

広島大学 大学院先進理工系科学研究科 情報科学プログラム修士論文

一目均衡表を用いたテクニカル分析による日経先物 デイトレード戦略の検証

広島大学 大学院先進理工系科学研究科
先進理工系科学専攻情報科学プログラム

M240007 藤井 寿

指導教員 Christopher Ting



広島大学

An Empirical Study of Two Nikkei Futures Day Trading Strategies Based on Ichimoku Cloud Technical Analysis

Informatics and Data Science Program
Graduate School of Advanced Science and Engineering
Hiroshima University

M240007 Hisashi Fujii

Supervisor Christopher Ting



Hiroshima University

要旨

近年、日本において個人投資家の増加に伴い、短期売買を含む投資手法の有効性を定量的に検証する重要性が高まっている。特にテクニカル分析は、実務で広く利用されている一方で、主觀性や再現性の問題が指摘されてきた。中でも一目均衡表は、相場の均衡状態を総合的に把握できる指標として知られているが、本来は中長期分析を目的として考案されたものであり、デイトレードのような短期売買における有効性については十分な定量的検証が行われていない。

本研究では、先物市場に着目し、SGX 日経 225 先物のティックデータを用いて、一目均衡表がデイトレードにおける売買タイミング判断手法として有効に機能するかを検証することを目的とする。時間軸に依存しない価格表現として取引回数基準のローソク足を導入し、実際の約定価格を考慮した売買シミュレーションを構築した。

具体的には、一目均衡表の代表的なシグナルである三役好転および三役逆転を用いたトレンド追随型戦略（戦略 1）と、同一方向のシグナルが連続する局面で段階的にポジションを積み増す戦略（戦略 2）の二つを設計した。2018 年をインサンプル期間、2019 年をアウト・オブ・サンプル期間とするウォークフォワード分析を行い、総損益、Accuracy、Precision、Recall、F1 スコア、AUC などの指標を用いて戦略性能を評価した。

その結果、一目均衡表はデイトレード環境においても一定の情報価値を持ち、特にトレンドが明確な局面において有効に機能する可能性が示唆された。一方で、パラメータ設定や市場環境に強く依存する側面も確認され、モデルリスクの重要性が明らかとなった。

本研究は、一目均衡表の適用範囲を中長期分析からデータを用いたデイトレードへと拡張し、実際の取引制約を考慮した定量的検証を行った点に意義がある。本成果は、テクニカル分析の実証研究および短期売買戦略設計の双方に対して、有用な知見を提供するものである。

Abstract

In recent years, with the increase in individual investors in Japan, the importance of quantitatively evaluating the effectiveness of investment strategies—including short-term trading—has grown substantially. Although technical analysis is widely used in practice, it has long been criticized for its subjectivity and lack of reproducibility. Among technical indicators, the Ichimoku Cloud is well known for its ability to comprehensively capture market equilibrium. However, it was originally designed for medium- to long-term analysis, and its effectiveness in short-term trading such as day trading has not been sufficiently validated through quantitative studies.

This study focuses on the futures market and aims to examine whether the Ichimoku Cloud functions effectively as a method for determining trading timing in day trading. Using tick data from the SGX Nikkei 225 futures, we introduce business-time candlesticks as a price representation and construct a trading simulation that incorporates actual execution prices.

Specifically, we design two strategies: (1) a trend-following strategy based on the representative Ichimoku signals of San' yaku Kōten (bullish alignment) and San' yaku Gyakuten (bearish alignment), and (2) a pyramiding strategy that incrementally increases positions during periods when signals in the same direction occur consecutively. A walk-forward analysis is conducted with 2018 as the in-sample period and 2019 as the out-of-sample period. Strategy performance is evaluated using metrics such as total profit and loss, accuracy, precision, recall, F1 score, and AUC.

The results indicate that the Ichimoku Cloud possesses a certain level of informational value even in a day-trading environment and may function effectively, particularly during periods of clear market trends. On the other hand, the analysis also reveals a strong dependence on parameter settings and market conditions, highlighting model risk and the importance of risk management.

This study is significant in that it extends the application of the Ichimoku Cloud from medium- to long-term analysis to data-driven day trading and conducts a quantitative evaluation that accounts for real-world trading constraints. The findings provide valuable insights for both empirical research on technical analysis and the design of short-term trading strategies.

目次

第1章 はじめに	1
1.1 研究背景と目的	1
1.2 先行研究	2
1.3 本研究の位置づけ	3
第2章 研究手法	4
2.1 使用データ	4
2.2 デイトレード	4
2.3 一目均衡表	5
2.4 戦略1	10
2.5 戦略2	11
2.6 評価基準	12
2.7 利益の最大化	13
2.8 バックテスト	15
第3章 実験概要	16
3.1 使用したデータ	16
3.2 戦略1実装	18
3.3 戦略1インサンプル最適化	19
3.4 戦略1アウトオブサンプル結果	20
3.5 戦略2実装	22
3.6 戦略2インサンプル最適化	23
3.7 戦略2アウトサンプル結果	24
第4章 考察	26
4.1 戦略1の考察	26
4.2 戦略2の考察	26
4.3 先行研究との比較および本研究の意義	27
第5章 結論と限界	28
5.1 本研究の結論	28
5.2 本研究の限界	28
5.3 今後の課題	29

第1章 はじめに

1.1 研究背景と目的

近年、日本において個人投資家の数は着実に増加しており、特に若年層において株式や投資信託といったリスク性資産の保有経験者が増加している [1]。この背景には、複数の要因が存在する。第一に、つみたてNISAをはじめとする制度整備により、少額から投資を始めやすい環境が整備され、若年層が投資に关心を持つきっかけが拡大した点が挙げられる。第二に、少子高齢化の進展や年金制度への不安などを背景として、将来の老後資金に対する不安が高まり、資産形成の必要性が強く認識されるようになった点である。第三に、アベノミクス以降の持続的な株価上昇を背景として、投資に対する心理的な抵抗感が低下したこと、投資人口増加の一因と考えられる。第四に、証券口座の開設や売買手続き、投資関連情報の収集をデジタルベースで完結できる環境が整備されたことにより、若年層にとって投資を始めやすい状況が整った点が挙げられる。

このような社会的背景のもと、政府が掲げる「貯蓄から投資へ」という方針も相まって、株式市場をはじめとする金融市場において、個人投資家が主体的に資産運用を行う機会は今後さらに拡大すると考えられる。そのため、投資家が適切な意思決定を行うための分析手法や予測手法の重要性は一層高まっている。

金融市場における価格変動の予測手法は数多くあり [2]、過去の価格や出来高などの時系列データを用いるテクニカル分析や、企業の財務情報やニュースなどを用いるファンダメンタル分析が古くから用いられてきた。特にテクニカル分析は、経済や企業に関する高度な専門知識を必要とせず、価格データを視覚的に捉えることで分析を行う手法であるため、投資初心者から熟練投資家まで幅広く利用されている。

一方で、テクニカル分析はその視覚的・経験的側面の強さから、主観的で再現性に乏しい手法であるとの批判も存在してきた。これに対し、Lo, Mamaysky, and Wang (2000) は、テクニカル分析に内在するパターン認識の問題を統計的に定式化し、ノンパラメトリック・カーネル回帰を用いた自動的なチャートパターン認識手法を提案している。同研究では、1962年から1996年までの米国株式データを用いた実証分析により、代表的なテクニカルパターンに条件づけたリターン分布が無条件分布と有意に異なることを示し、テクニカル分析が一定の情報価値を有する可能性を明らかにしている。この研究は、従来主観的とされてきたテクニカル分析を、統計的・計量的枠組みの中で検証可能な対象として位置づけた。[3]

しかしながら、金融商品の価格は、経済状況、政治情勢、為替動向、投資家心理など、数多くの要因が複雑に影響し合うことで形成されており、将来の価格動向を正確に予測することは本質的に困難である。この課題に対して、近年では機械学習をはじめとする高度な数理的手法を用いた予測モデルの研究 [4, 5] も活発に行われているが、依然として高い汎化性能を持つ予測手法の確立には課題が残されている。

テクニカル分析手法の一つである一目均衡表は、相場のトレンドや支持線・抵抗線を総合的に把握できる指標として広く利用されている。しかし、一目均衡表は本来、中期から長期の相場分析を目的として考案された手法であり、短期売買であるデイトレードにおいて、どの程度有効に機能するかについては十分な定量的検証が行われているとは言い難い。また、デイトレードの取引対象としては、株式市場と比較して流動性が高く、価格形成が比較的単純である先物市場が適していると考えられるが、一目均衡表を先物市場のデイトレードに適用し、その有効性を体系的に検証した研究は多くない。

以上の背景を踏まえ、本研究では、先物市場におけるデイトレードに着目する。具体的には、テクニカル分析手法として一目均衡表を用い、売買ルールを明確に定義した上で、先物データを用いた定量的検証を行うことにより、一目均衡表がデイトレードにおける投資タイミング判断手法として有効に機能するかを明らかにすることを目的とする。

本研究により、一目均衡表の適用範囲を中長期的な相場分析から短期売買へと拡張し、デイトレードにおける新たな活用可能性を示すことで、実務的および学術的の両面において有用な知見を提供することを目指す。

1.2 先行研究

1.2.1 テクニカル分析およびデイトレードに関する研究

金融市場における価格変動の分析および売買戦略の構築において、テクニカル分析は長年にわたり中心的な役割を果たしてきた。移動平均線やオシレーター系指標をはじめとする多様なテクニカル指標については、その収益性や有効性を検証する実証研究が数多く報告されている。一方で、同一日に売買を完結させるデイトレードに関する研究では、取引コストや市場ノイズの影響が大きく、安定した超過収益を得ることが困難であることが繰り返し指摘されている。

特にデイトレードでは、ポジション保有時間が極めて短いため、終値や理論価格を前提とした分析では実際の取引環境を十分に反映できない。このため、取引価格の近似方法や時間軸の設定、取引制約を考慮した厳密な戦略設計が不可欠である。

1.2.2 一目均衡表の収益性に関する実証研究

一目均衡表は、日本で考案されたテクニカル分析手法として実務において広く利用されているが、その収益性を定量的に検証した学術研究は、移動平均線やモメンタム指標などの従来型テクニカル指標と比較すると限定的である。しかし近年、その有効性を学術的に評価する重要な研究が報告されつつある。

Deng ら (2021) は、主要な 4 つの株式指数（日経 225、S&P500、上海総合指数、ハンセン指数）および 4 つの外国為替通貨ペアを対象として、一目均衡表に基づく売買ルールの収益性を包括的に検証した。彼らは、一目均衡表の基本パラメータである (9, 26, 52) を用いたシミュレーションを行い、市場ごとの収益特性を比較分析している。その結果、S&P500 のようにトレンドが比較的明確な市場では一定の収益性が確認された一方で、日経 225 や多くの FX 通貨ペアにおいては、統計的に有意な超過収益を一貫して得ることが困難であると報告している。

さらに Deng らは、パラメータの最適化を実施した場合であっても、日次データを用いた分析では安定した収益モデルの構築が容易ではないことを示しており、一目均衡表に基づく売買戦略の有効性が、市場特性および時間軸に強く依存することを指摘している。[6]

1.2.3 研究動向

Almeida & Vieira (2023) は、過去 30 年間にわたる投資分析分野の学術文献を対象とした書誌学的分析を行い、テクニカル分析、ファンダメンタル分析、一目均衡表に関する研究動向を体系的に整理している。その分析によれば、一目均衡表に関する学術的研究は 2010 年代後半以降、世界的に急増しているものの、文献数は依然として従来型テクニカル指標と比較して少なく、十分に体系化された研究分野には至っていないことが示されている。

