

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

原 章[†], 長尾 智晴^{††}

本研究では、複数の投資家エージェントにより構成される人工株式市場の株価変動が、実際の市場に似た変動を見せるとき、市場を構成する投資家の戦略とその構成比がどのようなものになっているかを検証し、現実の市場の株価変動のメカニズムを解析することを目指す。本研究では、市場を構成するエージェント群の戦略を木構造のプログラムで表し、それらのエージェントの取引により生じる株価変動の統計量が実際の市場の変動に類似するように、エージェント群の取引行動の最適化を行う。エージェント群の効率的な最適化と集団の解析を行うため、筆者らが先に提案した、進化の過程でエージェントのグループ分けと各グループのプログラムの最適化を同時に行う手法である自動グループ構成手法 ADG を用いた。実験により現実の市場に似た変動を見せる人工株式市場を獲得し、その解析を行った。

Construction and Analysis of Artificial Stock Markets Using ADG; Automatically Defined Groups

AKIRA HARA[†], and TOMOHARU NAGAO^{††}

With the aim of analyzing the mechanism of the stock price change, we construct an artificial stock market composed of multiple agents whose investment strategies are represented by tree-shaped programs. The market is optimized by using a Genetic Programming so that the change of its stock price resembles that of "real" stock market statistically. In order to perform an efficient optimization and to analyze agents' behavior easily, we use *ADG; Automatically Defined Groups* previously proposed by the authors. We show experimentally that complex changes like real market appear in the proposed artificial market.

1. はじめに

従来、株式市場モデルとしてよく用いられている効率市場仮説モデルでは、投資家の価格予想に対して合理的期待を仮定しており、近年の株式市場や外国為替市場に見られるような激しい複雑な変動を説明することは困難である¹⁾。これに対して近年では、計算機内取引に関する戦略を持った仮想エージェントを作り、これらのエージェント群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^{2)~6)}。しかしこれらの多くのモデルでは、市場設計者が設定した判断基準に基づいて利子と配当の大小関係を考慮に入れた予測を行っており、各エージェントの行動の評

価は行うのに対して、エージェント群の取引行動の結果として得られる株価変動の現実性の評価はあまりなされていない。

一方、筆者らのグループでは、人工市場における株価変動が実際の市場の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舞いをしているか、というトップダウン的な観点からの研究を行っている。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実際に調査・確認することは困難であり、それを計算機シミュレーションにより解明することが目的である。文献7)では、各エージェントの戦略を遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP⁸⁾) の個体で表現することによってエージェントの行動に対して人手で行う場合よりも大きな自由度を与え、これらのエージェント群からなる人工株式市場を構築した。その際に、各エージェントが利益を上げられるように取引行動を進化させるのではなく、エージェント群の株式売買によって得られる株価変動の統計量が、実際の株式市場の変動の特徴に類似するように市場に存在するエー

[†] 東京工業大学大学院総合理工学研究科物理情報システム創造専攻
Department of Information Processing, Tokyo Institute
of Technology

^{††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院
Faculty of Environment and Information Sciences,
Yokohama National University
現在、広島市立大学
Presently with Hiroshima City University

エージェント群全体の取引行動の最適化を行った。すなわち、GP の適用においては、GP の 1 個体が 1 つの市場を表すとした。本研究では、文献 7) で得られた研究成果をふまえ、実際の市場へ近似するための株価変動に関する統計量を追加するとともに、エージェント群の行動プログラムの最適化や行動解析に有効な改良型 GP の適用を行う。この結果得られた人工市場内に見られるエージェント群の相互作用を解析することにより株価変動メカニズムの解明を目指す。

一般に、市場には多種多様な投資家が存在するが、GP を用いて各自のプログラムが異なるような不均質なエージェント集団を生成する場合、エージェントの数が多く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では、筆者らが先に提案した自動グループ構成手法 (Automatically Defined Groups; ADG^{9),10)} を用いて最適化を行う。この手法を用いることにより、エージェント群をグループ化し探索領域を抑えて効率的に最適化することができる。また、得られたグループ構造はエージェント群の役割分担の理解のためにも重要である。本論文では、これまで GP を用いて行われてこなかった、異なる役割を担うエージェントグループの相互作用という観点から株価変動をとらえ、ADG により獲得されたグループ構造を利用して市場の株価変動メカニズムの解析を行う。

