

期間と変動率に基づく類似株価シーケンスの検索方法

宇田川 佳久*

Retrieval Method for Similar Stock Price Sequences Based on Trading Period and Fluctuation Rate

Yoshihisa Udagawa *

To predict the future stock prices based on past stock price fluctuations plays a key role in stimulating the investment activities. Trustworthy stock price prediction is believed to be able to contribute to the healthy and wealthy of economy in a country. Meanwhile, fluctuations in the stock price are very complex because stock prices sharply reflect various aspects of economic and political factors, which makes it difficult to predict stock prices in a reliable way. This paper discusses a data mining method using a trading period and an allowable fluctuation rate as parameters to retrieve a set of similar stock price sequences. Experimental results using the Nikkei Stock Average show that the method is successful in detecting similar stock price sequences in both the highs and lows stock.

はじめに

株価は、その時々を経済状況を反映する指標であり、国内外の景気動向、為替情勢、企業の事業展望、投資家の投資行動など、さまざまな要因で変動する。国内に限っても、株式市場に上場している企業は数千社あり、個々の企業の株価から株式市場全体の状況を読み取ることは難しい。そこで、上場している代表的な企業を選定し、それらの企業の株価の平均値によって、株式市場の活動状況を示す指標としている。日本では日経平均株価、アメリカではNYダウ平均株価が知られている。これらの平均株価は、一国あるいは地域の経済状況を反映する指標としても使われており、インターネットをはじめとするマスメディアによって、時々刻々、全世界に報知されている [1]。

本研究では、日本の景気変動を反映する指標として日経平均株価を取り上げる。株式市場の取引時間内では株価はミリ秒単位で変動するが、このような短い時間内での株価変動は為替変動や投資家の投資動向などの短期的な株式市場の変化を反映するものと考えられる。ミリ秒単位での株価変動の積み重ねが最終的に景気変動に結び付くことは確かであるが、景気変動を実感するのは人間であることを考慮し、本研究では、日単位の日経平均株価を対象とする。

米国のFRB(連邦準備制度理事会:Federal Reserve Board)や日銀の金利政策が、中長期的な株価変動を誘導していることは確かであるが、その一方で、国際的な政治状況がより大きな株価変動を引き起こしていることも、ここ数年の株価の変動からも明らかである。このような現実があるものの、株価の安定は一国の経済活動の環境を整えるという意味で重要である。なぜならば、株価は社会が保有する含

み資産を代表する指標であり、その時々を経済活動を映し出している。近未来が明るい見通しであれば、投資家は安心感を持って投資に参加でき、株価は上昇し、経済は活況を呈する。逆に、暗い見通しであれば、株価は下落し、経済は停滞・低迷する。一国の経済を順調に発展させるためにも、株価を安定的に発展させることが求められる[2]。

株価の予測ができれば、株価変動のリスクを低減し、株式への投資を増やし、企業活動の活性化を通して経済活動が活発になるものと期待できる。従来、株価の予測については、ファンダメンタル分析とテクニカル分析 [3][4][5]が行われてきた。ファンダメンタル分析では、企業の財務分析を行い、株価の割高性を判断する。売上や利益の伸び、保有資産と株価のバランスなどが財務分析の対象となる。

一方、テクニカル分析は、過去の株価変動パターン(チャート)から将来の株価変動を予測する方法である。株価は、多数の投資家による投資行動の結果であることから、一定期間、一定方向に株価が動く特徴を示す [4]。よく知られているテクニカル分析としては、トレンド分析、移動平均、エリオットの波動法則 [6]などがある。

テクニカル分析の特徴は、一定のアルゴリズムのもとで客観的な指標によって株価変動パターンを評価できることである。ただし、テクニカル分析方法が異なると、同じ株価変動パターンでも将来の予測が逆であることも珍しくない。株価変動のメカニズムは複雑であり、テクニカル分析には研究と改善の余地が残されている。

本研究の最終目的は、株価の変動パターンの検出や、変動要因の分析を通して、株価変動のメカニズムを解明し、経済社会の持続的な発展のためのモデルを確立することである。本文は、本研究の最終目的に至る一歩として、これまでに提案されたテクニカル分析を概観した後に、類似

* 東京工芸大学工学部コンピュータ応用学科教授
2016年9月27日 受理

する株価変動パターンの検索方法を提案し、実験結果について論じる。

テクニカル分析手法について

株価変動分析手法について

株価変動については、ファンダメンタル分析とテクニカル分析が行われてきた。ファンダメンタル分析では、主に企業の財務分析を行い、株価の割高性を判断する。売上、利益の伸び、保有資産と株価のバランスなどを財務分析の対象とする。一方、テクニカル分析では、株価の変動パターンから今後の株価変動を予測する。本研究はテクニカル分析手法に関するものであり、以下では、これまでに開発された主なテクニカル分析手法について述べる。