特に近年の研究は、一目均衡表を機械学習モデルの特徴量として利用する研究や、特定の国・市場に限定した応用研究へとシフトしている。一方で、実務において広く用いられている売買ルールとしての一目均衡表を、実際の取引条件下で厳密に定量評価した研究は限られている。Almeida & Vieira (2023) は、この状況を実務上の人気に対して、学術的な理論化および実証が追いついていないと指摘している。[7]

1.2.4 先行研究の限界と研究課題

以上の先行研究を総合すると、一目均衡表は研究関心が高まりつつある一方で、

- デイトレードのような短期売買への適用
- 高頻度データ、特にティックデータを用いた実証分析
- 実際の約定価格や取引制約を明示的に考慮した検証

といった観点からの研究は、ほとんど行われていないことが明らかである。

また、Deng ら (2021) が示した日経 225において日足レベルでは一目均衡表による安定的な収益化が困難であるという結果は、従来の時間軸設定や単純なシグナル利用の限界を示唆している。この結果は、一目均衡表の有効性そのものを否定するものではなく、適用する市場、時間解像度、売買ルールの設計次第で結果が大きく変わり得ることを示していると解釈できる。[6]

1.3 本研究の位置づけ

以上の研究動向および課題を踏まえ、本研究では分析対象を SGX 日経 225 先物のティックデータを用いたデイトレードに限定し、一目均衡表を用いた短期売買戦略の有効性を検証する。具体的には、時間軸に依存しない価格表現として出来高（取引数）基準のローソク足を導入するとともに、固定保有期間やシグナル連続性に基づく段階的エントリーといった売買ルールを設計する。

さらに、Bid/Ask に基づく約定価格の近似およびウォークフォワード法によるインサンプル・アウトオブ・サンプル検証を行うことで、実証分析を試みる。本研究は、一目均衡表の適用範囲を中長期分析からデイトレードへと拡張すると同時に、高頻度データを用いた実証という未開拓領域に取り組む点で、当該分野に新たな知見を提供するものと位置づけられる。

第2章 研究手法

2.1 使用データ

本研究では、先物市場におけるデイトレードを対象とした分析を行うため、SGX Nikkei 225 Index Futures (SGX 日経 225 先物) の価格データを使用する。[8] SGX 日経 225 先物は、シンガポール証券取引所 (Singapore Exchange, SGX) に上場されている株価指数先物であり、日本を代表する株価指数である日経平均株価 (Nikkei 225) を原資産とする金融商品である。

2.1.1 SGX 日経 225 先物の概要と歴史

日経平均株価指数は、日本の主要 225 銘柄の株価を基に算出される代表的な株価指数であり、日本経済全体の動向を反映する指標として広く利用されている。この指数を対象とした先物取引は 1980 年代後半より導入されており、SGXにおいてはアジア地域における株価指数先物の先駆けとして日経 225 先物が上場された。SGX 日経 225 先物はその後、国際的な投資家の参加を背景に取引量を拡大し、日本市場を対象とした代表的な海外上場先物の一つとして定着している。

2.1.2 データ内容および取引仕様

SGX 日経 225 先物は、日経平均株価指数を原資産とする現金決済型（キャッシュ・セットルド）先物契約であり、満期時には現物の受け渡しを伴わず、指数値に基づく差金決済が行われる。価格は指数ポイント単位で表示され、指数の変動に直接連動した値動きを示す。また、本先物は比較的長時間の取引時間が設定されており、アジア時間帯のみならず、欧米市場の影響を受ける時間帯においても継続的な取引が行われる点が特徴である。これにより、市場参加者の多様な取引行動が価格に反映されやすく、高頻度かつ継続的な価格データの取得が可能となる。

2.1.3 SGX 日経 225 先物を使用する理由

本研究において SGX 日経 225 先物を使用する理由は、主に以下の点にある。第一に、SGX 日経 225 先物は株式市場と比較して流動性が高く、売買が活発に行われているため、デイトレードにおける短期的な価格変動を分析する上で適した市場である点が挙げられる。高い流動性はスプレッドの縮小や価格の連続性をもたらし、テクニカル分析手法の検証において重要な要素となる。第二に、SGX が提供する広範な取引時間により、日本市場の取引時間外においても価格形成が行われるため、デイトレード戦略の検証において多様な市場環境を考慮することが可能である。この点は、短期売買を対象とする本研究において大きな利点である。第三に、SGX 日経 225 先物は国際的な投資家によって取引されており、価格形成には国内外の市場参加者の需給が反映される。そのため、本先物データを用いることで、日本株式市場全体の方向性を示す指数に対するグローバルな評価を含んだ分析が可能となる。以上の理由から、本研究では SGX 日経 225 先物の価格データを用い、テクニカル分析手法である一目均衡表をデイトレードに適用した場合の有効性について検証を行う。

2.2 デイトレード

デイトレードとは、同一の取引日において金融商品の売買を完結させ、保有ポジションを翌営業日に持ち越さない取引手法を指す。具体的には、当日に買建てたポジションをその日のうちに売却し、あるいは売建てたポジションを当日中に買い戻すことで、すべての取引を日次で決済することを特徴とする。このため、デイトレードでは市場の取引時間外に発生する突発的なニュースや価格変動の影響を受けるリスク、いわゆるオーバーナイトリスクを回避できる。デイトレードにおけるポジションの保有時間は数分から数時間程度と短く、1 日のうちに複数回の取引を行う場合も多い。株式、先物、外国為替証拠金取引 (FX) など、流動性が高く価

格変動が比較的活発な市場で広く行われており、短期的な価格変動を捉えることを主眼とした投資手法として位置づけられる。

2.3 一目均衡表

一目均衡表は、1936年に株式評論家の細田悟一（ペンネーム「一目山人」）によって考案された、日本発のテクニカル分析手法である。本指標は、相場のトレンドや転換点、支持・抵抗関係、さらには売買タイミングを総合的に把握することを目的として設計されている。

「一目均衡表」という名称には、「一目見ただけで相場の均衡状態を理解できるようにする」という思想が込められている。その構成は5本の主要線と、それらによって形成される帯状の領域（いわゆる“雲”）から成る。これらの線は異なる時間スケールを反映しており、過去・現在・未来の価格バランスを多面的に可視化することを意図している。

第一に、転換線は過去9日間の最高値と最安値の平均値を結んだ線であり、短期間における相場の勢いや変化を示す指標である。転換線が上向きの場合は短期的な上昇基調、下向きの場合は下降基調を示唆する。



図1 基準線

第二に、基準線は過去26日間の最高値と最安値の平均値を用いて算出される。これは中期的なトレンドを把握するための基準線であり、価格が基準線より上にある場合は上昇トレンド、下にある場合は下降トレンドと解釈される。基準線の傾きは、相場全体の方向性を判断する上で重要な要素である。



図2 転換線

第三に、先行スパン 1 は転換線と基準線の平均値を計算し、それを 26 日先にプロットしたものである。短期と中期の動きを組み合わせたバランス点を示し、近未来の相場傾向を予測する役割を持つ。市場の勢いが強い場合、先行スパン 1 は価格に対して明確な支持・抵抗帯を形成することがある。

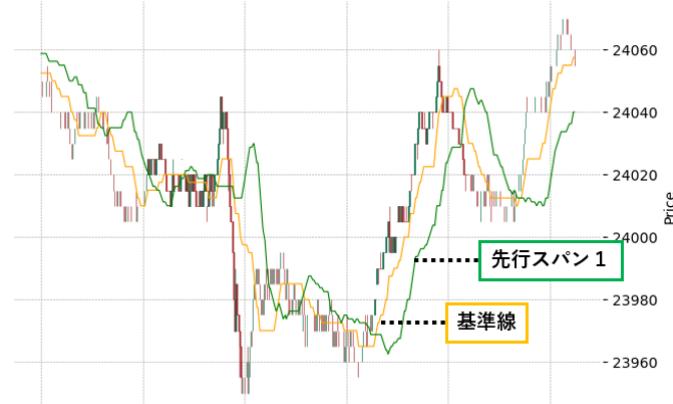


図 3 先行スパン 1

第四に、先行スパン 2 は過去 52 日間の最高値と最安値の平均値を求め、それを 26 日先に表示した線である。先行スパン 2 はより長期的なトレンド水準を示し、相場の安定的な動きを反映する。先行スパン 1 と 2 の間の領域は「雲」と呼ばれ、価格帯のバランスや市場参加者の心理的抵抗・支持ゾーンを視覚的に表す。雲が厚いほどその価格帯での売買攻防が強く、突破しにくい傾向がある。一方、雲のねじれ（先行スパン 1 と 2 の交差）は、相場の転換を示唆する重要なシグナルとして注目される。

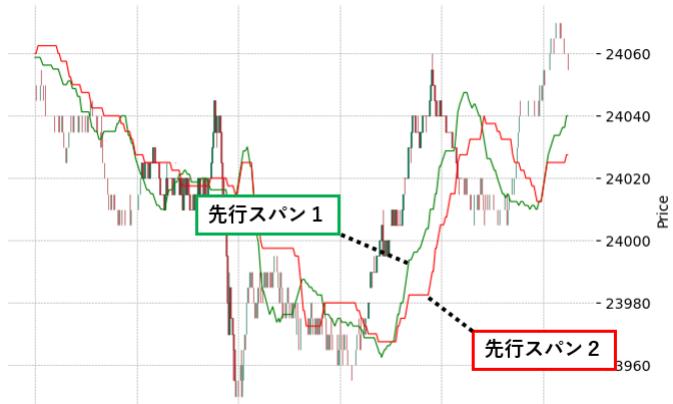


図 4 先行スパン 2

第五に、遅行スパンは当日の終値を 26 日前にずらして表示した線である。これは現在の価格を過去の水準と比較するために用いられ、過去のローソク足を上抜いている場合は上昇トレンド、下抜いている場合は下降トレンドであると判断される。遅行スパンは他の線と異なり、過去に投影されるため、トレンドの確認や相場の整合性を検証するための指標として重要である。

特に、先行スパン 1 と先行スパン 2 の間に形成される「雲」は、一目均衡表の中核的要素である。価格が雲の上方に位置する場合は上昇トレンドが優勢であり、雲が下値支持帯として機能する。逆に、価格が雲の下方にある場合は下降トレンドが支配的であり、雲が上値抵抗帯となる。価格が雲の内部にあるときは、相場が持ち合い状態（レンジ相場）にあり、方向感が定まりにくい状況を示す。また、雲の厚さはトレンドの強さを示す指標であり、厚い雲は強固な支持・抵抗帯を意味する。一方で、雲の薄い部分や「ねじれ」の発生は、相場の転換点が近い可能性を示唆するため、実務上も重要視される。

