



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

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え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。

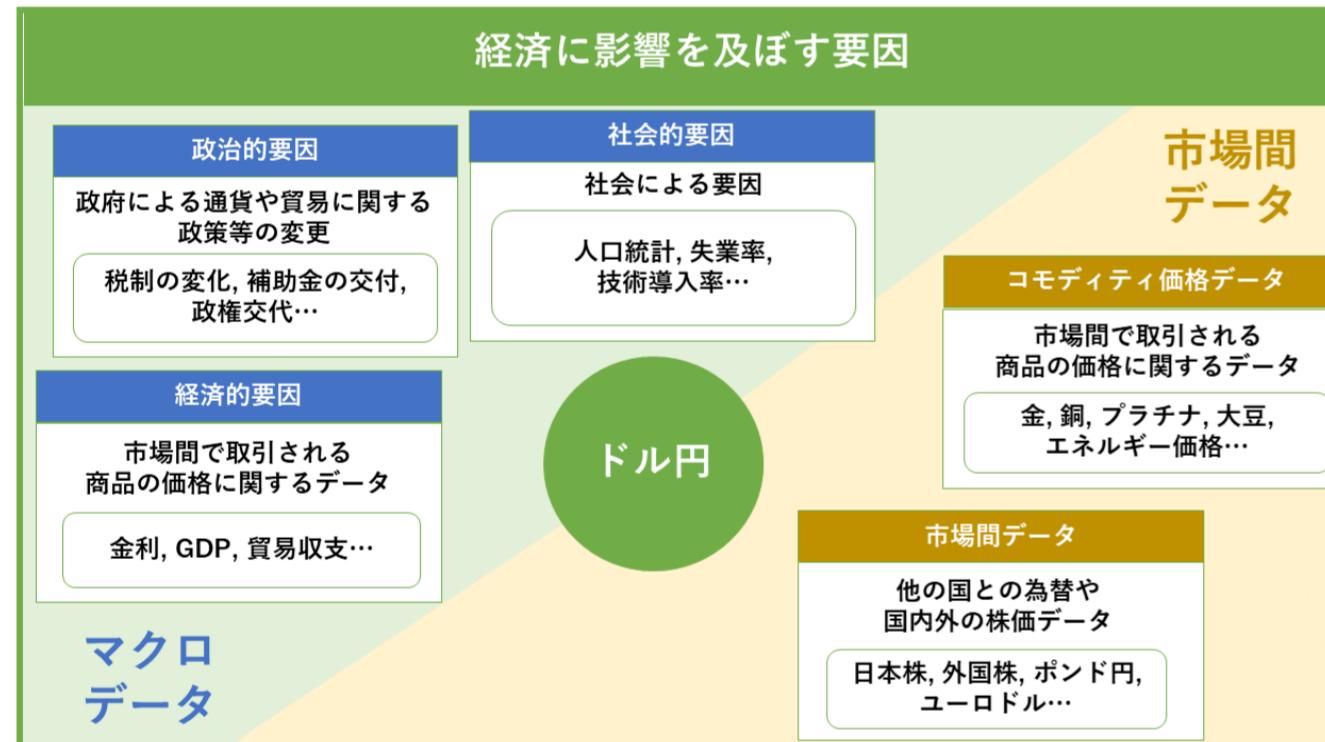


図1 ドル円為替市場に影響を及ぼす要因

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. Hyvärinen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。

