

要約

1996 年の外国為替取引の完全自由化により外国為替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。現在では多くのトレーダーが、コンピュータを駆使することで自動的にルールに従い取引をするシステムトレードを導入している。また人工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。本研究では、リアルタイムで取得した Tick データを使用して、Long Short-Term Memory による機械学習を行い、さらには他市場が円ドル為替市場に与える影響を考慮することで未来の値動きを予測し自動的に取引に用いる分析手法を考える。

キーワード：外国為替取引, VAR-LINGAM, RNN, 投資戦略, 自動売買

1 はじめに

1996 年の外国為替 (Foreign Exchange: FX) 取引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。現在では多くのトレーダーが、コンピュータを駆使することで自動的にルールに従い取引をするシステムトレードを導入している。また、金融市場への他市場からの影響を調べる研究[1]や人工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[2]もおこなわれている。しかし、為替市場においてそれらを用いて自動売買をする研究は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的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。

2 波及効果と自動売買

2.1 金融経済の要因と因果関係

為替に影響を与える要因としてマクロ経済データと市場間データというものが存在する。

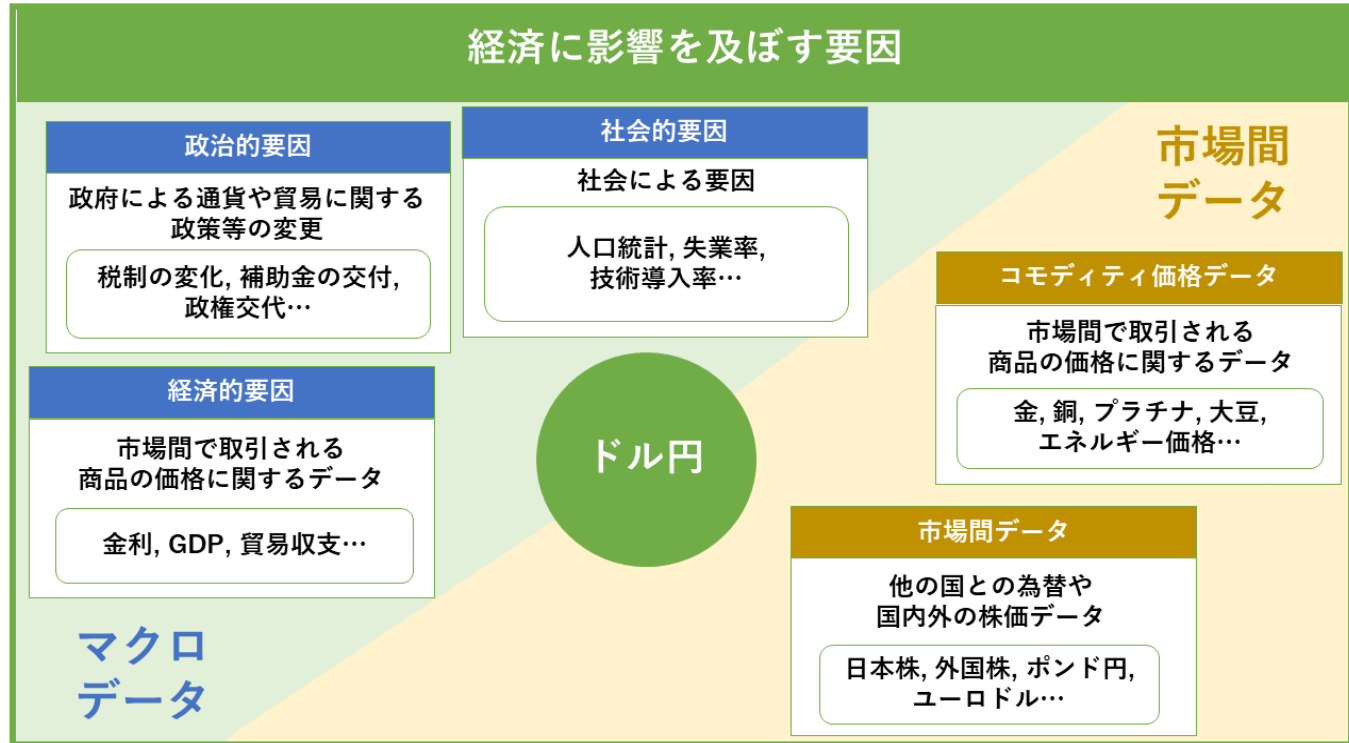


図1 ドル円為替市場に影響を及ぼす要因

ベクトル自己回帰 (Vector Auto Regressive: VAR) モデルは、多変量時系列データを分析する統計的手法であり、柔軟性や汎用性から将来予測の分野などで特に注目を集めている。この手法では複数の変数が同時に相互作用する複雑なシステムを捉えることができる。経済の分野においては、VAR モデルは異なる経済指標や変数間の相互作用を捉え、経済の動向や政策の影響を理解するために頻繁に活用されている。2008 ～ 09 年における日本の株式価格下落に影響を与えた主要な要因は何であるかについて、日経平均株価、ニューヨーク・ダウ＝ジョーンズ平均株価、ドル円為替市場、原油先物価格の 4 変数 に対して VAR モデルを用いて検証する研究[3]があり、経済の分野でも幅広く利用されていることがわかる。