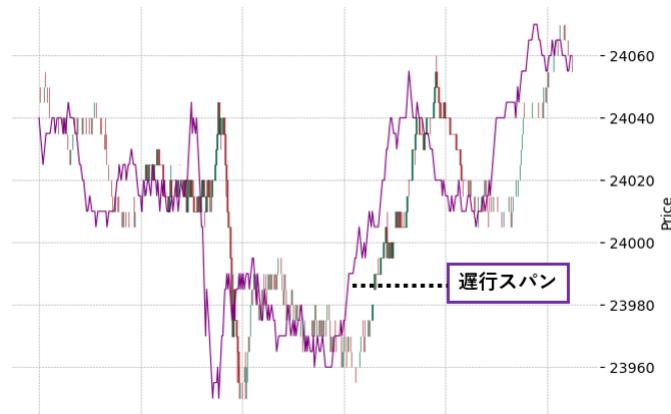


図5 遅行スパン



図6 一目均衡表における雲

一目均衡表では、これらの線の位置関係や交差（クロス）が売買シグナルとして活用される。たとえば、転換線が基準線を下から上に突き抜ける「ゴールデンクロス」は買いシグナル、上から下に抜ける「デッドクロス」は売りシグナルとされる。また、価格が雲を上抜ける「雲抜け」は買い局面の到来を示し、遅行スパンがローソク足を上抜くことでトレンドの好転が確認できる。ただし、これらのシグナルの信頼性は相場環境によって異なる。トレンド相場では有効に機能しやすい一方、レンジ相場ではダマシ（偽のシグナル）が多発する傾向がある。そのため、複数の線の関係を総合的に判断することが求められる。

このように、一目均衡表は短期・中期・長期の視点を統合し、相場の全体像を一目で把握できるように設計されている。特に、「雲」による支持・抵抗帯の可視化、転換線と基準線による短中期の勢いの比較、遅行スパンによるトレンド確認の三要素が相互に作用することで、相場の均衡状態を包括的に表現しているといえる。

2.3.1 三役好転

一目均衡表における「三役好転」とは、相場が強気局面に移行したことを示唆する代表的なシグナルの一つであり、以下の3条件が同時に成立した状態を指す。

第一に、転換線が基準線を下から上に上抜けることである。これは、短期的な価格動向を示す転換線が、中期的な価格水準を示す基準線を上回ることを意味しており、短期的な上昇圧力が強まっている状態を示唆する。

第二に、遅行スパンが当時の価格水準（ローソク足）を上回ることである。遅行スパンは、現在の終値を一定期間過去に遅らせて表示したものであり、これが過去の価格を上回る場合、現在の価格水準が過去と比較して優位にあることを示すと解釈される。

第三に、現在の価格が先行スパン1および先行スパン2によって形成される雲を上抜けていることである。雲は、一目均衡表において抵抗帯または支持帯として機能するとされており、価格が雲の上方に位置する場合、上昇トレンドが形成されつつある可能性が高いと考えられる。

これら三つの条件が同時に満たされる三役好転の状態は、短期的な勢い、中期的なトレンド、および価格水準の優位性という異なる観点からの強気要因が一致していることを意味する。そのため、一目均衡表を用いた分析においては、相場の上昇トレンドが発生または継続する局面を示すシグナルとして広く用いられている。

2018-03-28 13:00:00

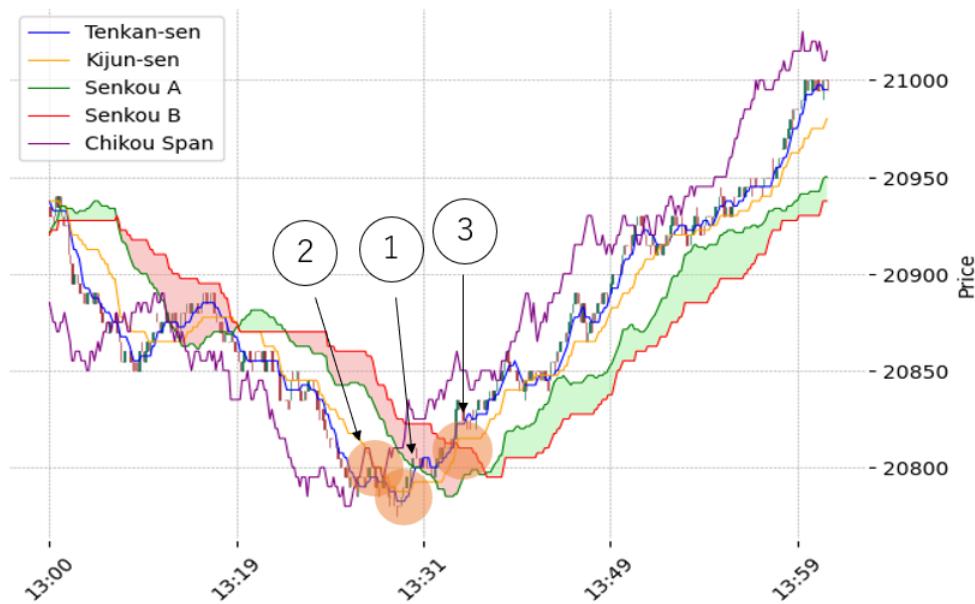


図7 三役好転が発生し価格が上がる例

2.3.2 三役逆転

一目均衡表における「三役逆転」とは、相場が弱気局面へ移行したことを示唆する代表的なシグナルの一つであり、「三役好転」と対をなす概念である。三役逆転は、相場の下落トレンドが発生または継続する可能性を示す状態として位置づけられており、以下の三つの条件が同時に成立した場合に成立するとされている。

第一に、転換線が基準線を上から下に下抜けることである。これは、短期的な価格動向を示す転換線が、中期的な価格水準を示す基準線を下回ることを意味し、短期的な下落圧力が強まっている状態を示唆する。

第二に、遅行スパンが当時の価格水準（ローソク足）を下回ることである。遅行スパンは、現在の終値を一定期間過去に遅らせて表示したものであり、これが過去の価格水準を下回る場合、現在の価格が過去と比較して劣位にあることを示すと解釈される。

第三に、現在の価格が先行スパン1および先行スパン2によって形成される雲を下抜けていることである。雲は一目均衡表において支持帯または抵抗帯として機能するとされており、価格が雲の下方に位置する場合、下落トレンドが形成されつつある可能性が高いと考えられる。

以上の三条件が同時に成立する三役逆転の状態は、短期的な価格の勢い、中期的なトレンド方向、および価格水準の相対的な劣位という複数の観点から弱気要因が一致していることを意味する。そのため、一目均衡表を用いた分析においては、相場の下落トレンドを示す代表的なシグナルとして用いられている。

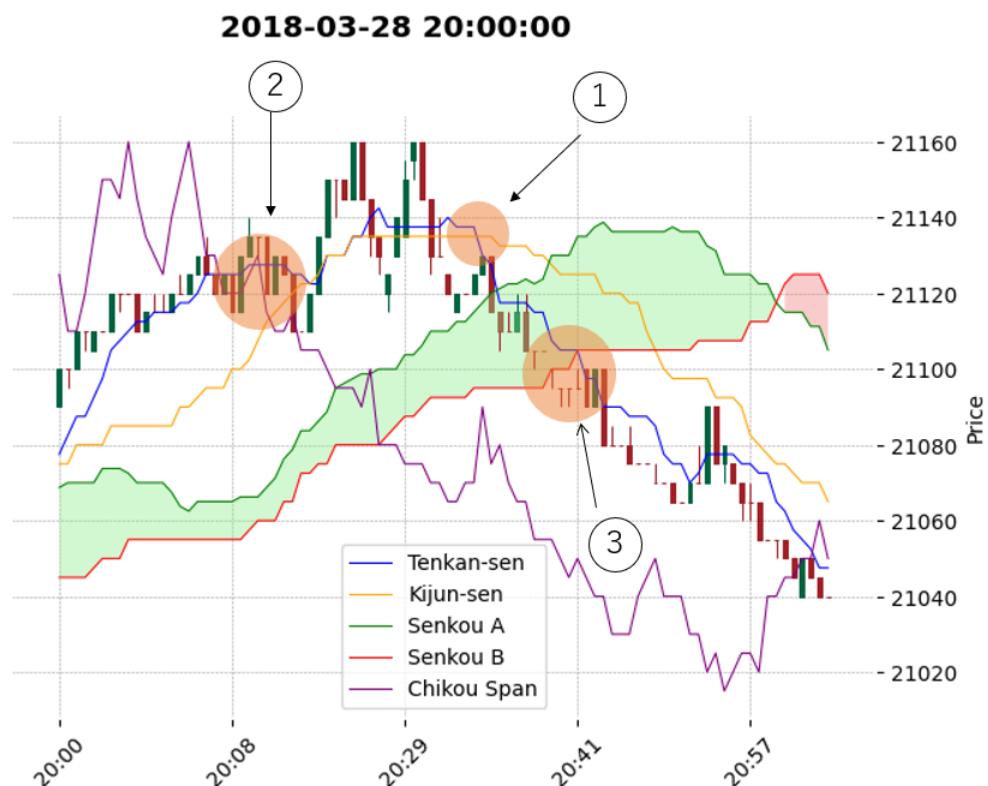


図 8 三役逆転が発生し価格が下がる例

2.4 戦略 1

本研究で検証する第一の戦略は、テクニカル分析指標である一目均衡表に基づくトレンド追随型の売買戦略である。一目均衡表は市場の均衡状態を総合的に把握することを目的として設計された指標であり、転換線・基準線・先行スパン 1・先行スパン 2・遅行スパンの 5 線によって構成される。本戦略では、その中でも市場の転換点とトレンドの強さを包括的に判断できる「三役好転」「三役逆転」の成立時点を売買シグナルとして採用する。三役好転は、転換線が基準線を上抜けるゴールデンクロス、終値が雲（先行スパン 1・2 で形成）より上に位置する状態、遅行スパンが過去の終値を上抜ける状態が同時に成立したときに形成されるものであり、市場が強い上昇トレンドに入ったことを示す強い買いシグナルとされる。一方、三役逆転はこの逆の条件により強い売りシグナルと判定される。

売買シミュレーションには、シンガポール取引所 (SGX) のティックデータを用い、約定ティックの価格を基準とした取引件数に基づいて構築したローソク足を生成する。具体的には、約定ティックを任意のトレード数で等分割し、各区間の先頭値を始値、最高値・最安値を高値・安値、末尾値を終値としてローソク足を構築することで、時間軸に依存しないトレード量基準の周期を設定している。その後、構築したローソク足に対して一目均衡表を計算し、三役好転または三役逆転の成立を判定する。

シグナルが発生した場合、ティックデータ上で実際に約定が可能と考えられる直後の Ask または Bid 価格を参照してエントリー価格を決定する。ロングの場合は Ask、ショートの場合は Bid を採用し、実際の売買価格を近似する。エントリー後は、市場のランダムノイズによるノイズトレードを排除するため、価格変動に依存せず一定本数のみポジションを保有し、その保有本数が経過したのち決済する固定保有期間方式を採用した。保有期間満了後の出口価格は、実際に決済が可能な最初の Bid (ロング)、または Ask (ショート) 価格を用いる。なお、データ終端で十分な本数がない場合には、最終ティックの直前の価格を使用して決済を行う。

さらに本研究では、トレンド数を 40 から 140、保有本数を 1 から 30 の範囲で総当たり検索し、各設定に対して合計損益、Accuracy、Precision、Recall、F1 スコア、AUC などの指標を用いて戦略の有効性を評価する。これにより、最も高い収益が得られる保有期間、あるいは方向予測精度が最大化される保有期間の探索を可能とし、トレンド追随型の一目均衡表戦略におけるポジション保有の最適化について考察する。

