

経済現象の非線形性と学習アルゴリズムの適用 に関する一考察

- 1、はじめに
- 2、非線形性
- 3、ニューラルネットワーク
- 4、遺伝的アルゴリズム
- 5、最後に

中野屋壮吾

1. はじめに

現代経済のダイナミズムを分析することは難しい。新古典派経済学の世界像では個々の経済エージェント（個人、企業、国家）は、経済構造を完全に把握し、長期にわたる時間的視野を持って経済行動を行うと仮定している（完全合理性）。

しかし Simon によると①合理的な判断の前提条件である「世界の状態」の完全な把握が不可能なこと ②非常に複雑な「世界の状態」を完全に捕捉できても、最適な選択を求めるには、計算能力が不足していること、などにより合理性は限定される（限定合理性）とされる¹⁾。このような限定合理性を前提とすると我々経済エージェントは限られた知識と情報処理能力の制約の中で探索的に意思決定を行う。

そして皆が均衡状態を想定して経済行動を行うようなシステムでは、小さな歴史的偶然による変異は打ち消されていくが、限定合理的な経済エージェントが経済活動を探索的に行うようなシステムは歴史的偶然が拡大、強化されていくことも有り得る。前者の均衡に向かって、恒常性を保とうとすることを **negative feedback**、後者の小さな揺らぎが拡大、強化されていくことを **positive feedback** という。W.Brian Arthur は、現実経済は **negative feedback** と **positive feedback** の両方の力が働いているとしている²⁾。例えば穀物、家畜、工業薬品、鉱業、食品などの産業では、標準価格のようなものが表れ、どの企業も独占することなく、市場に参加している。この安定性は **negative feedback** によるものである。しかしコンピューターの OS 市場のようなハイテク市場では、市場が予測不可能でどの製品がロックインするかわからない。しかし何らかの理由でひとたびロックインするとその製品が市場を支配してしまうことがある。このような不安定な現象を生み出す力が **positive feedback** である。本論文では経済現象が **positive feedback** による非線形性を持っていることを示し、非線形現象の分析、予測の難しさを理解した後、そういった現象の分析、予測に有効なニューラルネットワーク等の学習アルゴリズムや遺伝的アルゴリズムの応用について提案する。

2. 非線形性

経済現象の不安定性を生み出す要因として **positive feedback** という性質があるのではないかということは先ほどみてきたとおりであるが。詳しく考えてみる。

positive feedback は経済学においてはなじみの薄い言葉であるが、非線形科学においては一般的に認識されている性質である。線形系と非線形系との際立った違いは、重ねあわせという性質が成り立つかそれとも失われてしまうかである。線形系においては、二つの異なる作用が結合された結果として生じる効果は、個々別々に引き起こす効果の重ねあわせであるにすぎないが、非線形系においては、すでに存在していた原因に対して小さい原因をさらに付け加えることは、付加された原因の大きさとはまったくかけ離れた劇的な効果を引き起こし得る。このような性質が **positive feedback** である。わかりやすくいえば小さな影響がノイズとして除去されるのではなく拡大されていく傾向であるといえるだろう。

具体的なモデルの例として、輸出における収入と、地域経済における波及効果についての **a base multiplier** モデルについて考えてみる。³⁾

クルグマンの **a base multiplier** モデルは、一つの地域における“**export base**”の経済活動と地域における“**non-base**”の活動の関係についての分析である。今“**export base**”活動は輸出先の需要や競争力によって規模が決定する。また“**non-base**”活動は地域経済の規模に依存する。**a base multiplier** モデルのアプローチは輸出収入と地域の収入には乗数 a の比例関係があるとするので X を輸出収入とすると地域は aX の収入があり、またその収入に対して a がかけられるので a^2X, a^3X と続いていく。その結果、地域の総収入は、

$$Y = X + aX + a^2X + \dots = \frac{X}{1-a}$$

となる。1966 年の Pred のモデルによると、輸出が 10 億ドルのときは a は 0.1 すなわち 10% が地域で使われるという。この時（単位 10 億ドル）

$$Y = \frac{1}{1-0.1} = 1.11$$

すなわち 11.1 億ドルの地域の総収入がある。次に輸出収入が 20 億ドルのときは $a=0.2$ 、この時、

$$Y = \frac{2}{1-0.2} = 2.5$$

25 億ドルの地域の総収入である。

しかし、このように $X = 3$ のとき $a = 0.3$, $X = 4$ のとき $a = 0.4$ と続けていっても現実にそぐわないことがわかっている。つまり、輸出活動によりあるレベルまで地域経済が大きくなると他の経済活動をも引きつけることになり、 Y が急激に大きくなる。具体的にクルグマンのモデルでは、 X が 20 億ドルから 30 億ドルへ増加するときに Y が 25 億ドルから 150 億ドルに急激増加する。このような関係を詳しく調べると図 1 のように表すことができる。

つまり $X < 2.5$ のとき、

$$Y = \frac{1 - \sqrt{1 - 0.4X}}{0.2} \text{ で安定,}$$

$X > 1.6$ のとき、

$$Y = 5X \text{ で別に安定,}$$

そして $1.6 < X < 2.5$ の時にどちらに安定するかというと地域経済が成長過程にあるか、衰退過程にあるかに依存するのである。

つまり地域経済が低いレベルから成長するときは X が 2.5 に達するまで

$$Y = \frac{1 - \sqrt{1 - 0.4X}}{0.2} \text{ で安定し, } X \text{ が 2.5 に達すると爆発的に成長し, } Y = 5X \text{ の枝に移り,}$$

成長を続けるが、高いレベルから衰退するときには X が 1.6 に減少するまで $Y = 5X$ で安定し、 X が 1.6 を下まわると急激に $Y = \frac{1 - \sqrt{1 - 0.4X}}{0.2}$ までレベ

ルが下がるということである。このモデルにおいて $X = 2.5$ までは輸出の地域経済に与える影響は比例関係に近いが、 $X = 2.5$ の時点で輸出の微少な増加が **positive feedback** をおこして地域経済に巨大な影響を与えている。そしてプリゴジンは、このように系が二重安定性をもち初期設定に応じて二つ以上の安定状態へと発展していく可能性は、非線形性が不安定性を発生させ、それによって分岐や対称性の破れが生じていることによる⁴⁾としている。