テクニカル分析の前提

テクニカル分析とは、主としてチャートにより株式市場の動きを分析する。その目的は、将来の価格の方向性を予測することにある。テクニカル分析では、以下の条件が成り立つことを前提としている [3][4]。

- (前提 1) 投資家の行動を反映した結果として株価が決まる。
- (前提 2) 株価は一定のトレンドを形成する。
- (前提 3) 株価は繰り返す。

株価を動かす要因は多数あるが、それらの要因によって投資家の行動が決定され、売買を通じて株価に反映される。投資家を動かした要因を分析しなくても、株価を分析すれば、将来を含めた株式市場の状況が分かるというのが前提 1 である。前提 2 は、投資活動はランダムに行われるのではなく、多くの場合、投資家には共通する投資パターンがあり、その結果として一定期間、一定方向に株価が動く特徴を示すというものである。前提 3 は、投資活動は投資家の心理に基いて行われ、投資家の心理が変わらないのであれば、株価変動は繰り返すというものである。テクニカル分析の良し悪しは、この特性を効果的に検知できるかいかで評価される。

トレンドチャネル

株式チャートを観察すると、一定期間上昇あるいは下降することがある。政府による経済活動への刺激策は、月から年単位の株価上昇傾向をもたらすことも珍しくない。一方、米国・欧州における景気動向や地域紛争などでは、月単位の株価傾向を形成することもある。トレンドチャネルは、株価の傾向を見出すための手法である。一般にトレンドチャネルは、株価の高値と低値の大部分を包含する 2 つの直線で表記する。図 1 はトレンドチャネルの事例である [1]。トレンドチャネルを見出す手法には、チャート上に高値および低値に接する直線を引く方法や、線形回帰式を用いる方法がある [5]。

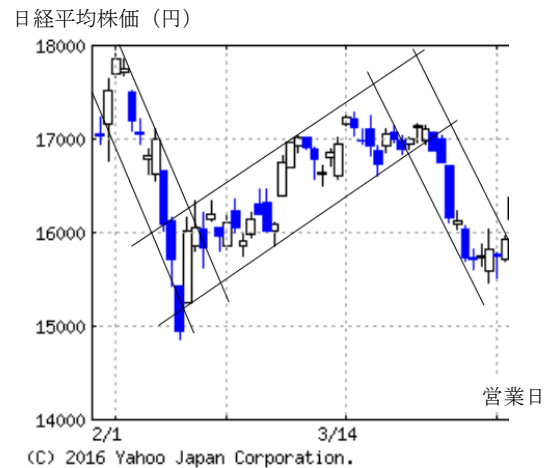


図 1 トrendチャネルの例[1]

移動平均線

日々の株価変動の予想は困難であるが、一定期間 (5 日、25 日、75 日など) の移動平均線を見ると一定の傾向を見出すことができる。計算対象とする日の株価を SP_1 、1 日前の営業日の株価の終値を SP_2 、 $k-1$ 日前 ($k \geq 2$) の株価の終値を SP_k とするとき、 k 日間の移動平均 AV_k は、次の式で定義される。

$$AV_k = \frac{\sum_{j=1}^k SP_j}{k} \quad (1)$$

式(1)を各営業日の株価に適用して得られた結果 (移動平均) を線で結んだものが k 日間の移動平均線である。図 2 は日経平均株価に、25 日、75 日移動平均線を追記したものである [1]。なお、週単位の傾向に着目する場合には、移動平均線の組み合わせとして 5 日および 25 日移動平均線を使用することが多い。



図 2 移動平均値の例[1]

移動平均線を使った株価傾向の判断方法として、証券業界で有名なグランビルの法則がある [7]。グランビルの法則の代表的なものを以下に示す。

株価上昇判断: 下落していた移動平均線が横ばいから上昇

に転じ、株価が移動平均線を超えたとき、以降、株価が上昇する。

株価下降判断：移動平均線が上昇後、横ばいになるか下降に転じ、株価が移動平均線を下回ったとき、以降、株価が下降する。

グランビルの法則は、1本の移動平均線を使ったものであるが、ゴールデンクロスとデッドクロスは、期間の異なる2本の移動平均線を使った分析手法である。

ゴールデンクロス：短期線から上向きに転じ、引き続き株価の上昇が続くと、中期線が上昇基調に転じる。上昇基調で、短期線と中期線が交差することをゴールデンクロスと呼ぶ。ゴールデンクロスは、株価が上昇基調に入ったことを示すシグナルとされている。

デッドクロス：ゴールデンクロスとは逆に、株価の下降が続くと、短期線が下降し、続いて中期線が下降基調に転じる。下降基調で、短期線と中期線が交差することをデッドクロスと呼ぶ。デッドクロスは、株価が下降基調に入ったことを示すシグナルとされている。

