

## 経済時系列データからの投資指標の抽出

柳井 佳孝<sup>†</sup> 山名 早人<sup>‡\*</sup>

<sup>†</sup>早稲田大学大学院理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>‡</sup>早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿大久保 3-4-1

\*国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: <sup>†‡</sup>{believe,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

**あらまし** 近年の計算機性能の大幅な向上は大規模データを扱うことを可能にし、ニューラルネットワーク、遺伝的プログラミング、遺伝的ネットワークプログラミング、サポートベクターマシン、Q-Learning 等の工学的手法を用いて金融市場から利益を上げるための研究が行われてきた。しかし、従来の工学的研究は単一銘柄の株価予測に特化し過ぎており、検証期間があまりに短過ぎるといった問題がある。一方、近年、F\_SCORE, G\_SCORE, 会計発生高といった投資指標の研究が盛んに行われている。投資指標の研究では、長期間のバックテストで検証され、有効性が統計的に有意である指標が多数考案されている。投資指標の研究には、既存指標より投資対象銘柄を絞ることのできる投資指標を考案する課題が残されており、また、株価、財務データなど膨大な経済時系列データの中には、かつて、金融経済学者らが見出すことのできなかつた未知の投資指標が存在する可能性が高い。本研究では、遺伝的プログラミングを財務データの特性を考慮できるアルゴリズムに改良を行い、長期間の経済時系列データから株式リターンと相関のより強い投資指標を抽出する手法を提案する。

**キーワード** 投資指標, 財務諸表, 株式リターン, 遺伝的プログラミング

## Extracting Factors Positively Correlated with Stock Returns from Economic Time-series Data

Yoshitaka YANAI<sup>†</sup> and Hayato YAMANA<sup>‡\*</sup>

<sup>†</sup>Graduate School of Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo 169-8555 Japan

<sup>‡</sup>Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555 Japan

\*National Institute of Informatics 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8430 Japan

E-mail: <sup>†‡</sup>{believe,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

**Abstract** The great improvement of the computer performance in recent years enabled large-scale data to be treated, so the research to obtain return in financial market using Neural Network, Genetic Programming, Genetic Network Programming, Support Vector Machine, and Q-Learning has been done. But the conventional engineered research has the problem that it specializes in forecasting the stock price of a single stock too much and the test term is too short. We propose the methodology for extracting factors positively correlated with stock returns from long-period economic time-series data using Genetic Programming specialized in financial data in this study. In the proposal methodology, we use a long-term economic time series data of stock prices and financial statements. Moreover, the factors extracted by proposal methodology makes possible the screening of the stocks more positively correlated with stock returns than conventional factors.

**Keyword** factor, financial statement, stock return, Genetic Programming

### 1. はじめに

投資指標とは、株式投資を行う際に、投資対象銘柄選択の一つの基準として用いられるものである。具体的には、PER, PCFR, PBR, PSR 等が投資指標であり、それらは株式の割安度を定量的に測るための指標であり、株式投資を行う際に用いられる。例えば、PER は計算式 “PER = 株価 ÷ 一株あた

り純利益” で与えられ、PER の値が低い株式は割安であり、投資対象として好ましく、PER の値が高い株式は割高であり投資対象としては好ましくないと判断することができる。

投資指標は、計算機の力なしには株式市場に存在する数千の銘柄から、投資条件に合う銘柄を検索して抽出すること（スクリーニング）が困難であり、計算機を利用することによ

て、初めてユーザーに大きな利便性が提供されるものである。つまり、新しい投資指標を考案することにはファイナンスの発展への貢献と同時に、コンピュータサイエンスの発展への貢献の意味がある。

本研究では、従来の工学的手法の問題点を改善し、遺伝的プログラミング(GP)を財務データに特化したものに改良することにより、株価および財務諸表の長期間の経済時系列データから、株式リターンとより相関の強い投資指標を抽出する手法を提案する。

