

グリッドコンピューティングを用いたシステムトレードにおける 売買ルールの網羅的探索手法

A Heuristic Searching Scheme for Trading Systems using Grid Computing

江島 慎也 † 小坂 隆浩 † 佐藤 健哉 †
Shinya Ejima Takahiro Koita Kenya Sato

1 はじめに

近年システムトレードが流行している。システムトレードとは、投資を行う際に裁量を排し、一定の売買ルールに従って株式等の売買を行う投資手法である。ここで売買ルールとは、値動きを含めた市場に関する数値化された情報のみを用いて、株式等の売買のタイミングを判定するルールのことである。システムトレードでは全ての売買の判断を売買ルールのみで行うため、投資の良し悪しは売買ルールに強く左右される。現在、システムトレードを行う投資家は、非常に多くの試行錯誤を繰り返しながら、現実の運用に適うような売買ルール、つまり、投資の頼れる指針となる良い売買ルールの探索に取り組んでいる。

考えられる全ての売買ルールを探索すれば、良い売買ルールが発見できる可能性は高いが、これまで、全ての売買ルールを探索する網羅的な探索は行われてこなかった。この理由として、売買ルールの総数が膨大であること、そのために、全ての売買ルールの探索に非常に膨大な時間がかかることが挙げられる。こうした問題を解決するために、我々はグリッドコンピューティングを用いることで、膨大な売買ルールの網羅的探索を可能とする、売買ルール探索プラットフォーム、Trading@home を提案した [1]。

Trading@home で、網羅的探索を行うにあたって、現実的な時間で良い売買ルールを発見するには、どの売買ルールをどの順序で、探索するかといった、探索アルゴリズムをうまく設計することが重要となる。本研究では、Trading@home における、探索アルゴリズムを検討するために、いくつかの売買ルール探索空間の特徴を調べ、実際にどのような探索アルゴリズムが有効であるか検討する。

本稿は次のように構成される。2 章では、一般的な売買ルールの探索方法とその問題点について述べる。次に、3 章では我々の実現しようとしている網羅的探索の概要について述べる。4 章では、予備実験として売買ルール探索空間の評価を行い、これについて 5 章で考察を述べ、最後に 6 章でまとめと今後の課題を述べる。

2 売買ルールの探索とその問題点

2.1 売買ルールの探索

システムトレードにおける良い売買ルールの探索には、一般的に、バックテストという手法が用いられる。バックテストとは、過去データによる売買ルールの仮想売買シミュレーションである。バックテストでは、テストする売買ルールを用いて、過去データによる仮想売買を行い、売買の成績をシミュレーションすることで、その売買ルールの良し悪

しが評価できる。ただし、過去により成績を出す売買ルールならば現在、あるいは未来に用いても比較的良好な成績を出すであろうという前提の下、本研究では、バックテストで成績の良い売買ルールを、良い売買ルールであるとする。つまり売買ルールの探索とは、複数の売買ルールをバックテストで評価することで、その中から最も評価の良い売買ルールを探す作業である。探索の対象とする売買ルールを増やせば、良い売買ルールが見つかる確率も上がるので、考えられる全ての売買ルールを探索できれば、良い売買ルールを発見できる可能性は高い。

2.2 売買ルールの探索における問題点

売買ルールの総数が膨大であるため、全ての売買ルールの良し悪しを定量的に評価するという試みはこれまでなかった。売買ルールの総数が多いのは、売買ルールが取引アルゴリズムと、取引アルゴリズムに渡すパラメータの組み合わせで表現できることに起因する。ここでいう取引アルゴリズムとは「パラメータ A とパラメータ B の差がパラメータ C の値より大きくなれば保持する株式を売る」といった取引のタイミングを決定するためのアルゴリズムである。図 1 に示すように、売買ルールは取引アルゴリズムと取引アルゴリズムに渡すパラメータを決定することで生成できる。ここで、取引アルゴリズムに渡すパラメータには様々な値が入るため、売買ルールの総数は増加する。