本論文の構成は以下のとおりである。2 章では本研究における人工株式市場の概要を説明する。3 章では最適化の際に用いる ADG について説明する。4 章では人工市場の構築方法について述べ、5 章では実験の結果とその考察について述べる。最後に 6 章で結論と今後の課題について述べる。

2. 本研究における人工株式市場の概要

2.1 GP を用いた戦略形成

株価変動、あるいは市場を構成する投資家の戦略を GP の木構造を用いて表現する研究はこれまでも報告されている^{11),12)}。これらの研究では、GP の非終端記号に用いた三角関数に株価を代入するなどして複雑な戦略表現を可能にしているが、木の解析が困難になっていることが多い。本研究では市場の解析を行いやすいように、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

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

と計算される。なお、本論文で扱う株価変動は日次

データであるとする。

各エージェント i は自分の持つ予測木から予測変化率 $c_i(t)$ 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計して、売り手側は安く売るエージェントを優先的に、買い手側は高く買うエージェントを優先的に実際に取引を成立させる。そして株価は取引量が最大になる値に決定する。

2.2 市場の構成

構築する人工株式市場の構成を以下に示す。

- エージェントが a 人、株が $a/2$ 個存在する。
- エージェントの保有できる株の最大数を 1 個とする。すなわち、エージェントの状態は、株を { 持っている, 持っていない } の 2 通りである。
- エージェント i は、過去の変動を利用した予測木から予測変化率を計算し、それに基づいて予測価格 (p_i) を決定して市場に提示する。
- エージェント i は
 - 株を持っている場合、株が p_i 円以上ならば売る、
 - 株を持っていない場合、株が p_i 円以下ならば買う、
 という取引行動をとることとする。
- 市場では、その日のすべてのエージェントの売り注文と買い注文を突き合わせて売買契約を成立させる。買い手側は高い希望価格を提示したエージェントから、売り手側は安い希望価格を提示したエージェントから優先的に取引に参加する。買い手側の希望価格が売り手側の希望価格を上回る、あるいは一致したときのみ取引が成立する。そして市場価格は、最後に成立した売買の組の希望価格の平均値として決まる。この方法は、一般的には板寄せ方式と呼ばれるもので、市場価格は最大の取引数量が実現される価格、すなわち需給が一致する均衡価格となる。

この市場を一定期間取引させることによって、株価の変動を獲得する。

2.3 最適化に関する問題点

実際の市場を構成する投資家の予測戦略は様々である。人工市場を構成するエージェント群についても、Homogeneous なモデルではなく、同一の状況下でも各自が異なる戦略をとることが可能であるようなモデル化が必要とされる。GP を用いて各自が別々のプロ

グラムを持つような Heterogeneous なエージェント集団を生成しようとするとき、GP の 1 個体がエージェントの数だけ木構造を保持する必要がある¹³⁾。そのため、環境内のエージェント数が増加すると、それに伴って木構造の探索領域が膨大になり、GP による最適化が困難になる。

このように不均質なエージェント群のモデル化が必要とされる一方で、1 人 1 人のエージェントの戦略がすべて異なり、同じ戦略をとる者はまったく存在しないとは考え難い。過去のトレンドが今後も続くか予測する順張りエージェントや、これまでのトレンドと逆の方向へ株価が動くか予測する逆張りエージェント、過去の変動に関係なくランダムに予測をするエージェントなど、予測戦略のタイプは大きくいくつかに分けられると考えられ、それらをタイプごとに一括して最適化できれば、探索領域の増大を抑えることができ効率的である。この場合、GP の 1 個体が市場の再現に必要なだけの複数の戦略木を持ち、各々の木は複数のエージェントにより参照される形となる。ただし、このようなモデル化を行うには、いくつかの戦略を用意し、どのようにエージェントを配分するかをあらかじめ決める必要があり、実際の適用は困難である。

この解決策として、本研究では自動グループ構成手法 ADG を用いて最適化を行う。この手法は、進化の過程で、問題解決に適したエージェント群のグループ分けと各グループのプログラムを同時に獲得する手法である。エージェントのグループ化により、探索領域を抑えて効率的に探索することができる。また、得られた GP 個体のグループ構造から、問題解決にはいくつかのグループによる分業が必要か、どのエージェントが同じプログラムを参照しているかが判断でき、解析が容易になるという利点がある。この手法を用いることにより、実際の市場に近い変動を見せる人工市場が獲得できたとすれば、そのときの GP 個体を見ることによって、人工市場内の戦略タイプ分類とその構成比を解析することが可能である。次章でこの ADG について述べる。

