

平成 13 年度知能システム科学専攻修士論文

ファンダメンタル情報を用いる合理的取引エージェント

青嶋 憲太郎

The Rational Trading Agent by Using Economic Fundamentals

AOSHIMA Kentaro

提出年月日 平成 14 年 2 月 26 日 (火)

主査教官：山村 雅幸 助教授

審査教官：出口 弘 教授

審査教官：奥村 学 助教授

ファンダメンタル情報を用いる合理的取引エージェント

青嶋 憲太郎

The Rational Trading Agent by Using Economic Fundamentals

AOSHIMA Kentaro

abstract: Recently Artificial Markets on which machine agents trade virtual stock have received scholarly attention with hard movement of actual financial markets. Researchers try analyzing the complexity of actual markets by using Artificial Markets. U-Mart is also virtual futures market, which uses existent price data as spot price. Until now, agents on U-Mart use technical analyses for trading or predicting price. But movement of stock prices are affected by economic fundamentals. In this paper I propose the agent which uses news on U-Mart. The agent predicts spot price with Neural Network which input data are technical data and numeric calculated from frequency of specific keywords from news. And I compare the proposed agent to a agent which uses only technical data. As a consequence the proposed agent trade rationally than technical agent.

1 はじめに

近年の計算機の発達および経済の激しい変動とともに、社会・経済学において人工市場と呼ばれる研究分野が注目を集めている。

人工市場とは、従来の単純化された経済社会モデルと異なり、コンピュータ上において様々な戦略・思惑を持つ人間あるいはその代役としてのプログラムにより実装されたマシンエージェントにより取引を行い取引価格が形成される市場である。しかし、これまでの人工市場はコンピュータ上で市場を形成し仮想的な株式などを対象としていたため現実社会と乖離しており、現実社会への寄与する部分において指摘がされてきた。

また、株式市場、為替市場の将来の価格を予測する研究や予測を行い売買の意思決定支援を行う研究は、これまでに遺伝的アルゴリズムやニューラルネットワークなどの人工知能の分野においてなされてきた。その多くは過去の価格推移や移動平均などのテクニカル情報を用いて予測を行っている。しかし、それらは実際の市場などに参加しておらず、すでに決まっている価格データからの予測を行うに留まっている。また、現実の株式市場や為替市場の価格の変化は、テクニカル情報からだけでなく様々なニュースなどのファンダメンタル情報によっても影響を受けるため、それを重要な価格変化の要因として扱うべきであると考えられる。

ファンダメンタル情報のような実際に社会に起こった出来事を人工市場のような現実市場を単純化したモデルに採り入れることによって、市場に参加する多様なエージェントを作成することができ、単純なエージェントからなる市場よりも複雑性を持たせることができるのではないかとと思われる。また、人工知能分野や経済学分野の垣根を越えて互いの知識を活用でき、人工市場から現実社会への提言など [1] が可能となるのではと考えられる。これまで、人工市場モデルにおいて和泉らによってファンダメンタル情報を用いたコンピュータシミュレーションが行われ個人のミクロな行動から創発されるマクロな現象を分析するという研究が行われている。 [2] ~ [4]

本研究では、人工市場の新しい形である U-Mart に着目した。U-Mart は、現実に存在する株価指数を用いた先物市場であり、様々な戦略を実装したマシンエージェントや直接人間が取引に参加するヒューマンエージェントの間で利益を競わせるコンテスト形式をとる。これまでのマシンエージェントの戦略は、テクニカル分析を用いたものや (if-then) による簡単なルールによるものである。また、現物価格は実在するものであることから、現実に起こる様々な事象の影響を受けて変化する。その事象の一つにニュースなどのファンダメンタル情報が存在する。テクニカル分析だけでなくファンダメンタル情報を用いて現物価格の変化を予測

することができれば、より低リスクな取引が可能になるのではと考えられる。

本研究では、仮想先物市場である U-Mart において、エージェントの要求に応じてニュースを配信するニュースサーバの実装した。ファンダメンタル情報をニューラルネットワークの入力値として学習を行い、その学習結果を用いて、ニュースサーバからニュースを取得して現物価格の予測し取引を行うエージェントを実装した。

