0	1 5.0	6 30.0	13 65.0	6 —
教育公務関連	59 100.0	6 10.2	25 42.4	28 47.5	7 —
情報処理産業	62 100.0	6 9.7	31 50.0	25 40.3	9 —
その他	3 100.0	— —	— —	3 100.0	4 —

2-36 ニューロシステムの1991年度投資額

	回答事業所数	百万円未満	二百万円未満	五百万円未満	一千万円未満	二千万円未満	五千万円未満	一億円未満	二億円未満	五億円未満	十億円未満	二十億円未満	二十億円以上	無回答
合計	26 100.0	5 19.2	— —	3 11.5	11 42.3	2 7.7	3 11.5	1 3.8	— —	1 3.8	— —	— —	— —	10 —
AIセンター会員	19 100.0	2 10.5	— —	2 10.5	10 52.6	1 5.3	2 10.5	1 5.3	— —	1 5.3	— —	— —	— —	9 —
コンピュータユーザー	7 100.0	3 42.9	— —	1 14.3	1 14.3	1 14.3	1 14.3	— —	— —	— —	— —	— —	— —	1 —
基礎資材産業	4 100.0	— —	— —	1 25.0	2 50.0	1 25.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
加工組立産業	7 100.0	2 28.6	— —	— —	2 28.6	1 14.3	— —	1 14.3	— —	1 14.3	— —	— —	— —	4 —
生活関連産業	1 100.0	— —	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
公共サービス関連	5 100.0	1 20.0	— —	1 20.0	3 60.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
商業金融関連	1 100.0	— —	— —	1 100.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —
教育公務関連	4 100.0	1 25.0	— —	— —	1 25.0	— —	2 50.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
情報処理産業	4 100.0	1 25.0	— —	— —	2 50.0	— —	1 25.0	— —	— —	— —	— —	— —	— —	2 —
その他	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —	— —

資料3．わが国の主要AI関連機関

(社)人工知能学会(JSAI)

Japanese Society for Artificial Intelligence

住　　所　〒162 東京都新宿区津久戸町4−7
　　OSビル402号室

電　　話　03−5261−3401

代 表 者　会長　志村正道（東京工業大学教授）

設立時期　平成2年9月1日（任意団体として
　　昭和61年7月24日設立）

目　　的

人工知能に関する総合的な学問研究の促進を図り、会員相互間および関連学協会との交流の場を提供し、わが国のこの分野の学問および産業の進歩発展に貢献するとともに、国際的活動を通じて、世界のこの分野の進歩に貢献する。

AI関連の研究会・部署

人工知能基礎論研究会／ヒューマンインタフェースと認知モデル研究会／知識ベースシステム研究会／言語・音声理解と対話処理研究会／知的教育システム研究会／並列人工知能研究会

日本ソフトウェア科学会(J.S.S.S.T.)

JAPAN SOCIETY FOR SOFTWARE SCIENCE AND TECHNOLOGY

住　　所　〒105 東京都港区浜松町2−4−1
　　世界貿易センタービル7階

電　　話　03−3436−4536

代 表 者　理事長　片山卓也
　　（北陸先端科学技術大学院大学教授）

設立時期　昭和58年10月

目　　的

計算機ソフトウェアにかかわる科学・技術の研究を盛んにし、またその普及を図り、関係諸部門とも協力して学術文化の向上発展に寄与すること。

AI関連の研究会・部署

知識プログラミング研究会／論理と自然言語研究会／数式処理研究会／オブジェクト指向コンピューティング研究会／関数的プログラミング研究会／TeXユーザ・グループ／プログラム合成/変換研究会／ソフトウェア研究会（関西）／ソフトウェアプロセス研究会／マルチ・エージェント研究会

(社)情報処理学会(I.P.S.J.)

