

情報処理技術の応用に関する調査研究

地域経済予測サポートシステムに関する
調査研究報告書

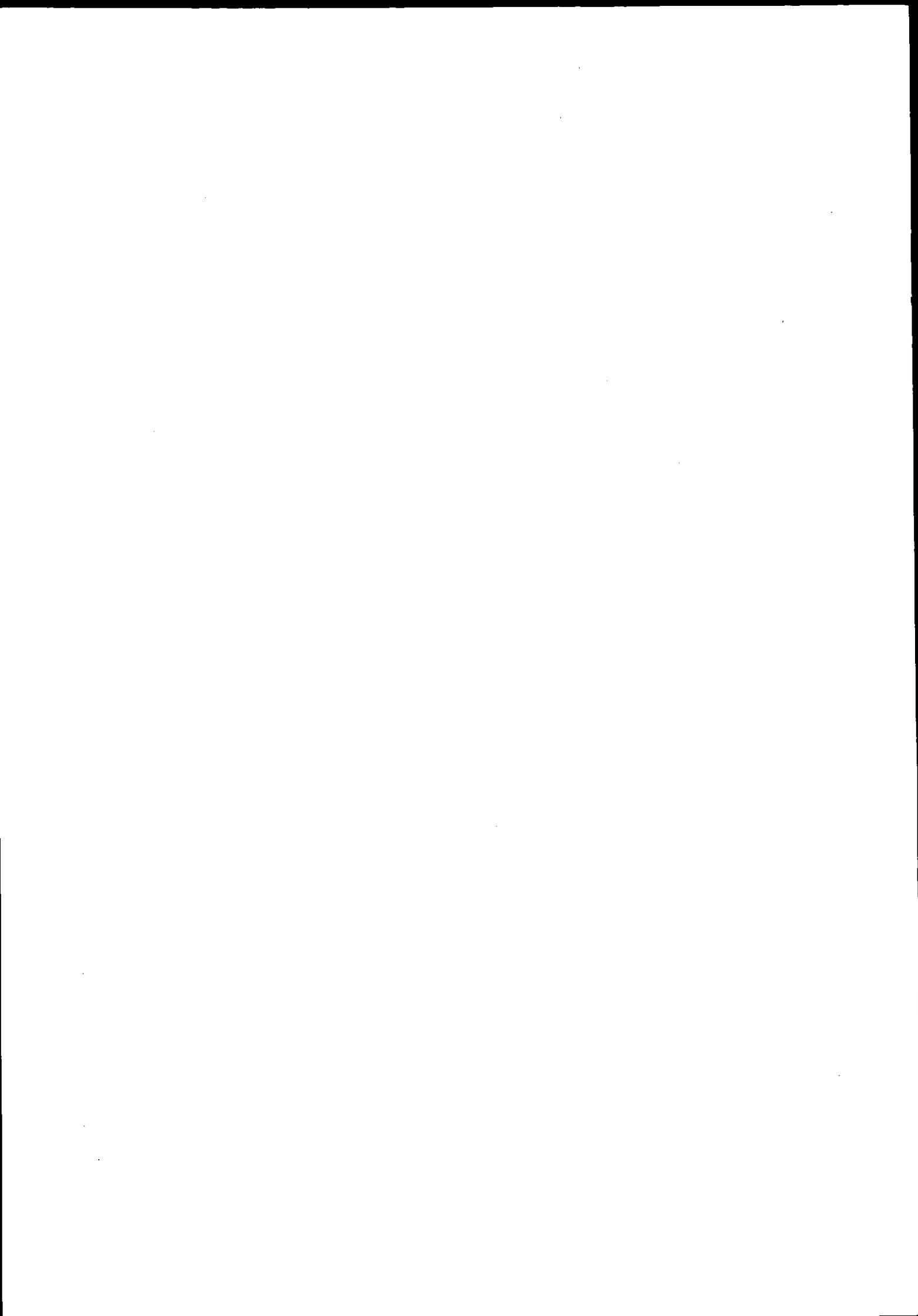
平成 4 年 3 月

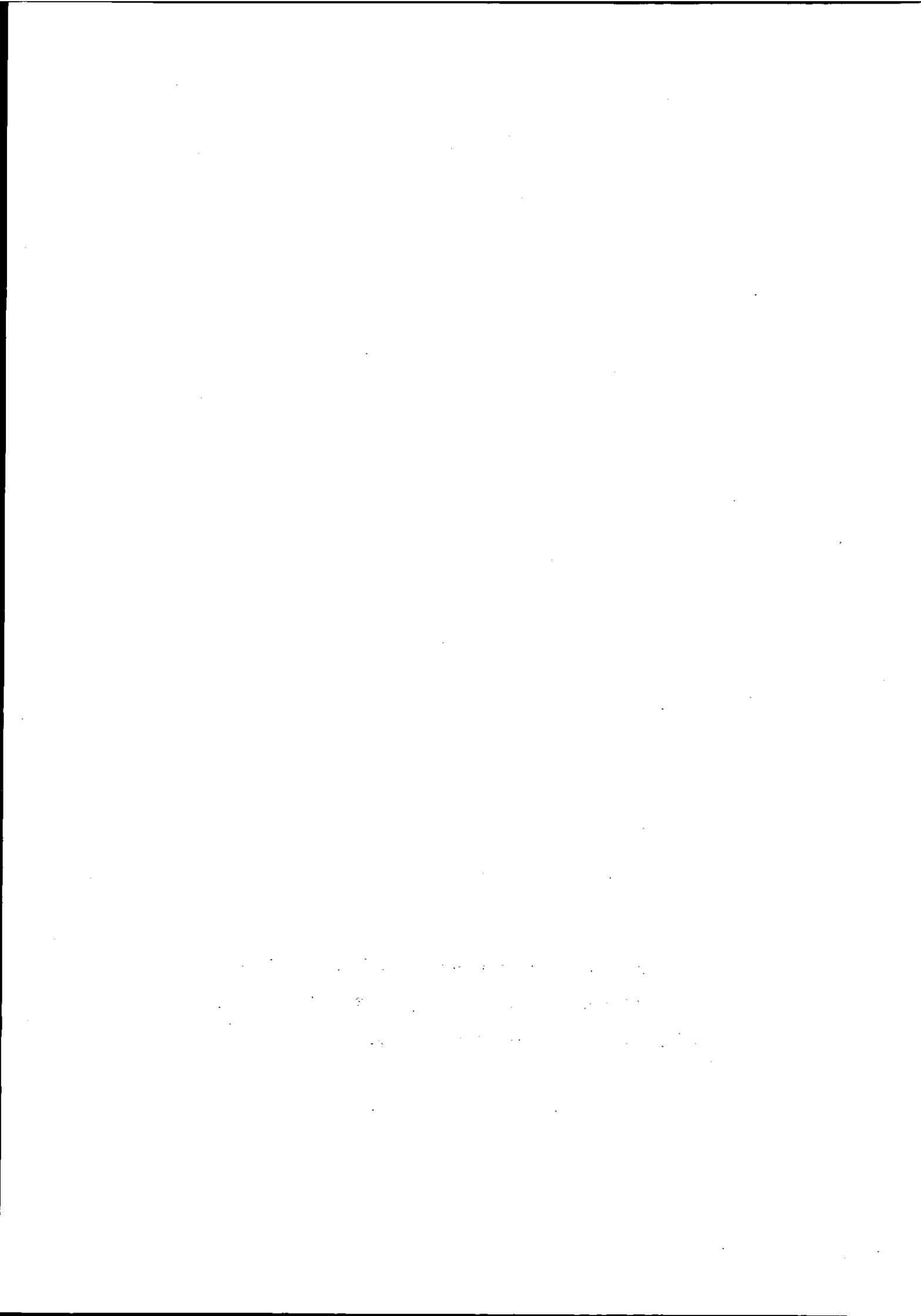
JIPOEC

財団法人 日本情報処理開発協会

財団法人 関西情報センター







この報告書は、日本自転車振興会から競輪収益の一部である
機械工業振興資金の補助を受けて平成3年度に実施した「情報
処理技術の応用に関する調査研究」の成果をとりまとめたもの
です。

はじめに

高度情報化社会の円滑な実現のためには、地域間の情報化格差を是正しつつ、全国的にバランスのとれた情報化を図ることが不可欠となっている。そのため、各所において情報基盤の整備、情報利用の高度化が促進されている。

財団法人日本情報処理開発協会は、昭和54年度から昭和58年度の5ヶ年にわたり、地域情報拠点の育成事業を実施し、地域データの整備、クリアリング機能の形成、データ交換利用を中心に地域情報化の基盤整備を推進してきた。昭和59年度から昭和61年度の3ヶ年にわたり、地域活性化と情報の有効利用を目的に、地域内オンライン・ネットワークによる情報流通システムに関する調査研究事業を実施し、地域内情報流通システムのビジョンの作成を行った。また、昭和62年度から平成元年度の3ヶ年にわたり、地域の実態に即したかたちでニーズに対応した情報利用の高度化を図ることを目的に、「情報処理技術の応用に関する調査研究」を実施し、中部地域をモデルとした「オンラインデータベースの統合検索技術に関する調査研究」および九州地域をモデルとした「マルチメディアに対応した地域開発支援型情報システムに関する調査研究」を行った。

この間における情報化の進展は目ざましく、データベースの構築やサービス化の進展、データ通信技術の向上、人工知能技術の実用化、情報利用の裾野の拡大、法制度問題の審議など、産業社会から国民生活に至るまで情報及び情報処理に対するニーズが大幅に拡大してきている。また、地域においても産業、社会、生活のあらゆる分野で情報化が進展してきている。しかしながら、各地域それぞれのニーズへの対応という点では、必ずしも十分な状況とはいえないことも事実である。

こうした状況を踏まえ、当協会では平成2年度から3ヶ年計画で地域ニーズに対応した情報利用の高度化を図ることを目的に「情報処理技術の応用に関する調査研究」事業を継続実施し、今年度はその2年目にあたる。本事業は、中部地域においては「オンラインネットワークによる地域産業政策コンサルティングシステムに関する調査研究」、近畿地域においては「地域経済予測サポートシステムに関する調査研究」、九州地域においては「複合通信システムによる中小企業リモート診断システムに関する調査研究」の三つをモデルケースとして個々のテーマに基づき調査研究を実施している。

本報告書は、このうち、近畿地域の「地域経済予測サポートシステムに関する調査研究」について、平成3年度に当協会が、財団法人関西情報センターに委託、実施した内容をまとめたものである。

最後に、本調査研究にあたって、ご指導、ご協力をいただいた委員をはじめ、関係各位に対し、深く感謝の意を表する次第です。

平成4年3月

地域経済予測サポートシステムに関する調査研究委員会委員名簿

<委員長>

中村 良平 岡山大学 経済学部 助教授

<委員会委員>

新井 京子	財団法人関西経済研究センター	研究部長
荒川 宜三	株式会社大和銀総合研究所	常務取締役
有海 三夫	住友電工ワークステーション株式会社	大阪支店長兼大阪営業部長
粟津 征二郎	株式会社京都新聞社	政経部部長代理
飯田 洋	株式会社大丸	経営計画室部長
大崎 幹雄	シャープ株式会社	情報技術開発センター副所長
神吉 正和	株式会社日本総合研究所	地域開発研究部次長
斉藤 章二	株式会社太陽神戸三井銀行	取締役調査部長兼神戸調査部長
柴山 康生	南海道総合研究所	常務理事
鈴間 能成	大阪ガス株式会社	総合企画部部長補佐
滝川 孜郎	株式会社福井経済経営研究所	経済調査部次長
武田 壽夫	関西電力株式会社	企画部次長
(篠丸 康夫	関西電力株式会社	前 企画部次長 平成3年12月異動)
津田 盛之	大阪府立産業開発研究所	産業経済部長
西上 和雄	財団法人南都経済センター	常務理事
松下 滋	株式会社三和総合研究所	調査部長
大西 康一	近畿通商産業局	総務企画部調査課長
石田 尚夫	近畿通商産業局	総務企画部情報管理室長
井上 道典	財団法人関西情報センター	常務理事
松本 和美	財団法人関西情報センター	情報企画部部長代理

<作業部会委員>

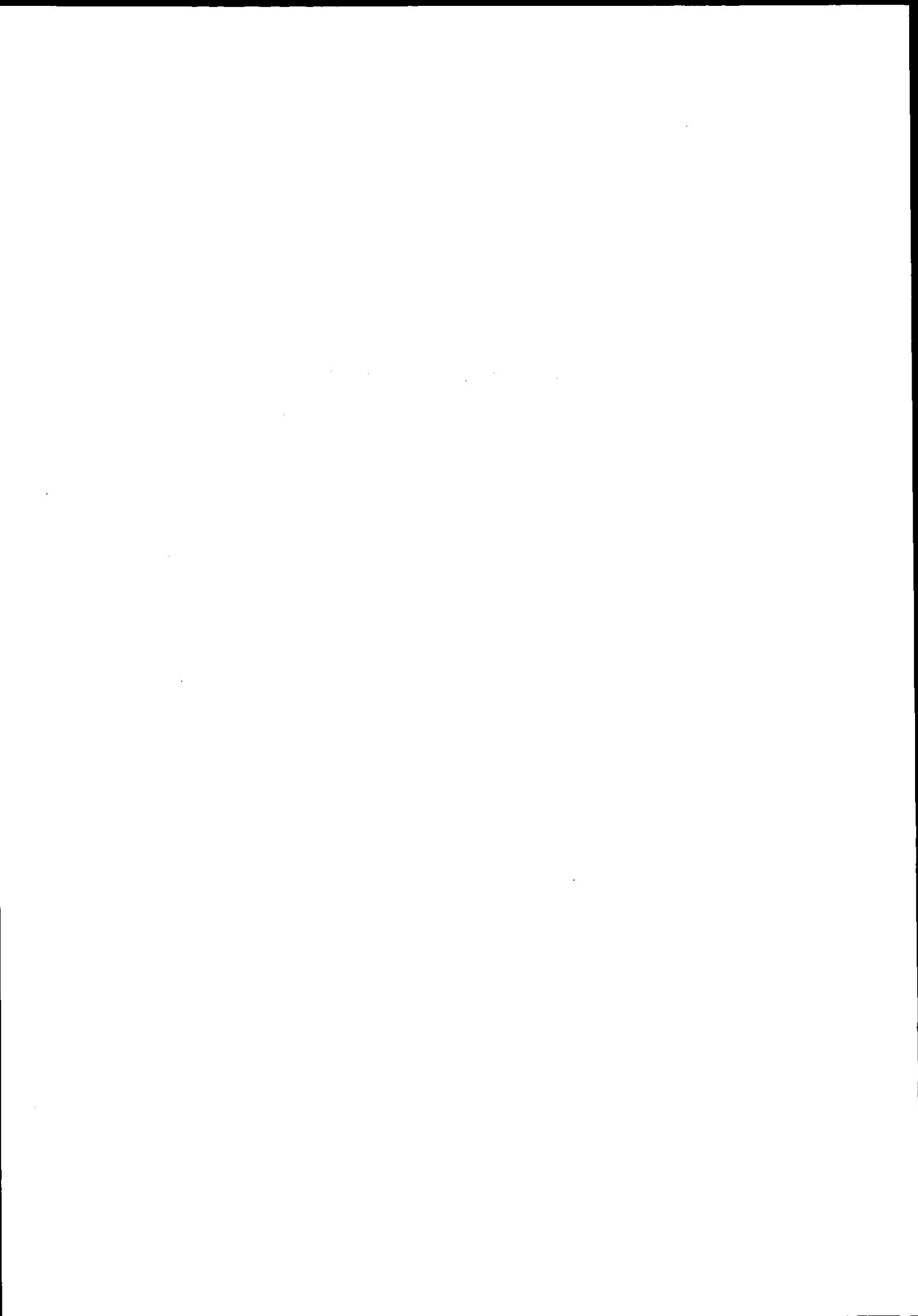
徳田 裕平	株式会社日本総合研究所	地域開発研究部副主任研究員
小柴 光永	財団法人南都経済センター	事務局次長
井上 隆	関西電力株式会社	企画部副長
丹戸 裕之	大阪ガス株式会社	総合企画部
松尾 泰秀	株式会社大丸	経営計画室 専任課長
空閑 茂起	シャープ株式会社	情報技術開発センター第2開発室長
深瀬 澄	大阪府立産業開発研究所	産業経済部研究員
武田 至弘	近畿通商産業局	総務企画部情報管理室電子計算機専門職
大塚 公彦	近畿通商産業局	総務企画部情報管理室調査官
坂本 慎一郎	近畿通商産業局	総務企画部調査課調査官
桑原 昭翁	近畿通商産業局	総務企画部調査課統計解析係長
(山口 孝良	前 財団法人関西情報センター	情報企画部調査役 平成4年2月異動)
橋本 恵子	財団法人関西情報センター	情報企画部主任研究員
太田 富章	財団法人関西情報センター	情報企画部主任研究員

(順不同 敬称略 1992年3月19日現在)

目次

1. 調査研究の経過と展望	1
(1)調査研究の経過	1
(2)今後の展望	2
2. ニューラルネットとは	7
(1)ニューラルネットの利用	7
(2)ニューラルネットの原理	10
(3)ニューラルネットの例	14
3. ニューラルネットの経済予測への適用の試み	17
3.1 計量モデルによる経済予測	19
(1)理論モデルの設定と関数の定式化	19
(2)パラメータの推定と検定	21
(3)内挿シミュレーション (テスト)	23
(4)外挿シミュレーション (予測)	31
3.2 ニューラルネットによる経済予測	43
(1)パターンによる経済予測	43
(2)ニューラルネットによる経済予測	44
3.3 計量モデルとニューラルネットの比較	77
4. ニューラルネットの経済予測への適用についての考察	81
資料	
資料1 都市計量経済モデルによる大阪市の人口予測 岡山大学経済学部助教授 中村 良平 氏 (計量経済予測の事例)	85
資料2 経済予測とエキスパートシステム：ファジー理論としての「多数決原理」 慶応義塾大学経済学部教授 浜田 文雅 氏 (講演概録)	101
資料3 マクロ計量経済分析の有効性を考える 京都大学経済研究所所長 佐和 隆光 氏 (講演概録)	103

1. 調査研究の経過と展望



1. 調査研究の経過と展望

(1) 調査研究の経過

地域それぞれがバランスのとれた経済発展を進めるためには、地域の景気動向を地域独自に迅速に把握することによって企業活動及び政策対応を行うための経済予測手法の開発が求められている。本調査研究は地域施策を担当する機関の担当者が、地域経済予測を行う際に身近に設置されたパソコンにより対話的に予測をサポートするシステムを開発するため、3カ年計画で取り組むものである。

初年度においては、近畿地域の主要経済指標を用いた計量モデルを作成し、計量モデルで得られた経済変量間の関係を命題に置き換え、経済予測エキスパートシステムを構築した。その成果及び課題は以下のとおりである。

(成果)

- ① パソコンを用い近畿地域の主要経済指標を予測する計量モデルを作成した。
- ② 計量モデルにより数値情報で得られた経済変量間の関係を言語情報に置き換え、エキスパートシステムの知識ベースとした。
- ③ その際、弾力性の算出など定量的な作業により、定性的な言語による表現に客観的な基準を与えた。
- ④ 上記の知識ベースを用い、3段論法による推論の展開に時間軸を加えることにより、経済予測へのエキスパートシステムの適応を試みた。
- ⑤ エクスパートシステムは、計量モデルの高度な専門性と数値情報の直感的なわかりにくさを、エキスパートシステムの論理システムと数値情報により補い、地域経済予測における計量モデルとエキスパートシステムの相互補完的な利用の実験ができた。

(課題)

- ① 計量モデルについてはモデル分析の目的を明確にして、目的にあった経済領域の描写の拡充を図る必要がある。
- ② 計量モデルにより数値情報で得られた経済変量間の関係を言語情報に置き換えるルールをつくる必要がある。
- ③ エクスパートシステムにおいて、「単に計量モデルの変換にとどまらず、判断をシステムが行う」というエキスパートシステムの特性を生かした、「新しい予測の

試み」を行う必要がある。

本年度は、上記前年度の結果を踏まえ、計量モデル完成までに行う「予測がうまくいかない時にどこに問題があるか、モデルの構造をどのように変えればよいか。」という膨大な専門家が行う計量モデルの評価・修正等の試行錯誤的作業をエキスパートシステムで行わせることを中心に検討を開始した。

その結果、計量モデル（数式）とエキスパートシステム（言語）間のインターフェースの問題により、前年度実施した三段論法による推論を用いたエキスパートシステムで計量モデルの構造を自動的に変更することは非常に困難であることがわかった。

このため、新たに検討した結果、為替レート及び株価等の予測でニューラルネットが用いられていることに着目し、ニューラルネットであれば自動的に命題間の関係が変更できること、数値処理も可能になるとの見通しからニューラルネットによる予測システムの検討を行った。

(2) 今後の展望

経済予測を行う3つの手法について検討を行ってきた結果、「地域経済予測サポートシステム」は、以下のような各手法の特徴を生かしたものにすることが必要である。

①計量モデル予測

(方法)

- ・経済理論によって経済構造を見だし、それを過去のデータを用いて定量的な形に表し、そのモデルを用いて予測を行う。

(長所)

- ・予測値が具体的な数字ででてくる
- ・与件（外生変数）が変化した場合の予測値の変化について情報が得られる
- ・予測がはずれた場合、その原因を確かめることができる

(短所)

- ・予測値が具体的な数字ででてくる（直感的でわかりにくい）
- ・モデルの作り方、動かし方に関する知識が必要（経済、統計学の知識が必要）
- ・安定的な経済構造の存在を前提としており、構造変化が大きかったり、経済構造を定量的につかむに十分なデータのない場合、その有効性は大幅に減る
- ・定性的な側面を切り捨てている。すなわち、量的な予測を単なる量的な比例変化

としてしか読めず、量から質への変化が生じた場合、ある種の創造力が必要

- ・予測の結果が機械的になりやすい

②エキスパートによる予測

(方法)

- ・2つの経済変量間の関係を言語表現で命題化し、その命題を用い予測を実施

(長所)

- ・日本語表現によりわかりやすい
- ・命題間の関係が言語表現により理解しやすい。また、命題の変更が簡単（経済変量間の関係変更がたやすい）
- ・与件（外生変数）が変化した場合の予測値の変化について情報が得られる
- ・予測がはずれた場合、その原因を確かめることができる

(短所)

- ・命題をつくること（知識ベースの作成）が難しい

③ニューラルネットによる予測

(方法)

- ・過去のデータを入力することにより、ニューラルネット自ら経済変量間の論理的関係を見だし、その関係を用い予測を行う。

(長所)

- ・経済変量間の論理的関係が解読できる
- ・予測値が具体的な数字ででてくる
- ・与件（外生変数）が変化した場合の予測値の変化について情報が得られる
- ・モデルの更新が簡単

(短所)

- ・ニューラルネットの動作がよくわかっていない
- ・入力データの選定に経済知識（理論なき計測の危険性）、中間層の決定に経験が必要
- ・予測がはずれた場合、その原因はわからない
- ・予測の結果が機械的になりやすい

以上の結果から、各種の手法において予測を行う場合共通の問題となるのは、予測

システムを構築する場合においてかなりの経済知識が必要であるということである。一方、完成された予測システムを用いて予測を行う場合は、経済知識がないとその結果は機械的になりやすい危険性がある。

たとえば消費についてみると以下のような知識が必要となってくる。

- ①消費支出は所得の線形関数である。
- ②消費は所得水準が高いほど増える。ただし所得の1単位当たり増加に対する消費の増加はそれを下回る。
- ③所得はゼロでも消費は正である。
- ④ $C = a + bY$ $a > 0$ 、 $0 < b < 1$ C : 消費、 Y : 所得

これらの知識により、計量モデル、ニューラルネットの予測に必要な経済変量の選択および経済変量間の関係式の作成等を行う必要がある。

一方、エキスパートシステムの予測では、経済変量間の関係を「所得が大幅に増加すれば消費は中程度増加する。」と表現している。この表現は、前記④の式を日本語で表現しわかりやすくしたものであり、計量モデル、ニューラルネットによる予測をサポートできる機能も兼ね備えていることになる。

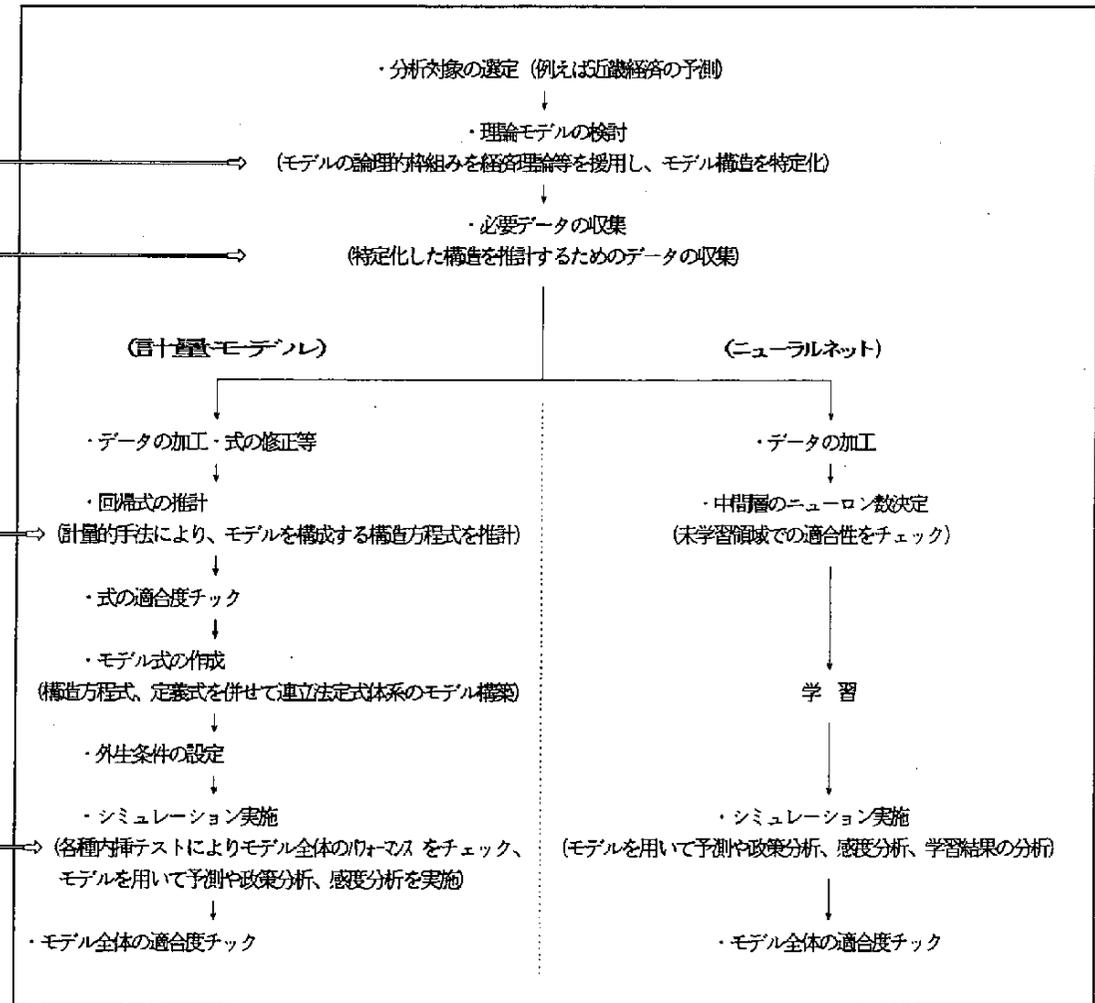
よって、エキスパートシステムは予測をサポートするシステムとして経済知識の拡充を中心に機能を強化し、計量モデル、ニューラルネットは予測システムとして近畿経済の特徴を表すよう改良を進めていく。「地域経済予測サポートシステム」の全体システムは図のとおりである。

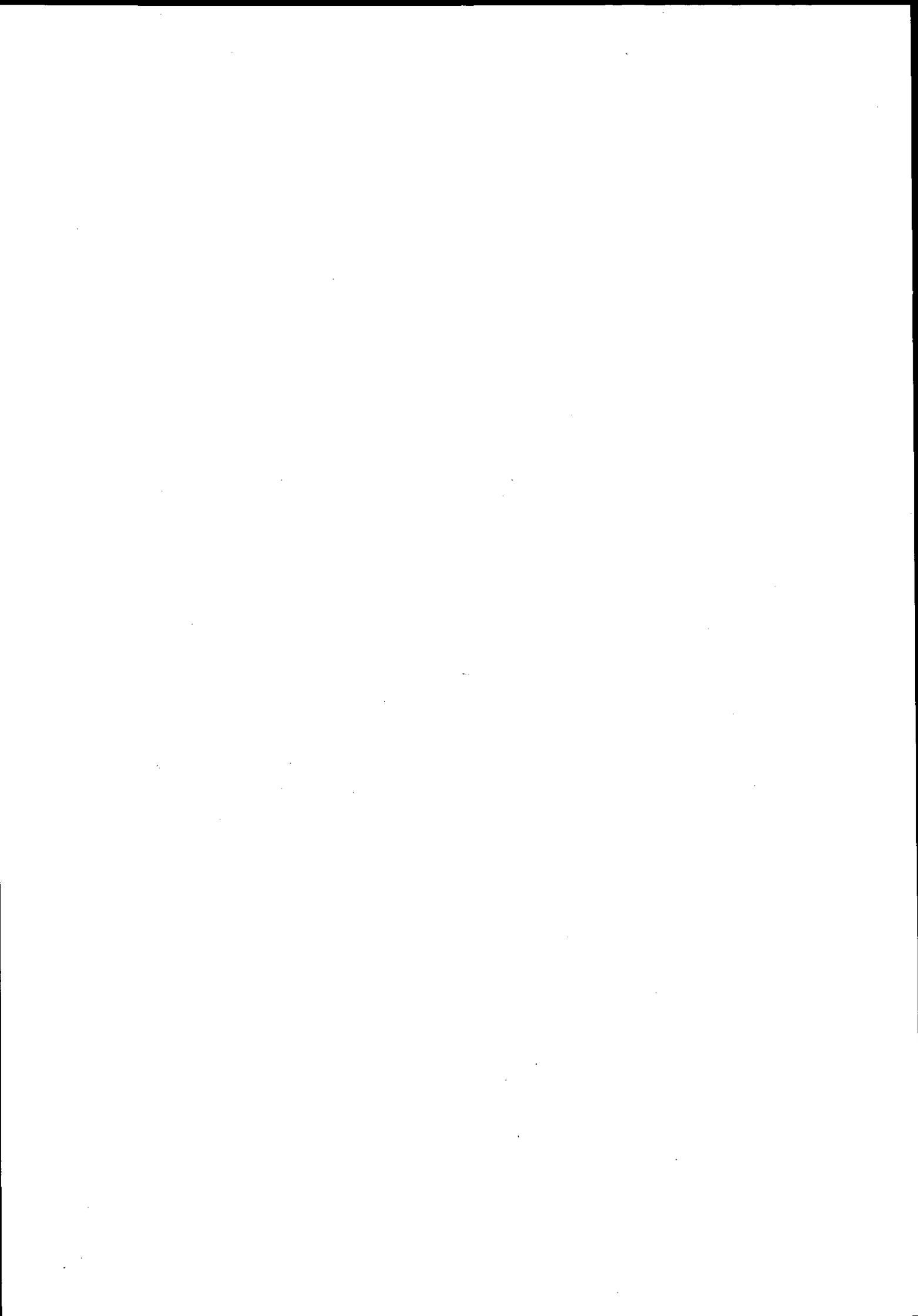
「地域経済予測サポートシステム」の概要図

○サポートシステム (エキスパートシステム)

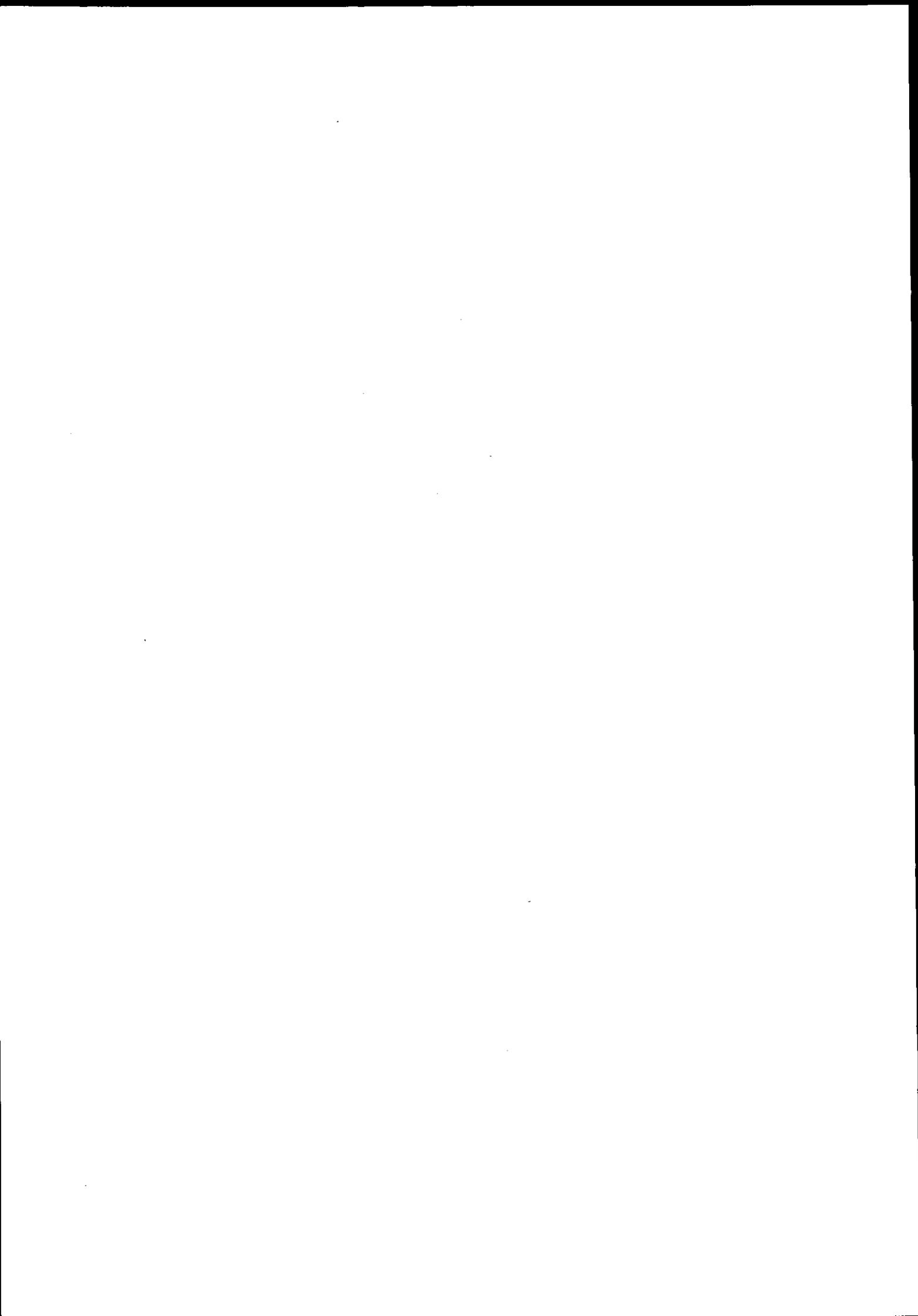
○地域経済予測システム

知識	<p>①経済変量間の知識 (日本語で表現) (例) 「所得が大幅に増加すれば消費は中程度増加する。」</p> <p>②経済変量に関する知識 (例) 消費支出について</p> <ul style="list-style-type: none"> 消費支出は所得の線型関数である 消費は所得が高いほど増える。ただし所得の1単位当たり増加に対する消費の増加はそれを下まわる。 所得はゼロでも消費は正である。
予測システムサポート機能	<p>①予測モデル構造の特定化に関する経済理論の提供</p> <p>②特定化した構造を推計するためのデータ項目の提示</p> <p>③回帰式の推計時における係数等の評価支援</p> <p>④各種テスト時における評価支援</p> <p>(例) 政策分析 (公定歩合を引き上げ時のマクロ経済に対する影響) 感度分析 (原油価格が上昇した時の物価上昇の程度)</p>





2. ニューラルネットとは



2. ニューラルネットとは

(1) ニューラルネットの利用

ニューラルネットという言葉の由来は、ソフトウェア構成が脳の構造をまねた論理回路の一種であることによる。脳は神経細胞であるニューロンがシナプスと呼ばれる結合部により相互に結合され、成り立っているとされるが、ニューラルネットもユニットあるいは形式ニューロンなどと呼ばれる計算単位（以下ユニットと呼ぶ）を相互に結合させている。

ニューラルネットの動作原理の説明は後述することとして、まず、利用方法から説明する。

ニューラルネットは、他のプログラムと同じく一般的なパソコン、ミニコンなどを利用し、入力と出力を持つ計算ソフトウェアの一種であり、特別なものではない。言い換えれば、高次の関数計算式である。

ただし、機能は単なる計算でなく、パターン認識に類すると考えたほうが良い。

ここで取り上げるニューラルネットは、あるパターンをニューラルネットの入力として与えたとき、どのような出力にすればよいのかという例題を多数コンピュータに与え自己学習させる。その結果により、未学習のパターンに対しても適切な回答を出力するものである。

ここでいう学習とは、例題の入力パターンをニューラルネット（＝関数）へ与えることにより出力を計算する。その結果と例題として与えられた出力の差ができるだけ小さくなるようニューラルネットの内部パラメータを徐々に変化させることである。

ニューラルネットの応用範囲は、文字の識別、音声・音響の識別、病名の判定など非常に広いが、時系列予測分野に限定し、その利用方法を詳細に説明すると次のようになる。

いま、入力として2-1表に示す数列を設定し、これにより平成4年度の数列1、2の値を推定する例を想定する。

2-1表 数列

年度	58	59	60	61	62	63	1	2	3
数列1	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
数列2	A ₂₀	A ₂₁	A ₂₂	A ₂₃	A ₂₄	A ₂₅	A ₂₆	A ₂₇	A ₂₈

推計は過去3年のデータを使用することとする。その結果、次の6つの例題（入力パターンと出力の関係）を作ることが出来る。

例題 1

入 力			出力
A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃
A ₂₀	A ₂₁	A ₂₂	A ₂₃

例題 2

入 力			出力
A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄
A ₂₁	A ₂₂	A ₂₃	A ₂₄

例題 3

入 力			出力
A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅
A ₂₂	A ₂₃	A ₂₄	A ₂₅

例題 4

入 力			出力
A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆
A ₂₃	A ₂₄	A ₂₅	A ₂₆

例題 5

入 力			出力
A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇
A ₂₄	A ₂₅	A ₂₆	A ₂₇

例題 6

入 力			出力
A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₂₅	A ₂₆	A ₂₇	A ₂₈

この6組の例題を2-2図に示すとおりニューラルネットに与えると、後は、自動的にコンピュータが計算した出力と例題として与えた出力の差が小さくなるように、ニューラルネットの内部を徐々に変化させていく。

入力パターン1	例題出力	入力パターン2	例題出力	入力パターン6	例題出力
A ₁₀	A ₁₃	A ₁₁	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₈
A ₂₀		A ₂₁		A ₂₅	
A ₁₁		A ₁₂		A ₁₆	
A ₂₁		A ₂₂		A ₂₆	
A ₁₂		A ₁₃		A ₁₇	
A ₂₂		A ₂₃		A ₂₇	

2-2図 ニューラルネットへの入力

この際、差はコンピュータに刻々表示されているので、差が適度に小さくなったところで計算を止めればニューラルネットは完成する。

その後、入力として2-3表に示す平成1、2、3年度のデータを入力すると、4年度
の予測値が出力として得られる。

2-3表 予測の入力と出力

1、2、3年度データ			4年度予測値	
入 力			出 力	
A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈	O ₁₉	
A ₂₆	A ₂₇	A ₂₈	O ₂₉	

ニューラルネットによる予測の特徴としては、以下のような項目がある。

- 深い専門知識が無くとも予測することが出来る。
- 各数列の相関関係をも考慮し予測しているため、各入力数列間の相関関係を推定することが出来る。
- 学習済みのパターンに対しては、90数%以上の近似値を得ることが出来る。
- 逆に、新しい傾向が出現した場合、学習をし直す必要がある。

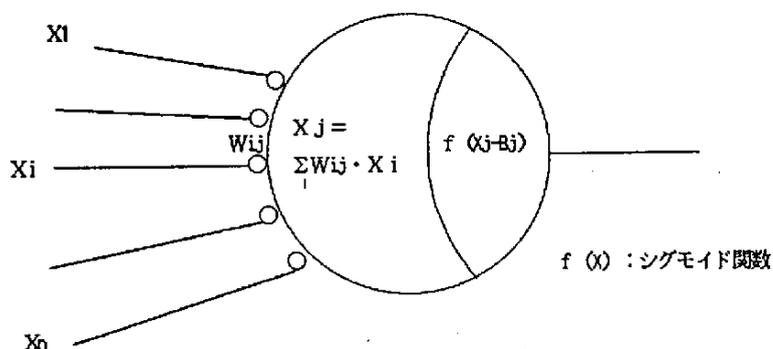
(2) ニューラルネットの原理

次にニューラルネットの原理について述べる。

① ニューラルネットの構成

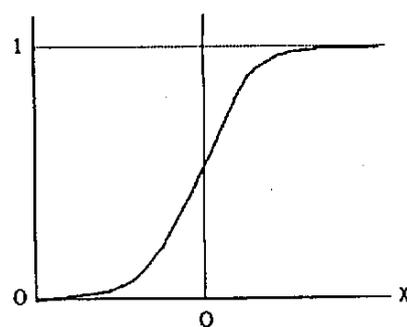
まず、ユニットと呼ぶ計算単位を2-4図のように定義する。ユニットには多数の入力が加わり、その総和がシグモイド関数により計算され、次段のユニットに対し加わる。

このユニットが、2-5図のように論理的に組み合わせられ、全体として高次かつ大きな計算式を作り上げている。



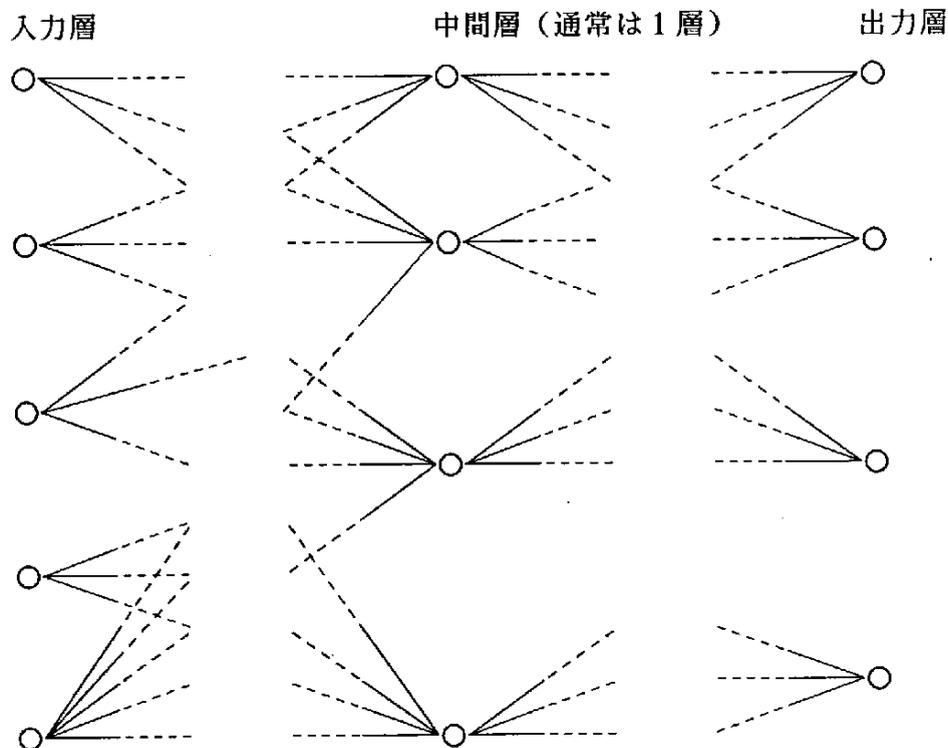
2-4図 ユニットの定義

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$$



シグモイド関数

(左図でB(バイアス)が0の場合)



(○はユニットを表わす)

2-5図 ユニット間の接続

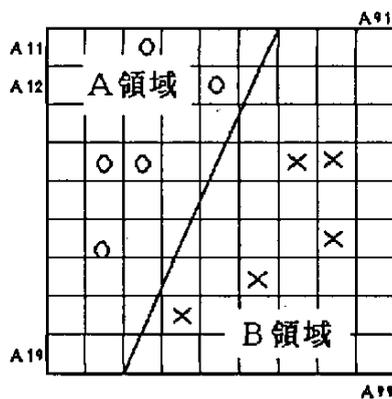
この計算式に入力を与え、計算結果を得ることをフォワードプロパゲーションと呼んでいる。

フォワードプロパゲーションの結果、得られた値は、当然ながら例題における出力値（以下、教師信号と呼ぶ）と異なっている。この差を小さくする過程をバックプロパゲーションと呼んでいる。

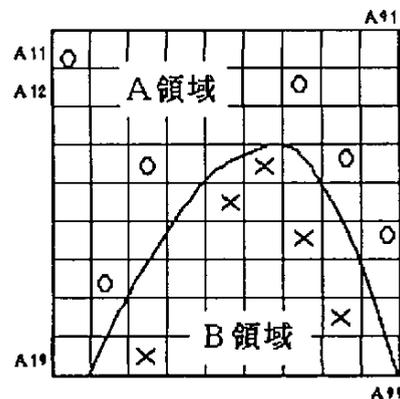
フォワードプロパゲーションとバックプロパゲーションを何百回、何千回と繰り返すことにより、差が小さくなり、ニューラルネットが完成する。

なお2-5図の中間層というのは1960年代末頃に有効性が発見され、1986年に理論的な証明が完成されたものであり、これを設定することにより、それまでニューラルネットでは不可能と考えられていたパターンの認識が可能となったものである(2-6図参照)。

現在、実用化されているのニューラルネットでは、ほとんど1段の中間層が設定されている。入力層と出力層の2段のみというのはほとんど見受けられない。



領域の識別が可能な状態
(線形分離可能)



領域の識別が出来ない状態
(線形分離不可能
中間層を設けることにより識別可能)

2-6図 中間層の設定の効果

② フォワードプロパゲーション

フォワードプロパゲーションの過程を2-7図に示すネットワークを例として説明する。第 $n-1$ 層 i 番ユニットの出力信号を $X_{n-1,i}$ とし、層間の各ユニットは全て結合されているとすれば、次段 n 層 j ユニットの出力信号 $X_{n,j}$ は

$$X_{n,j} = f(U_{n,j} - B_{n,j})$$

ただし $U_{n,j} = \sum W_{n-1,i,nj} \cdot X_{n-1,i}$

$B_{n,j}$ は n 層 j ユニットのバイアス
 $W_{n-1,i,nj}$ は第 $n-1$ 層 i 番ユニットと n 層 j ユニットの結合の強さであり、ウェイトと呼ばれる

