

進化的アルゴリズムによる リスク管理を目的とした投資戦略最適化

柿木 秀文^{†1} 木村 周平^{†1} 松村 幸輝^{†1}

本研究は、株式取引におけるリスクを未然に回避することを目的とする。リスクを低減させるため、多目的遺伝的アルゴリズム (多目的 GA) を用い、選択した 10 銘柄の効率的フロンティアを導出する。そして求めた効率フロンティア上の投資比率を用い、学習期間で戦略木を最適化し、未知の期間で戦略木の有効性を検証する。結果、本手法は未知の期間においてもある程度の収益をあげており、リスク低減できたと考えられる。

Investment Strategy Optimization to Aim at Risk Management by Evolutionary Algorithm

HIDEFUMI KAKINOKI,^{†1} SHUHEI KIMURA^{†1}
and KOKI MATSUMURA^{†1}

This study is aimed at preventing a risk in the stock trading. With multi-objective genetic algorithm, we derive the effective frontier of ten brands that we chose to reduce a risk. And, with the investment ratio on the efficiency frontier which we demanded, we optimize a strategic tree in a learning period and inspect the effectiveness of the strategy tree in an unknown period. A result, this approach gives some profit in the unknown period, and it is thought that we came by risk reduction.

^{†1} 鳥取大学大学院 工学研究科
Tottori University Graduate School of Engineering

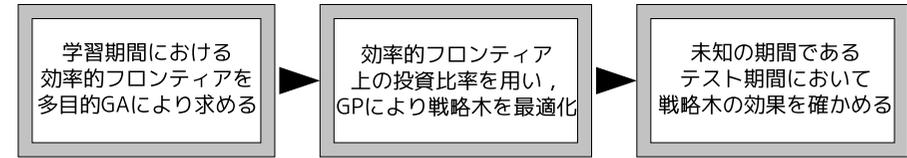


図 1 実験の手順
Fig. 1 Experimental procedure

1. はじめに

金融、交通、通信など様々な分野にリスクは存在する。安全の確保や、損失の低減のため、私たちはリスクを未然に回避する必要がある。株式市場においてもトレンドを完全に予測することは容易ではなく、リスク管理を行わなければ多大な損失を被ることがある。そこで、株式取引におけるリスクを低減させ、かつ適切な売買タイミングの判断のできるシステムを作成することを試みる。

株式取引においてリスク低減を行うための手段として株式ポートフォリオ¹⁾がある。株式ポートフォリオとは、複数の投資対象を保有することによってリスクを低減させる手段である。ポートフォリオを評価する際に用いられる評価指標として、リターンとリスクがある。リターンとは収益率の平均であり、リスクとは収益率の分散である。この二つの評価値は、選択した株間の相関関係や投資比率によって変化する。

本研究では、まず学習期間の株価データを用いることにより、ポートフォリオの評価値であるリスクとリターンを共に向上する集合 (効率的フロンティア) を求める。この効率的フロンティアの導出には、進化的アルゴリズムの一種の多目的遺伝的アルゴリズム²⁾ (多目的 GA) を使用する。そして、導出した効率フロンティア上の集合から 1 点を選択し、この投資比率を用いることにより学習期間と未知の期間であるテスト期間で取引シミュレーションを行う。取引には、テクニカル指標³⁾ と売買行動から構成する戦略木⁴⁾ を使用する。戦略木は学習期間の株価データを用い、遺伝的プログラミング (GP) により最適化する。図 1 に本研究の手順を示す。

2. ポートフォリオ

複数の銘柄でポートフォリオ組むことにより、リスクを低減することができる。例えば 3 銘柄中 2 銘柄に対して投資を行う場合、投資比率を変化させることにより図 2(a) のように

