

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 Algorithmic Trading based on GA focusing on Fitness Function and Market Trend

新井 佑弥^{1*} 折原 良平¹ 中川 博之¹
清 雄一¹ 田原 康之¹ 大須賀 昭彦¹
Yuya ARAI¹ Ryohei ORIHARA¹ Hiroyuki NAKAGAWA¹
Yuichi SEI¹ Yasuyuki TAHARA¹ Akihiko OHSUGA¹

¹ 電気通信大学大学院情報システム学研究科

¹ Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

Abstract: A method to build trading rules at algorithmic trading by Genetic Algorithm (GA) is presented. The trading rules are built by adapting parameters of technical indices. New fitness functions in GA, which aim at a robust behavior to change of market trends, are proposed. Furthermore, We have found that the effectiveness of technical indices varies depending on market trend. We propose a hybrid dealing method which switches the technical indices by market trend. The result of experiment shows that profits through dealing are improved by our proposed method.

1 はじめに

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。計算機の性能向上に伴い、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。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先行研究での過学習の課題を発見し、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) における過学習を低減させる適合度関数の設定法を提案した。先行研究は売買ルールの構築において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考案した。実験結果として従来法に比べ2倍以上の利益を上げた。

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。

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章でテクニカル指標とGAを用いた先行研究を説明する。4章で先行研究の課題と適合度関数の設定法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章でトレンド相場、レンジ相場の遷移を考慮に入れたハイブリッド売買の提案と実験を行う。最後に6章で本論文の内容をまとめる。

2 金融市場における機械学習手法の適用

2.1 研究の背景と目的

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。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

*連絡先: 電気通信大学大学院情報システム学研究科
〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
E-mail: arai-y@ohsuga.is.uec.ac.jp

学習手法の応用はあまり進んでいない [1]。そのため他の分野で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する。

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。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言い、そのために使用する指標をテクニカル指標と呼ぶ。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。

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。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、その後は上昇トレンドになると言われ、逆に短期 < 長期となる点をデッドクロスと呼び、その後は下降トレンドになると言われる。そしてゴールデンクロスで買い、デッドクロスで売るといった戦略により売買ルールを構築できる。

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。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。

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 [2][3] や遺伝的プログラミング [4]、遺伝的ネットワークプログラミング [5]、ファジ理論 [6] 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 [7]。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。ある研究 [1] では強化学習を用いることにより売買ルールを構築し、利益を上げている。他にもカプロボ [8] 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。

機械学習手法の一つに遺伝的アルゴリズム (GA) がある。GA 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 GA 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 [5]。

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。

3 先行研究

株式を対象とし、GA を用いた自動売買の手法 [9] を本研究のベースとして用いる。以下にアルゴリズムの流れや実験について説明する。

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 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を満たした場合、翌日の始値で売買を行う。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

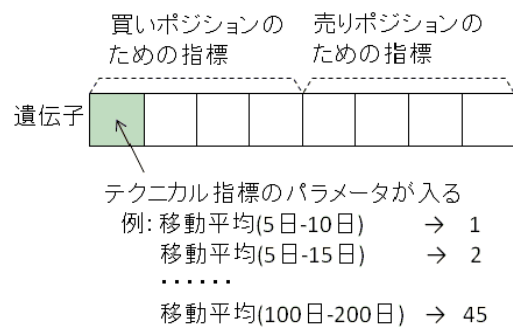


図 1: 遺伝子表現。

表 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]

売買を行い、利益や最大ドローダウン¹といった観点から評価を行う。

なお使用したテクニカル指標は表 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。

先行研究 [9] の実験結果としては 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 株式市場への適用

4.1 先行研究の課題

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 3 章で述べたように過学習の問題があり、本論文では以下のようなケースの過学習に着目した。

図 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の値と株価 (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、同時に適合度関数の値が急上昇している。しかし他の期間では適合度関数の値は減少しており、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あると考えられる。

