

# 遺伝的プログラミング手法に基づくエージェントベース トレーダモデル

松村 幸輝<sup>†</sup> 国屋 美敬<sup>†</sup> 木村 周平<sup>†</sup>

株式市場で高い収益率を実現しうるエージェントの構築を目的として、トレーダモデルを作成し、これによって株式の売買タイミングを予測することを試みた。売買タイミングを判断するものとして、統計的かつ経験的手法に基づく分析方法であるテクニカル分析を用いた。そして、売買タイミングに関して適切な判断をするための方略を、各種テクニカル指標を基準要素とした戦略木で表現し、進化計算手法である遺伝的プログラミング(GP)を用いて最適化することを試みた。実際の株価データを用いた取引シミュレーションによる性能評価を行った結果、的中率を高め、総資産を増やすことができるなど、良好な結果が得られた。また、戦略木を分析した結果、本手法は、株価のトレンドなどの市場環境に応じて収益率を上げる適切な投資戦略を自律的に構築することができるものと思われた。

## Agent Based Trader Model Utilizing Genetic Programming Approach

KOKI MATSUMURA,<sup>†</sup> YOSHITAKA KUNIYA<sup>†</sup> and SHUHEI KIMURA<sup>†</sup>

In this research, we attempt to construct the trader model aiming to obtain a high profit in the stock market and to forecast the buying and selling timing of the stock. The technical analysis that is the analysis technique based on a statistical and experienced technique is utilized for judging the buying and selling timing. In addition, we expressed the strategy to make an appropriate judgment for the buying and selling timing with the decision tree based on a technical analysis. Then, it was tried to optimize the decision tree by using genetic programming (GP). As a result, an excellent result of hit probability and total assets' increasing was able to be obtained. Moreover, it was thought that this technique was able to construct an appropriate investment strategy by which the profit was raised in autonomy by responding to the market environment of the trend of stock prices since the strategy trees were analyzed.

### 1. はじめに

株式や為替などの市場価格は、業績や財務状況などのファンダメンタルズだけでなく、様々な情報、および市場参加者の関心度や期待あるいは思惑などによって大きく変動する。このように市場価格は、本来の適正価格から乖離することがしばしば起こり、適切な予測が困難である。

このような意思に基づいた人間の行動によって市場価格が変動するという複雑な環境にあって、投資によって利益をあげることは容易ではない。したがって、市場動向を見極めて、収益率を上げるとともに、そのためのシステムを開発することは意義のあるものとなる。

このための基本的な研究としては人工市場によるものがある。これは、コンピュータ内に作り出した仮想

的な市場で、相互作用するトレーダが行う取引の結果、定まる市場価格の状態を調べるものである。これについて近年、様々な人工市場モデルが提唱され、さかんな研究が行われている<sup>1)~6)</sup>。

しかし、これらの研究では市場価格に焦点があてられ、実際の市場価格に近い振舞いをみせるように考慮されているが、一方で人工市場を構成するトレーダの行動などについてはあまり検討されていない。

そこで本研究では、高い収益率を実現しうるエージェントを構築することを目的として、トレーダモデルを作成し、これによって株式の売買タイミングを予測することを試みた。

株式売買タイミングを判断するものとしてテクニカル分析を用いた。テクニカル分析は、統計的かつ経験的手法に基づく分析方法で、正確な投資判断に役立つ指針を与える尺度として、実際の多くのトレーダに利用されている。このような実際の取引で有効とされる意思決定のための客観的判断基準をベースにして、仮

<sup>†</sup> 鳥取大学工学部

Faculty of Engineering, Tottori University

想空間内でトレーダモデルを構築する。

テクニカル分析には多くの指標があり、実際のトレーダはそれらの中から、相場局面や目的に合わせて適切な指標を選択したり、あるいはそのときの状況に応じて複数の指標を組み合わせて用いたりするなどして、最適と思われる行動をとっている。しかし、タイムリにそして臨機応変に最適な指標を選択したり組み合わせたりして使いこなすには熟練を要する。このことから、売買タイミングに関して適切な判断をするための方略を見出すために、各種テクニカル指標を基準要素とした戦略木で表現し、これを進化計算手法である遺伝的プログラミング<sup>7),8)</sup>を用いて最適化する新しい手法を提案する。

本提案手法は、解空間に存在する解（投資戦略）候補すべてについて検証するのではなく、解空間中の少ない候補から進化計算手法に基づき新たに有望な候補を創成することによって最適解（最適戦略）を見出すというヒューリスティックな手法に基づく。そして、これにより導出した最適戦略によって、株式の売買タイミングの予測を行って有用な示唆を与えるエージェントの作成を試みる。

以下は、本手法のアルゴリズムと種々の実験結果について記述するとともに、市場環境に応じて作成される戦略木の成長過程を最適戦略木の特徴から検討した結果について述べる。

## 2. トレーダモデルの構築

計算機内に実際の株式市場と同じ値動きをする市場を作成し、その中にトレーダの役割を担うエージェント（トレーダモデル）を構築する。

市場のモデル化にあたっては、エージェントは基本的にテクニカル指標を投資判断の客観的材料にして売買タイミングを見極めるものとし、適切なテクニカル指標に基づいて行動するものとする。そして、それらの適切な組合せを見出すために遺伝的プログラミング手法（以下、GP）を用いて最適化する。

### 2.1 エージェントの構成

エージェントの構造の模式図を図1に示す。同図に示すように、エージェントは木構造で表現される戦略木と現金残高、所有株式数などのエージェントに関する情報を保有する。戦略木は、遺伝操作によって進化し、より資産を増やすことができる戦略となるように最適化される。なお、図中の木は戦略木のモデル例で、ノードに記載されている数字は表1に記述するテクニカル指標および行動を表すノード番号である。

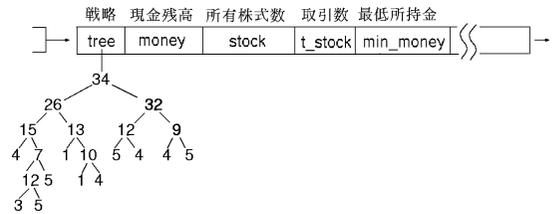


図1 エージェントの構成  
Fig. 1 Composition of agent.

### 2.1.1 戦略木

エージェントは、上述したように、各々個別の戦略木を保有している。この戦略木には非終端子に、参照データから得られたテクニカル指標に基づいて判断する分岐命令が格納されており、また終端子には株式の購入や売却などの行動が格納されている。

選択しうる行動としては、(1) 買付 (buy), (2) 売付 (sell), (3) 待機 (none), (4) 全売却 (clear), (5) 資金限度額まで購入 (all.buy) のいずれかである。

なお、ここでの取引の対象は現物株式のみとし、信用取引による買い建てや売り建て（空売り）は行わないものとする。また、売買単位は、実状とは相違するが、千株を1単元とする銘柄については1株、また1株を1単元とする銘柄については千分の1株とした。

### 2.1.2 戦略決定

戦略決定とは当日の行動を選択することである。動作過程としては、戦略木の各非終端子で参照データを入力として、テクニカル指標に基づく判定処理を行い、左右どちらかに分岐する。この分岐を繰り返し、到達した終端子に格納されている行動をとる。

参照するデータとして日足データを Web から取得する。取得するデータは、日付、始値、高値、安値、終値、出来高である。また、戦略を決定する際に必要となる移動平均値やオシレータ値などの値を追加する。

エージェントはこの参照データを基にして、それぞれが保有する戦略木に従い行動を決定する。

### 2.1.3 個人情報データ

それぞれのエージェントは戦略木とは別にそれ自身の資産や持ち株、日付、利益などの個人情報データを保持しておく部分を持っている（図1参照）。戦略木により決定した行動を実際に行った結果、この個人情報データは変化する。個人情報データの変化を個々のエージェントごとに求め個人情報データを書き換える。

## 2.2 テクニカル指標

市場の予測に対する有効な手法として、ファンダメンタル分析とテクニカル分析があげられる。

ファンダメンタル分析は、経済の基礎的な相場の変

表 1 戦略木の要素

Table 1 Node of the strategy tree.

ノード番号	関数名	内容	
終端子	1	buy	資金があるときは当日の終値で 1 株購入、資金がないときは待機。
	2	sell	株式を所有しているときは当日の終値で 1 株売却、株式を所有していないときは待機。
	3	none	待機。
	4	clear	所有している株式を当日の終値ですべて売却。
	5	all_buy	当日の終値で資金が許す限り株式を購入。
非終端子	6	if_price_high	前日の終値が前々日の終値より高ければ左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	7	if_volume_high	前日の出来高が前々日の出来高より多ければ左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	8	judgment_stocas_1	ストキャスティック値を判断、前々日 slow < fast -> 前日 slow > fast に変化すれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	9	judgment_stocas_2	ストキャスティック値を判断、前々日 slow > fast -> 前日 slow < fast に変化すれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	10	judgment_per_r_1	オシレータ値 (%R) を判断、0 が連続して 3 回出た後に前日の値が 20 以上になれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	11	judgment_per_r_2	オシレータ値 (%R) を判断、100 が連続して 3 回出た後に前日の値が 80 以下になれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	12	judgment_rsi_1	オシレータ値 (RSI) を判断、RSI > 70 となれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	13	judgment_rsi_2	オシレータ値 (RSI) を判断、RSI < 30 となれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	14	judgment_mov_ave_1	短期移動平均と前日の終値の間に +10%以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	15	judgment_mov_ave_2	短期移動平均と前日の終値の間に -10%以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	16	judgment_mov_ave_3	長期移動平均と前日の終値の間に +10%以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	17	judgment_mov_ave_4	長期移動平均と前日の終値の間に -10%以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	18	judgment_mov_ave_5	ゴールデンドクロスであれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	19	judgment_mov_ave_6	デッドクロスであれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	20	judgment_bollinger_bands_1	ボリンジャーバンドにより判断、短期移動平均との間に +2σ 以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	21	judgment_bollinger_bands_2	ボリンジャーバンドにより判断、短期移動平均との間に -2σ 以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	22	judgment_bollinger_bands_3	ボリンジャーバンドにより判断、長期移動平均との間に +2σ 以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	23	judgment_bollinger_bands_4	ボリンジャーバンドにより判断、長期移動平均との間に -2σ 以上の乖離があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	24	judgment_volume_ratio_1	ボリュームレシオを判断、VR1 ≤ 70%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	25	judgment_volume_ratio_2	ボリュームレシオを判断、VR1 ≥ 45%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	26	judgment_volume_ratio_3	ボリュームレシオを判断、VR2 ≤ 30%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	27	judgment_volume_ratio_4	ボリュームレシオを判断、VR2 ≥ 70%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	28	judgment_waco_volume_ratio_1	ワコーボリュームレシオを判断、WVR ≤ -40%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	29	judgment_waco_volume_ratio_2	ワコーボリュームレシオを判断、WVR ≥ 40%で左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	30	if_money_exist	当日の終値で 1 株購入できる資金があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	31	if_money_exist_2	当日の終値で 10 株購入できる資金があれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	32	if_money_exist_3	所有株式の総額が現金残高を超えていたら左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	33	if_stock_exist	所有株式数が 1 以上であれば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。
	34	if_property_high	前日の総資産が前々日を上回れば左の子を実行、それ以外であれば右の子を実行。