2.2 時系列を考慮した因果探索

因果探索手法の 1 つに Linear Non-Gaussian Acyclic Model(LiNGAM)がある。LiNGAM は、変数間の因果関係を推定し、因果関係の方向性を解析することができる手法であり、因果グラフを通じて複雑な因果関係を理解するのに役立つ。

時間軸上の因果関係を考察するモデルとして、A. Hyvarinenらは、LiNGAM を拡張し、時系列の連続変数データの因果関係を解明するモデルを開発した[4]。この手法は、Vector Auto Regression-Linear Non-Gaussian Acyclic Model(VAR-LiNGAM)と呼ばれ、基本的な LiNGAM と VAR モデルを組み合わせたものである。VAR が過去から現在への因果関係のみを分析するのに対して、VAR-LiNGAM は過去から現在への因果関係とともに、同時刻における因果関係も同時に分析することが可能である。また、同時刻における因果関係を推定することで、時間差のある因果関係をより正確に推定することができるという特徴を持つ。

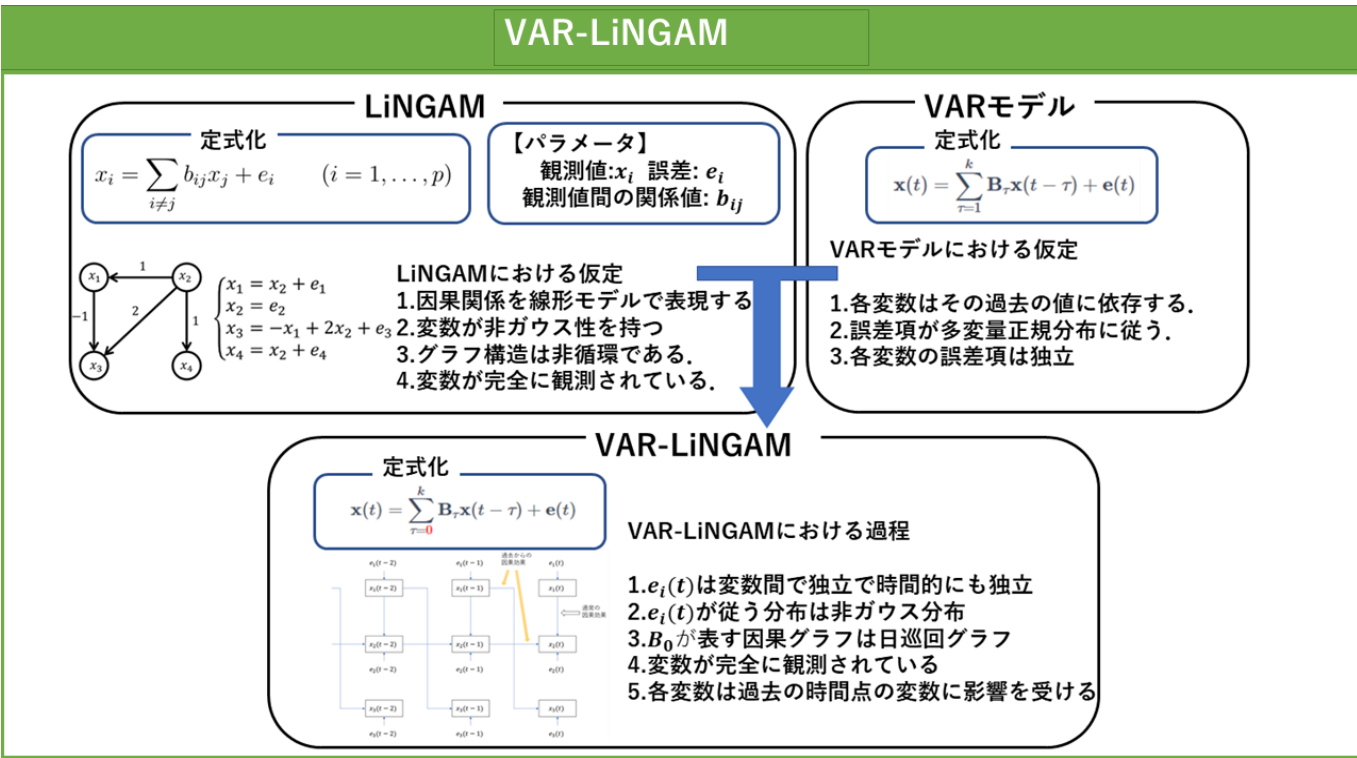


図2 VAR-LiNGAMによる因果探索

2.3 投資戦略と自動売買

FX は、利益を得るために相場を分析する必要があり、過去の相場や出来高などの要素から未来の相場を予測するテクニカル分析と、各国が発表する経済指標や経済ニュースや、経済に影響を与える要人の発言などを分析して未来の相場を予測するファンダメンタルズ分析がある。当日中に注文と決済を完了させるデイトレードであったり、数秒から数分程度の短期間で小さな利益を狙いその利幅を積み重ねていくスキャルピングといった手法に、テクニカル分析が用いられることが多い。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し、テクニカル分析を行う際に用いられる。

本研究において用いる取引プラットフォームは MetaTrader 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ー向けの無料アプリケーションである。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デモ口座を開き非常にリアルな取引を行うことが出来る。

3 因果関係と時系列予測

3.1 RNN による時系列予測

