

GA による株取引戦略獲得における近傍評価法の改良

Improvement of the Neighborhood Evaluation in Acquiring Stock Trading Strategy Using Genetic Algorithms

松井 和宏 佐藤 晴夫
Kazuhiro MATSUI Haruo SATO

日本大学 工学部 情報工学科

Department of Computer Science, College of Engineering, Nihon University

We have proposed the neighborhood evaluation in acquiring stock trading strategy using genetic algorithms. The neighborhood evaluation is an effective method to reduce a kind of overfitting in the training of genetic searches. However, the optimal forms of the neighborhood in this method have not been clear. In this paper, we compare several types of neighborhoods in our experiments. Another disadvantage of the neighborhood evaluation has been the high costs of computation. We also propose a kind of caching method in the evaluation in order to reduce the computational costs. We examine the performance of our method in stock trading for the first section of the Tokyo Stock Exchange for recent eleven years. The empirical results imply the suitable forms of neighborhood and show that the proposed caching method is effective.

1. はじめに

近年の金融市場においては、アルゴリズムトレードと呼ばれる自動取引手法が注目されている [Brabazon 08]。特に機械学習の方法論を用いた自動取引については、さまざまな手法が提案されている [松井 08]。本研究では、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる手法に着目する。

GA を用いた自動取引手法に関するこれまでの研究においては、主にテクニカル分析と呼ばれる手法が用いられている (例えば [松井 10, Matsui 10, de la Fuente 06, 平林 08, 藤原 09, 辻岡 10] など)。テクニカル分析は金融市場を分析するための代表的なアプローチの一つであり、株価や取引出来高などの推移を分析することで将来の方向性を予測するものである。

GA などの進化計算手法を利用したテクニカル分析による自動取引においては、訓練時とテスト時における獲得利益に大きな差が生じる傾向があることが指摘されている [Matsui 10]。これは、訓練時におけるオーバーフィッティングの傾向を意味している。すなわち、訓練時の解空間探索において、ある種の特異点から大きな利益が得られるような場合には、GA がその特異点に過剰に適合してしまいやすい。この特異点が大きな利益を得るのは訓練時のみであることが多いため、テスト時に得られる利益は大幅に減少することになる。これが訓練とテストでの損益差が生じる理由である。

この問題に対して、近傍評価という新しい GA 個体評価法を導入することでオーバーフィッティングを緩和する手法が提案された [松井 10]。通常の GA 探索では、各個体は解空間中の単一の探索点を表現し、その探索点における評価値 (獲得利益) から適合度が評価される。これに対して近傍評価では、各個体が表す一つの探索点だけでなく、その近傍に位置する探索点での獲得利益を考慮して重み付け平均することによって個体を評価する。これにより、ある一点のみで大きな利益が得られるような特異点の影響を減らすことが狙いである。このような近傍評価を導入した GA によって従来法よりオーバーフィッティングが緩和されることが確認されている [松井 10]。

しかし、この近傍評価には2つの問題点がある。一つは近傍

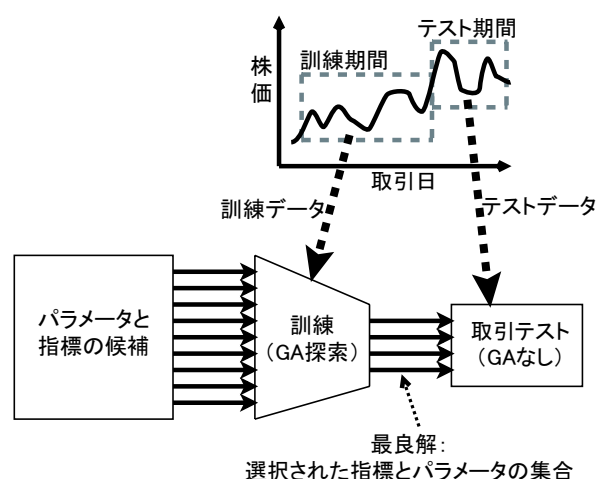


図 1: 全体構成

領域の検討が不十分であること、もう一つは計算時間が大幅に増大することである。前者に関しては、極めて単純な形状の近傍領域のみしか扱っていないことが問題であり、最適な近傍領域形状についての検討が不十分である。後者については、多数の探索点を評価せねばならない近傍評価が持つ本質的な弱点であり、何らかの対策が求められる。本研究は、この2つの問題点の解決を主目的とする。