図2では、2016年6月10日頃に25日と75日移動平均線がデッドクロスしている。

エリオット波動法則

1934年頃 R. N. Elliott 氏は株価変動に法則性があることに着目し、株価変動を波の動きになぞらえたエリオット波動法則と呼ばれている理論を展開した [6]。エリオット波動法則を現実の株価変動に当てはめるには、波の形の崩れや波の数の相違を考慮するエクステンション（拡張）が必要な複雑なものである。ここでは、エリオット波動法則の基本的な株価変動について述べるに留める。エリオット波動法則によれば、株価は、図3に示したパターンを繰り返す。1つのパターンは、5つの“推進波”（1波、2波、3波、4波、5波）と3つの“修正波”（6波、7波、8波）から構成される。高値または安値からの押しや戻りを予想する場合、上昇または下落した幅のフィボナッチ数列から導かれる値（0.382、0.618、1.618 など）に収まることが多い。これは、自然界の現象に数多く存在するフィボナッチの法則が、巨大な投資活動の結果として生ずる株価変動にも当てはまるという仮説を裏付けるものであると考えられている。

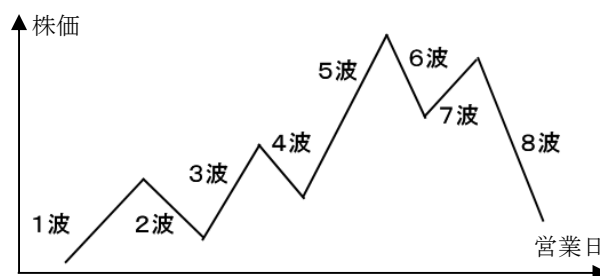


図3 エリオット波動法則の基本パターン

類似株価シーケンスの検索手法について

株価変動分析の観点

図4は、2016年3月1日から9月20日までの日経平均株価をローソク足チャートで示している。図4中央右寄りの-7.97%の大きな下げは、6月24日に英国のEU離脱の影響である。その後、政府関連機関の適切な施策により上げに転じ、7月14日には6月23日の株価を回復した。その後、7月14日以降9月20日までは、株価は16,000円から17,000円の範囲で推移しており、類似した株価変動が見られる。「株価は繰り返す」という文言は、確かに事実を捉えていると考えられる。

本研究の目的は、株価変動を以下の観点から分析することである。

- (1) 期間と変動率をパラメータとした類似する株価の発生数の関係を定量的に計算する手法を提案する。
- (2) 類似する株価に基づき、直近の株価変動の予測可能性の程度を実験によって明らかにする。

類似する株価変動の検索方法

慣例として1日の株価は、始値、高値、安値、終値で表記している [1]。従って、これらの数値を組み合わせた類似指標を定義することが可能である。例えば、ローソク足によるグラフ表示では、株価の変動が始値よりも終値の方が高いとき白ヌキ（陽線）で、逆に、始値よりも終値の方が安いとき黒ヌキ（陰線）で表す。この白ヌキと黒ヌキのパターンで一致・不一致の判定を行うことも可能である。しかし、白ヌキと黒ヌキのパターンだけでは、上げ下げの率を考慮していないので、検索結果は、直感的には不一致と思われるものまで検索される。

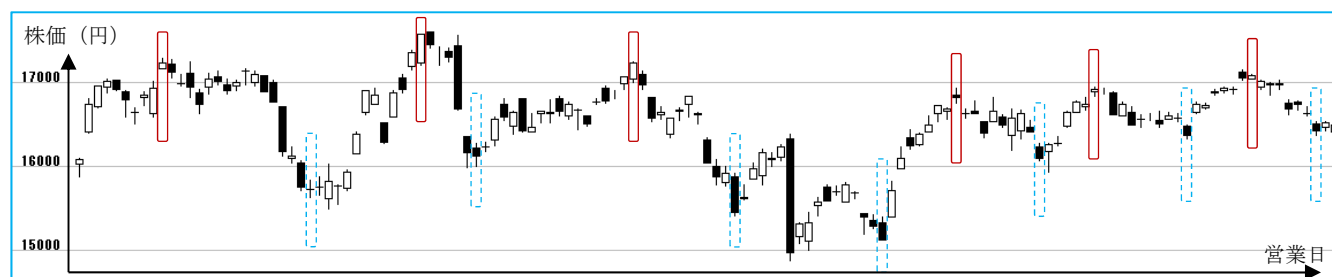


図4 2016年3月1日から9月20日までの日経平均株価のローソク足チャート

本研究では、株価の取得日から過去に遡って、指定した期間で変動率を計算し、指定した変動率よりも小さいことを条件として類似株価を検索した。

前処理として、ある時点の株価とその前日の終値との差額を前日の終値で割ることにより、前日比 (%) を算出した。一般に株価が高値圏にあれば、低値圏よりも変動価格が大きくなる。株価変動を、変動価格ではなく、前日比を採用することで、株価の高値・低値圏の影響を取り除いた比較が可能になる。

