

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

市場間分析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

Optimal Strategy Construction by Parameter Selection
for High Frequency Data Using Inter-Market Analysis

高田 知樹 (Daisuke Kinoshita)
t815031@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部 電子・情報工学科 情報基盤工学講座

Teams, 13:35-13:50 Wednesday, February 16, 2022.

1.1 研究の背景

2/15

通信情報技術の発達により取引の高速化・簡易化が進むことで金融市場の参加者が増えるとともに、アルゴリズムトレードといったコンピュータが自動で行う取引が増加している。様々な取引手法獲得の研究がされているが他の金融市場からの影響を自動売買の際に考える研究は少ない。さらに裁量トレードでは複数の時間足を見ることが重要とされているがアルゴリズムトレードの際はそれらが考慮されていないように考えられる。

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



図1:アルゴリズムトレードの割合

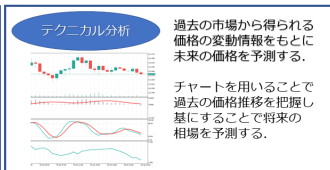


図3:テクニカル分析の特徴



図2:拡大する金融市場



図4:ファンダメンタルズ分析の特徴

1.2 研究の目的

3/15

リアルタイムで取得した様々な市場の 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。さらには他の金融市場が為替市場に与える影響を分析し取引に利用する、また従来研究では一定に設定されていた時間足のデータから最適なものを選択し取引を行う提案手法を考える。

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

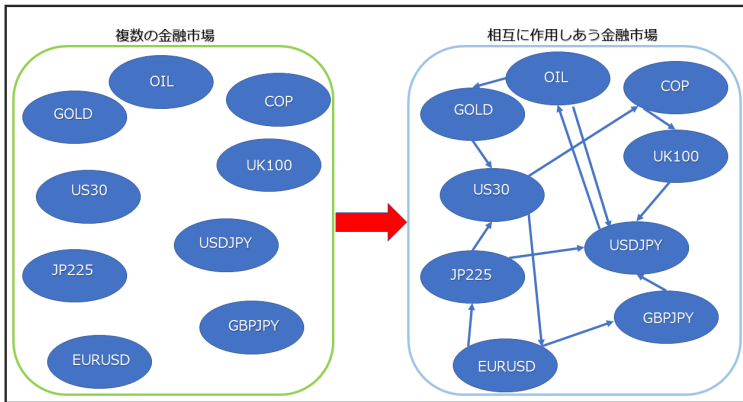


図5: 互いに影響しあう市場関係

2.1 取引プラットフォーム

4/15

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。

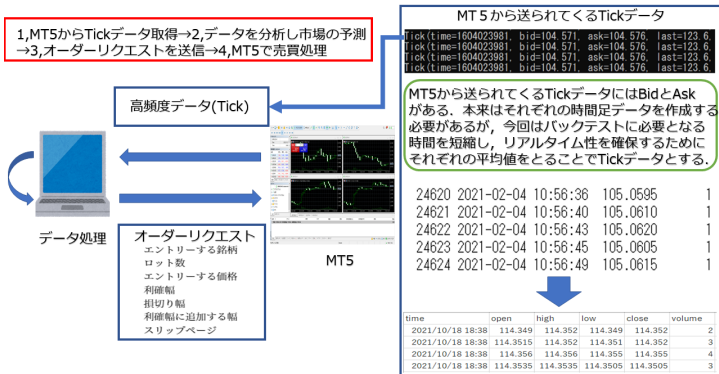


図6: Pythonを用いたデータ処理

2.2 インジケータを用いたテクニカル分析

5/15

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

インジケータは過去の価格や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。

- ・トレンドライン
- ・移動平均線
- ・ボリンジャーバンド
- ・一目均衡表 etc.

トレンドの方向性や
強弱を分析



図7:トレンド系インジケータ

- ・MACD
- ・RSI
- ・ストキャスティクス etc.