機械学習とは、コンピュータが膨大なデータをもとにして、複数のルールやパターンを学習し、分類や予測する技術である。機械学習のモデルには様々なものがある。例えば、時系列解析モデル、回帰モデル、深層学習モデル、アンサンブルモデルなどがある。

Recurrent Neural Network(RNN)とは、ニューラルネットワークの一種であり、特に時系列データやシーケンスデータの解析に特化したモデルである。Long Short-Term Memory(LSTM)とは、RNN の一種であり、過去の情報を長期記憶しておく記憶セルの導入により、RNN が持っていた「長期記憶の消失」というデメリットをある程度改善したものである。本研究では、多量な時系列データを扱うため、時系列解析モデルに含まれる LSTM モデルを利用する。

3.2 因果関係を組み込んだ予測

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てドル円為替市場を予測し、為替の自動売買を行っている研究[5]では、他の市場からの因果性を考慮した取引手法とドル円為替市場のみを分析した取引手法とで自動売買を行ったところ、他の市場からの因果性を考慮した取引手法のほうが勝率が高く、条件の異なる 2 つの群においてそれぞれの群の平均値の間の差が、統計的に有意なものなのかを判定する手法である t 検定により有効性を示すことができていた。

本研究において、グレンジャー因果性分析では時系列モデルにおいてある変数が他の変数に影響を及ぼしているかどうかしか判断することができないため、変数間の因果関係を推定しさらには因果性の強さを求めることができる VAR-LiNGAM を採用し、因果探索を用いて特徴量選択を行うことにより、LSTM モデルの予測精度の向上を図っている。

3.3 機械学習モデルの評価

機械学習の評価指標は、モデルの性能を測定し、改善するための重要なツールである。評価指標を正しく選定することは、モデルの精度や信頼性を確保するために不可欠である。評価指標には、分類問題、回帰問題、クラスタリング問題それぞれに特有のものが存在し、使用する目的に応じて選ぶことが必要である。本研究では、翌日のドル円の終値が前日の終値よりも上がっているかまたは下がっているかを予測するという二値分類問題であるため、評価指標には、正解率、適合率、再現率、F 値を用いた (図3参照)。

交差検証とは、データの解析と評価を交差させることでより正確な推定値を求める手法である。2 分割での評価を 1 度行っただけでは、そのテストデータが偶然予測しやすかった可能性が存在するため、データとテストデータを交差させ、それぞれの評価の平均を取得することでより正しい推定値を獲得することができる。

