原著論文

ファジィ推論によるカオス短期予測の改善と 遺伝的アルゴリズムによるチューニング†

松本 義之*1 和多田 淳三*2

規則性を見出しにくいデータを予測する方法に、カオス理論に基づく時系列データの短期予測がある。これは、従来ランダムに推移すると考えられていた時系列データを Takens の埋め込み定理を用いてアトラクタを多次元空間に再構成することにより、短期予測を可能としている。しかし、ランダムプロセスと異なる幾何学的性質を持つ時系列データでも、低次元のカオス性を示さない時系列データをカオスで予測することは困難である。そこで、本研究では、予測するデータに関連する別の時系列データを同時に埋め込むことにより、予測を行いたい時系列データのカオス性を抽出し、予測精度を向上させる。また、ユークリッド距離を考慮したカオス予測手法に対して、そのあいまいな情報を扱うためにファジィ理論を適用する。そして、これらの手法に対して東証日経平均株価を予測するシミュレーションを行い、その有効性を明らかにする。さらに、用いたファジィ理論における前件部メンバーシップ関数の生成のために組み合わせ最適化の手法の一種である遺伝的アルゴリズムを用い、より簡単に予測モデル構築をする。

キーワード：カオス、短期予測、ファジィ推論、遺伝的アルゴリズム、時系列データ

1. 序論

近年カオス現象 [1] [2] の研究が注目されている。カオスは、幾何学的性質として自己相似性を示す。つまり軌道を長期間観察した場合、同じ軌道を通ることは無いが、過去の軌道の非常に近傍を通ることがある。また、軌道は限られた領域を出ていくことがない。このカオスの性質を利用した応用として、時系列データの短期予測問題がある。これは、従来ノイズ、あるいは規則性が無いと考えられていた事象に、何らかの決定論的規則性を見だし、その近未来の状態を予測しようとするものである。この予測手法は、観測された時系列データを Takens [3] の埋め込み定理により多次元状態空間に再構成し、最新に観測されたデータを含むデータベクトルの近傍ベクトルを用いて局所再構成により短期予測を行うものである。しかしながら、ランダムプロセスに従わない時系列データでも、低次元のカオス性を示さないものについてはカオスによる予測が困難である [4]。

そこで本研究では次のことを目的としている。

- 1) カオス時系列データの予測手法に、関連データを考慮した手法 [5] を適用する
- 2) ユークリッド距離を考慮したカオス予測手法に対して、そのあいまいな情報を扱うためにファジィ推論を適用する。 [6]

以上により時系列データの予測精度が向上すると考える。また、本手法で使用したファジィ推論における前件部メンバーシップ関数生成のため、遺伝的アルゴリズム [7] [11] を適用する。これにより、より簡単な予測モデルの構築が行える。

これらの手法に対して、東証日経平均株価を予測するシミュレーションを行い、その有効性を明らかにする。

2. カオス理論と予測

カオス現象の大きな特徴として、初期値敏感性がある。ほんの少しだけ初期値を変化させたカオス現象による写像をプロットすると、初期の段階では、ほとんど同じ軌道をたどるが、ある時点を境に両者の値が大きく異なって来る。これをカオスの初期値敏感性 [12] という。この初期値敏感性のため、時系列データの予測にカオスを用いる場合、長期の予測が不可能である。カオス理論を予測に用いる一般的な目的は、ある時系列データからそのデータがもっている決定論的規則性を見つけ出し、ある時点のデータからそれが十分に影響を及ぼす程度の近未来のデータを予測することである。カオス理論による時系列データの短期予測は、時

† Improvement of Chaotic Short-term Forecasting on Fuzzy Reasoning and Tuning on Genetic Algorithm
Yoshiyuki MATSUMOTO, Junzo WATADA

*1 東和大学 工学部電気工学科マルチメディア工学コース
Tohwa University Dept. of Multimedia

*2 早稲田大学 大学院情報生産システム研究科
Waseda University Graduate School of Information,
Production and Systems

