

卒業論文

市場間分析を活用した 高頻度データに対するパラメータ選択による 最適なストラテジー構築

Optimal Strategy Construction

by Parameter Selection

for High Frequency Data Using Inter-Market Analysis

富山県立大学 工学部 電子・情報工学科

1815031 木下 大輔

指導教員 奥原 浩之 教授

提出年月: 令和4年2月

目次

図一覧	ii
表一覧	iii
記号一覧	iv
第1章 はじめに	1
§ 1.1 本研究の背景	1
§ 1.2 本研究の目的	2
§ 1.3 本論文の概要	2
第2章 高頻度データ収集	4
§ 2.1 取引プラットフォーム	4
§ 2.2 インジケータを用いたテクニカル分析	6
§ 2.3 ストラテジーテスターにおけるバックテストと最適化	10
第3章 インジケータの選択	13
§ 3.1 市場データの選択と活用	13
§ 3.2 因果関係分析による他市場の活用	14
§ 3.3 時間足の選択	17
第4章 提案手法	20
§ 4.1 パラメータ選択及び因果性導出	20
§ 4.2 因果と相関による市場データの活用	22
§ 4.3 提案手法のアルゴリズム	23
第5章 数値実験並びに考察	26
§ 5.1 数値実験の概要	26
§ 5.2 実験結果と考察	29
第6章 おわりに	30
謝辞	31
参考文献	32

図一覧

2.1	Backtesting.py の取引結果	11
2.2	Backtesting.py の各評価指標	11
3.1	時系列分析による評価技術	14
3.2	グレンジャー因果性検定	17
3.3	monday	19
3.4	tuesday	19
3.5	wednesday	19
3.6	thursday	19
4.1	Tick データ	22
4.2	作成されたヒストリカルデータ	22
4.3	因果と相関が保存された csv	22
4.4	因果, 相関を求めている様子	23
4.5	円ドルの値動きと各市場の因果と相関	23
4.6	提案手法の流れ	24
5.1	インジケータの最適化の様子	27

表一覽

5.1 実験結果	28
--------------------	----

記号一覧

以下に本論文において用いられる用語と記号の対応表を示す.

用語	記号
インジケータの計算に使用する期間	$n, N, m,$
時刻 t の終値	p_t
標準偏差	σ
ボリンジャーバンドのレート	p
ボリンジャーバンドの期間中のレート	\bar{p}
過去 m 日間の最高値	p_{max}^m
過去 m 日間の最安値	p_{min}^m

はじめに

§ 1.1 本研究の背景

1996年の外国為替証拠金取引（Foreign Exchanger: FX）の完全自由化によりFX取引が誕生してから、年々金融市場の規模は拡大している。通信情報技術の発達と金融工学の進歩は、取引単位の小口化と取引手数料の低下により金融市場への参加者を増やし、取引の簡易化と高速化により金融市場全体の流動性を高めた。この2点は本来の資産クラスを超えた取引も容易にした。このことは外国為替市場においてもさらなる流動性と市場への参加者をもたらし、元々巨大であった外国為替市場はより一層巨大な市場へと変貌した [1]。

通信情報技術の発達がもたらしたのは外国為替市場の規模拡大だけでなくトレーダーにも変化をもたらし、コンピュータが誕生する前や、今ほど性能がない時代はトレーダーの経験や勘といった自身の判断で取引を行う裁量トレードといった取引手法が主であった。コンピュータの性能向上によりそれらを駆使することで自動的にルールに従いトレードを行うといったようなシステムトレードといった物も行われるようになった。また昨今では人口知能を導入することで価格の予測、戦略を獲得するという研究もおこなわれている [2]。

市場の予測を身近で行う例として投資があげられる。従来の投資の判断基準として用いられているのが金融市場の要因のみによって得られた分析結果である。そこで用いられる分析は、過去の市場の動きから指標を算出して未来の市場の動向を予測するようなものである。

予測に用いられる指標は、直近の市場のデータから一定の値を導出し、その値をもとに今後の市場の値動きを予測することを目的としている。また、指標を単独でもちいて予測を行うことももちろんできるが、それらを複数組み合わせることでより正確な予測を行うことも進められている。また投資を行う上で、このような金融市場のメカニズムを利用して判断することが一般的である。従来の投資の判断基準として用いられているのが金融市場の要因のみによって得られた分析結果である。そこで用いられる分析は、過去の市場の動きから指標を算出して未来の市場の動向を予測するようなものである。

市場内の要因を分析するだけでなく他市場からの影響と市場の変動との関連を分析する研究も出てきているように様々な手法を用いて市場の予測を行おうとする研究が行われている。各企業が出している四季報や政治情勢などの市場外的要因も考慮して予測を行う研究もある。市場の変動要因は何であるかについて検証することで市場の変動要因間の相互関係を明らかにするといったような研究も行われている [4]。

実際にFXの歴史を振り返ってみると1985年のプラザ合意以降に発生した急激な円高進行の局面では、ほぼ並行して原油価格の大幅な低下が進行していた。これらは原油価格低

下の影響による好ましくない円高という側面を持つことが知られている [5].

§ 1.2 本研究の目的

従来の投資の判断基準として用いられているのが金融市場の要因によって得られた分析結果である。そこで用いられる分析は、過去の市場の動きから指標を算出して未来の市場の動向を予測するようなものであり、現在の市場の動きに合わないことがある。また為替市場が他の市場に与える影響を分析する研究や、他の市場が為替市場にどのような影響を与えるかを調べている研究は存在するものの、為替市場においてそれらの情報を考慮して売買をする研究が少ないように見受けられる。

そのため本研究では、市場に対しての分析を行うとともに、他市場が為替市場に与える影響を取引の際に考慮することで市場内の要因から得られる分析結果のみならず、そこからでは予測できないような変動にも対応ができるような手法を提案する。

この目的を達成するために、市場を分析するとともに、他市場が為替市場に与える影響を調査し、自動売買するにあたりその影響も考慮するために必要な仕組みを考える。本研究では、時系列解析における代表的なモデルであるベクトル自己回帰モデル (Vector Autoregressive Model: VAR) において、複数間の時系列間の因果関係を同定するグレンジャー因果性分析を用いた為替の自動売買のための分析手法の提案を行う。

まず、為替の取引プラットフォームからリアルタイムの高頻度データを取得し、そのデータを蓄積することで分析に使うヒストリカルデータを作成する。その後、そのヒストリカルデータにおいて分析に用いるインジケータの評価値が最も高くなるようなパラメータを抽出することで、市場に対する売り買いの判断を行う。他市場に対しても同様の分析をすることでその市場に対する売り買いの判断を行う。並行して他市場から為替市場に対する影響についても分析することで、市場内の要因と市場外の影響を考慮した市場予測システムを作成する。

提案手法によって構築されたシステムの有効性を検証する必要がある。そのために、実際に以上のことを考慮した分析手法を基に自動売買システムを構築する。そして、構築した自動売買システムによって為替の売買を行い、収益を出すことで本研究の提案手法の有意性を示す。また、本研究では作成した自動売買システムをもちいて、実際にデモ口座を使ったリアルタイム取引を行う。

§ 1.3 本論文の概要

本論文は次のように構成される。

第1章 本研究の背景と目的について説明する。背景では金融市場と通信情報の発達による規模の変化やトレードの仕方の変化を述べた後に、市場の予測を行うために市場内の要因を用いるする方法と他市場が為替市場に与える影響について述べた。目的は市場の動向を予測するためにそれらの情報を考慮した手法を提案し、どのように有効性を示すかを述べた。

第2章 為替取引に使用される取引プラットフォームや用語の説明についてまとめる。また、市場の予測に使われる分析手法の例とその最適化に使われるシステムについて述べる。

第3章 市場における時間帯による特徴の変化と為替市場にどのような市場が影響を与えるのかを述べる。また、どのようにそれらを考慮するのかについて述べる。

第4章 提案手法中の Tick データからヒストリカルデータを作成する部分と、その後、本研究の提案手法の流れについて述べる

第5章 提案手法に基づいて自動売買システムを構築して、運用テストを行う。そして、本研究の提案手法によって得られた結果が有意であることを示す。

第6章 本研究で述べている提案手法をまとめて説明する。また、今後の課題について述べる。

高頻度データ収集

§ 2.1 取引プラットフォーム

取引プラットフォームとは、FX取引をおこなうためのツールを指す。チャートを表示してテクニカル分析やシステムツールを使用したり、PCやスマートフォン端末のアプリから売買の注文を行ったり、約定履歴や保有ポジションを確認したりするのに使用される。

今回の実験において用いる取引プラットフォームはMeta Trader 5(MT5)である。MT5はFXにおけるテクニカル分析及び取引業務を行うトレーダ向けの無料アプリケーションである。MT5は現在世界で最も利用されている取引プラットフォームであり様々な機能が存在する。

MT5はデモ口座を開き非常にリアルな取引を行うことができる。Pythonを使用することでMT5からTickデータの取得や取引のオーダーを送ることで実際にMT5で取引シミュレーションを行うことができる。

以下にFXで取引を行う際に関係する用語の説明を示す [8]。

価格

FXは一方が売値と買値を提示し、もう一方がそれらが妥当だと思えば取引が生じる。提示する側の買値のことをBid(sell)、提示する側の売値のことをAsk(buy)という。

レバレッジ

預け入れた証拠金を担保にして、その何倍もの金額の取引ができる仕組み(最大レバレッジ25倍)。例えば、米ドル/円が100円の時1万米ドルを購入しようとした場合は、通常なら100万円が必要となる。しかし、レバレッジ25倍の場合、取引をするための証拠金である最低4万円の証拠金を預け入れることで、同額の1万米ドルを買うことができる。

レバレッジを高くすると、投資資金に比べて大きな金額の取引が可能となるため、大きな収益を得られる可能性がある半面、大きな損失を被るリスクもある。

強制ロスカット

一定水準以上の含み損が発生した場合に、さらなる損失が出ないようにFX会社が保有ポジションを強制的に決済すること。FXでは預け入れた資金以上の取引ができるため、予想とは反対方向への急激な相場変動によって元本を超えた損失が発生する場合がある。損失金額が一定の範囲で抑えることを目的として強制ロスカットが設けられる。

