

2020年10月10日
第25回 人工知能学会 金融情報学研究会

<https://sigfin.org/025/>

人工知能は相場操縦という不正な取引を勝手に行うか？
— 遺伝的アルゴリズムが人工市場シミュレーションで学習する場合 —

<https://sigfin.org/025-15/>



水田 孝信

スパークス・アセット・マネジメント株式会社

<https://mizutatakanobu.com>

本資料は、スパークス・アセット・マネジメント株式会社の公式見解を表すものではありません。
すべては個人的見解であります。

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

(1) はじめに

(2) モデル

(3) シミュレーション結果

(4) まとめ

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

(1) はじめに

(2) モデル

(3) シミュレーション結果

(4) まとめ

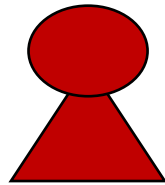
こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

相場操縦は犯罪です

相場(市場価格)を自分に有利になるように動かし利益を得ようとする戦略

責任あり



相場操縦

株式市場

← 操縦された上昇
意図的な大インパクトな買い
見せ玉、風説の流布

本来の価格形成を阻害する不正な行為であるとして多くの市場で禁止

日本においてもインサイダー取引にならぶ検挙数が多い不公正取引

証券取引等監視委員会課徴金事例集・開示検査事例集 <https://www.fsa.go.jp/sesc/jirei/index.htm>

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

[https://mizutakanobu.com/2020SIGFIN.pdf](https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf)

人工知能が勝手に相場操縦をしたら作成者の責任？

日本銀行金融研究所「アルゴリズム・AIの利用を巡る法律問題研究会」報告書
ー投資判断におけるアルゴリズム・AIの利用と法的責任ー (2018/9/11)

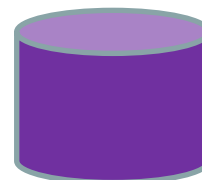
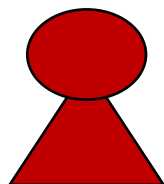
https://www.boj.or.jp/announcements/release_2018/rel180911a.htm/

人工知能作成者

人工知能

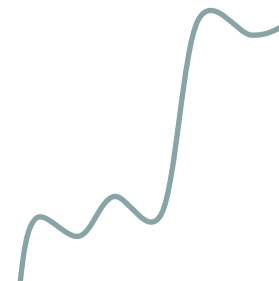
株式市場

責任あり



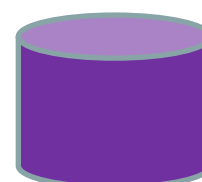
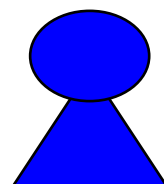
相場操縦の意図
「あり」

相場操縦



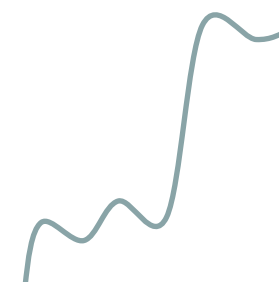
現在の日本の法律だと

責任
問えない
場合も



相場操縦の意図
「なし」

相場操縦



刑事事件化には「故意」である必要がある

人工知能が勝手に相場操縦を行った場合、責任が問えないケースがあると指摘

このままだと「人工知能が勝手にやった」と言い逃れする人間が続出する懸念

秘書が勝手にやったみたいなの...

そもそも、人工知能が勝手に相場操縦することはあり得るのか？

同報告書の重要な指摘

自分の取引が市場価格に与える影響を
継続的に学習・分析する人工知能なら相場操縦しうる

しかし現実には、ほとんどの場合、自動取引戦略の評価・学習は「バックテスト」で行う

「バックテスト」

過去の実データを用いて「もし取引していたらどうなっていたか」を分析

買い判断だった
買ったらどうなったか？



売り判断だった
売ったらどうなったか？



過去の実際の
株式市場
⇒固定して分析

「バックテスト」では自分の取引が市場価格に与える影響は考慮できない

「バックテスト」では相場操縦を発見できない

しかし、「人工市場モデルによるシミュレーション」なら、
自分の取引が市場価格に与える影響を考慮できる！

今後、人工市場を用いて学習をする人工知能が
市場に参加することが考えられ、
もし、それが勝手に相場操縦をする可能性があるのなら、
その時のために法律・ルールを整備する必要がある

そこで本研究では、

遺伝的アルゴリズムを用いた人工知能が
人工市場シミュレーションを用いて学習するモデルを構築し、
（人工知能の作成者が相場操縦という取引戦略を
全く意図していなかったにも関わらず、）
人工知能が学習を通じて相場操縦という取引戦略を発見し、
実行に移すのか調べる。