系列データを高い精度で予測すること [13] [14] を可能にする。

この予測は、「高次元力学系の軌道はその中の任意の 1 成分座標 (変数) の情報 (時系列データ) だけから再構成できる」という Takens の理論に基づいている。次に Takens の理論を説明する。

ある時系列データ $x(t)$ から、ベクトル

$$(x(t), x(t-\tau), x(t-2\tau), \dots, x(t-(n-1)\tau)) \quad (1)$$

をつくる。ここで τ は、任意の時間間隔を表す定数である。このベクトルは n 次元空間 (データ空間) 上の 1 点を示すことになる。従って、 t を変化させると、この n 次元データ空間上に軌道が描ける。この軌道は、 n を十分大きくとればもとの高次元力学系の軌道を滑らかに変形したものになっている。もとの力学系になんらかのアトラクタが現れているならば、データ空間上にはこのアトラクタを変形したアトラクタが出現することになる。 n は通常「埋め込み次元」と呼ばれる。この次元は、もとの力学系の次元を m とすると、

$$n=2m+1 \quad (2)$$

にとれば十分であることが証明されている。ただし、短期予測の実用上は通常 3 ~ 4 程度で十分な場合が多い。

次に、このようにして再構成された軌道を用いて決定論的規則を記述する。これには幾つかの方法があるが、ここでは以下に示す方法を用いる。

ここでは、等時間間隔 $\tau=15$ で観測された離散型時系列データを埋め込み次元 $n=3$ で予測する場合の例を述べる。

観測された離散型時系列データを、埋め込み次元 3 で、3 次元の位相空間に次のベクトル

$$Z(t) = (x(t), x(t-\tau), x(t-2\tau)) \quad (3)$$

を用いて写像すると図 1 になる。

いま、最新の観測データを含む 3 次元位相空間上に写像されたベクトルを $Z(i)$ とすると、3 次元空間における $Z(i)$ の近傍にプロットされたデータは図 2 のように示される。ところがこれらの $Z(i)$ の近傍のデータは、過去のデータであるので、その 1 ステップ先の挙動が既にわかっている。これを利用して $Z(i+1)$ を予測する。すなわち、 $Z(i)$ が中心の距離 ε を半径とする微小空間内の $Z(i)$ のもっとも近いデータ $Z(j)$ と、 $Z(i)$ と $Z(j)$ との距離 It を用いて $Z(i+1)$ と $Z(j+1)$ の距離 I_{t+1} を求め、これから元の時系列データにおける $x(i+\tau)$ を求めるのである。

図 1 n 次元位相空間に写像されたデータ $Z(t)$

図 2 短期予測手法の図解

3. 関連データの同時埋め込み法

これまでのカオス理論による予測方法は、予測したい時系列データを、Takens の埋め込み定理に基づいて、再構成状態空間にアトラクタの再構成を行い、このアトラクタを基に予測を行ってきた。しかし、予測を行おうとする時系列データが、相関次元計測 [15] [16] でランダムではないと判断されたとしても、低次元のカオス性を示さない場合、予測がうまくいかない場合が多い。そこで、本研究では、予測したい時系列デー

タに影響を与える他の関連時系列データを同時に埋め込み、アトラクタを再構成させることにより、予測精度の向上を図る。

例えば、等時間間隔 τ で観測された離散型時系列データ y の短期予測を行いたい場合、 y に影響を与える別の離散型時系列データ x も同時に観測する。この2つの時系列データから1つのベクトル

$$Z(t) = \begin{bmatrix} y(t), y(t-\tau), \dots, y(t-(n-1)\tau), \\ x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(m-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (4)$$