成行注文

現在提示されている価格で売買する注文方法。今すぐに買いたい、または売りたいときに使用する。初心者でも扱いやすい注文方法である。ただし、指定した注文が取引サーバに到達した時点のレートで確定するため、注文した値段と確定した値段の差(スリップページ)が生じる場合がある。

指値注文

買いでは現在の価格よりも安い価格で、売りでは現在の価格よりも高い価格を指定する注文方法。現在の価格を基準に、今より安く買いたい、あるいは高く売りたいときに使用する。例えば新規買い注文では、米ドル/円が105円のときに「100円まで下がったら買いポジションを保有したい」という場合に使用する。反対に新規売り注文では、米ドル/円が105円のときに「110円まで上がったら売りポジションを保有したい」という場合に使用する。また、すでにポジションを持っている状態では、100円で買ったポジションを105円で利益確定、あるいは105円で売ったポジションを100円で利益確定のように、利食いに使われる。

逆指値注文

買いでは現在の価格よりも高い価格で、売りでは現在の価格よりも安い価格を指定する注文方法。現在の価格を基準に、今より高く買いたい、あるいは安く売りたいときに使用する。例えば、米ドル/円が105円のときに買いポジションを保有している状態で、「100円まで下がったら損失を限定するために売り決済したい」という場合に使用する。反対に、米ドル/円が105円のときに売りポジションを保有している状態で、「110円まで上がったら損失を限定するために買い決済したい」という場合に使用する。相場が予想の反対方向に変動した場合のためのリスク管理方法の一つとして知られている。

指値注文・逆指値注文ともに注意すべき点として、現状のレートから離れすぎたレートで注文設定すると、予想通り相場が動かなかった場合にいつまで経っても注文が確定しないことになるため、設定する際に注意が必要であることが挙げられる。

IFD 注文

「If done」の略で、新規注文と、利益確定または損切りの決済注文をワンセットにして同時に出す予約注文方法。新規注文でのみ使用できる。例えば、今現在の米ドル/円が105円のときに、「104円まで下がったら新規で買い注文を入れて、その後105円まで上昇したら決済して利益を確定したい」という場合に使用する。新規注文が成立して初めて決済注文が有効になる。

OCO 注文

「One Cancels the Other」の略で、2つの注文(指値注文と逆指値注文)を同時に予約し、一方の注文が成立したら、もう一方の注文が自動的にキャンセルされる注文方法。新規で注文する際はもちろん、保有しているポジションに対する決済注文としても使用できる。例えば、米ドル/円が105円のときに買いポジションを保有している状態で、「106円まで上昇したら利益確定のために売り決済したい(指値注文)」 「104円

まで下降したら損失を限定するために売り決済したい (逆指値注文)」という場合に使用する。

予想通り値上がりして 106 円の売り指値注文が成立した場合は、104 円の売り逆指値注文が自動的にキャンセルされる。反対に予想に反して値下がりして 104 円の売り逆指値注文が成立した場合は、106 円の売り指値注文が自動的にキャンセルされる仕組みである。

IFO 注文

IFD 注文と OCO 注文を組み合わせた注文方法で、新規注文と同時に利益確定の指値注文と損失限定の逆指値注文をまとめてワンセットで同時に予約できる注文方法。IFD 注文と同様に、新規注文でのみ使用できる。

例えば、現在の米ドル/円が 105 円の時「104 円まで下降したら新規で買い (指値注文)、その後 106 円まで上昇したら利益確定のために売り決済したい (指値注文)、103 円まで下降したら損失を限定するために売り決済したい (逆指値注文)」という場合に使用する。

IFO 注文では、新規注文が成立した場合に初めて決済注文の予約が有効になり、どちらか一方の決済注文が成立したらもう一方の決済注文はキャンセルされる。

トレール注文

価格の変動に応じて逆指値の価格を変更していく、逆指値注文の一種である (FX 会社によっては使えない場合がある)。すでに保有しているポジションに対する決済注文として使用した場合、損失を限定しながら利益の最大化を狙うことができる。

例えば、米ドル/円が 105 円のと時に買いポジションを保有し、損失限定のため 104 円に売りの逆指値注文を入れた場合を考える。トレール注文では、この 105 円と 104 円の値幅である 1 円がトレール幅となり、相場が上昇し続ける限り、その 1 円幅を保ちつつ逆指値の価格も切り上げる。逆に価格が値下がりした場合は、逆指値注文はそのまま動かない。

価格が上がった分だけ自動的に逆指値の価格も上がるため、相場が一方向に動く局面では相場が反転するまで利益を追及できる。

§ 2.2 インジケーターを用いたテクニカル分析

インジケーターは過去の価格や出来高などの要素から未来の価格を予測する分析手法である。短期トレードで利益を狙うデイトレード、スキャルピングといった手法に用いられることが多い。テクニカル分析の分析対象は、市場内要因や銘柄別要因であることから過去のデータを用いて分析することが多い。

テクニカル分析で用いられる情報としては、「現在の相場のトレンド傾向・強さ」、「トレンドの転換点」、最近では、時系列データの予測が得意であるニューラルネットワークや機械学習によって大規模なデータから分析を行ったり、最適なテクニカル指標を算出して効果的な予測を行うような研究が行われている。

インジケーターとは、為替レートの時系列情報を計算して売買の判定に利用する指標のことを指す。インジケーターを使用することにより、人間が見るだけではわからない情報が発見できる時がある。インジケーターにはオシレーター系とトレンド系の二つある。為替レートは上がり過ぎると下がる、下がり過ぎると上がる性質がある。オシレーター系のインジケーターはこの性質を活かし、為替レートが上がり過ぎと下がり過ぎを数値化、グラフ化するものである。トレンド系のインジケーターは現在の相場が上がりやすい傾向であるか下がりやすい傾向であるかグラフ化し、視覚的にわかりやすくするものである。

指数移動平滑平均 (Exponential Moving Average: EMA)

一般的な移動平均線は、単純にある期間における平均から算出したものであるが、EMAでは直前の為替のレートを重視するように工夫した指標である。期間 n の単純移動平均 (Simple Moving Average: SMA) は p_t を時刻 t の終値とすると、

$$SMA = \frac{p_t + p_{t-1} + p_{t-2} + \cdots + p_{t-(n-1)}}{n} \quad (2.1)$$

となる。一方、期間 n の EMA は 1 日目は SMA と計算方法は同じだが 2 日以降は、

$$EMA_t = EMA_{t-1} + \alpha(p_t - EMA_{t-1}) \quad (2.2)$$

ここで、

$$\alpha = \frac{2}{n+1} \quad (2.3)$$

そして、EMA で取引を行う際には短期移動線と長期移動線の 2 つを用いる。基本的には、以下のゴールデンクロスとデッドクロスを指標としてルールを作成する。

ゴールデンクロス

短期移動線が長期移動線を下から上へ突き抜けたときに買いサインとなる。

デッドクロス

短期移動線が長期移動線を上から下へ突き抜けたときに売りサインとなる。

ボリンジャーバンド

ボリンジャーバンドは、「標準偏差」と「正規分布」に基づいた考え方であり、68-95-99 ルールを使って取引のルールを決める。これは、正規分布は ± 1 標準偏差の中で 68 % の確率で収まり、 ± 2 標準偏差の中で 95 % の確率で収まり、 ± 3 標準偏差の中で 99 % の確率で収まることを前提としている。標準偏差 σ は、 N は期間、 p はレート、 \bar{p} は期間中の平均のレートとすると、

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})^2}{N-1}} \quad (2.4)$$

この指標を使った取引ルールの例は、レートが -2σ を超えたときに統計上ではこのあと平均付近に戻る可能性が高いことから買いサインとなる。同じように、レートが 2σ を超えたときに統計上ではこのあと平均付近に戻る可能性が高いことから売りサインとなる。

MACD

この指標では、「MACD」,「シグナル」の2つの指標を用いて取引ルールを作るが、「MACD」は「ShortEMA」,「LongEMA」の2つの指標から算出される。MACDは以下のように求めることができる。

$$MACD = ShortEMA - LongEMA \quad (2.5)$$

また、シグナルはMACDの指数平滑移動平均により求めることができる。

$$signal = MACD_{t-1} + \alpha(p_t - MACD_{t-1}) \quad (2.6)$$

ここで、 α は式2.3と同じである。取引ルールとしては、MACDがシグナルを上から下へ抜ける時が売りサインとなり、MACDがシグナルを下から上へ抜けている時が買いサインとなる。また、MACDの値がプラスの値からマイナスの値に変換したときに下降トレンドとなり売りサインとなり、MACDの値がマイナスの値からプラスの値になったときは上昇トレンドとなり買いサインとなる。

ストキャスティクス

現在の市場に対して一定期間の変動幅に基づいて、売られすぎているか買われすぎているかを判断するための指標である。この指標では、「%K」,「%D」,「%SD」の3つの指標を算出する。

m 日間の%Kは、 n 日間の%Kの単純移動平均、%SDは n 日間の%Dの単純移動平均とすると、

$$\%K = \frac{p_t - p_{min}^m}{p_{max}^m - p_{min}^m} \times 100 \quad (2.7)$$

また、%Dは、 n 日間の%Kの単純移動平均、%SDは n 日間の%Dの単純移動平均となる。

%Kと%Dを用いた取引ルールの例は、%K・%Dが共に20%以下の時に、%Kが%Dを下から上抜いた時が買いサイン、%K・%Dが共に80%以上の時に、%Kが%Dを上から下抜いた時が売りサインとなる。

同様に、%Dと%SDを用いた取引ルールの例は、%D・%SDが共に20%以下の時に、%Dがスロー%Dを下から上抜いた時が買いサイン、%D・%SDが共に80%以上の時に、%Dがスロー%Dを上から下抜いた時が売りサインとなる。

相対力指数 (Relative Strength Index: RSI)

