

人工市場による取引アルゴリズムの評価

和泉 潔† 鳥海不二夫†† 松井 宏樹†††

† 産業技術総合研究所 デジタルヒューマン研究センター

〒 135-0064 東京都江東区青海 2-41-6

†† 名古屋大学大学院 情報科学研究科

〒 464-8603 名古屋市千種区不老町

††† 株式会社シーエムディーラボ

〒 150-0001 東京都渋谷区神宮前 2-14-19-1F

E-mail: †kiyoshi@ni.aist.go.jp, ††tori@is.nagoya-u.ac.jp, †††matsui@cmdlab.co.jp

あらまし 本研究は人工市場を用いた自動取引アルゴリズムの評価手法を提案した。最初に自動取引アルゴリズムが市場に与えるインパクトを評価するために、順張りアルゴリズムと逆張りアルゴリズムが参加する人工市場を構築した。そして各アルゴリズムの割合を変えて価格の安定性を比較した。その結果、市場へのインパクトはアルゴリズムの内容自体だけでなく、他のアルゴリズムとの組合せの状況にも大きく依存することが分かった。次に、24種類の標準的な自動取引プログラムが参加する人工市場を構築し、各アルゴリズムの事前評価を行った。その結果、人工市場による評価は従来のバックテストによる評価よりも豊かな情報を与えることがわかった。

キーワード 人工市場、自動取引プログラム、市場メカニズム、マルチエージェントシミュレーション

Evaluation of Trading Algorithms by an Artificial Market

Kiyoshi IZUMI†, Fujio TORIUMI††, and Hiroki MATSUI†††

† DHRC, AIST

2-41-6 Aomi, Koto-ku, Tokyo 135-0064, Japan.

†† Grad. School of Information Science, Nagoya University

Furouchi, Chikusaku, Nagoya 464-8603, JAPAN

††† CMD Laboratory Inc.

2-14-19-1F Jinguumae, Shibuya-ku, Tokyo 150-0001, Japan

E-mail: †kiyoshi@ni.aist.go.jp, ††tori@is.nagoya-u.ac.jp, †††matsui@cmdlab.co.jp

Abstract In this paper, we proposed an evaluation system of automated trading programs using artificial market simulation. First, our system tested the market impact of automated trading programs. The results revealed that a market impact of an automated trading program may depend not only on a content of its rule but also on a way of combination with other programs. Next, we evaluated risk and returns of the programs under various market environment. The evaluation by an artificial market was able to give richer information than the conventional evaluation by a back test.

Key words Artificial market; Automated trading program; Market mechanism; Multi-agent simulation

1. はじめに

アルゴリズム取引を始め、金融市場に関する情報技術の進歩はあらゆる局面で加速している。情報爆発時代の金融市場において、安定した市場のための制度設計や市場行動の決定を支援する新たな情報技術の開発が急務となっている。本研究では、人工市場シミュレーションを用いて取引アルゴリズムの事前評価

を行う手法を新たに提案する。

2. 人工市場シミュレーションの枠組み

2.1 人工市場 = エージェント + 価格決定メカニズム

人工市場 [1] とは、その言葉の通り、計算機上に人の手によって人工的に作りだされた架空の市場のことである。人工市場に参加しているのは、エージェントと呼ばれる計算機プログラム

で表現された仮想的なディーラーである。各エージェントの投資行動が集積し金融価格が決定されていくまでの価格決定のやり方を価格決定メカニズムと呼ぶ。

2.2 人工市場コアモジュール

人工市場シミュレーションのコアになるモジュールでは、仮想的な市場の市場価格決定、市場データ配布、市場への注文データベース機能を有する(図1)。人工市場コアモジュールとエージェントや人間の間での注文情報や市場データの通信には、実際の金融取引で用いられているFIX(Financial Information eXchange) プロトコルを用いる [2]。FIX プロトコルを用いることによって、人工市場に参加しているエージェントは実際の金融市場での取引に対応することが容易となる。