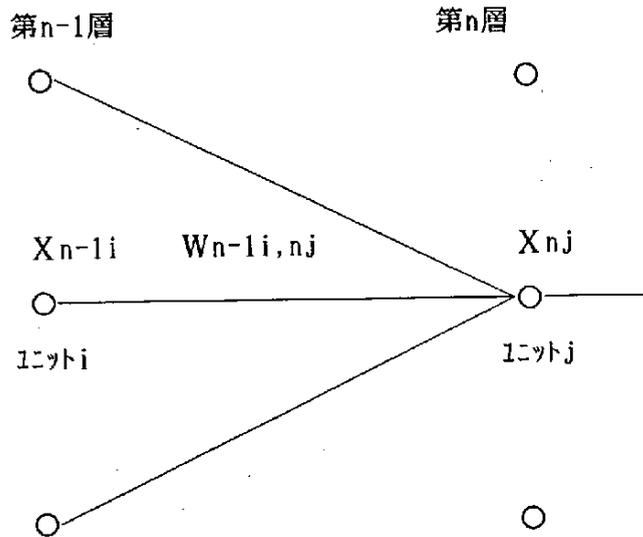
で表わされる。

なお、 f は一般的には前述のとおり、シグモイド関数であるが、入出力が0, 1の2値しか取り得ない場合は、稀にステップ関数を採用する場合もある。

また、入力層の出力のみは

$$\text{出力} = \text{入力}$$

とするのが一般的である。



2-7図 フォワードプロパゲーション

③ バックプロパゲーション

2-8図のニューラルネットの最終層を例としてバックプロパゲーションを説明する。最終層 (=N層) 第j番ユニットからウエイトを修正するため、前段に対し信号が戻される。その大きさ E_{Nj} は次のようになる。

フォワードプロパゲーションにより得られた最終層 (=N層) 第j番ユニットの計算結果を X_{Nj} 、その教師信号を T_j とすると、

$$E_{Nj} = (T_j - X_{Nj}) f'(U_{Nj})$$

$f'(U_{Nj})$ は $f(U_{Nj})$ の微分値

となっている。

途中層 n に対する修正用の信号の大きさ E_{nj} は次のようになる。

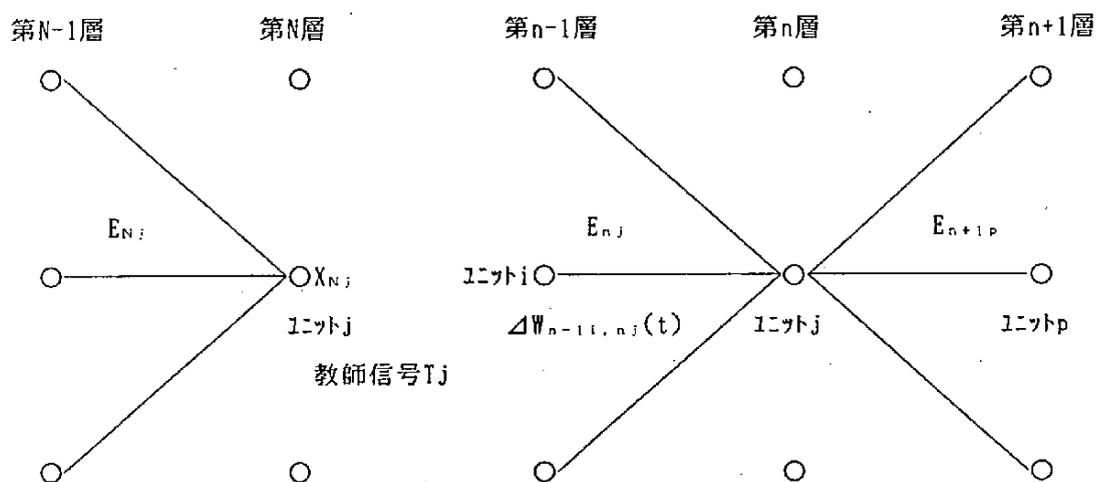
$$E_{nj} = f'(U_{nj}) \sum_p E_{n+1p} \cdot W_{nj, n+1p}$$

ウエイトの修正量 $\Delta W_{n-1i, nj}(t)$ は次の式で求められる。

$$\Delta W_{n-1i, nj}(t) = \alpha_1 E_{nj} X_{n-1i} + \alpha_2 \Delta W_{n-1i, nj}(t-1)$$

α_1 、 α_2 は 1 以下の正の実数常数であり、それぞれ学習が収束する速さ、学習時の振動を抑える性格を持っている。また、 $\Delta W_{n-1i, nj}(t-1)$ は前回の学習時の修正量である。

バイアスのバックプロパゲーション過程については、ウエイトと同様であるので省略する。



2-8図 バックプロパゲーション

(3) ニューラルネットの例

① 最も単純なニューラルネットの例

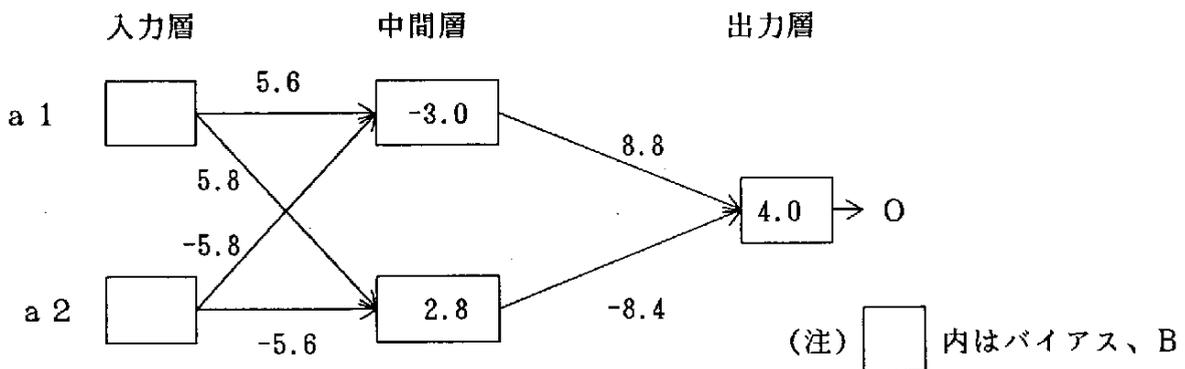
完成したニューラルネットは数式で表わすと非常に複雑になるが、その中でも最も簡単な例として2入力、1出力の場合について示す。ネットワークの構成は中間層として2ユニットを設定した。

入出力の関係は2-9表のようにXOR (exclusive OR, 排他的論理和、線形分離不可) の関係となっているとする。

2-9表 入出力の関係

入 力		出 力
a 1	a 2	O
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

学習回数を800回 (PC 9 8 0 1 R Xの場合、約2分間) とした結果、ニューラルネットは2-10図のとおりに作り上げられた。



各ユニットの出力は
$$\text{出力} = \frac{1}{1 + \exp(-(\text{入力} + B))}$$

ただし、入力層の出力のみは “出力=入力” となっている。

2-10図 完成したニューラルネット

これにより出力を求めると以下のとおりとなる。

2-11表 入出力の関係

入 力		出力
a 1	a 2	O
0	0	0.029
0	1	0.98
1	0	0.97
1	1	0.035

左表から明らかのように、ニューラルネットで求められる値は、近似値であることに注意しなければならない。（本例は出力が1, 0であるため特に誤差が大きい。）

② ニューラルネットの利用上の課題

予測手法としてニューラルネットを利用すると、学習済みのデータに対しては驚くほど忠実に出力を再現する。

しかし、予測値に対しては過去になかったパターンも表われることがしばしばである。

ニューラルネットは過去のデータパターンを自動分析し、予測値を出力するため、このような場合にはかなりの困難を伴うと考えられる。

予測手法としてニューラルネットを採用するには次のような課題を検討する必要がある。

◎ニューラルネットのパターン

いままで説明を行ったニューラルネットは階層型ニューラルネットと呼ばれるモデルのうち、入力層から出力層へ向かってのみフォワードプロパゲーションが行われるタイプのみを説明した。応用として、中間層あるいは出力層の一部を入力に帰還させるタイプ、同じ層内で帰還が行われるタイプなど様々である。

予測にニューラルネットを利用する場合どの様なタイプを構成すれば良いのか各種の試行が必要である。

◎学習回数、構成

中間層のユニット数、学習回数は多いほど良いというものではない。これらが多すぎると、例題に過対応するあまり、少し異なったパターンが与えられると特異

な出力を出すこともある。

特に中間層のユニット数については、その予測分野の専門家による数の検討を十分に行う必要がある。

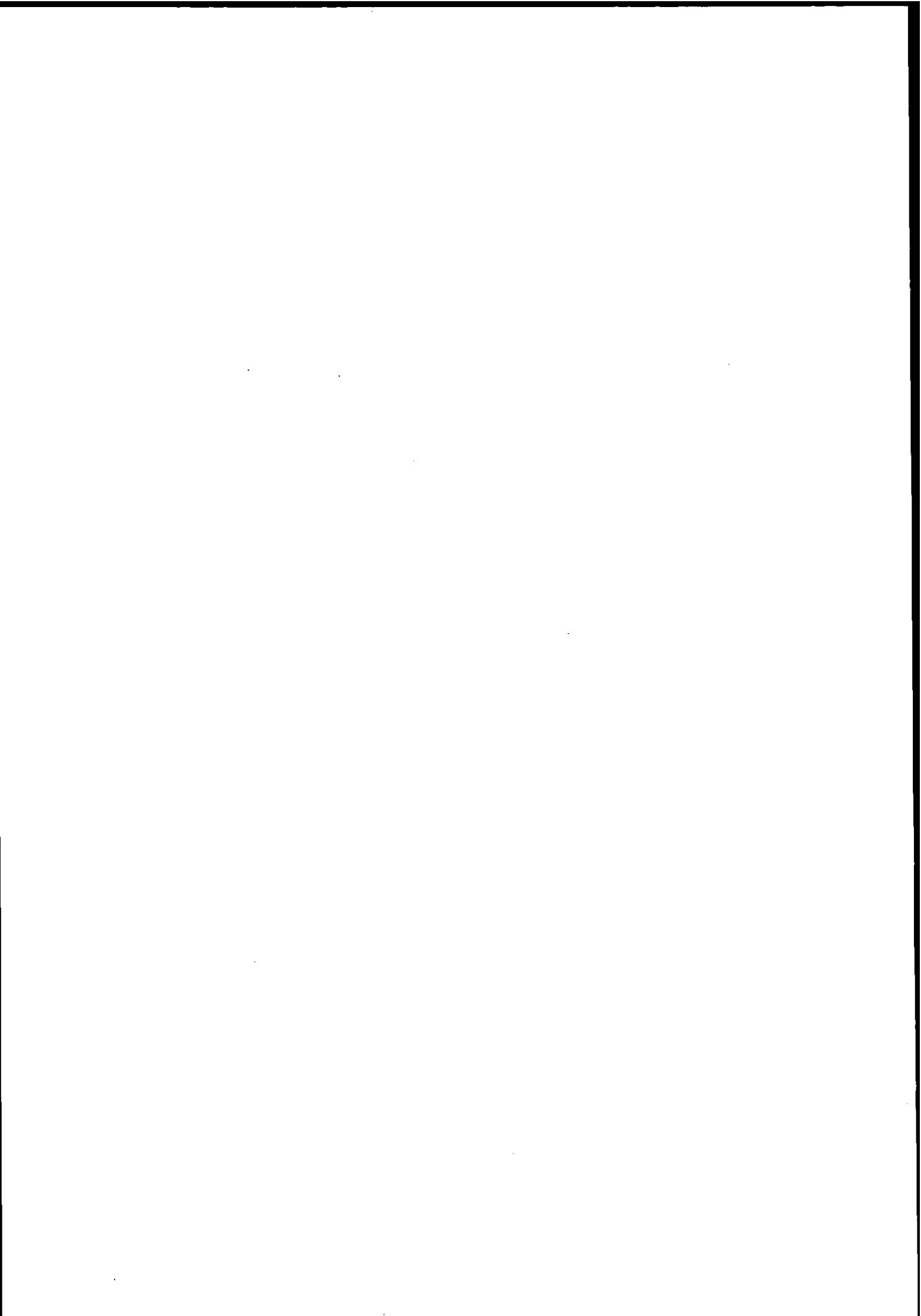
◎入力パターン

予測の場合は過去何期のデータを使用するかというのも大きな検討項目である。不必要に多くのデータを与えると、過去、特に因果関係の深かったデータとの相関関係を見つけてしまい、新しい傾向に対し、応用がきかなくなる例もある。

なお、ニューラルネットは、プログラムが小さいため、学習済みのデータを利用した予測作業であれば、パソコンのみならずポケコンでも可能であるが、演算回数が多いため、学習に長時間を必要とする欠点を持つ。総ユニット数200程度のモデルでパソコン（PC9801RX浮動小数点演算プロセッサ無し）利用の場合、24時間でも2,000回程度の学習回数である。

大きなモデルの場合、学習はミニコンレベルが必要であろう。

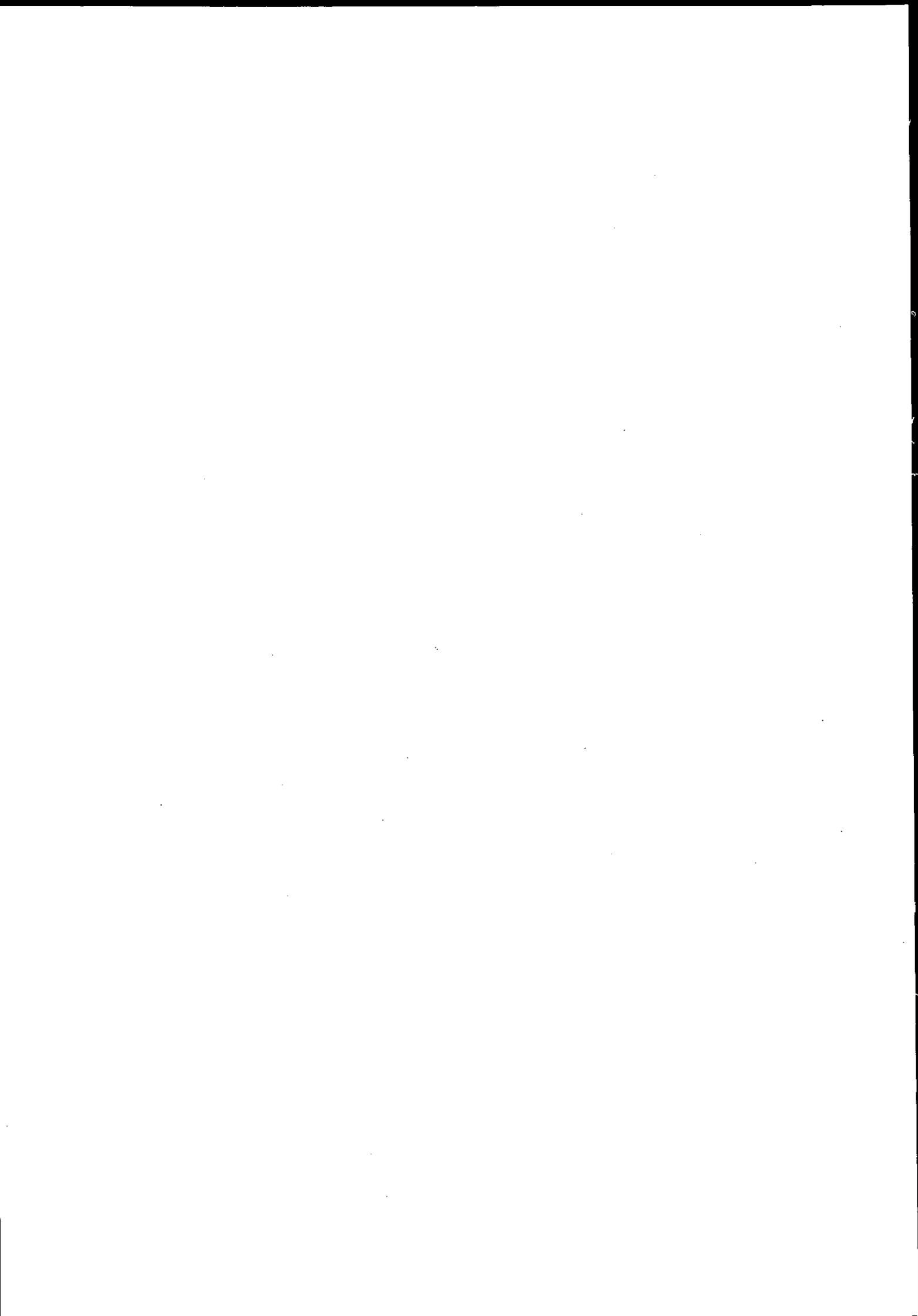
3. ニューラルネットの経済予測への適用の試み



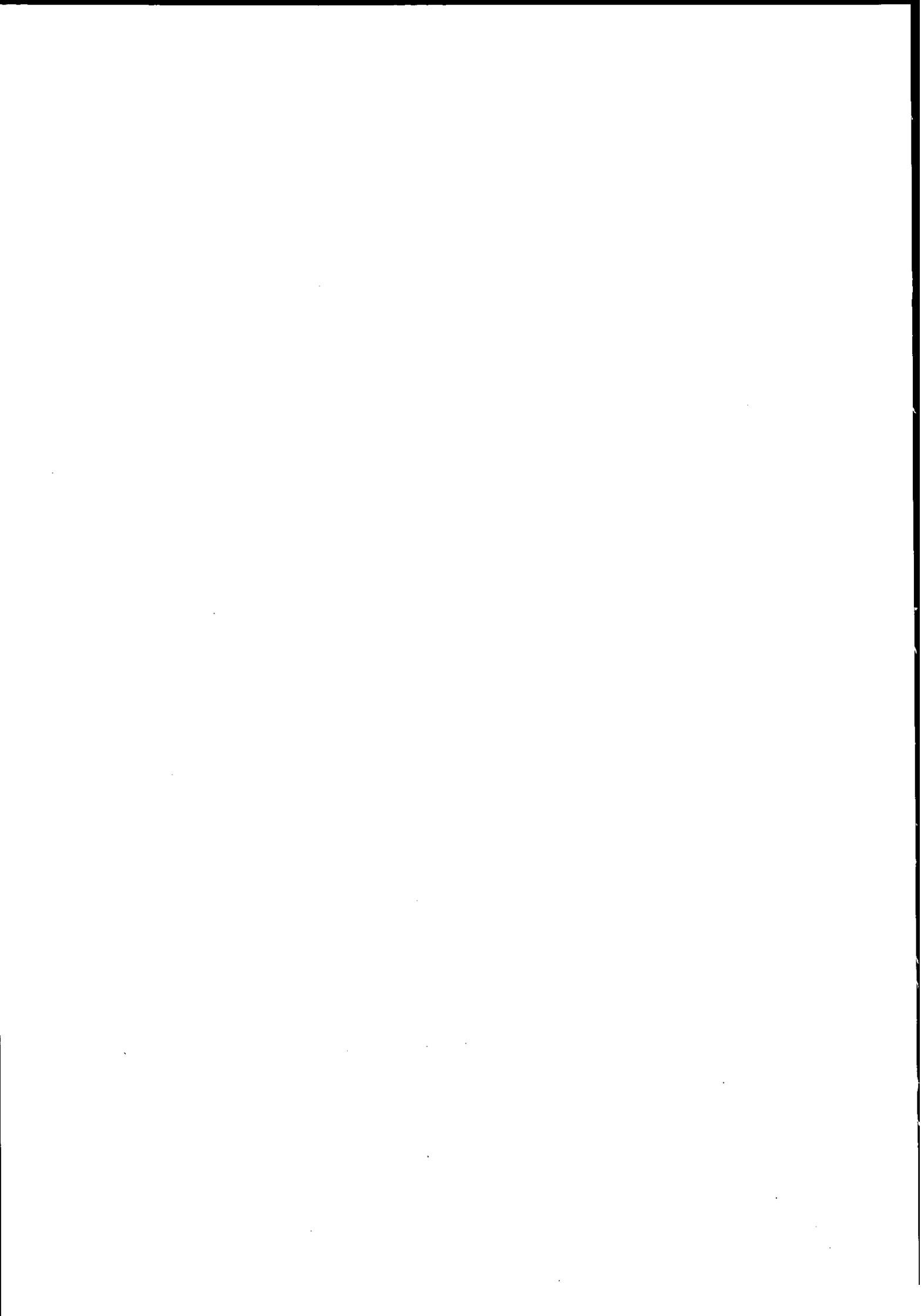
3. ニューラルネットの経済予測への適用の試み

ここでは第1章で述べたニューラルネットの考え方を応用し、経済予測を試みる。

はじめに、従来の計量モデルによる予測を行い、次に同様の変数を用いてニューラルネットによる予測を試み、最後に両者の比較をみることとする。



3. 1 計量モデルによる経済予測



3. 1 計量モデルによる経済予測

計量モデルによる予測は、分析者の目的と理論的ビジョンのもとに、現実の経済活動から得られるある観測期間の統計データを用いて、経済理論的考察から検討の対象とする変数の範囲と型の対応関係を決め、確率論に基礎におく推測統計学の手法によって、これら変数間の関係を定式化し、その対応関係を観測期間の外へ外挿する形で行われる。その作成は次の4段階からなる。

- ・理論モデルの設定と関数の定式化
- ・パラメータの推定と検定
- ・内挿シミュレーション（テスト）
- ・外挿シミュレーション（予測）

これらの各段階にそって、わが国の一般的な国民経済環境の予測を目的として、マクロ経済指標を対象とするプロトタイプ計量モデルを作成する。

(1) 理論モデルの設定と関数の定式化

変数間の依存関係を示す、構造方程式の構成の考え方は次の通りである。

民間最終消費支出 = f (国民総生産、前期消費支出)

消費の習慣性を考慮した消費関数とした。

民間住宅投資 = f (国民総生産、利子率)

推定結果が不良であったため相対価格を事後的に削除した住宅投資需要関数とした。

民間企業設備投資 = f (国民総生産、利子率)

加速度原理型の投資関数の推定をめざしたが推定結果が不良であった。

在庫品増加 = f (国民総生産の増分、前期在庫品増加)

民間企業設備投資に準ずる構造とした。

輸入等 = f (総需要、前期輸入等)

モデルの規模を考慮して相対価格を外した輸入関数とした。

輸出等 - 国際経済に依存するものとして外生的に取り扱う。

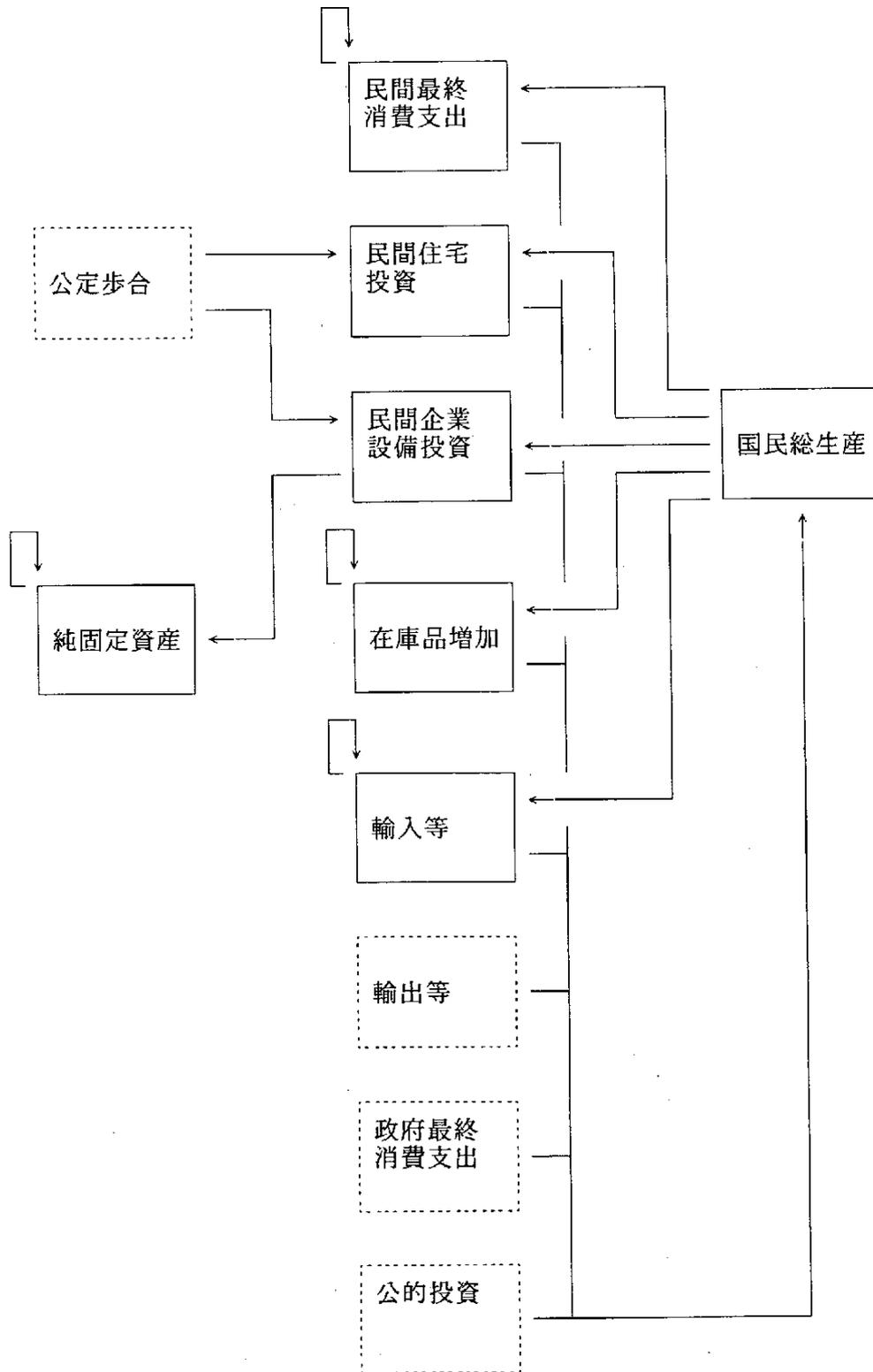
政府最終消費支出 - 政策変数として外生的に取り扱う。

公的投資 - 政策変数として外生的に取り扱う。

利子率 - 政策変数として外生的に取り扱う。

以上から、このモデルの変数間の関係を示すと、次の通りである。

3.1-1図 変数間の関係



(注)

□ 内生変数

□ 外生変数

(2) パラメータの推定と検定

構造方程式の推定は、昭和45年度（1970年度）～平成2年度（1990年度）の年次データを用い、直接最小自乗法により行った。モデルの推定結果の表示に用いた変数記号は下表の通りである。

3.1-2表 変数記号

記号	変数名	内生 外生 変数	単位	出所
C	民間最終消費支出	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
IH	民間住宅投資	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
IE	民間企業設備投資	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
J	在庫品増加	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
M	輸入等	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
GNP	国民総生産	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
K	純固定資産	内生	10億円	経済企画庁国民経済計算
CG	政府最終消費支出	外生	10億円	経済企画庁国民経済計算
IG	公的投資	外生	10億円	経済企画庁国民経済計算
B	輸出等	外生	10億円	経済企画庁国民経済計算
INT	公定歩合	外生	%	日本銀行

推定結果は以下の通りである。係数の下の括弧の中の数値は t 統計量を示す。

推定結果の検定は決定係数、t 統計量、F-値のF比等で行われるが、概ね良好である。

(1971-1990)

$$C = + 4378.2 + 0.23144 \text{ GNP} + 0.613814 \text{ C}(-1)$$

(3.68) (5.28) (8.12)

決定係数 = 0.999398 標準誤差 = 1512.7 F-値のF比 = 0.71679

(1971-1990)

$$IE = + 3587.26 + 0.171688 \text{ GNP} - 1032.1 \text{ INT}(-1)$$

(0.56) (13.78) (-1.39)

決定係数 = 0.944582 標準誤差 = 4624.25 F -値トソン比 = 0.427247

(1971-1990)

$$IH = + 6778.73 + 0.0432226 \text{ GNP}(-1) - 397.353 \text{ INT}(-1)$$

(2.63) (8.17) (-1.29)

決定係数 = 0.86204 標準誤差 = 1926.06 F -値トソン比 = 0.443

(1971-1990)

$$J = - 705.981 + 0.10910 (\text{GNP} - \text{GNP}(-1)) + 0.18360 \text{ J}(-1)$$

(-1.85) (5.51) (1.28)

決定係数 = 0.65633 標準誤差 = 434.84 F -値トソン比 = 1.512

(1971-1990)

$$M = + 850.178 + 0.0525928 (\text{GNP} + M) + 0.54071 \text{ M}(-1)$$

(0.29) (2.49) (2.83)

決定係数 = 0.87215 標準誤差 = 4871.49 F -値トソン比 = 1.189

(1971-1990)

$$K = + 21716 + 0.851096 \text{ K}(-1) + 2.26299 \text{ IE}$$

(3.26) (20.27) (4.39)

決定係数 = 0.997434 標準誤差 = 12596.7 F -値トソン比 = 1.07724

定義式

$$\text{GNP} = C + CG + IH + IE + IG + J + E - M$$

(3) 内挿シミュレーション (テスト)

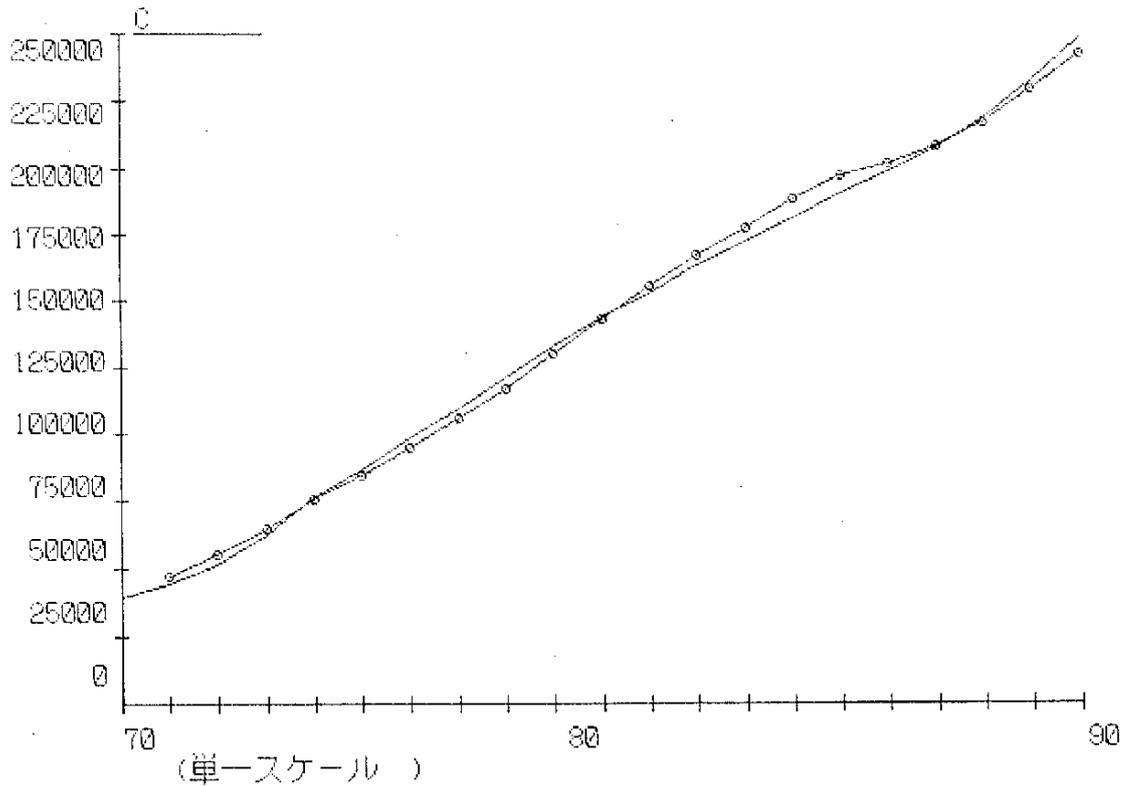
得られたモデルのパフォーマンスを検討するテストには部分テスト、全体テスト、ファイナルテスト等がある。その中でファイナルテストは、構造方程式の説明変数となる内生変数に、初期値を除いてすべて推計値を逐次代入し、誤差の累積が反映されるもので最もシビアなテストであり、今回のモデルが一つの体系として、過去の経済変動に対してどの程度成功したシミュレーションを示すものであるかを表すことができる。その結果は次の通りである。

構造方程式の決定係数が低かったJ（在庫品増加）でやや高い平均誤差率となっている。

3.1-3表 ファイナルテストによる平均誤差率

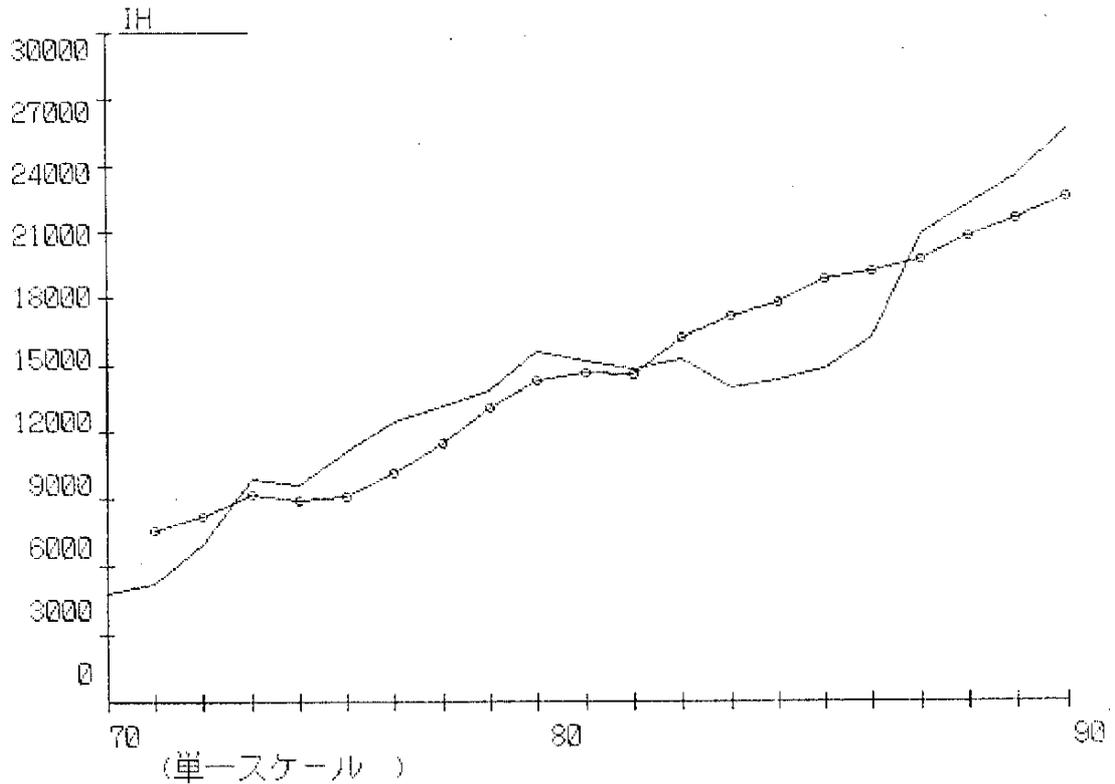
記号	変数名	平均誤差率 (%)
C	民間最終消費支出	2.31
IH	民間住宅投資	12.30
IE	民間企業設備投資	11.06
J	在庫品増加	41.55
M	輸入等	15.33
GNP	国民総生産	3.55
K	純固定資産	4.62

以下のグラフと数値は、各内生変数の、実績値（実線）とファイナルテストによる推計値（点線）の対比を表す。

(3)^o

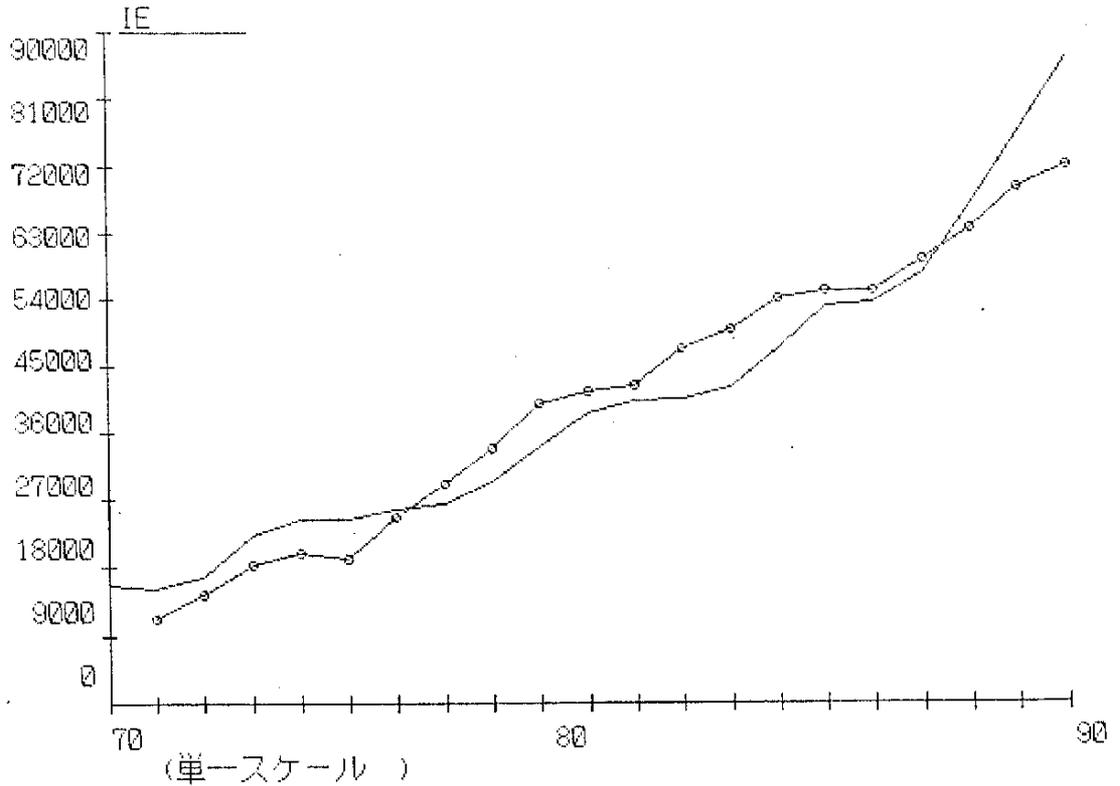
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

年(期)	C	C(ケース 3)	C(ケース 3)-C	C(ケース 3)/C
70	39457(0.0)	0(0.0)	-39456.60(0.0)	0.000(0.0)
71	44488(12.8)	47423(0.0)	2935.07(107.4)	106.597(0.0)
72	52056(17.0)	55571(17.2)	3515.16(19.8)	106.753(0.1)
73	62807(20.7)	64696(16.4)	1889.15(-46.3)	103.008(-3.5)
74	76390(21.6)	75716(17.0)	-673.39(-99.9)	99.119(-3.8)
75	86995(13.9)	84406(11.5)	-2588.27(-99.9)	97.025(-2.1)
76	98785(13.6)	94812(12.3)	-3972.15(-53.5)	95.979(-1.1)
77	109458(10.8)	105856(11.6)	-3601.82(9.3)	96.709(0.8)
78	120779(10.3)	116693(10.2)	-4086.98(-13.5)	96.616(-0.1)
79	132936(10.1)	129844(11.3)	-3092.09(24.3)	97.674(1.1)
80	143613(8.0)	142835(10.0)	-778.13(74.8)	99.458(1.8)
81	152454(6.2)	155287(8.7)	2832.80(464.1)	101.858(2.4)
82	163336(7.1)	166875(7.5)	3538.62(24.9)	102.166(0.3)
83	171922(5.3)	176876(6.0)	4954.66(40.0)	102.882(0.7)
84	180796(5.2)	188188(6.4)	7391.86(49.2)	104.089(1.2)
85	190575(5.4)	196473(4.4)	5897.73(-20.2)	103.095(-1.0)
86	198092(3.9)	201181(2.4)	3089.62(-47.6)	101.560(-1.5)
87	206800(4.4)	207704(3.2)	904.45(-70.7)	100.437(-1.1)
88	218233(5.5)	216209(4.1)	-2024.19(-99.9)	99.073(-1.4)
89	232001(6.3)	228805(5.8)	-3195.47(-57.9)	98.623(-0.5)
90	247586(6.7)	241838(5.7)	-5748.23(-79.9)	97.678(-1.0)

(3)^o

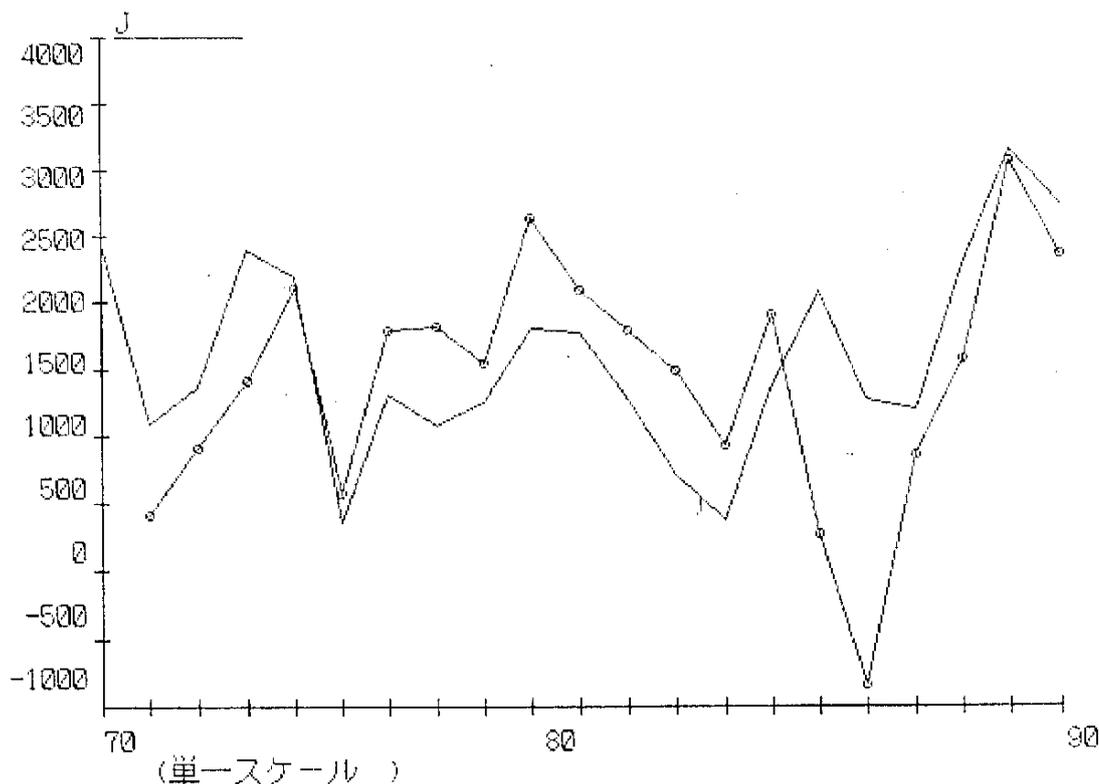
実績データおよびシミュレーション結果
ケース= 3 FINAL

年(期)	IH	IH(ケース 3)	IH(ケース 3)-IH	IH(ケース 3)/IH
70	4844(0.0)	0(0.0)	-4843.60(0.0)	0.000(0.0)
71	5233(8.0)	7607(0.0)	2373.92(149.0)	145.363(0.0)
72	7028(34.3)	8217(8.0)	1189.39(-49.9)	116.925(-19.6)
73	9849(40.2)	9168(11.6)	-681.40(-99.9)	93.082(-20.4)
74	9615(-2.4)	8917(-2.7)	-698.16(-2.5)	92.739(-0.4)
75	11100(15.4)	9111(2.2)	-1989.23(-99.9)	82.080(-11.5)
76	12382(11.5)	10121(11.1)	-2260.83(-13.7)	81.741(-0.4)
77	13123(6.0)	11423(12.9)	-1699.31(24.8)	87.050(6.5)
78	13849(5.5)	13040(14.2)	-809.32(52.4)	94.156(8.2)
79	15575(12.5)	14230(9.1)	-1344.97(-66.2)	91.365(-3.0)
80	15132(-2.8)	14650(3.0)	-481.92(64.2)	96.815(6.0)
81	14810(-2.1)	14535(-0.8)	-274.66(43.0)	98.145(1.4)
82	15224(2.8)	16198(11.4)	973.97(454.6)	106.398(8.4)
83	13872(-8.9)	17141(5.8)	3268.61(235.6)	123.562(16.1)
84	14218(2.5)	17768(3.7)	3549.87(8.6)	124.968(1.1)
85	14761(3.8)	18846(6.1)	4084.71(15.1)	127.673(2.2)
86	16176(9.6)	19138(1.6)	2961.93(-27.5)	118.310(-7.3)
87	20850(28.9)	19710(3.0)	-1139.47(-99.9)	94.535(-20.1)
88	22113(6.1)	20697(5.0)	-1415.72(-24.2)	93.598(-1.0)
89	23417(5.9)	21538(4.1)	-1878.83(-32.7)	91.977(-1.7)
90	25581(9.2)	22507(4.5)	-3073.48(-63.6)	87.985(-4.3)

(3)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

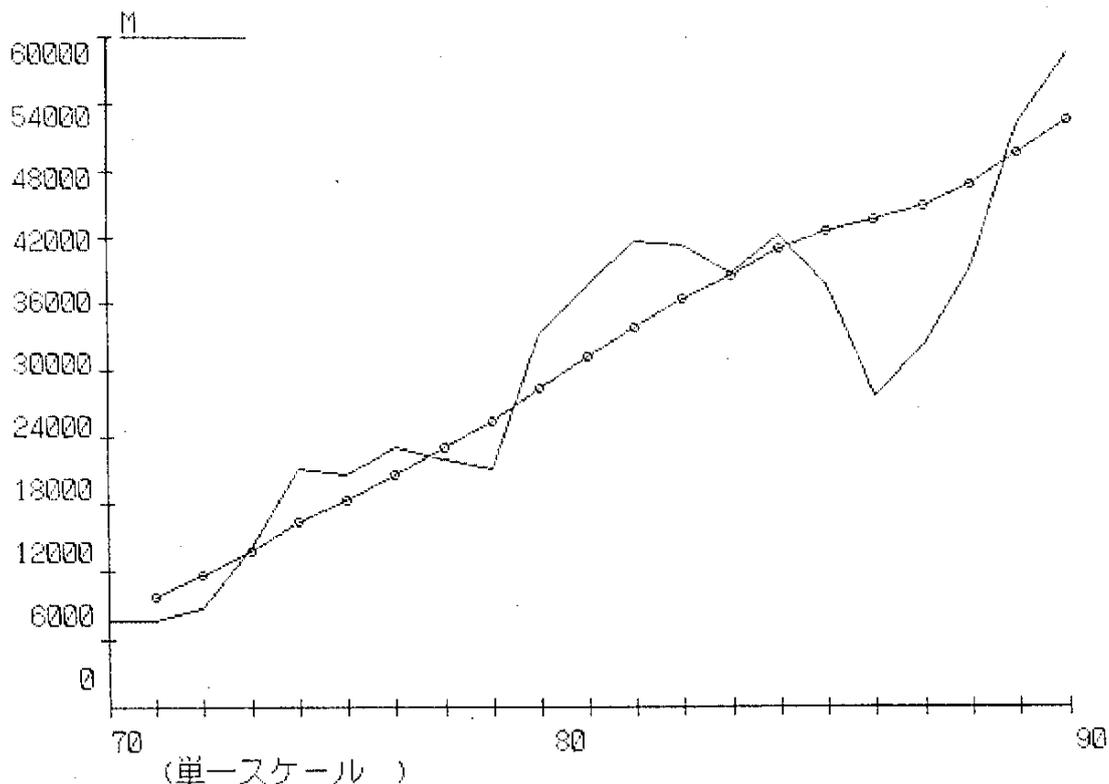
年(期)	IE	IE(ケース 3)	IE(ケース 3)-IE	IE(ケース 3)/IE
70	15668(0.0)	0(0.0)	-15668.40(0.0)	0.000(0.0)
71	15297(-2.4)	11267(0.0)	-4029.29(74.3)	73.659(0.0)
72	16894(10.4)	14572(29.3)	-2322.13(42.4)	86.254(17.1)
73	22430(32.8)	18518(27.1)	-3911.61(-68.4)	82.561(-4.3)
74	24552(9.5)	19886(7.4)	-4665.94(-19.3)	80.996(-1.9)
75	24374(-0.7)	19189(-3.5)	-5185.54(-11.1)	78.725(-2.8)
76	25608(5.1)	24644(28.4)	-964.17(81.4)	96.235(22.2)
77	26454(3.3)	29016(17.7)	2562.59(365.8)	109.687(14.0)
78	29336(10.9)	33967(17.1)	4631.36(80.7)	115.788(5.6)
79	34019(16.0)	39913(17.5)	5894.24(27.3)	117.326(1.3)
80	38539(13.3)	41498(4.0)	2958.88(-49.8)	107.678(-8.2)
81	40036(3.9)	42136(1.5)	2100.13(-29.0)	105.246(-2.3)
82	40550(1.3)	47209(12.0)	6659.02(217.1)	116.422(10.6)
83	42076(3.8)	49889(5.7)	7812.75(17.3)	118.568(1.8)
84	47219(12.2)	53953(8.1)	6734.08(-13.8)	114.261(-3.6)
85	52960(12.2)	55238(2.4)	2278.10(-66.2)	104.302(-8.7)
86	53625(1.3)	55071(-0.3)	1445.86(-36.5)	102.696(-1.5)
87	57422(7.1)	59438(7.9)	2016.37(39.5)	103.512(0.8)
88	66688(16.1)	63572(7.0)	-3116.20(-99.9)	95.327(-7.9)
89	76084(14.1)	69044(8.6)	-7040.06(-99.9)	90.747(-4.8)
90	86327(13.5)	71913(4.2)	-14414.70(-99.9)	83.302(-8.2)

