

イントラデイデータに基づいた VI 指数予測モデルによるボラティリティトレーディングの売買シミュレーション

Volatility Trading Simulation using Intraday option price based on VI index Rising Prediction model

佐々木 皓大^{†*} 諏訪 博彦[†] 小川 祐樹^{*} 梅原 英一[†] 山下達夫[§] 坪内孝太[§]

Kodai Sasaki Hirohiko Suwa Yuki Ogawa Eiichi Umehara Tatsuo Yamashita Tsubouchi Kota

1. 序論

株価や株式指数は予測可能かという問題に対しては、投資家だけでなく、研究者の間でも議論されている。株価等の金融商品は、効率的市場仮説によりランダムウォークの動きになる事が挙げられている[13]。さらに、金融商品は正規分布ではなくベキ分布に近いとされており[18]、平均値や標準偏差を算出することが難しいため、金融商品の価格を予測する事は難しいとされてきた。

しかし、情報技術の発展に伴い、金融分野においても様々な情報技術が応用されており、金融商品の価格や上下動の予測可能性を見出している研究が多数報告されている。

例えば過去の株価の値動きを画像に落とし込み、深層学習の主要なモデルの一種である CNN を用いて日経平均の暴落予測を行った事例がある[12]。

さらに自然言語技術の発展に伴い、ニュース記事やソーシャルメディア等のテキスト情報を通して、株価や株式指数を予測する研究が多数報告されている。投資の判断においてニュース記事は大事な情報源のひとつであり、ニュース記事を分析した事例では、Wall street journal column から主成分分析により、悲観因子を作成した事例があり[14]、その結果として、ダウ平均株価との関連性を報告しているものや、Reuter US ニュースアーカイブのニュース記事から資産価格およびボラティリティを予測した事例がある[19]。テキスト情報の分析をする際には、テキストに極性を付与するための辞書の精度が重要である。ファイナンスの文脈に沿ったテキスト評価の重要性を指摘し、金融用の辞書を作成した事例もある[15]。

ソーシャルメディアでは、投資家の心理が表現されている可能性がある。Twitter を分析した事例では、ツイートから取得した情報を基に感情分類し、株価予測を行い、予測可能性を出している[3][4]。

実際の投資や資産運用を行う際、リスクを回避することはとても重要な問題である。リスク指標として用いられる指数のひとつとしてボラティリティがある。ボラティリティは商品の価格の変動率を表している。日経平均のボラティリティを示す指標に日経 VI (以下 VI 指数と呼ぶ) が存在しており、日経平均に関連する商品のリスク指標に用いられている。この VI 指数の上昇を株式掲示板の投稿内容から予測した研究が存在する[1]。

VI 指数を予測することができれば、リスク回避ができるだけでなく、ボラティリティトレーディングで利益を出すことが可能である。

本研究では、VI 指数の予測モデルの有効性を検証する。予測モデルの有効性の検証方法としては、過去の金融情報を用いて売買シミュレーションを行う方法がよく採用されている[6][7][8]。本研究では、日経平均オプションの売買

シミュレーションを開発し、予測モデルに従ってトレーディングを行った場合に、収益を生むかのシミュレーションを行う。

2. 関連研究

2.1 株式市場の予測についての議論

ファイナンス理論を議論する際によく用いられる分布は、正規分布を仮定したものが多く。しかし、実際の株式市場はこの正規分布に従っておらず、ベキ分布に近いとされている報告もある[18]。ベキ分布は、平均値や標準偏差を算出することが難しい。

予測可能性の議論として、効率的市場仮説が挙げられる。効率的市場仮説は、現時点での株式市場には利用可能なすべての新たな情報が直ちに織り込まれており、超過リターンを得ることはできず、株価の予測は不可能であるという学説である[16]。効率的市場仮説は、ウィーク型、セミストロング型、ストロング型の 3 つの仮説から成る。ウィーク型仮説は、過去の時系列情報から予測はできないとする仮説である。セミストロング型仮説は、すでに公開されている情報から予測はできないとする仮説である。ストロング型仮説は、内部情報を含めた全ての情報から予測できないとする仮説である。この 3 つの仮説はそれぞれに議論がされており、未だ結論は出ていない。実際の取引では、ストロング型仮説に含まれる内部情報を利用した取引は法律で禁止されている。

インターネット上には、過去の時系列情報や公開情報のみならず、投資家の意見も多数投稿されている。その情報を用いた株式市場の予測の研究は数多くある。

2.2 ソーシャルメディアを用いた株式市場予測

ソーシャルメディアでは、投資家の心理が表現されている可能性がある。Twitter を用いた研究では、Sprenger et al. [3]は、株に関係のある 25 万ツイートを分析した。その結果、ツイートの感情は株価の異常な変化や翌日の株価の変化との関連があることを明らかにした。さらに、投資利益とツイートの影響力とは相関があることを示している。

