

人工市場サービスを用いた市場行動の評価

和泉 潔[†] 松井 宏樹[‡] 鳥海 不二夫^{*}
産総研[†] (株)CMDラボ[‡] 名古屋大学^{*}

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[2]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 [1]。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。

3. 自動売買プログラムの市場インパクトの評価

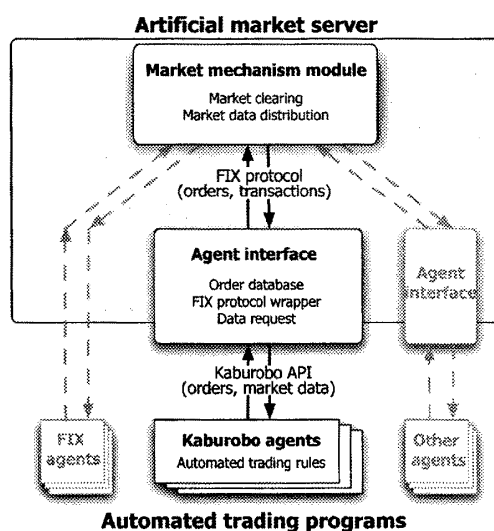


図 1 人工市場シミュレーションの枠組み

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。100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

Evaluation of market behavior by artificial market service

[†] Kiyoshi Izumi (AIST)

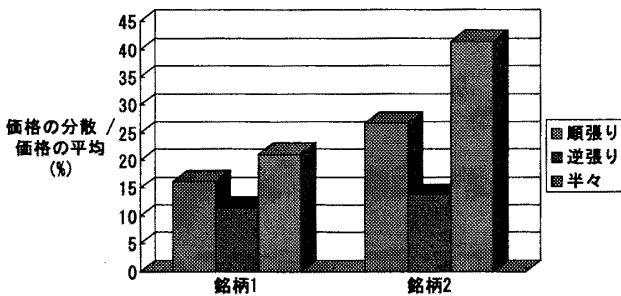
[‡] Hiroki Matsui (CMD lab)

^{*} Fujio Toriumi (Nagoya Univ.)

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。

表 1 安定性評価を行った人工市場の種類

	順張り	逆張り	ランダム
順張り市場	80	0	20
逆張り市場	0	80	20
半々市場	40	40	20



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 [2] 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。従来の過去データによる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。そこで我々は人工市場をもちいた自動トレーディングプログラムの評価を提案した。

標準的な取引アルゴリズムとして、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。2 つの年で順位はかなり異なった。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。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。

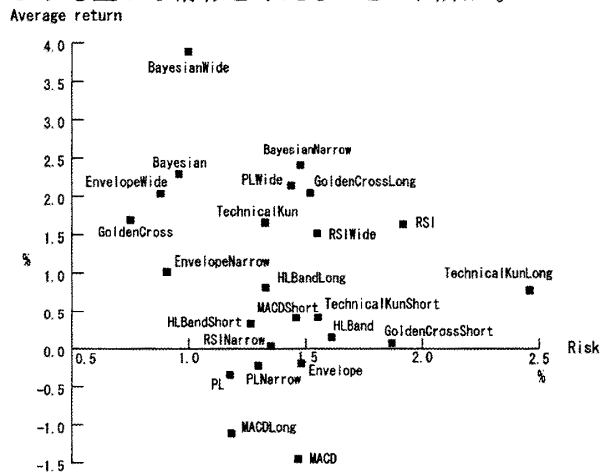


図 3 人工市場による取引アルゴリズムの評価

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を行う予定である。

参考文献

- [1] FIX Protocol Ltd. The FIX Guide: Implementing the FIX Protocol. Xlibris, 2005.
- [2] Kaburobo. Advanced robot trading platform, <http://www.kaburobo.jp/>.
- [3] K. Kim. Electronic and Algorithmic Trading Technology: The Complete Guide. Academic Press,