動を予測する方法で、景気動向、財務データや業績見通しなどをベースに分析される。これは長期的な予測に向いている。

一方、テクニカル分析は、過去の株価データなどに基いて統計処理などによって分析する方法で、短期・中期的な予測に向いているとされる<sup>9),10)</sup>。本手法では、テクニカル分析を基に株式の売買に関する戦略を立て、これを戦略木の要素としてシステムに組み入れる。主要なものを以下に簡単に記す。

### 2.2.1 オシレータ系のテクニカル指標

オシレータ系の指標は、株価の振動の大きさを分析するために用いる。

- ストキャスティック値  
株価のトレンド転換のタイミングを判断する指標。
- %R  
現在の株価の水準を表す指標。
- RSI  
株価の行き過ぎを判断する指標。

### 2.2.2 トレンド系のテクニカル指標

株価のトレンドを判断するものである。実際の売買タイミングを知るうえで、よく用いられる。

- 移動平均  
ある期間にわたって遡ったその間の株価の平均値。
- ゴールデンドクロス、デッドクロス  
短期と長期の 2 本の移動平均線で判断する指標。
- ボリンジャーバンド  
株価の変動の大きさを判断する指標。

### 2.2.3 出来高系のテクニカル指標

株価だけでは分析しきれない場合に、出来高系指標を組み合わせてより確実な分析を行うことができる。

- ボリュームレシオ  
出来高を比較して、株価の動きを判断する指標。  
以上の各テクニカル指標による判断および行動を戦略木にそのノードとして組み込む。このノードの詳細を表 1 に示す。なお、各指標の詳細は付録に記載する。

## 2.3 GP システム

GP の学習は遺伝的アルゴリズム (GA) と同様、基

本的に遺伝操作に基づいている．多数の個体の中から問題の解としてより適している個体を選択し、それらの個体を組み合わせることで新しい個体を生成する．選択方法が適切に設定されているならば、選択された個体は他の個体よりも良い遺伝子構造を含んでいることが期待できる．この遺伝操作を繰り返すことで集団中に良い構造を形成していくことができる<sup>8)</sup>．

ここでは、この原理に基づいたトレーダモデルの作成のための GP システムの設計仕様を記述する．

### 2.3.1 初期個体の作成

初期個体の木の作成は、まず表 1 に示すノードの中からランダムに 1 つ選択する．次にそのノードが終端子のノードであれば、木の作成を終了する．非終端子のノードであれば、そのノードの左右に、ノードを選択して付加する．この作業をすべてのノードに新たなノードが付加されなくなるまで繰り返し続ける．

一定以上の大きな木になることを防ぐために、所定の深さ  $n$  (本論文では 4) まで達すると新たに選択されるノードは終端子ノードしか選ばないように設定する．

### 2.3.2 評価の方法

個体の評価は優良な子孫を残すという GP での本質的な役割を担っており、適応度設定として重要な作業行程である．本論文では、評価に用いる指標、すなわち適応度は、的中率と総資産の 2 種類を用意した．

的中率は、所定の取引期間終了時で全取引銘柄 (今回は 10 銘柄) のうち利益が出た銘柄数に基づいて計算する．計算方法としては、各銘柄ごとに取引を始める前と比べて総資産が増加したかを調べて、増加していれば 3 ポイントを、変わらなければ 1 ポイントを、減少していれば 0 ポイントを与え、全取引銘柄分のポイントを合計する．そして、満点に対する合計の割合を的中率とした．この計算式を次式に示す．

的中率 =  $\{(\text{資産増加銘柄数}) \times 3 + (\text{資産変わらず銘柄数}) \times 1\} \times (100/30)$

たとえば 10 銘柄であれば、最大で 30 ポイントとなりの中率は 100%、最低の 0 ポイントでの中率は 0% となる．このような計算方式を採用したのは、資産が増え利益をあげたときと、資産に変化がなかったときに差をつけ、利益をあげたことに重み付けするためである．

もう一方の総資産はエージェントの現金残高と所有株式の時価総額の合計で算出する．

この 2 つの評価法は、エリート保存により次世代へ引き継がれる木を選択 (複製) する場合、およびルーレット選択によって交叉に使用する木を選択する場合

表 2 GP のパラメータ  
Table 2 Parameters of GP.

初期個体数	100 個体
世代数	500 世代
複製	エリート保存
交叉回数	個体数の 40% (子個体数は親個体数の 80%)
突然変異率	$(\text{順位} - 1) \times 0.1\%$
突然変異	部分木突然変異
交叉木選択法	ルーレット選択

のそれぞれに用い、その比較を行った．

### 2.3.3 遺伝操作

遺伝操作のパラメータを表 2 のように設定した．また、これらについて簡単に補足する．

- 複製 前世代の上位 20% の個体を、そのまま次世代へ継承する．
- 交叉 2 つの親個体をルーレット選択で抽出し、それらに属する木のノードを 1 個ずつ任意に選び、そのノード以下の部分木を交換する．次世代へ残す木のうち 80% はこの交叉により実現する．
- 突然変異 突然変異は、各個体ごとに突然変異の生起確率を算出し、これに基づいて突然変異を施すかどうかを決定する．生起確率は次式のように適応度の順位に基づいた確率とし、部分木突然変異を行う．

突然変異率 =  $(\text{順位} - 1) \times 0.1 (\%)$

なお、突然変異は、複製、交叉の後に行うものとする．そしてその後、上述した評価を行った後、終了条件を満たすかどうかを判定するものとした．

## 3. 取引シミュレーションの実行

上述した設計仕様に基づいて作成したエージェントによって取引を行った結果について述べる．

### 3.1 学習部・テスト部での実行方法

GP で戦略木を進化させる学習部と、進化した戦略木の性能をモニタリングするテスト部を設ける．

学習部では、各エージェントは保有する戦略木を用いてすべての銘柄について取引を行い、より収益性の高い行動がとれるように遺伝操作により木を最適化する．

具体的には、各エージェントは、次節で示す 10 種類の銘柄について、まずそのうちから 1 つの銘柄を選択し、元金を 10 万円として決められた期間内、その銘柄についての取引を行う．その取引が終了すると資産残高は記録された後、また元金を 10 万円として次の銘柄を選択し、引き続いて取引を行う．これらを 10 銘柄すべてが終わるまで順次繰り返し、終わると 10 銘柄分の資産の合計と的中率を算出する．こうし

てすべての銘柄でエージェントごとの総資産の変化を調べる。

そして、交叉、突然変異などの遺伝操作を施し、適応度に基づいて次世代に残すエージェントを選択する。

このような進化過程を、所定の世代数（500 世代）だけ行うことにより、最終的には最適な戦略木を持ったエージェントを見出すのである。

一方、テスト部では、各世代での学習が終了することに、学習期間とは別の期間（テスト期間）で取引を行い、その結果得られた総資産などに基づいて性能評価を行う。なお、実行条件は、実施期間以外は学習部と同じとした。また、この工程では性能評価だけを目的とし、遺伝操作による進化はさせないものとする。

### 3.2 シミュレーション条件

取引シミュレーションに用いた銘柄は、酒造関連 3 社（アサヒ、キリン、サッポロ）、IT 関連 3 社（ヤフー、オービック、KDDI）、消費関連 3 社（イトーヨーカ堂、イオン、イズミ）および日経平均の 10 銘柄とした。

実施期間としては、結果の正当性を高めるために、表 3 に示すような 4 つの異なる期間のデータを用いた。

この時期の株価変動を表すものとして、株価の代表的な指標である日経平均を図 2 に示す。図に見られるように、市場は全般的には、この期間のはじめに IT バブルの賑わいで株価が 2000 年 4 月にピークをむかえた後、調整局面に入り、その下降トレンドで 2003 年 4 月に底を打った後は戻り相場の展開となっている。

表 3 実施期間  
Table 3 Period of operations.

期間	学習部	テスト部
1	1999 年 7 月 ~ 2001 年 6 月	2001 年 7 月 ~ 2003 年 6 月
2	2000 年 1 月 ~ 2001 年 12 月	2002 年 1 月 ~ 2003 年 12 月
3	2000 年 7 月 ~ 2002 年 6 月	2002 年 7 月 ~ 2004 年 6 月
4	2002 年 7 月 ~ 2004 年 6 月	2004 年 7 月 ~ 2005 年 12 月

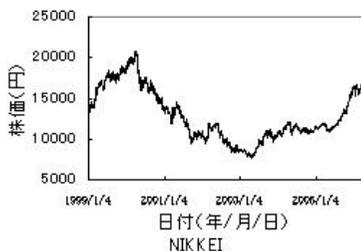


図 2 日経平均株価の変動  
Fig. 2 NIKKEI stock average.

