

博士論文概要

論文題目

経済時系列データのソフトコンピューティング手法による予測

Soft Computing Method for Forecast of Economic Time-Series Data

		申請者	
氏名		松本	義之
		Yoshiyuki	Matsumoto

専攻・研究指導
(課程内のみ)

生産システム分野 経営工学研究
和多田淳三教授

2004年 12月

本論文は、ソフトコンピューティングに基づく経済時系列データ予測の研究成果をまとめたものである。ソフトコンピューティングとは、人間が行うような情報処理方法を実現する、新しい情報処理技術のことである。従来の厳密な情報処理と異なり、ソフトコンピューティングでは、あいまいで複雑な現実社会の情報を対象にして、人間が行うのと同じように取り扱う。過度の精密性を避けて、実用的な処理を目指す情報処理技術である。本論文では、ソフトコンピューティング手法のうち、カオス理論による時系列データ予測を基本として、ファジィ理論・遺伝的アルゴリズムなどを使用し、経済時系列データに基づく実用的な予測方法を研究している。さらに、これらの手法と Wavelet 解析法を組み合わせることで予測精度を向上させる研究を行っている。

経営・経済分野において、予測システムは重要である。生産計画やマーケティングに関する意思決定が、市場の売り上げを予測して行われている。製品に対する需要が低く予測されたとすると、その製品を販売する機会が失われる。逆に需要を過大評価すると、在庫や補完費用が増大し、企業の収支を圧迫する危険性がある。また、証券・金融市場においては、予測が企業の収支に直結する場合がある。生命保険会社・損害保険会社・普通銀行などの機関投資家は、利益を上げる目的で株式や債券に大口の運用を行い、常に資本市場に参加している。これらの企業は、顧客から集めた資金を元手に株式投資などを行い、資金を運用する。そのため、常に経済に関わる時系列データの予測を行い、投資を行っている。

時系列データの予測において、良く用いられるモデルは、自己回帰移動平均 (ARMA) モデルである。このモデルは、自己回帰モデルと移動平均モデルを一般化したものである。この ARMA モデルに、非定常性や季節性を含むデータについて、階差や季節階差を用いることで統一的に扱えるようにしたモデルが "Box - Jenkins" モデルと言われるモデルであり、近年における最も著名な時系列予測手法となっている。これらのモデルについて、ランダムウォークと呼ばれる状態がある。この状態では、今期の値は、1期前の値に攪乱項を加えた値ということになる。これは、1期前の値さえ判れば今期の値が判ることではない。攪乱項は、ホワイトノイズといわれる確率変数である。つまり、ある一定の幅で変動し、平均すれば0になる。つまりランダムウォーク状態にある時系列データは、確率のみに左右され、予測が不可能ということになる。経済・経営時系列データを解析すると、このランダムウォーク状態（もしくはランダムウォークに近い）と診断される場合が多い。

これらの予測手法とは異なる方法として、カオスによる時系列データの予測手法がある。通常、経済・経営時系列データは、非常に複雑な挙動を示す場合が多い。AR モデルなどの線形方程式で、このような複雑・不規則な挙動の時系列データを説明するためには、攪乱項を加える必要がある。この攪乱項は、前述したように予測不可能なランダムの変数であり、予測不可能である。しかし、カオスによる非線形方程式では、このような攪乱項を用いなくても、非常

に複雑な変動を作り出せることが知られている。しかも、その変動は、決定論で記述されるという特徴がある。もし、複雑な挙動をしている時系列データにカオス性があり、その背後にある何らかの決定論的規則性を見出すことができれば、未来を予測することが可能になる。

経済・経営時系列データで、カオスモデルで表現できる時系列データが存在すれば、同様に決定論に従っているため、予測可能となる。そこで、数々の経済・経営時系列データについて、カオス性の検証を行う研究がなされた。金・銀相場、貨幣供給、GNPの変動などについては、低次元のカオス性の可能性が見つかったと報告された。しかし研究が進むにつれて、カオス性に否定的な見解が多く見られるようになった。たとえば GNP の変動については、カオス性とは言えないという報告が圧倒的である。現在でも論争は続いているが、確定的な結論は出ていない。筆者らは、経済・経営時系列データの多くは、低次元のカオス性を持つものではないと考えている。しかし、カオス性が全く無いわけではなく、より高次元のカオス性の可能性があると考えている。つまり、従来のカオス予測法では、予測は困難であるが、カオス予測法を改良することで、ある程度の予測は可能と思われる。本論文では、様々な方法を用いてカオス予測の精度の向上を図っている。