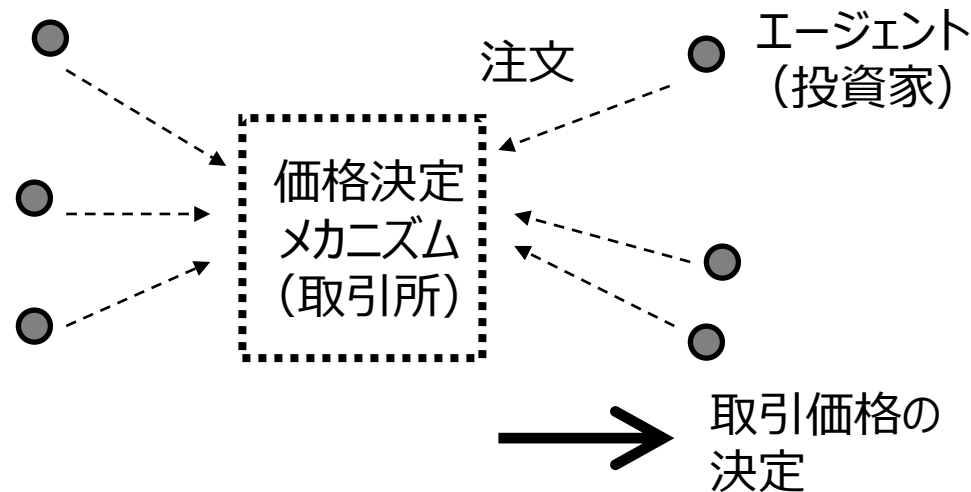
人工市場とは？・・・金融市場のマルチエージェントモデルです

計算機上に人工的に作られた架空の市場

エージェント（架空の投資家）

+

価格決定メカニズム（架空の取引所）



実データが全く必要ない完全なコンピュータシミュレーション

これまでに導入されたことがない金融市場の規制・制度も議論できる
その純粋な影響を抽出できる

当然、自分の取引が市場価格に与える影響を考慮できる！！

(1) はじめに

(2) モデル

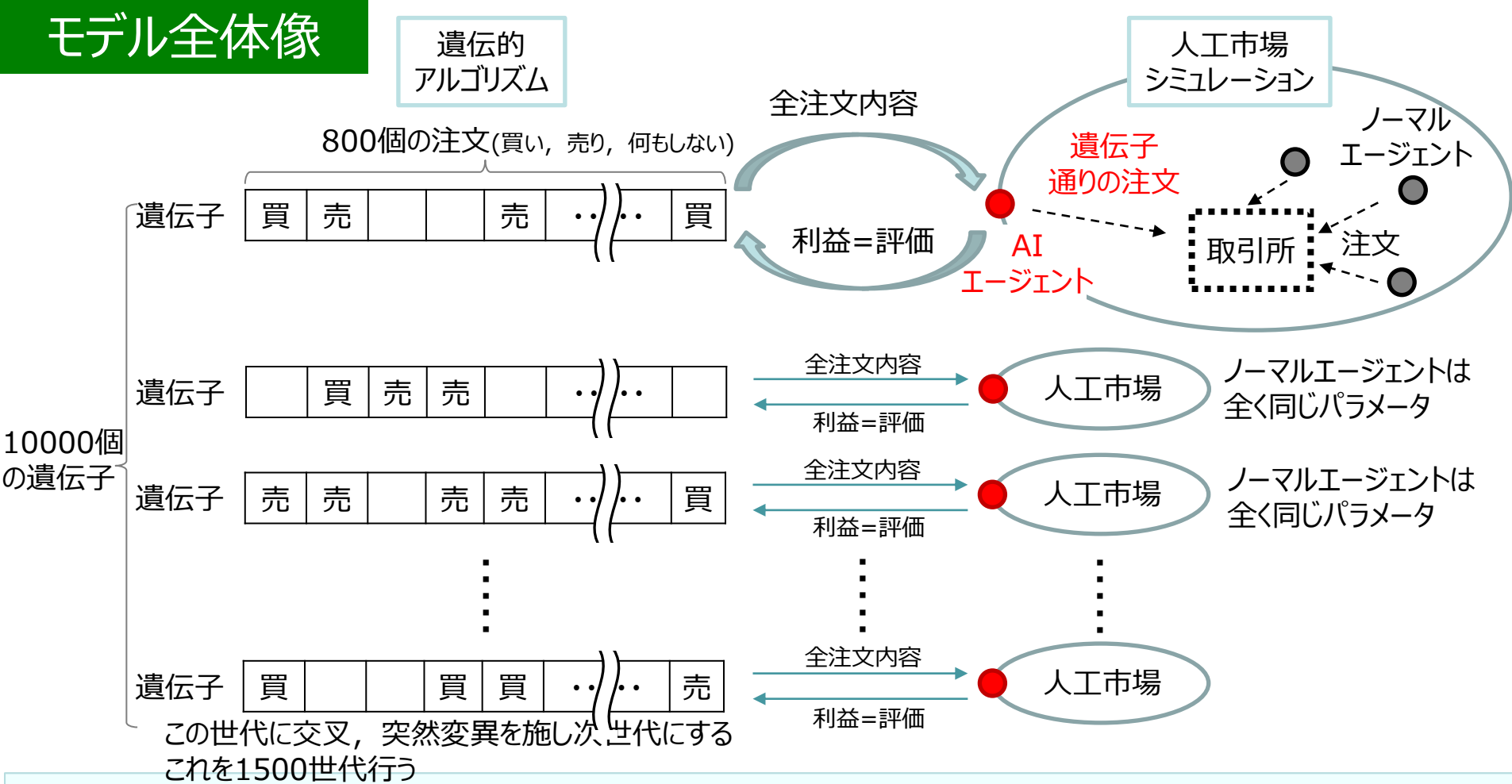
(3) シミュレーション結果

(4) まとめ

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

モデル全体像



1つの遺伝子：全800個のAIエージェントの取引行動

1つの人工市場：1つの遺伝子に対して1つの人工市場（1つの仮想世界）

1体のAIエージェント(遺伝子通りの取引を行う)とノーマルエージェント

ノーマルエージェント：全人工市場で全く同じパラメータ: AIエージェントの売買が同じであれば同じ売買となる

各遺伝子の評価：各人工市場内のAIエージェントの利益: どういう売買が一番儲かるか？を調べる

遺伝的アルゴリズム：10000個の遺伝子を1500世代にわたって世代交代を行い

評価の高い遺伝子(利益の高い取引行動)を見つける

取引所

continuous double auction (ザラバ)

