

課題研究論文

株式格付け変更イベントに対する

市場反応の日米比較

～ 遺伝的アルゴリズムを用いた投資戦略の最適化

関西学院大学専門職大学院

経営戦略研究科経営戦略専攻

学生番号 0045番 前川 浩基

担当教員：羽室 行信 准教授

副査：岡田 克彦 教授

2012年1月提出

目次

I. はじめに	1
1. 研究の目的	1
2. 研究の背景	1
3. 研究の新規性	3
4. 論文の構成	4
II. 先行研究	4
1. 株式格付けと株価との関係	4
2. 遺伝的アルゴリズムと株取引	5
III. 研究に使用したデータ	11
1. 株式格付け変更サンプルデータ	11
2. 株式市場データ	13
3. 企業財務データ	14
IV. シミュレーション	16
1. 株式投資シミュレータの概要	16
2. 取引タイミングと取引価格	18
3. 取引コスト	19
4. 遺伝的アルゴリズムによる学習	20
5. 適応度(目的変数)	22
6. 遺伝子の設計	23
7. シミュレーション結果	25
(1) 米国市場におけるシミュレーション	25
(2) 日本市場におけるシミュレーション	27
(3) 日米市場での比較	29
V. おわりに	36
謝辞	
参考文献	

株式格付け変更イベントに対する市場反応の日米比較 ～ 遺伝的アルゴリズムを用いた投資戦略の最適化

前川 浩基

I. はじめに

1. 研究の目的

本研究は、株式の格付け変更をイベントとした株式投資戦略(売買ルール)の最適化によって、日米の市場で採るべき投資戦略に差異があるかどうかを検証し、格付け変更に対する両市場の反応を比較することを目的とする。投資戦略の最適化は、進化計算手法のひとつである遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm; GA)を用い、株式投資シミュレータをコンピュータ上に構築することによって行う。

2. 研究の背景

2011年8月、米国を代表する格付け会社のひとつ、スタンダード・アンド・プアーズ(以下、S&P)が、米国債の格付けを最高位のトリプル A(AAA)からダブル A プラス(AA+)へと1段階引き下げると発表した。米政府の財政赤字削減策が不十分であるというのがその理由であるが、米国債がトリプル A を失ったことは過去になく、市場には動揺が広がった。この格下げによって米国債の市場価格が下がると、米政府や米国企業の資金調達コストが増加すると予想されるためである。

伝統的なファイナンス理論によると、国債をはじめとする有価証券の価格は、将来のキャッシュ・フローを現在価値に割り引いた額の合計と一致する。すなわち、その有価証券を保有することによりもたらされる将来のキャッシュ・フロー額が変化するか、現在価値へと割り引く際の割引率が変化する限り、その価格(ファンダメンタル価値)は一意に定まるはずである。しかし現実には、格下げによって国債の市場価格は下落し、金利の上昇となって政府の財政活動を大きく揺さぶることになる。またギリシャの経済危機に端を発するヨーロッパ金融市場の悪化によって、EU 加盟諸国の国債についても格下げが繰り返されている。

効率的市場仮説(Efficient Market Hypothesis)によると、どの程度の情報が現在の証券価格に反映されているかによって、市場の“効率性”は次の3つのレベルに定義される¹。

¹ 岡田(2010)

① ウィークフォームの市場効率性 (weak form efficiency)

過去の情報は、すべて価格に反映されている。

② セミストロングフォームの市場効率性 (semi-strong form efficiency)

過去の情報だけでなく、現在公開されている情報はすべて価格に反映されている。

③ ストロングフォームの市場効率性 (strong form efficiency)

公開情報にとどまらず、すべての情報は価格に反映されている。

もし市場が ③ストロングフォームの市場効率性を備えているのであれば、格付けの変更によって証券価格が変動するはずはない。格下げの根拠となる情報はすでに証券価格に織り込まれており、格下げは市場になんの情報ももたらさないためである。

また、②セミストロングフォームの市場効率性を備えているとも断定しがたい。というのも、もし市場がこのレベルの効率性を備えているのであれば、格付け変更による証券価格の変動は一瞬にして起こるはずである。しかし現実には、証券価格がその情報を完全に吸収するには一定の期間が必要とされる²。

現実の市場は、①ウィークフォームと ②セミストロングフォームの中間程度の効率性しか備えていないと考えられている。つまり、現在公開されている情報すら、そのすべては証券価格に反映されていない。そのため、公開されている情報を根拠とした格下げによっても、証券価格が変動してしまうのである。

国や企業に対する「信用格付け」(国債や社債の元本・利息の支払いが契約通りに行われるかどうかを評価)とは別に、企業の発行する株式に対する「株式格付け」(株式レーティングともいう)も広く公表されている。

株式格付けはアナリスト推奨とも呼ばれ、証券アナリストが企業のファンダメンタルズから投資価値を判断し、ある所定の期間内において、当該企業の株価収益率が TOPIX などのベンチマークに対してどの程度上回るか、あるいは下回るかの程度の大小を、順位付けしたうえで記号化したものである³。信用格付けが S&P をはじめとする数社のみによって行われているのに対し、株式格付けは多数の証券会社、および証券会社に属する証券アナリストによって公表されている。

² 榊原・加藤・岡田(2010)

³ 太田・近藤(2010)

株式格付けの表現方法や格付け基準は格付け主体(証券会社)によってさまざまであるが、その代表例を表 1 に示す⁴。

表 1 株式格付けの例

格付け	1 (強い売り)	2 (売り)	3 (中立)	4 (買い)	5 (強い買い)
リターン	- 15 % ~	- 5 % ~ - 15 %	± 5 %	+ 5 % ~ + 15 %	+ 15 % ~

この株式格付けの変更によっても、株価が変動することが研究によって明らかにされている。具体的には、「格上げ」によって株価は上昇し、逆に「格下げ」によって株価は下落する。

市場には、このように伝統的なファイナンス理論では説明できない事象がいくつも存在し、「アノマリー(anomaly)」と呼ばれている。

本研究では、この株式格付けの変更に関わるアノマリーに着目し、株式投資戦略(売買ルール)の獲得および最適化を試みる。米国市場と日本市場のそれぞれに対して株式投資シミュレーションを行い、両市場で最適な投資戦略を比較することで、両市場の特性および差異を明らかにしていきたい。

3. 研究の新規性

株式の格付け変更に対する市場の反応を分析した先行研究はあるが、米国市場と日本市場における反応の差を比較したものはない。そこで本研究は、格付け変更に対する株価の反応を日米で比較し、その反応に差があるかどうかを検証する。株価の変動を統計的に処理するのではなく、取引コストを保守的に算定した投資シミュレーションを実施することで、格付け変更によるアノマリーを利用した投資戦略を探索することも本研究の特徴である。

また、株式市場や外国為替証拠金取引(FX)における投資戦略を GA によって学習させる先行研究もいくつかある。ただいずれも、チャート(過去の株価や為替相場)から得られるテクニカル指標を用い、売買タイミングを指示するものであった。本研究では、株式の格付け変更を売買タイミングとしつつ、すでに発見されている株価アノマリー指標(モメンタム、株式流動性、株価変動性、株式時価総額、簿価時価比率、会計発生高比率の6つ)を用いて投資額を決定することとした。これにより、実際の投資に堪える戦略の獲得を図るとともに、既知のアノマリーに対する日米差の検証

⁴ 大和総研の株式レーティング基準を参考にした。

も可能となる。

4. 論文の構成

まずⅡ章において、株式格付けと株価との関係、および遺伝的アルゴリズムと金融工学との関係についての先行研究を紹介する。Ⅲ章では本研究に用いたデータについて説明し、続くⅣ章で投資シミュレーションを実施する。最後にⅤ章で、前章で得られた結果についてまとめるとともに、今後の課題について述べる。

Ⅱ. 先行研究

1. 株式格付けと株価との関係

わが国と比較して、米国は株式格付けの歴史が長い。また格付けに関する研究も 1960 年代から盛んに行われており、格付け自体の有用性、すなわち株価との関係性は繰り返し検証されている。

Elton/Gruber/Grossman(1986)は 1981 年から 1983 年にかけての約 3,400 の格付け変更をサンプルとして用い、格上げと格下げに対する市場の反応を月次で分析している。その結果、「中立」との比較において、「強い買い」への格上げがあった月で 1.91 %、「強い売り」への格下げがあった月で -0.38 %の超過リターンを観察している。また同じ格上げでも、「強い買い」への格上げに対する市場の反応が最も大きく、「買い」「中立」「売り」と格付けが下がるに従って市場の反応が小さくなることを発見した。これは格下げについても同様で、「強い売り」への格下げに対する市場の反応が最も大きかった。

Stickel(1995)は Elton/Gruber/Grossman による研究を発展させ、1988 年から 1991 年に公表された約 17,000 の格付け変更をサンプルとして市場の反応を分析した。その結果、公表日とその前後それぞれ 5 日の計 11 日間について、「買い」への格上げで 1.16 %、「売り」および「中立」への格下げで -1.28 %の超過リターンを観察した。また格付けの変更幅が大きいほど株価の反応が大きい、人気アナリストや大手証券会社の公表する格付け変更ほど株価の反応が大きい、格付けされる企業の規模が小さいほど株価の反応が大きいといった結果を報告している。

さらに Womack(1996)では、1989 年から 1990 年の 1,573 格付け変更サンプルを用い、格付け変更に対する市場の反応を、株価と出来高の両方について調査している。その結果、格付け変更の公表日とその前後各 1 日の計 3 日間での超過リターンは、「買い」への格上げ企業で 3.0 %、「売り」への格下げ企業で -4.7 %となった。後者については、公表日 2 日後からの 6 か月間で

-9.1 %にもなり、その影響が長期にわたって観察されたことを示した。なお出来高についても、通常の出来高と比較して格上げ企業で 1.9 倍、格下げ企業で 3.0 倍であるという結果を報告している。

Barber/Lehavy/McNichols/Trueman(2001)は、それまでの研究と比較して、分析に用いた格付け変更サンプル数が圧倒的に多い点(1985~1996 年の約 360,000 サンプル)、取引コストを考慮したリターンを検証している点の特徴である。その結果、最高の格付けを得た企業のポートフォリオは 4.13 %、最低の格付けを得た企業のポートフォリオは -4.91 %の超過リターン(グロス値)を観察するが、取引コストを考慮するとそのリターンはプラスとはならない、と報告している。

一方、わが国における株式格付けの公表は 1993 年からであり、米国と比べその歴史は短い、日本の株式市場を対象とした研究もいくつかある。

小川・國村(2001)は、1996 年 3 月から 1997 年 6 月の東証 1 部上場企業のデータを用い、格付けそのもの(1~3 の 3 段階)と格付けの履歴(新規・継続・変更)のそれぞれについて超過リターンを検定し、格付けが有意な情報を持っている、すなわち格付け後の超過リターンに有意な差があることを示した。また格付けの変更についても、短期的なアノマリーが発生していたことを示している。小川(2003)ではより新しいデータ(2000 年 1 月から同年 7 月)を用い、やはり格付け変更に対して投資家が短期的な投資行動を起こしているであろうことを示した。