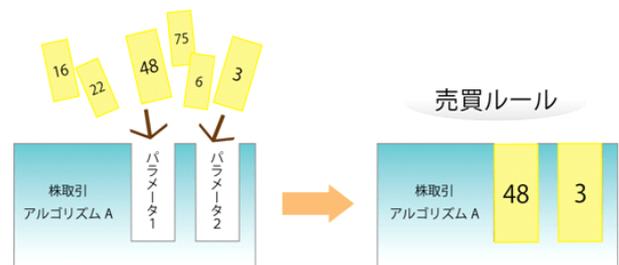


図 1 売買ルールの構造

また、取引アルゴリズムは複数組み合わせることで可能である。実際に運用する際にも取引アルゴリズムを複数組み合わせた売買ルールを利用するケースは多い。取引アルゴリズムを複数組み合わせるの利用とは「取引アルゴリズム A の判断と取引アルゴリズム B の判断が一致したときのみ取引を行う」というものである。そのため、取引アルゴリズムを組み合わせた場合の売買ルールの探索も視野に入れる必要があり、売買ルールの総数を増やす原因となっている。以上の理由により、売買ルールの総数は、膨大な数となる。全ての売買ルールを探索するには、膨大な数の売買ルール 1 つ 1 つに対して、バックテストを行う必要がある。例えば、売買ルールのシミュレーション評価を行うツールである「カプロビルダー light2」[2] を用いると、

† 同志社大学 理工学部 情報システムデザイン学科

‡ 同志社大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

2004年4月から同年12月までという短い期間の東証一部50銘柄の市場値動きデータに対して、Pentium Core2Duo 2GHz メモリ 2GB のマシンで1つの売買ルールのバックテストを行った場合、約3分かかる。このバックテストを、全ての売買ルールに対して適用した場合、個人の計算機では天文学的な時間を必要となるため、売買ルールを全てしらみつぶしに探索する手法は困難とされてきた。また、他の探索手法として、GA(遺伝的アルゴリズム)やSA(焼きなまし法)といった既存のヒューリスティックな手法による探索も実験的に行われている。これらは、山登り法のような局所安定に陥りにくいといった特徴を持つ、有用な探索手法の1つであるが、パラメータの数や範囲をしばった局所的な探索空間での探索に向いているため、膨大な売買ルールがやはり問題となる。

3 グリッドによる網羅的探索

我々は、膨大な売買ルールのしらみつぶしな探索を、網羅的探索と呼び、グリッドコンピューティングを用いることで、この網羅的探索の実現を目指している。グリッドコンピューティングとは、インターネットなどの広域のネットワーク上にあるコンピュータ資源を結びつけ、ひとつの複合したコンピュータシステムとしてサービスを提供する仕組みである。グリッドコンピューティングを用いることで、膨大な売買ルールの探索を世界中の計算機に振り分け、1台の計算機では天文学的な時間がかかる大規模な探索の計算処理を比較的短時間に完了することが可能となる。こうした、枠組みを実現するフレームワークが Trading@home である。

Trading@home では、グリッド環境を構築し、クライアントとして参加する計算機に売買ルールの探索処理を振り分ける。具体的には、1つの売買ルールに対するバックテストを探索処理の基本単位とし、探索すべき売買ルールを計算タスクとしてクライアントに配布する。グリッド環境の構築には、グリッド環境構築ソフトである BOINC[3] を用い、クライアント上で動作するバックテストアプリケーションには、Tactico[4] を用いることとする。

図2に、Trading@home の構成を示す。Trading@home は、サーバとクライアント群から構成され、グリッド環境としての基本的な構成は、BOINC で構築することができる。具体的なシステムの動作を述べる。クライアントとして計算機を提供するユーザは、BOINC で提供される Web インターフェースでユーザ登録を行い、BOINC クライアントをダウンロードする。その後は、BOINC クライアントが自動的にサーバと通信を行うこととなる。サーバでは、売買ルールジェネレータがタスクとして売買ルールを動的に生成し続ける。なお、このとき売買ルールは XML ファイルで作成される。生成された売買ルールは、随時 BOINC が計算機の利用状況を監視しながら、適当なクライアントに配布する。各クライアントでは、Tactico によって、配布された売買ルールのバックテストが行われ、そのシミュレーション結果をサーバが収集する。なお、このとき、配布される売買ルールに対するバックテストとシミュレーション結果の送信は全て動的に行われる。

以上の動作によって、グリッド環境に参加する計算機が集まれば、超大規模な計算能力が得られ、網羅的探索の実現が可能となるが、計算機の確保が十分にできない場合は、計算量に対して、計算資源が足りない可能性もあり、計算

