

取引戦略生成に適した評価指標の検討

A Study on Index which Evaluates Automatic Trading Rules

辻岡卓¹ 山本耕司¹

Suguru Tsujioka¹, Kohji Yamamoto¹

¹ 四国大学経営情報学部

¹ Faculty of Management and Information Science, Shikoku University

Abstract: The purpose of our work was to examine which index is effective for reducing the overfitting. The purpose of this paper is to report on our work. For the purpose of our work, we constructed an automatic trading model using Genetic programming. We simulated the model using real foreign exchange market data to compare the asset based index and Sharpe Ratio based index. As a result, the case using Sharpe Ratio based index showed higher performances than the case using asset based index.

1. はじめに

市場の動向を判断するために用いられるテクニカル分析はその利用に経験・熟練が必要とされる。テクニカル分析を用いた取引戦略生成は、利用するテクニカル指標の選択、そのパラメータの設定、算出された指標の解釈といった複数の要素を決定する必要がある。この決定過程は広大かつ多峰性を有する探索空間を対象とした探索問題と捉えることができる。そこで近年、機械学習・進化学習などを用いたテクニカル指標のパラメータ最適化・組み合わせ最適化手法が盛んに提案されている[1][2][3][4][5]。

これら進化学習を用いた取引戦略生成における既存の研究において、学習時と実験時における各種パフォーマンスは大きな差が生じることが報告されている[4]。その大きな原因は学習時の市場環境に対する過学習(オーバーフィッティング)によるものと考えられている。

本論では対象市場として外国為替証拠金取引(FX)を取り上げ、取引戦略を遺伝的プログラミング(GP)で生成する手法について紹介する。また、適応度として用いる評価指標がパフォーマンスの高低とオーバーフィッティングに与える影響について比較・検討した結果を述べる。

まず特定の学習期間における市場情報を教師情報としてGPによる学習を行う。次に学習の結果として得られた取引戦略を用いて特定の実験期間におけるシミュレーションを行い、その結果を基にパフォーマンスの評価を行う。

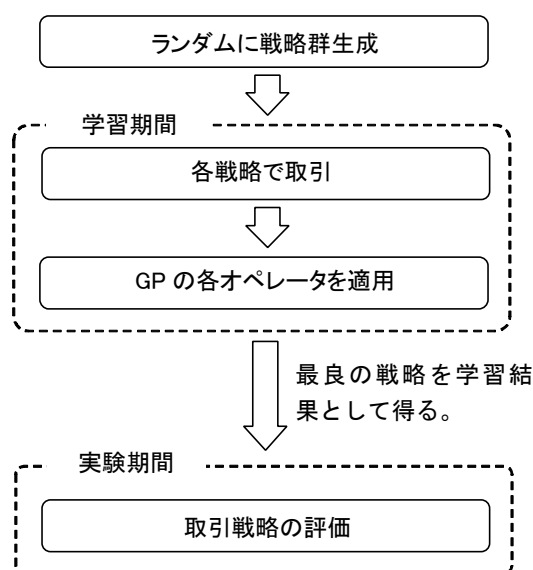


図1 提案手法の流れ

2. GPによるFX取引戦略の生成

本研究における取引戦略生成の流れを図1に示す。

連絡先: 辻岡卓, 四国大学経営情報学部メディア情報学科, tsujioka@keiei.shikoku-u.ac.jp

2.1 取引戦略の表現

本研究では取引戦略は2分木状で表現した(図2)。以降、これを戦略木と記載する。戦略木の非終端ノードにはテクニカル指標とそれを算出する際に必要なパラメータ、終端ノードには取引判定処理が格納されてい

る。

入力として与えられた市場の時系列データ(各時点での始値,終値,高値,安値)を基に根ノードから順に指標値を算出・条件判定を行い、条件に合致すれば右子ノードを、条件に合致しなければ左子ノードを実行し、非終端ノードに到達するまでこれを繰り返すことで売買の判断を行うことが可能となる。