また太田・近藤(2010)は 2004 年 1 月から 2006 年 12 月にかけてのデータを用いて、格付け変更と株価および出来高の関係を検証した。その結果、①格付け変更に対して株価は反応する、②格付けの変更幅が大きいほど市場は大きく反応する、③株価の反応の方向は格付け変更の方向に依存する、④市場は大手証券会社の公表する格付けにより大きく反応する、⑤市場は小規模の企業に対する格付けの公表により大きく反応する、⑥市場は買いよりも売りの格付けに対して大きく非対称的に反応する、など Womack が米国市場で観測したさまざまな事象が、日本市場でも観察されることを示している。

2. 遺伝的アルゴリズムと株取引

遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms; GA)は、進化的計算手法のひとつである。進化的計算手法とは、ある問題の解を解析的に求めることができないときに、生物の進化の考え方を導入し、探索的に最適解を求める手法をいう。

たとえば、関数 $y = f(x)$ を最大化せよという問題が与えられたとする。関数値 y が最大となる引数 x を求める必要があるが、この x を遺伝子として持つ個体を生物に見立て、交叉や突然変

異を加えながら進化させることにより、 y が最大となる引数の組み合わせを探索的に求めるのである。GA による学習のイメージを、図 1 に示す。

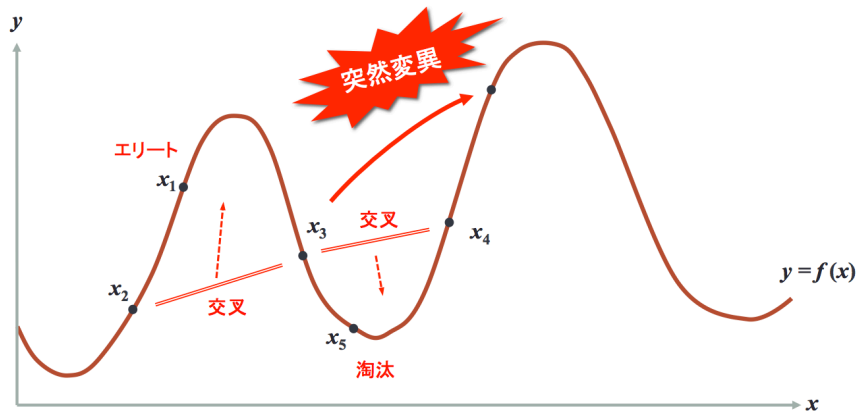
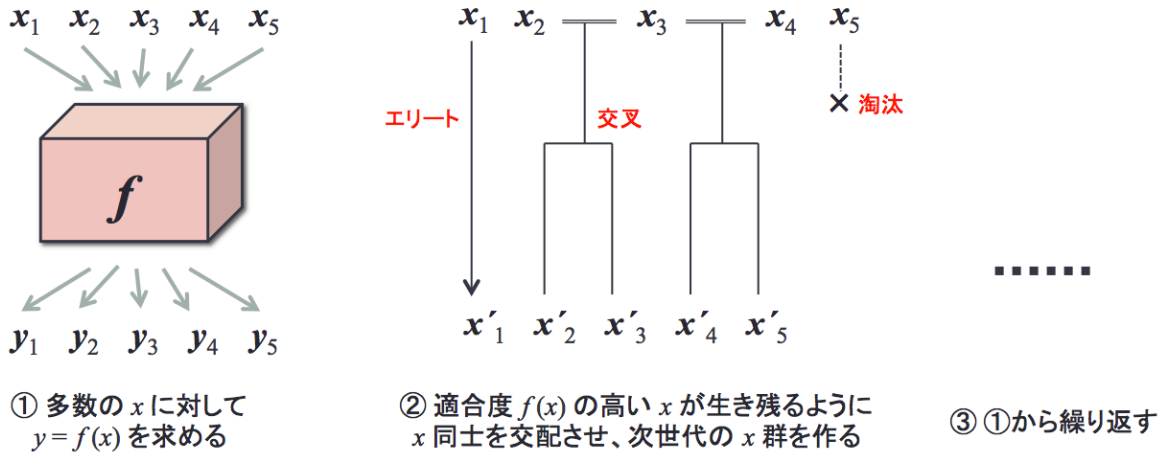
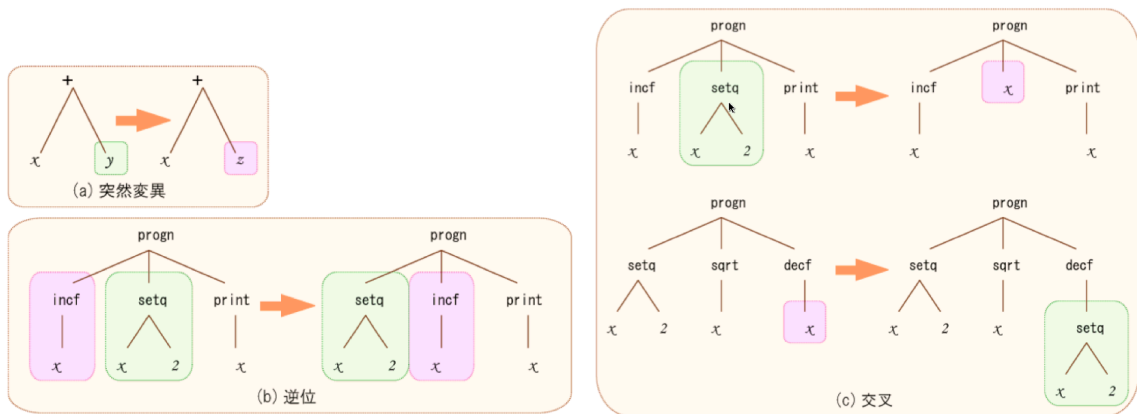


図 1 遺伝的アルゴリズム (GA) による学習

進化的計算手法としては、ほかに遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP) もある。GP は GA の考え方を応用したもので、数値だけでなく木やグラフといった構造を遺伝子として表現できるようにしたものである。ロボットを制御するためのプログラムを自動生成するなどの目的で利用されている。図 2 は、GP による遺伝子表現および学習の例である。



東京大学工学部 大学院情報理工学系研究科 電子情報学専攻
伊庭研究室 Web サイト (<http://www.iba.t.u-tokyo.ac.jp/>) から引用

図 2 遺伝的プログラミング (GP) による遺伝子表現および学習の例

金融工学と進化的計算手法とを組み合わせた研究が盛んになったのは、米国においてもまたわが国においても、2000 年代に入ってからである。

松村・国屋・木村 (2006) は、株式市場で高いリターンを実現しうるエージェントの構築を目的として、株式の売買タイミングの予測を試みている。売買タイミングの判断にはテクニカル分析を用いているが、その戦略を木構造で表現し、GP を用いて最適化している。戦略木の例を図 3 に示す。戦略木の終端子には buy や sell といった行動が、非終端子にはテクニカル指標に基づく判断基準 (分岐命令) が格納されている。

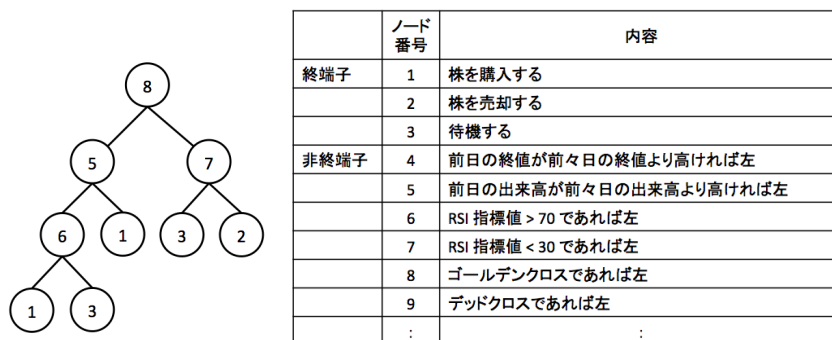


図 3 松村・国屋・木村 (2006) における戦略木の例

ただし、非終端子に格納されるテクニカル指標の判断基準、たとえば「RSI(Relative Strength Index) > 70」の 70 という閾値はあらかじめ与えられたものであり、学習によって得られた成果ではない。よってこのシステムは、これまで人間が経験に基づいて行ってきた投資判断の組み合わせを学習するものといえる。

伊庭は 1990 年代半ばから GA および GP についての研究を進めているが(伊庭(1994)など)、金融工学、特に為替取引や株取引への応用に取り組んだのはやはり 2000 年代に入ってからであった。

伊庭(2001)では、GP による単純な時系列予測(Time Series Prediction)からの株価予想を扱っている。その後、平林・伊庭(2008)では GA を、藤原・伊庭(2009)では GA と GP を用いて、外国為替証拠金取引(FX)における自動取引アルゴリズムの最適化を試みており、それらは伊庭(2011)にもまとめられている。

伊庭(2011)では、まず GA を用いて指標パラメータ(テクニカル分析で用いる、RSI(Relative Strength Index)や MACD(Moving Average Convergence Divergence)といった指標の閾値などを最適化する。次に GP を用い、どの指標からのシグナルを利用して売買を行うかを最適化する、という 2 段階での最適化を提案している(図 4)。

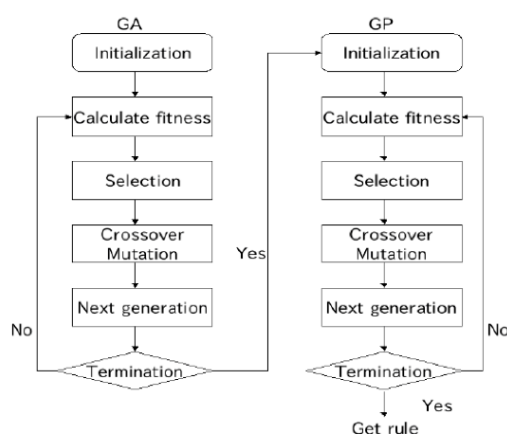


図 4 伊庭(2011)における投資戦略の学習手順

この研究では、USドル、イギリス・ポンド、オーストラリア・ドル、ユーロの 4 通貨、2007 年 4 月から 2009 年 3 月までの 2 年間のデータを用い、ローリング・ウィンドウ方式(図 5)による学習とテストを実施している。