RSIは一定期間の相場でどれだけ値段の変動があったかを活用して買われすぎか売られすぎなのかを表した指標である。RSIは1本のラインで表されるため非常に分かりやすいテクニカル分析である。RSIは以下のように求めることができる。

期間中の上昇幅の合計を up_sum 、期間中の下落幅の合計を $down_sum$ とすると、

$$RSI = \frac{up_sum}{(up_sum + down_sum)} \times 100 \quad (2.8)$$

売買の目安としては、RSIが70%以上から70%を下回った時が売りサイン、RSIが30%以上から30%を上回った時が買いサインとなる。

方向性指数 (Directional Movement Index: DMi)

DMI は RSI やストキャスティクスなどの指標が一方に集中するトレンド相場に対応できないという欠点をカバーするために開発されたテクニカル分析である。トレンドの有無と強弱を図ることを目的としている。この指標は以下の「%+DI」, 「%-DI」, 「%ADX」の3つの指標を算出する。

期間 n の方向性 (Directional Movement: DM) は、 l_t を時刻 t の安値、 h_t を時刻 t の高値とすると、

$$+DM = h_t - h_{t-1} \quad (2.9)$$

$$-DM = l_t - l_{t-1} \quad (2.10)$$

この時 $+DM$ と $-DM$ を比較し大きい方をカウントし、小さいほうを 0 とする。次に実質変動幅 (True Range: TR) を求める。 p_t を時刻 t の終値として、以下の3つの計算式の中で絶対値が最も大きい数字を TR として算出する。

$$TR = h_t - l_t, TR = h_t - l_{t-1}, TR = p_{t-1} - l_t \quad (2.11)$$

$+DM$, $-DM$, TR を求めることができたなら方向性指標 (Directional Indicator: DI) を求める。

$$+DI = \frac{(+DM_t + +DM_{t-1} + +DM_{t-2} + \cdots + +DM_n)}{(TR_t + TR_{t-1} + TR_{t-2} + \cdots + TR_n)} \times 100 \quad (2.12)$$

$$-DI = \frac{(-DM_t + -DM_{t-1} + -DM_{t-2} + \cdots + -DM_n)}{(TR_t + TR_{t-1} + TR_{t-2} + \cdots + TR_n)} \times 100 \quad (2.13)$$

DX は、方向性の強さを示す $+DI$ と $-DI$ の差の絶対値を、方向性を持っていた比率 $+DI + (-DI)$ で割ることで求める。 ADX は DX の移動平均をとったものである。

売買の目安は、 $+DI$ が $-DI$ を下から上に突き抜けたときかつ、 ADX が $-DI$ より上にある時が買いサイン、 $-DI$ が $+DI$ を上から下に突き抜けたときかつ、 ADX が $+DI$ より上にある時が売りサインである。

トレンドライン

トレンドラインとは一定方向の動きのことで、長期的に見られる傾向を指す。相場では上昇トレンド、下降トレンド、横ばいトレンドの3種類が存在する。トレンドラインには安値同士を結んだサポートラインと高値同士を結んだレジスタンスラインの2種類あり、サポートラインは主に下降トレンドの時に引かれるラインである。レジスタンスラインは主に上昇トレンドの時に引かれるラインであり、それぞれのラインを下回るか上回る時売買のサインとする。

§ 2.3 ストラテジーテスターにおけるバックテストと最適化

バックテストとは、自分が使っている売買ルールが有効であるかを確認するために、ツールを使って過去の相場でシミュレートすることである [8]。主にシステムトレードの分野で使われることの多い言葉だが、裁量トレードの分野でも、売買ルールの有効性を確認するためにバックテストが行われることがある。また裁量でバックテストを行う場合、相場感も養われやすく、メリットであると言える場合もある。しかし、純粋に売買ルールの有効性が知りたいときは自分の感情や疲労度合いによって検証における精度が損なわれたり、長期間の過去相場を用いてバックテストを行う場合膨大な時間がかかるなどといったデメリットが存在する。

システムトレードにおいて現在使用しているルールを用いてバックテストを行うことは感情や長時間の市場の監視や精神的な疲れといった精度を下げる要因を一切排除できる。また現在の相場では勝っているルールが過去の相場を用いて長期間のバックテストを行うことで、実は現在利益を得ることが出来ているのはたまたまでより長い時間動かせば不利益が出るプログラムということが判断できるといったようにバックテストに利用されている売買ルールの有効性を確認することができる。

売買ルールに用いているインジケータの中には、計算する際に使用する期間等のパラメータを設定する必要がある。通常であればあらかじめ設定したパラメータでインジケータの計算を行い売買ルールに適用するが、実際にはそのパラメータより最適なパラメータが存在するかもしれない。そこで本実験ではバックテストを行うことで最適なパラメータのチューニングを行い、選択されたパラメータを使用して自動売買に適用する。

従来研究ではいくつかのテクニカル指標の組み合わせを用い、過去の学習データから最も利益を上げやすい売買ルールを探索するものがある。その際テクニカル指標に用いるパラメータを遺伝的アルゴリズムで最適化しそのパラメータを用いている [7]。

Python によるバックテスト

Backtesting.py は Python で為替のバックテストを行うことができるライブラリである。ヒストリカルデータを設定して、バックテストを実行し、分析結果を見るというバックテストの基本的な部分がシンプルに作成されているうえに、結果が簡単に一覧表示できるため初心者でも扱いやすいライブラリになっている。

ヒストリカルデータが格納されたデータフレーム、売買ルールが記述されたストラテジークラスを用意するだけで、ヒストリカルデータの期間におけるバックテストを行うことができる。また、ストラテジークラス内に存在する変数の範囲を指定す

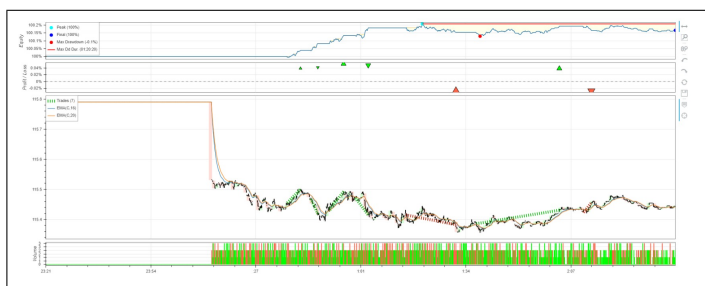


図 2.1: Backtesting.py の取引結果

Start	2022-01-11 16:41:00
End	2022-01-12 02:40:30
Duration	0 days 09:59:30
Exposure Time [%]	13
Equity Final [\$]	100108
Equity Peak [\$]	100117
Return [%]	0.107322
Buy & Hold Return [%]	-0.298385
Max. Drawdown [%]	-0.0628156
Avg. Drawdown [%]	-0.0188873
Max. Drawdown Duration	0 days 00:19:30
Avg. Drawdown Duration	0 days 00:09:56
# Trades	4
Win Rate [%]	75
Best Trade [%]	0.0638907
Worst Trade [%]	-0.0448611
Avg. Trade [%]	0.0288416
Max. Trade Duration	0 days 00:36:00
Avg. Trade Duration	0 days 00:19:00
Profit Factor	3.55461
Expectancy [%]	0.0510812
SN	1.16864
Sharpe Ratio	0.584304
Cortino Ratio	NaN
Calmar Ratio	0.455963
Strategy	EMat(m=16,n=30,a=...
Equity Curve	Size EntryBa...
Trades	
dtype: object	

図 2.2: Backtesting.py の各評価指標

ることで、その範囲内で1番利益が出る変数の値を最適化して求めることができる。Backtesting.pyによる結果のチャート図は図2.1のように表示され、どこで注文を行ったのか、またそのポジションをどれくらいの期間保持していたのかが確認できる。また各評価値が図2.2のように返ってくる。これらの値は今回の実験のように取引を行うにあたって分析に使用することができる

MT5 ストラテジーテスター

MT5ではエキスパートアドバイザー(EA)やインジケーターなどのバックテストを行うストラテジーテスターが標準装備されている。

ストラテジーテスターでは以下の設定を行いバックテストを実行する。バックテストを行うEAの選択、バックテストする銘柄、時間足の選択、バックテストを行う期間の選択、指定したバックテストの期間の一部をバックテストに使用し、結果を元にフォワードテスト(検証)を行うかどうかの選択、バックテストを行う際に発生すると想定される遅れの選択、バックテストを行うデータの精度の種類を選択、バックテストを開始する時点での金額、口座のレバレッジを指定、最適化を行うかどうかの選択設定後ストラテジーテスターを実行するとバックテストが行われる。バックテスト終了後には結果が表示され、損益やドローダウン、プロフィットファクターなどの様々なデータや、時間毎、曜日別、月ごとの取引件数のほか、それぞれの損益の推移等を確認することもできる。また、口座残高の推移をグラフで確認することもできる。

ストラテジーテスターの設定で最適化を行う設定をした場合、「完全アルゴリズム」と「遺伝的アルゴリズム」から選択することができる。「完全アルゴリズム」とは全てのパラメータでテストをする方法で、最も精度が高いですが、テストに費やす時間が長くなる。「遺伝的アルゴリズム」は総当たりのテストではなく、劣勢なものを省いてテストを行うため、完全アルゴリズムと比較すると、ある程度の精度は保ちつつテストの時間を大幅に短縮できる。また、最適化を行う場合に結果のどの部分の最適化を行うか選択する。

次に、パラメータの設定が必要なものは、パラメータの設定を行う。最適化を行わない場合は値の欄にパラメータの数値を入力し、最適化を行う場合は、最小値となる「スタート」、最大値となる「ストップ」、テストを行う間隔「ステップ」を設定する。

パラメータの設定後ストラテジーテスターを実行すると最適化が行われる。最適化終了後、最適なものから順に損益、そのときのパラメータが表示される。また、バックテストの結果のチャート図を確認することもできる..