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り、売買のルールとしては不十分であると考えられ

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 $\frac{\text{極大値} - \text{極小値}}{\text{極大値}}$ をドローダウンと呼ぶ。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ーダウンを最大ドローダウンと呼ぶ。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。先行研究 [9] では割合を使用した。

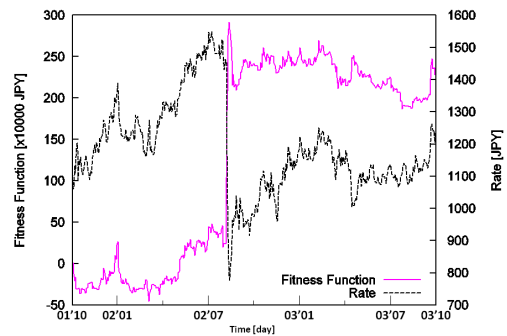


図 2: ある銘柄の 2 年間ににおける適合度関数の変化。

る。そこで図 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、過学習を低減できる安定した売買ルールを模索する。

4.2 方針

過学習を避けるため、従来法である利益 (fit0) 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。

fit 0 利益

fit 1 利益 × 勝率

fit 2 利益 - ロス

fit 3 -ロス + 0.01 × 利益

fit1 では利益を勝率で補正することにより、損失が出た取引の回数が少ないほど適合度関数の値は大きくなる。fit2 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の値は大きくなる。fit3 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。

4.3 実験条件

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する．これは本論文ではポートフォリオ問題を扱わないからである．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)[10]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．

4.2節で説明した4つの適合度関数を評価する．適合度関数はfit0が既存手法，fit1～fit3が提案手法となる．

実験にはYahooファイナンス[11]の株価データを用いる．

4.4 実験結果

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2と図3である．表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．

表 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 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

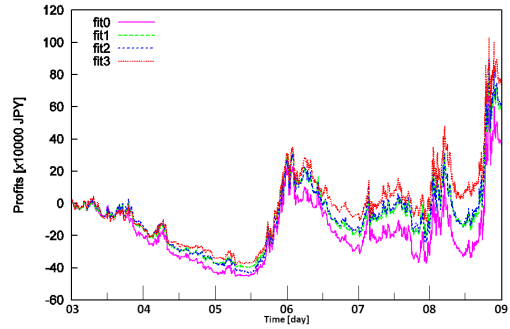


図 3: 136 銘柄を平均した利益の時間変化 ．

4.5 考察

図4は図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は特殊なケースに過剰に適合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．

5 ハイブリッド売買

5.1 トレンド相場とレンジ相場

株式市場を対象とした4.4節の実験ではテクニカル指標は4つともトレンド系の指標を用いた．実験の結

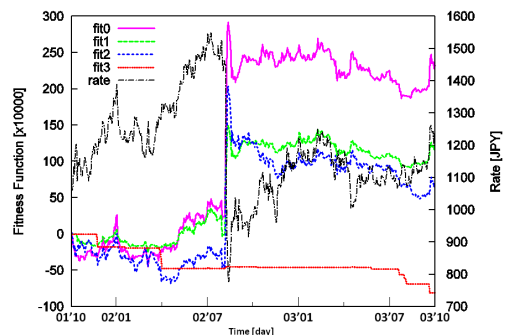


図 4: ある銘柄の2年間における適合度関数の変化 2 ．

表 3: 使用したテクニカル指標 .