3. 自動グループ構成手法 ADG

ADG では行動決定のため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持ち、それぞれの木は異なるグループの特別なプログラムとして機能する。以下に、ADG における初期集団の生成、遺伝操作の方法について述べる。

● 初期集団の生成

ランダムにグループ分けされた個体を生成する。

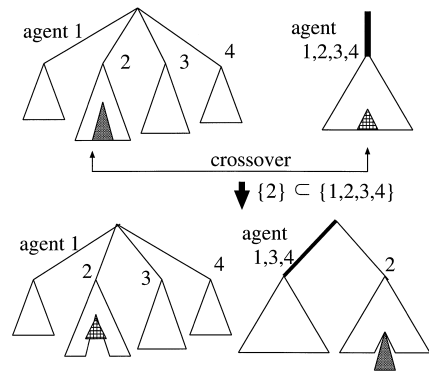


図 1 グループの分割が発生する交叉の例 (type b)

Fig. 1 An example of crossover (type b).

● 交叉の方法

基本的には、同一のエージェントが参照する木の間で交叉を行う。その際に、交叉に使用される木を参照するエージェントの集合の関係に応じて、グループの分割や統合が発生し、世代交代を経て最適なグループ構造を獲得する。具体的な処理手順を以下に示す。

- (1) 集団から任意に選んだ GP の 2 個体に対し、エージェント集団から任意に 1 つのエージェントを選び、そのエージェントが参照する木を交叉に使用する木とする。
- (2) 選択された木 T, T' を参照しているエージェントの集合 $A(T), A(T')$ を各々求める。
- (3) 選択された木 T, T' から交叉する部分木を各々決定し、交叉を行う。このとき木 T と木 T' を交叉する際に、

(type a) $A(T) = A(T')$ ならば、各個体のグループ構造は変化しない。

(type b) $A(T) \supset A(T')$ ならば、 T を持つ個体にグループの分割が起こり、 T' を持つ個体のグループ構造は変化しない。このようなグループの分割が発生する交叉の例を図 1 に示す。

(type c) $A(T)$ と $A(T')$ が包含関係にない場合、どちらの個体も、 $A(T) \cup A(T')$ が同一の木を参照するようにグループの統合が起こる。このようなグループの統合が発生する交叉の例を図 2 に示す。

● グループ突然変異

局所的なグループ構造への収束を防ぐ目的で、グループ突然変異という遺伝操作を用いる。グループ突然変異では、あらかじめ定めたグループ突然変異率という確率で、エージェントを任意のグ

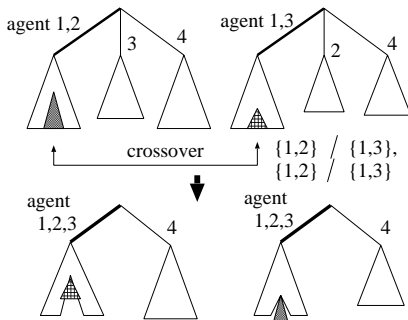


図2 グループの統合が発生する交叉の例 (type c)
Fig.2 An example of crossover (type c).

ループに移す操作を行う．この操作は交叉によるグループ構造の変化を促進する働きを持つため、次世代の個体集団を生成する際に、交叉の前に実行する．

以上のような枠組みで個体集団を進化させることにより、効率的に探索を行い、問題に対する適切な協調動作を獲得することが期待される．また逆に、得られたグループ構造は問題解決に必要な役割分担や協調行動などを知る手がかりになると考えられる．

4. 人工株式市場の構築

4.1 人工市場の評価方法

一般に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^{7),14)~16)}．

つまり、株価変化率自体についてほとんど相関性は見られないが、その変化率を二乗して得られる変動幅に関する時系列についてはかなり高い相関性が見られる．このことは、株価には、激しい変動の後には激しい変動が、小さな変動の後には小さな変動が続く傾向があることを表している．また、株価変化率の標準偏差 σ を用いて、株価変化率の絶対値が σ より小さくなる確率、 3σ より大きくなる確率を調べると、ともに正規分布よりも高い値をとる．この分布を詳しく見るため、実際の市場における変化率を平均 0.0、標準偏差 1.0 に正規化した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描いたものを図3に示す．この図からも分かるように、正規分布と比較すると、高い頂点、厚い裾野を持つことが分かる．

また、式(1)で定義した変化率に関して、過去の実際の株価変動の統計量を調べたところ、表2の結果を得た．平均値に比べて標準偏差が大きいこと、また、著しい周期性を持たないことが分かる．

そこで本研究では、木構造の予測を持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

表1 株価変化率に関するパラメータ

Table 1 Statistics on stock price changes.