2. GA による取引戦略獲得

本研究では、図 1 に示す流れによって取引戦略を探索する。まず、あらかじめ定められた期間における株価の時系列データを用いて訓練を行なう。これは取引に有効なテクニカル指標やパラメータの組合せを GA によって探索するものである。次に、訓練によって得られた最良解を用いてテストを行なう。これは実際の自動取引のシミュレーションであり、テスト時には GA は適用されない。

連絡先: 松井和宏, 日本大学工学部情報工学科, 福島県郡山市田村町徳定字中河原 1, matsui@cs.ce.nihon-u.ac.jp

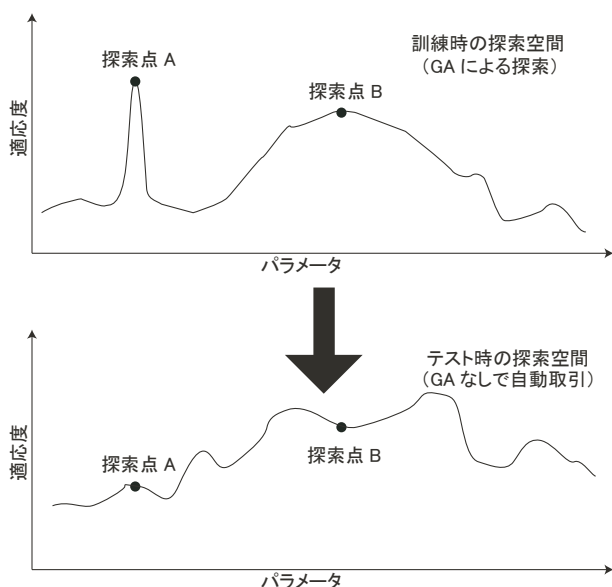


図 2: 特異点の概念

3. 近傍評価法

3.1 特異点の影響

GA などの進化計算法を用いて取引戦略を獲得するための従来の試みにおいては、解空間中の単一の探索点を一つの個体として評価する方法がほとんどであった。しかし、この方法では、訓練時 (GA による探索時) に得られた利益に対して、テスト時 (獲得した戦略による自動取引時) に得られる利益が大幅に減少することが指摘されている [Matsui 10]。これは訓練時におけるオーバーフィッティングによるものである。すなわち、訓練時の株価時系列データに過剰に適合した取引戦略が良好な適応度を獲得し、最終的な戦略として採用されてしまうために、テスト時における時系列データにうまく適合しない状態となっている。

オーバーフィッティングの原因としては、図 2 に示すような特異点の影響が考えられる。ここで特異点とは、ある特定のパラメータ値で、その周辺と比べて極端に高い適応度 (すなわち利益) が得られる状態を指すものとする。図 2 (上) では、探索点 A が特異点である。通常の GA 探索では適応度が最大となる点を探索することが目的であるため、探索点 A を発見することができれば探索は成功である。しかし、本研究で扱っている取引戦略の探索問題では、GA 探索 (訓練) と実際の取引 (テスト) において探索空間の形状は一般に異なったものとなる。これは訓練とテストで用いる株価時系列データが異なるためである。そのため、GA 探索における最適点がテストにおける最適点と一致するとは限らない。すなわち、訓練時における最適点を GA が発見したとしてもテスト時の探索空間に適合しないことが頻繁に発生する。これが、訓練とテストにおける利益の差が生じる原因である。

3.2 近傍評価法の基本的アイデア

特異点の問題を緩和するために提案されたのが近傍評価法 [松井 10] である。図 2 (上) において、探索点 B は探索点 A に比べて適応度が低い。そのため、通常の GA 探索においては最適解とはならない。しかし、探索点 A の近傍が「急峻」な形状であるのに対して、探索点 B の近傍は「なだらか」であ

る。「急峻」な形状に比べて「なだらか」な形状である方が、テスト時における利益の減少が少なくなることが期待できる。これは、「急峻」な形状における高い適応度は訓練データ中に存在する何らかの特殊な理由によって得られた可能性が高いためである。一方、「なだらか」な形状であれば、その可能性は相対的に低いと考えられる。

以上の仮説から近傍評価法は提案された。これは、着目している探索点だけでなく、その近傍の探索点の評価値も考慮し、それらを重み付け平均して得られる評価値を適応度とする手法である。

