

平成 24 年度修士論文

遺伝的アルゴリズムを用いた システムトレードに向けた考察

電気通信大学 大学院情報システム学研究科
社会知能情報学専攻

氏名： 新井 佑弥
学籍番号： 1151002

主任指導教員： 大須賀 昭彦 教授
指導教員： 田原 康之 准教授
指導教員： 山本 佳世子 准教授
2013 年 1 月 24 日（木）提出

概 要

昨今において金融取引がインターネット上で行われ，その中でも定められたルールに基づき取引を行う自動売買（システムトレード）が盛んになった．科学技術が進歩するにつれ，機械学習手法を用いたシステムトレードが考案されるようになった．

しかし金融市場が複雑なために最新のデータマイニングや機械学習手法の応用はあまり進んでいない[1]．そのため他の分野において研究が進められている機械学習手法をシステムトレードに応用し，安定した資産運用を自動的に行うことへのニーズが高まっている．

本研究ではシステムトレードの売買ルール構築を目標とし，機械学習手法を用いた売買ルールの構築を検討した．実験では株式市場と外国為替市場を対象とし，過去8年間の実データを使用した実験を行った．

株式市場を対象とした実験では遺伝的アルゴリズムにおける適合度関数の設定法に着目した．先行研究は売買のルールを作成するために利益を適合度関数としていたが，本研究では損失を出さないことを優先する適合度関数を提案した．実験結果としては従来の手法に比べ2倍以上の利益を上げることができた．また本手法を拡張した手法についても実験し，その性能を評価した．

外国為替市場を対象とした実験では株式市場での手法を適用し，特性の異なる市場に対する手法の有効性を検証した．外国為替市場の特性から同市場ではオシレータ系指標と呼ばれるタイプのテクニカル指標が有効であるとの定説があり，それを裏付ける実験結果が得られた．また売買判断に使用するテクニカル指標を相場によって切り替えるハイブリッド売買を提案した．同手法では従来に比べ4割程の利益を増やす結果となった．

目次

第1章	はじめに	1
第2章	金融市場における機械学習手法の適用	2
2.1	研究の背景	2
2.2	テクニカル指標	3
2.3	機械学習手法	4
2.4	研究の目的	5
第3章	関連研究	6
3.1	予測	6
3.2	システムトレード	6
第4章	株式市場への適用	8
4.1	先行研究	8
4.1.1	概要	8
4.1.2	課題	10
4.2	提案手法 1. 売買の成功率や損失の少なさを考慮に入れた適合度関数	11
4.2.1	方針	11
4.2.2	実験条件	12
4.2.3	実験結果	13
4.2.4	考察	14
4.3	提案手法 2. 売買の積極性を考慮に入れた適合度関数	15
4.3.1	方針	15
4.3.2	実験条件	16

4.3.3	実験結果	16
4.3.4	考察	17
4.4	提案手法 3. 値動きの激しさを考慮に入れた適合度関数	19
4.4.1	方針	19
4.4.2	実験条件	20
4.4.3	実験結果	21
4.4.4	考察	22
第 5 章	外国為替市場への適用	23
5.1	トレンド系指標とオシレータ系指標	23
5.1.1	方針	23
5.1.2	実験条件	24
5.1.3	実験結果	26
5.1.4	考察	27
5.2	ハイブリッド売買	31
5.2.1	方針	31
5.2.2	実験条件	31
5.2.3	実験結果	32
5.2.4	考察	33
第 6 章	おわりに	36
	謝辞	37
	参考文献	38
	研究業績	40
付 録 A	テクニカル指標	41
A.1	トレンド系テクニカル指標	41
A.1.1	単純移動平均	41

A.1.2	指数平滑移動平均	41
A.1.3	ボリンジャーバンド	42
A.1.4	チャンネルブレイクアウト	42
A.2	オシレータ系テクニカル指標	43
A.2.1	移動平均乖離率	43
A.2.2	RSI	43
A.2.3	ボリンジャーバンド	43
A.2.4	チャンネルブレイクアウト	44

目 次

2.1	移動平均線	3
4.1	遺伝子表現	9
4.2	銘柄番号 2282 の 2 年間における適合度関数の変化	10
4.3	実験結果 1 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化	14
4.4	銘柄番号 2282 の 2 年間における適合度関数の変化 2	15
4.5	実験結果 2 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化	17
4.6	各銘柄の利益の時間変化	18
4.7	株価と値動きの激しさ	20
4.8	実験結果 3 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化	22
5.1	レンジ相場とトレンド相場	24
5.2	実験結果 4(トレンド) . 17 ペアを平均した利益の時間変化	26
5.3	実験結果 4(オシレータ) . 17 ペアを平均した利益の時間変化	27
5.4	単純移動平均とチャンネルブレイクアウトの比較	29
5.5	加ドル日本円のトレンド, オシレータでの利益 [万円] とレート [円]	30
5.6	実験結果 5 . 加ドル日本円の fit3 における 17 ペアの平均利益 [万円]	33
5.7	加ドル日本円の fit3 における 17 ペアの平均利益 [万円]	34
5.8	加ドル日本円におけるハイブリッド売買の結果	35

表 目 次

4.1	使用したテクニカル指標	9
4.2	実験結果 1 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .	13
4.3	実験結果 2 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .	16
4.4	各銘柄の利益 [万円]	19
4.5	実験結果 3 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .	21
5.1	使用したテクニカル指標 2	24
5.2	実験結果 4 . 17 ペアの適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .	25
5.3	実験結果 4' . リーマンショックを除いた期間における 17 ペアの 適合度関数と テクニカル指標ごとの平均利益 [万円]	28
5.4	実験結果 5 . 17 ペアの適合度関数毎の平均利益 [万円]	32

第1章 はじめに

昨今において株取引や外国為替証拠金取引 (FX , Foreign eXchange) といった金融取引がインターネット上で行われている。その中で、経験や勘といった人間の裁量を排し、定められたルールに基づき取引を行う自動売買 (システムトレード) が盛んになった。初期のシステムトレードは単純な売買ルールに基づきプログラムが人間の代わりに注文を執行するというものであった。そして科学技術が進歩するにつれ、機械学習手法を用いたシステムトレードが考案されるようになった。

株取引やFXにおける自動売買では、決定ルールに従い「どの銘柄/通貨ペアを」、「いくらで」、「どれだけ」、「買う(売る)」かをリアルタイムに自動で執行する。これらの組み合わせを決定する問題を人工知能の観点で見ると、逐次意思決定問題と考えることができる [2]。ニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズム (GA , Genetic Algorithm) といった機械学習手法を適用することによりこの問題を解くことができ、研究が行われている。

しかし金融市場が複雑なために最新のデータマイニングや機械学習手法の応用はあまり進んでいない [1]。そのため他の分野において研究が進められている機械学習手法をシステムトレードに応用し、安定した資産運用を自動的に行うことへのニーズが高まっている。そこで本研究ではシステムトレードの売買ルール構築を目標とし、機械学習手法を用いた売買ルールの構築を検討した。

本論文は以下のような構成となっている。2章で金融市場と機械学習について説明し、研究の背景と目的を述べる。3章で株価・為替の予測に関する研究やシステムトレードに関する研究を紹介する。4章で先行研究とそれを基にした適合度関数の工夫や株価の値動きに着目した提案手法を説明し、過去の株価データを用いた実験により提案手法を評価・考察する。5章で外国為替市場の特徴であるトレンド相場、レンジ相場の遷移を考慮に入れた売買を行い、更にそれらを改良したハイブリッド売買の実験を行う。最後に6章で本論文の内容をまとめる。

第2章 金融市場における機械学習手法の適用

2.1 研究の背景

金融市場における取引対象には主に株，為替，債券，コモディティ(貴金属や原油などの商品)が挙げられる．各市場にそれぞれの特徴があり，市場に合わせた売買戦略を構築する必要があると考えられる．本研究では株式市場に焦点を当て，売買ルールを機械学習により作成する．

株式市場における取引には個別銘柄を対象としたものと，日経平均や TOPIX などのインデックスを対象としたものに分けられる．個別銘柄の株価は企業の業績や災害などの影響を受けやすいのに対し，インデックスの値は景気全体の影響を受けやすい．

外国為替に関する取引は FX が登場したことにより世間に広まった．少ない金額で元金以上の取引を行える事(レバレッジ)や手数料が安い事が特徴に挙げられ，大きな投資が行えることから人気がある．

株と同じく外国為替に関する研究も行われている．為替相場の予測を対象とした研究では局所的・高値・安値を予測する論文などが挙げられる．しかし株ほど多くは研究されておらず，論文の数も比較的少ない．

株を対象とした予測に関する研究は国内外問わず広く行われている．株価予測を対象とした研究では，ニューラルネットワーク [3] や遺伝的アルゴリズム [4]，ファジィ理論 [5] などを用いた研究が行われており，成果を挙げている．予測の種類としては翌日の株価終値を予測するもの，長期的なトレンドを予測するもの，長期的なトレンドの天底を予測するものなどがある．予測アルゴリズムへの入力としては過去一定期間内の株価終値，テクニカル指標，信用指標などが挙げられる．

またシステムトレードに関する研究もまだ数は多くないが行われている．強化学習を用

いた研究 [1] では信用割り当ての度合などを入力として売買ルールを構築している．他にもカプロボ [6] という株の自動売買を行うフレームワークが提供されており，自分で作った売買アルゴリズムを様々な観点から評価するコンテストが行われている．

2.2 テクニカル指標

本論文では GA を用いたシステムトレードを行うために，売買の条件としてテクニカル指標を用いる．本節ではテクニカル指標とその使用法について説明する．

過去の株価の値動きを分析し，将来の値動きを予測することをテクニカル分析という．そのために使用する指標をテクニカル指標と呼び，大きく分けて順張り¹を行うために使用するトレンド系指標と逆張り²を行うために使用するオシレータ系指標の 2 つがある．ここではトレンド系指標の移動平均線について説明する．



図 2.1: 移動平均線．

移動平均線とは過去一定期間の終値を平均した指標であり，一般的には短期と長期という 2 本の移動平均線を用いて今後のトレンドを予測する．図 2.1 の緑線は短期，赤線は長期の移動平均線を表す．移動平均線が短期 > 長期となる点をゴールデンクロスと呼び (図 2.1 の赤丸)，その後は上昇トレンドとなる．逆に短期 < 長期となる点をデッドクロスと呼び (図 2.1 の青丸)，その後は下降トレンドとなる．

¹レートが上昇 (下降) している相場において，このまま上昇 (下降) し続けると考え買う (売る) こと．

²レートが上昇 (下降) している相場において，これ以上は上昇 (下降) しないと考え売る (買う) こと．

移動平均線によりトレンドを予測するには2本の移動平均線が必要となるが、それぞれの日数をどのように設定するかが問題となる。何日と何日の移動平均線を使えば良いと言われることもあるが、銘柄によりそれぞれの最適な日数は異なる。そこで次節で説明する機械学習手法を用い、最適なパラメータに調整することで売買ルールを構築することができる。

2.3 機械学習手法

先ほどのテクニカル指標のパラメータを手で設定し、売買ルールを作成するのは時間的なコストがかかり現実的ではない。そこで売買ルールを自動的に作成するため、機械学習手法を用いる。本節では予測やシステムトレードに用いられる機械学習アルゴリズムについて説明する。

ニューラルネットワーク (NN, Neural Network) は脳神経の仕組みを計算機上に表した学習モデルで、パターン認識やデータマイニングなどの様々な分野に用いられる。株価予測においては過去一定期間内の株価終値を入力とし、翌日の終値を予測するという研究がある [3]。

