

報告番号	※甲	第	号
------	----	---	---

## 主 論 文 の 要 旨

論文題目    ベイジアンネットワークの株価予測への応用

氏 名    左 毅

### 論 文 内 容 の 要 旨

毎日の生活では、株価に関するニュースを新聞やテレビで頻繁に耳にしたり目にしたりすることが多い。1999年以来、インターネットの普及や株式手数料の完全自由化によって、個人投資家による株式投資がますます盛んになっている。その結果、ブラック・マンデーやバブル崩壊のような大きな出来事が発生した時、直接被害を受ける投資家が以前より多くなっている。これらのことから、効果的な株価予測を必要とする投資家が、以前より一層多くなっている。また、最近では、株価の低迷が長期化していることから、円高傾向がこれ以上続くと自動車、機械、電機など輸出産業の業績に対するさらなる悪影響が懸念される。したがって、株価の精度良い予測は、投資家個人による投資行動の決定だけでなく、企業の経営方針や国家運営などさまざまな問題に関わっている。そこで、株価予測に関する研究が広く行われている。

株価の予測方法には、大きく分けてテクニカル分析（チャート分析）とファンダメンタルズ分析がある。テクニカル分析とは過去に発生した株価の変化から将来の株価を予測する手法である。一方、ファンダメンタルズ分析では、市場予測の根拠を過去の株価の変動ではなく、現実の要因に求めている。現実要因としては、株価リターンその他、景気や国際環境などの外部環境、企業の財務体質や業績予想が考慮される。

また、過去3、40年の経済発展とともに金融工学が発展し、その過程で様々なテクニカル分析法が開発されている。金融工学において用いられる株価分析法は大きく線形分析法と非線形分析法に分けることができる。線形分析法では、予測しようとする株価リターンを説明変数の線形結合で近似し、その重み係数を相関解析などにより決定する。これらのなかで、代表的な手法は時系列分析法である。Auto Regressive (AR) モデルは自己回帰モデルであり、今期株価を過去の株価の線形和で近似

する。Moving Average(MA)モデルは移動平均モデルであり、今期の株価を過去の攪乱項の移動加重和で近似する。AutoRegressive Moving Average(ARMA)はARとMAを組み合わせたモデルである。AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity(ARCH)モデルは、ボラティリティをリスクの指標として用い、その変化を捉えられる時系列モデルである。ARCHモデルは、株や金利などによる価格変化の分析・予測に大きな威力を発揮している。その後、ARCHの拡張として、多数の改良型 Generalized ARCH(GARCH) や Exponential GARCH(EGARCH) が提案されている。このようなモデルは確率的ボラティリティ変動 (Stochastic Volatility-SV) モデルと呼ばれ、ボラティリティのショック持続性を捉えることができる。これらの線形モデルは、指数関数型崩壊・増殖あるいは周期的の変動しか表現できないので、予期できないランダム事象を表現するために、正規乱数を用いる。

しかし、近年のいくつかの研究によれば、株価変化は正規乱数に完全には従わないことが指摘されているので、正規乱数を用いたモデルの場合には予測精度が低下する可能性がある。そこで、幾つかの非線形モデルが提案されている。非線形分析法には、マルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC), M-H アルゴリズム (Metropolis-Hastings Algorithm), ギブスサンプリング等がある。また、フラクタル性を用いた時系列データの予測手法や、グラフィカルモデルに基づく手法もある。グラフィカルモデルでは、ニューラルネットワーク (NN) や隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model-HMM) がある。これらに対して、本研究では、ベイジアンネットワークを用いて株価を予測する方法について述べる。ベイジアンネットワークは、確率的なネットワークモデルである。確率変数をノードで表し、変数間の因果関係を非循環有向リンクで、変数間の定量的な依存関係を条件付き確率によって表す。提案手法ではベイジアンネットワークによって過去の株価についての確率的依存関係を構築し、株価予測に適用する。

本論文は、以下に述べる7章よりなっている。

第1章の緒論において研究背景と研究目的を述べた後、第2章において、研究背景として、これまでに提案されている予測手法について説明している。まず、株価の予測法を大きく線形分析法と非線形分析法に分類している。線形分析法では、ARモデル、MAモデル、ARMAモデル、ARCHモデルについて説明し、それらのモデルパラメータ決定法について述べている。非線形分析法では、マルコフ連鎖モンテカルロ法、M-H アルゴリズム、ギブスサンプリング、ネットワークモデル等について説明している。

第3章では、ベイジアンネットワークのアルゴリズムについて説明している。ベイジアンネットワークは、確率的なネットワークモデルである。確率変数をノードで表し、変数間の因果関係を非循環有向リンクで変数間の定量的な依存関係を条件付き確率によって表す。この章では、ベイズ推定からはじめて、ネットワークの信

頼性指標、ネットワーク決定アルゴリズム、ベイジアンネットワークを用いた確率推定の理論について説明している。

第4章から6章では、本研究で提案する株価予測法である提案手法1から3について述べている。

第4章では、提案手法1について述べている。この方法では、株価リターンの分布をクラスタリング法により離散化し、その離散値を用いてベイジアンネットワークを決定する。決定したネットワークを用いて今期の株価リターンを予測する。数値実験の対象として日経平均株価とトヨタ自動車株価をとり、提案手法1による予測結果を時系列分析法による結果と比較している。クラスタリング手法として、等分割クラスタリングとウォード法を比較した結果、ウォード法は等分割クラスタリングよりも精度が高いことを述べている。そして、クラスタリング手法としてウォード法を用いた場合、どちらの例題においても、提案手法1は時系列分析法よりも、平均誤差において24%程度、相関係数において40%程度改善されていると述べている。

第5章では、提案手法2について述べている。提案手法1では、過去の株価リターンのデータから予測用のベイジアンネットワークを構築し、過去の株価が特定の値を取るときに、次の時点の株価リターンが特定の値を取る確率を推定している。これに対して、提案手法2では、まず提案手法1で過去の既知の株価リターンを予測し、予測精度を評価する。そして、この予測精度と株価リターンの両方を確率変数として利用することでベイジアンネットワークを構築して、予測に適用している。数値実験例として、提案手法1と同様に日経平均とトヨタ自動車の株価リターン予測を扱っている。日経平均の株価リターン予測に適用した結果、平均誤差では、提案手法2は時系列分析法よりも30%程度、提案手法1よりも6%程度改善されていることを述べている。また、トヨタ自動車の株価リターンに適用した場合においても、提案手法1と比べても平均誤差は12%程度、相関係数は9%程度改善していることを述べている。

第6章では、提案手法3について述べている。この方法では、提案手法2と同じアルゴリズムに基づきながら、ネットワークを構築する時 Naive ベイズ構造を仮定しないでネットワーク構造を探索する提案手法3について述べている。例題として、日経平均株価を扱って比較している。シミュレーション結果より、平均誤差と相関係数において、提案手法3は、提案手法2より改善できることを示している。しかし、提案手法3の計算時間はかなり増加している。

第7章において、本論文の結論をまとめるとともに、本研究に関連する今後の展望などを述べている。