INFORMATION PROCESSING SOCIETY OF JAPAN

住　　所　〒160 東京都新宿区西新宿1−24−1
　　エステック情報ビル27階

電　　話　03−5322−3535

代 表 者　会長　萩原　宏（能谷大学）

設立時期　昭和35年4月22日

目　　的

電子計算機を中心とした情報処理に関する学術技術の進歩発展を図り、会員相互および関連学協会との連絡研修の場となり、もって学術文化の発達に寄与する。

AI関連の研究会・部署

人工知能研究会／自然言語処理研究会／ヒューマンインタフェース研究会

(社)電子情報通信学会 (IEICE)

THE INSTITUTE OF ELECTRONICS, INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

住　　所　〒105 東京都港区芝公園3−5−8
　　機械振興会館2階
電　　話　03−3433−6691
代 表 者　会長末松安晴（東京工業大学）
設立時期　大正6年5月1日

目　　的

電子工学および情報通信に関する学問、技術の調査、研究および知識の交換を行い、もって学問、技術および関連事業の振興に寄与する。

AI関連の研究会・部署

言語理解とコミュニケーション研究会／人工知能と知識処理研究会／パターン認識・理解研究会／ニューロコンピューティング研究会／知能ソフトウェア工学研究会（H4年4月〜）

(社)計測自動制御学会(S.I.C.E.)

THE SOCIETY OF INSTRUMENT AND CONTROL ENGINEERS

住　　所　〒113 東京都文京区本郷
　　1−35−28−303
電　　話　03−3814−4121
代 表 者　会長　飯塚幸三（㈱クボタ）
設立時期　昭和36年9月30日

目　　的

計測自動制御に関する学術および技術の進歩発達を図り、文化の向上並びに産業の発展に寄与する。

AI関連の研究会・部署

パターン計測部会／知能工学部会／ヒューマン・インタフェース部会／生体・生理工学部会／自律分散システム部会／ロボット工学部会／ニューラルネットワーク部会

工業技術院電子技術総合研究所(ETL)

Electrotechnical Laboratory

住　　所　〒305 茨城県つくば市梅園1−1−4
電　　話　0298−54−5057〜5061
代 表 者　所長　柏木　寛
設立時期　明治24年

目　　的

エレクトロニクスの研究を基盤として、情報技術、エネルギー技術、標準計測技術分野の研究を有機的に推進し、科学・産業技術の振興に努める。

AI関連の研究会・部署

情報科学部：脳機能研究室、認知科学研究室、協調アーキテクチャ計画室／情報アーキテクチャ部：言語システム研究室、情報ベース研究室／知能情報部：推論研究室、自然言語研究室、音声研究室、画像研究室／知能システム部：視覚情報研究室、行動知能研究室、自律システム研究室、対話システム研究室

(財)新世代コンピュータ技術開発機構（ICOT）

Institute for New Generation Computer Technology

住　　所　〒108 東京都港区三田1−4−28
三田国際ビル21階

電　　話　03−3456−2511

代 表 者　理事長　関澤　義

設立時期　昭和57年4月

目　　的

新世代コンピュータ技術に関して、研究開発の推進、調査研究並びに普及の促進等を行うことにより、情報技術の進展および情報関連産業の振興を図り、もって情報化社会の発展に寄与する。

AI関連の研究会・部署

研究所（所長　渕　一博）

研究計画部／研究部：第一研究室〜第二研究室

(株)日本電子化辞書研究所(EDR)

JAPAN ELECTRONIC DICTIONARY RESEARCH INSTITUTE, LTD.

住　　所　〒108 東京都港区三田1−4−28
三田国際ビル・アネックス

電　　話　03−3798−5521

代 表 者　代表取締役社長　大槻幹雄

設立時期　昭和61年4月26日

目　　的

(1)コンピュータ・ソフトウェア（辞書的役割として利用可能なプログラムおよびデータベース）の研究並びに、これを利用したシステム研究

(2)前項にかかわる工業所有権の実施許諾およびコンピュータ・プログラムを含むノウハウ（著作権を含む）の許諾

(3)前各項に付帯関連する一切の業務

AI関連の研究会・部署

研究所（所長　横井俊夫）

研究管理部：第一研究室〜第八研究室

(株)AI言語研究所(AIR)

AI Language Reserch Institute, LTD.