3.3 評価アルゴリズム

著者らの従来の研究 [Matsui 10] では、探索空間中の着目点 (GA 個体) i に関する適応度 f_i は、

$$f_i = P_i^{long} + P_i^{short} \quad (1)$$

によって求めていた。ここで P_i^{long} と P_i^{short} は、それぞれ買い・売りポジションによる損益の総和である。

これに対して近傍評価法での適応度 F_i は、

$$F_i = F_i^{long} + F_i^{short} \quad (2)$$

によって求める。 F_i^{long} と F_i^{short} は、それぞれ買い・売りポジションによる近傍評価値であり、次式によって求められる。

$$F_i^{long} = \sum_{j \in \text{IndexSet}_i^{long}} g_{j,i}^{long} \quad (3)$$

ここで、 IndexSet_i^{long} は、着目している GA 個体 i の染色体に含まれている買いポジション用のパラメータ付き指標の集合であり、 j はその集合の 1 つの要素、すなわち 1 つのパラメータ付き指標である。また、 $g_{j,i}^{long}$ は、 IndexSet_i^{long} の中で指標 j 以外を固定し、 j だけを近傍 N_j 内で変化させたときに得られる損益の重み付き平均であり、以下によって求められる。

$$g_{j,i}^{long} = \frac{\sum_{k \in N_j} \alpha_k P_{k,i}^{long}}{\sum_{k \in N_j} \alpha_k} \quad (4)$$

ここで、 N_j はパラメータ付き指標 j におけるパラメータの近傍点の集合であり、着目点自身も含まれる。 k はパラメータ付き指標 j の 1 つの近傍点である。 α_k は、着目点と近傍点 k の位置関係によって定められる係数であり、近傍評価に与える影響の強さを決める。式 (4) では、係数 α の効果を正規化している。また、 $P_{k,i}^{long}$ は着目点 i の近傍点 k における買いポジションによる損益の総和である。なお、売りポジションについても同様に計算する。

4. 近傍領域の検討

著者らの以前の研究 [松井 10] においては、図 3 及び図 4 に示すような単純な形状の近傍領域のみを扱っており、形状の違

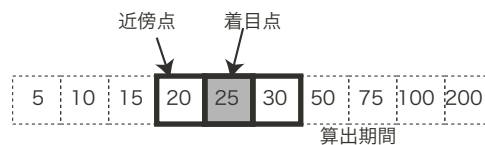


図 3: 1次元近傍の例：チャンネルブレイクアウト

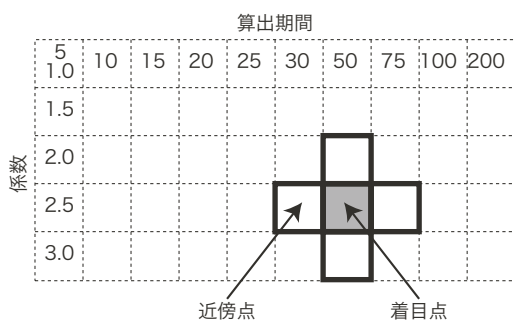


図 4: 2次元近傍の例: ポリンジャーバンド

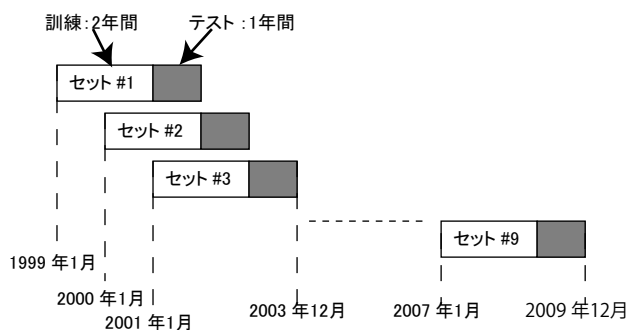


図 7: 実験セットの概念

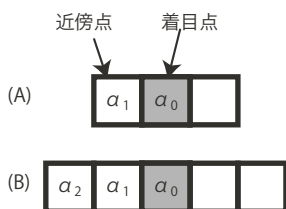


図 5: 比較検討する 1次元近傍の形状

いが性能に与える影響については検討していなかった。本研究では、近傍領域の形状について検討する。

図 3 に示すチャンネルブレイクアウトのような 1 つのパラメータを持つテクニカル指標は 1 次元近傍を持っている。1 次元の場合は比較的単純であり、本研究では図 5 に示すように大きさ 3 と 5 の近傍を比較することとする。また、図 4 に示すポリンジャーバンドのような 2 次元近傍を持つのは、2 つのパラメータから定まるテクニカル指標である。本研究では図 6 に示す 4 種類を比較することとする。図中の $\alpha_0 \sim \alpha_2$ は式 (4) における係数 α であり、近傍領域中の相対位置によって定まる。