本論文の構成は、以下のとおりである。第 2 章では先物取引に付いての説明をし、第 3 章では本研究で使用する U-Mart について説明をする。第 4 章では、ニュースサーバの構築について説明をする。第 5 章では、本研究の提案手法について述べる。第 6 章では、行った実験、結果及び考察を行う。最後に、第 7 章でまとめと今後の課題について述べる。

2 先物取引について

本章では、U-Mart の取引対象である先物取引について説明する。

先物取引とは、ある商品を将来の期日において買い取りまたは受け渡しを行うことを約束し、期日までの間で価格を決定し取り引きを行う。ここで決定される価格が、先物価格である。先物市場では、買い取り、受け渡しの約束を期日以前で決済することが可能であり、高値で売り約束を行った後に安値で買い戻す、逆に安値で買い約束をした後に高値で売り渡すことで差額分の利益を得ることができる。期日においては先物価格は、市場価格（現物価格）となるため、市場参加者は現物価格の推移を考慮しながら先物取引を行うことになる。[5]

3 U-Mart について

本章では、本研究で使用する U-Mart について説明する。

U-Mart は、図 1 のようにコンピュータ上に形成された仮想先物市場である。ネットワーク上につながったヒューマンまたはプログラム・エージェントはそれぞれの戦略をもとに価格、量そして売りまたは買いの注文を行う。サーバは、参加者の注文を受けて、板寄せを行いエージェント間の需要と供給により取引量が最大

となる価格を先物価格としてエージェントに取引を合わせる。この手順を期日まで繰り返して行う。

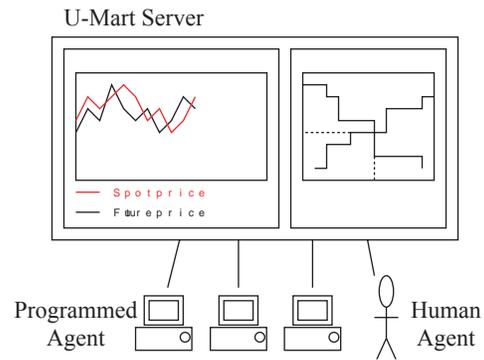


図 1: U-Mart の概略

U-Mart における現物価格は、実際に存在する株価指数の過去データを用いており、このことによって、これまで人工市場が指摘されてきた現実社会との乖離をなくしている。この過去データとは、一日の最後に決定した価格（終値）を集めたものである。

しかしながら、実際の先物市場とは異なる点として、U-Mart の現物価格はすでに価格が形成された過去の価格データを用いている。したがって、U-Mart のエージェントが現物市場の取引を行いながら、先物市場でも取引を行うことはない。また、U-Mart ではエージェントに対して、価格に関する情報しか提供していないためニュースなどのファンダメンタル情報は考慮されていない。

これまでの U-Mart において様々なエージェントの提案がなされてきた。これらは大きく二種類に分けられる。一つは、(if-then) で表されるようなルールに従って価格、量そして売りまたは買いを決定するものであり、もう一つは、過去のデータ等からニューラルネットワークを用いて学習し、予測へ反映させたもの [6]、また取引のパラメータを遺伝的アルゴリズムを用いて最適化したもの等の人工知能を利用したものである。しかし、いずれもテクニカル情報を用いたものである。

現物価格に実在する株価指数を用いているという点から、ニュース等のファンダメンタル情報を用いることは可能である。また、現実社会での市場参加者のように価格データのみではなくファンダメンタル情報を使用させることで、エージェントの多様性が実現できると考えられる。

4 ニュースサーバの構築

本研究で使用する仮想先物市場 U-Mart では、取引所となる U-Mart サーバとそれの市場に参加し個々の戦略のもと取引を行うエージェントから成り立っているクライアントサーバ型である。

これまで U-Mart では、ファンダメンタル情報を用いることを想定していなかったため、エージェントへニュースを配信するニュースサーバが存在しなかった。

そこで、U-Mart サーバとは独立した形でエージェントの要求に応じてニュースを配信するニュースサーバを構築した。

ニュースサーバは表 1 のように PostgreSQL によってニュースのデータベースを保持しており日付及びニュースからなるテーブルと、ニュースの存在するしなに関わらずカレンダーの日付順に付けられたタグのテーブルが保存されている。これは、エージェントからの要求があったときに取引日以降の（その時点で過去ではない）ニュースを配信することを防ぐためのものである。