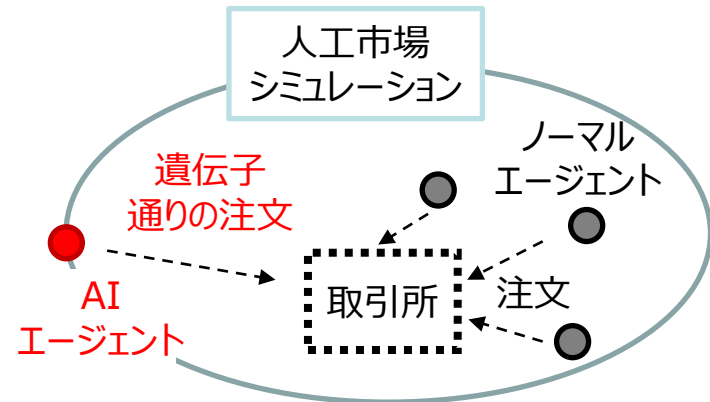
ザラバ

売り 注文数量	注文 価格	買い 注文数量
10	103	
30	102	
	101	
50	100	
130	99	
	98	150
	97	
	96	70

ここに売り注文を入れると
即座に売買成立



ここに買い注文を入れると
即座に売買成立

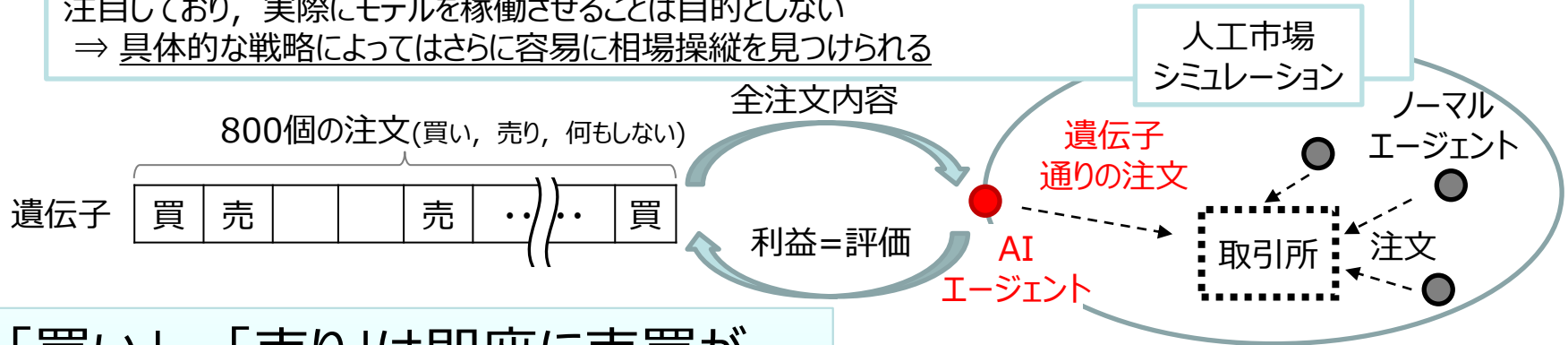


対当する注文があると即座に売買成立

AIエージェント

いかなる投資戦略も意図しないことが明確なモデルであることが重要
あえて具体的な売買戦略(順張り、逆張りなど)のモデル化を行わず、
ある人工市場環境で最適なすべての取引を直接探し出すモデルとした
本研究の目的はあくまでも相場操縦という戦略を人工知能が学習時点で見つけ出せるかどうか
に注目しており、実際にモデルを稼働させることは目的としない

⇒ 具体的な戦略によってはさらに容易に相場操縦を見つけられる



「買い」、「売り」は即座に売買が
成立する価格で注文
(10ティック時刻ごと, 数量は1株)

当然、AIエージェントの売買によって市場価格の時系列は変化する
(ノーマルエージェントはまったく同じでも)

「自分の取引が市場価格に与える影響を継続的に学習・分析」できる
(バックテストとは異なる)

ノーマルエージェント

初めに900体を作り,すべての人工市場で
この900体を使用 (ノイズも毎回同じ)

j: エージェント番号(順番に注文)
t: 時刻(ティック時刻)

過去リターン

$$r^t_{h,j} = \log P^t / P^{t-\tau_j}$$

テクニカル

予想リターン

$$r^t_{e,j} = \frac{1}{\sum_i w_{i,j}} \left(w_{1,j} \log \frac{P_f}{P^t} + w_{2,j} r^t_{h,j} + w_{3,j} \varepsilon^t_j \right)$$

エージェントの
パラメータ

$w_{i,j}$ τ_j
一様乱数で決定
途中で変わらない

$w_{i,j}$ i=1,3: 0~1
i=2: 0~100
 τ_j 0~1000

ファンダメンタル

P_f ファンダメンタル価格
10000 = 定数
 P^t 現在の取引価格

ノイズ

ε^t_j
正規乱数
平均0
 $\sigma=3\%$

予想価格 $P^t_{e,j} = P^t \exp(r^t_{e,j})$

多くの研究で使われている標準的なモデル [水田 2019]

ノーマルエージェントのファンダメンタル戦略とテクニカル戦略

ファンダメンタル戦略

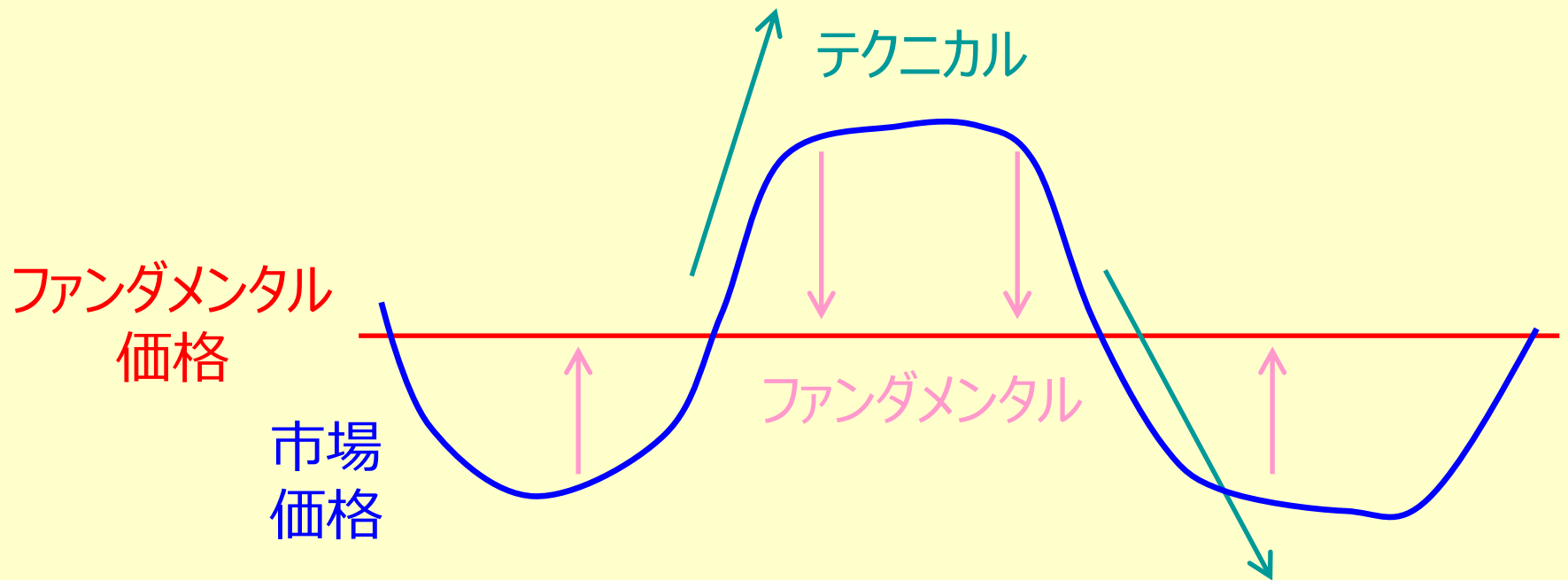
ファンダメンタル価格 $>$ 市場価格 $\Rightarrow$ 上がると予想

