

平成 12 年度知能システム科学専攻修士論文

エージェントベース市場モデルにおける合理的取引エージェント

山重 真紀夫

A Realization of Robust Agents in an Agent-based Virtual Market

Makio Yamashige

提出年月日 平成 13 年 2 月 27 日 (火)

主査教官 山村 雅幸 助教授

審査教官 中村 清彦 教授

審査教官 新田 克己 教授

エージェントベース市場モデルにおける合理的取引エージェント

山重 真紀夫

A Realization of Robust Agents in an Agent-based Virtual Market

Makio Yamashige

Abstract

There are many people who try trading in stock by Artificial Intelligence approaches. However most of them have two problems. One is that they don't contain a risk-reducing method and the other is that their simulations depend only on the past price data to show their superiority. In this paper, I propose methods of trading in stock. These methods regard risk-reducing system as important. The risk-reducing system consists of two elements. One is to buy and sell at a safe price. The other is to manage stock position. Finally, I evaluate these methods in an agent-based virtual market, U-Mart.

1. はじめに

従来、株式投資を効率よく行うためにオペレーションズ・リサーチや人工知能の分野において研究がなされてきた。それらの取引手法は、過去の価格推移を用いたシミュレーションで評価を行っている。このシミュレーションでは価格推移は既に決まっているが、現実の市場では提案手法が取引に参加すると価格推移そのものも変化してくる。

その問題を解決するシミュレーション方法に、エージェントベースの仮想市場を用いる方法がある。エージェントベースの仮想市場とは、提案された手法がエージェントとして市場に参加し、シミュレーションの価格と取引がエージェント同士の需要と供給によって決まる仮想市場である。

本研究ではエージェントベースの先物市場であるU-Martを用いて先物取引のエージェントを作成する。

本論文の構成は、以下のとおりである。2章で研究の背景と目的について述べ、3章でU-Martについての説明をする。4章で提案手法について述べ、5章で実験の詳細、6章でその結果について述べる。7章で参考実験として過去データを用いたシミュレーションを行い、8章でその結果を記す。最後に、9章でまとめと今後の展望について述べる。

2. 研究の背景

先物取引とは、将来のある期日に受け渡しか決済を行うことを定め、現在の価格で商品を売買するという契約を結ぶことである。実際に期日になると、決めた価格で取引を行うことになる。先物取引に対し、当日に取引を行うことを**現物取引**という。

現物取引に対して先物取引にはいくつか利点がある。まず、現物取引では商品を買った後でなければ売ることができないため商品価格が下落すると予想したときに利益をあげることができない。それに対し、先物取引では商品を持たずに売ることができ、売買機会が2倍に増える。これは、先物をはじめに売り、期日よりも前に買い戻すことで差額の利益を得ることができるためである。

また、投資効率の良さも挙げられる。売買の契約を行う時点で必要な金額は、信用のために市場に預ける証拠金のみなので、所持金に対して取引できる量が大きいためである。

一方、先物取引には現物取引とは異なる種類のリスクが存在する。現物取引では、購入した商品の価格が大きく変動した際にも損失が商品に投入した金額を上回することは無い。しかし、先物取引の場合は、取引の時点では直接金銭の授受を行わない代わりに、価格変動した際にその時点の損失額を市場に支払う**値洗い**を行うため、損失が所持金を超えることもありうる。

そのような問題点に対し、現在までは投機家が経験

を元に売買を行っていた。しかし、経験を元に売買する手法は通常、数式化されておらず、投機家のその日の気分などにも影響を受ける。また、人に伝えることも困難であり、手法は発展しにくい。

その点、手法を数式化し、コンピュータを用いて売買する手法は優れている。手法の使用者の気分に影響を受けず、確実に人に伝えることもできる。そして改良を加え、より安全な売買をする手法を作るともできると考える。

従来からコンピュータを用いた株の取引の研究において、株価予測を主眼にした研究¹は行われているが、それらの研究を現実の取引に利用する際には2つの問題があると考えられる。

1つ目は売買手法そのものである。株価予測を売買に利用する際に、「予測を信じてコンスタントに売買を行う」などの単純な手法を用いているものが多い。予測が間違っていた場合に、予測のみを用いて売買を行ったとすると、買い又は売りの取引ばかりを行い、どちらかの契約のみが増大し、価格変動の影響が大きくなることありうる。買いの契約数 - 売りの契約数を**ポジション**と呼ぶと、このこのはポジションの絶対値が大きくなるためにリスクが増大すると言える。この理由のため、個人が取引を行う場合にはこれらの手法は現実的ではない。

2つ目の問題は手法の評価方法である。手法の評価は過去のデータのみを用いたシミュレーションで行われていることが多い。売買を行う人が一人増えただけでも価格推移が変わってくるのが市場である。従って、提案手法が実際に取引に加わった場合に価格が大きく変わる可能性もあり、過去のデータのみを用いたシミュレーションはあまり意味があるとはいえない。

そこで本研究の目的は、価格変動に対して頑強であり、平均として利益を出す手法を考案し、適切な評価方法でその手法を評価することとする。

前述の1つ目の問題の解決として、筆者は本論文でリスクを削減する手法をいくつか考案した。これは、株価予測に誤差があることを前提とし、「安全な価格で売買」する事と、「ポジション管理」といった観点から考えた。

2つ目の問題について、本研究では仮想市場

U-Mart を用いて検証を行った。U-Mart はコンピュータ上で行われる仮想先物市場シミュレーションである。先物価格を市場参加者の需要と供給のみで決め、売買が成立する^{2,3}。U-Mart はまだできたばかりの仮想市場であり、市場参加者も洗練されておらず、それゆえ価格変動が激しい。したがって価格変動に対して頑強な手法の評価としては適切である。

3. U-Mart の説明

U-Mart とは、コンピュータ上で行われる先物市場シミュレーションである。システムとしては、図 1 にあるように複数のコンピュータをネットワークで接続し、各コンピュータ内にある**エージェントプログラム**が先物売買の注文を出す。注文には価格、量、買い又は売りという情報が含まれている。各エージェントの売買注文を集め（**板寄せ**）、需要と供給から価格を決め、エージェント間で取引を行う。このプロセスを繰り返し、期日まで売買を行いつづける。

