



# 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

2120028 戸田真聰

情報基盤工学講座

指導教員 António Oliveira Nzinga René

## 要約

経済活動の活発化に伴い、金融市場の規模は非常に大きいものとなっている。そのため、金融市場のメカニズムに関する研究の重要性が増している。金融市場への他市場からの影響を調べる研究や、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がおこなわれている。しかし、金融市場は複雑な要因が絡み合っているため全容を明らかにすることは困難である。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用いた、為替の自動売買のための分析手法を提案をする。

**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。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。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組み合わせて自動売買をする研究は少ないよう見受けられる。

現在動いている様々な市場の情報を取得し、それぞれの要因間の因果関係を導出、その後因果探索結果を考慮した機械学習モデルによる時系列予測を行い、未来的な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。

## 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1参照)。

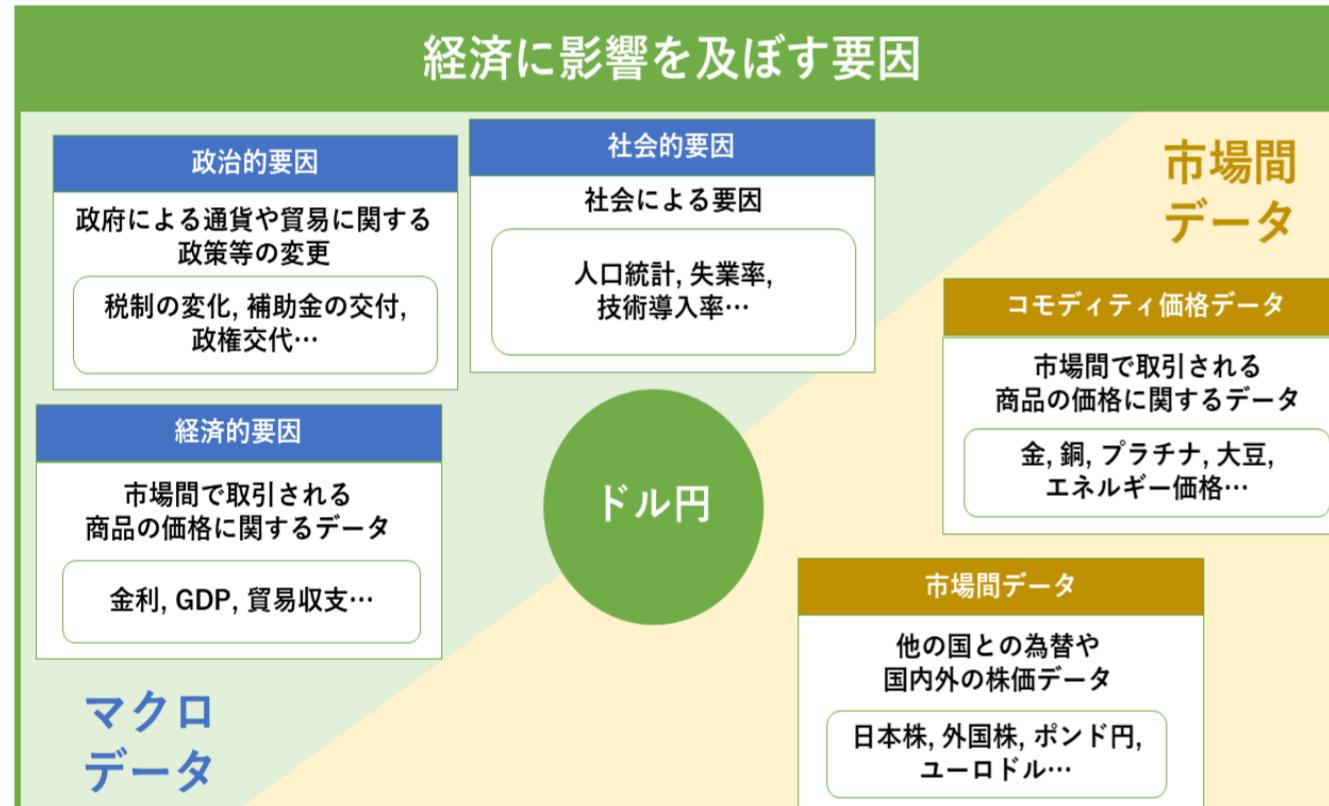


図1 ドル円為替市場に影響を及ぼす要因

ベクトル自己回帰(Vector Auto Regressive: VAR)モデルは、多变量時系列データを分析する統計的手法である。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。