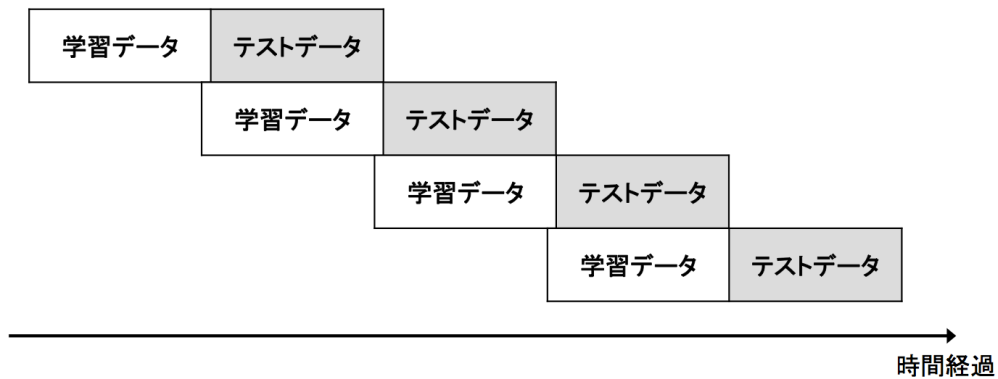
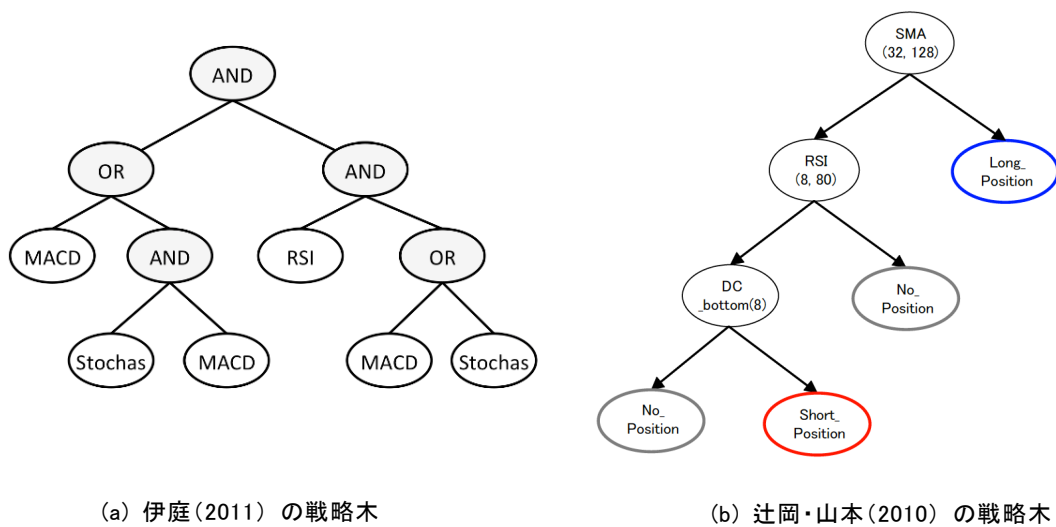


図 5 ローリング・ウィンドウ方式

総損益を適合度(目的変数)として GA, GP を用いて学習させた結果は, GA のみを用いた先行研究(平林・伊庭(2009))よりも優れた結果を残している.

辻岡・山本(2010)は, GP のみ用いて FX 取引ルールの生成を試みている. 伊庭(2011)との大きな違いは, 戦略木の表現方法である. 図 6 に, 2 つの研究が用いた戦略木を示す.



(a) 伊庭(2011) の戦略木

(b) 辻岡・山本(2010) の戦略木

図 6 戦略木の表現方法の違い

図 6(a)伊庭(2011)の戦略木は, 終端子にテクニカル指標を含む条件式, 非終端子に AND もしくは OR の論理演算子が格納されている. 木の末端から評価を進め, たどり着いた木の頂点の評価が真であれば取引を実施する.

一方, 図 6(b)辻岡・山本(2010)の戦略木は, 終端子に取るべき行動(ポジション), 非終端子に

テクニカル指標を含む条件式が格納されている。木の頂点から評価を進め、たどり着いた終端子がポジションを規定する。

(a)の戦略木では売り、買いそれぞれの木を個体が持つ必要があるのに対し、(b)の戦略木では個体は1本の木のみ持てばよい。また、取るべき行動のパターンを増やすことも容易であると考えられるが、どちらの表現方法が優れているかの研究はない。

また辻岡・山本(2011)では、GPの適応度(目的関数)として、総損益だけでなくシャープ・レシオ(簡便なものであるが)を採用している点の特徴である。

GAにおける遺伝子表現法に特化した研究もある。松井・佐藤(2009a)では、株取引戦略獲得にGAを用いる場合において、遺伝子座表現よりも対立遺伝子表現が優れていることを示した。遺伝子座表現と対立遺伝子表現の違いを図7に示す。

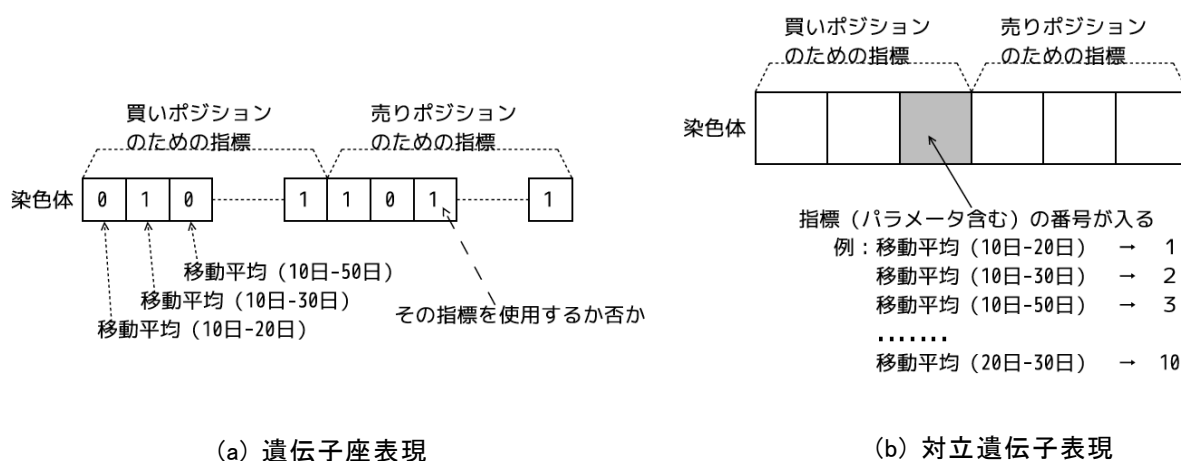


図7 遺伝子座表現と対立遺伝子表現

また松井・佐藤(2009b)では、直接コーディングと間接コーディングの比較を行っている。たとえば、何日の移動平均値を見るかをパラメータとし、その値が5から200の範囲を取るとする。このとき、この値をそのまま遺伝子に表現するのが直接コーディングである。しかし移動平均値であれば、199日と200日でその意味に大きな違いがあるとは考えにくい。そこで、あらかじめ代表的な値、たとえば{5, 10, 15, 20, 25, 30, 50, 75, 100, 200}日に限定すれば、探索を効率的に行うことができる。この方法を間接コーディングと呼び、直接コーディングよりも優れていることを示した。

松井・佐藤(2010)および松井・佐藤(2011)では、GAによる学習のオーバーフィッティングを防ぐための方策として、近傍評価法を提案している。これはGAの学習段階における個体評価について、その個体の周辺にある(近い遺伝子を持つ)個体の適合度を考慮しようとするものである(図

8). これにより、学習データにオーバーフィットした個体が生存し、テストデータでは成績を残せないという事象を避けることが期待される。

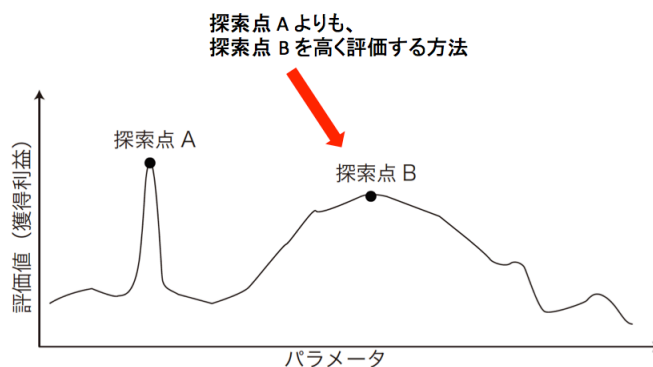


図 8 近傍評価法

III. 研究に使用したデータ

本研究に用いたデータは、株式格付け変更サンプルデータ、株式市場データ、企業財務データの 3 つに大別される。また日米比較のため、それぞれ米国市場に関するデータ、日本市場に関するデータを取得している。

1. 株式格付け変更サンプルデータ

主に機関投資家を対象として経済ニュースを配信している「ブルームバーグ・プロフェッショナル」サービスを用い、証券アナリストによる株式の格付け変更記事を取得した。記事の取得期間は、2000 年 1 月から 2011 年 5 月までの 137 か月である。記事本数等を表 2、表 3 に示す。

表 2 米国企業に関する株式格付け変更記事データ

米国企業*の株式格付け変更記事本数	165,779
(うち、格上げ)	49,774
(うち、格下げ)	57,144
(うち、新規格付け)	58,861
格付け対象となった企業数	8,592

* 国別コード「US」を持つ銘柄を米国企業とした。

表 3 日本企業に関する株式格付け変更記事データ

日本企業の株式格付け変更記事本数	20,167
(うち, 格上げ)	6,194
(うち, 格下げ)	6,905
(うち, 新規格付け)	7,068
格付け対象となった企業数	2,055

なお, 本研究では株式格付けの「格上げ」「格下げ」のみに着目し, 格付けそのもの(「買い」「売り」など)は情報として利用しないが, 格付け変更の内容および格付けに関する集計結果を表 4, 表 5 に示す. 格付けの表現方法は格付け主体(証券会社)によってまちまちであるが, ここでは 1(強い売り)・2(売り)・3(中立)・4(買い)・5(強い買い)の 5 段階に標準化して集計した.

表 4 米国企業に関する格付けデータ

	(強い売り)1	2	3	4	5(強い買い)
格上げ	–	960	11,072	32,548	4,919
格下げ	1,237	11,976	38,077	5,341	–
新規格付け	424	2,903	21,050	30,976	3,161

* 技術的な問題で格付け情報が取得できない記事があるため, 表 2 とは合計が異なる.

表 5 日本企業に関する格付けデータ

	(強い売り)1	2	3	4	5(強い買い)
格上げ	–	36	1,475	4,096	540
格下げ	13	1,769	3,913	1,085	–
新規格付け	1	512	2,177	4,075	244

* 技術的な問題で格付け情報が取得できない記事があるため, 表 3 とは合計が異なる.

なお, 表 2 および表 3 で示した格付け変更記事本数は, 本研究で採用するイベント数とは一致しない. 現時点で上場廃止となっている銘柄も含まれているほか, 特に米国市場については, 株式市場データ・企業財務データが十分に取得できないようなマイナーな企業に関する記事も多かつ

た. このような企業の株式については, 市場における株式流動性に難があり, 期待する取引ができない可能性が高い. よって米国市場に関しては, ニューヨーク証券取引所 (NYSE) およびアメリカン証券取引所 (AMEX) に上場し, アクティブに取引されている主要 3,975 銘柄に絞ったうえで, 格付け変更イベントとして利用することとした. なお日本市場については, 東証マザーズや JASDAQ などの新興企業向け市場を含む, 5,402 銘柄の格付け変更をイベントとして利用する.

その他, シミュレーション実施時において実施する追加的なスクリーニング条件については, その都度記述する.

2. 株式市場データ

「ブルームバーグ・プロフェッショナル」サービスから, 1998年12月~2011年9月の株価(始値・終値)および出来高を取得した. また株価および出来高からは, 以下の3つの指標を銘柄ごと・日次で算出している.

① momentum 値

過去 250 営業日の株価リターン. 株価の長期的な勢い, 傾向(モメンタム)を表す. 具体的には, 次式で求める.

$$momentum_t = \frac{Price_{t-1}}{Price_{t-251}}$$

ただし, $momentum_t$ は t 日の momentum 値を表し, $t = 0$ をイベント発生日(格付け変更の公表を受けて取引を実施する日, 以下同じ)とする. $Price_t$ は t 日の株価(終値)である.

② liquidity 値

過去 30 営業日の(株価 × 出来高)の累計. 株式の流動性を表す. 具体的には, 次式で求める.

$$liquidity_t = \sum_{i=1}^{30} (Price_{t-i} \cdot Volume_{t-i})$$

ただし, $liquidity_t$ は t 日の liquidity 値を表し, $t = 0$ をイベント発生日とする. $Price_t$ は t 日の株価(終値), $Volume_t$ は t 日の出来高である.