期間別に見ると、期間 1 では学習部で最高値を示した後、下降トレンドに入り、それがテスト部に及んでいるという状況である。この下降局面での低迷時期にあって、本システムが信用取引による空売りができない条件下では厳しい投資環境にあると推測される。期間 2 では、期間 1 の状態が続き、学習部、テスト部ともに下降トレンドにある。期間 3 では学習部で下降基調にあるが、テスト部は持ち直す傾向を示している。そして、期間 4 では学習部の前半は横這い状態から上昇トレンドに移行しており、テスト部では安定した上昇局面にある。

他の 9 銘柄の株価変動を個別銘柄ごとに図 3 に示す。

## 4. 結果と考察

種々の実験結果から本提案手法の性能を考察する。

### 4.1 GP で作成した戦略木の効用

GP による学習を、2 年間の学習期間を 1 世代として 500 世代にわたって行った後、テスト部で取引シミュレーションを実行した。その結果として、期間 1~3 のテスト部での最終的な総資産および的中率を表 4 および表 5 に示す。表中の値はそれぞれ、上述の手続きを各期間で 3 回実行した結果の平均を表している。なお、期間 4 は、テスト部の期間が 1 年半で、他の期間よりも短いため、ここでは比較の対象外とした。この結果は、高いものでは的中率で 8 割以上、総資産においては 2 割以上の資産増と良好な成績であった。

学習効果を比較するため、上記の 3 期間でランダムに取引行動した結果を表 6 に示す。ランダム取引とは、株式の購入、売却を無作為に選択して行うものであるが、人工市場の分野では比較的良好な運用成績を得るものとの認識がある<sup>11)</sup>。本手法では、上述した、(1) buy, (2) sell, (3) none, (4) clear, (5) all\_buy の行動を等確率で選び出して、当日のエージェントの行動に無作為に割り振り、これにより取引を行うものとした。そして、このランダム取引を 1 期間につきそれぞれ 300 回実行し、その結果の平均を算出した。同表から分かるように、3 期間を通して的中率の平均は 46%、総資産では初期所持金とほぼ同程度となっている。

さらに詳細に、ランダム取引での期間による総資産の平均の推移を表 6 から観察する。時間的経過としては、表 3 に示すように、期間 1 学習部、期間 2 学習部、期間 3 学習部、期間 1 テスト部、期間 2 テスト部、期間 3 テスト部の順に推移するが、それぞれに対応する各期間での総資産は 97.48 万円、91.86 万円、88.24 万円と下がり、その後反転して 92.38 万円、103.04 万円、

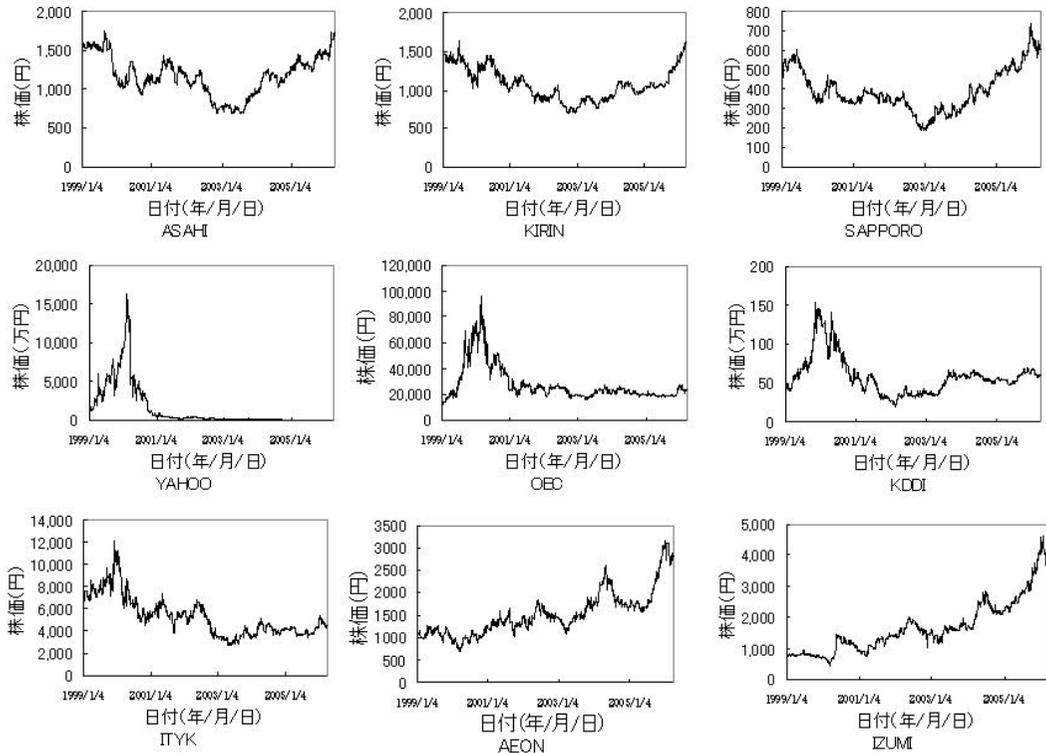


図 3 各銘柄の株価変動

Fig. 3 Transition of stock prices of each brand.

表 4 GP (評価法 1 (的中率)) による取引結果

Table 4 Dealings result by GP with evaluation 1 (hitting ratio).

期間	摘要	総資産	的中率
1	最高平均	111.45 万円	70.00%
	全平均	105.53 万円	55.47%
	最低平均	94.11 万円	30.00%
2	最高平均	111.85 万円	66.67%
	全平均	103.91 万円	50.39%
	最低平均	96.92 万円	36.67%
3	最高平均	119.74 万円	86.67%
	全平均	114.05 万円	65.50%
	最低平均	100.28 万円	34.42%
平均	最高平均	114.35 万円	74.44%
	全平均	107.50 万円	57.12%
	最低平均	97.10 万円	33.70%

表 5 GP (評価法 2 (総資産)) による取引結果

Table 5 Dealing result by GP with evaluation 2 (asset).

期間	摘要	総資産	的中率
1	最高平均	117.52 万円	60.00%
	全平均	107.36 万円	52.64%
	最低平均	87.19 万円	24.44%
2	最高平均	121.04 万円	75.55%
	全平均	115.83 万円	63.69%
	最低平均	107.65 万円	41.11%
3	最高平均	129.32 万円	88.89%
	全平均	120.53 万円	78.17%
	最低平均	103.24 万円	54.44%
平均	最高平均	122.63 万円	74.81%
	全平均	114.57 万円	64.83%
	最低平均	99.36 万円	40.00%

110.87 万円と上昇している。また、的中率に関しても同様な動き (37.07% 36.70% 30.83% 31.01% 46.80% 61.23%) をしている。これらの変化は、図 2 に示す日経平均株価が、期間 1 学習部から下げはじめて、最も市場環境の厳しい期間 3 の学習部 (2000 年 7 月 ~ 2002 年 6 月) で最悪となり、その後上昇に転じているという V 字カーブ的变化に対応している。このことは、ランダム取引によって、株価の調整局面では収益をあげにくく、また上昇局面では収益をあげや

表 6 ランダム取引による結果

Table 6 Dealing result by random.

期間	総資産	的中率
期間 1 学習部	97.48 万円	37.07%
期間 1 テスト部	92.38 万円	31.01%
期間 2 学習部	91.86 万円	36.70%
期間 2 テスト部	103.04 万円	46.80%
期間 3 学習部	88.24 万円	30.83%
期間 3 テスト部	110.87 万円	61.23%
学習部平均	92.53 万円	34.87%
テスト部平均	102.10 万円	46.35%



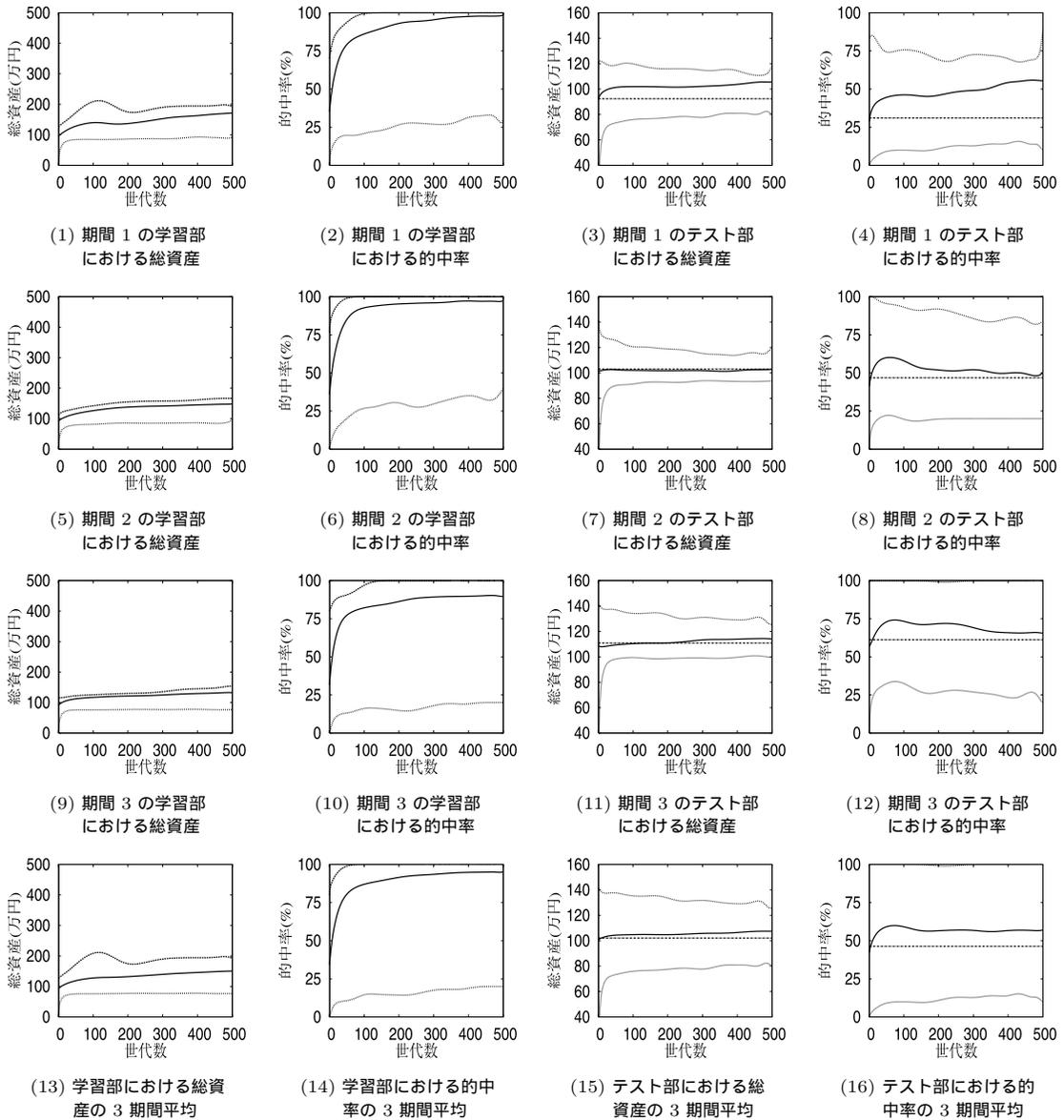


図 5 評価法 1 (的中率) を用いた進化過程

Fig. 5 Evolution process with evaluation1 (hitting ratio).