を作成する。さらに、埋め込み次元 n, m 、時間間隔 τ で、 $n+m$ 次元の位相空間に写像する。

このようにして写像されたベクトルに対し、 t を変化させて $n+m$ 次元空間上に軌道を描く。もし y の近未来に対して x が影響を与えるならば、2つの時系列データによって描かれた軌道は、 y のみで描いた軌道よりも、予測が行いやすい、はっきりとしたアトラクタが現れてくると考えられる。そこで、 $n+m$ 次元空間における $Z(i)$ の近傍にプロットされたデータの挙動を利用して $Z(i+1)$ を求め、 $y(i+\tau)$ を予測する。本手法を用いると、これまで用いられてきた1つの時系列データによって予測を行う手法よりも、予測精度が向上すると考えられる。

4. ファジィ推論を用いたカオス予測方法

4.1 ファジィ推論による重み付け

Takens の埋め込み定理に基づいて、予測を行う場合、予測したい時系列データの近傍の点を参考に予測値を計算する。この手法を用いる場合、近傍の点のうちでユークリッド距離が現在の点に近いものほど重視する。しかし、このままでは実際にどのような値を与えればよいかは不明であり、試行錯誤によって妥協できるものを得るしか方法はない。本研究では、このようなあいまいな問題に対応するためにファジィ理論を適用し、重みを求めることにする。ここで距離を D 、重みを W とすると、これらはすなわち次に示すような if-then 形式のファジィプロダクションルールである。

If D is near then W is big
If D is middle then W is middle
If D is far then W is small

各メンバーシップ関数の横軸は、前件部が現在の点から近傍の点までのユークリッド距離であり、経験的に0から3.0に、後件部が求める重みであり、0から1.0に設定している。このファジィ推論によって、近傍の各点に対して現在の点からのユークリッド距離に応じて重み W をそれぞれ与え、予測値を得る。この手法により予測精度が向上すると思われる。

4.2 遺伝的アルゴリズムによるメンバーシップ関数の最適化

メンバーシップ関数の組み合わせに対する予測結果の平均自乗誤差は、これを探索領域ととらえたとき多峰性になっており、一般的な局所探索法である山登り法などでは良い解を得ることは難しい。そこで本研究では、この局所解に陥る欠点を避け、最適点を効率的に得るために遺伝的アルゴリズムを用いる。

また、本研究の場合、ファジィ推論のルールは明らかになっているものの、そのルールに対してどの程度の値が妥当かといった知識を経験的に得ているエキスパートは存在しない。このような未知な知識に対して良いメンバーシップ関数を設定することは困難である。このような場合、試行錯誤によってメンバーシップ関数の各パラメータを決める以外に方法はなく、たとえパラメータの全ての組み合わせを調べてその中から最適なものを選ぶ方法をとったとしても、時間的に非現実的である。しかし、遺伝的アルゴリズムを用いれば、パラメータ全ての組み合わせのうち、1割程度の数の組み合わせを調べるだけで概ね最適解を得ることが可能になる。

5. 東証・日経平均の短期予測

これまでは、株価のデータはランダムプロセスとしてモデル化され、予測が不可能とされていた。しかし、カオスの短期予測は、これまでランダムと考えられていた時系列データの中にも決定論的規則性を有しているものがあり、これらはカオスで予測可能となっている。そこで、ここでは株価のデータの中にカオス性があるかどうかを検証するために相関次元計測・最大リアプノフ指数 [2] を求めた。

相関次元は位相空間上の距離 r に対して求められる相関積分 $C(r)$ の $\log$ をとったものをプロットした図の傾きで求められる。(図3) ここでは、 $-4 < \log(r) < -2$ の部分より、相関次元を求めている。

求めた相関次元の結果が図4である。ここで、相関次元が埋め込み次元の増加に伴って低次元の値(1~3程度)で飽和すれば、このデータは低次元のカオス性を示すことになる。逆にデータがランダムプロセスに従っていれば、相関次元は埋め込み次元と一致し、埋め込み次元の増加とともに増加する。今回の結果は、埋め込み次元が増加するにしたがって相関次元も増加しており、次元の飽和は見られない。しかし、徐々に相関次元の増加が穏やかになってきており、埋め込み次元が10次元のところで、5~6次元程度の値になっていることがわかる。

