数理解析研究所講究録
1132巻 2000年 216-220

GAにより最適化したファジィ推論システムを用いたカオス時系列の予測

譚 康融 (K.R TAN)
九州大学大学院経済学研究科

1 概要

近年、カオス時系列に関する研究は工学から経済学まで数多くなされているが [1]-[6]、その中で、注目されている課題の中の一つはカオス時系列への予測問題である。本論文ではカオス時系列への予測を行なうファジィ推論システムの構成および性能評価について論じる。

2 システムの構成

2.1 ファジィルールによる推論

ファジィという概念は、1965年にアメリカのザデー (Zadeh) 教授によって、はじめて提唱された。それは以前の確率論に対峙するもので、物事のあいまいさを表現できるコンセプトであった。その後、ファジィ理論は急速に発展し、特に日本においては、その理論と応用が最も進み、ファジィ研究に重要な貢献が数多くなされている。

ファジィ推論の最初の実用化は、イギリスのマムダニ (Manadni) 教授の手で初めてなされ、その後、ますます拡張、深化されて広く応用されるようになった。特に非線形制御の領域において、ファジィ制御の有効性が知られている。

以下では、各分野におけるファジィシステムの応用例の一部である。

(1) ファジィ推論

ファジィ推論の応用例としては、よく知られているのはファジィ医療診断システムである。このファジィエキスパートシステムは、入力された患者の体の具合などの情報に基づいて、ファジィ推論を行い、患者に対して、普通の医者よりも、より精確な診断を出力してくれる。

(2) ファジィ制御

ファジィ制御の例としてはマムダニのスチームエンジン制御の例がよく知られているが、彼はスチームエンジンにおけるボイラ出口の圧力制御において、ファジィ制御を用いた。その結果を通常のPID制御の結果に比べると、よりよい結果が得られた。ファジィ制御におけるほかの応用例としては、セメントキルンや、地下鉄のスピードの制御や、炊飯器の炊飯制御などなどが多く挙げられる。

ファジィ推論には、推論ルール、メンバーシップ関数が不可欠であるが、本論文では、菅野ファジィ推論法を用いる [7]。すなわち、以下のような推論ルールを用いる。

$$L^i: \ if \ x_1 \ is \ A_1^i \ and \ x_2 \ is \ A_2^i \ ... \ x_m \ is \ A_m^i \ then$$

$$y^i = \alpha_0^i + \alpha_1^i x_1 ... + \alpha_m^i x_m \tag{2.1}$$

また、非ファジィ化は以下のように行われる。すなわち、

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{n} \omega^i y^i}{\sum_{i=1}^{n} \omega^i} \tag{2.2}$$

$$\omega^i = \prod_{j=1}^{m} A_j^i(x_j) \tag{2.3}$$

ここで、$L^i(i = 1、2、\cdots、n)$ は i 番目の推論ルールであり、$x_j(j = 1、2、\cdots、m)$ は入力変数であり、y^i は L^i ルールの出力である。

3 パラメータの最適化

以上のシステムの中で、最適化しなければならないのは、推論に用いられるパラメータである。特にファジィ推論の精度は、メンバーシップ関数の形状に大きく左右される。メンバーシップ関数の形状は、実際にはいろんなかたちが取れるが、例えば、対称メンバーシップ関数として、対称三角形型とか、鐘型などがあげられるが、一方、非対称のメンバーシップ関数として、非対称型の三角形型などがあげられる。本論文では、非対称型の三角形型のメンバーシップ関数を用いる。

一般的には、非線形パラメータのメンバーシップ関数の形状の最適化には、最急降下法がよく使われるのが、これに対して、本論文では、遺伝的アルゴリズム (Genetic Alogrithm) を用いてメンバーシップ関数の形状をチューニングして最適化する。GA は 1975 年、アメリカの学者ホランド (Holland) が最初に GA の研究を始め、その後盛んになった。その後、Goldberge などの研究によって、GA は各分野で応用されて、数多くの研究成果を実った [8][9][10][11]。以下では、GA によりメンバーシップ関数の形状を最適化するアルゴリズムを述べる。

3.1 GA の概要

(1) 個体表現

まず、GA における個体とは、システムを実現するパラメータの集合であると考えれば良く、現在の課題では、メンバーシップ関数の形状であるので、個体は一つのメンバーシップ関数の座標値をあらわし、対応する。

この個体は、さまざまな形状をとることが可能であり、その数値により、さまざまな形状を実現する。このように 1 つの個体が 1 つのメンバーシップ関数に対応してい

る。

(2) 個体の適応度

個体 i を表現する遺伝子は、最初の段階では乱数を発生することにより得られる。このとき、N 個の個体があれば N 個のメンバーシップ関数の表現がある。

次に、個体の能力を評価する。その評価方法としては、個体 i が実現するメンバーシップ関数を用いてファジィ推論を適用した場合に、出力として得られるものが、最初に与えた外的基準と、どの程度一致するかにより計られる。これを、適応度とよんでいる。個体 i の適応度を $fitness_i$ として、これを大きい順にソートしておく。