評価法 2 の場合でもテスト部で総資産および的中率ともに良好な結果となっている。

上述したように、評価法 1 では、学習部での的中率の平均は最終的に 100% に近づいていく。このことより、異なった 10 銘柄のうちの多くが利益を出すことが可能であることが分かる。また評価法 2 では的中率は少なくとも今回の結果においては最終的に 100% になっておらず、的中率の高さと総合的な利益は簡単に比例関係にあるとはいえないことを示唆している。

これに関して、これら 2 通りの評価方法によって取

引を行った場合の個別銘柄ごとの運用成績を表 7 に示す。実行期間は期間 1 とした。同表において、進化の状態を観察するため特に学習部に着目すると、評価法 2 で行った場合の学習部での的中率は、平均的に収益が良い評価法 1 に比較して良くないが、特定の銘柄で大きく利益をあげていることが分かる。このことは、評価法 2 では、総資産の増加に寄与するのであれば全体の的中率が良くならなくても、利益があがる銘柄に対してより利益があがるように優先的に戦略木が特化するよう進化していくことを示唆するものと考えら

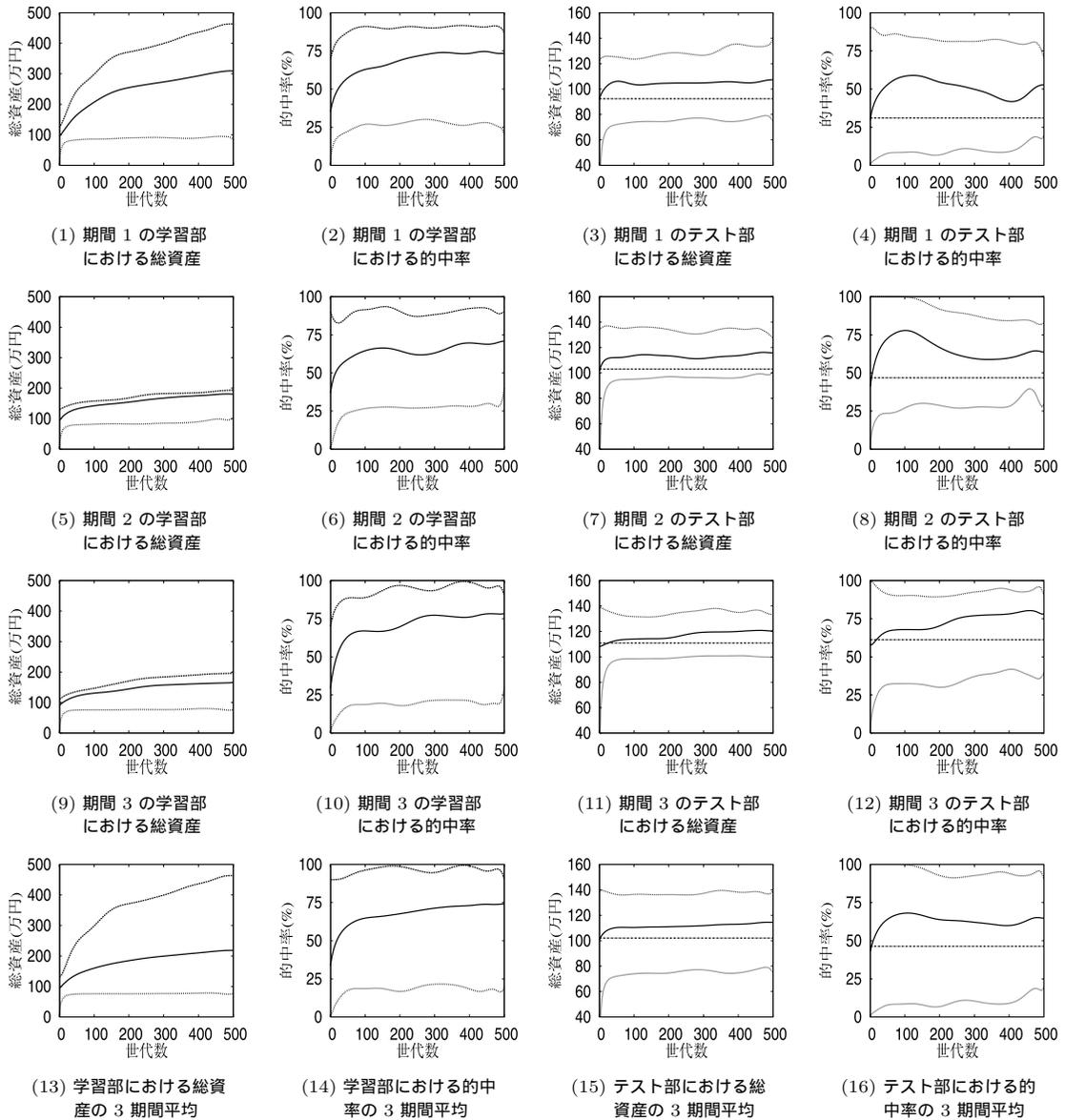


図 6 評価法 2 (総資産) を用いた進化過程  
Fig.6 Evolution process with evaluation2 (Asset).

表 7 評価方法による銘柄ごとの運用成績の比較 (期間 1)

Table 7 Comparison of operation results of each brand by evaluation method (Period 1).

評価法	アサヒ	キリン	サッポロ	ヤフー	オービック	KDDI	イトヨカ堂	イオン	イズミ	日経平均	合計	的中率
評価法 1												
学習部	102,672	111,816	107,591	236,094	467,759	178,259	120,934	116,739	168,950	102,883	1,713,698	98.63%
テスト部	91,250	104,856	91,698	118,600	127,240	100,379	116,710	101,053	111,883	91,592	1,055,263	55.47%
評価法 2												
学習部	94,582	115,812	101,992	1,192,317	668,561	233,646	126,317	112,655	344,294	95,814	3,085,991	73.36%
テスト部	106,999	102,025	84,325	161,135	100,036	111,554	87,059	95,971	124,802	99,678	1,073,586	52.64%

れる。

次に、評価法 1 のテスト部において、総資産の平均は世代の経過とともに増加する。一方で、総資産の最高値は減少傾向にある。これについては、初期では多

種類の戦略が存在していて、そのうちの 1 つが好成績を収めること、そして世代を経るごとに多種類の戦略は次第に収束していき種類が減少するため偶然に好成績を得ることが少なくなることによるものと考えら

れる。

また、評価法2のテスト部において、総資産の平均は世代とともに増加していることから、学習効果が適切に現れているものと思われる。的中率の平均は、初期では上昇するがその後は必ずしも増加傾向にない。これは、上述したように、総資産で評価しているため、全体的的中率が下がっても、利益のあがる銘柄には優先的に利益があがるように特化した戦略木を作成するためであると考えられる。

なお、テスト部において初期世代のころに総資産が低いのは、初期の戦略木が単純な形をしており、ほぼ同一命令を繰り返す結果になっているためであると考えられる。これは、利益が出る方法とまったく違った命令を繰り返すという望ましくないパターンにはまる可能性があるということ、あるいは、プログラムの特性上同じ命令を繰り返すとそれが buy や sell であっても、none の命令となってしまうことが考えられる。たとえば、持ち株数が0のときに sell 命令を出してもプログラム上では売るものがないので、結果として none 命令と同じことになるためである。

以上のことから、総資産、的中率を評価する場合でもともに、評価法2(総資産)の方が資産を増やすという点で優れているという結果になった。このことは、評価法2では、変化に敏感に反応しやすい総資産を適応度として設定しているため、進化過程において微細な調整が可能となり、結果として戦略木の成長がスムーズにいったためと考えられる。

4.3 個体数の影響

個体数を種々変えた場合の性能評価を行った。図7に、個体数を50~500まで変えた場合に得られた実験結果の一部を示す。同図(1),(2)は、学習部での総資産と的中率の変化を、同図(3),(4)は、テスト部での総資産と的中率の変化を示す。

同図(1)で示す学習部での総資産は、個体数が50~300くらいまではあまり変化はなくほぼ一定であるが、それ以上になると総資産は多くなる傾向が見られる。特にこの傾向は、期間1における変化が顕著で、学習効果が高いことが示される。この個体数による変化は、個体の多様性を保つことができたことに起因し、その結果、学習効果が顕著になったためと考えられる。

しかしながら、学習部で成長した戦略木を用いてテスト部で取引シミュレーションを実行しても、同図(3)に示すように、総資産の増加に寄与する顕著な効果は観察されず、個体数が100個以上では総資産はほぼ一定となる。また、的中率に関しても、学習部およびテスト部においても、個体数が100個以上ではあまり変

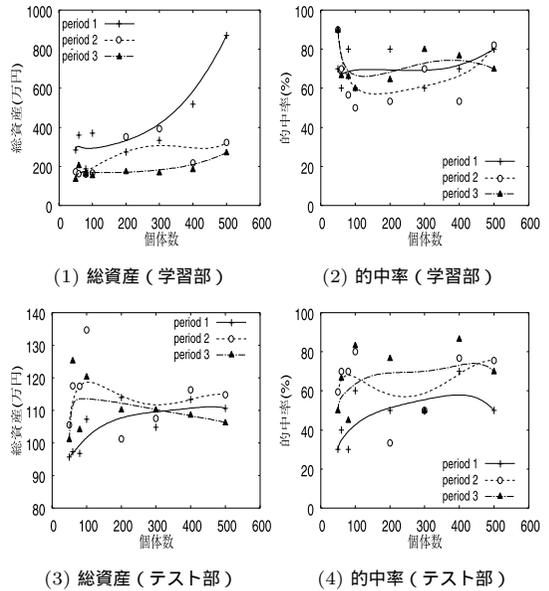


図7 個体数による学習効果 Fig. 7 Learning effect by individual population.