2.5 戦略 2

本研究で扱う第二の戦略は、一目均衡表の三役好転・三役逆転シグナルを売買判断の基礎として用い、同一方向のシグナルが連續して発生する局面においてポジションを段階的に積み増す戦略である。本戦略は、価格水準や損益状況に基づいて建玉数を調整するものではなく、シグナルの継続が強いトレンド局面である可能性を示唆するという仮定に基づいて、シグナルの連續性そのものを追加エントリーの条件とする点に特徴がある。すなわち、強いトレンドが発生した場合、その方向のシグナルが複数回出現しやすいという市場構造を前提とし、トレンドの持続局面を効率的に捕捉することを目的としている。売買シグナルには、一目均衡表の三役好転・三役逆転を採用する。転換線と基準線のクロス、終値と雲（先行スパン 1・2）の位置関係、遅行スパンの位置関係という三つの条件が同時に成立した時点で $signal=1$ （買い）または $signal=-1$ （売り）と判定する。また、市場流動性が低くノイズが増えやすい時間帯のシグナルを除外するため、対象時間を 7:00～23:59 に制限する。

最初のシグナル発生時には、ポジションを 1 枚建てる。その後、同一方向のシグナルが連續して発生した場合には、保有ポジションの有無にかかわらず追加エントリーを行う。追加エントリーは最大 3 回までとし、例えば $signal=1$ が連續して 3 回出現した場合には、ロングポジション 3 枚を保有する構造となる。一方、シグナル方向が反転した場合には、保有している全てのポジションを決済し、その後、新しい方向へ 1 枚のポジションを建て直す。このように、シグナルの連續性に応じて建玉数が変化し、シグナルの途切れや方向転換によって自動的にポジションが解消される仕組みになっている。

エントリーおよび決済価格は、実際の市場における約定価格を近似するため、ティックデータのうち Ask（ロングエントリーおよびショート決済）および Bid（ショートエントリーおよびロング決済）を参照する。また、日付が切り替わるタイミングで保有ポジションを強制的にクローズする 日次クローズルール を導入し、翌日の寄り付きで生じるギャップリスクを排除している。

シミュレーションでは、トレード足の長さを 1～100 の範囲で 10 刻みで変化させ、各パラメータにおける戦略性能を評価する。損益合計や取引回数に加え、Accuracy、Precision、Recall、F1-score、AUC といった指標を用いて結果を分析し、三役好転・逆転シグナルの連續性が実際にトレンド継続性の指標となり得るか、段階的エントリーが収益向上に寄与するかについて検証する。

本戦略の意義は、単一のシグナルから一回のみエントリーする伝統的なトレンド追随手法と比較し、シグナルの継続強度に応じてポジション規模を自動調整する柔軟性を備えている点にある。これにより、トレンドの初動では慎重に、トレンドの発展局面では積極的に利益獲得を追求する取引行動を可能とする。

2.6 評価基準

取引結果の評価は、Xuan (2021) の研究を参考にし、混同行列を使った評価指標である正答率 (Accuracy)、ロング・ショート別の Precision、Recall、F1 スコア、ROC 曲線下面積 (AUC) により行う。また、総損益 (PnL) や取引件数も計測することで、戦略の収益性と実行可能性を総合的に評価する。これにより、シグナルの有効性や取引戦略の性能を定量的に示し、売買タイミングの精度や利益率を科学的に検証できる。[4]

表1 混同行列

	価格上昇	価格下落
long	TP	FP
short	FN	TN

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$Precision_long = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Precision_short = \frac{TN}{TN + FN} \quad (3)$$

$$Recall_long = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$Recall_short = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (6)$$

2.7 利益の最大化

2.7.1 ケリー基準

ケリー基準 (Kelly criterion) は、1956 年にベル研究所の研究者であった John L. Kelly Jr. によって提唱された資金配分理論である。ケリーは通信理論における情報量最大化の問題を研究する中で、ギャンブルにおける賭け金配分の問題と数学的に等価な構造を持つことを示し、資産の長期的成長率を最大化する投資比率の導出に成功した。当初はカジノにおける賭博理論として提示されたが、その後、投資理論や金融工学の分野において、長期運用を前提とした資金管理の理論として広く知られるようになった。

ケリー基準の本質は、單一期間の期待利益を最大化するのではなく、繰り返し投資を行う状況において、資産の幾何平均成長率、すなわち対数資産の期待値を最大化する点にある。投資における資産は乗算的に変化するため、時間を通じた成長を評価する際には算術平均ではなく幾何平均が本質的である。ケリー基準はこの性質を理論的に明示化した点に特徴があり、長期的な視点から見た資金配分の最適性を保証する。

最も基本的なケリー基準は、離散的な投資モデルを想定する。すなわち、ある投資において成功する確率を p 、失敗する確率を $q = 1 - p$ 、成功時の利益倍率を b とし、総資産のうち割合 f を投資に充てるとする。このとき、資産は各投資結果に応じて乗算的に変化するため、対数資産の期待値を最大化する問題を解くことで、最適な投資割合が導かれる。その結果、最適投資割合 f^* は次式で表される。

$$f^* = \frac{bp - q}{b} \quad (7)$$

この式は、投資対象の期待値が正である場合にのみ正の投資割合が推奨され、期待値が非正の場合には理論的に投資すべきでないことを示している。

ケリー基準の優れた点として、第一に長期的な資産成長率を理論的に最大化する点が挙げられる。十分に多くの投資機会が存在する環境においては、ケリー基準に基づく資金配分は、他の固定比率戦略と比較して高い幾何平均成長率を実現することが知られている。第二に、資金管理という経験則に依存しがちな分野を、勝率や損益構造といった定量的指標によって厳密に定式化できる点である。この性質は、アルゴリズム取引やバックテスト研究など、定量分析を前提とする投資研究において特に有用である。さらに、複数の投資戦略や投資機会が存在する場合においても、それぞれの優位性を投資比率に直接反映できる点は、ケリー基準の大きな利点である。

一方で、ケリー基準にはいくつかの重要な注意点が存在する。最大の問題は、勝率や利益倍率といったパラメータが正確に推定されていることを前提としている点である。実際の金融市场において、これらのパラメータを正確に推定することは極めて困難であり、推定誤差が存在する場合、ケリー基準は過剰な投資比率を示す可能性がある。特に勝率を過大評価した場合には、大きなドローダウンや資産の急激な減少を引き起こすリスクが高まる。また、理論上のケリー比率は短期的には大きな資産変動を伴うことが多く、投資家のリスク許容度や心理的耐性を超える可能性がある点も無視できない。

これらの問題に対する実務的な対応として、理論的に算出されたケリー比率の一部のみを使用するフラクショナル・ケリー戦略が広く用いられている。この手法は、理論上の成長率を一定程度犠牲にする代わりに、資産変動や最大ドローダウンを抑制する効果を持ち、現実的な投資運用との整合性を高めるものである。以上の点から、ケリー基準は資金配分に関する理論的に厳密な枠組みを提供する一方で、その適用に際しては推定誤差やリスク管理を十分に考慮する必要がある理論であると言える。

損失が部分的である場合への拡張

上記の基本的なケリー基準では、投資が失敗した場合に投資額の全額を失うことが暗黙の前提となっている。しかし、実際の投資やトレーディングにおいては、損失が投資額の一部に限定されるケースも多い。例えば、ストップロスの設定やオプション取引、限定損失型の商品設計などでは、失敗時の損失は投下資金の一定割合に抑えられる。このような状況を考慮するため、ケリー基準は損失が部分的である場合へ自然に拡張することができる。

具体的には、失敗時に投資額のうち割合 $n \in (0, 1]$ のみを損失すると仮定する。すなわち、総資産のうち割合 f を投資した場合、成功時には資産が $1 + fb$ 倍となり、失敗時には $1 - fn$ 倍になる。このとき、対数資産の期待値は

$$p \log(1 + fb) + q \log(1 - fn) \quad (8)$$

で表され、これを最大化する最適投資割合は次式として導かれる。

$$f^* = \frac{pb - qn}{bn} \quad (9)$$

この結果は、基本形のケリー基準が $n = 1$ の特別な場合であることを示しており、損失が限定されるほど理論上の最適投資割合が大きくなることを意味する。

このような部分損失型のケリー基準は、現実の投資環境における損益構造をより忠実に反映したものであり、特にリスク管理手法と組み合わせた定量的資金配分の分析において有用である。一方で、損失率 n や成功確率 p の推定誤差に対する感度は依然として高く、理論値をそのまま適用することは過度なレバレッジを招く可能性がある。そのため、実務的には本拡張形に対してもフラクショナル・ケリー戦略を併用することが望ましい。

2.7.2 ドローダウン

ドローダウン (drawdown) とは、ある時点までに達成された資産の最大値から、その後の資産価値がどの程度減少したかを表す指標であり、投資におけるリスクを評価するための重要な尺度の一つである。特に、投資家が経験しうる損失の大きさや、資産回復までの困難さを定量的に把握する上で用いられる。

時点 t における資産価値を W_t とし、それまでの期間における資産の最大値を

$$M_t = \max_{0 \leq s \leq t} W_s$$

と定義すると、時点 t におけるドローダウン D_t は次式で与えられる。

$$D_t = \frac{M_t - W_t}{M_t} \quad (10)$$

この値は常に非負であり、資産が過去最高値を更新している場合には $D_t = 0$ となる。ドローダウンの中でも、観測期間全体における最大値は最大ドローダウン (maximum drawdown) と呼ばれ、投資戦略のリスク特性を評価する代表的な指標として広く用いられている。

ドローダウンは、分散や標準偏差といった統計的リスク指標とは異なり、投資家が実際に直面する累積的な損失を直接的に反映する点に特徴がある。そのため、長期運用や資金管理を重視する投資戦略の評価において、特に重要な役割を果たす。

ケリー基準に基づく投資戦略は、理論的には長期的な資産成長率を最大化する性質を持つ一方で、短期的には大きな資産変動を伴うことが多く、結果として大きなドローダウンが発生する可能性がある。このため、実務においては最大ドローダウンを抑制する観点から、フラクショナル・ケリー戦略などの調整手法が併用されることが一般的である。

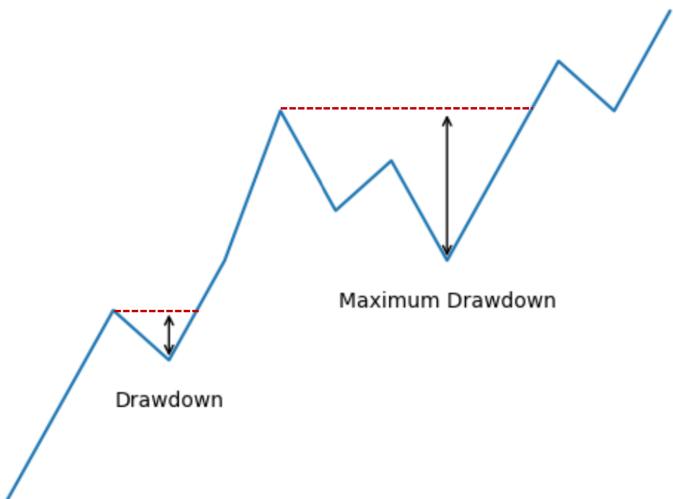


図9 Drawdown

2.8 バックテスト

バックテストとは、過去の観測データを用いて投資戦略のアウト・オブ・サンプルにおけるパフォーマンスを評価する手法である [9][10]。金融工学および計量ファイナンスの分野において、投資戦略の有効性やリスク特性を事前に検証するための基本的な分析手法として広く用いられている。バックテストの目的は、将来の市場環境において戦略がどの程度有効に機能する可能性があるかを、過去データを用いて間接的に評価することにある。