Bollen et al. [4]は、ツイートを 6 種類の感情レベルに分類し、“calm”な感情は 2 日後、及び 5 日後のダウ平均株価と正の相関があることを示している。さらに、ダウ平均株価の変動を 87.6%の精度で予測できたとしており、この報告は、多くの研究者や投資家に大きな影響を与えた。

株式掲示板の情報を分析した研究では、Antiweiler et al. [2]は、インターネット株式掲示板内の投稿内容及び投稿数を分析し、機械学習を用いた米国株式指標の予測を行った。彼らは、インターネット株式掲示板の投稿内容には株式リ

ターンの予想可能性はないとしながらも、投稿数の増加は出来高とボラティリティの上昇とを予測し得るとした。

丸山ら[5]は、Yahoo! Finance 掲示板内の投稿数上位 50 銘柄の企業を対象に掲示板指標と株式指数の関係を実証検証した。彼らは SVM を用いて、投稿内容を 3 値分類し強気指数を開発した。その結果、投稿数がボラティリティや出来高の先行指標であること、強気指数が、株式リターンやボラティリティ、出来高と関連している可能性があることを示した。

最近では投稿内容を直接株価予測に用いるのではなく、新たな特徴量を作るために用いている事例も存在する。Xu et al. [20]は、ツイートと株価を用いて株価の推移予測をするための生成モデルを提案し、このモデルを用いて株価の変動を推定した。彼らはツイートと直後の株価の推移を学習させて、新たな特徴量生み出す生成モデルを作成した。この生成モデルで作成した特徴量を用いて株価の変動推定を行ったところ 58%の精度で予測に成功し生成モデルの有効性を示している。

2.3 株式投資戦略

株式投資戦略の有効性の検証する一つの方法として、過去のデータを用いた売買取引シミュレーションを行っている研究がある。

Worasuchep et al. [6]は、提案手法の有効性を確認することを目的として、ニューヨーク株式市場の過去の 20 銘柄の株価データを用いた売買シミュレーションを行なっている。

さらに五島ら[7]は、ニュース記事の極性値を推測し、その情報を基にした株式投資戦略を構築した。彼らは、ロイターニュースの日本証券市場に関するニュース記事を、株価データに基づいて極性値を付与し、bag-of-words を用いてベクトル化した。このデータを用いて機械学習によってテストデータのニュース記事への極性値の付与を行う。最後に機械学習によって付与された極性値に基づいたロングショート戦略を構築し、売買シミュレーションを行った。シミュレーションの結果、機械学習によるニュース記事の分析を通じ、超過リターンを獲得できる可能性があることを示した。

Sasaki et al. [8]は、Suwa et al. [1]の提案した VI 指数予測モデルの妥当性を検証することを目的として、ボラティリティトレーディングの売買シミュレーションを開発した。彼らは、VI 指数予測モデルによる売買指示を基に、四本値の始値を使った 4 種類のオプションによるショートバタフライ戦略を構築し、結果として予測モデルが有効である可能性を示している。しかし、流動性の低いオプション取引に対し、四本値の始値を用いたことは、始値の取引時刻が同時でない可能性があるため問題があると考えられる。このために厳密なショートバタフライ戦略を構築できていない可能性がある。このために彼らの結果は、信頼性が低い可能性がある。

そこで本研究は、イントラデイデータを用いる事により、取引時刻を同時刻とした売買シミュレーションを行う。これにより信頼性の高い結果を得ることを目的とする。

3. VI 指数予測モデル

本研究では、Suwa et al. [1]の予測モデルを再現し、売買シミュレーションを行う。そこで本章では、彼らの詳細なレビューを行う。

3.1 モデルの概要

彼らは、インターネット株式掲示板に基づく VI 指数予測手法を提案した。VI 指数は投資家が考えている恐慌のリスクと関連のある指数である。一方で、ソーシャルメディアには人々の気持ちが投稿されていると考えられる。そこで彼らは、ソーシャルメディアのメッセージをトピックモデルにより指標化し、VI 指数の予測に用いた。

彼らの手法は、4 つのステップから構成される。まず、Yahoo!株式掲示板に投稿されたメッセージを形態素解析により形態素に分割する。この形態素を入力データとして、LDA を用いて各メッセージをトピックに分類する。分類された各トピックのメッセージ数の割合をトピック別投稿率として定義し、最後にトピック別投稿率を特徴量として、機械学習による VI 指数の上昇予測モデルを構築した。

3.2 VI 指数の性質

彼らは VI 指数の上昇を予測している。VI 指数は、恐怖指数と呼ばれ投資家の不安心理と結びついた指標であるとされている。この指数は、現在の市場で見込まれている日経平均株価の 1 ヶ月先の変動率を示している。Whaley [17]は、VI 指数が恐怖指数と呼ばれる理由について、VI 指数が株価における恐慌のリスクと密接に関連のある指数であることを 14 年分の市場分析により説明している。