パラメータ	正規乱数	実際の市場
自己相関	0.0	0.05 ~ 0.1
二乗変化率の自己相関	0.0	0.4 ~ 0.6
$\text{Prob}\{ x < \sigma\}$	0.683	0.75 ~ 0.8
$\text{Prob}\{ x > 3\sigma\}$	0.003	0.01 ~ 0.02

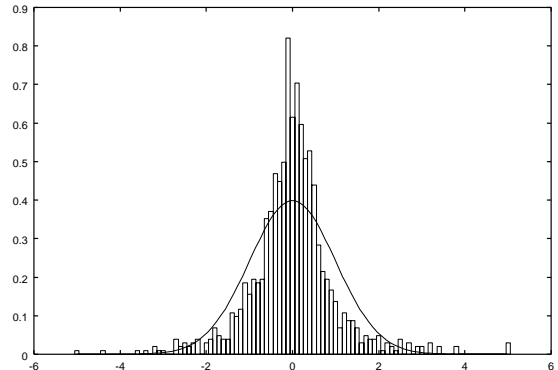


図3 基準化変化率のヒストグラム (TOPIX: '88 ~ '93)
Fig.3 Histogram of normalized change rates (TOPIX: '88 ~ '93).

表2 株価変化率に関するパラメータ (その2)

Table 2 Statistics on stock price changes (Part 2).

パラメータ	実際の市場
変化率の平均	-0.0003 ~ 0.0003
変化率の標準偏差	0.010 ~ 0.015
最大パワースペクトル	0.001 以下

ジェントに株の売買を行わせて得られた株価の変動が表1、表2の実際の市場のパラメータの条件を満たすことを目標に最適化を行う．すなわち、GPの個体は各々異なる市場を表す．各市場について表1、表2に示したパラメータを計算し実際の市場との二乗誤差の重み付け線形和をとったものを適応度とする．この誤差を小さくすることで、現実の市場の条件を満たす人工市場の構築を行う．

4.2 GPの終端・非終端記号の設定

人工株式市場を構成する各エージェントの予測の木に用いる記号を表3に示す．終端記号 RND ではランダムな予測をすることとし、正規分布に従った乱数を返す．今回の実験では、平均 0.0、標準偏差 0.05 の正規分布を用いた．ただし、市場内に存在するランダム予測を同じものとして扱い市場の解析を行いやすくするため、過去の変動とは無関係の記号である RND に対しては、rev, *2, /2 操作は行わないこととする．また終端記号 if>big-change における Cth には、実際の市場の株価変化率の標準偏差の2倍にあたる 0.02

表3 人工株式市場における終端・非終端記号設定
($arg0, arg1, \dots$ は非終端記号の引数を表す)

Table 3 GP Functions and Terminals ($arg0, arg1, \dots$ represent arguments).

記号	引数	機能
if>	4	if ($arg0 > arg1$) return $arg2$ else $arg3$
if>big.change	2	if ($ CHG > C_{th}$) return $arg0$ else $arg1$
rev	1	$-arg0$
*2	1	$2 \times arg0$
/2	1	$arg0/2$
CHG	0	前日からの変化率
RND	0	正規分布に従う乱数
ZERO	0	0

表4 市場およびGPのパラメータ

Table 4 Market and GP parameters.

エージェント数	20
株の数	10
取引期間	1024
GP 個体数	300
選択	トーナメント +エリート保存
トーナメントサイズ	5
交叉率	0.9
突然変異率 (突然変異が 適用される個体の割合)	0.9
グループ突然変異率	0.05

を用いた.