(3) 交叉処理

適応度の第 1 番目、2 番目の個体をとりだし、ランダムに選択した位置で交叉して、新しい 2 つの個体を生成する。すなわち、個体 A、B があったとき、これから子供 C、D を生成する場合、個体の適当な位置で目印をつける。子供は C、個体 A の目印から前半の部分と個体 B の目印から後半の部分を接続することにより生成する。子供 D は、逆に前半を個体 B から、後半を個体 A からもらう。これにより、子供である個体 C、D は個体 A、B より適応度が高まることが期待できる。現実には、この選択は適応度に応じて選択するルーレット戦略などを用いる。

(4) 置き換え

新しく生成した個体 C、D により $fitness_i$ が最低の値を取る 2 つの個体を置き換える。この置き換えは (3) を適用するごとに行ない、一定数に達したら止める。

(5) 繰り返し

以上のステップ 2 から 4 までの操作を、必要回数だけ実施することにより、適応度の高い個体だけが残ることが期待できる。

(6) 突然変異

上のような交叉処理だけでは、特定のパターンをもった個体に収束して、大域的な最適化が達成できない可能性がある。そのため、突然変異とよばれる、個体の遺伝子を、乱数で置き換える操作をほどこす。この突然変異は頻繁には実施しないので、その確率を与えておき、これに従って実施する。

3.2 後件部のパラメータの最適化

また、後件部のパラメータ α_0、α_1、$\cdots$、α_m の最適化については、学習データを用いて、最小自乗法によるパラメータの推定を行なう。

4 カオス時系列の予測への応用

本論文では、カオス時系列は $Mackey-Glass$ という微分方程式 (4.1) から生成した時系列データを用いて、学習によるシステムのパラメータの最適化を行う。方程式で発生させた時系列データに対して、二つのグループに分け、一部学習データ (教師信号) として使い、パラメータの最適化に使用する。学習が終ると、残り一部の時系列

データを予測に当てはまる。

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - bx(t) \tag{4.1}$$

具体的には、上記の (4.1) 式において、$a = 0.2$、$b = 0.1$ とする。また、時系列データの $x(t-18)$、$x(t-12)$、$x(t-6)$、$x(t)$ を入力として用い、将来の時刻の $x(t+6)$ の予測を行うとする。すなわち、ファジィ推論の入力変数としては $x(t-18)$、$x(t-12)$、$x(t-6)$、$x(t)$ を用いる。メンバーシップ関数の個数を 2 として、推論ルールの個数は全部で 2^4、16 個ルールである。学習グループおよび予測グループのデータ数は各々 500 組を用いる。

上記のようにパラメータの最適化および予測をおこない、以下の結果が得られた。

表 4-1 予測誤差

No.	メンバーシップ関数形	RMSE
1	非対称三角形型	0.0021
2	対称三角形型	0.0034

表 4-1 からわかるように本論文の手法（GA による最適化、非対称三角形メンバーシップ関数）を用いた予測は従来の手法 (最急降下法、対称三角形メンバーシップ関数) より僅かではあるが、予測精度が高いことが確認された。

5 むすび

本論文ではカオス時系列への予測は、遺伝的アルゴリズムとファジィとのハイブライド法を用いて行い、その有効性が確認された。今後の課題としては、GA とファジィとのハイブライド法を経済時系列などの実例への応用などが考えられる。

参考文献

[1] 合原一幸編:「応用カオス」, サイエンス社,1994 年.

[2]Berge,Y.Pomeau and C.Vidal,Order within Chaos,John Willey & Sons,1984.

[3]Beth,D.E.Lazic,and A.Mathias,"Cryptanalysis of Cryptosystems based on Remote Chaos Replication",Proc.Crypto'94,pp.318-331(1994).

[4]M.Casdagli,"Nonlinear prediction of chaotic time series", Phiysica,D,Vol.35,pp.335-356(1989).

[5]J.D.Farmer & J.J.Sidorowich,"Predicting chaotic time series"

Phis.Rev.Lett.,Vol.59, No.8, pp.845-848(1987).
[6]P.Grassberger and I.Procaccia,"Measuring the strangeness of strange attractors",Physica, D 9, pp.23-48(1983).
[7] 菅野 道夫:「ファジィ制御」, 日刊工業新聞社,1988年.
[8]Booker,D.E.Goldberg and J.H.Holland,"Classifier Systems and Genetic Algorithms",Artificial Intelligence,Vol.40,pp.235-282 (1989).
[9]Goldberg,Genetic Algorithms in Search,Optimization and Machine Learning,Addison Wesley,1989.
[10] 時永祥三:"Genetic Algorithm 学習理論にもとづく財務計画策定システムの構成", 経済学研究, 第57巻, 第3/4合併号,pp.227-249,1992年8月.
[11] 北野宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書株式会社,1993年.