(3)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

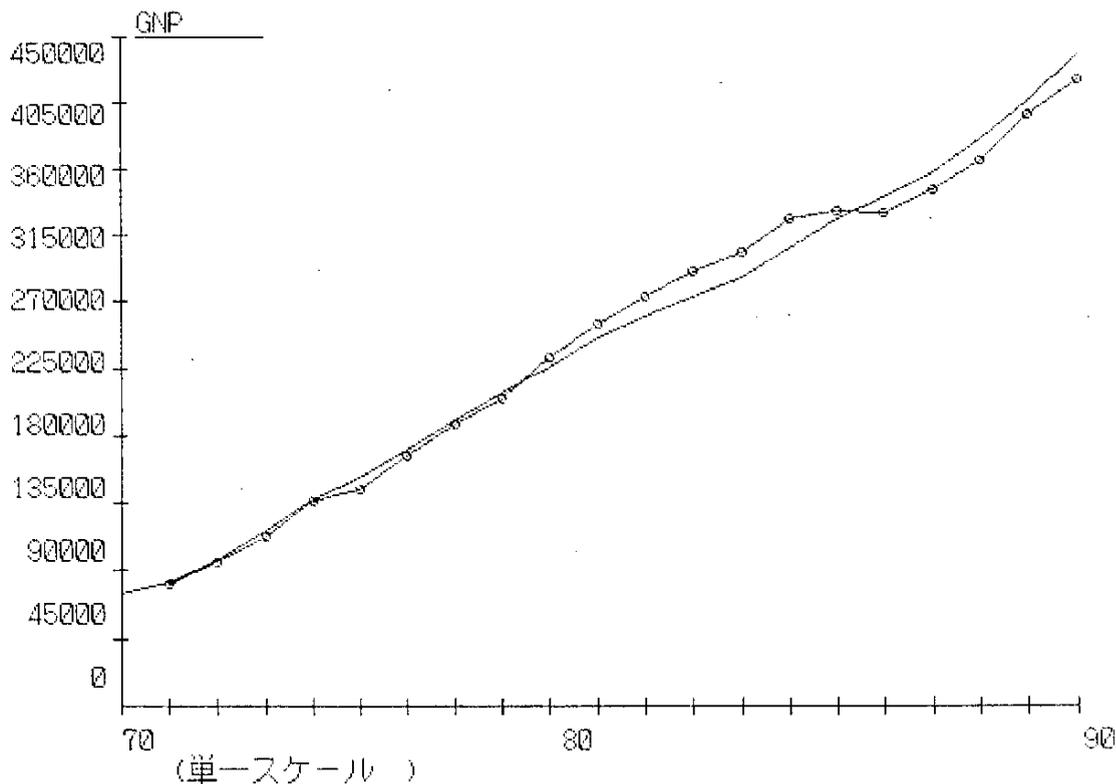
年(期)	J	J(ケース 3)	J(ケース 3)-J	J(ケース 3)/J
70	2436.80(0.0)	0.00(0.0)	-2436.80(0.0)	0.00(0.0)
71	1084.30(-55.5)	416.87(0.0)	-667.43(72.6)	38.45(0.0)
72	1366.30(26.0)	904.70(117.0)	-461.61(30.8)	66.22(72.2)
73	2397.30(75.5)	1400.90(54.8)	-996.40(-99.9)	58.44(-11.7)
74	2194.80(-8.4)	2101.63(50.0)	-93.17(90.6)	95.76(63.9)
75	361.10(-83.5)	582.23(-72.3)	221.13(337.3)	161.24(68.4)
76	1308.90(262.5)	1789.86(207.4)	480.96(117.5)	136.75(-15.2)
77	1065.60(-18.6)	1812.36(1.3)	746.76(55.3)	170.08(24.4)
78	1250.10(17.3)	1535.06(-15.3)	284.96(-61.8)	122.80(-27.8)
79	1805.00(44.4)	2635.49(71.7)	830.49(191.4)	146.01(18.9)
80	1775.40(-1.6)	2090.31(-20.7)	314.91(-62.1)	117.74(-19.4)
81	1265.00(-28.7)	1783.33(-14.7)	518.33(64.6)	140.97(19.7)
82	709.60(-43.9)	1476.55(-17.2)	766.95(48.0)	208.08(47.6)
83	364.30(-48.7)	923.08(-37.5)	558.78(-27.1)	253.39(21.8)
84	1372.60(276.8)	1898.56(105.7)	525.96(-5.9)	138.32(-45.4)
85	2076.40(51.3)	270.30(-85.8)	-1806.10(-99.9)	13.02(-90.6)
86	1266.60(-39.0)	-835.06(-99.9)	-2101.66(-16.4)	-65.93(-99.9)
87	1185.10(-6.4)	855.40(202.4)	-329.70(84.3)	72.18(209.5)
88	2265.40(91.2)	1569.04(83.4)	-696.36(-99.9)	69.26(-4.0)
89	8142.30(38.7)	3054.71(94.7)	-87.59(87.4)	97.21(40.4)
90	2730.90(-13.1)	2346.05(-23.2)	-384.85(-99.9)	85.91(-11.6)

(3)



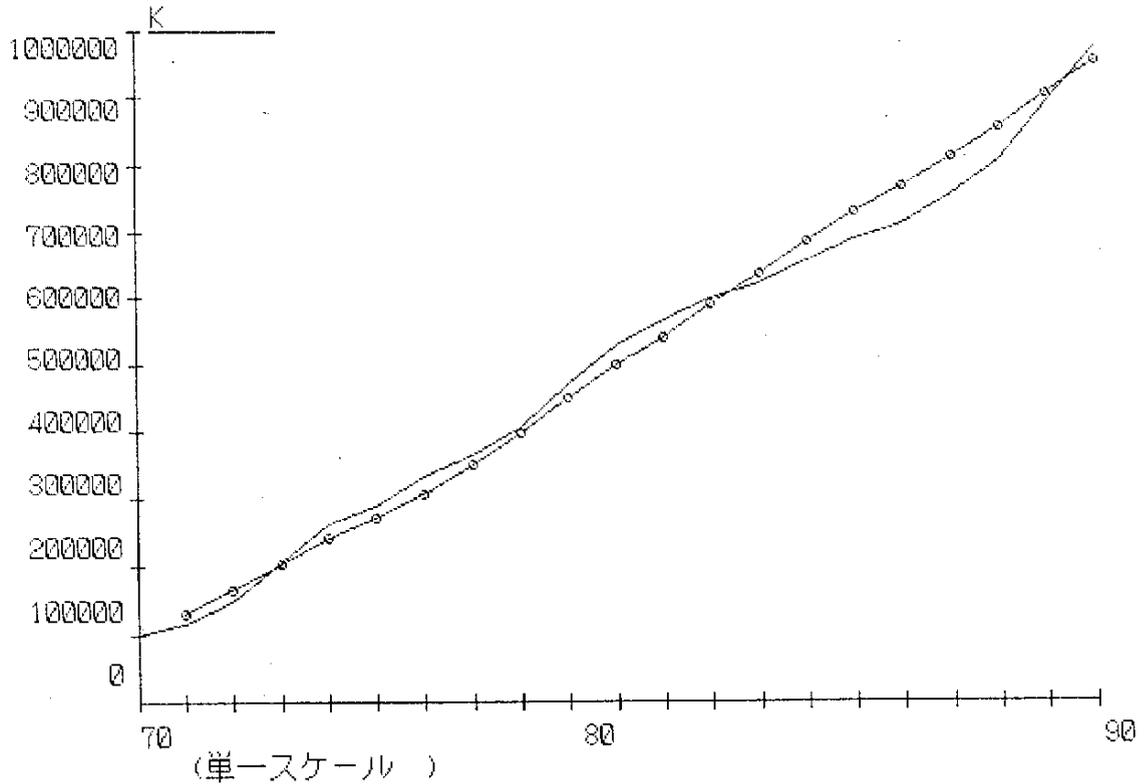
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

年(期)	M	M(ケース 3)	M(ケース 3)-M	M(ケース 3)/M
70	7729(0.0)	0(0.0)	-7728.80(0.0)	0.000(0.0)
71	7761(0.4)	9824(0.0)	2062.65(126.7)	126.576(0.0)
72	8789(13.2)	11801(20.1)	3012.05(46.0)	134.272(6.1)
73	14214(61.7)	13918(17.9)	-295.57(-99.9)	97.921(-27.1)
74	21103(48.5)	16426(18.0)	-4676.59(-99.9)	77.839(-20.5)
75	20643(-2.2)	18320(11.5)	-2322.54(50.3)	88.749(14.0)
76	23115(12.0)	20617(12.5)	-2497.90(-7.5)	89.194(0.5)
77	22050(-4.6)	23045(11.8)	995.01(139.8)	104.513(17.2)
78	21179(-3.9)	25404(10.2)	4224.43(324.6)	119.946(14.8)
79	33300(57.2)	28309(11.4)	-4991.10(-99.9)	85.012(-29.1)
80	37695(13.2)	31147(10.0)	-6548.05(-31.2)	82.629(-2.8)
81	41592(10.3)	33841(8.6)	-7751.01(-18.4)	81.364(-1.5)
82	41227(-0.9)	36324(7.3)	-4902.43(36.8)	88.109(8.3)
83	38618(-6.3)	38435(5.8)	-183.64(96.3)	99.525(13.0)
84	42096(9.0)	40880(6.4)	-1216.30(-99.9)	97.111(-2.4)
85	37674(-10.5)	42597(4.2)	4922.80(504.7)	113.067(16.4)
86	27652(-26.6)	43487(2.1)	15835.50(221.7)	157.268(39.1)
87	32147(16.3)	44866(3.2)	12719.40(-19.7)	139.567(-11.3)
88	39206(22.0)	46733(4.2)	7526.88(-40.8)	119.198(-14.6)
89	52105(32.9)	49567(6.1)	-2538.31(-99.9)	95.129(-20.2)
90	58382(12.0)	52456(5.8)	-5925.78(-99.9)	89.850(-5.5)

(3)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

年(期)	GNP	GNP(ケース 3)	GNP(ケース 3)-GNP	GNP(ケース 3)/GNP
70	75152(0.0)	0(0.0)	-75152(0.0)	0.000(0.0)
71	82806(10.2)	81356(0.0)	-1450(98.1)	98.249(0.0)
72	96539(16.6)	95448(17.3)	-1091(24.8)	98.870(0.6)
73	116679(20.9)	113275(18.7)	-3404(-99.9)	97.082(-1.8)
74	138156(18.4)	136702(20.7)	-1454(57.3)	98.948(1.9)
75	152209(10.2)	144990(6.1)	-7219(-99.9)	95.257(-3.7)
76	171153(12.4)	166934(15.1)	-4218(41.6)	97.535(2.4)
77	190035(11.0)	187048(12.0)	-2987(29.2)	98.428(0.9)
78	208781(9.9)	204577(9.4)	-4204(-40.8)	97.986(-0.4)
79	225402(8.0)	232681(13.7)	7279(273.1)	103.230(5.4)
80	245360(8.9)	253922(9.1)	8562(17.6)	103.490(0.3)
81	260334(6.1)	273262(7.6)	12928(51.0)	104.966(1.4)
82	273461(5.0)	290302(6.2)	16841(30.3)	106.158(1.1)
83	285997(4.6)	302776(4.3)	16779(-0.4)	105.867(-0.3)
84	305725(6.9)	325143(7.4)	19418(15.7)	106.351(0.5)
85	325370(6.4)	330902(1.8)	5532(-71.5)	101.700(-4.4)
86	339685(4.4)	329245(-0.5)	-10440(-99.9)	96.927(-4.7)
87	356264(4.9)	344996(4.8)	-11268(-7.9)	96.837(-0.1)
88	379230(6.4)	364451(5.6)	-14779(-31.2)	96.103(-0.8)
89	406013(7.1)	396349(8.8)	-9664(34.6)	97.620(1.6)
90	436927(7.6)	419232(5.8)	-17695(-83.1)	95.950(-1.7)

(3)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 3 FINAL

年(期)	K	K(ケース 3)	K(ケース 3)-K	K(ケース 3)/K
70	98086(0.0)	0(0.0)	-98086(0.0)	0.000(0.0)
71	116626(18.9)	130694(0.0)	14068(114.3)	112.063(0.0)
72	149014(27.8)	165924(27.0)	16910(20.2)	111.348(-0.6)
73	208320(39.8)	204841(23.5)	-3480(-99.9)	98.330(-11.7)
74	261281(25.4)	241057(17.7)	-20224(-99.9)	92.260(-6.2)
75	287408(10.0)	270302(12.1)	-17107(15.4)	94.048(1.9)
76	331151(15.2)	307537(13.8)	-23614(-38.0)	92.869(-1.3)
77	364190(10.0)	349122(13.5)	-15068(36.2)	95.863(3.2)
78	404397(11.0)	395719(13.3)	-8678(42.4)	97.854(2.1)
79	470327(16.3)	448834(13.4)	-21493(-99.9)	95.430(-2.5)
80	526663(12.0)	497627(10.9)	-29036(-35.1)	94.487(-1.0)
81	564554(7.2)	540598(8.6)	-23956(17.5)	95.757(1.3)
82	597069(5.8)	588651(8.9)	-8419(64.9)	98.590(3.0)
83	621386(4.1)	635613(8.0)	14227(269.0)	102.290(3.8)
84	656485(5.6)	684778(7.7)	28293(98.9)	104.310(2.0)
85	687381(4.7)	729531(6.5)	42149(49.0)	106.132(1.7)
86	711898(3.6)	767242(5.2)	55343(31.3)	107.774(1.5)
87	755382(6.1)	809220(5.5)	53838(-2.7)	107.127(-0.6)
88	805937(6.7)	854302(5.6)	48365(-10.2)	106.001(-1.1)
89	888650(10.3)	905054(5.9)	16405(-66.1)	101.846(-3.9)
90	973646(9.6)	954742(5.5)	-18904(-99.9)	98.058(-3.7)

(4) 外挿シミュレーション（予測）

このモデルが表現する経済構造が将来も安定的であることを前提に、この関係を1991～1995年度に外挿することにより予測を行う。予測にあたって外生変数は次のように設定した。

3.1-4表 外生変数の将来値の設定

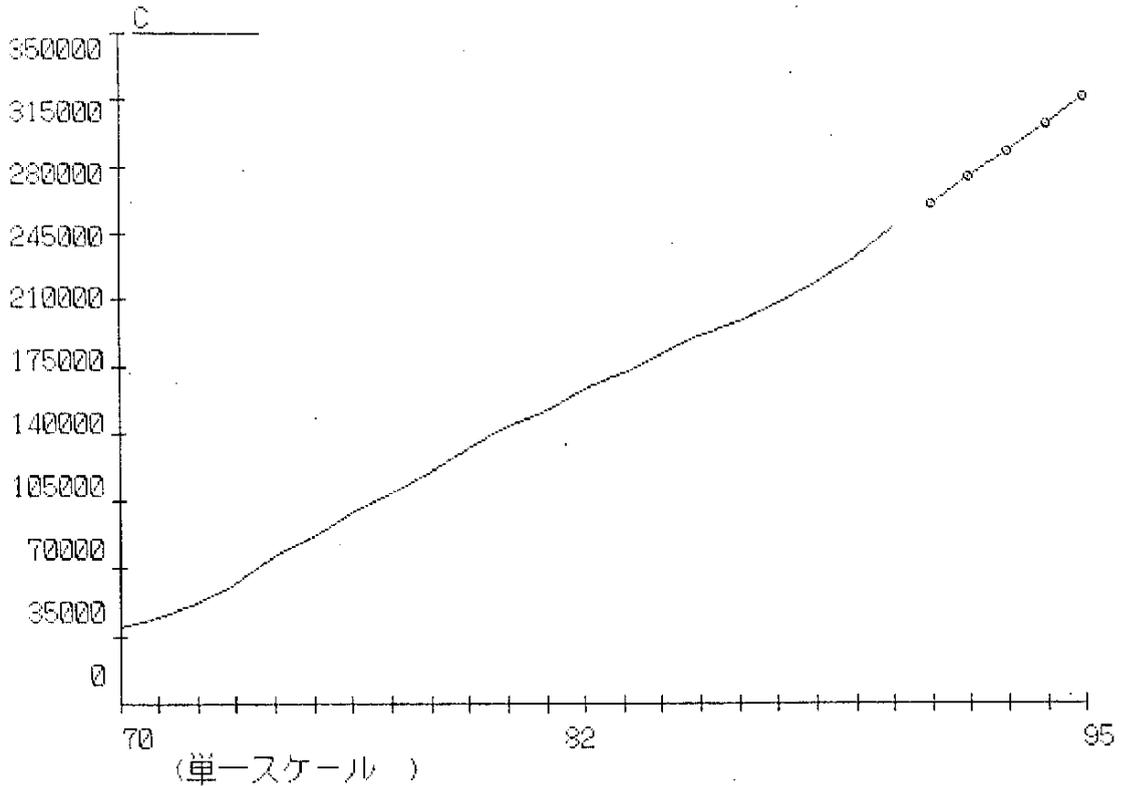
記号	変数名	将来値	設定の考え方
CG	政府最終消費支出	対前年伸率 5.0%	1985年～1990年の年平均伸率
IG	公的投資	対前年伸率 5.9%	同上
B	輸出等	対前年伸率 5.3%	同上
INT	公定歩合	固定値 4.5%	現行値（1991年12月）

また、予測の際に定数項修正を行った。各内生変数の定数項修正値は次の通りである。

3.1-5表 定数項修正値

記号	変数名	定数項修正値
C	民間最終消費支出	-319.953
IH	民間住宅投資	2655.790
IE	民間企業設備投資	11368.200
J	在庫品増加	-512.817
M	輸入等	3308.070
GNP	国民総生産	0.000
K	純固定資産	245.813

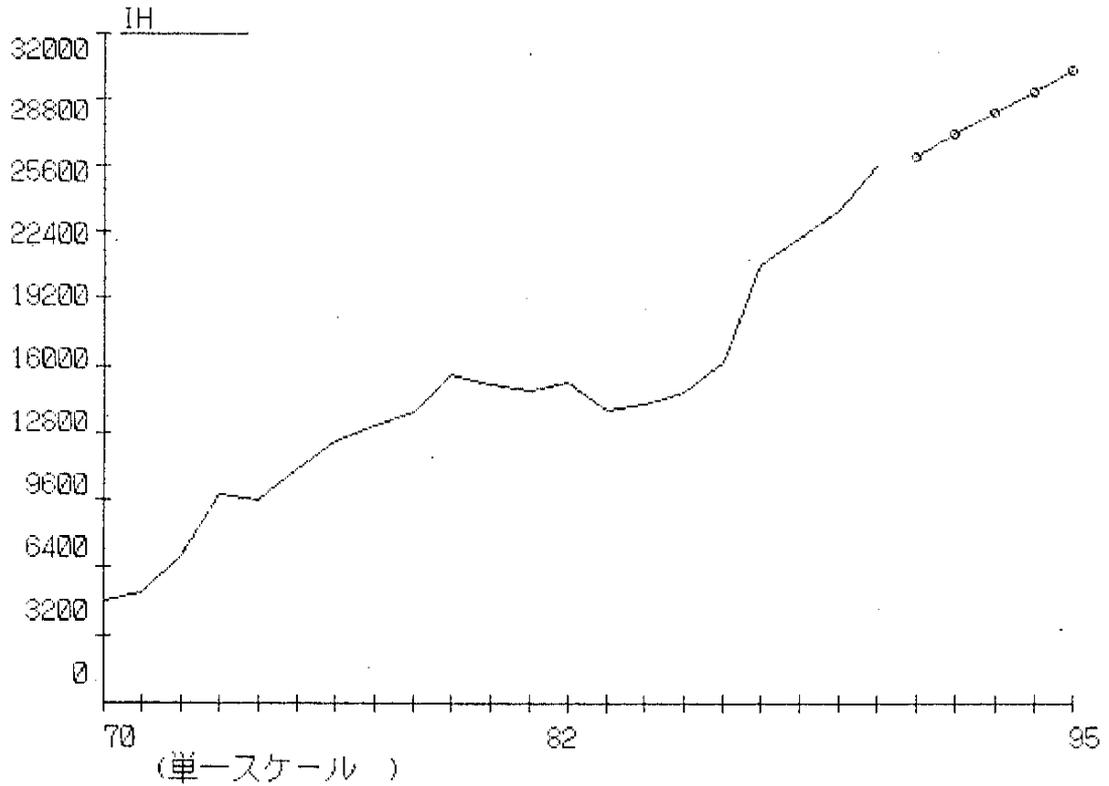
各変数の1970～1990年度の実績値および1991～1995年度の予測値、設定値は次の通りである。

(2)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

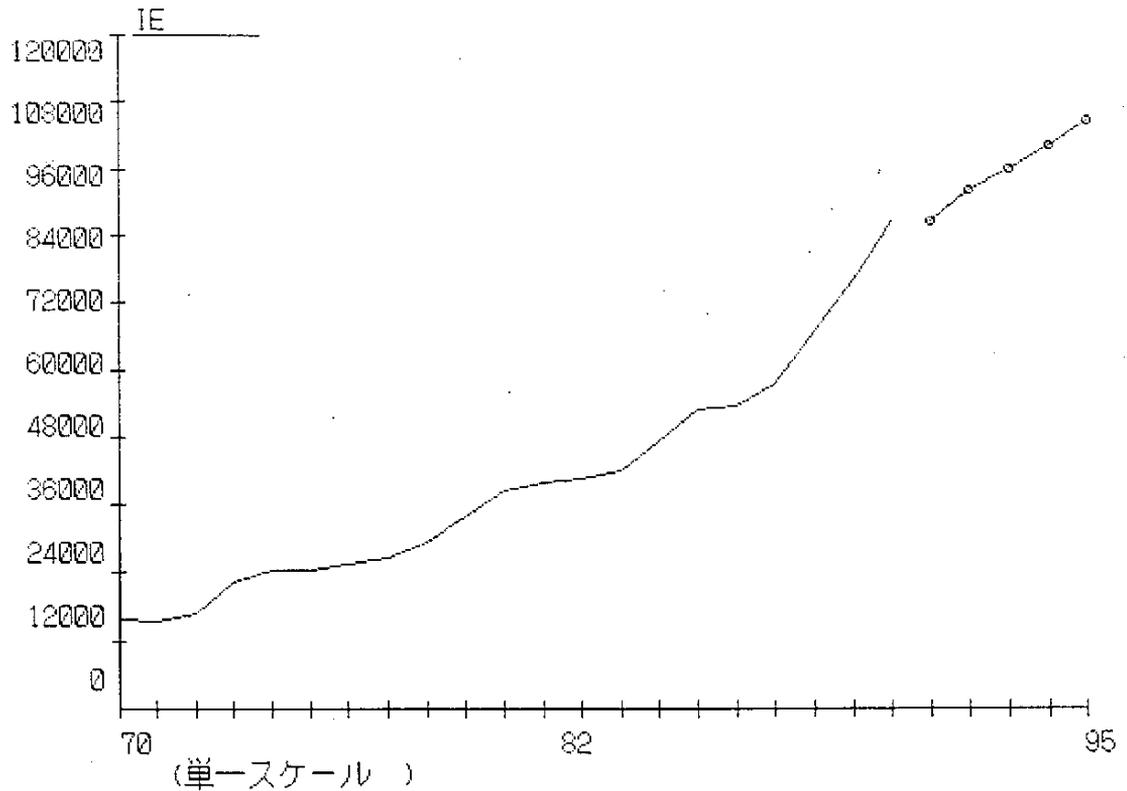
年(期)	C	C(ケース 2)	C(ケース 2)-C	C(ケース 2)/C
70	39457(0.0)	0(0.0)	-39457(0.0)	0.00000(0.0)
71	44488(12.8)	0(0.0)	-44488(-12.8)	0.00000(0.0)
72	52056(17.0)	0(0.0)	-52056(-17.0)	0.00000(0.0)
73	62807(20.7)	0(0.0)	-62807(-20.7)	0.00000(0.0)
74	76390(21.6)	0(0.0)	-76390(-21.6)	0.00000(0.0)
75	86995(13.9)	0(0.0)	-86995(-13.9)	0.00000(0.0)
76	98785(13.6)	0(0.0)	-98785(-13.6)	0.00000(0.0)
77	109458(10.8)	0(0.0)	-109458(-10.8)	0.00000(0.0)
78	120779(10.3)	0(0.0)	-120779(-10.3)	0.00000(0.0)
79	132936(10.1)	0(0.0)	-132936(-10.1)	0.00000(0.0)
80	143613(8.0)	0(0.0)	-143613(-8.0)	0.00000(0.0)
81	152454(6.2)	0(0.0)	-152454(-6.2)	0.00000(0.0)
82	163336(7.1)	0(0.0)	-163336(-7.1)	0.00000(0.0)
83	171922(5.3)	0(0.0)	-171922(-5.3)	0.00000(0.0)
84	180796(5.2)	0(0.0)	-180796(-5.2)	0.00000(0.0)
85	190575(5.4)	0(0.0)	-190575(-5.4)	0.00000(0.0)
86	198092(3.9)	0(0.0)	-198092(-3.9)	0.00000(0.0)
87	206800(4.4)	0(0.0)	-206800(-4.4)	0.00000(0.0)
88	218233(5.5)	0(0.0)	-218233(-5.5)	0.00000(0.0)
89	232001(6.3)	0(0.0)	-232001(-6.3)	0.00000(0.0)
90	247586(6.7)	0(0.0)	-247586(-6.7)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	260501(0.0)	260501(205.2)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	274092(5.2)	274092(5.2)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	287781(5.0)	287781(5.0)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	301806(4.9)	301806(4.9)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	316328(4.8)	316328(4.8)	0.00000(0.0)

(2)



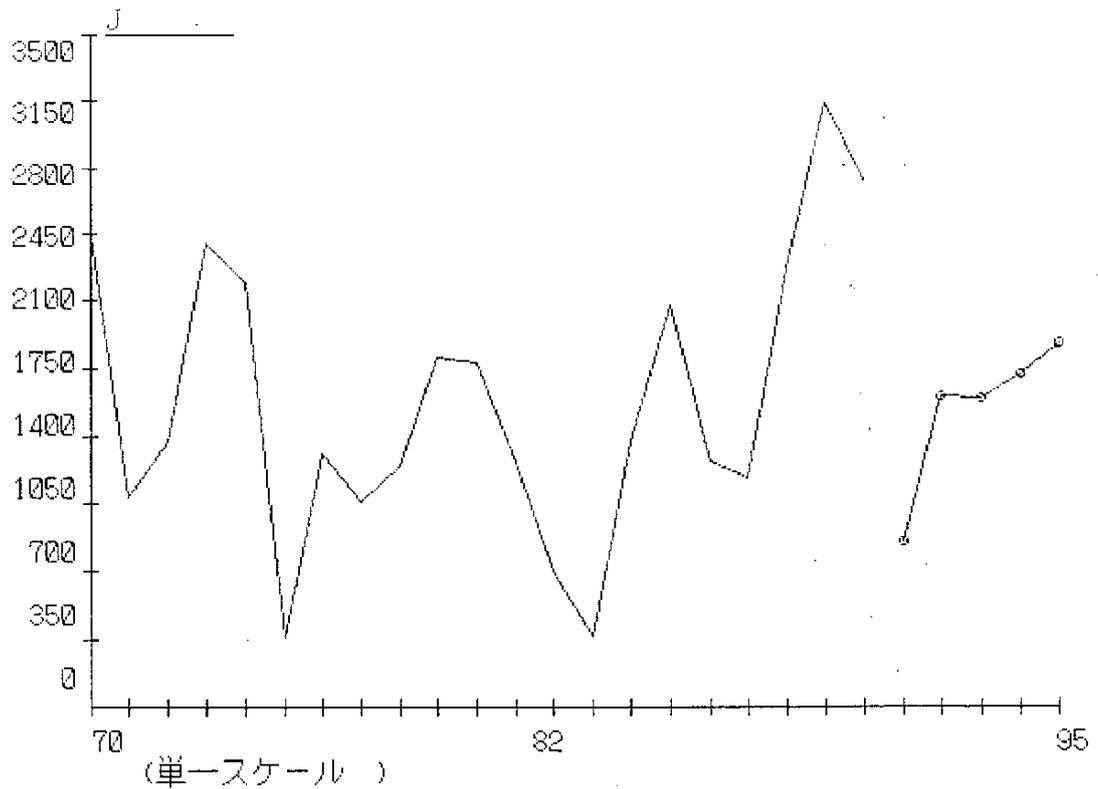
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	IH	IH(ケース 2)	IH(ケース 2)-IH	IH(ケース 2)/IH
70	4844(0.0)	0.00(0.0)	-4844(0.0)	0.00000(0.0)
71	5233(8.0)	0.00(0.0)	-5233(-8.0)	0.00000(0.0)
72	7028(34.3)	0.00(0.0)	-7028(-34.3)	0.00000(0.0)
73	9849(40.2)	0.00(0.0)	-9849(-40.2)	0.00000(0.0)
74	9615(-2.4)	0.00(0.0)	-9615(2.4)	0.00000(0.0)
75	11100(15.4)	0.00(0.0)	-11100(-15.4)	0.00000(0.0)
76	12382(11.5)	0.00(0.0)	-12382(-11.5)	0.00000(0.0)
77	13123(6.0)	0.00(0.0)	-13123(-6.0)	0.00000(0.0)
78	13849(5.5)	0.00(0.0)	-13849(-5.5)	0.00000(0.0)
79	15575(12.5)	0.00(0.0)	-15575(-12.5)	0.00000(0.0)
80	15132(-2.8)	0.00(0.0)	-15132(2.8)	0.00000(0.0)
81	14810(-2.1)	0.00(0.0)	-14810(2.1)	0.00000(0.0)
82	15224(2.8)	0.00(0.0)	-15224(-2.8)	0.00000(0.0)
83	13872(-8.9)	0.00(0.0)	-13872(8.9)	0.00000(0.0)
84	14218(2.5)	0.00(0.0)	-14218(-2.5)	0.00000(0.0)
85	14761(3.8)	0.00(0.0)	-14761(-3.8)	0.00000(0.0)
86	16176(9.6)	0.00(0.0)	-16176(-9.6)	0.00000(0.0)
87	20850(28.9)	0.00(0.0)	-20850(-28.9)	0.00000(0.0)
88	22113(6.1)	0.00(0.0)	-22113(-6.1)	0.00000(0.0)
89	23417(5.9)	0.00(0.0)	-23417(-5.9)	0.00000(0.0)
90	25581(9.2)	0.00(0.0)	-25581(-9.2)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	26058.70(0.0)	26059(201.9)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	27158.30(4.2)	27158(4.2)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	28216.80(3.9)	28217(3.9)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	29215.30(3.5)	29215(3.5)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	30265.40(3.6)	30265(3.6)	0.00000(0.0)

(2)^o

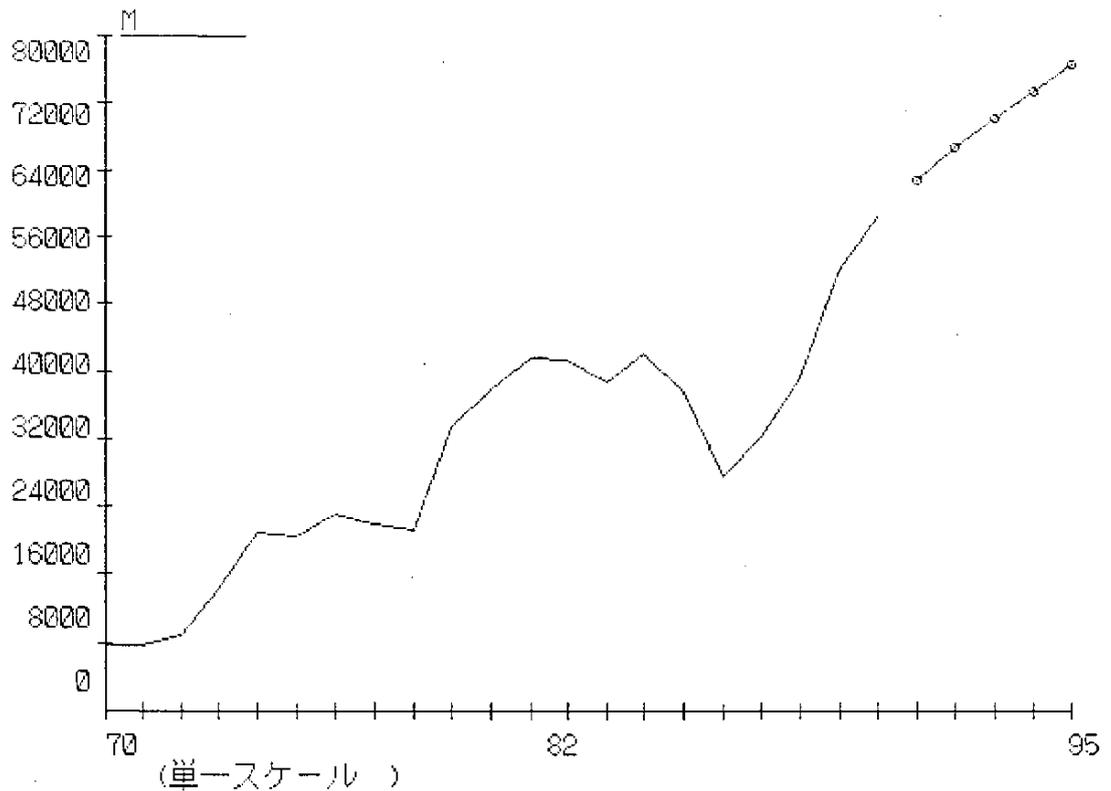
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	IE	IE(ケース 2)	IE(ケース 2)-IE	IE(ケース 2)/IE
70	15668(0.0)	0(0.0)	-15668(0.0)	0.00000(0.0)
71	15297(-2.4)	0(0.0)	-15297(2.4)	0.00000(0.0)
72	16894(10.4)	0(0.0)	-16894(-10.4)	0.00000(0.0)
73	22430(32.8)	0(0.0)	-22430(-32.8)	0.00000(0.0)
74	24552(9.5)	0(0.0)	-24552(-9.5)	0.00000(0.0)
75	24374(-0.7)	0(0.0)	-24374(0.7)	0.00000(0.0)
76	25608(5.1)	0(0.0)	-25608(-5.1)	0.00000(0.0)
77	26454(3.3)	0(0.0)	-26454(-3.3)	0.00000(0.0)
78	29336(10.9)	0(0.0)	-29336(-10.9)	0.00000(0.0)
79	34019(16.0)	0(0.0)	-34019(-16.0)	0.00000(0.0)
80	38539(13.3)	0(0.0)	-38539(-13.3)	0.00000(0.0)
81	40036(3.9)	0(0.0)	-40036(-3.9)	0.00000(0.0)
82	40550(1.3)	0(0.0)	-40550(-1.3)	0.00000(0.0)
83	42076(3.8)	0(0.0)	-42076(-3.8)	0.00000(0.0)
84	47219(12.2)	0(0.0)	-47219(-12.2)	0.00000(0.0)
85	52960(12.2)	0(0.0)	-52960(-12.2)	0.00000(0.0)
86	53625(1.3)	0(0.0)	-53625(-1.3)	0.00000(0.0)
87	57422(7.1)	0(0.0)	-57422(-7.1)	0.00000(0.0)
88	66688(16.1)	0(0.0)	-66688(-16.1)	0.00000(0.0)
89	76084(14.1)	0(0.0)	-76084(-14.1)	0.00000(0.0)
90	86327(13.5)	0(0.0)	-86327(-13.5)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	86582(0.0)	86582(200.3)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	92011(6.3)	92011(6.3)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	95978(4.3)	95978(4.3)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	100149(4.3)	100149(4.3)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	104535(4.4)	104535(4.4)	0.00000(0.0)

(2)^p

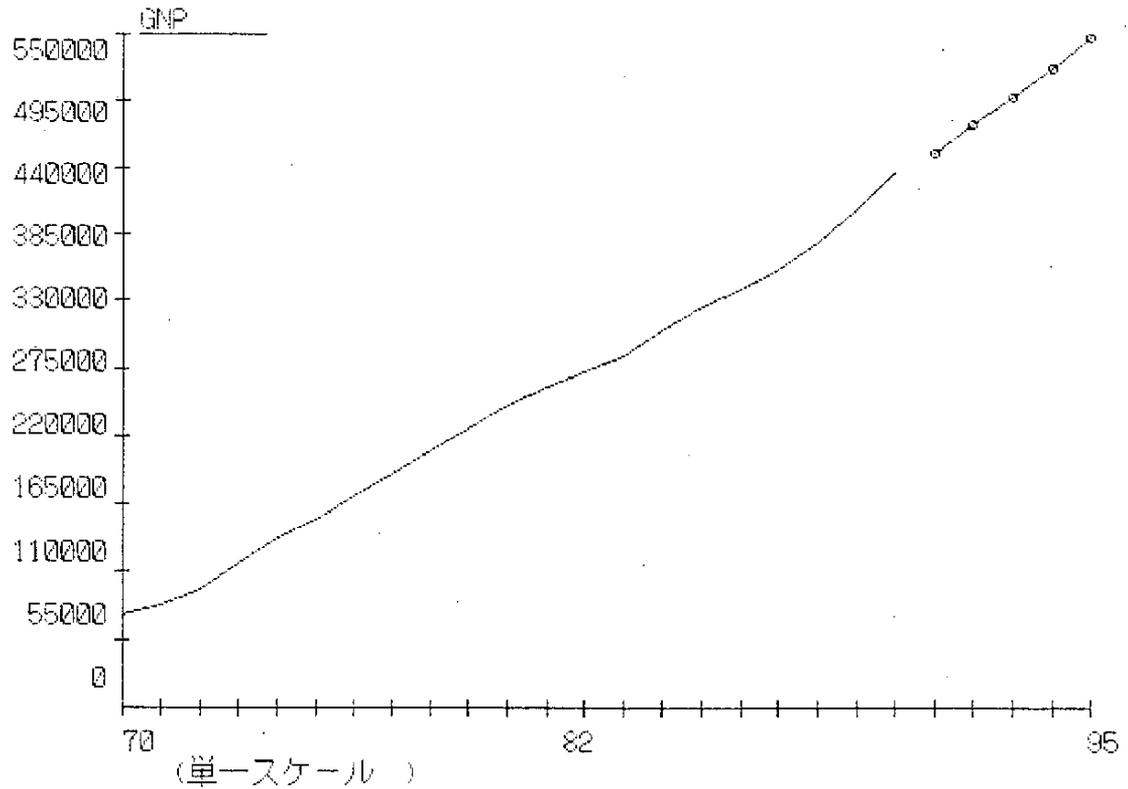
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	J	J(ケース 2)	J(ケース 2)-J	J(ケース 2)/J
70	2436.80(0.0)	0.00(0.0)	-2436.80(0.0)	0.00000(0.0)
71	1084.30(-55.5)	0.00(0.0)	-1084.30(55.5)	0.00000(0.0)
72	1366.30(26.0)	0.00(0.0)	-1366.30(-26.0)	0.00000(0.0)
73	2397.30(75.5)	0.00(0.0)	-2397.30(-75.5)	0.00000(0.0)
74	2194.80(-8.4)	0.00(0.0)	-2194.80(8.4)	0.00000(0.0)
75	361.10(-83.5)	0.00(0.0)	-361.10(83.5)	0.00000(0.0)
76	1308.90(262.5)	0.00(0.0)	-1308.90(-99.9)	0.00000(0.0)
77	1065.60(-18.6)	0.00(0.0)	-1065.60(18.6)	0.00000(0.0)
78	1250.10(17.3)	0.00(0.0)	-1250.10(-17.3)	0.00000(0.0)
79	1805.00(44.4)	0.00(0.0)	-1805.00(-44.4)	0.00000(0.0)
80	1775.40(-1.6)	0.00(0.0)	-1775.40(1.6)	0.00000(0.0)
81	1265.00(-28.7)	0.00(0.0)	-1265.00(28.7)	0.00000(0.0)
82	709.60(-43.9)	0.00(0.0)	-709.60(43.9)	0.00000(0.0)
83	364.30(-48.7)	0.00(0.0)	-364.30(48.7)	0.00000(0.0)
84	1372.60(276.8)	0.00(0.0)	-1372.60(-99.9)	0.00000(0.0)
85	2076.40(51.3)	0.00(0.0)	-2076.40(-51.3)	0.00000(0.0)
86	1266.60(-39.0)	0.00(0.0)	-1266.60(39.0)	0.00000(0.0)
87	1185.10(-6.4)	0.00(0.0)	-1185.10(6.4)	0.00000(0.0)
88	2265.40(91.2)	0.00(0.0)	-2265.40(-91.2)	0.00000(0.0)
89	3142.30(38.7)	0.00(0.0)	-3142.30(-38.7)	0.00000(0.0)
90	2730.90(-13.1)	0.00(0.0)	-2730.90(13.1)	0.00000(0.0)
91	0.00(-99.9)	861.19(0.0)	861.19(131.5)	0.00000(0.0)
92	0.00(0.0)	1605.41(86.4)	1605.41(86.4)	0.00000(0.0)
93	0.00(0.0)	1591.12(-0.9)	1591.12(-0.9)	0.00000(0.0)
94	0.00(0.0)	1718.18(8.0)	1718.18(8.0)	0.00000(0.0)
95	0.00(0.0)	1878.46(9.3)	1878.46(9.3)	0.00000(0.0)

(2)^a

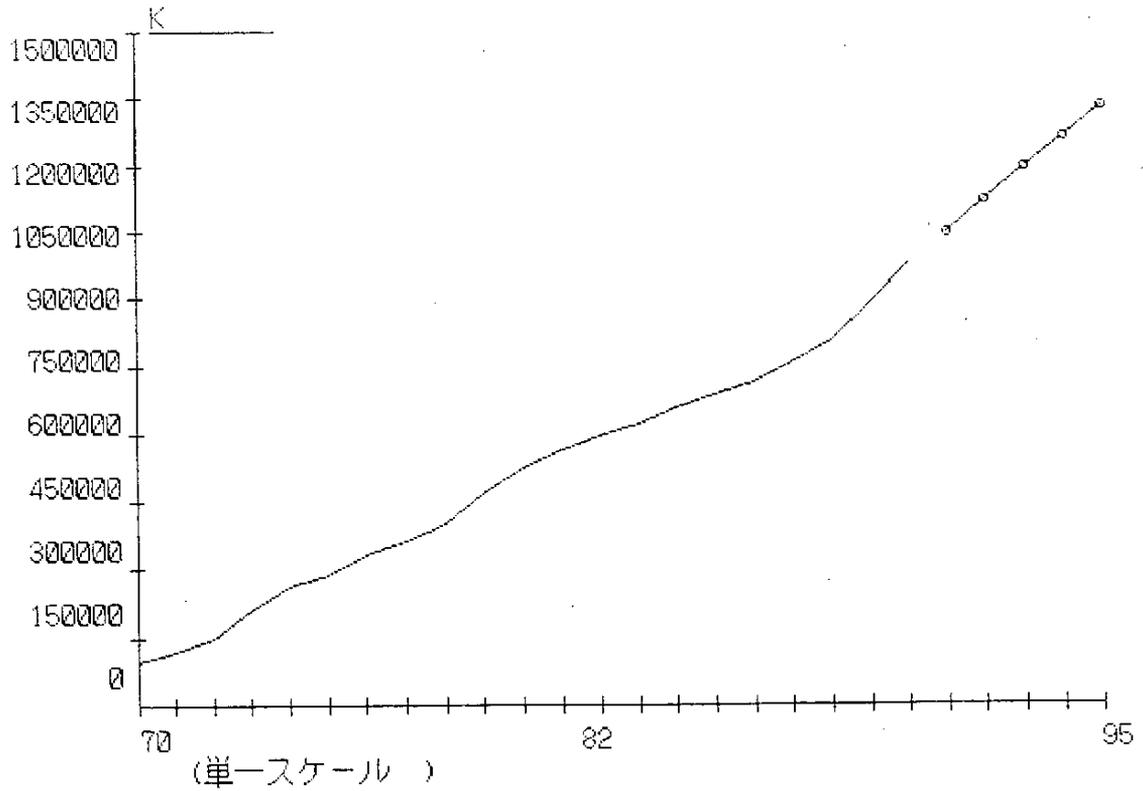
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	M	M(ケース 2)	M(ケース 2)-M	M(ケース 2)/M
70	7729(0.0)	0(0.0)	-7729(0.0)	0.00000(0.0)
71	7761(0.4)	0(0.0)	-7761(-0.4)	0.00000(0.0)
72	8789(13.2)	0(0.0)	-8789(-13.2)	0.00000(0.0)
73	14214(61.7)	0(0.0)	-14214(-61.7)	0.00000(0.0)
74	21103(48.5)	0(0.0)	-21103(-48.5)	0.00000(0.0)
75	20643(-2.2)	0(0.0)	-20643(2.2)	0.00000(0.0)
76	23115(12.0)	0(0.0)	-23115(-12.0)	0.00000(0.0)
77	22050(-4.6)	0(0.0)	-22050(4.6)	0.00000(0.0)
78	21179(-3.9)	0(0.0)	-21179(3.9)	0.00000(0.0)
79	33300(57.2)	0(0.0)	-33300(-57.2)	0.00000(0.0)
80	37695(13.2)	0(0.0)	-37695(-13.2)	0.00000(0.0)
81	41592(10.3)	0(0.0)	-41592(-10.3)	0.00000(0.0)
82	41227(-0.9)	0(0.0)	-41227(0.9)	0.00000(0.0)
83	38618(-6.3)	0(0.0)	-38618(6.3)	0.00000(0.0)
84	42096(9.0)	0(0.0)	-42096(-9.0)	0.00000(0.0)
85	37674(-10.5)	0(0.0)	-37674(10.5)	0.00000(0.0)
86	27652(-26.6)	0(0.0)	-27652(26.6)	0.00000(0.0)
87	32147(16.3)	0(0.0)	-32147(-16.3)	0.00000(0.0)
88	39206(22.0)	0(0.0)	-39206(-22.0)	0.00000(0.0)
89	52105(32.9)	0(0.0)	-52105(-32.9)	0.00000(0.0)
90	58382(12.0)	0(0.0)	-58382(-12.0)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	62767(0.0)	62767(207.5)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	66628(6.2)	66628(6.2)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	70114(5.2)	70114(5.2)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	73452(4.8)	73452(4.8)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	76776(4.5)	76776(4.5)	0.00000(0.0)