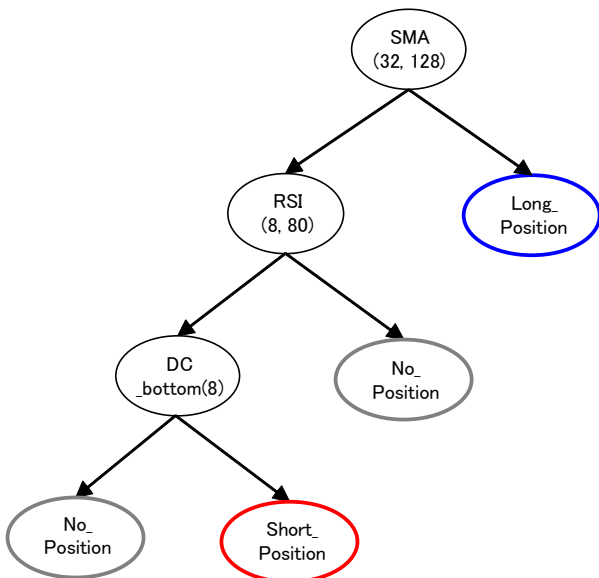


図2 戦略木の例

2.2 条件判定を行う非終端ノード

非終端ノードに格納するテクニカル指標として、SMA(単純移動平均)、ボリンジャーバンド、RSI(Relative Strength Index)、ドンチャン・チャンネルを採用した。これらの指標はポピュラーで市場参加者に幅広く利用されている。また、その解釈によりトレンド系の指標として順張りに使われることも、オシレータ系の指標として逆張りに使われることもある。本研究ではその解釈を作為的に与えず、GPによる学習の結果として得られた戦略木において各種終端ノードとの位置関係から得られるであろう解釈を用いることとした。

各テクニカル指標のパラメータは、計算量を減少させるとともに学習時のオーバーフィッティングを軽減する意図で間接コーディング[4]を用いて{2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256}の対数状の数値を用いた。

2.3 取引処理を行う終端ノード

終端ノードはLong(買いポジション)、No_position(ポジションなし)、Short(売りポジション)、の3種からなる取引命令が格納されている。時系列変化による取

引命令処理を表1に示す。 t 時点において戦略木の示した取引命令関数が $t-1$ 時点と異なる場合、仕掛け(エントリー)または決済(エグジット)の取引処理を行う。なお、現ポジションを決済すると同時に、逆ポジションの取引を行うドテン売買を許可した。

表1 非終端ノードの取引処理

(t-1)時点の関数	t時点の関数	取引処理
Long	Long	Long 維持
Long	Short	Long 決済、Short 仕掛けのドテン 売買
Long	No_position	Long 決済
Short	Long	Short 決済、Long 仕掛けのドテン 売買
Short	Short	Short 維持
Short	No_position	Short 決済
No_position	Long	Long 仕掛け
No_position	Short	Short 仕掛け
No_position	No_position	現状維持

2.4 GP による学習

所定の世代の間、取引戦略群に対し遺伝オペレータを実行することで市場に適応した戦略群を得る。以下に本研究における遺伝オペレータの概要について記載する。

交叉: 旧世代から親となる2個体を無作為に選択する。2個体のそれぞれで無作為に選択したノードの直上に切断点を設定、切断点以下のノードを交換する。新世代の個体の多く(「1-エリート保存率」にて算出)はこの方法で生成される。

変異: 交叉で生成した新世代を対象に、所定の変異率で無作為に個体を選択する。選択された個体で無作為に変異点を選択し、それ以後の部分木を新規に生成する。

選択: 旧世代のうち、適応度の高い個体を所定の所定の割合(エリート保存率)で次世代に保存する。

2.5 適応度として用いる評価指標

遺伝的・進化的計算手法を用いて取引戦略生成を行う手法についてはこれまでに多くの提案がなされている[1][2][3][4]。これらの先行研究では保有資産の増減、パイアンドホールド戦略に対する超過利益、

など単純な損益を基とした指標を適応度として用いている。現実の市場参加者の目的は収益の追求である点を念頭に置けば取引戦略生成の評価指標として損益をベースとするのは妥当である。