以上のように経済現象においても非線形性が存在していることを理解できる。しかし経済学においては実験やデータが限られているため経済を非線形系とし

て捉えて分析することは難しい状況である。そこで非線形系として研究が進んでいる分野である流体力学についてその分析、予測の難しさを参考にしてみることにする。

気象

われわれはよくテレビやラジオなどで天気予報を知ろうとする。しかしその確度については改めていうまでもない。今日の科学技術をもってしても気象のダイナミズムを理解し、予測することを困難にしている原因は何なのだろうか。

経済において企業や個人が利益を求めるという法則性があるのと同じように、気象においても暖かい空気は上に昇ることや、一日一回太陽が東から昇るなどの法則は存在する。気象に関する個々の物質の基本的な振る舞いについてはほとんど解明されているといってもよいだろう。しかし天候の予想に関しては、時間的に遠ければ遠いほど困難である。2週間以上先の天候に関していえばどんなにコンピューターが発達しても予測不可能だとされている。その理由として、流体力学の基本方程式である Navier-Stokes の方程式が非線形性の微分方程式だという点が挙げられる。

1960年頃、MITの気象学者である Edward N. Lorenz が天気の変化を計算していたが、データの初期値のちょっとした違いで数ヶ月分先の天気のパターンが大きく違ってくることに気が付いた。このように初期値のちょっとした差が指数関数的に開くことを「初期値に対する鋭敏な依存性」と呼ぶが、比喩表現で「バタフライ効果」ということもある。北京で蝶が羽ばたいたときの気流の乱れがやがて地球の天候にまで影響を与えるということである。こういった「初期値に対する鋭敏な依存性」のせいで2週間以上の天気予報は物理的に不可能である。⁵⁾ 世界中で羽ばたいている蝶の動きを把握するほどのデータがあれば別だが我々の限定された情報では不可能である。このように非線形性の現象の予測、分析は大変な困難を伴う。

3. ニューラルネットワーク^{6), 7)}

次にこれまで見てきたような経済現象の非線形性について分析、予測する方法として学習アルゴリズムによって、非線形分類と非線形 fitting に優れた特性を見せるニューラルネットワークの適用について考えてみる。

ニューラルネットワークは、脳における神経細胞の信号伝達系をモデルとした情報処理法である。この方法ではニューロンとよばれる多くのノードを網目のように結合させ、その結合の強さの形で情報の処理手順や量的な関係を習得させる。このようにしてできたネットワークを用いて、未知のデータのパターン認識などを行う。

ニューロンの動作のモデル化の提案は古く、1943年に McCulloch と Pitts によってニューロンの動作モデルが提出されたことに始まる。そのモデルでは、ニューロンは興奮すると出力側の軸策にパルスを出し、興奮していない時にはほとんど出さない。1つのニューロンは他の多くのニューロンから受け取った刺激の総和が、その細胞ごとに決められた閾値を越えると興奮し、その刺激を結合しているニューロンに送る。このようなモデルニューロンを人工ニューロンとよぶ。

人工ニューロンが興奮し出力軸策にインパルスを与える状態を 1、そうでない状態を 0 とすると、人工ニューロンの動作は図 2 で示すことができる。縦軸は出力インパルスの有無を、横軸の θ はニューロンの閾値を示す。また $\sum W_{ij}x_i$ は、多数の結合部（シナプス）からの刺激の総和である。ここで、 W_{ij} はシナプスの固有の結合強度を表し、 x_i はシナプス前細胞の 0 または 1 の出力値である。

いま特定のニューロン j について考え、以上の動作を数式で表すと、

$$y = \sum_{i=1}^n W_{ij}x_i - \theta$$
$$z = f(y)$$

となる。この式における z はニューロンの出力値であり、 $f(y)$ は、

$$f(y) = \begin{cases} 1 & \text{if } y > 0 \\ 0 & \text{if } y < 0 \end{cases}$$

のように定義される関数である。

このような人工ニューロンを順方向に結合したニューラルネットワークモデルを階層構造ニューラルネットワークモデル，双方向に結合したニューラルネットワークモデルを相互結合ニューラルネットワークモデル（図3）と呼ぶ。

これらのニューラルネットワークモデルを用いることにより各種予測やパターン認識が可能になるわけであるが，そのためにはまずニューラルネットワークモデルに含まれている結合強度 W_{ij} を適切な値に設定しなければならない。そこで，どのようにして，またどのような基準で結合強度の値を求めるかという問題が出てくるが，ニューラルネットワークモデルの最大の特徴である学習アルゴリズムによって解決される。

学習アルゴリズム

学習アルゴリズムに関して，1949年に Hebb は，生物の神経系のニューロン間の結合部（シナプス）は，刺激が伝達される回数が多いほど，その結合強度が増加し，さらに刺激が伝えやすくなり，これが神経回路に可塑性をもたらして，認識や記憶を形成していると仮定した。この仮説は，Hebbian rule とよばれる。Hebbian rule を人工ニューロンに適用し，学習によって得られる情報を，ニューロン間の結合強度，すなわち W_{ij} に蓄えながら適切な結合強度の値を見出す学習アルゴリズムが，今日のニューラルネットワークの基本原理であるといえる。（ちなみに，学習アルゴリズムとしては，逆誤差伝搬法（BP 法），ランダム探索法，改良型 BP 法などがある。）

その特長として例えば，通常のデジタルコンピューターとニューラルネットワークを比較したとき，コンピューターを用いて問題を処理する場合，あらかじめその問題を解析し，全ての場合に対処できる処理方法（プログラム）をコンピューターに指示しておかなければならない。このプログラムの作成において，あらかじめすべての場合を想定することは，限定合理的な存在である人間にとって非常に困難な作業である。

一方，ニューラルネットワークを用いる場合は，学習アルゴリズムがデジタルコンピューターにおけるプログラム作成過程に相当する。このように学習アルゴリズムによるプログラミングの特長の一つとしてデジタルコンピューターに