先物市場を考える上で必要な価格は2種類ある。1つは先物市場で売買される価格で、**先物価格**という。もう一つは現物市場で同じ商品が売買される価格で、**現物価格**という。U-Mart でエージェント同士によって決まるのは先物価格であり、現物価格は現実社会にある商品の過去のデータを用いる。このことで、従来の仮想株式市場の問題点であった現実社会の現象との乖離が改善されると考えられる。

U-Mart と本物の先物市場との違いはいくつかあるが、今回重要なのは以下の5つである。1つ目は、ゲームなので市場参加者が実際には現金を賭けていないこと。この違いは重要で、現実の市場では優れていない投機家は資金を失い市場からいなくなるが、U-Mart ではその現象は無視されてしまう。2つ目は先物価格が現物価格に影響を与えないことである。現実の市場では先物価格と現物価格は互いに影響を及ぼしあうが、U-Mart では現物価格は過去のデータを使うため先物価格が現物価格に影響を与えない。3つ目として、各エージェントは過去の価格推移のみを見て決断を下す。つまり、現実社会では取り入れられている新聞などからのニュース情報は使われない。4つ目は売買手数料がないこと。そして最後は、市場参加者がすべてプログラムで書かれたエージェントであ

ることだ。ただし、4、5番目の条件は、正確にはU-Martの性質ではなく本研究における性質である。

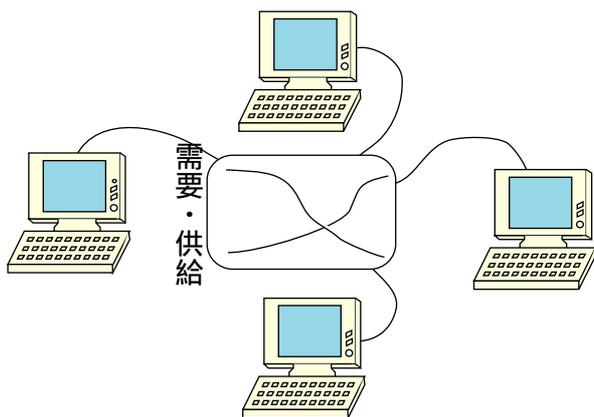


図 1 U-Mart

4. 手法

筆者が考案した先物取引手法について述べる。この手法は現物価格の予測とリスク削減手法から成る。まずは、現物価格の予測について述べる。この予測方法は従来の研究⁴を元に作成し、大きなオリジナリティはない。

4.1. 株価予測

ニューラルネットを用い、過去の現物価格から将来の現物価格を予測するシステムを作成した。ニューロンの数はそれぞれ、入力層3個・中間層8個・出力層1個とし、入力として

- 13週平均からの乖離率
- $\frac{\text{前日の終値} - \text{過去3年間の最安値}}{\text{過去3年間の最高値} - \text{過去3年間の最安値}}$
- 13週平均の傾き

を使い、教師データとして

$$\frac{1}{2} \times \frac{\text{指定日数後の現物価格}}{\text{現在の現物価格}}$$

を与えた。

学習アルゴリズムはハイブリッドアルゴリズム⁵を用いる。

学習データは過去データのうち、一日の最後につけられた価格を毎日集めたもの（日足終値）を用いる。ただし、その期間のデータが全体として上昇または下降傾向にあった場合、そのまま学習したのでは常に上昇または下降予測を出すことになりかねない。そこで、ランダムにデータを間引き、上昇・平坦・下降傾向の

データが均等になるような学習データとする。

以上でわかるように、予測自体は非常に単純な手法である。したがって、当然予測誤差は出てくると考えられる。

4.2. 手法の実装方法

次に、提案手法の実装方法について述べる。

ニューラルネットは期日の価格を予測するだけだが、安全な価格で売買を行うためには、「確率 で期日にはこの価格以上になる」という価格を知ることができると好ましい。まずはその方法を検討してからリスク削減手法について考える。

4.2.1. 予測確実性の尺度 MMM

予測の確実性を計るために、Makio Matrix Method(以後 MMM)を考えた。

MMMの基本的な考え方は、予測を出したときの状態をチェックして似た状況の過去データを参照し、今回の予測誤差を推定するというものである(図 2)。なお予測誤差とは、予測価格 - 未来の価格であり、現在の時点ではわからないが、過去データを用いた予測の場合、将来の価格を見ることができるので予測誤差はわかる。

以下に MMM の手順を述べる

状況を格子状に区切る

予測を行うときの状態空間を格子状に区切ることを考える。横軸に「期日までの残り日数」をとり、縦軸に「ニューラルネットの予測価格 - 現在の現物価格」をとる。図 2 では簡単のため2次としているが、実験では「(残り日数後を予測するニューラルネットの予測値) - (残り日数 + 1日後を予測するニューラルネットの予測値)」を加えた3次元としている。どれも、値が大きくなると予測が外れる確率が大きく(または小さく)なりそうなものを選んだ。

各軸を n 分割し、表にする。この軸の区切り方は後述する。

現状に該当するセルを探す

ニューラルネットで予測価格を出した後で、現在の状況がこの格子のどのセルに該当するかを判断する。予測を出した時点では各軸に対応する値はわかっているためこの作業は容易である。