i 営業日の株価の終値を $P_i (i \geq 1)$ で表記する。なお、 P_i は、現時点の株価であり、取引が終了した場合は終値を示すものとする。 i 営業日の株価と $i+1$ 営業日の株価の前日比 $R_i (i \geq 1)$ を式(2)で計算する。

$$R_i \equiv (p_i - p_{i+1}) / p_{i+1} \quad (2)$$

現時点から期間 N (営業日数) の株価シーケンスの前日比 $R_i (i \geq 1)$ と $S(S \geq 1)$ 営業日離れた期間 N の株価シーケンスの前日比 R_{S+i} の差の合計を式(3)で計算し、株価シーケンス変動率(N, S)と呼ぶ。

株価シーケンス変動率(N, S) \equiv

$$\sum_{i=1}^N |R_{S+i} - R_i| \quad (3)$$

類似株価シーケンス集合 $SSSP(N, \varepsilon)$ ($SSSP$ は Set of Similar Stock Prices の省略形) を式(4)で定義する。すなわち、式(4)は、現時点から期間 N の株価シーケンスの前日比 R_i に関し、株価シーケンス変動率が許容値 ε 以下である株価シーケンスの始めの営業日の日付の集合を定義する。 $SSSP(N, \varepsilon)$ を構成する要素は、期間 N の株価シーケンス変動率が許容値 ε 以下であるという点に関し、株価シーケンスの前日比 R_i と類似する株価シーケンスの前日比を識別していることから、類似株価シーケンス集合と呼ぶ。なお、 $Date(S)$ は、現時点から S 営業日離れた営業日をカレンダー上の日付に変換する関数とする。

$SSSP(N, \varepsilon) \equiv \{ Date(S) |$

$$S \in \{S \geq 1\} \wedge \exists S (\sum_{i=1}^N |R_{S+i} - R_i| \leq \varepsilon)\} \quad (4)$$

式(4)は、現時点の株価を基準としている。この式を、任意の営業日が基準日となるように書き換えたものが式(5)である。 $Date(k)$ は、 k 営業日のカレンダー上の日付である。 $SSSP(N, \varepsilon, Date(k)) \equiv \{Date(S) | S \in \{S \neq 0 \text{ である整数}\}$

$$\wedge \exists S (\sum_{i=k}^{N+k-1} |R_{S+i} - R_i| \leq \varepsilon)\} \quad (5)$$

類似株価シーケンス集合の検索実験

実験の概要

本研究では、以下の2点に着目した株価の変動パターンの実験を行った。

- ・高値圏からの株価の下落が始まるパターン
- ・低値圏からの株価の上昇が始まるパターン

これらのパターンが検知できれば、株式投資において、収益の確保とリスク回避を達成できると考えられる。実験対象は、2010年9月1日から2016年9月20日までの1,483営業日の日経平均株価の終値である。なお、実験で用いた日経平均株価データは、文献1に示すURLより取得した。

類似した株価シーケンスの発生数

図4から分かるように、株価は、高値圏から低値圏に変動する。概ね10日前後で上昇、下落を繰り返すが、周期および上昇下落の株価もまちまちである。また、次の日に株価が上昇するか下落するかの予測が難しく、どの日が局所的な最高値または最安値であるか判別が難しい。本研究では、結果として局所的な最高値と最安値を記録した表1に示す営業日を選択し、先に述べたSSSPを検索した。なお、表1に示した局所的な最高値を図4の細い実線の長方形で、局所的な最安値を図4の細い破線の長方形で示す。

表1 実験に用いた営業日

実験に用いた高値日	実験に用いた安値日
2016年2月1日	2016年1月21日
2016年3月14日	2016年4月6日
2016年4月22日	2016年5月6日
2016年5月31日	2016年7月8日
2016年7月21日	2016年8月3日
2016年8月12日	2016年8月26日
2016年9月5日	2016年9月15日

表2は、高値だった2016年7月21日について、期間 N を2から11日、変動率の許容値 ε を0.25%から0.25%刻みで7.5%まで変化させて、SSSPを検出した結果の一部を示す。表2の行は期間 N 、列は変動率の許容値 ε を示す。表2を構成する値は、検出したSSSPを構成する要素(営業日)の数である。例えば、 $N=2$ で $\varepsilon=0.5$ の場合、75個の営業日が検索された。