化は見られない。

このような結果から、個体数が100個以上では取引結果にあまり影響なく、利益貢献の個体数依存性は低いものと考えられる。

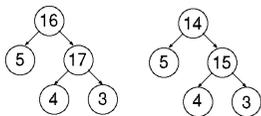
4.4 テクニカル指標の効用

各テクニカル指標の効用を調べるため、1種類の指標だけで構成した戦略を用いて、期間を通して取引シミュレーションを行い、その運用成績を調べた。ここでは、単独の指標で作成した戦略は、表1に示す指標(ノード番号 No.8~No.29)を用いて全部で22種類とした。これには、分岐において通常生起確率が高いとされる行動をとるとした正位と反対の行動をとるとした逆位も含んだものとした。たとえば、一般的には売却とするとところで売却とするのであればこれは正位であるとし、その逆に購入とするものを逆位とした。なお、指標を単独で使用としても反対売買がなければ取引シミュレーションが成り立たないので、戦略木としては、相反する分岐処理と行動を組(たとえば、ノード番号 No.16とNo.17を組にして前後に結合した)になるように構成した。また、評価にあたっては、評価法2での評価値(総資産)を適応度として用いた。これは、4.2節で述べたように、適応度として変化に敏感に反応し、総資産、的中率ともに評価するのに優れているためである。

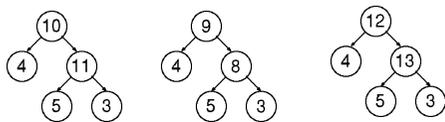
このような戦略木を用いて、期間1のテスト部で取引シミュレーションを行った結果のうち、各銘柄の資

表 8 単独の指標で構成した戦略木による運用成績  
Table 8 Operation result by strategy tree assembled with single index.

順位	指標番号	アサヒ	キリン	サッポロ	ヤフー	オービック	KDDI	イトヨカ堂	イオン	イズミ	日経平均	合計
1	16-17 逆	83,956	97,448	72,824	174,100	130,340	92,633	80,530	97,785	203,029	104,381	1,137,026
2	14-15 逆	100,000	100,000	100,000	72,720	142,280	99,669	100,000	100,000	137,036	100,000	1,051,705
3	10-11 正	71,820	102,313	61,291	85,600	113,170	124,641	74,860	95,635	218,137	92,100	1,039,567
4	9-8 逆	62,106	106,096	75,842	62,830	136,940	87,058	86,590	161,290	141,193	88,624	1,008,569
5	12-13 正	90,199	91,350	73,880	88,294	111,380	95,869	102,770	128,950	145,222	79,193	1,007,107
⋮												
18	18-19 正	81,651	106,852	54,577	88,750	102,100	106,801	52,500	105,445	87,734	86,729	873,139
19	25-26 正	44,601	86,536	81,784	78,800	85,930	92,080	51,900	99,460	151,889	100,000	872,980
20	12-13 逆	63,544	97,268	100,438	60,600	95,420	117,542	55,585	75,470	84,290	93,211	843,368
21	16-17 正	81,289	101,320	106,141	33,260	81,310	98,764	69,440	90,450	60,288	91,312	813,574
22	9-8 正	84,186	75,189	105,597	91,470	56,160	96,451	59,675	60,790	86,785	83,628	799,931



(1) 長期移動平均との乖離 (逆位), (2) 短期移動平均との乖離 (逆位)



(3) %R 値の判断 (正位), (4) %ストキャスティック (逆位), (5) %RSI 値の判断 (正位)

図 8 単独の指標で構成した戦略木

Fig. 8 Strategy tree assembled with single index.

産の合計 (総資産) で運用成績順に上位 5 個と下位 5 個の結果を表 8 に示す。また、上位 5 個のそれぞれに対応する戦略木を図 8 に示す。この結果において、22 個の戦略のうち利益が出たのは、表に示す上位 5 個で、損失の大きいものも目立つ。なお、22 種類の戦略で得られた総資産の最高は 1,137,026 円、最低で 799,931 円で、平均は 950,384 円であった。

この組合せの中で、たとえば、最も成績の良かった「(1) 長期移動平均との乖離 (逆位)」は、長期 (25 日) 移動平均との乖離率が +10% となったとき (ノード番号 No.16) に、all\_buy (限度額まで買い) (No.5) とし、そうでないときはさらに分岐処理があつて長期 (25 日) 移動平均との乖離率が -10% となったとき (No.17) に、clear (全株式売却) (No.4) とし、そうでないときは none (現状維持) (No.3) という行動をとる。この行動は、テクニカル分析から得られる指針と反対の行動 (逆位) をとることになる。同様に、2 位および 4 位の戦略も反対の行動 (逆位) をとる。

一方、3 位および 5 位となった戦略は、テクニカル分析から示唆されるとおりの行動 (正位) となっている。

ここで、1 位、2 位、4 位の戦略のような逆位の行動は、テクニカル分析から見れば正常な行動とされているものとは一見反するような行動で、誤っているか

のように見える。これについては、テクニカル分析が絶対的に確実ではなく、いわゆるダマシとよばれる現象があること、あるいは最近の取引が従前に比較して変化が速くなったことによって反対の現象が生じることが指摘されており<sup>9),10)</sup>、これによるものとも考えられる。むしろ、正位になるのは上位 5 個の結果のうち 2 個あるが、1 位の戦略をはじめとして 3 個は逆位であることから、この傾向を示すものと考えられる。

次に、このようなテクニカル指標を単独で使用した場合と、前述の GP によって得られた戦略を用いた場合の結果を比較する。GP による場合の結果は、表 5 に示されるとおり、評価法 2 (総資産) による期間 1 テスト部での取引で、総資産は、最高値の平均で 1,175,200 円 (最高は 1,394,251 円)、最低の平均でも 871,900 円となっており、上述したテクニカル分析指標を単独で使用したときの最高値 (1,137,026 円)、最低値 (799,931 円) に比較して、ともに高い水準にある。平均値で見ても、GP で作成した戦略木によるものでは、1,073,600 円であり、表 8 に示されたテクニカル指標の単独使用の場合の平均 950,384 円よりも良いものとなっている。このような結果から、投資環境としては図 2 に示したように良くない地合であるにもかかわらず、平均では損失を出すことなく利益を得たことは、良好な結果であるといえる。

#### 4.5 戦略木の特性

進化した最終的な戦略木を観察すると、レベル数は 10~30 程度、ノード数は 400~1,000 程度のものが多かった。さらに、処理過程で戦略木内を通る経路を調べたところ、ある特定の経路に集中することが分かった。多いものでは全延べ経路数の 90% 以上が同じ経路を通して処理が行われていた。そしてこの経路上にある指標や行動がその戦略木のおおかたの投資スタンスを決定付けていることが分かった。また、単独で用いた指標のうち利益をあげることができた重要な指標が、GP で作成した戦略木の上位ノードに配置されるなどの結果が得られた。この詳細を以下に記述する。

表 9 戦略木 (期間 3) の特性

Table 9 Characteristic values of best strategy tree (Period 3).

学習部						
ルート	経路	使用頻度	利益合計	平均利益	分散	標準偏差
1	16 14 16 15 18 2	1	19,800	19,800	0	0
2	16 14 16 15 31 10 24 33 25 30 7 30 3	2	18,640	9,320	384,400	620
3	16 14 16 15 31 10 24 33 25 30 7 26 4	7	20,900	2,986	159,491,653	12,629
4	16 16 7 34 30 30 8 27 2	33	78,537	2,380	81,144,264	9,008
5	16 14 25 5	41	83,180	2,029	65,621,342	8,101
6	16 16 7 34 30 27 2	33	38,511	1,167	86,617,469	9,307
7	16 16 7 34 14 30 13 2	7	6,221	889	5,417,732	2,328
8	16 14 16 15 31 10 24 3	333	232,378	698	39,701,229	6,301
9	16 16 7 34 7 7 34 25 25 5	14	6,466	462	9,084,094	3,014
10	16 16 7 34 14 30 25 2	39	14,607	375	11,552,217	3,399
11	16 16 7 34 30 4	4,263	121,928	29	916,346	957
12	16 14 16 15 31 13 34 30 3	70	0	0	0	0
13	16 14 16 15 31 13 5	50	0	0	0	0
14	16 14 16 15 31 13 34 25 7 34 25 25 5	2	0	0	0	0
15	16 14 16 15 31 10 24 33 5	3	0	0	0	0
16	16 14 16 15 31 13 34 25 7 30 26 21 4	2	0	0	0	0
17	16 16 7 34 30 30 8 30 2	1	0	0	0	0
18	16 16 7 34 30 30 8 27 34 3	5	-2,259	-452	4,701,301	2,168
19	16 16 7 34 14 30 13 1	1	-910	-910	0	0
20	16 16 7 34 30 27 34 3	3	-6,604	-2,201	1,344,452	1,160
テスト部						
ルート	経路	使用頻度	利益合計	平均利益	分散	標準偏差
1	16 14 16 15 31 10 24 33 25 30 7 26 4	4	23,750	5,938	12,570,119	3,545
2	16 14 16 15 31 10 24 33 25 30 7 30 3	3	11,166	3,722	8,373,128	2,894
3	16 14 25 5	23	65,254	2,837	25,001,866	5,000
4	16 14 16 15 31 10 24 3	146	151,468	1,037	30,581,427	5,530
5	16 16 7 34 14 30 25 2	23	14,203	618	20,509,646	4,529
6	16 16 7 34 30 30 8 27 2	20	10,930	547	8,093,180	2,845
7	16 16 7 34 14 30 13 1	2	834	417	1,565,001	1,251
8	16 16 7 34 30 4	4,630	14,657	3	345,560	588
9	16 14 16 15 31 13 34 30 3	16	0	0	0	0
10	16 14 16 15 31 13 5	28	0	0	0	0
11	16 14 16 15 31 13 34 25 7 34 25 25 5	1	0	0	0	0
12	16 16 7 34 7 7 34 25 25 5	9	-2,156	-240	1,569,050	1,253
13	16 16 7 34 30 27 34 3	4	-2,116	-529	539,336	734
14	16 16 7 34 30 27 2	19	-28,199	-1,479	57,025,044	7,551
15	16 16 7 34 14 30 13 2	2	-3,726	-1,863	558,009	747