インジケータの選択

§ 3.1 市場データの選択と活用

本研究では実際に取引において使用する円ドル為替市場と日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、金、原油の市場との関係をグレンジャー因果性分析によって調査する。しかしグレンジャー因果性検定は様々な制約があるためこの節ではグレンジャー因果性検定を行うにあたって必要となるデータの処理について記述する。

グレンジャー因果性検定を行うにあたって必要となるのがVARモデルである（図3.1参照）。VARモデルは、複数の時系列データ間の関係を捉えるために用いられる統計モデルである。VARモデルは確率過程モデルの一種であり、自己回帰モデル（Auto Regressive model: ARモデル）を多変量に拡張したものである。ARモデルと同様に、各変数は時間経過に伴う変化をモデル化した方程式を持つ。VARモデルはその変数のラグ値、モデル内の他の変数のラグ値、攪乱項が含まれる。

VARモデルが使用される主な目的としては主に2つで、1つは複数の変数を用いて予測精度の向上を図ることであり、もう1つは変数間の動学的関係の分析を行うことである。特に2つ目の動学的関係の分析においてはデータに対してVARモデルを適用することで、グレンジャー因果性分析やインパルス応答関数、分散分析といったような分析が使用可能になる [4]。

例えば今回のように円ドル為替市場、金、原油の市場において、金や原油の市場が円ドル為替市場の値動きの予測に役立つかどうかを判断するものがグレンジャー因果性であり、円ドル為替市場に他市場がどのような影響を、どのような大きさと与えるかを判断するために用いられるのがインパルス応答関数である。さらに円ドル為替市場における予測できない値動きに対して、他の市場がどの程度の役割を果たしているのかを明らかにするのが分散分析である。

VARモデルは経済学の分野でよく利用されており、従来研究には金融政策が企業の設備投資に与える影響について調べるためにコールレート、日銀当座預金、マネーサプライ、マクロの生産指標、名目実効為替レート、銀行貸出金、企業の設備投資の7変数についてVARモデルを適用することでインパルス応答関数及びグレンジャー因果性分析を使用し、各変数が企業の設備投資に与える影響について実証分析を行っているものも存在する [3]。

今回の実験では円ドル為替市場、日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、金、原油、トウモロコシ、英ポンド円為替市場、イギリス株価指数100、ユーロ円為替市場の10変数についてVARモデルによる実証分析を行う。

VAR分析に先行して、各変数の単位根検定及びVAR分析を行う変数グループにおける共和

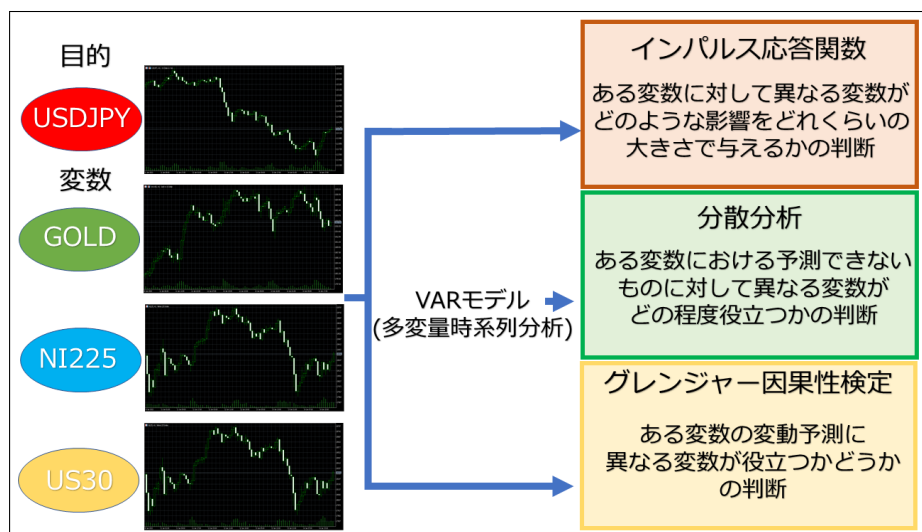


図 3.1: 時系列分析による評価技術

分検定を行う必要がある。単位根検定は拡張ディッキーフラー検定（augmented Dickey–Fuller test: ADF 検定）を採用する。各変数におけるラグ変数は赤池情報量基準（Akaike’s Information Criterion: AIC）に基づいて判断する。

次に VAR 分析を行う円ドル為替市場とその変数との間の共和分の有無について検証する。ラグ変数は AIC に基づいて判断し、円ドル為替市場に対して共和分の関係が認められない変数に対してグレンジャー因果性検定を行う。

VAR (ρ) モデルを \mathbf{y}_t を定数と自身の ρ 期の過去の値に回帰したモデルとすると

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{c} + \Phi_1 \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \Phi_\rho \mathbf{y}_{t-\rho} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim W.N.(\Sigma) \quad (3.1)$$

というモデルである。ここで \mathbf{c} は $n \times 1$ 定数ベクトルであり Φ_i は $n \times n$ 係数行列である。具体的に x_t と y_t という 2 変数で VAR モデルを作成した場合以下の式のように表される。

$$x_t = a_1 x_{t-1} + a_2 x_{t-2} + a_3 y_{t-1} + a_4 y_{t-2} + u_{xt} \quad (3.2)$$

$$y_t = b_1 x_{t-1} + b_2 x_{t-2} + b_3 y_{t-1} + b_4 y_{t-2} + u_{yt} \quad (3.3)$$

この時のラグ次数は 2 であり、 u は攪乱項である。

今回の実験では逐次的にこれらの処理を行うことでリアルタイムの変数に対する VAR モデルを作成し、次節のグレンジャー因果性検定を行うことでリアルタイムに他市場が円ドル為替市場に与える影響について調べる。

§ 3.2 因果関係分析による他市場の活用

使用するデータに対して処理を行った上でグレンジャー因果性検定を行う。グレンジャー因果性検定は時系列データだけから因果性の有無を判断できる概念があれば便利である、そ

のような考えをもとに 1969 年に、何の理論にも基づかない予測を基準とする因果性が提案された。グレンジャー因果性検定は以下のように定義されている [9].

そのような考えをもとに 1969 年に、何の理論に

グレンジャー因果性検定

現在と過去の x の値だけに基づいた将来の x の予測と、現在と過去の x と y に基づいた将来の x の値を予測して比較して、後者の平均二乗誤差 (Mean Squared Error: MSE) の方が小さくなる場合、 y_t から x_t へのグレンジャー因果性が存在するといわれる。

グレンジャー因果性検定は、時系列モデルにおいてある変数 x が他の変数 y に影響を及ぼす、より具体的には他の条件を一定として y の過去の値が x の変動について説明力を持つということであり、論理的な意味での因果性とは意味が異なる [10]. またグレンジャー因果性検定は複数の変数が存在する一般的な場合にも簡単に拡張できる。

一般的なグレンジャー因果性検定

\mathbf{x}_t と \mathbf{y}_t をベクトル過程とする。また Ω_t とし Ω_t から現在と過去の \mathbf{y} を取り除いたものを $\tilde{\Omega}_t$ とする。この時、 $\tilde{\Omega}_t$ に基づいた将来の \mathbf{x} の予測と、 Ω_t に基づいた将来の \mathbf{x} を比較して、後者の MSE の方が小さくなる場合、 \mathbf{y}_t から \mathbf{x}_t へのグレンジャー因果性が存在するといわれている。ここで、MSE の代償は行列の意味での大小であることに注意されたい。

多変量におけるグレンジャー因果性検定は時間を $t = 1, \dots, T$ とし $X(T) \in \mathbb{R}^{d \times 1}$ を d 次元の多変量時系列とし、 L 個の時点に対する VAR モデルでは以下のように行われる。

$$X(t) = \sum_{\tau=1}^L A_{\tau} X(t - \tau) + \varepsilon(t) \quad (3.4)$$

2 変量 VAR(2) モデルを用いてこれらの多変量グレンジャー因果性分析を説明する。2 変量 VAR(2) モデルは以下の式で表す。

$$\begin{cases} y_{1t} = c_1 + \phi_{11}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{12}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{11}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{12}^{(2)} y_{2,t-2} + \varepsilon_{1t} \\ y_{2t} = c_2 + \phi_{21}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{22}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{21}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{22}^{(2)} y_{2,t-2} + \varepsilon_{2t} \end{cases} \quad (3.5)$$

この時 y_{2t} から y_{1t} へのグレンジャー因果性が存在しないことは、 $\phi_{12}^{(1)} = \phi_{12}^{(2)} = 0$ ということである。一般的にこの時グレンジャー因果性が存在しないということは VAR の y_1 において y_2 に関する係数が全て 0 になり、 y_1 の予測において y_2 の過去の値を考慮して予測しても変化は見られないということなので VAR の枠組では、 F 検定を用いてグレンジャー因果性検定が出来る。

具体的な手順としてグレンジャー因果性検定をするためには $H_0 : \phi_{12}^{(1)} = \phi_{12}^{(2)} = 0$ を検定すればよい。従って

$$y_{1t} = c_1 + \phi_{11}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{12}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{11}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{12}^{(2)} y_{2,t-2} + \varepsilon_{1t} \quad (3.6)$$

を最小二乗回帰 (Ordinary Least Squares regression: OLS) で推定し、その残差平方和を SSR_1 とする。次に制約を課したモデル

$$y_{1t} = c_1 + \phi_{11}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{11}^{(2)} y_{1,t-2} + \varepsilon_{1t} \quad (3.7)$$

を OLS で推定し、その残差平方和を SSR_0 とする。この時 F 統計量は

$$F \equiv \frac{SSR_0 - SSR_1/r}{SSR_1/(T - np - 1)} \quad (3.8)$$

で定義される。 $2F$ は漸近的に $\chi^2(2)$ に従うので $2F$ の値を $\chi^2(2)$ の 95% 点と比較し $2F$ の方が大きければ y_{2t} から y_{1t} へのグレンジャー因果性が存在しないという帰無仮説を棄却し、 y_{2t} は y_{1t} を予測するのに使用できるという結論を得ることができる。