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]		

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 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 の期間 a 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、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、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。一方で期間 b は強いトレンドが表れたトレンド相場であり、トレンド系テクニカル指標が有効である。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と考えられる。

そこで 4.4 節での実験をトレンド系指標、オシレータ系指標を使用し外国為替市場を対象に予備実験として行った。テクニカル指標は表 3 からトレンド系に 4 種類、オシレータ系に 4 種類を用いた。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指標、オシレータ系指標として扱うことができる。

4.3 節の適合度関数毎に実験を行った結果が図 6 で

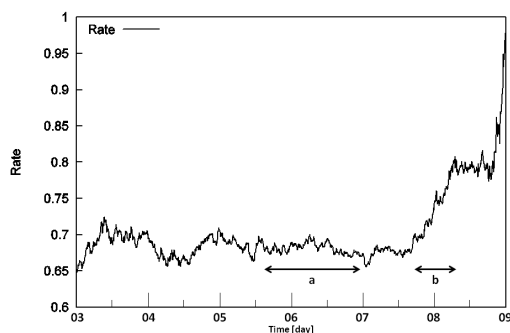


図 5: トレンド相場とレンジ相場 .

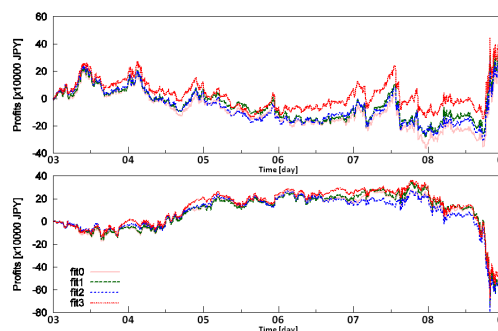


図 6: 予備実験 .

ある。図上段がトレンド系指標、図下段がオシレータ系指標での 17 の通貨ペアでの平均利益の時間変化であり、縦軸は利益、横軸は 2003 年～2008 年の 6 年間の時間変化を表している。

トレンド系のテクニカル指標を用いた場合は、4.4 節と同じく 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になった。図 6 を見るとオシレータ系指標では最初の 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。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。

5.2 方針

5.1 節のように最終的にはオシレータ系指標に比べてトレンド系指標を用いた売買の方が利益が出るものの、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

表 4: 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

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．

トレンド系指標とオシレータ系指標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出来る．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．

5.3 実験条件

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を適用し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ヶ月ずつずらし合計72セット（6年間）行う．

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る．それぞれで 사용되는テクニカル指標は表3の通りである．算出期間[日]は{5,10,15,20,25,30,50,75,100,200}の10通り，移動平均乖離率のパーセントは{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．

初期資金は無限にあるものと仮定する．これは本論文ではポートフォリオ問題を扱わないからである．取引単位は10000通貨とし，手数料を取引1回当たり通貨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3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欧ユーロ日本円，英ポンド米ドル等17ペアを使用する．また実験にはStooq[12]の外国為替データを用いる．

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)[10]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4.3節と同様である．

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．

5.4 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4と図7である．表4のトレンドとオシレータは予備実験，1ヶ月～2年はハイブリッド売買での結果となる．

表4を見ると全体的な傾向として，戦略学習期間が短い方がハイブリッド売買は利益が高くなることが読み取れる．中でも戦略学習期間が1年以上の場合，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では戦略学習期間が1ヶ月，2ヶ月，3ヶ月，6ヶ月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．

図7はfit3におけるトレンド，オシレータ系指標を

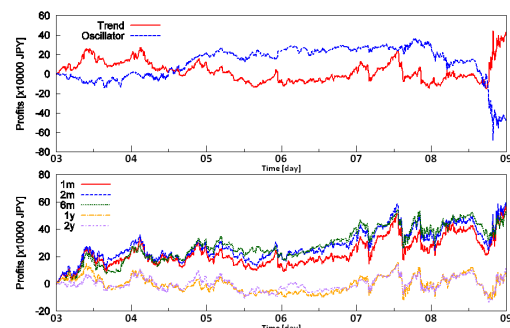


図 7: ハイブリッド売買．fit3 における 17 ペアの平均利益 [万円] .

