

卒業論文

金融経済要因の波及効果を考慮した 投資ストラテジー構築による 自動売買への適用

Optimal Strategy Construction

by Parameter Selection

for High Frequency Data Using Inter-Market Analysis

富山県立大学 工学部 情報システム工学科

2120028 戸田 真聡

指導教員 António Oliveira Nzinga René

提出年月: 2022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	3
第2章 波及効果と自動売買	4
§ 2.1 金融経済の要因と因果関係	4
§ 2.2 時系列を考慮した因果探索	7
§ 2.3 投資戦略と自動売買	10
第3章 因果関係と時系列予測	13
§ 3.1 RNN による時系列予測	13
§ 3.2 因果関係を組み込んだ予測	15
§ 3.3 機械学習モデルの評価	18
第4章 提案手法	22
§ 4.1 パラメータ選択及び因果性導出	22
§ 4.2 因果と相関による市場データの活用	25
§ 4.3 提案手法のアルゴリズム	28
第5章 数値実験並びに考察	32
§ 5.1 数値実験の概要	32
§ 5.2 実験結果と考察	35
第6章 おわりに	40
謝辞	41
参考文献	42

図一覧

2.1	EMA,BBAND,TRENDLINE	8
2.2	可視化された MACD,STOCH,ATR	8
2.3	Backtesting.py の結果と評価指標	11
2.4	Backtesting.py の取引結果	13
2.5	ストラテジーテスターによる最適化	13
3.1	時系列分析による評価技術	15
3.2	データ分析の流れ	15
3.3	グレンジャー因果性検定	17
3.4	通常の因果性との違い	17
3.5	各市場データに対して行った分析結果	18
3.6	夏時間における各市場時間 [20]	20
3.7	冬時間における各市場時間 [20]	20
3.8	月曜日のボラティリティ	20
3.9	火曜日のボラティリティ	20
3.10	1 分足でのチャート表示	21
3.11	15 分足でのチャート表示	21
4.1	因果性と相関を利用したシグナル	26
4.2	グレンジャー因果性を求めている様子	27
4.3	各市場の因果性と相関まとめ	27
4.4	データ取得の流れ	28
4.5	提案手法の流れ	28
5.1	インジケータ最適化の様子	33
5.2	市場の動きと因果性及び相関	33
5.3	FX のみの所持金推移	36
5.4	FX と他市場のみの所持金推移	36
5.5	提案手法の所持金推移	36

表一覧

4.1	保存される Tick データの形式	23
4.2	作成されるヒストリカルデータ	24
4.3	各市場との因果と相関のまとめ	26
5.1	各取引手法の評価指標	37
5.2	FX のみの 7 日目の取引の検定	38
5.3	FX と他市場の 2 日目の取引の検定	38
5.4	FX と他市場の 7 日目の取引の検定	38

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
時刻	t
インジケータの計算に使用する期間	m
時刻 t の終値	p_t
標準偏差	σ
為替レート	p
過去 m 本の時間足の最高値	p_{max}^m
過去 m 本の時間足の最安値	p_{min}^m
過去 m 本の時間足の終値	p_{fin}^m
過去 m 本の時間足の平均レート	$\bar{p}$
期間中の市場の上昇幅の合計	up_sum
期間中の市場の下落幅の合計	$down_sum$
過去 m 本の時間足の方向性	DM
実質変動幅	TR
時刻 t の高値	h_t
時刻 t の安値	l_t
VAR モデルにもちいる変数の数	n
VAR モデルにおけるラグ変数	ρ
定数ベクトル	$\mathbf{c}$
係数行列	Φ_i
攪乱項	u
t における情報集合	Ω_t
統計量	F
残差平方和	SSR

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及び金融工学の進歩は、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以前や、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。コンピュータが誕生した当初は単純なシステムトレードを行うだけであったが、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ことも行われるようになった [2]。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 [3]。

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り、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。

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 [6]、現在の市場の動きに合わないことがある。これらのように市場から得られる情報をもとに価格の変動や動きのサイクルを分析して将来の市場を分析する手法をテクニカル分析といい、各国が発表する経済指標や経済ニュースや、経済に影響を与えうる要人の発言などを分析して将来の市場を予測することをファンダメンタルズ分析という [7]。このように市場の規模が拡大するに伴い分析手法にも様々なものが誕生した [8]。その中には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。またこれまでの研究では市場分析をする際に用いられる時間足と呼ばれる一定期間における市場における値動きを表したデータが一つに固定されていた。市場には時間帯における値動きに一定の特徴が存在するためプログラムで自動で使用する時間足データを選択し各時間帯に適したデータを使用する手法を組み込む。

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検定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、作成された各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し、各ヒストリカルデータによって求められた評価値を比較することで最良のヒストリカルデータを使用して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間をグレンジャー因果性検定することで取引の際に使用する他市場のデータを選択し実際に取引をする際に活用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。そのために本研究では提案手法を基にした自動売買システムを構築する他にも自動売買システムを作成する。提案手法以外の自動売買システムでは本研究における提案手法を組み込まずシステムを構築する。提案手法により自動売買を行うシステムと同期間動かして最終的な取引結果を比較、さらに有効か検証することで実際に提案手法が有意なものであるかを示す。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。

波及効果と自動売買

§ 2.1 金融経済の要因と因果関係

取引プラットフォームとは、FXをする人が実際にディーラーに注文したりなどFXを行うために必要な取引ツールである。PCやスマートフォン端末から売買の注文を行ったり、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、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FXや株式取引といったように様々な市場に対する取引操作を行うことができる。また市場の変動の動きを見るために様々な時間足におけるチャートを表示することができたり、市場の分析において用いられるテクニカル分析、EAと呼ばれる自動売買ツールが搭載されているため利用者と共に多くのFX事業者利用されている。

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重要な用語の説明を示す [9]。

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。

Percentage in Point (pips)

pipはFXで通貨の共通単位として利用されており、pipsはその複数形である。異なる通貨ペアでも共通の単位幅を表すことができるほか、売値と買値の差を表すスプレッドの単位としても利用されている。1pipsがいくらを表しているのかは通貨ペアごとに異なり、米ドル/円は1pips=0.01円を表し100pips=1円となる。例えば米ドル/円のレートが100.00円から100.05円に上昇したとすると、「5pips上昇した」と表す。スプレッドの単位としても同様に1pipsと提示されている場合、1ドルにつき日本円で1銭の手数料がかかることを表している。

主要通貨

世界中の外国為替市場で多くの人に頻繁に売買がされている通貨のことを指す。米ドル、日本円、ユーロ、ポンド、スイスフランが現在の主要通貨と言われている。その中でも米ドルは世界中に流通し、国際間の貿易や取引に使用される通貨であること、各通貨の価値基準となり価値が安定していることから基軸通貨とされている。

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。そのため大きな収益を得られる可能性があるが、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 では資金以上の取引ができるため、予想に反する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 円の際に「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 円の際に「110 円まで上がったな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、利食いを使われる。

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 円の際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 円の際に売りポジションを保有している状態で、「110 円まで上がったな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。

OCD 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円のとき「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円のとき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 時系列を考慮した因果探索

インジケータ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や、テクニカル分析の分析対象が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 [10]。

インジケータとは、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、図 2.1, 図 2.2 のように視覚的にわかりやすくするものである [11]。

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 m 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、

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

となる。一方、期間 m 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、

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

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



図 2.1: EMA,BBAND,TRENDLINE



図 2.2: 可視化された MACD,STOCH,ATR

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、 m 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、

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

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。

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

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

また、%D は、 m 日間の %K の単純移動平均、%SD は m 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例は、%D・%SD が共に 20% 以下の時に、%D が %SD 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 %SD 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 m 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.

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

$+DM$, $-DM$, 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.

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

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

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. テ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 投資戦略と自動売買

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ことを確認するために、ツールを使って過去の相場情報を用いてシミュレートすることである [12]. 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、裁量トレードでも自身の売買ルールの有効性を確認するために検証が行われることがある. 裁量トレードの場合は自分が使っている売買ルールを現行チャートや過去のチャートに照らし合わせて実際にその売買ルールを用いて取引を行った場合どのような結果が得られるかということを確認することである. このように検証を手動で行う場合、相場感も養われるなどといったようなメリットがあると言える. 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.