遺伝的アルゴリズムは解を求めるためのパラメータを遺伝子と見立て、遺伝子を選択・交叉・突然変異させ、より良い解を探索するアルゴリズムである。解の探索を確率的に行うことにより、局所解への収束を回避することが特徴として挙げられる。株式の自動売買においてはRSI、移動平均乖離率といったテクニカル指標のパラメータを遺伝的アルゴリズムにより最適化し、決められたルールに基づき売買を行うという研究がある [4]。

遺伝的プログラミングは遺伝的アルゴリズムを拡張したもので、遺伝子を木構造で表し、木の一部を交叉や突然変異により更新することで解を探索する。木が過大に成長するブロートという問題がある。株価予測においては日経平均の1分毎の終値や平均値、分散値を入力し、株価の昇降を予測するという研究がある [7]。

また機械学習全般として、訓練データに適合しすぎてしまうためにテストデータにおいて十分な成果を出すことができない過学習という問題がある。過学習によって金融市場における予測問題で未知の時系列に対して誤った予測結果を出してしまうことが考えられる。

2.4 研究の目的

前述のように株価や為替の予測に関する研究は多く行われてはいるが、システムトレードに関する研究はまだあまり行われてはいない。特に国内においてシステムトレードに関する研究が進んでいない原因としては、海外に比べシステムトレードに対応した証券会社の登場が遅れていたことが挙げられる。海外発の代表的システムトレードプラットフォームの一つに Mirror Trader[8] があり、2005 年に誕生し現在では 20 カ国以上の国々で使用されている [9]。日本においては 2009 年に Mirror Trader が導入されたが、このように海外に比べ日本のシステムトレードは遅れていると考えられる。また他にも有益なシステムは世間に公表せずに自分で使いたいという感情的な理由も推測される。

そこで本研究では株式の個別銘柄のシステムトレードにおいて安定した資産運用を行うことを目的とし、自動売買エージェントの実装を目指す。2.1 節での分析の通り、テクニカル分析に基づく自動売買の評価に向いているという理由より、本研究では株式の個別銘柄を対象とする。また 3.2 節において株式の個別銘柄と比べ国債の方がテクニカル指標を使いやすいという意見がでてくるが [1]、債券の場合は満期の日まで持たなければ元本が戻らないという特殊な事情もある。本研究では短期運用を目標とするため、長期向けの国債は取り扱わないこととする。本論文では自動売買エージェントの売買ルールの構築を機械学習手法を用いることにより検討する。

第3章 関連研究

本章では株価や外国為替を対象とした予測やシステムトレードに関する研究を紹介する。

3.1 予測

株価や外国為替の予測を対象とした関連研究について説明する。

伊庭らは GP (Genetic Programing) や GP を拡張した STROGANOFF により日経平均株価を予測する研究を行った [7]。STROGANOFF は GP に他重回帰分析の統計的手法を追加したもので、GP の過学習やブローとといった問題を解決している。平均二乗誤差や昇降の的中率などで精度の評価を行った結果、GP よりも STROGANOFF の方が予測精度が高いという結果になった。

Neto らは複合 NN を用いてブラジルの石油会社の株価を予測する研究を行った [10]。複合 NN では中間層のニューロン数を変える等して複数の NN を構築し、それらの出力を入力として再び NN により計算することで予測値を出力できる。各国の株価指数や為替などを入力として、様々な尺度により性能の評価を行った。

鈴木らは天底 (極大値と極小値) を予測するという研究を行った [11]。この手法では時系列データすべてを用いて予測するのではなく、過去の天底データのみを用いることにより長期予測が可能となった。カオス時系列やドル円レートを評価した結果、実際の値との相関が高く、誤差も小さいという結果が得られた。

3.2 システムトレード

株式や国債の自動売買を対象とした関連研究について説明する。

森らは遺伝的ネットワークプログラミング (GNP, Genetic Network Programing) により株式の個別銘柄の自動売買を行う研究を行った [4]。このアルゴリズムは従来の GA のよう

にパラメータを調整するのではなく、グラフの接続を調整することによって進化的により良い売買ルールを構築していく。

松井藤五郎らは強化学習を用いて金融市場の売買戦略を獲得する研究を行った [1]。対象は日本国債としているが、これは企業動向といったミクロの影響を受けにくく、株式の個別銘柄と比較しテクニカル指標による売買戦略を構築しやすいからである。強化学習には Q 学習や OnPS(Online Profit Sharing) アルゴリズムを用い、信用割当の度合い等を入力としシステムトレードを行った。

第4章 株式市場への適用

4.1 先行研究

4.1.1 概要

3.2 節において2つの研究を紹介したが、森らの研究 [4] ではグラフの接続のみをパラメータとしていた。しかし売買を行う条件 (テクニカル指標とそのパラメータ) を固定しているため、ルールの探索が浅くなると考えられる。また 2.4 節で述べたように本研究では株式の個別銘柄を対象とするが、松井藤五郎らの研究 [1] では日本国債を対象としている。そこで株式を対象とした売買ルールの探索の幅が広い、GA を用いた自動売買の手法 [12] を本研究のベースとして用いる。

この研究ではテクニカル指標を使用することにより自動売買システムを構築する。テクニカル指標とは 2.2 節で説明したように、過去の価格変動から様々な方法によって算出した当該銘柄の株価の状態を表す数値であり、移動平均、ボリンジャーバンドといった指標がある。これらの指標には何かしらのパラメータが付随しており、例えば移動平均では「10 日間の移動平均」や「50 日間の移動平均」などが算出できる。テクニカル指標には様々な種類があり、システムの構築のために使用する指標を決定することは一般に困難である。また先述のようにそれぞれの指標にはパラメータが付随しており、その決定も容易ではない。そこで GA により使用する指標とパラメータを決定し、最適な自動売買システムの構築を目指す。

売買を行う条件の例は以下の通りである。例えば移動平均の場合には短期と長期 2 種類の移動平均を用意する。この移動平均の値が短期 > 長期となった時に買い (ゴールデンクロス)、逆に短期 < 長期となった時に売る (デッドクロス)。他の指標についてもそれぞれの売買条件があり、それを満たすと売買を行う。

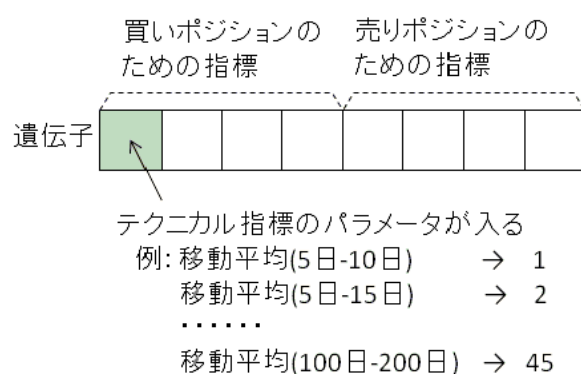


図 4.1: 遺伝子表現 .

この研究ではパラメータのコーディング方法を2つ提案していたが、より精度のよかった対立遺伝子表現について説明する。まず図 4.1 のように遺伝子の染色体上に複数のテクニカル指標を買い、売りに分けて配置する。訓練期間においてテクニカル指標が売買条件(詳細は付録 A 参照)を満たした場合、翌日の始値で売買を行う。なおテクニカル指標の定義や計算方法も付録 A に記載されている。そして訓練期間が終わると GA によりパラメータを変化させ、定めた世代数までパラメータを進化させる。最後に訓練により得られたパラメータを用いて評価期間において売買を行い、利益や最大ドロダウン¹といった観点から評価を行う。

表 4.1: 使用したテクニカル指標

指標	パラメータ
単純移動平均	算出期間 [日](短期, 長期)
指数平滑移動平均	算出期間 [日](短期, 長期)
ボリンジャーバンド	算出期間 [日], 係数
チャンネルブレイクアウト	算出期間 [日]

¹損失を続けて出した時の、損失を出す前の所持金に対する損失、つまり取引中の極小値に対し直前の極大値との差もしくは $\frac{\text{極大値} - \text{極小値}}{\text{極大値}}$ をドロダウンと呼ぶ。そして全ての取引中の最も差が大きいもしくは割合の高いドロダウンを最大ドロダウンと呼ぶ。この値もしくは割合が低いほどリスクの低い売買ルールであると判断できる。[12] では割合を使用した。

なお使用したテクニカル指標は表 4.1 の 4 種類であり，算出期間 [日] は $\{5, 10, 15, 20, 25, 30, 50, 75, 100, 200\}$ の 10 通り，ボリンジャーバンドの係数は $\{1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$ の 5 通りである．

[12] の実験の結果としては 6 年間の評価期間の序盤に利益がマイナスとなるも 2 年目あたりから持ち直していき，最終的には利益を得ることができた．しかし訓練期間と評価期間における利益を 1 年間の結果に換算し比較したところ，評価においては訓練時の 38% の利益しか出ない，過学習の傾向がみられた．そのため訓練時における過学習を防ぐような設計をすることが今後の課題として挙げられる．

4.1.2 課題

先行研究では学習における適合度関数を利益とし，テクニカル指標のパラメータを最適化することによりテストデータにおいても利益を上げていた．しかし 2.3 節で説明したように他の学習アルゴリズムに比べ局所解を回避しやすい GA であるが，それでも完全に過学習を回避できるとは限らない．

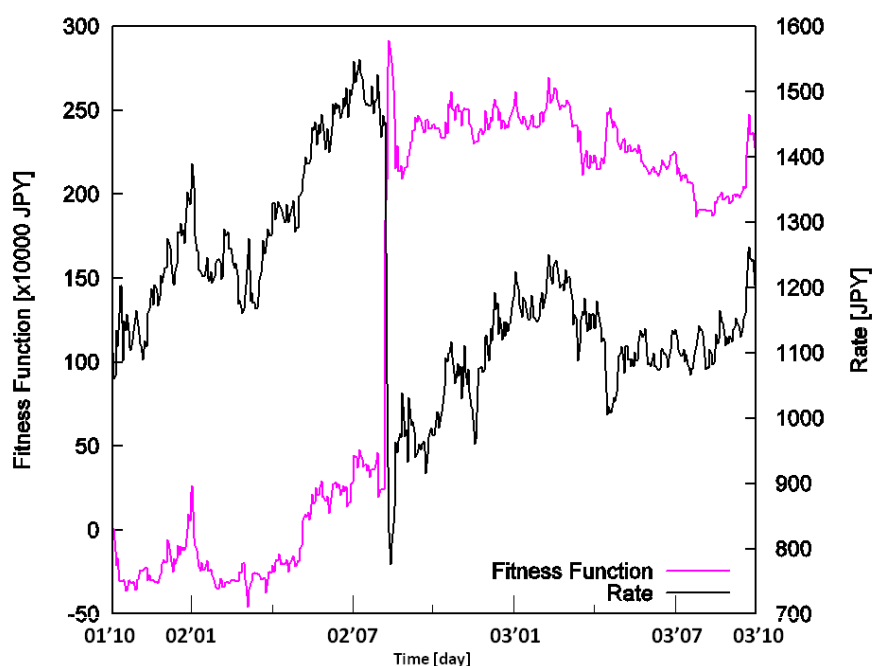


図 4.2: 銘柄番号 2282 の 2 年間における適合度関数の変化．

図 4.2 は適合度関数を利益としたときの、ある遺伝子における適合度関数と株価 (Rate) の 2001 年 10 月 ~ 2003 年 9 月における時間変化である。株価を見ると 2002 年 8 月頃に株価が急落し、同時に適合度関数が急上昇している。しかし他の期間では適合度関数は減少しており、この遺伝子による売買ルールはある一時期に特化したルールとなっている。そのために一般的な株価の値動きには対応できなくなる可能性が考えられる。

このように利益を適合度関数とすると、大きな利益を上げられる一時期にのみ適合してしまう過学習が起これ、売買のルールとしては不十分であると考えられる。そこで図 4.2 のような急激な終値の変化があっても影響をあまり受けられないような適合度関数が妥当であると考えられる。本論文では以下のような方法により適合度関数を作成し、過学習が起きない安定した売買ルールを模索する。