おけるプログラムの作成の場合のように問題を解析する必要が無いことがあげられる。

たとえば (1, 1, 0) の入力に対し (1, 0), また (0, 1, 1) の入力に対し (0, 1) の出力を与えるようなシステムを, デジタルコンピュータで作成することは容易である。次に, デジタルコンピュータやニューラルネットワークのシステムに対し, 未知のデータ, 例えば (1, 0, 0) を与えたとき, デジタルコンピュータの場合は, プログラムを作成するときに, あらかじめ (1, 0, 0) や (0, 0, 1) などの場合も想定して, プログラムの中に書き込んでおかない限り, 答えは出ない。一方, ニューラルネットワークの場合は, 間違いなく (1, 0) という答えを出す。また (0, 0, 1) の入力に対しては (0, 1) という答えとなる。これは学習アルゴリズムの過程で, 入力層の 2 番目の端子は, 出力の (1, 0) または (0, 1) の決定に関係ないことが自動的にニューラルネットワーク内に記録されるからである。このように学習アルゴリズムによってニューラルネットワーク内に自動的に記録されるという特長は, 因果関係の解析が困難なデータを処理する上で非常に有効となる

さらにデジタルコンピュータのプログラムで記述される,

if (論理式) then (実行文)

で表される判断では, 曖昧さを少しもいれることができない。論理式が true か false で, A または B が実行されるのである。たとえば x と y の値を比較する $x > y$ という論理式を考える。ここで x が y より少しでも大きければこの論理式が true となり, A が実行されるのである。この厳密性が現実のデータを処理する場合に障害となる場合がある。例えば, それらの値を全体としてみれば x は y より大きい, が, 個々を見ると逆転するケースがあるときは, 上のような論理式は使えない。一方, すでに見たように, ニューラルネットワークにおける判断は, 学習アルゴリズムによって与えられたデータに基づくので, そのデータに曖昧さが含まれれば, それに対応した処理手順が学習の過程で自動的に構築される。

非線形動作

このような特長を持つニューラルネットワーク、特に階層構造ニューラルネットワークは非線形動作をする。

例えば図4に示すように白丸と黒丸を分類する問題を考える。区別するための境界線を直線とし、それを使って分類する場合（線形分類）と曲線を使って分類する場合（非線形分類）とがある。図4のように、2次元の中で分類する場合は境界は直線または曲線であるが、3次元の場合は、平面または曲面となる。さらに高次の空間では、超平面または超曲面とよばれるものとなる。図4からわかるように、線形分類では必ずしも正確に白黒を分類することができるとは限らないが、非線形分類を用いると容易に達成できる。また、図4に示すように fitting を行う場合には、2つの関係に直線を仮定し、全てのデータが最も少ない誤差となるような直線を求める線形 fitting 方法と、直線にはとらわれない非線形 fitting 方法とがある。階層構造ニューラルネットワークは非線形分類と非線形 fitting の動作をする。この非線形動作は、ニューラルネットワークの分類特性と fitting 特性を非常に高める。

これらの特性を活かして様々なデータ（結果）からその原因に対する情報を得たり、予測することが可能となってくる。そこでニューラルネットワークによる中央銀行の政策判断モデルについての日銀の研究を紹介する。

8) 中央銀行の政策判断モデル

中央銀行の政策判断モデルでは、政策決定過程を経済情勢の認識とそれに基づく政策決定として捉え、前者をパターン認識、後者を経済情勢パターンと政策行為のマッチング行為とみなす。ニューラルネットワークに中央銀行の認識・行動パターンを学習させ、学習済みのニューラルネットワークがどのような特性を持つか、また各時期の経済環境にどのように応答するかを観察することで中央銀行行動を捉える。

現在の標準的な分析では、中央銀行の目的関数を設定し、あるマクロモデルの制約下でその現在価値を最大化するよう中央銀行が行動しているとみなす。こうした考え方は、中央銀行がマクロ経済の構造を完全に把握し、また金融政策の経済に与える影響を限りなく予測でき、さらには景気循環のスパンを遥かに

越えた時間的視野を持って行動しているという前提に基づいている。つまり中央銀行の完全合理性が前提条件なのである。

そして、政策反応（目的）関数の推計には、短期金利のような変数を政策目標に直接回帰させる方法（回帰モデル・アプローチ）と、短期金利のように連続して変化する変数に対して、公定歩合操作のように引き上げ・引き下げ・据置といった定性的変化に大きな意味があるものを扱う手法の離散選択モデルがある。

しかし金利水準を説明変数に回帰するモデルは、引き締め局面と緩和局面における同一の金利水準を無差別に取り扱ったり、高度成長期の景気のボトムにおける金利水準と安定成長期の景気ピーク時の金利水準を判別できないという問題を抱えているし、金融引締め・緩和の方向性のみに注目した離散選択型モデルでは、この問題を避けることができるが、逆に水準に関する情報を捨てている。引き締め局面初期における低水準金利からの引き上げと、引き締め局面最終期の比較的高金利水準からの引き上げは意味合いが異なるし、一回の引き上げでどの水準まで公定歩合を上昇させるかは重要な情報である。いずれにせよ、被説明変数を一つとする伝統的な計量経済学の手法では、この問題は同時に解消できない。

また景気循環における上昇・下降局面や金融政策の引き締め・緩和局面には非対称性が存在するが、線形の回帰モデルではこうした問題に対応できない。

しかしニューラルネットワークモデルは、このような制約がないため公定歩合政策に時期、方向、変化幅とその結果決まる水準をすべて考察できる利点を持つ。そして、前述したようにニューラルネットワークは非線形問題の扱いに優れており、中央銀行が直面している経済環境として経済の状態だけでなく変化の方向（加速度）も加味し、金融政策の非対称性について分析することもできる。

結果として、日本銀行金融研究所による日本銀行を対象とした実証分析では、非線形動作の分析に優れたニューラルネットワークの特性が発揮され、僅かな情報量で高い学習精度が得られた（表1）ほか、景気変動下の様々な経済局面に対応する政策行動の複雑さが捉えられた。すなわち、公定歩合水準とインフレ率、実質成長率は単純な比例関係ではなく非線形の関係にあること、また、公定歩合操作には足許のインフレ率、実質成長率の水準に加え、経済の変化方