なお、VI 指数は満期を T 、リスク中立確率測度による期待値を E^* 、ボラティリティを v として以下の式により定義される。

$$VIX_T = \sqrt{E^* \left[\frac{1}{T} \int_0^T v^2 \right]}$$

2014 年 11 月 19 日から 2016 年 7 月 4 日の VI 指数のヒストグラムを以下の図 1 に示す。

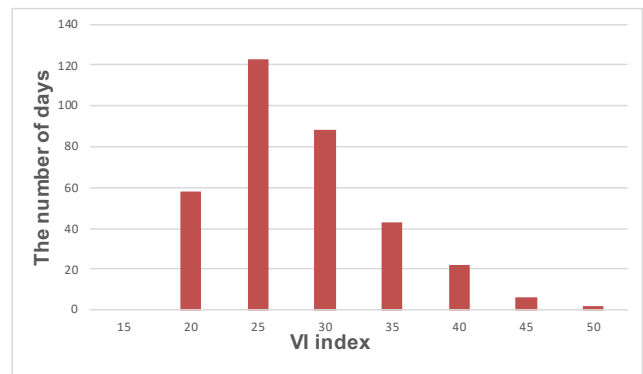


図 1 VI 指数のヒストグラム

3.3 トピックモデル

彼らでは、各メッセージがどのようなトピックを意味しているのかを判断するために、Blei et al. [9]の LDA トピックモデルを用いる。これは、「潜在的ディリクレ配分法」と呼ばれ、文書の確率的生成モデルである。各文書には潜

在トピックがあると仮定し、統計的に共起しやすい単語の集合が生成される要因を、この潜在トピックという観測できない確率変数で定式化する。

$$P(d) = \sum_{i=1}^K p(Z_i)p(d|Z_i)$$

文書 d の生成確率 $P(d)$ は、 K 個の潜在トピック Z_i の生成確率 $P(Z_i)$ と、条件付き確率 $P(d|Z_i)$ とで定義している。LDA では、計算の過程において単語 w に対しての条件付き確率 $P(w|Z_i)$ が得られる。つまり、トピック Z_i をひとつのクラスとみなすことにより、単語のクラスターリングを行なっている。結果的に LDA は、 $P(d|Z_i)$ と $P(w|Z_i)$ を推定している。

彼らは、この手法を用いてメッセージを 100 種類のトピックに分類した。

3.4 機械学習による VI 指数予測と結果

彼らは分類したトピックと過去の株価データを用いてクラス分類を行った。説明変数として、トピック投稿数及び時系列トピックと VI 指数を基に 13 のモデルを作成した。

総投稿数および VI 指数の日別変動は以下の 12 種類である。この 12 種類を標準特微量と定義した。

- 総投稿数
 - VI 指数
 - 総投稿数の前日差
 - VI 指数の前日差
 - 総投稿数の前日比
 - VI 指数の前日比
 - 7 取引日平均の総投稿数
 - 7 取引日平均の VI 指数
 - 当日の総投稿数と過去 7 取引日平均の総投稿数との差
 - 当日の VI 指数と過去 7 取引日平均の VI 指数との差
 - 当日の総投稿数と過去 7 取引日平均の総投稿数との比
 - 当日の VI 指数と過去 7 取引日平均の VI 指数との比
- トピック投稿数及び時系列トピックと標準特微量を組み合わせて以下のモデルを作成し、機械学習の特微量として用いた。

1. トピック投稿数+標準特微量
2. 時系列トピック+標準特微量
3. トピック投稿数の前日差+標準特微量
4. 時系列トピックの前日差+標準特微量
5. トピック投稿数の前日比+標準特微量
6. 時系列トピックの前日比+標準特微量
7. 7 取引日平均のトピック投稿数+標準特微量
8. 7 取引日平均の時系列トピック+標準特微量
9. 当日のトピック投稿数と過去 7 取引日平均のトピック投稿数との差+標準特微量
10. 当日の時系列トピックと過去 7 取引日平均の時系列トピックとの差+標準特微量
11. 当日のトピック投稿数と過去 7 取引日平均のトピック投稿数との比+標準特微量
12. 当日の時系列トピックと過去 7 取引日平均の時系列トピックとの比+標準特微量
13. 全ての特微量

彼らは、「今後の 7 取引日間で、当日の VI 指数始値から 2 ポイント増加した日が含まれる」を目的変数として、ランダムフォレスト及びロジスティック回帰を用いたクラス推定を行なった。その結果、適合率 0.45 及び、再現率 0.45 を得て、予測モデルの有効性を示した。しかし再現率が低く、精度の向上を課題としている。

しかし、実際の取引においての有効性を研究はされていない。ここでは本研究、日経平均オプションを用いたボラティリティトレードを行う。

4. 日経平均オプションを用いたボラティリティトレードシミュレーション

4.1 目的

Suwa et al. [1] は、VI 指数の上昇を予測し、モデルを構築している。もし彼らの予測モデルが正しければトレーディングで利益が出るはずである。そこで本研究では、彼らの予測結果に基づいた売買指示に従った場合の売買シミュレーションを行い、彼らの有効性の検証を行う。