(2)^o

実績データおよびシミュレーション結果
ケース= 2 FRCST2

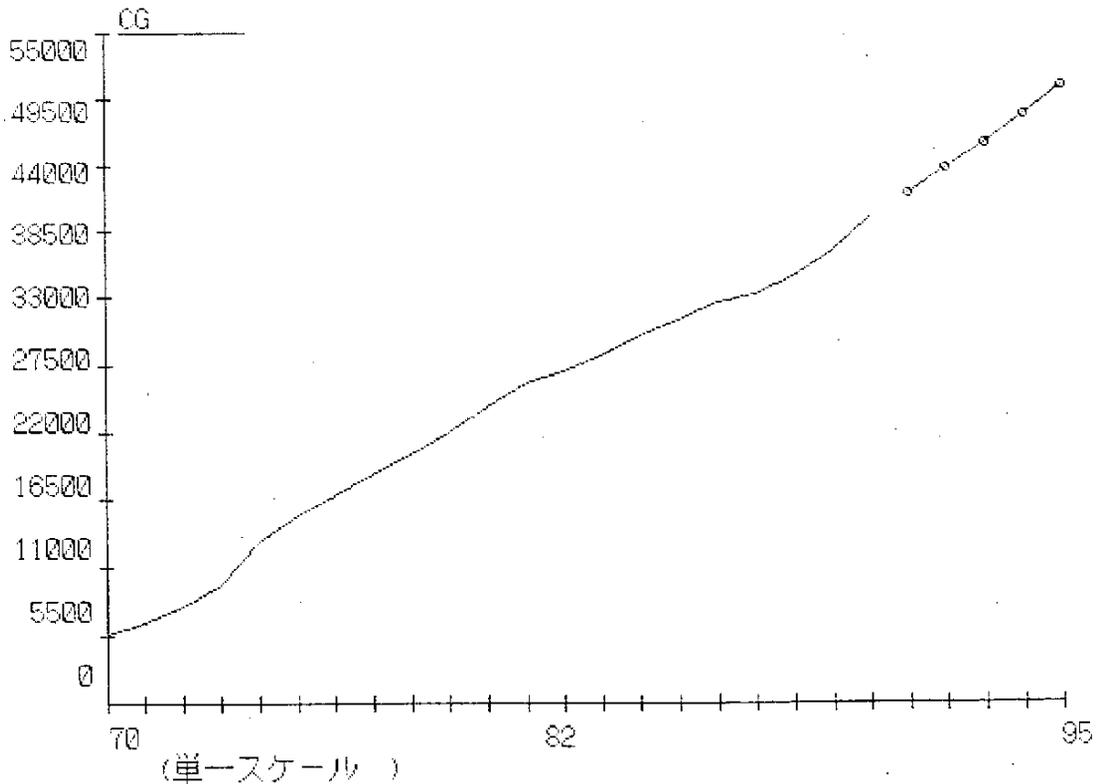
年(期)	GNP	GNP(ケース 2)	GNP(ケース 2)-GNP	GNP(ケース 2)/GNP
70	75152(0.0)	0(0.0)	-75152(0.0)	0.00000(0.0)
71	82806(10.2)	0(0.0)	-82806(-10.2)	0.00000(0.0)
72	96539(16.6)	0(0.0)	-96539(-16.6)	0.00000(0.0)
73	116679(20.9)	0(0.0)	-116679(-20.9)	0.00000(0.0)
74	138156(18.4)	0(0.0)	-138156(-18.4)	0.00000(0.0)
75	152209(10.2)	0(0.0)	-152209(-10.2)	0.00000(0.0)
76	171153(12.4)	0(0.0)	-171153(-12.4)	0.00000(0.0)
77	190035(11.0)	0(0.0)	-190035(-11.0)	0.00000(0.0)
78	208781(9.9)	0(0.0)	-208781(-9.9)	0.00000(0.0)
79	225402(8.0)	0(0.0)	-225402(-8.0)	0.00000(0.0)
80	245360(8.9)	0(0.0)	-245360(-8.9)	0.00000(0.0)
81	260334(6.1)	0(0.0)	-260334(-6.1)	0.00000(0.0)
82	273461(5.0)	0(0.0)	-273461(-5.0)	0.00000(0.0)
83	285997(4.6)	0(0.0)	-285997(-4.6)	0.00000(0.0)
84	305725(6.9)	0(0.0)	-305725(-6.9)	0.00000(0.0)
85	325370(6.4)	0(0.0)	-325370(-6.4)	0.00000(0.0)
86	339685(4.4)	0(0.0)	-339685(-4.4)	0.00000(0.0)
87	356264(4.9)	0(0.0)	-356264(-4.9)	0.00000(0.0)
88	379230(6.4)	0(0.0)	-379230(-6.4)	0.00000(0.0)
89	406013(7.1)	0(0.0)	-406013(-7.1)	0.00000(0.0)
90	436927(7.6)	0(0.0)	-436927(-7.6)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	451427(0.0)	451427(203.3)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	475916(5.4)	475916(5.4)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	499019(4.9)	499019(4.9)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	523314(4.9)	523314(4.9)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	548866(4.9)	548866(4.9)	0.00000(0.0)

(2)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

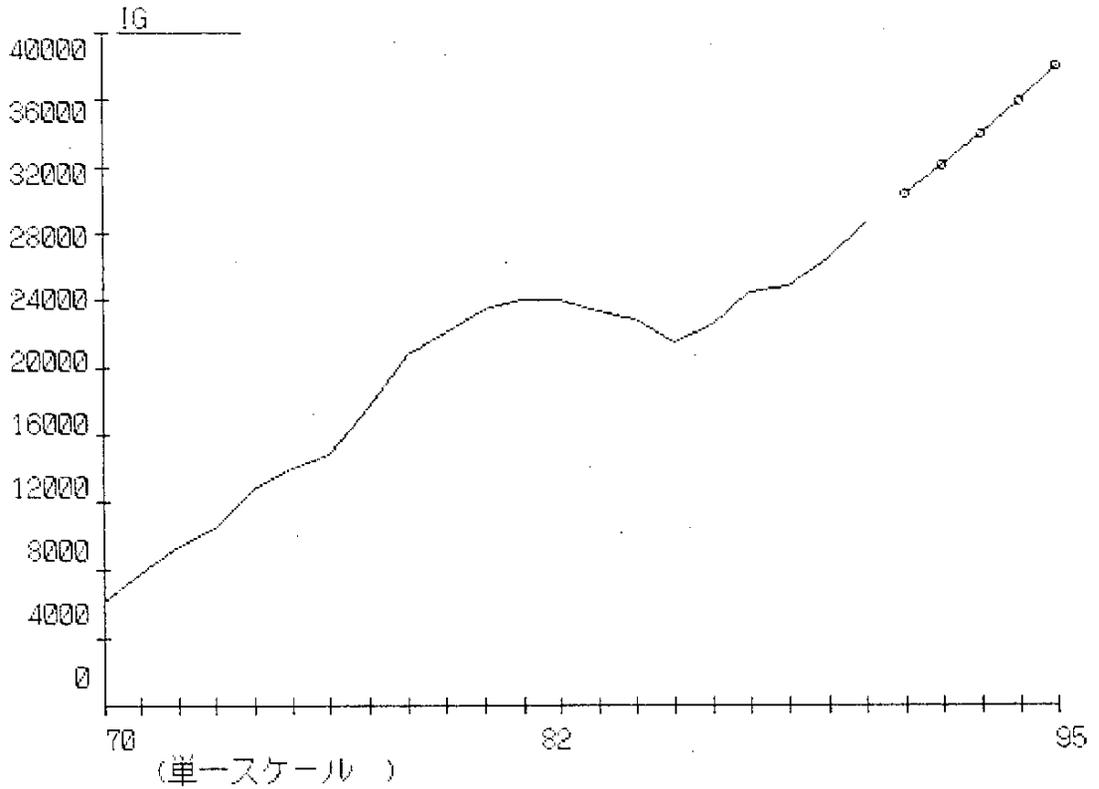
年(期)	K	K(ケース 2)	K(ケース 2)-K	K(ケース 2)/K
70	98086(0.0)	0(0.0)	-98086(0.0)	0.00000(0.0)
71	116626(18.9)	0(0.0)	-116626(-18.9)	0.00000(0.0)
72	149014(27.8)	0(0.0)	-149014(-27.8)	0.00000(0.0)
73	208320(39.8)	0(0.0)	-208320(-39.8)	0.00000(0.0)
74	261281(25.4)	0(0.0)	-261281(-25.4)	0.00000(0.0)
75	287408(10.0)	0(0.0)	-287408(-10.0)	0.00000(0.0)
76	331151(15.2)	0(0.0)	-331151(-15.2)	0.00000(0.0)
77	364190(10.0)	0(0.0)	-364190(-10.0)	0.00000(0.0)
78	404397(11.0)	0(0.0)	-404397(-11.0)	0.00000(0.0)
79	470327(16.3)	0(0.0)	-470327(-16.3)	0.00000(0.0)
80	526663(12.0)	0(0.0)	-526663(-12.0)	0.00000(0.0)
81	564554(7.2)	0(0.0)	-564554(-7.2)	0.00000(0.0)
82	597069(5.8)	0(0.0)	-597069(-5.8)	0.00000(0.0)
83	621386(4.1)	0(0.0)	-621386(-4.1)	0.00000(0.0)
84	656485(5.6)	0(0.0)	-656485(-5.6)	0.00000(0.0)
85	687381(4.7)	0(0.0)	-687381(-4.7)	0.00000(0.0)
86	711898(3.6)	0(0.0)	-711898(-3.6)	0.00000(0.0)
87	755382(6.1)	0(0.0)	-755382(-6.1)	0.00000(0.0)
88	805937(6.7)	0(0.0)	-805937(-6.7)	0.00000(0.0)
89	888650(10.3)	0(0.0)	-888650(-10.3)	0.00000(0.0)
90	973646(9.6)	0(0.0)	-973646(-9.6)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	1046560(0.0)	1046560(207.5)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	1120910(7.1)	1120910(7.1)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	1193160(6.4)	1193160(6.4)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	1264090(5.9)	1264090(5.9)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	1334390(5.6)	1334390(5.6)	0.00000(0.0)

(2)



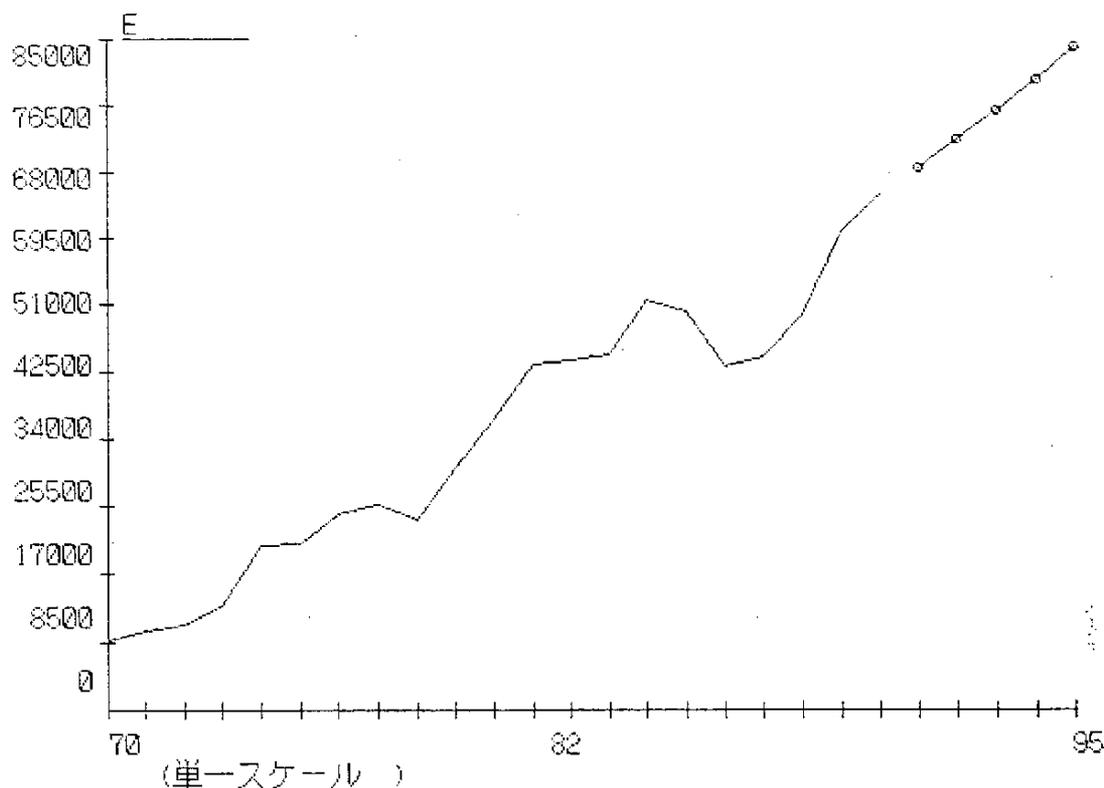
実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	CG	CG(ケース 2)	CG(ケース 2)-CG	CG(ケース 2)/CG
70	5647(0.0)	0.00(0.0)	-5647(0.0)	0.00000(0.0)
71	6639(17.6)	0.00(0.0)	-6639(-17.6)	0.00000(0.0)
72	7795(17.4)	0.00(0.0)	-7795(-17.4)	0.00000(0.0)
73	9680(24.2)	0.00(0.0)	-9680(-24.2)	0.00000(0.0)
74	13144(35.8)	0.00(0.0)	-13144(-35.8)	0.00000(0.0)
75	15262(16.1)	0.00(0.0)	-15262(-16.1)	0.00000(0.0)
76	16836(10.3)	0.00(0.0)	-16836(-10.3)	0.00000(0.0)
77	18645(10.7)	0.00(0.0)	-18645(-10.7)	0.00000(0.0)
78	20152(8.1)	0.00(0.0)	-20152(-8.1)	0.00000(0.0)
79	21937(8.9)	0.00(0.0)	-21937(-8.9)	0.00000(0.0)
80	24122(10.0)	0.00(0.0)	-24122(-10.0)	0.00000(0.0)
81	26002(7.8)	0.00(0.0)	-26002(-7.8)	0.00000(0.0)
82	26961(3.7)	0.00(0.0)	-26961(-3.7)	0.00000(0.0)
83	28304(5.0)	0.00(0.0)	-28304(-5.0)	0.00000(0.0)
84	29808(5.3)	0.00(0.0)	-29808(-5.3)	0.00000(0.0)
85	31038(4.1)	0.00(0.0)	-31038(-4.1)	0.00000(0.0)
86	32560(4.9)	0.00(0.0)	-32560(-4.9)	0.00000(0.0)
87	33241(2.1)	0.00(0.0)	-33241(-2.1)	0.00000(0.0)
88	34565(4.0)	0.00(0.0)	-34565(-4.0)	0.00000(0.0)
89	36734(6.3)	0.00(0.0)	-36734(-6.3)	0.00000(0.0)
90	39530(7.6)	0.00(0.0)	-39530(-7.6)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	41506.30(0.0)	41506(205.0)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	43581.60(5.0)	43582(5.0)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	45760.70(5.0)	45761(5.0)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	48048.70(5.0)	48049(5.0)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	50451.10(5.0)	50451(5.0)	0.00000(0.0)

(2)^a

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

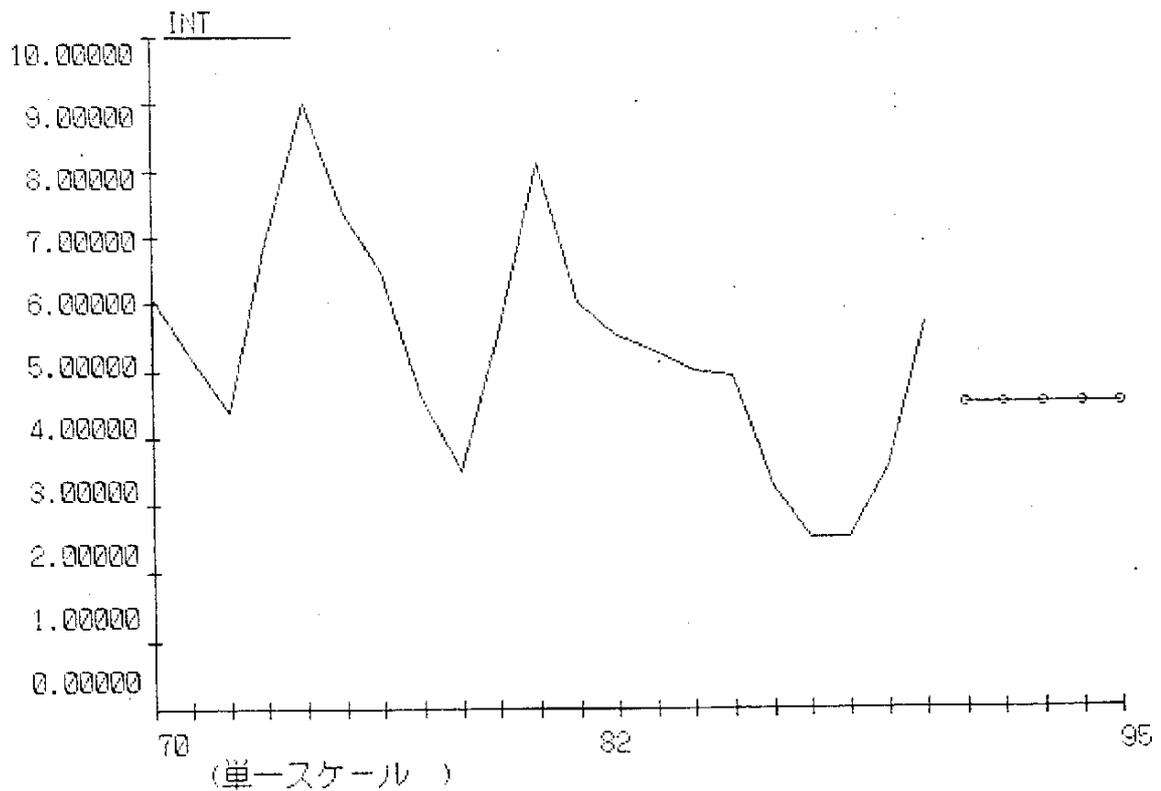
年(期)	IG	IG(ケース 2)	IG(ケース 2)-IG	IG(ケース 2)/IG
70	6172(0.0)	0.00(0.0)	-6172(0.0)	0.00000(0.0)
71	7826(26.8)	0.00(0.0)	-7826(-26.8)	0.00000(0.0)
72	9456(20.8)	0.00(0.0)	-9456(-20.8)	0.00000(0.0)
73	10552(11.6)	0.00(0.0)	-10552(-11.6)	0.00000(0.0)
74	12819(21.5)	0.00(0.0)	-12819(-21.5)	0.00000(0.0)
75	13973(9.0)	0.00(0.0)	-13973(-9.0)	0.00000(0.0)
76	14763(5.7)	0.00(0.0)	-14763(-5.7)	0.00000(0.0)
77	17652(19.6)	0.00(0.0)	-17652(-19.6)	0.00000(0.0)
78	20817(17.9)	0.00(0.0)	-20817(-17.9)	0.00000(0.0)
79	22070(6.0)	0.00(0.0)	-22070(-6.0)	0.00000(0.0)
80	23425(6.1)	0.00(0.0)	-23425(-6.1)	0.00000(0.0)
81	24041(2.6)	0.00(0.0)	-24041(-2.6)	0.00000(0.0)
82	24019(-0.1)	0.00(0.0)	-24019(0.1)	0.00000(0.0)
83	23376(-2.7)	0.00(0.0)	-23376(2.7)	0.00000(0.0)
84	22920(-1.9)	0.00(0.0)	-22920(1.9)	0.00000(0.0)
85	21489(-6.2)	0.00(0.0)	-21489(6.2)	0.00000(0.0)
86	22536(4.9)	0.00(0.0)	-22536(-4.9)	0.00000(0.0)
87	24546(8.9)	0.00(0.0)	-24546(-8.9)	0.00000(0.0)
88	24884(1.4)	0.00(0.0)	-24884(-1.4)	0.00000(0.0)
89	26423(6.2)	0.00(0.0)	-26423(-6.2)	0.00000(0.0)
90	28579(8.2)	0.00(0.0)	-28579(-8.2)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	30265.60(0.0)	30266(205.9)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	32051.30(5.9)	32051(5.9)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	33942.30(5.9)	33942(5.9)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	35944.90(5.9)	35945(5.9)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	38065.60(5.9)	38066(5.9)	0.00000(0.0)

(2)^o

実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	E	E(ケース 2)	E(ケース 2)-E	E(ケース 2)/E
70	8657(0.0)	0(0.0)	-8657(0.0)	0.00000(0.0)
71	10001(15.5)	0(0.0)	-10001(-15.5)	0.00000(0.0)
72	10735(7.3)	0(0.0)	-10735(-7.3)	0.00000(0.0)
73	13178(22.8)	0(0.0)	-13178(-22.8)	0.00000(0.0)
74	20544(55.9)	0(0.0)	-20544(-55.9)	0.00000(0.0)
75	20788(1.2)	0(0.0)	-20788(-1.2)	0.00000(0.0)
76	24585(18.3)	0(0.0)	-24585(-18.3)	0.00000(0.0)
77	25688(4.5)	0(0.0)	-25688(-4.5)	0.00000(0.0)
78	23778(-7.4)	0(0.0)	-23778(7.4)	0.00000(0.0)
79	30361(27.7)	0(0.0)	-30361(-27.7)	0.00000(0.0)
80	36447(20.0)	0(0.0)	-36447(-20.0)	0.00000(0.0)
81	43319(18.9)	0(0.0)	-43319(-18.9)	0.00000(0.0)
82	43888(1.3)	0(0.0)	-43888(-1.3)	0.00000(0.0)
83	44701(1.9)	0(0.0)	-44701(-1.9)	0.00000(0.0)
84	51488(15.2)	0(0.0)	-51488(-15.2)	0.00000(0.0)
85	50146(-2.6)	0(0.0)	-50146(2.6)	0.00000(0.0)
86	43081(-14.1)	0(0.0)	-43081(14.1)	0.00000(0.0)
87	44367(3.0)	0(0.0)	-44367(-3.0)	0.00000(0.0)
88	49688(12.0)	0(0.0)	-49688(-12.0)	0.00000(0.0)
89	60317(21.4)	0(0.0)	-60317(-21.4)	0.00000(0.0)
90	64975(7.7)	0(0.0)	-64975(-7.7)	0.00000(0.0)
91	0(-99.9)	68419(0.0)	68419(205.3)	0.00000(0.0)
92	0(0.0)	72045(5.3)	72045(5.3)	0.00000(0.0)
93	0(0.0)	75863(5.3)	75863(5.3)	0.00000(0.0)
94	0(0.0)	79884(5.3)	79884(5.3)	0.00000(0.0)
95	0(0.0)	84118(5.3)	84118(5.3)	0.00000(0.0)

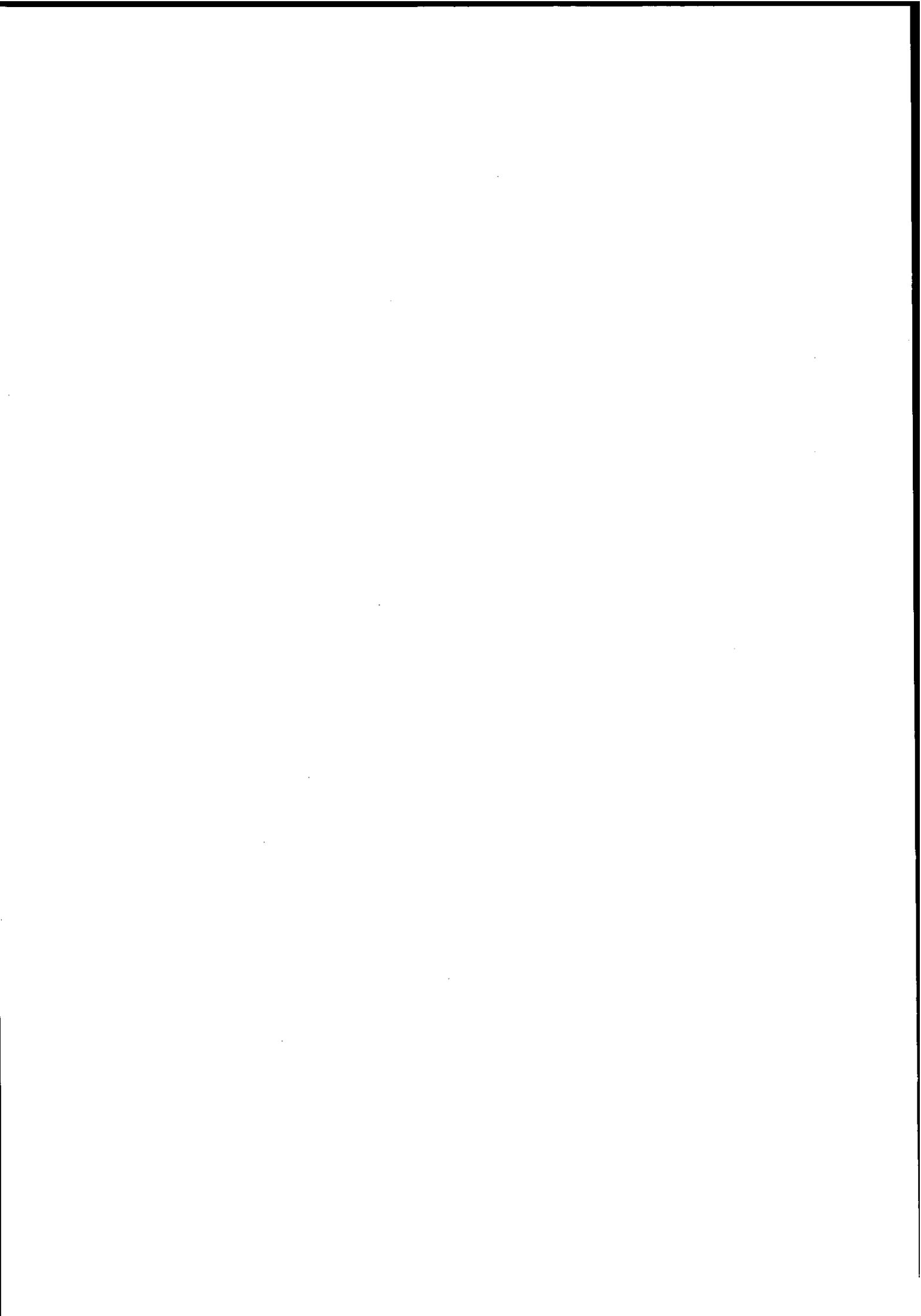
(2)



実績データおよびシミュレーション結果
 ケース= 2 FRCST2

年(期)	INT	INT(ケース 2)	INT(ケース 2)-INT	INT(ケース 2)/INT
70	6.09000(0.0)	0.00000(0.0)	-6.09000(0.0)	0.00000(0.0)
71	5.23000(-14.1)	0.00000(0.0)	-5.23000(14.1)	0.00000(0.0)
72	4.37000(-16.4)	0.00000(0.0)	-4.37000(16.4)	0.00000(0.0)
73	6.94000(58.8)	0.00000(0.0)	-6.94000(-58.8)	0.00000(0.0)
74	9.00000(29.7)	0.00000(0.0)	-9.00000(-29.7)	0.00000(0.0)
75	7.36000(-18.2)	0.00000(0.0)	-7.36000(18.2)	0.00000(0.0)
76	6.47000(-12.1)	0.00000(0.0)	-6.47000(12.1)	0.00000(0.0)
77	4.59000(-29.1)	0.00000(0.0)	-4.59000(29.1)	0.00000(0.0)
78	3.50000(-23.7)	0.00000(0.0)	-3.50000(23.7)	0.00000(0.0)
79	5.50000(57.1)	0.00000(0.0)	-5.50000(-57.1)	0.00000(0.0)
80	8.10000(47.3)	0.00000(0.0)	-8.10000(-47.3)	0.00000(0.0)
81	6.02000(-25.7)	0.00000(0.0)	-6.02000(25.7)	0.00000(0.0)
82	5.50000(-8.6)	0.00000(0.0)	-5.50000(8.6)	0.00000(0.0)
83	5.28000(-4.0)	0.00000(0.0)	-5.28000(4.0)	0.00000(0.0)
84	5.00000(-5.3)	0.00000(0.0)	-5.00000(5.3)	0.00000(0.0)
85	4.89000(-2.2)	0.00000(0.0)	-4.89000(2.2)	0.00000(0.0)
86	3.27000(-33.1)	0.00000(0.0)	-3.27000(33.1)	0.00000(0.0)
87	2.50000(-23.5)	0.00000(0.0)	-2.50000(23.5)	0.00000(0.0)
88	2.50000(0.0)	0.00000(0.0)	-2.50000(0.0)	0.00000(0.0)
89	3.53000(41.2)	0.00000(0.0)	-3.53000(-41.2)	0.00000(0.0)
90	5.69000(61.2)	0.00000(0.0)	-5.69000(-61.2)	0.00000(0.0)
91	0.00000(-99.9)	4.50000(0.0)	4.50000(179.1)	0.00000(0.0)
92	0.00000(0.0)	4.50000(0.0)	4.50000(0.0)	0.00000(0.0)
93	0.00000(0.0)	4.50000(0.0)	4.50000(0.0)	0.00000(0.0)
94	0.00000(0.0)	4.50000(0.0)	4.50000(0.0)	0.00000(0.0)
95	0.00000(0.0)	4.50000(0.0)	4.50000(0.0)	0.00000(0.0)

3. 2 ニューラルネットによる経済予測



3. 2 ニューラルネットによる経済予測

(1) パターンによる経済予測

ニューラルネットによる予測は、「経済活動がパターンである。」という仮定に基づき行っている。ある年度において、「民間最終消費支出が〔増加〕し、民間住宅投資が〔減少〕し…公定歩合が〔増加〕すれば、民間最終消費支出が〔増加〕し、…なる。」

(3.2-1表) というように、経済活動はある現象が起きた場合と次に起きる現象とは一つのパターンとして表現されると仮定する。

そしてすべての入力と出力の組み合わせがわかっている場合、入力データとして現在の状態を表すパターンを入力すると、次に起こるであろうパターンが結果として出力される、このようにしてパターンを用いれば経済活動が予測できると仮定した。

従来の手法で3.2-1表のパターンを処理しようとする、入力パターンが $2^6=64$ とおろし、出力パターンも $2^4=16$ とおろしとなり、予測に必要な組み合わせは $64 \times 16=1024$ とおろしとなる。そして、すべてのパターンを決定しないと予測ができないことになる。

また、実際に予測を行う場合、入出力項目が増えるため、とてもすべてのパターンをつくることは不可能であり、従来の手法で予測することは非現実的である。

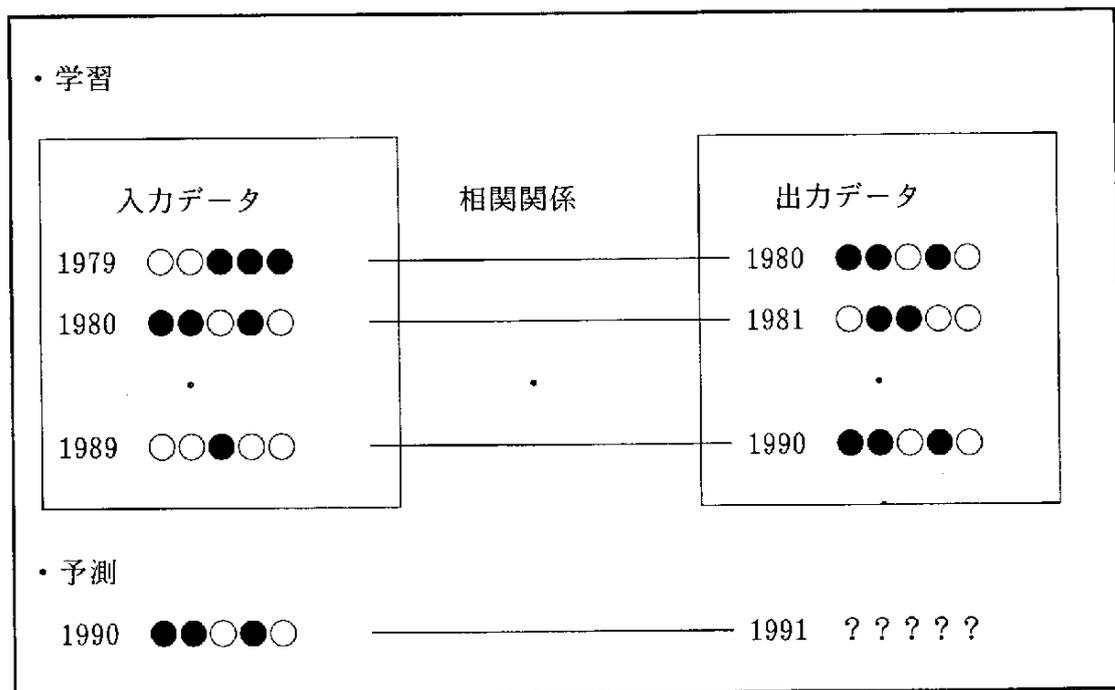
入力データ		出力データ	
変数名	状態 (前年度比)	変数名	状態 (今年度比)
・民間最終消費支出	増加	・民間最終消費支出	増加
・民間住宅投資	減少	・民間住宅投資	増加
・民間設備投資	増加	・民間設備投資	減少
・輸入	増加	・輸入	増加
・輸出	増加		
・公定歩合	増加		

3.2-1表 ある年度の状態

しかし、第1章で述べたとおり、ニューラルネットには「入出力数列間の相互関係を推定することができる。」という特徴があり、これを用いると、すべての組み合わせを決定しなくても予測が可能になる。これは、ニューラルネットに一部の組み合わせを教えるだけでその相互関係を推定し、他の組み合わせを与えた場合、その学習済みの相互関係から結果を出すためである。

例えば、1991年度の結果を予測しようとするれば、1年前のデータを入力データ、当該年度のデータを出力データとして1980年度から1990年度の間10とりの入出力の組み合わせをニューラルネットに学習させ、各データ間の相互関係を推定させる。そして、学習済みの相互関係の中に1990年度のデータを入力データとして入れると、出力結果として1991年度の予測値が得られる(3.2-2図)。

このように、ニューラルネットの特徴を用いると簡単に、パターンによる予測が可能となる。



3.2-2図 学習および予測の手法

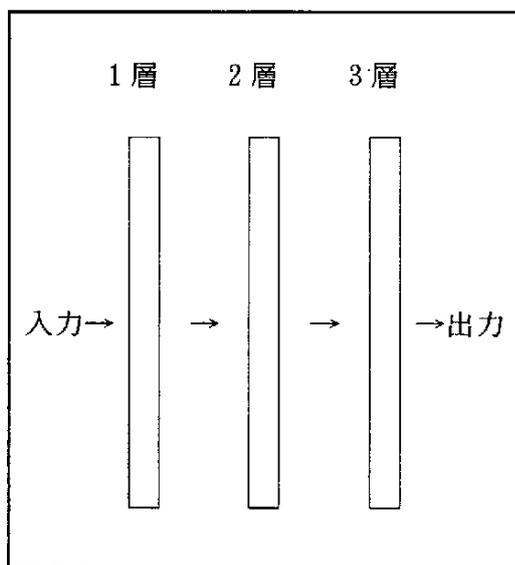
(2) ニューラルネットによる経済予測

パターンによる予測に必要な機能は、入力パターンと出力パターンを与えることによりその相互関係をニューラルネットが学習していく必要がある。このためニューラルネットの手法としてバックプロパゲーションを採用した。また、3.1で行った計

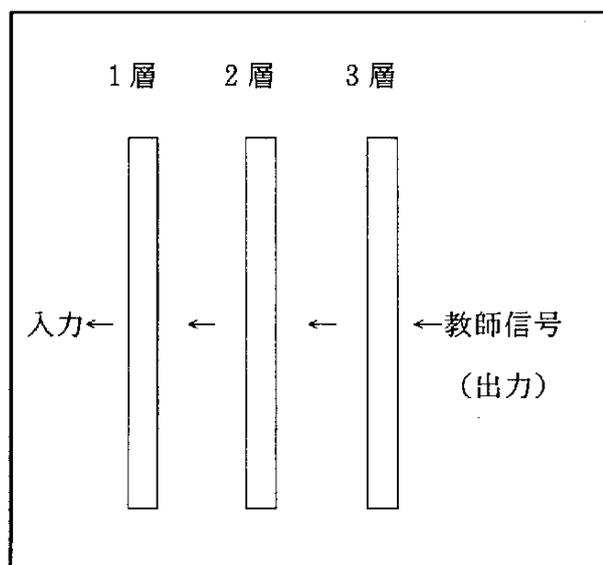
量モデルによる経済予測と結果比較するため、データは計量モデルと同じ変数を用いた。

① ニューラルネットの基本仕様

入力層、中間層、出力層からなる3層構造とした。また、判断時の信号の伝搬を3.2-3図に学習時の学習信号伝搬を3.2-4図に示す。



3.2-3図 判断時の信号の伝搬



3.2-4図 学習時の学習信号伝搬

② データ

今回使用したソフトウェアでは、入力値は-1から1の間に制限されている。

また、出力値 y は第3層において

$$y = 1 / (1 + e^{-x}) \quad [x : \text{第2層から第3層への入力信号}]$$

となるため、出力値は0から1の間に制限される。よって、原数値を0から1の間に変換することが必要となる。

3.2-5表は1971から1976年度までの民間最終消費支出を原数値、指数、前期比で表したものである。

原数値については1より大きいため、前記の制約から入力・出力値として使用できないことがわかる。

指数、前期比については、シグモイド関数で変換した後の値が、入力・出力の条件を満たしている。しかし、指数についてみれば71年度から73年度を学習期間として74年度以降を予測した場合、消費は毎年増加しているため74年度以降の値は学習値より大きくなっていく。ニューラルネットにおいては未学習領域でのパターン処理は学習した範囲に比べ精度が下がることがわかっている。このため、指数は入力データとして使用できないことがわかる。

一方、前期比については、一般に時系列データであれば増減が± 100%の範囲内に納まると考えると、入力値・出力値はシグモイド変換後の値が0.3から0.7の範囲内に納まり、その範囲は学習値に納まると考えられる。よって、今回予測に用いるデータは前期比をシグモイド関数で変換した値を用いた。

$$y = 1 / (1 + e^{-x}) \quad y : \text{予測に用いる数値}$$

$$x : \text{今期原数値} / \text{前期原数値} - 1$$

年度	71	72	73	74	75	76
原数値 (10億円)	44488	52056	62807	76390	86995	98785
指数	85.5	100	120.7	146.7	167.1	189.8
(指数-100)/10	-0.145	0	0.207	0.467	0.671	0.898
シグモイド変換	0.464	0.5	0.552	0.615	0.662	0.711
前期比	1.128	1.170	1.207	1.216	1.139	1.136
前期比-1	0.127	0.170	0.207	0.216	0.139	0.136
シグモイド変換	0.532	0.542	0.552	0.554	0.535	0.534

3.2-5表 民間最終消費支出

次に、予測に必要なデータ項目は計量モデルと同じものを採用する。また、入力データは時系列要素を加味し3期分を、出力データは1期分を用いる(3.2-6表)。

各データは1970年度から1990年度までの20期分を用意し、ニューラルネットにおいて学習させる。

入力データ 1970～1989年度

出力データ 1971～1990年度

C (-3)	C (-2)	C (-1)	C (+1)
I H (-3)	I H (-2)	I H (-1)	
I E (-3)	I E (-2)	I E (-1)	I H (+1)
J (-3)	J (-2)	J (-1)	
M (-3)	M (-2)	M (-1)	I E (+1)
E (-3)	E (-2)	E (-1)	
I N T (-3)	I N T (-2)	I N T (-1)	J (+1)
C G (-3)	C G (-2)	C G (-1)	
I G (-3)	I G (-2)	I G (-1)	M (+1)

C :民間最終消費支出

C (+1):次期／当期

I H :民間住宅投資

C (-1):当期／前期

I E :民間企業設備投資

C (-2):当期／前々期

J :在庫品増加

C (-3):当期／前々々期

M :輸入等

下線は外生変数

E :輸出等

I N T:公定歩合

C G :政府最終消費支出

I G :公的投資

GNP:国民総生産 $GNP=C+IH+IE+J-M+E+CG+IG$

3.2-6表 予測に必要なデータ

③ 中間層

ニューラルネットにおいて、入力項目および出力項目が決定されると、第2層目にあたる中間層のニューロン数を決定する必要がある。

中間層については、その有効性が証明されているが、そのニューロン数をいくらにするかは、経験により求めるざるを得ない。

このため、最適ニューロン数を未学習領域での適合性、および実際に予測を行うことにより決定した。

予測に必要な未学習領域での適合性を評価するため、中間層におけるニューロン数を10から14の間で変化させ、1970年度から1985年度のデータで8000回学習を行った。そして、未学習の期間である1986年度から1990年度の各年度ごとの既存入力データを与え、各々のニューラルネットの推計結果を評価した。結果は3.2-7表のとおりである。

学習済みである85年度の結果を見ると、各ニューロン数における推計値はほとんど実績値と一致し、ニューロン数の差によるばらつきはほとんど見られない。しかし、86年度以降の未学習領域ではニューロン数の差によるばらつきがはっきりと現れている。このように、ニューラルネットを用い予測を行う場合は中間層のニューロン数を決定する事が重要となる。

3.2-7表のデータから、ニューロン数10（誤り率20%）および12（誤り率16%）で、推計結果が実績の増加または減少の方向をよく表していることがわかった。次に、ニューロン数10と12を用い86年度から90年度までの予測を行った。外生変数（E, INT, CG, IG）は実際の値を、内生変数（C, IH, IE, J, M）は前期の予測値を用いた。

3.2-8図はニューロン数10、3.2-9図はニューロン数12の結果である。

なお、71年度から85年度までは学習領域での適合度をみるため、実績値を入力データとして用いその推計値を評価した。86年度以降は未学習領域の予測であり内生変数は推計値を外生変数は実績値を入れている。

3.2-8図のニューロン数10について民間住宅投資および民間企業設備投資についてはその傾向が比較的良好にとらえられている。3.2-9図のニューロン数12については、民間住宅投資および在庫以外については実績値に近い値が予測されている。

以上の結果から、ニューロン数12がもっともよいと判断し、91年度以降の予測に

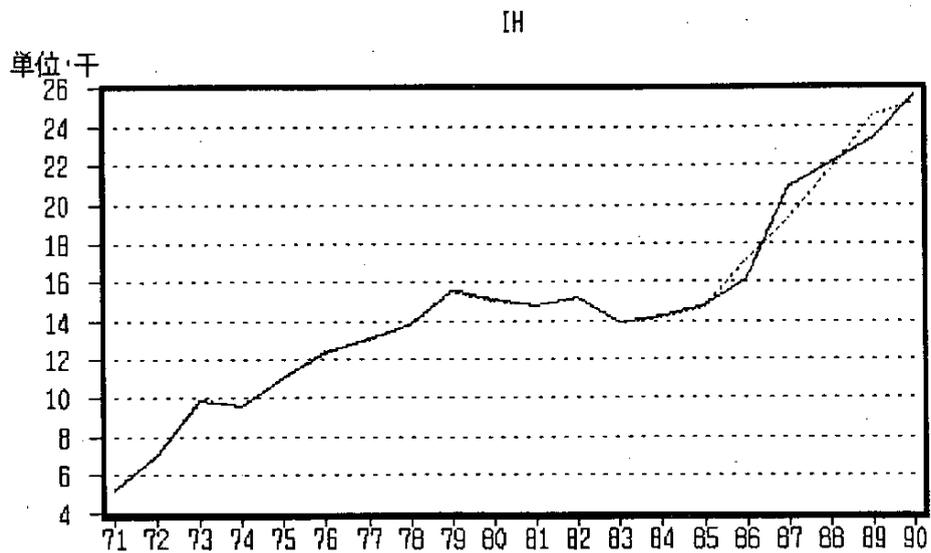
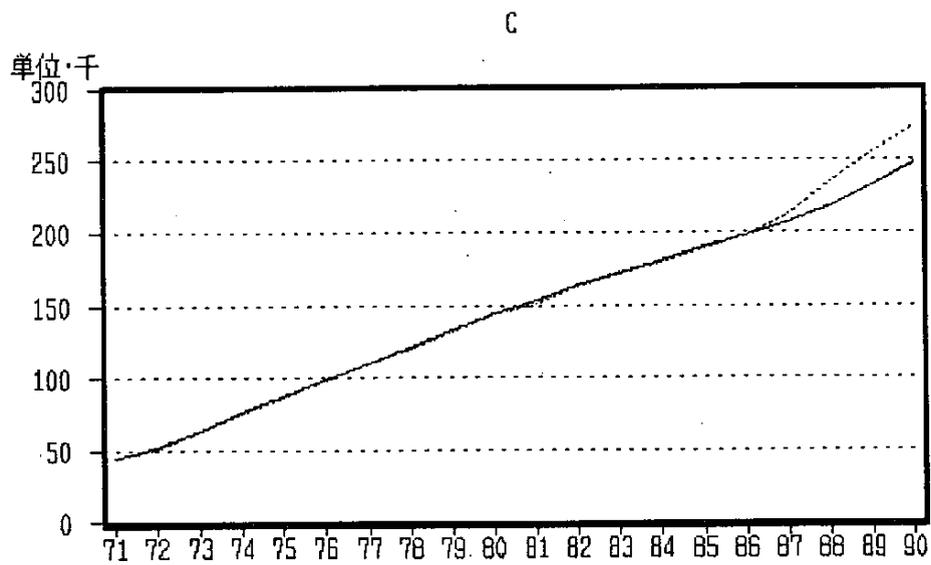
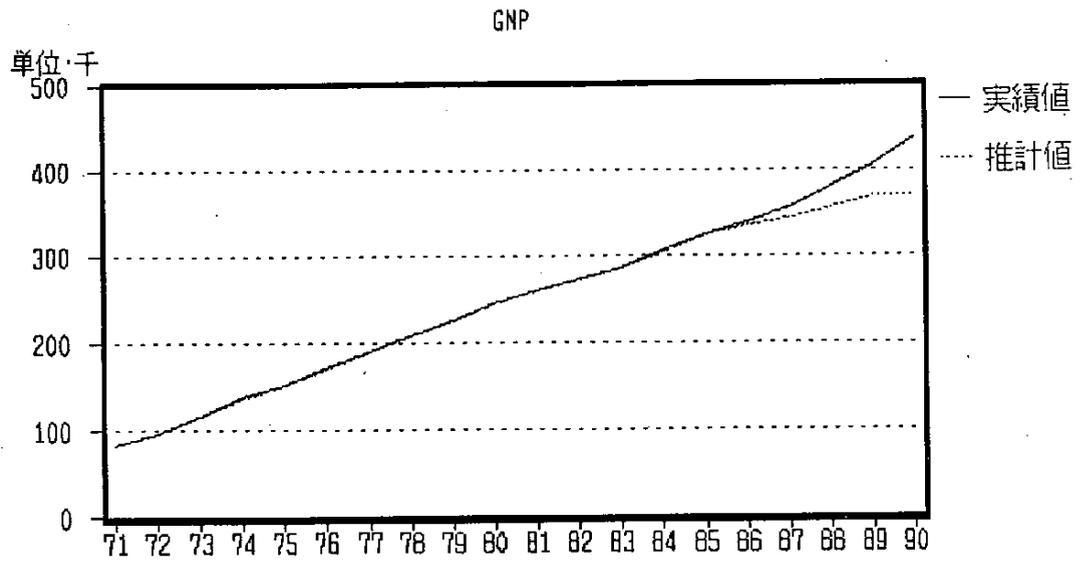
についてはニューロン数12を採用した。