それらのデメリットを解消したのがバックテストである. システムトレードや自動売買などの投資家自身が売買の判断を行わない場合のトレードでバックテストを行う場合は、どの

EMA			
Start	2021-01-28 14:25:10	・	ヒストリカルデータの開始日時
End	2021-01-29 04:15:20	・	ヒストリカルデータの終了日時
Duration	0 days 13:50:10	・	ヒストリカルデータの期間
Exposure Time [%]	97.511	・	ポジションを持っていた期間の割合
Equity Final [\$]	100192	・	所持金の最終値
Equity Peak [\$]	100229	・	所持金の最高値
Return [%]	0.192487	・	利益率=損益÷開始時所持金×100
Buy & Hold Return [%]	-0.0594542	・	《(終了時の終値 - 開始時の終値) ÷ 開始時の終値》の絶対値×100
Calmar Ratio	99.1375	・	最大損失率に対する年間平均収益の比率
Max. Drawdown [%]	-0.0498184	・	最大下落率
Avg. Drawdown [%]	-0.00834093	・	平均下落率
Max. Drawdown Duration	0 days 08:44:00	・	最大下落期間
Avg. Drawdown Duration	0 days 00:30:45	・	平均下落期間
# Trades	6	・	取引回数
Win Rate [%]	66.6667	・	勝率=勝ち取引回数÷全取引回数×100
Best Trade [%]	0.087142	・	1回の取引での利益の最大値÷所持金×100
Worst Trade [%]	-0.0162675	・	1回の取引での損失の最大値÷所持金×100
Avg. Trade [%]	0.0446741	・	損益の平均値÷所持金×100
Max. Trade Duration	0 days 09:09:30	・	1回の取引での最長期間
Avg. Trade Duration	0 days 03:43:50	・	1回の取引での平均期間
Profit Factor	10.0028	・	総利益と総損失の比率=総利益÷総損失
Expectancy [%]	0.0446835	・	期待値=平均利益×勝率+平均損失×敗率
SQN	1.64307	・	SQN (System Quality Number)
strategy	EMAt (m=6, n=20, r=...	・	最適化の結果

図 2.3: Backtesting.py の結果と評価指標

ようなタイミングで売買を行うかなどの設定をしてしまえば、過去の相場における売買の判断などは自動的に行うことができる。そのため投資家自身の感情や疲労といったようなシミュレートを行う上で著しく精度を下げる要因を無くすることができる。また自動的にバックテストが行われるので過去 10 年分のデータを用いたバックテストなどの長期間のバックテストを行うことができる。

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、現在有効な売買ルールであって利益を得ることが出来ていても、実ははたまたま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 [13]。

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に必要な処理を施すと、バックテストを実行し、分析結果を見す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 2.3 のように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。Bactesting.pyによる結果のチャート図は図2.4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。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で搭載されており、MT5を利用するトレーダは無料でそれらの機能を使用することができる。

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。これらの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図2.5のように表示される。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。

このようにコンピュータの性能向上により以前の検証でやっていたような手動で過去の相場と照らし合わせて検証するような長い時間かけることなく一瞬でバックテストをすることができるようになった。しかしバックテストにも注意しなくてはならない点が存在する。それが使用する過去の相場に最適化された売買ルールになっているという点である。バックテストにおける過去の相場にのみに最適なパラメータやルールを選択することでバックテストでの結果がよくなるというものである。つまり今回のようにバックテストを用いて最適なパラメータを見つけて取引に利用する際はバックテストのみで有効性を判断するの

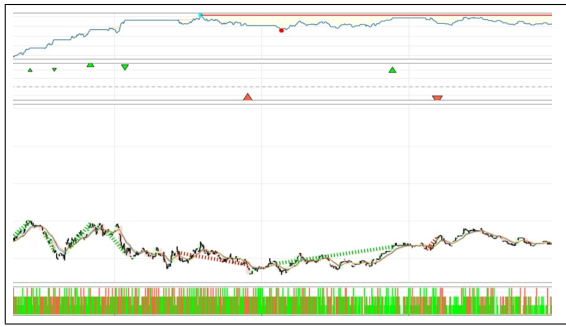


図 2.4: Backtesting.py の取引結果

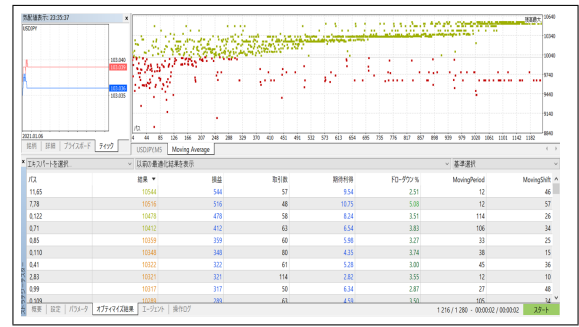


図 2.5: ストラテジーテスターによる最適化

でなくフォワードテストと呼ばれる現在から将来の相場を使用することで本当に有効なのかを検証しなくてはならない。

次にバックテストと現実の取引とでは違う点が存在することである。バックテストにおいてはスリッページと呼ばれる注文を行ってからサーバーを通して注文が確定するまでのタイムラグによる注文レートと約定レートの違いが発生せず、さらに損切りポイントで確実に損切りができる点などがあげられます。現実の取引では買いのポジションで損切りポイントが来たとしても市場で売りのポジションを注文している人がいなければ損切りをすることができない。

このようにバックテストでは現実の取引との違いが少なからず存在するので今回の MT5 のデモ口座を用いた取引のような現在から将来の市場を用いたフォワードテストが重要である。

因果関係と時系列予測

§ 3.1 RNNによる時系列予測

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、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、銅、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 モデルと同じように、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 [14]。

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 [15]。

例えば円ドル為替市場、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、どのような大きさで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、VAR モデルによる実証分析をしているものも存在する [16]。最初に企業の業績に多大な影響を与えると考えられている為替変動の影響について投資率を被説明変数とすることで為替レート、資本ユーザーコスト、実質利子率唐の変動が企業の設備投資に与える影響を定量的に把握、検討を行っている。分析の結果、

為替レートが企業の設備投資に影響を与えていることが示され、企業の設備投資に関する経営者の意思決定に為替レートが影響を与えていることが推察された。特に輸出企業の場合、為替レートの影響を比較的大きく受けることが示された。資本ユーザーコストについても、輸出企業の方が影響を受けることが示された。また、実質利子率に関しても設備投資に影響を与えることが示されたことから、名目利子率がゼロ制約となる状況下でも、インフレ率の上昇による実質利子率の低下によって設備投資を増加させることができるため、金融政策を検討する際留意が必要になると考えられることを示された。

また金利政策及び量的緩和政策の制作指標であるコールレート、日銀座預金が実体経済及び企業の節日投資に与える影響について最初に挙げた経済変数を用いることでVARモデルを推定した。インパルス応答関数の分析結果からは、金利政策でコールレートが低下した場合でも、企業の設備投資や鉱工業生産指数が増加する関係が確認できなかった。しかし量的緩和政策によって、日銀当座預金を増加させた場合、企業の設備投資及び鉱工業生産指数に正の影響を与えることが確認された。しかしグレンジャー因果分析によると、金融政策指標と企業の設備投資の間に因果関係が確認できなかった。このことから量的緩和政策が設備投資促進等の実体経済に対する政策手段として有用であるかについては議論の余地が残る。企業の金融機関借入に対して金融政策指標が影響を与えていないことから、金融政策によって、銀行貸出が増加し、企業が設備投資を増加させるサイクルが確認できないことを示した。

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、銅、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 分析に先行して図 3.2 のように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。経済変数で特に重要な非定常時系列モデルは、ランダムウォーク過程である。国内総生産、消費、投資、マネーサプライ等ほとんどの経済変数はランダムウォーク過程に従う非定常時系列であるといわれている [17]。ある時系列がランダムウォーク過程に従っているかどうかの検定を単位根検定と呼ぶ。ADF 検定は帰無仮説のモデルが定数項を含むかどうかと、対立仮説のモデルが定数項とトレンド項を含むかどうかによって検定統計量の漸近分布が異なるため、用いる棄却点が違うという特徴が存在する。ADF 検定の流れは以下のようになる。

ADF 検定の流れ

1. 分析するデータの性質を考え帰無仮説、対立仮説のモデルの選択を行う。
 - データがトレンドを含まず、期待値が 0 である場合は、帰無仮説と対立仮説のモデルには定数項を含めない。
 - データがトレンドを含まないが、期待値が 0 でない場合は、対立仮説のモデルに定数項を含める。
 - データがトレンドを含む場合、帰無仮説のモデルには定数項を含め、対立仮説のモデルには定数項とトレンド項を含める。
2. 対立仮説の最小二乗回帰で推定する。