4.2 提案手法 1. 売買の成功率や損失の少なさを考慮に入れた適合度関数

4.2.1 方針

過学習を避けるため、利益の代わりに売買の成功率や損失の少なさを考慮した以下のような適合度関数を考える。なお以下では利益は”売却額から取得額と手数料を引いた額の累積額”，勝率は”売却額 > 取得額となった回数/取引回数”，ロスは”売却額から取得額と手数料を引いた額が負であった時の累積額の絶対値”と定義する。

1. 利益 \times 勝率
2. 利益 $-$ ロス
3. $-$ ロス $+ 0.01 \times$ 利益

1. では利益を勝率で補正することにより、負けの回数が少ないほど適合度関数は大きくなる。2. では利益からロスを引く、つまり単なる利益に比べロスを 2 倍に評価する計算となる。そのためロスが小さいほど適合度関数は大きくなる。3. ではロスを出さないことを重要視する適合度関数となる。利益はロスが同額だった場合に順位を比較するために用いられることになる。

以上の3つの適合度関数を用いて実験し，従来法との差を比較する．なお4.3節，4.4節では本章で提案した適合度関数の実験に基づき，提案した適合度関数について実験，評価する．

4.2.2 実験条件

4.2節において説明した提案手法を既存手法と比較することで有効性を評価する．ここでは今後の実験においても共通となる実験条件と，今回の実験における実験条件の2つを記載する．

共通条件

2001年から2008年までの8年間の株価データを使用し実験を行う．2年間の訓練データにGAを適用することによりパラメータを最適な組み合わせに調整する．そしてその後の1ヶ月において訓練した売買ルールにより売買し評価を行う．これを1セットとし，各セットを1ヶ月ずつずらしながら合計72セット(6年間)行う．

初期資金は無限にあるものと仮定，取引単位は1単位(最小取引単位)とし，手数料を取引1回当たり1000円とする．テクニカル指標には表4.1の4種類を用いる．株価データとして日経平均に採用されている225銘柄から，以下の条件を8年間の間満たした136銘柄を使用する．

- 上場し続けていること
- 売買単位の変更が無いこと
- 株式分割が無いこと

GAの条件としては以下の通りである．個体数は100，世代数は500とする．世代交代モデルはMGG(最小世代ギャップモデル)を用い，交叉は一様交叉，突然変異はランダム置き換え型とする．

実験にはYahooファイナンス[13]の株価データを用いる．

実験条件

以下の 4 つの適合度関数を評価する．

fit 0 利益

fit 1 利益 \times 勝率

fit 2 利益 $-$ ロス

fit 3 $-$ ロス $+ 0.01 \times$ 利益

4.2.3 実験結果

表 4.2: 実験結果 1 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .

	単純 移動平均	指数平滑 移動平均	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 0	19.40	19.40	-3.76	-3.33	31.71
fit 1	20.68	26.54	3.78	1.37	52.38
fit 2	21.91	22.42	1.74	8.86	54.93
fit 3	23.59	27.01	7.39	8.18	66.16

適合度関数ごとに実験を行い，136 銘柄の利益を平均した結果が表 4.2 と図 4.3 である．表 4.2 を見ると既存手法の fit0 に比べ提案手法である fit1 ~ fit3 は利益が大きくなっており，特に fit3 では 2 倍以上の利益を出した．テクニカル指標毎に見ても提案手法は fit0 を改善しており，その有用性が確認できる．

図 4.3 の縦軸は利益，横軸は 2003 年 ~ 2008 年の 6 年間を表している．どの適合度関数も初めの 2 年半は損失を出しているがその後利益を出した．それから損失や利益を出しながら推移し，最後の半年のリーマンショックにおいて大きく利益を上げている．損益を出さないことを最重視する fit3 では，他の適合度関数が損失を出すときにあまり損失を出さず，利益を出すときにより多く利益を出すような形で 1 番の利益を上げた．

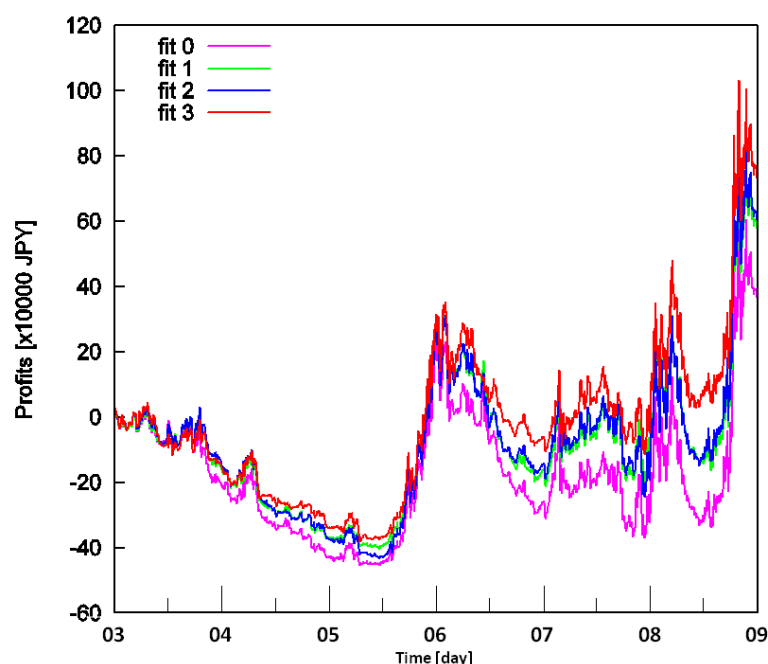


図 4.3: 実験結果 1 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化 .

4.2.4 考察

図 4.4 は図 4.2 と同じ銘柄，期間の適合度関数の変化である．縦軸が適合度関数と株価，横軸が時間を表している．なお適合度関数の計算方法はそれぞれ異なるため一様に比較することは出来ない．株価が急落した 2002 年 8 月頃に fit0 ~ fit2 は株価に過剰に反応しているのに対し，fit3 ではロスを出さないことを重視するためにあまり反応していない．このように株価の値と比較し fit3 は特殊なケースにオーバーフィットしていないと考えられ，その結果として良好な結果が得られたと考えられる．

また取引回数にも大きな差が出た．図 4.4 の訓練期間における取引回数は fit0 では 262 回に対し，fit3 では 34 回であった．このように fit3 ではロスを出さないために，取引回数を少なくするような売買ルールを構築していったと考えられる．

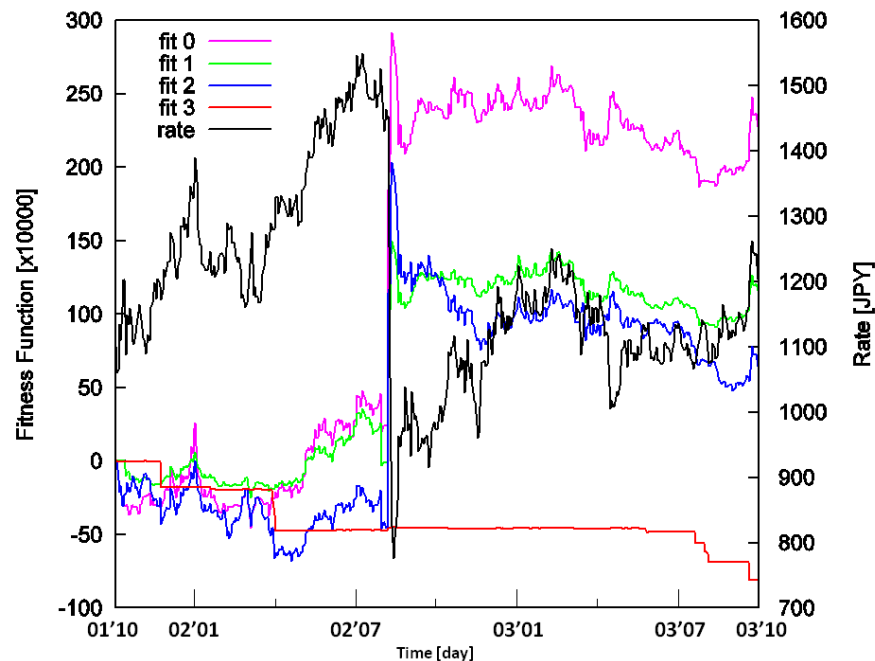


図 4.4: 銘柄番号 2282 の 2 年間における適合度関数の変化 2 .

4.3 提案手法 2. 売買の積極性を考慮に入れた適合度関数

4.3.1 方針

4.2.4 節において取引回数が実験結果に影響する可能性について述べた．そこで本節では取引を制御するパラメータを適合度関数に組み込めないか検討する．

本論文の実験では株式の売買 1 回当たり 1000 円の手数料を引くという設定になっている．この手数料が別の値であるならばどのようなになるかを考える．もし手数料を 1000 円から 2000 円というように増やした場合，取引回数が増えるほど手数料が積み重なり利益は減っていくと考えられる．逆に手数料を減らした場合，取引回数が増えても手数料の影響は小さくなると考えられる．したがって手数料を売買の積極性を制御するパラメータとして用いることができる．そこで手数料に対応する取引ごとのペナルティを C ウェイトと呼ぶこととし，銘柄ごとに適切な C ウェイトについて調査，銘柄の特徴と C ウェイトの関係を導出する．

4.3.2 実験条件

本節では、適合度関数として4.2.3節において良好な成績を残した fit3 をベースに、C ウェイトを加えた以下の4つを使用する。以下の適合度関数はそれぞれ手数料が500円、1500円、2000円、3000円に相当する。なお利益は取引1回につき1000円の手数料が引かれている。

fit 10 $-\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} + 500 \times \text{取引回数})$

fit 11 $-\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - 500 \times \text{取引回数})$

fit 12 $-\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - 1000 \times \text{取引回数})$

fit 13 $-\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - 2000 \times \text{取引回数})$

4.3.3 実験結果

表 4.3: 実験結果 2 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .

	単純 移動平均	指数平滑 移動平均	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 10 (500)	25.40	25.86	7.96	10.94	70.15
fit 3 (1000)	23.59	27.01	7.39	8.18	66.16
fit 11 (1500)	24.08	25.30	8.17	11.99	69.55
fit 12 (2000)	23.39	22.80	7.89	11.02	65.10
fit 13 (3000)	23.66	24.53	8.16	11.24	67.59

適合度関数ごとに実験を行い、136 銘柄の利益を平均した結果が表 4.3 と図 4.5 である。表 4.3 の適合度関数は C ウェイトの軽い順に並べ、括弧の中は C ウェイトを表す。結果を見ると C ウェイトを 500 円とした fit10 がもっとも良い利益をだすという結果になった。しかし図 4.5 のように適合度関数同士での差はあまり大きくは出ない結果となった。

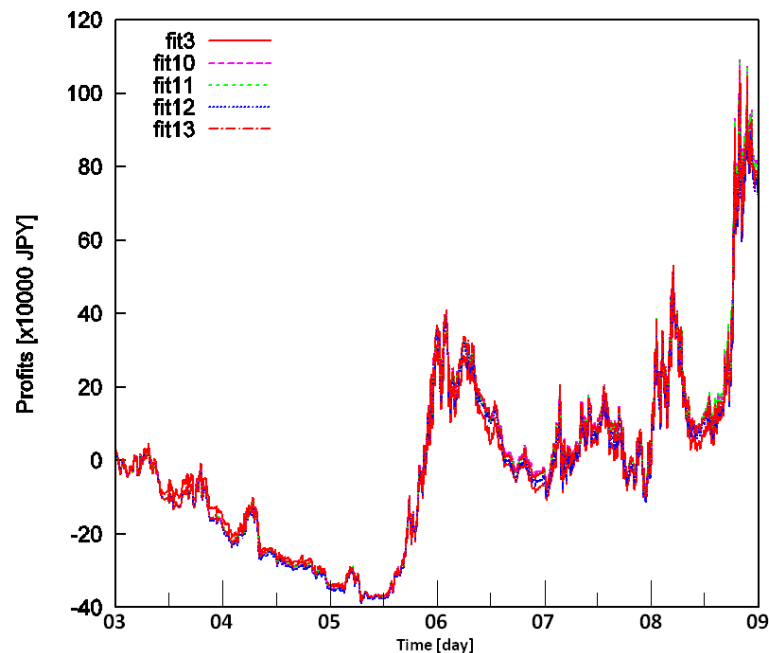


図 4.5: 実験結果 2 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化 .