年度	中間層数	C	I H	I E	J	M	増減誤り		
8 5 学習済	実績値	0.513	0.509	0.530	0.625	0.473			
	1 0	0.511	0.509	0.528	0.625	0.473	—		
	1 1	0.512	0.509	0.530	0.626	0.471	—		
	1 2	0.513	0.509	0.531	0.625	0.472	—		
	1 3	0.513	0.511	0.528	0.629	0.464	—		
	1 4	0.513	0.509	0.530	0.625	0.473	—		
8 6 未学習	実績値	0.509	0.524	0.503	0.403	0.433			
	1 0	0.509	0.540	0.525	0.622	0.514	2		
	1 1	0.506	0.509	0.519	0.720	0.506	2		
	1 2	0.508	0.530	0.532	0.588	0.468	1		
	1 3	0.502	0.437	0.488	0.604	0.471	3		
	1 4	0.516	0.501	0.497	0.641	0.497	2		
8 7 未学習	実績値	0.511	0.571	0.517	0.483	0.540			
	1 0	0.511	0.519	0.538	0.606	0.633	1		
	1 1	0.514	0.491	0.516	0.605	0.623	2		
	1 2	0.512	0.518	0.555	0.668	0.651	1		
	1 3	0.514	0.506	0.527	0.625	0.647	1		
	1 4	0.516	0.496	0.528	0.612	0.656	2		
8 8 未学習	実績値	0.513	0.515	0.540	0.713	0.554			
	1 0	0.542	0.544	0.581	0.720	0.691	0		
	1 1	0.543	0.544	0.574	0.659	0.685	0		
	1 2	0.538	0.556	0.589	0.777	0.691	0		
	1 3	0.544	0.600	0.611	0.791	0.726	0		
	1 4	0.533	0.531	0.586	0.779	0.710	0		
8 9 未学習	実績値	0.515	0.514	0.535	0.595	0.581			
	1 0	0.531	0.491	0.538	0.596	0.592	1		
	1 1	0.534	0.515	0.530	0.539	0.556	0		
	1 2	0.529	0.495	0.539	0.616	0.568	1		
	1 3	0.529	0.524	0.540	0.619	0.562	0		
	1 4	0.530	0.495	0.542	0.579	0.576	1		
9 0 未学習	実績値	0.516	0.523	0.533	0.467	0.530		合計	誤率
	1 0	0.517	0.533	0.518	0.504	0.530	1	5	20.0
	1 1	0.518	0.498	0.512	0.602	0.536	2	6	24.0
	1 2	0.517	0.514	0.508	0.393	0.477	1	4	16.0
	1 3	0.512	0.450	0.494	0.497	0.496	3	7	28.0
	1 4	0.516	0.478	0.486	0.570	0.509	3	8	32.0

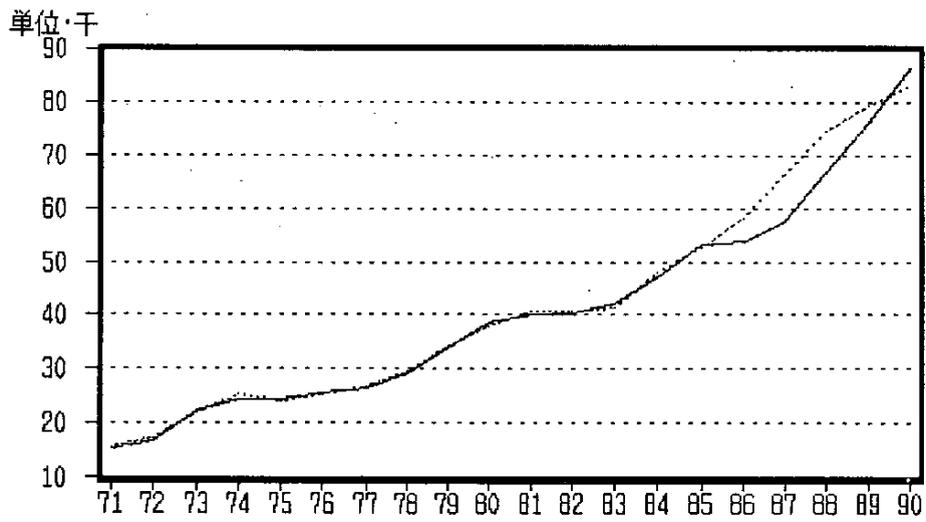
(注) 誤率 (%) = (誤り合計) / (25:予測個数5×5期)

3.2-7表 中間層の数を変化させた時の結果

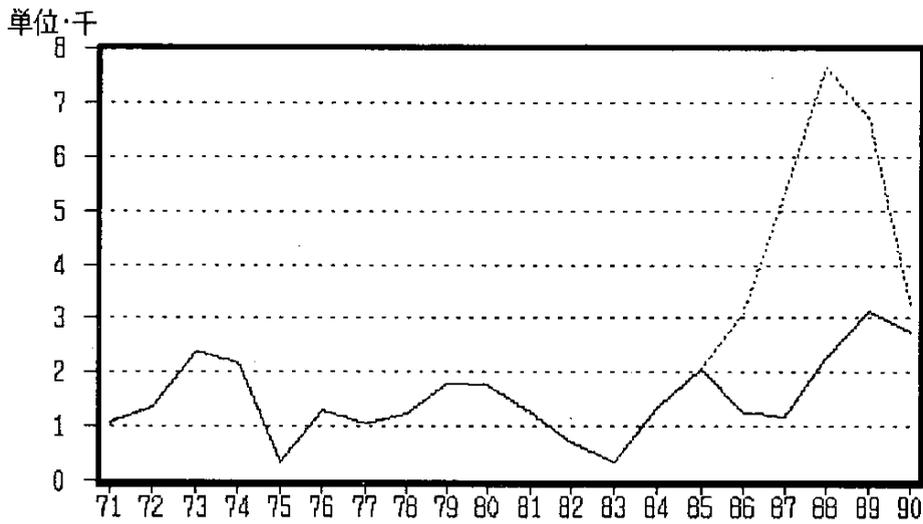
3.2-8図 ニューロン数10の結果



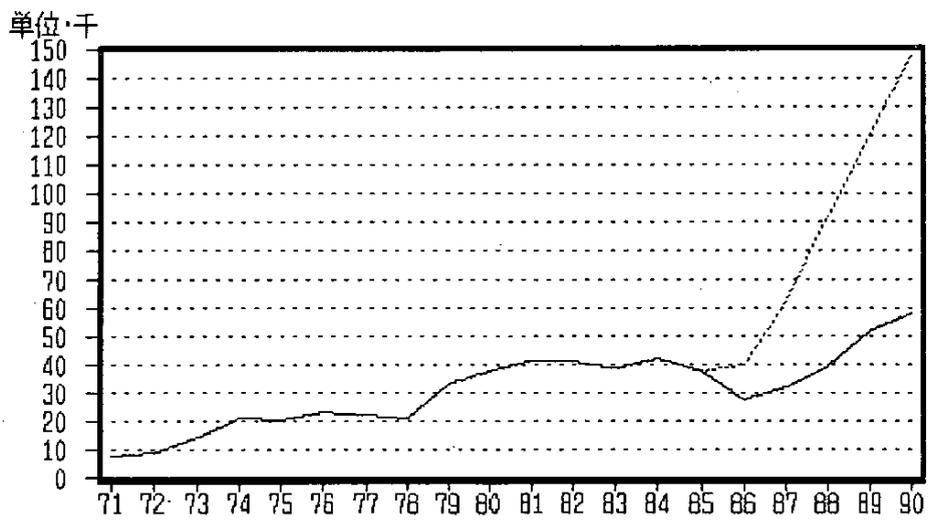
IE



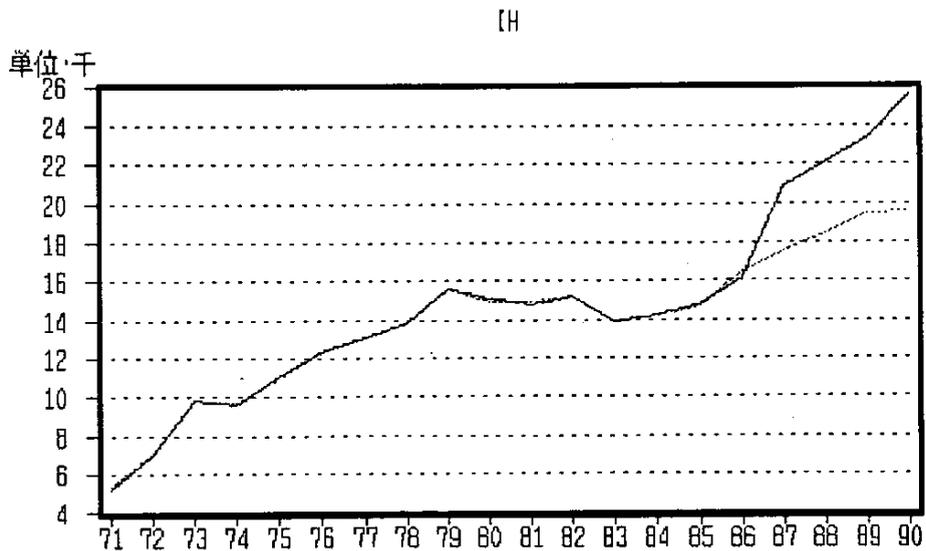
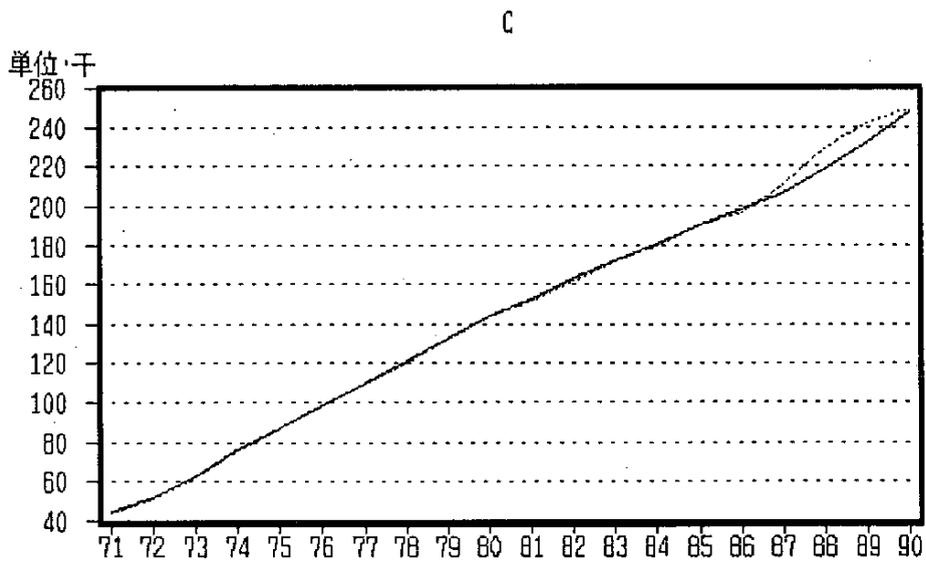
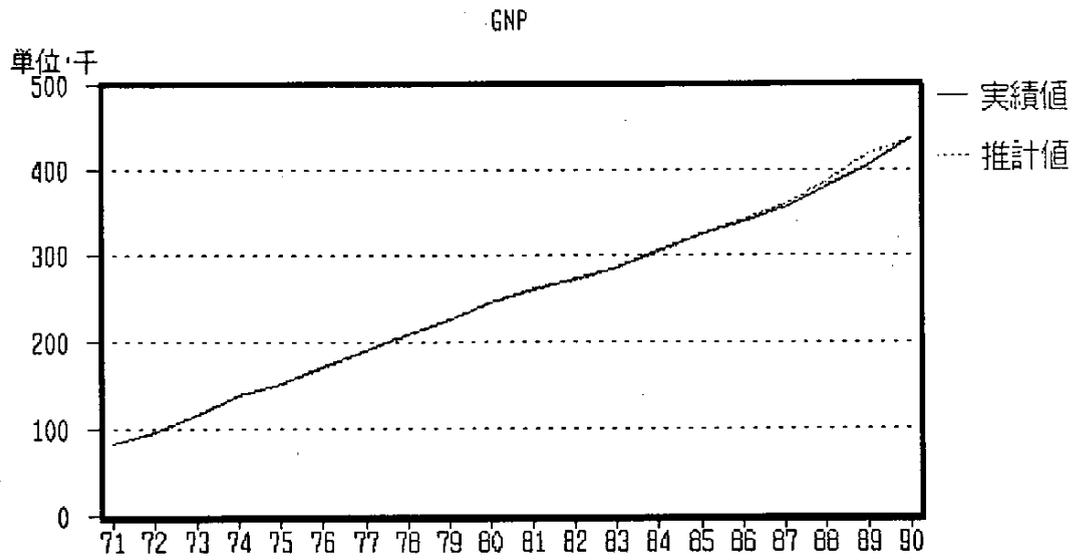
J



M

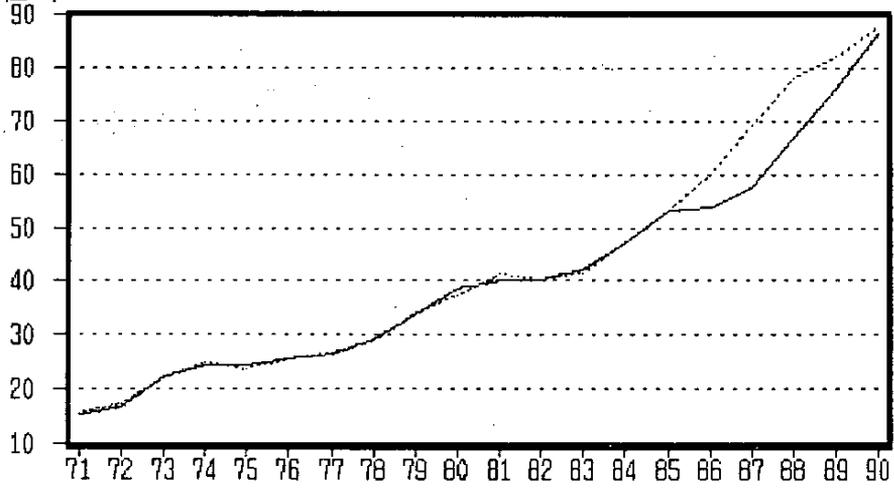


3.2-9図 ニューロン数12の結果



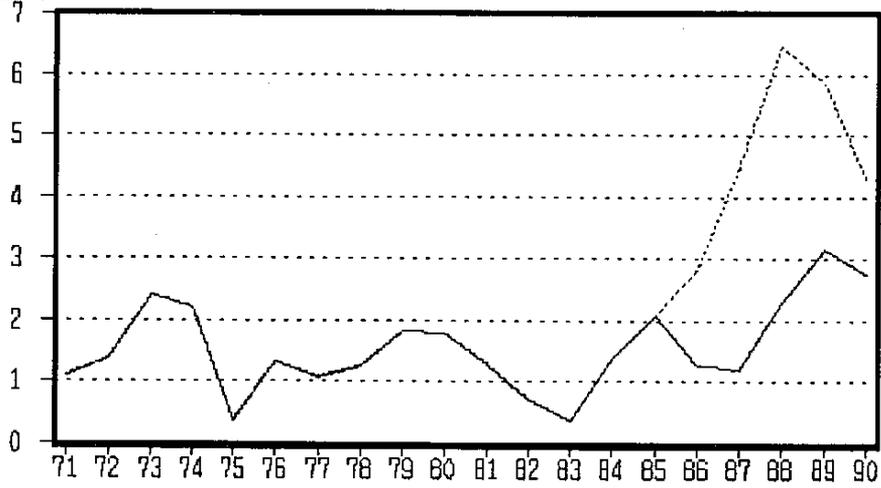
IE

单位·千



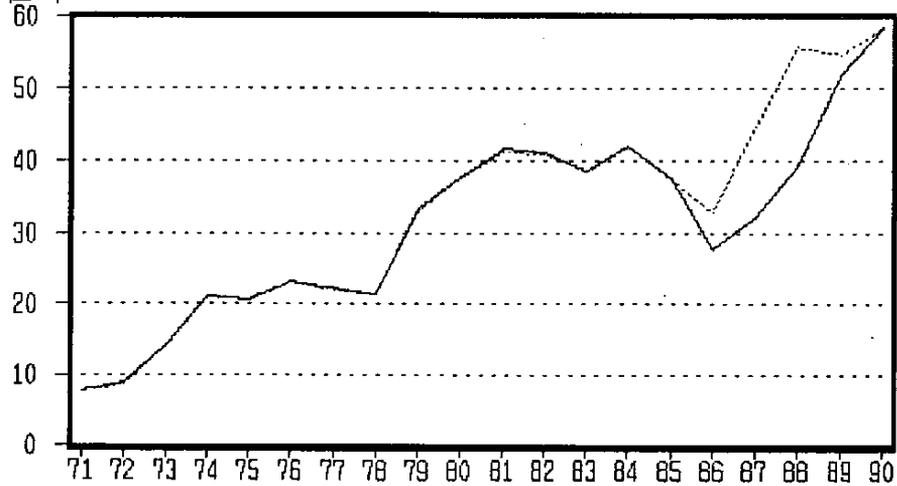
J

单位·千



M

单位·千

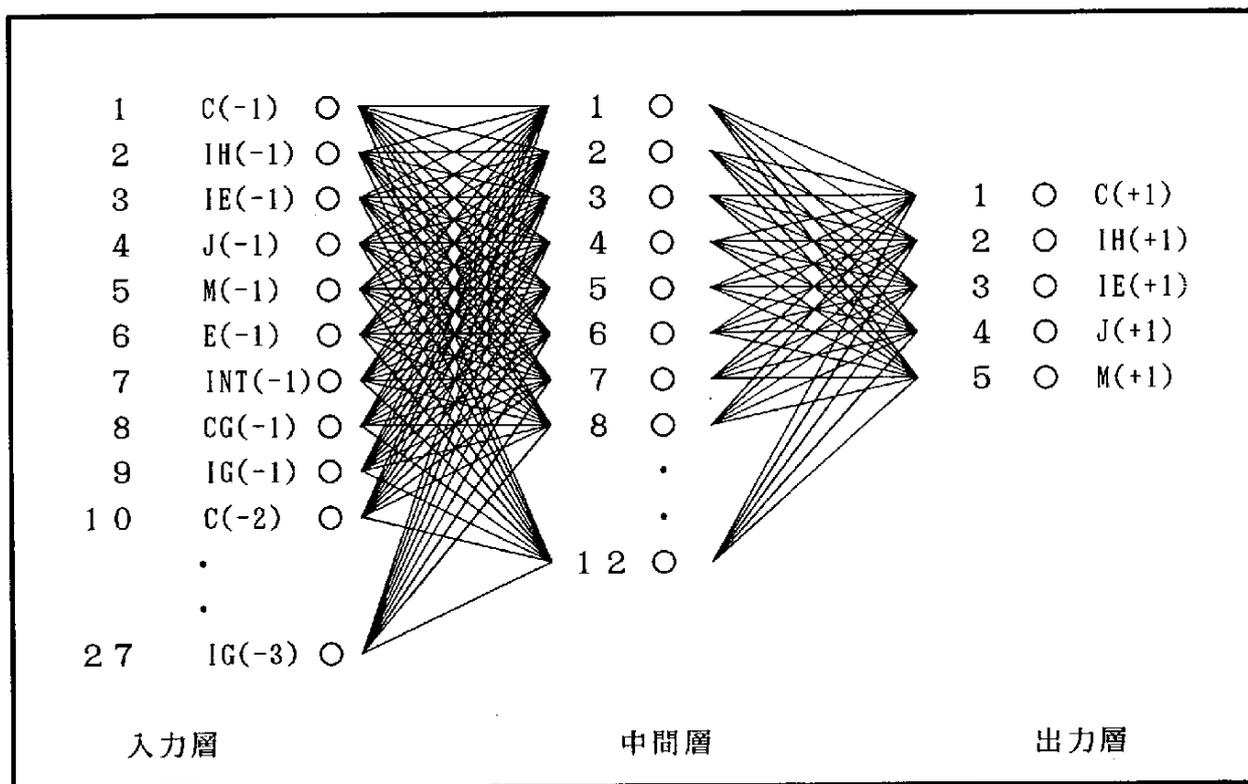


④ テスト

入力27項目、出力5項目、中間層ニューロン数12のニューラルネット (3.2-10図) に1970年度から1990年度のデータ (3.2-11表) を用い8000回学習をさせた。各指標の推計値は3.2-12図のとおりである。

各ニューロン間の結合は3.2-13表のとおりである。この表から例えば、住宅投資 [(Layer3(2))] についてみると、中間層 [Layer2(5)、(Layer2(10))] の影響を強く受けていることがわかる。次に、中間層 [Layer2(5)] についてみると、入力層 [Layer1(18) : IG(-2)、Layer1(20) : IH(-3)、Layer1(25) : INT(-3)] の影響を強く受けていることがわかる。また、中間層 [Layer2(10)] についてみると、入力層 [Layer1(4) : J(-1)] の影響を強く受けている。

このように、ニューラルネットにおいては、学習結果のウェイトをみることにより各指標間の関係を読みとることができる。



3.2-10図 予測に用いたニューラルネット

3.2-11表 学習データ

Pattern: 1

Data: 27

0.535 0.538 0.538 0.555 0.553 0.551 0.500 0.548 0.551
 0.578 0.608 0.625 0.556 0.617 0.62 0.505 0.596 0.590
 0.624 0.673 0.700 0.651 0.658 0.705 0.513 0.647 0.637

->

Data: 5

0.531 0.520 0.494 0.364 0.501

Pattern: 2

Data: 27

0.531 0.520 0.494 0.364 0.501 0.538 0.464 0.543 0.566
 0.571 0.561 0.532 0.387 0.554 0.597 0.465 0.6 0.629
 0.619 0.635 0.617 0.388 0.619 0.672 0.469 0.653 0.675

->

Data: 5

0.542 0.584 0.526 0.564 0.533

Pattern: 3

Data: 27

0.542 0.584 0.526 0.564 0.533 0.518 0.459 0.543 0.551
 0.579 0.610 0.519 0.391 0.534 0.559 0.429 0.594 0.63
 0.624 0.663 0.561 0.422 0.593 0.621 0.430 0.657 0.700

->

Data: 5

0.551 0.599 0.581 0.680 0.649

Pattern: 4

Data: 27

0.551 0.599 0.581 0.680 0.649 0.556 0.642 0.560 0.529
 0.601 0.707 0.614 0.770 0.696 0.578 0.581 0.612 0.586
 0.643 0.737 0.606 0.495 0.698 0.627 0.534 0.671 0.670

->

Data: 5

0.553 0.494 0.523 0.478 0.618

Pattern: 5

Data: 27

0.553 0.494 0.523 0.478 0.618 0.636 0.573 0.588 0.553
 0.614 0.591 0.611 0.647 0.802 0.713 0.742 0.665 0.588
 0.672 0.697 0.646 0.735 0.848 0.741 0.672 0.727 0.654

->

Data: 5

0.534 0.538 0.498 0.302 0.494

Pattern: 6

Data: 27

0.534 0.538 0.498 0.302 0.494 0.503 0.454 0.540 0.522
 0.595 0.531 0.521 0.299 0.611 0.640 0.515 0.640 0.580
 0.661 0.641 0.608 0.323 0.793 0.718 0.664 0.722 0.617

->

Data: 5

0.533 0.528 0.512 0.932 0.529

Pattern: 7

Data: 27

0.533 0.528 0.512 0.932 0.529 0.545 0.469 0.525 0.514
 0.572 0.571 0.510 0.400 0.523 0.549 0.430 0.569 0.537

0.639 0.563 0.535 0.388 0.651 0.703 0.483 0.676 0.598

->

Data: 5

0.527 0.514 0.508 0.453 0.488

Pattern: 8

Data: 27

0.527 0.514 0.508 0.453 0.488 0.511 0.427 0.526 0.548

0.564 0.545 0.521 0.875 0.517 0.558 0.407 0.555 0.565

0.606 0.590 0.519 0.374 0.511 0.562 0.379 0.603 0.593

->

Data: 5

0.525 0.513 0.527 0.543 0.490

Pattern: 9

Data: 27

0.525 0.513 0.527 0.543 0.490 0.481 0.440 0.520 0.544

0.555 0.529 0.536 0.488 0.479 0.491 0.387 0.549 0.601

0.595 0.561 0.550 0.921 0.506 0.535 0.371 0.579 0.620

->

Data: 5

0.525 0.531 0.539 0.609 0.639

Pattern: 10

Data: 27

0.525 0.531 0.539 0.609 0.639 0.568 0.639 0.522 0.515

0.553 0.546 0.571 0.666 0.624 0.545 0.549 0.544 0.562

0.585 0.564 0.581 0.593 0.608 0.558 0.462 0.575 0.621

->

Data: 5

0.520 0.492 0.533 0.495 0.532

Pattern: 11

Data: 27

0.520 0.492 0.533 0.495 0.532 0.55 0.616 0.524 0.515

0.547 0.523 0.577 0.603 0.685 0.630 0.788 0.549 0.531

0.577 0.538 0.612 0.660 0.670 0.603 0.682 0.572 0.581

->

Data: 5

0.515 0.494 0.509 0.428 0.525

Pattern: 12

Data: 27

0.515 0.494 0.509 0.428 0.525 0.547 0.436 0.519 0.506

0.536 0.487 0.544 0.425 0.561 0.605 0.523 0.546 0.522

0.565 0.517 0.590 0.503 0.723 0.694 0.672 0.572 0.538

->

Data: 5

0.517 0.507 0.503 0.392 0.497

Pattern: 13

Data: 27

0.517 0.507 0.503 0.392 0.497 0.503 0.478 0.509 0.499

0.534 0.501 0.513 0.354 0.523 0.550 0.420 0.529 0.506

0.556 0.494 0.547 0.352 0.559 0.609 0.5 0.557 0.522

->

Data: 5

0.513 0.477 0.509 0.380 0.484

Pattern: 14

Data: 27

0.513 0.477 0.509 0.380 0.484 0.504 0.49 0.512 0.493
0.531 0.484 0.512 0.329 0.482 0.508 0.469 0.522 0.493
0.549 0.479 0.522 0.311 0.506 0.556 0.413 0.543 0.499

->

Data: 5
0.512 0.506 0.530 0.940 0.522

Pattern: 15

Data: 27

0.512 0.506 0.530 0.940 0.522 0.537 0.486 0.513 0.495
0.526 0.483 0.541 0.718 0.505 0.543 0.477 0.526 0.488
0.546 0.49 0.544 0.521 0.503 0.547 0.457 0.536 0.488

->

Data: 5
0.513 0.509 0.530 0.625 0.473

Pattern: 16

Data: 27

0.513 0.509 0.530 0.625 0.473 0.493 0.494 0.510 0.484
0.527 0.516 0.564 0.991 0.493 0.530 0.481 0.524 0.479
0.541 0.492 0.575 0.872 0.478 0.535 0.472 0.537 0.473

->

Data: 5
0.509 0.524 0.503 0.403 0.433

Pattern: 17

Data: 27

0.509 0.524 0.503 0.403 0.433 0.464 0.417 0.512 0.512
0.523 0.534 0.533 0.480 0.415 0.459 0.414 0.523 0.495
0.538 0.541 0.568 0.922 0.429 0.490 0.406 0.537 0.491

->

Data: 5
0.511 0.571 0.517 0.483 0.540

Pattern: 18

Data: 27

0.511 0.571 0.517 0.483 0.540 0.507 0.441 0.505 0.522
0.521 0.601 0.521 0.394 0.463 0.471 0.380 0.517 0.535
0.535 0.614 0.553 0.465 0.441 0.465 0.377 0.528 0.517

->

Data: 5
0.513 0.515 0.540 0.713 0.554

Pattern: 19

Data: 27

0.513 0.515 0.540 0.713 0.554 0.529 0.5 0.51 0.503
0.525 0.590 0.560 0.687 0.603 0.538 0.441 0.515 0.526
0.536 0.622 0.564 0.522 0.510 0.497 0.380 0.528 0.539

->

Data: 5
0.515 0.514 0.535 0.595 0.581

Pattern: 20

Data: 27

0.515 0.514 0.535 0.595 0.581 0.553 0.601 0.515 0.515
0.530 0.530 0.580 0.839 0.650 0.588 0.601 0.526 0.519
0.542 0.610 0.603 0.814 0.707 0.598 0.519 0.532 0.543

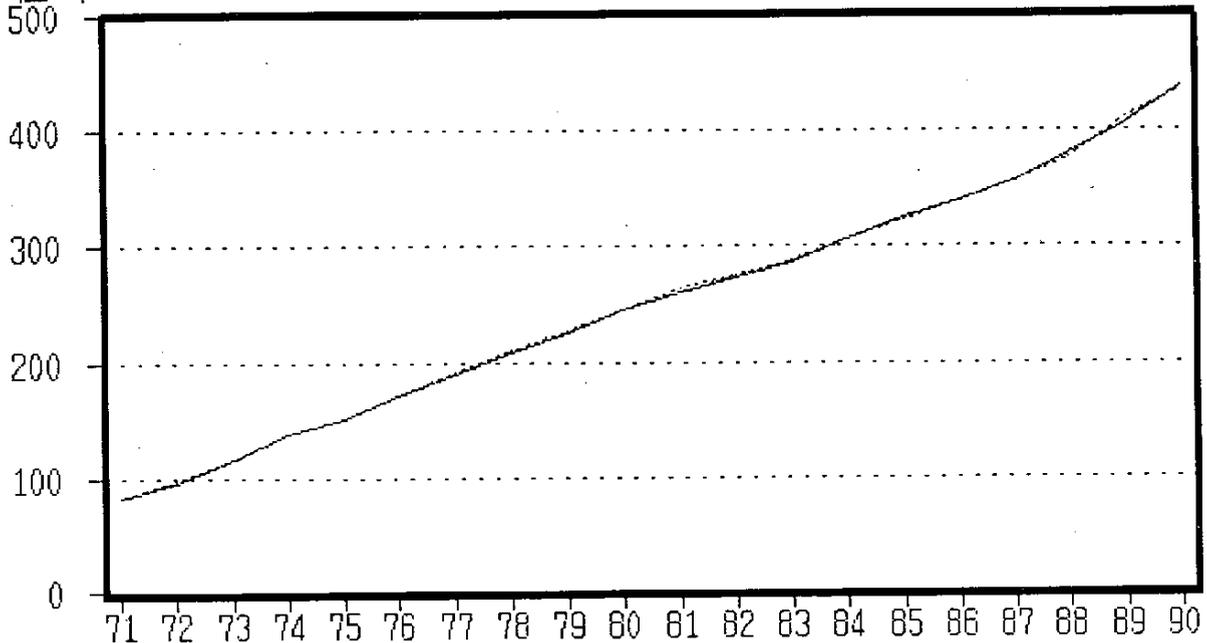
->

Data: 5
0.516 0.523 0.533 0.467 0.530

3.2-12図 推計値

GNP 年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	82806.3	83029.5	223.2	0.3
72	96539.0	96870	331	0.3
73	116679.2	117083.3	404.1	0.3
74	138155.8	138293.2	137.4	0.1
75	152209.4	152206.5	-2.9	0
76	171152.6	171712.6	560	0.3
77	190034.8	192533.3	2498.5	1.3
78	208780.9	210203.4	1422.5	0.7
79	225401.8	226527.7	1125.9	0.5
80	245360.0	244493.7	-866.3	-0.4
81	260334.2	263472.3	3138.1	1.2
82	273461.5	274146.9	685.4	0.3
83	285997.4	287755.8	1758.4	0.6
84	305725.4	305355.1	-370.3	-0.1
85	325370.5	323661.8	-1708.7	-0.5
86	339685.2	340394.3	709.1	0.2
87	356263.6	356150	-113.6	0
88	379230.0	375484.6	-3745.4	-1
89	406013.0	410518.4	4505.4	1.1
90	436927.5	435082.9	-1844.6	-0.4

単位・千
500

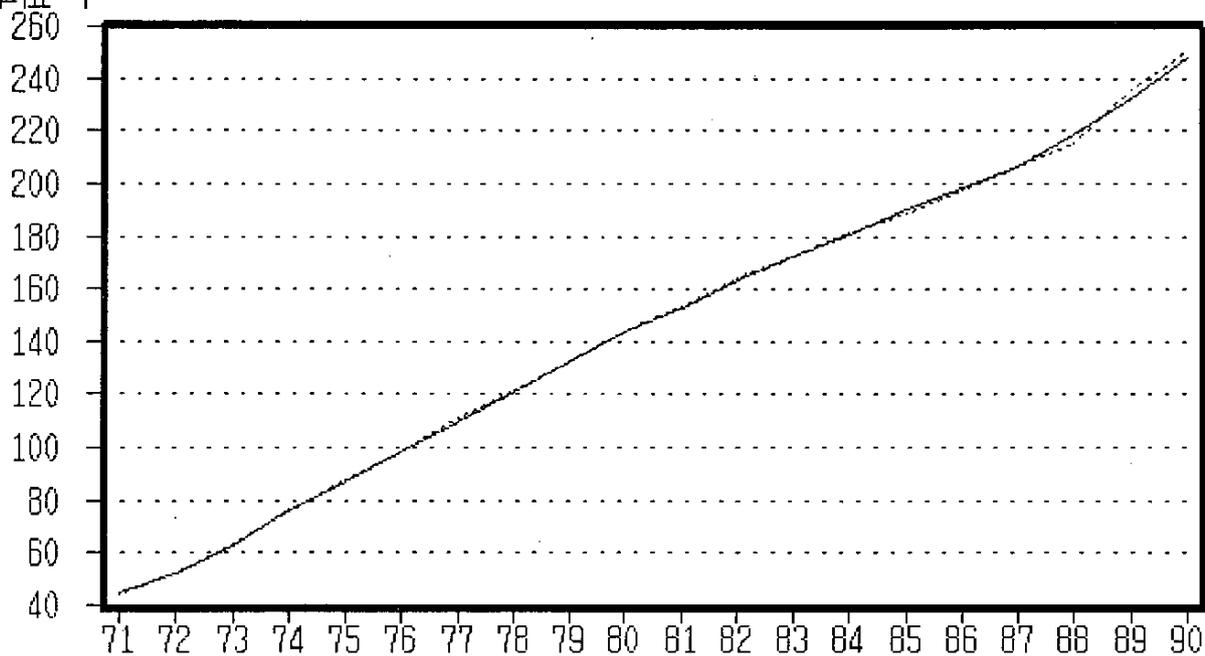


— 実績値 - - - 推計値

C

年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	44488.2	44038.7	-449.5	-1
72	52055.6	51979.9	-75.7	-0.1
73	62806.7	63765.2	958.5	1.5
74	76389.5	75664	-725.5	-0.9
75	86994.6	87715.9	721.3	0.8
76	98784.5	98844.2	59.7	0.1
77	109457.6	111049.5	1591.9	1.5
78	120779.5	121729.7	950.2	0.8
79	132935.6	132867.5	-68.1	-0.1
80	143613.3	144108.8	495.5	0.3
81	152453.9	153382.8	928.9	0.6
82	163335.9	164046	710.1	0.4
83	171921.8	172485.1	563.3	0.3
84	180795.7	180863.7	68	0
85	190575.4	188752	-1823.4	-1
86	198091.5	197436.9	-654.6	-0.3
87	206799.6	206016.2	-783.4	-0.4
88	218232.9	215072.7	-3160.2	-1.4
89	232000.8	235700.9	3700.1	1.6
90	247586.0	250570.8	2984.8	1.2

単位・千

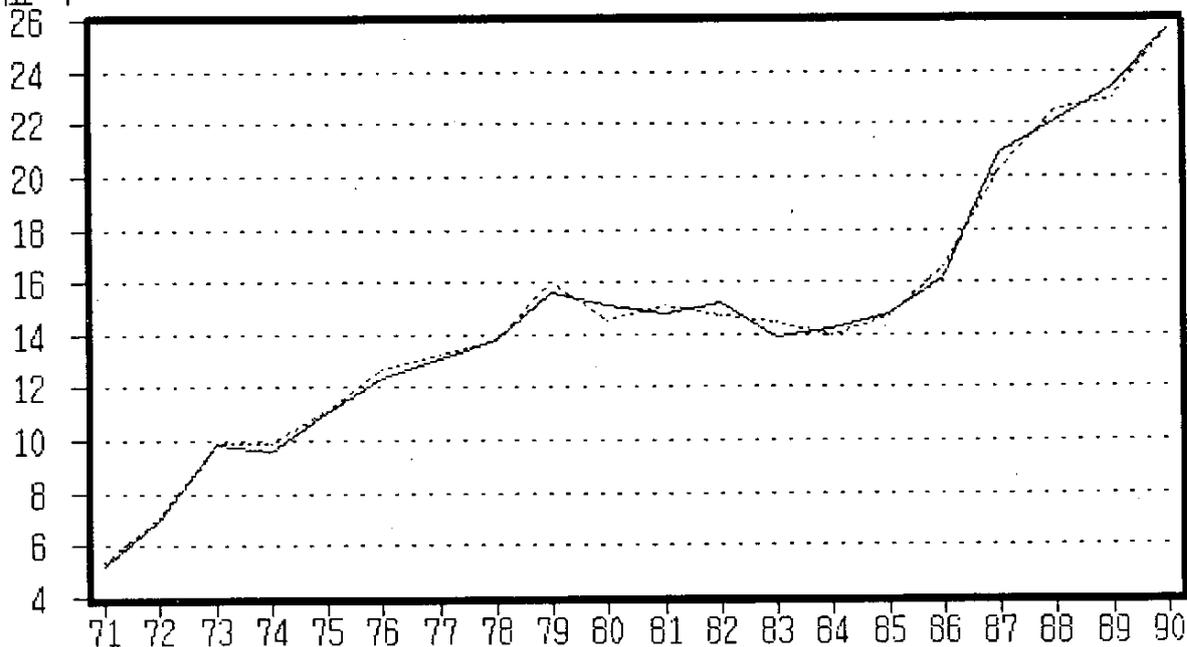


— 実績値 - - - 推計値

IH

年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	5233.2	5406.1	172.9	3.3
72	7027.6	7051.5	23.9	0.3
73	9849.2	9965	115.8	1.2
74	9615.3	9888.6	273.3	2.8
75	11100.4	11157	56.6	0.5
76	12381.9	12701.6	319.7	2.6
77	13122.5	13224.2	101.7	0.8
78	13848.9	13857.6	8.7	0.1
79	15575.3	16013.7	438.4	2.8
80	15132.3	14578.1	-554.2	-3.7
81	14810.0	15132.3	322.3	2.2
82	15223.8	14691.5	-532.3	-3.5
83	13872.3	14432	559.7	4
84	14217.6	13983.3	-234.3	-1.6
85	14760.8	14729.5	-31.3	-0.2
86	16176.2	16593.5	417.3	2.6
87	20849.7	20208.7	-641	-3.1
88	22112.7	22518.6	405.9	1.8
89	23416.7	22997.3	-419.4	-1.8
90	25580.8	25572.6	-8.2	0

単位・千

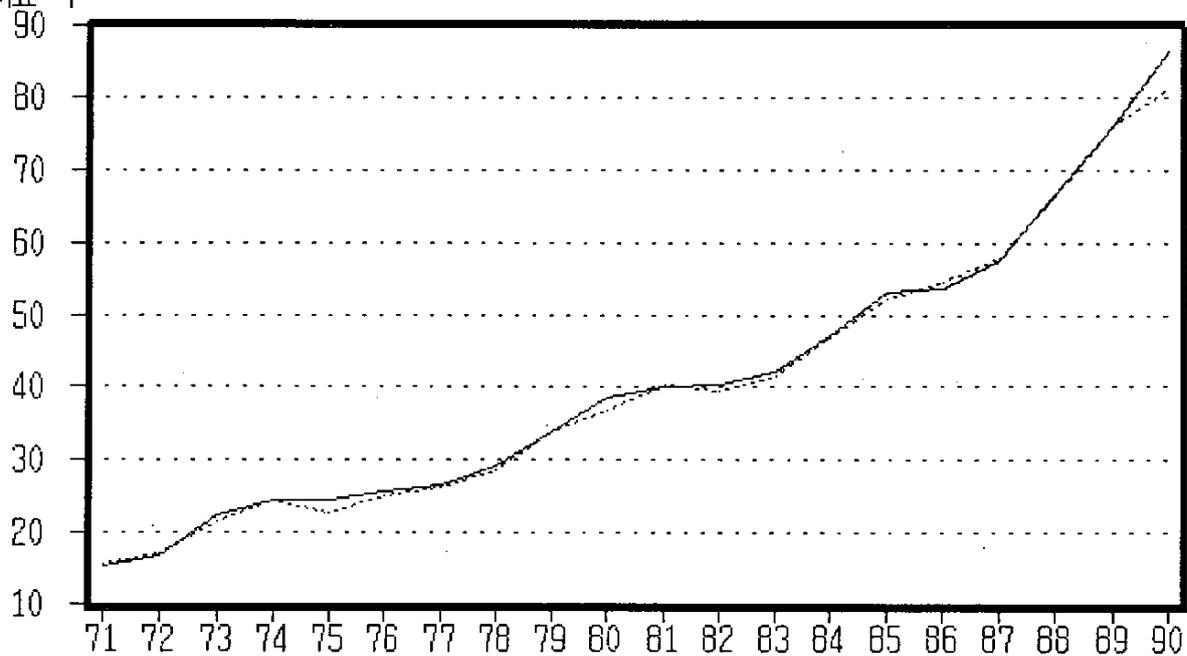


— 実績値 — 推計値

IE

年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	15296.7	15543.1	246.4	1.6
72	16893.6	17073.1	179.5	1.1
73	22430.0	21655.1	-774.9	-3.5
74	24551.9	24584.9	33	0.1
75	24374.0	22783.4	-1590.6	-6.5
76	25607.7	24959	-648.7	-2.5
77	26453.5	26119.9	-333.6	-1.3
78	29335.5	28676.9	-658.6	-2.2
79	34018.9	33921.2	-97.7	-0.3
80	38539.4	36878.2	-1661.2	-4.3
81	40035.9	40543.9	508	1.3
82	40550.2	39555.5	-994.7	-2.5
83	42076.4	41523.5	-552.9	-1.3
84	47218.7	46962.7	-256	-0.5
85	52959.7	52133.9	-825.8	-1.6
86	53625.2	54442.7	817.5	1.5
87	57421.8	57917.5	495.7	0.9
88	66687.9	66397.8	-290.1	-0.4
89	76083.7	76039.5	-44.2	-0.1
90	86327.4	81259.4	-5068	-5.9

単位・千

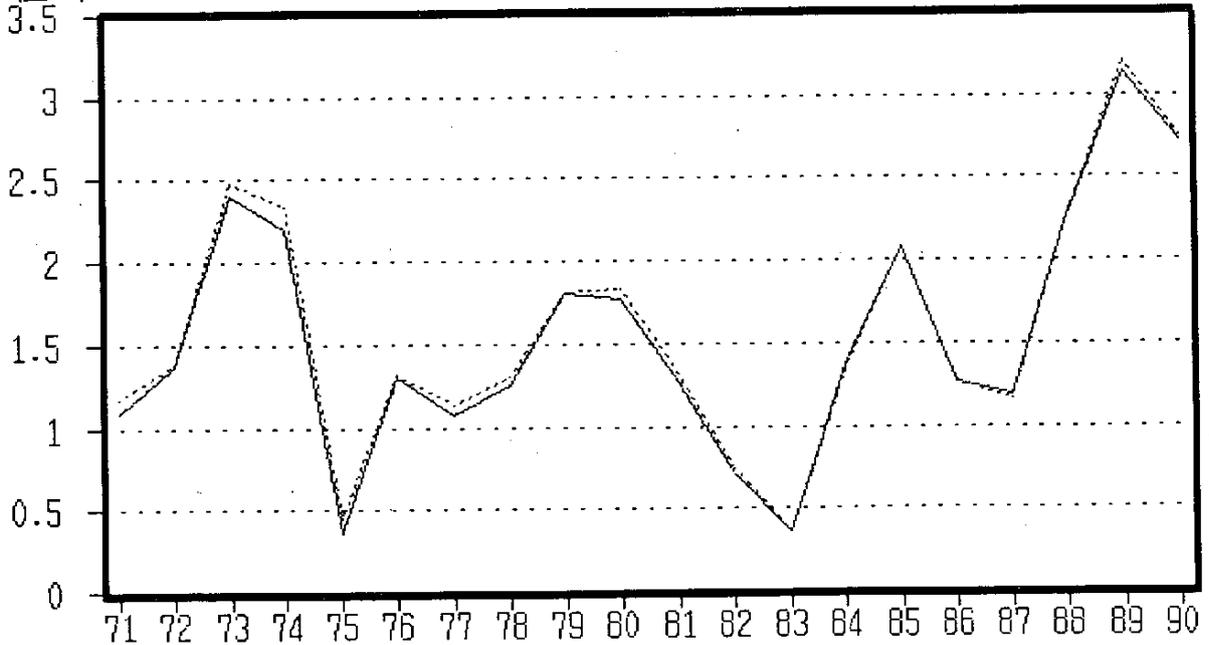


— 実績値 — 推計値

J

年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	1084.3	1181.7	97.4	9
72	1366.3	1381.1	14.8	1.1
73	2397.3	2478.7	81.4	3.4
74	2194.8	2339.8	145	6.6
75	361.1	448.9	87.8	24.3
76	1308.9	1318	9.1	0.7
77	1065.6	1141.1	75.5	7.1
78	1250.1	1301	50.9	4.1
79	1805.0	1809.3	4.3	0.2
80	1775.4	1833.9	58.5	3.3
81	1265.0	1311.2	46.2	3.7
82	709.6	746.8	37.2	5.2
83	364.3	365.2	0.9	0.2
84	1372.6	1347.7	-24.9	-1.8
85	2076.4	2073.8	-2.6	-0.1
86	1266.6	1260.4	-6.2	-0.5
87	1185.1	1160.1	-25	-2.1
88	2265.4	2257.8	-7.6	-0.3
89	3142.3	3202.8	60.5	1.9
90	2730.9	2752.2	21.3	0.8