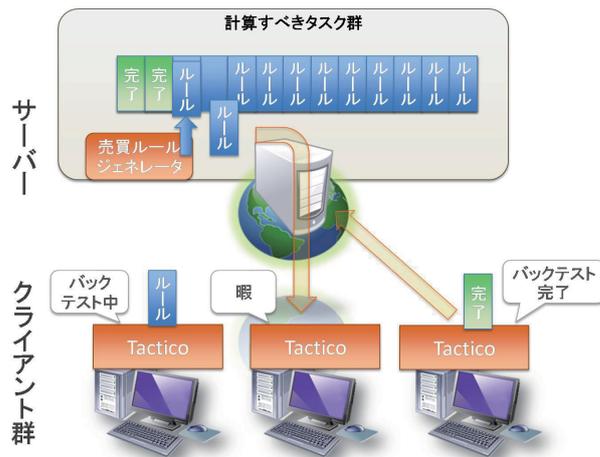


図2 Trading@home の構成

量を減らし、より効率よく良い売買ルールを発見するための種々の探索手法が、求められる。

4 予備実験

そこで、どの売買ルールをどのような順番で探索するのかといった、売買ルールの探索アルゴリズムを、どう設計すべきかを探るための予備実験として、取引アルゴリズムやパラメータを変更し、それぞれバックテストを行うことで、各売買ルールのパフォーマンスがどのように変化するかシミュレーションを行い、売買ルールの探索空間について考察する。

4.1 実験環境

売買ルールのバックテストには、Tactico(Personal Edition 1.4.0) を用いる。バックテストの検証期間は、2008/6/30 から 2009/6/30 までの1年間とし、売買の対象とする銘柄は日経平均採用銘柄(全225銘柄)とした。

また、売買ルールを構成する取引アルゴリズムには、RSI を評価するものと、移動平均の傾きを評価するものの2つを用いることとする。RSIとは、株価の動き、出来高、時間などのデータを加工して、現在の株の状態や今後の株価動向予想を分析するために作られたテクニカル指標の1つで、相場の過熱感を数値で表わしたものである。

$$RSI = \frac{\sum \text{値上がり幅}}{\sum \text{値上がり幅} + \sum \text{値下がり幅}} \times 100(\%) \quad (1)$$

RSIは1式のように、一定期間の株価の値上がり幅の合計を、値上がり幅と値下がり幅の合計で割ると求められ、0%から100%の間で推移する。一般的には、RSIは30%を下回ると売られすぎとして、買いサイン、70%を上回る買われすぎとして、売りサインとすることが多い。

RSIを評価するアルゴリズムは、「n日間のRSIの値がA以下になれば買い、B以上になれば売る」となる。ここでパラメータn, A, Bはそれぞれ、RSIの算出に用いる日数、買いライン、売りラインを表し、これらの3つのパラメータは、RSIに固有なパラメータである。

また、移動平均の傾きを評価するアルゴリズムは、過去n日間の株価の移動平均の傾きを2次微分で求め、「移動平均

の傾きが上向けば買い，下向けば売る」と表すこととする。

具体的な実験内容として，以下の3種類の売買ルールについて探索空間を調べる。

RSI で作成した売買ルール

取引アルゴリズムに RSI を利用し，各パラメータを決定する。ただし，パラメータが3つの組み合わせは膨大になるため，RSI 算出日数は，14日に固定する。買いラインを25~35%まで，売りラインを65~75%まで変動させ， $11 \times 11 =$ 計121個の売買ルールを生成する。

移動平均の傾きで作成した売買ルール

取引アルゴリズムに移動平均の傾きを利用し，各パラメータを決定する。ここでのパラメータは，移動平均を算出日数のみとなり，2~100日までの計99個の売買ルールを生成する。

RSI と移動平均の傾きで作成した売買ルール

取引アルゴリズムに，RSI と移動平均の傾きを利用し，売買条件の論理積が成立したときのみ，売買を行うものとする。決定するパラメータは4つとなり，試行数が増大するため，移動平均の算出日数を35日と78日に固定し，それぞれの場合について，RSI 算出日数を14日，買いラインを25~35%まで，売りラインを65~75%まで変動させ， 121×2 個の売買ルールを生成する。

4.2 評価

各売買ルールのバックテストの結果を，以下，図3~図7に示し，それぞれについて評価と考察を行う。図3と図5~7は，横軸をRSIの買いライン，縦軸をRSIの売りライン，高さを，各買いラインと売りラインの組み合わせごとにバックテストしたときの，1売買の平均損益率とされている。ここで平均損益率とは，バックテストによるシミュレーションで各売買を行った時，平均して買い値に対して売り値が何%増減したかを表すものである。

RSI で作成した売買ルール

図3のように，RSI で作成した各売買ルールの平均損益率を取ると，値の範囲は-1.95~-1.66%と，全て負の値となった。また，各パラメータの増減に対しての損益率の変化は連続的で，買いライン31%近辺には，谷があったものの，基本的には，どちらのパラメータもパラメータの値を上げるほど，損益率も上がっていく傾向となった。

