

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに

市場環境を活用した高頻度データに対する パラメータ選択による 最適なストラテジー構築の選択

木下大輔

富山県立大学 電子情報工学科

January 14, 2022

はじめに

2/17

背景

- はじめに
- 高頻度データの収集
- インジケータの選択
- 提案手法
- 数値実験並びに考察

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 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。通信情報技術の発達と金融工学の進歩は、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。

目的

リアルタイムで取得した Tick データを使用して、複数のインジケータによってテクニカル分析を行うことで過去の価格や出来高等の要素、さらには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。

2.1 取引プラットフォーム

3/17

Meta Trader5

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに

- 今回の実験に使用するプラットフォームは Meta Trader5 (MT5) である。現在世界で最も使用されているトレーダー向けの無料アプリケーションである。
- MT5 にはデモ口座を開くことで、実際の市場をもとに取引シミュレーションを行うことができる。また Python を使用することで MT5 から Tick データと呼ばれるリアルタイムな市場の情報を取得することが可能である。



図 1: MT5 の画面

2.2 インジケータを用いたテクニカル分析

4/17

インジケータ

- はじめに
- 高頻度データの収集
- インジケータの選択
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに
現在の状況
終わりに

インジケータは過去の価格の出来高などの要素から未来の価格を予測する手法である。インジケータはトレンド系とオシレータ系の二つがある。トレンド系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を数値化し、オシレータ系は為替レートが上がりすぎか下がりすぎかを数値化する。

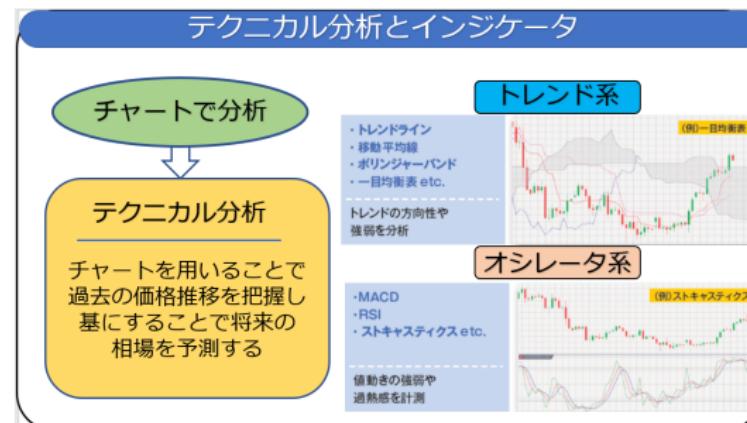


図 2: 様々なインジケータ

バックテスト

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かを確認するために、ツールを使って過去の相場でシミュレートすることである。本研究では収集したデータを用いた売買シミュレーションを行う Backtesting.py と、テクニカル分析における代表的な指標を計算する TA-Lib というライブラリを使用する。

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに

3.1 市場データの選択と活用

6/17

金融時系列データ解析

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
終わりに

ベクトル自己回帰モデル (Vector Autoregressive Model: VAR) とは自己回帰モデルを多変量に拡張したものである。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。

VAR(p) モデルを y_t を定数と自身の p 期の過去の値に回帰したモデル

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \cdots + \Phi_p y_{t-p} + \epsilon_t, \epsilon_t \sim W.N.(\Sigma)$$

2変量p次ラグつきVARモデル

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

- p : ラグ次数
- c : $n \times 1$ 定数ベクトル
- Φ_i : $n \times n$ 係数行列

図 3: VAR モデル

3.2 因果関係分析による他市場の活用

7/17

他市場からの影響の測定

VAR モデルには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が存在する。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という考えをもとに提案された。

1. はじめに
2. 高頻度データの収集
3. インジケータの選択
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに
現在の状況
終わりに

- VAR モデルにおける y_{kt} のモデルを最小二乗回帰で推定し、その残差平方和を SSR_1 とする。
- 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最小二乗回帰で推定し、その残差平方和を SSR_0 とする。
- F 統計量を $F \equiv \frac{(SSR_0 - SSR_1)/r}{SSR_1/(T-np-1)}$ で計算する。ここで r はグレンジャー因果性分析に必要な制約の数である。
- rF をカイ二乗検定の 95% 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すると結論する。

図 4: グレンジャー因果性検定

4.2 因果と相関による市場データの活用

8/17

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケーターの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
終わりに