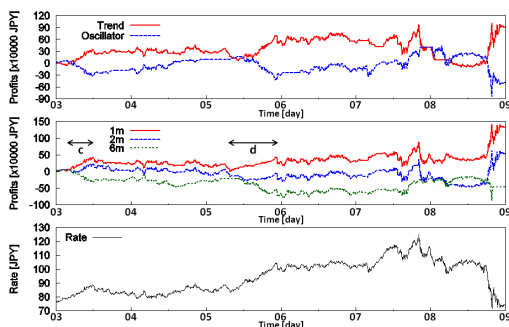


図 8: fit3 における加ドル日本円の利益 [万円] .

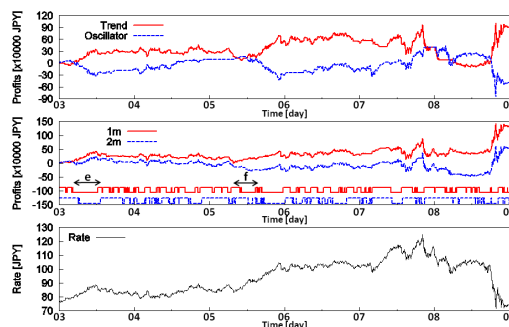


図 9: 加ドル日本円におけるハイブリッド売買の結果 .

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、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。

5.5 考察

5.5.1 戦略学習期間の比較

図 8 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、図中段は戦略学習期間毎の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、6ヶ月の売買結果を載せた。

図 8 中段の期間 c 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。その期間においては1ヶ月と2ヶ月はトレンド系指標を選択し利益を上げ、6ヶ月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探ることができる。一方で6ヶ月のように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、期間 c において損失を被っていたと考えられる。

期間 d 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。一方で過去6ヶ月分の適合度関数(損失)を比較している場合は、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トレンド系指標4種類を使用していた。しかし相場によってはトレンド相場においてもトレンド系指標が有効でない場合があるかもしれない。また逆にトレンド相場においてオシレータ系指標が有効な場合もあるかもしれない。そこでトレンド相場だと判断したらトレンド系指標全てを使用するのではなく、資金のうちの75%をトレンド系指標、25%をオシレータ系指標で運用するというように重みづけを行った上で投資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。

5.5.2 戦略学習期間1ヶ月と2ヶ月の比較

図 9 は図 8 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。

期間 e においてトレンド系指標とオシレータ系指標での利益を見ると、トレンド系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。

その後の期間 f 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に差が出ている。

6 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過学習への着目から適合度関数の設定法を考案し、損失を考慮に入れた適合度関数を提案した。4章の実験では、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。特に $fit3$ では従来法の $fit0$ と比べ2倍以上の利益を出した。

外国為替市場を対象とした5章の実験では、株式市場で用いたトレンド系テクニカル指標だけではなく、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。5.4節の結果としては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。

他にも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今後の課題として挙げられる。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。

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] 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.
- [3] M.C.A. Neto, G.D.C. Calvalcanti, and T.I. Ren, “Financial time series prediction using exogenous series and combined neural networks,” Proceedings of the 2009 international joint conference on Neural Networks, pp.2578-2585, IJCNN'09, 2009.
- [4] 伊庭齊志, “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.
- [5] 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.
- [6] S.-M. Chen and H.-P. Chu, “Taiex forecasting based on fuzzy time series and the automatically generated weights of defuzzified forecasted fuzzy variations of multiple-factors,” Proceedings of the Second international conference on Computational collective intelligence: technologies and applications - Volume Part II, pp.441-450, ICCCI'10, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [7] 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.
- [8] “自動株式売買ロボット・カブロボ,” <http://www.kaburobo.jp/>.
- [9] K. Matsui and H. Sato, “A comparison of genotype representations to acquire stock trading strategy using genetic algorithms,” IEEE International Conference on Artificial Intelligence Systems, pp.129-134, 2009.
- [10] 佐藤 浩, 小野 功, 小林重信, “遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価” 人工知能学会誌, vol.12, no.5, pp.734-744, sep 1997.
- [11] “Yahoo! ファイナンス,” <http://finance.yahoo.co.jp/>.
- [12] “Stooq,” <http://stooq.pl/>.