単位・千

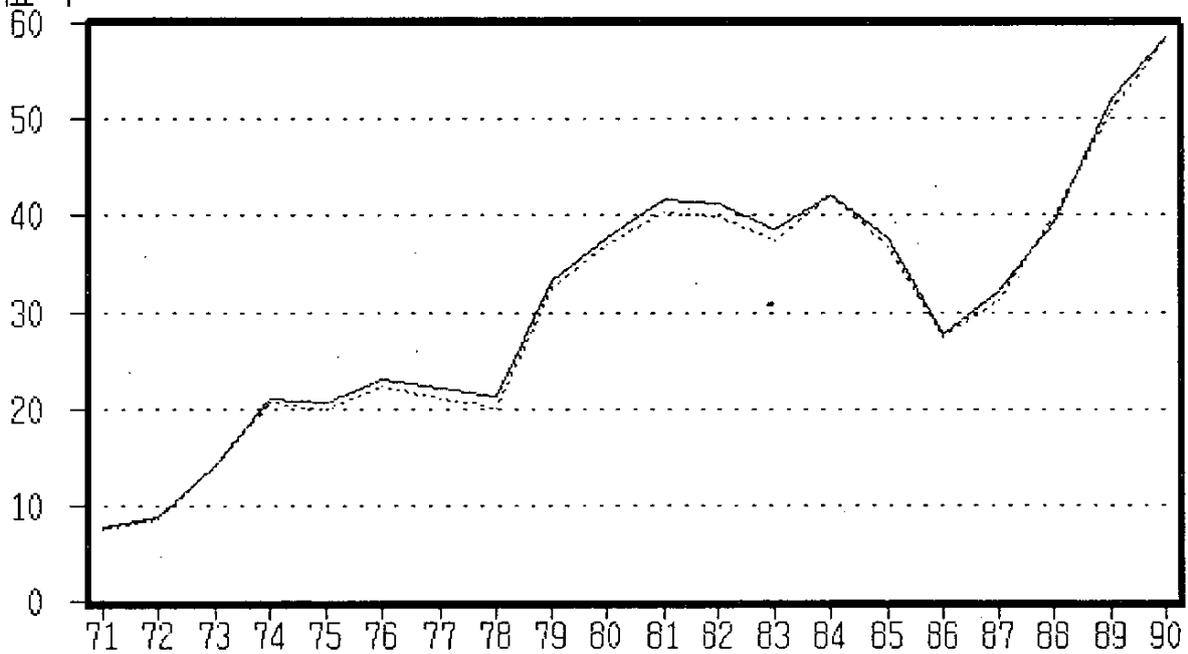


— 実績値 — 推計値

M

年度	実績値	推計値	残差	残差率
71	7761.2	7605.1	-156.1	-2
72	8788.7	8600.2	-188.5	-2.1
73	14213.7	14190.6	-23.1	-0.2
74	21102.9	20691.3	-411.6	-2
75	20642.5	19920.8	-721.7	-3.5
76	23114.9	22294.8	-820.1	-3.5
77	22049.8	20986.8	-1063	-4.8
78	21179.4	20108.2	-1071.2	-5.1
79	33300.0	32451.4	-848.6	-2.5
80	37695.0	36899.9	-795.1	-2.1
81	41591.6	40259.2	-1332.4	-3.2
82	41226.6	39761.3	-1465.3	-3.6
83	38618.3	37431.1	-1187.2	-3.1
84	42095.8	42018.9	-76.9	-0.2
85	37674.4	36700.2	-974.2	-2.6
86	27651.6	27516.6	-135	-0.5
87	32146.6	31306.9	-839.7	-2.6
88	39205.6	39899.1	693.5	1.8
89	52105.1	50896.3	-1208.8	-2.3
90	58381.7	58156.1	-225.6	-0.4

単位・千



— 実績値 — 推計値

3.2-13表 ニューロン間の結合

Layer1(1)->Layer2(1).....0.134934	Layer1(26)->Layer2(2).....-2.887861
Layer1(2)->Layer2(1).....-0.034776	Layer1(27)->Layer2(2).....0.636994
Layer1(3)->Layer2(1).....1.917424	Layer1(1)->Layer2(3).....-0.093621
Layer1(4)->Layer2(1).....0.254062	Layer1(2)->Layer2(3).....-0.957051
Layer1(5)->Layer2(1).....-0.281242	Layer1(3)->Layer2(3).....-1.001710
Layer1(6)->Layer2(1).....-0.579036	Layer1(4)->Layer2(3).....-0.585734
Layer1(7)->Layer2(1).....-1.537664	Layer1(5)->Layer2(3).....-0.569728
Layer1(8)->Layer2(1).....0.714049	Layer1(6)->Layer2(3).....0.532679
Layer1(9)->Layer2(1).....0.303146	Layer1(7)->Layer2(3).....0.054624
Layer1(10)->Layer2(1).....-0.498188	Layer1(8)->Layer2(3).....-0.484323
Layer1(11)->Layer2(1).....-0.260328	Layer1(9)->Layer2(3).....-0.482169
Layer1(12)->Layer2(1).....0.837513	Layer1(10)->Layer2(3).....-0.530258
Layer1(13)->Layer2(1).....-2.135925	Layer1(11)->Layer2(3).....-0.661837
Layer1(14)->Layer2(1).....0.186691	Layer1(12)->Layer2(3).....-0.148546
Layer1(15)->Layer2(1).....0.283710	Layer1(13)->Layer2(3).....-0.579120
Layer1(16)->Layer2(1).....1.307511	Layer1(14)->Layer2(3).....-0.076488
Layer1(17)->Layer2(1).....-0.664352	Layer1(15)->Layer2(3).....0.459129
Layer1(18)->Layer2(1).....0.683479	Layer1(16)->Layer2(3).....-0.651236
Layer1(19)->Layer2(1).....-2.424524	Layer1(17)->Layer2(3).....-0.774375
Layer1(20)->Layer2(1).....2.446299	Layer1(18)->Layer2(3).....-1.444335
Layer1(21)->Layer2(1).....-0.045368	Layer1(19)->Layer2(3).....0.147982
Layer1(22)->Layer2(1).....2.488627	Layer1(20)->Layer2(3).....-2.839610
Layer1(23)->Layer2(1).....0.702688	Layer1(21)->Layer2(3).....-0.338998
Layer1(24)->Layer2(1).....-2.892334	Layer1(22)->Layer2(3).....-0.954507
Layer1(25)->Layer2(1).....-1.002713	Layer1(23)->Layer2(3).....-0.361138
Layer1(26)->Layer2(1).....-3.089310	Layer1(24)->Layer2(3).....1.576324
Layer1(27)->Layer2(1).....0.365209	Layer1(25)->Layer2(3).....1.200345
Layer1(1)->Layer2(2).....0.277869	Layer1(26)->Layer2(3).....-0.064755
Layer1(2)->Layer2(2).....0.587709	Layer1(27)->Layer2(3).....-0.987316
Layer1(3)->Layer2(2).....2.303793	Layer1(1)->Layer2(4).....-1.127653
Layer1(4)->Layer2(2).....4.300370	Layer1(2)->Layer2(4).....1.546706
Layer1(5)->Layer2(2).....-0.414548	Layer1(3)->Layer2(4).....-2.877517
Layer1(6)->Layer2(2).....-0.864127	Layer1(4)->Layer2(4).....2.476644
Layer1(7)->Layer2(2).....-0.708305	Layer1(5)->Layer2(4).....1.564628
Layer1(8)->Layer2(2).....0.515726	Layer1(6)->Layer2(4).....0.526829
Layer1(9)->Layer2(2).....0.297366	Layer1(7)->Layer2(4).....-1.526276
Layer1(10)->Layer2(2).....-0.321607	Layer1(8)->Layer2(4).....-2.360663
Layer1(11)->Layer2(2).....0.074695	Layer1(9)->Layer2(4).....0.104515
Layer1(12)->Layer2(2).....1.019026	Layer1(10)->Layer2(4).....-2.459004
Layer1(13)->Layer2(2).....2.780669	Layer1(11)->Layer2(4).....1.584585
Layer1(14)->Layer2(2).....-2.044431	Layer1(12)->Layer2(4).....-0.042413
Layer1(15)->Layer2(2).....-2.007029	Layer1(13)->Layer2(4).....5.336156
Layer1(16)->Layer2(2).....2.585771	Layer1(14)->Layer2(4).....3.559826
Layer1(17)->Layer2(2).....-0.914539	Layer1(15)->Layer2(4).....2.928795
Layer1(18)->Layer2(2).....1.642861	Layer1(16)->Layer2(4).....-10.045922
Layer1(19)->Layer2(2).....-1.352013	Layer1(17)->Layer2(4).....-3.070110
Layer1(20)->Layer2(2).....2.533095	Layer1(18)->Layer2(4).....-0.672634
Layer1(21)->Layer2(2).....-0.585041	Layer1(19)->Layer2(4).....-2.603561
Layer1(22)->Layer2(2).....3.628066	Layer1(20)->Layer2(4).....-1.928584
Layer1(23)->Layer2(2).....-2.146640	Layer1(21)->Layer2(4).....2.841099
Layer1(24)->Layer2(2).....-5.277480	Layer1(22)->Layer2(4).....7.831952
Layer1(25)->Layer2(2).....-4.158684	Layer1(23)->Layer2(4).....0.791453

Layer1(24)->Layer2(4).....5.930637
Layer1(25)->Layer2(4).....7.205827
Layer1(26)->Layer2(4).....-2.936521
Layer1(27)->Layer2(4).....0.313612
Layer1(1)->Layer2(5).....-0.101840
Layer1(2)->Layer2(5).....-0.170900
Layer1(3)->Layer2(5).....0.053702
Layer1(4)->Layer2(5).....-0.963570
Layer1(5)->Layer2(5).....-2.522326
Layer1(6)->Layer2(5).....-1.561606
Layer1(7)->Layer2(5).....-2.179260
Layer1(8)->Layer2(5).....0.307354
Layer1(9)->Layer2(5).....-0.081952
Layer1(10)->Layer2(5).....0.552550
Layer1(11)->Layer2(5).....0.134866
Layer1(12)->Layer2(5).....-1.547877
Layer1(13)->Layer2(5).....-1.434786
Layer1(14)->Layer2(5).....-1.825772
Layer1(15)->Layer2(5).....-0.958751
Layer1(16)->Layer2(5).....2.862402
Layer1(17)->Layer2(5).....1.742383
Layer1(18)->Layer2(5).....3.172344
Layer1(19)->Layer2(5).....1.063605
Layer1(20)->Layer2(5).....4.582533
Layer1(21)->Layer2(5).....-2.678135
Layer1(22)->Layer2(5).....-2.605864
Layer1(23)->Layer2(5).....0.258590
Layer1(24)->Layer2(5).....-2.609566
Layer1(25)->Layer2(5).....-4.948427
Layer1(26)->Layer2(5).....2.714218
Layer1(27)->Layer2(5).....4.958201
Layer1(1)->Layer2(6).....0.141004
Layer1(2)->Layer2(6).....-0.251080
Layer1(3)->Layer2(6).....0.029965
Layer1(4)->Layer2(6).....0.623696
Layer1(5)->Layer2(6).....-0.430858
Layer1(6)->Layer2(6).....-0.016376
Layer1(7)->Layer2(6).....0.099806
Layer1(8)->Layer2(6).....-0.193404
Layer1(9)->Layer2(6).....-0.232756
Layer1(10)->Layer2(6).....0.033940
Layer1(11)->Layer2(6).....-0.839906
Layer1(12)->Layer2(6).....-0.411174
Layer1(13)->Layer2(6).....0.798193
Layer1(14)->Layer2(6).....-0.360787
Layer1(15)->Layer2(6).....-0.243636
Layer1(16)->Layer2(6).....0.369368
Layer1(17)->Layer2(6).....-0.280023
Layer1(18)->Layer2(6).....0.055445
Layer1(19)->Layer2(6).....-0.238761
Layer1(20)->Layer2(6).....0.124602
Layer1(21)->Layer2(6).....-0.657381
Layer1(22)->Layer2(6).....-0.574201
Layer1(23)->Layer2(6).....-0.679570

Layer1(24)->Layer2(6).....-1.122857
Layer1(25)->Layer2(6).....-1.084574
Layer1(26)->Layer2(6).....-0.197861
Layer1(27)->Layer2(6).....-0.530475
Layer1(1)->Layer2(7).....-0.392230
Layer1(2)->Layer2(7).....-0.912914
Layer1(3)->Layer2(7).....0.923909
Layer1(4)->Layer2(7).....-1.845452
Layer1(5)->Layer2(7).....-1.866177
Layer1(6)->Layer2(7).....-0.996102
Layer1(7)->Layer2(7).....-3.097955
Layer1(8)->Layer2(7).....0.610442
Layer1(9)->Layer2(7).....-1.216075
Layer1(10)->Layer2(7).....0.809476
Layer1(11)->Layer2(7).....-2.905419
Layer1(12)->Layer2(7).....-0.219385
Layer1(13)->Layer2(7).....-5.163052
Layer1(14)->Layer2(7).....-2.855892
Layer1(15)->Layer2(7).....-0.829049
Layer1(16)->Layer2(7).....6.394315
Layer1(17)->Layer2(7).....1.717523
Layer1(18)->Layer2(7).....-0.449430
Layer1(19)->Layer2(7).....0.860819
Layer1(20)->Layer2(7).....1.221557
Layer1(21)->Layer2(7).....-1.105479
Layer1(22)->Layer2(7).....-2.642319
Layer1(23)->Layer2(7).....5.368417
Layer1(24)->Layer2(7).....-1.109420
Layer1(25)->Layer2(7).....3.041850
Layer1(26)->Layer2(7).....1.667242
Layer1(27)->Layer2(7).....-1.397029
Layer1(1)->Layer2(8).....-0.615953
Layer1(2)->Layer2(8).....0.549482
Layer1(3)->Layer2(8).....1.346702
Layer1(4)->Layer2(8).....1.462443
Layer1(5)->Layer2(8).....-0.666210
Layer1(6)->Layer2(8).....-3.491769
Layer1(7)->Layer2(8).....-0.689881
Layer1(8)->Layer2(8).....-0.843029
Layer1(9)->Layer2(8).....-1.105488
Layer1(10)->Layer2(8).....-0.342862
Layer1(11)->Layer2(8).....2.172156
Layer1(12)->Layer2(8).....-1.751734
Layer1(13)->Layer2(8).....0.942657
Layer1(14)->Layer2(8).....1.979048
Layer1(15)->Layer2(8).....-1.643256
Layer1(16)->Layer2(8).....-0.021173
Layer1(17)->Layer2(8).....-0.688103
Layer1(18)->Layer2(8).....2.714023
Layer1(19)->Layer2(8).....-0.951665
Layer1(20)->Layer2(8).....3.417635
Layer1(21)->Layer2(8).....-4.699095
Layer1(22)->Layer2(8).....0.219418
Layer1(23)->Layer2(8).....2.358613

Layer1(24)->Layer2(8).....-2.501289
Layer1(25)->Layer2(8).....-1.203894
Layer1(26)->Layer2(8).....-0.694133
Layer1(27)->Layer2(8).....6.576014
Layer1(1)->Layer2(9).....0.429203
Layer1(2)->Layer2(9).....0.545739
Layer1(3)->Layer2(9).....0.843836
Layer1(4)->Layer2(9).....-0.377037
Layer1(5)->Layer2(9).....-0.205811
Layer1(6)->Layer2(9).....-0.200929
Layer1(7)->Layer2(9).....-0.530929
Layer1(8)->Layer2(9).....0.409341
Layer1(9)->Layer2(9).....0.023571
Layer1(10)->Layer2(9).....0.158409
Layer1(11)->Layer2(9).....-0.031170
Layer1(12)->Layer2(9).....0.137658
Layer1(13)->Layer2(9).....-1.698162
Layer1(14)->Layer2(9).....-1.084962
Layer1(15)->Layer2(9).....-1.298308
Layer1(16)->Layer2(9).....0.906587
Layer1(17)->Layer2(9).....0.413884
Layer1(18)->Layer2(9).....0.296975
Layer1(19)->Layer2(9).....0.321842
Layer1(20)->Layer2(9).....1.869069
Layer1(21)->Layer2(9).....-0.444433
Layer1(22)->Layer2(9).....-1.914132
Layer1(23)->Layer2(9).....-1.219042
Layer1(24)->Layer2(9).....-2.823069
Layer1(25)->Layer2(9).....-2.409337
Layer1(26)->Layer2(9).....0.276086
Layer1(27)->Layer2(9).....-0.526178
Layer1(1)->Layer2(10).....-0.350683
Layer1(2)->Layer2(10).....-0.429467
Layer1(3)->Layer2(10).....-0.157888
Layer1(4)->Layer2(10).....3.812700
Layer1(5)->Layer2(10).....0.216004
Layer1(6)->Layer2(10).....0.727846
Layer1(7)->Layer2(10).....-0.614191
Layer1(8)->Layer2(10).....-0.159313
Layer1(9)->Layer2(10).....0.427071
Layer1(10)->Layer2(10).....-0.583847
Layer1(11)->Layer2(10).....-1.418112
Layer1(12)->Layer2(10).....0.010181
Layer1(13)->Layer2(10).....1.416142
Layer1(14)->Layer2(10).....-0.639148
Layer1(15)->Layer2(10).....0.082306
Layer1(16)->Layer2(10).....0.241252
Layer1(17)->Layer2(10).....-0.071114
Layer1(18)->Layer2(10).....-0.326307
Layer1(19)->Layer2(10).....-0.675894
Layer1(20)->Layer2(10).....0.039392
Layer1(21)->Layer2(10).....-0.425481
Layer1(22)->Layer2(10).....-2.630994
Layer1(23)->Layer2(10).....-0.957914

Layer1(24)->Layer2(10).....-1.228335
Layer1(25)->Layer2(10).....-2.061571
Layer1(26)->Layer2(10).....-0.777284
Layer1(27)->Layer2(10).....-1.425526
Layer1(1)->Layer2(11).....-0.947731
Layer1(2)->Layer2(11).....-1.836849
Layer1(3)->Layer2(11).....-1.907051
Layer1(4)->Layer2(11).....-0.422822
Layer1(5)->Layer2(11).....-0.531679
Layer1(6)->Layer2(11).....1.089096
Layer1(7)->Layer2(11).....-2.039944
Layer1(8)->Layer2(11).....-0.129728
Layer1(9)->Layer2(11).....0.566986
Layer1(10)->Layer2(11).....-0.170386
Layer1(11)->Layer2(11).....-0.899945
Layer1(12)->Layer2(11).....0.132244
Layer1(13)->Layer2(11).....-0.495372
Layer1(14)->Layer2(11).....-1.328280
Layer1(15)->Layer2(11).....-0.076526
Layer1(16)->Layer2(11).....1.557464
Layer1(17)->Layer2(11).....0.773210
Layer1(18)->Layer2(11).....0.014587
Layer1(19)->Layer2(11).....0.930358
Layer1(20)->Layer2(11).....1.922981
Layer1(21)->Layer2(11).....1.342551
Layer1(22)->Layer2(11).....0.067455
Layer1(23)->Layer2(11).....1.372053
Layer1(24)->Layer2(11).....1.222283
Layer1(25)->Layer2(11).....-1.938899
Layer1(26)->Layer2(11).....1.852316
Layer1(27)->Layer2(11).....0.007576
Layer1(1)->Layer2(12).....-0.173797
Layer1(2)->Layer2(12).....1.286496
Layer1(3)->Layer2(12).....-0.319006
Layer1(4)->Layer2(12).....-1.853658
Layer1(5)->Layer2(12).....0.081958
Layer1(6)->Layer2(12).....0.382652
Layer1(7)->Layer2(12).....1.091464
Layer1(8)->Layer2(12).....-0.298959
Layer1(9)->Layer2(12).....-0.517564
Layer1(10)->Layer2(12).....-0.890727
Layer1(11)->Layer2(12).....1.008064
Layer1(12)->Layer2(12).....1.100963
Layer1(13)->Layer2(12).....1.458311
Layer1(14)->Layer2(12).....-0.569202
Layer1(15)->Layer2(12).....-0.455309
Layer1(16)->Layer2(12).....0.713466
Layer1(17)->Layer2(12).....-0.703936
Layer1(18)->Layer2(12).....-3.436542
Layer1(19)->Layer2(12).....-2.513154
Layer1(20)->Layer2(12).....0.783586
Layer1(21)->Layer2(12).....2.418463
Layer1(22)->Layer2(12).....2.647676
Layer1(23)->Layer2(12).....-1.402431

Layer1(24)->Layer2(12).....-1.016271	Layer2(3)->Layer3(5).....-0.603015
Layer1(25)->Layer2(12).....0.503402	Layer2(4)->Layer3(5).....-0.442932
Layer1(26)->Layer2(12).....-1.592697	Layer2(5)->Layer3(5).....1.241294
Layer1(27)->Layer2(12).....-4.344702	Layer2(6)->Layer3(5).....-0.002812
Layer2(1)->Layer3(1).....-0.049522	Layer2(7)->Layer3(5).....0.400071
Layer2(2)->Layer3(1).....-0.015005	Layer2(8)->Layer3(5).....2.337649
Layer2(3)->Layer3(1).....-1.021546	Layer2(9)->Layer3(5).....-1.533122
Layer2(4)->Layer3(1).....-0.046588	Layer2(10)->Layer3(5).....-0.212461
Layer2(5)->Layer3(1).....0.309119	Layer2(11)->Layer3(5).....-0.597102
Layer2(6)->Layer3(1).....-1.024769	Layer2(12)->Layer3(5).....-0.999406
Layer2(7)->Layer3(1).....-0.035904	Layer1(1).....-0.299249
Layer2(8)->Layer3(1).....0.471582	Layer1(2).....0.038151
Layer2(9)->Layer3(1).....-0.436184	Layer1(3).....-0.184017
Layer2(10)->Layer3(1).....0.220652	Layer1(4).....0.185244
Layer2(11)->Layer3(1).....0.178210	Layer1(5).....0.051006
Layer2(12)->Layer3(1).....0.063059	Layer1(6).....-0.012076
Layer2(1)->Layer3(2).....0.336534	Layer1(7).....-0.089825
Layer2(2)->Layer3(2).....-0.067418	Layer1(8).....0.237577
Layer2(3)->Layer3(2).....-1.267900	Layer1(9).....0.193704
Layer2(4)->Layer3(2).....-0.021609	Layer1(10).....0.147963
Layer2(5)->Layer3(2).....1.822827	Layer1(11).....-0.195535
Layer2(6)->Layer3(2).....-0.699096	Layer1(12).....0.215366
Layer2(7)->Layer3(2).....-0.140092	Layer1(13).....0.126301
Layer2(8)->Layer3(2).....0.288703	Layer1(14).....0.008121
Layer2(9)->Layer3(2).....-0.736528	Layer1(15).....-0.117603
Layer2(10)->Layer3(2).....1.461640	Layer1(16).....-0.291009
Layer2(11)->Layer3(2).....0.887426	Layer1(17).....-0.245158
Layer2(12)->Layer3(2).....1.081643	Layer1(18).....-0.081329
Layer2(1)->Layer3(3).....0.277759	Layer1(19).....-0.211612
Layer2(2)->Layer3(3).....0.027153	Layer1(20).....-0.200461
Layer2(3)->Layer3(3).....-0.365876	Layer1(21).....0.293115
Layer2(4)->Layer3(3).....-0.171238	Layer1(22).....-0.032585
Layer2(5)->Layer3(3).....1.325797	Layer1(23).....-0.228550
Layer2(6)->Layer3(3).....0.281278	Layer1(24).....-0.297198
Layer2(7)->Layer3(3).....0.068896	Layer1(25).....-0.294653
Layer2(8)->Layer3(3).....0.165166	Layer1(26).....-0.073272
Layer2(9)->Layer3(3).....-0.638796	Layer1(27).....0.018998
Layer2(10)->Layer3(3).....0.273446	Layer2(1).....1.474016
Layer2(11)->Layer3(3).....-0.464540	Layer2(2).....1.249578
Layer2(12)->Layer3(3).....-0.273781	Layer2(3).....-0.369059
Layer2(1)->Layer3(4).....0.392634	Layer2(4).....-2.991262
Layer2(2)->Layer3(4).....2.145703	Layer2(5).....-2.190190
Layer2(3)->Layer3(4).....-0.792384	Layer2(6).....0.163696
Layer2(4)->Layer3(4).....-7.301300	Layer2(7).....-0.173396
Layer2(5)->Layer3(4).....3.149990	Layer2(8).....-3.760016
Layer2(6)->Layer3(4).....0.560573	Layer2(9).....0.702991
Layer2(7)->Layer3(4).....5.102006	Layer2(10).....0.296772
Layer2(8)->Layer3(4).....0.302422	Layer2(11).....-1.761661
Layer2(9)->Layer3(4).....1.379301	Layer2(12).....0.633451
Layer2(10)->Layer3(4).....2.348301	Layer3(1).....0.115939
Layer2(11)->Layer3(4).....0.640388	Layer3(2).....-0.353237
Layer2(12)->Layer3(4).....-2.675207	Layer3(3).....0.161671
Layer2(1)->Layer3(5).....1.290334	Layer3(4).....5.127022
Layer2(2)->Layer3(5).....-0.112042	Layer3(5).....-0.014067

⑤ 予測

このニューラルネットを用い、91年度以降の外生変数を計量モデルと同様に、輸出等＝対前年伸び率5.3%、公定歩合＝固定値4.5%、政府最終消費支出＝対前年伸び率5.0%、公的投資＝対前年伸び率5.9%を設定した。95年度までの予測結果は3.2-14図のとおりである。

⑥ ニューラルネットを用いた予測システムの特徴及び今後の課題

ニューラルネットを用い経済予測を行った結果、以下のことがわかった。

(特徴)

- ・経済変量間の論理的関係が解読できる。
- ・予測値が具体的な数値でてくる。
- ・与件（外生変数）が変化した場合の予測値の変化について情報が得られる。
- ・モデルの更新が簡単（データを更新し再学習させればよい、新たに経済変量間の関係を見直す必要はなし）。

(問題点)

- ・ニューラルネットの動作がよくわかっていない。
- ・中間層のニューロン数の決定に経験が必要。
- ・今回利用したソフトウェアの制約から、原数値→前期比計算→入・出力数値へ変換→ニューラルネットデータ書式へ変換→予測値出力→原数値へ変換→前期比計算→の一連の作業を各々別々のソフトウェアで処理するため予測に多くの手間と時間がかかる。
- ・学習に時間がかかる（CPU(80386-25MHz)で8000回の学習に約18時間）。
- ・理論なき計測の危険を避けるため入力データの選定に経済知識が必要。
- ・予測がはずれた場合、その原因はわからない。
- ・予測の結果が機械的になりやすい。

(今後の課題)

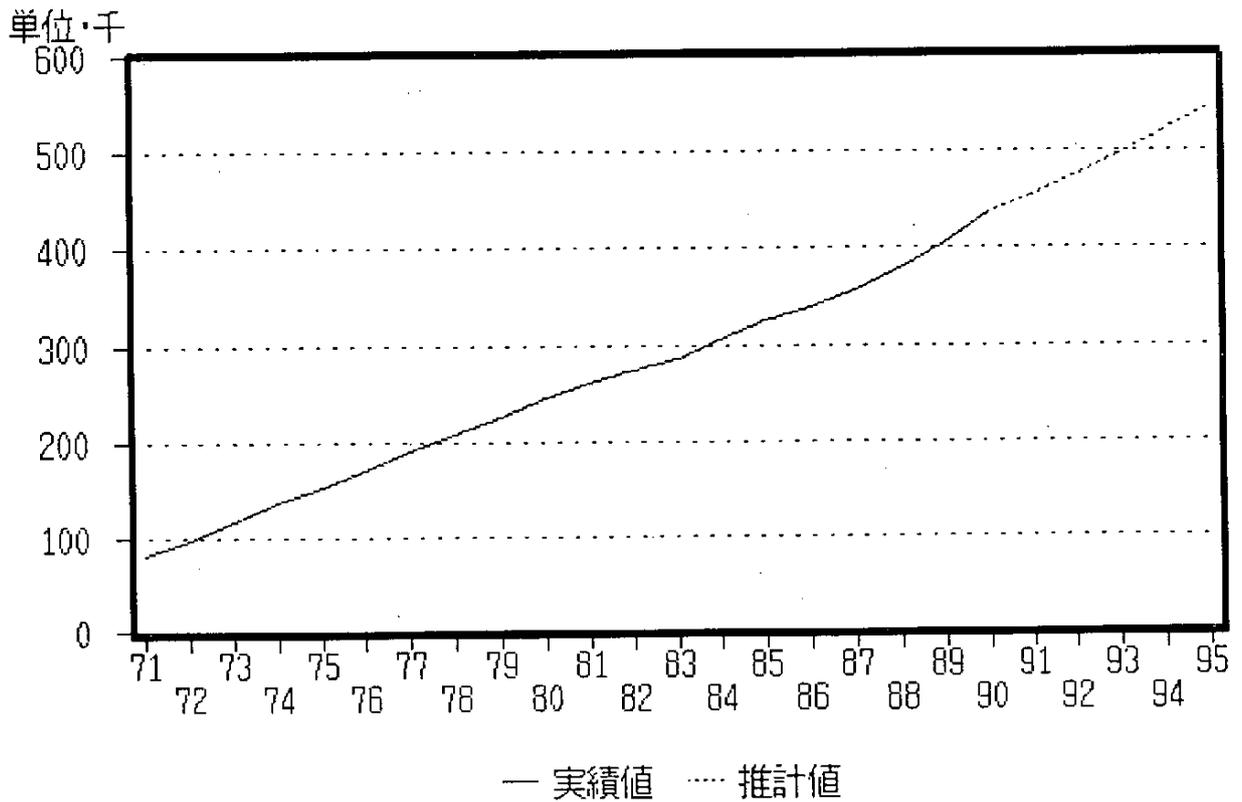
- ・ソフトウェアを経済予測に使用しやすい様に改良する必要がある。
- ・データの与え方について、前期比をシグモイド関数で変換したものを利用したが、

前期比が+から-にかわってもシグモイド変換後の数値は0.5を中心とした連続な値となり、前期比の変極点がうまくニューラルネットで表現されているか検討する必要がある。

- 上記に関連して、ニューラルネットへのデータの与え方について再考する必要がある。
- 同一期間の年次データを四半期データとすることにより学習データ数を増やした場合の予測精度の変化について調査する必要がある。

3.2-14図 予測結果

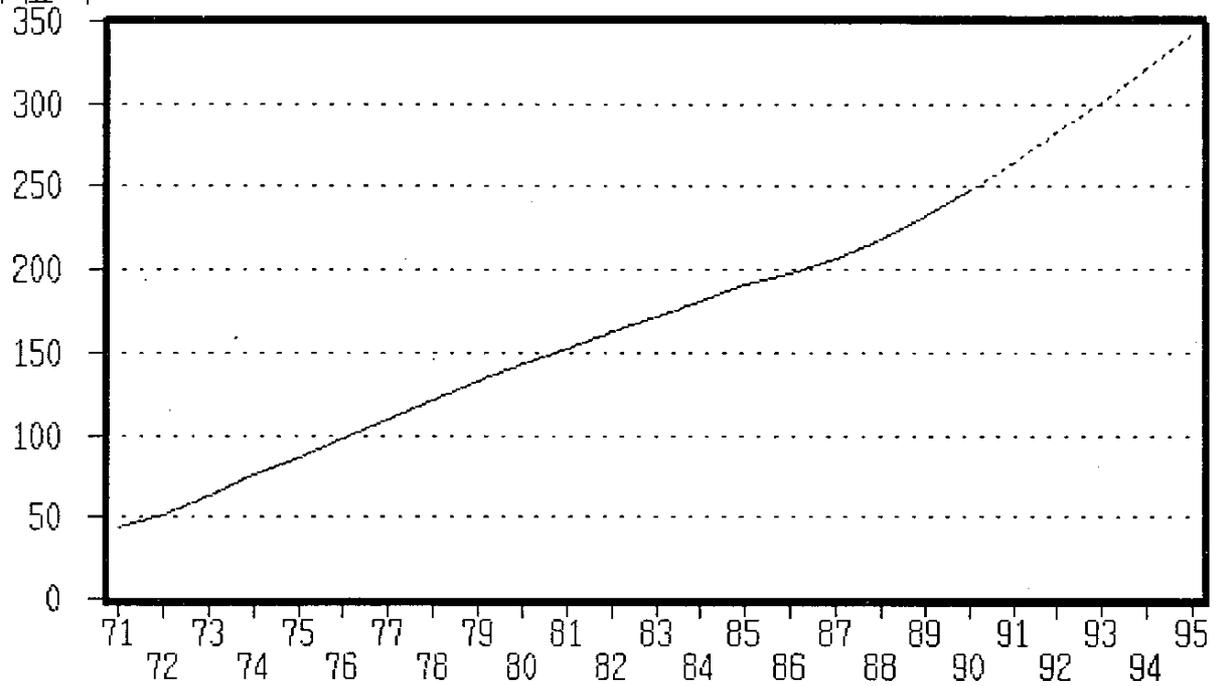
GNP 年度	実績値	推計値
71	82806.3	
72	96539.0	
73	116679.2	
74	138155.8	
75	152209.4	
76	171152.6	
77	190034.8	
78	208780.9	
79	225401.8	
80	245360.0	
81	260334.2	
82	273461.5	
83	285997.4	
84	305725.4	
85	325370.5	
86	339685.2	
87	356263.6	
88	379230.0	
89	406013.0	
90	436927.5	436927.5
91		454684.9
92		473298
93		495847
94		520777.9
95		545133



C

年度	実績値	推計値
71	44488.2	
72	52055.6	
73	62806.7	
74	76389.5	
75	86994.6	
76	98784.5	
77	109457.6	
78	120779.5	
79	132935.6	
80	143613.3	
81	152453.9	
82	163335.9	
83	171921.8	
84	180795.7	
85	190575.4	
86	198091.5	
87	206799.6	
88	218232.9	
89	232000.8	
90	247586.0	247586.0
91		264606.4
92		282606.6
93		300699.6
94		321155
95		341716

単位・千

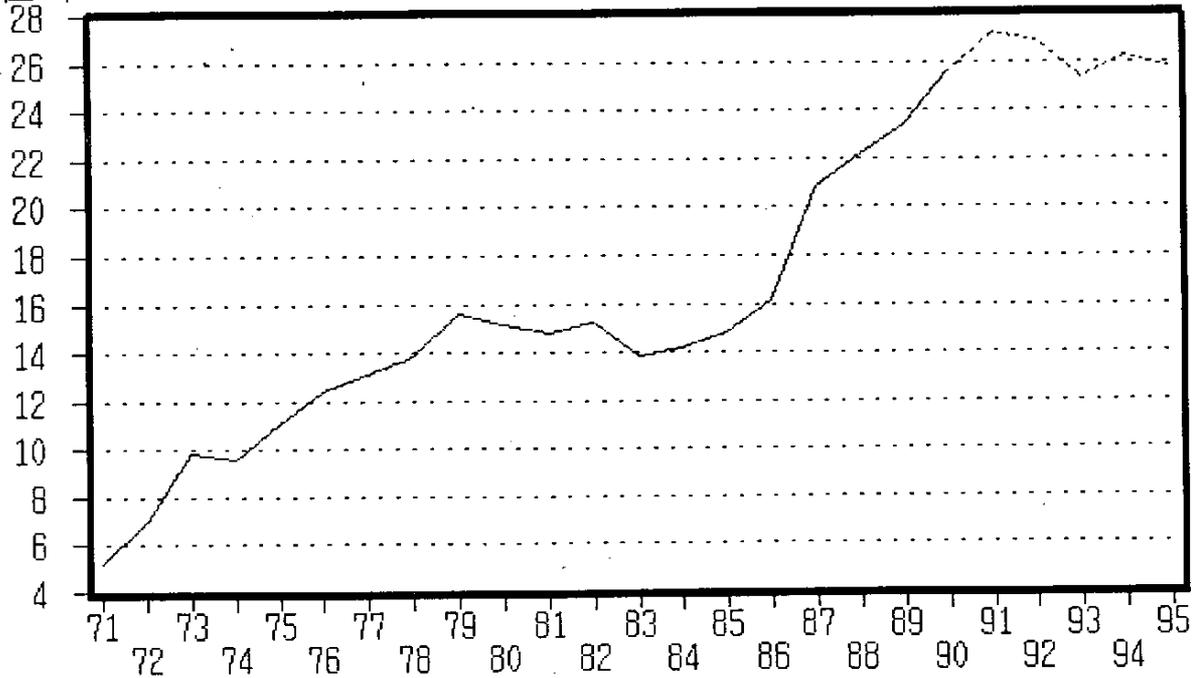


— 実績値 — 推計値

IH

年度	実績値	推計値
71	5233.2	
72	7027.6	
73	9849.2	
74	9615.3	
75	11100.4	
76	12381.9	
77	13122.5	
78	13848.9	
79	15575.3	
80	15132.3	
81	14810.0	
82	15223.8	
83	13872.3	
84	14217.6	
85	14760.8	
86	16176.2	
87	20849.7	
88	22112.7	
89	23416.7	
90	25580.8	25580.8
91		27209.8
92		26883.2
93		25377.4
94		26189.5
95		25770.5

単位・千

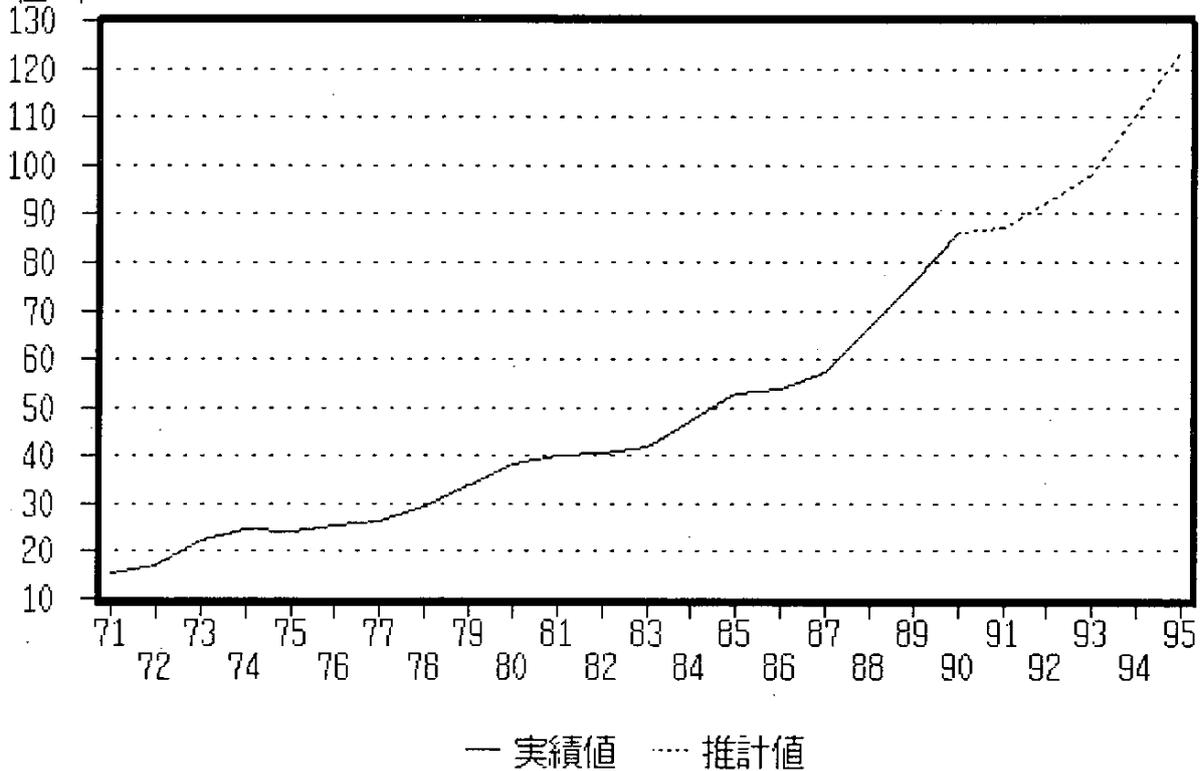


— 実績値 — 推計値

IE

年度	実績値	推計値
71	15296.7	
72	16893.6	
73	22430.0	
74	24551.9	
75	24374.0	
76	25607.7	
77	26453.5	
78	29335.5	
79	34018.9	
80	38539.4	
81	40035.9	
82	40550.2	
83	42076.4	
84	47218.7	
85	52959.7	
86	53625.2	
87	57421.8	
88	66687.9	
89	76083.7	
90	86327.4	86327.4
91		87112.6
92		92340.9
93		98252.8
94		110451.7
95		123721.9

単位・千

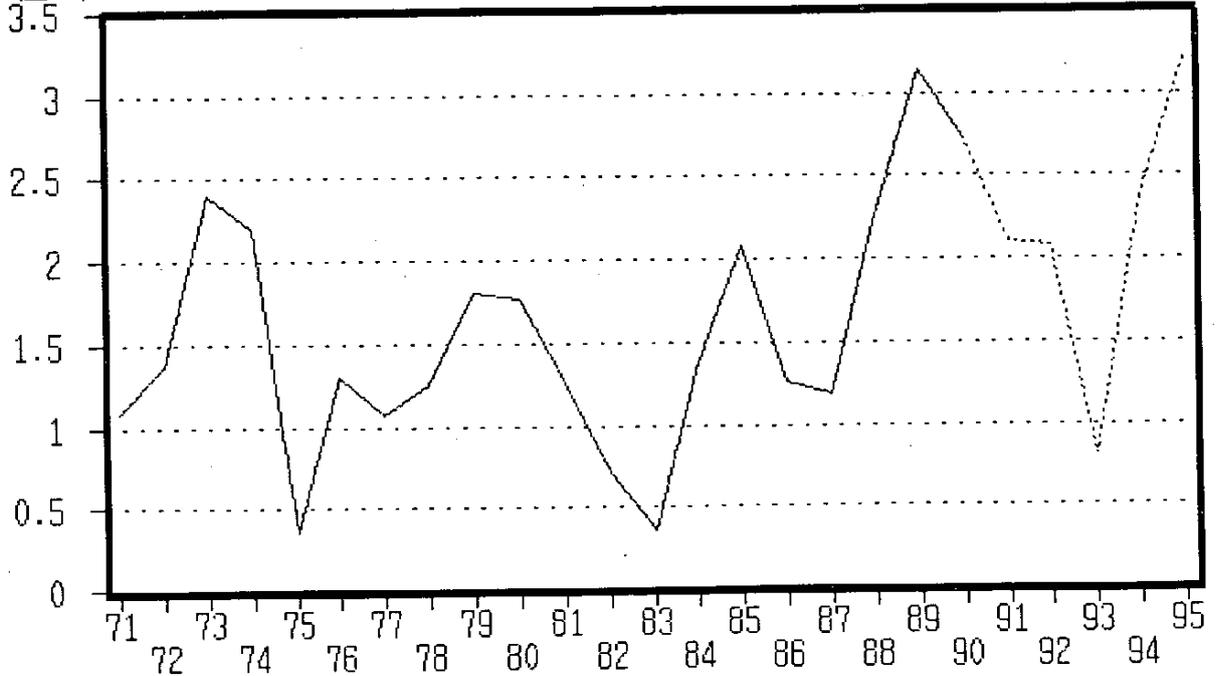


J

年度 実績値 推計値

71	1084.3	
72	1366.3	
73	2397.3	
74	2194.8	
75	361.1	
76	1308.9	
77	1065.6	
78	1250.1	
79	1805.0	
80	1775.4	
81	1265.0	
82	709.6	
83	364.3	
84	1372.6	
85	2076.4	
86	1266.6	
87	1185.1	
88	2265.4	
89	3142.3	
90	2730.9	2730.9
91		2110.8
92		2077
93		818.6
94		2374.7
95		3199.8

単位・千

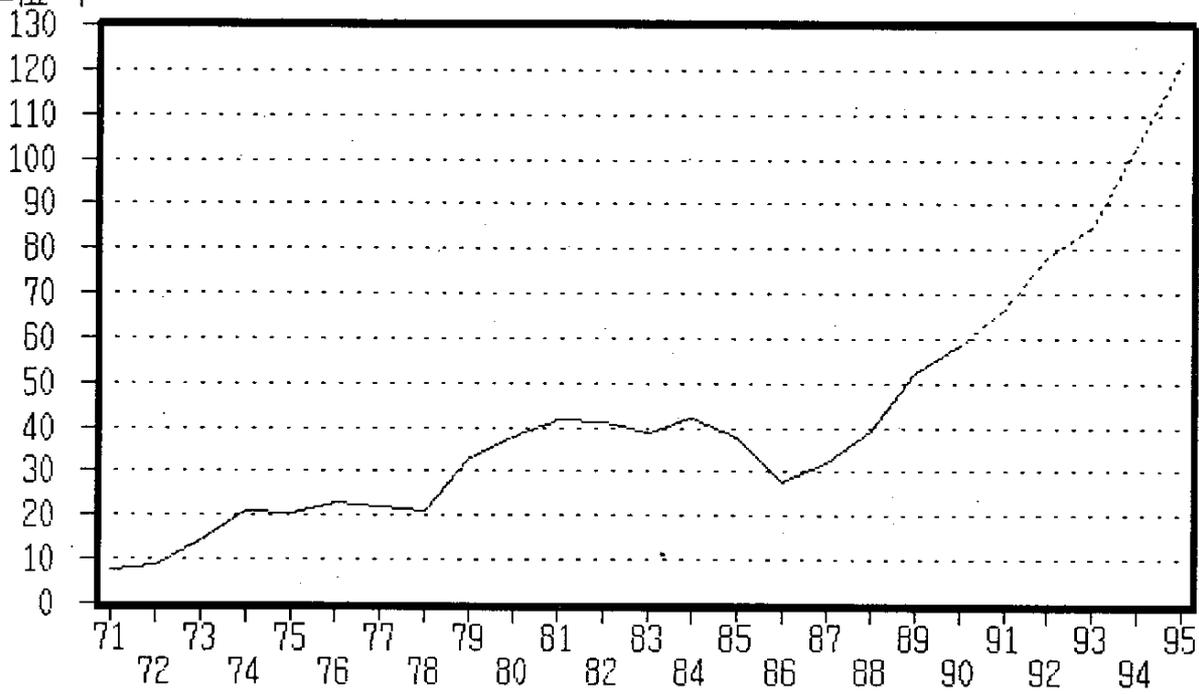


— 実績値 — 推計値

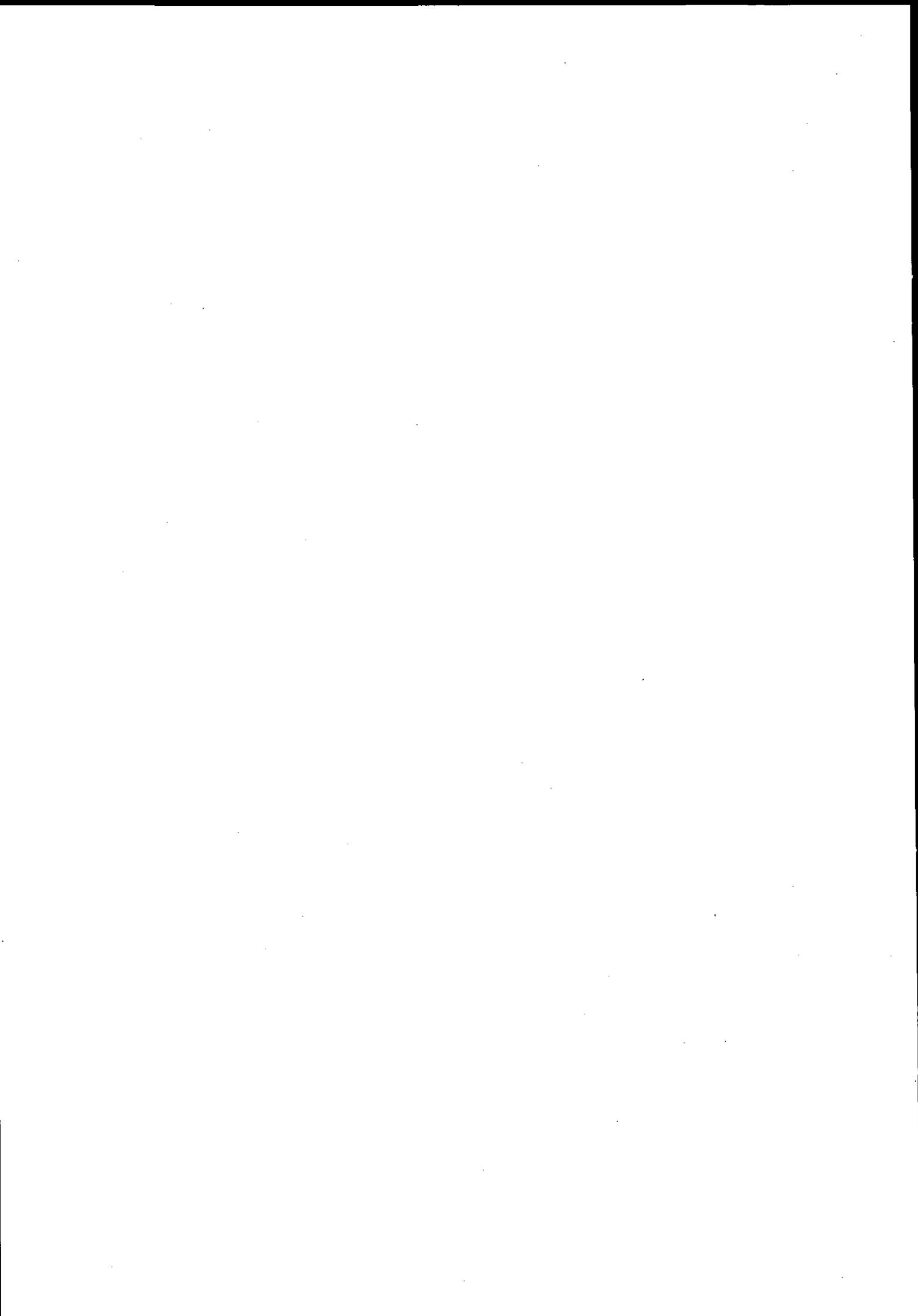
M

年度	実績値	推計値
71	7761.2	
72	8788.7	
73	14213.7	
74	21102.9	
75	20642.5	
76	23114.9	
77	22049.8	
78	21179.4	
79	33300.0	
80	37695.0	
81	41591.6	
82	41226.6	
83	38618.3	
84	42095.8	
85	37674.4	
86	27651.6	
87	32146.6	
88	39205.6	
89	52105.1	
90	58381.7	58381.7
91		66545.1
92		78287.4
93		84867.4
94		103270.5
95		121909.7