5. 実験結果

5.1 獲得した人工市場とその株価変動

実験で使用した市場およびGPのパラメータを表4に示す. このような設定の下で, ADGを用いてGP個体集団を進化させた結果, 表1, 表2に示した市場パラメータを満たすように最適化された人工市場が得られた. この市場における株価の例を図4に, このときの株価変化率, および二乗変化率の時系列を図5, 図6にそれぞれ示す. この人工市場の株価時系列における統計量は表5のようになっており, 現実の株価変動が示す統計量と同様の値を示していることが分かる. また, 図6から分かるように, 部分的に大きな変動が続いたり, 小さな変動が続いたりする期間が存在し, 実際の市場と同様の変動が見られた. 基準化変化率のヒストグラムに関しては, 図7のように, 高い頂点, 厚い裾野を持ち, 実際の市場に近い分布を示した.

5.2 人工市場におけるグループ構造

市場パラメータを満たし, 前節で示したような株価変動を見せる人工市場におけるエージェント群には

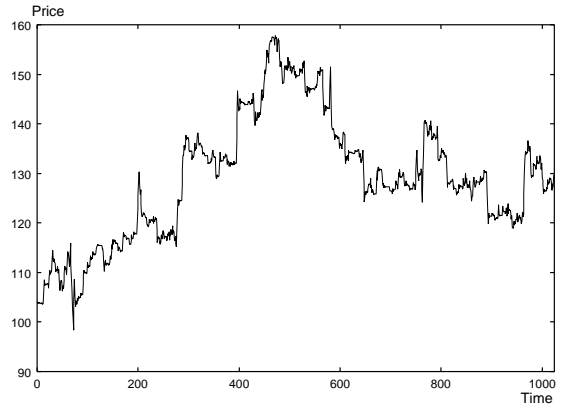


図4 人工株式市場の株価の推移

Fig. 4 Time series of stock price in an artificial market.

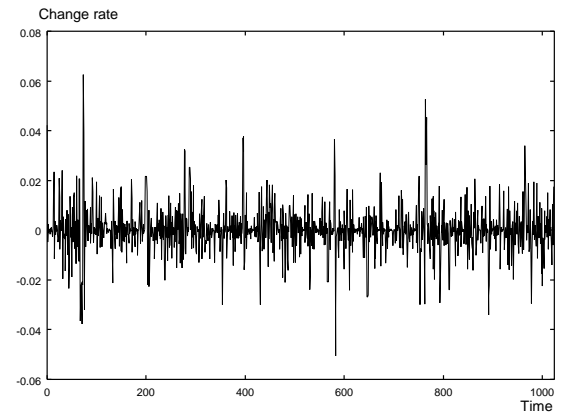


図5 人工株式市場の株価変化率の推移

Fig. 5 Price change rates in an artificial market.

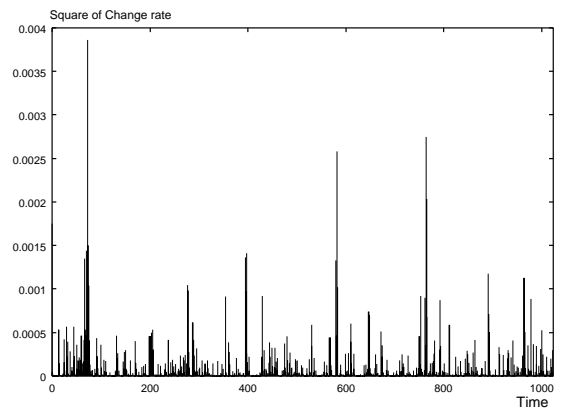


図6 人工株式市場の二乗変化率の推移

Fig. 6 Squares of price change rates in an artificial market.

様々な構成が見られた. それらのエージェント群のグループ構造, および予測戦略の例を図8に示す. 市場統計量を満たし現実的な株価変動を見せる市場に見ら

表 5 人工市場の株価変化率に関する統計量

Table 5 Statistics on stock price changes in an artificial market.