一般的な方にして以上の手順を示すと n 変量 VAR(p) におけるグレンジャー因果性検定を行うと以下のような流れになる。

n 変量 VAR (p) におけるグレンジャー因果性検定の手順

1. VAR モデルにおける y_{kt} のモデルを OLS で推定し、その残差平方和を SSR_1 とする。
2. VAR モデルにおける y_{kt} のモデルに制約を課したモデルを OLS で推定し、その残差平方和を SSR_0 とする。
3. F 統計量を

$$F \equiv \frac{SSR_0 - SSR_1/r}{SSR_1/(T - np - 1)}$$

で計算する。ここで、 r はグレンジャー因果性検定に必要な制約の数である。

4. rF を $\chi^2(r)$ の 95% 点と比較し、 rF の方が大きければ、ある変数から y_{kt} へのグレンジャー因果性は存在し、小さければグレンジャー因果性は存在しないと結論する。

このようにグレンジャー因果性検定を行い、日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、金、原油、トウモロコシ、英ポンド円為替市場、イギリス株価指数 100、ユーロ円為替市場の市場が円ドル為替市場を予測するにあたって使用できることが確認出来たら、円ドル為替市場とその他の市場との相関を求めることで得られた相関係数を利用する。実際に 2021 年 10 月 25 日から 2021 年 10 月 26 日の円ドル為替市場に対して日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、金の 3 つの市場が因果性を持つのかを確認した様子を示す。(図 3.2 参照)。

Granger causality F-test. H_0: us30 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H_0 at 5% significance level.			
=====			
Test statistic	Critical value	p-value	df

0.5199	1.298	1.000	(68, 34636)

Granger causality F-test. H_0: jp225 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H_0 at 5% significance level.			
=====			
Test statistic	Critical value	p-value	df

0.8902	1.298	0.728	(68, 34636)

Granger causality F-test. H_0: gold does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H_0 at 5% significance level.			
=====			
Test statistic	Critical value	p-value	df

0.7074	1.298	0.968	(68, 34636)

図 3.2: グレンジャー因果性検定

§ 3.3 時間足の選択

本研究では、市場の時間帯における変動の特徴を抽出するとともに、得られた特徴からどのような時間帯に取引を行うとより利益が増えやすいのかということを適用する。

今回の実験では 2021 年 11 月 1 日から 2021 年 12 月 1 日の円ドル為替市場のデータを用いることで実際に曜日や時間帯にどれくらいの違いが出るのかを検証した。グラフにおいて表されているのは横軸が時間であり、縦軸がその時間に行われたトレード回数である。まずどの曜日にも共通しているのがある時刻の付近の時刻はトレード回数が他の時刻と比較して増えている点である。FX は 24 時間取引することが可能と自由度が高いが、これは東京、香港、シンガポール、ロンドン、ニューヨークといった為替市場開かれており平日であれば常にどこかの市場が動いているからである。グラフにおいてトレード回数が増加している時刻はこれらの市場が開くタイミングであり、最も活発になるニューヨークとロンドン市場が動いている時刻は全ての曜日において取引が活発になっていることがグラフから分かる。

なぜニューヨーク市場やロンドン市場が開くと取引回数が増えるのかというと、市場自体の規模が大きいからである。そのため取引に参加するトレーダの数が他の市場に比べて多いことにより取引回数も増加することが分かっている。以下のように各市場の開いている時間帯にはそれぞれ異なった特徴が存在する。

オセアニア時間

6時から8時の時間帯にはニュージーランドのウェリントン市場やオーストラリアのシドニー市場が開いている。この時間帯は他の時間帯と比較すると市場の参加者が少なく、市場の変動が起こりづらい時間帯である。そのためスプレッドが広がりやすい傾向にある。

東京時間

8時から15時の時間帯は東京時間と呼ばれ、日本や香港といったようにアジアにある

市場が開く時間である。5と0の付く日は日本企業の決算日であることが多く、海外への支払いのためにドルが多く買われる傾向にある。またオーストラリアや中国の経済指標の発表がある時間帯のためオセアニア通貨が動きやすい傾向にある。

欧州時間

15時から21時の時間帯は欧州時間と呼ばれる。欧州の市場が開くに伴い取引が活発になる傾向にある。また欧州における取引の大部分を占めるロンドン市場が開く17時になると市場の参加者が増加し市場の値動きが大きくなる。

ニューヨーク時間

21時から6時の時間帯はニューヨーク時間と呼ばれ、アメリカの参加者が加わることで市場の値動きが最も大きくなる。特にロンドン市場とニューヨーク市場の2つの市場が開いている21時から2時は最も取引が活発になる。2時になるとロンドン市場が閉じるため取引が落ち着き、それに伴い市場の値動きが小さくなる傾向にある。

また曜日別の特徴で行くと、月曜日の早い時間帯では取引自体が行われていないことが分かる。これはFXは土曜日と日曜日は全ての市場が閉じているからである。また週末に起きた「国際会議などの経済イベント」「中央銀行総裁や政治家などの主要人物の発言」「経済状況」「事件・事故」の影響結果が集約されて為替に反映されるため、大きなニュースがあった場合、早朝6時の時間帯に、機関投資家の取引が始まるため、市場の大きな変動が起こるとともに取引回数も増加する。このように各市場の開く時間は市場の変動が大きくなることから利益の拡大が狙える。

またこれらの曜日や時間帯による、市場の変動の違いから市場を見る時間足によって同じ取引ルールを用いても結果が違ってくるのが従来研究から分かっている。従来研究では遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングによってパラメータの調整や指標の組み合わせを最適化することで、高い収益率を持つトレーディングシステムを構築する手法が提案されている [12]。

この研究は1時間足データでのトレーディングシステムを構築後、10分足データを用いて同様のシステムを適用したところ1時間足データを用いた場合よりも収益を上げることができず、最終的に遺伝的アルゴリズムを用いたシステムでは10分足データに適さないという結果が得られていた。このように最適な取引手法を用いても使用する時間足データによって結果が変わってくるのが分かっている。

FXの時間足は市場の変化を見るうえで重要な基準となり、またそれぞれの時間足によって特徴が存在するため取引に用いる際は複数の時間足を見ながらトレンドを分析するマルチタイムフレーム分析が使用されることもある。4時間足データや日足、週足などの長期の時間足データは、継続性があり強い勢いを持つといわれている。取引においても長期足のデータが下降トレンドを形成しているとき、1分足や10秒足といった短期の時間足が上昇トレンドを形成していてもそれらは長期に吸収される。そのため基本的に取引は長期の時間足を確認する方が良いとされている。

短期足は2.2節で記述したようにスキャルピングといった数秒や数分単位で売買を繰り返し、小さな利益を積み重ねていく取引手法に用いられることが多い。直近での市場の動きを素早く判断し取引するためには短期足のデータが必要不可欠である。このように使用する時間足データは使用する取引手法に応じて適したものを使用することが重要である。今

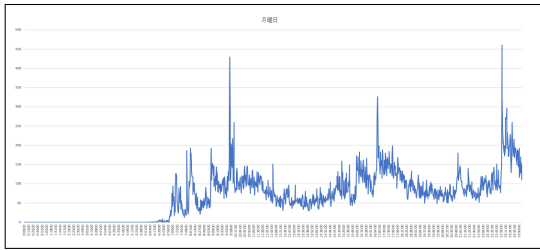


図 3.3: monday

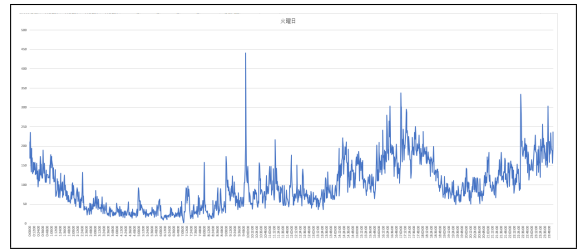


図 3.4: tuesday

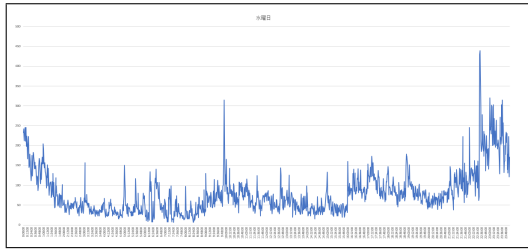


図 3.5: wednesday

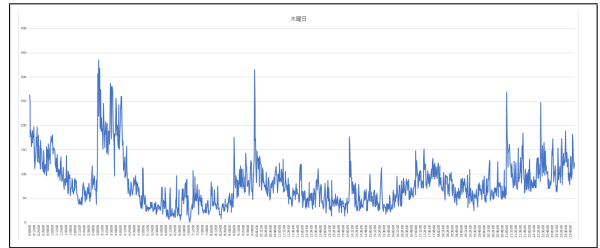


図 3.6: thursday

回の実験ではリアルタイムの高頻度データを取得し取引に活用するため、短期足のデータを使用した自動売買プログラムを提案する。

従来の自動売買を提案する研究では、これらの時間足は事前に決められて、インジケータのパラメータをどのように選択するかや複数のルールを組み合わせることで収益率を上げようとする研究が多く、時間足データを自動で選択できるようなものは見受けられなかった。

このことから全ての時間足における最適な取引手法を用いて最適化した場合、時間帯によって最も利益が上げられる時間足データが異なることで一つの時間足データを使用するよりも良い結果が得られる可能性があることが分かる。

提案手法

§ 4.1 パラメータ選択及び因果性導出

本研究では、インジケータのパラメータ選択、インジケータと銘柄の選択においてリアルタイムで動いている市場から最新の Tick データを取得・蓄積した後に指定時間足でリサンプリングを行うことで、より直近の値動きから作成されたヒストリカルデータを使用する。その後、最適化したヒストリカルデータを用いてインジケータのパラメータを最適化する。ヒストリカルデータの作成からインジケータのパラメータ最適化は以下のような流れで行う。

1. Tick データ更新ごとに MT5 から Tick データの取得
2. 1 秒間に一回だけ Tick データを保存、データフレームに格納
3. 指定秒足で OHLCV の形にリサンプリングしい、CSV ファイルに保存
4. 作成したヒストリカルデータを用いてインジケータのパラメータ最適化を行う
5. 最適化したパラメータを CSV ファイルに書き出し保存