③ volatility 値

過去 20 営業日の株価リターンの標準偏差。株価の変動性を表す。具体的には、次式で求める。

$$volatility_t = \sqrt{\frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} (r_{t-i} - \bar{r})^2}$$

ただし、 $liquidity_t$ は t 日の volatility 値を表し、t = 0 をイベント発生日とする。また r_t は t 日における株価リターンを表し、 $\frac{Price_t}{Price_{t-1}}$ で求められる。 \bar{r} は過去 20 営業日の株価リターンの平均値である。

なおいずれの指標も、取引の意思決定時点では当日の株価(終値)・出来高はわからないため、前日までの株価と出来高によって指標を求めている。

3. 企業財務データ

投資の意思決定に際して、企業そのものの特性・財務状況にも注目すべく、以下の 3 つの指標を銘柄ごと・月次で求めている。

① mv 値 (market value; 企業の株式時価総額)

株式市場における企業規模に相当する。

② bpr 値 (book-to-price ratio; 簿価時価比率)

(B/S 純資産総額 ÷ 株式時価総額) で求められる。純資産簿価と株式時価総額との比で、その銘柄がバリュー株なのかグロース株なのかを見分ける指標となる。bpr 値が 0 に近いほど(小さいほど)グロース株、bpr 値が 1 に近いほどバリュー株となる。

③ accrual 値 (会計発生高比率)

((P/L 純利益額 ÷ 営業キャッシュ・フロー額) ÷ 営業キャッシュ・フロー額) で求められる。損益計算書上の純利益額が、営業キャッシュ・フロー額と比較してどれだけ増加しているかの比

で、会計操作による利益額の上積みの程度を見分ける指標となる。

これらの指標の算出にあたっては、米国企業については「ブルームバーグ・プロフェッショナル」サービスから、日本企業については「日経 NEEDS」から企業財務データを取得している。

IV. シミュレーション

1. 株式投資シミュレータの概要

本研究で構築する株式投資シミュレータは、イベント・ドリブン方式を採用する。すなわち、株式格付け変更イベントごとに損益を計算し、それを積算することで総損益とする。シミュレーションの基本フローを図9に示す。

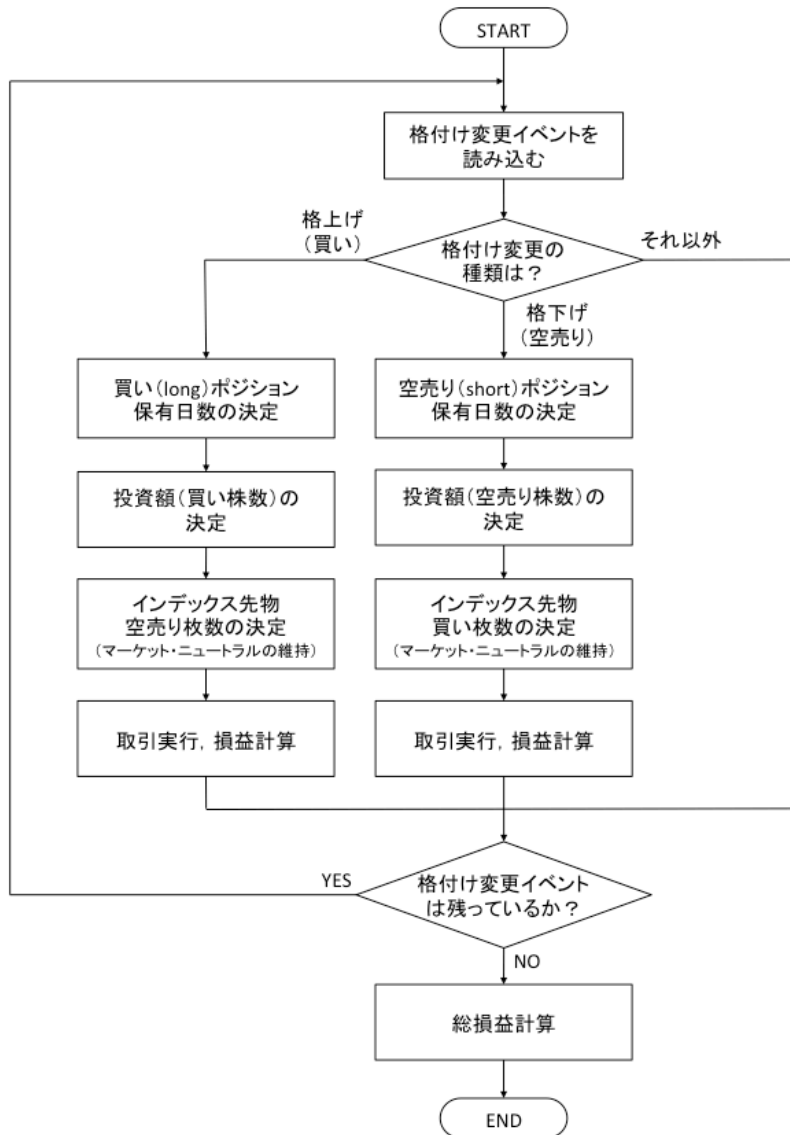


図9 株式投資シミュレーションの基本フロー

格付け変更イベントに対しては、以下の意思決定を行い、損益を計算する。

・ポジション

格付け変更イベントが「格上げ」であればその銘柄を買い(long)、「格下げ」であれば空売り(short)する。

・ポジション保有日数

投資家(シミュレーション上の1個体)は固有の「ポジション保有日数」、すなわち買った、もしくは空売りした株式を何日間保有するのかをパラメータとして持つ。しかし、あわせて「損切り率」を持っており、一定割合の損失が発生した場合には強制的なポジションの解消(損切り)が行われる。その場合、実際のポジション保有日数は短くなる。

なお損切り率に達したかどうかのチェックには、銘柄単体のリターンではなく、後述するインデックス先物と比較した超過リターンを用いている。

・投資額(取引株数)

投資家は、1 イベント=1 取引あたりの基本投資額を静的に持つ(本研究では、米国市場では10万ドル、日本市場では1,000万円)。ただし、前述の6つの指標値(momentum 値, liquidity 値, volatility 値, mv 値, bpr 値, accrual 値)によって、その投資額を加減する仕組みを持っている。

具体的には、6つの指標値は日次(momentum 値, liquidity 値, volatility 値)もしくは月次(mv 値, bpr 値, accrual 値)で8分位(0 ~ 7)のランクに変換されており、そのランクに応じて、投資額に0~1.75を乗じている(図10)。ランクは6つあるので、最大で $1.75^6 \doteq 28.73$ 倍となる。この仕組みにより、momentum 値が高い銘柄は取引量を増やすが、bpr 値が低い銘柄は取引量を減らす、といった投資戦略を表現している。

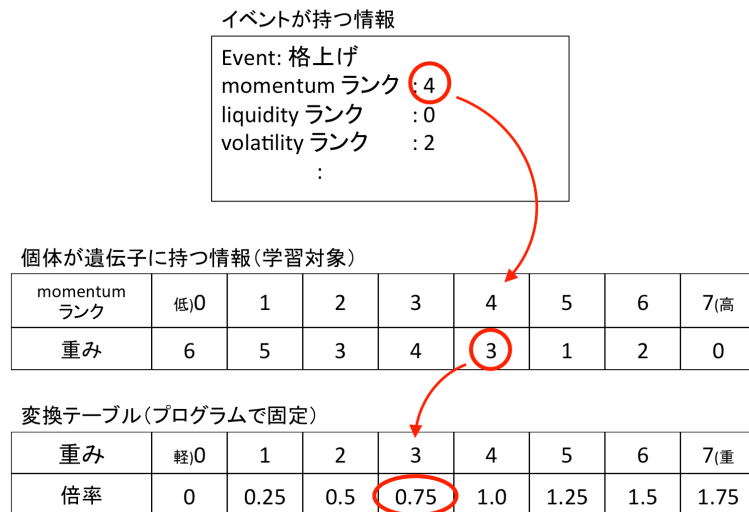


図 10 ランクと取引数量倍率の関係(例)

ある格上げイベントの momentum ランクが 4 であったとする。個体は、momentum ランクが 4 のイベントについては取引数量に 3 の重み付けをせよとの遺伝子を持っているため、プログラムは変換テーブルに従い取引数量に 0.75 を乗じる。このようなランクが 6 種類あるため、実際の取引数量は 0 倍から $1.75^6 \approx 28.73$ 倍まで加減される。

なお本シミュレーションでは、インデックス先物でヘッジ取引することにより、マーケット・ニュートラルを維持している。たとえば日本市場での取引において、ある銘柄を 1,000 万円分買った(longした)場合、同時に 1,000 万円分の日経 225 先物を空売り(short)する。株式で損失を出した場合も、先物によってその損失を埋められる可能性が高くなるため、リスクを最小化できる。米国市場においては、S&P 500 先物を利用して同様にマーケット・ニュートラルを維持している。

2. 取引タイミングと取引価格

株式格付け変更をイベントとする取引においては、どのタイミングで取引するか、すなわちどの時点での株価を用いてシミュレーションするかが重要となる。格付け変更の公表によって株価は短期的にも動くので、動ききったあとで取引するようなシミュレーションでは、利益の逸失が大きい。

格付け変更サンプルには、格付け変更の公表日時(「ブルームバーグ・プロフェッショナル」における配信日時)も含まれている。そこで本研究では、格付け変更記事の配信日時の情報を用いて、以下の価格で取引することとした。

- ・ 配信日が休日 : 翌営業日の始値(open)で取引
- ・ 配信日時が営業日, 市場取引時間前 : 当営業日の始値(open)で取引
- ・ 配信日時が営業日, 市場取引時間中 : 当営業日の終値(close)で取引
- ・ 配信日時が営業日, 市場取引時間後 : 翌営業日の始値(open)で取引

市場取引時間は, 米国市場は 9:30~16:00(米国東部標準時), 日本市場は 9:00~15:00 としている。ただし, 米国におけるサマータイムは考慮していない。

なおポジションの解消時は, 常に始値(open)で取引している。

3. 取引コスト

ポジションの取得と解消, それぞれの取引に際しては, 手数料等のコストが発生する⁵。取引コストの種類および発生タイミングを表 6 に示す。

表 6 取引コストの発生時期と内訳

	ポジション取得時のコスト	ポジション解消時のコスト
買い(long) ポジション	売買手数料 マーケット・インパクト・コスト	売買手数料 マーケット・インパクト・コスト
空売り(short) ポジション	売買手数料 マーケット・インパクト・コスト	売買手数料 マーケット・インパクト・コスト 借り株コスト

- ・ 売買手数料

取引に際し, 証券会社等に支払う手数料である。取引額(株価 × 取引量)の 0.1%で算出している。

- ・ マーケット・インパクト・コスト

売買注文の規模が大きいと, その注文自身によって株価が変動することがある。その変動(期待しない株価の上昇もしくは下落)をコストとしてとらえ, 取引コストに算入するのがマーケット・

⁵ バークレイズ・グローバル・インベスターズ株式会社(2008)