5. 高速化の検討

近傍評価法は多数の探索点を評価して統合する評価法であるため、従来の評価法に比べて評価時間が増大する欠点があ

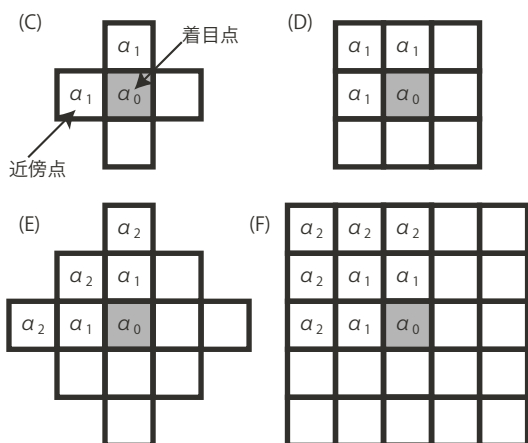


図 6: 比較検討する 2次元近傍の形状

る。そこで、その高速化を検討するのが本研究の第二の目的である。

一般に GA などの進化計算においては、探索の終盤ではある特定の局所的な領域を集中して探索することが多い。その際には以前に評価したことのある探索点を再度繰り返して評価することも多くなる。そこで、このような「既に評価済みの探索点」の評価値を記録しておくことで、評価時間を短縮する方法が考えられる。本研究では、以下のアルゴリズムによって近傍評価法の高速化を試みる。

1. 初期化：
 - 評価済みの探索点 i とその評価値 F_i の組 (i, F_i) を格納するリスト L_e を空として初期化する。
2. GA 実行時にある探索点 i を評価する処理：
 - (a) リスト L_e を走査し、着目している探索点 i が含まれているかどうか調べる。含まれていれば (b)、そうでなければ (c) の処理を実行する。
 - (b) リスト L_e から組 (i, F_i) を読み出し、評価値 F_i を探索点の評価値とする。ここでは仮想取引による評価は行われず、これによって探索点 i の評価処理は終了する。
 - (c) 探索点 i の指標とパラメータを用いて仮想取引を行ない、その獲得利益を探索点 i の評価値 F_i とする。さらに、リスト L_e に組 (i, F_i) を追加する。

本手法では、ステップ 2(b) において仮想取引を実行しないために計算時間を削減することができる。

6. 実験

6.1 設定

提案手法の有効性を評価するための実験を行なう。本研究では、東京証券取引所第一部に上場されている銘柄を対象とした取引シミュレーションを行なう。使用する株価データは 1999 年初めから 2009 年末までの 11 年間の日足データである。この 11 年間を通じて日経平均に継続して採用されていた銘柄の中からランダムに選択した 20 社を取引対象とする。各銘柄について、2 年間の株価推移データを訓練サンプルとして GA 探索を行い、その直後の 1 年間でテストする。これを 1 セットとし、図 7 に示すように各セットの開始時期を 1 年ずつずらしながら合計 9 セット実行する。

乱数による試行の偏りを考慮して、以下の実験では各条件ともに 10 回の試行を行なう。さらに、10 回の試行中で総利益

表 1: 取引の結果

手法	従来法	提案法			
		A/C	A/D	B/E	B/F
近傍形状	なし				
取引回数	717.5	614.3	631.6	625.4	582.1
総利益	145.7	241.0	245.0	211.0	146.9
利益率 (%)	29.1	48.2	49.0	42.2	29.4
MDD	82.2	82.0	71.6	78.3	70.4
利益比 (%)	10.8	18.9	19.1	16.6	11.7