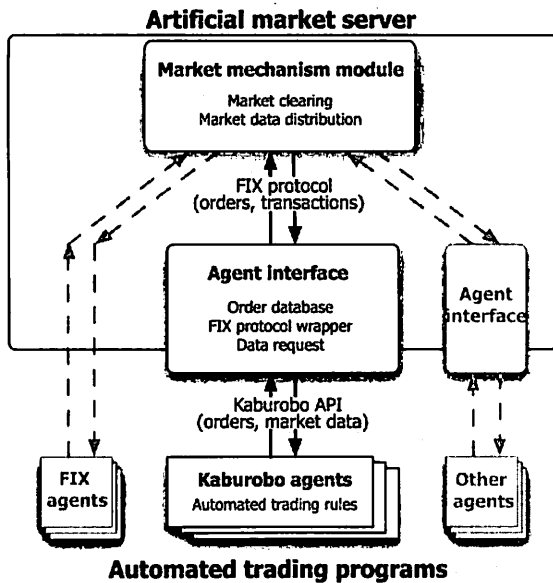


図1 人工市場シミュレーションの枠組み

3. 自動売買プログラムの市場インパクトの評価

米国では現在、あらかじめ設定した取引アルゴリズムを基に作成された自動トレーディングプログラムやトレーディングシステムを用いた取引が、すでに市場の二割を占めている [3]。トレーディングシステムの普及が金融市場にどのような影響を与えるのか、また市場を不安定化させないトレーディングシステムの要件とは何かを明らかにすることが急務となっている。

人工市場を用いた自動トレーディングプログラムの評価のプロトタイプとして、順張りアルゴリズムと逆張りアルゴリズムが市場に与える影響の評価を行った。順張りアルゴリズムとは前期の価格の変動が上昇(下降) だったら、今期もそのトレンドが継続すると考えて買い(売り) を行う。逆張りアルゴリズムとは、前期の価格の変動が上昇(下降) だったら、今期はそのトレンドが反転すると考えて売り(買い) を行う。ともに市場でよく使われる基本的な売買アルゴリズムである。

55 体のエージェントがある株の銘柄を取引する人工市場を

構築した。順張りアルゴリズムと逆張りアルゴリズム、そして2分の1の確率で売りまたは買いを行うランダムアルゴリズムの3種類のエージェントが参加する(表1)。表2のようなエージェントの組合せを3種類用意し、それぞれの人工市場での市場価格の変動値を比較した。その結果、図2にあるように、逆張りアルゴリズムと順張りアルゴリズムがともに存在する半々市場がもっとも市場が不安定になった。つまり、自動取引アルゴリズムが市場に与えるインパクトはアルゴリズムの内容自体だけでなく、他のアルゴリズムとの組合せの状況にも大きく依存するということが分かった。

表1 エージェントのルール

(1) 順張りエージェント	
過去5日間の平均価格より上昇	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位購入
過去5日間の平均価格より下降	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位売却
(2) 逆張りエージェント	
過去5日間の平均価格より上昇	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位売却
過去5日間の平均価格より下降	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位購入
(3) ランダムエージェント	
確率 1/2	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位購入
確率 1/2	→ 価格 $(1 + \alpha_t) \times P_{t-1}$ で1,000単位売却

P_{t-1} は前期の価格。 α_t は -0.1 から 0.1 のランダム数。

表2 エージェントの組み合わせ

	順張り エージェント	逆張り エージェント	ランダム エージェント
(a) 順張り市場	50	0	5
(b) 逆張り市場	0	50	5
(c) 半々市場	25	25	5

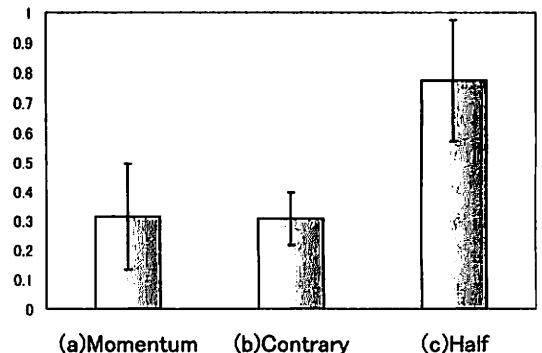


図2 各組み合わせにおける価格変動の比較(10試行の平均)

4. 取引アルゴリズムの個別評価

上述の人工市場コアモジュールを用いて、カプロボ [4] と呼ばれる自動トレーディングプログラムのコンペに参加した自動トレーディングプログラムの評価を行った。カプロボコンペでは、参加者に作成された自動トレーディングプログラムが資金をある期間の間仮想的に運用する。期間中は、プログラムは自動で売買を行ない、参加者は一切操作できない。その成績で勝敗を競うコンテストを実施し、実運用に優れたカプロボを輩出する目的で最も成績のよかった優秀ロボットを選出する。このコンテストでの長期に渡るバックテストの成績による定量的な評価と、ファンドマネージャーの審査などの定性的な評価により、プログラムの順位が決まる。コンペで優秀な成績を収めたトップ 10 個のプログラムは、実際の市場で半年間運用されたが、プログラムはバックテストほど良い成績をあげることが出来なかった。バックテストと実運用で結果が異なるのは、おそらく過剰学習が原因であると考えられる。すなわち、バックテストだけでは様々な市場環境の下でのプログラムの評価を行うことが出来ないからである。そこで我々は人工市場を用いた自動トレーディングプログラムの評価を提案した。