向とその加速度が重要であること、インフレ率と実質成長率に対する感応性は時期によって大きく異なることなどが観察された。

7) 株価予測モデル

次に大阪教育大学のグループによる株価予測への応用モデルについてみる。彼らの入力したデータは次の 15 変数である。

X 1 : 前日の終値

X 2 : 前日の変化

X 3 : 昨日の出来高／一週間前の出来高平均

X 4 : 昨日の出来高／先月の出来高平均

X 5 : 出来高変化

X 6 : 今年の最高値－前日の終値

X 7 : (前日の終値－3 年前までの最安値) / (3 年前までの最高値－3 年前までの最安値)

X 8 : 50－PER

X 9 : 株式資本変化

X 10 : 1 株変化

X 11 : 株価変動

X 12 : 円ドルレート変動

X 13 : 1 ヶ月後の増資予想

X 14 : ダウ平均の変動

X 15 : 公定歩合

これらのデータを用いてニューラルネットワークモデルによる 1 年間の売買シュミレートした結果 3 年間の学習期間で、ダウ平均の下降局面であったにもかかわらず、投資資金に対する総利益の割合は 2 割以上という成果であった。

9).10).11) 4. 遺伝的アルゴリズム

次に、環境との相互作用や問題解決の過程を通して自らの内部に持つ情報構造を変革し、適応的な学習を行う進化論的アプローチの一つである Genetic Algorithms (遺伝的アルゴリズム) について考えてみる。

遺伝的アルゴリズムの歴史は、John Holland がミシガン大学で行った研究にまでさかのぼる。Holland らの研究の目的は、

- (1) 自然のシステムの適応プロセスを説明すること
 - (2) 自然の重要なメカニズムを有する人工的なシステムを設計すること
- にあった。

遺伝的アルゴリズムの構造について説明すると、遺伝的アルゴリズムで扱う情報は、PTYPE と GTYPE の二種構造からなる。GTYPE (遺伝子コードともいい、細胞内の染色体に相当する) は低レベルの局所規則の集合であり、遺伝的アルゴリズムのオペレータ (図 5) の操作対象となる。PTYPE は表現型 (発現型) であり、GTYPE の環境内での発達に伴う大域的な行動や構造の発現を表す。環境に応じて PTYPE から適合度 (fitness value) が決まり、そのため適合選択は PTYPE に依存する。適合度は大きい数値をとるほど良いものとする。したがって、適合度が 1.0 と 0.3 の個体では前者のほうが環境により適合し生き残りやすい事を示す。この原理をもとに、遺伝的アルゴリズムの基本的な仕組みを説明すると、例えば何匹かの虫がいて集団を構成する。これを世代 t の虫とする。この虫はおのこの GTYPE として遺伝子コードを有し、それが表現型として現れた PTYPE に応じて適合度が決まっている。これらの虫は生殖活動を行い、次の世代 $t+1$ の子孫を作り出す。生殖に際しては適合度の大きいものほどたくさん子孫をつくりやすいように、そして適合度の小さいものほど死滅しやすいようにする (これを生物学用語で選択という)。この結果、次の世代 $t+1$ での各個体の適合度は前の世代よりも良いことが期待され、集団全体として見たときの適合度が上がっているであろう。同様にして、 $t+1$ 世代の虫たちが親となって $t+2$ 世代の子孫を生む。これを繰り返していくと世代が進むにつれ次第に集団全体が良くなっていく、というのが遺伝的アルゴリズムの基本的な仕組みである。

遺伝的アルゴリズムの流れをまとめると、GTYPE の集合 $M(t) = \{g_i(m)\}$ をある世代 t における個体群とする。おのこの $g_i(m)$ の表現型 $p_i(m)$ に対して環境内における適合度 (fitness) $u_i(m)$ が決定される。遺伝的アルゴリズムオペレータは、一般に適合度の大きな GTYPE に適用され、その結果生成された新たな GTYPE は適合度の小さな GTYPE と置き換えられる。以上によって適合

度による選択を実現し、次の世代($t+1$)の GTYPE の集合 $M(t+1)=\{g_{t+1}(i)\}$ が生成される。以下同様にしてこれらの過程は繰り返される。ちなみに、選択についても簡単に説明すると、適合度の大きいものほどより多産であり、適合度の小さいものほど死にやすいように選びたい。それを実現する最も単純な方法は、適合度に比例した面積を有するルーレットをつくり、そのルーレットを回して当たった場所の個体を選択するというものである。

このような遺伝的アルゴリズムの性質を利用して問題に対する最適化をすすめることができるほか、適応度を高めていく過程で、どのような性質を獲得していったかを知ることができるので、問題を構成する要素の因果関係がわからない場合に大変有効である。さらに、遺伝的アルゴリズムが連続性や微分可能性が保証されない関数に関しても適用できる点も重要である。

ちなみに遺伝的アルゴリズムが成績の良い親を常にコピーして残すことにすると最適解ではなく、局所解に陥る性質が強くなるが、その性質を利用して、局所解に陥る原因をシュミレートによって見つけ出すこともできる。(図 6) また、遺伝的アルゴリズムオペレーターの試行錯誤により、局所解から抜け出す事も可能である。

比較制度分析

このような、問題を構成する要素の因果関係の分析の応用の例として、比較制度分析、具体的には外部環境の変化によって時代的意義を失った経済システムを、より望ましいシステムに変革するためにいかにして一つのシステムから他のシステムへと移行を図るのかというシステム移行の問題をかんがえてみる。

比較制度分析の経済観は伝統的経済学と対比してみると、伝統的経済学が主な対象としてきた市場メカニズムでは、個々の経済エージェントの最適化行動の結果は比較的単純に集計されるので、システムの動きは極めて明快である。そしてしばしば要素還元主義とそれによってもたらされる予測可能性から、古典物理学の体系と比べられた。しかし比較制度分析の経済観は進化生物学の自然観に比せられる。その内容とは、経済システムは、歴史的進化の過程を通じて成立しており、現在の日本、アメリカ等の経済システムも今日比較的良好なパ