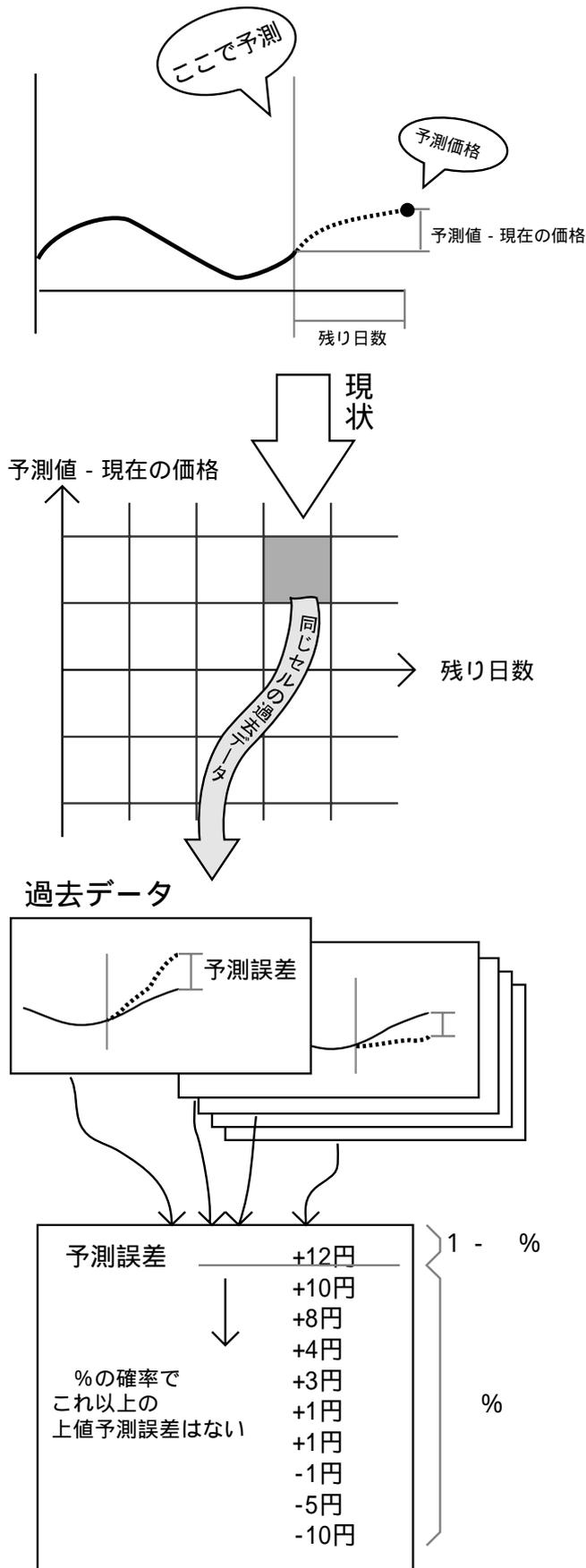


図 2 MMM のイメージ

同じセルに該当する過去データをピックアップある期間の価格データを用い、毎日、1 日後、2 日後・・・の予測を行う。その中から、上記のセルに該当する状況を全て拾い出す。

過去データから今回の予測誤差を推定
 拾い出した過去データの予測誤差を降順に並べる。
 「確率 % で、期日にはいくら以上になる」ということを調べるため、予測誤差データ群を小さい順から % だけ数えたところの予測誤差を見て、今回も % の確率でこれ以上の予測誤差はないと推定する。これを安全度と呼ぶ。なお、安全度を $1 - \%$ にすると、「% でいくら以下になるか」が計算できる。

最後に、軸の値の区切り方について述べる。図 2 では均等に区切っているが、実際にこのように区切ると各セルに該当する過去データの数に偏りが出てしまう。そこで、過去のデータの状態を全て調べ、各セルに該当する状態が均等になるように軸の区切りを決めた。

4.2.2. 手法 A

これから、筆者が提案する 3 つの手法を順に示す。それらの手法はそれぞれ異なる取引目標に基づき取引するので、それらと比較することで有効な取引目標を決めることができる

まずは 1 つ目の手法について記す。予測を出し、それに基づいて売買を行う場合、予測に誤差があると損失を出してしまう。そこで、予測にある程度の誤差があることを前提とし、安全と考えられる価格でのみ売買を行う手法を考えた。

手順は以下のとおりである。

ニューラルネットで期日の現物価格を予測する

MMM を用いて安全度 % の価格を求め、その価格で買い注文を出す。売買量は一定。

安全度 $1 - \%$ の価格で売り注文を出す。売買量は % と同じ。

~ を毎日繰り返す。

今回は、 $\alpha = 90\%$ とした。

の予測には1つ問題がある。ニューラルネットは特定の日数後を予測するのみであり、売買をしているときには期日までの残り日数が1日ごとに減っていくため、このままでは使えない。

この解決方法は2つある。1つはニューラルネットの入力に何日後を予測するかという値を加えること。もう1つは、ニューラルネットそのものを240個作り、残り日数に応じてニューラルネットを使い分けることである。ここでは、後者の方法を用いた。なぜなら、前者を用いた場合、ニューラルネットの学習が十分でなかった場合取引がすべて台無しになってしまうが、後者ならば一部のニューラルネットの学習に失敗しても大きな問題にはならないためである。

イメージを図3に示す。

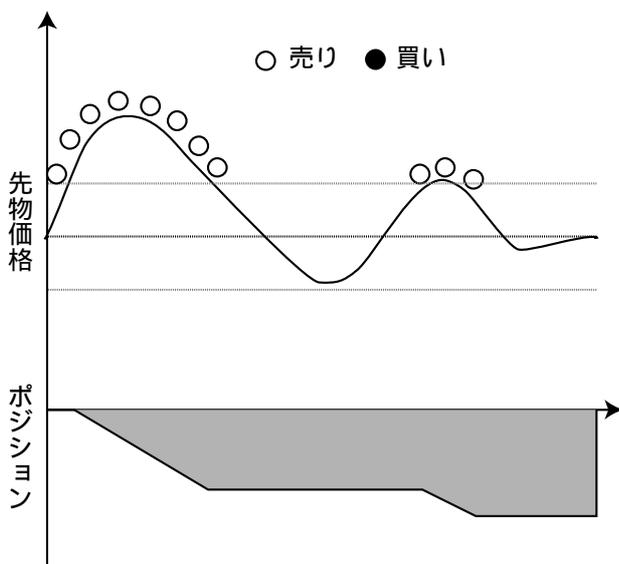


図3 手法Aのイメージ

4.2.3. 手法B

ポジションの絶対値が大きいと、価格の変動に対するリスクが大きくなり、損失額が大きくなる可能性が高くなることは既に述べた。そこで、2つ目の手法として、ポジションを少なく保つ手法を考える。