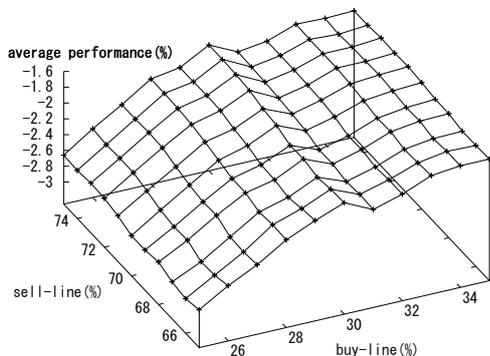


図3 損益率：RSI

移動平均の傾きで作成した売買ルール

RSI とは対照的に，移動平均の傾きで作成した売買ルー

ルの方では，図4のように，移動平均算出日数毎の平均損益率は0.23~1.2%と全て正の値を取ったものの，増減を繰り返しており，ばらついたものとなった。なお，このときの標準偏差は0.165，分散は0.027であった。

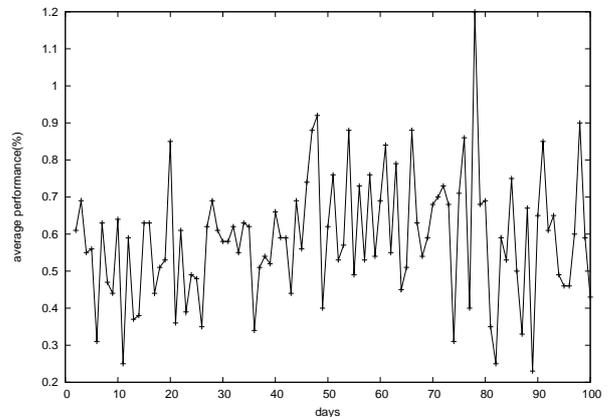


図4 損益率：移動平均

RSI と移動平均の傾きで作成した売買ルール

図5・図6は，移動平均の算出日数を，それぞれ35日と78日に固定して，RSIのパラメータを変動させたときの損益率を表している。

図5を見ると，買いラインと売りラインの最小値付近に，山があることがわかる。しかしながら，大部分は，なだらかな斜面となった。

一方，図6では，非常に規則性のあるものとなった。買いラインと損益率の関係を見ても，売りラインと損益率の関係を見ても，一定の間隔で山と谷が存在しており，多峰性があることを確認した。

なお，図7は，図5と図6をまとめたものである。

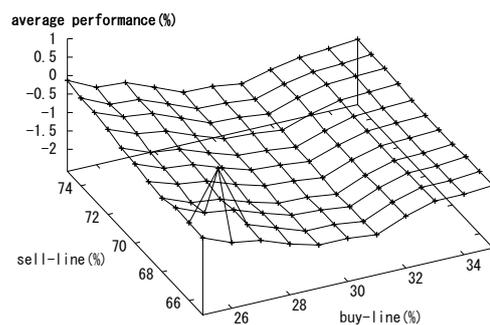


図5 損益率：RSI & 移動平均の傾き (35日)

5 考察

RSI や移動平均の傾きを使って売買ルールの各探索空間を求めた所，図4を除く，図3・図5・図6ではパラメータの変化による，損益率の値の変化率は，離散的ではなく，連続性があることが確認できた。これらの場合のように，単峰性や多峰性が確認できる探索空間に対しては，GA や SA

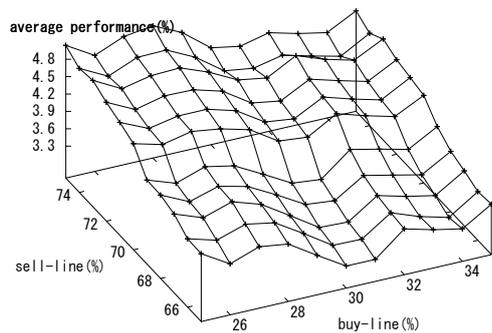


図6 損益率：RSI & 移動平均の傾き (78日)

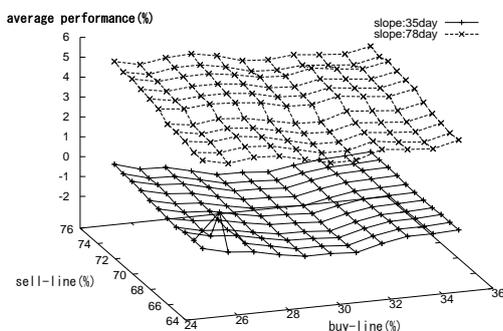


図7 損益率：RSI & 移動平均の傾き (35日, 78日)