4.3.4 考察

4.3.3 節において期間によって利益の出方が変わると述べたが、このように期間によって適切な C ウェイトは異なると考えられる。そこで 136 銘柄の一部を抜き出し、個別の銘柄を更に詳しく見てみる。図 4.6 は個別の 8 銘柄の適合度関数毎の利益と株価の時間変化を表し、縦軸左が利益 [万円]、縦軸右が株価 [円] である。表 4.4 は個別の 8 銘柄の利益を表す。

結果を見ると 4042 と 8830 は C ウェイトが重いほうが利益を出し、6701 は軽いほうが利益を出すという傾向があった。それらの銘柄の 6 年間での高値/安値の比を図 4.6 より見ると、4042 は約 4 倍、8830 は約 10 倍という大きな値動きがあり、逆に 6701 は約 2.5 倍とそれほど大きくはない。このことから株価の値動きの激しさと適切な C ウェイトには何かしらの関係があるのではないかと推測される。

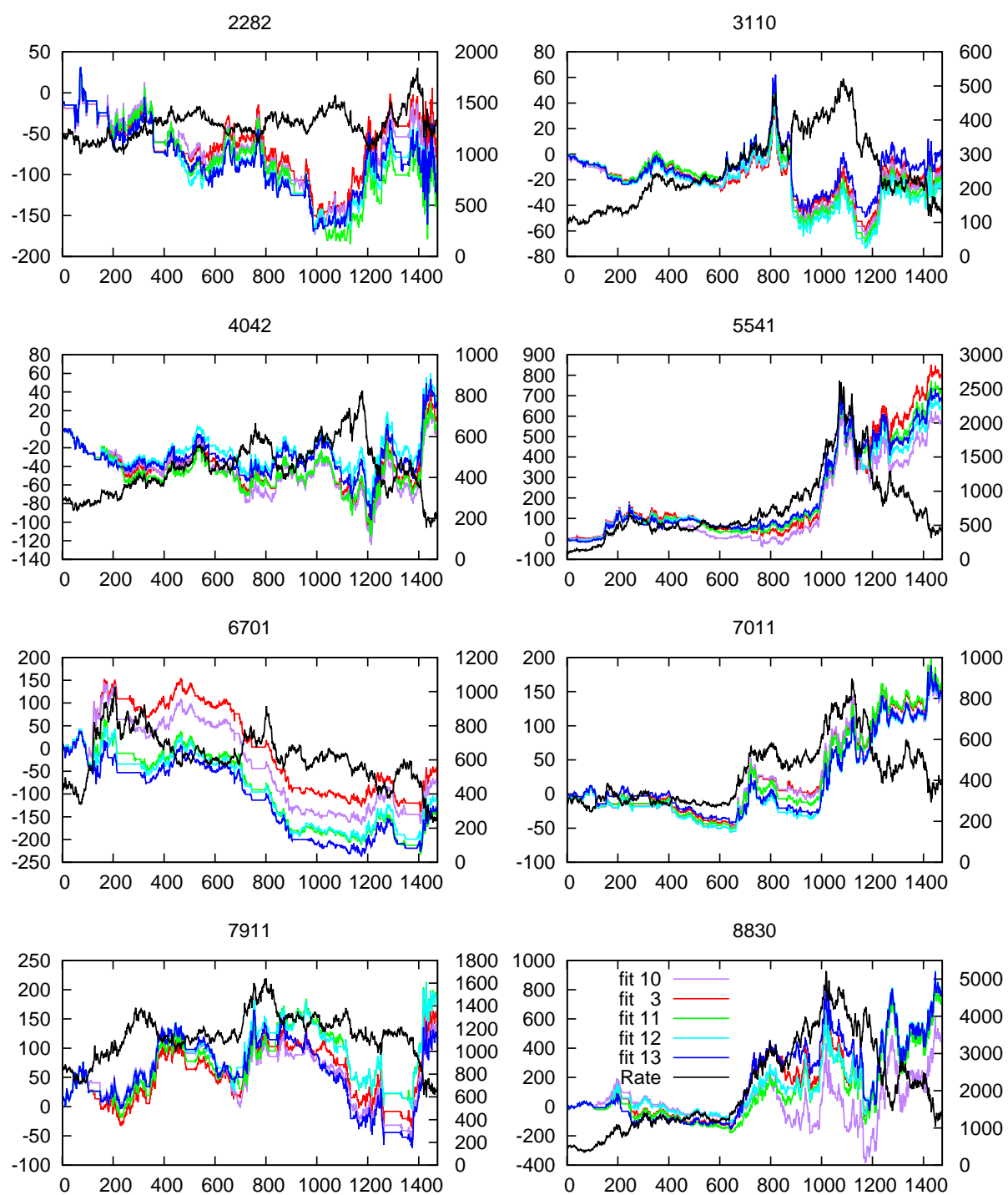


図 4.6: 各銘柄の利益の時間変化 .

表 4.4: 各銘柄の利益 [万円] .

銘柄番号 適合度関数	2282	3110	4042	5541	6701	7011	7911	8830
fit 10 (500)	-120.0	-35.3	-4.2	561.1	-96.0	134.0	115.9	463.4
fit 3 (1000)	-87.4	-31.4	10.2	785.7	-70.8	147.8	137.3	777.2
fit 11 (1500)	-147.9	-39.0	0.2	706.1	-163.6	150.9	171.9	521.6
fit 12 (2000)	-126.3	-43.6	30.8	630.6	-135.1	138.7	169.3	787.6
fit 13 (3000)	-130.3	-19.1	24.2	670.5	-157.0	140.6	104.3	776.6

4.4 提案手法 3. 値動きの激しさを考慮に入れた適合度関数

4.4.1 方針

4.3.4 節の考察より株価の値動きの激しさと適切な手数料に関係があることが推測された．そこで株価の値動きの激しさを数式化し，その値に基づき C ウェイトを決定することにより更なる改善を目指す．

値動きの激しさを数式化するに当たり説明変数として使用できる値には各銘柄の株価の終値をはじめ，それを利用した一定期間内の高値，安値，平均値，中央値が挙げられる．これらの値を組み合わせ数式化することを考える．数式化するために必要な要件をまとめると以下ようになった．

1. 値動きの総和
2. 高値と安値の比
3. 銘柄ごとの株価変動範囲の違いを吸収するための正規化

(1) では学習期間の 2 年間ににおける値動きの変化の総和，すなわち $\sum_{t=1}^T (c_t - c_{t-1})$ を分子に置くことにより，総和が大きいほど値動きが激しいと判断する．ここで c_t は日付 t における終値とする．(2) では過去 2 年間でその銘柄の高値と安値を用い， $\frac{\text{高値}}{\text{安値}}$ をかけることにより高値と安値の比が大きいほど値動きが激しいと判断する．(3) では株価が高いほど値動きの総和が大きくなるため，株価によらずに数式を均一化するため (高値 - 安値)，高値，安値，平均値，中央値のいずれかで割る．

以上の要件を満たす数式を作成し、値動きの激しさを定式化した。それぞれの数式による計算結果と各銘柄の株価を見比べた結果、以下の2つの数式を採用した。

$$\text{eq 1} \quad \frac{\text{値動きの総和}}{\text{高値}-\text{安値}}$$

$$\text{eq 2} \quad \frac{\text{高値}}{\text{安値}} \frac{\text{値動きの総和}}{\text{安値}}$$

例としてこの2つの数式により株価と値動きの激しさを表した図を図4.7に示す。縦軸左が株価、縦軸右が値動きの激しさを表す。これらの数式に定数をかけることによりCウェイトを定め、実験を行う。

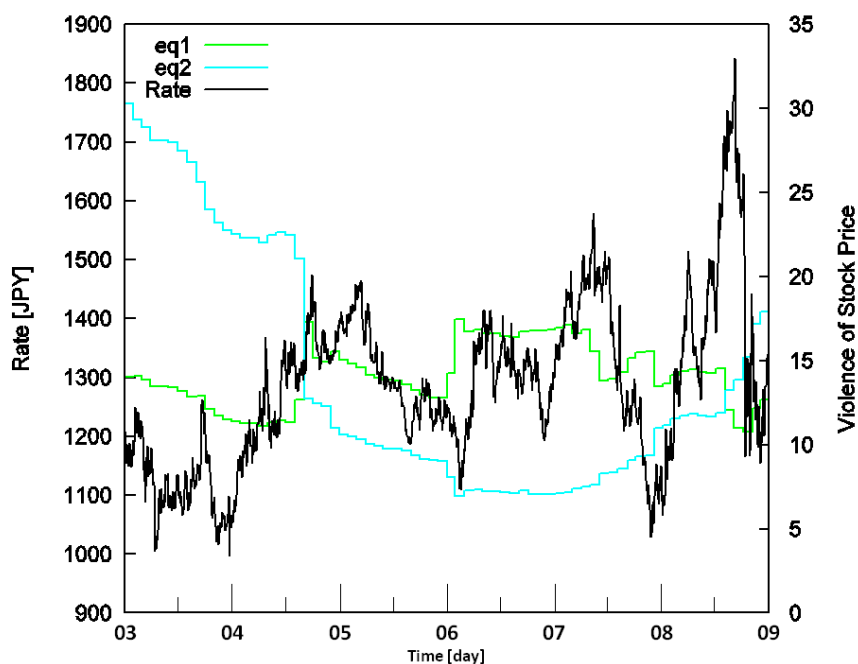


図 4.7: 株価と値動きの激しさ。

4.4.2 実験条件

実験条件は4.2.2節の共通の条件に加え、以下ようになる。本節では、適合度関数として4.2.3節において良い成績を残した fit3 をベースとした以下の4つを使用する。値動きの激しさによってCウェイトを可変にすることにより、適合度関数は期間ごとに変化するこ

となる．例えば fit20 において $eq1=10$ ならば手数料は 500 円， $eq1=20$ ならば手数料は 1000 円に相当する．

$$\text{fit 20} = -\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - (50 \times eq1 - 1000) \times \text{取引回数})$$

$$\text{fit 21} = -\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - (100 \times eq1 - 1000) \times \text{取引回数})$$

$$\text{fit 22} = -\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - (50 \times eq2 - 1000) \times \text{取引回数})$$

$$\text{fit 23} = -\text{ロス} + 0.01 \times (\text{利益} - (100 \times eq2 - 1000) \times \text{取引回数})$$

4.4.3 実験結果

表 4.5: 実験結果 3 . 136 銘柄の適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円] .

