

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTM による時系列予測
4. 提案手法
5. おわりに

# 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

戸田 真聰

富山県立大学 情報システム工学科

2024年10月8日

# 1. はじめに

2/13

## 背景

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTM による時系列予測
4. 提案手法
3. おわりに

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。また昨今は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や、金融市場への他市場からの影響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。

## 目的

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、 VAR-LiNGAM による時系列を考慮した因果探索を行い、円ドル為替市場に対して他市場が因果性を持つのかを確認し、その結果を考慮して LSTM による機械学習を行うことで未来の値動きを予測し、自動売買を行い利益を出すことを考える。

## 2. 金融経済の要因と因果関係

### VAR-LiNGAM

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTM による時系列予測
- 提案手法
- おわりに

MT5 から Tick データを取得し、正規化などデータの前処理を行い、VAR-LiNGAM による時系列を考慮した因果探索を行う。

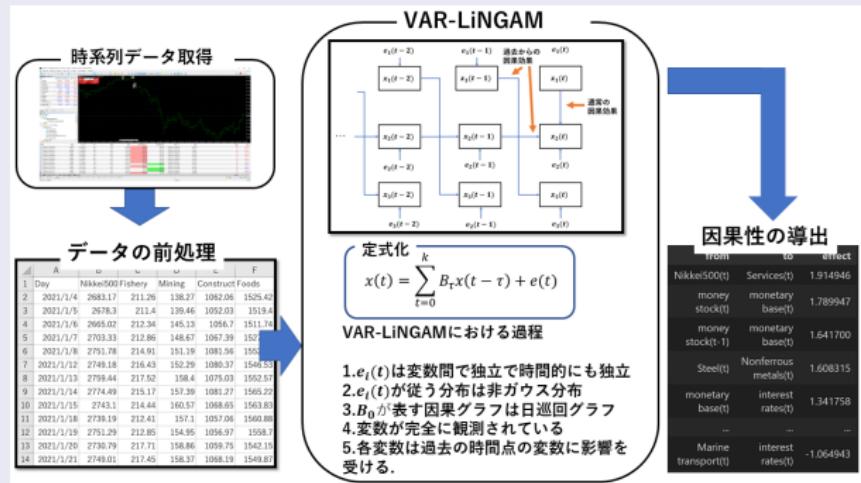


図 1: システムの流れ

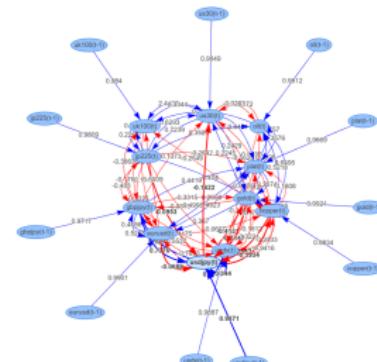
## 2. 金融経済の要因と因果関係

### VAR-LINGAM

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTM による時系列予測
- 提案手法
- おわりに

円ドル為替市場に対して、金、日経平均株価、プラチナなどが因果性を持つのかを確認する

【有向グラフ】



【実行結果】

	from	to	effect
7	usd jpy(t-1)	usd jpy(t)	0.990410
127	gold(t)	usd jpy(t)	-0.771424
134	gbp jpy(t)	usd jpy(t)	0.504803
109	usdx(t)	usd jpy(t)	0.441426
150	eur usd(t)	usd jpy(t)	-0.313684
...	...	...	...
179	gbp jpy(t-1)	usd jpy(t)	0.003856
219	eur usd(t-1)	usd jpy(t)	-0.003803
224	plat(t-1)	usd jpy(t)	-0.003665
222	uk100(t-1)	usd jpy(t)	-0.002248
211	usdx(t-1)	usd jpy(t)	0.000032

図 2: VAR-LINGAM の実行結果

### 3. LSTMによる時系列予測

#### LSTM

- RNN(Recurrent Neural Network)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。
- LSTM(Long Short-Term Memory)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。