Date	Tag	DateOfNews	News
1999/10/2	23	1999/10/2	newsA
1999/10/3	24	1999/10/2	newsB
1999/10/4	25	1999/10/4	newsC
1999/10/5	26	1999/10/5	newsD

表 1: ニュースサーバのテーブル

次に、ニュースサーバ、U-Mart サーバ及びエージェントの関係を説明する。図 2 に示すようにニュースサーバは、U-Mart サーバ及びエージェントとは独立している。エージェントからの要求があった場合のみ、U-Mart サーバに直近の日付を問い合わせ、配信可能な最新のニュースをエージェントへ配信を行う。

ニュースサーバは次のような手順でエージェントにニュースを配信する。

1. エージェントからニュースの要求を受ける
2. U-Mart サーバへ直近の日付を問い合わせる
3. 得られて直近の日付から最新の日付をタグ・テーブルより得る

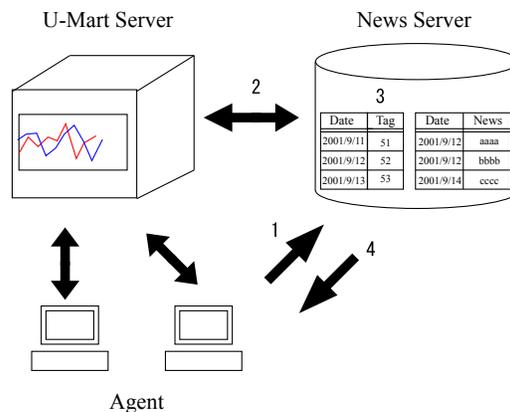


図 2: ニュースサーバ、U-Mart サーバ及びエージェントの関係

4. 自データベース内から本日のニュースを一つの String にまとめてエージェントへ配信する

後に詳細を示すが、本研究で提案するエージェントは、最新のニュースのみを利用する。しかし、過去何日分や何月何日などエージェントから特定の要求があった場合にも、タグ・テーブルから配信可能かどうかを判断できるので誤った配信を防ぐことができる。

5 提案エージェントの実装

本章では、本研究の提案するエージェントの実装について説明する。提案するエージェントは、ファンダメンタル情報を数値データへ処理を行いニューラルネットワークの入力値として学習を行った後、現物価格の予測へ反映させる。エージェントは、予測した現物価格を基準に先物価格の注文価格を決定する。

また、比較対象となるテクニカル情報のみを入力値として学習を行ったエージェントも実装した。このエージェントも予測にしたがって売買を行う。

5.1 ファンダメンタル情報について

今回用いたファンダメンタル情報は、株価関連のニュースの配信を行っているフィスコから提供されたものを用いた。このニュースの特徴は、個別銘柄に関する株価ニュースあるいは企業の状況を説明しているショートスナップであり、一日に配信されるのは 10~20 本程

度である。この個別銘柄は、U-Mart で使用されている J30 株価指数を形成する企業も含めて様々な企業からなる。たとえ J30 株価指数に含まれない企業のニュースであっても現在の日本の経済状況や業種別の状況を示すことも考えられ、個々の銘柄が互いに独立して変化しているわけではないので本研究では全ての銘柄に関するニュースをファンダメンタル情報として使用した。このニュースは昨日終値と当日終値が決まるまでの間に配信されるものであるため、本研究では、昨日までの終値の時系列データと終値が決定するまでの間に配信されたニュースを使用する。

5.2 ファンダメンタル情報の前処理

文字列情報であるファンダメンタル情報をニューラルネットワークの入力値にするため、学習を行う前に前処理を行った。文字列情報全体を把握して好悪を機械的に判断するのは極めて難しいと思われ、これまでの研究でも、特定の単語を扱う例がある。[7]