遺伝的プログラミング(GP)とは、1992年にKozaにより考案された手法であり、生物の進化における遺伝のメカニズムを模倣して最適解を求める手法である遺伝的アルゴリズム[1]を、解として木構造のデータを扱えるように拡張したものである[2]。GPは解の探索の膨大な計算量が問題であり、従来のGPに対して効率的な探索を目的とした改良法[3][4][5][6][7]が考案されている。しかし、従来のGPおよび、GPのどの改良法を持ってしても、財務データの特性を明示的に考慮した投資指標の探索を実現することができない。そこで、本研究では従来のGPを財務データに特化させ、明示的に財務データの特性を考慮することができるものに改良し、長期間の経済時系列データから株式リターンと相関のより強い投資指標を抽出する手法を提案する。提案手法では、ファイナンスにおける新しい概念を提案すると共に、従来の工学的研究の主な問題点を改善している。また、提案手法により抽出される新しい投資指標により、計算機を利用して、従来の投資指標に比べ、株式リターンとより相関の強い銘柄をスクリーニングすることが可能となる。

本論文の構成は次の通りである。第2章では関連研究について述べる。第3章では、提案手法について詳細を述べる。そして第4章では、提案手法の評価実験を行った結果を述べ、第5章でまとめを行う。

## 2. 関連研究

### 2.1. 金融市場から利益をあげる研究

金融市場から利益をあげるための研究には、大きく、工学的アプローチとファイナンス的アプローチの2つのアプローチが存在する。

#### 2.1.1. 工学的アプローチ

近年の計算機性能の大幅な進歩は大規模データを扱うこと

を可能にし、これに伴い、ニューラルネットワーク[8]、遺伝的プログラミング[9]、遺伝的ネットワークプログラミング[10]、サポートベクターマシン[11]、Q-Learning[12]等の工学的手法を用いて市場から利益を上げるための研究が行われてきた。しかし、工学的手法を用いた従来研究には、

- ・あまりに単一銘柄の株価予測に特化しすぎている。
- ・検証期間が短過ぎて有用性を示すことができていない。

といった問題がある。

#### 2.1.2. ファイナンス的アプローチ

O'Shaughnessyは、1996年にSTANDARD&POOR'S社が提供する1951年から1996年までの45年分の時系列データを用いて、PER、PCFR、PBR、PSR等の投資指標の高低と株式のリターンに安定した相関があることを示した[13]。O'Shaughnessyの示した投資指標の株式のリターンとの相関は2003年までの時系列データを用いても、同様に投資指標の高低と株式のリターンに安定した相関があることを示している[14]。

また、Griffinらは2002年に31年分の時系列データを用いて、高PBR銘柄においてのみ、O-scoreが高い程リターンが低くなることを示した[15]。

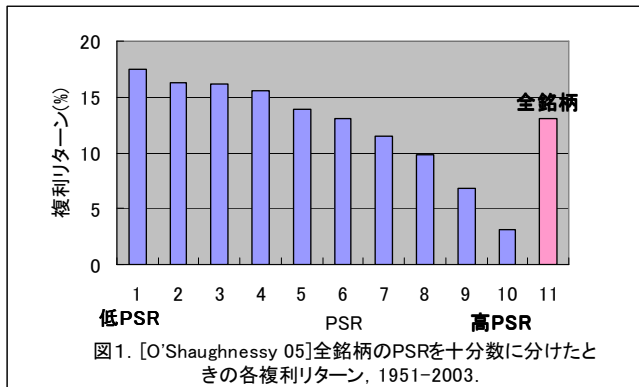
Piotroskiは2000年に低PBR銘柄の中から、さらに高いリターンを抽出する投資指標としてF\_SCOREを考案し20年分の時系列データで株式のリターンとの相関を示し[16]、逆にMohanramは2004年に高PBR銘柄の中から高いリターンが期待される銘柄を抽出する投資指標としてG\_SCOREを考案し、20年分の時系列データを用いて株式のリターンとの相関を示した[17]。近年では、研究開発集約度や会計発生高などと株式リターンの相関も盛んに研究されている。

図1はO'Shaughnessyの研究の一例であるが、PSRには株式のリターンと安定した相関があることがわかる。同様に、PER、PCFR、PBRなどにも株式リターンと安定した相関がある。逆にROEは単独では株式のリターンとの相関が薄い。なお、PSR下位50銘柄を機械的に買う戦略は投資信託の7割以上が負けるインデックスを3%程度上回る。ファイナンスにおける従来研究には、

- ・既存指標より投資対象銘柄を絞ることのできるより実用的な指標を求める。

といった課題が残されている。また、

・株価，財務データなど膨大な経済時系列データの中には，かつて，金融経済学者らが見出すことのできなかつた未知の投資指標とその未知の最適組み合わせが存在する可能性が高い。