当然のことながら、SSSPを構成する要素は、期間が短ければ小さな変動率の許容値でも検出される。逆に、期間が長くなれば変動率の許容値を大きくしないと検出されない。SSSPを構成する要素が、長い期間において小さな変動率の許容値で検出されるほど、多くの類似した株価シーケンスが存在することを意味する。

表2を例にとると、 N が2では ε が0.25%で最初の類似した株価シーケンスが検出される。さらに、 N が3から5では ε が0.25%ずつ増加するとSSSPを構成する要素が検出される。すなわち、この範囲ではSSSPを構成する要素が最初に検出される N と ε は概ね線形の関係がある。た

だし N が 6 以上になると、この線形の関係は認められなくなる。

表 2 期間 N と変動率の許容値 ε と SSSP の要素数に関する実験結果

$N \setminus \varepsilon$	0.25	0.5	0.75	1	1.25	1.5	1.75	2	2.25	2.5	2.75	3	3.25	3.5
2	15	75	148	268	388	515	635	757	859	971	1060	1128	1201	1259
3	0	6	15	38	77	120	188	251	329	420	497	585	677	760
4	0	0	2	7	19	31	56	84	119	170	217	289	358	425
5	0	0	0	1	2	5	11	22	34	50	80	111	144	184
6	0	0	0	0	0	4	4	4	7	15	21	35	55	75
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	5

期間 N と変動率の許容値 ε に関する実験結果

図 5 は、表 1 の高値日に対して行った検索実験から、最初に類似パターンが見つかったときの期間 N (横軸) と変動率の許容値 ε (縦軸) の関係をグラフ表示したものである。文献[8]では、期間が 7 日程度であれば、グラフは直線傾向を示すことが述べられている。言い換えると、株価は概ね 7 日程度同じ傾向を示す。図 5 から、基準日によって違いがあるものの、5 日から 8 日の範囲で直線傾向を示していることが確認できる。 N と ε の比 (グラフの傾き) が大きいほど、SSSP が見つかり難いことを示している。2016 年 2 月 1 日と 2016 年 4 月 22 日は、他の営業日に比べて SSSP が見つかり難い、すなわち、類似する株価シーケンスが少ないと言える。

変動率の許容値 ε

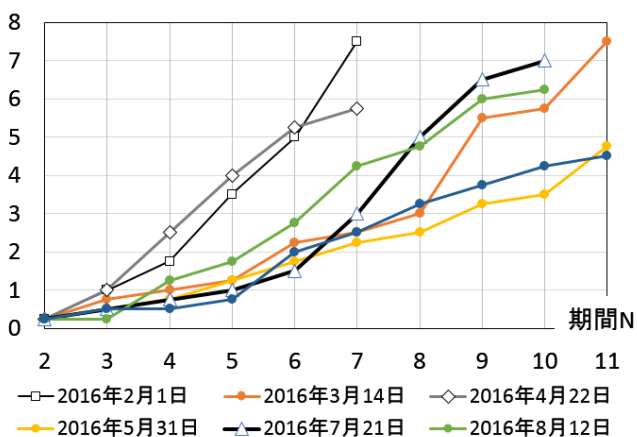


図 5 高値日に対して行った実験のまとめ

図 6 は、表 1 の安値日に対して行った実験結果を示す。図 5 と同様に、期間 N を横軸に、変動率の許容値 ε を縦軸とし、最初に類似した株価シーケンスが見つかったときの期間と変動率の許容値をグラフ表示したものである。 N と ε の比 (グラフの傾き) が比較的大きい営業日が 2 日 (2016 年 1 月 21 日と 2016 年 5 月 6 日) あった。それ以外の 5 営業日は、期間 11 日で 6% 程度であり、この傾向は高値日と同様である。

変動率の許容値 ε

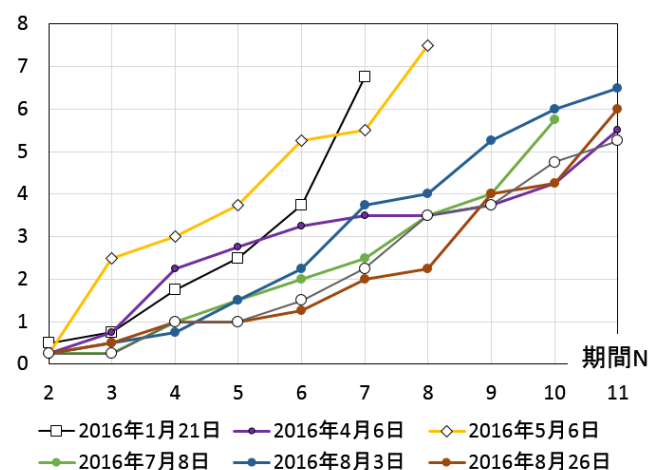


図 6 安値日に対して行った実験のまとめ

株価予測の可能性について

期間 N と SSSP

この章では、実験結果に基づいて、直近の株価変動の予測可能性について述べる。紙面の都合で、高値日である 2016 年 7 月 21 日の検索結果を事例とするが、他の営業日に対する検索結果でも同様の傾向があることが判明している。