### 2.2 時系列を考慮した因果探索

線形非ガウス非巡回モデル(Linear Non-Gaussian Acyclic Model: 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る(図2参照)。ベクトル自己回帰-線形非ガウス非巡回モデル(Vector Auto Regression-Linear Non-Gaussian Acyclic Model: VAR-LiNGAM)は時系列の連続変数データの因果関係を解明するモデルで、基本的なLiNGAMとVARモデルを組み合わせたものである[4]。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、同時ににおける因果関係も同時に分析することが可能である。

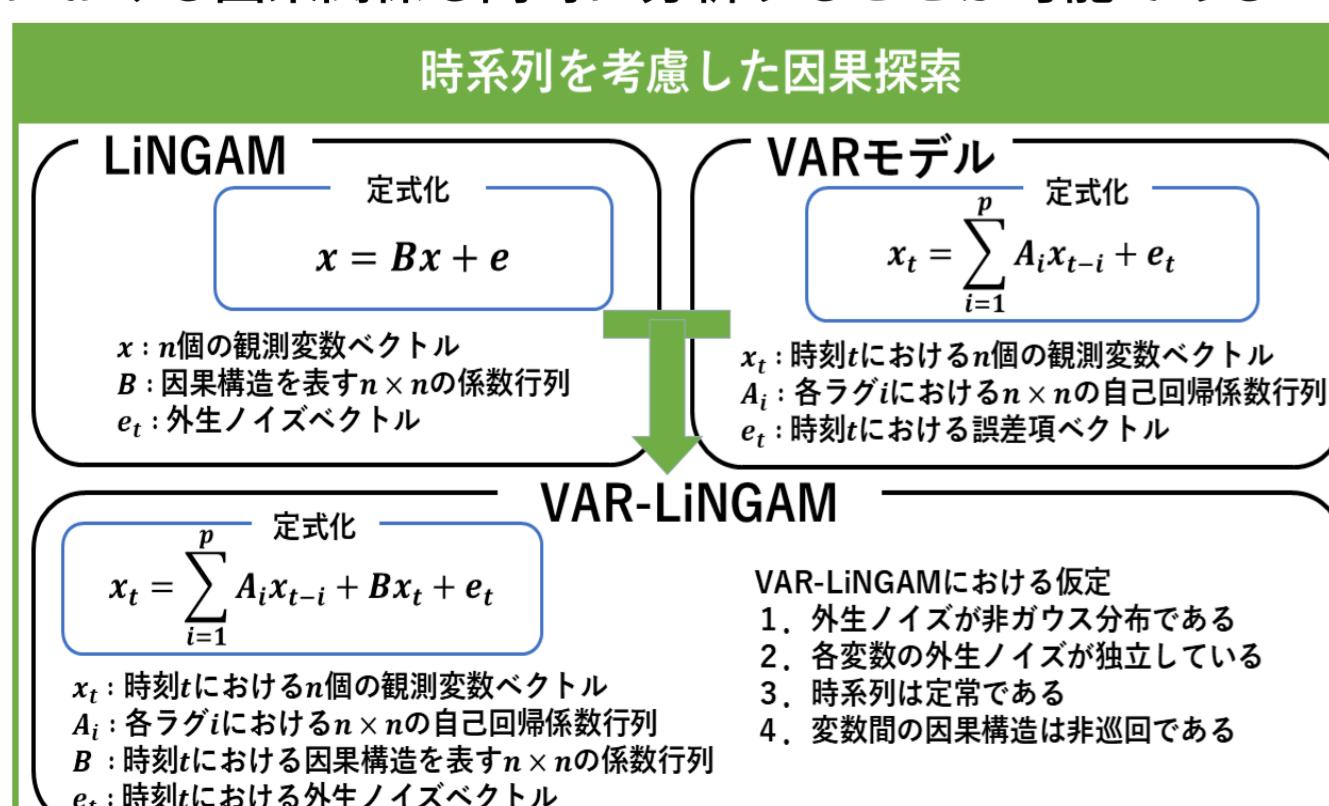


図2 VAR-LiNGAMによる因果探索

### 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し、テクニカル分析を行う際に用いられる。

MetaTrader 5(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なうことが出来る。

### 3 因果関係と時系列予測

#### 3.1 RNNによる時系列予測

時系列データの学習については、Recurrent Neural Network(RNN)が知られている。RNNモデルでは、ネットワークの隠れ層にループ構造をもたせることで時間によって遷移する時系列データの特徴を表現しているが、データの長期にわたる系列を上手く取り扱うことができず、短期的な記憶のみしか表現できないことが問題であった。これは、RNNの隠れ層のループ構造を時系列を軸にして展開すると非常に深い多層ニューラルネットワークと見なすことができるが、これにより長期的に学習した記憶を再認識できる期間に限界があったためである。これに対しRNNの一種であるLong Short-Term Memory(LSTM)では、RNNのループ構造に入出力ゲート、忘却ゲートと呼ばれる特殊なゲートを組み込むことで、長期的な記憶を表現できるようになった。