## 2.2. 遺伝的プログラミングの応用

遺伝的アルゴリズム(GA)は問題に対する最適解を求める手法であり，生物の進化における遺伝のメカニズムを模倣した手法である[1]。遺伝的プログラミング (GP) [2]は，解の候補を，ストリング構造のデータで表現し取り扱っていた遺伝的アルゴリズム (GA) を木構造のデータで表現し取り扱えることができるように拡張したものである。図2に木構造のデータとして，数式の表現例を示す。GPによる学習は木構造で表された数式の探索に他ならない。

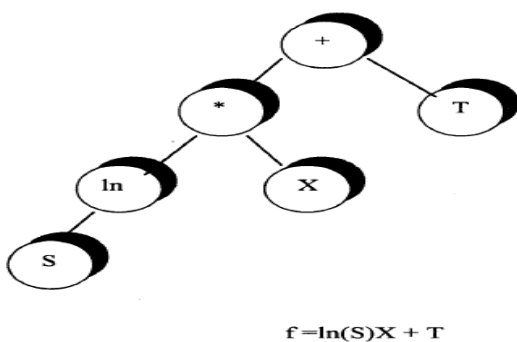


図2. 数式の表現例

### 2.2.1. GPの従来改良法

GPの改良法には，Minimum Description Length(MDL)[3]，Automatically Defined Function(ADF)[5]，Selective Self-Adaptive Crossover(SSAC)[6]，Adaptive Representation(AR)[4]，

STROGANOFF[7]がある。

MDLは，単純な木構造の方が複雑な木構造より，優れていることをもとした概念である。適合度に個体のノード数を考慮し，ノード数が少ない個体が生き残るように探索を行う。MDLは，既に述べたように既知（あるいは未知）の投資指標の追加（投資指標の複雑化）により株式リターンとの相関が改善される特性をもつ投資指標には適さない。

ADFは，部分関数とその呼び出し関数の2種類の集団を容易し，独立に進化させ，構造的な規則性を探索する手法である。

SSACは，個体の木構造の各ノードに，交叉点を決める際の選択確率を与え，交叉点を確率的に決定する手法である。

ARは，適合度に強く影響する部分構造 building block を発見し，building block をボトムアップに積み上げて最適解を探索する手法である。そのため，ARは部分問題に分割できない最適化問題には適用できない。ARは既に述べたように，ROEのように単独では株式リターンと相関を示さないが，他の指標（木構造）と組み合わせることにより相関を示す指標がある特性を持つ投資指標には適さない。

STROGANOFFは，統計的な回帰分析手法とGPを統合した手法である。そのため，回帰分析手法が適用できない問題には不向きである。STROGANOFFは投資指標には適さない。

### 2.2.2. ブラック-ショールズ式への適用

Chidambaranらは，GPを用いて，ブラック-ショールズ式[18]をブラック-ショールズ式導出の際の重要な仮定が成り立たない環境に適用させることができたことを実験結果で示している[19]。

## 3. 提案手法

### 3.1. 概要

提案手法では，ファイナンスにおける新しい概念を提案することで，株価および財務諸表の長期間の経済時系列データから株式リターンと相関のより強い投資指標の抽出を実現する。

以下に示すように，PER,PCFR,EV/EBITDA,PVR等株式リターンと相関を示す投資指標は，株価及び財務諸表の勘定科目と{+，-，×，÷}等数学記号で構成できる。

- ・ PER = 株価 ÷ 一株当たり純利益

- ・  $PCFR = \text{株価} \div \text{一株当たり営業キャッシュフロー}$
- ・  $EV/EBITDA = (\text{株価} \times \text{発行株数} + \text{有利子負債} - \text{現金同等物}) \div (\text{税引き前利益} + \text{支払利息} + \text{減価償却費})$
- ・  $PVR = \text{株価} \div ((\text{営業利益} + \text{減価償却費}) \times 5 + \text{連結剰余金} - \text{有利子負債}) \div \text{株数}$

つまり、「有価証券報告書の中に、また、株価及び財務諸表の中に記述されている勘定科目群と{+, -, ×, ÷}等数学記号の組み合わせの中に、株式リターンと強い相関を示すものが存在し、また、その中に最も株式のリターンと相関の強い最適なものが存在する」という概念を提案する。つまり、投資指標の上位のレイヤーの概念として上記の概念が存在し、また、自然界に万有引力の法則が存在するように金融市場の中にも長期間観測される不変の真理が存在している。