前述したように、 $SSSP(N, \varepsilon, \text{Date}(k))$ は、営業日 $\text{Date}(k)$ を始めとする過去 N 営業日の株価シーケンスについて類似した値動きをした営業日であるので、 $SSSP(N, \varepsilon, \text{Date}(k))$ の要素を始めとする N 営業日の株価シーケンスは、その後も類似した値動きをする可能性があるとして推測される。以降、SSSP と株価変動の予測可能性について実験結果に基づいて考察する。

一般に、期間 N が短いと変動率の許容値 ε が小さくても大量の SSSP が検出される。表 2 を例にすると期間 $N=2$ のときで、変動率が $\varepsilon=0.25$ で 15 件、 $\varepsilon=0.5$ で 75 件、 $\varepsilon=0.75$ で 148 件であり、SSSP の要素数は急速に増加する。2 日間という短い期間であれば、類似する株価変動は多数存在することが容易に推察できる。期間 N を 3 以上に増加させると、SSSP の要素数は急速に下がる。すなわち、期間 $N=2$ での検索結果には多くの“ごみ”が含まれていることを示している。一方、期間が、例えば 15 日間というように長かった場合、類似した株価シーケンスは稀有である。株価変動の予測を高めるためには、適切な期間 N を見極める必要がある。

期間と株価シーケンスの類似性

文献[8]では、株価は 7 日間程度一定の傾向を示すことを報告している。この点に関し、高値だった 2016 年 7 月 21 日の実験結果を分析する。図 5 に示したように、検索基準日である 2016 年 7 月 21 日を基準日とするに類似する株価変動パターンが最初に発見される日数と変動率は、概ね 6 日間、直線的に増加する。この直線的に増加する期間で、

どのような SSSP が検索されたかについて調査した。

期間が 3 日間で、誤差が 0.5% のとき、以下の 6 個の SSSP を検索した。なお、SSSP における 20150513 といった表記は、2015 年 5 月 13 日を示す。

20150513, 20150317, 20121121,
20120703, 20120222, 20110708

また、期間が 6 日間で、誤差が 2.2% のとき、以下の 5 個の営業日 (SSSP) を検索した。

20150522, 20150226, 20131230,
20120124, 20110708

図 7 は、2016 年 7 月 21 日の前後 12 日間の株価チャートを示している。図 8 と図 9 は、SSSP として検索した 2015 年 5 月 13 日と 2015 年 3 月 17 日の前後 12 日間の株価チャートである。期間が 3 日の場合、図 8 と図 9 に示したように、株価が上昇し始めた後の一時的な上げ止まり（押し目）で株価シーケンス変動率が許容値 ε 以下となり、SSSP として検索した事例が 6 件中 4 件あった。その内の 1 件（図 8）は、株価上昇の始まりであり、高値圏での株価シーケンスを検索する目的は達成できていないと考えられる。