バックテストにおいて過去の観測値は、主に二つの異なる方法で利用される。第一の方法は、過去の市場データ上で投資戦略を実際に運用したかのようにシミュレーションを行うアプローチである。この方法では、あらかじめ定義した売買ルールを過去の時系列データに逐次適用し、取引履歴や損益の推移を再現する。より狭義のバックテストはこのアプローチを指す場合が多く、実務および学術研究の双方において広く利用されている。

この第一のアプローチは、ウォークフォワード法 (Walk-Forward Method) と呼ばれる。ウォークフォワード法では、過去データを時間順に区切り、一部の期間を戦略の設計やパラメータ決定に用いるインサンプル期間とし、その直後の期間をアウト・オブ・サンプル期間として戦略の性能を評価する。この操作を時間軸に沿って繰り返すことで、戦略が将来の未知データに対してどの程度の汎化性能を有するかを検証することが可能となる。ウォークフォワード法は、実際の運用環境に近い形で戦略を評価できる点において有用である。

第二の方法は、過去に観測されたデータから統計的特性を推定し、それに基づいて人工的なデータセットを生成した上でバックテストを行うアプローチである。この方法では、実際には観測されていない多数の仮想的な市場シナリオに対して戦略を適用することが可能となる。その結果、特定の過去データに対する偶然的な適合、すなわち過適合の影響を低減できる可能性がある。一方で、人工データの生成過程における仮定やモデル化の妥当性が、評価結果に大きな影響を与える点には注意が必要である。

本研究では、これら二つのアプローチのうち、ウォークフォワード法を用いて投資戦略のパフォーマンス評価を行う。ウォークフォワード法は、過去から現在に至る時間の流れを尊重した検証が可能であり、実際の取引環境を想定した評価手法として適している。本研究においては、この手法を用いることで、テクニカル分析に基づく投資戦略がデイトレード環境においてどの程度有効に機能するかを定量的に検証する。

第3章 実験概要

3.1 使用したデータ

本研究で使用するデータは、SGX (Singapore Exchange) に上場する日経平均株価指数先物の高頻度取引データである。分析対象期間は 2018 年および 2019 年の 2 年間とし、同一フォーマットのデータを用いて分析を行った。なお、本研究における分析用データの作成および前処理にあたっては、Flux [11] を参考にしてデータを作成した。

使用したデータはティックレベルの取引イベントデータであり、1 行が市場において発生した価格イベントを表している。各レコードには、商品コード、契約種別、限月、年、取引日、時刻、価格、メッセージコード、取引数量といった情報が含まれている。これにより、先物市場における価格変動および出来高の推移を高い時間解像度で捉えることが可能となる。

表 2 約定データのサンプル (Nikkei Futures)

Comm	Contract_Type	Mth_Code	Year	Strike	Trade_Date	Log_Time	Price	Msg_Code	Volume
NK	F	H	2018	0	20180119	73002	23845	B	41
NK	F	H	2018	0	20180119	73003	23850	A	19
NK	F	H	2018	0	20180119	73003	23845	B	40
NK	F	H	2018	0	20180119	73003	23845	T	1
NK	F	H	2018	0	20180119	73004	23850	A	19
NK	F	H	2018	0	20180119	73004	23845	B	41
NK	F	H	2018	0	20180119	73004	23845	T	1

本データに含まれるメッセージコードは、市場で発生した取引イベントの種別を示す識別子であり、本研究では主に買い側および売り側に対応するイベントの判別に利用している。この情報を用いることで、価格変動を取り方向と結び付けた分析が可能となり、単純な終値ベースの分析では捉えられない短期的な需給変化を考慮した取引戦略の構築が可能となる。

A = Ask (売り気配) : 売り手が「この価格以上なら売ってよい」と提示している価格

B = Bid (買い気配) : 売り手が「この価格以上なら売ってよい」と提示している価格

T = Trade (約定) : 実際に売買が成立した取引価格

なお、本研究では先物の限月を跨ぐ際のロール処理として、各分析期間において最も取引量の多い限月を代表限月として採用する方法を用いた。具体的には、同一期間内に存在する複数の限月について、約定データに基づく取引数量を集計し、取引数量が最大となる限月を当該期間の価格系列として使用している。

この手法により、流動性の低下した限月を排除し、市場参加者が最も活発に取引している契約に基づく価格変動を一貫したルールの下で分析することが可能となる。

本研究では、取引戦略の過学習を防止し、実運用に近い評価を行うことを目的として、ウォークフォワード法 (Walk-Forward Analysis) を採用している。具体的には、2018 年のデータをイン・サンプル期間として用い、取引戦略のパラメータ最適化およびルール設計を行った。次に、2018 年のデータを用いて最適化された取引戦略を固定した状態で、2019 年のデータに適用し、アウト・オブ・サンプル期間における戦略性能を評価した。このようなデータ分割を行うことで、将来情報の混入を防ぎ、取引戦略の汎化性能を検証することが可能となる。

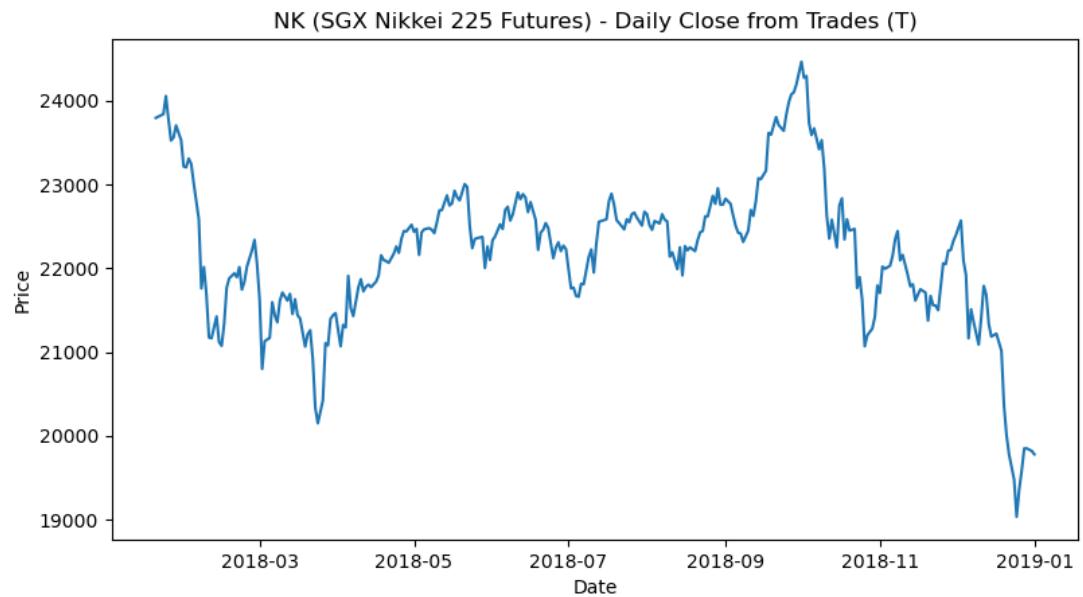


図 10 SGX 日経 225 先物 2018 年

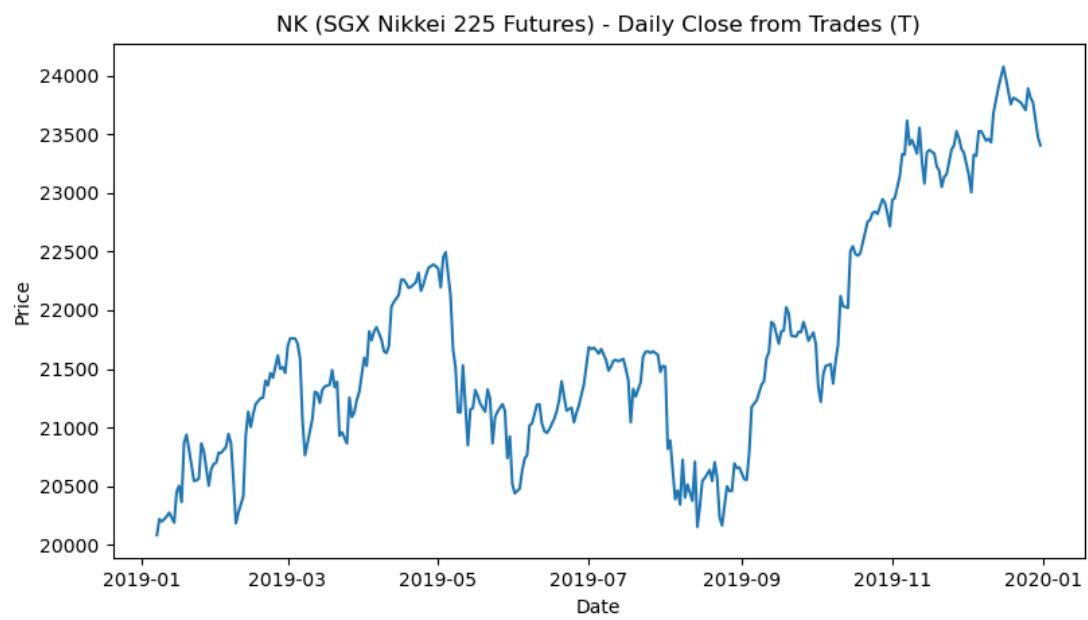


図 11 SGX 日経 225 先物 2019 年

3.2 戦略1実装

本節では、第2章で定義した「戦略1」について、実装に基づく実験手順を述べる。本戦略の目的は、SGX日経225先物の高頻度ティックデータに対して一目均衡表を適用し、三役好転・三役逆転シグナルを用いたトレンド追随型売買が、固定保有期間という単純な出口規則の下でも有効に機能するかを定量的に検証することである。

(1) データ整形とトレード数基準ローソク足の生成

SGX日経225先物のティックデータから、約定ティックのみを抽出し、取引回数（トレード数）に基づいて一定件数ごとに区間分割する。各区間において、先頭価格を始値、区間内の最大値・最小値を高値・安値、末尾価格を終値としてローソク足を生成する。この方法により、時間軸に依存しない取引密度基準の価格系列を構築し、流動性の変動による時間的歪みを抑制した分析を行う。

(2) 一目均衡表の算出と売買シグナル

生成したローソク足系列に対して一目均衡表を算出する。転換線（9期間）、基準線（26期間）、先行スパン1・2（26期間先行）、遅行スパン（26期間遅行）を用い、以下の三条件が同時に成立した場合に売買シグナルを生成する。

- 転換線と基準線のクロス（上抜け：買い、下抜け：売り）
- 終値と雲（先行スパン1・2）の位置関係（雲上：買い、雲下：売り）
- 遅行スパンと過去価格の位置関係（上抜け：買い、下抜け：売り）

これら三条件が同時に成立した場合に、買いまたは売りと判定し、それ以外の場合は取引を行わない。

(3) 約定価格の近似と固定保有期間による決済

エントリーおよび決済価格は、ティックデータに含まれる気配情報を用いて近似する。ロングの新規建てはシグナル発生時刻以降に最初に観測されるAsk価格、ショートの新規建てはBid価格を用いる。決済時には、ロングはBid、ショートはAskを参照し、いずれも決済時刻以降で最初に観測される価格で約定したものと仮定する。出口規則としては、価格変動幅による損切り・利食いを設けず、エントリー後にあらかじめ定めたローソク足本数（固定保有期間）が経過した時点で機械的に決済を行う。データ終端により十分な足数が得られない場合には、利用可能な最終気配価格で決済したものとして損益を算出する。

