

F-044

## マルチエージェント型人工株式市場の評価方法についての研究 A Study on Evaluating Artificial Stock Markets Consist of Multi-Agents

荻野 慎太郎†  
Shintaro Ogino

長尾 智晴†  
Tomoharu Nagao

### 1. はじめに

従来、株式市場モデルを形成する際によく用いられている効率市場仮説モデルは一般に市場を形成する投資家に対して合理的期待を仮定しており、昨今の株式市場で見られるような激しく複雑な変動を説明する事が困難になっている。これに対して近年では計算機内に取引に関する戦略をもった仮想エージェントを作り、これらのエージェントに自律的に株式取引を行わせる人工株式市場モデルの研究が行われている。我々の研究グループは、人工市場における株価変動が実際の市場変動に似た動きを見せるとき、市場に存在するエージェント群はどのような振る舞いしているか？といった逆問題的アプローチをとっており、先に提案した現実の市場がどのような投資家から構成され、どのように相互作用しているかをエージェントグループの相互作用という観点から人工株式市場の構築・解析することを提案した[1]。本研究では過去の株式市場を解析したパラメータの条件を満たすように最適化されたエージェントに株価の売買を行わせ、その結果得られた変動をどう評価していけば良いのか、またその結果現実に即した市場構築にどのように適用すれば良いのかについて考察する。

### 2. 本研究の特徴

現実市場には多種多様な戦略をもった投資家が存在するが、GPを用いて不均質なエージェント集団を形成する場合、エージェントの数が多いと探索領域が膨大になり、最適化が困難になる。この解決策として本研究室で先に提案された自動グループ構成手法(Automatically Defined Groups; ADG)を用いて最適化を行う。これによって効率的に市場の最適化を行うことができ、エージェントグループの相互作用といった観点から株価変動メカニズムを解析する場合、相互作用によって生成された人工市場の評価という面でまだ不十分な面が存在する。実際の市場を再現する為に現在の統計量で再現可能なのか、類似度の測定方法等の面からこの点を検討し、今後より現実的な市場を形成するためにどのようなパラメータが必要であるかについて考察する。

### 3. 人工市場の構成

本研究では単一の株を扱い、また扱うデータは株価変化率とする。株価変化率とは、時刻  $t$  における株価  $Price(t)$  を用いて(1)と計算される。なお本研究で扱う株価変動は日次データである。各エージェント  $i$  は自分のもつ予測木から

$$Change(t) = \frac{Price(t) - Price(t-1)}{Price(t-1)} \quad (1)$$

予測変化率  $C_i(t)$  を獲得し、 $C_i(t)$  と現在の株価  $Price(t)$  から、明日の予測株価  $p_i(t+1)$  を以下の式に従って計算して市場に提示する。

$$p_i(t+1) = (1.0 + c_i(t)) * Price(t) \quad (2)$$

市場はすべてのエージェントの予測を集中させ、売り手側は安く売るエージェントを優先的に実際に取引を成立させる。最終的に株価は取引量が最大になる値に決定する。

### 4. 人工株価市場の構築

#### 4.1 人工市場の最適化パラメータ

実際の株式市場の株価変化率について、表1のような特徴があることが知られている。実際の市場における基準化変化率のヒストグラム、および標準正規分布のグラフを書いたものを図1に示す。

表1. 実際の株式市場パラメータ

株価変化率の統計量	実市場
自己相関	0.05 ~ 0.1
二乗変化率の自己相関	0.4 ~ 0.6
$\text{Prob}\{ change  < \}$	0.75 ~ 0.8
$\text{Prob}\{ change  > 3 \}$	0.01 ~ 0.02
平均値 $\mu$	- 0.0003 ~ 0.0003
標準偏差	0.010 ~ 0.015
パワースペクトル	0.001 以下

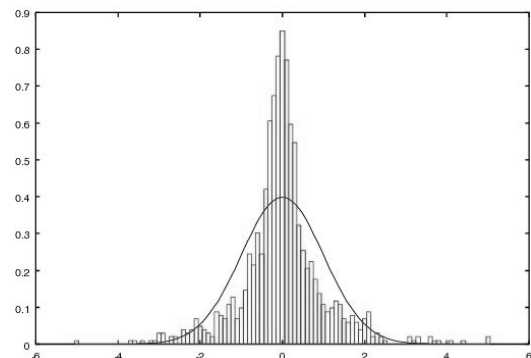


図1. 基準化変化率のヒストグラム

木構造の予測をもつエージェント集団から構成される市場を構築して、これらのエージェントに株の売買を行わせ、得られた株価変動が表1の市場パラメータの条件を満たすように最適化を行う。

†横浜国立大学 大学院環境情報学府, 神奈川県  
Graduate School of Environment and Information  
Sciences, Yokohama National University, Kanagawa,  
Japan