#### 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。

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を判断することができないため、本研究では変数間の因果関係を推定し、因果探索を行なうことができる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度行つただけでは、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。

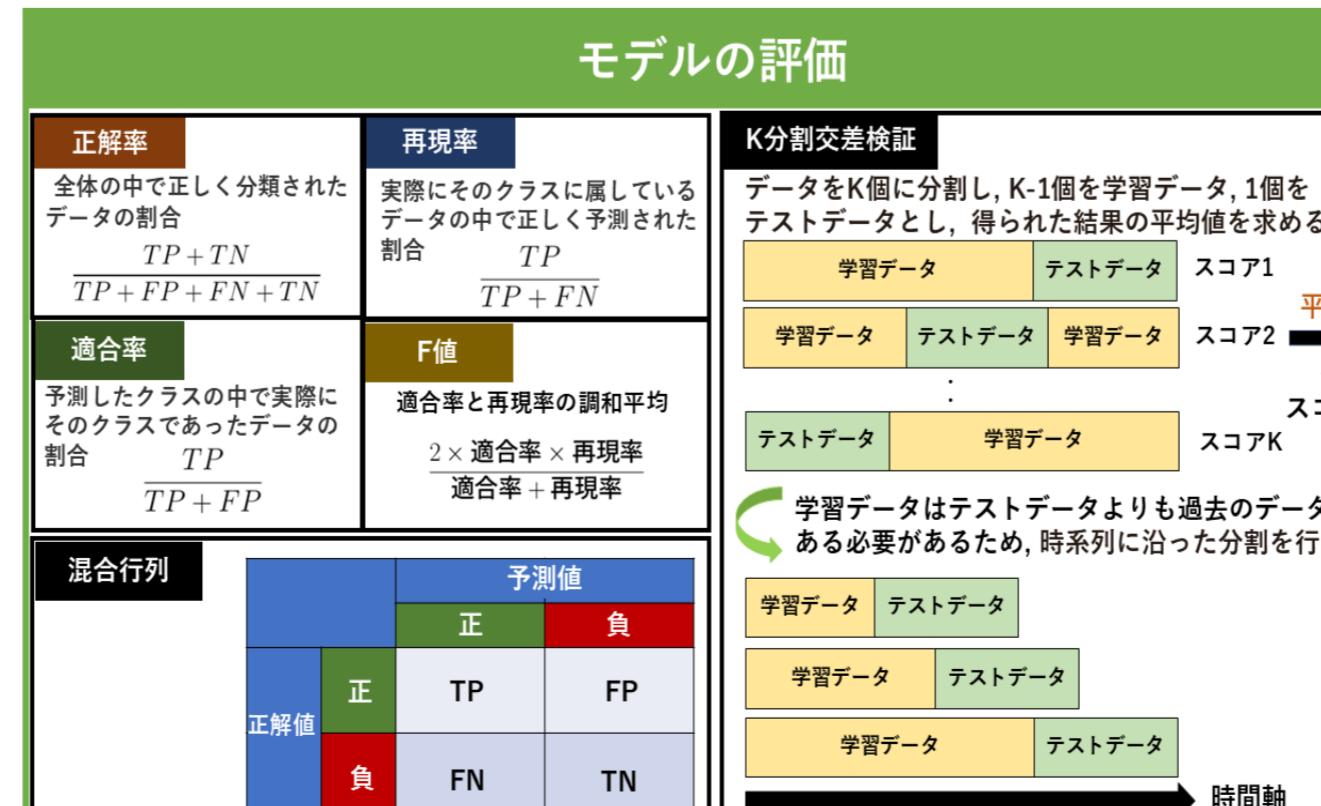


図3 機械学習モデルの評価

### 4 提案手法

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による時系列予測を利用する。リアルタイムで取得したTickデータだけではデータ数が少ないので、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、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10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。