そこで、本研究では、上記に示した旧来の計算法にとらわれず、「有価証券報告書の中に、株価及び財務諸表の中に記述されている財務諸表の勘定科目群と{+, -, ×, ÷}等数学記号の組み合わせにより構成できる計算式の中に、株式リターンとより強い相関を示すものが存在する」と仮定し、様々な計算手法と株式リターンの相関を調べることにより、かつて金融経済学者らが発見することができなかった未知の計算法を発見することを目指している。

本研究では、上記組み合わせ最適化問題を解くために、数式の間数としての構造を取り扱う上で有効な遺伝的プログラミング(GP)手法を用いる。これにより、株価および財務諸表の長期間の経済時系列データから株式リターンと相関のより強い投資指標を抽出する。

なお、提案手法では、GPを明示的に財務データの特徴を考慮できる財務データ特化型GPへの改良を行い、GPの解である投資指標は木構造のデータとして表現され処理される。財務データ特化型GPの詳細については、3.2節において述べる。

提案手法においては投資指標を木構造で表し、投資指標への財務データ特化型GPの適用は以下の手順で行う。

- ① 初期集団の生成
- ② 株式リターンとの相関により適合度を計算
- ③ 交叉、突然変異による遺伝操作
- ④ 終了条件を満たしていれば終了、満たしていなければ②に戻る

## 3.2. 提案手法の特徴

### 3.2.1. 財務データ特化型GP

従来のGPおよび改良法については、MDL,AR,STROGANOFFは、投資指標の最適化には不向きであることを既に述べた。また、ADF,SSACでは以下に述べる財務データの特徴を考慮することができない。本研究では、財務データの特徴を考慮できるように、GPを財務データに特化したものに改良する。以下、2つの特性と、その特性を明示的に考慮するためのGPの改良①、②について示す。

2節で示したように、PBRとF\_SCORE、PBRとG\_SCOREは、順に用いることにより株式リターンを高めることができる依存関係が存在する。GPにおいて、この特徴を考慮することができるように、{+, -, ×, ÷}等数学記号に加えて、新しく演算子 $\subset$ 、 $\supset$ を定義し導入する。 $\subset$ の定義は以下の通りである。

- ①新しく演算子 $\subset$ 、 $\supset$ を定義して、導入する。

“(部分木A)  $\subset$  (部分木B)”の定義は、まず、計算式Aの高低により全銘柄を並べ替え、次に全銘柄のうち計算式Aの値の低いもの(例えば、5分位で最下位のグループ)だけに対して、計算式Bの値を求め、GPにおける適合度では、計算式Aにより絞られ計算式Bの値が計算された銘柄の計算式Bの高低と株式リターンとの相関(係数)をGPにおける個体の適合度とするものとする。同様に、“(部分木A)  $\supset$  (部分木B)”は、“(部分木A)  $\subset$  (部分木B)”と逆の操作を示し、まず全銘柄を計算式Bの値の低いもの絞り、絞られた銘柄の計算式Aの値の高低と株式リターンとの相関(係数)をGPにおける個体の適合度とする。

また、投資指標には上記のように適用の際に順序を付けず、同時に用いることにより株式リターンを高めることができる依存関係が存在する。Greenblattは2006年に17年分の時系列データを用いてEBIT/EVと資本収益率の2つの投資指標によるランキング上位30銘柄への投資の有効性を示している[20]。Greenblattによるランク付けは以下の手順で行われる。米国3500社を、資本収益率の高低に基づき1位から3500位までランク付けを行う。資本収益率の値が最も高い企業が1位にランク付けされ、資本収益率の値が最も低い企業が3500位と

なる。次に、同様に EBIT/EV によりランク付けを行い、最も EBIT/EV の値が高い企業が 1 位にランク付けされ、EBIT/EV の値が最も低い企業が 3500 位となる。最後に、EBIT/EV と資本収益率によるランキングを組み合わせた合成ランクを求め、例えば、資本収益率において、232 位にランク付けされ、EBIT/EV により 153 位にランク付けされた企業には、232 と 153 の値を足した 385 位という合成ランクが付けられる。ランキング上位 30 銘柄への投資とは、以上の手順で合成ランク高位にランク付けされた 30 銘柄への投資である。

また、Haugen はその他の 2 つの投資指標によるランキング上位 50 銘柄への投資の有効性を示している[21]。

GP において、以上のような、投資指標の適用の際に順序を付けず、同時に用いることにより株式リターンを高められる特性を考慮することができるように、新しく演算子  $\cap$  を導入する。 $\cap$  の定義は以下の通りである。