手順は以下のとおりである。

- ニューラルネットで期日の価格を予測する。
- 現在のポジションを増やす方向への注文は手法Aと同様に行う。
- 現在のポジションを減らす方向への注文は

MMM で安全度 50%となる価格で指値注文を出す。

~ を毎日繰り返す。

こうすることで、ポジションを減らす向きへの注文は約定する確率が高くなり、結果としてポジションは削減される傾向になる。

イメージを図4に示す。

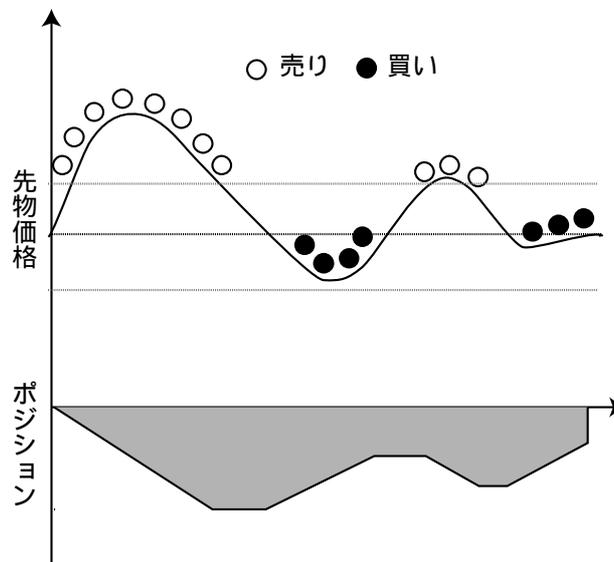


図4 手法Bのイメージ

4.2.4. 手法C

既に述べたように、ポジション管理は重要である。しかし手法Bでは、ポジションを少なく保つことのみを行う。何人かの優秀なトレーダーは「安全なときには多くポジションを取り、相場がわからなくなってきたらポジションを少なくしてリスクを減らす」という手法をとる⁶。そこで、安全度ごとにポジションの量を決める手法を提案する。

手順は以下のとおりである。

- ニューラルネットで期日の価格を予測する。
- 0, 1, 2, ..., 100%で、それぞれ最適ポジションを以下の式から計算する。

$$\text{最適ポジション} = \text{最大ポジション} \times \frac{(\text{安全度} - 50)}{100}$$

最適ポジション - 現在のポジションが等しくなる安全度を探す。

その安全度の価格を MMM で求め、売り買い両方の注文を出す。売買量は手法Aと同じ。

~ を毎日繰り返す。

今回、最大ポジションは 1500 にした。
 手法のイメージを図 5 に示す。

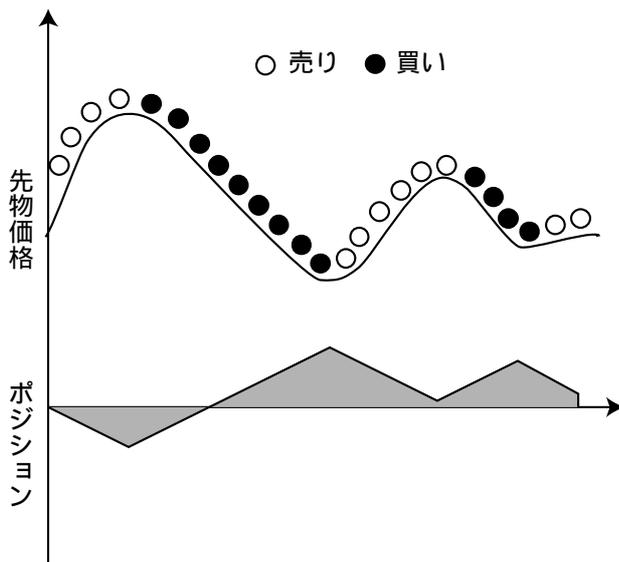


図 5 手法 C のイメージ

4.3. 関連手法

4.3.1. 手法 NN: リスク削減なし

手順は以下のとおりである。

ニューラルネットで期日の価格を予測する。

予測した価格で売り買い両方の指値注文を出す。売買量は一定。

、 を毎日繰り返す。

イメージを図 6 に示す。

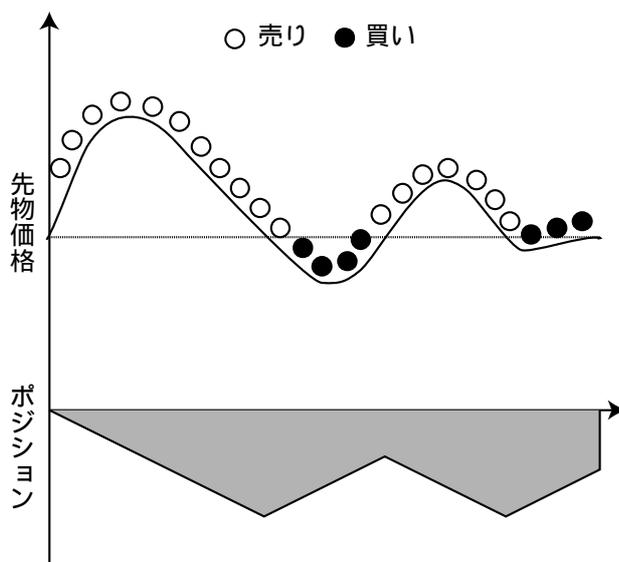


図 6 手法 NN のイメージ

4.3.2. 指数平滑法を用いた手法

本研究の手法の比較として、オペレーションズ・リ

サーチの分野の予測手法を用いた手法を使った。基本的な考え方は手法 B に似ており、期日の価格を予測し、ポジションを増やし過ぎないようにしつつ安全な価格で売買を行うというものである。以下指数平滑手法と呼ぶ。以下にその詳細を記す。

予測

予測手法は、指数平滑法⁷を用いた。 p_i を、 i 日目の現物価格とすると

$$p_i = p_{i-1} + (-1)p_{i-2} + \dots + (-1)^{238} p_{i-239} + (-1)^{239} p_{i-240}$$

となる。

今回、 α は 0.9998250948231316 とした。この値は、J30 の過去データのうち、1990/1/1 ~ 1996/12/31 の期間のデータを利用し、モンテカルロ法を用いて決めた。この α の値は、ほとんど前日の価格のみを見て期日の価格を決めているという意味であり、過去のデータ推移をあまり利用していないことになる。