VAR-LiNGAMで求めた影響の値が0.5以上の変数を特徴量としてLSTMモデルの学習を行なう。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(図4参照)。

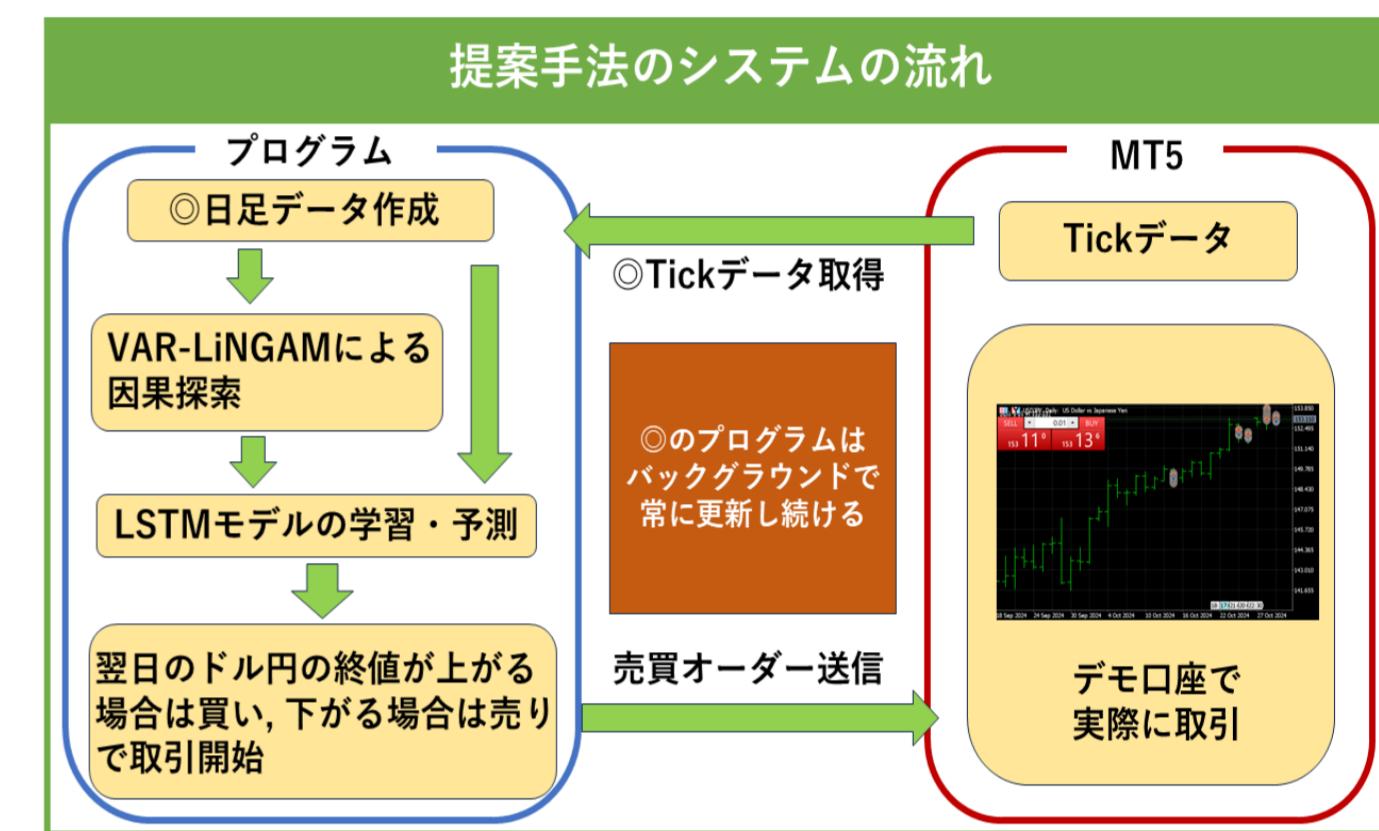


図4 提案手法の概要

### 5 数値実験並びに考察

数値実験では、提案手法と、因果探索を行なったすべての変数を特徴量としてLSTMモデルで学習を行なったものとで自動売買を行い、収支やLSTMモデルの精度を比較する。今回の実験では結果として収支はマイナスになってしまった。また、LSTMモデルの評価を見ると、提案手法とすべての変数を特徴量としたものとで、モデルの予測精度にあまり違いがみられなかった。