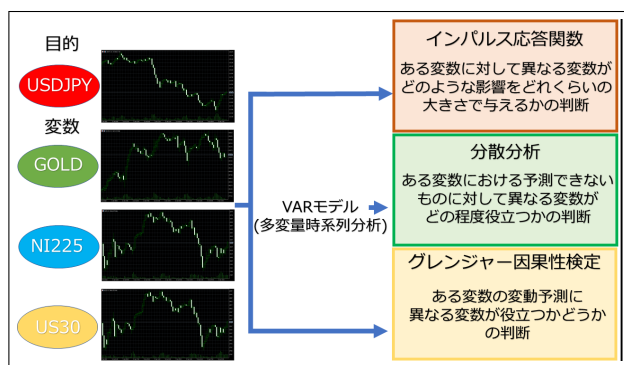


図 3.1: 時系列分析による評価技術

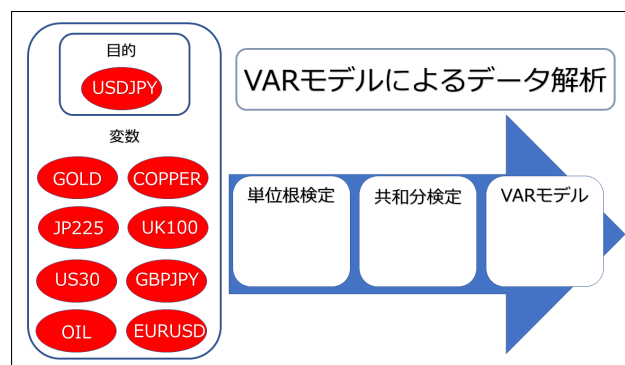


図 3.2: データ分析の流れ

3. 検定統計量 τ_ρ や τ_t の値を計算する。
4. 各統計量を対応する DF 検定の棄却点と比較し、統計量の方が小さければ、単位根の帰無仮説を棄却する。
5. 帰無仮説が棄却されなければ、差分系列を用いて、もう一度単位根検定を行う。

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 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

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

というモデルが表される。ここで 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。

今回の実験ではリアルタイムで取得した円ドル為替市場、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、銅、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 変数に対して、単位根検定、共和分検定を行った後にこれらの変数を用いて VAR モデルを推定する。それにより時系列データ間の関係を分析する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の変動予測に用いることができるかを調べていく。

§ 3.2 因果関係を組み込んだ予測

使用するデータに対して必要な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．

購買行動分析では，より効率的に利益を上げるためにどの商品の販促行動をすればよいか，また各ブランドの行うべきプロモーション活動が何であることを消費者別に判定することを主な問題としている．そのために消費者別に各商品の購買行動の時系列変化を記録したデータであるスキャンパネルデータの解析をグレンジャー因果性検定を用いて行うことで，適切な商品プロモーション活動を推測することが可能となり，また当期のプロモーション等のマーケティング変数の影響を除去し，また選好の時間的推移やロイヤリティーを理解することを可能とするといったような従来研究が存在する．[18] グレンジャー因果性検定は経済学で頻繁に用いられるが，このように他の分野においても複数時系列間の因果関係を同定する手法として用いられる．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 [19]．

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 に影響を及ぼすということを示したものである．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．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

x_t と y_t をベクトル過程とする．また t における利用可能な情報の集合を Ω_t とし Ω_t から現在と過去の 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 x の予測と， Ω_t に基づいた将来の x を比較して，後者の 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．

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．

$$\begin{cases} y_{1t} = c_1 + \phi_{11}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{12}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{11}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{12}^{(2)} y_{2,t-2} + u_{1t} \\ y_{2t} = c_2 + \phi_{21}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{22}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{21}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{22}^{(2)} y_{2,t-2} + u_{2t} \end{cases} \quad (3.4)$$

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．

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	0.988	(68, 34636)

図 3.3: グレンジャー因果性検定

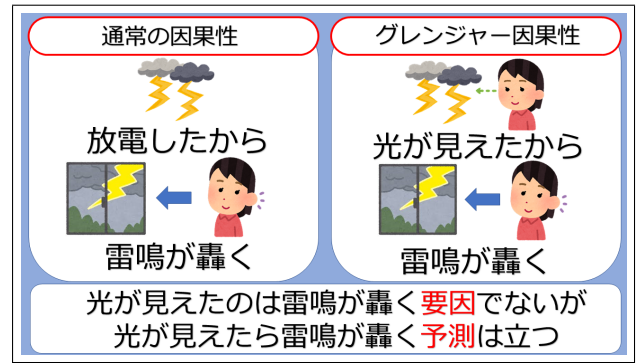


図 3.4: 通常の因果性との違い

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

$$y_{1t} = c_1 + \phi_{11}^{(1)} y_{1,t-1} + \phi_{12}^{(1)} y_{2,t-1} + \phi_{11}^{(2)} y_{1,t-2} + \phi_{12}^{(2)} y_{2,t-2} + u_{1t} \quad (3.5)$$

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

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

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

$$F \equiv \frac{SSR_0 - SSR_1 / r}{SSR_1 / (T - np - 1)} \quad (3.7)$$

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。

一般的な方々にして以上の手順を示すと n 変量 VAR(ρ) 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 (ρ) 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

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

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。

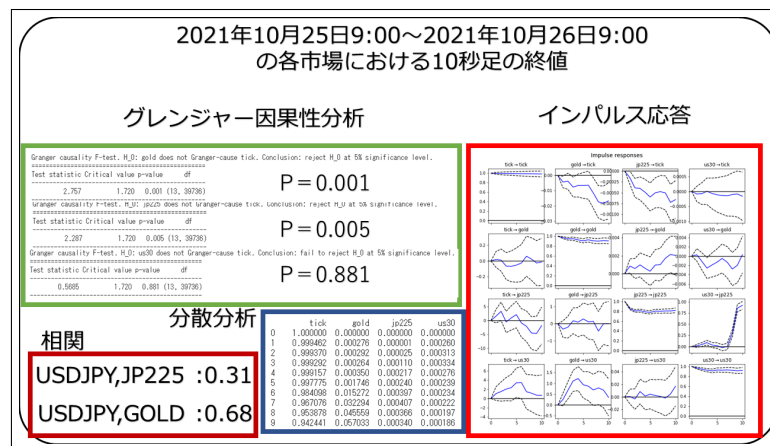


図 3.5: 各市場データに対して行った分析結果

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、銅、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用いることが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円ドル為替市場における取引に利用する。

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 3.3 参照)。これらは前述した通りに単位根検定を行った後、共和分検定を行い円ドル市場との間に共和分の関係に無いと分かったものに対してグレンジャー因果性検定を行った。また VAR モデルを適用することで分析することが可能になる分散分析、インパルス応答関数に関しても同様にプログラムを作成することで、実際に円ドル市場との間にグレンジャー因果性を有することがあるのかを確認した。

分析により得られた結果は 3.5 のようになった。この期間において円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性を有しているのが日経平均株価、金の二つの市場であることが確認できた。分散分析においては円ドルに対して金と日経平均株価がニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価に比べて寄与度が高いことが分かる。予測期間の長さに比例して寄与度が上がっているの、変化が円ドルの変化に含まれるまで多少の時間が要する可能性を示唆するということが分かった。これらの結果から他市場からであっても円ドル為替市場の変化の予測に使用できる市場が存在することが確認できたので提案手法においても円ドル為替市場とその他の市場との市場間の関係を調べるためにグレンジャー因果性を用いる。

§ 3.3 機械学習モデルの評価

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、縦軸がボラティリティである。まずどの曜日にも共通しているのがある時刻はボラティリティ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市場が開かれており夏時間と冬時間の差異はあるが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（図 3.6, 図 3.7 参照）。グラフにおいてボラティリティ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 [20]。

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、市場の流動性が小さいため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。しかし月曜日においては週において世界で最初にオープンする市場になるため、土曜日や日曜といった市場がクローズしているときに発生した事柄によっては、大きな変動があることがある。

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。欧州勢の市場参加者の参加により東京市場での市場の流れが大きく変化する傾向があることや、市場の値動きが激しいことから初心者には難しい時間帯ともいわれる。

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。欧州時間によって形成された市場の流れがそのまま大きくなるなど、これらの時間帯に発生したトレンド相場は長続きする傾向にある。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。

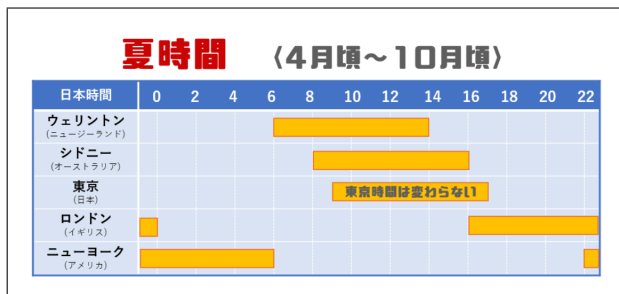


図 3.6: 夏時間における各市場時間 [20]