この手法を用いて 1 日後求め、それを利用し、2 日後の価格を求め、最終的に期日の価格を予測する。

トレード方法

トレードのタイミングは手法 NN と同じく、予測価格よりも安ければ買い、高ければ売る。異なるところは売買量である。現在のポジションの絶対値を減らす向きへの注文は、手法 A の 2 倍の注文を出す。ポジションを増やす向きへの注文は手法 A と同じ。この方法でポジションを少なく保ち、リスクを減らしている。

5. 実験

5.1. 実験条件

それぞれの手法を評価するため、手法ごとに U-Mart で売買を行った。

売買を行うためには取引相手となるエージェントが複数必要である。それらは東京工業大学 山村研究室にて 2000 年に行われた特別実験の参加者のうち、優れたエージェント 13 体を用いた。今後、これらのエージェント群を山村エージェントと呼ぶ。これらは実験の環境として使用するものであり、提案手法との比較には用いない。各エージェントの動作は表 1 のとおり。

名称	特徴
Shakur	現物価格 > 先物価格ならば買い、先物価格 > 現物価格ならば売る。
K.S	数日レベルの値動きは無視し、長い目で見た山と谷を探す。
S.S	現在の持ち株と比較し、安ければ買い、高ければ売る。
S.S 2	S.Sの改訂版。ポジション量をアナログ的に変える。
S.I	裁定取引。ポジションを多く取り過ぎないように売買量を調節している。
K.A	先物価格トレンドを見て、大きく動いたら順張り ⁱ 。小さな動きなら逆張り ⁱⁱ 。期日に近づくとつれてポジションを閉じる。
K.A 2	K.Aの改訂版。
H.S	利益が大きいときは順張り。それ以外は逆張り。
T.M	先物価格と現物価格の乖離を見て、先物価格が現物価格に近づくとときに売買する。
T.M 2	先物価格と現物価格の乖離が、直近の平均乖離より大きければ売買する。
S.K	トレンドを見ての山と谷で売買。
S.K 2	トレンドを見ての山と谷で売買。ここぞというときに集中的に売買。
S.K 3	S.K 2に酷似。買う量に制限を加える。
Random	現在の現物価格の付近でランダムに注文を出す。

表 1

また、取引相手のエージェントが変わると市場の動向も大きく変わるので、取引相手のエージェントをもう 1 セット用意した。富山で行われた Pre

ⁱ 前日に価格が上昇したら買い、下落したら売りを行うこと。

ⁱⁱ 順張りの逆

U-Mart2000⁸に参加したエージェントを元に 8 体作成した。これらを、富山エージェントと呼ぶ。動作は表 2 のとおり。

名称	特徴
T.K	短期・長期の移動平均の乖離率を見て売買する。
Psychological	値上がりが続くと売り、値下がりが続くと買う。
MA	直近の 20 日移動平均からの乖離率が 3%を超えたら売買する
Osirator	最近の高値に近い時は売り、安値に近い時は買う。
Y.N1	ドルコスト平均法で購入のみを繰り返す。
Y.N2	安いときに少量、高いときに多量の売り注文のみを出す。
Y.N3	練行足を用いた手法。
Random	現在の現物価格の付近でランダムに注文を出す。

表 2

上記のエージェントに対し、提案手法 3 つと関連手法 2 つを、1 つずつ取引させる。

1 つの期日を設けて、1 日目から期日まで 240 日間売買を行う。このプロセスを 1 試行と呼ぶ。

1 度だけの試行では十分なテストとはいえないため、期日を 1998/1/1 ~ 2000/6/14 の期間、3 日おきの、合計 177 試行を行う。これを 1 サイクルと呼ぶ。

2 種類の取引相手エージェント群に対し、現物価格は J30、TOPIX、日経平均の価格データをそれぞれ利用し、合計 6 サイクル実験を行う。

なお、ニューラルネットは銘柄ごとに学習し、学習期間は 1990/1/1 ~ 1997/12/31 とする。

また、MMM の各軸は 10 分割とし、MMM で用いる過去のデータは 1990/1/1 ~ 1997/12/31 の期間のものとする。

5.2. 評価方法

5.2.1. 1 サイクルごとの評価方法

1 サイクルごとに手法を評価する方法を記す。

x サイクル目の実験の、提案手法の平均利益が以下

の式から得られる。

$$average_profit(x) = \sum_{i=1}^{177} profit(x, i)$$

ただし、 $profit(x, i)$ は、 x サイクル、 i 試行目の提案手法の利益である。

ただ、既に述べたように、各手法の評価は平均利益だけでは決まらないので、これをそのまま手法の評価に使うわけにはいかない。従ってここでは別の評価方法を考える。利益が高くて、なおかつ大きな損失は一切出さないときに大きな値となるものが好ましい。

株式の分野で一般的に認められている手法で、シャープレシオというものがある。これは評価として使えるだろうか。standard_deviation(x)を x サイクル目の利益の標準偏差とすると

$$sharp_ratio(x) = \frac{average_profit(x)}{standard_deviation(x)}$$

で表され、リスクが少なくリターンが多いときに大きな値をとる。

しかし、この評価方法には問題がある。1つ目の問題は、ある1試行だけ飛びぬけて優れた利益を出した場合に、仮にその試行が平均程度の利益を出した場合よりも評価が低くなってしまうことがあることである。他に、シャープレシオは既に完成された市場では良い評価を与えることが多いが、今回のU-Martはまだ完成されておらず、破産者が多く出ることもある。その場合、一度でも破産したことがある者の平均利益をいくらにすればよいのかわからないという問題がある。最後の問題点として、先物市場の価格は正規分布に従わないので、標準偏差を使うことは正確な評価にはならない。以上の問題があるので、本論文ではシャープレシオを評価には使わない。

本論文用に考えた評価方法、利益損失レシオを以下に記す。

$$profit_loss_ratio = \frac{average_profit(x)}{\min_profit(x)}$$

となる。ただし、 $\min_profit(x)$ とは、 x サイクル目で最大の損失がくである。平均利益は高く保ちつつも最大損失はできるだけ小額ですむものを良しとした。