例として、図 4 で示した優良戦略木の特性を表 9 に示す。これより、ルートノードにテクニカル指標 No.16、レベル 2 のノードに同 No.14 および No.16 が選択されていることが分かる。ルートノードに設定されている No.16 は、4.4 節で述べたように、テクニカル指標単独で行った場合の最優良個体の指標であり、また No.14 も 2 番目に優良な戦略木を構成する指標である。このように、ヒューリスティックな手法である GP で作成した最優良戦略木が、その上位ノードに有効なノードで構成されていることから、本手法が自律的に優良戦略を生成しうるものであると考えられる。

また、期間 3 の学習部とテスト部を通した 4 年間でこの戦略木を使用する回数は、1 銘柄あたり 984 回で、全 10 銘柄で 9,840 回 (学習部で 4,910 回、テスト部で 4,930 回) となる。同表に示されるように、この戦略木の部分木のうち最も使用頻度の高い経路 (学習部のルート 11、テスト部のルート 8) の使用頻度は、学習部で 4,263 回 (学習部での全延べ経路数の 87%)、テスト部で 4,630 回 (テスト部での全延べ経路数の 94%) となり、全使用頻度のおおかたを占める。この経路は、はじめに長期移動平均との乖離状況をチェック (No.16) した後、総資産が増えていれば (No.34)、すなわち保有株式の株価が上がっていれば全株売却 (No.4) の行動をとる過程を示している。ただしこの場合、もし保有株式がなければ、何もしない

(No.3) と同様の動きをすることと等しくなる。これらのことから、株式を保有している場合に、その株価が少しでも上がれば、売却に動くという意味決定をするのである。したがって、この経路が全延べ使用経路の約 90% を占めるということは、この戦略木はつねに売り姿勢にあるものと推測できる。いい換えれば、この戦略木のとる行動は、株式を購入したとしても長期的に保有することはせず、利が乗ればその額にはかわらず、素早い対応で手仕舞い、利益確定するという株式短期保有型の投資スタンスを持つものと考えられる。そして、早期に決済することによって、つねに現金ポジションを高め、この状態を保持して次の好機をうかがって再び短期決戦の行動に出るという戦略をとるのである。

このような動きを明確に表す実験結果として、取引期間中 (学習部およびテスト部) の保有株式数と資産の変化を図 9 に示す。図中、インパルス状に変化する線グラフが株式保有数の経時変化を示しており、階段状あるいはフラットな線グラフが資産の経時変化である。この株式保有数の経時変化から分かることは、銘柄によって取引回数は異なるが、基本的には株式を保有している期間はきわめて短く、株式を購入してもその後、早い時期に売却していることである。そして、学習部で習得したこのような短期保有型戦略はテスト部でも踏襲されていることである。このような短期取

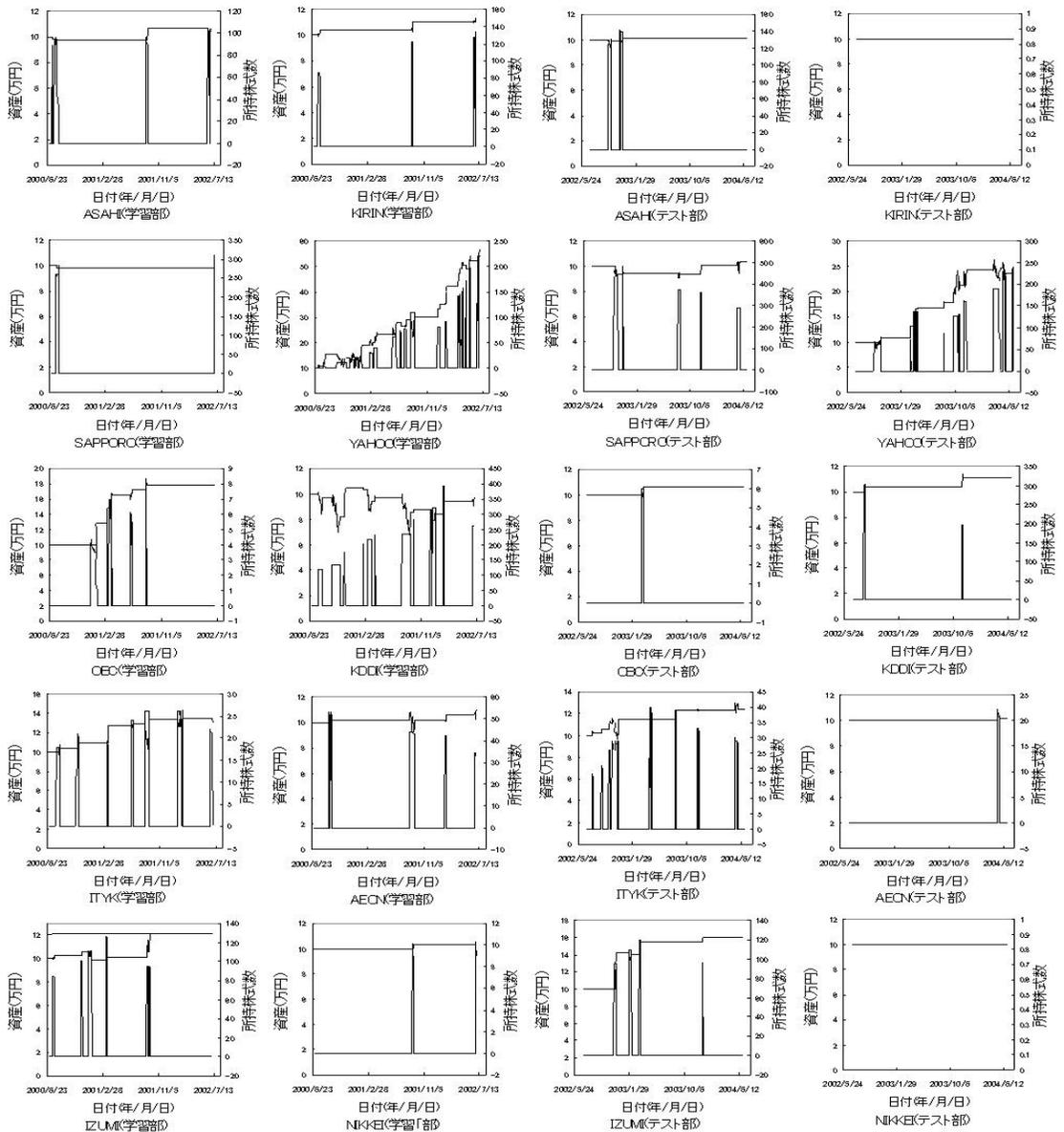


図 9 保有株式数と資産の推移 (期間 3)

Fig.9 Transition of number of possession stocks and assets (Period 3).

引のスタイルこそが、この戦略木の基本ポリシーとなっており、これを決定付けているのが全経路の約 90%を占めている上述の経路である。

このような投資スタイルを持つ戦略木は、この経路によって行われる取引の 1 回あたりの利益は表 9 に示されるように少額であるが、たとえ少額であってもこのような機会を狙って少しずつでも利益を重ねて、地合い悪いなかでも収益性を高めるとい投資戦略であるといえる。

さらに投資環境の観点からは、期間 3 の学習部のよ

うな下降トレンドにある場合、買いからしか入れないシステムでは長期保有することによって損失が膨らむ一方となるので、そのような投資スタイルは適さないことを学習したものと思われる。そしてその結果、下降トレンドにあっても、機敏に対処することによって、少しの戻りでもそれに乗じて少しずつ利益をあげうることを経験的に見出し、下落する前に早々に手仕舞い売りを出すという下降トレンド特有の短期保有型の投資戦略を身に付けたものと考えられる。

しかし、図 2 に見られるように、期間 3 のテスト部

表 10 銘柄ごとの運用成績 (期間 3 および期間 4)  
Table 10 Operation results of each brand (Period 3 and 4).

期間	アサヒ	キリン	サッポロ	ヤフー	オービック	KDDI	イトーヨーカ堂	イオン	イズミ	日経平均	合計
期間 3											
学習部	104,977	113,335	99,429	568,520	178,690	97,264	130,690	110,396	121,660	106,434	1,631,395
テスト部	101,263	100,000	103,296	248,686	106,100	111,406	124,075	101,450	159,789	100,000	1,256,065
期間 4											
学習部	177,303	141,599	323,305	220,537	142,240	222,170	180,040	152,110	315,254	127,608	2,002,166
テスト部	131,014	132,802	169,370	116,125	113,840	124,225	129,680	147,120	133,260	137,309	1,334,745