②新しく演算子  $\cap$  を定義して、導入する。

“(部分木 A)  $\cap$  (部分木 B)” の定義は Greenblatt の行ったランク付けと同様に、全銘柄の計算式 A の値と計算式 B の値によるランキングの合成ランクを求め、全銘柄の合成ランクの値の高低と株式リターンとの相関 (係数) を GP における適合度とする。

なお、新しく定義した演算子  $\cap$  は、適合度を測る際に、財務データの特性を考慮できるようにするためのものであるため、計算の最後に行われなければならないため、木構造における深さは {+, -, ×, ÷} 等数学記号より浅いもの (より根に近いもの) とする。

以上の GP の改良①、②により、提案手法では、上記のような既知および未知の投資指標の特性を考慮しながら、最適解にアプローチすることができる。

本研究では、Haugen の実験結果のデータ[21]を用いて机上実験を行う。

### 3.2.2. 未知の投資指標へのアプローチ

提案手法では、GP における突然変異を使用することで、初期集団の指標に含まれない財務諸表の中に記述されている全勘定科目を考慮することができる。さらに、GP の適用の際に既知および未知の投資指標の依存関係を考慮しながら、金融

市場における理想的な投資指標に効率よくアプローチすることができる。これによって、過去に金融経済学者らが把握することのできなかった株式リターンとの相関関係をデータマイニングすることができる。

また、GP における個体の適合度を、平均、標準偏差、平均/標準偏差など様々変えることにより、様々な条件に合った投資指標を求めることもできる。

## 4. 評価実験

まず、Haugen の実験結果のデータを元に、3 節で述べた財務データに特化型 GP の机上実験を行い、次に、その結果を示し、考察を行う。

### 4.1. 実験データ

Haugen は、PBR と ROE など 2 つの投資指標によるランキング上位 50 銘柄への投資による、リターンの平均、標準偏差、平均/標準偏差を検証している。この Haugen による 2 ファクターランキング手法の実験データ[21]を使用する。

### 4.2. 実験手順

Haugen による実験データが存在する 2 つの投資指標の組み合わせにより、初期集団の生成、交叉、突然変異の順に、提案手法の手順の適用を行う。

図 3、4 に示す投資指標は初期集団として、既存指標を元に生成されたものであり、順に親 1、2 として GP を適用する。個体の適合度を、演算子  $\cap$  の定義に基づき、演算子  $\cap$  の左の部分木 (計算式) と右の部分木 (計算式) の合成ランクにより上位 50 位にランキングされた銘柄の 10 年間の年間リターンの平均/標準偏差により求める。その結果、親 1、2 から GP の手順に従い、交叉により生成された子が、図 5 に示す子 1 (PBR  $\cap$  ROA) である。子 1 に突然変異を施すことにより生成される子が図 6 に示す子 2 (PCFR  $\cap$  ROA) である。

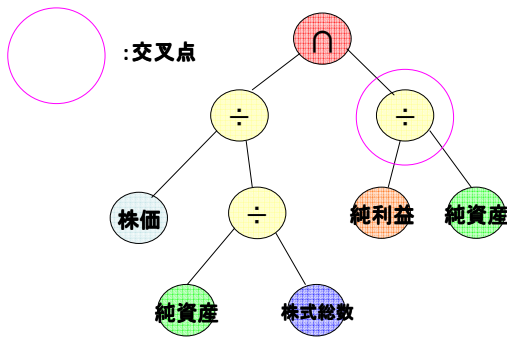


図3. PBR+ROE(親1)

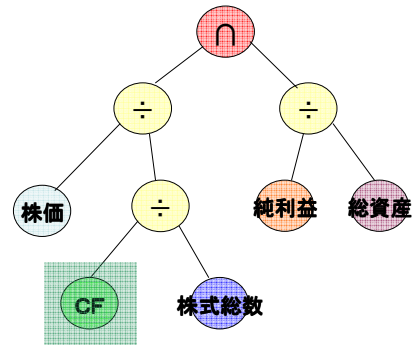


図6. PCFR+ROA(子2)