この利益損失レシオは、最大損失が0の場合に限り適切に働かないという問題点がある。試行回数を増や

せば全試行において損失が0ということはあまり無く、あったとしてもそのときはその手法は完璧な結果を示したと考える。

5.2.2. 総合評価方法

全てのサイクルを総合的に評価するために、全てのサイクル中の、全試行の平均利益と最大損失を使って利益損失レシオを求める。

$$total_value = \frac{\sum_{x=1}^6 average_profit(x)}{6 \times \min_profit}$$

ただし、 \min_profit とは、全サイクルの $\min_profit(x)$ の中で最も小さいものである。

また、参考のために山村エージェンツと富山エージェンツの各々のエージェントも同様に評価した。

6. 結果と考察

6.1. 結果

実験を行った6サイクル全ての利益損失レシオを図7から図12に示す。なお、グラフ中にある「範囲外」とは、期間中一度も損失を出さなかったために表値が無限大になり、グラフに表せなかった手法である。

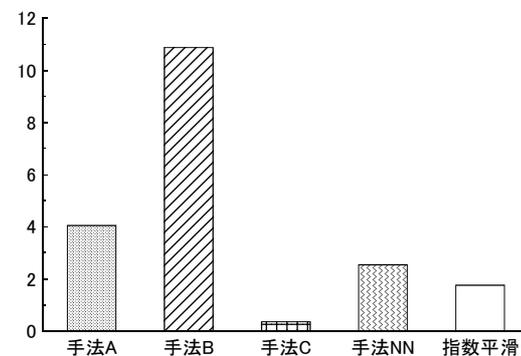


図7 利益損失レシオ J30 山村エージェンツ

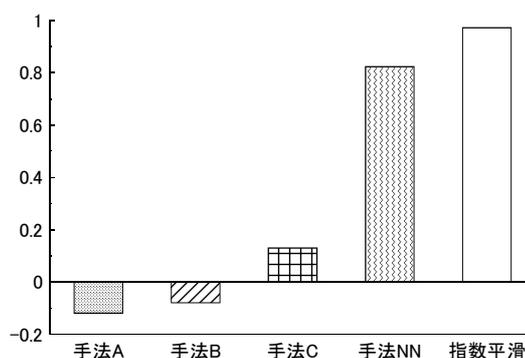


図8 利益損失レシオ TOPIX 山村エージェンツ

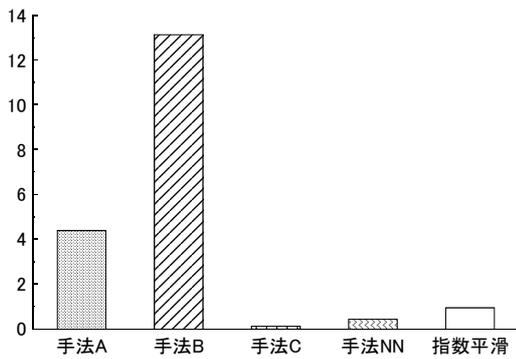


図 9 利益損失レシオ 日経平均 山村エージェンツ

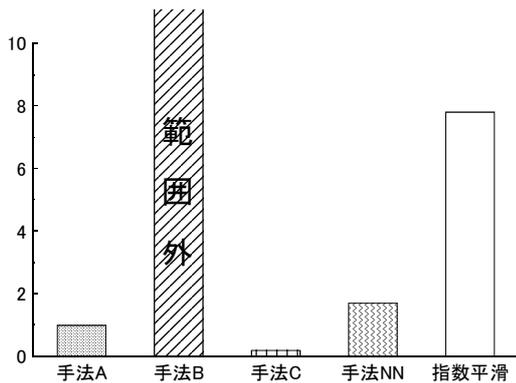


図 10 利益損失レシオ J30 富山エージェンツ

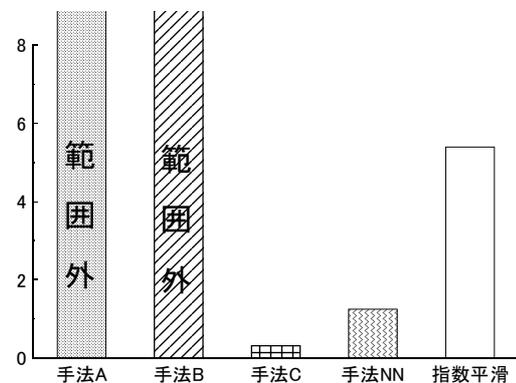


図 11 利益損失レシオ TOPIX 富山エージェンツ

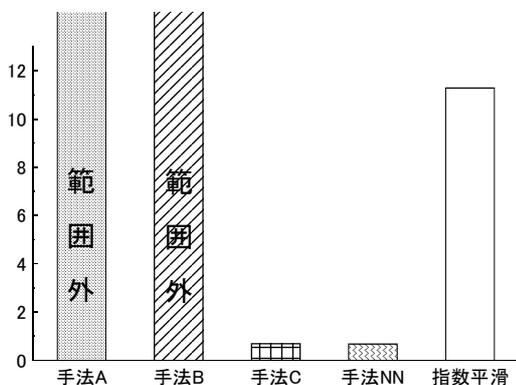


図 12 利益損失レシオ 日経平均 富山エージェンツ

図 13 が、総合的に評価した結果のグラフである。

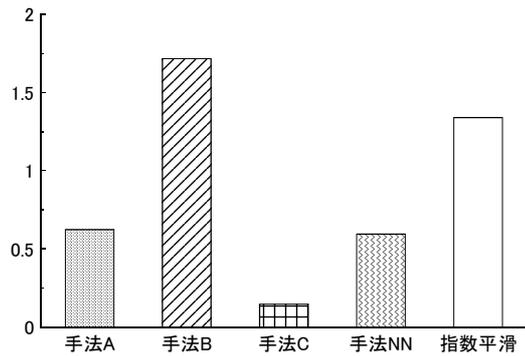


図 13 利益損失レシオ 総合

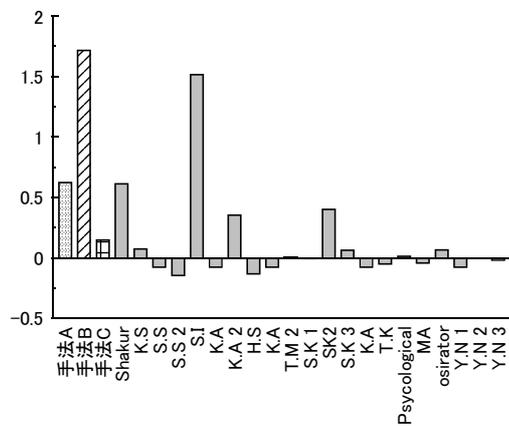


図 14 総合評価 含 山村・富山エージェンツ

6.2. 考察

総合結果のグラフから、手法 A と B は手法 NN よりも優れた結果を示したことがわかる。これは、株価予測のみの単純な売買よりも予測の確からしさを考慮に入れ、リスク削減を考えた売買の方がより安全でふるが、ポジション管理なしでは大きな差は見られないと考える。

そして、全てのサイクルで手法 A よりも手法 B が優れているという結果が出た。リスク削減に関して、ポジション管理が重要なことは確かであり、手法 B で用いた単純なポジション削減法でも効果を示すことがわかった。

同じくポジション管理に主眼を置いている手法 C は全てのサイクルで手法 NN にさえ劣る。この原因に

ついて考えてみる。