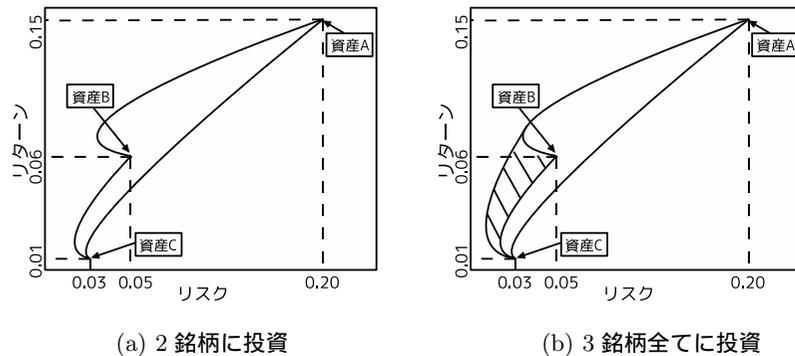


図2 リスクとリターンの関係
Fig.2 Relation of risk and return.

各銘柄間の曲線上のリスクとリターンの関係を得ることができる。これを3銘柄中3銘柄全てに対して投資を行うポートフォリオに組み直すと、図2(b)の囲まれる領域が投資可能領域になる。さらに3銘柄に投資することにより、2銘柄に投資した時よりリスクの低い同図の斜線部分の投資領域が増加する。このように複数の銘柄に投資を行うことによりリスクを低減できる。

またポートフォリオを組む際、投資比率が重要になってくる。各銘柄の投資比率を最適化することによりリスク低減と、リターンの向上が期待できる。リターンとリスクは、以下の式で定義される。

$$return = \sum_{i=1}^N r_i x_i \quad (1)$$

$$risk = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} x_i x_j \quad (2)$$

ここで、 N は銘柄数を表し、 r_i は銘柄 i の平均収益率、 x_i は銘柄 i への投資比率、 σ_{ij} は銘柄 i と銘柄 j の間の共分散を表す。

3. 進化的アルゴリズムによる最適化

3.1 対象とする期間と銘柄

取引シミュレーションには戦略木の最適化を行う学習期間と、戦略木の効果をモニタリングするテスト期間を設ける。それぞれの期間は1999年から2007年の特定の1年間とした。この期間の日経平均株価の動きは図3である。学習期間とテスト期間4組の期間を表1に示す。実験に使用する銘柄は、表2に示すとおり日経225銘柄から選択した10銘柄である。

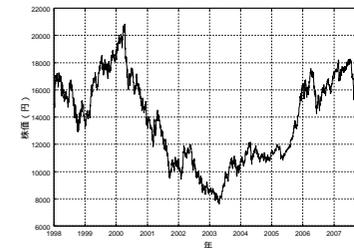


図3 日経平均の動き
Fig.3 Trend of Nikkei Stock Average.

表1 取引期間
Table 1 Period of stock trading.

期間	学習期間	テスト期間
1	1999年1月 - 1999年12月	2000年1月 - 2000年12月
2	2001年1月 - 2001年12月	2002年1月 - 2002年12月
3	2003年1月 - 2003年12月	2004年1月 - 2004年12月
4	2005年1月 - 2005年12月	2006年1月 - 2006年12月

表2 選択した銘柄
Table 2 Selected brand.

業界	会社名
化学工業	花王, 資生堂
食品	味の素, アサヒ
精密機器	リコー, オリンパス
電気機器	デンソー, パナソニック電工
電力	東京電力, 関西電力

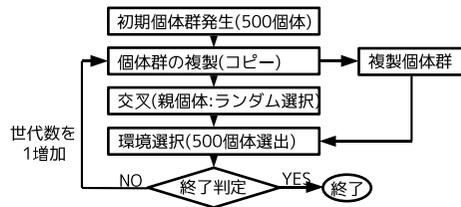


図4 多目的GAの流れ
Fig.4 Flow chart of Multiobjective GA.