まず最初に MT5 から Tick データを取得してくる。取得は Python を使用して行う。MT5 には Python を使ってデータをやり取りするためのモジュールが用意されているため今回はそれを利用した [11]。while 文で永続的にプログラムは動き続け、該当部分のコードに到達するたびに、指定した通貨ペアの Tick の値を MT5 から取得する。

また、Tick データは同じ時間に複数のデータが送られてくるときが孫沿いするが、そのような場合は、Tick データは永続的に取得はするが、保存は一つ前のデータから秒数の部分が変更したタイミングだけ行うように設定している。また、取得した Tick データ内に含まれる時間のデータは UNIX 時間であるため、保存する前に datetime 型に変換してからデータフレームに保存している。

さらに、今回の手法では取得してきた Tick データに含まれている BID と ASK の値の平均を取り、その値を今後使う価格の値としている。両方の値を使用しようとした場合、ヒストリカルデータの作成やパラメータ最適化、この後説明するルール選択の処理がそれぞれ 2 倍になってしまうため、処理時間も増えてしまう。本研究ではルール選択にかかる時間はなるべく少なくしたいため、BID と ASK の値の平均値を使うことで 1 つのヒストリカルデータとしている。

また、インジケータの計算には価格のデータのほかに Volume の値も必要なものも存在する。そのため、保存する Tick データに含まれる Volume を一緒に保存する。つまり、保

存先のデータフレームには、Time, Price, Volume の3つが保存されていく。

このままでは保存したデータフレームはプログラムが動いている間は溜まり続けるが、プログラムが再度動きなおした際には集めた Tick データは全てリセットされてしまう。それを避けるために Tick データが増えるたびに CSV ファイルに保存し、プログラムの1番最初でその CSV ファイルを読み取りに行くことで、今まで貯めたデータを継続して使用できるようにしている。

保存したデータフレームには価格の値は1つだけである。しかし、インジケータの計算に使用するデータセットは OHLC 型もしくは OHLCV 型である必要がある。そこで、データフレームの中身を指定時間ごとにリサンプリングを行い、OHLCV 型に変換したデータフレームを作成したのちに CSV ファイルに保存する。

ここで、リサンプリングに指定する時間は 10 秒, 30 秒, 1 分の 3 種類用意し、それぞれ別の CSV ファイルに保存する。これは、使用時に様々な時間足のデータセットの中から予測に使うものを選ぶことができるようにするためである。

また、保存したデータセットはリサンプリングが行われるたびに最新のものに更新するために書き込みが行われる。また、この後のインジケータの計算に使用するために頻繁に読み込みが行われる。今回複数のインジケータを同一のデータセットを使って計算するため、データセットを保存したファイルが1つだけだと読み書きの際に衝突が起こってしまう恐れがある。これらを避けるために、今回複数の CSV ファイルをインジケータの数だけ作成し、全て同じデータセットを保存しそれぞれ別の CSV ファイルから読み込みを行うことで衝突が起こることを避けている。

取得した Tick データや作成したヒストリカルデータはプログラムが動き続けている間は常に溜まり続ける上、プログラムを再起動してもリセットされることなく続きから蓄積されていく。このままではデータの数が増えすぎて読み書きの処理が重くなってしまう恐れがあるため、あらかじめ指定したデータ数を超えたら古いものから削除するようにしている。

ヒストリカルデータの作成後、そのデータを用いてインジケータのパラメータの最適化を行う。今回は 2.3 節で説明した Python でバックテストが行える Backtesting.py というライブラリを使用する。また、インジケータの計算には TA-Lib というライブラリを使用する。TA-Lib は、複数の言語で使用可能なテクニカル指標の分析ツールで、ヒストリカルデータとそれぞれのインジケータに必要な期間等の数値を与えるだけでインジケータの計算をすることができる。

バックテストの際にはそれぞれのインジケータごとに売買ルールを設定し、売買タイミングが発生したらオーダーを送る。その際には利確と損切りの幅の値も同時に送り、それぞれの幅分の価格が動いた時点で決済を行っている。

今回の実験では利確と損切りの幅もバックテストの際に最適な値になるようにする。また利大損小となるように利確の幅には利確と損切りの共通の幅にさらに幅をつけて、たとえば 50 利益が出るようにする。また保存した3種の時間足データを使用することで各時間足でバックテストを行う、つまり今回のシステムで最適化を行うパラメータは以下のようになっている。

1. 各インジケータの計算に必要な期間（複数必要な場合もある）
2. 利確、損切りの幅
3. 利確幅に追加する値

	time	price	volume
0	2021/9/24 12:51	110.4095	1
1	2021/9/24 12:51	110.409	1
2	2021/9/24 12:51	110.4095	1
3	2021/9/24 12:52	110.4105	1
4	2021/9/24 12:52	110.413	1
5	2021/9/24 12:52	110.4135	1
6	2021/9/24 12:52	110.414	1
7	2021/9/24 12:52	110.4145	1
8	2021/9/24 12:52	110.415	1
9	2021/9/24 12:52	110.4185	1
10	2021/9/24 12:53	110.4185	1

図 4.1: Tick データ

time	open	high	low	close	volume
2021/12/14 16:43	113.672	113.682	113.671	113.678	13
2021/12/14 16:44	113.6795	113.6885	113.6785	113.6885	13
2021/12/14 16:45	113.691	113.699	113.688	113.691	14
2021/12/14 16:46	113.6915	113.6975	113.689	113.6975	12
2021/12/14 16:47	113.6985	113.742	113.6985	113.7285	16
2021/12/14 16:48	113.7295	113.7305	113.7175	113.7185	14
2021/12/14 16:49	113.7195	113.7265	113.7185	113.7225	11
2021/12/14 16:50	113.7255	113.7325	113.721	113.726	13
2021/12/14 16:51	113.726	113.726	113.7095	113.713	14
2021/12/14 16:52	113.7095	113.7195	113.7035	113.7165	10

図 4.2: 作成されたヒストリカルデータ

	causal	corr
gold	1	-0.07999
jp225	0	0.842624
us30	1	0.716198
oil	1	0.292387

図 4.3: 因果と相関が保存された csv

各時間足における評価指標を比較し使用する時間足の選択, またその時間足における最適なパラメータを CSV ファイルに保存する. また最適なパラメータを使用した時の各インジケータの数値, また Tick データにおいてある一定の期間で市場の変動が一定以上あったのかを判断したデータを OHLCV データの時間足と共に csv ファイルに保存する. インジケータの最適化を行うプログラムは各インジケータごとに用意し, それぞれのインジケータごとに最適化が終わり次第新しいパラメータを更新していく.

§ 4.2 因果と相関による市場データの活用

本研究では 3.1 節, 3.2 節で記した手法を使用することで市場データの因果と相関を活用して取引に用いる. 実際取引における因果と相関の求め方の流れと事前のデータ処理について説明を行う.

最初にリアルタイムで動いている各市場から最新の Tick データを取得・蓄積した後に指定した時間足でリサンプリングを行うことで, より直近の値動きから作成されたヒストリカルデータを使用する. 実際に集められた Tick データとヒストリカルデータは図 4.1, 4.2 のように csv ファイルに保存される.

作成されたヒストリカルデータはインジケータの 4.1 節のパラメータ最適化とグレンジャー因果性検定, 市場間の導出に用いられる. グレンジャー因果性検定にはヒストリカルデータの Close の値を使用する. ヒストリカルデータが作成された後, 選択された市場のヒストリカルデータから Close の値だけで作成したデータフレームを作成する. その後円ドルの Close のデータに対して他の市場の Close が共和分の関係にあるのかの判定を行う. この時使用されるラグ変量は AIC によって選ばれた変数である.

共和分検定によって円ドルとの共和分関係が見られない市場のデータに対してグレンジャー因果性検定を行う. それらの検定が行われた後に, 円ドル市場と各市場との相関を

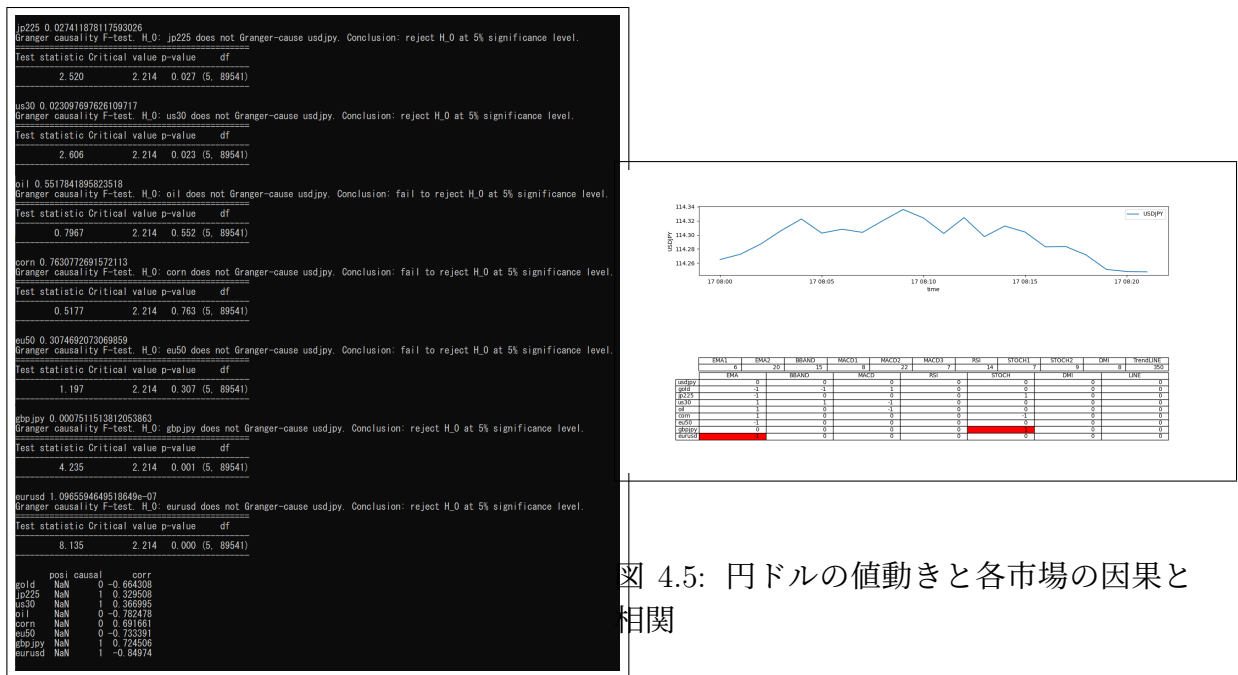


図 4.5: 円ドルの値動きと各市場の因果と相関

図 4.4: 因果，相関を求めている様子

求めそれらの情報を図 4.3 の csv のように保存して取引に使用する．csv のインデックスは使用している他市場，カラム名は causal が因果性，corr が相関である．

causal が 0 のときはインデックスに記されている市場は円ドルに対してグレンジャー因果性を持っていないことを表し，1 のときは円ドルに対してグレンジャー因果性を持っていることを表す．グレンジャー因果性を持っているときは相関を円ドルの値動きの予測に使用し，持っていないときは相関は使用しない．このように取引で因果と相関の情報を用意する．