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、非巡回グラフであるというVAR-LiNGAMにおける仮定を満たしていない、正しく因果探索できていなかったことが考えられる。

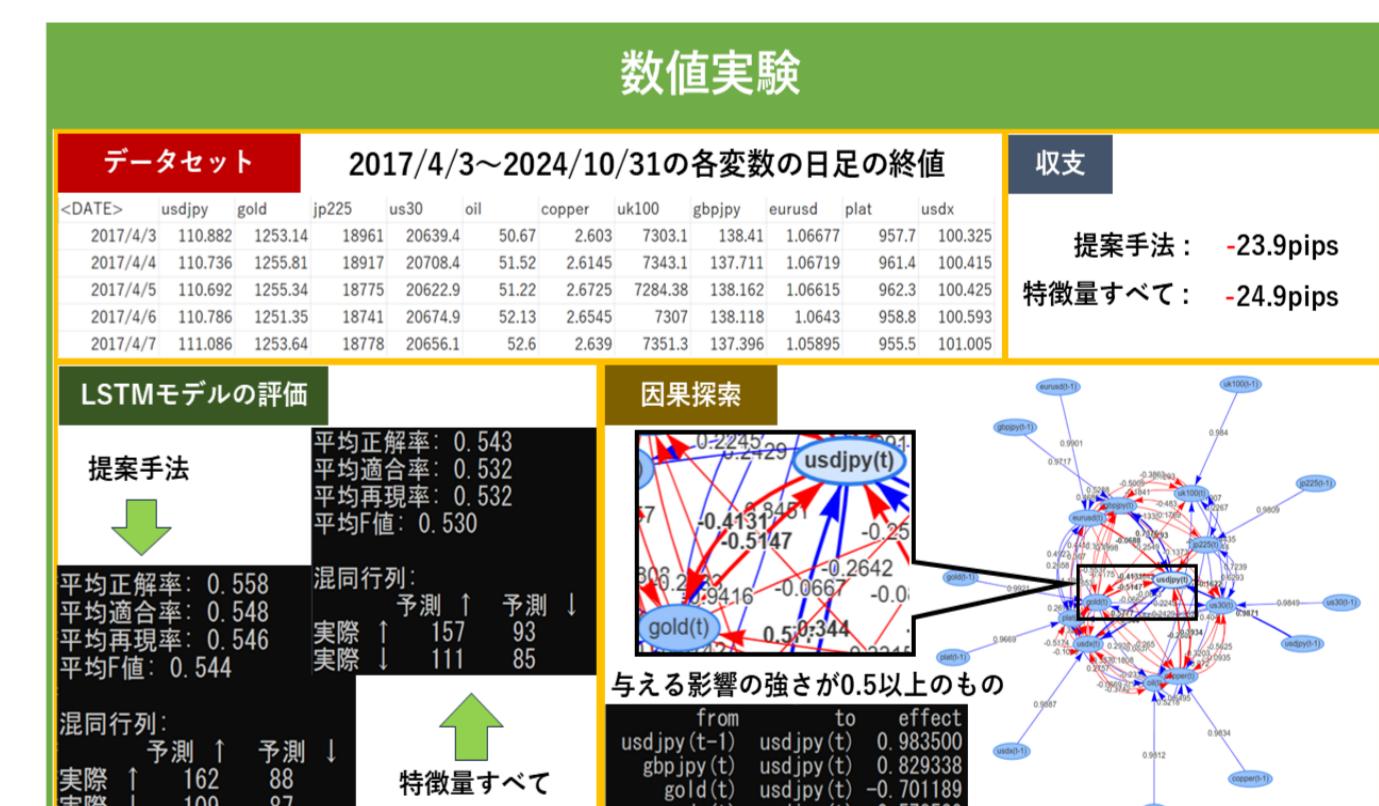


図5 数値実験の結果

### 6 おわりに

リアルタイムで取得したTickデータを使用して、ドル円為替市場に対して影響のある市場間データに対して因果探索を行い、因果関係を組み込んだ時系列予測により未來の値動きを予測し、自動的に取引に用いるシステムを作成した。今後の課題として、因果探索手法の変更、他の時間足との比較、ハイパラメータの調整、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, No.223, pp. 1-19, 2023
- [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] 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
- [4] A. Hyvarinen, K. Zhang, S. Shimizu, P. O. Hoyer, "Estimation of a Structural Vector Autoregression Model Using Non-Gaussianity", Journal of Machine Learning Research, No.11, pp. 1709-1731, 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