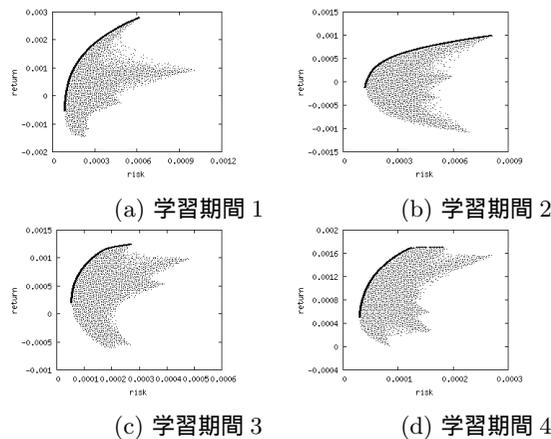


図5 学習期間の効率的フロンティア
Fig.5 Efficient frontier of learning period.

3.2 多目的GAによる効率的フロンティアの導出

遺伝的アルゴリズム (GA) は、生物の進化の過程を模倣した手法であり、交叉や突然変異といった遺伝操作を繰り返すことにより、適応度の高い個体 (最適解) を導く手法である。本研究では、学習期間において 10 銘柄の効率的フロンティアを導出するために、リスクとリターンといった二つの適応度の最適化が必要である。そこで二つの適応度を共に最適化した個体群を求めることが可能な多目的GAを適用する。多目的GAの流れを図4に示す。個体は 10 銘柄の投資比率を遺伝子とする。この投資比率を変化させることにより、評価値であるリスクとリターンを最適化する。遺伝操作の繰り返しの終了判定は最大世代数である 1000 世代である。

環境選択は、複製個体群と交叉後の個体群の中からリスクが低く、リターンが高い個体を選出し、次世代に残す操作である。投資可能領域について考えた場合、選出される個体は左上に位置する個体となる。なお多数の投資比率を導出するため個体数は 500 とした。交叉は親個体をランダムに 2 個体選び、ブレンド交叉を行う。

多目的GAにより求められた各期間の効率的フロンティアは図5の左上太線部分である。また点の集合は投資可能領域である。同図よりリスクが低く、リターンの大きい投資領域が導かれたことがわかる。

3.3 GPによる戦略木の最適化

導出した効率的フロンティア上の 500 点の内、リスクの低い方から数えて 200 番目の個体の投資比率を用い、取引シミュレーションを行う。取引を行うために売買タイミングを適切に判断できる戦略木を作成する。戦略木は図6のような概形をしており、学習期間でGPを用いることにより最適化する。非終端子にはテクニカル指標が設定され、終端子には、1株買い、1株売り、全株買い、全株売り、何もしないの5行動中の一つがそれぞれ入っている。非終端子のテクニカル指標は、戦略木の分岐ルールであり、当てはまる場合は左に分岐することとした。戦略木で使用するテクニカル指標は、解離率、ボリンジャーバンド、%R、オシレータ、RSI、ストキャスティクス、RCI、MACD、ボリュームレシオ、出来高移動平均線からなる 26 の指標である。GPの流れを図7に示す。

適応度は期間の最終日における総資産とする。交叉は、ランダムに選択した 2 つの親個体に対して一点交叉を行う。交叉後、1位の個体を除く 99 個体に対して 5%の割合で突然変異を施す。もし突然変異個体として選ばれた場合、木構造の一つのノードをランダムに変化さ

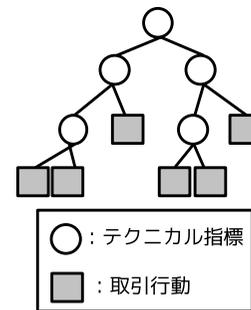


図6 戦略木の概念図
Fig.6 Conceptual figure of strategic tree.

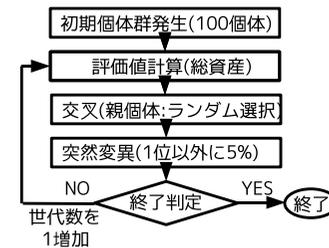


図7 GPの流れ
Fig.7 Flow chart of GP.