値動きの強弱や
過熱感を計測



図8:オシレータ系インジケータ

2.3 バックテストと最適化

6/15

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ことを確認するために、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。

- 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

EMA			
Start	2021-01-28 14:25:10		・ヒストリカルデータの開始日時
End	2021-01-29 04:15:20		・ヒストリカルデータの終了日時
Duration	0 days 13:50:10		・ヒストリカルデータの期間
Exposure Time [%]	97.511		・ポジションを持っていた期間の割合
Equity Final [\$]	100192		・所持金の最終値
Equity Peak [\$]	100229		・所持金の最高値
Return [%]	0.192487		・利益率=損益÷開始時所持金×100
Buy & Hold Return [%]	-0.0594542		・((終了時の終値 - 開始時の終値) ÷ 開始時の終値) × 100
Calmar Ratio	99.1375		・最大損失率に対する年間平均収益の比率
Max. Drawdown [%]	-0.0498184		・最大下落率
Avg. Drawdown [%]	-0.00834093		・平均下落率
Max. Drawdown Duration	0 days 08:44:00		・最大下落期間
Avg. Drawdown Duration	0 days 00:30:45		・平均下落期間
# Trades	6		・取引回数
Win Rate [%]	66.6667		・勝率=勝ち取引回数÷全取引回数×100
Best Trade [%]	0.087142		・1回の取引での利益の最大値÷所持金×100
Worst Trade [%]	-0.0162675		・1回の取引での損失の最大値÷所持金×100
Avg. Trade [%]	0.0446741		・損益の平均値÷所持金×100
Max. Trade Duration	0 days 09:09:30		・1回の取引での最長期間
Avg. Trade Duration	0 days 03:43:50		・1回の取引での平均期間
Profit Factor	10.0028		・総利益と総損失の比率=総利益÷総損失
Expectancy [%]	0.0446835		・期待値=平均利益×勝率+平均損失×敗率
SQN	1.64307		・SQN (System Quality Number)
strategy	EMAt (m=6, n=20, r=...		・最適化の結果

図9: Backtesting.pyで得られる評価指標

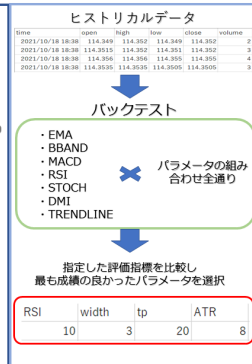


図10: バックテストの流れ

3.1 市場データの選択と活用

7/15

- 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

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つは変数間の関係を分析する手法を用いるためである。

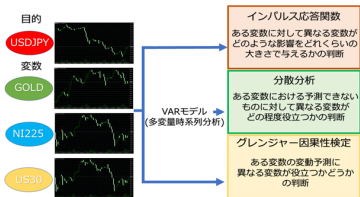


図11:VARモデルを用いた分析手法

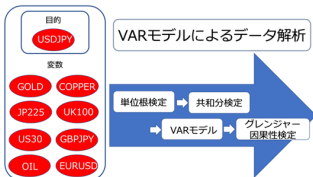


図12:VARモデル推定の流れ

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

図13:VARモデルの式

3.2 因果関係分析による他市場の活用

8/15

VAR モデルには複数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。

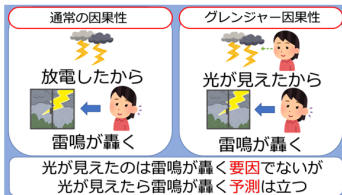


図14:通常因果性との違い

- 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 $F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/r}{SSR_1/(T - np - 1)}$ 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16:グレンジャー因果性検定の流れ

```
Granger causality F-test, H0: us30 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H0 at 5% significance level.
=====
Test statistic Critical value p-value      df
-----
0.5199          1.298    1.000 (68, 34636)

Granger causality F-test, H0: jp225 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H0 at 5% significance level.
=====
Test statistic Critical value p-value      df
-----
0.8902          1.298    0.728 (68, 34636)

Granger causality F-test, H0: gold does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H0 at 5% significance level.
=====
Test statistic Critical value p-value      df
-----
0.7074          1.298    0.868 (68, 34636)
```

図15:グレンジャー因果性を求めている様子

買いのシグナルを赤色
売りのシグナルを青色

	BML	BML	BRAND	MACOS	MACOS	MACOS	RSI	RSI	STOCH	STOCH	DMI	DMI	TRIX	TRIX
	5	25	5	30	30	30	15	5	5	3	3	12	12	12
adsp	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gsh	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
pl25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
rsi	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
st	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
cm	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
rsi	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
pl25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
adsp	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