	単純 移動平均	指数平滑 移動平均	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 3	23.59	27.01	7.39	8.18	66.16
fit 20	24.53	24.21	8.11	10.94	67.79
fit 21	23.84	24.24	7.60	11.39	67.07
fit 22	24.98	24.51	8.28	11.15	68.91
fit 23	25.72	21.64	9.07	9.69	66.12

適合度関数ごとに実験を行い，136 銘柄の利益を平均した結果が表 4.5 と図 4.8 である．
C ウェイトを可変にし適合度関数を期間ごとに变化させたものの，4.3.3 と同じく利益の時
間変化は似通った傾向にあり，適合度関数間での大きな差はあまり見られなかった．

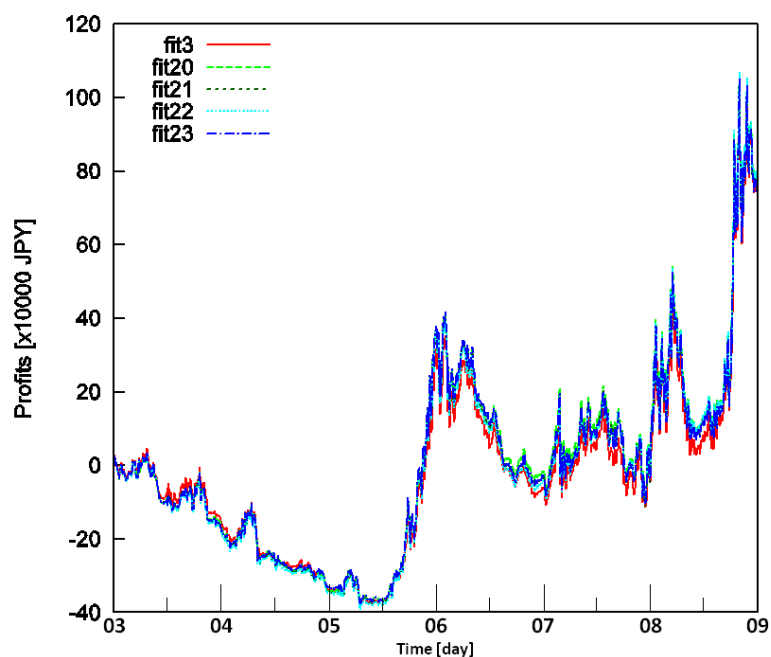


図 4.8: 実験結果 3 . 136 銘柄を平均した利益の時間変化 .

4.4.4 考察

今回の実験では好成績を残すことは出来なかった．値動きの激しさと C ウェイトの間には関係があるという仮説に基づき本提案が有効に動作するためには，値動きの激しさを正しく定式化することが必要であった．図 4.7 のように数式から値動きの激しさを導出していたが， $eq1$ ， $eq2$ が値動きの激しさをモデルできているとは言い難い．そのため仮説の真偽を今回の実験から問うことはできない．様々な説明変数から値動きの激しさを定式化し，実情に合うモデルを作成することが今後の課題である．

第5章 外国為替市場への適用

4.2 節の実験の結果，株式市場における実験では損失を出さないことを重要視した適合度関数 $fit3$ が良好な成績を残した．そこで本章では外国為替市場に対しても 4.2.1 節の手法をベースとした手法を適用しその性能を評価する．

5.1 トレンド系指標とオシレータ系指標

5.1.1 方針

株式市場を対象とした 4 章の実験ではテクニカル指標には 4 つともトレンド系の指標が用いられた．実験の結果として，程度の差はあるものの株式市場に対してトレンド系のテクニカル指標は有効であった．しかし金融市場にはトレンド系の指標が有効でない相場も考えられ，その中の一つにレンジ相場がある．図 5.1 は欧ユーロ英ポンドの 6 年間の為替レートの時間変化である．レンジ相場とは図 5.1 の青矢印の期間のように一定範囲の値幅の中で上下の動きを繰り返すような相場のことである．レンジ相場においては底値において買い，高値において売ることにより利益を上げることができる．そしてレンジ相場において有効であるのがオシレータ系のテクニカル指標であり [14]，付録 A において示した移動平均乖離率や RSI などがある．外国為替市場はレンジ相場となる傾向があると言われ [15]，オシレータ系テクニカル指標を基に売買することにより利益を出せるのではないかと考えられる．一方で赤矢印の期間は強いトレンドが表れており，トレンド相場であると言える．外国為替市場を対象とした投資ではトレンド相場，レンジ相場の双方を考慮に入れる必要がある．そこで次節で述べる条件によりトレンド系とオシレータ系双方のテクニカル指標を用いて実験を行い，外国為替市場に本手法が有効であることを検証する．

なお実験に用いるアルゴリズムは 4.2.2 節と同様である．

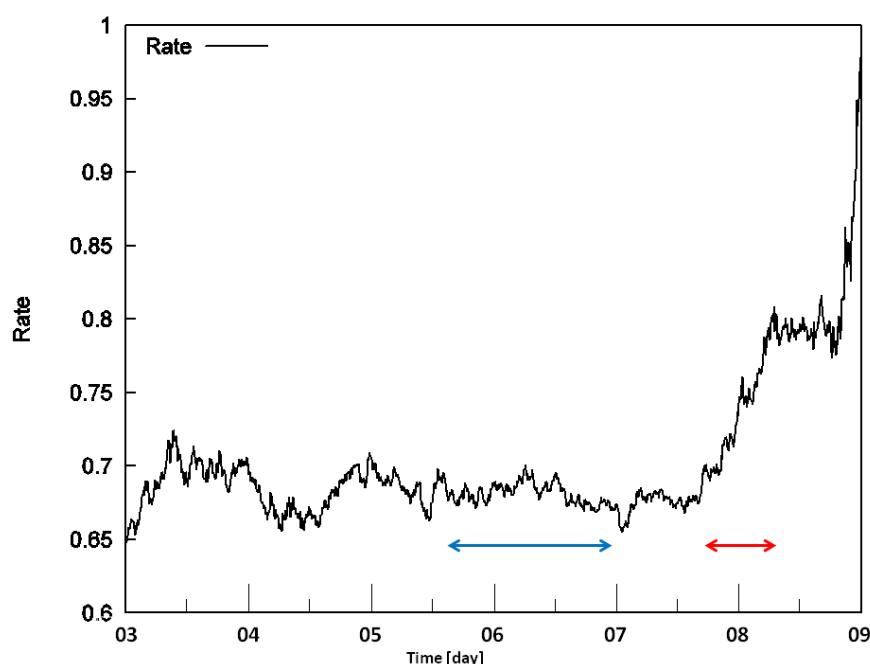


図 5.1: レンジ相場とトレンド相場 .

5.1.2 実験条件

トレンド系とオシレータ系それぞれ4種類のテクニカル指標を用いて実験を行う．それぞれで使用するテクニカル指標は表 5.1 の通りであり，定義や計算方法は付録 A に記載した．なおボリンジャーバンドとチャンネルブレイクアウトは売買条件を変えることによりトレンド系，オシレータ系のどちらの指標としても用いることができる．

算出期間 [日] は {5,10,15,20,25,30,50,75,100,200} の 10 通り，移動平滑移動平均のパーセ

表 5.1: 使用したテクニカル指標 2 .

指標	パラメータ	トレンド	オシレータ
単純移動平均	算出期間 [日](短期, 長期)		
指数平滑移動平均	算出期間 [日](短期, 長期)		
移動平均乖離率	算出期間 [日], パーセント		
RSI	算出期間 [日], パーセント		
ボリンジャーバンド	算出期間 [日], 係数		
チャンネルブレイクアウト	算出期間 [日]		

ントは{2,4,6,8,10}の5通り, RSIのパーセントは{10,15,20,25,30}の5通り, ボリンジャーバンドの係数は{1.0,1.5,2.0,2.5,3.0}の5通りである.

2001年から2008年までの8年間の外国為替データを使用し実験を行う. 2年間の訓練データにGAを適用することによりパラメータを最適な組み合わせに調整する. そしてその後の1ヶ月において訓練した売買ルールにより売買し評価を行う. これを1セットとし, 各セットを1ヶ月ずつずらしながら合計72セット(6年間)行う.

初期資金は無限にあるものと仮定, 取引単位は10000通貨とし, 手数料を取引1回当たりペアごとに定めた額(100円~400円)とする. テクニカル指標には表5.1よりトレンドとオシレータそれぞれ4種類を用いる. 実験の評価に用いる外国為替データは17ペアを使用する. また実験にはStooq[16]の外国為替データを用いる.

GAの条件としては4.2.2節と同様に以下の通りである. 個体数は100, 世代数は500とする. 世代交代モデルはMGG(最小世代ギャップモデル)を用い, 交叉は一様交叉, 突然変異はランダム置き換え型とする.

評価する適合度関数は4.2.2節と同様である.

表 5.2: 実験結果 4. 17 ペアの適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円].

	単純 移動平均	指数平滑 移動平均	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 0	9.4	6.5	-11.0	18.6	23.5
fit 1	6.5	12.0	-3.6	19.8	34.7
fit 2	14.7	9.3	-13.4	18.5	29.1
fit 3	13.7	12.1	0.2	14.0	40.0
トップ回数	2	3	1	2	
プラス回数	13	13	9	11	
	移動平均 乖離率	RSI	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 0	-16.3	-17.9	-7.8	-9.6	-51.6
fit 1	-14.8	-17.0	-6.5	-17.2	-55.5
fit 2	-16.0	-21.1	-12.9	-6.3	-56.3
fit 3	-7.3	-14.8	-17.4	-6.9	-46.4
トップ回数	4	1	1	3	
プラス回数	10	4	5	4	

5.1.3 実験結果

トレンド、オシレータのテクニカル指標と適合度関数ごとに実験を行い、17ペアの利益を平均した結果が表5.2、図5.2及び図5.3である。表5.2は上半分がトレンド系指標、下半分がオシレータ系指標である。トップ回数はfit3を対象とし、8つのテクニカル指標での最も利益を出した回数を表す。またプラス回数は同じくfit3を対象とし、17ペアの中で利益が出た回数を表す。

トレンド系のテクニカル指標を用いた場合は、株式市場の実験と同じくfit3が利益を上げられる傾向が見られた。その一方でオシレータ系のテクニカル指標を用いた場合にはどの適合度関数でも最終的には利益がマイナスとなる結果となった。オシレータ系テクニカル指標に基づく実験について図5.3を参照しながら経過を説明する。図5.3を見ると初めの5年間は一時期マイナスとなる期間があるものの、堅調に推移し20万～30万円のプラスとなっていた。しかし最後の1年間、特に後半の半年間において損失が大きく出たために最終的な利益がマイナスとなった。4章における株式市場での実験と同じくこの期間にはリーマンショックが発生しており、どの通貨ペアも大きなトレンドが発生していた。そのためトレンド相場に対応できないオシレータ系テクニカル指標では損失が大きく膨らんだ。

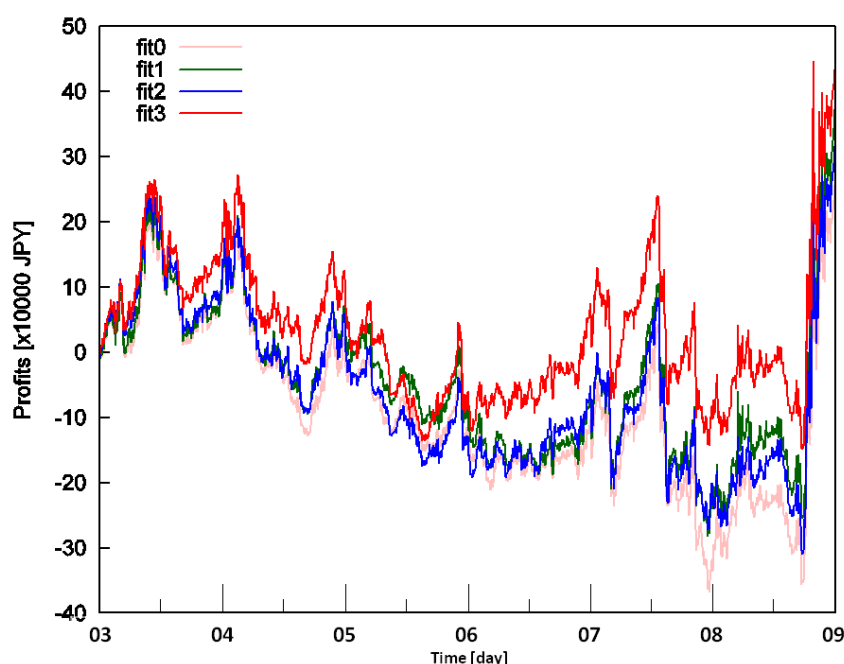


図 5.2: 実験結果 4(トレンド) . 17 ペアを平均した利益の時間変化 .