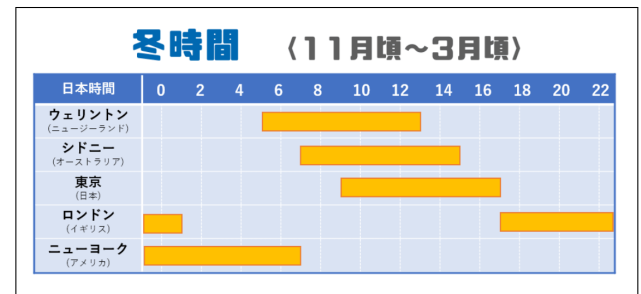


図 3.7: 冬時間における各市場時間 [20]

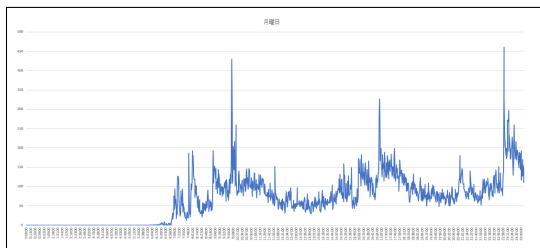


図 3.8: 月曜日のボラティリティ

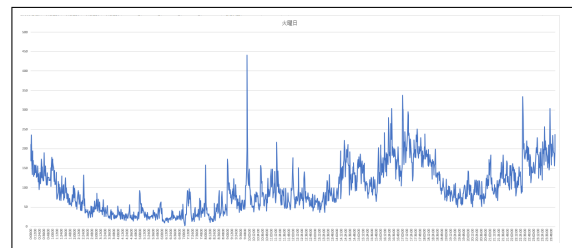


図 3.9: 火曜日のボラティリティ

時間帯だけでなく曜日ごとでも特徴があり月曜日は週末に起きた「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ボラティリティも増加するなどといったことが図 3.8, 3.9 や従来研究から分かる [21]. 市場に参加している売り手と買い手が豊富な市場では市場の流動性が高くなり買いと売りの均衡が保たれるためボラティリティが低くなる傾向がある. 一方でマイナーな通貨では市場の流動性が低いためボラティリティが高くなる傾向がある. ボラティリティが高いときは取引におけるリスクが高いことを表しますが、利益を出すためにはボラティリティが大きくなる市場を狙うことが大事でありこのように各市場の開く時間は市場のボラティリティが大きくなることから利益の拡大が狙える [22].

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 [23].

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市場の分析を行う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



図 3.10: 1 分足でのチャート表示



図 3.11: 15 分足でのチャート表示

チタイムフレーム分析が使用されることもある [24]. 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の際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て, 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. 図 3.10, 3.11 はそれぞれ同期間の 1 分足と 15 分足でのチャートを表している. 矢印で記された範囲が同期間における市場の変動である. 15 分足では単純な下降トレンドを形成しているが 1 分足で見ると全体的には下降トレンドを形成しているが下降トレンドだけでなく上昇トレンドも作っていることが分かる. 時間足データはこのような種類によって特徴が異なってくることが分かる. 今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, より直近の市場の動きに素早く対応できるように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, プログラム自身がリアルタイムの市場において最適な時間足データを自動で選択して分析に用いるようなものは見受けられなかった.

このことから, 一つの時間足データを用いて将来の市場の動きを予測して取引戦略を獲得するより, 複数の時間足データを使用することでリアルタイムの市場において最も最適な取引戦略を獲得する手法がよい結果を得られる可能性があることが分かる. そのため提案手法では, 短期足データの中でも複数の時間足を用意して, それぞれの時間足におけるインジケータの最適化されたパラメータを用いてバックテストを行いその結果を比較することでその時間帯における最適な時間足データを選択することで取引ルールを選択する.

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を行い、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 [25]。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。

表 4.1: 保存される Tick データの形式

	time	price	volume
0	2021/9/24 12:21	110.40595	1
1	2021/9/24 12:21	110.409	1
2	2021/9/24 12:21	110.4095	1
3	2021/9/24 12:22	110.4105	1
4	2021/9/24 12:22	110.413	1

保存先のデータフレームには4.1のように、Time, Price, Volume の3つが保存されている。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。

TA-Lib とバックテストを組み合わせることで各インジケータを使用した場合のある一定期間における取引の結果を取得する。指定したパラメータの全ての組み合わせにおける結

表 4.2: 作成されるヒストリカルデータ

time	open	high	low	close	volume
2021/9/24 12:21:30	113.672	113.682	113.671	113.678	13
2021/9/24 12:21:40	113.6795	113.6885	113.6785	113.6885	13
2021/9/24 12:21:50	113.691	113.699	113.688	113.691	14
2021/9/24 12:22:00	113.6915	113.6975	113.689	113.6975	12
2021/9/24 12:22:10	113.6985	113.742	113.6985	113.7285	16

果の評価指標を比較することで一番良い評価指標のパラメータを最適化されたパラメータとする。

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% の勝率だとしても最終的に利益が出るようにする。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
4. 期間内の ATR

また今回の実験では各時間帯における最適な時間足のヒストリカルデータを自動的に選択するために、作成した 3 種の時間足のヒストリカルデータを使用してバックテストを行うことで、各ヒストリカルデータの最適なパラメータを csv ファイルに保存する。保存された各時間足における最適なパラメータを使用することで各インジケータの各時間足における評価指標を導出する。それぞれの時間足において求められた評価指標を比較することで各インジケータにおける最適な時間足を選択する。各インジケータにおける選択された最適な時間足の数と比較することで、もっとも最適な時間足だと選択されている時間足のヒストリカルデータをその市場全体でのヒストリカルデータとして使用する。これらの処理を各市場で求めることで、各市場における最適な時間足のヒストリカルデータと各インジケータのパラメータを選択する。

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. 実際取引に活用する因果と相関の求め方の流れとどのようにそれらの情報を処理することでそれらを活用するのか, また事前のデータ処理について説明を行う.

各市場の各時間足データで求められたインジケータのパラメータを用いてバックテストすることで導出された評価値を比較してリアルタイムの市場における最適な時間足を選択する. 選択された最適な時間足のヒストリカルデータを用いることでグレンジャー因果性検定及び相関を求める. 市場におけるリアルタイムのグレンジャー因果性と相関を取引に利用するので, 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表 4.1, 4.2 のように csv ファイルに保存される.

各時間足全てを使用して各インジケータによる最適なパラメータを使用したときの結果を求める. 求められた結果は CSV ファイルに保存していつでも参照できるようにしておく. 次に保存された各時間足の最適なパラメータを用いて求められたバックテストの結果が保存された csv ファイルを読み込むことで評価指標を比較することで時間足の選択を行う. 選択された最適な時間足のヒストリカルデータを用いて 4.1 節で説明したようなデータ分析の流れで市場間の関係を求めていく. 単位根検定, 共和分検定, グレンジャー因果性検定, 相関を求めるプログラムは一つのプログラムで行われる.

最初に各市場におけるヒストリカルデータの値から Close の値だけで作成したデータフレームを作成する. このとき使用するヒストリカルデータはリアルタイムにおけるプログラムにおいて最適と判断された時間足である. データフレームが作成された後に土曜日, 日曜日といったような市場が動いていない曜日のデータをデータフレームから削除する. それによって, 市場が動いていない土日でもプログラムを止めることなく動かせるようにした. また土日の市場が動かない時間をインジケータの最適なパラメータを求める際のバックテストに含めないことで, 本来求められる最適なパラメータと違うパラメータが導出されることが起こらないようにした. このデータを用いて分析を行っていく.

Python には statsmodels と呼ばれるライブラリが存在し, 各時系列データに対して単位根検定や共和分検定, グレンジャー因果性検定などの分析の他にも記述的な統計や統計モデルの推定や推論を含む統計計算を行うことができる. 今回はこの statsmodels を使用することでそれぞれの分析を行う. 最初に各市場のヒストリカルデータにおける Close の値を使用することで単位根検定を行う. ラグ変数を AIC によって導出しそのラグ変数を使用することで検定を行っていく. ADF 検定の場合最初にモデルの選択をする必要があるが今回は全てのモデルを考えて検定を行う. その中で最も p 値が大きい値のモデルを選択してこの後の処理を行う.

つづいて単位根検定によりランダムウォークに従う非定常時系列とされた時系列で共和分検定を行う. これらの分析により円ドル為替市場の時系列データと共和分の関係にないとされた市場の時系列データを用いて VAR モデルを推定することでグレンジャー因果性検定を行う. また共和分の関係にあると確認できた時系列データは今回の処理においては取引の際に考慮しないものとする.