図17:因果性と相関を活用したシグナル

3.3 時間足の選択

9/15

取引における時間足

FX の時間足は市場の変化を見るうえで重要な基準となり、またそれぞれの時間足によって特徴が存在するため取引に用いる際は複数の時間足を見ながらトレンドを形成するマルチタイムフレーム分析が使用される。

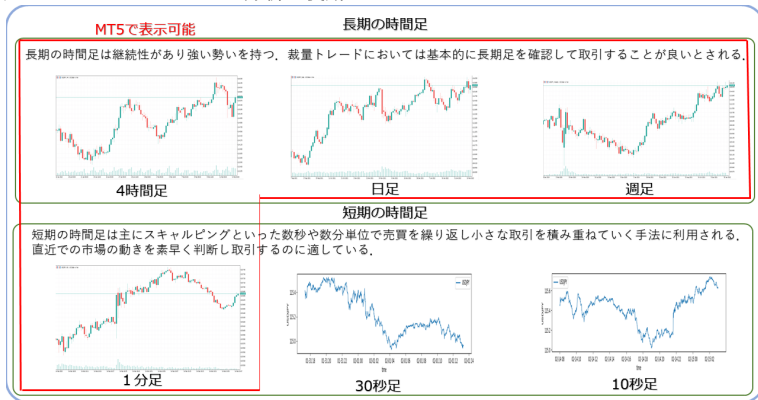


図18:時間足データのチャート表示

4.1 パラメータ選択及び時間足の選択

10/15

MT5 から取得した Tick データから作成したヒストリカルデータから最適なパラメータ時における評価指標を比較し使用する時間足の選択を行う。

Tickデータからヒストリカルデータ作成

	time	price	volume
0	2021/9/24 12:51	110.4095	1
1	2021/9/24 12:51	110.409	1
2	2021/9/24 12:51	110.4095	1
3	2021/9/24 12:52	110.4105	1
4	2021/9/24 12:52	110.413	1
5	2021/9/24 12:52	110.4135	1
6	2021/9/24 12:52	110.414	1
7	2021/9/24 12:52	110.4145	1
8	2021/9/24 12:52	110.415	1
9	2021/9/24 12:52	110.4185	1
10	2021/9/24 12:53	110.4185	1

10秒	time	open	high	low	close	volume
	2021/10/18 18:38	114.349	114.352	114.349	114.352	2
	2021/10/18 18:38	114.3515	114.352	114.351	114.352	3
	2021/10/18 18:38	114.356	114.356	114.355	114.355	4
	2021/10/18 18:38	114.3535	114.3535	114.3505	114.3505	3
30秒	time	open	high	low	close	volume
	2021/10/18 18:38	114.3475	114.3475	114.3415	114.3415	7
	2021/10/18 18:38	114.3405	114.342	114.3405	114.342	8
	2021/10/18 19:38	114.343	114.343	114.335	114.335	6
	2021/10/18 19:38	114.3345	114.3345	114.3345	114.3345	4
1分	time	open	high	low	close	volume
	2021/10/18 18:38	114.3475	114.3475	114.3415	114.3415	15
	2021/10/18 19:38	114.3405	114.342	114.3405	114.342	14
	2021/10/18 20:38	114.343	114.343	114.335	114.335	10
	2021/10/18 21:38	114.3345	114.3345	114.3345	114.3345	17

各パラメータの選択

```
Profit Factor 2.3078
Expectancy [%] 0.034518
SDN 0.56468
Strategy DMIit(n=18,r=6,a=17)
equity_curve
trades Size ... ..
dtype: object
Equity Final [$] = 100172.08589218212
DMI = 18
ATR = 6
ATRweight = 17
2021-02-08 09:27:47.482597
-----DMI-----
```

評価指標を比較し最適な時間足選択

```
aurusd
0.00010068131468767739 9.95449214340043e-05
EMA BBAND MACD RSI STOCH DMI LINE ATR
usdjpy 0 0 0 0 0 0 0 -1
gold 1 1 -1 0 0 0 0 -1
jp225 0 1 0 0 1 0 0 1
us30 1 1 -1 0 0 0 0 -1
oil 1 1 0 0 0 0 0 -1
cop 0 0 0 0 1 0 0 -1
uk100 1 1 -1 0 0 -1 0 -1
gbpjpy -1 0 0 0 0 0 0 -1
aurusd 0 1 0 0 0 0 0 1
経過時間: 44.0420002147502
['30S', '10S', '1T', '1T', '1T', '1T', '1T']
[1, 1, 5]
```