ファンダメンタル価格 $<$ 市場価格 $\Rightarrow$ 下がると予想

テクニカル戦略

過去リターン $> 0 \Rightarrow$ 上がると予想

過去リターン $< 0 \Rightarrow$ 下がると予想



遺伝的アルゴリズム

まず、利益が高い順に並べる

800個の注文(買い, 売り, 何もしない)

利益の高い上位 400個

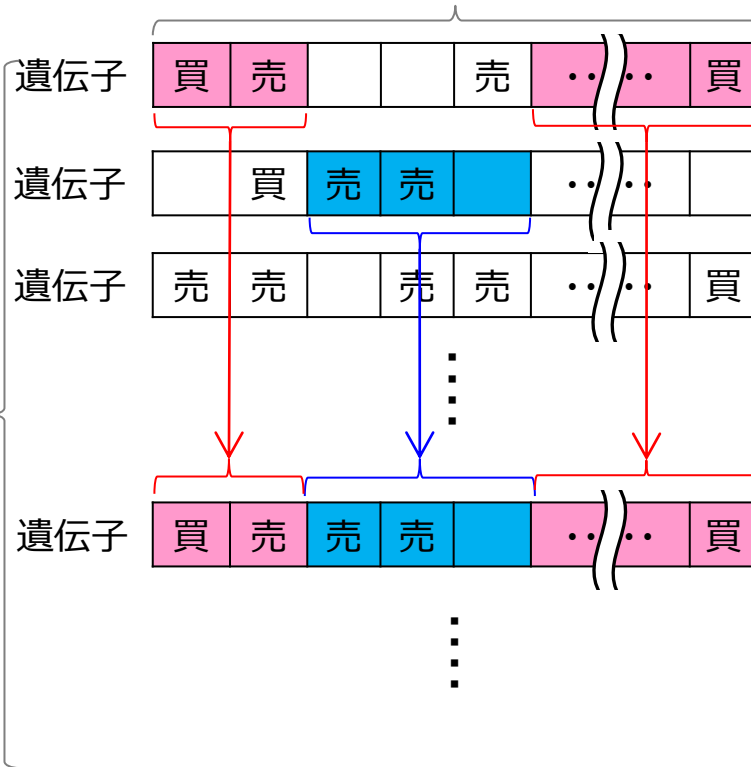
そのまま残す

65%の確率で,
上位400個からランダムに
選んだ2つを2点交叉した
ものに置き換える

その後、各取引に対して
20%の確率でランダムに
書き換える(突然変異)

利益下位

10000個
の遺伝子



1500世代にわたって世代交代を行い
評価の高い遺伝子(利益の高い取引行動)を見つける

遺伝的アルゴリズムは多くの研究で用いられている普通の手法 [Goldberg 1989]

(1) はじめに

(2) モデル

(3) シミュレーション結果

(4) まとめ

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

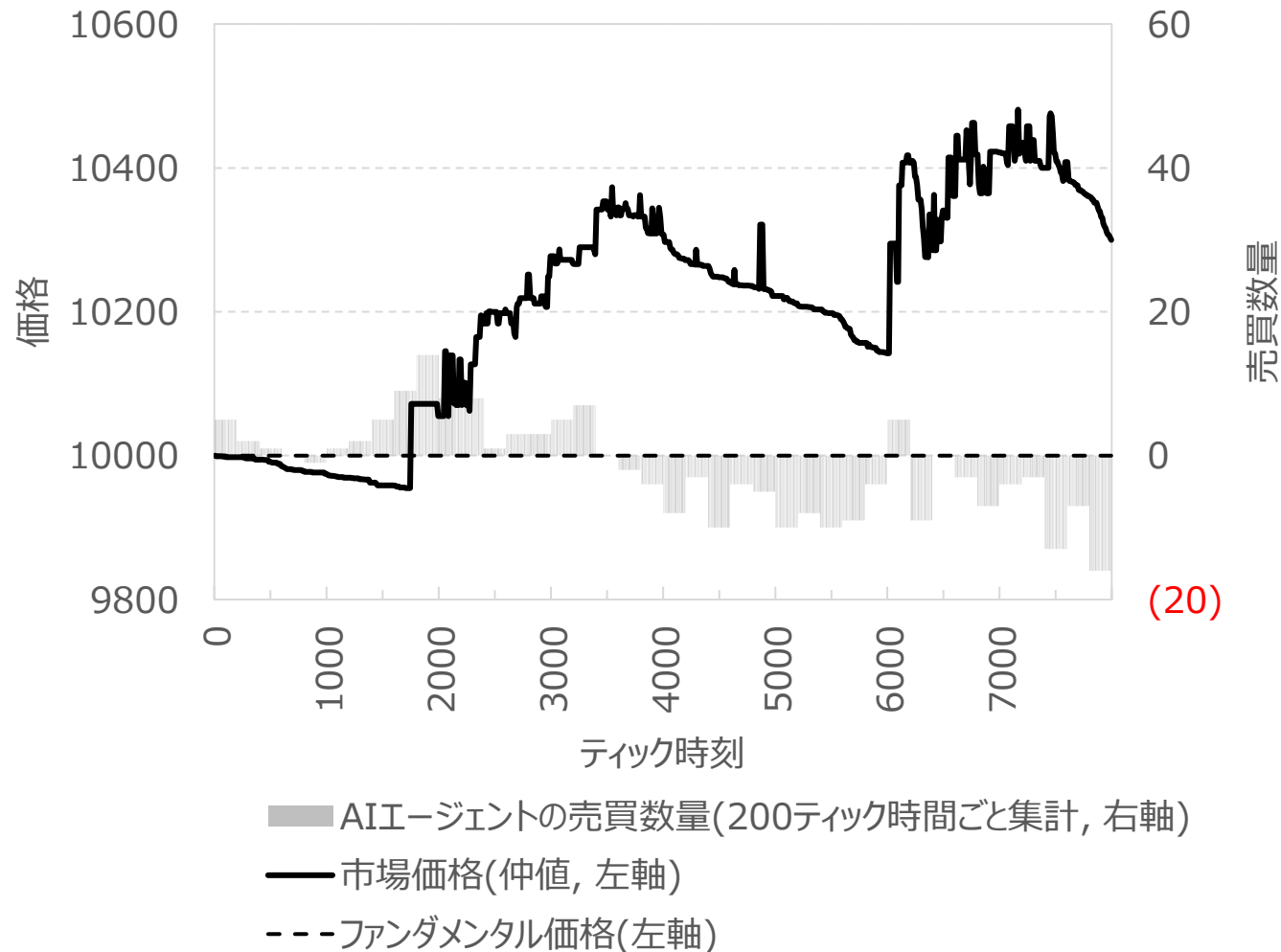
<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