インパクト・コストである。マーケット・インパクト・コストは、次式で求める率に取引額を乗じたものである。

$$\text{マーケット・インパクト・コスト} = \sigma \cdot \sqrt{\frac{V_{trade}}{V_{daily}}}$$

ただし、 σ は株価の日次リターンの 20 日標準偏差、 V_{trade} は取引株数、 V_{daily} は出来高の 5 日中央値である。つまり、株価の変動が大きいほど、また過去 5 日間の出来高に比して取引株数が大きいほど、マーケット・インパクト・コストは大きくなる。

- ・ 借り株コスト

空売り (short) ポジションの場合、株式を借りるための費用が発生する。TOPIX (東証株価指数) や S&P 500 Index に採用されるような大型銘柄であれば年 0.5 %、それ以外の銘柄であれば年 5 %に、取引額と日数 (営業日で計算、年 250 営業日とする) を乗じた額とする。

以上の取引コストを含めて損益を計算することで、本研究は理論的なアノマリーの存否を検証するにとどまらず、実際に利益を生み出す投資戦略の獲得を目指す。

4. 遺伝的アルゴリズムによる学習

多数の投資家 (個体) に対してシミュレーションを実施すると、各個体の成績 (適応度) が得られる。その適応度を利用して、次世代の個体群を生成する。世代交代に際しては、図 11 のような操作が行われる。

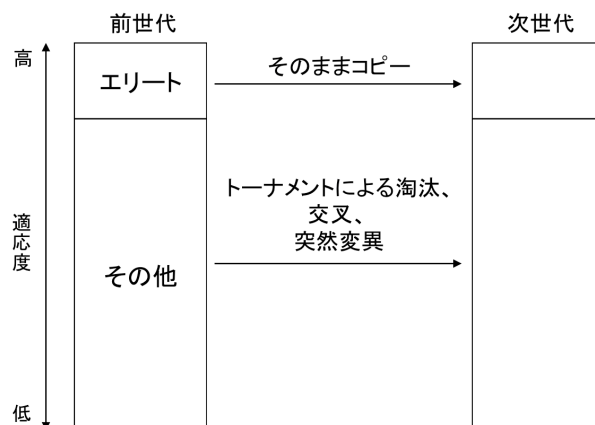


図 11 GA による世代交代

① エリート戦略

高い適応度を持つ個体(エリート)には, なんの遺伝的操作も行わず次世代の個体とする. 適応度の最高値を下げないための仕組みである.

② 交叉(crossover)

エリートを除く個体は, 次世代個体の生成するための“親”となる. 適応度の高い 2 個体をトーナメント戦略によって選び出し, 交叉(遺伝子の入れ替え)を行うことで新たな“子”を 2 個体生成し, 次世代の個体とする. なおトーナメント戦略とは, 親個体の選択にあたって, 適応度の高い個体を選ばれる確率を上げる仕組みである.

③ 突然変異(mutation)

個体を持つパラメータ(遺伝子)に対し, 一定の確率でランダムな変更を加える操作である. 局所最適解に収束することなく最適解を得るために必要な操作であるが, 同時に個体群の多様性を維持する役割も果たす.

本研究で用いた, 遺伝的アルゴリズムに関するパラメータを表 7 に示す.

表 7 本研究で用いた GA パラメータ

個体数	100
世代数	100
エリート保存率	0.1
交叉率	0.8
突然変異率	0.005
トーナメント候補数	3

・ エリート保存率

全個体のうち, エリート個体として次世代にそのまま生存する個体の割合である.

・ 交叉率

2 個体の“親”から 2 個体の“子”を生成する過程において, 交叉が発生する確率である.

交叉が発生しない場合は、親の 2 個体そのまま子の個体となる。なお交叉方法としては、一様交叉を採用している。

- ・ 突然変異率

遺伝子に突然変異が発生する確率である。遺伝子を構成するビット単位で突然変異の発生を判定する。突然変異は、ビットの反転(0→1, 1→0)によって行う。

- ・ トーナメント候補数

親となる個体を選ぶとき、いくつの個体を候補として最初に選択するかである。この値が大きいと淘汰圧が大きくなり、適応度の低い個体が生存しにくくなる。結果として、個体群の多様性も低くなる。

5. 適応度(目的変数)

GA による学習では、適応度(目的変数)の高い個体を残し、より適応度の高い個体を得ることを目的とする。すなわち、適応度の定義が重要である。

本研究では、シャープ・レシオ(Sharpe ratio)を適応度とした。シャープ・レシオは、リターンを得るためにどれだけのリスクを負っているかを測定するための指標として用いられ⁶、次式で算出される。

$$\text{シャープ・レシオ} = \frac{R - N}{\sigma}$$

ただし、 R は年次リターン、 N は同期間における無リスク資産のリターン、 σ は年次リターンの標準偏差(リスク)である。

本研究では個体の優劣を比較するためだけに用いることから、 N は無視できる。初期資産に累積損益を加えてリターンを求め、年次リターンとその標準偏差からシャープ・レシオを計算している。単にリターンが大きい個体を残すのではなく、リターンが大きくかつリスクが小さい個体を残すための仕組みである。

⁶ ツヴィ・ボディーほか(2010)、辻岡・山本(2011)

6. 遺伝子の設計

個体を持つ投資戦略は、数値化され遺伝子として表現される。本研究では、個体は表8のパラメータを遺伝子に持ち、学習によってその値を最適化する。

表8 個体を持つ投資戦略(遺伝子設計)

名称	値	内容	ビット長
long_holddays	1 ~ 64 (日)	買いポジションを, 最大何日間持つか	6
short_holddays	1 ~ 64 (日)	空売りポジションを, 最大何日間持つか	6
long_losscut	1.0 ~ 7.3 (%)	買いポジションで, 何%で損切りを行うか	6
short_losscut	1.0 ~ 7.3 (%)	空売りポジションで, 何%で損切りを行うか	6
long_momentum[0 - 7]	0 ~ 7	momentum ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24*
short_momentum[0 - 7]	0 ~ 7	momentum ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
long_liquidity[0 - 7]	0 ~ 7	liquidity(株式流動性)ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
short_liquidity[0 - 7]	0 ~ 7	liquidity(株式流動性)ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
long_volatility[0 - 7]	0 ~ 7	volatility(株価変動性)ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
short_volatility[0 - 7]	0 ~ 7	volatility(株価変動性)ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
long_mv[0 - 7]	0 ~ 7	mv(株式時価総額)ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
short_mv[0 - 7]	0 ~ 7	mv(株式時価総額)ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
long_bpr[0 - 7]	0 ~ 7	bpr(簿価時価比率)ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24

short_bpr[0 - 7]	0 ~ 7	bpr(簿価時価比率)ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
long_accrual[0 - 7]	0 ~ 7	accrual(会計発生高比率)ランクによって, 買いポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24
short_accrual[0 - 7]	0 ~ 7	accrual(会計発生高比率)ランクによって, 空売りポジションの投資額をどれだけ増減させるか	24

* 3ビット × 8ランク = 24ビット. 以下同じ

たとえば, long_holddays は 1 ~ 64(日)の 64 通りの情報を表現する必要がある. そこで遺伝子上の長さ(ビット長)として 6ビット(2進数で 6桁, $2^6 = 64$)を与えている.

なお, 実際にパラメータを 2進数で表現するにあたっては, 通常の 2進数表現ではなく, グレイ・コーディング(gray coding)を採用している. 通常の 2進数とグレイ・コーディングとの比較を, 表 9 に示す.

表 9 通常の 2進数とグレイ・コーディングの比較

10進数	通常の 2進数	グレイ・ コーディング
0	000	000
1	001	001
2	010	011
3	011	010
4	100	110
5	101	111
6	110	101
7	111	100

通常の 2進数では, 隣り合う値同士のハミング距離が 1 にならない部分がある. たとえばあるパラメータの現在の値が 3, 最適解が 4 であるとしよう. 通常の 2進数ではそれぞれ 011 と 100 となり, 隣り合う整数でありながら 3桁すべてが異なっている(ハミング距離は 3). これでは, 交叉や突然変異によって 3 から 4 を得ることは難しい.

グレイ・コーディングを採用することで、隣り合う値のハミング距離が必ず1になる。3と4はそれぞれ010, 110と表現されるから、たとえば1桁の突然変異によって3から4を得ることも容易となる。

7. シミュレーション結果

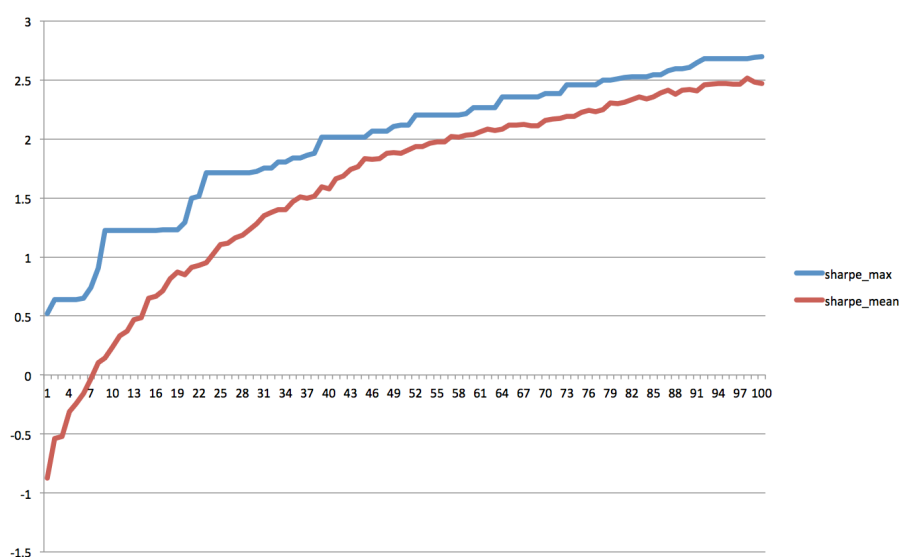
(1) 米国市場におけるシミュレーション

米国市場におけるシミュレーション結果を図12に示す。グラフの横軸は世代数、縦軸はシャープ・レシオである。青のライン(sharpe_max)は各世代でのシャープ・レシオ最大値、赤のライン(sharpe_mean)は同平均値である。

世代を経るにつれ、シャープ・レシオ最大値が向上しているのがわかる。エリート戦略(シャープ・レシオが高い個体はそのまま次世代に引き継がれる)を採用しているため、シャープ・レシオ最大値が下降することはない。第1世代(ランダムに生成された初期個体群)において0.5程度であったシャープ・レシオ最大値は、第100世代では2.7を超える水準にまで到達している⁷。

一方、シャープ・レシオの平均値についても、マイナスからのスタートであったものの、2.5に近い水準にまで上昇している。ただしこれは、似たような遺伝子を持つ個体が増えている、すなわち個体群の多様性が失われているともいえる。