以下では、売買シミュレーションで扱う市場の仕組みについて説明する。

4.2 日経平均オプション

本シミュレーションは、大阪証券取引所に上場されている日経平均オプション（日経 225 オプション）を用いる。オプションとは、

- 将来の特定日（SQ 日）に、
- 日経平均株価を
- 特定の価格（権利行使価格）で
- 「買う権利」または「売る権利」を取引する。

ことである。[10]

大阪証券取引所では、限月は毎月の第 2 金曜日である。行使価格は、125 円刻みで上場されている。オプション取引は、手数料及び証拠金のみで売買が可能である。

買う権利のことをコールオプション、売る権利のことをプットオプションと呼ぶ。2 種類のオプションの売り買いが存在するため、4 つの立場が存在する。

オプションには、日経平均価格と行使価格の関係で 3 通りに分かれる。これを以下の表 1 に示す。

表 1 日経平均価格と行使価格の関係

オプションの種類	コール	プット
日経平均 > 行使価格	In The Money	Out of The Money
日経平均 = 行使価格	At The Money	At The Money
日経平均 < 行使価格	Out of The Money	In The Money

日経平均価格と行使価格が等しいオプションのことを **At The Money** と呼ぶ。日経平均価格より行使価格の方が低いオプションをコールオプションの場合は **In The Money**、プットオプションの場合は **Out of The Money** と呼ぶ。対して日経平均価格より行使価格の方が高いオプションをコールオプションの場合は **Out of The Money**、プットオプションの場合は **In The Money** と呼ぶ。取引所では **At The Money** 付近の出来高は多いが、それ以外のオプションの出来高は少なくなる。

日経平均オプション取引の主なメリットは、少ない資金で大きなリターンを狙うことが可能なことであり、相場が横ばいで推移するという局面や、大きく動くと予測した場合などでも利益を出すことができる。

オプション理論価格は、ブラック・ショールズ微分方程式で計算される。そのパラメータの 1 つにボラティリティがある。よって、オプション取引ではボラティリティの予測が重要である。一方 VI 指数は、実際のオプション価格からブラック・ショールズ方程式を使って逆算して求めたボラティリティの期待値である。将来の期待値を予測することが出来れば、オプションを用いたボラティリティトレーディングの投資戦略に使える。これにより Suwa et al. [1] の有効性が検証できる。

4.3 ボラティリティトレーディング

オプションを用いることにより、ボラティリティトレーディングが可能になる。ボラティリティトレーディングとは、日経平均のボラティリティを予測して、その変動に合うような売買戦略を構築するものである。

オプションを使ったボラティリティ戦略としては、2 つのオプションを組み合わせるストラドル戦略及び、3 つないしは 4 つのオプションを組み合わせるバタフライ戦略などがある。

4.3.1 コールオプションの価格

コールオプションを買う場合、最大損失をプレミアムに限定し、相場が上昇すればその分だけの利益が得られる。コールオプションの満期日の損益曲線を図 2 に示す。

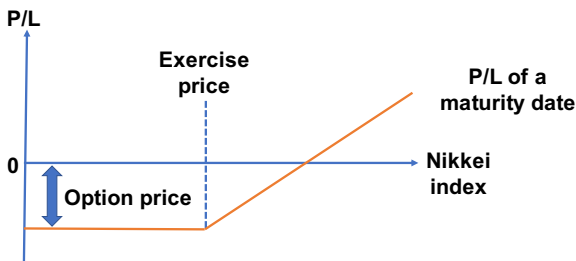


図 2 コールオプションの満期日の損益曲線

4.3.2 プットオプションの価格

プットオプションを買う場合、コールオプションと同様に最大損失はプレミアムに限定される。相場が下落すればその分だけの利益が得られる。プットオプションの満期日の損益曲線を図 3 に示す。

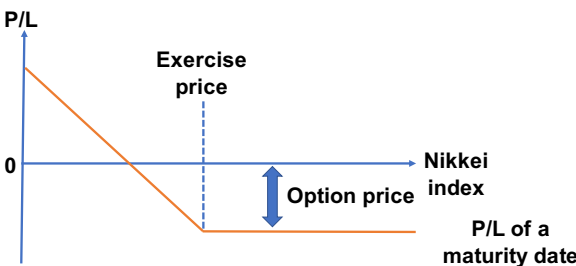


図 3 プットオプションの満期日の損益曲線

4.4 ロングストラドル

Suwa et al. [1] のモデルでは、VI 指数の大幅な上昇を予測している。したがって本研究では、相場が上か下に大きく変動すると予想した場合に使う戦略であるロングストラドルを採用する。欠点として相場が動かない場合は、損失が発生する。同じ行使価格のプットオプションとコールオプションを買うことで構築する。ロングストラドルの満期日の損益図を以下の図 4 に示す。

