

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

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

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。

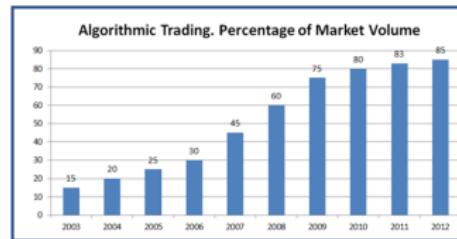


図1:アルゴリズムトレードの割合



過去の市場から得られる価格の変動情報をもとに未来の価格を予測する。

チャートを用いることで過去の価格推移を把握し基にすることで将来の相場を予測する。

図3:テクニカル分析の特徴

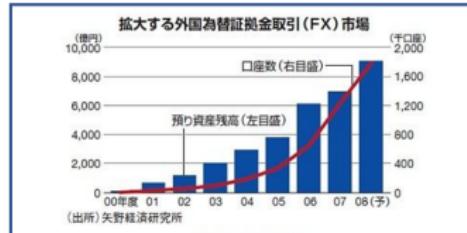


図2:拡大する金融市场



- ・GDP
- ・政策金利
- ・物価
- ・失業率
- ・貿易収支
- ・金利

各国の経済指標や要人発言などあらゆる政治、経済などFX市場に影響を与える事象を分析することで未来の価格を予測する。

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

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

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ー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。