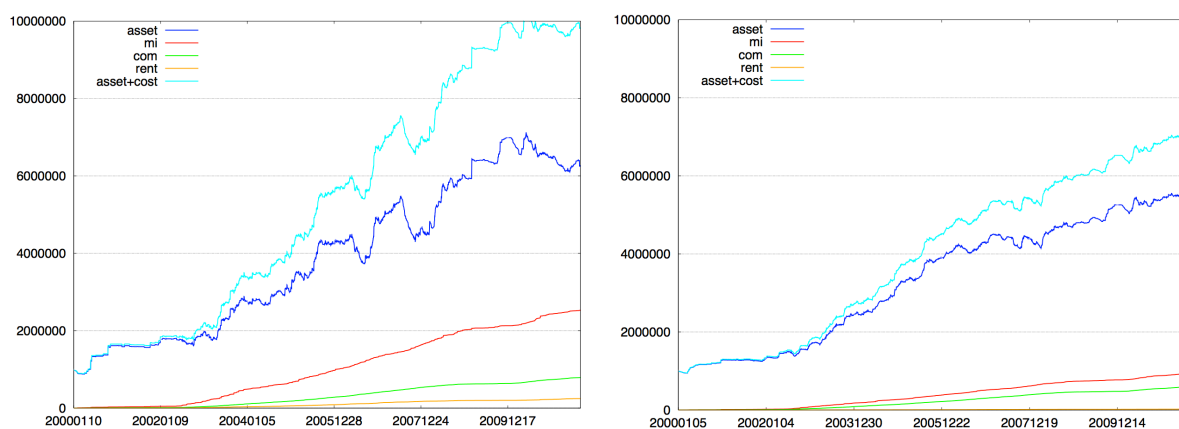
図12 米国市場におけるシミュレーション結果



⁷ 実務の世界では、シャープ・レシオは1.0を超えれば十分とされている。

図 13 は、10 世代学習後の最良個体 (a) と、100 世代学習後の最良個体 (b) の資産グラフ (利益がどのように積み上げられたかを時系列で示したものである。濃い青のライン (asset) が取引コスト差引後の資産を表すが、最終資産額だけを見ると (a) の方が優れている。しかし資産の上下動が大きく、大きな“谷”も見受けられる。(b) は最終的な資産額で (a) に劣るが、資産の変動が小さく、安定的に利益を積み重ねていることがわかる。(a) のシャープ・レシオは 1.22, (b) は 2.70 であるから、シャープ・レシオを遺伝的アルゴリズムの適応度としたことが正しく機能していると考えられる。

図 13 米国市場におけるシミュレーション結果



(a) 10 世代学習後の最良個体

(b) 100 世代学習後の最良個体

表 10 は、米国市場において 100 世代の学習を経て残った 100 個体のうち、最良 1 個体のパラメータの抜粋である。long (買い) ポジションの保有日数は 52 日、short (空売り) ポジションの保有日数は 3 日と大きな差が現れた。

表 10 米国市場における最良個体のパラメータ (抜粋)

long (買い) ポジションの保有日数	52 日
long (買い) ポジションの損切り率	7.2 %
short (空売り) ポジションの保有日数	3 日
short (空売り) ポジションの損切り率	5.5 %

short (空売り) については、借り株コストが発生するため、ポジション保有日数に比例してコストが大きくなる。よって、たとえ株価が予想通りの動き (格下げによる下落) をしたとしても、ポジション保

有期間に比例した利益を得ることはできず、短期でのポジション解消が損益に貢献しているものと考えられる。

損切り率についても、long(買い)が short(空売り)と比べて高い値となっている。株価が少々下がっても、我慢してポジションを保有し続けることを支持しているのであろう。

なお、このシミュレーションに用いた株式格付け変更イベント数は 25,994 である。表 2 で示した格付け変更記事本数とは隔たりがあるが、これは主要 3,975 銘柄に絞ったことに加え、格付け変更公表時点の株式時価総額、簿価時価比率、会計発生高比率等の値を取得できたイベントのみを採用したためである。表 11 に、25,994 イベントの指標ランク分布を示しておく。

表 11 米国市場における株式格付け変更イベントの指標ランク分布

rank:	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	3,488	3,199	3,013	2,964	2,904	3,125	3,601	3,700
liquidity	3,406	2,810	2,657	2,694	3,309	3,562	3,882	3,674
volatility	1,480	2,859	3,612	4,131	4,038	3,977	3,520	2,377
mv	3,334	2,986	3,123	2,818	3,062	3,301	3,550	3,820
bpr	3,245	3,504	3,464	3,117	3,146	3,158	3,114	3,246
accrual	3,335	3,252	3,167	3,643	3,151	3,089	3,233	3,124

(2) 日本市場におけるシミュレーション

日本市場におけるシミュレーション結果を図 14 に示す。このシミュレーションに用いた株式格付け変更イベント数は 11,301 である。

日本市場についても、0.5 弱で開始したシャープ・レシオ最大値が、3.13 を超える水準にまで成長しているのがわかる。また米国市場での結果(図 12)と比較して、シャープ・レシオ最大値にまだ伸びる余地があるようにも見える。

図 14 日本市場におけるシミュレーション結果

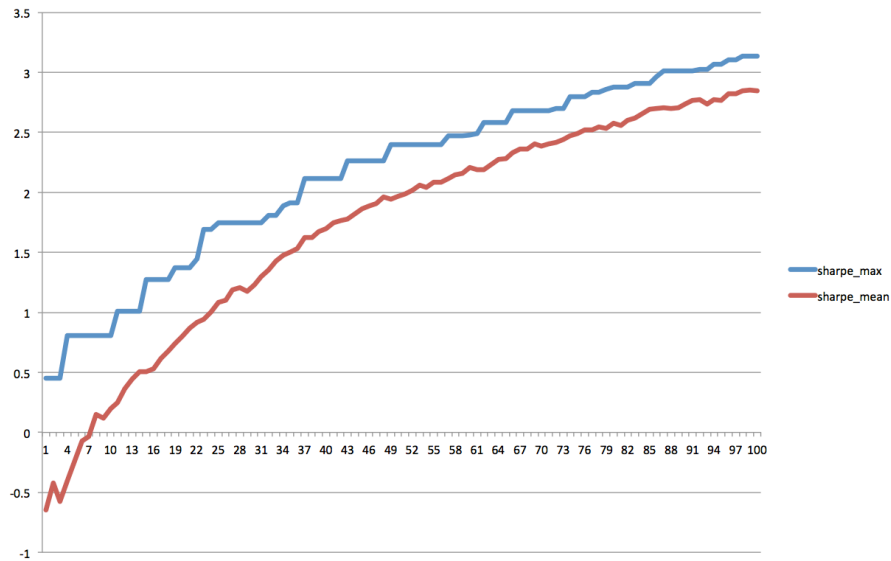


表 12 は、日本市場において 100 世代の学習を経て残った 100 個体のうち、最良 1 個体のパラメータの抜粋である。こちらも米国市場と同様、long(買い)ポジションの保有日数が 53 日、short(空売り)ポジションの保有日数が 17 日と大きな差が現れた。

表 12 日本市場における最良個体のパラメータ(抜粋)

long (買い) ポジションの保有日数	53 日
long (買い) ポジションの損切り率	7.2 %
short (空売り) ポジションの保有日数	17 日
short (空売り) ポジションの損切り率	7.2 %

なお表 13 は、日本市場のシミュレーションに用いた 11,301 イベントにおける 6 つの指標ランクの分布を示している。米国市場(表 11)と比べて、特に liquidity と mv で分布に偏りがみられる。これは株式時価総額が大きく、市場での取引が活発な銘柄に格付け変更が集中していることを表している⁸。

⁸ 本シミュレーションの対象とした米国の 3,975 銘柄は“市場でアクティブに取引されている”銘柄に絞り込んだ結果である。日本では格付け変更サンプル数が米国と比して少なかったため、そのような銘柄の絞り込みをかけたことも原因と考えられる。

表 13 日本市場における株式格付け変更イベントの指標ランク分布

rank:	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	1,571	1,562	1,509	1,408	1,320	1,164	1,229	1,538
liquidity	2	25	71	197	440	1,018	2,372	7,176
volatility	154	977	1,583	1,838	2,121	2,027	1,650	951
mv	8	38	89	228	518	975	2,375	7,070
bpr	2,735	2,927	2,323	1,612	915	483	220	86
accrual	976	1,440	1,707	1,668	1,526	1,335	1,573	1,076

(3) 日米市場での比較

表 14 は、ポジションの保有日数と損切り率について、100 世代の学習を経て残った 100 個体のパラメータを平均したものである。学習結果の傾向を見るため、最良 1 個体のパラメータ同士ではなく、100 個体平均値で日米市場を比較することとした。表 10、表 12 とあわせて見る限り、最良個体と 100 個体平均とで値は大きく変わらない。

表 14 最良 100 個体のパラメータ平均値の日米比較

	米国市場	日本市場
long (買い) ポジションの保有日数	51.9 日	52.9 日
long (買い) ポジションの損切り率	7.11 %	7.17 %
short (空売り) ポジションの保有日数	3.5 日	17.5 日
short (空売り) ポジションの損切り率	4.09 %	6.95 %

表 14 によると、日米の差は short (空売り) のポジション保有日数に大きく表れている。その原因としては、「格下げ」公表後の株価の動きの違いが考えられる。米国市場では「格下げ」が公表されると短期間で株価が下落するが、その後は株価が安定するか、あるいは反転上昇する。しかし日本市場では、「格下げ」公表後の株価下落が長期にわたって継続するため、借り株コストという期間比例のコストを負ってでも、ポジションを長く持つことが利益に貢献していると考えられる。

表 15 は、momentum ランク, liquidity ランク, volatility ランク, mv ランク, bpr ランク, accrual ランクによって投資額にどの程度の重み付けをするか、米国市場・日本市場、買い(long)・空売り(short)のそれぞれについて 100 個体で平均し、一覧表にしたものである。重みは 0 から 7 の値を取り、0 に近いほど投資額を減らすことを、また 7 に近いほど投資額を増やすことを意味する。たとえば、米国市場において買い(long)ポジションを取る場合、momentum ランクが 0(最小)のときは 4.90, momentum ランクが 1 のときは 1.96 の重みを付けていることを意味する。また図 15(a)～(d)は、表 15 をグラフ化したものである。投資額の重み(0 ～ 7)は、投資額の調整倍率(0 ～ 1.75)に線形で対応しているので、グラフの縦軸は調整倍率に変更してある。

表 15 最良 100 個体のパラメータ平均値の日米比較

	US, long							
rank	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	4.90	1.96	2.98	3.26	4.83	4.01	2.06	2.00
liquidity	3.01	3.55	4.98	1.05	1.80	2.16	2.94	1.04
volatility	4.69	4.78	0.86	5.00	4.03	4.00	2.21	1.09
mv	0.01	3.39	4.03	1.96	5.82	1.47	3.91	5.17
bpr	3.93	3.97	4.34	1.97	4.82	1.08	2.39	2.12
accrual	4.23	3.41	4.31	4.51	1.17	2.95	2.95	1.93

	US, short							
rank	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	1.84	1.60	3.02	1.06	1.20	4.98	1.81	1.80
liquidity	2.99	2.61	1.66	2.44	1.06	1.90	0.56	6.97
volatility	0.93	2.54	0.59	1.09	0.36	3.09	0.32	0.05
mv	3.50	4.00	3.49	3.07	1.37	3.05	4.56	2.08
bpr	1.45	6.02	1.93	2.98	3.80	1.15	4.33	4.54
accrual	1.69	2.82	4.47	0.87	2.85	3.69	1.73	2.05

表 15 最良 100 個体のパラメータ平均値の日米比較(続き)

	JP, long							
rank	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	5.30	2.96	1.04	0.85	5.89	2.83	3.48	3.53
liquidity	4.15	1.34	2.23	1.08	5.43	2.01	3.92	2.00
volatility	5.64	2.13	2.70	1.23	2.82	2.04	1.07	0.20
mv	4.43	1.58	2.25	2.68	0.83	1.44	2.95	2.94
bpr	2.12	2.95	2.03	1.80	4.16	0.88	1.83	3.63
accrual	2.51	4.38	3.99	2.98	0.99	4.06	1.04	0.70