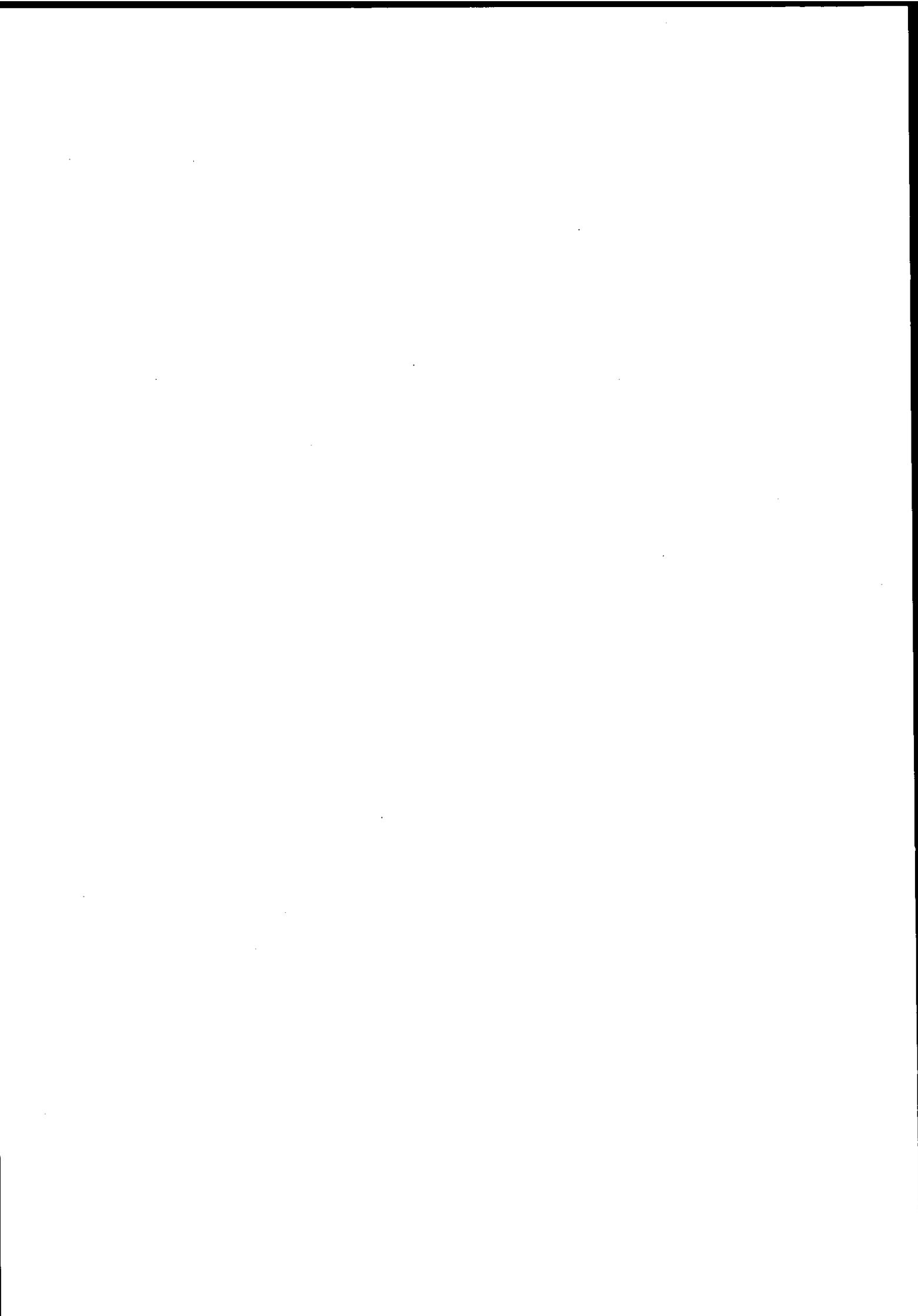
単位・千



— 実績値 - - - 推計値



3. 3 計量モデルとニューラルネットの比較



3. 3 計量モデルとニューラルネットの比較

以上のように、計量モデルとニューラルネットの2通りによる、わが国のマクロ経済指標の予測を行った。いずれの予測も、観測期間内の統計データをもとに変数間の関係を求め、得られた関係を何らかのテストを経てその安定性、継続性を仮定したうえで、観測期間の外へ外挿するという考え方によっている。

今回の作業による2つの予測には、変数間の関係の設定、その関係式の求め方、関係の安定のテスト等に3.3-1表のような違いがあり、その結果予測値にも3.3-2表のような違いが現われている。

3.3-1表 予測方法の比較

	計量モデル	ニューラルネット
変数間の関係の設定	<p>消費関数等、経済理論に準じた変数個別の関係の集合による、連立方程式体系</p> <p>$GNP=C+CG+IH+IE+IG+J+E-M$</p> <p>$C=f_1(GNP, C(-1))$</p> <p>$IH=f_2(GNP(-1), INT(-1))$</p> <p>$IE=f_3(GNP, INT(-1))$</p> <p>$J=f_4(GNP-GNP(-1), J(-1))$</p> <p>$M=f_5(GNP+M, M(-1))$</p>	<p>入力値の制約(-1~1、シグモイド関数の特性から0の周辺で変化率が高く収束しやすい)から伸率を扱う。各変数の伸率はモデルで取り上げる全変数各々の前3期までの伸率に依存する(GNPは定義式による)</p> <p>$(C(+1)/C, IH(+1)/IH, IE(+1)/IE, J(+1)/J, M(+1)/M)=f(C/C(-1), IH/IH(-1), IE/IE(-1), J/J(-1), M/M(-1), E/E(-1), INT/INT(-1), CG/CG(-1), IG/IG(-1), C/C(-2), IH/IH(-2), IE/IE(-2), J/J(-2), M/M(-2), E/E(-2), INT/INT(-2), CG/CG(-2), IG/IG(-2), C/C(-3), IH/IH(-3), IE/IE(-3), J/J(-3), M/M(-3), E/E(-3), INT/INT(-3), CG/CG(-3), IG/IG(-3))$</p>
関係式の求め方	<p>統計的対応関係</p> <p>直接最小自乗法による線型回帰で推定</p>	<p>確定的対応関係</p> <p>シグモイド関数により中間層を含む3層で重みづける、非線型対応</p>

関係式の テストの 方法	個別関係式として決定係数、t 値等 統計量 連立方程式体系として、外生変数、 先決変数の初期値を除くすべての説 明変数に推定値を逐次代入し、各期 の誤差の累積をみる（ファイナルテ スト）	中間層の設定が結果に大きな影響を 持つため、試みの中間層を幾通りか 設け、観測期間より短い期間のデー タによる関係式で残りの期間の事後 予測を行い、その成績により適切な 中間層を選択した後、改めて全観測 期間のデータにより関係式を求める
--------------------	---	--

3.3-2表 予測値の比較

(10億円、%)

記号	変数名	実績値 (1990)	予測値 (伸び率) (1995)	
			計量モデル	ニューラルネット
C	民間最終消費支出	247,586	316,328 (5.0)	341,716 (6.7)
IH	民間住宅投資	25,581	30,265 (3.4)	25,771 (0.1)
IE	民間企業設備投資	86,327	104,535 (3.9)	123,722 (7.5)
J	在庫品増加	2,731	1,878 (-7.2)	3,200 (3.2)
M	輸入等	58,382	76,776 (5.6)	121,910 (15.9)
GNP	国民総生産	436,927	548,866 (4.7)	545,133 (4.5)

これらの結果から、ニューラルネットによる予測を計量モデルによるものと比較しながらみていくと、前節でみたように、ニューラルネットは学習範囲に対しては驚くほどの適合性をみせる（在庫(J)や民間住宅投資(IH)参照）が、未学習パターンが出てくる予測では、慎重な作業が必要になる。3.3-2表にみる予測値においても、輸入にややニューラルネットの不安定さがうかがわれる。ただし、計量モデルでも対数線型の関係式が含まれる場合など予測値が暴走するということは経験的によくあることである。

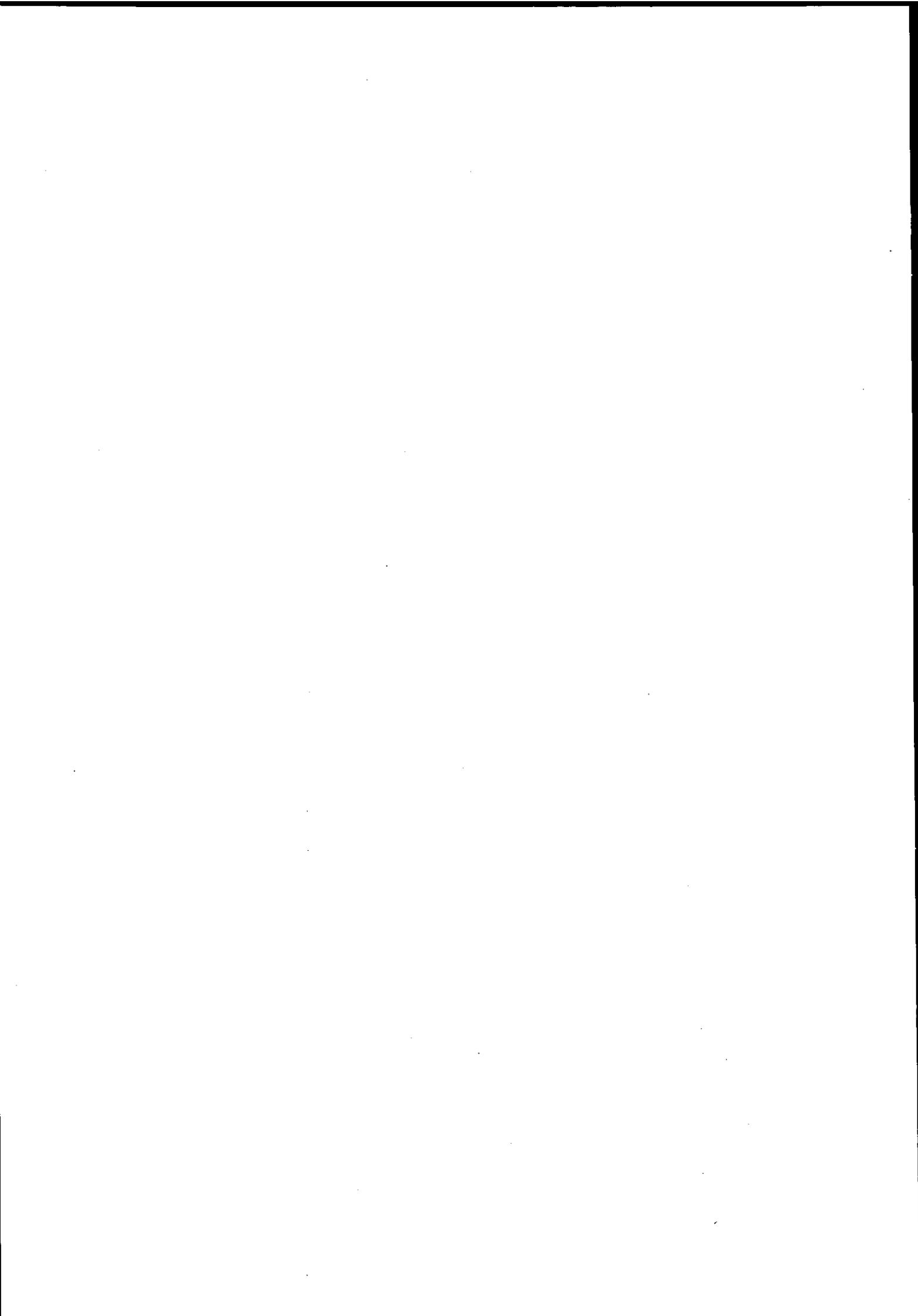
また、教師データに同じ入力値で異なる出力値の組合せがないようにする必要があるが、経済データの伸率をとる場合はこれは有り得ることで、データの取り方に注意

が必要となる。

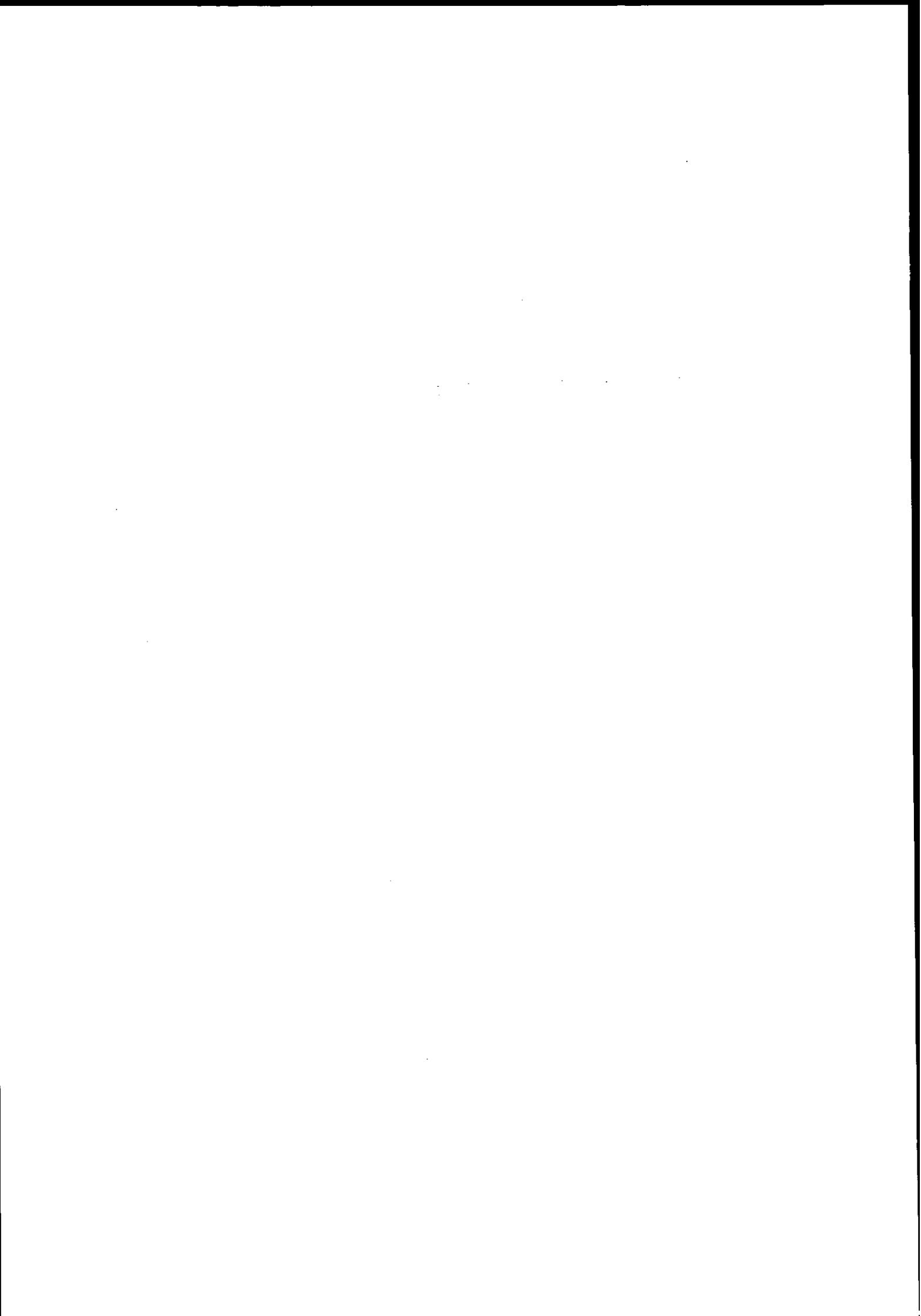
さらに、説明変数は先決である必要があり、同時決定が現在のシステムではできない。

このほか、変数間の関係の設定に理論的裏付けが希薄であるが、これは逆にニューラルネットでは変数間の依存関係を予め決める必要がなく、ニューロンの重み値から各変数間の関係を解釈できるとみることもできる。

このように経済予測の立場からはいくつかの疑問点も残されるが、ニューラルネットの立場からは、これまでおそらく先例のない、ニューラルネットを経済予測に応用するフロンティア的な試みとして評価されるべきものだと考える。



4. ニューラルネットの経済予測への適用についての の考察



4. ニューラルネットの経済予測への適用についての考察

計量経済分析において推定されるモデルは、基本的には、個人や企業の行動パターンを、何らかの価値基準や判断基準に基づいて最適化して得られる行動方程式が主体である。たとえば、予算制約条件のもとで効用最大化問題を解くことによって財の需要関数が導かれ、また一定の生産水準を前提として企業の費用最小化行動から費用関数が導かれる。そして、導かれた費用関数を、労働や資本などの要素価格で偏微分することによって各要素の需要関数が求められる。

いま、代表的個人の効用関数を

$$U = U(C, H) \quad (1)$$

とし、予算制約式を

$$Y = P_C C + P_H H \quad (2)$$

としよう。ここで、

U : 効用水準

C : 一般財の消費量

H : 住宅財の消費量

P_C : 一般財の価格

P_H : 住宅財の価格

Y : 所得

である。(1)式を(2)式の制約のもとで最大化すると、

$$C = C^D(P_C, P_H; Y) \quad (3)$$

$$H = H^D(P_C, P_H; Y) \quad (4)$$

といった各財についての需要関数が導かれる。これを対数線形に特定化すると、

$$\log C = \alpha_0 + \alpha_1 P_C + \alpha_2 P_H + \alpha_3 Y$$

$$\log H = \beta_0 + \beta_1 P_C + \beta_2 P_H + \beta_3 Y$$

となり、各 α と β は、それぞれ推定されるパラメータとなる。

この効用関数を拡張して、説明変数に1人当たりの社会資本ストック(G)を考慮すると、

$$U = U(C, H, G) \quad (1)$$

となる。需要関数(3)、(4)を(1)'に代入して得られる最大効用である間接効用関数は、

$$V = V(P_C, P_H; Y, G)$$

であり、地域間効用格差に基づく人口移動モデルにおいて、片対数による定式化は、

$$M = \gamma \log(V^A/V^*) \\ = \gamma_0 + \gamma_1 \log P_C/P_C^* + \gamma_2 \log P_H/P_H^* + \gamma_3 \log Y/Y^* + \gamma_4 \log G/G^* \quad (5)$$

と表現できよう。(5)式において、Mは地域Aの人口の純社会増加数、 V^A は地域Aの効用水準、アスタリスク(*)のついているのは各変数の全国平均値に対応したものである。また、効用関数は、対数線形のCobb-Douglas型に特定化している。地域の計量経済モデルにおいて人口移動関数が、所得格差や社会資本ストック格差、物価格差などによって説明されることがしばしばあるが、この理論的背景は(5)式に基づいているものと考えられる。

次に、民間企業設備投資について考えると、法人企業所得で説明する利潤原理とストック調整型モデルによって推定することがしばしば行われる。また、一期前の設備投資額とその全国値も説明変数として採用されることがある。この理論的根拠は、次の通りである。まず、今期のストックの望ましい量 KP^* は、今期の期待される生産額 Q^* に比例的であるとする。すなわち、

$$\textcircled{1} \quad KP^*_t = \alpha \cdot Q^*_t$$

ここで、 Q^*_t は幾何級数でウェイト付けされた分布ラグ関数

$$\textcircled{2} \quad Q^*_t = (1-\lambda)(Q_t + \lambda Q_{t-1} + \lambda^2 Q_{t-2} + \dots)$$

で表されるものとする。①に②式を代入して Q^*_t を消去すると、

$$\textcircled{3} \quad KP^*_t - \lambda KP^*_{t-1} = \alpha(1-\lambda) \cdot Q^*_t$$

となる。ここで純投資(NI)にかかるストック調整メカニズムを、

$$\textcircled{4} \quad NI_t = \mu (KP^*_t - \lambda KP^*_{t-1})$$

と表すと、④に③を代入することによって、粗投資(I_t)について

$$\textcircled{5} \quad I_t = \beta + \alpha \mu (1-\lambda) Q_t + \lambda I_{t-1} - \mu(1-\lambda) K_{t-1} - \mu \lambda (K_{t-1} - K_{t-2})$$

という推定する式が得られる。ここで、 β は置換投資を意味している。実際の推定においては、 μ と λ がともに1より小さな数となるので最後の項は省略される。

このように、計量モデルにおける各構造方程式は、一般的には行動モデルにその特定化の基礎を置いているといえよう。ただし、いわゆる連立方程式体系で記述される計量経済予測モデルの方程式にも、その説明変数を経験的に選択することもしばしばある。

これに対して、ニューラルネットにおいては、2章でも述べたように脳神経回路をモデル化したものでパターン認識に基づくものと解釈できる。ニューラルネットで経済モデルの予測をする場合には、モデルに含まれる内生変数や外生変数の過去のデータの線

形結合によって与えられた式に基づいて行う(3.2-2図参照)。したがって、現在の調査段階では、時系列の計量経済モデル体系において用いられる「内生変数を同期の外生変数で説明する」とか「内生変数間の同時決定という問題」を取り扱うことはできない。たとえば、所得分配式における同時決定の式であるとか、域内総生産と総需要のバランス定義式などを扱うことができないというソフト上のデメリットが存在している。

計量経済モデルの構造方程式の定式化やパラメータ推定が、大なり小なりミクロ経済学の行動モデルと数理統計学に基礎をおいているのに対して、ニューラルネットでの対応する式や説明変数の選択は若干恣意的であり、またパラメータの推定(ウェイトの決定)は機械的であるといえる。しかしながら、計量経済モデルでも、説明変数の選択には、フィットの良さや符号条件の妥当性などから経験に頼るところも少なからずあり、恣意性が存在している。本調査研究の例では、内挿テストや予測において、説明変数はすべての内生変数と外生変数の3期までのラグ変数を採用している。より厳密には、それらの伸び率をシグモイド変換した数値を入力している。何期までのどのラグ変数を採用するかということは、その客観的な判断が非常に難しい。あまり短い期間のラグ変数であると、中長期の大きな経済トレンドやサイクリックな変動をとらえることはできない。逆に長い期間のラグ変数を採用することは、中長期の経済変動をとらえることはできても、内挿テスト(事後的シミュレーション)の信頼性や安定性が低下し、さらに計算時間をより長く要するというデメリットが存在する。今回の研究では、3期ラグで27個の変数が説明変数として用いられ、各変数間にウェイトが決められるシステムとなっている。

ニューラルネットでは、計量経済モデルのパラメータ推定に対応するのは、中間層のニューロンにおける線形結合式のウェイトの決定である。これについては、最小自乗法とは異なり確率的ではないが、前章までに述べたバック・プロパゲーションやフォワード・プロパゲーションなどの方法により、ウェイトを修正していく過程の学習効果を採用することによってモデルの精度が高まっていく。そのため、計量経済モデルでいうトータルテストやファイナルテストに対応するところの事後的シミュレーションでは、非常に高い説明力を示すことが期待される。

採用する説明変数のラグの程度と中間層のニューロンの数の決め方は、予測の際に、非常に重要な役目を演じているがために、その決定に対しては慎重でなければならず、同時に多くの時間を費やすところとなる。選択における1つの判断基準は、本研究でも行ったように、いくつか実験を繰り返して、説明変数について実測値と理論値の間の誤

差率が最小となるように決める方法が、若干帰納的ではあるが、考えられる。

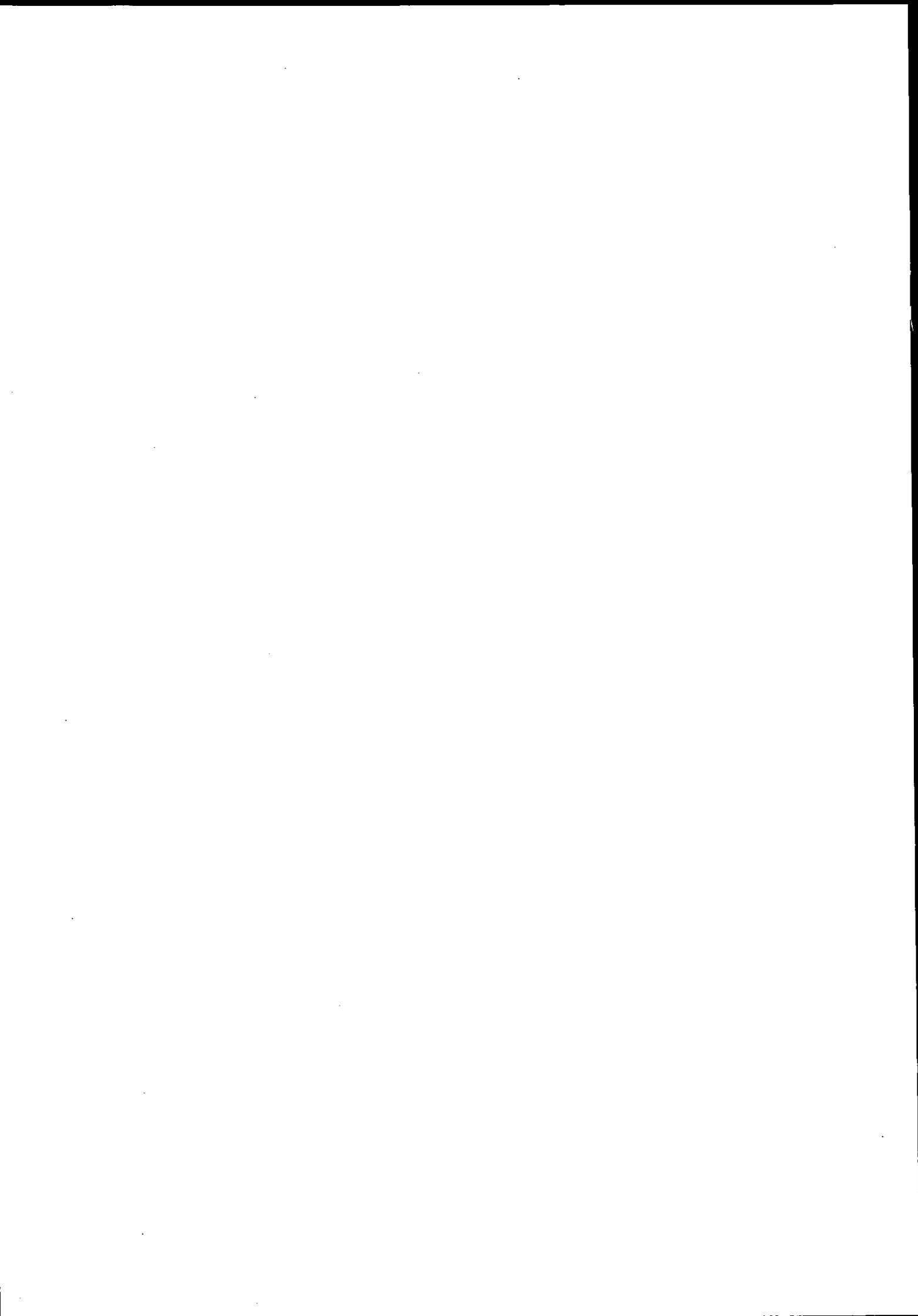
ところで、変動の幅の大きい在庫や輸入額について、計量モデルのファイナル・テストの結果 (P. 27、P. 28) とニューラルネットによるテストの結果 (P. 62、P. 63) を比較してみると、計量モデルでは大きなトレンドに従った予測になっており、その結果、被説明変数の細かい上下動がフォローできていないのに対し、ニューラルネットのテストでは、学習効果の結果、非常にうまく実測値をフォローしていることがわかる。周知のように、計量経済モデルでは内生変数の細かい動きを説明することは一般に非常に困難であり、また大きな経済変化についてはダミー変数を用いることが多い。この点を考えると、ウェイトの決め方が機械的であるということをしり引いても、ニューラルネットは計量経済モデルに比べて大きな優位性をもっているといえよう。

計量経済モデルがトレンド的であることは、その将来予測値の推移をみてもわかる。民間住宅投資や在庫投資の予測値をみると (P. 33、P. 35)、その傾向はより明かとなる。これに対して、ニューラルネットを用いた予測では、予測値は必ずしもトレンド的ではなく上下動がみられている (P. 72、P. 74)。もちろん、上下動がみられることがトレンド的予測に対して優れているとは短絡的に結論づけられないが、在庫投資や民間住宅投資などのように、一般に計量経済モデルでは表現しづらい上下動の変化をニューラルネットでは表すことができるのは、非常に斬新的であるといえよう。

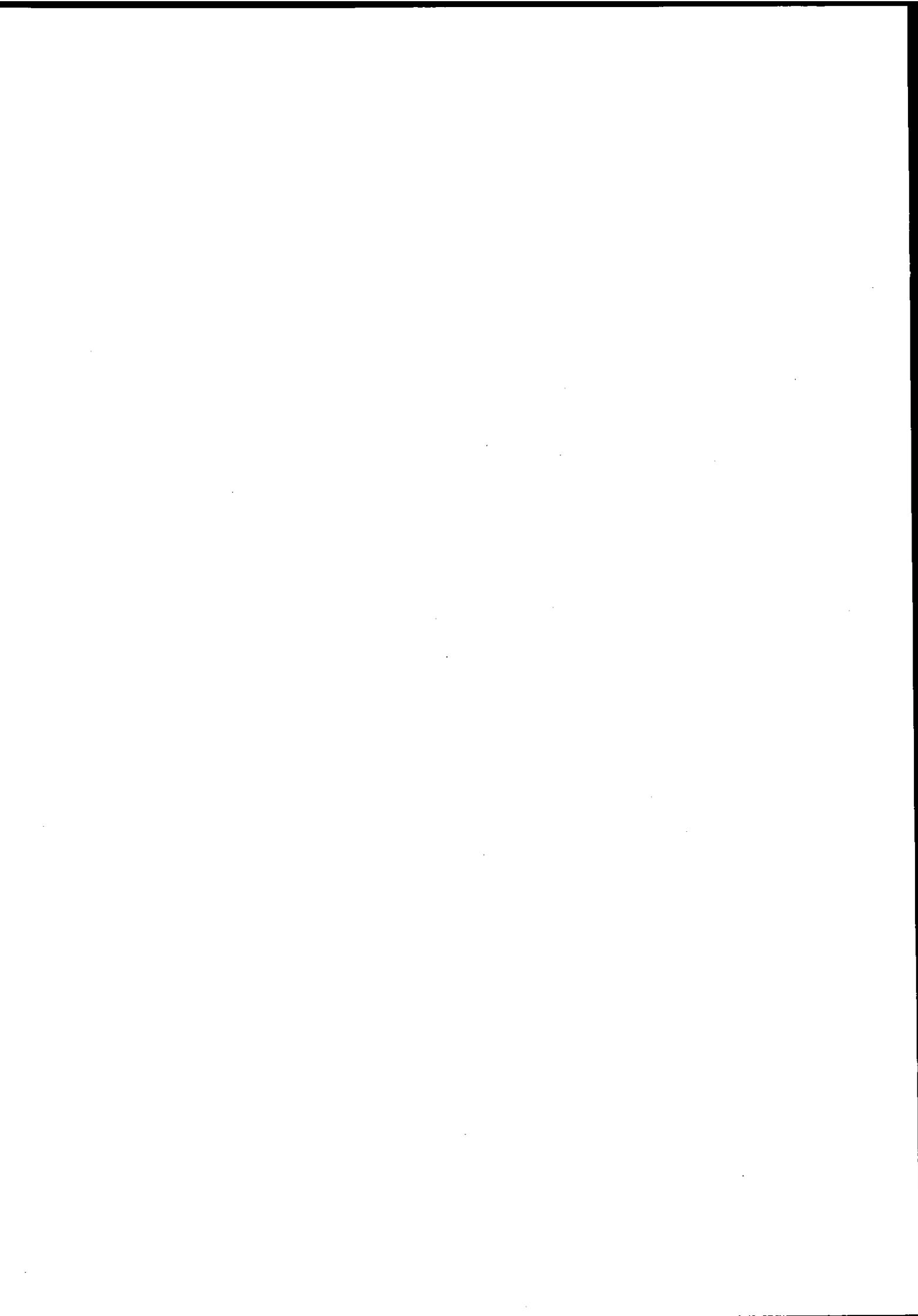
最後に、前章の最後で指摘された問題点の幾つかは、ニューラルネットに対する習熟とパソコンの技術進歩といった時間の経過によって解決されるものであるが、それ以外のなかで最も重要と思われる予測値が外れた場合の解釈、より根元的には予測された各変数の動きがなぜ現れたかというその要因についての経済的解釈の問題について考えてみる。これは、たとえば1993年度の在庫投資額の予測値は大きく落ち込んでいるし (P. 74)、また輸入額は大きく伸びているが (P. 75)、そのような要因がどこに存在するかを明確にしておかねばならないということである。これについては、ニューロンの数に対応した中間層の綿密な解釈と将来予測における政策シミュレーションをいくつか実行することによって、変化要因を類推することが1つの方法として考えられよう。

すでに指摘されたように、ニューラルネットを用いた経済予測においてはいくつかの改善点は存在しているが、短期的予測、すなわち、年次データであれば3年以内、月次データであれば1年以内といった期間については、慎重な要因解釈を伴えば、極めて有効であると思われる。

資 料



資料 1 都市計量経済モデルによる大阪市の人口予測



資料1. 都市計量経済モデルによる大阪市の人口予測

岡山大学経済学部助教授 中村 良平 氏

1. はじめに

従来開発されてきた都市・地域計量経済モデルは、需要主導型、供給主導型、それに需給調整型の3つのタイプのモデルに大きく分類されよう。需要主導型のモデルは、民間及び政府の支出（消費と投資）によって決定された域内の有効需要に依存して供給水準も定まり、同時に分配所得も決まるというプロセスをモデル化したものである。したがって、そこには供給水準を自立的に決定する生産関数が介在する余地はなく、労働需要も有効需要水準に対応して決定されることになる。この場合、この都市への人口社会純増は、常住地と就業地に差異のないときでは労働需要の増分で説明される。

大阪市のように都市圏域の中心都市で常住就業者よりも昼間就業者のほうが圧倒的に多く、その大部分は近郊都市域からの通勤流入者である場合は、労働需要の増分がそのまま当該都市への人口社会増加数、すなわち常住人口の増加になるとは限らず、中心都市の労働需要の増分に対応した潜在的純転入者が住宅立地選択のプロセスを経て中心都市か郊外都市域の社会増加になるために、労働需要の増加が中心都市の社会増に比例的に結びつくとは限らない。ここでいう住宅立地選択のメカニズムとは、中心都市と郊外近郊都市域に居住する場合の通勤時間、住宅価格、アメニティ等の際のトレードオフ選好に依存すると考えられる。

このような（有効）需要主導型モデルでは、供給能力の無限の伸縮性が暗黙裏に仮定されており、また価格による需給調整も明示的に考慮されていないので、したがって将来予測にモデルを用いるのであれば5年以内の比較的短期の予測をするのに対しては、このような需要主導型のモデルで十分であろうと考えられる。しかしながら、10年、15年先という中・長期の予測が主目的であるならば、そこには当然生産能力とか価格の変化を無視して諸変数の予測を行うことは的確ではないといえる。供給主導型のアプローチは、そのような生産・供給と価格メカニズムに焦点を当て、対象地域の生産関数、設備投資関数、労働需要関数の構造推定を中心に置くモデルである。供給構造を表す付加価値生産関数の説明変数が資本ストックと労働の2要素であると仮定すると、資本ストックの増分は設備投資関数によって与えられ、また労働需要関数は利潤最大化の条件によって導かれた労働需要関数を生産関数と同時に推定することによって求められる。このように求められた労働の需要関数は一般にそのときの生産額とか資本ストックのみならず実質賃金率の水準にも

大きく依存してくる。すなわち賃金水準が高いと産業の労働需要は減少し、低いと増加することが予想される。また名目賃金はフィリップス仮説によって、その変化率は前期の失業率が高いと下がり、低いと上昇する。したがって、たとえば前期の失業率が高いとすると、今期にかけての賃金の上昇率は低下し、その結果、名目賃金に関してのみ考えると今期の労働需要は増加に向い、労働力が一定の場合は今期の失業率が低下することになる。今期の低下した失業率は再び来期への賃金変化率に影響を与える。このように供給主導型モデルは価格が明示的に介在した形の労働市場の需給調整過程を通じて都市・地域の経済成長を表現するものである。人口移動についても地域間所得格差による説明は、このアプローチと同様の価格弾力性の高さを重視したものであるといえよう。

供給主導型のモデルは確かに生産・供給能力の問題を明示的に扱ってはいるものの、このモデルに支出面を付け加えると供給面からと需要面からの両方から域内総生産が決定されるという過剰決定の問題に直面してしまうという欠点が出てくる。そこで地域の一般価格指数であるインプリット・デフレーターを総需要・総供給調整のため価格として内生化した需給調整型モデルが需要主導型と供給主導型の統合モデルとして考えられる。このような都市・地域を対象とした需給調整型モデルは1969年に L. Klein が提示したのが最初であるが、今日に至るまでこのモデルは実証されてはいない。クラインの定式化では内生変数と方程式の数は一致しているものの、労働需要関数が欠落しておりモデルは不完全である。このモデルにおいては、地域のインプリット・デフレーターは推定されることになっているがこれを生産関数からの総生産額と有効需要からの総需要をバランスさせる意味において、その推定式は除くべきである。また都市・地域における重要な変数である人口が内生化されておらず、この点をモデルでは考慮しなければならない。

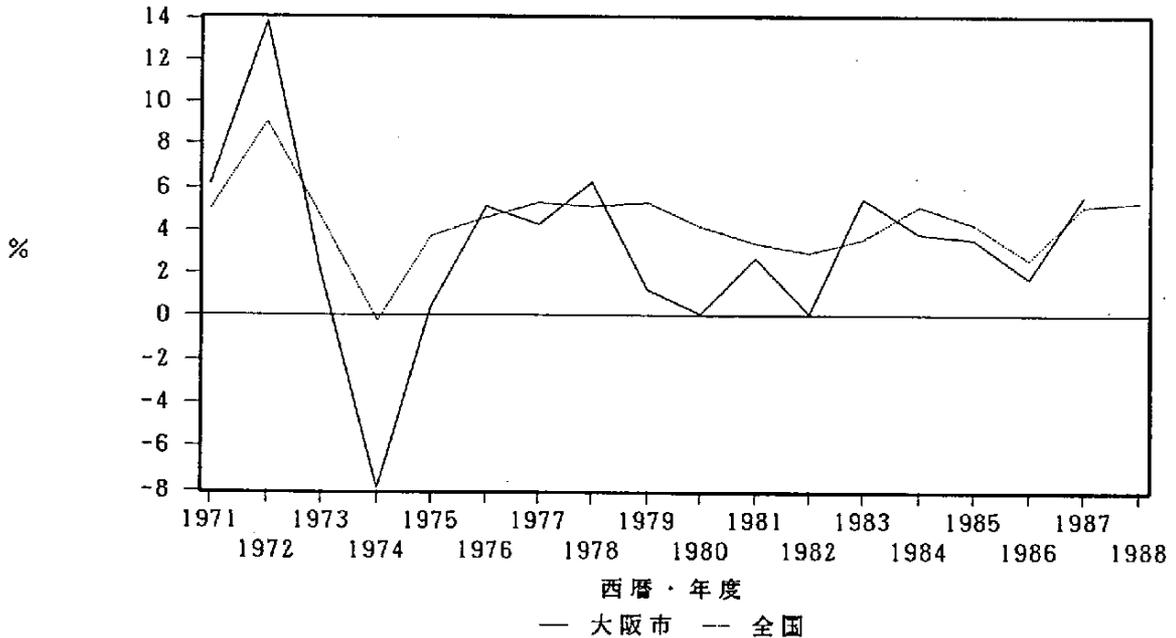
ここにおける大阪市の都市計量経済モデルにおいては、人口予測を中心テーマとしたものであるが、都市経済の開放性の高さ（人口移動の重要性）、また大阪市経済規模の大きさ、そしてここでは21世紀（2000年）までの長期予測を想定していること等を考慮すると、最後に述べたクライン型の需給調整アプローチを修正し、また人口を内生化して人口移動を明示的に推定するモデルを構築するのがもっとも適切であると判断される。

2. 大阪市経済のマクロ動向

モデルを説明する前に、その構築の前提となっている大阪市経済のマクロ的特徴を主要な変数についてみる。

まず、図-1は大阪市と全国の実質総生産の成長率についてみたグラフである。¹⁾

図-1
実質経済成長率の比較

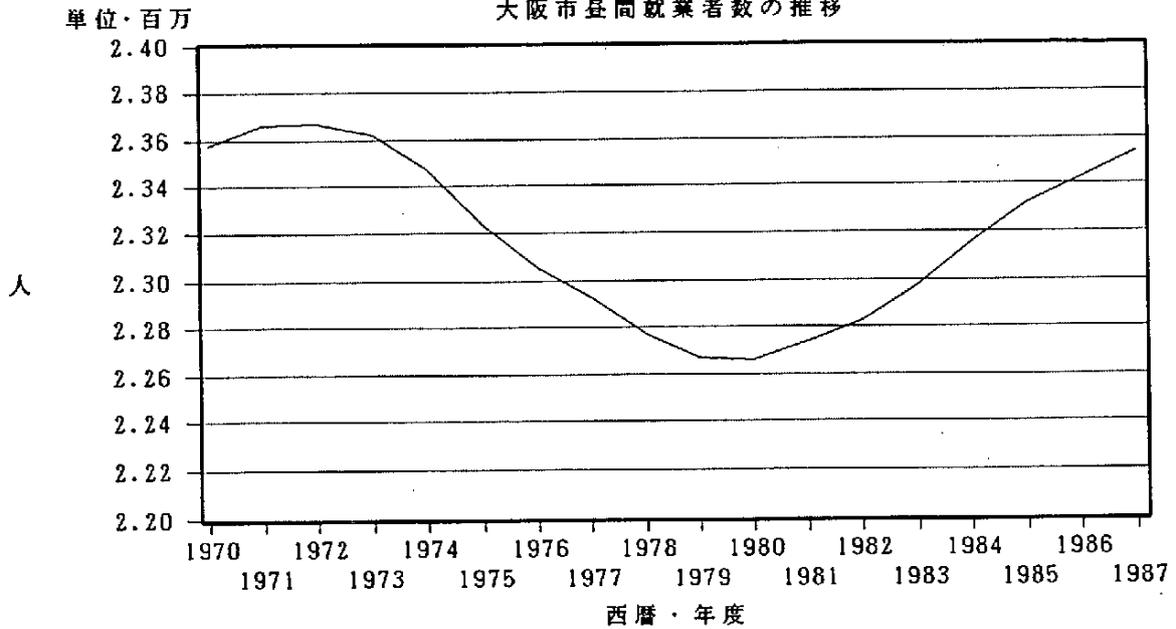


これによると、過去の多くの時点において大阪市の経済成長率は全国のそれを下回っていたが最近年次においては若干の上回りを示していることがわかる。第一次石油危機のマイナス成長を除くとほとんどプラスの成長率で推移している。これに対して図-2の昼間就業者の推移をみると、第一次石油危機前あたりから減少傾向が始まり、再び増加に転じるのは昭和55年以後となっている。総生産額が増加しているのに対しこのように就業者が減少するのは、労働需要の観点からすると生産の合理化など省力的な技術革新の進展が背後に理由として考えられるが、それでは増加に転じた以降を説明できない。マクロ的には、この期間の製造業の低成長が要因となってその就業者が大きく減少したことによっている。

¹⁾ 以下、データは全て昭和45年から利用できる最新年次までのものとした。

図 - 2

大阪市昼間就業者数の推移

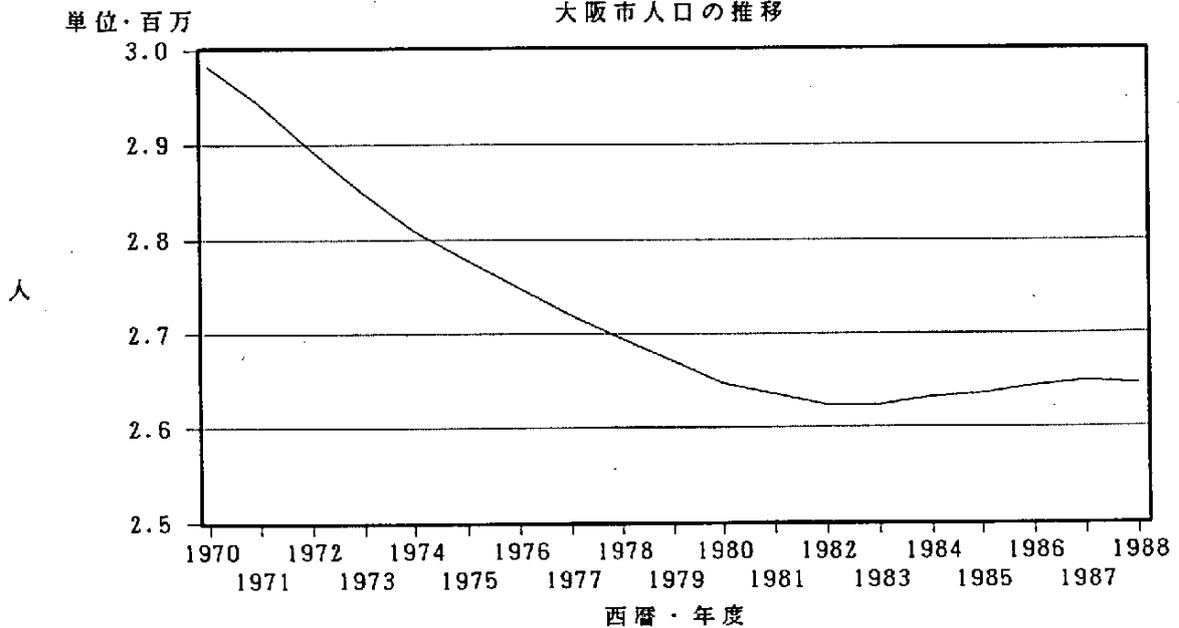


このような生産額と就業者の関係をモデルで構造推定するのは、極めて困難なことである。

昼間就業者のこのような推移に対して大阪市の常住人口は、次の図-3に描かれているように、昭和45年以降昭和57年まで低落傾向を示しており、その後若干の上昇の兆しをみせたものの最近年次では再び減少傾向を示しつつある。²⁾ 大阪市域の業務地域としての機能の拡大を考えると常住人口が低下するのは必然的とはいえ、人間が居住する都市にと