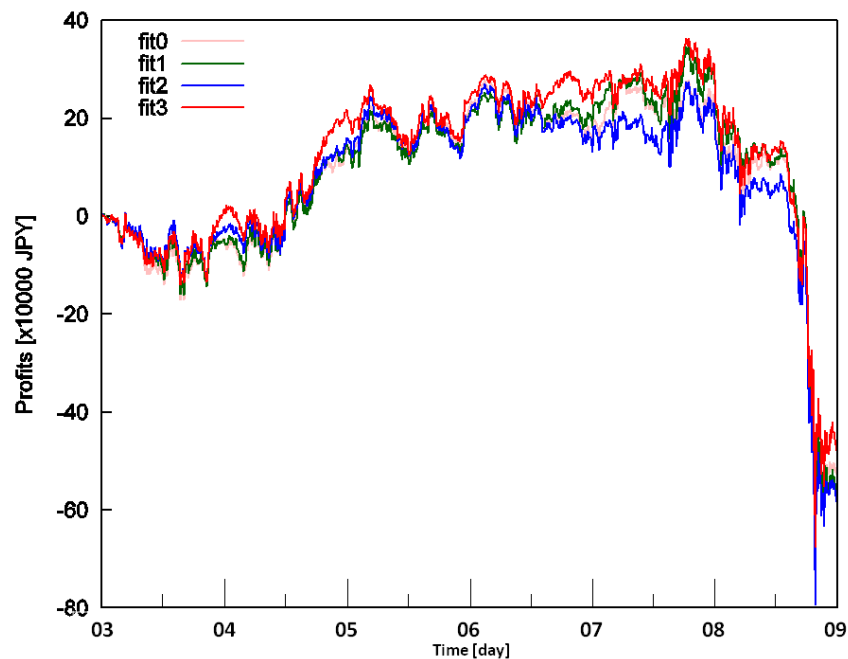


図 5.3: 実験結果 4(オシレータ) . 17 ペアを平均した利益の時間変化 .

5.1.4 考察

有用なテクニカル指標についての分析

今回の実験の結果ではトレンド系の指標がオシレータ系の指標に比べ良い成績を上げていた . fit3 におけるトレンド系の 4 つの指標はボリンジャーバンドが他に比べ利益は出ていないものの , どれも利益がプラスとなったペア数は 50% を超えている . またボリンジャーバンドも 103 万円の損失を出した英ポンド日本円を外れ値として除き平均の利益を取ると , 6.6 万円となりボリンジャーバンドも有用であると考えられる .

一方でオシレータ系指標はプラス回数を見ると移動平均乖離率以外はマイナスとなる数の方が多い . これは 2008 年後半のリーマンショックによる強いトレンドが原因である . しかし図 5.3 を見ると , それまでの期間においては有用であるように見える .

リーマンショックを除いた期間におけるテクニカル指標毎の成績

先ほどの考察で実験結果のリーマンショックの影響について述べたが、更に詳しく見る。表 5.3 はリーマンショックのあった 2008 年の後半の半年間を除いた、2003 年 1 月～2008 年 6 月までの売買結果である。上半分がトレンド系指標、下半分がオシレータ系指標であり、トップ回数とプラス回数は 5.1.3 節と同様に fit3 を基にしている。

全体的にトレンド系指標は 6 年間の場合と比べチャンネルブレイクアウト以外では利益を出せなかった。図 5.2 の通りどの適合度関数でも最後の半年において利益を出しているのに対し、それまでの 5 年半の期間では利益を出すことは難しかった。ただし利益が一番大きかった fit3 でのプラス回数を見ると、プラスになるかマイナスになるかは五分であるとも見える。一方でオシレータ系指標は 5 年半の期間では概ね利益を出すことができ、fit3 が最も利益を上げていた。トップ回数はオシレータ系の方が多く取っており、利益がプラスとなった回数もトレンド系と比べ改善している。以上より為替市場における主要局面であるレンジ相場においてはオシレータ系指標が有効であり、強いトレンド相場が発生した場合にはトレンド系指標が有効であると言える。

表 5.3: 実験結果 4'。リーマンショックを除いた期間における 17 ペアの適合度関数とテクニカル指標ごとの平均利益 [万円]。

	単純 移動平均	指数平滑 移動平均	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 0	-6.5	-8.6	-12.3	4.6	-22.8
fit 1	-9.9	-4.5	-3.2	5.1	-12.5
fit 2	-2.1	-5.3	-11.8	3.1	-16.1
fit 3	-0.6	-2.9	-0.7	2.9	-1.3
トップ回数	2	1	0	1	
プラス回数	9	8	8	9	
	移動平均 乖離率	RSI	ボリンジャー バンド	チャンネル ブレイクアウト	合計
fit 0	0.8	0.4	5.7	4.1	11.0
fit 1	1.0	0.9	10.3	-0.3	11.9
fit 2	-0.7	-4.2	4.1	7.0	6.2
fit 3	9.1	2.5	-0.4	2.7	13.9
トップ回数	4	3	2	4	
プラス回数	12	10	8	9	

株式市場と為替市場におけるチャンネルブレイクアウト

図 5.4 は実験期間の英ポンド日本円での単純移動平均 (SMA) とトレンド系指標のチャンネルブレイクアウト (CBO) の利益と売買状況を表す．図下段の色つき線は下にあるときは買い，上にあるときは売りを表す．チャンネルブレイクアウトは例えば図 5.4 の青矢印のように，一定のレート内で上下を繰り返すレンジ相場から上昇相場に変わった時，売りから買いへ変更している．一方で単純移動平均は同時期にしばらくは売りのまま保持しており，チャンネルブレイクアウトに比べ買いに変更するまでのタイムラグがある．これは移動平均はトレンドの転換を判断するのに時間がかかるからであり，その判断をするまでの間に損失が出ている．チャンネルブレイクアウトでは判断までの時間がかからず，トレンドの転換に機敏に反応できたために利益を出すチャンスがあった．

また 2 つの赤矢印の期間では単純移動平均がトレンドが転換すると判断し，買いから売りへ変更しているが，どちらも底値で売りに出ている．これは先ほどのタイムラグが原因であり，その後の値動きと逆の方向に売買をしている．なお緑矢印のリーマンショックのときにはどちらもトレンドに従った売買を行っている．このようにトレンドの転換と買いまでの時間差が少ないために，他のトレンド系指標と比べチャンネルブレイクアウトの結果が良くなったと考えられる．

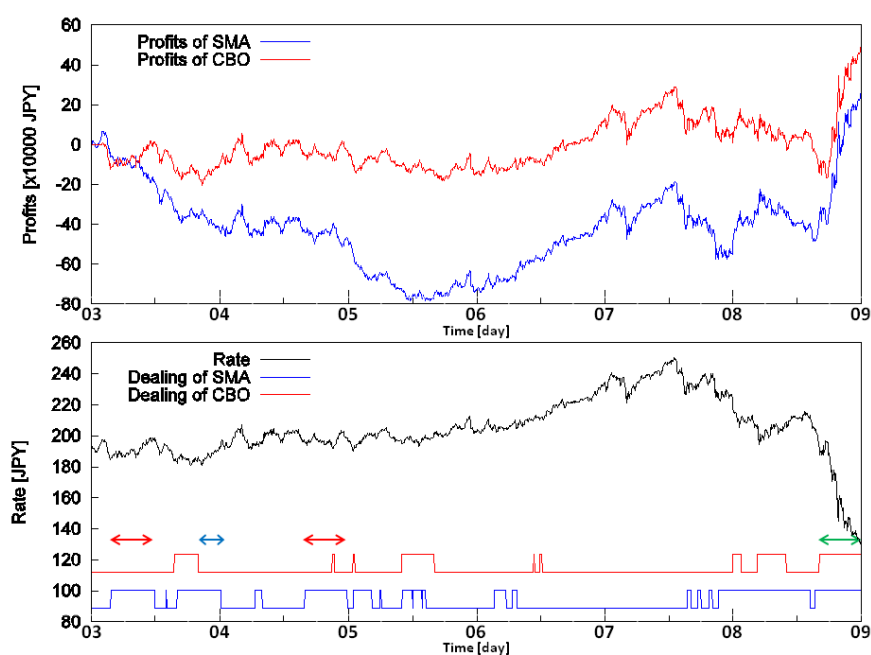


図 5.4: 単純移動平均とチャンネルブレイクアウトの比較．

4.2.3 節の株式市場を対象とした実験ではチャンネルブレイクアウトが移動平均の3分の1程の利益しか出ないという結果となっていたが、今回の実験では移動平均と同程度の利益を出していた。これは外国為替市場においてはレンジ相場とトレンド相場の切り替わりがあるためであると考えられる。レンジ相場ではチャンネルブレイクアウトが有効であるために、トレンド相場が多いといわれる株式市場に比べ、為替市場では利益を上げることができた。

トレンド系指標とオシレータ系指標

図5.5は加ドル日本円のfit3におけるトレンド系とオシレータ系のテクニカル指標を用いた時の利益とレートを表している。利益の時間変化を見ると、常にトレンド側が利益を上げているわけではなく、期間によってはオシレータの方が利益を上げていることもある。例えば1年目の前半や3年目の後半、リーマンショックの6年目の後半はトレンドが勝るが、2年目の前半や6年目の前半ではオシレータが勝っていた。このようにレートの動きによってトレンド系指標、オシレータ系指標どちらに基づいた売買が適切であるのかは異なる。そのため最適な売買戦略をとり続ければより利益の出る取引ができる可能性がある。

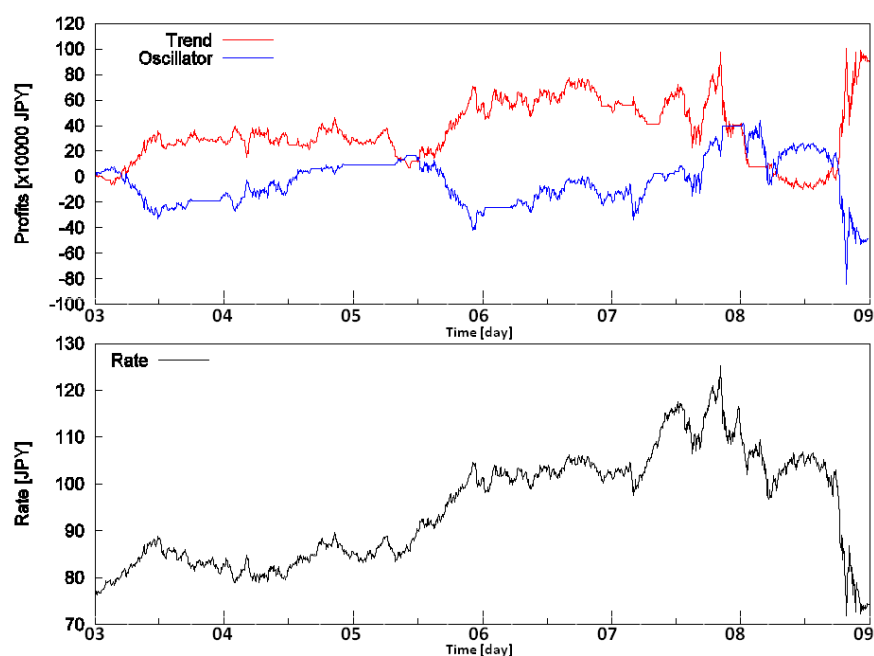


図 5.5: 加ドル日本円のトレンド、オシレータでの利益 [万円] とレート [円]。

5.2 ハイブリッド売買

5.2.1 方針

5.1.3 節の結果より，最終的にはオシレータ系指標に比べトレンド系指標を用いた売買の方が利益が出るものの，5.1.4 節において述べたように，期間によってはトレンドよりもオシレータの方が有用であることもあった．そこでその時々において最適なテクニカル指標を選択することにより，トレンド相場とレンジ相場の両方に対応できるのではないかと考えられる．本節ではトレンド系指標とオシレータ系指標の最適な方をその時々において選択する，ハイブリッド売買について考える．