4.1 バックテストと人工市場による評価の比較

過剰学習を避けるためには様々な市場環境の下でプログラムを評価する必要がある。そのため、我々は人工市場によって多様な市場環境を再現し、プログラムの事前評価を行った。

標準的な取引アルゴリズムとして、表 3 にある移動平均や RSI などの 24 種類の取引アルゴリズムをバックテストと人工市場で評価した。これらのプログラムはカプロボ SDK を用いて作成されており、コンペに参加することも出来る。実際にコンペに参加したプログラムもある。

最初に 2005 年と 2006 年の東京証券取引所の実際のある株価日次データを用いて、バックテストをした。その結果、2 つの年で順位はかなり異なった (表 4)。順位の相関係数が -0.462 であったことからそのことは分かる。もし 2005 年のバックテストの結果で上位の自動トレーディングプログラムを 2006 年の投資に用いたら、かなり損をしたかもしれない。

次にこれらのエージェントが参加する人工市場でパフォーマンスのテストをした。市場参加者はこれらの 24 個のエージェントと 3 個のランダムエージェントである。10 試行のシミュレーションにおける平均の損益 (リターン) と損益の標準偏差 (リスク) を図 3 に示す。驚くことに 10 試行でのリターンの平均によるエージェントの順位は、2005 年と 2006 年の両方のバックテストでの順位と正の相関があった。また、この図によって、どのエージェントがハイリスクハイリターンで、どのエージェントがローリスクローリターンなプログラムか明らかになった。例えば、BayesianWide はバックテストでも両方の年で安定して上位にいた。また、リスクの高い GoldenCrossLong や PsychologicalLineWide (PLWide) は、バックテストで彼らはある年にはトップにいたが、別の年には下位にいた。このように人工市場によるテストが各プログラムのリスクとリターンを評価できる可能性を示せた。人工市場による評価は従来のバックテ

ストによる評価よりも豊かな情報を与えることが出来た。

5. おわりに

本研究の結果により、人工市場シミュレーションを、実際の金融取引行動の評価に用いることの有効性が明らかになった。今後は、人工市場を実際の金融実務者が自らの市場行動を評価するためのツールとして、サービス化することを行う予定である。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省特定領域研究「金融市場の執行分析のための経済情報抽出と行動が市場へ及ぼす影響評価に関する研究」(課題番号: 19024071) によるものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 和泉: “人工市場: 市場分析の複雑系アプローチ”, 森北出版 (2003).
- [2] FIX Protocol Ltd.: “The FIX Guide: Implementing the FIX Protocol”, Xlibris (2005).
- [3] K. Kim: “Electronic and Algorithmic Trading Technology: The Complete Guide”, Academic Press (2007).
- [4] 株ロボ: “<http://www.kaburobo.jp/>”.

表 3 評価した取引アルゴリズム

Name	Parameter values
(1) ゴールデンクロス: 短期移動平均 (SMA) が長期移動平均 (LMA) を下 (上) から突き抜けたら買い (売り).	
GoldenCross	{SMA, LMA} = {12 day, 24 day}
GoldenCrossShort	{SMA, LMA} = {5 day, 15 day}
GoldenCrossLong	{SMA, LMA} = {25 day, 75 day}
(2) HL バンド: 市場価格が過去 n 日間の最高値 (最安値) よりも高 (安) ければ買い (売り).	
HLBand	$n = 10$
HLBandShort	$n = 5$
HLBandLong	$n = 25$
(3) MACD: 長期移動平均 (LMA) と短期移動平均 (SMA) の差がその移動平均 (PS) を下 (上) から突き抜けたら買い (売り).	
MACD	{SMA, LMA, PS} = {12 day, 26 day, 9 day}
MACDShort	{SMA, LMA, PS} = {6 day, 12 day, 5 days}
MACDLong	{SMA, LMA, PS} = {16 day, 40 day, 12 day}
(4) エンベロープ: 25 日間の移動平均価格より現在価格が $+P\%$ 以上 ($-P\%$ 以下) だったら買い (売り)	
Envelope	$P = 5$
EnvelopeNarrow	$P = 2.5$
EnvelopeWide	$P = 10$
(5) サイコロジカルライン: 過去 14 日中価格が上昇 (下降) した日数の割合が $PH(PL)$ 以上なら売り (買い)	
PsychologicalLine	{ PH, PL } = {75, 25}
PsychologicalLineNarrow	{ PH, PL } = {60, 40}
PsychologicalLineWide	{ PH, PL } = {85, 15}
(6) RSI: 過去 14 日間の価格上昇した日の割合 (RSI) が RH 以上 (RL 以下) ならば売り (買い)	
RSI	{ RH, RL } = {0.3, 0.7}
RSINarrow	{ RH, RL } = {0.2, 0.8}
RSIWide	{ RH, RL } = {0.4, 0.6}
(7) ベイジアン: 過去の価格上昇前の値動きと直近の値動きの相関が TH 以上 ($-TH$ 以下) であれば買い (売り).	
Bayesian	$TH = 0.6$
BayesianNarrow	$TH = 0.4$
BayesianWide	$TH = 0.8$
(8) テクニカル分析の組合せ: RSI < 25% で, 現在価格が 25 日移動平均より 5% 以上安く, $V < 70$ の時買い. RSI > 75% で, 現在価格が 25 日移動平均より 5% 以上高く, $V > 450$ の時売り. ただし, $V = (U + M) / (D + M) \times 100$, U: 価格上昇日の取引高の和, M: 価格横ばい日の取引高の和, D: 価格下降日の取引高の和. 売買の後, 含み益 (損) が持ち高の 10% 以上になったら益出し (損切り) を行う. それ以外は n 日間保持する.	
TechnicalKun	$n = 20$
TechnicalKunShort	$n = 10$
TechnicalKunLong	$n = 100$