例として、1日目と2日目にそれぞれ期日の価格を予測させたとき、その予測価格が大きく異なることは十分にありうる。1日目に、期日の価格が高額になると予測してポジションを多く取ったとする。これは多少高い値段でも先物を買うことになる。そして2日目に、1日目ほどではないにしろ高額になると予測した場合、1日目に貯めたポジションが大きすぎるため、やむを得ずポジションを売ることになる。しかもこの場合、1日目に勝った値段よりも安い値段で売ることになることがほとんどである。

価格予測がもっと正確であればこのようなことはほとんど起こらない。毎日異なるニューラルネットを用いているために日々予測価格が変わってきてしまうために、このような問題が起きる。

今回の研究の目的が「予測が間違っても損失を抑え、利益を出すこと」であることから考えると、手法Cは適していないだろう。

今回成績が悪かった手法NN、手法Cの2つの手法に共通することは、ニューラルネットの予測を信じすぎているということである。手法NNは、予測価格をそのままに売買を行う。手法Cは、最適ポジションを予測値によって決めているが、予測値自体に誤差があるため、上昇・下降予測のみを使うよりも悪い結果を示す。

全体を通していえることは、手法A、Bは手法NNよりも優れており、リスク削減手法は功を奏している。ポジション管理も役に立っているように見えるが、理想ポジションを保つ手法Cは現在の予測の制度では危険が大きい。

7. 現実市場の過去データにおける実験

今まで行った実験は全てU-Martで行った。これを従来どおり過去の価格データを使ってシミュレートしたらどのような結果を示すのだろうか。

その疑問を考えるため、本研究のポリシーとはややずれるが、現実市場の過去の現物・先物価格データを使ったシミュレーションの結果を参考として載せておく。実験条件は以下のようなものである。現物価格のデータとして使う商品は、ダウ工業株30種先物(CBOT)、日本円先物(CME)、T-Bond先物

(CBOT)とし、期日は1999/3、1999/6、1999/9、1999/12、2000/3、2000/6の6試行ずつ、合計18試行行った。買い注文は、その日の終値が指値よりも高ければ全て終値価格で成立、売り注文はその逆という単純な手続きをとった。

手数料、税金は無いものとする。

8. 結果と考察

8.1. 結果

結果のグラフを図15から図17に示す。

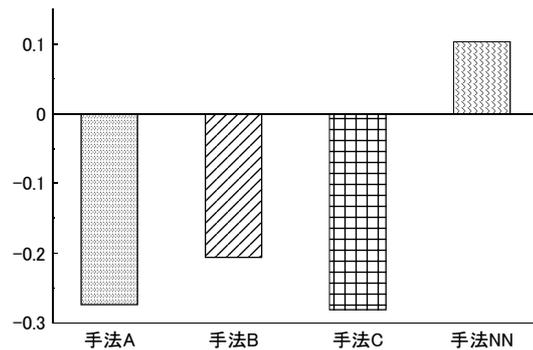


図15 利益損失レシオ ダウ工業株30種先物

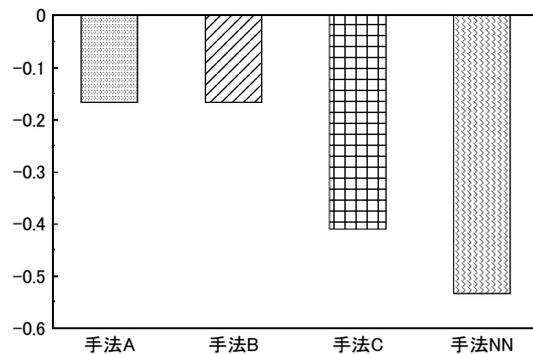


図16 利益損失レシオ 日本円先物

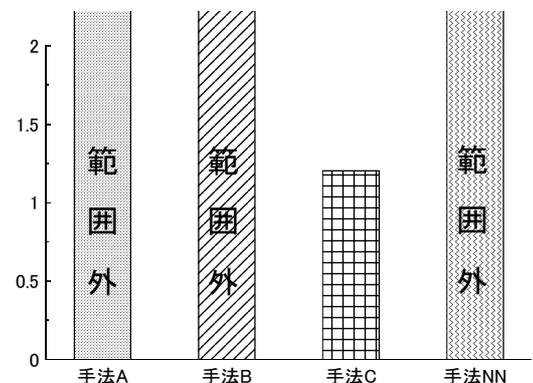


図17 利益損失レシオ T-Bond先物

商品ごとの試行をトータルに見て、全試行で評価すると、図 18 のようになる。

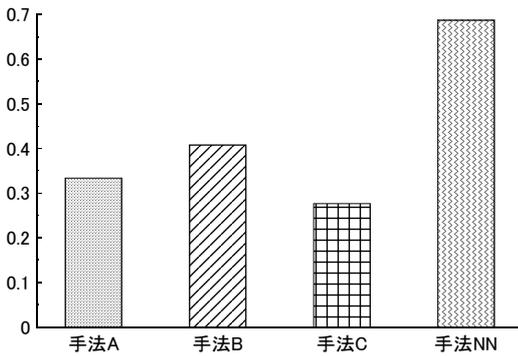


図 18 利益損失レシオ 総合結果

ここでは、最も単純な手法である手法 NN が最も優れた結果を示した。

8.2. 考察

このシミュレーションでは、リスク削減手法はうまく働いていない。むしろ、裏目に出ている。

先物価格があまり大きく揺れ動かなかったので、手法 A と手法 B はあまり多く売買ができずに、間違っただけの予測をしたときに約定してしまった分が影響しているようだ。