グレンジャー因果性検定における最大のラグ次数を 15 と設定し, 共和分関係に無いとされた時系列データと円ドル為替市場の時系列データで VAR モデルを推定しグレンジャー因果性検定を行う. この結果円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性があるとされた市場

表 4.3: 各市場との因果と相関のまとめ

	causal	corr
gold	1	0.0265
jp225	0	-0.653
us30	0	0.5932
oil	1	0.0145
cop	1	0.856
uk100	0	0.0574
gbpjpy	1	0.456
eurusd	1	0.32

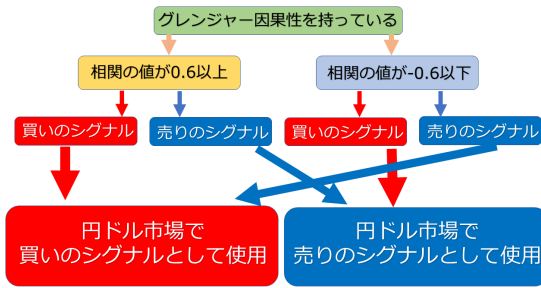


図 4.1: 因果性と相関を利用したシグナル

に対しては1, グレンジャー因果性がないと確認できた市場に対しては0を表4.3の causal の列に保存する. また今回の取引プログラムにおいて実際にグレンジャー因果性を求めているのが図4.2である. 右から二番目の数字がグレンジャー因果性検定におけるp値を表しており, この値が0.05以下であればグレンジャー因果性を持つといえる. 以上の分析が全ての市場で確認できてデータ分析が完了した後, 円ドル市場と各市場との相関を求めそれらの情報を csv ファイルに保存して取引に使用する. csv ファイルのインデックスは使用している他市場, カラム名は causal が円ドル為替市場に対するグレンジャー因果性, corr が相関である.

また円ドル為替市場, 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, 銅, 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, 現在の各市場に対してそれらのインジケータが売買シグナルを出しているのかを確認する. 各市場におけるインジケータのシグナルを求めることができた以下のように売買シグナルを分ける. 買いのシグナルが出ている場合は1, 売りのシグナルが出ている場合は-1, どちらのシグナルも出でらずそのインジケータからはまだ売買を行うタイミングではないとされたものに対しては0として求められたシグナルを csv ファイルに保存し, これらと市場間の分析結果がまとめられた csv ファイルを取引をするプログラムが読み込んで実際に取引を行う.

自動売買を行うプログラムは円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性を持ちかつ相関の値が+0.6以上か-0.6以下の値の市場を考慮しそれ以外の市場に関しては取引に使用しないようにする. 同時に各市場における各インジケータの売買シグナルがまとめられたファイルを読み込んで, それぞれ条件に応じて図4.1のように分ける. 円ドル為替市場の場合はシグナル通りに判断をしてよいが, 他市場において相関がマイナスの場合, グレンジャー因果性を用いた市場においてシグナルが出た方と逆の売買をしないと円ドル為替市場の変動に対応できないと考えるため, 他市場に出ているシグナルの逆のシグナルとして数えなくてはならない. そのようにして売買シグナルを分ける.

これによって円ドル為替市場の変動に影響を与えている市場をグレンジャー因果性によって予測に使えると確認し, 相関によってこれから円ドル市場が上がるのかそれとも下がるのかを考慮されたシグナルがまとめられる.

全ての市場のインジケータに対して条件に従って円ドル為替市場では買いシグナル, 売りシグナルのどちらのシグナルとして扱うかが決定したらそれぞれのシグナルの数を数えて変数に入れる. これらの処理をしたのち円ドル市場においてインジケータが一つでも売買

gbpjpy 0.0007511513812053863			
Granger causality F-test. H_0: gbpjpy does not Granger-cause usdjpy. Conclusion: reject H_0 at 5% significance level.			
Test statistic	Critical value	p-value	df
4.235	2.214	0.001	(5, 89541)
eurusd 1.0965594649518649e-07			
Granger causality F-test. H_0: eurusd does not Granger-cause usdjpy. Conclusion: reject H_0 at 5% significance level.			
Test statistic	Critical value	p-value	df
8.135	2.214	0.000	(5, 89541)

図 4.2: グレンジャー因果性を求めている様子

	EMA1 6	EMA2 20	BBAND 5	MACD1 10	MACD2 22	MACD3 11	RSI 8	STOCH1 5	STOCH2 3	DMI 12	TrendLINE 300
	EMA		BBAND	MACD				STOCH		DMI	LINE
usdjpy	0		0	0			0	0		0	0
gold	0		-1	0			0	0		0	0
jp225	-1		-1	1			0	0		0	0
us30	1		0	0			0	0		0	0
oil	1		0	0			0	0		0	0
corn	0		-1	0			0	0		0	0
eu50	-1		0	1			0	0		0	0
gbpjpy	-1		-1	1			1	-1		0	0
eurusd	1		0	-1			-1	1		0	0

図 4.3: 各市場の因果性と相関まとめ

シグナルを出し，その時売買の判断と一緒にシグナルが円ドル為替市場とグレンジャー因果性を持つ市場の全体を含めて反対の取引シグナルより多い場合，さらに最適なパラメータを用いて計算されたATRの値が上昇していることが確認出来たらオーダーをMT5に送信する。

実際に自動売買を行う際に，各市場のインジケータが条件によって分けられているのが図4.3のように表示される．このとき赤色になっているのが円ドル市場において買いシグナルと判断されたものであり，青色になっているのが円ドル市場において売りシグナルと判断されたものである．シグナルが出ているのに色がついていないのはその市場が円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性を持っていないか，それともグレンジャー因果性を持っているが相関の値が条件に満たない場合である．このようにグレンジャー因果性と相関を用いることで取引の条件を設定し因果性と相関を取引に活用する．これらのグレンジャー因果性と相関を求めるプログラムは自動売買プログラムを動かしている間は，常にバックグラウンドで動かす．取引プログラムと並行して動かし続けることでリアルタイム市場間の関係を分析することができる．これにより常に円ドル為替市場の変動の予測に使える市場を確認しながら，直近の市場においてグレンジャー因果性が確認できない市場を取引に使用することなく，グレンジャー因果性を持つ市場に出ているインジケータからの売買シグナルでこれからその市場がどちらに変動するのか予測することで，相関を用いてこれらの情報を活用するといったように因果と相関による市場データの活用を行う。

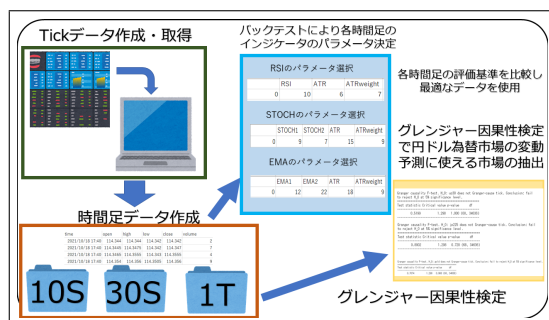


図 4.4: データ取得の流れ

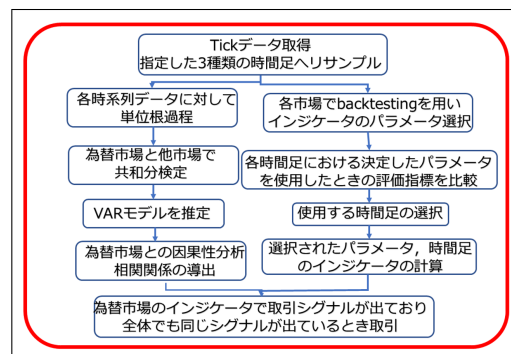


図 4.5: 提案手法の流れ

§ 4.3 提案手法のアルゴリズム

ここまで紹介した時系列間データ間の関係性を分析するグレンジャー因果性検定やFXにおける市場の時間帯による特徴、また取引に適した時間足データを使用することや、複数の時間足を見ることで多角的に市場を観察する方法が存在するなどのことがらを組み合わせることで本研究の提案手法を作成していく。本研究に用いる市場間の因果と相関、時間足の選択を活用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 4.4, 図 4.5 参照）。

Step 1: データ取得とヒストリカルデータ作成

Python を用いて MT5 から Tick データを取得してくる。Tick データはバックテストに必要なヒストリカルデータの作成に不可欠でなので、実際に今回のようなバックテストを用いて自動売買プログラムが本当に有効なのか確認するために自動売買システムで取引を行う前に、Tick データは事前に集め始める。自動売買プログラムを稼働している間は常に MT5 から Tick データを取得するが、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。MT5 から送られてくる Tick データは二種類存在し、それが Ask と Bid である。Bid が売の時の価格であり、Ask は買うときの価格を表している。トレーダ目線で考えると Bid が売値、Ask が買値である。しかしバックテストにこれらのデータをそれぞれ用いるためにはそれぞれに対してヒストリカルデータを作成し、売りと買いで分けてバックテストをする必要がある。しかし売りと買いで分けてバックテストをすると現在のパソコンでは処理に時間がかかる、今回の研究では Bid と Ask の Tick データの平均をとることで Tick データとする。