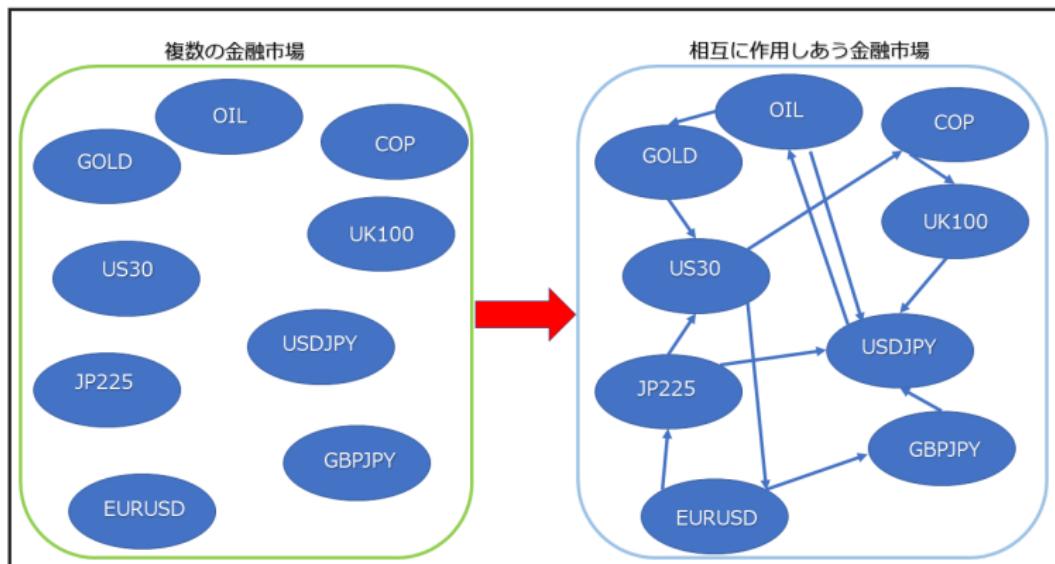


図5:互いに影響しあう市場関係

2.1 取引プラットフォーム

4/15

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

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。

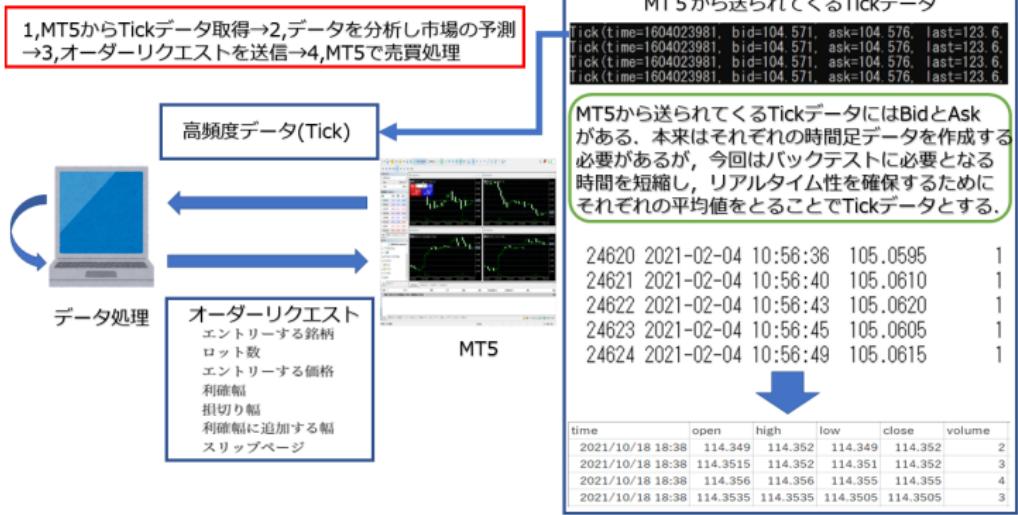


図6:Pythonを用いたデータ処理

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

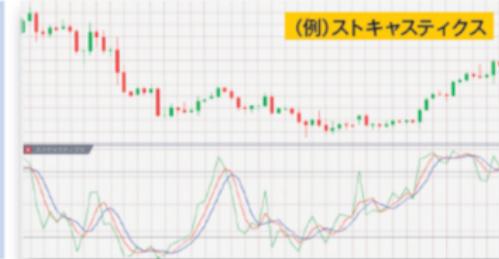


図8: オシレータ系インジケータ



2.3 バックテストと最適化

6/15

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

EMA	
Start	2021-01-28 14:25:10
End	2021-01-29 04:15:20
Duration	0 days 13:50:10
Exposure Time [%]	97.511
Equity Final [\$]	100192
Equity Peak [\$]	100229
Return [%]	0.192487
Buy & Hold Return [%]	-0.0594542
Calmar Ratio	99.1375
Max. Drawdown [%]	-0.0498184
Avg. Drawdown [%]	-0.00834093
Max. Drawdown Duration	0 days 08:44:00
Avg. Drawdown Duration	0 days 00:30:45
# Trades	6
Win Rate [%]	66.6667
Best Trade [%]	0.087142
Worst Trade [%]	-0.0162675
Avg. Trade [%]	0.0446741
Max. Trade Duration	0 days 09:09:30
Avg. Trade Duration	0 days 03:43:50
Profit Factor	10.0028
Expectancy [%]	0.0446835
SQN	1.64307
strategy	EMAt(m=6, n=20, r=...

図9:Backtesting.pyで得られる評価指標

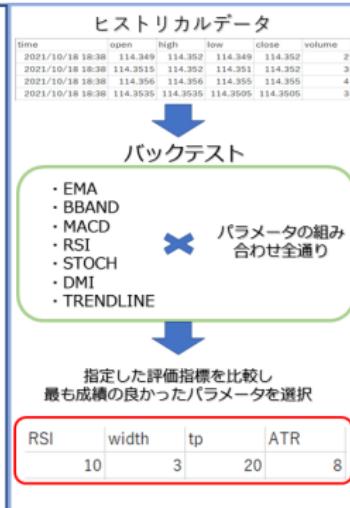


図10:バックテストの流れ

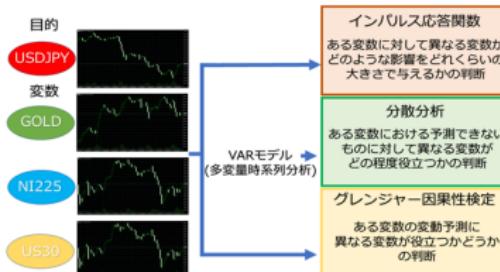


3.1 市場データの選択と活用

7/15

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

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。

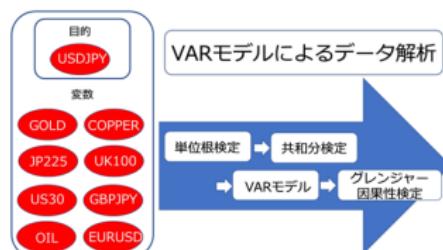


VAR(p) モデルを y_t を定数と自身の p 期の過去の値に回帰したモデル

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

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13: VARモデルの式



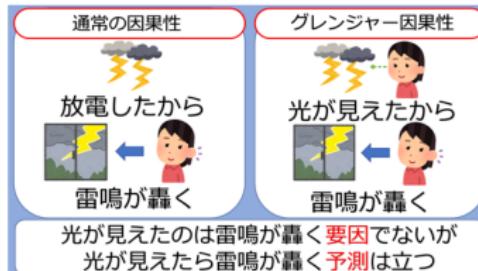


図14:通常の因果性との違い

Granger causality F-test, H_0 : us30 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H_0 at 5% significance level.