パラメータ	人工市場
自己相関	0.10
分散の自己相関	0.41
$\text{Prob}\{ x < \sigma\}$	0.78
$\text{Prob}\{ x > 3\sigma\}$	0.019
変化率の平均	0.0003
変化率の標準偏差	0.010
最大パワースペクトル	0.0003

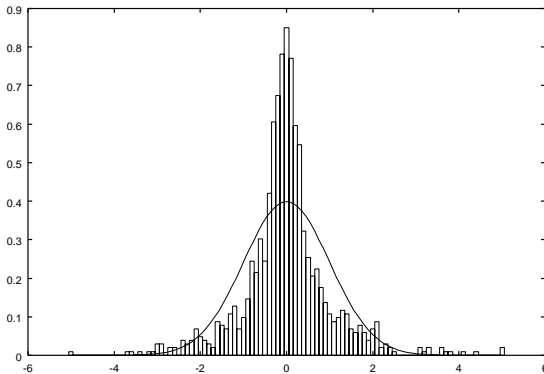


図 7 人工市場における基準化変化率のヒストグラム

Fig. 7 Histogram of normalized change rates in an artificial market.

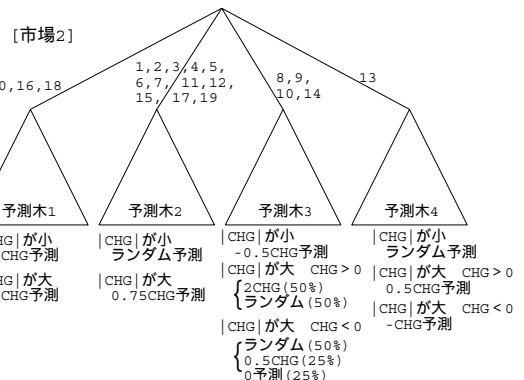
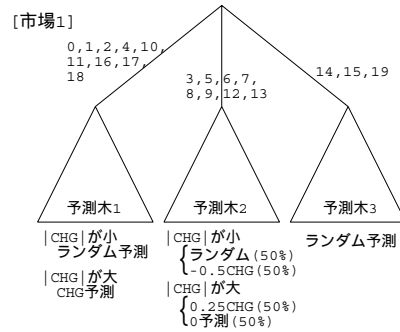


図 8 パラメータをほぼ満たす市場の行動分析例

Fig. 8 Behavior of agents in acquired markets.

れる特徴として、次のようなものがあげられる。

- 図 8 における市場 1 の予測木 1 や市場 2 の予測木 1 を参照するグループのように、直前の変動と同一あるいはその 2 倍を予測値とするエージェントが存在する。これらのエージェントが変動に過剰に反応することが、二乗変化率の自己相関が高くなったことの 1 つの要因であると考えられる。
- 図 8 における市場 1 の予測木 2 や市場 2 の予測木 3 を参照するグループのように、直前の変動幅が大きい場合に、その変動の 0.25 倍を予測したり、価格変化なし (0 予測) と予測するエージェントが存在する。これらは大きな変動を抑制する働きを持つと考えられる。

5.3 各グループの役割の検証

各グループの役割を検証するため、図 8 に示した市場 1 のエージェント群から、各グループを取り除いて取引を行わせ、その様子を観察した。ただし、市場を構成するエージェント数を同一に保つため、取り除いたグループに所属していたエージェントは、エージェントの構成比を維持するように残りのグループに移動させることとし、以下の 3 つの場合について取引を行わせる。

表 6 各設定における株価変化率に関する統計量

Table 6 Statistics on stock price changes in each case.

パラメータ	Case 1	Case 3
自己相関	-0.02	-0.19
二乗変化率の自己相関	0.05	0.08
$\text{Prob}\{ x < \sigma\}$	0.67	0.88
$\text{Prob}\{ x > 3\sigma\}$	0.004	0.03

Case 1 予測木 1, 2 を除去し、それらのグループに所属していたエージェント群をすべて 3 のグループへ移動 (全員ランダム予測)。

Case 2 予測木 2 を除去し、そのグループに所属していたエージェント群を、予測木 1, 3 のグループへ移動。

Case 3 予測木 1 を除去し、そのグループに所属していたエージェント群を、予測木 2, 3 のグループへ移動。

まず Case 2 の市場では、株価は指数関数的に増加し現実的な株価変動は得られなかった。この結果から、Case 2 で除去された予測木 2 のグループは大変動を抑える効果を持つことが分かる。また Case 1, Case 3 におけるシミュレーションにより得られた株価変化率の統計量を表 6 に示す。全員が正規分布に従うランダム予測を行うエージェント群からなる Case 1 の市