保存したデータフレームには価格の値は1つだけであるが、インジケータの計算に使用するデータセットはある期間の市場の値動きを表す 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。OHLCV 型のデータに保存されるのは一定期間の始値 (Open), 最高値 (High), 最安値 (Low), 終値 (Close), Volume である。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。

また MT5 は様々な取引を行うことができる。株式取引であったり、貴金属取引も MT5 では取引が行える。そのため為替同様にそれらの金融市場に関しても Python を用いることで Tick データが取得できるので、円ドル為替市場と同じように、Tick データを取得したらそれから同様の時間足のヒストリカルデータ作成を行う。

Step 2: 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。インジケータの計算に関しては Python に TA-Lib と呼ばれる必要な期間の OHLCV データを用意することができていれば、インジケータを計算することができるライブラリがある。今回使用するインジケータ以外にも複数のインジケータの計算を行うことができる。しかしトレンドラインに関しては TA-Lib で計算できないので、計算過程のプログラムなどは自分で作成したものを使用する。バックテストにはヒストリカルデータの最新のデータから 1200 個のデータを使用する。Backtesting.py ではより多くのデータを用いてシミュレーションを行えるが今回の提案手法はリアルタイムのデータを用いて市場の動きを予測するので、あまりにも過去のデータを含んでしまうと直近の市場において最適なパラメータ及び時間足が変わってくる可能性があるため 1200 個とした。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。バックテストの設定は初期所持金 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。最適化を各時間足に対して行うことでバックテストにより導出されるバックテストが終了した際の所持金をを比較し、最も値が大きい時間足を使用する。これによりリアルタイムにおける最適な時間足の選択がなされる。

最適化が終了したら最適な時間足におけるパラメータを 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今回使用する全ての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。またこの最適な時間足の導出、最適なパラメータの選択は自動売買プログラムを稼働している間常に動かして、市場のリアルタイムの変動に対応できるようにしておく。

Step 3: 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、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、銅、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 変数を用いて単位根検定、共和分検定を行い変数の中から、円ドル為替市場と共和分の関係にない変数を用いて VAR モデルを推定する。この時使用するのは statsmodels と呼ばれる Python のライブラリであり、今回行う単位根検定、共和分検定、グレンジャー因果性検定の他にも記述的な統計や統計モデルの推定や推論を含む統計計算を行うことができるものである。VAR モデルを推定した後、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。それらから実際に円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性を持つ市場を確認出来たら市場データを用いて円ドル為替市場とその市場とで相関を求める。

データ分析を行うために各市場におけるヒストリカルデータの値から Close の値だけで作成したデータフレームを作成する。このとき使用するヒストリカルデータはリアルタイムにおけるプログラムにおいて最適と判断された時間足のヒストリカルデータである。このデータを用いて分析を行っていく。グレンジャー因果性の有無、相関係数を実際に取引を行うプログラムで使用するために CSV ファイルに保存する。

Step 4: 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全ての市場においても行う。それぞれの市場の各インジケータが売りのシグナルを出している場合は-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 ファイルを取引プログラムが読み込むことによって図 4.1 のように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, グレンジャー因果性を用いた市場においてシグナルが出た方と逆の売買をしないと円ドル為替市場の変動に対応できないと考えるため, 他市場に出ているシグナルの逆のシグナルとして数えなくてはならない。そのようにして売買シグナルを分けただけ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。

Step1, Step2, Step3, Step4は今回の自動売買プログラムを動かしている間, 常にバックグラウンドで稼働するようにする。そうすることによって Step1 ではリアルタイムの市場の情報を常に取得することができ, Step2 ではリアルタイムの市場に適したインジケータなどのパラメータ選択, 更新を行うことができる。Step3, 4 ではリアルタイムの市場間のグレンジャー因果性を常に測ることで, 自動売買プログラムの取引において関係ない市場の情報が考慮されないようにしている。

Step 5: 最適ルールでの自動売買

ルールにより選択された売買シグナルがリアルタイムの市場でも出ていて, かつ最適なパラメータを用いて計算された ATR が上昇している場合, 市場はこれからの変動があり取引を行っても利確か損切りの幅まで市場の値動きがこれから起こると予測できるので利益を上げることができると判断としてルールに則って自動売買を行う。しかし既に MT5 にて保有しているポジションがある場合注文オーダーは MT5 に送信せず, 取引を行わないようにする。反対のポジションを保有できる取引のことを両建て取引と呼ぶがこれは一つのポジションしか持たない取引に比べてコストがかかることと, 実際のトレーダの中にも使用する人が少ないといわれているからである。例えば両方のポジションを保有すると, 取引業者などによってはそれぞれのスワップポイントが異なるため, その差額を払う必要があるからである。また取引をする際にスプレッドが通常の取引よりもかかるため, 今回のように短期足による判断を行い, 利確と損切りの幅もそこまで大きくない場合, 取引回数が多くなることが予想されるので今回はポジションは一つしか保有しないということにした。またシグナルが更新される度にモニターに図 4.5 のような条件によって分けられたシグナルと計算に使用したヒストリカルデータの Close の値の推移がグラフとして表示されるようにする。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、最適な時間足の選択、グレンジャー因果性と最適な時間足を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。Backtesting.py に用いるためのヒストリカルデータは最新のデータから 1200 個のデータを使用した。Backtesting.py で使用できるヒストリカルデータは 1200 より大きいと直近の市場の最適なパラメータを求めるにあたり、あまりにも過去の時間のデータを含んでしまうと直近の市場では最適なパラメータ出ない可能性もあるので今回は使用するデータの数を 1200 個とした。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. テンドライン



図 5.1: インジケータ最適化の様子

全てのインジケータの売買ルールで、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。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、銅、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。またプログラムは更新ごとに図 5.2 のよ

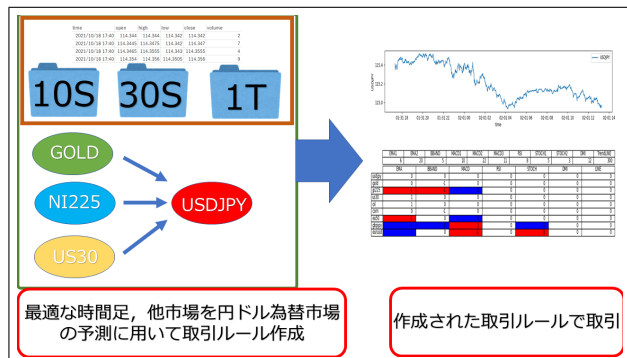


図 5.2: 市場の動きと因果性及び相関

うに円ドル市場のグラフと、市場間のグレンジャー因果性と相関が分かるように表示する
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グレンジャー因果性を持つ他市場を含めて逆の売買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. 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. 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.

売買オーダーを送ったら注文に入れたら価格に対して利確と損切りが決定され, 指値か逆指値に価格が到達するまでポジションが保持され, どちらかの値に価格が達した際に保有しているポジションを決済することで取引が終了となる. またポジションをMT5で持っているときはプログラムで注文のエントリー条件を満たしている場合でもMT5にはオーダーを送らないようにしている. これは実際のトレードにおいても同一のポジション内で買いポジションと売りポジションを同時に保有する両建て取引が推奨されていないからである. 両建ては経済合理性を欠く取引なため, デメリットが存在する. 第一に買いポジション, 売りポジションの片方のみで取引を行うよりコストがかかる. 例えば両方のポジションを保有すると, 取引業者などによってはそれぞれのスワップポイントが異なるため, その差額を払う必要があるからである. そのため長期的にポジションを保有するとトータルでのコストが大きくなる. また取引を行う際にかかるスプレッドが通常よりかかるため, 取引回数が多ければ多いほど最終的な収支に影響が出る.

新規に注文を行う際, 取引数量に応じて必要証拠金が必要となるため証拠金の余裕がない状態では希望の数量を発注できない場合がある. 市場が急激な変動をするとスプレッドが拡大するしてしまうため, 両建て取引は市場の変動による影響が大きくなることもデメリットである. こういったことから今回の提案手法においてはポジションを複数保有しないように, より多くのトレーダーと状況が重なるようにした.

また提案手法の有効性を示すため, 円ドル市場のインジケータのみを用いた取引手法 (FXのみ), 円ドル市場とその他の金融市場のインジケータを用いた取引手法 (FXと他市場のみ), 提案手法の3つの取引手法を同期間動かして最終的に比較できる評価指標の比較, また各取引を検定にかけることで実際に提案手法は有効性があるかということを判断する.