そこで本研究ではニュース内に含まれる経済的あるいは市場から見て意味のある単語の頻出頻度からファンダメンタル情報の数値化を行った。

ニュースを、日本語文字列を形態素に分解するアプリケーション「茶筌」[8] を使用して、形態素に分解した。その分解した全ての形態素の出現頻度をカウントし、出現頻度の多い順に並べ換え、その中で多い順から経済的な意味、市場的に意味を持つ単語を選択し良い意味なら +1、悪い意味なら -1 とした重み付けを行い約 90 単語からなるキーワードリストを作成した。(表 2 参照) キーワードの意味から影響の大きい単語の重みを大きく付けることも考えられるが、今回は ±1 の二値とした。

次に、このキーワードリストを用いてニューラルネットワークの入力値を生成した。入力値を生成する関数は次の式で表される。

$$FInput = \frac{\sum_{k=1}^m G_{apps_k} - \sum_{l=1}^n B_{apps_l}}{\sum_{k=1}^m G_{apps_k} + \sum_{l=1}^n B_{apps_l}} \quad (1)$$

ここで m は良い意味と格付けされたキーワードの総数、 n は悪い意味と格付けされたキーワードの総数、 G_{apps_k} は良い意味のキーワード k の出現回数、 B_{apps_l} は悪い意味のキーワード l の出現回数である。FInput はニューラルネットワークの入力値となる。FInput

Keyword List	
Good(+1)	買い、反発、堅調、軟調、上昇、好感、期待、回復、大幅続伸、好調、日続伸、続伸、大幅反発、年初来高値、ストップ高、年初来高値更新、高値、下げ、しっかり、上方修正、利益確定、大幅高、上回る、上場来高値、安心感、底堅い、大幅上昇、増産、改善、小幅反発、上回っ、急伸、急騰、急増、小幅続伸、買い戻し、上場来高値更新、押し目買い、買い気配、業務提携、好業績、営業日続伸、黒字、増収増益、増額修正、順調、ストップ高買い気配、好決算、伸長、自律反発、追い風、直近高値、黒字転換、過去最高
Bad(-1)	売り、反落、嫌気、下落、下方修正、日続落、続落、大幅続落、年初来安値、赤字、割り込む、懸念、年初来安値更新、安値、上場来安値、利益確定売り、急落、大幅反落、下回っ、低迷、利食い売り、伸び悩み、ストップ安、悪化、失速、減少、大幅下落、営業日続落、持ち合い解消売り、小幅反落、下落基調、大幅安、小幅続落、割高感、悪材料、減益、直近安値、需給悪化、上場来安値更

表 2: keyword list

は良い意味のキーワードが多く出現するときは +1 に、悪い意味のキーワードが多く出現するときには -1 に近づくようにした。

5.3 ニューラルネットワークによる予測システムとその学習

ニューラルネットワークを用いて現物価格の予測を行うために過去の価格データとファンダメンタル情報を入力値とする予測システムを実装した。

ニューラルネットワークは、従来の研究を元に実装した [9]。この学習アルゴリズムは、次元探索を行うバックプロパゲーションと大域的な最小値を求めるためにランダムサーチ [10] [11] を交互に行うものである。