グレンジャー因果性検定にはヒストリカルデータの Close の値を用いる。共和分検定によって円ドルとの共和分の関係が見られない市場のデータに対してグレンジャー因果性検定を行う。それらの検定が行われた後に、円ドル市場と各市場との相関を求めそれらの情報を csv に保存して取引に使用する。

	EMA	BBAND	MACD	RSI	STOCH	DMI	LINE
usdjay	0	0	0	0	0	0	0
gold	0	1	0	0	0	0	0
jp225	1	0	-1	0	0	0	0
us30	1	0	0	0	0	0	0
oil	-1	0	-1	0	0	0	0
corn	1	0	0	0	0	0	0
eu50	1	-1	1	0	0	0	0
gbpjpy	1	0	1	0	0	0	0
eurusd	-1	1	-1	0	0	0	0

図 5: 保存された csv

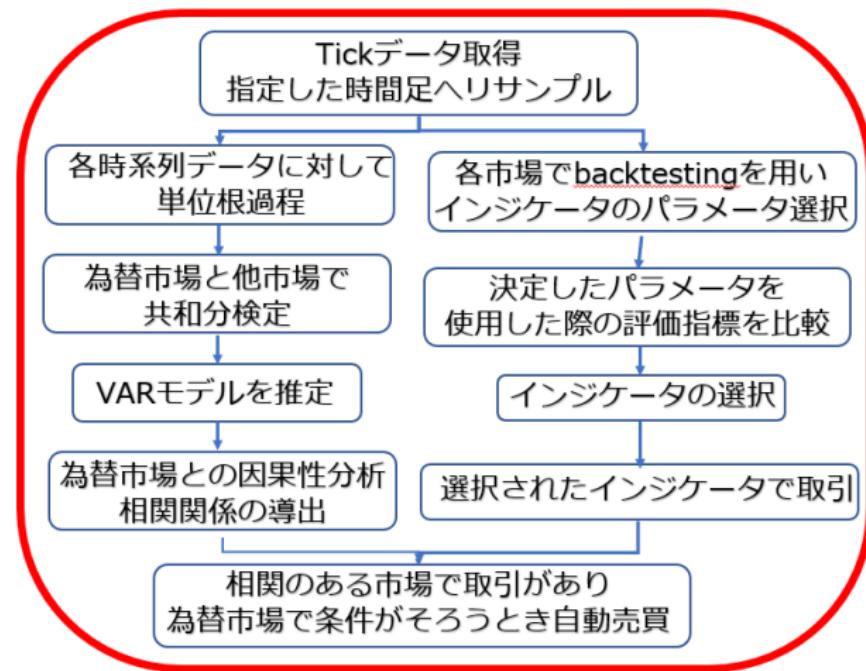


図 6: 提案手法のアルゴリズム

数値実験並びに考察

10/17

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに

おわりに

11/17

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに

進捗状況

12/17

進捗

1. はじめに
2. 高頻度データの収集
3. インジケータの選択
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

現在の状況

終わりに

- 最適化するパラメータの変更
- 市場の追加

取引プログラム

13/17

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
終わりに

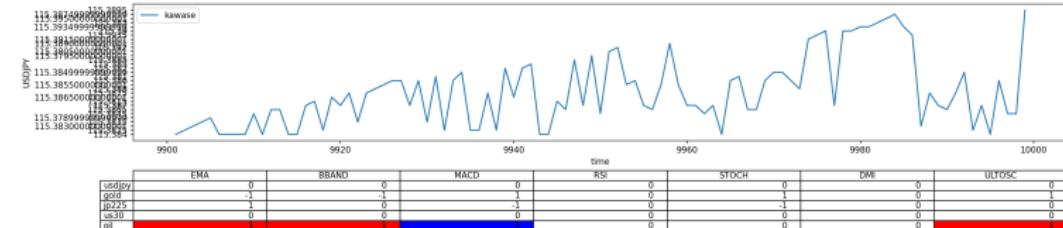


図 7: 実行中のプログラム

実行結果

14/17

今回は作成したプログラムと平行して円ドル市場のみを売買の判断基準とするプログラムを動かした

作成したプログラム

- 期間： 1月 10 日から 1月 12 日
- 収支 : +4062 円

円ドル市場のみを考えたプログラム

- 期間： 1月 10 日から 1月 12 日
- 収支 : -36000 円

課題

まとめ

- 時間足を自動で切り替えるプログラムを動かす
- 実験結果の検定

1. はじめに
 2. 高頻度データの収集
 3. インジケータの選択
 4. 提案手法
 5. 数値実験並びに考察
 6. おわりに
- 現在の状況
- 終わりに