#### 4.2 自動グループ構成手法 ADG

ADG では行動決定の為に同一の木を参照するエージェントの集合をグループと定義する。GP の各個体は複数の木をもち、それぞれの木は異なるグループのプログラムとして機能する。詳細は[1]を参照。

#### 5. ハースト指数

時系列の記憶性を特徴付けるパラメータを推定するものに平均の分散、パワースペクトラムの他に *Hurst* によって導入された R/S 統計がある。ハースト指数  $H$  と時系列は表 2 のように対応している。詳細は[2]を参照。

表 2. ハースト指数

識別	ハースト指数(H)	特徴
1	$H = 0.50$	ランダム系列
2	$0 \leq H < 0.50$	反持続的系列
3	$0.50 < H \leq 1.00$	持続的系列

#### 6. 実験結果

このような設定で GP 個体集団を進化させた結果得られた人工市場の変動の例を図 2 に示す。表 1 を満たすように最適化された人工市場が得られた。部分的に大きな変動が続いたり、小さな変動がみられるような実際の市場と同様の変動が得られたことがみてとれる。ここで現実の市場 TOPIX データ(TOPIX: '88 ~ '93)と得られた人工市場データを多次元に埋め込み、時系列の再構成を行った。

再構成する次元として 3 次元を選択し、遅れ時間の設定は自己相関係数ゼロクロス点を設定した。図 3 に再構成した系列を示す。

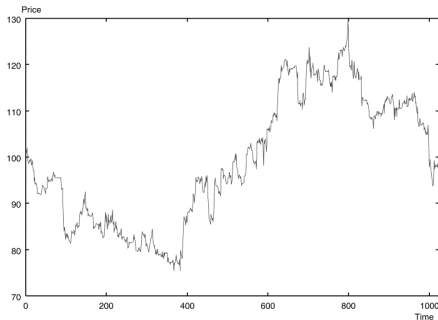


図 2. 得られた人工株式市場の株価

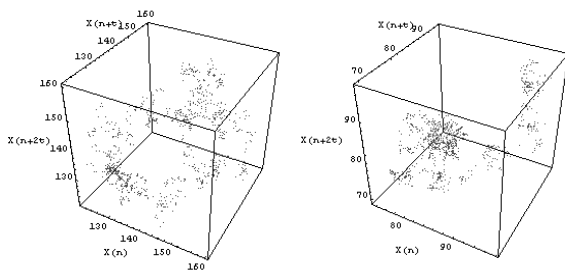


図 3. 再構成埋め込み (左: TOPIX, 右: 人工株式市場)

実際の市場と人工市場の系列がどのような動態を示しているか、双方の自己相関係数を算出したものを図 4 に示す。

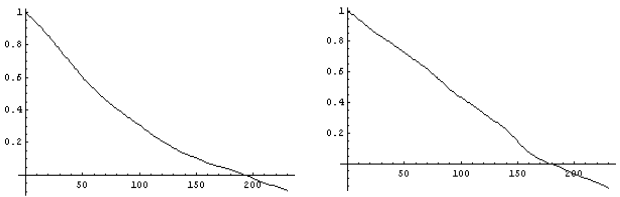


図 4. 自己相関係数 (左: TOPIX, 右: 人工株式市場)

次に 2 つの市場の長期記憶性 ( $H$ ) を算出した。図 5 に示す。

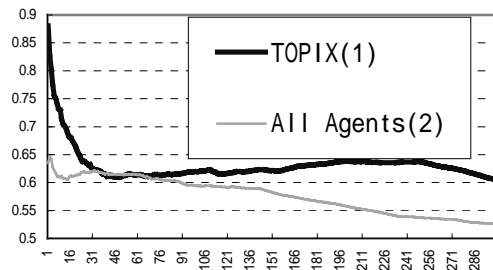


図 5. ハースト指数の比較

#### 7. 考察

図 2 で得られた人工市場の動態とパラメータを見る限り、現実市場と比較的変わらない市場が構築出来たと考えられる。図 4 で示した自己相関係数でもさほどその差異はみられなかったが、図 5 で示す長期記憶性 (ハースト指数) の観点から評価すると実際の市場から算出された指数が高く、記憶性という面で実際の市場を再現するには不十分であった。市場最適化の評価という面で今後最適化する際の類似度として記憶性などのパラメータを考慮する必要がある。

#### 8. まとめ

本報告では人工株式市場構築の長期記憶性という面からその評価方法について述べた。今後は得られた人工市場内におけるエージェントの相互作用と記憶性の関係について検討する予定である。

#### 参考文献

- [1] 原章, 長尾智晴: “自動グループ構成手法 ADG による人工株式市場の構築と解析” 情報処理学会, Vol.43. No.7 (2002)
- [2] 松葉育雄: “非線形時系列解析,” 朝倉書店 (2000)