	JP, short							
rank	0	1	2	3	4	5	6	7
momentum	2.36	3.32	0.77	3.31	0.25	1.40	6.26	3.07
liquidity	0.32	1.97	2.05	0.83	0.90	1.74	6.20	4.33
volatility	4.78	2.72	2.00	1.29	1.81	2.05	0.94	1.03
mv	1.02	2.21	1.03	2.43	3.21	2.71	2.99	0.03
bpr	1.95	3.96	0.39	2.42	5.02	4.01	0.73	6.65
accrual	4.01	1.20	0.42	5.13	1.68	1.94	2.60	2.66

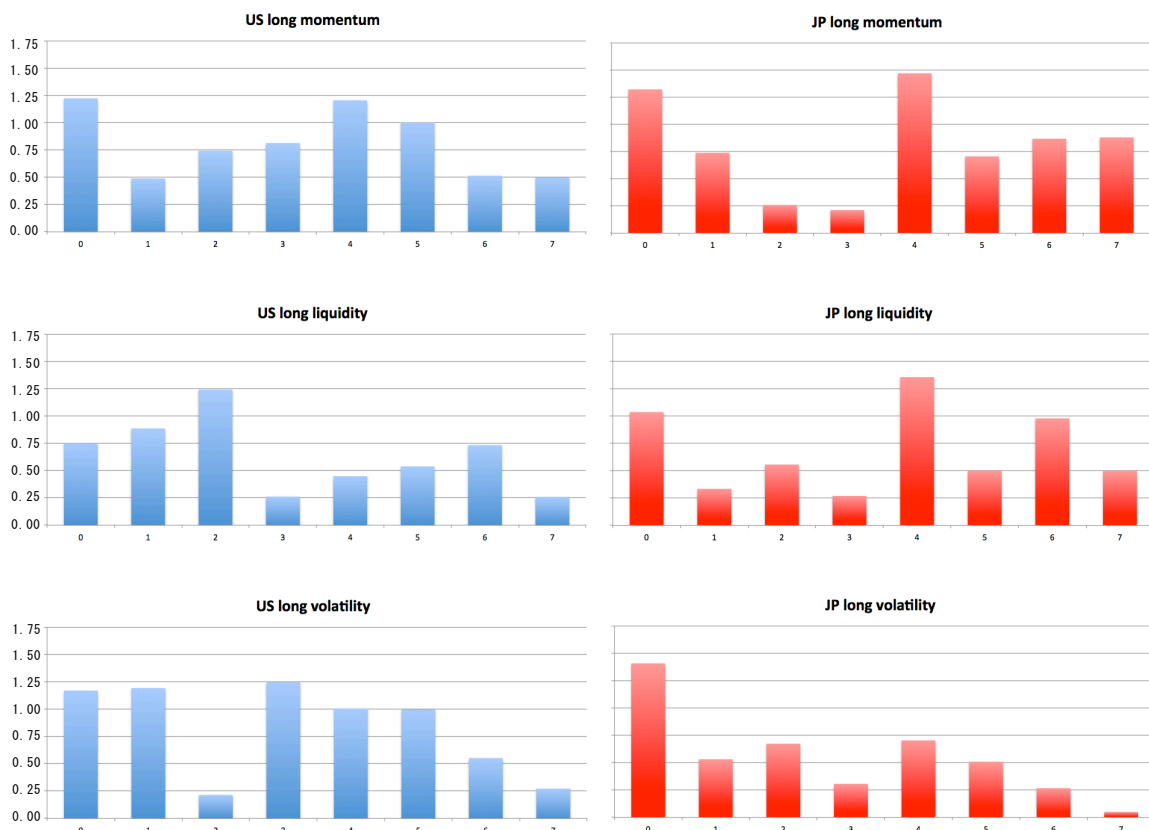


図 15(a) 日本市場におけるシミュレーション結果(1)

まずは図 15(a)から、格上げ(long)時の株価・出来高指標についてみていく。

long momentum のグラフによると、米国、日本とも、momentum ランクが 0 のときのウエイトが大きくなっている。1 年前と比較して株価が大きく下がっている銘柄の格上げ後に株価が上昇していることを表しているが、その背景としては①格上げによって株価が反転上昇した、②すでに株価は上昇基調にあり、格付けがそれを追認した、の両パターンが考えられるため、格上げが株価上昇の引き金となっているとは必ずしもいえない。また日米とも、momentum ランク 4(中央値よりやや上)のウエイトが大きくなっている点が興味深い。平凡な収益率であった銘柄が、格上げによって株価を上げているとも考えられる。

long liquidity については特徴を見出しにくいだが、米国では株式流動性ランクの低い銘柄のウエイトが高くなっている。これも、あまり活発に取引されていなかった銘柄への格上げが、銘柄への注目と株価上昇のきっかけとなっている可能性がある。

long volatility については、総じてランクの高い方のウエイトが低くなっている。volatility のランクが高いということは、それだけ株価の変動性が高いことを表しているため、値動きの激しい銘柄の

取引では利益を生み出しにくいということであろう。

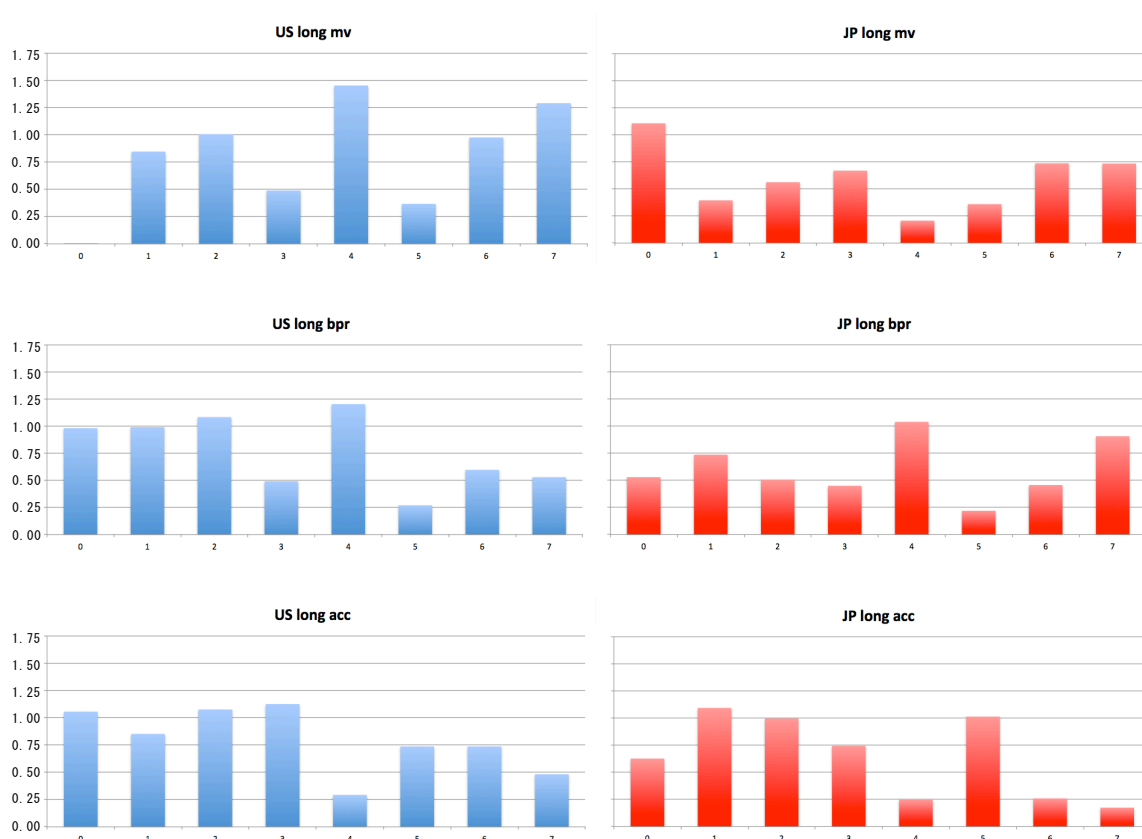


図 15(b) 日本市場におけるシミュレーション結果(2)

次に、図 15(b)より格上げ時の企業財務指標についてみる。

long mv は、mv ランク 0 について日米で大きな差が現れている。株式時価総額が最も小さいグループに属する銘柄の格上げについて、日本は買いを厚くし⁹、米国は買う価値なしと判断している。特に米国は、主要 3,975 銘柄に絞ってサンプルとしているため、mv ランク 0 といっても中小企業などではなく、大企業であるはずである。にもかかわらず倍率が低いのは、株価の上昇以上に、マーケット・インパクト・コストが過大になっている可能性がある。

long bpr については、米国ではランクが小さい銘柄(グロース株)の倍率が高く、ランクが大きい銘柄(バリュー株)の倍率が低い。一般的には、グロース株と比較してバリュー株のリターンが高いとするアノマリーが有名であるが、格上げをきっかけとする投資に関しては、グロース株の取引を厚くする方が利益に貢献したように読める。

⁹ ただし日本市場では、mv ランク 0 の格付け変更イベントがきわめて少ない点に注意が必要である(表 13)。

long accrual については、日米ともランクの小さい銘柄の倍率が高い。accrual ランクが高いということは会計発生高比率が高い、すなわち会計処理によって利益額を大きく見せている可能性が高い。市場はそのような操作を見抜いており、accrual ランクの高い企業の株価は上がりにくいことを表している。

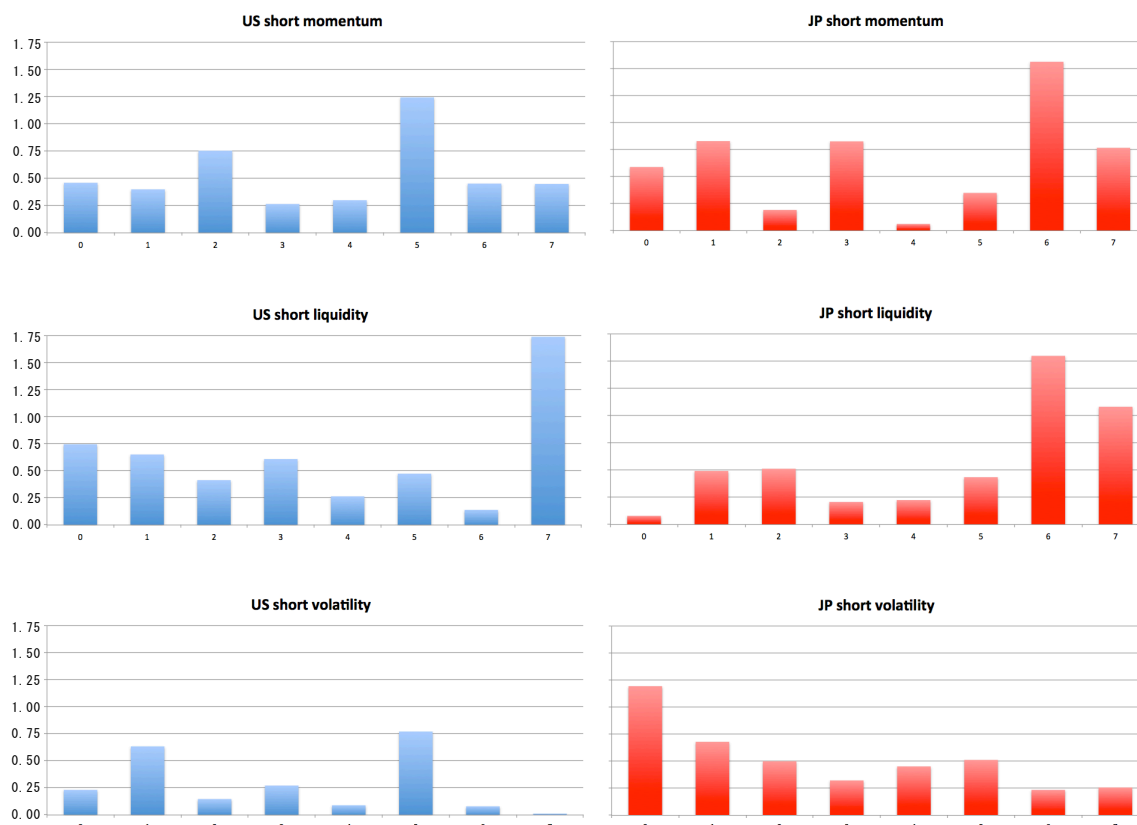


図 15(c) 日本市場におけるシミュレーション結果(3)