しかし、先行研究の多くは一定の学習期間における取引戦略最適化の後、実験期間において取引戦略の評価を行うという一連の流れを採用しており、本研究もこれに倣っている。この場合、損益ベースの指標を適応度として用いることで学習期間の市場にオーバーフィッティングした取引戦略を生成する可能性がある。なぜならば学習期間の教師情報として用いた市場情報において急騰・急落が存在した場合、これをうまく捉えることを目標に学習が行われてると考えられるためである。

図3に学習期間、実験期間を通した市場値動きのモデルを示す。図3の学習期間において long のイグジット、または short のエントリーとして望ましい時点として A, B, C の3点を示す。1種類の取引戦略では A, C を捉えることと B を捉えることの両立はできないとする。この場合、損益ベース適応度では B を捉える戦略が優位戦略とみなされる。しかし、図3のモデルに示す B 時点のような急騰は学習期間の特異点であり、これを捉えるような戦略最適化はオーバーフィッティングといえる。学習期間のみならず、その後の実験期間においても出現が期待できる値動きをうまく捉えることのできる戦略生成が望ましい。

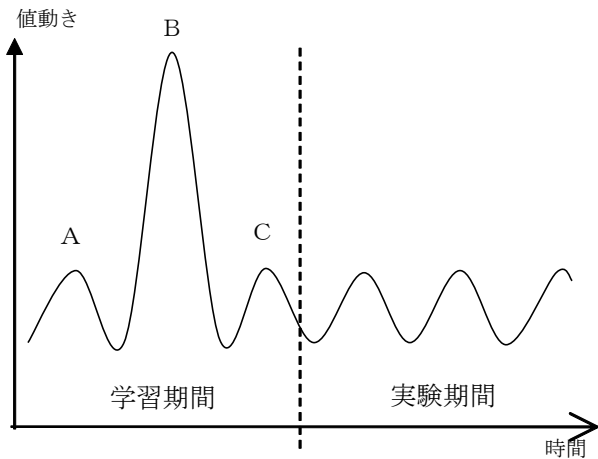


図3 値動きモデルによる急騰の例

本研究では取引戦略の評価指標として、総損益とシャープレシオ(Sharpe Ratio)を採用した。総損益は所定取引期間後の総利益と総損失を合計した値で大きいほど適応度が高い。

一方のシャープレシオは特定の資産が収益を得るためにどれだけのリスクを負っているかを測るための指標として用いられ、次式で算出される。

$$SR = \frac{R - N}{\sigma}$$

ただし、R は収益率、N は同期間における無リスク資産の収益率、 σ は標準偏差(リスク)

しかし、本研究で適応度として用いるにあたっては戦略群における優劣を比較するために用いることから、Nは無視できる。また後述するが本研究では単純化のために初期資産や取引単位およびレバレッジ等の要素を排除している。以上の理由から、総損益を標準偏差で除算することで得られた簡易なシャープレシオ指標を適応度として用いた。ただし便宜上、以降もシャープレシオと呼称する。なお標準偏差が0の戦略(学習期間の取引回数1回の場合など)の適応度は0とした。

3. 実験

3.1 設定

2010年7月1日から2011年6月30日までの1年を対象期間として提案手法の有効性を検証した。本論では検証対象通貨ペアとしてUSD/JPY,およびEUR/JPYを選択し、スプレッドは0.02円に設定した。取引は1時間足を用いることとし、取引処理を行うにあたっては当日の始値を用い、取引単位は常に1万通貨単位とした。また、一度に保持するポジションは1種類であり、両建ては行わないこととした。

学習に用いた線形GPのパラメータ設定を表2に示す。実験期間1年を1週間ごとの期間に分割し、これをそれぞれ実験期間とした。さらに各実験期間の直前の1週を学習期間とした(図4)。学習期間と実験期間の長さを等しく設定したのは、学習期間に最適化された取引戦略が実験期間の長さが原因で機能低下する可能性を排除する狙いがある。なお、各実験期間で得られた戦略群を次学習期間の初期戦略群として用いた。また、約1年間の対象期間を通して1回学習を行った状態での取引戦略群をシミュレーション開始時の取引戦略群として用いた。