住　　所　〒247 神奈川県鎌倉市大船5−1−1
三菱電機㈱情報電子研究所内

電　　話　0467−48−4837

代 表 者　代表取締役社長　大野栄一

設立時期　昭和63年3月29日

目　　的

通商産業省の第五世代コンピュータプロジェクトを進めている（財）新世代コンピュータ技術開発機構（ICOT）により開発された先進的なAI言語ESP (Extended Self-contained Prolog) をさらに発展させ、コンピュータの機種を選ばず、汎用的、共通的に使用できる「Common ESP」を研究開発する。

AI関連の研究会・部署

研究管理部

日本認知科学会(JCSS)

Japanese Cognitive Science Society

住　　所　〒227 横浜市緑区長津田町4259
東京工業大学総合理工学研究科
システム科学専攻内

電　　話　045−922−1111　内線2646

代 表 者　会長　安西祐一郎（慶応義塾大学教授）

設立時期　昭和58年10月

目　　的

認知科学の研究に携わる者の情報交換および討議を助成する。

AI関連の研究会・部署

学習と対話研究分科会／パターン認識と知覚モデル研究分科会／リプリゼンテーション&インタフェース研究分科会／基礎研究分科会

日本ファジィ学会(SOFT)

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

住　　所　〒231 神奈川県横浜市中区山下町89番地1シイベルヘグナービル3階

電　　話　045−212−8253

代 表 者　会長　菅野道夫
（東京工業大学教授）

設立時期　1989年6月3日

目　　的

広く曖昧さを扱う概念や種々の不確かさの様相に関する研究、および主観性などにかかわる曖昧さを対象とするファジィ理論の研究、並びに、それらの応用を目指すとともに、内外との交流を深める。

AI関連の研究会・部署

研究例会／専門部会／姉妹学協会：国際ファジィシステム学会、(IFSA) 本部、IFSA日本支部

技術研究組合 国際ファジィ工学研究所(LIFE)

Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

住　　所　〒231 神奈川県横浜市中区山下町89番地1シイベルヘグナービル4階

電　　話　045−212−8211

代 表 者　理事長　谷井昭雄

設立時期　平成元年3月28日

目　　的

ファジィ理論に関する基礎的な研究並びにその有効な利用研究を産・官（国立試験研究所等）・学（日本ファジィ学会、東京工業大学等）の連携のもとに総合的に推進し、かつ諸外国の研究機関との間で積極的に国際交流を図ることにより、高度な情報化社会の実現を目指す。

AI関連の部署

研究所（所長　寺野寿郎）

(株)エイ・ティ・アール自動翻訳電話研究所

住　　所　〒612−02 京都府相楽郡精華町
光台2−2
電　　話　07749−5−1311
代 表 者　代表取締役社長　樽松　明
設立時期　昭和61年4月

目　　的

自動翻訳電話とは、言語が異なる外国の人とのコミュニケーションを言葉の違いを感じないでスムーズに行おうとするものである。当研究所では、将来の夢の通信に向けて、自動翻訳電話のための要素技術について基礎研究を行なう。

AI関連の研究会・部署

音声認識・音声合成の研究／音声と言語とのインタフェースの研究／機械翻訳の研究

(株)エイ・ティ・アール視聴覚機構研究所

住　　所　〒612−02 京都府相楽郡精華町
光台2−2
電　　話　07749−5−1411
代 表 者　代表取締役社長　淀川英司
設立時期　昭和61年4月

目　　的

パソコン、ワープロなど最近の情報通信機器の進歩には目ざましいものがあるが、使い勝手の面ではあまり進歩していない。問題はマンマシンインタフェースが人間の認知特性、行動特性と調和がよくとれていないところにある。当研究所では、理想的なインタフェースを実現するために人間の認知や行動のメカニズムの研究を行う。

AI関連の研究会・部署

視覚機構の研究／認知・行動の研究／聴覚機構の研究

(株)エイ・ティ・アール通信システム研究所

住　　所　〒612−02 京都府相楽郡精華町
光台2−2
電　　話　07749−5−1211
代 表 者　代表取締役社長　寺島信義
設立時期　昭和61年4月

目　　的

情報化が進み、電気通信への依存度が高まるに伴って、より人間的な高度の要求に対応でき、より人間的で使いやすい通信が必要となる。また、高度の要求を満たす通信システムを迅速・柔軟に実現できるとともに、より一層の安全性が必要となる。当研究所では、このような必要に対応できる「人間主体」の知的な通信システムを目標に、これを実現する基礎技術の確立を目指した研究を進める。