Test statistic Critical value p-value df

Granger causality F-test, H₀: jp225 does not Granger-cause tick. Conclusion: fail

Test statistic Critical value p-value df

Granger causality F-test, H_0 : gold does not Granger-cause tick. Conclusion: fail to reject H_0 at 5% significance level

Test statistic	Critical value	p-value	df
0.7974	1.298	0.368 (68, 34808)	

図15:グレンジャー因果性を求めてる様子

- 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16:グレンジャー因果性検定の流れ

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

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

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

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

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
1	2021/10/18 18:38	114.349	114.352	114.349	114.352	2
2	2021/10/18 18:38	114.3515	114.352	114.351	114.352	3
3	2021/10/18 18:38	114.356	114.356	114.355	114.355	4
4	2021/10/18 18:38	114.3535	114.3535	114.3505	114.3505	3

30秒

	time	open	high	low	close	volume
1	2021/10/18 18:38	114.3475	114.3475	114.3415	114.3415	7
2	2021/10/18 18:38	114.3405	114.342	114.3405	114.342	8
3	2021/10/18 19:38	114.343	114.343	114.335	114.335	6
4	2021/10/18 19:38	114.3345	114.3345	114.3345	114.3345	4

1分

	time	open	high	low	close	volume
1	2021/10/18 18:38	114.3475	114.3475	114.3415	114.3415	15
2	2021/10/18 19:38	114.3405	114.342	114.3405	114.342	14
3	2021/10/18 20:38	114.343	114.343	114.335	114.335	10
4	2021/10/18 21:38	114.3345	114.3345	114.3345	114.3345	17

評価指標を比較し最適な時間足選択

	eurusd	0.00010068131468767739	9.95449214340043e-05	EMA	BBAND	MACD	RSI	STOCH	DML	LINE	ATR
1	usdjpy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1
2	gold	1	1	-1	0	0	0	0	0	0	-1
3	jp225	0	1	0	0	1	0	0	0	0	-1
4	us30	1	1	-1	0	0	0	0	0	0	-1
5	oil	1	1	0	0	0	0	0	0	0	-1
6	cop	0	0	0	0	1	0	0	0	0	-1
7	uk100	1	1	-1	0	0	-1	0	0	0	-1
8	gbpjpy	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	-1
9	eurusd	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
10	USDJPY	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522	11.04210002147522
11	30S	10S	1T	1T	1T	1T	1T	1T	1T	1T	1T
12	1, 1,	51									

各パラメータの選択

```

Profit Factor          2.3076
Expectancy [%]         0.034518
SIN                     0.56468
strategy               DML(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-----

```

→

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

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

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。

	EMA	BBAND	MACD	RSI	STOCH	DMI	LINE		causal	corr
usdjay	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0265
gold	0	-1	0	0	0	0	0	0	gold	1 -0.653
jp225	-1	-1	1	0	0	0	0	0	jp225	0 0.5932
us30	1	0	0	0	0	0	0	0	us30	1 0.0145
oil	1	0	0	0	0	0	0	0	oil	0 0.856
cop	0	-1	0	0	0	0	0	0	cop	0 0.689
uk100	-1	0	1	0	0	0	0	0	uk100	1 -0.674
gbpjpy	-1	-1	1	0	-1	0	0	0	gbpjpy	1 0.625
eurusd	1	0	-1	0	-1	0	0	0	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。

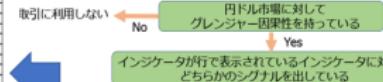
-1はその列のインジケータが行に表示されている市場に対して出している売りのシグナルを表す。