表2 GPのパラメータ

個体数	100
エリート保存率	0.2
変異率	0.05
世代数	50

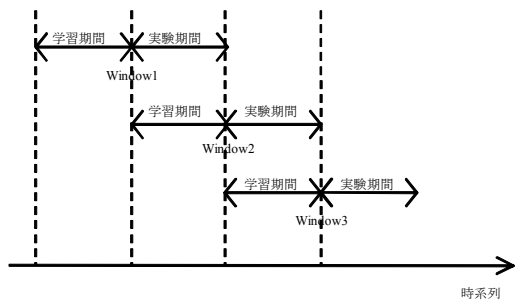


図4 学習期間と実験期間のイメージ

3.2 結果

表3に各通貨ペアおよび適応度ごとの実験結果を示す。表3において取引回数、利益取引率、総損益、標準偏差は10回のシミュレーション結果の平均値を用いた。一方、最大利益・最大損失は全シミュレーション中の最大値・最小値を用いた。

表3 実験期間のパフォーマンス

適応度 結果	USD/JPY		EUR/JPY	
	総損益	シャープ レシオ	総損益	シャープ レシオ
取引回数	932	382.2	765.2	290.6
利益 取引率	0.4550	0.4992	0.4754	0.4997
総損益	-¥47,980	¥42,500	-¥227,840	¥41,680
最大利益	¥28,600	¥12,500	¥32,600	¥24,800
最大損失	-¥25,900	-¥27,200	-¥48,600	-¥39,700
標準偏差	¥509.85	¥355.36	¥1,009.47	¥589.74

両通貨ペアともにシャープレシオを適応度に用いた実験結果が総損益を適応度に用いた実験結果に比べ利益取引率、総損益、最大損失の3面で優れている。その要因の1つとして総損益を適応度に用いた場合の学習期間における過学習が考えられる。

表4に各通貨ペア、適応度ごとの学習期間における各種パフォーマンスを示す。表4から見て取れるように学習期間においては総損益を適応度に用いた取引戦略の方が利益取引率、総損益、最大利益、最大損失の面で優れている。また、図5に示すようにシミュレーション期間の1年間において大きなドローダウンもなく収益を積み上げていることから学習は非常に効率よく行われたと考えられる。にもかかわらず、総損益を用いた戦略が実験期間においてシャープレシオを用いた戦略に比して成績が下回るのは学習期間における学

習を実験期間では十分に活かす事ができないからだといえる。収益を追求した結果、学習期間のみにしか存在しないような特異点で取引を行うよう最適化を行った結果、学習期間からみて比較的近傍であると考えられる実験期間の市場でさえ、その値動きを捉えられないような偏った学習を行ってしまっている。

その一方でシャープレシオを用いた戦略はブレの小さい安定した収益を目標とするため、学習フェーズのみの局所的な収益ではなく、近傍期間も含めた市場の動向を総損益を用いた戦略より正確に把握できている。学習期間、実験期間の両期間において標準偏差は総損益を用いた戦略に比して小さく抑えられており、適応学習において標準偏差がより重要という結果が見て取れる。しかし、その一方でシャープレシオを適応度に用いた戦略では取引回数が非常に少ない結果となった。シャープレシオの算出式では分母に標準偏差 σ を用いるため、これを小さな値に抑えることが適応度の向上につながる。よって、似通った収益の取引を少数発見した個体の適応度が高い値になる。

表4 学習期間のパフォーマンス

適応度 結果	USD/JPY		EUR/JPY	
	総損益	シャープ レシオ	総損益	シャープ レシオ
取引回数	438.25	386.4	419.5	328
利益 取引率	0.7102	0.7034	0.8626	0.7378
総損益	¥483,325	¥447,980	¥859,400	¥766,900
最大利益	¥19,900	¥16,800	¥27,200	¥17,700
最大損失	-¥3,700	-¥5,500	-¥5,100	-¥5,200
標準偏差	¥361.44	¥340.50	¥1,019.99	¥962.21