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTMによる時系列予測
4. 提案手法
3. おわりに

### 3. LSTMによる時系列予測

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTMによる時系列予測
- 提案手法
- おわりに

#### 交差検証

交差検証 (cross-validation) とは、データセットを複数に分割し、「訓練データ」による予測モデルの学習と「検証データ」による評価を、複数回実施する方法。

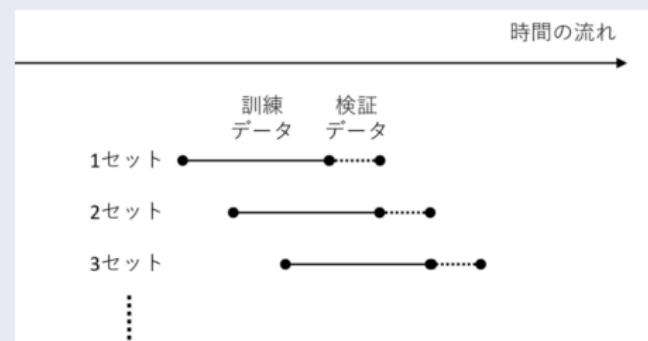


図 3: 交差検証のイメージ

### 3. LSTM による時系列予測

7/13

#### データの取得

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTM による時系列予測
- 提案手法
- おわりに

MT5 からドル円, 金, 日経平均株価, プラチナなど 11 個の項目の, 2017 年 4 月 3 日から 2024 年 10 月 25 日までの日足データを取得し, 2024 年 10 月 26 日以降のデータはリアルタイムで tick データを取得しそれを日足に変換したものと過去のデータを組み合わせている。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	<DATE>	usdjpy	gold	jp225	us30	oil	copper	uk100	gbpjpy	eurusd	plat	usdx
2	2017/4/3	110.882	1253.14	18961	20639.4	50.67	2.603	7303.1	138.41	1.06677	957.7	100.325
3	2017/4/4	110.736	1255.81	18917	20708.4	51.52	2.6145	7343.1	137.711	1.06719	961.4	100.415
4	2017/4/5	110.692	1255.34	18775	20622.9	51.22	2.6725	7284.38	138.162	1.06615	962.3	100.425
5	2017/4/6	110.786	1251.35	18741	20674.9	52.13	2.6545	7307	138.118	1.0643	958.8	100.593
6	2017/4/7	111.086	1253.64	18778	20656.1	52.6	2.639	7351.3	137.396	1.05895	955.5	101.005
7	2017/4/10	110.929	1254.16	18727	20665.1	53.49	2.603	7349.2	137.71	1.05947	939.6	100.915
8	2017/4/11	109.596	1274.2	18613	20653.5	53.77	2.605	7388.3	136.876	1.06032	970.1	100.615
9	2017/4/12	109.022	1286.09	18434	20564	53.2	2.537	7331.1	136.662	1.0663	973.3	100.035
10	2017/4/13	109.091	1286.99	18341	20469.7	53.29	2.5665	7308.8	136.365	1.06122	974.4	100.475

図 4: 取得したデータの一部

### 3. LSTMによる時系列予測

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTMによる時系列予測
4. 提案手法
3. おわりに

#### データの前処理

- ・目的変数：ドル円の終値
- ・特徴量：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 個の変数のうち, VAR-LiNGAM で求めた影響の値が 0.5 以上の変数の終値
- ・データの分割：全データを 3 分割して, それぞれで 7 割を訓練データ, 3 割を検証データとする
- ・11 個の特徴量のうち, 一つでも欠損値がある日は削除する
- ・データの正規化：データを 0 から 1 の範囲にする最小-最大スケーリングという方法を用いる。

# 3. LSTM による時系列予測

9/13

## モデルの構造

- ・ LSTM 層：3 つの LSTM 層から構築されている。各 LSTM 層は 32 ユニットを持つ。
- ・ ドロップアウト層：各 LSTM 層の後に 2 層ある。ドロップアウト率は 0.2 に設定している。
- ・ 全結合層：ユニット数は 1 に設定している。
- ・ モデルのコンパイル：最適化アルゴリズムを Adam に設定し、学習率は 0.0005 である。
- ・ モデルの学習：今回、エポック数を 150、ミニバッチサイズを 64 に設定している。