表 4 2005 年と 2006 年の過去データを用いたバックテストの結果

2005		2006	
Name	Return	Name	Return
1 GoldenCrossLong	12.92	1 PsychologicalLineWide	15.49
2 BayesianWide	6.35	2 TechnicalKunLong	14.32
3 HLBandShort	3.78	3 Envelope	12.61
4 PsychologicalLineNarrow	3.54	4 RSI	10.09
5 GoldenCrossShort	3.03	5 EnvelopeNarrow	9.71
6 GoldenCross	2.98	6 BayesianNarrow	7.91
7 Bayesian	2.17	7 BayesianWide	7.34
8 HLBand	0.46	8 RSIWide	6.54
9 BayesianNarrow	0.21	9 Bayesian	5.17
10 MACD	0.12	10 RSINarrow	2.89
11 MACDShort	0.08	11 EnvelopeWide	2.01
12 EnvelopeNarrow	0.06	12 GoldenCross	1.92
13 EnvelopeWide	0.00	13 PsychologicalLine	1.89
13 TechnicalKun	0.00	14 TechnicalKunShort	1.87
13 TechnicalKunShort	0.00	15 MACD	1.26
13 TechnicalKunLong	0.00	16 MACDShort	0.87
17 MACDLong	-0.35	17 TechnicalKun	0.08
18 HLBandLong	-0.62	18 PsychologicalLineNarrow	0.05
19 PsychologicalLineWide	-0.89	19 HLBandLong	-0.07
20 PsychologicalLine	-1.15	20 HLBand	-0.79
21 RSINarrow	-1.26	21 GoldenCrossLong	-1.16
22 RSIWide	-1.64	22 MACDLong	-1.23
23 RSI	-4.40	23 HLBandShort	-2.02
24 Envelope	-4.48	24 GoldenCrossShort	-5.64

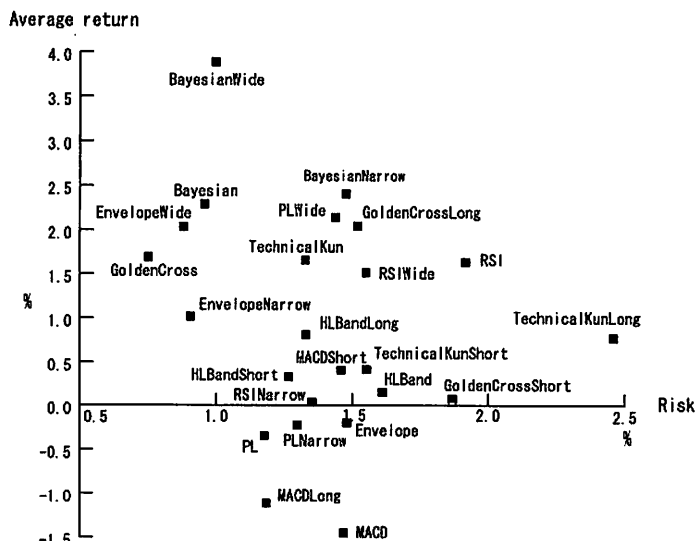


図 3 人工市場による取引アルゴリズムの評価: 縦軸は損益の 10 試行の平均, 横軸は損益の 10 試行の標準偏差