

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

- 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

背景

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などの要素，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．

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

2.1 取引プラットフォーム

3/17

Meta Trader5

- 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。

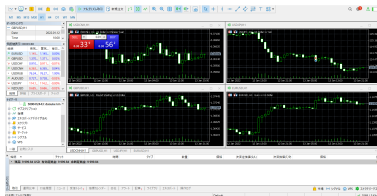


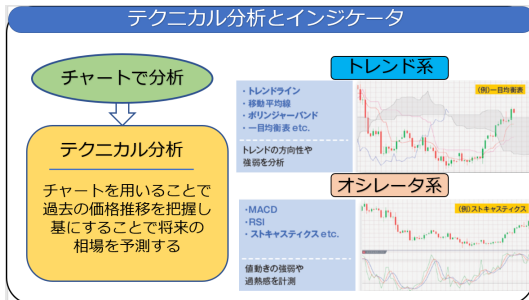
図 1: MT5 の画面

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

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。



2.3 ストラテジーテスターにおけるバックテストと最適化

5/17

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

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

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

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

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
usdjpy	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

4.3 提案手法のアルゴリズム

9/17

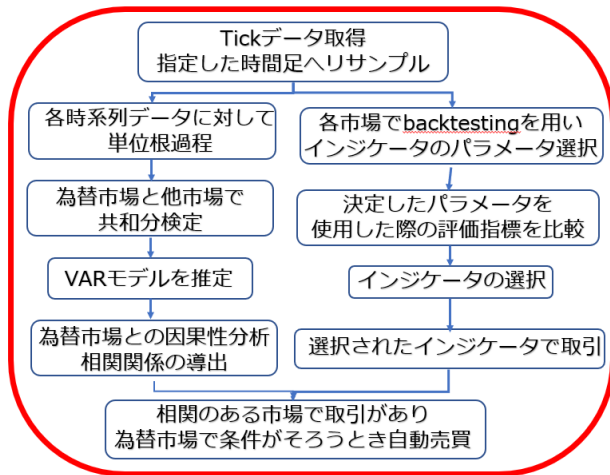


図 6: 提案手法のアルゴリズム

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

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

- 最適化するパラメータの変更
- 市場の追加

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

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

今まで ATR というインジケータを用いて利確と損切りの幅を決定していたが、取引の際の ATR による条件によって取引回数が少なかったため、バックテストの際に利確、損切り、利確に追加する幅を最適化するパラメータにした。また他市場の数を追加した。

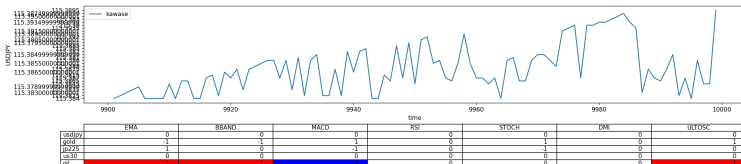


図 7: 実行中のプログラム

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

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

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