トレンドとオシレータの切り替え方法について説明する．過去一定期間（例えば1ヶ月）のレートにより売買を行い，トレンドとオシレータの適合度関数を比較する．これは過去一定期間において損失を出さないことを考慮に入れた上での投資結果を比較していることになる．そして適合度関数が大きい方を翌日の売買戦略として採用し，売買条件を満たしたら売買を行う．つまりトレンド系指標を売買戦略として使用すると判断したら，トレンド系指標4種類を使用することとなる．これにより直近の一定期間における有効な売買戦略を採ることができる．今後この期間を戦略学習期間と呼ぶこととする．適切な戦略学習期間の長さを同定することができれば，トレンドのみ/オシレータのみの場合に比べ利益を上げることが期待される．

5.2.2 実験条件

実験条件は5.1.2 節の条件に加え，トレンド系指標とオシレータ系指標の切り替えのための戦略学習期間を1ヶ月，2ヶ月，3ヶ月，4ヶ月，6ヶ月，1年，1.5年，2年とする．

5.2.3 実験結果

上記の条件により実験を行い、従来のトレンド、オシレータとそれぞれの期間でのハイブリッド売買の平均利益を比較した結果が表 5.4 と図 5.6 である。

表 5.4 を見ると全体的な傾向として、ハイブリッド売買は戦略学習期間が短い方が利益が高くなると見られる。中でも 1 年以上の期間の場合、ほとんどにおいて利益は上げられずマイナスとなる結果となった。それぞれの適合度関数におけるトレンドとハイブリッド売買の利益を比較すると、fit0～fit2 ではほとんどの場合においてトレンドでの利益よりも改善することはできなかった。一方 fit3 では 1 ヶ月、2 ヶ月、3 ヶ月、6 ヶ月の期間とした場合においてトレンドにおける利益を上回る結果となった。

表 5.4: 実験結果 5.17 ペアの適合度関数毎の平均利益 [万円]。

	トレンド	オシレータ	1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月	4ヶ月	6ヶ月	1年	1.5年	2年
fit0	23.46	-51.64	3.86	26.18	-2.54	-19.83	-0.88	-23.43	-40.21	-55.26
fit1	34.68	-55.51	11.26	27.18	9.01	-0.45	4.11	-25.32	-23.27	-49.26
fit2	29.13	-56.27	19.61	4.91	-1.21	-4.41	3.99	-25.92	-16.79	-24.61
fit3	39.91	-46.37	53.76	56.53	48.26	30.58	49.65	5.19	-22.41	7.85

図 5.6 は fit3 におけるトレンド、オシレータ系指標を用いた場合と、それぞれの戦略学習期間におけるハイブリッド売買の、17 ペアを平均した利益である。なお見やすさのためにハイブリッド売買は戦略学習期間が 1 ヶ月、2 ヶ月、4 ヶ月、6 ヶ月、1 年、2 年の場合のみを掲載する。戦略学習期間が 6 ヶ月以下ではトレンド系のみの場合と比べ利益を上げることができ、1 年以上のように戦略学習期間が長い場合には利益を上げることはできなかった。

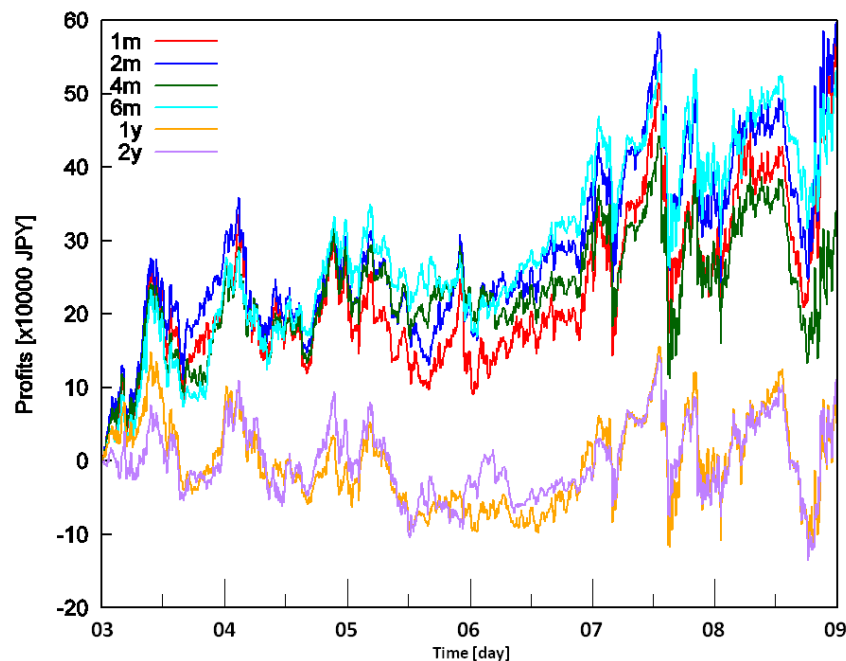


図 5.6: 実験結果 5 . 加ドル日本円の fit3 における 17 ペアの平均利益 [万円] .

5.2.4 考察

戦略学習期間の比較

図 5.7 は fit3 における加ドル日本円のハイブリッド売買の結果である．図上段はトレンド系指標とオシレータ系指標での利益，図中段はハイブリッド売買での利益，図下段は加ドル日本円レートを表す．ハイブリッド売買では良好な結果が得られた戦略学習期間が1ヶ月，2ヶ月，4ヶ月，6ヶ月の売買結果を載せた．

図 5.7 中段の赤矢印の期間においてトレンドとオシレータでの利益を見ると，トレンド系の指標を用いた売買を行うのが良いとみられる．その期間において戦略学習期間が1ヶ月と2ヶ月のケースではトレンド系指標を選択し利益を上げ，4ヶ月と6ヶ月のケースではオシレータ系指標を選択し損失を出している．戦略学習期間が短ければ，直近のトレンド系指標とオシレータ系指標の売買結果を比較するために，直近において有効な売買戦略を採ることができる．一方で4ヶ月や6ヶ月のような比較的戦略学習期間が長い場合では，直近の相場の特性が過去の情報によって薄められ見えにくくなる．そのため有効な売買戦略を選択するまでに時間がかかり，赤矢印の期間において損失を被っていたと考えられる．

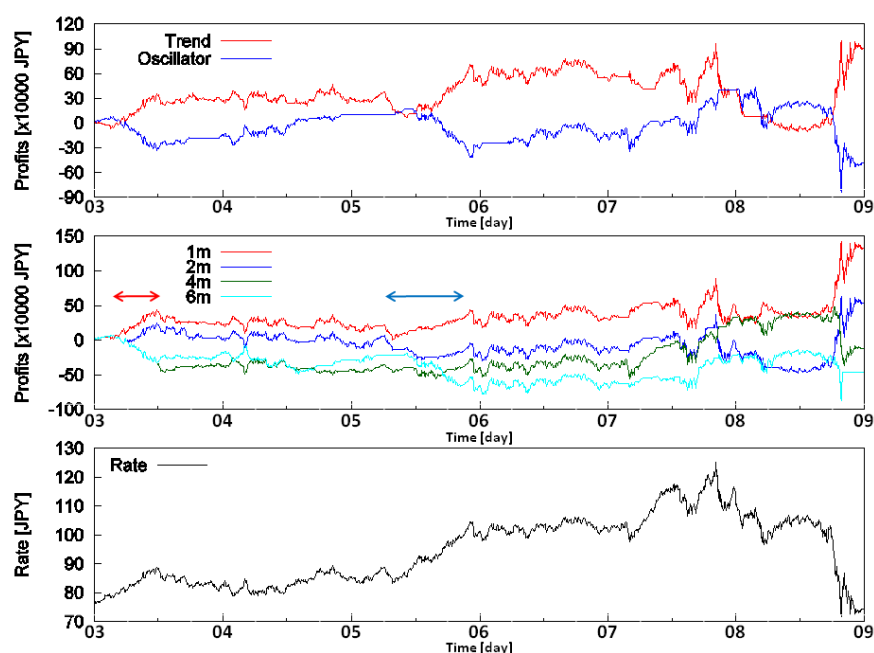


図 5.7: 加ドル日本円の fit3 における 17 ペアの平均利益 [万円] .

青矢印の期間においても，戦略学習期間が短い方が利益を上げるトレンド系指標を選択するまでに時間がかからず，利益を上げている．一方で戦略学習期間が6ヶ月のケースでは先ほどのように直近の情報を取り入れることができず，利益を上げるトレンド系指標を選択するまでに時間がかかっている．

以上のように戦略学習期間の長さにより，トレンド系指標とオシレータ系指標のどちらを選択するかには時間差が発生する．その時間差が小さいほど直近の相場に対応できる戦略を選択することができ，利益を上げることができると考えられる．

今後の課題としてはトレンド系指標とオシレータ系指標の重みづけを行ったうえでの売買が挙げられる．今回の実験ではトレンド系指標を使用すると判断するとすべての売買をトレンド系指標により判断していた．しかし相場の特性は明確に2分出来るものではない．たとえば弱いトレンド相場はレンジ相場の特性も持っており、トレンド系指標よりオシレータ系指標が有効な場合もありえる．そこでトレンド相場だと判断したらすべての投資をトレンド系指標にしたがって行うのではなく、投資予算の75%をトレンド系指標、25%をオシレータ系指標にしたがって運用するというように重みづけを行った上で売買を行うことが考えられる．これによりトレンド系指標を使用して損失が出たときにも，オシレータ

系指標で損失を抑えることが期待される。

ハイブリッド売買 1ヶ月と2ヶ月の比較

図 5.8 は図 5.7 と同じく加ドル日本円のハイブリッド売買の結果である。今度は戦略学習期間が1ヶ月と2ヶ月の場合のハイブリッド売買と売買戦略の選択に着目する。図中段のグラフ下半分の線は下にあるときはトレンド系指標、上にあるときはオシレータ系指標の売買戦略を使用し取引を行っている。

赤矢印の期間においてトレンドとオシレータでの利益を見ると、トレンド系の指標を用いた売買を行うのが良いとみられる。その期間においてどちらもトレンドの売買戦略を採り、共に利益を上げている。しかしトレンド系指標を選択するまでに2つの戦略学習期間の間には時間差があり、それにより利益に変化が出ている。先ほどの考察と同じく、戦略学習期間が短い方が直近の相場に対応できるため、トレンドとオシレータの切り替えが素早く行えたと考えられる。