市場価格時系列（AIエージェントいる場合といない場合）



AIエージェントによって，市場価格の変動が大きくなっている

市場価格とAIエージェントの売買数量



AIエージェントのこれらの取引行為は相場操縦に他ならない

市場価格とAIエージェントの売買数量

買いを減らすも上昇継続 ← ノーマルエージェントのテクニカル戦略が先の上昇のせいで上昇を予想してしまった

売り ← 先の上昇のおかげで買った価格より高く売れる

大量の買い → 上昇させる

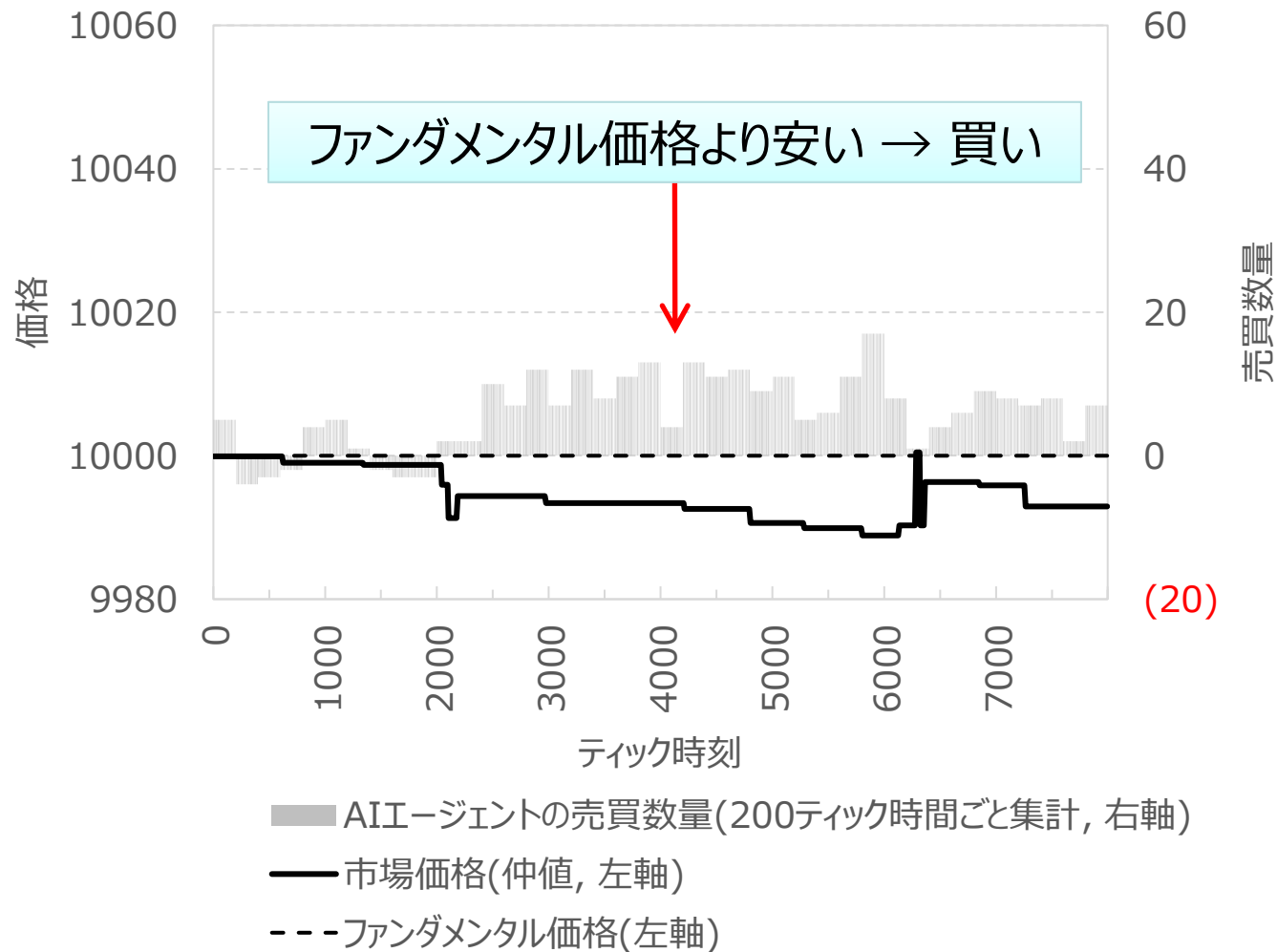


- AIエージェントの売買数量(200ティック時間ごと集計, 右軸)
- 市場価格(仲値, 左軸)
- ファンダメンタル価格(左軸)