次に、日経平均データの最大リアプノフ指数を求め

図3 日経平均データの相関積分 $C(r)$ と r の関係

図4 日経平均データの相関次元

る。リアプノフ指数とは、カオスの特徴づける指数であり、カオスの性質のうち、引き延ばしの具合を数量化する指数である。このリアプノフ指数は、

$$\lambda = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{i=0}^{n-1} \log |f'(x_i)| \quad (5)$$

で求めることができる。このリアプノフ指数のうち、最大のものを最大リアプノフ指数と呼び、この値が正のとき、そのデータはカオスであるといえる。しかし、実際の時系列データから最大リアプノフ指数を求めようとすると問題がある。それは、観測で得られた時系列データでは、その発展時間を記述する方程式が明示的にはわからないということである。そのような場合の解法として、観測された時系列データから最大リアプノフ指数を求める方法がいくつか研究されている。ここでは、S.Sato など [17] による方法で求めることにする。

観測された時系列データを n 次元の位相空間に埋め込む。この位相空間に描かれた軌道を等時間間隔でサンプリングすると、アトラクタ上に点の集合ができる。この中でなるべく近い 2 点 x_i, y_i のペアをつくり、この

2 点の時間変化を追いながら τ 間隔の距離の比

$$\Lambda_i(t, \tau) = \frac{|x_i(t + \tau) - y_i(t + \tau)|}{|x_i(t) - y_i(t)|} \quad (6)$$

をつくる。(図 5) なお、 $|x_i(t) - y_i(t)|$ はベクトル間の距離である。そして、これを多くのペア i について平均操作を次のように行う。

$$\langle \log \Lambda(t, \tau) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \Lambda_i(t, \tau) \quad (7)$$

これにより、 τ の間のリアプノフ指数に相当する量

$$\lambda(t, \tau) = \frac{1}{\tau} \langle \log \Lambda(t, \tau) \rangle \quad (8)$$

を求める。 $\lambda(t, \tau)$ を t に対してプロットし、それが一定になったとき、最大リアプノフ指数が求まったと考える。

この方法で求めた、日経平均に対する最大リアプノフ指数が図 6 である。この図 6 で見ると、日経平均の最大リアプノフ指数は、正の値を示しており、0.1 程度であることがわかる。

ここでは、日経平均のデータがカオス性を有するか

図5 最大リアプノフ指数の求め方

図6 日経平均の最大リアプノフ指数

どうか検証するために、相関次元・最大リアプノフ指数を求めてみた。その結果、相関次元については、次元の飽和は見られないが、その増加が緩やかなものになってきており、日経平均のデータが位相空間内においてランダムプロセスと異なる幾何学的性質を持つことを示している。ただし、相関次元は飽和しておらず、低次元のカオス性を見出すことはできない。しかし、最大リアプノフ指数は、正の値を示しており、カオスの性質である引き延ばし現象が起こっていることを示している。

これらを総合すると、東京証券株式市場の日経平均のデータは、カオス性を有しているが、低次元のカオス性ではないために、その時系列データのみを使用してカオスで予測することは困難であるということになる。

そこで本研究では、経済学において株価に大きな影響を与えるとされる為替レート [18] を同時に埋め込み、シミュレーションを行った。日経平均だけをカオス理論の手法で予測するよりも、関連が深いとされる為替のデータを同時に埋め込んで予測を行った方が、予測精度が上がると考えられる。

シミュレーションで使ったデータを図7に示す。太い線で表されているのが日経平均データ、細い線で表されているのが円ドル為替レートである。このデータは1991年9月30日から1994年7月29日までの約700個の日次データを使用している。今回のシミュレーションでは、前半部分の約600個のデータを用いて、後半部分の100個のデータの予測を行った。