AI関連の研究会・部署

臨場感通信の研究／非言語的インタフェースの研究／通信ソフトウェアの自動作成の研究／セキュリティの研究

(株)エイ・ティ・アール人間情報通信研究所

住　　所　〒612−02 京都府相楽郡精華町光台2−2
電　　話　07749−5−1011
代 表 者　代表取締役社長　東倉洋一
設立時期　平成4年3月

目　的

電気通信による、より豊かなヒューマンコミュニケーション実現のためには、人間がコンピュータ等の介在を意識せずに情報の形態や手段を自分にとって使いやすいように選べる、自然で柔軟性に富んだヒューマンインタフェース技術の確立が理想である。当研究所では、人間の優れた機能に学んだ情報生成・処理技術の確立を目指してヒューマンコミュニケーションメカニズムの研究を行う。

AI関連の研究会・部署

音声言語情報生成機構の研究／視覚情報生成機構の研究／情報生成統合機構の研究

神経回路学会(JNNS)

Japanese Neural Network Society

住　　所　〒194 東京都町田市玉川学園6−1−1 玉川大学工学部情報通信工学科 生体情報工学研究室内　塚田　稔
電　　話　0427−28−3457
代 表 者　会長　松本　元（電子技術総合研究所）
設立時期　平成元年7月21日

目　的

高次脳機能の解明をめざす工学・医学・心理学などの分野の研究者および、その工学的応用を図ろうとする研究者の学際的協力関係を推進し、学際的情報の集積と提供、情報の交換、新しい人材の養成、国際学会、会議への協力等を行う。

AI関連の活動

英文学会誌「Neural Networks」の共同編集、ニュースレターの発行／情報交換用パソコン通信の運用／講演会、セミナー、講習会、大会の開催／神経回路網国際会議（IJCNN）主催

(財)人工知能研究振興財団

Artificial Intelligence Research Promotion Foundation (AIRPF)

住　　所　〒461 愛知県名古屋市東区白壁 3−12−13中産連ビル新館6階
電　　話　052−932−8951
代 表 者　理事長　薦田　国雄（東邦ガス）
設立時期　平成2年3月22日

目　的

人工知能の研究に対する助成、人工知能に関する講演会、シンポジウム、セミナーの開催等を行うことにより、人工知能に関する研究の振興を図り、もって産業技術の高度化及び我が国経済の健全な発展に寄与する。

AI関連の活動

AI研究に関する助成／講演会、シンポジウム、セミナー、研究会等の開催／AIに関する調査研究、情報の収集・提供、相談・指導

(財)国際AI財団(IFAI)

International Foundation for Artificial Intelligence

住　　所　〒107 東京都港区元赤坂1−7−10
　　グランドメゾン元赤坂603
電　　話　03−3403−9805
代 表 者　理事長　羽倉　信也（㈱第一勧業銀行）
設立時期　昭和63年6月20日

目　　的

AIに関する国際交流、開発支援、調査研究普及啓発を行うことにより、わが国におけるAIの健全な発展を国際的観点から図るとともに、わが国経済社会の健全な情報化及び国際協調の実現に寄与することを目的とする。

AI関連の活動

AIに関する国際交流／AIに関する開発支援／AIに関する調査研究／AIに関する普及啓発

アジア太平洋機械翻訳協会(JAMT)

Asia-Pacific Association for Machine Translation

住　　所　〒107 東京都港区赤坂7−2−17−305
電　　話　03−3479−4396／4398
代 表 者　会長　長尾　真（京都大学工学部教授）
設立時期　平成3年4月17日
名称変更　平成4年6月18日

目　　的

情報社会の中で機械翻訳に対する感心が高まりつつある現状を鑑み、機械翻訳システムの研究者、開発者、利用者がそれぞれの立場から情報交換、研究・討議の場を作り関連する内外の学協会とも交流を図ることにより、この分野における健全な発展と普及、更には国際社会への貢献を目指す。

AI関連の活動

研究会、後援会、討論会、講習会等の開催。機関誌他刊行物の発行。機械翻訳システム評価法・機械翻訳に適した文書表現法の作成。技術の調査、文献の収集と交換。学術的調査・研究の推進。機械翻訳国際連盟その他の関連学会、諸団体との協力活動、機械翻訳システムの利用技術の研究及び普及啓蒙等。