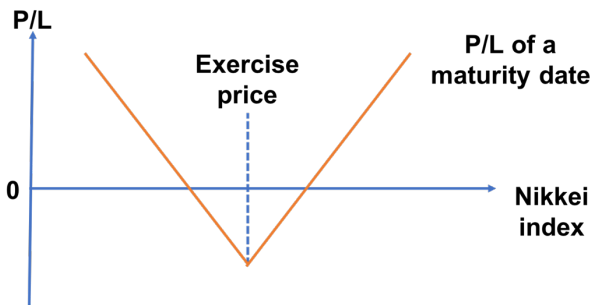


図 4 ロングストラドルの損益曲線

4.5 イントラデイデータ

本研究では、イントラデイデータを用いてシミュレーションを行う。

イントラデイデータはティックデータや歩み値とも呼ばれ、日中の取引の履歴を時系列で記録しているものである。イントラデイデータを用いることによって、同時刻のプットオプションとコールオプションを売買できるため、正確な売買シミュレーションを行うことが可能となる。

本研究においては、イントラデイデータから、取引日、銘柄コード、現在値時刻、現在値、現在値種別(始値、中値、終値)を用いてシミュレーションを行った。

なおイントラデイデータは、JPX データクラウド[11]より入手した。

5. 売買シミュレーション

シミュレーション期間は 2014 年 11 月 18 日～2016 年 6 月 29 日である。期間中の日経平均と VI 指数を図 5 に示す。点線が日経平均の推移で左軸、単位は円、実線が VI 指数で右軸、単位は指数値である。

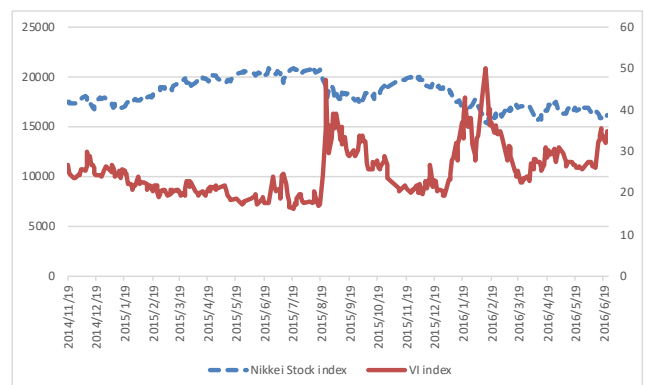


図 5 日経平均株価と VI 指数の推移

なお、本研究のポジション建ては、Suwa et al. [1]の売買指示の翌日に行う。ポジション建てる日および清算日の時間の誤差は 10 分以内とする。

Suwa et al. [1]の目的変数の定義と売買シミュレーションの精算日とを一致させる為、精算日は最大でポジションを建てた次の日から 6 取引日とする。

5.1 シミュレーション手法

シミュレーション手法は、以下の通りである。

1. Suwa et al. [1]の売買指示が出た翌日の日経平均株価の始値を基に At The Money のコールオプションとプットオプションの銘柄コードを求める。
2. プットオプションとコールオプションの銘柄コードと取引日を基に、現在値種別が始値になっている現在値時刻と現在値を取得する。
3. 各銘柄の始値がついた時間が誤差の 10 分以内ならば、各銘柄を 1 枚ずつ買い、ポジションを建てる。
4. 時間誤差が 10 分より大きい場合、始値がついた時間が遅い時間を基に、時間誤差 10 分以内で、もう一方の銘柄の中値があるか探し、見つければポジションを建てる。
5. ポジションを建てた日の日経平均株価から 500 円以上離れた日もしくはポジションを建てた日の次の日から 6 取引日経った日を精算日とし、ポジションを建てたときに買った銘柄を売る。

5.2 例外処理

ポジションを建てる時に価格が無かった場合、取引を行わないこととする。ポジションを精算するときコールオプションの価格が存在し、プットオプションの価格がなかった場合、コールオプションと先物の始値を用いた合成プットを使った。またプットオプションの価格が存在し、コールオプションの価格がなかった場合、プットオプションと先物の始値を用いた合成コールを使った。

6. 結果

本研究のシミュレーション結果として、取引日数、最終損益を以下の表 2 に示す。付録に売買指示に従った取引のシミュレーション結果の詳細を示す。

表 2 シミュレーション結果

	売買指示取引	毎日取引
取引回数(回)	81	335
当たった回数(回)	57	180
外れた回数(回)	24	155
当たり比率(%)	70	54
合計損益(円)	3,021	-3,590
当たった時の益(円)	6,526	19,955
外れた時の損(円)	-3,505	-23,545

シミュレーション期間中の取引可能日は、394 日で、売買指示の回数は 92 回だった。しかし、取引所での売買が成立していないため、売買指示に従った場合の取引は、81 回となり、比較対象として行なった毎日取引は、335 回となった。