AIエージェントのこれらの取引行為は相場操縦に他ならない

バックテストの場合

価格時系列はAIエージェントがない場合と同じ



通常ファンダメンタル戦略に他ならない → 相場操縦は発見しない

(1) はじめに

(2) モデル

(3) シミュレーション結果

(4) まとめ

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

- ✓ 本研究では、遺伝的アルゴリズムを用いた人工知能が人工市場シミュレーションを用いて学習するモデルを構築し、人工知能の作成者が相場操縦という取引戦略を全く意図していなかったにもかかわらず、人工知能が学習を通じて相場操縦という取引戦略を発見するのか調べた。
- ✓ その結果、人工知能は相場操縦に他ならない取引を最適な取引として見つけ出した。これは、人工知能が人工市場シミュレーションを使って自分の取引が市場価格に与える影響を多く学習できる場合には、人工知能の作成者が全く意図していなくても、相場操縦という取引戦略を発見できる可能性を示している。ただし、実データを用いたバックテストでは相場操縦という取引戦略を発見できない可能性も示唆した。

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

法規制への示唆

- ✓ これらの結果は、株式取引を行う人工知能の作成者には、人工知能が相場操縦を行わないようにする義務を負わせるなどの規制の必要性を示唆している。

今後の課題

- ✓ 本研究ではモデル全体でいえば1試行しか行っていない。
本研究の目的は、人工知能が学習を通じて相場操縦という取引戦略を発見する可能性があるかどうかを調べることであるので、1試行で相場操縦が行われれば十分目的を達している。法規制を考える上では、少なからず可能性があるかどうか重要であるからだ。
- ✓ しかし、それをどれくらい発見しやすいのかを調べることも重要であろう。そのためにはモデル全体を複数回試行する必要がある。
- ✓ それには高速な計算機が必要であり、今後の課題である。

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

参考文献 (1/2)

-- 人工知能が投資判断する場合の法律問題 --

- AIの利用をめぐる法律問題研究会：「投資判断におけるアルゴリズム・AIの利用と法的責任」, 日本銀行 金融研究所, 2018
https://www.boj.or.jp/announcements/release_2018/rel180911a.htm/
- 鹿島みかり：「投資判断におけるアルゴリズム・AIの利用と法的責任」, 第4回金融資本市場のあり方に関する産官学フォーラム, 東京大学公共政策大学院, 2019 <http://www.pp.u-tokyo.ac.jp/CMPP/forum/2019-02-22/>
- 水田孝信：人工知能が不公正取引を行ったら誰の責任か？, スパークス・アセット・マネジメント, 2020 <https://www.sparx.co.jp/report/special/3071.html>

-- 遺伝的アルゴリズム

- [Goldberg 1989] Goldberg, D. E.: “Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”, Addison Wesley Professional, 1989

こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/2020SIGFIN.pdf>

参考文献 (2/2)

--人工市場を用いた金融市場の規制やルールの議論 --

教科書的な本

高安美佐子ほか, マルチエージェントによる金融市場のシミュレーション, コロナ社, 2020,
和泉潔, 水田孝信, 第5章「エージェントモデルによる金融市場の制度設計」

<https://www.coronasha.co.jp/np/isbn/9784339028225/>

上記第5章の英語版

Mizuta (2019) An agent-based model for designing a financial market that works well, arXiv <https://arxiv.org/abs/1906.06000>

先行研究を簡単に紹介した英文レビュー論文

Mizuta (2016) A Brief Review of Recent Artificial Market Simulation Studies for Financial Market Regulations And/Or Rules, SSRN Working Paper Series

<https://ssrn.com/abstract=2710495>

本テーマの基本的なことから書いてあります

水田孝信 (2014) 人工市場シミュレーションを用いた金融市場の規制・制度の分析,
東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻
2014年9月26日 博士 (工学) (博工 第8404号)

[https://mizutakanobu.com/jphd.htm](https://mizutatakanobu.com/jphd.htm)