(4) インサンプルにおけるパラメータ探索と評価

インサンプル期間（2018年）では、トレード足の分割数および固定保有期間をパラメータとして総当たり探索を行う。各パラメータ設定について全取引を通じてシミュレーションを実行し、得られた全取引を結合した上で評価指標を算出する。評価指標としては、総損益（PnL）および取引回数に加え、混同行列に基づくAccuracy、ロング・ショート別のPrecision、Recall、F1-score、およびROC-AUCを用いる。これにより、収益性と方向予測性能の両面から戦略1の有効性を検証する。

3.3 戦略1インサンプル最適化

インサンプルでは、ティック数 127・保有本数 1 の条件が最も良く、Accuracy=0.63、AUC=0.63 を記録した。

表 3 戦略1のインサンプルにおける性能

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
インサンプルデータ	0.63	0.63	0.62	0.62	0.64	0.64	0.64	0.63

Accuracy Surface over Hold Bars and Tick Unit Parameters

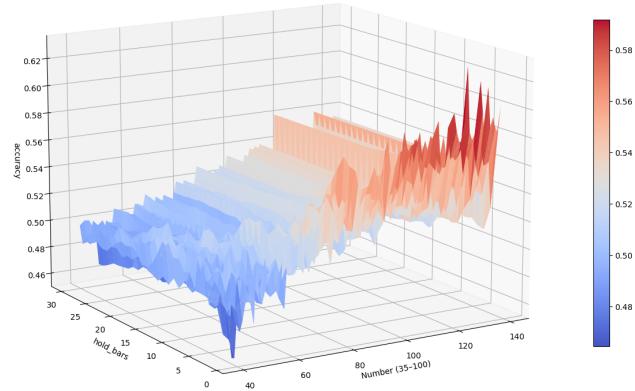


図 12 ホールド期間とティック単位による Accuracy の 3 次元分布

AUC Surface over Hold Bars and Tick Unit Parameters

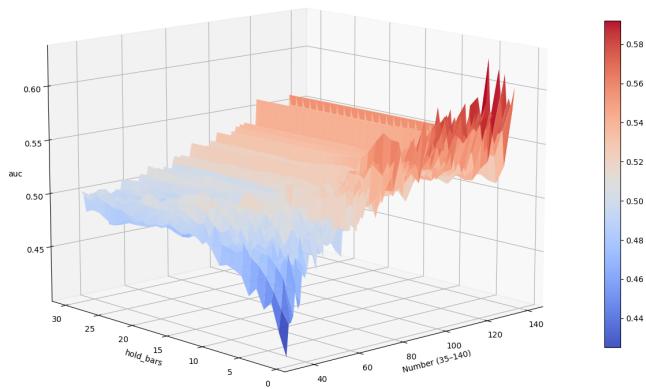


図 13 ホールド期間とティック単位による AUC の 3 次元分布

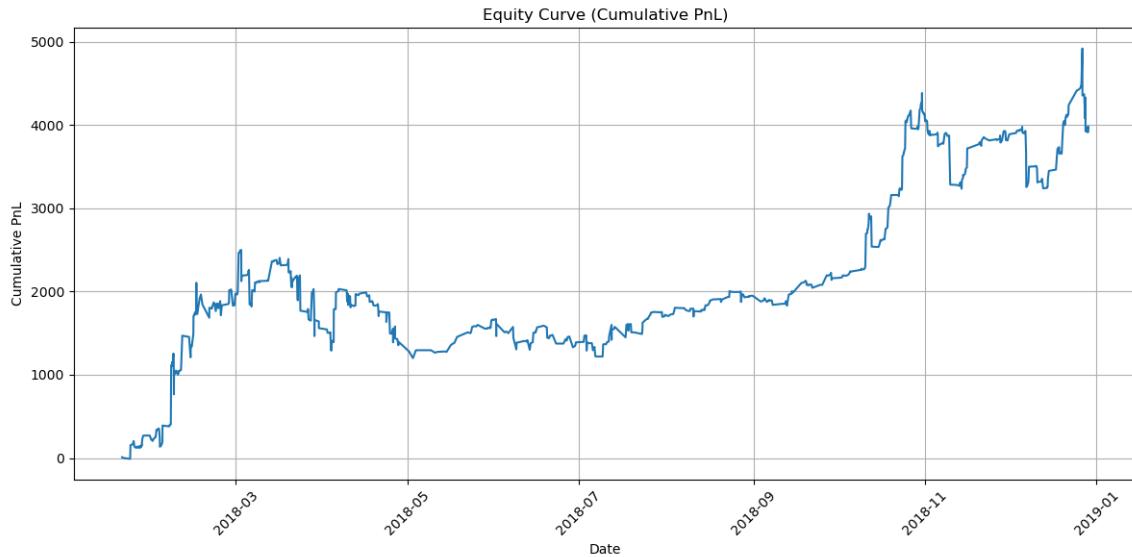


図 14 戦略 1 のインサンプルにおける損益曲線

3.3.1 ケリー基準による最適投資比率

本研究では、各トレードのエントリー価格および pnl を用いて統計量を算出した。

まず、全トレードにおけるエントリー価格の平均は 22,035.58 であった。

次に、 $pnl > 0$ を満たすトレードを勝ちトレード、 $pnl < 0$ を満たすトレードを負けトレードとして分類し、それぞれの平均値を算出した。その結果、正の pnl の平均値は 42.76、負の pnl の平均値は -60.86 であった。

これらの値を用いて、以下の指標を定義した。

- 贠けトレードにおける損失率

$$a = \frac{|\text{負の } pnl \text{ の平均}|}{\text{エントリー価格の平均}} \quad (11)$$

- 勝ちトレードにおける収益率

$$b = \frac{\text{正の } pnl \text{ の平均}}{\text{エントリー価格の平均}} \quad (12)$$

- 勝率 : $p = 0.63$

- 敗率 : $q = 0.37$

- 勝ちトレード時の収益率 : $b = 0.001940$

- 贠けトレード時の損失率 : $a = 0.002762$

計算の結果、ケリー基準に基づく最適投資比率 f^* は 37.4371 となった。

3.4 戦略 1 アウトオブサンプル結果

本研究では、構築した売買ルールを用いてアウト・オブ・サンプルデータに対するバックテストを実施した。検証は、保有期間を 1 バー (`hold_bars = 1`) とし、トレード数は 127 回とし時系列順にトレードを実行する形で行った。アウト・オブ・サンプルデータに対して性能指標を算出した。算出された各指標は以下の通りである

各トレードの損益を累積した累積損益 (Cumulative PnL) を、トレード番号順にプロットした結果を図に示す。

表 4 戦略 1 のアウトオブサンプルにおける性能

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
アウトオブサンプルデータ	0.51	0.48	0.51	0.49	0.54	0.50	0.52	0.51

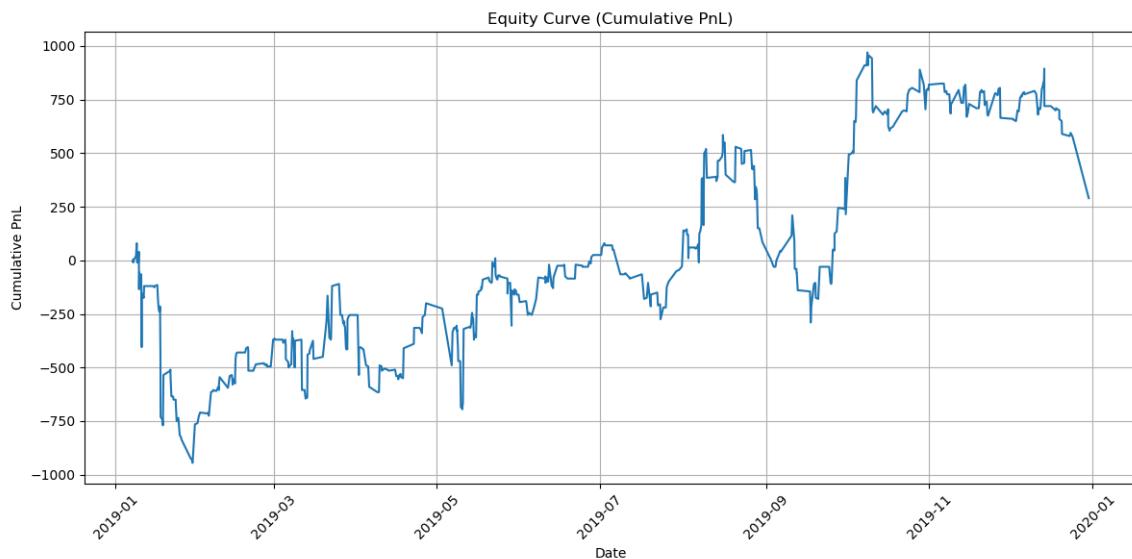


図 15 戦略 1 のアウトオブサンプルにおける損益曲線

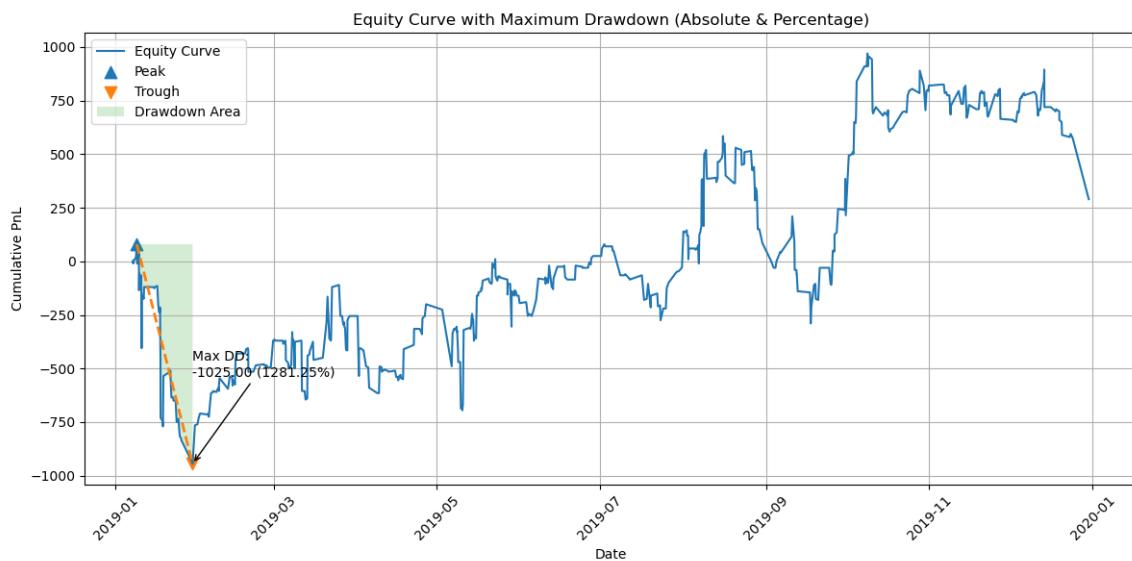


図 16 戦略 1 のアウトオブサンプルにおける最大ドローダウン

累積損益は検証期間を通じて変動し、途中で負の領域を含む推移を示した後、正の値を記録する区間が観測された。最終トレード時点において、累積損益は正の値を維持している。

また、最大ドローダウンは-1025(1281%)となり、初期ピークから資本を完全に失い、さらにそれを大幅に超える損失を生む局面を持つことが判明した。

表 5 戦略 1 のインサンプル / アウトオブサンプル における性能比較

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
インサンプルデータ	0.63	0.63	0.62	0.62	0.64	0.64	0.64	0.63
アウトオブサンプルデータ	0.51	0.48	0.51	0.49	0.54	0.50	0.52	0.51