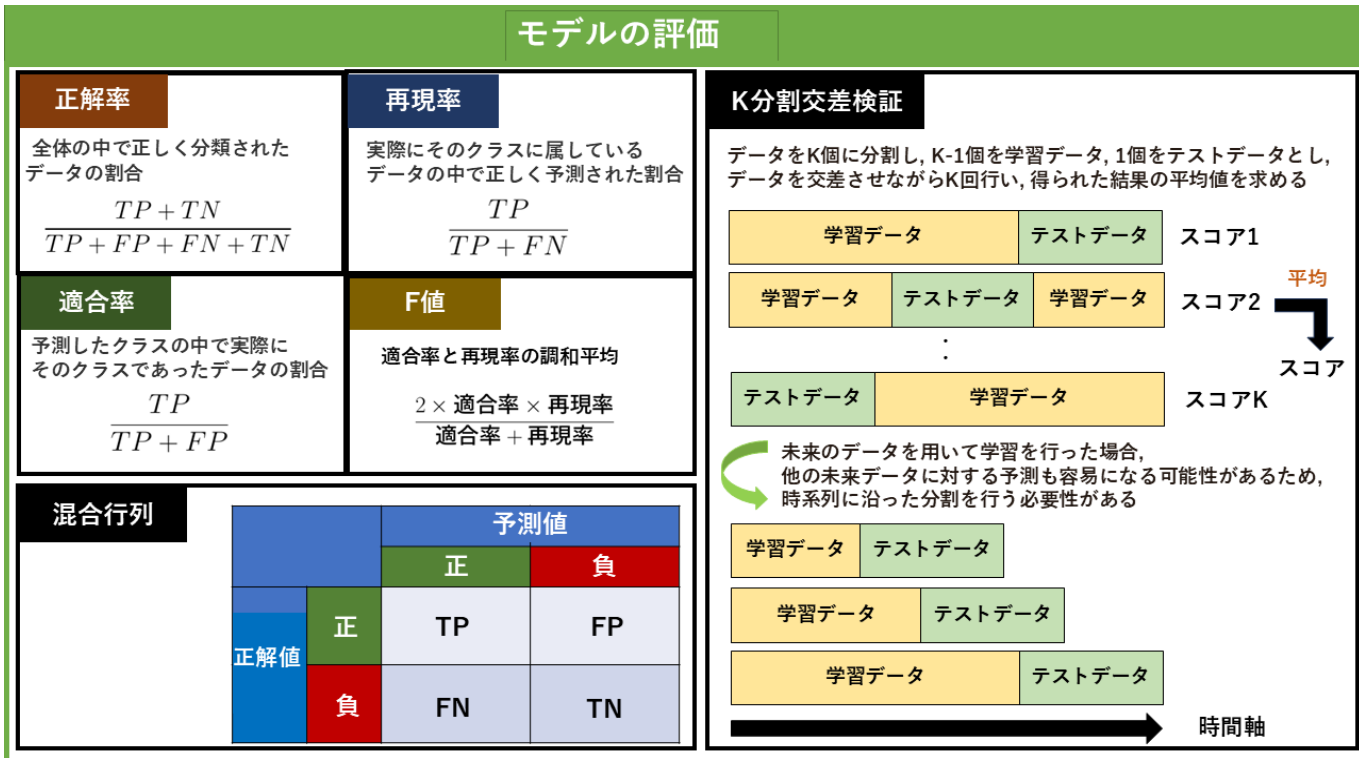


図3 機械学習モデルの評価

4 提案手法

本研究では、リアルタイムで取得した Tick データを使用して、LSTM による機械学習を行い、さらには他市場がドル円為替市場に与える影響を考慮することで未来の値動きを予測し自動的に取引に用いる分析手法を考える。まず、最新の Tick データを MT5 経由で取得し、データフレームに格納する。データフレームに格納された Tick データをリサンプルし、日足のデータフレームとして保存し、VAR-LINGAM による因果探索や RNN による時系列予測に利用する。今回はモデルの精度を上げるため、2017 年 4 月 3 日から 2024 年 10 月 31 日までの日足データを取得し、データフレームに追加した。これらのデータを用いて、VAR-LINGAM による因果探索を行い、ドル円為替市場、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、ユーロドル為替市場、プラチナ、米ドル指数の 11 個の変数がドル円為替市場に対してどのくらい影響を与えているかを求める。