その後の青矢印の期間でもどちらの戦略学習期間でもトレンドの売買戦略を採るのが良いと判断しているが、判断するまでの時間が異なる。

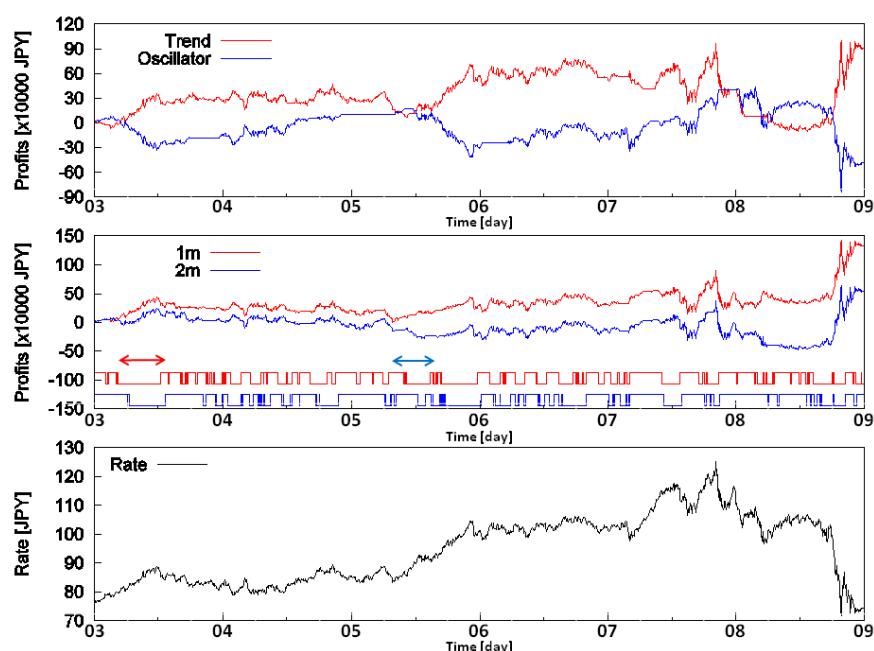


図 5.8: 加ドル日本円におけるハイブリッド売買の結果。

第6章 おわりに

本論文では機械学習手法を用いたシステムトレードに関する提案を行った。

株式市場における実験では適合度関数の設定法に着目し、3つの改善法を提案した。4.2節の実験では、損失を出さないことを最優先した適合度関数が良い成績を収め、従来法と比べ大きな改善があった。4.3節や4.4節では4.2節を拡張した手法を提案したが、値動きの激しさの定式化をどうするか等、課題が残ることとなった。値動きを考慮に入れた適合度関数の実験では、過去の値動きが今後も続くという仮定を基にして売買ルールを組み立てていた。しかし売買ルールが前提としていた金融市場の環境も突然何らかの理由により変化することも考えられる。そのためそのようなリスクも考慮に入れて売買ルールを構築することが必要となる。

外国為替市場を対象とした実験では、株式市場で用いたトレンド系テクニカル指標だけでなく、オシレータ系指標も使用することにより選択の幅を広げた。実験では最終益ではトレンド系指標を用いた方が有効ではあったが、期間によってはオシレータ系指標が勝るということが分かったため、更にトレンド系指標とオシレータ系指標の売買戦略をその時の相場により選択する、ハイブリッド売買を提案した。結果としては5.1節のトレンド系指標のみを使用した場合と比べ、ハイブリッド売買では戦略学習期間によっては利益を40%増やすことができた。今後の課題として、トレンド系とオシレータ系、片方だけのテクニカル指標を使用するのではなく、重みを付けた売買戦略の構築が挙げられる。

今後としては売買エージェントとして実装すること、インターネット上で動作するように実装することが挙げられる。実際の売買をリアルタイムに確認することにより、ファンダメンタルと売買の関係を見逃さず、新たな知見を得られる可能性がある。また今回は株式市場と外国為替市場における自動売買を対象としたが、インデックスやコモディティといった他の市場に手法を適用することも考えられる。

謝辞

本研究を行うに当たりまして，御指導を下さいました折原良平客員教授，大須賀昭彦教授，田原康之准教授に厚く御礼申し上げます．また研究を進める上で様々な指導や助言を下さいました中川博之助教，清雄一助教をはじめ，大須賀・田原研究室の皆様，国立情報学研究所の本位田研究室の皆様，深澤研究室の皆様に感謝の意を表します．最後に大学院まで進級する機会を与えてくれた両親に深く感謝いたします．

参考文献

- [1] 松井藤五郎, 後藤卓. 強化学習を用いた金融市場取引戦略の獲得と分析 (特集ファイナンスにおける人工知能応用). 人工知能学会誌, Vol. 24, No. 3, pp. 400–407, 2009.
- [2] 松井藤五郎. カブロボへの招待: 人工知能を用いた株式取引. 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 4, pp. 540–547, 2007.
- [3] 井上浩孝, 成久洋之. 複合ニューラルネットワークを用いた円-ドル為替レート予測に関する研究 (テーマセッション「ランダムネスと予測～その基礎と応用」及び一般, ランダムネスと予測-その基礎と応用 1). 電子情報通信学会技術研究報告. NLP, 非線形問題, Vol. 105, No. 416, pp. 13–18, 2005.
- [4] 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, 電子・情報・システム部門誌 = The transactions of the Institute of Electrical Engineers of Japan. C, A publication of Electronics, Information and System Society, Vol. 125, No. 4, pp. 631–636, 2005.
- [5] Shyi-Ming Chen and Huai-Ping Chu. Taix forecasting based on fuzzy time series and the automatically generated weights of defuzzified forecasted fuzzy variations of multiple-factors. In *Proceedings of the Second international conference on Computational collective intelligence: technologies and applications - Volume Part II, ICCCI'10*, pp. 441–450, Berlin, Heidelberg, 2010. Springer-Verlag.
- [6] 自動株式売買ロボット・カブロボ. <http://www.kaburobo.jp/>.
- [7] 伊庭斉志. 進化論的手法を用いた金融データの予測 (予測技術の信頼性). 日本信頼性学会誌: 信頼性, Vol. 28, No. 7, pp. 471–480, 2006.

- [8] Tradency - mirror trading platform. <http://www.tradency.com/>.
- [9] シストレ 24、日本のミラートレーダー取扱業者中「口座数 no. 1」～ミラートレーダーの開発元、トレ デンシー社が発表～- infoseek ニュース. http://news.infoseek.co.jp/article/prtimes_000000100_000002151/.
- [10] Manoel C. Amorim Neto, George D. C. Calvalcanti, and Tsang Ing Ren. Financial time series prediction using exogenous series and combined neural networks. pp. 2578–2585, 2009.
- [11] 鈴木智也, 太田真喜. 時系列データの天底予測のための非線形予測法. 情報処理学会論文誌. 数理モデル化と応用, Vol. 2, No. 1, pp. 123–132, 2009.
- [12] Kazuhiro Matsui and Haruo Sato. A comparison of genotype representations to acquire stock trading strategy using genetic algorithms. *IEEE International Conference on Artificial Intelligence Systems*, Vol. 0, pp. 129–134, 2009.
- [13] Yahoo!ファイナンス. <http://finance.yahoo.co.jp/>.
- [14] オシレーターを攻略せよ！ | fx レンジ相場テクニク. <http://www.fx-rangetrading.com/start/capture/>.
- [15] レンジトレード流・通貨ペアの選択 | fx レンジ相場テクニク. <http://www.fx-rangetrading.com/start/pair/>.
- [16] Stooq. <http://stooq.pl/>.

研究業績

査読付き国際会議

1. Yuya Arai, Ryohei Orihara, Hiroyuki Nakagawa, Yasuyuki Tahara and Akihiko Ohsuga.
Designing Loss-aware Fitness Function for GA-based Algorithmic Trading. IEA/AIE
2013. (ショート採択)

論文誌

1. 新井佑弥, 折原良平, 中川博之, 清雄一, 田原康之, 大須賀昭彦. GA を用いた相場適応型システムトレード. 電子情報通信学会論文誌「ソフトウェアエージェントとその応用特集号」. (投稿中)

査読付き国内シンポジウム・ワークショップ

1. 新井佑弥, 折原良平, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦. GA を用いたシステムトレードにおける損失に着目した適合度関数の設定. 合同エージェントワークショップ&シンポジウム JAWS2012. 2012 年 10 月. (ショート採択)

研究会

1. 新井佑弥, 折原良平, 中川博之, 清雄一, 田原康之, 大須賀昭彦. GA を用いた適合度関数と相場変化に着目したシステムトレード. 第 10 回 人工知能学会 ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (SIG-FIN). 2013 年 3 月. (投稿中)

付 録 A テクニカル指標

先行研究 [12] ならびに本研究で用いたテクニカル指標の算出方法について説明する．算出には日足データを用い，日付 t における終値を c_t ，高値を h_t ，安値を l_t とする．また $t-1$ は t の前日である．

A.1 トレンド系テクニカル指標

A.1.1 単純移動平均

過去 n 日間の終値の単純平均であり，日付 t における単純移動平均は式 A.1 で算出される．売買ルールは「ゴールデンクロスで買い，デッドクロスで売り」とした．

$$SMA_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} c_{t-i} \quad (\text{A.1})$$

A.1.2 指数平滑移動平均

最近の価格を重視するように重みを付けた移動平均であり，式 A.2 で算出される．売買ルールは単純移動平均と同じく「ゴールデンクロスで買い，デッドクロスで売り」とした．

$$EMA_n(t) = \begin{cases} SMA_n(t) & (t = 0) \\ EMA_n(t-1) \\ + \alpha(c_t - EMA_n(t-1)) & (t \geq 1) \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

A.1.3 ボリンジャーバンド

価格変動幅の標準偏差に基づく指標であり，式 A.3 で算出される．トレンド系指標としては「バンド上限を上回った時に買い，バンド下限を下回った時に売り」という売買ルールとした．

$$BB_n(t) = SMA_n(t) \pm \alpha\sigma \quad (\text{A.3})$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} (c_{t-i} - SMA_n(t))^2} \quad (\text{A.4})$$

A.1.4 チャンネルブレイクアウト

過去 n 日間での価格変動幅を超えたかどうかで判断する指標であり，式 A.5 と式 A.6 で算出される．トレンド系指標としては「株価が $U_n(t)$ を上回った時に買い， $L_n(t)$ を下回った時に売り」という売買ルールとした．

$$U_n(t) = \max\{h_{t-i} | 1 \leq i \leq n\} \quad (\text{A.5})$$

$$L_n(t) = \min\{l_{t-i} | 1 \leq i \leq n\} \quad (\text{A.6})$$

A.2 オシレータ系テクニカル指標

A.2.1 移動平均乖離率

移動平均からどれくらい離れているか（乖離しているか）を数値化した指標であり，式 A.7 で計算される．売買ルールは「乖離率が閾値を超えたら買い/売り」とした．

$$kairi_n(t) = 100 \times \frac{c_t - SMA_n(t)}{SMA_n(t)} \quad (A.7)$$

A.2.2 RSI

過去 n 日間のレートの買われすぎ/売られすぎを数値化した指標であり，式 A.8 で計算される．売買ルールは「RSI が閾値を超えたら買い/売り」とした．

$$RSI_n(t) = 100 \times \frac{\text{過去 } n \text{ 日間の値上がり幅の合計}}{\text{過去 } n \text{ 日間の値動き幅の合計}} \quad (A.8)$$

A.2.3 ボリンジャーバンド

価格変動幅の標準偏差に基づく指標であり，式 A.9 で算出される．オシレータ系指標としてはトレンド系指標とは逆に「バンド上限を上回った時に売り，バンド下限を下回った時に買い」という売買ルールとした．

$$BB_n(t) = SMA_n(t) \pm \alpha \sigma \quad (A.9)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} (c_{t-i} - SMA_n(t))^2} \quad (A.10)$$

A.2.4 チャンネルブレイクアウト

過去 n 日間での価格変動幅を超えたかどうかで判断する指標であり，式 A.11 と式 A.12 で算出される．オシレータ系指標としてはトレンド系指標とは逆に「株価が $U_n(t)$ を上回った時に売り， $L_n(t)$ を下回った時に買い」という売買ルールとした．

$$U_n(t) = \max\{h_{t-i} | 1 \leq i \leq n\} \quad (\text{A.11})$$

$$L_n(t) = \min\{l_{t-i} | 1 \leq i \leq n\} \quad (\text{A.12})$$