5.1 予測手順

図7からわかるように、この2つの時系列データは、不規則な動きをしているが、カオス現象を示す「不規則振動」のデータにはなっていない。そこで今回のシミュレーションでは、前日の値から差分を取ることにした。つまり前日のデータから今日のデータを差し引いたものを今日の値として採用している。

また、実際のデータは、日経平均のデータは15,000~25,000円、為替レートのデータは100~130円の間で推移している。この2つのデータを同一次元空間に埋め込んでカオスによる短期予測を行う。カオスによる短期予測は、データ間の距離を利用して予測を行うため、このままでは正しい予測を行うことができない。このため2つの時系列データを、平均0、標準偏差1に正規化を行った。これが図8のデータである。実際のシミュレーションには、この図8のデータを使用した。

この図8のデータを元にして、日経平均のデータを

図7 実データ

図8 正規化されたデータ

n 次元、為替レートのデータを m 次元、時間間隔 $\tau = 1$ 日として、1つのベクトルを作成する。このベクトルを $n+m$ 次元空間に写像する。写像されたベクトルに対し、時間 t を変化させて $n+m$ 次元空間に軌道を描く。この軌道が描かれた $n+m$ 次元空間上に、予測を行いたい時点のデータから作成したベクトルを写像する。そして、写像されたベクトルの近傍にある他のベクトルを選択する。選択されたベクトルは、過去のデータであるので1日後の軌道がわかっている。その軌道を利用して予測を行いたいベクトルの1日後の値を予測するのである。

例えば、日経平均5次元、為替レート2次元の合計7次元空間に埋め込んで予測を行うとする。この時、1994年7月1日のデータから、7月2日の値を予測したいとする。この7月1日の日経平均のデータを $y(0)$ 、為替のデータを $x(0)$ とすると作成されるベクトル $Z(0)$ は、

$$Z(0) = \begin{Bmatrix} y(0), y(-1), y(-2), y(-3), y(-4) \\ x(0), x(-1) \end{Bmatrix} \quad (9)$$

になる。このベクトルを7次元空間に埋め込む。すでに埋め込まれている約600個のベクトルの中から、このベクトルに最も距離の近いものを3つ選択する。(なお、この距離の計算にはユークリッド空間距離を使用する)このようにして選択された3つのベクトルを $Z(s_1)$, $Z(s_2)$, $Z(s_3)$ とすると、この場合の予測値 $y(1)$ は、

$$y(1) = \frac{y(s_1) + y(s_2) + y(s_3)}{3} \quad (10)$$

として求める。ファジィ推論を用いた場合は、選択された3つのベクトル $Z(s_1)$, $Z(s_2)$, $Z(s_3)$ に対して現在の点からのユークリッド距離に応じて重み W_1 , W_2 , W_3 をそれぞれ与え、予測値を得る。この場合の予測値 $y(1)$ は、

$$y(1) = \frac{y(s_1) \times W_1 + y(s_2) \times W_2 + y(s_3) \times W_3}{W_1 + W_2 + W_3} \quad (11)$$

として求める。

5.2 メンバシップ関数のチューニング

予測で用いるファジィ推論の前件部メンバシップ関数は、遺伝的アルゴリズムを用いて最適化を行う。用いた遺伝的アルゴリズムは単純遺伝的アルゴリズムである。シミュレーションに用いた各種条件を表1に示す。ここで、用いる個体の遺伝子構造は

$$\alpha=0.2 \quad \beta=1.8 \quad \gamma=2.4$$

のように、遺伝子が三つで一つの個体を構成しているものである。この三つの遺伝子は図9に示すように、左のものから順にメンバシップ関数のパラメータの三点にそれぞれ相当しており、これらの値がそのまま遺伝子の値となっている。遺伝的アルゴリズムの終端判定には、集団に属する全ての個体が同一の遺伝子を持つ場合に終了する方法をとっている。また、この三点の各パラメータが取ることのできる値は連続的な値を取るのではなく離散的な値とする。具体的には0～3.0の値で、0.1きざみであり、31個の点とその候補となる。三点は、各メンバシップ関数の意味から

