

氏 名	やま わけ とし ゆき 山 分 俊 幸
学位(専攻分野)	博 士 (経 済 学)
学位記番号	経 博 第 335 号
学位授与の日付	平 成 20 年 3 月 24 日
学位授与の要件	学 位 規 則 第 4 条 第 1 項 該 当
研究科・専攻	経 済 学 研 究 科 ビ ジ ネ ス 科 学 専 攻
学位論文題目	Quantile Regression を用いた Value-at-Risk の推定

論文調査委員 (主 査)
教 授 森 棟 公 夫 准教授 曳 野 孝 准教授 江 上 雅 彦

論 文 内 容 の 要 旨

山分俊幸により提出された博士学位請求論文「Quantile Regression を用いた Value-at-Risk の推定」では、市場リスク管理に幅広く用いられているリスク指標である Value-at-Risk (VaR) を推定する手法として、Quantile Regression を分析している。Quantile Regression は、VaR の推定に過去のリターンデータだけでなく、様々なデータを用いることができるところに特徴がある。また、Quantile Regression は、VaR を市場から得られるデータで回帰し、環境変化に応じたリスクの変化を解り易く表現できる。本論文では、まず Quantile Regression が、多くの金融機関で用いられているヒストリカル法と比較して良い精度を示す VaR 推定手法であることを示している。そして、線形 Quantile Regression の説明変数となるデータを修正して、より安定的で良い推定精度を示す VaR を推定している。さらに、非線形 Quantile Regression を用いた VaR の推定において、実務での利用可能性の高い VaR が推定されるように改良を行っている。

第 1 章では、リスク管理の重要性を述べた後、VaR の推定手法について概観し、本論文の背景と位置付けをまとめている。

第 2 章では、VaR の定義、推定手法ならびに推定精度評価方法について説明をしている。特に、推定手法としてヒストリカル法、Quantile Regression、推定精度評価方法としてバックテストを具体的に説明し、第 3 章以降行う実際のデータを用いた VaR 推定の基礎を与えている。

第 3～6 章では、ポートフォリオの VaR を線形 Quantile Regression によって推定し、得られた VaR の精度をヒストリカル法を用いた VaR の推定の精度と比較している。また、線形 Quantile Regression によって得られる回帰パラメータを示す。

第 3 章では、TOPIX に対して、それぞれ 1 日のラグつきの TOPIX リターン、ダウリターン、円ドルレートリターン、TOIX リターンの 20 日ヒストリカルボラティリティを説明変数とした線形 Quantile Regression により、VaR を推定している。また、任意に構築した株式ポートフォリオに対して、それぞれ 1 日のラグつきの株式ポートフォリオリターン、ダウリターン、TOPIX リターン、株式ポートフォリオリターンの 20 日ヒストリカルボラティリティを説明変数とした線形 Quantile Regression によって、VaR を推定している。

第 4 章では、任意に構築した為替ポートフォリオリターンに対して、それぞれ 1 日のラグつきの為替ポートフォリオリターン、TOPIX リターン、ダウリターン、為替ポートフォリオリターンの 20 日ヒストリカルボラティリティを説明変数とした線形 Quantile Regression によって、VaR を推定している。

第 5 章では、任意に構築した円金利ポートフォリオリターンに対して、それぞれ 1 日のラグつきの円金利ポートフォリオリターン、TOPIX リターン、円ドルレートリターン、円金利ポートフォリオリターンの 20 日ヒストリカルボラティリティを説明変数とした線形 Quantile Regression によって、VaR を推定している。

第 6 章では、任意に構築した株式、為替、金利の複合ポートフォリオに対して、それぞれ 1 日のラグつきの複合ポートフォリオリターン、ダウリターン、複合ポートフォリオリターンの 20 日ヒストリカルボラティリティを説明変数とした線形

Quantile Regressionによって、VaRを推定している。

第3～6章の結果として、各章で構築したポートフォリオに対して、線形Quantile Regressionは、ヒストリカル法よりも精度の良いVaR推定方法であることがわかった。また、得られた回帰パラメータは、妥当な符号、水準を持ち、信頼性も十分高いものであるといえる。さらに第3～6章では、説明変数となるリターンデータのはずれ値を修正することで、より安定的で良い推定精度を示すVaRを推定することができている。