§ 5.2 実験結果と考察

今回の実験による結果はFXのみの取引手法が取引回数が268回、勝率が49%、収支が-4135円、FXと他市場のみを用いた取引手法は取引回数が162回、勝率が39%、収支が-2621円となり、提案手法は取引回数が240回、勝率が52%、収支が+8265円となった。

図5.3, 5.4, 5.5は期間中の取引プログラムの自動取引による所持金の推移を表している。FXのみの取引手法はプログラム実行当初、大きく利益を上げることができたが徐々に所持金が減っていき最終的にマイナスの収支という結果になってしまった。FXと他市場を用いた取引手法は期間中大きく利益を上げることができず、常に最初の所持金である100000円を下回るといった結果になった。提案手法は期間当初と期間の終わりごろに利益を下げる結果となってしまったが、それ以外の期間では安定して所持金を増やすことができていたため取引に関しては安定して利益を出すということが分かる結果となった。

また取引における所持金を含めた評価指標は表5.1のようになった。評価指標の一つであるプロフィットファクター（Profit Factor: PF）とは総利益が総損失の何倍かを表したものである。総利益を総損失で割った商で求めることができる。総利益が総損失を上回っている場合、PFは1以上となる。提案手法は1.1という値が出ている一方、FXのみの取引手法及びFXと他市場を用いた取引手法は1以下の値が求められておりグラフから見てわかるように総利益が総損失以下だということが示されている。モデル1がPFの値が1を超えているため、今回と同じような期間を同様のプログラムで動かした場合、損失の1.1倍の利益を今後動かしたとしても出すことができると考えることができる。

リカバリーファクター（Recovery Factor: RF）はリスクリターン率とも呼ばれる評価指標であり、損失に対してどの程度の利益が期待できるかという自動売買プログラムの潜在的な見込みを示す評価指標である。リカバリーファクターの値が大きいほど、より少ないリスクでより大きな利益が得られる可能性が高いということもできる。RFは純利益を最大ドローダウンで割った商で求めることができる。提案手法は2.04という結果になったので提案手法による自動売買プログラムを今後の市場において動かし続けても利益が期待できる一方、FXのみの取引手法とFXと他市場を用いた取引手法はマイナスとなってしまう今後においても利益の見込みがないことがこの指標から分かる。今回のように短い期間のみのシステムの稼働は実際に長期間運用した場合、マイナスになる可能性も含まれているため短期間の稼働で得られたリカバリーファクターの値は長期間動かしたと仮定したときに結果を想像するための一助となるような評価指標である。RFの値を見ると今回の提案手法による自動売買プログラムは今回よりも長い期間動かしたとしても利益が見込めることを示している。

期待値（Expectancy: EXP）は総損益を総取引数で割った商で求められる評価指標であり、1回のトレードで期待できる損益額を表す。トレードに要する時間によって数値の水準は変わり、1回のトレードに長時間費やすような場合は数値は大きくなり、今回のように1回のトレード時間がそこまでかからない場合小さくなる。モデルを比較すると提案手法は1回のトレードで+34の収支が見込めることが分かり、それ以外の二つの手法では1回トレードをするごとに収支がマイナスになることが予想されることが数値より分かる。今回の提案手法は取引回数を見てもわかるように一つのポジションを保持している時間は長くなく、複数の取引を行うことにおいて利益を挙げることが目的としたシステムのため一回のトレードで+125を期待できるのはシステムが最適なトレードを行えているためであると考えられる。

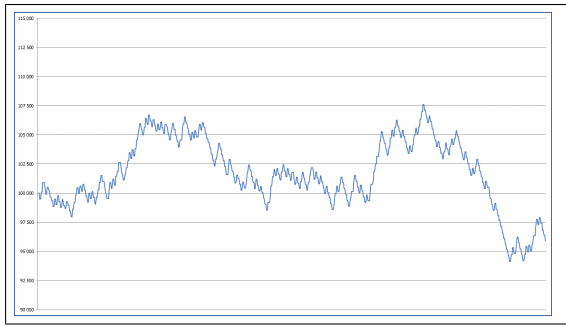


図 5.3: FX のみの所持金推移

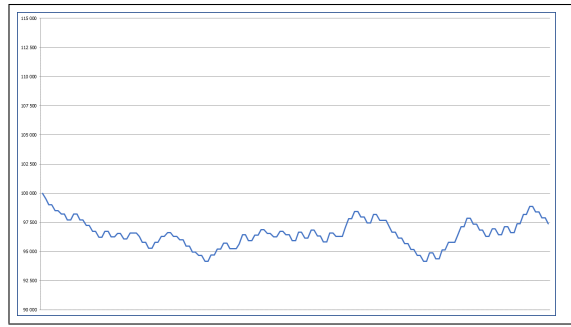


図 5.4: FX と他市場のみの所持金推移

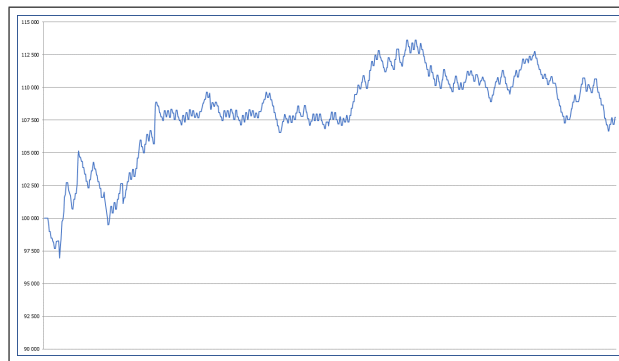


図 5.5: 提案手法の所持金推移

これらの指標から今回の市場間の影響を考慮して最適な時間足を選択するという取引手法は利益を出す取引手法を選択できているということを考えることができる。また利大損小を狙ったことによって一回の取引でプラスの場合とマイナスの場合を比較するとプラスの場合の方が決済時と注文したときの価格に差があるため利確と損切りの幅を違うことにしたのがプラスに働いていると考えられる。しかし一方で利確に追加する幅が大きくて、損切りの幅と同じ利確幅であったら取引がプラスで決済出来たという場面がわずかに存在した。このことからバックテストにて利確に追加する値をもう少し小さいものにした方が良くとも考えられた。バックテストにおける最適な利確幅に追加する幅を決定する値をもう少し細かく設定してもよいと考えられる。

また今回は使用するインジケータ7個のうちオシレータ系と呼ばれる種類のものが4個使われていた。オシレータ系の特徴として基本的に逆張りで売買シグナルが出るというものがある。トレンド系は基本的に順張りの取引の売買シグナルが出るといった特徴がある。モデル1の所持金の推移において、一か所大きくマイナスとなっているがこれは価格が長めに上昇のトレンドを見せたときであり、オシレータ系のインジケータの多くが逆張りで売りのシグナルを出してしまっていた。結果いるところがあとして長期的に形成されたトレンドに対しては提案手法では利益をあげるのが他の相場に比べて難しいことが考えられる。オシレータ系とトレンド系にはそれぞれのメリット、デメリットが存在するため組み合わせを変えた方が成績が上がると考えた。またインジケータの組み合わせに関しても今回のように複数用意したものの中から、その時一番利益が出せる組み合わせのものを選択して売買に用いることができたならさらにシステムが改善されるのではないかと考える。

表 5.1: 各取引手法の評価指標

	収支	PF	RF	EXP
FX のみ	-4135 円	0.96	-0.71	-16.18
FX と他市場	-2621 円	0.89	-0.45	-15.43
提案手法	+8265 円	1.1	2.04	34.44

次に提案手法とその他の取引手法との有意差を調べるため期間中における一日ごとの取引結果で F 検定, t 検定を用いて検定した. 提案手法と FX のみの取引手法とで検定を行った. 有意差を示せるのはプログラムを動かしていた 8 日間のうち 1 日という結果になった. 有意差を示すことができたのは 7 日目における取引であり, F 検定の有意水準 5% で p 値が 0.371 となり等分散性が採択されたので 2 標本における母集団が等分散と仮定した場合の t 検定を行った. t 検定をしたところ表 5.2 のように統計量 t が有意水準 5% に両側検定における臨界値より大きく p 値が 0.022261 となり有意差が見られた.

また提案手法と FX と他市場を用いた取引手法とで検定を行った場合, 期間中における有意差を示せる日数は 2 日間となった. 有意差が示せたのは 2 日目と 7 日目だった. 2 日目における取引に対する検定は, F 検定の有意水準 5% で p 値が 0.0312147 となり等分散性が棄却されたので 2 標本における母集団が等分散でないと仮定した場合の t 検定を行った. 表 5.3 のように t 検定をしたところ統計量 t が有意水準 5% に両側検定における臨界値より大きく p 値が 0.0259848 となり有意差が見られた. 7 日目における取引に対する検定は, F 検定の有意水準 5% で p 値が 0.48 となり等分散性が採択されたので 2 標本における母集団が等分散と仮定した場合の t 検定を行った. 表 5.4 のように t 検定をしたところ統計量 t の絶対値が有意水準 5% に両側検定における臨界値より大きく p 値が 0.008958 となり有意差が見られた.