図 15(c) は、格下げ側の株価・出来高指標についてのグラフである。

short momentum のグラフを見ると、long momentum と比較して、ランクの高い銘柄の倍率が高い。1年前と比較して株価が高い水準にある銘柄は、格下げ後に株価が下落していることを表しているが、格下げがきっかけとなって株価が下落したのか、すでに下落基調にあったところに格下げが公表されたのかはわからない。

short liquidity については、米国ではランク 7 のみ、日本ではランク 6 と 7 で高い倍率が出た。これは、ランクが低いほど倍率が高い long liquidity とは逆の傾向である。liquidity は過去 30 日の出来高と株価を乗じて求められているので、単に出来高の大小でランクが決まるわけではな

いが、なんらかの悪材料が出て、すでに活発に取引されている銘柄に対して格下げが行われ、その後の数日間でさらに値を下げていると考えられる。

short volatility については、日本市場できれいな結果が出た。**long** と同様、株価の変動性が低い銘柄ほど倍率が高くなっている。

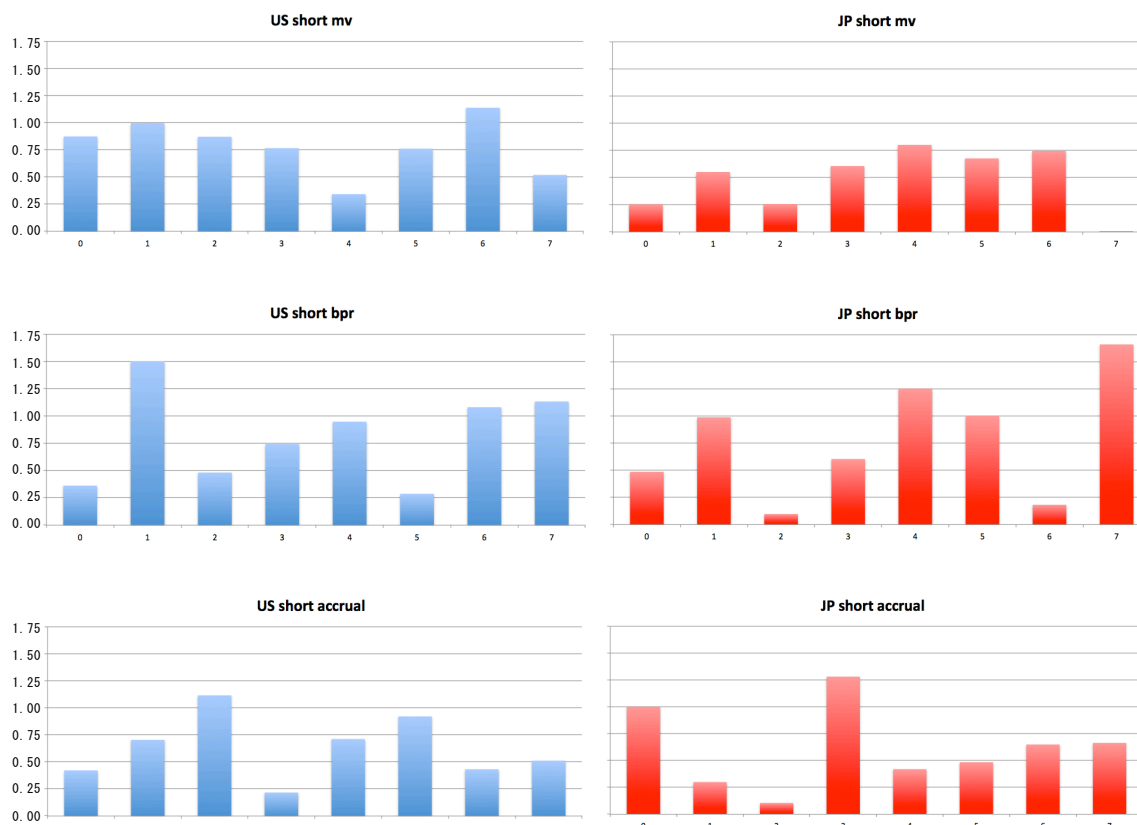


図 15(d) 日本市場におけるシミュレーション結果(4)

最後に図 15(d)から、格下げ時の企業財務指標についてみる。

short mv では、日本市場のランク 7 の倍率がほぼゼロという点に特徴が見られる。**long mv** では米国市場のランク 0 がほぼゼロであった。日本市場では、特に大きな企業に格下げがあっても、それによる **short** 取引では利益を生まないことを表している。市場での取引が活発な銘柄ではマーケット・インパクト・コストが過大になる可能性は低いため、株価の下落が十分に起こっていないことがその原因と考えるほかない。

short bpr は特徴のとらえにくいグラフであるが、**long bpr** とは逆に、ランクが高いバリュー株の倍率が高めに見える。一般的に手堅いとされるバリュー株の方が、格下げによる株価への影響が多

いのではないかと考える。

short accrual は long accrual と異なり、ランクが高いほど(会計発生高比率が高いほど)倍率が低くなるような単純な結果とはならなかった。

V. おわりに

本研究は、投資シミュレータおよび遺伝的アルゴリズムによる最適化を利用して、株式格付け変更に対する日米の株式市場の反応の差について検証した。

検証の結果、米国市場と日本市場では、格下げに対する反応に大きな違いがあり、日本市場は米国市場より株価の下落が長期にわたることが示された。

また株価・出来高指標 (momentum, liquidity, volatility), 企業財務指標 (mv, bpr, accrual) に応じた投資額の増減が、安定的な利益の確保にどのように影響するかについても検証した。たとえば株式時価総額の小さな米国企業は格上げによっても株価が上昇せず、また株式時価総額の大きな日本企業は格下げによっても株価が下落していないと考えられる。本研究ではすべての指標を同時に評価して投資額を調整したが、単独の指標を用いてシミュレーションをすることで、指標と成績との関係をより明確に示すことができよう。

本研究の将来的な目標としては、GA によって求められた投資戦略(売買ルール)を用いて実際の株式投資を行い、取引コストを差し引いたうえでも利益を生み出すことにある。それにはローリング・ウィンドウ方式などを用い、未知のデータに対するシミュレーションの成績を評価する必要がある。またそのためには GA そのもの(適応度、交叉方法など)の調整も必要となる。そのあたりは今後の課題としたい。

謝辞

本論文は、筆者が関西学院大学専門職大学院経営戦略研究科修士課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。同研究科准教授羽室行信先生には、主査として本研究の実施の機会を与えていただき、その遂行にあたって終始、ご指導いただいた。ここに深謝の意を表す。また同研究科教授岡田克彦先生には副査としてご助言をいただくとともに、本研究の細部にわたりご指導いただいた。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- 伊庭斉志(1994)『遺伝的アルゴリズムの基礎』, オーム社.
- 伊庭斉志(2001)『遺伝的プログラミング入門』, 東京大学出版会.
- 伊庭斉志(2011)『金融工学のための遺伝的アルゴリズム』, オーム社.
- 太田浩司・近藤江美(2010)「株式レーティングの公表に対する市場の反応 - 株価と出来高の検証」, 経営財務研究, 第 29 巻, pp.50-84.
- 岡田克彦(2010)『伝統的ファイナンスから行動ファイナンスへーファイナンス研究の新しいフロンティア』, 関西学院大学出版会.
- 小川長・國村道雄(2001)「草創期における株価レーティングの分析」, 経営分析研究, 第 17 号, pp.99-106.
- 小川長(2003)「株式市場における株価レーティングの影響」, 現代ディスクロージャー研究, No.4, pp.33-41.
- 榊原茂樹・加藤英明・岡田克彦(2010)『現代の財務経営 9 行動ファイナンス』, 中央経済社
- ツヴィ・ボディー, アレックス・ケイン, アラン・J・マーカス(2010)『インベストメント 第 8 版』, マグロウヒル・エデュケーション.
- 辻岡卓・山本耕司(2010)「進化計算手法による外国為替取引ルールの生成」, 人工知能学会研究会資料, SIG-FIN-005-02.
- 辻岡卓・山本耕司(2011)「取引戦略生成に適した評価指標の検討」, 人工知能学会研究会資料, SIG-FIN-007-05.
- バークレイズ・グローバル・インバスターズ株式会社(2008)『計量アクティブ運用のすべて その理論と実際』, 金融財政事情研究会.
- 平林明憲・伊庭斉志(2008)「遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化」, The 22nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence.
- 藤原健太・伊庭斉志(2009)「進化計算手法に基づく外国為替の自動取引」, 人工知能学会研究会資料, SIG-FIN-003-12.
- 松井和宏・佐藤春夫(2009a)「GA による株取引戦略獲得のための遺伝子表現法に関する検討」, 2009 年電子情報通信学会総合大会資料.
- 松井和宏・佐藤春夫(2009b)「GA による株取引戦略獲得における指標とパラメータのコーディング法に関する検討」, The 23rd Annual Conference of the Japanese Society for

Artificial Intelligence.

松井和宏・佐藤春夫(2010)「GA による株取引戦略獲得におけるオーバーフィッティングに関する検討」, The 24th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence.

松井和宏・佐藤春夫(2011)「GA による株取引戦略獲得における近傍評価法の改良」, The 25th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence.

松村幸輝・国屋美敬・木村周平(2006)「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」, 情報学会論文誌, Vol.47, No.9, pp.2869-2886.

Barber, B., R. Lehavy, M. McNichols, and B. Trueman(2001), “Can Investors Profit from the Prophets? Security Analyst Recommendations and Stock Returns,” *The Journal of Finance*, Vol.56, No.2, pp.531-564.

Elton, E., M. Gruber, and S. Grossman(1986), “Discrete Expectational Data and Portfolio Performance,” *The Journal of Finance*, Vol.41, No.3, pp.699-671.

Stickel, Scott E.(1995), “The Anatomy of the Performance of Buy and Sell Recommendations,” *Financial Analysts Journal*, Vol.51, pp.25-39.

Womack, Kent L.(1996), “Do Brokerage Analysts’ Recommendations Have Investment Value?” *The Journal of Finance*, Vol.51, No.1, pp.137-167.