技術研究組合 新情報処理開発機構(RWCP)

Real World Computing Partnership

住　　所　つくば研究センター
　　〒305 茨城県つくば市竹園1−6−1
　　つくば三井ビル16階・17階
電　　話　0298−53−1641
代 表 者　理事長　関本忠弘
設立時期　平成4年7月

目　　的　リアルワールドには多種多様な情報が存在しています。そうした情報の曖昧さ、不完全さ、変容性を許容しつつ、妥当な判断や問題解決などを行うことを可能にする21世紀の情報技術体系「新情報処理」を確立することを目的としています。

AI関連の研究会・部署

つくば研究センター（常務理事・研究所長　島田潤一）
理論新機能研究部／超並列ニューロ研究部

(財)ファジィシステム研究所(FLSI)

Fuzzy Logic Systems Institute

住　　所　〒820 福岡県飯塚市大字横田820−1
電　　話　0948−24−2771
代 表 者　理事長　山川烈
設立時期　平成2年3月15日

目　　的

ファジィ理論を応用した情報処理システムに関する試験研究・開発、国際交流、技術者研修等を行うことにより、より人間に近い思考・発想による情報処理技術の確立を図り、もって我が国及び世界の産業、経済の発展及び学術の進展に資することを目的とする。

AI関連の活動

試験研究・受託研究・共同研究／国際交流：海外研究員の招聘、国際会議の開催（隔年）／セミナー開催／情報収集・提供／技術相談・指導　等

(財)京都高度技術研究所(ASTEMRI)

Advanced Software Technology and Mechatronics Research Institute of Kyoto

住　　所　〒600 京都市下京区中堂寺南町17
電　　話　075−315−3625
代 表 者　理事長　堀場雅夫
　　((株)堀場製作所代表取締役会長)
設立時期　昭和63年8月9日

目　　的

京都地域における次期リーディング産業として期待される都市型先端産業などの基盤技術とされ、また伝統産業などの既存産業への波及効果も大きいソフトウェア技術、メカトロニクス技術及び関連する科学技術の諸分野に関する世界的なレベルの研究、開発、調査を行う。またその成果の地元産業への技術移転を図り、科学技術の振興と地域社会の発展に寄与する。

AI関連の活動

ソフトウェア研究の重要な一分野として人工知能の研究／講演会、セミナー、研究会等の開催、企業等からの受託研究

(財)千里国際情報事業財団(SIII)

Senri Internatinal Information Institute

住　　所　〒530 大阪市北区角田町8−47
　　阪急グランドビル15階
電　　話　06−373−5319
代 表 者　理事長　小林公平（阪急電鉄社長）
設立時期　平成元年4月8日

目　　的

北大阪・千里地域の学術・研究機関等と連携を図りつつ、高度情報技術に関する国際的な教育研修、学術・研究、情報サービスに関する事業を行い、情報分野における技術交流を促進することにより大阪地域の発展に寄与する。

AI関連の活動

ニューロ・VRなどの幅広い分野において国際シンポジウムやセミナーを開催することにより、AI分野の研究者間の知的交流を深め、産業界及び学術関係者に対してその研究及び実用化の現状を広く紹介し、そのより一層の進展に寄与する。

日本Prolog協会

Prolog Association of Japan

住　　所　〒180 東京都武蔵野市吉祥寺本町
2−31−2
ケヤキビル　ソフネック(株)内

電　　話　0422−21−2304

代 表 者　代表幹事　紀　信邦（アイザック）

設立時期　平成2年10月17日

目　　的

Prolog言語の普及およびPrologに係わる市場の育成、企画開発、並びに応用分野の開発等に関する研究調査を行い、Prologの健全な発展を目的とする。

AI関連の活動　　研究会、講習会、情報交換会等の開催

機関誌他刊行物の発行及びネットワークによる情報の提供／Prolog標準化に関する動向等の情報提供／Prologに係わる諸団体との協力活動

日本LISP協議会(LSJP)