また、シミュレーション自体の問題もある。例えば買い注文を出しても、その指値が当日の終値より高くても約定するとは限らない。なぜなら、その約定するためには取引相手が必要で、自分の出した売買量だけ取引してくれる相手が市場にいるとは限らないからである。また、指値が終値よりも低かったとしても、実際に注文していたら約定していたかもしれない。こちらの注文を見て、誰かが売買をする決心をするということも考えられるからである。

その他に、情報量の違いがある。U-Mart では全ての参加者が、同一の情報を持ってやっている。過去の現物の価格推移と今までの先物価格の推移のみを知識として持っている。それに対し、現実の市場では人間は、出来高や期日の違う先物などを見て判断することができるので、その分エージェントが不利になってしまう。

これらのことが、U-Mart の実験結果と違った結果を引き起こしたと考える。

9. まとめと今後の展望

本論文では、リスク削減手法を用いた手法を 3 種類作成し、U-Mart において実験を行った。

手法の特徴はそれぞれ

- 手法 A : 安全な価格のみで売買を行う。
- 手法 B : 手法 A に加え、ポジションを少なくするようにする。
- 手法 C : 適切なポジションを常に保つようにする。

となる。

実験を行った結果、手法 A と B は十分にうまく働いた。ニューラルネットの予測に誤差があるので、安全と判断される価格のみで売買を行う手法が良い結果を示したといえる。また、手法 A のみではポジションを多く持ってしまう場合があるので、ポジション削減を組み込んだ手法 B の法が良い結果を示した。

一方、手法 C は劣る結果を見せた。ポジション管理は、ただポジションを減らせばよいだけでなく、確実なときには大きなポジションを取る必要があるためニューラルネットの予測に頼らざるを得ない。したがって、現在のニューラルネットの予測精度では十分なポジション管理はできていない。今後、さらに予測精度が上がれば手法 C も良い結果をあげることが期待できる。

また、U-Mart 実験の他に参考として、現実市場の過去の価格データを用いてシミュレーションも行った。その結果は手法 NN が最も利益をあげ、他の手法はそれに劣る結果になった。

U-Mart 実験の結果と食い違うが、この理由はシミュレーション方法の問題があると考えられる。

それでは U-Mart の方がシミュレーションの媒体として万能かということ、U-Mart はまだ発足から間もなく、各人の戦略が完成されていない。したがって、現実市場で手法を実行した場合のシミュレーションとしては過去データを用いたシミュレーションのほうが、説得力の意味で勝る。

以上のことから、価格変動が激しい市場において提案手法が優れた結果を示すことはわかったが、現実市場で利益をあげることができるかどうかはまだ不明である。

今後、筆者の作成した手法をより正当に評価するために今後すべきことは2つある。1つはニューラルネットワークの予測精度の向上を計り、手法Cの評価をすることである。これは、入力を増やすことで実現できると考える。もう1つは、テスト基盤となるU-Martがより現実市場に近づくため、優れたエージェントを相手エージェントとして使うことである。

また、今回の手法は様々なパラメータを用いているがそれらのパラメータを変化させたときに同様の結果を示すかどうか確かめる必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたり、終始ご指導いただき、研究内容・方針と自分勝手とも言える研究を快く行わせてくださった山村雅幸助教授に心から感謝いたします。山村助教授のご指導のおかげで研究の方向性を確固として持ちつづけることができました。

多忙のところ私の研究にアドバイスいただいた山村研究室の皆さんに心から感謝いたします。彼らがいなければこの研究がこれほど価値のあるものにならなかったはずです。

最後に、深く心の支えになってくれた私の愛する家族に感謝します。

参考文献

-
- 1 馬場則夫 井上直之 浅川寛之, ソフトコンピューティング技術を活用したTOPIX売買意思決定支援システムの構築 - GAs&NNsによる接近, 第27回知能システムシンポジウム資料, pp.1-6, 2000
 - 2 Koichi Kurumatani Yuhsuke Koyama Takao Terano Hajime Kita Akira Namatame Hiroshi Deguchi Yoshinori Shiozawa Hitoshi Matsubara, U-Mart: A Virtual Stock Market as a Forum for Market Structure Analysis and Engineering, Proceedings of the Fifth Joint Conference on Information Sciences, JCIS'00, Vol.2, pp.957-960, 2000
 - 3 佐藤浩 久保正男 福本力也 廣岡康雄 生天目 章, 人工市場のシステム構造, 人工知能学会誌 Vol.15 No.6, pp974-981, 2000
 - 4 Norio Baba Hisashi Handa Masaaki Hayashi, Utilization of neural networks and GAs for constructing an intelligent decision support system to deal stocks, Proceedings of SPIE Conference,

Vol.2760, pp.164-174, 1996

⁵ Norio Baba et al., A Hybrid Algorithm for Finding the Global Minimum of Error Function of Neural Networks and Its Applications, Neural Networks Vol.7 No.8, pp.1253-1265, 1994

⁶ ジャック・D・シュワッガー, 新マーケットの魔術師, 同友館, 1999

⁷ 近藤次郎, オペレーションズ・リサーチの手法, 日科技連出版社, 1973

⁸ 佐藤浩 松井啓之 小野功 喜多一 寺野隆雄, オープン型人工市場におけるエージェントの戦略と市場の挙動 (Pre U-Mart 2000 実施報告), 第13回自律分散システム・シンポジウム資料, pp.203-208, 2001