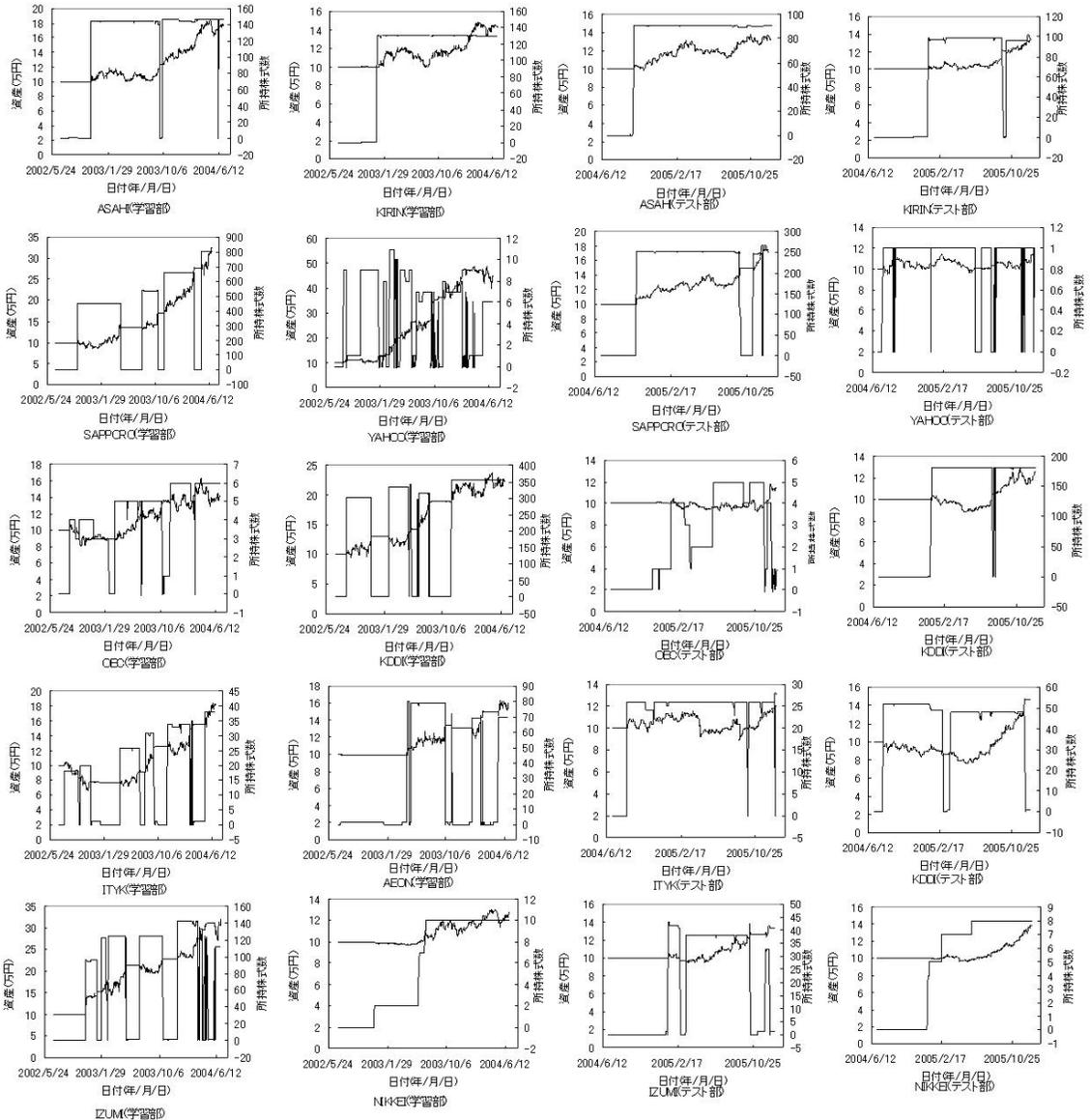


図 10 取引状況と資産の推移 (期間 4)

Fig. 10 Transition of number of possession stocks and assets (Period 4).

では市場環境は改善され、株価は上昇トレンドに移行している。このような投資環境では、学習部で学習した短期保有型の戦略は馴染まず、むしろ中長期で株式を保有する方が運用成績が良くなる場合が多いと考え

られる。したがって、学習部で得た短期売買の戦略は、表 10 の期間 3 の項目で示されるように、テスト部においても収益はあげているが、上昇トレンドでの長期保有によるような大きな儲けにつながらないため、学

表 11 戦略木 (期間 4) の各特性値

Table 11 Characteristic values of best strategy tree (Period 4).

学習部		使用頻度	利益合計	平均利益	分散	標準偏差
ルート	経路					
1	16 25 12 33 17 7 18 1	1	6,510	6,510	0	0
2	16 25 12 14 15 33 22 29 32 33 32 12 14 15 33 22 23 32 9 1	1	4,309	4,309	0	0
3	16 25 12 14 15 23 22 7 2	5	13,334	2,667	6,983,433	2,643
4	16 25 12 14 15 33 22 29 32 33 32 12 14 15 33 22 23 32 9 2	13	15,893	1,223	8,617,962	2,936
5	16 27 5	203	237,256	1,169	60,285,174	7,764
6	16 25 12 33 17 7 25 4	67	54,253	810	15,042,347	3,878
7	16 25 12 14 15 33 22 29 32 33 32 12 14 15 33 22 23 32 33 32 18 9 4	1	680	680	0	0
8	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 23 28 2	18	8,129	452	3,484,482	1,867
9	16 25 12 33 17 23 22 6 14 5	96	42,513	443	6,949,705	2,636
10	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 5	40	17,047	426	39,549,533	6,289
11	16 25 12 14 15 33 22 27 5	100	41,170	412	14,561,825	3,816
12	16 27 23 3	13	4,478	344	4,037,328	2,009
13	16 25 12 33 17 23 22 6 1	9	2,521	280	2,975,392	1,725
14	16 25 14 22 1	27	6,672	247	527,579	726
15	16 25 12 14 15 33 22 29 3	2,801	572,992	205	10,225,760	3,198
16	16 25 12 33 17 23 22 6 29 2	70	5,934	85	6,702,788	2,589
17	16 25 14 22 29 3	466	20,936	45	1,210,598	1,100
18	16 27 23 33 5	3	65	22	3,399,127	1,844
19	16 25 12 33 1	87	0	0	0	0
20	16 25 14 22 29 32 3	9	0	0	0	0
21	16 27 23 33 22 7 25 1	1	0	0	0	0
22	16 25 12 14 15 33 23 2	779	0	0	0	0
23	16 27 23 33 22 7 25 4	1	0	0	0	0
24	16 25 12 14 15 33 22 29 32 17 2	5	-696	-139	53,691	232
25	16 25 12 33 17 23 22 6 29 33 18 3	93	-22,268	-239	14,797,718	3,847
26	16 25 12 33 17 23 22 6 29 33 18 4	2	-1,254	-627	17,065,161	4,131
27	16 25 12 14 15 33 22 27 4	1	-950	-950	0	0
28	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 23 28 12 5	14	-14,108	-1,008	41,433,461	6,437
29	16 25 12 14 15 23 22 2	3	-9,640	-3,213	5,355,022	2,314
30	16 25 12 14 15 23 22 7 25 4	1	-3,610	-3,610	0	0
テスト部						
ルート	経路	使用頻度	利益合計	平均利益	分散	標準偏差
1	16 25 12 14 15 33 22 29 32 33 32 12 14 15 33 22 23 32 33 32 18 9 4	2	-2,379	100,172	-1,190	317
2	16 25 12 14 15 33 22 27 5	96	33,578	350	3,574,002	1,891
3	16 25 12 33 1	46	14,749	321	3,824,560	1,956
4	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 23 28 2	2	640	320	3,600	60
5	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 23 28 12 5	4	1,248	312	589,472	768
6	16 25 12 33 17 7 25 4	121	5,572	265	4,855,018	2,203
7	16 25 12 33 17 23 22 6 29 33 18 3	125	25,769	206	4,114,360	2,028
8	16 25 12 33 17 23 22 6 29 2	98	15,399	157	2,395,817	1,548
9	16 25 14 22 29 3	341	34,167	100	1,970,302	1,404
10	16 25 12 33 17 23 22 6 14 5	115	9,855	86	1,197,927	1,094
11	16 25 12 14 15 33 22 29 3	2,080	176,307	85	1,823,796	1,350
12	16 25 12 14 15 33 23 2	669	37,296	56	529,745	728
13	16 27 23 33 22 7 31 4	1	0	0	0	0
14	116 27 23 33 22 7 25 4	1	0	0	0	0
15	16 25 12 14 15 33 22 29 32 33 32 12 14 15 33 22 23 32 9 2	4	-975	-25	1,248,509	1,117
16	16 27 5	15	-1,695	-112	434,572	659
17	16 25 14 22 1	28	-3,153	-113	1,843,138	1,358
18	16 25 12 33 17 23 22 6 1	17	-2,754	-162	1,652,602	1,286
19	16 25 12 33 17 7 18 29 23 22 5	22	-5,379	-245	3,184,899	1,785
20	16 25 12 33 17 23 22 6 29 33 18 4	3	-4,396	-1,465	442,417	665

習部に比較して収益性が劣る原因となっているものと考えられる。

そこで次に、上昇トレンドに転じた期間 3 のテスト部を、今度はこれを新たに学習期間 (期間 4 学習部) として設定し、この期間で戦略木を進化させ、その後も上昇トレンドにある 1 年半を期間 4 テスト部とした場合について調べた。この場合の株式保有数と資産の経時変化を図 10 に示す。図中、矩形状に変化する線グラフが株式保有数の経時変化を示しており、株価変動を連動している線グラフが資産の経時変化である。図から分かるように、学習部およびテスト部ともに、購入した株式は基本的には定常的に保有する傾向にあり、売却することがあってもすぐに買い戻し、その後も保有するというように、保有期間は長くなっている。その間の資産は株式価格に連動して変化していることが観察される。この結果は、購入後の株式保有期間に関して、図 9 に示す短期保有型戦略とは対照的な結果となっている。このことより、本システムは、上昇ト

レンドにある市場環境にあつては、長期保有の投資戦略 (長期保有型戦略) が有効であることを学習したものであると思われる。

この場合の優良戦略木の特性を表 11 に示す。この表からは、(1) ルートノードが期間 3 の場合と同様に No.16 となっている、(2) 最多頻度の経路は最終ノードが No.3 (none: 何もしない) を持つ経路 (学習部のルート 15、テスト部のルート 11) で、この使用頻度が学習部で 2,801 回 (全体の約 58%)、テスト部で 2,080 回 (全体の約 56%) となっている、(3) 経路の最終ノードに No.5 (all buy: 全力買い) となる経路が比較的多くなっていることが分かる。このことは、株式購入の機会が多く、そのまま何もしない、すなわち購入後は保有を継続することを示唆しており、図 10 の結果と定性的に一致する。また、1 回あたりの利益も学習部で 205、テスト部で 85 となり、期間 3 での短期保有型による平均利益 (学習部で 29、テスト部で 3) よりも大きくなっている。そして、表 10 の期間 4

の項目で示されるように、テスト部は1年半と短い期間であるにもかかわらず、資産は、同じく上昇トレンドにある期間3テスト部での収益を上回る133.47万円となっている。

以上の結果から得られる株式取引に対する知見は、株価トレンドに応じた適切な投資戦略を使い分ける必要があること、そして最も収益率が大きくなるのは、上昇トレンドを見極めて長期保有することによって、これが最も適切な投資スタイルであるということである。たとえば、優良成長株を安いところで買って長期保有するなどの基本的で地道な投資方法が最も望ましく、収益性を高める合理的で本質的な投資戦略であるということである。そのような基本的で本質的なことが、進化計算に基づく市場モデルから示唆されたということは、不確実性の下にある実存市場のメカニズムを人工市場から考察するというアプローチの可能性を探るという点において意義のあることと考えられる。

最後に、表9、表11には各経路の頻度、そのときの利益合計、1回あたりの平均利益、そして利益の分散と標準偏差を示している。この平均利益と分散（あるいは標準偏差）は、リスクマネジメントを主目的として取り扱う金融工学では最も基本的なパラメータであり、それぞれリターン（期待収益率）とリスクを表すものと考えられる。このことから、例として、表9で示す結果からリターンとリスクの関係を平均利益と標準偏差で示した。これを図11に示す。なお、統計的処理によく見られるように、標本集団に比較して少数項目は信頼性が低いと削除するが、同図においても頻度が20未満のものは除いている。同図から、平均収益（リターン）と標準偏差（リスク）は正の相関関係にあるものと考えられ、本実験においてもこの範囲でハイリスク・ハイリターンという不確実性の下にある金融市場での典型的な構図の存在が確認される。

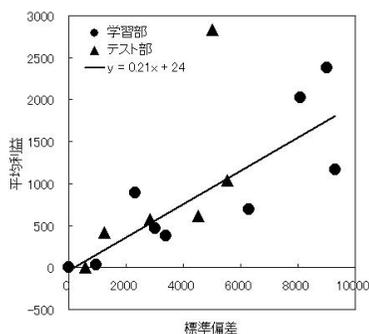


図 11 平均利益と標準偏差の関係

Fig. 11 Relation between average profit and standard deviation.