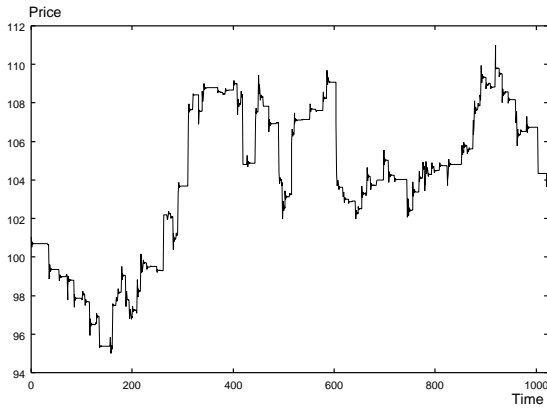


図9 Case 3における株価変動
Fig. 9 Time series of stock price in Case 3.

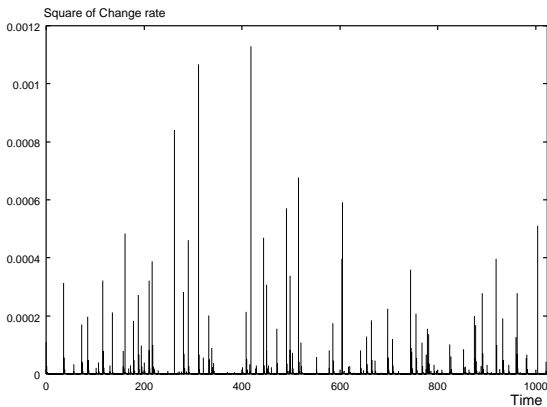


図10 Case 3における二乗変化率の推移
Fig. 10 Squares of price change rate in an artificial market.

場では、その株価変動の変化率の分布も正規分布となり、市場の特徴である高い頂点、厚い裾野を持つような分布は再現できなかった。また、Case 3の市場では株価変動の二乗変化率の自己相関が減少した。Case 3における株価および二乗変化率の時系列の例を図9、図10にそれぞれ示す。ランダム予測の影響により大変動も見られるが、これは一時的なものであり大変動が続く期間は見られないことが分かる。このことから、予測木1は過去の変動に過剰に反応し大変動を持続させることで、二乗変化率の自己相関を高める効果を持つことが分かる。

6. おわりに

本研究では、計算機内に木構造で表される戦略を持つエージェント群を作成し、これらの株式取引の結果得られる株価の変動が実際の株式市場の変動の特徴に類似するように、エージェント群の取引行動を最適

化することを目指した。そこで人工株式市場を構成するエージェントを対象とした効率的な戦略形成とその解析を目的として、自動グループ構成手法 ADG を適用した。そして実験の結果、実際の市場に似た複雑な変動を見せる人工市場を得た。この人工市場内のエージェント群の取引行動の解析を行い、各々の役割を担ったグループの相互作用により、二乗変化率が高い自己相関を示すことを示した。

しかし、表1、表2の統計量をすべて満たす市場として、ここで得られた市場とは異なる構成の市場が存在する可能性も考えられる。そのため、獲得されたモデルの妥当性の検証を行う必要がある。今後は、獲得された人工市場で発生した株価の高騰・暴落時におけるエージェント群の取引の様子を観察し解析することで、実市場に見られるバブル現象の発生メカニズムの解明などに活用し有用性を示すとともに、このような実市場の現象の分析の積み重ねにより妥当性について検証する方針である。

また、本研究におけるエージェントの予測戦略は、過去の変動のみに基づいたものであり、過去の変動に過剰に反応するグループや、大変動を抑制するグループがこういった要因から発生したかについては触れていない。このような群行動はこういったメカニズムから生まれるのか。リスク回避や収益を上げている他のエージェントへの同調といったエージェントの心理的側面も含めた市場の構築が今後の課題となる。

また、実際の市場を再現するには現在与えている株価変化率に関する統計量の最適化のみでは不十分である。今後は、経済物理学 (econophysics) の研究成果などを参考に、人工市場と現実市場の株価変動の類似度の測定方法の確立が重要となる。また、現状では市場の設定やエージェントの利用できる GP の終端・非終端記号設定などは非常に単純化したものである。過去の株価変動によらない突発的なニュースによる環境変化を考慮できるように GP の記号設定を拡張することにより、市場の設定をより現実的なものとし実験を行う必要がある。

参考文献

- 1) Shleifer, A.: *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance*, Oxford University Press (2000).
- 2) 和泉 潔, 植田一博: 人工市場入門, 人工知能学会論文誌, Vol.15, No.6, pp.941-950 (2000).
- 3) 佐藤 浩, 久保正男, 福本力也, 廣岡康雄, 生天目章: 人工市場のシステム構造, 人工知能学会論文誌, Vol.15, No.6, pp.974-975 (2000).