売買指示に従った場合の損益は、3,021 円となり、毎日取引では、-3,590 円だった。

7. 考察

7.1 有効性について

売買指示に従った場合の取引回数は 81 回であり、合計利益は 3,021 円であった。よって取引 1 回あたりの平均損益は 37.2 円となる。一方で、毎日取引の取引回数は 335 回で、損益は-3,590 円であった。よって取引 1 回あたりの平均損益は-10.7 円となる。

全体の収益改善では 6,611 円改善に成功した。日経平均が 500 円以上変動した日は 180 日あった。このうち 32%にあたる 57 日に予測モデルは売買指示を出している。一方、日経平均が 500 円以内に留まった日は 155 日あった。このうち 15%にあたる 24 日に予測モデルは売買指示を出している。よって 85%は損失の可能性を回避することができていた。

検証期間中で日経平均が 500 円以上動いた日は 54%であった。一方、予測モデルの売買指示を出した日のうち日経平均が 500 円以上動いた日は 70%となり、16 ポイントの改善が見られた。

以上により、彼らの VI 指数予測モデルは有効であり、収益を得られる可能性があることが得られた。

7.2 目的変数について

売買指示は彼らの目的変数の予測結果に従っており、その定義は、「今後の 7 取引日間で、当日の V I 指数始値から 2 ポイント増加した日が含まれる」である。検証期間でこの定義の有効性を検証する。

表に目的変数の正解日数と損益を示す。目的変数で正解と付与された日数は、検証期間中 136 日ある。このうち利益が得られた取引は 79 日、損失を被った取引は 57 日であった。もし、予測モデルが 136 日全てを予測していたとすると、損益は+8,645 円になっていたことになる。しかし、正解と定義した日の中に、損失が含まれている。従って、損失日の 57 日は正解を付与してはいけない日であった可能性が考えられる。

ボラティリティトレーディングで収益を得るという目的のためには、目的変数の定義を見直す必要があると考えられる。

表 3 目的変数の正解日数と損益

	日数	損益
目的変数の正解	136	8,645
利益	79	17,098
損失	57	-8,453

また、売買指示が出た 81 日に注目し、予測モデルの精度を検証する。この結果を表に示す。目的変数の正解に当てはまった日は 39 日、当てはまらなかった日は 42 日である。VI 指数予測の観点では的中率は約半分である。また不正解と付与されたケースでは合計損益はプラスであったが、

損益がマイナスも存在している。このことから機械学習の性能改善の必要があると考えられる。

また 2016 年 4 月 18 日から同 21 日までの V I 指数は、期間内に 2 ポイント増加してなかったが、収益は得られている。

表 4 売買指示取引の結果

	日数	損益
売買指示有り	81	3,021
正解付与	39	2,796
不正解付与	42	225

一方で、売買指示が出なかった 254 日取引に注目し、目的変数との関係を考察する。この結果を表に示す。目的変数の定義に当てはまったが、売買指示が出されていない日が 97 日あり、収益は 5,849 円であった。この 97 日は予測モデルが見逃した日と考えられる。

表 5 売買指示取引以外の結果

	日数	損益
売買指示無し	254	-6,610
正解付与	97	5,849
不正解付与	157	-12,459

但し、V I 指数が 2 ポイント上昇したときが必ずしも、日経平均が動くことを意味していない。そのため、トレーディングで利益を出す目的の場合は「当日の日経平均より 500 円以上動く日」を機械学習の目的変数に設定することも考えられ、今後の課題とする。

8. 結論と今後の課題

本研究では、イントラデイデータを用いたボラティリティートレーディングの売買シミュレーションを開発した。イントラデイデータを用いることによって、より実際の取引に近いシミュレーションを行うことができる。

ロングストラドル戦略を用いてシミュレーションを行った結果、合計損益が、3,021 円となり、毎日取引より 6,611 円の収益改善が見られた。よって、Suwa et al. [1] の VI 指数予測モデルは有効である。

今後の課題としては、まだ毎日取引で利益が出ているのに売買指示が出されていないケースや、売買指示は出ているが損失になっているケースが確認された為、予測モデルのさらなる精度向上が期待される。また、この結果を基に機械学習を行うことで、オプション取引予測モデルの構築も考えられる。

参考文献

[1] Suwa H, Ogawa Y, Umehara E, Kakiki K, Yamashita T, Tsubouchi K, "Develop Method to Predict the Increase in the Nikkei VI index",