図 - 3

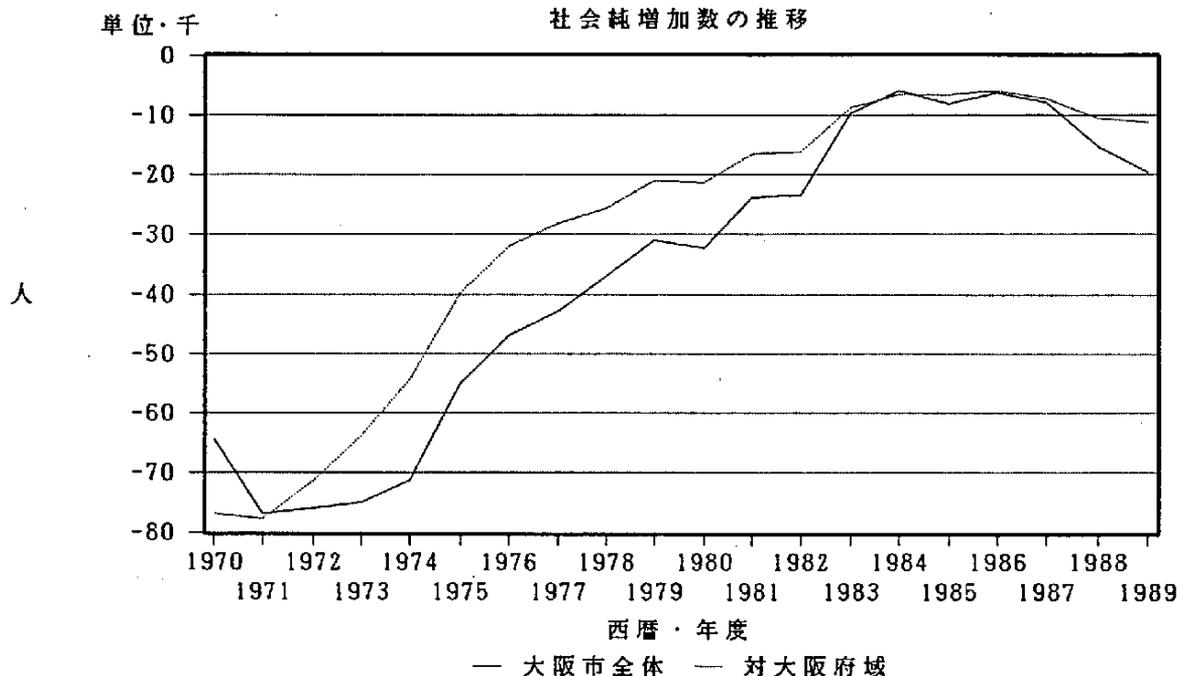
大阪市人口の推移



²⁾ 大阪市の人口のピークは昭和40年の315.6万人であり、その後昭和57年まで低下傾向を示した。

っては決して望ましいことと断定することはできない。また昭和60年前後の人口増加傾向は市内の住宅再開発など行政も含めた人口呼び戻し政策が背後にあるとも考えられている。住宅投資や公共投資との関連で、大阪市の人口が今後どのように推移していくかを予測することは、都市政策的にも都市計画上も重要なことである。

図 - 4
社会純増加数の推移



3. 大阪市計量モデルの構成と構造推定

大阪市の人口、雇用、生産額などの予測をおこなうための計量経済モデルとしては、5つのブロックから成るモデルを設定した。まず人口移動を中心とした「人口・労働力ブロック」、つぎに市内総生産と労働需要、賃金等が決定される「生産・雇用・賃金ブロック」、生産された付加価値が分配される「所得分配ブロック」、分配された所得に応じて決ってくる「支出・有効需要ブロック」、そして総需要・供給バランスから決まる地域のインプリシット・デフレーターとか消費者物価指数に類した民間消費支出デフレーターを初めとする各種デフレターの「デフレーター・価格ブロック」である。

推定期間は主として昭和45年から62年の18期間であり、推定方法は二段階最小自乗法を用いた。また以下に示した構造方程式の推定結果について、推定値の下の括弧内の値はt-値の絶対値、 R^2 は自由度修正済み決定係数、SEは推定された方程式の標準誤差、DWはダービン・ワトソン比を表している。

<人口・労働力ブロック>

今期の人口 (POP) は前期の人口 (POP₋₁) に今期の自然純増加数 (NATUG) と社会純増加数 (SOCIG) を加えたものと定義される。

$$(1) \text{POP} = \text{POP}_{-1} + \text{NATUG} + \text{SOCIG}$$

人口の自然純増加数 (NATUG) は、さらに

$$(2) \text{NATUG} = \text{B} - \text{D}$$

と定義される。出生数 (B) と死亡数 (D) は、それぞれ出生率 (R_B) と死亡率 (R_D) を外生変数として

$$(3) \text{B} = \text{R}_B \cdot \text{POP}_{-1}$$

$$(4) \text{D} = \text{R}_D \cdot \text{POP}_{-1}$$

という形で準外生的に求められる。

大阪市の人口社会増減については、大阪府域から大阪市への純転入 (NM_P) と府域を除く全国からの純転入 (NM_N) に分解して考えられる。この理由は、移動に占める前者の後者に対する割合が非常に大きく、また前者の移動要因が就業地が一定のままの住宅再立地行動に基づくものと考えられる反面、後者は大阪市の雇用吸収能力とか所得水準に依存して決まるものと考えられるからである。したがって、大阪市の社会増加数 (SOCIG) は、

$$\text{SOCIG} = \text{NM}_P + \text{NM}_N$$

と表現できる。予測に用いた構造方程式としては、両者を統合した

$$(5) \text{SOCIG} = 1233854 - 0.060416 \text{POP}_{-1} + 1.44356 \Delta \text{WKR} + 0.02842 \text{IPH}_{-1}$$

(2.87) (3.50) (13.2) (2.65)

R²=0.990 SE=1489.1 DW=1.82

を採用した。前期の人口のパラメータがマイナスであるのは人口流入に対して過密の不経済性を示すものである。また、 ΔWKR は大阪市の常住就業者数の増分、 IPH は民間住宅投資額である。前者の変数は主として大阪市の労働需要から派生する対全国からの純流入を説明するものであり、後者の変数は大阪都市圏からの転入要因を示すものである。

以上の各式において今期の人口が決定されると、それに伴って世帯数 (HOS) と市民労働力 (LF) が決まってくる。世帯数 (HOS) は核家族化を反映する意味で、また労働力人口も中高年層の割合の増加傾向を示す意味で、それぞれタイム・トレンド (T) を人口に対する係数ダミーとして採用した。これらの推定結果は、

$$(6) \text{HOS} = 326195 + (0.0039 \text{T} + 0.18558) \text{POP}$$

(6.48) (28.5) (10.8)

R²=0.991 SE=3728.3 DW=0.55

$$(7) \text{ LF} = -681400 + (0.00258 \text{ T} + 0.7397) \text{ POP}$$

(6.81) (8.89) (21.7)

$$R^2=0.986 \quad \text{SE}=6637.7 \quad \text{DW}=0.36$$

である。

<生産・雇用・賃金ブロック>

大阪市内の総生産 (Q) については、一次同次制約を付けた基本的な Cobb-Douglas 型生産関数によって推定する。また市内の労働需要については、労働市場の短期不均衡を調整する労働需要調整関数により、生産関数と同時的推定を行なっている。ここでの市内就業者数は昼間就業者 (L) である。したがって、生産関数は、民間資本ストックを KP 、 a_0 と a_K を推定されるべきパラメータとして

$$\log Q/L = a_0 + a_K \log(KP_{-1}/L)$$

と表される。また労働需要関数は、生産関数の労働に関する生産額最大の条件から導かれる理論的労働需要 (\hat{L}) と調整パラメータ (b, c) を用いて

$$(L/L_{-1}) = b(\hat{L}/L_{-1})^c$$

という需要調整関数を採用する。これらの式の推定結果は、

$$(8) \log Q/L = 0.60442 + 0.11491(\text{DUM72}+\text{DUM73}) + 0.66482 \log(KP_{-1}/L)$$

(9.63) (4.68) (18.2) $R^2=0.958 \quad \text{SE}=0.03 \quad \text{DW}=0.81$

$$(9) \log L = 0.0241 + (0.0137 \text{ DUM7080} + 0.0278) \log[0.33518 \text{ Q}/(\text{W}/\text{PI})]$$

(3.26) (7.57) (2.61) (18.2)

$$+ (1 - 0.0137 \text{ DUM7080} - 0.0278) \log L_{-1}$$

(7.57) (2.61) $R^2=0.802 \quad \text{SE}=0.01 \quad \text{DW}=1.38$

ここで DUM7080 は昭和45~55年が1となるダミー変数であり、大阪市の昼間就業者数 (L) の推移傾向が昭和55年を境にして変化したことを意味するものである。また、PI と W はそれぞれ市内のインプリシット・デフレーターと賃金水準である。

就業者数の他のもう1つの生産要素である民間資本ストック (KP) については、

$$(10) \text{ KP} = \text{KP}_{-1} + \text{IPF} - \text{DP}$$

の蓄積定義式で表現している。民間設備投資額 (IPF) と固定資本減耗額 (DP) については、推定式が後で示される。

常住就業者 (WKR) は、昼間就業者 (L) から市外からの通勤純流入者数 (NCL) を除いた数であるが、ここでは常住就業者数を、その一期前の値と労働力数 (LF)、昼間就業者の増分で説明する。

$$(11) \text{ WKR} = 31584 + 0.20071 \Delta L + 0.52337 \text{ WKR} + 0.43165 \text{ LF}$$

$$R^2=0.998 \quad \text{SB}=2335 \quad \text{DW}=1.09$$

したがって、市外からの通勤純流入者数 (NCL) は定義式として

$$(12) \text{NCL} = \text{L} - \text{WKR}$$

によって決定されることになる。さらに、このようにして求められた常住就業者数 (WKR) を市民労働力 (LF) から引くと、(13)式に示された完全失業者数 (U) となる。

$$(13) \text{U} = \text{LF} - \text{WKR}$$

名目賃金 (W) の変化率は、フィリップス仮説を採用し前期の失業率を説明変数として用いるが、これだけだと失業率が強く賃金水準に影響を及ぼしすぎる可能性があるため、昼間就業者一人当りの名目生産額 (N_Q) の前期の変化率を説明変数に加えている。

$$(14) \Delta W/W_{-1} = -0.3636 + 0.10578 \text{DUM73} + 0.16635 \text{DUM74} \\ - 0.1306 \log(\text{U/LF})_{-1} + 0.2406 \Delta(\text{N_Q/L})/(\text{N_Q/L})_{-1}$$

(3.87) (4.16) (8.18)
(4.16) (2.70)

$$R^2=0.929 \quad \text{SE}=0.02 \quad \text{DW}=1.47$$

<所得分配ブロック>

まず、(15)式によって名目市内総生産額が定義される。

$$(15) \text{N_Q} = \text{PI} \cdot \text{Q}$$

付加価値額としての名目総生産額から大阪市では通常マイナス値であるところの市外からの所得の純流入 (YNIN) を控除し、さらに固定資本減耗 (DP) と輸入税を考慮した間接税 (IDTX) マイナス補助金 (SUB) で定義される純間接税を除いたものが(16)式で表された要素価格表示の市民分配所得 (Y) となる。

$$(16) \text{Y} = \text{N_Q} + \text{N_YNIN} - \text{DP} - (\text{IDTX} - \text{SUB})$$

市民所得を決定するには、YNIN, DP, IDTX, SUBなどを決定しなければならない。まず市外からの所得の純流入 (N_YNIN) は、実質値の形で今期の市外からの通勤純流入者数 (NCL) によって説明する。

$$(17) \text{YNIN} = 6361000 - 10.850 \text{NCL} + 538011(\text{DUM74} + \text{DUM75})$$

(5.47) (9.04) (3.14)

$$R^2=0.838 \quad \text{SE}=22857 \quad \text{DW}=1.57$$

固定資本減耗 (DP) は、一期前の資本ストック額によって説明する。

$$(18) \text{DP} = 42114.8 + 0.0938(\text{PF} \cdot \text{KP})_{-1}$$

(0.66) (17.0)

$$R^2=0.948 \quad \text{SE}=89217 \quad \text{DW}=0.45$$

間接税 (IDTX) は、今期の名目総生産額 (N_Q) によって説明する。

$$(19) \text{IDTX} = -132264 + 0.0879 \text{N_Q}$$

(3.16) (21.3)

$$R^2=0.964 \quad \text{SE}=57624 \quad \text{DW}=0.76$$

補助金額は、 $R_SUB = SUB/N_Q$ で定義された補助金率を外生変数として

$$(20) \quad SUB = R_SUB \cdot NQ$$

のように準外生変数的な内生変数として表される。個人所得 (WP) は、市民分配所得の関数として、

$$(21) \quad WP = -19899.2 + 0.75168 Y$$

(0.21) (50.5)

$$R^2=0.993 \quad SE=132367 \quad DW=1.30$$

と表現される。法人企業所得 (YC) も個人所得と同様な考え方で

$$(22) \quad YC = -146173 + (0.25886 - 0.061663 DUM75)Y$$

(1.51) (17.3) (1.98)

$$R^2=0.951 \quad SE=130969 \quad DW=1.39$$

と推定される。

<支出・有効需要ブロック>

民間最終消費支出額 (CP) は 1 人当たりの消費額という形で、分配ブロックで決定された個人所得を対応するデフレーターで実質化したもの (WP/PC) と一期前の実質消費額によって説明される。

$$(23) \quad CP/POP = 0.07922 + 0.31016(WP/PC)/POP + 0.43047 CP_{-1}$$

(1.84) (2.16) (2.75)

$$R^2=0.945 \quad SE=0.02 \quad DW=1.27$$

政府の消費支出 (CG) は、トレンドによって

$$(24) \quad CG = 55776.2 + 0.94883 CG_{-1}$$

(2.86) (33.5)

$$R^2=0.986 \quad SE=12338 \quad DW=1.95$$

民間住宅投資額 (IPH) は、世帯数 (HOS) の増分、一期前の住宅投資額によって説明される。また説明変数に利子率 (R) を住宅投資デフレーター (PH) で実質化した金利を加えている。

$$(25) \quad IPH = 132770 + 6.10656 \Delta HOS + 0.4299 IPH_{-1} - 4133.35(R-100(PH-PH_{-1}))/PH_{-1}$$

(3.50) (2.24) (2.45) (2.60)

$$- 224844 DUM74 + 89523.6 DUM77$$

(4.88) (2.39)

$$R^2=0.742 \quad SE=35844 \quad DW=1.76$$

民間企業設備投資 (IPF) については、法人企業所得 (YC) で説明する利潤原理とストック調整型モデルによって推定した。また一期前の設備投資額とその全国値 (IPF, N) も説明変数として採用している。この理論的根拠は、次の通りである。まず今期のストックの望ましい量 KP^* は今期の期待される生産額 Q^* に比例的であるとする。すなわち、

$$\textcircled{1} \quad KP^* = \alpha \cdot Q^*$$

ここで、 Q^*_t は幾何級数でウェイト付けされた分布ラグ関数

$$\textcircled{2} \quad Q^*_t = (1-\lambda)(Q_t + \lambda Q_{t-1} + \lambda^2 Q_{t-2} + \dots)$$

で表されるものとする。①に②式を代入して Q^*_t を消去すると、

$$\textcircled{3} \quad KP^*_t - \lambda KP^*_{t-1} = \alpha(1-\lambda) \cdot Q^*_t$$

となる。ここで純投資 (NI) にかかるストック調整メカニズムを、

$$\textcircled{4} \quad NI_t = \mu (KP^*_t - \lambda KP^*_{t-1})$$

と表すと、④に③を代入することによって、粗投資 (I_t) について

$$\textcircled{5} \quad I_t = \beta + \alpha \mu (1-\lambda) Q_t + \lambda I_{t-1} - \mu (1-\lambda) K_{t-1} - \mu \lambda (K_{t-1} - K_{t-2})$$

という推定する式が得られる。ここで、 β は置換投資を意味している。実際の推定においては、 μ と λ がともに 1 より小さな数となるので最後の項は省略される。推定結果は、

$$\begin{aligned} (26) \quad IPF = & 361231 + 0.37148 YC/PF - 0.04374 KP_{-1} + 0.41429 IPF_{-1} + 1.66379 IPF_N \\ & (3.48) \quad (3.42) \quad (3.28) \quad (3.78) \quad (2.28) \\ & R^2=0.977 \quad SE=56354 \quad DW=2.52 \end{aligned}$$

となる。在庫投資関数 (JP) は、市内総支出の変化分で説明する。市内総支出の増分に対しては在庫の減少が予想されるため符号はマイナスであることが期待される。

$$\begin{aligned} (27) \quad JP = & 367140 - 0.28065 \Delta(N_GUE/PJ) + 1017000 DUM72 \\ & (9.06) \quad (6.15) \quad (8.59) \\ & R^2=0.852 \quad SE=112493 \quad DW=1.39 \end{aligned}$$

純移出と統計上の不突合 (EMRBS) は実質総生産額 (Q) と全国の GDP、さらにデフレーターを用いた相対価格で説明する。

$$\begin{aligned} (28) \quad \log(EMRBS) = & 2.2185 + 0.98267 \log(GDP) - 0.98302 PI/P - 0.09246 DUM79 \\ & (3.66) \quad (25.0) \quad (2.95) \quad (2.57) \\ & R^2=0.976 \quad SE=0.03 \quad DW=1.46 \end{aligned}$$

次の(29)式は、実質タームで推定された各有効需要項目に、それぞれ対応するデフレータを乗じて名目市内総支出額を定義する式である。

$$(29) \quad N_GUE = PC \cdot CP + PCG \cdot CG + PH \cdot IPH + PF \cdot IPF + PG \cdot IG + PJ \cdot JP + N_GJP + PRES \cdot EMRES$$

$$(30) \quad GUP = N_GUP/PI$$

<デフレーター・価格ブロック>

次の(29)式によって与えられた名目市内総支出と(8)式で決定された実質市内総生産の比によって定義されるのがインプリシット・デフレーターである。これが市内の総需要と総供給の需給バランスをつかさどる。

$$(31) \quad PI = N_GUE/Q$$

消費者物価指数に類する指数である民間最終消費支出デフレーター (PC) は、前期の賃金水準とインプリシット・デフレーターのフィードバックによって説明する。

$$(32) \quad PC = 0.1295 + 0.34208 PI + 0.15070 W_{-1}$$

$$(5.67) \quad (5.94) \quad (16.4)$$

$$R^2=0.998 \quad SE=0.01 \quad DW=1.68$$

政府最終消費支出デフレーター (PCG) は、前期の政府最終消費支出デフレーター (PCG) と市内のインプリシット・デフレーターの値がフィードバックする定式化になっている。

$$(33) \quad PCG = -0.0033 + 0.53801 PI + 0.51073 PCG_{-1}$$

$$(0.08) \quad (3.54) \quad (4.46)$$

$$R^2=0.991 \quad SE=0.02 \quad DW=1.44$$

民間住宅投資デフレーター (PH) も、前期の値とインプリシット・デフレーターの値がフィードバックする定式化になっている。

$$(34) \quad PH = -0.08799 + 1.0531 PI + 0.02564 PH_{-1}$$

$$(2.55) \quad (6.62) \quad (0.19)$$

$$R^2=0.993 \quad SE=0.02 \quad DW=1.28$$

民間設備投資デフレーター (PF) は、前期の値と市内のインプリシット・デフレーターの値がフィードバックする定式化になっている。

$$(35) \quad PF = 0.1617 + 0.46277 PF_{-1} + 0.36446 PI$$

$$(3.24) \quad (1.87) \quad (1.67)$$

$$R^2=0.939 \quad SE=0.04 \quad DW=1.40$$

在庫投資デフレーター (PJ) は、市場利子率 (R) と市内インプリシット・デフレーターによって説明される。

$$(36) \quad PJ = -0.1405 + 0.81425 PI + 0.03947 R$$

$$(1.76) \quad (5.33) \quad (17.6)$$

$$R^2=0.998 \quad SE=0.01 \quad DW=1.68$$

公的投資デフレーター (PG) についても、推定式は PH や PF などと同じである。

$$(37) \quad PG = -0.02549 + 0.99874 PI + 0.0250 PG_{-1}$$

$$(1.15) \quad (0.23) \quad (8.25)$$

$$R^2=0.995 \quad SE=0.01 \quad DW=1.32$$

純移出+統計上の不突合 (PRES) については、GNPデフレーター (P) と今期の市内インプリシット・デフレーターのフィードバックでもって説明する。

$$(38) \quad \log(PRES) = -0.03445 + 0.77807 \log PI + 0.17907 \log P$$

$$(2.95) \quad (4.17) \quad (0.94)$$

$$R^2=0.989 \quad SE=0.03 \quad DW=1.18$$

4. モデルの適合度 —事後的シミュレーション—

推定された個々の方程式の適合度は、構造方程式の右辺にある説明変数に実績値を代入して被説明変数の理論値を計算して観測値との間の比較を試みる「パーシャル・テスト（部分テスト）」によって、通常決定係数（ R^2 ）の大きさに判断される。しかしながら、連立方程式体系モデル全体の適合度をみるためには、パーシャル・テストは適当でないといえる。それは、個々の方程式のフィットが良くてもモデル全体で同時に動かした場合、内生変数間相互の影響が入ってくるため必ずしもモデルが高いパフォーマンスを示すとは限らないからである。そこで先決変数に実績値を与えモデルを解いてみる訳であるが、実績値の与え方によって2通りのテストが考えられる。1つはラグ付き内生変数と外生変数に実績値を与えてモデルを解いた結果を判断する「トータル・テスト（全体テスト）」、もう1つは、外生変数のみに実績値を与えてモデルを解き、その結果を判断する「ファイナル・テスト（最終テスト）」がある。ファイナル・テストは、予測・シミュレーションと方法上なら変わりはない。

以下では、ファイナル・テストの結果を、その評価基準に MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR（平均絶対誤差率）を採用し、以下にその結果を示している。MAPE（Mean Absolute Percentage Error）とは、時間 t の観測値を Y_t 、理論値（推定値）を \hat{Y}_t 、テスト期間を T とすると、

$$MAPE = 100 \cdot \left\{ \sum_{t=1}^T |(\hat{Y}_t - Y_t) / Y_t| \right\} / T$$

と表される。

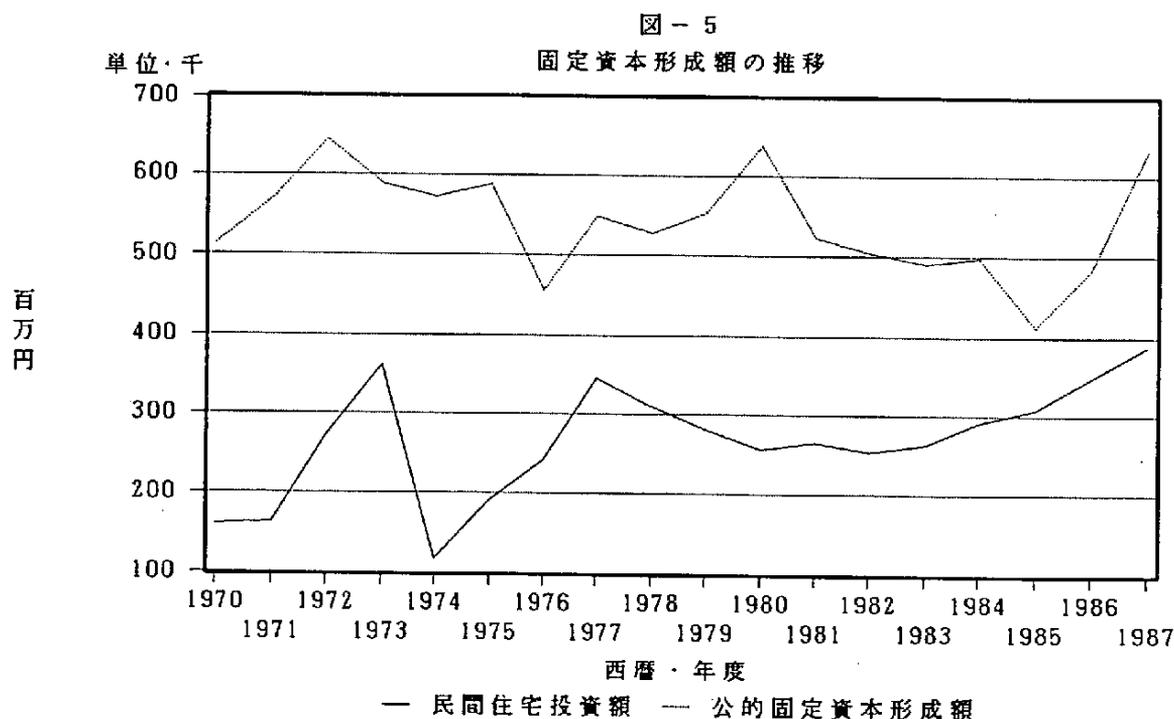
5. 将来予測・シミュレーション

(1) 外生変数の将来値の設定

将来予測を行う場合の外生変数の設定方法としては、基準（STANDARD）ケースとして次の表に示した状況を設定した。

外 生 変 数	設 定 値
国内の実質総生産額	'89年以降4.3%、'93年まで3.7%、2000年まで3.8%でそれぞれ対前年比の伸び率で成長
全国民間企業設備投資	'89年以降5.5%、'93年まで5.2%、2000年まで5.3%でそれぞれ対前年比の伸び率で成長
GNPインフレーション・デフレ率	'89年度以降2000年まで1.0%の伸び率
利子率：銀行約定金利	'89年以降：5.5, 6.8, 6.6, 6.5, 6.5, 6.4, 6.3, 6.2, 6.1, 6.1, 6.1
公的固定資本形成	'87年度値（633,139百万円）で固定
名目公的在庫投資額	'88年度以降、0で固定
出生率	'89年以降は1.0%の割合で減少（'88年までは実績値）
死亡率	0.35%の割合で増加（'88年までは実績値）
補助金率	'87年度値で固定

また比較ケースとしては、人口動向の変化に着目し通常の政策変数である公的固定資本形成のみならず、民間住宅投資を外生変数扱いして政策効果をみる状況を設定した。過去の公的固定資本形成額（IG）と民間住宅投資額（IPH）の推移は下のグラフに示した通りである。



双方とも最近年次において高水準に達していることから、1つは公的固定資本形成額を1986年度水準（1987年度の30.7%減）で将来値を設定した

・ LOW PUBLIC INVESTMENT SIMULATION CASE

2つめは、基準ケースに対して民間住宅投資を外生化して'88年度から'94年度までの7年間は'87年度値の10%増で固定し、以後は'87年度値に戻すという

・ PRIVATE HOUSING INVESTMENT IMPACT SIMULATION CASE

さらに3つめの政策シミュレーションとしては、上記の10%増の住宅投資額を2000年まで維持した

・ PRIVATE HOUSING INVESTMENT SUSTAINED SIMULATION CASE

を設定し実行した。また、これらの投資の変化分に対応して、供給能力についてもその対応額が変化するものと仮定して、定数項修正と同じ方法で生産額に上積みを行った。

(2) 予測・シミュレーション結果

図-6

人口予測シミュレーション

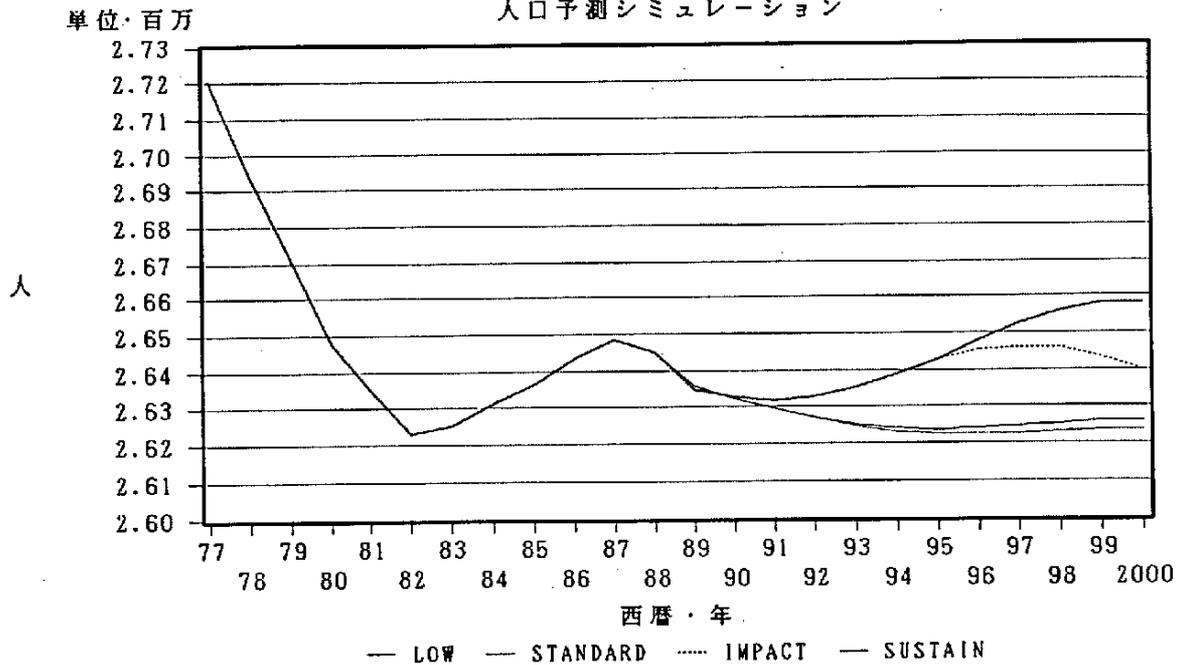
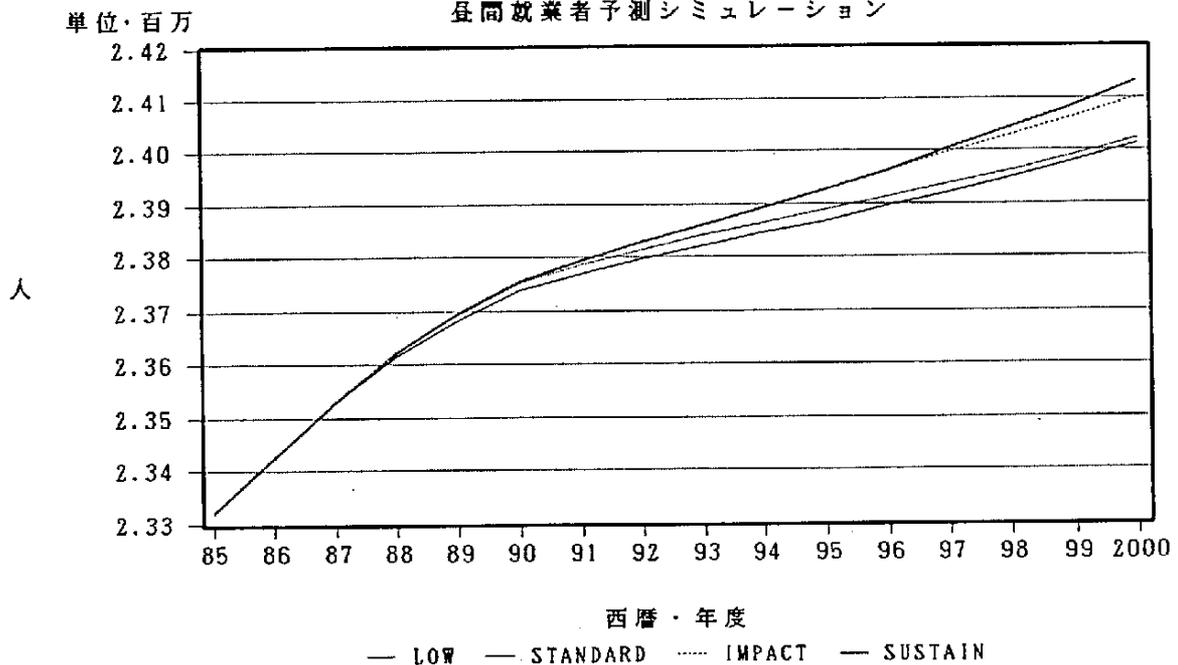


図-7

昼間就業者予測シミュレーション



大阪市の常住人口は既に述べたが、87年（昭和62年）以降再び減少方向に向かっている。近年のピーク時は87年の264.8万人であった。高水準の民間住宅投資が維持された場合は、'91年あたりから人口は上昇傾向になり、2000年には266万人に回復することが予想されるが、現状のままでは人口減少傾向は'95年あたりまで続きその後262万人強の水準となることが予測されている。

STANDARD CASE と LOW INVESTMENT CASE を比較してみると、昼間就業人口が増えることは必ずしも常住人口の増加をもたらすものではないことがわかる。このことは大阪市の業務地域としての機能拡大が常住人口を逆に減らすことを示唆している。

下のグラフは市内総生産額の予測値を示したものであるが、このデータを用いて民間住宅投資の乗数効果を求めることができる。乗数値は、

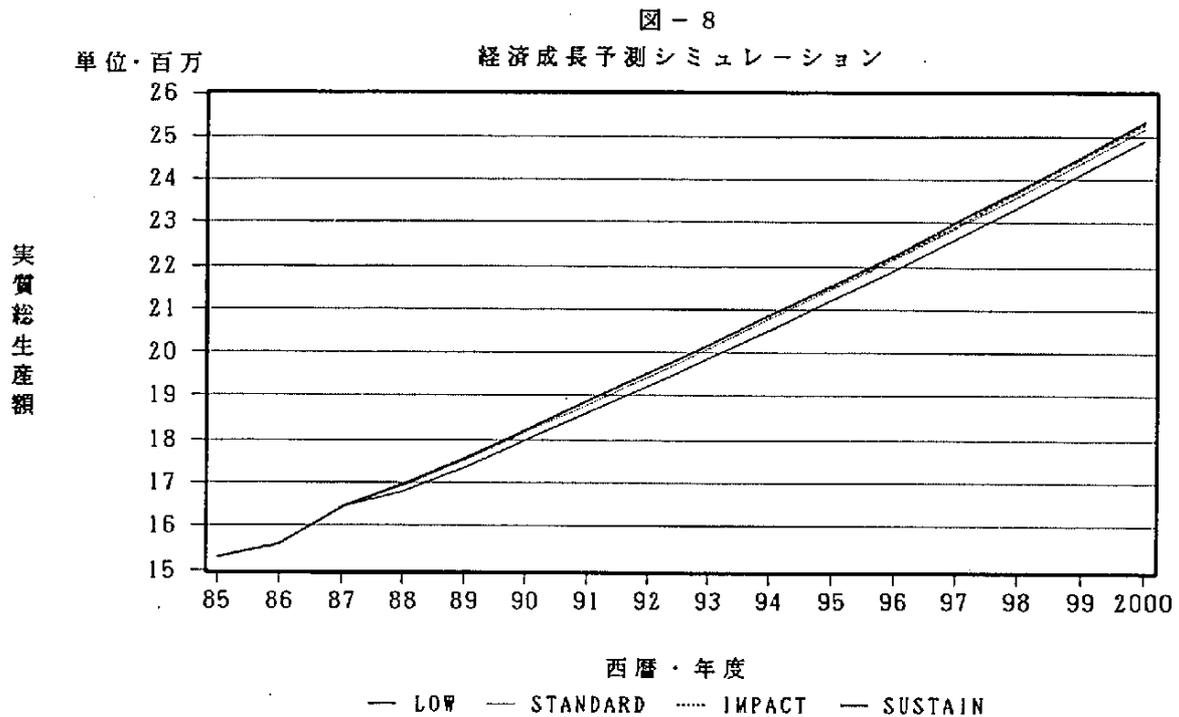
・ PRIVATE HOUSING INVESTMENT IMPACT SIMULATION CASE

3. 28% (生産額の増分は55年価格で8861億円)

・ PRIVATE HOUSING INVESTMENT SUSTAINED SIMULATION CASE

2. 45% (生産額の増分は55年価格で1兆2273億円)

であった。サステインド・シミュレーションの方が低い値となっているのはシミュレーションを2000年で打ち切ったためであり、期間を延長すれば両者はやがて逆転するはずである。



< 参照資料 >

「大阪市将来人口予測推定モデル」、大阪市総合計画局、昭和62年3月

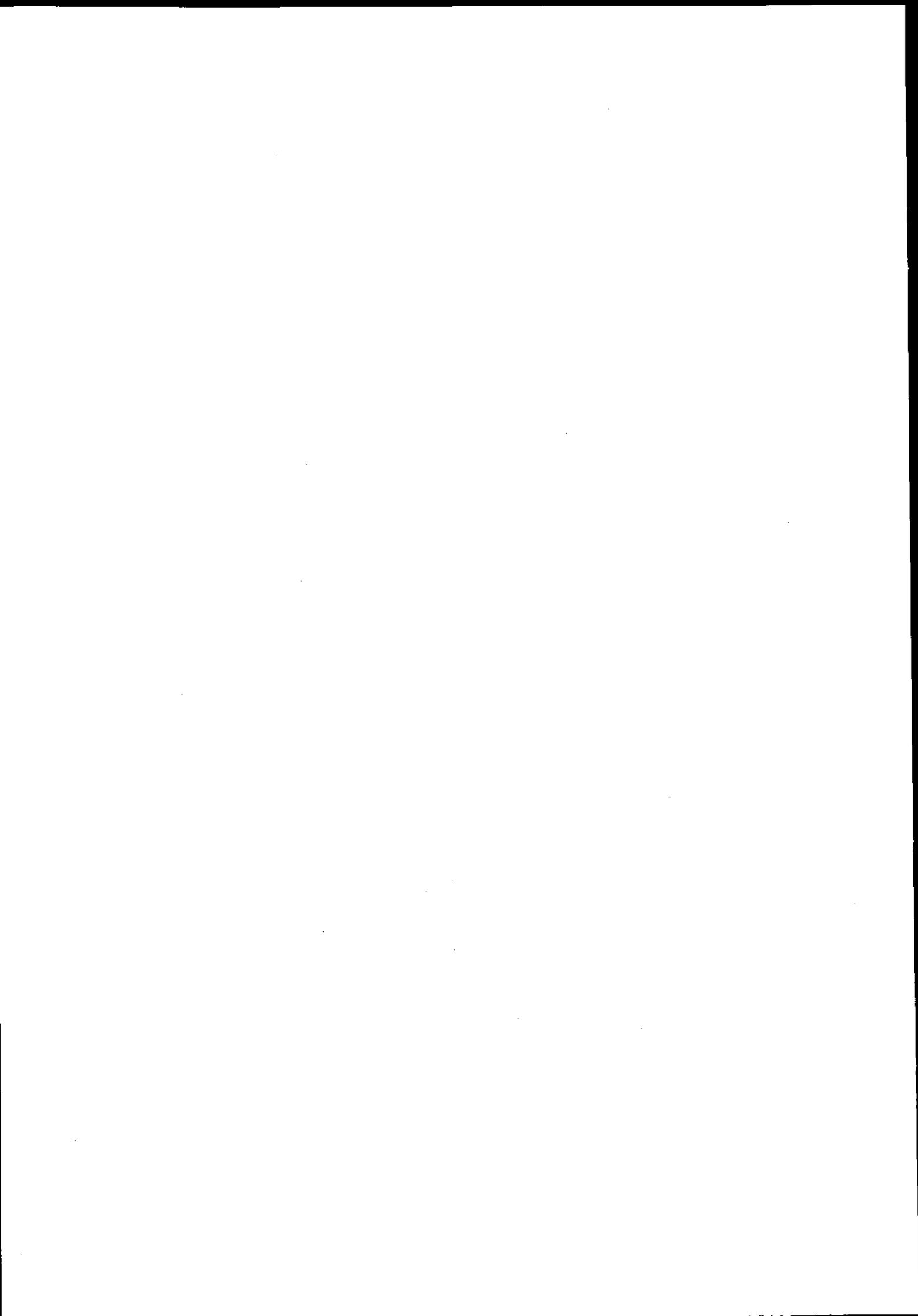
「大阪市の将来人口」、大阪市総合計画局、昭和63年3月

「市民所得統計年報」、大阪市計画局、昭和60年度版

「市民所得統計年報」、大阪市計画局、昭和62年度版

「国民経済計算年報」、経済企画庁、平成2年度

資料2 経済予測とエキスパートシステム：
ファジー理論としての「多数決原理」



資料2 経済予測とエキスパートシステム：ファジー理論としての「多数決原理」

慶応義塾大学経済学部教授 浜田 文雅 氏

(講演概録 1991年8月21日実施)

(以下の「 」内の記述は、当日の講演から事務局の責任において追加したものである。)

「経済分析にエキスパートシステムを適用することの依頼を受け、経済理論を知識ベース化し、それに時間軸を導入、多数決原理を創出したことが本理論の特徴となっている。」

1. 結論的命題の知識ベース化：部分関係 他事情を不変としたときの命題

「複合的な相互作用の中から、他事情を不変とした時の原因と結果の関係（部分関係、偏微分）をとらえ命題とする。理論的、経験的な他に直感的命題も含めて知識ベースは多いほど結論を得るのに都合がよい。」

2. 前提条件の設定における推論の多角化 多面的な前提条件の設定

「前提条件は広範囲な問題との関わりで考えておくことが必要 直感も含んだ影響のありそうな問題を多く設定しておく。」

3. 時間要素の持つ意味：前後関係の整理とファジー化

因果関係と事象生起の順序の区別

「原因から結果に至る時間経過を明確にする。計量分析で捉えられるlagのほか、制度慣習、経験直感で決めるものもある。その後集計の段階で一定期間に生じた事項は同時点に起きたものとして合算集計する（時間集計におけるファジー的思考方）。」

4. 部分関係から全体関係へ：偏微分から全微分への積上げの類推

多数の原因に発する同じ結果の集計：カウンティング

「複数の原因から同時期に同じ結果が出ればそれは強い影響をもつと考えられ、その強さを集計で表わす。偏微分が全微分に集計されると考える。そのためにも命題は偏微分関係であることが必要。

ある原因からある結果が生じる潜在的な状況が既にある時、それが顕在化するには偶然の要因が必要 (cf ジャック モー 偶然と必然) という問題は計量モデルでは扱えないが、エキスパートシステムでは扱える可能性がある。」

5. ゴール・パラメタと前提条件の結び付け：ゴール → 前提

必要とする情報を先に決定する

「予測目的、ゴールは強い関心のあるものを先に決め、エキスパートシステムでいうゴールパラメータは単なる終了の意味で用いる。予測目的の事象は試行錯誤的に発生の経過をみる。そのため推論の終了後に結論を出すのではなく、推論進行中の事象の発生と時間の経過がわかるようprint命令を活用する。

エキスパートシステムで計量モデルの外生変数を予測し、dBASE IIIを用いて両者の連動をはかることが今後の発展の方向の1つとして考えられる。」

6. 多数決原理の対象：集計問題 結論の集計と曖昧な前後関係の集計

「知識ベースが多いほど（偏りがなくなり望ましい）同時点で同結果が多く現われることが起こる。これを意見が多数であり重要度が大きいと解釈する。同時に時点もある範囲内は同時点として括くる（計量分析の相互依存関係が時間的集計をした概念であることから編み出したアイデア）。」

7. 変化の程度の得点 変化の程度を方向を付けて表現

「変化の程度を得点づける。変数によりランク分けは異なるはずで実際はむずかしい。」

8. 結果のグラフ化 主要な結論をグラフで表現

「事象の発生の時間経過をみるうえで、グラフ化は重要」

9. 1つの例示 金融エキスパート・システム

「（国内金融市場と、米国を中心とする世界金融市場を対象とするエキスパートシステムによるモデルをOHPにより例示いただく。）」

10. 今後の課題

「成果として、少なくとも知識を有効に無駄なく使って得られた結果として重要な参考資料であるといえる。

今後エキスパートシステムで転換点の予測、潜在的な状況に偶然が作用して顕在化する現象の扱いが可能になれば、充分マクロモデルに対抗するものとなりうる。」

資料3 マクロ計量経済分析の有効性を考える



資料3 マクロ計量経済分析の有効性を考える

京都大学経済研究所所長 佐和 隆光 氏

(講演概録 1991年12月26日実施)

(以下のレジュメは、当日の講演から事務局の責任において作成したものである。)

1. 計量経済分析の歴史

(1) W. ペティによる社会経済現象の数量的認識の始まり

Political Arithmetic(1690年) ニュートン (Principia (1686年)) と同時代
当時のイギリスにおける商品経済の成熟化が背景

(2) その後の紆余曲折

リカードからマルクス 数字は過程的な扱いでしかない。

新古典派の限界革命 (19世紀終りウィーン) 数学的であったが数量的ではなかった。

(3) 20世紀に入ってから

景気循環への関心、周期的景気変動という数量的認識の経済学への取り込み

ハーバード景気予報の、1929年10月暗黒の木曜日に対する失敗

theory without measurement、measurement without theory から計測に裏づけられた
理論、理論に基づいた計測への反省

計量経済学会の誕生 (1931年 会長アベック フィッシャー)

計量経済学発展の3つの契機

① ケインズの雇用、利子及び貨幣に関する一般理論 (1936年)

theory with measurement の登場 ヒックスやクラインの理論により普及

② クズネッツによる米国の国民所得統計の計測

理論に基づく計測の礎

③ コールズ委員会

第二次大戦中の科学動員によるOR研究から、戦後今日の計量経済学の輪郭をつくる

(4) その後の問題点

① 識別問題 需要曲線と供給曲線を交点の時系列だけでは識別できない。

② モデルの大型化と measurement without theory への逆戻り

クラインモデル (1950年) によるエコノメトリクスのロマンチック時代の始まり

電子計算機の発展、経済理論の精緻化、データの整備につれモデルが大型化

日本における状況

T C E Rモデル 1953年Q1～1956年Q4データによる国産モデルの第1号

中期経済計画モデル(1964年) はじめて公式に用いられた金字塔的な計量モデル

計量経済分析の制度化 大型計算機、Fortranの登場によるモデルの普及

官庁や銀行等へ脱アカデミズム、脱経済・統計理論、フィッティングゲーム化

各官庁が経済研を設置、モデルを政策の正当化に用いるという歪んだ使い方

(米国では経済予測はビジネス化する(DRI、WEFA))

ドルショック(1971年)、オイルショック(1973年)の大きな構造変化

エコノメトリクスの反省の気運(70年代初め)

③合理的期待形成学派等アンチケインズ経済学による批判(70年代半ば過ぎ)

ケインズ経済学に基本的に基礎を置く計量経済学への批判

- ・構造は不変でない
- ・純然たる外生変数は存在しない
- ・攪乱要因は無視できない
- ・識別可能のために先見的な仮定を持ち込みすぎる

ARMAモデル、VARモデルの登場 予測結果の説明ができない、又も理論なき計測

2. モデルによる予測の意味

(1)モデル

模型 原型の持つ関係をpreserveするmapping 従ってモデルはあくまで非現実である。

the simpler, the better 要因やその関係をどう捨象するかがモデルビルダーの腕

(2)モデルの有効性

①予測力 予測力があっても、関係をpreserveするという条件を満たさず意味がない

②理論の体現性 基づく経済理論が明晰に現われていることが決め手

③データによる実証性 現実の経済データの実証力は非常に弱い

何らかの経済理論をシンプルに体現しておりシナリオが書けることがモデル分析の有効性にほかならず②が重要。そのためには大きすぎずフィットは低くてもいたし方ない。

(3)その他の論点

①大型化指向が計量経済モデルをおかしくした最大の理由である。

②データから非定常な部分を取り除き定常な部分だけで分析するのは誤りである。

③経済のソフト化サービス化に伴い、モデルによる予測の精度は益々むずかしくなる。

「期待」の重要性が高まるが予測に織り込むことがむずかしい。

—— 禁無断転載 ——

平成4年3月発行

発行所 財団法人 日本情報処理開発協会

東京都港区芝公園3丁目5番8号

機械振興会館内

Tel 03-3432-9372

03-R004