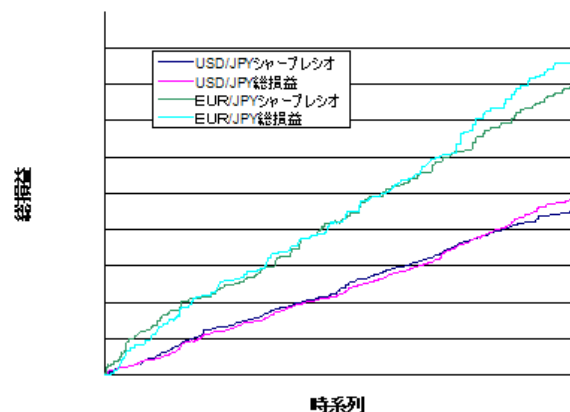


図5 学習期間におけるシミュレーション結果で得られた総損益の年間累積の様子

最後に1年を通しての累積損益額を図6に示す。どちらの通貨ペアにおいてもシャープレシオを適応度に用いた場合は極端なドローダウンもなく最終的には収益を得ることができている。

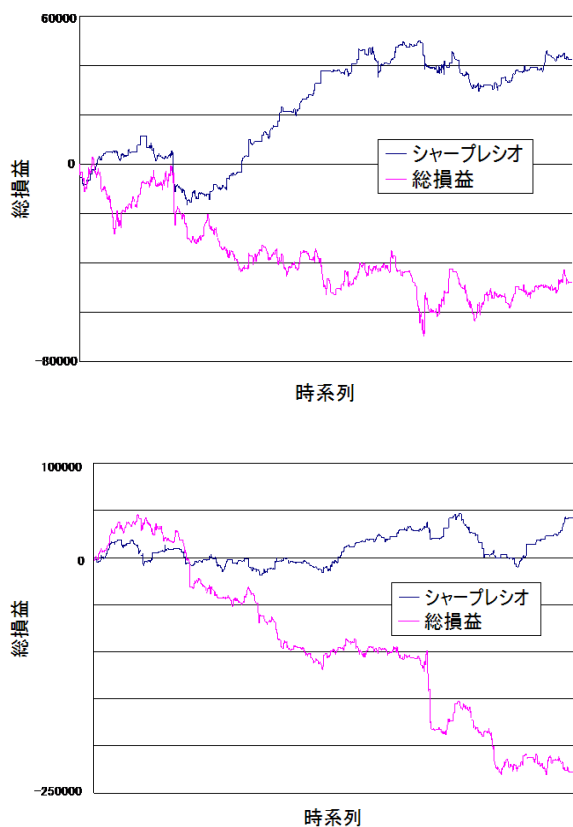


図6 累積損益額推移
(上図:USD/JPY, 下図:EUR/JPY)

4. まとめ

本研究では学習期間のオーバーフィッティングを提言することを目的に、適応度としてシャープレシオを採用したシミュレーションを行った。その結果、総損益を適応度に用いる場合に比べて、実験期間における高いパフォーマンスを確認できた。しかし、その一方でシャープレシオの算出には標準偏差を用いるために取引回数が低減するという欠点も明らかになった。

本論では収益に代わる適応度としてシャープレシオを用いたが、より重要な点は適応度の改善が取引戦略の生成に与える影響が大きいということを検証できた点にある。取引回数の減少を伴わず、利益タイミングを少ないブレで捉える適応度を提案することは戦略の自動生成、システムトレードに用いる戦略のテスト等に非常に重要であると考えられる。

参考文献

- [1] Allen Franklin, Risto Karjalainen, "Using genetic algorithms to find technical trading rules", *Journal of Financial Economics*, vol.51, pp.245-271, 1999.
- [2] 藤原健太, 伊庭齊志, "進化計算手法に基づく外国為替の自動取引", *SIG-FIN-003*, pp.89-96, 2009.
- [3] 松村幸輝, 国屋美敬, 木村周平, "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", *情報処理学会論文誌*, Vol.47, No.9, 2006.
- [4] 松井和宏, 佐藤春夫, "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方に関する検討", *The 23rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2009.
- [5] 平林 明憲, 伊庭 齊志, "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*, 2008.