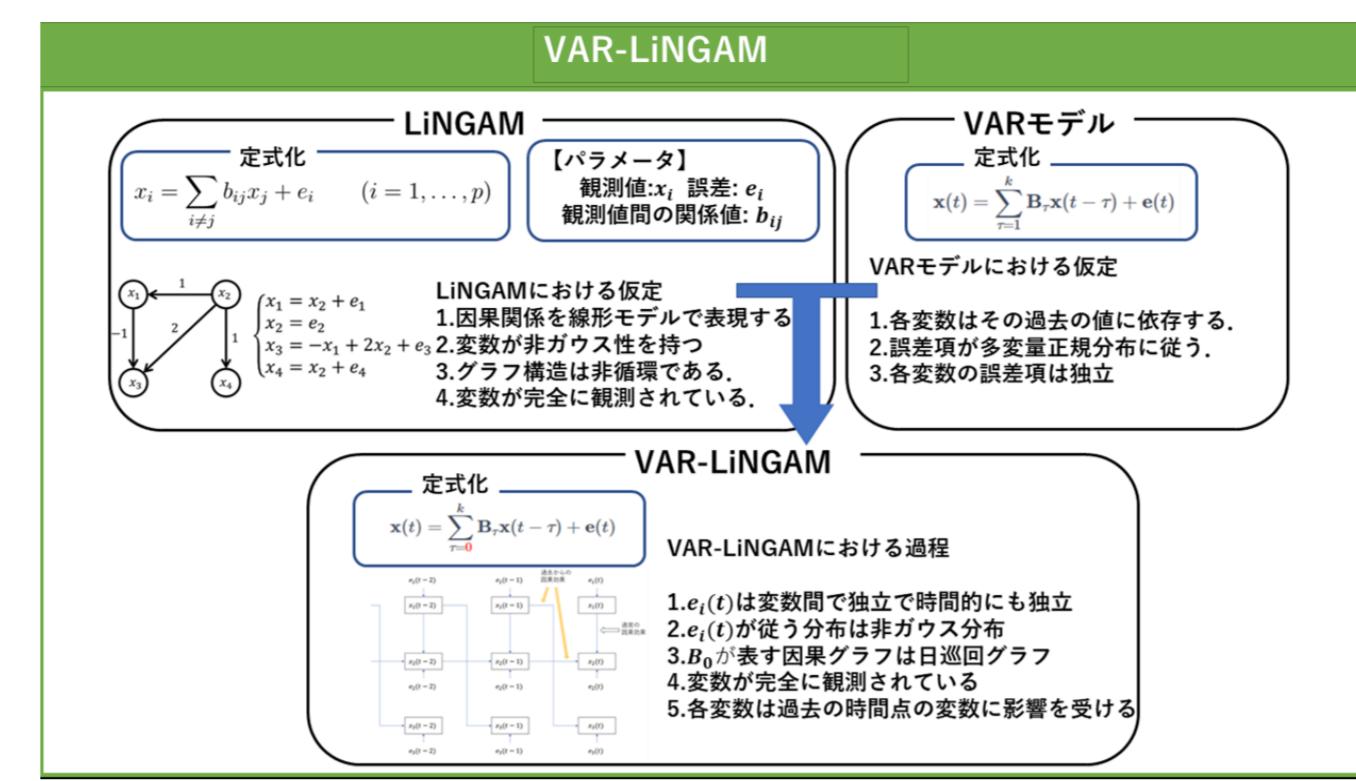


図2 VAR-LiNGAMによる因果探索

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。

今回の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

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も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、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

今回のLSTMモデルによるドル円予測では特徴量は3パターンあり、一つ目はドル円の終値のみで、二つ目はドル円、金、日経平均株価、ダウジョーンズ、WTI原油、ハイグレード銅、英FTSE、英ポンド/日本円、ユーロ/米ドル、プラチナ、米ドル指数の11個の変数の終値で、三つ目は、VAR-LiNGAMによる因果探索で求めた影響の値の絶対値が0.5以上の変数の終値である。

3.3 モデルの評価

評価指標には、正解率、適合率、再現率、F値を用いた。ここで説明に用いる↑は翌日のドル円の終値が上がることを意味し、↓は翌日のドル円の終値が下がることを意味する。

正解率とは、事例数を分母、その中でモデルが正解した数を分子にした時の値である。適合率とは、モデルが↑と予測した数を分母、その中で実際に正解した数を分子にした値である。再現率とは、正解データ中の↑の数を分母、その中でモデルが正解した数を分子にした値である。F値とは、適合率と再現率の調和平均である。

混合行列					
正解率(Accuracy)		再現率(Recall)		混合行列	
				実際は正(Positive)	実際は負(Negative)
$TP + TN$	$TP + FP + FN + TN$	TP	$TP + FN$	予測が正(Positive) TP(真陽性) True Positive	FP(偽陽性) False Positive 第1種の誤り
適合率(Precision)		F値(F-measure)		予測が負(Negative) FN(偽陰性) False Negative	TN(真陰性) True Negative 第2種の誤り
TP	$TP + FP$	$\frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$			

図3 混合行列

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、さらには他市場が円ドル為替市場に与える影響を考え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による時系列予測を利用して、VAR-LiNGAMによる因果探索を行って、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。