図19:パラメータ, 時間選択の流れ

4.2 因果と相関による市場データの活用

11/15

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。グレンジャー因果性分析をすると同時に円ドル市場と各市場との相関を求める。因果性と相関、求められたインジケータの売買シグナルを用いることで取引を行う。

- 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

	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	-1	1	0	0	0	0
us30	1	0	0	0	0	0	0
oil	1	0	0	0	0	0	0
cop	0	-1	0	0	0	0	0
uk100	-1	0	1	0	0	0	0
gbpjpy	-1	-1	1	0	-1	0	0
eurusd	1	0	-1	0	-1	0	0

	causal	corr
gold	0	0.0265
jp225	1	-0.653
us30	0	0.5932
oil	1	0.0145
cop	0	0.856
uk100	1	-0.674
gbpjpy	1	0.689
eurusd	1	-0.625

各市場の最適な時間足、パラメータのインジケータによる売買シグナルがまとめられた表。

1はその列のインジケータが行に表示されている市場に対して出している買いのシグナルを表す。

-1はその列のインジケータが行に表示されている市場に対して出している売りのシグナルを表す。

円ドル為替市場に対するグレンジャー因果性の有無と相関がまとめられた表

Causal:1のとき円ドル市場に対してグレンジャー因果性を持つ
Corr:円ドル市場との相関の値を表す

	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	-1	1	0	0	0	0
us30	1	0	0	0	0	0	0
oil	1	0	0	0	0	0	0
cop	0	-1	0	0	0	0	0
uk100	-1	0	1	0	0	0	0
gbpjpy	-1	-1	1	0	-1	0	0
eurusd	1	0	-1	0	-1	0	0

円ドル市場に対してインジケータがシグナルを出したときに全体として同様の判断をしているシグナルの数が多い場合取引を行う

条件に合わせて各市場に出ているシグナルを円ドル市場に対応するように変更する



図20:提案手法の流れ

4.3 提案手法のアルゴリズム

12/15

動画

提案システムのアルゴリズムを実装した開発システムの概要を動画で示す.

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

5.1 数値実験の概要

13/15

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

円ドル市場のインジケータのみを用いた取引手法、円ドル市場とその他の市場のインジケータを用いた取引手法、提案手法これらの3つのモデルを2月2日から2月10日まで動かし、最終的に得られる各評価指標の値を比較、取引を検定することで有効性を検証する。

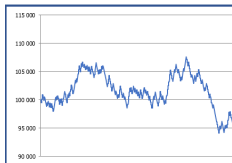


図21:円ドルのインジケータのみを用いた取引手法

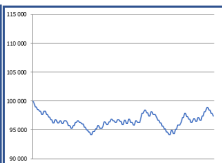


図22:円ドルとその他のインジケータのみを用いた手法



図23:提案手法の取引結果

表1:各手法の取引結果から求めた評価指標

	円ドルのインジケータのみを用いた手法	円ドルとその他のインジケータのみを用いた手法	提案手法
取引回数	268回	162回	240回
収支	-4135円	-2621円	+8265円
プロフィットファクター	0.96	0.89	1.1
リカバリファクター	-0.71	-0.45	2.04
期待値	-16.18	-15.43	34.44
利益率	-0.04	-0.02	0.08

おわりに

本研究では、取引を行う市場に対してその他の市場が与える影響を考慮し、時間足を自動で選択して取引ルールを選択するシステムを提案した。

- 円ドル為替市場とその他の金融市場に対してグレンジャー因果性検定を用いることで金融市場がその他の市場に与える影響を取引に利用した。
- 裁量トレードで行うような複数の時間足を観察することで、最適な時間足を利用した市場の分析を行った。
- 提案手法と複数の取引手法の取引結果を比較することで提案手法の方が最適な取引を行えていることを示した。

今後の課題

- 価格大きく下がらなければ有意差を示すことができなかったことから、レンジ相場での取引の仕方を改善する必要がある。
- 使用できなかったインジケータ、時間足また他の金融市場の追加
- プログラムの数増加による処理時間の改善