パフォーマンスを示しているように見えたとしても、局所的意味で最適であるに過ぎないということである。

こうした比較制度分析のアプローチは、経済エージェントの行動が線形的に重ね合わされて全体を構成するのではなく、各エージェントの行動が様々な制度を生み出し、それらの制度が逆に経済エージェントにも影響を与えながら自己強化していく **positive feedback** を前提とし、制度自体も互いにインタラクトしていくとしている。このような制度が補完的にインタラクトしていくシステムに見られる共通した特徴として奥野は次の 4 つを挙げている。¹²⁾

- ①システムの均衡状態は複数存在する可能性が高い（複数均衡の存在）。
- ②システムの進化の仕方は初期状態に依存して異なった径路を取る（歴史的径路依存性）。
- ③いったんある径路上を辿り始めたならば、他の径路に移る事は極めて難しい（慣性）。
- ④行きついた先は一般に局所的最適である可能性が高いが、必ずしも大域的意味で最適な結果をもたらすとは限らない。

これら 4 つの特徴を理解するには S.Kauffman の “A Boolean hypercube” をもちいた NK model がわかりやすい。^{13), 14)} (図 7) このモデルでは、今 4 つの要素に関して 1 or 0 の 2 つの状態があると仮定している。そしてその組み合わせは 16 種類ある。今、システム (1 1 1 0) は要素の状態が 1 つ違う (0 1 1 0), (1 0 1 0), (1 1 0 0), (1 1 1 1) の 4 つのシステムとつながっている (a), そしてこの 16 個のシステムにランダムにランク付けしたとき (b), あるシステムはよりランクの上のシステムに進化 (fit) できるとする。このようにするとシステムはランク 14, 15, 16 の状態で改良できなくなる。そしてその先改良できない状況を局所的最適状態と Kauffman は呼んでいる。このモデルでランダムにランク付けされた理由は、各要素が補完的に影響しあっているために 1 つの要素の状態の違いが **positive feedback** をおこし、劇的な違いを引き起こす可能性を考慮したからである。

このモデルによって奥野の挙げた 4 つの特徴が理解できる。すなわち補完的な要素を持つシステムが要素を 1 つ変えながら徐々に進化する時、(1 1 1 0) からスタートしたシステムはランク 3, 9, 14 のどのシステムに進化するかに

よってその後の経路が変わり②、他の径路に移るには分岐の前の状態に戻らねばならず③、最終的に3つの局所に落ち着き①、それは必ずしも最適ではない④、のである。ちなみに Kauffman のモデルでは1つの要素が他に影響を与える要素の数を K とし、 K が多いほど局所的最適状態の数も多いとしている。

このような奥野や Kauffman のモデルで複数均衡が現れるのは、経済エージェントが限定合理的であり、ad hoc な行動をするためである。また、ある大きなショックによって、もともとの径路から外れて他の径路にのる可能性もあり、その場合新しい径路上で慣性が働くので、変化は不可逆的なものとなる。これはクルグマンの a base multiplier モデルにも見られた現象である（履歴現象）。

このようなモデルの分析に遺伝的アルゴリズムの特性が有効である可能性は高い。それは遺伝的アルゴリズムが連続性や微分可能性がなくても適用でき、また、遺伝的アルゴリズムオペレータにより局所解におちいたり、局所解から抜け出したりできるので、局所的最適状態から局所的最適状態へ移るのに必要なオペレーションを知ることが出来、また各要素の因果関係を知ることでもできるからである。

具体的には世界銀行による「東アジアの奇跡」¹⁵⁾で指摘されたように、経済発展における非市場的な制度や、政府と市場との関わりが果たした役割の分析、また、旧ソ連、中国等の社会主義体制という局所的最適状態から市場経済という局所的最適状態への移行で漸進主義的アプローチをとる際のシュミレーション¹⁶⁾等の制度補完性のある状況でのシステム移行の問題を取り扱う際に応用できる可能性がある。

5. 最後に

以上のような遺伝的アルゴリズムが経済現象の分析に有効であるかどうかは未知である。それは遺伝的アルゴリズム自体が

- ① 遺伝的アルゴリズムがなぜうまくいくかの理論的根拠の研究が明確でない。
 - ② 遺伝的アルゴリズムの基本要素である初期集団、遺伝的アルゴリズムオペレータ、各種パラメータ、GTYPE、PTYPE の適切な設計が困難。
- という問題を持っているからである。

このように、理論的な適用の根拠を示す事のできないアルゴリズムを応用する事には批判もあるし科学的とは言えないかもしれない。しかし、このような制約にもかかわらず、ニューラルネットワークは株式市場の予測に実用化されているし、遺伝的アルゴリズムも工学的分野に応用される際は試行錯誤をくりかえしながら、航空機の設計等において数々の成果を収めている。

ニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムなどの研究の歴史は日本では特に浅い、しかしこれからの研究が大きく期待されるであろう分野の一つである。本論文ではニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムのみの適用の可能性を扱ったが、例えば遺伝的アルゴリズムの創始者の John.Holland は、遺伝的アルゴリズムの他にクラシファイアシステムやバケツリレーのアルゴリズム、適応度を設定する必要のない Echo モデル¹¹⁾についての研究をすすめている。

これらは理論的に問題に対する有効性が明確にされているわけではないが、自然のシステムを応用し、成果を収めている。

HORATIO O day and night, but this is wondrous strange.

HAMLET And therefore as a stranger give it welcome.

There are more things in heaven and earth, Horatio,

Than are dreamt of in your philosophy.