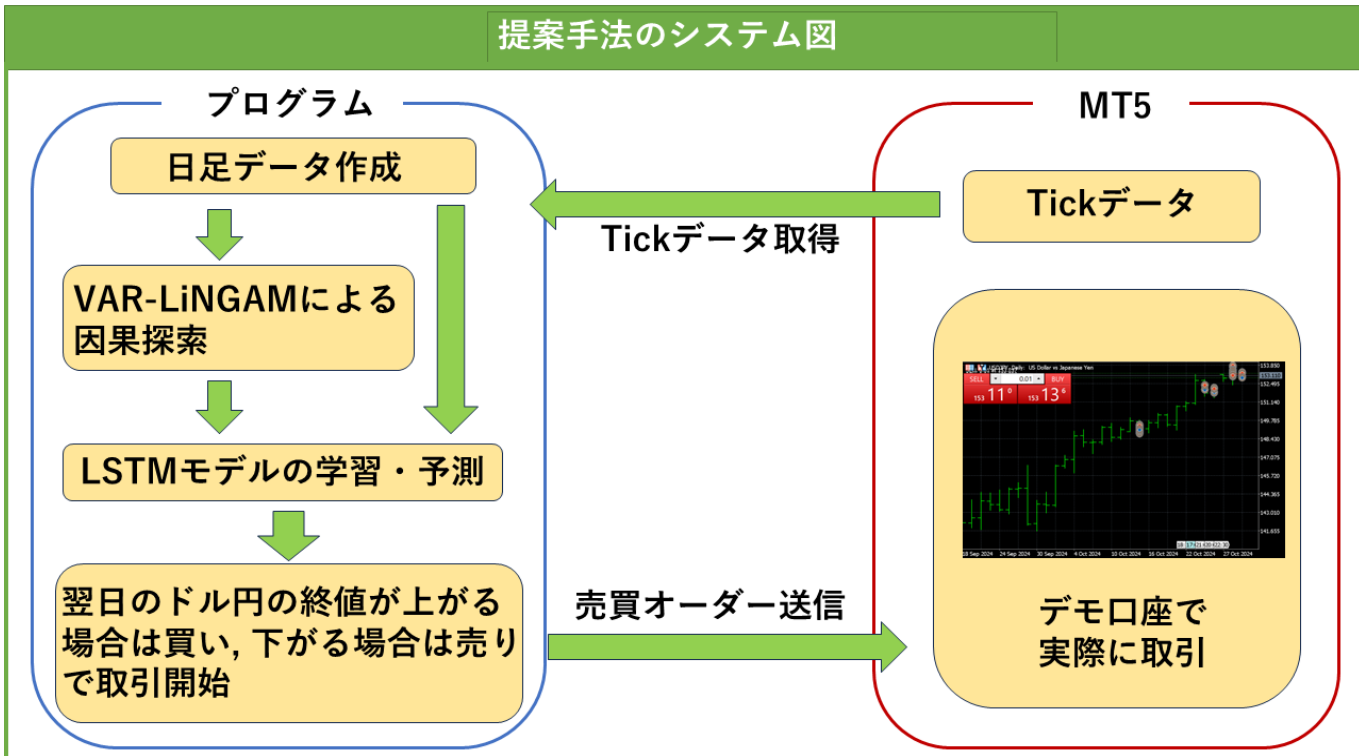


図4 提案手法の概要

VAR-LiNGAM で求めた影響の値が 0.5 以上の変数の特徴量として LSTM モデルの学習を行う。過去 60 日間のデータを用いて、翌日のドル円の終値が前日の終値よりも上がっているかまたは下がっているかを予測する。上がっている場合は買いで取引を開始し、下がっている場合は売りで取引を開始をする。翌日のドル円の終値が確定したタイミングで取引を終了する。

5 数値実験並びに考察

数値実験では、2024 年 11 月 1 日 00:00:00 ～ 2024 年 11 月 2 日 00:00:00 の期間の間、提案手法と 11 個のすべての変数の特徴量として LSTM モデルで学習を行ったものとで自動売買を行った。

原因として、VAR-LiNGAM による因果探索結果の図を見ると、ドル円為替市場と金との間に双方向矢印が見られ、VAR-LiNGAM における非巡回有効グラフであるという仮定を満たしていない。改善として、



図5 数値実験の結果

6 おわりに

本研究では、リアルタイムで取得した Tick データを使用して、LSTM による機械学習を行い、さらには他市場がドル円為替市場に与える影響を考慮することで未来の値動きを予測し自動的に取引に用いる分析手法を考えた。今後の課題として、時間足よりも短期の数分足に変更、ハイパーパラメータの調整、他の特徴量選択手法との比較、特徴量の追加などで予測精度を向上することが挙げられる。

参考文献

[1] Y. Jiang, S. Shimizu”Linkages among the Foreign Exchange, Stock, and Bond Markets in Japan and the United States”, Proceedings of Machine Learning Research 223:1–19, 2023,	国研究発表大会要旨集,pp. 1-30, Oct. 2019.	Vector Autoregression Model Using Non-Gaussianity ”, Journal of Machine Learning Reserch11 (2010) 1709-1731, 2010 年 5 月
[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	[3] 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] 木下大輔, ”市場間データを活用した高頻度データに対するパラメータ選択と最適なストラテジー構築”, 富山県立大学学位論文, 2022
	[4] A. Hyvarinen, K. Zhang, S. Shimizu, P. O. Hoyer, ”Estimation of a Structural	