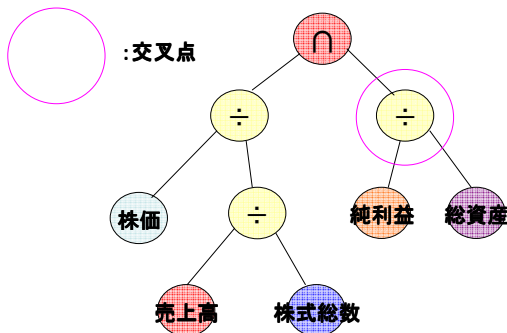


図4. PSR+ROA(親2)

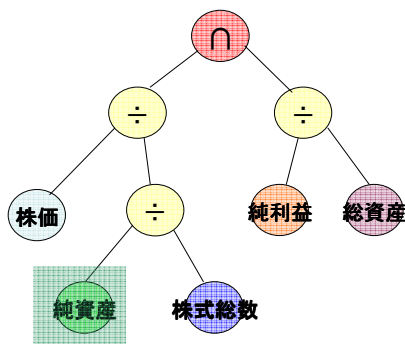


図5. PBR+ROA(子1)

### 4.3. 実験結果

表1に示す通り、本研究で提案した財務データ特化型GPの適用の過程で、適合度（ここでは、平均/標準偏差と定義した）、が改善されることがわかる。

表1. 財務データ特化型GPの適用による適合度の変化, 1996-2005.

	平均	標準偏差	平均/標準偏差
PBR∩ROE (親1)	19.20	12.06	<b>1.59</b>
PSR∩ROA (親2)	16.70	11.82	<b>1.41</b>
PBR∩ROA (子1)	18.31	10.51	<b>1.74</b>
PCFR∩ROA (子2)	18.10	9.43	<b>1.92</b>
S&P500(市場平均)	10.73	19.51	<b>0.55</b>

注)表1は米国時価総額上位1000社の中から、各指標により抽出されたランキング上位50銘柄の年間リターン

### 4.4. 考察

机上実験により、GPに新しく定義した演算子∩の導入した改良を施すことにより、GPの適用の過程で、投資指標間の適用の際に順序を付けず同時に用いることにより株式リターンを高めることができる依存関係を考慮することができ、GPの適用において、より適合度の高い個体を得ることがわかる。適合度を平均/標準偏差としているため、抽出された投資指標を用いることにより、金融市場から安定的にリターンを得ることができる。

## 5. おわりに

### 5.1. まとめ

近年の計算機性能の大幅な向上は大量データを扱うことを可能にし、これに伴い各種工学的手法を用いての株価予測の研究も盛んに行われてきた。しかし、従来手法にはあまりに単一銘柄の株価予測に特化しすぎており、検証期間が短過ぎて有用性を示せていないといった問題がある。一方、近年、F\_SCORE, G\_SCORE, 会計発生高といった投資指標の研究が盛んに行われている。投資指標の研究には、既存指標より投資対象銘柄を絞ることのできる投資指標を考案する課題が残されており、また、株価、財務データなど膨大な経済時系列データの中には、かつて、金融経済学者らが見出すことのできなかつた未知の投資指標とその未知の組み合わせが存在する可能性が高い。本研究では、従来の工学的研究の問題点を改善し、また、ファイナンスにおける新しい概念を提案した。提案手法では、提案した概念に基づき、その上で、GPを財務データの特徴を考慮できるものに改良を加えた。そして、Haugenの実験結果のデータを元に机上実験を行った。それにより、提案手法を用いることで、かつて金融経済学者らが見出すことのできなかつた未知の株式リターンとの相関関係、つまり、未知の投資指標に効率よくアプローチできる可能性があることを示すことができた。

### 5.2. 今後の課題

本研究では、利用できる実験データの関係で、提案した演算子のうち $\cap$ のみしか検証していない。提案した $\cap$ 以外の演算子の検証が必要である。また、Haugenの実験結果は10年分の時系列データでの検証結果であるため、さらに長期の時系列データでの検証が必要であると考えられる。

また、本研究では机上実験しか行っていないため、今後、実実験として長期間の株価及び財務諸表の勘定科目の時系列データに適用を行い、未知の投資指標とその未知の組み合わせを抽出することが課題である。

また、本研究で提案した手法により抽出される未知の投資指標および、投資指標の組み合わせを、銘柄スクリーニングシステムとして実現して利用することが課題として考えられる。2006年10月6日に楽天証券株式会社が発表した業界最高水準の銘柄スクリーニング機能を持つマーケットスピードバージョン6.0がサポートする主なファンダメンタルズ指標は、PBRを始め下記のもののみである。