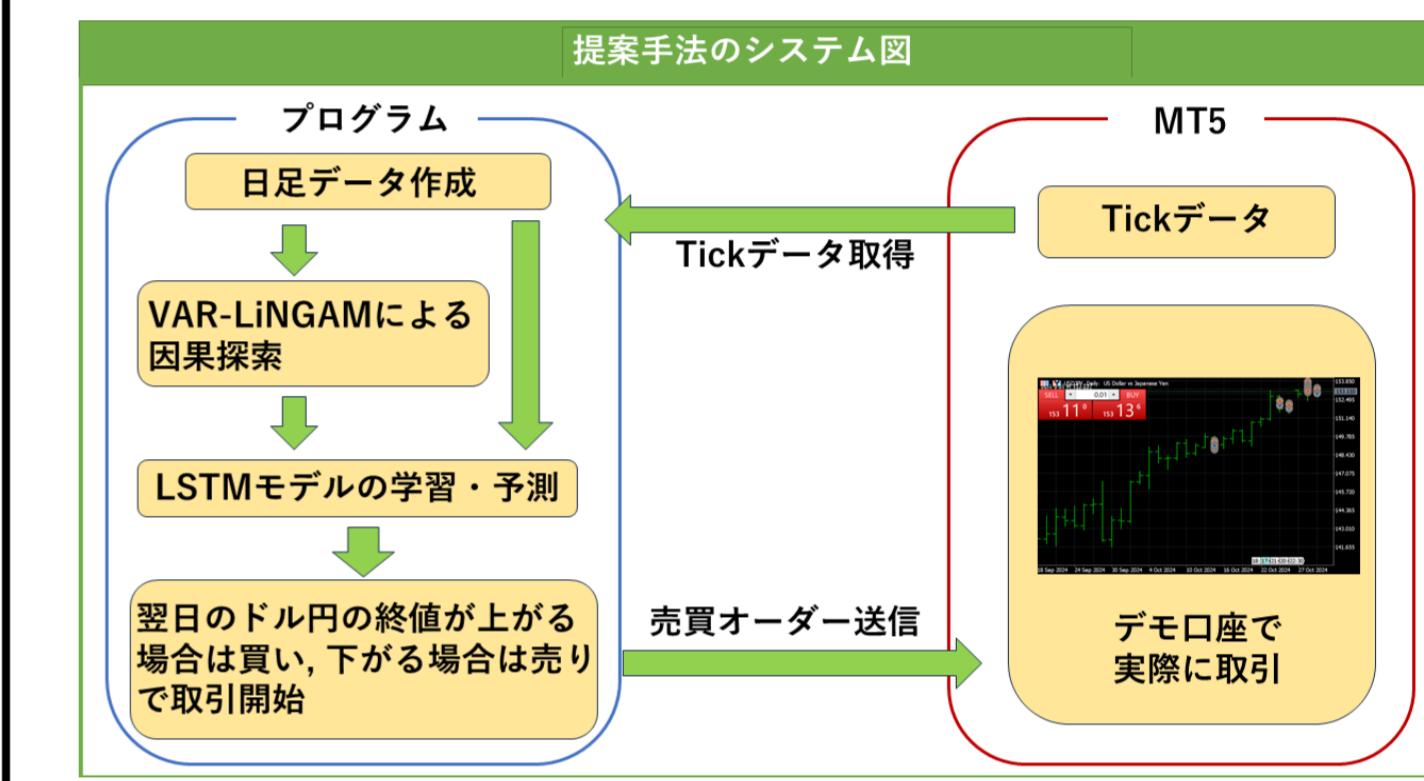


図4 提案手法の概要

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(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。

5 数値実験並びに考察

今回売買を行った期間は2024年10月29日00:00:00~2024年10月30日00:00:00で。

数値実験			
2017/4/3~2024/10/19の日足の終値			
VAR-LiNGAM	【正の因果性】	【負の因果性】	
【ドル円のみ】	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	
accuracy	0.86 0.86 0.86 100	accuracy	0.86 0.86 0.86 100
weighted avg	0.86 0.86 0.86 100	weighted avg	0.86 0.86 0.86 100
【すべて】	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	
accuracy	0.86 0.86 0.86 100	accuracy	0.86 0.86 0.86 100
weighted avg	0.86 0.86 0.86 100	weighted avg	0.86 0.86 0.86 100
【VAR-LiNGAMを考慮】	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	
accuracy	0.86 0.86 0.86 100	accuracy	0.86 0.86 0.86 100
weighted avg	0.86 0.86 0.86 100	weighted avg	0.86 0.86 0.86 100

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え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。

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,
- [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. Hyvärinen, K. Zhang, S. Shimizu, P. O. Hoyer, "Estimation of a Structural Vector Autoregression Model Using Non-Gaussianity", Journal of Machine Learning Research 11 (2010) 1709-1731, 2010年5月