表 2: 計算時間

手法	従来法		提案法	
	なし	あり	なし	あり
近傍			A/D	
高速化処理	なし	あり	なし	あり
計算時間 (秒)	150	93	3420	1544

が最大と最小の試行を除外し、残る 8 試行を平均化する。これは特異事例を除外するためである。

取引における初期資金を 500 万円、取引単位を 1 単位 (最小の取引単位) とし、手数料を 1 回の取引当たり 1,000 円と設定した。

GA の個体群サイズは 50、探索世代数は 5,000 とする。交叉率は 1.0、突然変異率は $1/L$ とする。

また、近傍評価におけるパラメータ α の値は、 $\alpha_0 = 1.0$, $\alpha_1 = 1.0$, $\alpha_2 = 1.0$ とする。

なお GA における遺伝子コーディング法や、使用するテクニカル指標は、著者らのこれまでの研究 [松井 10, Matsui 10] と同様であるため記述を省略する。

6.2 結果

実験結果を表 1 に示す。表中の金額は 10,000 円単位である (以下同様)。近傍形状は 1 次元と 2 次元のそれぞれを表す。同表での利益率は初期資金 500 万円に対する総利益の比率である。MDD は最大ドロウダウン (Maximal draw down) であり、「連敗」によって受けた損失の最悪値の平均である。また、最下段の利益比は訓練時に得られた利益に対するテスト時の利益の比である。本実験では訓練期間を 2 年間、テスト期間を 1 年間としているため、前者を 1 年間の結果に換算して算出している。

この表から、近傍形状が A/C、または A/D において特に良好な結果が得られている。この両形状においては、総利益及び利益比が従来法と比べて大きく改善している。

次に、高速化の効果について調べる。表 2 に、高速化処理の有無による計算時間の違いをまとめる。表中の計算時間は、最良試行における全 9 セットの合計計算時間である。なお、実験に用いた CPU は Intel Xeon 2.66GHz である。表から、高速化処理によって大幅に計算時間が短縮されていることが分かる。

6.3 考察

実験結果から、近傍評価法は従来法に比べておおむね良好な結果を得られたといえる。近傍領域の形状に関しては、比較的小規模な形状の方が高い利益を得る傾向があることが分かった。これはパラメータ数にも依存すると考えられるが、大き

すぎる近傍領域を設定することは望ましくないことが示唆される。

次に、高速化の効果について検証する。表 2 から明らかなように、提案した高速化処理によって計算時間を半分以下に短縮することができた。これは近傍評価法を持つ膨大な計算量という欠点を緩和するものであり、有効な手法と言える。しかし、近傍評価を伴わない従来法の評価法には及ばない。そのため、さらなる改善が求められる。

7. むすび

本研究は、GA を用いて株取引戦略を獲得するための新しい個体評価法である近傍評価法について、効果的な近傍領域の形状、及び評価の高速化に関して検討したものである。近傍領域の形状については比較的小規模な近傍領域の設定が望ましいことを示唆する結果が得られた。また、評価処理の高速化については明確な効果を得ることができた。しかし、近傍評価を伴わない従来法には及ばないままであり、今後のさらなる改善が求められる。

今後の課題としては、近傍領域の大きさや形状と重み付けパラメータ α の関係についてより詳細に検討することが挙げられる。

謝辞

本研究の一部は、科研費補助金 (基盤研究 (C) 20500215) の補助を受けた。

参考文献

- [Brabazon 08] A. Brabazon and M. O'Neill: "An Introduction to Evolutionary Computation in Finance," IEEE Computational Intelligence Magazine, pp.42-55, Nov., 2008.
- [松井 08] 松井藤五郎: "ファイナンスにおける機械学習," JSSST チュートリアル, 2008.
- [松井 10] 松井和宏, 佐藤晴夫: "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," 第 24 回人工知能学会全国大会, 3H2-OS12b-4, 2010.
- [Matsui 10] K. Matsui and H. Sato: "A Comparison of Genotype Representations to Acquire Stock Trading Strategy Using Genetic Algorithms," Trans. on Computational Science VIII, LNCS 6260, pp.56-70, 2010.
- [de la Fuente 06] D. de la Fuente, et al.: "Genetic Algorithms to Optimise the Time to Make Stock Market Investment," Proc. GECCO, pp.1857-1858, 2006.
- [平林 08] 平林, 伊庭: "遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化," 人工知能学会全国大会, 3H1-2, 2008.
- [藤原 09] 藤原, 伊庭: "進化計算手法に基づく外国為替の自動取引," 第 3 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会, 2009.
- [辻岡 10] 辻岡, 山本: "進化計算手法による外国為替取引ルールの生成," 第 5 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会, 2010.