## 5. おわりに

本研究は、株式市場で高い収益率を実現しうるトレードモデルを構築することを目的として、進化計算手法によって戦略木を作成し、これを用いて株式の売買タイミングを予測することを試みた。

売買タイミングを判断するものとして、統計的かつ経験的手法に基づく分析方法であるテクニカル分析を用いた。そして、売買タイミングに関して適切な判断をするための戦略を、各種テクニカル指標を基準要素とした戦略木で表現し、進化計算手法である GP で最適化することを試みた。

最適化された戦略木を用いて、実際の株価データを基に取引シミュレーションを実行した結果、的中率を高め、総資産を増やすことができるなど、良好な結果が得られた。このことより、進化計算によってテクニカル指標を適切に組み合わせ、利益の出る売買タイミングを判断して取引する投資戦略を持つエージェントの作成が可能であるものと思われた。

さらに、最適化された優良戦略木を分析した結果、本手法は、株価の上昇局面や下降局面などの市場環境に応じて利益をあげようとする適切な投資戦略を自律的に構築することが分かった。そしてそれより、上昇トレンドを見極めて長期保有することが、不確実性の下にある金融市場において収益性を高める合理的な投資戦略であることが示唆された。

しかし、戦略木を構成する指標の組合せは複雑で、しかも構造的には無駄も多い。このようなことから、より洗練された構造となるような工夫や合理的な作成方法の検討が必要である。

また、リスクマネジメントと投資効率の向上を目的に、ポートフォリオ選択によって高収益率となる保有株式の組合せや配分比率決定のための投資戦略、およびオプションなどのデリバティブ取引での効果的な投資戦略を、進化計算手法を用いた最適化方法で見出すことについて検討している。これらについては、今後の課題としたい。

## 参考文献

- 1) Mandelbrot, B. (Ed.): *Fractals and Scaling in Finance*, Springer-Verlag (1997).
- 2) 佐藤彰洋, 高安秀樹: 統計物理から見た人工市場, 人工知能学会誌, Vol.15, No.6, pp.958-965 (2000).
- 3) 佐藤彰洋, 高安秀樹: ディーラーモデルから金融工学へ, 数理科学, No.472, pp.27-32 (2002).
- 4) 原 章, 長尾智晴: 自動グループ構成手法 ADG

表 12 テクニカル指標  
Table 12 Technical Indexes.

<p>オシレータ系指標</p> <p>● ストキャスティック値</p> <p>ストキャスティクスは、J. レーンが開発した指標である。3 種類の指標があり、それらの組合せで売買タイミングを判断する。本手法ではそのうち、下に示す %D, Slow%D を用いる。この利用方法としては、%D が Slow%D を下から上に抜いたら買い、上から下に抜いたら売りのタイミングとされている。</p> $%D = \frac{\sum_{k=1}^3 (a_k - a_{min})}{\sum_{k=1}^3 (a_{max} - a_{min})} \times 100(\%)$ <p>Slow%D = %D の 3 日間移動平均</p> <p>ここで、<math>a_k</math> は当日の終値、<math>a_{max}</math> は <math>n</math> 日間の最高値、<math>a_{min}</math> は <math>n</math> 日間の最低値で、分子は (当日の終値 - <math>n</math> 日間の最低値) の直近 3 日間の合計、分母は (<math>n</math> 日間の最高値 - <math>n</math> 日間の最低値) の直近 3 日間の合計を表す。</p> <p>● %R</p> <p>%R オシレータは、著名なトレーダである R. ウィリアムズによって開発された指標である。%R オシレータは、ある期間内の最高値と最低値の間で、現在の株価がどのあたりの水準に位置しているかを表す指標である。</p> $%R = \frac{a_{max} - a_k}{a_{max} - a_{min}} \times 100(\%)$ <p>ここで、%R は %R オシレータ値、<math>a_k</math> は当日の終値、<math>a_{max}</math> は <math>n</math> 日間の最高値、<math>a_{min}</math> は <math>n</math> 日間の最低値である。</p> <p>%R オシレータは 0-100 の値をとるので、株価が上昇トレンドのときは 0-50% で振動しやすくなり、下降トレンドにあるときは、50-100% で振動しやすくなる。</p> <p>● RSI</p> <p>RSI (relative strength index) は J.W. ワイルダーによって考案されたテクニカル指標で、株価の行き過ぎを判断するための指標である。</p> $RSI = \frac{A}{A+B} \times 100(\%)$ <p>ここで、A は計算期間内の値上がり幅の合計、B は計算期間内の値下がり幅の合計である。</p> <p>RSI は 0-100% の間の値を取り、RSI の値が 20-30% を下回ったら買い、70-80% を上回ったら売りのタイミングとされている。</p>
<p>トレンド系指標</p> <p>● 移動平均</p> <p>移動平均とは、今日からある期間にわたって通り、その間の株価を平均した値のことである。</p> $m_s = \frac{\sum_{k=1}^n a_k}{n}$ <p>ここで、<math>m_s</math> はその日の移動平均、<math>a_k</math> は一定期間内の各日の終値、<math>n</math> は一定期間の日数である。</p> <p>● ゴールデンクロス、デッドクロス</p> <p>ゴールデンクロス・デッドクロスは、短期と長期の 2 本の移動平均線の位置関係で、売買タイミングを判断するものである。</p> <p>短期移動平均線が長期移動平均線を下から上に抜くポイントのことをゴールデンクロスとよび、買いのタイミングとされている。</p> <p>逆に上から下に抜くと、デッドクロスとよばれ、売りのタイミングとされている。</p> <p>● ボリンジャーバンド</p> <p>ボリンジャーバンドは、J. ボリンジャーが考案した指標であり、移動平均線の上下に帯状に線をひくのが特徴である。</p> <p>ボリンジャーバンドは以下の標準偏差を用いて表される。</p> $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (a_k - m)^2}{n-1}}$ <p>ここで、<math>a_k</math> は各データ値、<math>m</math> は平均値、<math>n</math> はデータの数である。また、<math>-2\sigma + 2\sigma</math> は株価の変化の 95% 信頼区間にあたる。</p> <p>そのため、株価が移動平均線を <math>-2\sigma</math> を超えて下落したら買い、<math>+2\sigma</math> を超えて上昇したら売りのタイミングとされている。</p>
<p>出来高系指標</p> <p>● ボリュームレシオ</p> <p>ボリュームレシオは、計算期間の中で株価が上昇した日の出来高と下落した日の出来高を比較して、株価の動きを判断するものである。ボリュームレシオを VR1 (株価上昇時の出来高と下落時の出来高の比率を表す)、VR2 (株価上昇時の出来高が計算期間全体の出来高に占める割合を表す)、ワコーボリュームレシオを WVR として、以下に計算式を示す</p> $VR1 = \frac{U+S/2}{D+S/2} \times 100(\%)$ $VR2 = \frac{U+S/2}{U+D+S} \times 100(\%)$ $WVR = \frac{U-D-S}{U+D+S} \times 100(\%)$ <p>ここで、U:計算期間内で株価が上昇した日の出来高の合計、D:計算期間内で株価が下落した日の出来高の合計、S:計算期間内で株価がかわらなかった日の出来高の合計である。</p> <p>ボリュームレシオを用いた売り買いのタイミングは、VR1 が 70%以下、VR2 が 30%以下、WVR が -40%以下のような場合は買いの目安、VR1 が 40%以上、VR2 が 70%以上、WVR が 40%以上のような場合は売りの目安とされている。なお VR1 の最大値は無限度である。</p>

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 (2000).

- 5) 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，情報処理学会論文誌，Vol.43, No.7, pp.2292-2299 (2002).
- 6) 饗場行洋，羽田野直道：外国為替市場における揺らぎと相互関係，数理科学，No.472, pp.21-26 (2002).
- 7) Koza, J.: *Genetic Programming*, MIT Press (1992).
- 8) 松村幸輝：Walsh 変換を用いた遺伝的プログラミング手法に基づくファジィ交渉エージェント，情報処理学会論文誌，Vol.46, No.1, pp.267-278 (2005).
- 9) 藤本 壱：株価チャート分析大全，自由国民社 (2004).
- 10) 吉見俊彦：決定版チャート分析の真実，日経ラ

ジオ社 (2003).

- 11) 石西正幸，生天目章，喜多 一：市場指向プログラミングにおけるエージェントの適応と学習，電気学会論文誌，Vol.123-C, No.4, pp.839-846 (2003).

付録 テクニカル指標

表 12 にテクニカル指標を示す。

(平成 18 年 1 月 10 日受付)

(平成 18 年 6 月 1 日採録)



松村 幸輝（正会員）

1978年大阪市立大学大学院博士課程修了。茨城大学工学部助教授，甲南大学理学部教授を経て，2002年より鳥取大学工学部教授。工学博士。主として，進化計算，知識工学，経営情報学，金融工学等の研究に従事。電子情報通信学会，電気学会，人工知能学会，経営情報学会等会員。



木村 周平

2001年東京工業大学大学院博士後期課程修了。理化学研究所ゲノム科学総合研究センター研究員を経て，2004年より鳥取大学工学部助教授。博士（工学）。進化計算，バイオインフォマティクス等の研究に従事。人工知能学会，日本分子生物学会，日本認知科学会等会員。



国屋 美敬

2005年鳥取大学工学部知能情報工学科卒業。現在，同大学院博士前期課程在学。進化計算，金融工学の研究に従事。

---