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTM による時系列予測
4. 提案手法
3. おわりに

## 4. 提案手法

10/13

### 提案手法

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTM による時系列予測
- 提案手法
- おわりに

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する。今回はモデルの精度を上げるために、2017 年 4 月 3 日から 2024 年 10 月 25 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。

次に、VAR-LINGAM による因果探索を行い、金や日経平均などの 11 個の変数がドル円に対してどのくらい影響を与えていているかを求める。最後に、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 モデルの学習を行い、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。

## 4. 提案手法

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTMによる時系列予測
- 提案手法
- おわりに

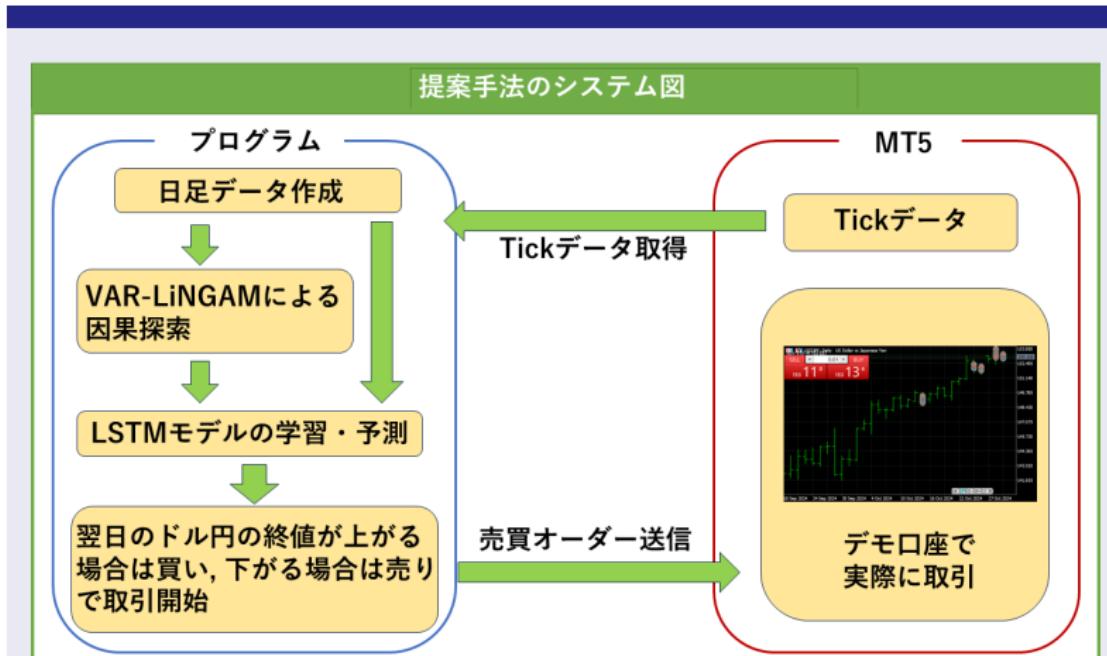


図 5: 提案手法の概要

## 4. 提案手法

12/13

### 実行結果

今日の 0 時に売りで取引を開始した

銘柄	チケット	時間	タイプ	数量
usdjpy	319556291	2024.10.28 17:02:43	sell	0.01
価格 152.935	決済逆指値(S/L)	決済指値(T/P)	価格 152.909	損益 26 ×

図 6: 自動売買の結果

- はじめに
- 金融経済の要因と因果関係
- LSTM による時系列予測
- 提案手法
- おわりに

### 3. おわりに

13/13

#### 今後

- ・ポスターを完成させる

1. はじめに
2. 金融経済の要因と因果関係
3. LSTM による時系列予測
4. 提案手法
3. おわりに