図1 a base multiplier model

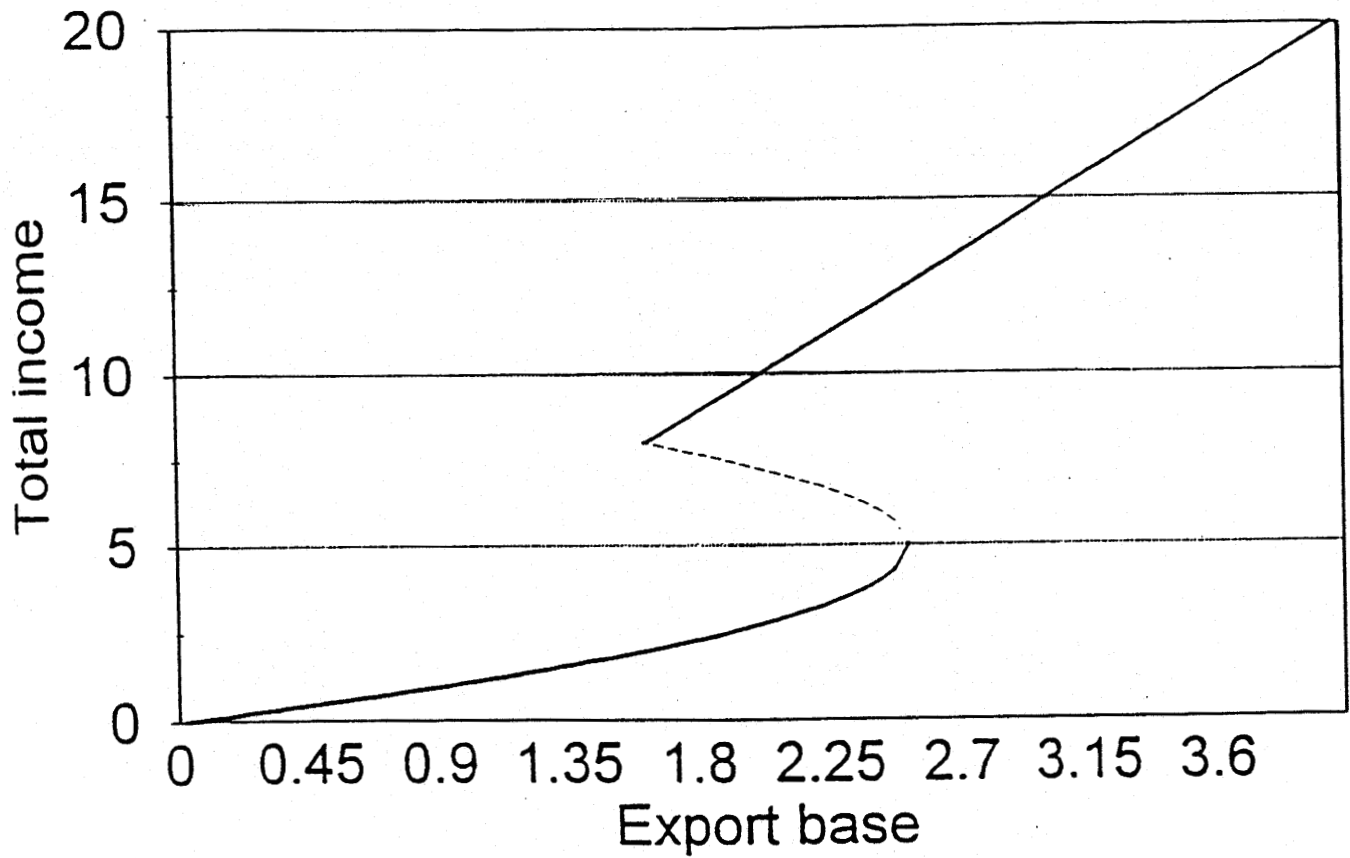


図7 A Boolean hypercube

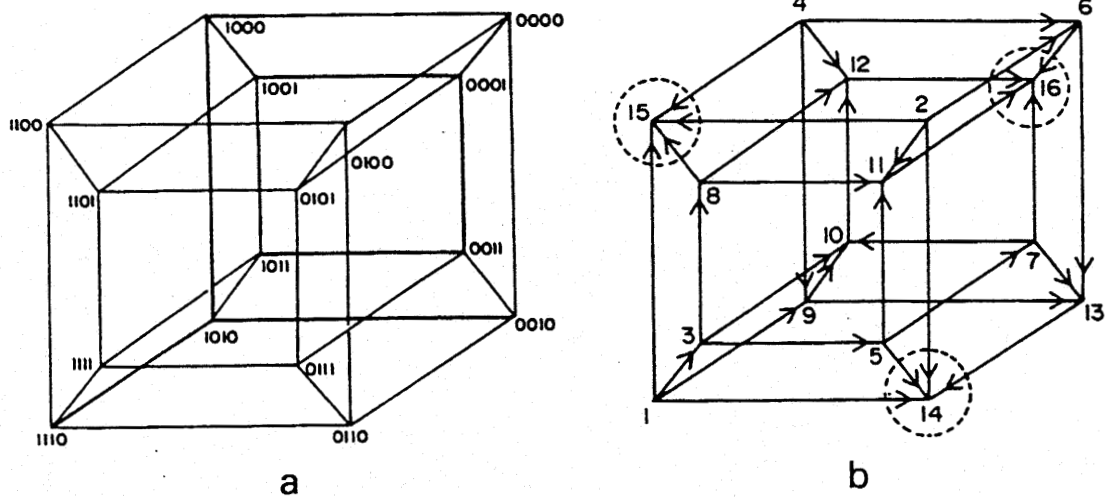
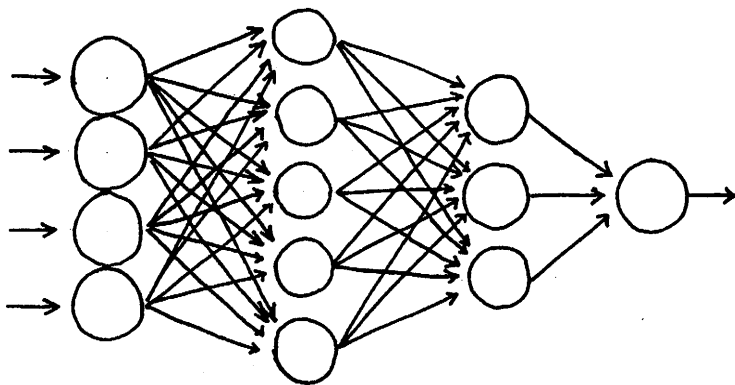
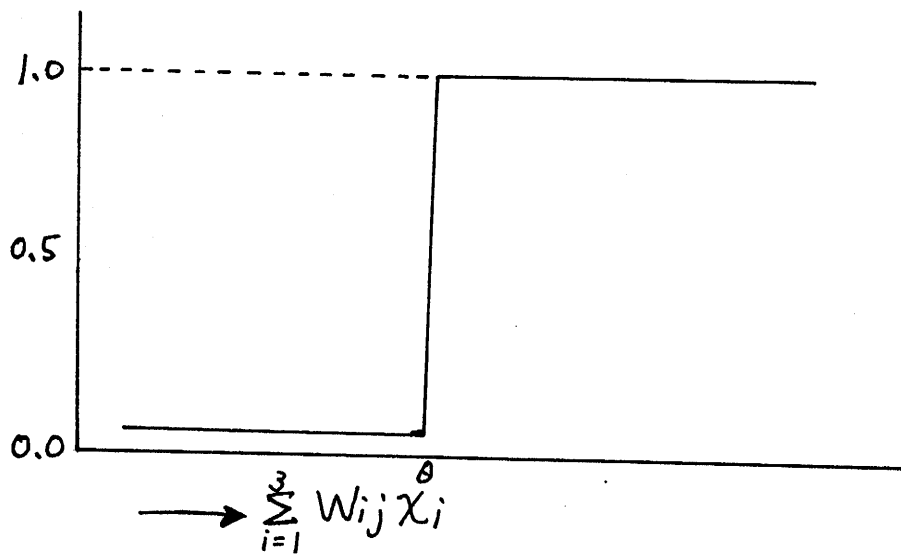
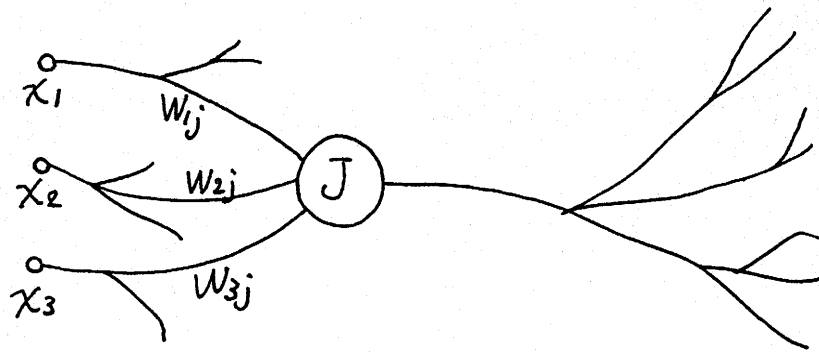