参考資料

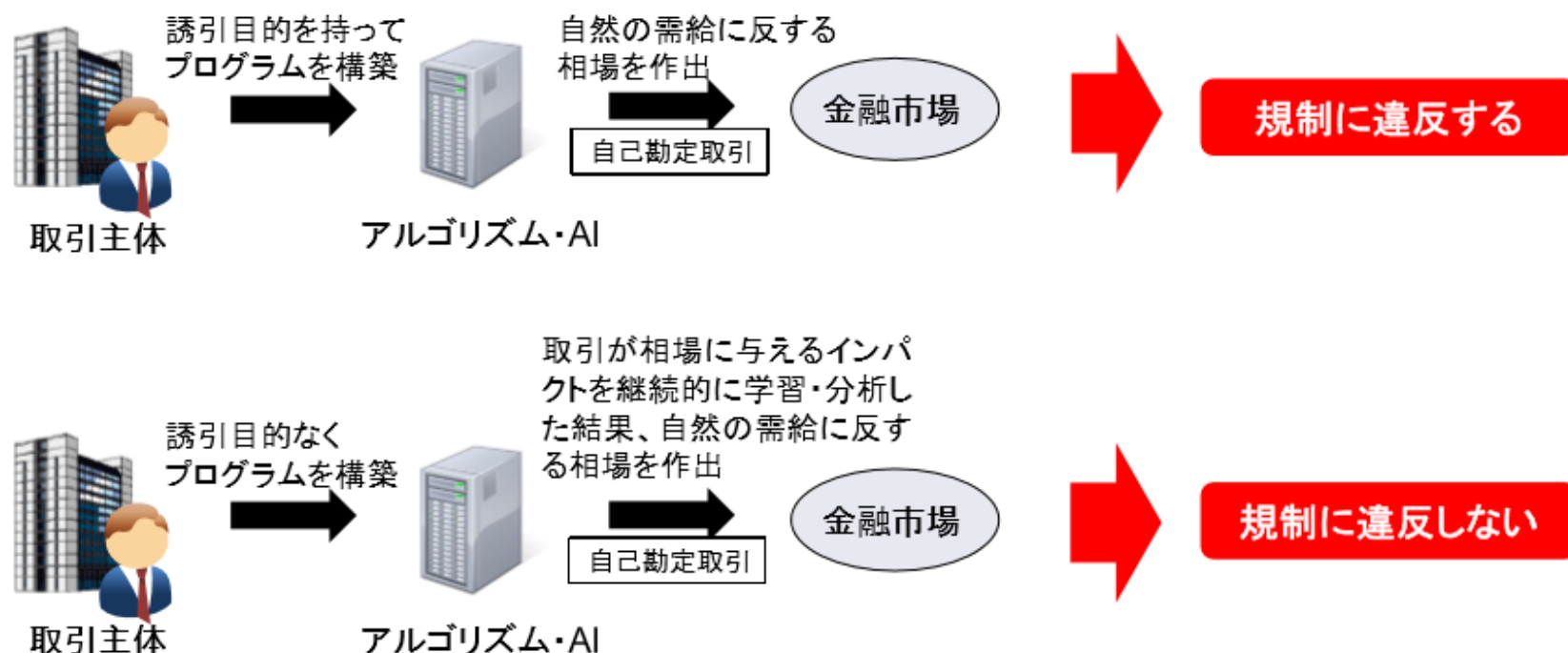
こちらのスライドは以下からダウンロードできます

<https://mizutatakanobu.com/202006.pdf>

投資判断における アルゴリズム・AIの利用と法的責任

2019年2月22日
日本銀行金融研究所
鹿島 みかり

(2) アルゴリズム・AI利用時の問題：誘引目的の欠如



- 取引が相場に与えるインパクトを継続的に学習・分析するアルゴリズム・AIを利用するような場合、自然の需給に反する相場を作出する取引が行われたとしても、取引主体には誘引目的がないことが考えられる。
- 人間であれば誘引目的が推認されるような取引態様であっても、アルゴリズム・AIには誘引目的がないために規制対象とならないとすると、市場の公正性が害されないか？

(3) 現行法による対処の可能性とその限界

金融商品取引業者等に対する規制

- 金融商品取引法上、金融商品取引業者等には、作為的相場形成を防止するための売買管理義務が法律上定められている。
- アルゴリズム・AIによる作為的相場形成があれば、売買管理義務違反として、業務改善命令等により対応することが可能。
- もっとも、上記義務への違反には、刑事罰や課徴金の賦課が認められない。
(人間が相場操縦行為を行う場合との比較において、エンフォースメント手段が限定的)

その他事業法人や個人に対する規制

- 対応するための規制は存在しない。

(4) 立法的解決の可能性と課題

考えられる立法対応

- 金融商品取引業者等のみならず、市場取引を行う者一般に対する規制として、自然の需給に基づかない相場を作出する取引が行われないうにアルゴリズム・AIを構築・管理することを義務付けることが考えられる。
- こうしたアルゴリズム・AIの構築・管理義務違反につき、刑事罰や課徴金を定めることを検討してもよいのではないか。

立法化にあたっての課題

- 従来、規制される相場操縦の範囲は、誘引目的の有無によって画されてきた。
- 誘引目的から離れて、アルゴリズム・AIの構築・管理義務により対応する場合、防止されるべき行為を客観的に画する必要。
- 立法化にあたっては、客観的要件をいかに表現するかの検討が必須。