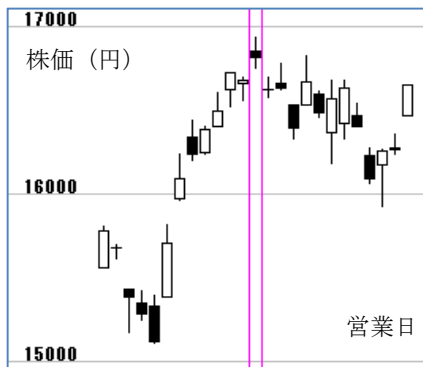


図 7 2016 年 7 月 21 日前後 12 日間の株価

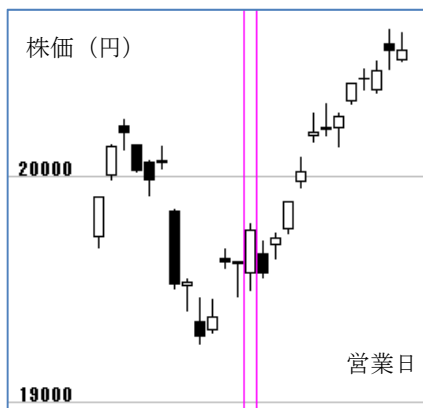


図 8 2015 年 5 月 13 日前後 12 日間の株価

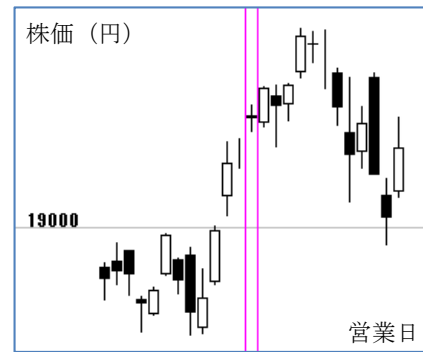


図 9 2015 年 3 月 17 日前後 12 日間の株価

一方、期間が 6 日間の場合、図 10 と図 11 に示したように、押し目で一致したために、SSSP として検出した事例が 5 件中 3 件あったが、3 件とも株価上昇の終わりの時期に該当している。図 12 と図 13 は、図 7 と同じく、過去 6 日の株価シーケンスの最高値で検出した事例である。期間 N が 3 と 6 の実験では、期間が 6 日の方が、類似性が高い株価シーケンスを検出できたと考えられる。

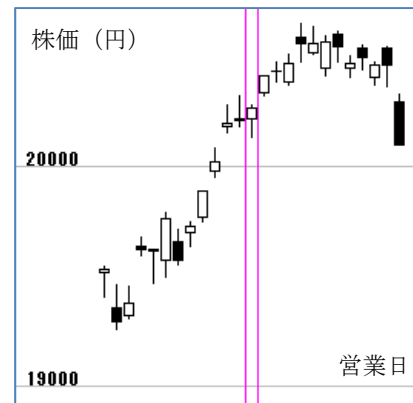


図 10 2015 年 5 月 22 日前後 12 日間の株価

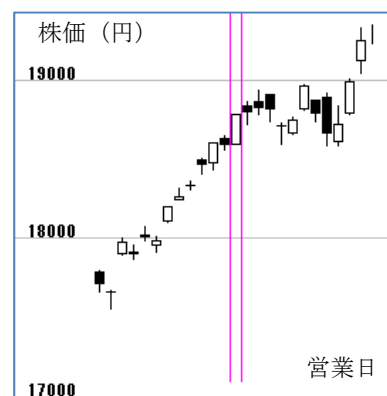


図 11 2015 年 2 月 26 日前後 12 日間の株価

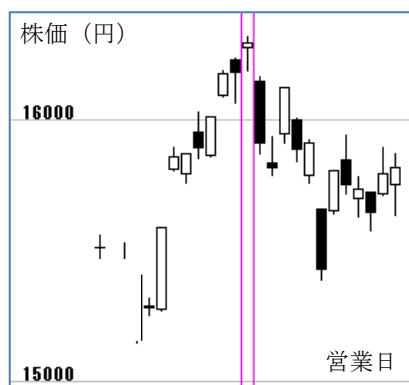


図 12 2013 年 12 月 30 日前後 12 日間の株価

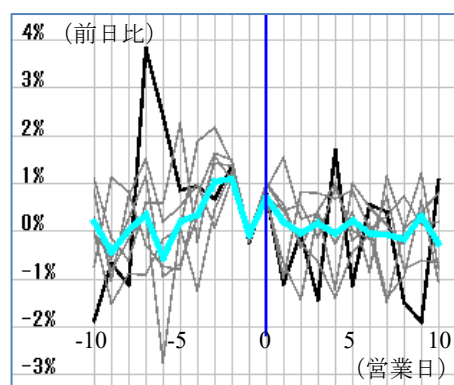


図 14 基準日と SSSP の前日比 (期間 3 日)

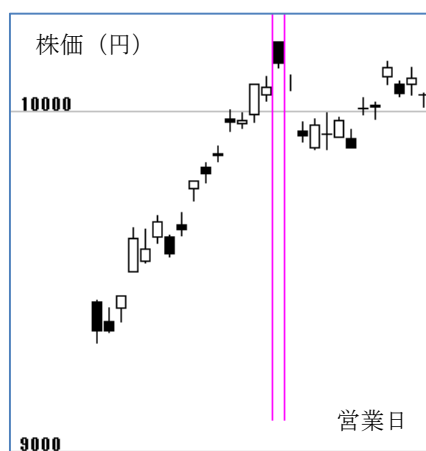


図 13 2011 年 7 月 8 日日前後 12 日間の株価

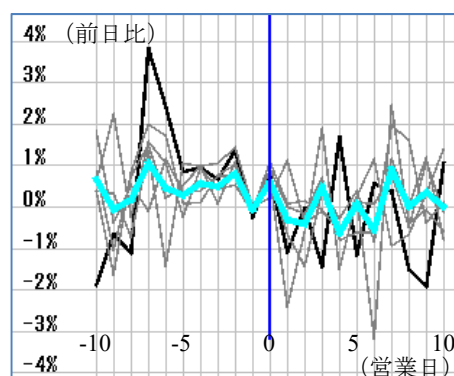


図 15 基準日と SSSP の前日比 (期間 6 日)