$$0 \leq \alpha < \beta < \gamma \leq 3.0 \quad (12)$$

の関係にある。以上の条件を満たすメンバシップ関数の三点のパラメータの組み合わせ数は4495通りになり、この中から最適なものを経験的アルゴリズムによって探し出す。

シミュレーションの結果、得られたデータを整理すると表2のようになる。

探索効率、メンバシップ関数パラメータの全ての組み合わせのうち、どれだけの組み合わせを用いて

図9 前件部メンバシップ関数

表1 遺伝的アルゴリズムの初期条件

適合度	平均自乗誤差
初期集団サイズ	224個(5%)
遺伝子の長さ	3
交叉方法	1点交叉
交叉率	60%
突然変異率	1%
選択法	エリート戦略
淘汰・増殖率	10%

表2 遺伝的アルゴリズムの結果

試行回数	探索数	探索効率(%)	収束世代
1	832	18.5095	28
2	804	17.8865	22
3	869	19.3326	18
4	782	17.3971	17
5	809	17.9978	19
平均	819.2	18.224	20.8

解に到達したかを表すもので、次式によって得られる。

$$(\text{探索効率}) = \frac{(\text{探索数})}{(\text{全組み合わせ数})} \times 100 \quad (13)$$

今回のシミュレーションでは、全組み合わせ4495通りのうち約18%を探索するだけでほぼ最適解が得られた。

5.3 予測結果

前節の手順に基づいて、日経平均5～13次元、為替レート0～9次元に変化させてシミュレーションを行った。図10、図11はその結果を示している。図10は予測値と実測値の誤差平均、図11は予測値と実測値の相関係数となっている。それぞれ、日経平均の埋め込み次元別で、横軸が為替レートの埋め込み次元数となっている。つまりこのグラフの左端の点(関連データ次

元数が0の点)が従来法による予測であり、それ以外が関連データを用いた手法による予測となっている。グラフは、関連データの埋め込み次元数を大きくするとほとんどの場合において予測精度が良くなり、また相関係数が高くなることを示している。しかし、埋め込み次元数を大きくしすぎると、逆に精度が落ち、相関係数も下がることがわかる。これは、関連データの埋め込み次元があまり大きくなると、影響度が大きくなりすぎて精度が落ちると考えられる。

従来の方法で、最も精度が高かった7次元の場合、ならびにファジィを使用した予測手法である局所ファジィ再構成法〔6〕と、比較したのが表3である。関連データ・ファジィ推論を用いることにより、誤差平均・相関係数ともに精度が向上している。

図10 予測結果 (誤差平均)

図11 予測結果 (相関係数)

表3 予測結果の比較

	予測誤差	相関係数
従来の方法(7次元)	170.8550	0.9220
局所ファジィ再構成法	168.2977	0.9214
関連データ+ファジィ推論	159.9855	0.9339

6. 考察

シミュレーションを行った結果、関連データを埋め込まない場合に比べて、関連データを埋め込んだ方が

より高精度で予測できることがわかった。これは、予測したいデータだけを埋め込んで軌道を描くよりも、関連データを同時に埋め込んで軌道を描く方が、より強いアトラクタが現れるためである。しかし、関連データを埋め込む次元数をあまり多くすると、逆に精度が悪くなっていくこともわかった。これは、関連データの埋め込み次元数をあまり多くすると、関連データの影響が強くなりすぎるためではないかと考えられる。

ファジィ推論により、重み付けをした結果、さらに予測精度を向上させることができた。近傍の点を予測に用いる場合、距離を考慮した方が、より高精度で予測できることがわかった。

