

## ボラティリティ変化における転換点予測のためのモデル

中村 功†  
放送大学‡

浅井 紀久夫†  
放送大学‡

## 1. 序論

株価の予測可能性は、資産運用上重要なテーマである。しかし、効率的市場仮説[Fama(1970)]によれば、利用可能な情報はすべて価格に反映されているため、現在利用可能な情報を利用して、将来の価格変動を予想することはできない、と言われている。

一方、ボラティリティは、持続する傾向があり、自己回帰性がある[山口(2008)]。そのため、ボラティリティの1期先の予測精度を追求する先行研究は多い。しかし、定期的な資産調整の観測に基づいて長期の予測を行い、転換点を求める研究は少ない。

株価形成に関わるイベントは、天変地異や地政学リスク等の突発的なイベントと、SQ(特別清算指数)清算日に関わる、定期的な資産調整に分類される。後者の定期的な資産調整に関わる処理では、市場参加者が、手仕舞いや次限月への乗り換え等の処理を行い、ボラティリティや出来高等に影響を及ぼしていると考えられる。過去のデータの中に定期的なイベントが記録されていると仮定すれば、過去のデータから規則性を取り出して未来に延伸することで、将来の変動を予測することが可能であると考えられる。

本研究は、定期的な資産調整に基づく、長期のボラティリティ転換点を予測するために、ウェーブレット変換で多重解像度解析した後に、LSTM-RNNモデルを適用する。その上で、デルタニュートラル戦略を用い収益評価を行い、予測精度を検証する。

## 2. デルタニュートラル戦略について

ボラティリティは、株価が大きく変動（上昇あるいは下落）すると、大きくなり、株価があまり変動しない場合、小さくなる。日経平均が大きく暴落すると、ボラティリティが大きく上昇する。

コールオプションは、日経平均を、特定の権利行使価格で買う権利を、コール価格で売買する取引である。コール価格は、時間的価値と本質的価値の合計で表すことができる。時間的価値は、時間経過に伴って減衰し、満期時点では、満期時のコール価格曲線に収束する。 $\Delta t$ 日経過後のコールの価格曲線は、時間損失分、下方にシフトする。

デルタニュートラル戦略とは、動きが異なる複数の資産を組み合わせ、総合して収益を狙う方法である。投資開始時点において、2つの資産のデルタが合致するように組み合わせ、投資を開始する。この場合は、コール買い、および先物売り（ポジティブガンマ）で投資開始する。投資開始時点では損益がゼロである。日経平均が損益分岐点（ $\sqrt{(2\theta * \Delta t / \gamma)}$ ）を超えて上昇、あるいは損益分岐点を下回って下落すると、利益が発生する。

コール売りおよび先物買い（ネガティブガンマ）で投資を開始した場合、 $\Delta t$ 日後、時間損失によりコールの価格が下落することにより、損益が発生する。損益分岐点（ $\sqrt{(2\theta * \Delta t / \gamma)}$ ）より、日経平均の変動（ $\Delta S$ ）が少ない場合、つまりボラティリティが小さい場合に、複合資産から収益が得られる。一方、損益分岐点より日経平均が大きく上昇するか、下落する場合、つまりボラティリティが大きい場合に、複合資産から損失が発生する。

以上から、投資方向が、ボラティリティの変化方向と合っていれば、損益分岐点分析に従い、複合資産から利益が得られる。投資方向が、ボラティリティの変化方向と反対で、損益分岐点分析と逆向きであれば、複合資産が損失になる。

## 3. 実証分析

## 3.1 分析フロー

時系列分析のフローは以下の通りである。

前処理として、離散ウェーブレット変換により、日経平均ボラティリティ・インデックス (VI) および先物出来高から、低周波成分（2日周期、4日周期、8日周期、16日周期）を取り出す。

A model for forecasting turning points in volatility changes

†Isao Nakamura The Open University of Japan

‡Kikuo Asai The Open University of Japan

次に、LSTM モデルにより、60 営業日先まで、将来のボラティリティを予測する。予測したボラティリティの局所的な極大点および極小点から、投資期間および投資方向を設定する。

極小値から極大値に変化する局面ではポジティブガンマ、極大値から極小値に変化する局面ではネガティブガンマを適用する。そして、デルタニュートラル戦略による収益評価を行う。

### 3. 2 低周波成分の抽出

ニューラルネットワークを用いて長期予測を行う場合、予測結果が細かい波形になり、極大点・極小点を検出し難くなる弊害があった。

ウェーブレット変換は時間軸情報を残して、波形の多重解像度解析ができる。そのため、離散ウェーブレットフィルタにより低周波成分のみを取り出すことで、細かな波形変動を除いた変化を抽出することができる。

### 3. 3 LSTM モデルによる予測

長期・短期記憶可能なニューラルネットワークモデルである、LSTM モデル[塩野(2017)]を用いて、将来のボラティリティを予測する。

離散ウェーブレット変換により抽出した低周波成分の、日経 VI と、出来高を2次元入力とする。日経 VI の60 営業日先まで予測する際、日経 VI の予測値を使って1期先を順次求める。このとき、過去の出来高データをミラーリングしてコピーしたデータを、参照値として用いる。

### 3. 4 分析結果

デルタニュートラル戦略による収益評価を、以下に示す投資期間 I、II において、それぞれの周期（4日周期、8日周期、16日周期）について行った。ここで、施行回数は投資期間中に局所的な極大点および極小点に基づいて収益評価を行った回数である。その結果、投資期間 I では4日周期、8日周期、16日周期のいずれにおいても利益が得られた。また、投資期間 II では8日周期でのみ利益が得られた。投資期間 I および II の両方で、分析周期が8日周期の場合のみ、収益が得られた。

投資期間 I : 2018/8/7 ~ 2018/11/1 (60 営業日)

分析周期	勝率(%)	試行当たりの損益	施行回数
4日周期	67.9	5,177	28
8日周期	80.0	78,600	15
16日周期	64.3	47,151	14

投資期間 II : 2018/11/2 ~ 2019/2/4 (60 営業日)

分析周期	勝率(%)	試行当たりの損益	施行回数
4日周期	39.1	-7,515	23
8日周期	57.1	82,934	14
16日周期	50.0	-31,749	16

## 4. まとめ

本研究では、日経ボラティリティ・インデックスおよび日経先物出来高を、LSTM モデルに2次元で入力し、日経先物出来高を参照して、定期的な資産調整が行われることに基づき、将来のボラティリティの転換点を長期予測した。

離散ウェーブレット変換により低周波成分を抽出し、調査した投資期間において8日周期の損益がよいという結果になった。

## 5. 今後の課題

投資環境の変化の影響をみるため、投資期間を拡大して実証研究を進めていきたい。

定期的な資産調整による投資行動が、日経 VI や出来高対して、どう影響しているかについて、明確に検証するには至っていない。今後の検討課題にしたい。

損益分岐点分析で損益が説明可能な区間は約70%であり、残りの考慮しなかった経路に関して評価方法に取り入れ、評価精度向上を図っていきたい。

## 参考文献

- [1]Fama, Eugene (1970) "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work" Journal of Finance, 25 (2): 383-417.
- [2]山口圭子(2008)日経 225 株価指数のモデル・フリー・インプライド・ボラティリティの計算方法に関して：ボラティリティ予測力の観点から、一橋経済学, 3(1): 29-43.
- [3]塩野剛志 (2017) 深層学習とウェーブレットを用いた多変量時系列予測器, 人工知能学会研究会資料.