Lisp Society of Japan

住　　所　〒104 東京都中央区銀座1−15−6
ニチメングラフィックス(株)内

電　　話　03−3562−3600

代 表 者　井田昌之（青山学院大学）

設立時期　平成4年6月30日

目　　的

人工知能関連技術としてLispの応用・関連技術の普及、向上を図り、国内外のLispユーザ及び、Lisp処理系提供者相互の情報交換・技術交流を促進する。

AI関連の活動

研究会、講演会、討論会、講習会等の開催／刊行物の発行／国内・国外のLispユーザ及び、Lisp処理系提供者相互の国際的な情報交換・技術交流

JIPDECの概要

財団法人　日本情報処理開発協会

設　　立　1967年12月

基　　金　34億9,900万円

目　　的　情報処理および情報化に関する調査、研究開発、普及振興等に関する事業、産業情報化の推進に関する事業および情報処理技術者の育成・試験の実施等の事業を通じて、産業界等の情報処理の高度化、情報産業の振興を図り、わが国の経済社会の発展に寄与する。

事業概要　①内外の情報化の動向、情報セキュリティ、情報化基盤整備に関する調査研究

②先進的情報処理技術・システムに関する調査研究

③産業における情報ネットワークシステムの構築支援、OSI（開放型システム間相互接続）の産業への導入支援、ビジネスプロトコル等の研究・開発、ISO（国際標準化機構）におけるビジネスプロトコル標準化への対応、産業情報化シンポジウムの開催、その他産業の情報化の推進

④EDI（電子データ交換）のための取引先標準企業コード・OSIオブジェクトコードの登録管理

⑤情報化白書等の発行、情報化国際講演・討論会等セミナー・シンポジウムの開催、その他情報化の普及振興

⑥日独情報技術フォーラムの運営、その他情報化の促進に関する国際交流

⑦情報処理システム等の技術調査および開発・運用

⑧人工知能（AI）・ファジィ技術の普及振興

・人工知能（AI）の技術と利用に関する調査研究

・大規模知識ベースの構築と共有に関する国際会議（1993年12月1日～4日）

・AI・ファジィに関する普及啓蒙（AI講演会／ファジィ講演会／AI・ファジィ・トレンドの発行［年4回］）

⑨情報処理技術者の育成に関する調査研究および研修の実施

⑩通商産業大臣の指定試験機関としての情報処理技術者試験の実施

⑪マイクロコンピュータ応用システム開発技術者試験の実施

出　版　物　情報化白書（和文、英文年1回）、JAPAN COMPUTER QUARTERLY（英文、年4回）
JIPDECジャーナル（和文、年4回）、各種報告書（年約10種）、AI白書

AI白書1993　　**定価5,500円**（本体価格5,340円）1993年5月22日　第1刷発行

監　修　通商産業省機械情報産業局電子政策課
編　集　ICOT-JIPDEC AIセンター
発　行　財団法人　日本情報処理開発協会
〒105　東京都港区芝公園3-5-8　機械振興会館内
電話 (03) 3432-9390

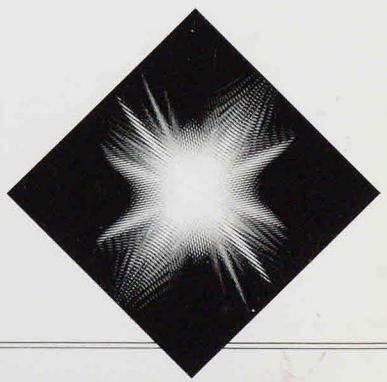
不許複製
禁無断転載

発売所　**株式会社 コンピュータ・エージ社**
〒100　東京都千代田区霞が関3-2-5　霞が関ビル30階
電話 (03) 3581-5201　ファックス (03) 3593-1860

万一乱丁・落丁がございましたら、お買い求め書店または発売所にてお取り替えいたします。

ISBN4-87566-126-6　C3060　P5500E

通商産業省機械情報産業局電子政策課……❖ 監修
❖
ICOT-JIPDEC AIセンター……❖ 編
財団法人日本情報処理開発協会……❖ 発行



発売所
CA コンピュータ・エージ社 定価＝5500円（本体5340円）

ISBN4-87566-126-6 C3060 P5500E