直近の株価変動の予測可能性

過去 N 日間類似した値動きをしたとき、その後も類似した値動きをすることが期待される。予測可能性については、SSSP で検索した営業日の前後 10 日間の株価の前日比を比較することで評価した。

図 14 は、期間が 3 日のときに、基準日である 2016 年 7 月 21 日と SSSP を構成する 6 営業日の株価の前日比を重ね合わせて表示したグラフである。グラフの黒色の中太線は基準日の前後 10 日間の前日比であり、細い灰色の線は SSSP を構成する 6 営業日の 10 日間の前日比である。水色の太線は SSSP を構成する 6 営業日の 10 日間の前日比の平均値である。図 15 は、期間が 6 日のときのグラフである。SSSP は 5 営業日で構成されている。

図 14 では、SSSP を構成する 6 営業日の株価の前日比の平均値は、約 10 日間、ほぼ $\pm 0\%$ であることを示している。一方、図 15 では、10 日間のうち 4 日は株価の前日比で 0.5% 程度下落することを示している。実際、2016 年 7 月 21 日以降の前日比は、10 日間の内の 5 日で 1% 強下げている。わずかではあるが、2016 年 7 月 21 日以降の前日比は、図 15 に近いものと考えられる。

まとめと今後の研究方針

本文は、新たな検索方法として類似株価シーケンス集合 SSSP (Set of Similar Stock Prices) を提案した。この方法を 2010 年 9 月 1 日から 2016 年 9 月 20 日までの 1,483 営業日の日経平均株価の終値データに適用し、実験結果について考察した。最初に類似した株価シーケンスが見つかったときの期間 N と変動率の許容値 ϵ は、検索の基準となる日によって違いがあるものの、5 日から 8 日の範囲で直線傾向を示していることを確認した。また、期間が長いほど、良好な類似株価シーケンス集合を検索できる。

直近の株価変動の予測可能性に関しては、今回対象とした事例によれば、期間が 6 日の方が、期間が 3 日よりわずかながら良好な予測を達成している。これは、期間が 6 日の方が良好な類似株価シーケンス集合を検索したことを反映している。しかし、両者の差はわずかであり、株価シーケンスの検索方法の更なる改良が必要である。具体的には、以下を計画している。

- (1) 株価を特徴付けるパラメータを増やした検索方法を開発する。パラメータとしては、始値と終値の差、高値、安値、前日終値と始値の差 (いわゆる窓明け) などを対象とする。
- (2) 日経平均株価に関し、株価の変動傾向 (上げ局面、下げ局面、迷いなど) 分類に沿った追加実験を行う。
- (3) 実験対象とするデータを、日経平均株価だけでなく、

業種別平均株価や海外の株価に広げる。

テクニカル分析の前提として、「投資家の行動を反映した結果として株価が決まる」があるが、投資家の行動を動かす要因は、テクニカル分析が対象としていた株価変動だけではない。これまでも、世界的な政治・経済状況の変化、政府の経済関連の施策や日銀の金融施策が日経平均株価に影響を与えてきた。株価変動に関与するさまざまな要因を洗い出し、株価変動に与える影響の大きさを加味し、株価変動のメカニズムの解明に向けた研究に取り組んでゆく予定である。

謝辞

本文の初稿に対し有益なご指摘をいただきました匿名の校閲者の皆様に感謝いたします。ご指摘いただいた事項は、本文の記述の正確性と読み易さの向上に大変参考になりました。

本研究は、JSPS 科研費 基盤研究(C)一般 JP16K00161 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) 日 経 平 均 株 価 , <http://stocks.finance.yahoo.co.jp/stocks/chart/?code=998407.O>
- 2) 内閣府：平成 28 年度 年次経済財政報告 , http://www5.cao.go.jp/j-j/wp/wp-jc16/index_pdf.html
- 3) テクニカル分析の概念 , http://www.cji.jp/China_stock/Triding/Technical/tec2.htm
- 4) テクニカル分析とは？ : <http://www.futuresite.jp/guide/technical/begin.htm>
- 5) 株価テクニカル分析(和歌山大学), <http://www.wakayama-u.ac.jp/~makino/lectures/eip/tech.pdf>, 2008.
- 6) ハミルトン・ボルトン(著):エリオット波動ービジネス・サイクル,日本証券新聞編集局, 2000.
- 7) 日本証券業協会：グランビルの法則 , http://www.jsda.or.jp/manabu/qa/qa_stock35.html
- 8) 宇田川佳久：株価データ分析モデルの提案 ～ 系列データマイニングによるアプローチ ～,電子情報通信学会, SWIM 研究会, 信学技報 Vol.116, No.200, pp.23-28, 2016 年 8 月.