- Proceedings of The 2nd International Workshop on Application of BigData for Computational Social Science in IEEE Bigdata 2017, (2017).
- [2] Antweiler W, Frank M. Z, "Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards", Journal of Finance, Volume 59, No.3, pp.1259-1294, (2004).
- [3] Sprenger T. O, Tumasjan A, Sandner P. G, "Tweets and Trades : the Information Content of Stock Microblogs", European Financial Management, Volume 20, Issue 5, pp.926-957, (2014).
- [4] Bollen J, Maoa H, Zeng X, "Twitter mood predicts the stock market", Journal of Computational Science, Volume 2, Issue 1, pp.1-8, (2011).
- [5] 丸山健, 梅原英一, 諏訪博彦, 太田敏澄, "インターネット株式掲示板の投稿 内容と株式市場の関係", 証券アナリストジャーナル, Vol. 46, No. 11-12, pp.110-127, (2008).
- [6] Worasuchep C, Nuannimnoi S, Khamvichit R, Attagonwantana P, "An Automatic Stock Trading System using Particle Swarm Optimization", 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunication and Information Technology, (2017).
- [7] 五島圭一, 高橋大志, 寺野隆雄, "ニュースのテキスト情報から株価を予測する", 第 29 回人工知能学会全国大会論文集, (2016).
- [8] Sasaki K, Hirose Y, Umehara E, Suwa H, Ogawa Y, Yamashita T, and Tsubouchi K, "Simulation of Volatility Trading using Nikkei Stock Index Option based on Stock Bulletin Board", Proceedings of The Third International Workshop on Application of BigData for Computational Social Science in IEEE Bigdata 2018, (2018).
- [9] Blei D, Ng A, Jordan M, "Latent Dirichlet Allocation", Journal of Machine Learning Research, Vol.3, pp. 993-1022, (2003).
- [10] 日本証券取引所グループ, "日経 255 オプション" <https://www.jpx.co.jp/derivatives/products/domestic/225options/index.html>, 最終閲覧日 2019-5-22.
- [11] 日本証券取引所グループ, "JPX データクラウド" <http://db-ec.jpx.co.jp/item/C430509.html>, 最終閲覧日 2019-4-29.
- [12] 宮崎邦洋, 松尾豊, "深層学習を用いた株価予測の分析", 人工知能学会全国大会論文集, Vol.31, (2017).
- [13] Sanjoy Basu, "Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios : A test of the efficient market hypothesis", The Journal of Finance 32.3, (1977).
- [14] Paul C. Tetlock, "Giving Content to Investor Sentiment : The Role of Media in the Stock Market", The Journal of Finance, Vol.62, No3, pp.1139-1168, (2007).
- [15] T. Loughran, B. McDonald, "When Is a Liability Not a Liability ? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks", The Journal of Finance, Vol.66 No1, pp.35-65, (2011).
- [16] Fama Eugene, "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work". The Journal of Finance, Vol.25 No2, pp.383-417, (1970).
- [17] Robert E. Whaley, "The Investor Fear Gauge", The Journal of Portfolio Management, Vol.26, No.3, pp.12-17, (2000).
- [18] Benoit Mandelbrot, "The variation of certain speculative prices", Journal of Business, Vol.36, No.4, pp.394-419, (1963).
- [19] Adam Atkins, Mahesan Niranjan, Enrico Gerding, "Financial news predicts stock market volatility better than close price", The Journal of Finance and Data Science, Vol.4, pp.120-137, (2018).
- [20] Yumo Xu and Shay B.Cohen, "Stock Movement Prediction from Tweets and Historical Prices", Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, (2018).
- [21] Feuerriegel S, Ratku A, Neumann D, "Analysis of how underlying topics in financial news affect stock price using Latent Dirichlet Allocation", Proceedings of the 49th Hawaii International Conference on System Sciences, (2016).

† 奈良先端科学技術大学院大学 Nara Institute of Science and Technology
 ‡ 東京都市大学 Tokyo City University
 * 立命館大学 Ritsumeikan University
 § Yahoo!JAPAN 研究所 Yahoo!JAPAN Research