さらに、遺伝的アルゴリズムを用いてチューニングを行うと、全組み合わせ4495通りのうち約18%を探索するだけでほぼ最適解が得られた。これは、チューニングの作業を単純化し、作業時間を短縮し効率的であるといえる。このように、データ予測において遺伝的アルゴリズムによるチューニングを行うことで簡単に予測誤差の少ないシステムをつくることが可能となる。

7. 結論

本研究では、株価の予測モデルについて、カオス理論を中心としたモデルを提案した。従来、カオスによる時系列データの短期予測は、1つの時系列データだけで、予測を行うものだった。その時系列データが低次元のカオス性を持っていれば、1つのデータだけで高い予測精度を得ることができる。しかし、ランダムプロセスではない時系列データでも、低次元のカオス性を有しない時系列データは、その時系列データ単独で予測精度を上げることが難しい。本手法は、このようなランダムプロセスではない事がわかっている時系列データで、なおかつ低次元のカオス性を有しないために予測が困難な時系列データに対して、関連データの埋め込み・ファジィ推論による重み付けという手法を用いて、予測精度を向上させることに成功した。また、遺伝的アルゴリズムを用いて、これまでより簡単に予測誤差の少ないシステムを作ること示した。

ここで示した日経平均・為替レート以外の経済時系列データにも同様の手法で、予測精度の高いモデルの構築が可能になると考えられる。

参考文献

- [1] 山口昌哉, カオスとは何か, Computer Today, No. 32, pp.4-9, 1987/7
- [2] 長島弘幸, 馬場良和, カオス入門, 培風館, 1992
- [3] F.Takens, "In Dynamical Systems and Turbulence", (eds. Rand and Young), Springer, Berlin, pp.366-381, 1981

- [4] 合原一幸, 徳永隆治, カオス応用戦略, オーム社, 1993
- [5] 松本義之, 和多田淳三, 関連データを同時に埋め込んだカオスによる短期予測に関する研究, 日本経営工学会, Vol.49, No.4, pp.210-217, 1998
- [6] 五百旗頭正, 菅家正康, 藤本泰成, 鈴木新悟, 局所ファジィ再構成法によるカオスの振る舞いをする時系列データの短期予測, 日本ファジィ学会誌 Vol.7, No.1, pp.186-194, 1995
- [7] 安居院猛, 長尾智晴, ジェネティックアルゴリズム, 昭晃堂, 1993
- [8] 特集 遺伝的アルゴリズム, 計測と制御, Vol.23, No.1, pp.1-81, 1993
- [9] 小林重信: 遺伝的アルゴリズムの基礎と応用[I] [II] [III], 日本オペレーションズリサーチ学会, Vol.38, No.5, pp.256-261; Vol.38, No.6, pp.311-319; Vol.38, No.7, pp.352-357, 1993
- [10] 水沼洋人, 和多田 淳三, “遺伝的アルゴリズムに基づくファジィ混合整数計画法とその資源配分問題への応用,” 日本ファジィ学会誌, Vol.7, No.1, pp. , 1995
- [11] J. Watada, Y. Matsumoto, K. Kubo and R. Nagarajan, "Genetic Tuning of a Fuzzy Controller," Invited Paper in Proceeding, IFAC/IEEE International Symposium on Artificial and Real Time Control'97, at Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 553-558, 1997.9.22-25
- [12] 戸田盛和, カオス—混沌のなかの法則, 岩波書店, 1991
- [13] 松葉育雄, カオスと予測, 数理科学, No.348, pp.64-69, 1992
- [14] 長島知正, 永井喜則, 荻原利彦, 土屋尚, 時系列データ解析とカオス, 計測と制御, Vol.29, No.9, 1990
- [15] Brock, W.A., "Distinguishing Random and Deterministic Systems: Abridged Version", Journal of Economic Theory 40, pp.168-195, 1986
- [16] Scheinkman, J.A. and LeBaron, Blake: "Non-linear Dynamics and Stock Returns", Journal of Business, Vol.62, No.3, pp.311-337, 1989
- [17] S. Sato, M. Sano, Y. Sawada, Practical methods of measuring the generalized dimension and largest Lyapunov exponent in high dimensional chaotic systems, Prog. Theor. Phys. 77(1), S.1-5, 1987
- [18] 古海健一, 外国為替入門, 日本経済新聞社, 1990
(2003年7月31日 受付)
(2003年11月1日 再受付)
(2003年12月12日 採録)