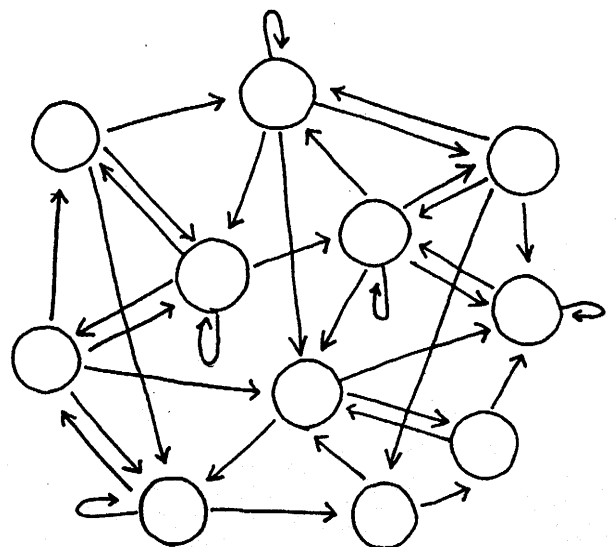
表1 公定歩合操作の予測精度

	サンプル数	正答数	正答率	誤答の選択		
				据置	引き上げ	引き下げ
合計	141	119	84%			
引き上げ	16	15	94%	1	-	-
引き下げ	36	35	97%	1	-	-
据え置き	89	78	88%	-	4	7