3.5 戦略 2 実装

本節では、「戦略 2：三役好転・三役逆転シグナルの連続性に基づく段階的積み増し戦略」について述べる。本戦略の目的は、一目均衡表に基づく売買シグナルが同一方向に連続して発生する局面をトレンド継続の強度とみなし、シグナルの連続回数に応じて建玉数を増減させることで、トレンド局面における収益性向上の可能性を検証することである。

(1) データ整形とトレード数基準ローソク足

データ整形およびトレード数基準ローソク足の生成は戦略 1 と同様に行う。約定ティックを一定件数で区間分割し、取引密度に基づくローソク足を構築することで、市場参加者の取引活発度を反映した価格系列を得る。

(2) 時間帯制約付き売買シグナル

ローソク足系列に対して一目均衡表を算出し、三役好転・三役逆転の成立に基づいて売買シグナルを生成する。ただし、本戦略では流動性が低くノイズが発生しやすい時間帯を除外するため、シグナル判定を日中時間帯（7:00～23:59）に限定する。この時間帯以外では取引を行わない。

(3) 段階的積み増し（スタッキング）ルール

最初のシグナル発生時には 1 枚のポジションを建てて。その後、同一方向のシグナルが連続して観測された場合には、追加エントリーを行い建玉を積み増す。積み増し回数には上限を設け、最大で N_{\max} 枚（本研究では $N_{\max} = 3$ ）までとする。一方、シグナル方向が反転した場合には、保有中の全てのポジションを一括して決済し、その後、新しい方向に 1 枚のポジションを建て直す。このように、本戦略では価格水準や含み損益ではなく、シグナルの連続性のみを基準として建玉数を制御する。

(4) 約定価格の近似と日次クローズ

エントリーおよび決済価格の近似には、ティックデータの Ask および Bid を用いる。ロングの新規建ておよびショートの決済には Ask、ショートの新規建ておよびロングの決済には Bid を参照し、いずれも対象時刻以降で最初に観測される価格で約定したと仮定する。また、デイトレード戦略としての前提を明確にするため、日付が切り替わるタイミングで保有中の全ポジションを強制的に決済する日次クローズ規則を導入する。これにより、オーバーナイトリスクを排除した条件下で戦略性能を評価する。

(5) 評価指標

各パラメータ設定について全取引日を通じてシミュレーションを行い、得られた全取引を結合して評価する。評価指標としては、総損益（PnL）、取引回数に加え、Accuracy、Precision、Recall、F1-score、ROC-AUC を用いる。戦略 1 との比較を通じて、シグナル連続性を利用した段階的エントリーが収益性および予測性能に与える影響を検証する。

3.6 戦略 2 インサンプル最適化

インサンプルでは、ティック数 90 の条件が最も良く、Accuracy=0.56、AUC=0.56 を記録した。

表 6 戦略 2 のインサンプルにおける性能

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
インサンプルデータ	0.56	0.55	0.57	0.56	0.57	0.55	0.56	0.56

インサンプル期間における各トレードの `entry_price` および `pnl` を用いて統計量を算出した。

全トレードにおけるエントリー価格の平均は 22,052.37 であった。正の `pnl` の平均値は 96.89、負の `pnl` の平均値は -75.65 であった。

これらの値を用いて、以下の指標を定義した。

$$a = \frac{|\text{負の } \text{pnl} \text{ の平均}|}{\text{entry 価格の平均}} \quad (13)$$

$$b = \frac{\text{正の } \text{pnl} \text{ の平均}}{\text{entry 価格の平均}} \quad (14)$$

計算の結果、負けトレードにおける損失率 a は 0.003430、勝ちトレードにおける収益率 b は 0.004394 となつた。

勝率を 0.56、敗率を 0.44 とした場合、以下の式を計算した。

$$\frac{0.56}{a} - \frac{0.44}{b} \quad (15)$$

計算の結果、ケリー基準に基づく最適投資比率 f^* は 63.1128 となつた。

インサンプル期間における各トレードの損益を累積した累積損益（エクイティカーブ）を図に示す。横軸はエントリー時刻、縦軸は累積損益を表している。インサンプル期間におけるエクイティカーブは、全体として右肩上がりの推移を示しており、累積損益が期間を通じて増加していることが確認できる。

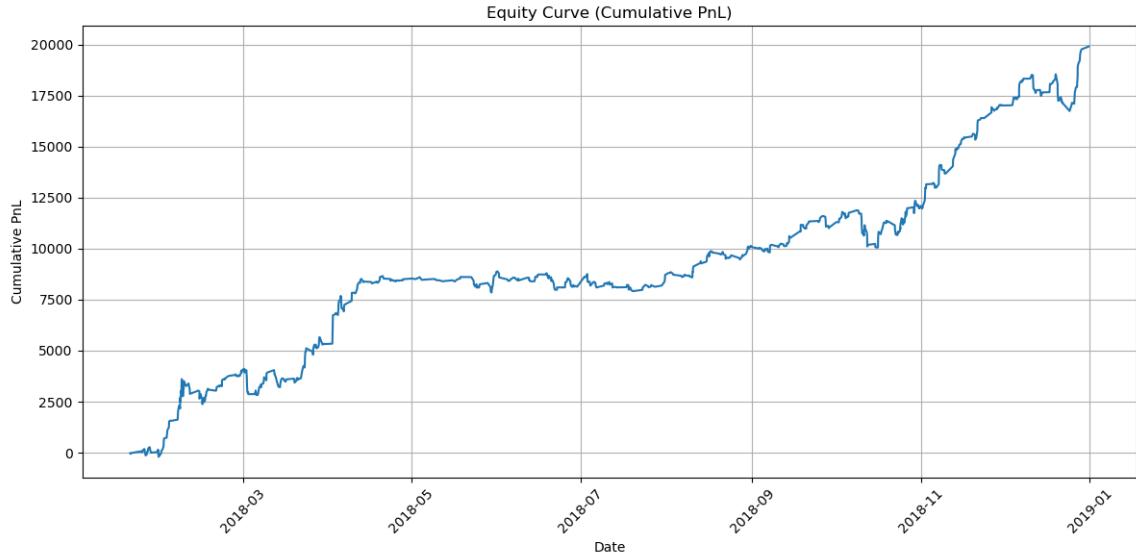


図 17 戦略 2 のインサンプルにおける損益曲線

3.7 戦略 2 アウトサンプル結果

本検証では、トレード足を 90 本に設定し、アウト・オブ・サンプルデータに対して売買シミュレーションを実行した。

アウト・オブ・サンプル期間において算出された指標は以下の通りである。

表 7 戦略 2 のアウトオブサンプルにおける性能

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
アウトオブサンプルデータ	0.48	0.50	0.49	0.49	0.46	0.47	0.47	0.48

次に、各トレードの損益を累積した累積損益(エクイティカーブ)を作成した。横軸は決済時刻(exit_time)、縦軸は累積損益を表している。

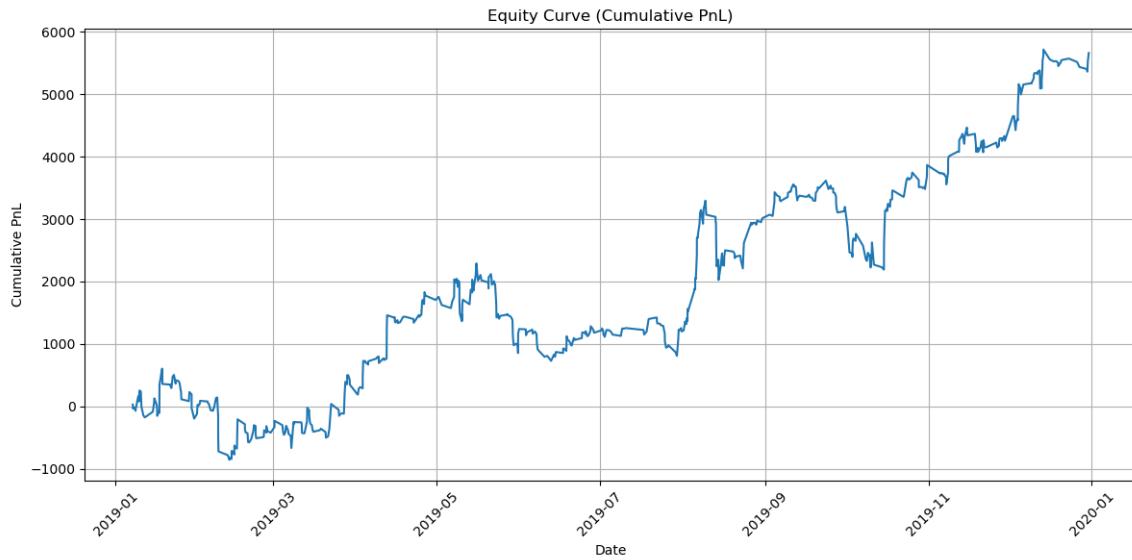


図 18 戦略 2 のアウトオブサンプルにおける損益曲線

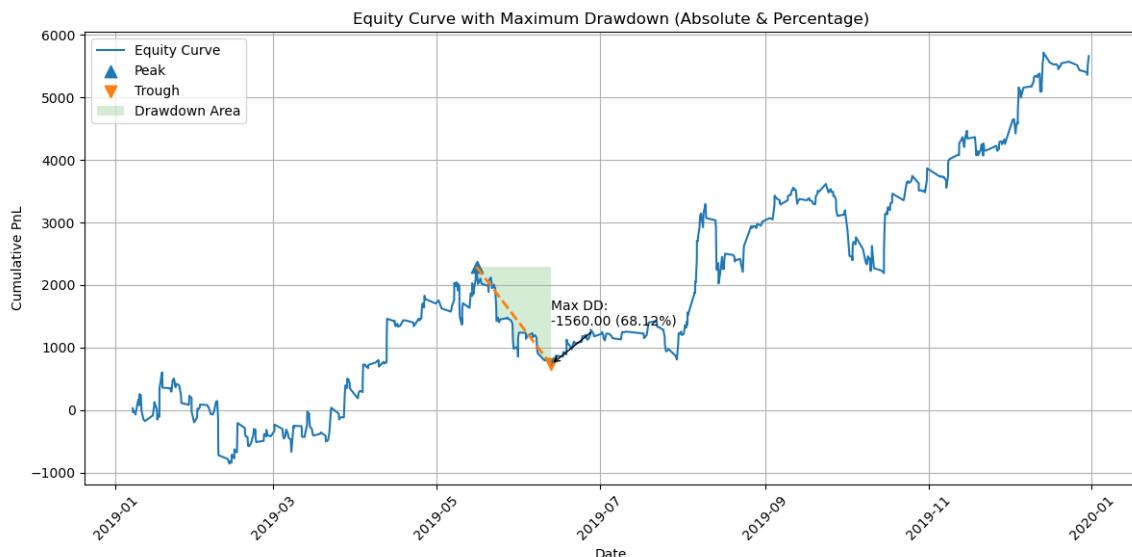


図 19 戦略 2 のアウトオブサンプルにおける最大ドローダウン

アウト・オブ・サンプル期間の初期には、累積損益は正負の範囲で推移しており、一時的に負の値を記録する区間が存在した。その後、期間を通じて累積損益は変動しながら推移し、最終時点では正の値を示している。また、最大ドローダウンは-1560(68%)となり、ピーク時から7割ほど資本を失うことが判明した。

表8 戰略2のインサンプル / アウトオブサンプルにおける性能比較

データ種別	Accuracy	Precision(L)	Recall(L)	F1(L)	Precision(S)	Recall(S)	F1(S)	AUC
インサンプルデータ	0.56	0.55	0.57	0.56	0.57	0.55	0.56	0.56
アウトオブサンプルデータ	0.48	0.50	0.49	0.49	0.46	0.47	0.47	0.48