[問い合わせ先]

〒815-8510 福岡市南区筑紫丘1-1-1

東和大学工学部電気工学科

マルチメディア工学コース

松本 義之

TEL: 092-541-1511

FAX: 092-552-2707

E-mail: matchan@tohwa-u.ac.jp

著者紹介

まつもと よしゆき
松本 義之 [正会員]

東和大学工学部電気工学科マルチメディア工学コース
大阪工業大学工学部経営工学科で1992年, 1994年にファジィデータベースおよびファジィ意思決定支援システムで学士および修士。1994年より関西女学院短期大学経営学科情報専攻助手。1998年より東和大学工学部電気工学科マルチメディア工学コース講師、現在に至る。カオス理論の応用、ファジィ意思決定の研究に従事、日本知能情報ファジィ学会、日本経営工学会、日本生産管理学会、電子情報通信学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会の会員

わただ じゅんぞう
和多田 淳三 [正会員]

早稲田大学大学院情報生産システム研究科
大阪市立大学工学部電気工学科で1970年, 1972年にファジィ理論およびオートマトン理論の研究で学士および修士, 1983年に大阪府立大学工学部でファジィ多変量解析の研究で工学博士。1972年より富士通(株)でソフトウェアシステムの開発に従事, 1982年より龍谷大学経営学部勤務, 1990年より大阪工業大学教授, 2003年より早稲田大学(大学院情報生産システム研究科)教授、現在に至る。ソフトコンピューティングの研究を中心にデータ解析, 意思決定支援システム、金融工学の研究等に従事。日本知能情報ファジィ学会, IFSA等の会員, Henri Coanda Medal 受賞(2002.6)、日本人間工学会認定人間工学専門家資格(2003.7)。日本ファジィ学会副会長(1993-1995)、日本ファジィ学会編集委員長(1995-1997)、バイオメディカルファジィシステム学会会長(2001-2003)。

Improvement of Chaotic Short-term Forecasting on Fuzzy Reasoning and Tuning on Genetic Algorithm

by

Yoshiyuki MATSUMOTO, Junzo WATADA

Abstract :

Widely chaos model is employed to forecast a value in short term future using such time-series data that its regularity is hardly found. The chaotic short-term forecasting method is based on Takens Embedding Theorem which enables us to reconstruct an attractor in multi-dimensional space using such data that seem to be random. Even if data has no random nature but deterministic and geometrical nature, it is also hard to forecast their future values based on the chaos method if the data cannot be reconstruct in sufficiently low dimensional space.

This paper proposes the method to embed another reference data related closely to the original focal data. The method can enable us to abstract the chaotic portion out of the focal data and increase the forecasting precision. In the chaotic forecasting method based on Euclidean distance, the fuzzy reasoning is employed in order to deal with vague information included in the focal data.

These two methods are evaluated by simulation examination on the comparison with a conventional method. The simulation result shows its effectiveness by applying the method to forecasting the future value of Nikkei Mean Value of Tokyo Stock Market. It should be noted that fuzzy membership functions used in premises of rules in fuzzy reasoning are automatically and optimally tuned by genetic algorithm and that the forecasting model is rebuild easily.

Keywords : Chaos, Short-term forecast, Fuzzy reasoning, Genetic algorithms, Time series data

Contact Address : **Yoshiyuki MATSUMOTO**

Tohwa University Dept. of Multimedia

1-1-1 Chikushioka, Minami-ku, Fukuoka 815-8510, Japan

TEL : 092-541-1511

FAX : 092-552-2707

E-mail : matchan@tohwa-u.ac.jp