図2 人工ニューロンの動作



階層構造ニューラルネットモデル



相互結合ニューラルネットモデル

図3

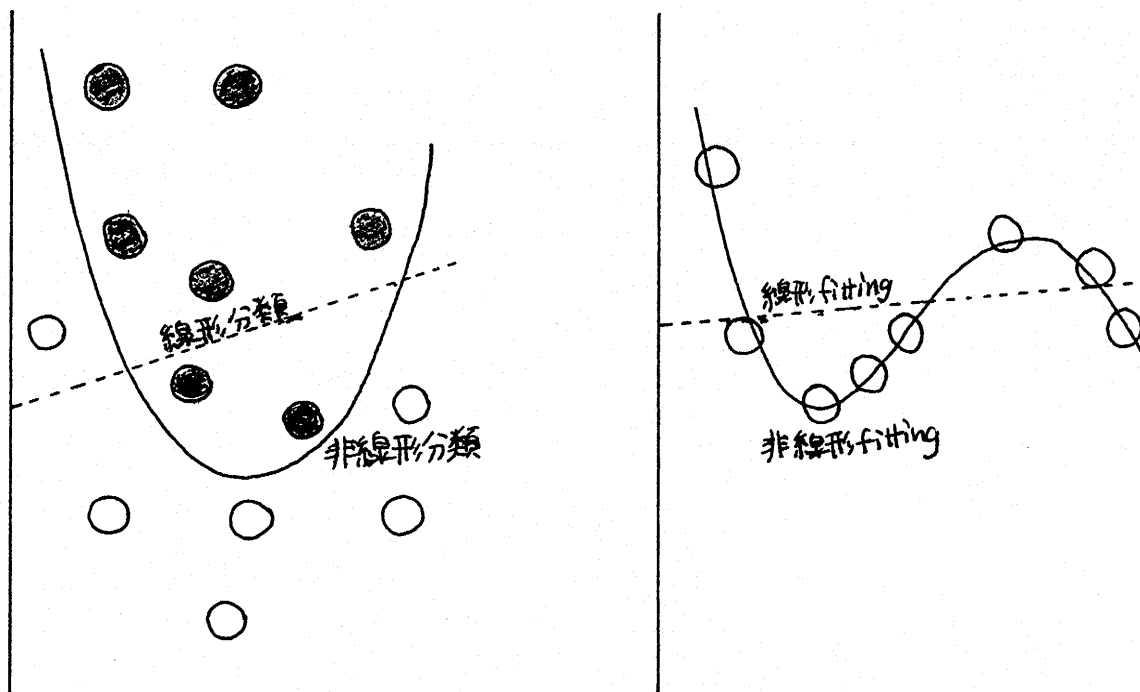


図4 非線形動作と線形動作

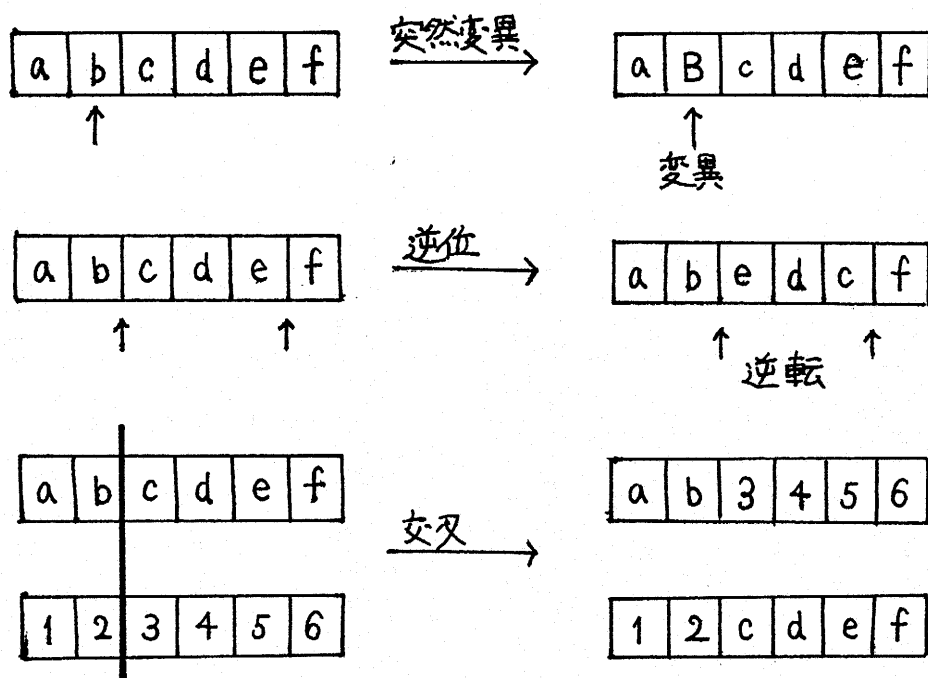


図5 GA オペレータ

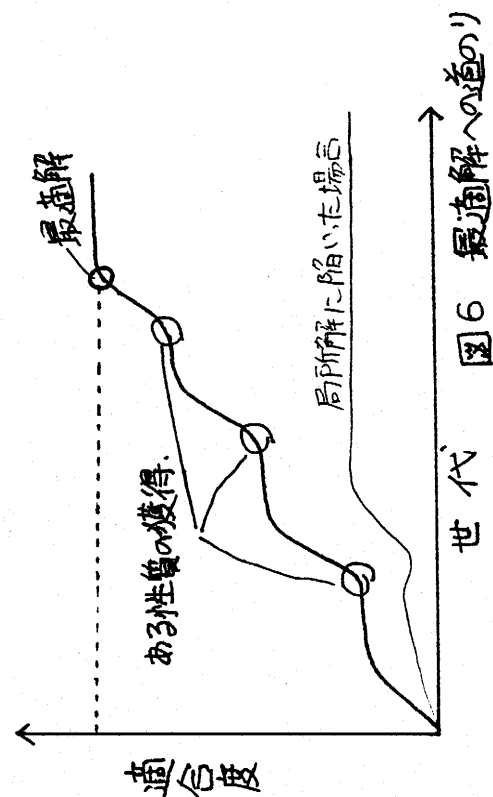


図6 最適解への道

参考文献（引用を含む）

- 1) Simon, A. H. , “*Models of Man,* ” John Wiley & Sons, 1957
- 2) W. Brian Arthur, “*Increasing Returns And Path Dependence In The Economy*” The University of Michigan Press, 1994
- 3) Paul Krugman, “*How The Economy Organizes Itself In Space : A Survey of The New Economic Geography*” Santa Fe Institute, 1996
- 4) I. プリゴジン他, 『混沌からの秩序』 みすず書房
- 5) 逢沢 明, 『複雑な, あまりに複雑な』 現代書館, 1996
- 6) 市川 紘, 『階層型ニューラルネットワーク：非線形問題解析への応用』 共立出版, 1993
- 7) 馬場 則夫・小島 忠男・小澤 誠一, 『ニューラルネットの基礎と応用』 共立出版, 1994
- 8) 副島 豊, 『ニューラルネットワークアプローチによる経済分析：モデルの概要と金融政策への応用例』 日本銀行金融政策研究所, 1996
- 9) 伊庭 斎志, 『遺伝的アルゴリズムの基礎：GA の謎を解く』 オーム社, 1994
- 10) 上田 完次・下原 勝憲・伊庭 斎志, 『人工生命の方法：そのパラダイムと研究最前線』 工業調査会, 1995
- 11) John H. Holland, “*Hidden Order*” Addison-Wesley, 1995
- 12) 青木 昌彦・奥野 正寛, 『経済システムの比較制度分析』 東京大学出版会, 1996
- 13) Stuart Kauffman, “*At Home In The Universe*” Oxford University Press, 1995
- 14) Stuart Kauffman, “*The Origin of Order*” Oxford University Press, 1992
- 15) World Bank, 『東アジアの奇跡－経済成長と政府の役割』 東洋経済新報社, 1993
- 16) 大野 健一, 『市場移行戦略』 有斐閣, 1996
- 17) William Shakespeare, “*Hamlet*” Cambridge

ホレイシヨー おお, 不思議, 一体これは！

ハムレット だからさ, 珍客はせいぜい大事にしようではないか。ホレイシヨー, この天地のあいだには, 人智などの思いも及ばぬ事が幾らもあるのだ。(邦訳 福田 恒存, 新潮文庫)