株価/PER/PER 水準/PBR/PCFR/PSR/PEG/ROE/配当利回り/  
時価総額/今期経常利益変化率/過去3年平均売上高成長率/業績予想修正率/自己資本比率/信用残/売買高レシオ/  
EV/EBITDA倍率/過去5年増収比率/インタレストカバレッジ/  
有利子負債/当期利益/金融機関持株比率/海外売上高比率

F\_SCOREは低PBR銘柄から投資対象を絞るものとして2000年考案され有効性が検証されているが、既存のスクリーニングシステムはサポートしていない。本研究で考案した抽出手法では、単一の投資指標だけでなく、それら投資指標の最適な組み合わせをも抽出できる。それら全ての投資指標の計算結果を、最適な既知および未知の投資指標群により計算される数値あるいは合成ランク上位から順に、全銘柄表示できるシステムの実現が課題として考えられる。

最後に、本研究は、有価証券報告書の一部である財務諸表の時系列データからの株式リターンとの未知の相関関係の抽出手法である。将来的には、財務諸表に限定しない、有価証券報告書全体から、長期間安定して観測される株式リターンとの未知の相関を抽出できる可能性が考えられる。

## 文 献

- [1] J. Holland, "Adaptation in Neural and Artificial System", University of Michigan Press, 1975
- [2] J.R. Koza, "Genetic Programming", MIT Press, 1992
- [3] H. Iba, H. de Garis, and T. Sato, "Genetic programming using a minimum description length principle", MIT Press, 1994
- [4] J.P. Rosca, D.H. Ballard, "Hierarchical self-organization in genetic programming", Proc. 11th Int. Conf. of Machine Learning, pp.251-258, 1994
- [5] K.E. Kinnear, "Alternatives in automatic function definition: A comparison of performance", MIT Press, 1994
- [6] P.J. Angeline, "Two self-adaptive crossover operators for genetic programming", MIT Press, 1994
- [7] 伊庭斉志, 佐藤泰介, "システム同定アプローチに基づく遺伝的プログラミング", 人工知能学会誌, vol.10, no.4, pp.590-600, 1995
- [8] W. Emad, D. Sand, V. Prokhorov and C.W. Donald, "Comparative Study of Stock Trend Prediction Using Time Delay Recurrent and Probabilistic Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.9, No.6, pp.1456-1470, 1998
- [9] 佐々木崇, 伊庭斉志, 石塚満, "遺伝的プログラミングを用いた実時系列データ予測", 第56回情報処理学会全国大会予稿集(2), pp.189-190, 1999
- [10] 森茂男, 平澤宏太郎, 古月敬之, "Genetic Network Programmingによる株価予測と売買モデル", 電気学会論文誌C, Vol. 125, No. 4, pp. 631-636, 2005
- [11] K. Kim, "Financial time series forecasting using support vector machines", Neurocomputing 55, pp.307-319, 2003
- [12] .M.A.H. Dempster, "Computational learning techniques for intraday FX trading using popular technical indicators",

IEEE Trans. Neural Networks, Vol.12, No.4, pp.744-754, 2001

- [13] James P. O'Shaughnessy, "What Works on Wall Street", McGraw-Hill, 1996
- [14] James P. O'Shaughnessy, "What Works on Wall Street", McGraw-Hill, 2005
- [15] John M. Griffin, Michael L. Lemmon, "Book-to-Market Equity, Distress Risk, and Stock Returns", The Journal of Finance, 57[5], pp.2317-2336, 2002
- [16] J. Piotroski, "Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers", Journal of Accounting Research, 2000
- [17] P. Mohanram, "Separating Winners from Losers among Low Book-to-Market Stocks using Financial Statement Analysis", Working paper, Columbia Business School, 2004
- [18] F. Black, M. Scholes, "The Pricing of Options and Corporate Liabilities", Journal of Political Economy, pp637-659, 1973
- [19] N.K. Chidambaran, C.W. Jevons Lee and J.R. Trigueros, "Adapting Black-Scholes to a non-Black-Scholes environment via genetic programming", Proc. Computational Intelligence to Financial Engineering, pp197-211, 1998
- [20] J. Greenblatt, "The Little Book That Beats the Market", John Wiley & Sons, 2006
- [21] QuantitativeInvestment.com, <http://www.bobhaugen.com>