などの、既存のヒューリスティックな探索アルゴリズムを用いることで、探索の計算量を減らすことが期待できる。

図4の探索空間は、規則性は理解しにくいものの、全てのパラメータの組み合わせで損益率が正の値となっているため、取引アルゴリズムとしての性能は良いことがわかる。そこで、荒い粒度で探索を行って求めた、損益率の平均値を探索空間の持つ期待値と考え、この期待値が高い探索空間については、引き続き探索を行い、他に良いアルゴリズムがない場合は全探索をし、期待値が低い探索空間については、そこで、探索を打ち切るという方法も考えられる。

次に、図7について注目してみる。図7の2つの系列の違いは、移動平均の傾きを評価する取引アルゴリズムで用いる移動平均の算出日数(35日と78日)だけである。しかし、損益率を比較すると、移動平均の算出日数を78日にした場合の方が、35日にした場合よりも、全ての格子点において高くなっていることがわかる。このことから、1つの探索空間中のパラメータの変動によって取り得る、損益率の値の範囲は、上で述べた探索空間の期待値によってある程度決まってくると推測される。つまり、ある探索空間内での最大損益率となるパラメータの組み合わせを探すよりも、より期待値の高い探索空間を探すことが望ましい。

また、図4で確認できるように、移動平均の算出日数35日と78日の時の、移動平均の傾きだけで作成した売買ルールの損益率は、0.62%と、1.2%となっている。このとき、

損益率の最大値は算出日数78日で1.2%、最小値は、算出日数89日で0.22%となっている。移動平均の傾き単体で、最小値を取った算出日数89日で新たに系列を図7に追加したところ、損益率の値の範囲は-4.1~-1.7以上のことから、複数の取引アルゴリズムを組み合わせた売買ルールの探索空間は、単体の取り引きアルゴリズムで、良かったパラメータを用いることで、期待値を上げられると判断できる。

以上の点から、網羅的探索実現に向けて、次の2つのアルゴリズムが考えられる。

1. 単体の取引アルゴリズムの探索

まず単体の取引アルゴリズムだけの探索を行う。取引アルゴリズム固有のパラメータが複数ある場合は、基本的に変動させるパラメータは1つに限定し、残りのパラメータの値は、任意に固定しておく。例えば以下、RSIを例とすると、売りラインを70%に固定し、買いラインを変動させる。やや非効率のだが、1つめのパラメータの探索時は、全探索を行う。このとき、得られた各損益率とパラメータの値の組み合わせの上位n個をリスト(期待値リスト)に保存しておく。次に期待値リストの上位から順に、買いラインの値を見て、この値に固定し、売りラインを変動させる。これ以降は、全探索ではなく、値が偏らないように任意の数調べ、その探索空間の期待値を算出し、期待値リストを更新する。以上の操作を繰り返し、最終的に決まった、期待値リストの探索空間について、全探索を行い、上位のn個の損益率とパラメータの組み合わせをそのアルゴリズムの最適化リストとして生成する。

2. 複数の取引アルゴリズムの組み合わせ探索

単体の取引アルゴリズムの探索が終わったら、順に複数のアルゴリズムを組み合わせ探索を行う。このとき組み合わせるアルゴリズムは、最適化リストの成績のよいものから選んでいく。以降の操作は、基本的に、1と同様となる。

6 まとめと今後の課題

本研究では、グリッドコンピューティングを用いることで、膨大な売買ルールの網羅的探索を実現可能とする売買ルール探索プラットフォームとしてTrading@homeを紹介し、Trading@homeで探索を行う上で、より現実的な時間内に、良い売買ルールを発見するための、売買ルール探索アルゴリズムを探るため、売買ルール探索空間の特性を調べる予備実験を行った。また考察で、予備実験で得られた評価結果から大まかな探索アルゴリズムの手続きを提案した。

今後の課題としては、Trading@homeの実装を終え、分散コンピューティング環境化での売買ルール探索試行の実行速度や、今回提案した探索アルゴリズムの評価などを行う予定である。

参考文献

- [1] 江島 慎也, 小坂 隆浩, 佐藤 健哉: グリッドを用いたシステムトレード実現方法の検討, 第7回情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.1, pp.175-176(2008) .
- [2] 自動株式売買ロボット・カブロボ:
<http://www.kaburobo.jp/>
- [3] BOINC:
<http://boinc.berkeley.edu/>
- [4] Tactico:
<http://www.lagarto.co.jp/tactico/>