第4章 考察

4.1 戦略1の考察

本研究において検証した戦略1では、一目均衡表の三役好転および三役逆転を売買シグナルとし、固定保有期間による決済ルールを採用した。その結果、インサンプル期間においては最大で Accuracy 約 0.63 を示すパラメータ組が確認され、アウト・オブ・サンプル期間においても一定の方向予測性能および収益性が維持されることが確認された。

この結果が得られた要因の一つとして、三役好転・逆転というシグナルの特性が挙げられる。三役好転・逆転は、転換線と基準線の関係、価格と雲の位置関係、遅行スパンと過去価格の関係という、異なる時間スケールに基づく三つの条件が同時に成立した場合にのみ発生する。そのため、短期的な価格変動やランダムノイズに起因する一時的なシグナルが排除されやすく、方向性が比較的明確な局面のみを抽出できた可能性がある。特にティックデータを用いた高頻度環境では価格ノイズの影響が大きいが、本戦略では複数条件の同時成立を要求することで、ノイズ耐性が一定程度確保されたと考えられる。

また、出口戦略として固定保有期間を採用した点も、結果に影響を与えたと考えられる。一般にデイトレードでは、利食いや損切りを価格変動幅に基づいて設定する手法が多く用いられるが、高頻度データにおいては短期的なランダム変動により、トレンドが継続しているにもかかわらず早期に決済される可能性が高い。本研究では、価格変動ではなく経過したローソク足本数に基づいて決済を行うことで、シグナルが示唆するトレンドが一定時間持続するという前提を明示的に採用した。この点は、一目均衡表が本来持つ「時間的均衡」という思想と整合的であり、固定保有期間戦略が一定の有効性を示した理由の一つであると解釈できる。

さらに、トレード数基準で構築したローソク足の分割数および保有期間で効果が見られたことは、時間軸ではなく取引密度に基づく価格表現が、デイトレード環境において有効である可能性を示唆している。トレード数が過度に少ない場合にはノイズが増大し、逆に多すぎる場合にはシグナルの遅延が生じるため、その中間ににおいて情報量とノイズのバランスが取れた領域が存在すると考えられる。

4.2 戦略2の考察

戦略2では、三役好転・三役逆転シグナルが同一方向に連続して発生する局面に着目し、シグナルの連続性に応じてポジションを段階的に積み増す戦略を検証した。その結果、戦略1と比べて最大 Accuracy は低下するが、収益性が向上する傾向が確認された。

この結果は、三役好転・逆転シグナルの連続性が、市場におけるトレンド持続性の指標として一定の意味を持つ可能性を示している。三役好転・逆転は成立条件が厳しく、ランダムな価格変動下では頻繁に出現しない。そのため、同一方向のシグナルが連続して発生する局面は、偶発的な変動ではなく、一方向の需給が継続的に市場を支配している状態である可能性が高いと考えられる。このような局面においてポジションを積み増すことは、トレンド追随戦略として合理的である。

また、段階的エントリーは、トレンド初動における過剰なリスクテイクを回避しつつ、トレンドの継続が確認された段階でエクスポージャーを拡大する構造を持つ。この考え方は、勝率や期待値に応じて資金配分を調整するケリー基準の思想と方向性において整合的であり、結果として勝ちトレードにおける利益の拡張に寄与した可能性がある。一方で、シグナル反転時には全ポジションを一括で解消する構造を採用しているため、トレンド終了局面におけるリスクも一定程度制御されている。

以上より、一目均衡表の三役好転・逆転は、単発の売買シグナルとしてではなく、トレンド状態を識別するための構造的な情報として解釈することが重要であると考えられる。特に高頻度データを用いたデイトレード環境においては、価格水準そのものよりも、シグナル構造の持続性が戦略性能に大きく影響する可能性が示唆された。

4.3 先行研究との比較および本研究の意義

Deng ら (2021) は、日次データを用いた分析において、一目均衡表による安定的な超過収益の獲得が困難であることを報告している。[6]一方、本研究では、分析対象を先物市場のティックデータに限定し、デイトレードという短期売買環境において検証を行った点が大きく異なる。時間解像度、市場構造、流動性の違いにより、一目均衡表が機能する条件が変化した可能性が考えられる。

特に、出来高基準ローソク足の導入や、約定価格を考慮した売買価格の近似、ウォークフォワード法による検証といった設計は、実務的な取引環境をより忠実に反映する試みであり、従来研究では十分に扱われてこなかった観点である。本研究の結果は、一目均衡表が中長期的な相場分析に限定される指標ではなく、適切な時間解像度および売買ルールの設計を行うことで、デイトレード環境においても一定の有効性を示し得ることを示唆している。

以上より、本研究は、一目均衡表に関する学術的知見が限定的であるという先行研究で指摘してきた課題に対し、高頻度データを用いた実証的検討という観点から新たな知見を提供するものであると位置づけられる。

第5章 結論と限界

5.1 本研究の結論

本研究では、先物市場におけるデイトレード環境を対象として、一目均衡表に基づく売買戦略の有効性について定量的な検証を行った。特に、従来は中長期的な相場分析に用いられることが多かった一目均衡表をティックデータを用いた短期売買へ適用し、その実行可能性および性能特性を明らかにすることを目的とした。

そのために、本研究では SGX 日経 225 先物のティックデータを用い、時間軸に依存しない価格表現としてトレード数基準ローソク足を構築した。これにより、流動性の変動による時間的歪みを抑制し、価格変動をより適切に捉える枠組みを導入した。また、売買戦略として、一目均衡表の三役好転・三役逆転をシグナルとするトレンド追随型戦略を設計し、固定保有期間による決済ルールおよびシグナル連続性に基づく段階的エントリー戦略を検証した。

実験結果から、三役好転・三役逆転を用いた戦略は、ティックデータを用いたデイトレード環境においても、一定の方向予測性能および収益性を示すことが確認された。特に、複数の条件が同時に成立した場合にのみシグナルを発生させる構造により、短期的なノイズの影響を一定程度抑制できる可能性が示唆された。また、固定保有期間戦略は、一目均衡表が内包する時間的均衡の概念と整合的であり、出口ルールとして有効に機能する場合があることが示された。

さらに、シグナルの連続性に着目した段階的エントリー戦略では、トレンドが持続する局面においてポジションを積み増すことで、単一エントリー戦略と比較して収益性が向上する可能性が確認された。これらの結果は、一目均衡表を単なる売買タイミングの指標としてではなく、市場のトレンド状態を識別するための構造的な情報として解釈することの重要性を示している。

以上より、本研究は、一目均衡表の適用範囲を中長期的な相場分析からデイトレードへと拡張した実証分析を通じて、その有効性と限界を明らかにした点において、実務的および学術的に一定の意義を有するものと結論付けられる。

5.2 本研究の限界

一方で、本研究にはいくつかの限界が存在する。第一に、分析対象期間が 2018 年および 2019 年の 2 年間に限定されている点である。この期間は市場環境として特定のトレンド特性を有しており、異なる市場局面、例えば極端なボラティリティが発生する局面や長期的なレンジ相場において、同様の結果が得られるかについては保証されない。

第二に、本研究で扱った取引コストの取り扱いは、Bid/Ask による約定価格の近似に留まっており、手数料やスリッページ、注文執行遅延といった実運用上の要因を完全には反映していない。特に高頻度取引環境においては、これらの要因が戦略性能に与える影響は無視できず、実際の運用成績は本研究の結果よりも低下する可能性がある。

第三に、本研究で設計した売買戦略は、一目均衡表の三役好転・三役逆転に基づく比較的単純なルールに基づいており、他のテクニカル指標や市場情報を組み合わせた複合的な戦略との比較は行っていない。そのため、本研究で得られた結果は、一目均衡表単独の有効性を示すものであり、最適な売買戦略を示すものではない点に留意する必要がある。

また、パラメータ探索範囲の設定自体が結果に影響を与える可能性は否定できない。パラメータの頑健性については今後さらに検討が必要である。

5.3 今後の課題

今後の課題として、第一に、分析対象期間および市場の拡張が挙げられる。異なる時期や他の先物市場、あるいは株式や為替市場に本手法を適用することで、一目均衡表を用いたデイトレード戦略の汎用性を検証する必要がある。

第二に、取引コストや執行リスクをより厳密に考慮したシミュレーション環境の構築が求められる。板情報用いた約定モデルや、遅延を考慮した注文執行モデルを導入することで、実運用に近い形での戦略評価が可能になると考えられる。

第三に、一目均衡表の構成要素を特徴量として機械学習モデルに組み込むことで、非線形な関係性を捉えた戦略設計への拡張も考えられる。このようなアプローチにより、従来のルールベース戦略とデータ駆動型手法の融合が期待される。

以上の課題に取り組むことで、一目均衡表を用いた取引戦略に関する理解がさらに深化し、より実践的かつ汎用的な投資戦略の構築につながるものと考えられる。

謝辞

本研究に際して様々なご指導を頂きました Christopher Ting 教授に心より御礼申し上げます。先生にはトレードの条件設定並びにコーディングを手伝っていただきました。些細なことで躊躇が多かったにも関わらず、先生には多くの貴重な助言やご支援を頂きました。更に研究活動以外にも就職活動や生活面においても温かいお気遣いを頂き 2 年間安心して研究に取り組むことができました。心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 日本証券業協会. 個人株主の動向について（2024 年度末）. 統計レポート, 日本証券業協会, 2025. 2024 年度末の個人株主数・保有状況に関する統計資料.
- [2] Zura Kakushadze and Juan Andrés Serur. *151 Trading Strategies*. Palgrave Macmillan, Cham, Switzerland, 2018.
- [3] Andrew W. Lo, Harry Mamaysky, and Jiang Wang. Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *The Journal of Finance*, Vol. 55, No. 4, pp. 1705–1765, 2000.
- [4] Mai Xuan Bach. Credit risk analysis based on logistic regression & other machine learning models: Case of american express dataset, 2021. Unpublished manuscript / academic paper.
- [5] 三木翔太, 五島圭一. 機械学習と株価予測 — ニューラル・ネットワークの活用 —. 日銀レビュー 2020-J-14, 日本銀行 金融研究所, 11 2020.
- [6] Shangkun Deng, Haoran Yu, Chengyang Wei, and Shimbu Takatsu. The profitability of ichimoku kinkohyo based trading rules in stock markets and fx markets. *International Journal of Finance & Economics*, 2020.
- [7] Luís Almeida and Elisabete Vieira. Technical analysis, fundamental analysis, and ichimoku dynamics: A bibliometric analysis. *Risks*, Vol. 11, No. 8, p. 142, 2023.
- [8] Singapore Exchange Ltd. Nikkei 225 index futures and options. Derivatives Products, Singapore Exchange (SGX), 2026. <https://www.sgx.com/derivatives/products/nikkei225futuresoptions>.
- [9] Jacques Joubert, Dragan Sestovic, Illya Barziy, Walter Distaso, and Marcos Lopez de Prado. The three types of backtests, 2024. Working paper, version July 29, 2024.
- [10] マルコス・ロペス・デ・プラド. ファイナンス機械学習 — 金融市場分析を変える機械学習アルゴリズムの理論と実践. 金融財政事情研究会, 2019.
- [11] Jamie Flux. *Trading Indicator Cookbook*. Golden Dawn Engineering, 2023. Online technical reference.