有意差が示せなかった日であっても取引結果は提案手法の方が良かったこと, さらに全体を通した収支や評価指標から見ても提案手法の方が他の二つの取引手法に対して良い結果を得ていることから今回の提案手法は時間足を選択しない手法と比較して最適な取引ルールを構築して取引を行うことができる自動売買プログラムであるということが言える.

時間足を選択しない手法は 1 分足のヒストリカルデータのみを参照して各インジケータの計算, 最適なパラメータの導出, 市場間の関係を測っている. 3.3 節で書いたように時間足は取引においてとても重要な物である. 検定結果からも一つの時間足を用いて取引を行うより複数の時間足データで市場の売買判断を行う方が良いということが分かる. しかし, 今回の実験において使用した時間足が 10 秒, 30 秒, 1 分と種類が多くなかったため, より多くの種類の時間足を用意してその中から最適なものを選ぶことができるようになればより良い成績になるのではないかと考える. 特に今回の実験においてはリアルタイムの市場の動きを表す Tick データを使用していたこともあり, 短期の時間足を使用することでリアルタイム市場の動きを把握, さらに将来の市場の予測を行っていたが 15 分足や 30 分足さらにはそれよりも長い長期の時間足データを見ることで市場に形成された強いトレンドなどにも対応できるのではと考える. また今回はヒストリカルデータ作成に用いる Tick データに対して Ask と Bid の平均の Tick を取るようにしていたが, 売りのシグナルを考えるなら Bid の Tick を用いてインジケータなどの計算に使用し買いのシグナルを考えるなら Ask の Tick を用いて判断することができれば市場と同じ状況でバックテストを行って成績が向

表 5.2: FX のみの 7 日目の取引の検定

	提案手法	FX のみ
平均	139.474	-150
分散	278194.4	244066.66
観測数	57	25
プールされた分散	267956.1	
仮説平均との差異	0	
自由度	80	
t	2.3311	
$P(F_i=f)$ 片側	0.01131	
F 境界値片側	1.664125	
$P(F_i=f)$ 両側	0.022261	
F 境界値両側	1.990063	

表 5.3: FX と他市場の 2 日目の取引の検定

	提案手法	FX と他市場
平均	155.588	-153.871
分散	401837.52	203177.85
観測数	34	31
仮説平均との差異	0	
自由度	63	
t	2.283047	
$P(F_i=f)$ 片側	0.0029924	
F 境界値片側	1.6706489	
$P(F_i=f)$ 両側	0.0259848	
F 境界値両側	2.0002978	

表 5.4: FX と他市場の 7 日目の取引の検定

	FX と他市場	提案手法
平均	-141.556	139.473
分散	281099.8	278194.36
観測数	45	57
仮説平均との差異	0	
自由度	100	
t	-2.66579	
$P(F_i=f)$ 片側	0.004479	
F 境界値片側	1.660234	
$P(F_i=f)$ 両側	0.008958	
F 境界値両側	1.983972	

上すると考える。

検定結果から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が分かる。このことから提案手法は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。また時間足を選択できることによりマルチタイムフレーム分析のようなことが可能になり、一つの時間足データを利用して市場の将来の値動きの予測を行ったり、取引ルールを獲得するといった自動売買プログラムより有効な手法であることが分かる。今回の実験は約 2 日の間プログラムを動かしたので、長期的にプログラムを動作させた場合今回のように提案手法において十分な利益を確保しつつ自動で取引が行えるのかが分からないが、各評価指標の値を考えると長期的にシステムを運用しても安定して成果を挙げることができると考えられる。

おわりに

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が円ドル為替市場に対してグレンジャー因果性を持つのかを確認した。さらにそれらの市場間の関係を考慮することで、円ドル為替市場の過去データを使用したインジケータからでは予測できない市場の値動きにも対応して取引を行う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るマルチフレーム分析をした取引ができるようにした。

今回の実験による結果は円ドル市場のインジケータのみを用いた取引手法が取引回数が268回、勝率が49%、収支が-4135円、円ドル市場とその他の金融市場のインジケータを用いた取引手法は取引回数が162回、勝率が39%、収支が-2621円となり、提案手法は取引回数が240回、勝率が52%、収支が+8265円となった。

提案手法の有効性を示すために、提案手法と円ドル市場のインジケータのみを用いる取引手法と円ドル市場と他の金融市場のインジケータを用いる取引手法を同時に動かすことで得られた結果に対して検定を行った。有意差を示せるのはプログラムを動かしていた8日間のうち1日という結果になった。有意差を示すことができたのは7日目における取引であり、t検定をしたところ統計量tが有意水準5%に両側検定における臨界値より大きくp値が0.022261となり有意差が見られた。

また提案手法とFXと他市場を用いた取引手法とで検定を行った場合、期間中における有意差を示せる日数は2日間となった。有意差が示せたのは2日目と7日目だった。2日目における取引に対する検定は、t検定をしたところ統計量tが有意水準5%に両側検定における臨界値より大きくp値が0.0259848となり有意差が見られた。7日目における取引に対する検定は、t検定をしたところ統計量tの絶対値が有意水準5%に両側検定における臨界値より大きくp値が0.008958となり有意差が見られた。

今後の課題として、10市場においてそれぞれ7個のインジケータを動かし、最適なパラメータを求めているので使用していたパソコンの処理が重くなったりなどの様子が見受けられた。今後さらに動かすプログラムの数を増やすとなるとパソコンでは処理できないかもしれない。さらに処理が重くなることによって本実験の特徴であるリアルタイム性が損なわれてしまうかもしれない。従ってどうリアルタイム性を損なうことなく提案手法の性能向上を図るか、さらに今回の提案手法は選択できる時間足が3種のみで全部が短期足での実装となったので、さらに多くの時間足を用意することで長期の時間足を選択肢に含めた場合、取引の成果が大きくなるのか現在の時間足のヒストリカルデータにさらなる時間足を追加することである。

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年生の高田知樹氏に謝意を表します．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] 松井藤五郎, 後藤卓 “強化学習を用いた金融市場取引戦略の獲得と分析”, 人工知能学会誌, Vol. 24, No. 3, pp. 400-407, Dec 1994.
- [3] 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.
- [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] 矢島美寛, “時系列解析における長期記憶モデルについて”, 応用統計学, Vol. 23, No. 1, 1996.
- [7] 加納隆, “為替レートのランダムウォークネスとファンダメンタルズ: 動学的確率的一般均衡分析からの視点”, 平成 24 年度金融調査研究会報告書, Jul. 2013.
- [8] 内田純平, 穴田一 “売買シグナルの強弱を考慮した Genetic Network Programming による外国為替取引戦略”, 人工知能学会全国大会論文集第 34 回全国大会, 2020.
- [9] “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.
- [10] 王亜騰, アランニャ・クラウド, 狩野均 “多目的 GA で獲得した非劣解集合の多数決戦略に基づく外国為替取引手法”, 情報処理学会研究報告, Vol. 26, pp. 1-6, Dec. 2016.
- [11] SUKIMA TIME FX “5 分でわかる!トレンド系インジケーターとオシレーター系インジケーターの違い!どっちがいいの?おすすめは?”, <https://sukimatimefx.com/indicator-type/>. 閲覧日 2021.10.18.
- [12] “【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.
- [13] 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, pp. 282-282, 2008.
- [14] 茂木快治 “混合頻度ベクトル自己回帰モデルとグレンジャー因果性検定”, 日本統計学会誌, Vol. 50, No. 1, pp. 1-14, Sep. 2020.
- [15] 得田雅章 “構造 VAR モデルによる金融政策効果の一考察”, 滋賀大学経済学部研究年報, Vol. 14, 2007.

- [16] 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.
- [17] 福島豊, “日本のマクロ変数の単位根検定”, 日本銀行金融研究所 [金融研究], Vol. 13, No. 4, Dec 1994.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] “【FX 用語】東京時間, 欧州時間, ニューヨーク時間の相場の特徴”, <https://fx-expertner.com/fxsyuhou/9223/>. 閲覧日 2021.11.13.
- [21] 岩崎有基, 松下光範 “予想材料に基づく為替の動向情報分析を目的としたニュース記事分類手法”, 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 20, pp. 1-8, 2020.
- [22] 渡部敏明 “ボラティリティ変動モデルの発展と株式収益率データへの応用”, 現代ファイナンス, No. 3, pp. 15-41, Mar. 1998.
- [23] Badarch Tsesrenehmed, “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.
- [24] 外為どっとコムマネ育, “FX で有利なポジションを狙える MTF(マルチタイムフレーム) 分析”, <https://www.gaitame.com/media/entry/2020/05/19/160137>. 閲覧日 2021.12.27.
- [25] “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.