また各市場に対して最適化されたパラメータを用いてインジケータを計算することで，現在の各市場に対する売買シグナルを求める．求められたシグナルを csv ファイルに保存する．事前に求められている因果性と相関を使うことでグレンジャー因果性を持つ市場の相関の値が一定より大きいあるいは小さい場合，インジケータが出している各市場に対するシグナルがまとめられた csv ファイルを読み込み，円ドル為替市場とグレンジャー因果性を持ち相関が強い市場の売買シグナルを活用する．実際にインジケータが出している各市場に対するシグナルがまとめられた csv ファイルと円ドル為替市場の値動きは 4.5 のように表示される．

§ 4.3 提案手法のアルゴリズム

最後に，本研究で提案した複数ルールの多目的効用最大化を考慮した自動売買システムのアルゴリズムについてまとめる（図 4.6 参照）．

Step1 データ取得とヒストリカルデータ作成

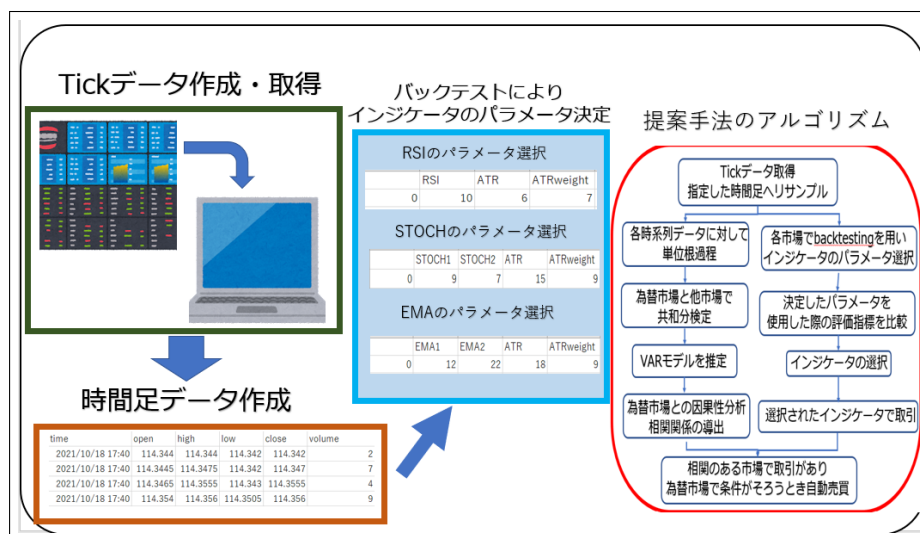


図 4.6: 提案手法の流れ

Python を用いて MT5 から Tick データを取得してくる。Tick データは永続的に取得はするが、保存は一つ前のデータから秒数の部分が変わったタイミングだけ行う。保存したデータフレームには価格の値は 1 つだけであるが、インジケータの計算に使用するデータセットは OHLC 型もしくは OHLCV 型である必要があるため、データフレームの中身を指定時間ごとにリサンプリングすることで、OHLCV 型に変換したデータフレームを作成したのちに CSV ファイルに保存する。10 秒、30 秒、1 分の 3 種類の時間のリサンプリングを行い、csv ファイルに保存する。

Step2 インジケータのパラメータ最適化

作成したヒストリカルデータを用いてインジケータのパラメータの最適化を行う。最適化には Backtesting.py というライブラリを使用し、各インジケータの計算に必要な期間、利確と損切りの幅、取引に使用する ATR の期間のパラメータを最適化する。最適化を各時間足に対して行うことで評価指標を比較し、最も良い値の時間足を使用する。最適化が終了したらその結果得られた最適なパラメータを CSV ファイルに保存する。インジケータの最適化を行うプログラムは各インジケータごとに用意し、それぞれのインジケータごとに最適化が終わり次第新しいパラメータを更新していく。これらの流れを円ドル為替市場だけでなく、自動売買に用いる全ての市場で行う。

Step3 円ドル為替市場に対するグレンジャー因果性検定

各市場の指定した時間足のリサンプリングデータから Close のデータを取り出す。それらのデータに対して 3 章で記したように、単位根検定、共和分過程を行いグレンジャー因果性検定に使用できる市場のデータのみで検定を行う。それらから実際にグレンジャー性因果が存在することが確認出来たら、相関係数を求める。グレンジャー因果性の有無、相関係数を csv ファイルに保存する。

Step4 最適なパラメータ、グレンジャー因果性を用いての売買選択

step2 で抽出された最適なパラメータを用いて現在の市場に売買シグナルが出ている

かを確認する。これらの処理は円ドル為替市場以外の市場においても行う。売りのシグナルが出ている場合は-1，買いのシグナルが出ている場合は1，売買シグナルが出ていない場合は0を csv ファイルに保存する。その csv ファイルを相関に基づいて分けていく。円ドル為替市場の場合はシグナル通りの売買をしてよいが，他市場において相関がマイナスの場合，シグナルとは逆の売買を行わなくてはならない。そのようにして売買を分けたうえで円ドル為替市場に出ているシグナルとその他の市場が示すシグナルが同じでありかつ数が一定の値を上回った場合その円ドル為替市場に出ているルールを選択する。

Step5 最適ルールでの自動売買

最適なルールが得られたらそのルールに則って自動売買を行う。取引はMT5のデモ口座を使用して行う。ヒストリカルデータと最適なパラメータから計算したインジケータの値を利用して，売買タイミングになったら Python を用いて売買オーダーを送る。売買オーダーを送る際には，バックテストを行った際と同じ条件になるように設定し，エントリー後に利確と損切りの幅に達したら決済を行う。

数値実験並びに考察

§ 5.1 数値実験の概要

数値本研究では、4.3 節で説明したように、データ取得とヒストリカルデータ作成、インジケーターのパラメータ最適化、円ドル為替市場に対するグレンジャー因果性検定、最適なパラメータ、グレンジャー因果性を用いてのルール選択、最適ルールでの自動売買の5つの工程がある。

まず、Python を用いて MT5 から Tick データ収集する。Tick データは取得した Tick データの秒の部分が変わっていたらデータフレーム保存していく。今回は収集した Tick データの中から時間、価格、ボリュームを抜き出して保存している。

価格は BID と ASK の2種類があるが、Backtesting.py ではそれぞれにヒストリカルデータを作り、バックテストをする必要があるが、本研究では売買の選択をするにあたって実際の市場とバックテストに使用するデータとの違いを最小にするためにそれぞれの平均値を使うことで1つのヒストリカルデータとしている。

その後、保存した Tick データを指定した時間足でリサンプリングし、CSV ファイルに保存する。

ヒストリカルデータを作成後、各インジケーターのパラメータ最適化を行う。インジケーターの最適化はそれぞれインジケータごとに別々のプログラムで実行し、それぞれ最適化が完了するごとに最適なパラメータを更新していく。最適化には Backtesting.py を、それぞれのインジケーターの計算には TA-Lib を使用している。トレンドラインに関しては TA-Lib での計算ができないのでプログラムを作成して計算を行った。今回使用したインジケーターは以下の7つである。

1. EMA
2. ボリンジャーバンド
3. MACD
4. RSI
5. ストキャスティクス
6. DMI
7. トrendライン

全てのインジケーターの売買ルールで、オーダー時の利確と損切り幅も backtesting.py で最適化された値を用いる。利確の幅はバックテストによって求められた幅を追加している。

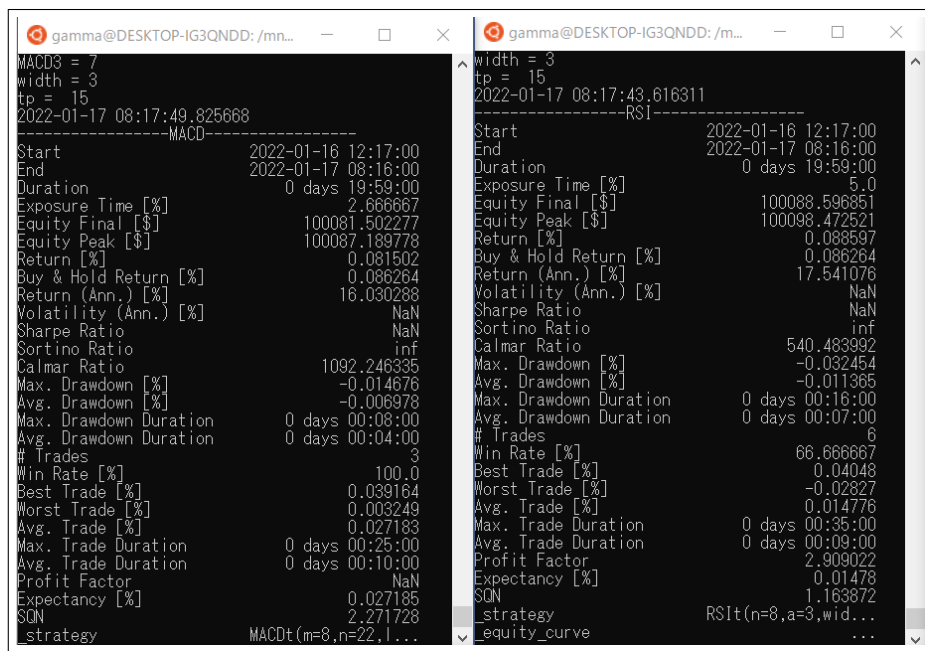


図 5.1: インジケータの最適化の様子

最適化する際の幅は、一般的に使われている期間から飛び幅 2 ずつで、前後 3 つずつ入るように設定している。

今回は初期所持金 100,000 円、手数料 0.2pips に設定してバックテストを行い、最適なパラメータを決定する。また、評価指標のうち Equity Final が最大になるように最適化を行う。最適化が完了したら、得られたパラメータをインジケータごとに別々の CSV ファイルに保存する。最適化している様子は図 5.1 に示す。