- 4) Kurumatani, K., Koyama, Y., Terano, T., Kita, H., Namatame, A., Deguchi, H., Shiozawa, Y. and Matsubara, H.: U-Mart: A Virtual Stock Market as a Forum for Market Structure Analysis and Engineering, *Proc. 5th Joint Conference on Information Sciences*, pp.957–960 (2000).
- 5) 高階知巳, 渡辺成良: マルチエージェントシステムの学習過程の定量化手法—人工株式市場モデルでの評価, 計測自動制御学会論文集, Vol.35, No.12, pp.1609–1616 (1999).
- 6) Joshi, S., Parker, J. and Bedau, M.A.: Technical Trading Creates a Prisoner's Dilemma: Results from an Agent-Based Model, *Santa Fe Institute working paper*, pp.98–12–115 (1998).
- 7) 山根裕明, 長尾智晴: 進化的計算法を用いた人工株式市場の構築, 信学技報 [人工知能と知識処理], Vol.99, No.718, AI99-100, pp.9–16 (2000).
- 8) Koza, J.R.: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press (1992).
- 9) 原 章, 長尾智晴: 自動グループ構成手法 ADG によるマルチエージェントの行動制御, 情報処理学会論文誌, Vol.41, No.4, pp.1063–1072 (1999).
- 10) Hara, A. and Nagao, T.: Emergence of cooperative behavior using ADG; Automatically Defined Groups, *GECCO-99: Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp.1039–1046, Morgan Kaufmann (1999).
- 11) Iba, H.: Bagging, Boosting, and Bloating in Genetic Programming, *GECCO-99: Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp.1053–1060, Morgan Kaufmann (1999).
- 12) Chen, S.-H. and Kuo, T.-W.: Towards an Agent-Based Foundation of Financial Econometrics: An Approach Based on Genetic-Programming Artificial Markets, *GECCO-99: Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp.966–973, Morgan Kaufmann (1999).
- 13) Luke, S. and Spector, L.: Evolving Teamwork and Coordination with Genetic Programming, *Genetic Programming 1996: Proc. 1st Annual Conference*, Koza, J.R., Goldberg, D.E., Fogel, D.B. and Riolo, R.L.(Eds.), pp.150–156, MIT Press (1996).
- 14) Mantegna, R.N. and Stanley, H.E.: *An Introduction to Econophysics*, Cambridge University Press (2000).
- 15) 佃 良彦: 金融時系列, 計測と制御, Vol.39, No.7, pp.454–460 (2000).
- 16) Izumi, K. and Ueda, K.: Phase Transition in a Foreign Exchange Market — Analysis Based on an Artificial Market Approach, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol.5, No.5, pp.456–470 (2001).

(平成 13 年 8 月 9 日受付)

(平成 14 年 4 月 16 日採録)



原 章 (正会員)

1974 年生。1997 年東京工業大学工学部電気・電子工学科卒業。1999 年同大学大学院総合理工学研究科物理情報工学専攻修士課程修了。2002 年同大学院同研究科物理情報システム創造専攻博士後期課程修了。同年広島市立大学情報科学部助手, 現在に至る。博士 (工学)。進化的計算法, マルチエージェント等に関する研究に従事。



長尾 智晴 (正会員)

1959 年生。1985 年東京工業大学大学院博士後期課程中退。同年同大学工学部附属画像情報工学研究施設助手。1995 年同大学工学部附属画像情報工学研究施設助教授。2001 年横浜国立大学大学院環境情報研究院教授, 現在に至る。工学博士。画像工学, 進化的計算法, 神経回路網, マルチエージェント, 進化経済学等に関する研究に従事。著書「最適化アルゴリズム」(昭晃堂), 「ジェネティックアルゴリズム」(昭晃堂)等。電子情報通信学会, 人工知能学会, 計測自動制御学会, 進化経済学会, 映像情報メディア学会, IEEE 等会員。