せる．なお遺伝操作の繰り返しの終了判定は最大世代数である 1000 世代である．

4. 結 果

各期間において，学習期間の効率的フロンティア上の投資比率を用い，戦略木を使用して取引を行った結果を示す．図 8 は学習期間における世代ごとの最良個体の総資産変化を示す．図 9 は学習期間で学習した最良戦略木を使用し，テスト期間で世代ごとに総資産変化をモニタリングした結果である．これら二つの図から学習期間において戦略は世代ごとに適応度を高めており，最適化されていることがわかる．また，テスト期間においてもある程度の総資産をあげていることがわかる．

5. おわりに

株式取引におけるリスク管理を行うために，学習期間の効率的フロンティアを多目的 GA により求めた．そしてこの効率的フロンティア上の投資比率を用い，学習期間において GP を使用し，適切な売買判断の行える戦略木を導出した．最適化された戦略木は未知の期間であるテスト期間においてもある程度の効果が得られた．

本論文では学習期間の効率的フロンティアを求めて使用したが，より近い期間の効率的フロンティアを使用する方がトレンドが似ているので有効であると考えられた．そこで，定期的に投資比率を最適化し，これを適用することを今後の課題とする．

参 考 文 献

- 1) 枇々木 規雄：金融工学と最適化，朝倉書店 (2001)
- 2) 渡邊真也，廣安知之，三木光範：近傍培養型遺伝的アルゴリズムによる多目的最適化，情報処理学会論文誌，43，SIG_10，183(2002)
- 3) 藤本 吉：ちゃんと儲けたい人のための株価チャート大全，自由国民社 (2004)
- 4) 柿木秀文，木村周平，松村幸輝：多目的進化計算手法による株式ポートフォリオの投資戦略最適化，電気・情報関連学会中国支部連合大会 (2008)

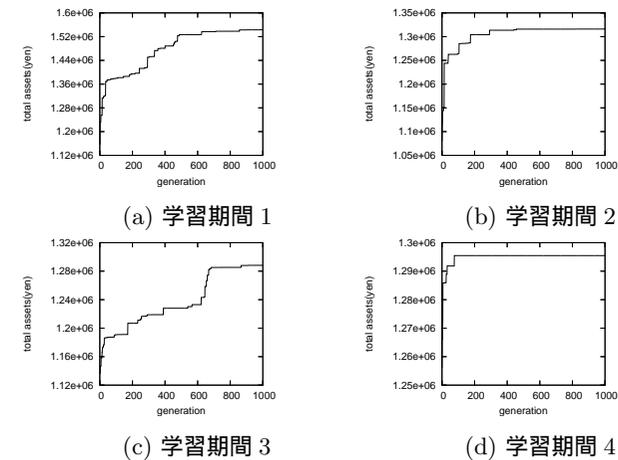


図 8 学習期間における個体の最適化
 Fig.8 Optimization of individual for learning period.

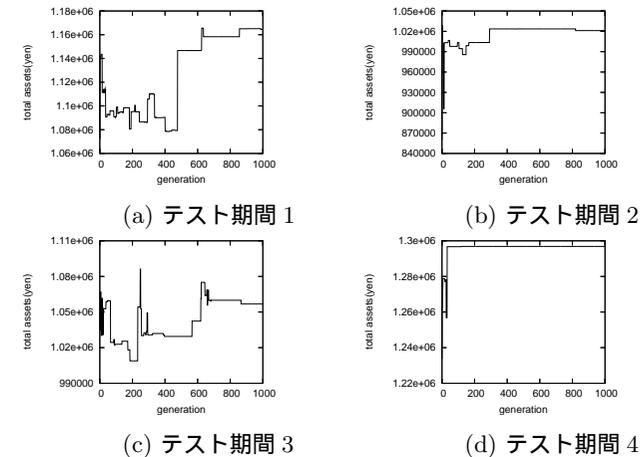


図 9 テスト期間における最良個体のモニタリング
 Fig.9 Monitoring of the best individual for test period.