付録 売買指示のシミュレーション結果詳細

Setting				Settlement				
Date	Nikkei index	Call	Put	Date	Nikkei index	Call	Put	P/L
2014/11/28	17340	245	290	2014/12/4	17882	590	75	130
2014/12/12	17318	430	530	2014/12/17	16689	160	800	0
2014/12/15	17111	405	495	2014/12/22	17686	700	155	-45
2014/12/16	16862	395	450	2014/12/19	17511	820	135	110
2014/12/17	16689	345	450	2014/12/19	17511	920	110	235
2014/12/18	17143	425	350	2014/12/22	17686	700	155	80
2014/12/19	17511	390	350	2014/12/30	17702	395	185	-160
2015/2/10	17663	440	425	2015/2/19	18237	740	120	-5
2015/3/9	18873	360	460	2015/3/17	19426	660	210	50
2015/3/16	19245	335	440	2015/3/24	19719	535	175	-65
2015/4/23	20227	290	310	2015/5/1	19511	10	730	140
2015/5/25	20332	270	290	2015/6/2	20605	360	125	-75
2015/7/15	20479	395	415	2015/7/24	20604	355	250	-205
2015/7/22	20658	310	285	2015/7/30	20451	195	305	-95
2015/7/29	20426	260	310	2015/8/6	20769	465	65	-40
2015/8/7	20602	410	420	2015/8/17	20600	290	330	-210
2015/12/29	18843	200	215	2016/1/7	18140	1	710	296
2016/1/4	18819	450	475	2016/1/7	18140	195	925	195
2016/1/5	18399	520	500	2016/1/8	17562	205	1050	235
2016/1/6	18411	485	475	2016/1/8	17562	205	1050	295
2016/1/7	18140	520	520	2016/1/8	17562	305	720	-15
2016/1/8	17562	600	525	2016/1/18	16827	285	1010	170
2016/1/14	17385	450	620	2016/1/18	16827	315	910	155
2016/1/15	17522	530	500	2016/1/18	16827	285	1010	265
2016/1/19	16902	575	550	2016/1/22	16337	435	830	140
2016/1/20	17030	535	510	2016/1/21	16467	350	805	110
2016/1/21	16467	590	590	2016/1/25	17146	1000	350	170
2016/1/25	17146	615	580	2016/2/1	17700	635	160	-400
2016/1/26	16833	520	585	2016/2/1	17700	1040	120	55
2016/1/27	16949	570	525	2016/2/1	17700	970	140	15
2016/1/28	17060	565	525	2016/2/1	17700	970	140	20
2016/1/29	17155	530	550	2016/2/1	17700	638	160	-285
2016/2/1	17700	605	600	2016/2/4	17071	295	815	-95
2016/2/2	17717	550	605	2016/2/4	17071	295	815	-45
2016/2/3	17497	550	640	2016/2/5	16791	320	740	-130
2016/2/4	17071	580	650	2016/2/10	16128	205	1430	405
2016/2/10	16128	700	665	2016/2/12	15426	310	1270	215
2016/2/12	15426	615	865	2016/2/17	16035	1000	365	-115
2016/2/15	15248	810	505	2016/2/16	15849	1040	1040	765
2016/2/16	15849	625	645	2016/2/24	15851	415	480	-375
2016/2/17	16035	560	590	2016/2/25	15983	405	445	-300
2016/2/18	16138	640	480	2016/2/26	16312	510	305	-305
2016/2/19	16050	555	565	2016/2/29	16313	570	240	-310
2016/2/23	16230	410	470	2016/3/2	16391	460	195	-225
2016/2/24	15851	415	480	2016/3/2	16391	720	115	-60
2016/2/25	15983	405	445	2016/3/3	16696	815	90	55
2016/2/26	16312	430	355	2016/3/4	16927	720	65	0
2016/2/29	16313	405	325	2016/3/4	16927	720	65	55
2016/3/1	16013	595	715	2016/3/3	16696	1100	325	115
2016/3/15	17220	365	525	2016/3/24	16979	115	515	-260
2016/4/1	16720	440	465	2016/4/4	16088	225	785	105
2016/4/7	15739	495	515	2016/4/14	16630	1030	150	170
2016/4/8	15597	480	540	2016/4/13	16143	500	235	-285
2016/4/12	15719	455	470	2016/4/14	16630	1030	150	255
2016/4/13	16143	485	400	2016/4/15	16720	925	230	270
2016/4/14	16630	440	425	2016/4/21	17187	880	250	265
2016/4/18	16521	350	595	2016/4/20	17054	800	255	110
2016/4/20	17054	485	435	2016/4/25	17614	860	215	155
2016/4/21	17187	565	385	2016/5/2	16357	30	1200	280
2016/4/27	17370	430	405	2016/5/2	16357	15	1360	540
2016/5/10	16308	460	430	2016/5/18	16611	760	250	120
2016/5/13	16804	400	415	2016/5/23	16671	315	385	-115
2016/5/17	16619	400	395	2016/5/25	16764	355	240	-200
2016/5/18	16611	375	400	2016/5/26	16928	490	160	-125
2016/5/19	16807	415	350	2016/5/27	16831	340	230	-195
2016/5/20	16595	350	380	2016/5/30	16974	430	140	-160
2016/5/23	16671	370	335	2016/5/31	17029	530	110	-65
2016/5/24	16605	300	325	2016/6/1	17097	555	90	20
2016/6/7	16651	455	480	2016/6/14	16001	195	860	120
2016/6/8	16722	410	520	2016/6/14	16001	165	875	110
2016/6/9	16742	425	470	2016/6/14	16001	165	875	145
2016/6/10	16638	435	440	2016/6/14	16001	195	860	180
2016/6/13	16319	395	500	2016/6/15	15799	225	830	160
2016/6/14	16001	465	500	2016/6/22	16096	490	405	-70
2016/6/15	15799	495	480	2016/6/23	16099	670	355	50
2016/6/16	15871	500	510	2016/6/24	16334	590	275	-145
2016/6/17	15632	495	460	2016/6/24	16334	880	215	140
2016/6/20	15839	410	450	2016/6/27	15153	130	875	145
2016/6/21	15876	415	460	2016/6/27	15153	130	875	130
2016/6/22	16096	405	450	2016/6/27	15153	15	1010	170
2016/6/23	16099	445	495	2016/6/27	15153	15	1010	85