第7章では、リターンの直近の変動を考慮したVaR推定手法として、非線形Quantile Regressionを利用した手法を提案している。第7章では、非線形Quantile Regression法の説明変数として、ヒストリカル法を用いて推定した次の日のVaRと、過去の一定期間にリターンがVaRを越えたかどうかの情報を数値化した指標を用いている。そして、実務での利用可能性という観点から、第7章で提案している手法で推定されたVaRと、ヒストリカル法、ならびにリターンの直近の変動を考慮できるよう改良したヒストリカル法で推定されたVaRを比較している。比較基準は、①「VaRが損失を適切に捉えているか」、②「VaRの変動が過度に大きくないか」、③「リターンがVaRを超過する事象に相関がないか」、④「他の手法で推定されるVaRと比較してVaRの相対的水準が低いか」といった内容である。結果として、第7章で提案した手法は、ヒストリカル法ならびにリターンの直近の変動を考慮できる既存のVaR推定法と比較して、実務での利用可能性が高いことがわかった。

論文審査の結果の要旨

本論文は以下の点で評価される。

第一には、Quantile Regressionを用いてVaRを推定した既存研究と異なり、Quantile Regressionを用いたVaR推定と、ヒストリカル法によって推定したVaRを比較している点である。さらに、比較を行えるようにするため、Quantile RegressionによるVaRの推定において、バックテストによる推定精度評価を導入している点も挙げられる。現在、多くの金融機関はVaR推定にヒストリカル法を用い、主にバックテストでVaRの推定精度評価を行っている。この現状を考慮して、本論文は、バックテストを用いて、Quantile Regressionによって推定したVaRが、ヒストリカル法によって推定したVaRよりも優れた推定精度を持つことを示している。このことは、金融機関にとって、今までと異なるVaR推定手法を提示するという意味で、意義がある。

第二に、Quantile Regressionを用いてVaRを推定した既存研究では、説明変数として用いる変数を最初から決めて推定を行っているが、本論文では、線形Quantile Regressionを用いたVaR推定において、変数減少法を用いて変数選択を行い、用いる説明変数を決めている点が上げられる。本論文が導入した説明変数選択のルールは、説明変数を増やした大規模な線形Quantile Regressionを用いたVaR推定を行う場合には、説明変数決定を容易にするという意味で、有効になると考えられる。

第三に、線形Quantile Regressionの説明変数となるデータを修正することで、より安定的で良い推定精度を示すVaRを推定している点が上げられる。Quantile RegressionによるVaRの推定では、過去のリターンデータだけでなく、様々なデータを説明変数という形で、VaR推定に利用することができる。この特性を利用して、本論文が、説明変数となるデータを修正することで、線形Quantile Regressionを用いたVaRの推定精度を向上させていることは、VaR推定におけるQuantile Regressionの応用性の高さを示しており、意義がある。

第四に、Quantile Regressionを用いたVaRの推定において、VaRの推定に改良を行っていることである。本論文では、第7章で、推定精度の高さだけでなく、VaRの変動の大きさ、リターンがVaRを超過する超過事象の相関、推定されるVaRの相対的水準という基準を設けて、VaR推定手法の実務での利用可能性の高さを比較している。そして、非線形Quantile Regressionが、ヒストリカル法、ならびにリターンの直近の変動を考慮できるよう改良したヒストリカル法を用いて推定したVaRよりも、これらの基準において優れていることを示した。このことは、Quantile Regressionを用いることで、ヒストリカル法よりも実務での利用可能性の高いVaR推定手法であることを示した。

本論文の今後の課題については、まず線形Quantile RegressionによるVaRの推定で変数選択を行っているものの、説明変数全体が、もともとVaRの推定を行うリターンデータと関係が深いデータによって構成されていることが挙げられる。得

られた結果は良いものであったが、説明変数全体の数を増やすなど、線形Quantile RegressionによるVaRの推定に用いる説明変数の選択には、まだ研究の余地がある。また、線形Quantile RegressionによるVaRの推定では、説明変数となるデータを修正することで、推定結果の更なる改善方法を示したが、説明変数と上下限の設定など、データ修正に関しては、まだ研究の余地がある。そして、第7章では、計算時間の問題で、非線形Quantile Regressionによって回帰する変数を1つとしたが、説明変数の数を増やすことで、より実務での利用可能性の高い推定方法を追求することができると考えられる。VaR推定のバックテストでは、並列的に計算をこなせば、計算時間はいくらでも短くすることができると考えられよう。

しかし、これらは決して容易でない課題であり、本論文の今後の発展の可能性を示唆するものである。したがって、本論文の成果を損なうものではない。よって、本論文は博士（経済学）の学位論文として価値あるものと認める。平成20年2月22日、論文内容とそれに関連した試問を行った結果、合格とした。