また作成された OHLCV データを使用して、円ドル為替市場と日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、金、原油、トウモロコシ、英ポンド円為替市場、イギリス株価指数 100、ユーロ円為替市場とのグレンジャー因果性を調査する。各市場の OHLCV データの Close の値を使用する。最初に単位根検定を行う、その後共和分検定を行う。共和分検定によって円ドル為替市場に対して共和分の関係が認められない市場データに対してグレンジャー因果性検定を行う。同時に円ドル為替市場とその他の市場との相関を求める。求められた因果性の有無と相関の値は csv ファイルに保存される。

得られた最適なパラメータをリアルタイムで動いている市場に適用して市場に対して売買のシグナルが出ているかを確認する。この時円ドル為替市場のみならず、日経平均株価や原油などの他の市場に対しても同様のことを行う。売りのシグナルが出ている場合は -1、買いのシグナルが出ている場合は 1、売買シグナルが出ていない場合は 0 を csv ファイルに保存する。

売買シグナルがまとめられた csv ファイルとグレンジャー因果性と相関係数が保存されている csv ファイルを使用することで、売買シグナルを相関と因果性の有無について分けていく。円ドル為替市場はシグナル通りの売り買いと判断し、他市場においては因果性が有り、相関係数が -0.6 以下の時シグナルとは逆の売買と判断する。因果性が有り、相関係数が 0.6 以上の時シグナル通りの売り買いと判断する。

表 5.1: 実験結果

時刻	オーダー	収支 (円)
12/20 04:36:06	sell	+590
12/20 04:36:06	sell	+590
12/20 06:31:01	sell	+590
12/20 13:42:46	buy	+590
12/20 16:20:19	sell	+540
12/20 16:20:19	sell	+540
12/21 12:03:55	sell	-300
	総収支	+3150

そこで円ドル為替市場に出ている売買シグナルと同様のシグナルが因果性を持つ他市場でも 4 個以上出ているかつ逆の判断をしているシグナルより多い場合取引を行う。実際に MT5 に取引する際に送信するデータは以下のものになる。

1. エントリーする銘柄
2. ロット数
3. エントリーする価格
4. 利確幅
5. 損切り幅
6. 利確幅に追加する幅
7. スリップページ

今回は銘柄は USDJPY，ロット数は 0.1，スリップページは 20 で設定している。価格はそのときの最新の Tick データを取得し，売りでエントリーする際には BID の価格で，買いでエントリーする際には ASK の値を使用する。利確と損切りの幅は最適化されたものを使用する。ただし，利確幅は一般に損切り幅よりもスプレッドの値分とバックテストで得られた幅を追加する。今回はバックテストの際にスプレッドを 0.2pips に設定したので，自動売買の際も損切り幅から 0.2pips 分大きくした値を使用する。

また本実験の有効性を示すため他市場を考慮せず時間足を考慮しないモデル 1，他市場を考慮して時間足を考慮しないモデル 2，他市場と時間足を考慮したモデル 3 をそれぞれ動かして有効性を示す。

実際にこのシステムを動かした結果を以下に示す。Tick データは 2021 年 11 月 1 日から取得し始め，実際にその後のシステムを動かす際に必要なデータ数が収集できるようにした。

また，インジケータの最適化プログラムはインジケータの計算に必要な期間以上のデータ数が蓄積した段階から動かし始め，その後は随時更新し続けて常に最適なパラメータを更新し続ける。またグレンジャー因果性検定の結果も更新をし続ける。

上記のプログラムを動かした後，自動売買のプログラムを起動することで自動売買が始まる。今回は自動売買のプログラムを 12/20 4:30 から 12/21 12:30 まで動かした。その際の結果を表 5.1 に示す。

§ 5.2 実験結果と考察

今回の実験結果より、提案手法で利益を上げることが出来た。またモデル1, モデル2, モデル3の比較によりモデル3が有効性を示せたので他市場と時間足を考慮した今回の手法は最適な売買を行うことができると考える。

また一回の取引における収支を見ると、バックテストで最適な利確幅を追加することが出来ているので、勝率が5割であったとしても収支的にはマイナスにならずにプラスになることが分かる。検定結果でも他の市場を考慮した自動売買プログラムの方が有意性があることから今回のにおける他市場を考慮することにより市場内的要因のみならず市場外における円ドル市場の変動にも対応できるということが分かる。

今回の実験は約1日半の間プログラムを動かしたが、取引回数自体が7回ととても少なかった。これは市場間分析においてグレンジャー因果性を有する市場が存在しないと円ドル為替市場でシグナルが出ても売り買いはしないことから取引をするにあたって条件が大変厳しいものであったと考えられる。しかしそれらの条件があったからこそ今回のような結果が得られるとも考えられる。

このように取引回数が少ないのを改善するには、今回の実験で指定した条件を現在のものより取引回数が増えるように変更するか、他の売り買いの判断も行えるような判断方法と併用して使用することで取引回数の改善ができるのではないかと考える。

おわりに

従来研究で分析されてきた金融市場の要因によって得られた取引ルールは過去の市場のテクニカル指標を算出し、指標の動きから未来の市場の動きを予測するものが多い。またそれらは設定された一つの時間足を使用することで時間足を多角的に見た分析を見過ごしていた可能性があった。また市場間の影響を分析するものはあってもそれらを活かして自動売買プログラムを作成した研究は見受けられなかった。

今回の研究ではグレンジャー因果性分析を使用して他市場を考慮することで、円ドル為替市場の過去データのみからでは予測できない市場の値動きにも対応した自動売買プログラムを作成した。またその時間帯に最適な短期の時間足を自動的にプログラムが選択することで裁量トレードで行うような並行して複数の時間足の流れを見て取引ができるようにした。

提案手法の有効性を示すために、円ドル為替市場のデータのみを考慮して最適なインジケータのパラメータを使用した自動売買プログラム、他市場を考慮して時間足を考慮しない自動売買プログラム、他市場と時間足を考慮した自動売買プログラムを同時に動かしそれぞれの取引結果から有効性を示した。他市場と時間足を考慮したプログラムが一番収益率が多かったことから今回の提案手法が有効性があることが示せた。

謝辞

本研究を遂行するにあたり，多大なご指導と終始懇切丁寧なご鞭撻を賜った富山県立大学工学部電子・情報工学科情報基盤工学講座の奥原浩之教授，António Oliveira Nzinga René 講師に深甚な謝意を表します．またシステム作成や数値実験にご助力頂きました富山県立大学電子・情報工学科3年生高田知樹さんに謝意を表します．最後になりましたが，多大な協力をしていただいた研究室の同輩諸氏に感謝致します．

2022 年 2 月

木下 大輔

参考文献

- [1] 高橋 和秀, “先物外国為替市場の予測性についての一考察”, 関西学院商学研究, Vol. 62, pp. 95-116, Mar. 2010.
- [2] 温井 慧, 高木 徹 “AI を用いた FX システムトレードの提案”, 経営情報学会 全国研究発表大会要旨集, pp. 1-30, Oct. 2019.
- [3] 蟹澤 啓輔, “金融政策が企業の設備投資に与える影響”, 商学研究論集, Vol. 45, pp. 33-47, Sep. 2016. s
- [4] 内藤 友紀, “2008～09 年の日本における株式価格の下落について : VAR モデルによる要因分析”, 関西大学経済論集, Vol. 60, No. 1, pp. 1-18, Jun. 2010.
- [5] 祝迫 得夫, 中田 勇人 “原油価格, 為替レートショックと日本経済”, 小特集: 輸出と日本経済, Vol. 66, No. 4, Oct. 2015.
- [6] “FX 用語集 初心者にもわかる FX 投資”, <https://fx-square.com/backtest/>. 閲覧日 2021.12.25.
- [7] 平林 明憲 “遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化”, 人工知能学会全国大会論文集 第 22 回全国大会 (2008), pp. 282-282, 一般社団法人 人工知能学会, 2008.
- [8] “【FX 用語】バックテストとは? 言葉の意味とその重要性について”, <https://fx-square.com/backtest/>. 閲覧日 2021.12.25.
- [9] 沖本 竜義, “経済・ファイナンスデータの計量時系列”, 朝倉書店, 2010.
- [10] 宮崎 慧 星野 崇, “階層ベイズ動的モデルによるブランドスイッチングの分析: グレンジャー因果性検定の利用”, マーケティング・サイエンス, Vol. 21, No. 1, pp. 11-35, 2013.
- [11] “MT5 (メタトレーダー 5) のバックテストの方法 — OANDA FX/CFD Lab education (オアンダ ラボ) ”, https://www.oanda.jp/lab-education/blog_mt5/auto_trading/mt5backtest/, 閲覧日 2021.12.25.
- [12] Badarch Tsesrenehimed, “進化計算を用いた外国為替取引手法-逆トレンドと決済タイミングによる拡張-”, 東京大学学位論文, Mar. 2011.