(1) カオスによる予測を改良する 1 つの方法が、関連データの同時埋め込みである。予測しようとする時系列データ以外に、その時系列データの挙動に影響を与える別の時系列データを同時に埋め込むことによって、より強いアトラクタが現れ、その結果、予測精度も向上すると考えた。また、(2) カオスによる予測を行う場合、データの再構成を行う必要があるが、その部分にファジィ推論を使用して、予測精度を向上させようと考えた。ファジィ推論の基となるファジィ理論は、L.A.Zadeh により 1965 年に提唱されている。この理論は、集合の特性関数を拡張したメンバシップ関数を用いて、あいまいな情報を取り扱うことを可能にした理論である。また、(3) このファジィ推論では、メンバシップ関数のチューニングが問題となるが、ここでは遺伝的アルゴリズム(GA)を用いることにより、その問題を解決している。遺伝的アルゴリズムは、1975 年に J.H.Holland によって提案された生物の進化のメカニズムをモデル化したものである。このアルゴリズムは、遺伝子を持つ個体が集団を形成し、交差や突然変異を繰り返すことによって環境に適応した個体を残すものである。対象となる問題を遺伝子で表現し、その問題の目的関数を評価関数として与えることで、様々な最適化問題の解の探索が可能となっている。また、(4) 時系列データそのものを分割して、分割した時系列データを予測する方法も提案している。つまり、オリジナルの時系列データのカオス性は低くても、分割することにより、カオス性が高い部分を抽出することが可能であり、予測しやすくなると思った。ここでは、Wavelet 変換を用いて、時系列データを分割している。Wavelet 変換は、1980 年代初頭に J.Morlet によって考案された時間・周波数解析手法である。また、1988 年に I.Daubechies による連続な直交ウェーブレ

ットが発表されてから、広く注目されるようになった。これまで使われてきたフーリエ変換と異なり、時間と周波数の両面から時系列解析が可能となっている。このウェーブレット変換を使用することにより、カオスによる時系列予測の精度向上を図っている。

最後に本論文の構成を説明している。

第2章では、第3章以降で用いる各手法を説明する。本論文の基礎となっているカオス理論を説明し、カオスによる時系列データ予測法についても説明する。また、予測精度の向上に用いたファジィ理論・ウェーブレット理論についても説明する。

第3章では、関連データを用いたカオスによる時系列データの予測について提案する。関連データを用いることで、目的のデータのみでカオス予測を行うよりも予測精度が向上することを示す。具体的には、東京証券取引所の日経平均株価を予測するために、円ドル為替レートを関連データとして用いている。また、企業の株価を予測するために、同一業種の他企業の株価を関連データとして用いた結果も示している。また、それに先だって、企業の株価データがカオス性を有するかどうかを判定する為の、相関次元測定法について、移動平均を使った測定法を提案している。

第4章では、ファジィ推論法を用いたカオスによる時系列データ予測について提案する。ファジィ推論を用いることにより、更に精度が向上することを示す。予測データとしては、第3章と同じく、東京証券取引所の日経平均株価を用いている。また、ファジィ推論で用いたメンバシップ関数のチューニング手法として、遺伝的アルゴリズムを提案している。遺伝的アルゴリズムを用いることで、効率的にメンバシップ関数のチューニングが可能であることを示している。

第5章では、Wavelet 変換を用いたカオスによる時系列データ予測について提案する。最初に、分割した時系列データについて、カオス性の高い部分を抽出できることを示す。また、分割した時系列データを予測した後、オリジナルの時系列データに復元する方法をも提案している。

最後に第6章は、結びとして論文全体を総括し、本研究によって得られた成果を示している。