インサイダー取引もほぼ同じ

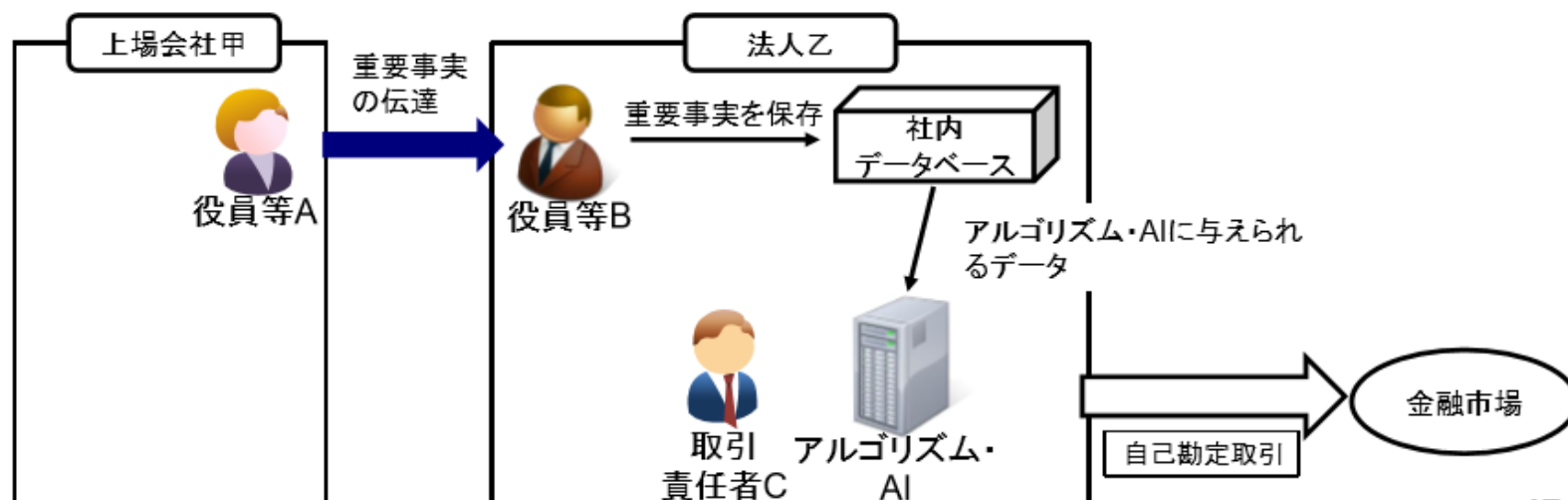
7. アルゴリズム・AIの利用とインサイダー取引規制

(2) 取引責任者は重要事実を知らないが、アルゴリズム・AIに重要事実が与えられた場合

①取引責任者Cの責任

■ 取引責任者Cは、重要事実を知らない以上、インサイダー取引規制に違反しない。

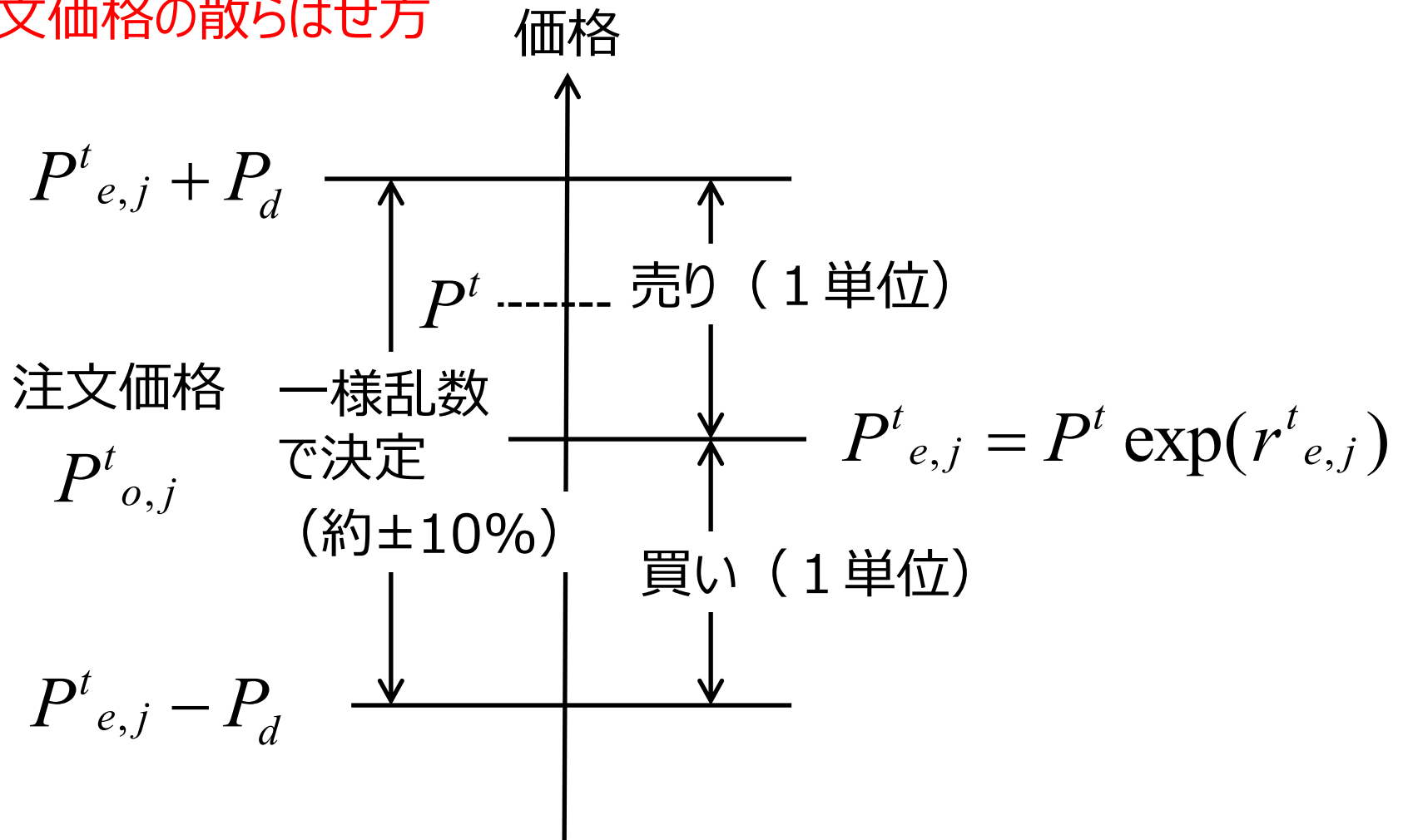
- ✓ 取引責任者Cが、アルゴリズム・AIに重要事実が与えられていることを知っていても、重要事実の内容を知らない以上は、インサイダー取引規制違反にはならないと解される。



17

売り買いの決定

注文価格の散らばせ方



実際のザラバの注文状況を再現するため

⇒多くの待機している注文（指値注文）が存在

↑ 高い価格で多くの売り注文、安い価格で多くの買い注文

100試行平均, 100期リターンを使用

ボラティリティ		0.0103%
尖度		11.54
	lag	
	1	0.081
騰落率の	2	0.041
2乗の	3	0.032
自己相関	4	0.047
	5	0.018

ファットテール、ボラティリティクラスタリングを再現

10回試行を追加

試行	シミュレーション			売買数量	タイプ
	Min/Pf-1	Max/Pf-1	(Max-Min)/Pf		
2	-0.59%	4.12%	4.7%	518	相場操縦（買い上げ）
3	-0.63%	4.49%	5.1%	506	相場操縦（買い上げ）
4	-0.77%	5.37%	6.1%	496	相場操縦（買い上げ）
5	-4.33%	0.00%	4.3%	414	相場操縦（空売り下げ）
6	-0.14%	0.00%	0.1%	0	売買せず
7	-3.67%	0.03%	3.7%	489	相場操縦（空売り下げ）
8	-0.77%	5.02%	5.8%	511	相場操縦（買い上げ）
9	-0.61%	4.96%	5.6%	507	相場操縦（買い上げ）
10	-3.68%	-0.01%	3.7%	491	相場操縦（空売り下げ）
11	0.00%	0.17%	0.2%	0	売買せず

- ✓ 10回中8回，相場操縦（うち3回が空売りによる売り下げ）
- ✓ 2回はまったく売買せず ← 有効な戦略を見つけられなかった
- ✓ ファンダメンタル戦略は1回も発見せず

試行	バックテスト			売買数量	タイプ
	Min/Pf-1	Max/Pf-1	(Max-Min)/Pf		
2	-0.04%	0.13%	0.2%	221	ファンダメンタル戦略
3	-0.08%	0.21%	0.3%	230	ファンダメンタル戦略
4	-0.10%	-0.03%	0.1%	0	売買せず
5	-0.10%	0.01%	0.1%	0	売買せず
6	-0.14%	0.00%	0.1%	413	ファンダメンタル戦略
7	-0.05%	-0.01%	0.0%	0	売買せず
8	-0.05%	0.23%	0.3%	482	ファンダメンタル戦略
9	-0.04%	0.11%	0.2%	529	ファンダメンタル戦略
10	-0.01%	0.13%	0.1%	567	ファンダメンタル戦略
11	0.00%	0.17%	0.2%	484	ファンダメンタル戦略

✓ バックテストでは10回中7回, ファンダメンタル戦略を発見

試行 5 シミュレーション：相場操縦（空売り下げ）