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

EMAs	BBAND	BBAND	MACD	RSI	MACD	MACD	RSI	STOCHRS	STOCHRS	DMI	LINE	LINE
6	20	5	10	22	11	8	8	5	3	12	300	300
BBAND	BBAND	BBAND	MACD	RSI	MACD	MACD	RSI	STOCHRS	STOCHRS	DMI	LINE	LINE
gold	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
jp225	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
us30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
oil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
cop	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
uk100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gbpjpy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
eurusd	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

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



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

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

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。

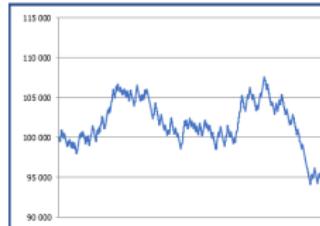


図21:円ドルのインジケータのみを用いた取引手法

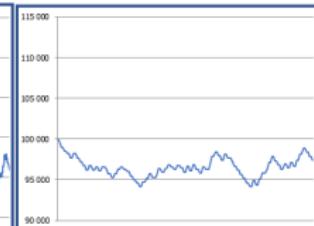


図22:円ドルとそのほかのインジケータのみを用いた手法

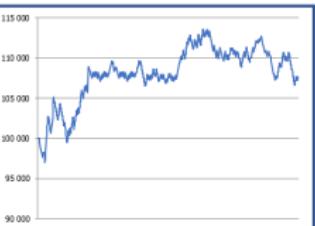


図23:提案手法の取引結果

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-	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

5.2 数値実験の考察

有効性の検証

一日ごとの取引結果に対する検定を行った。

- 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

円ドル市場とそのほかのインジケーターを用いた手法との検定

表2:期間内における有意差

有意差が確認できた日	有意差が確認出来なった日
二日間	六日間
F-検定: 2 標本を使った分散の検定	
変数 1	変数 2
平均	155.58824 -153.8709677
分散	401837.52 203177.8495
観測数	34 31
自由度	33 30
P(F<=f) 片側	0.0312147
F 境界値 片側	1.823487
t-検定: 分散が等しくないか検定した2標本による検定	
変数 1	変数 2
平均	155.58824 -153.8709677
分散	401837.52 203177.8495
観測数	34 31
仮説平均との差異	0
自由度	60
t	2.283047
P(T<t) 片側	0.0139034
t 境界値 片側	1.6706489
P(T<t) 片側	0.0259848
t 境界値 片側	2.0002978
F-検定: 2 標本を使った分散の椰定	
変数 1	変数 2
平均	-141.556 139.47368
分散	281099.8 278194.36
観測数	44 57
標準化された分散比	1.010444
P(F<=f) 片側	0.480969
F 境界値 片側	1.592741
t-検定: 等分散を仮定した2標本による検定	
変数 1	変数 2
平均	-141.556 139.47368
分散	281099.8 278194.36
観測数	44 57
アーノルダの分散	279442.8
標準化された分散比	0
自由度	100
t	-2.66579
P(T<t) 片側	0.004479
t 境界値 片側	1.734824
P(T>t) 片側	0.008958
t 境界値 片側	1.983972

- 二日は統計量tが有意水準5%の両側検定における臨界値より大きくp値が0.0259となり有意差が見られた
- 七日は統計量tの絶対値が有意水準5%の両側検定における臨界値より大きくp値が0.0222となり有意差が見られた

円ドル市場のインジケーターのみを用いた手法との検定

表3:期間内における有意差

有意差が確認できた日	有意差が確認出来なった日
一日	七日間
F-検定: 等分散を仮定した2標本による検定	
変数 1	変数 2
平均	139.4737 267956.1
分散	278194.4 244066.6667
観測数	57 25
標準化された分散比	0.98471
自由度	80
t	2.331191
P(T<t) 片側	0.011131
t 境界値 片側	1.646125
P(T>t) 片側	0.022261
t 境界値 片側	1.990063

・七日は統計量tが有意水準5%の両側検定における臨界値より大きくp値が0.0089となり有意差が見られた

円ドルとその他の市場のインジケーターを用いた手法に比べて有効性を示せる日が少ない

取引市場で決定された取引ルールと提案手法で決定された取引ルールを自動で選択することで有意差がない日でも成績が良くなると考える

有効性が確認できなかった日であっても取引の成績としては提案手法の方が良いことが確認できた

時間足を選択することで対応できた。他の金融市場からの影響変化を及ぼしたから対応できた

おわりに

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

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