5.3.1 ニューラルネットワークによる予測システム

前節で得られたキーワードには、短期的に効果がありそうに思われるので予測する対象(現物価格)を、取引日当日とその翌日の終値とした。

ニューラルネットワークを用いた予測システムの概略を図 3 に示す。当日用と翌日用に同じ構造のニュー

ラルネットワークを二つ使用した。両方とも、前日までの価格の時系列データと取引日中に配信されたファンダメンタル情報を入力値として予測を行う。

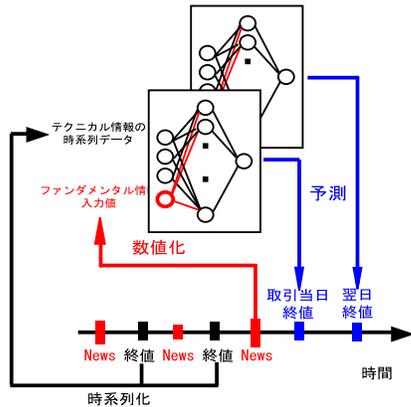


図 3: ニュ - ラルネットワ - クによる予測システム

5.3.2 ニューラルネットワークによる学習

使用したニューラルネットワークは、3層の階層構造で各層のニューロン数は、入力層 4 個、中間層 8 個、出力層 1 個である。学習の概略を図 4 に示す。

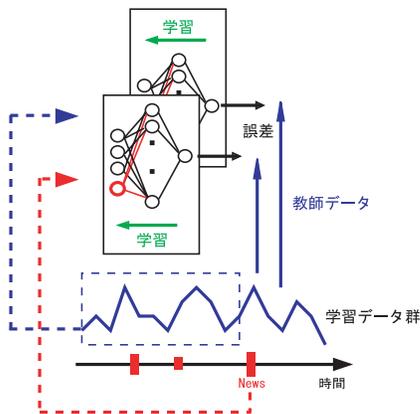


図 4: ニュ - ラルネットワ - クによる学習

入力値は、以下のように 3 つのテクニカル情報と 1 つのファンダメンタル情報を使用した。これは現在の価格トレンドや価格状況に対して特徴のあるニュースが発生したときにどのような価格変化が起こるのかということを前提に考えた。

- $\frac{\text{前日の終値} - \text{過去 3 年間の最安値}}{\text{過去 3 年間の最高値} - \text{過去 3 年間の最安値}}$

- 13 週平均の傾き
- 13 週平均からの乖離率
- ファンダメンタル情報の入力値 ($FInput$)

教師データとして、

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

を使用した。指定日数後の現実価格は取引日当日およびその翌日の終値である。

5.4 エージェントの取引手法及び手順

提案するエージェントおよび比較対象となるエージェントの取引手法は、きわめて単純な手法とした。

この手法は、図 5 に示すように、取引日当日のファンダメンタル情報を得てから、学習を行ったニューラルネットワークにより当日の終値および翌日の終値を予測を行う。テクニカル情報のみのエージェントは価格データのみを用いて同様に当日および翌日終値の予測を行う。そして当日、翌日終値の予測価格の 4 つに分類された形成状況をみて価格を決定し注文を行う。つまり、予測価格にのみ依存して、注文を行い続けることとなる。

二つのエージェントが行う注文は全て指値注文である。指値注文とは指定した価格で、売り注文の場合は「指定価格以上なら売る」、買い注文の場合は「指定価格以下なら買う」という注文方法である。

まず、直近の現物価格 (p_0) と取引日当日の現物価格予測値 (p_1)、 p_1 と翌日の現物価格予測値 (p_2) を比較を行う。その予測価格にしたがって以下の場合分けから注文を行う。

- $p_0 < p_1$ かつ $p_1 < p_2$ という上昇傾向と予測した場合には、 p_1 以下で買い注文、 p_2 以上で売り注文を行う
- $p_0 < p_1$ かつ $p_1 > p_2$ という予測を行った場合は、 p_2 以下で買い注文、 p_1 以上で売り注文を行う
- $p_0 > p_1$ かつ $p_1 > p_2$ という下降傾向と予測した場合には、 p_1 以上で売り注文、 p_2 以下で買い注文を行う
- $p_0 > p_1$ かつ $p_1 < p_2$ という予測を行った場合は、 p_2 以上で売り注文、 p_1 以下で売り注文を行う

これは、ファンダメンタル情報を用いるエージェントとテクニカル情報のみのエージェントとの比較をし

やすくするために、予測価格に依存した取引手法を用いた。

U-Mart においても実際の先物市場でも重要なリスク削減となるポジション (売り契約数と買い契約数の差) の管理を行っていない。

また、二つのエージェントの注文量は一定とした。

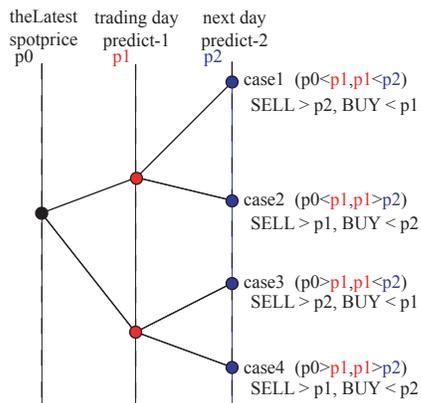


図 5: エージェントの取引手法

次に,U-Mart 上でのエージェントの取引手順を 6 に示す。マーケットが開くと、エージェントは U-Mart サーバから価格履歴を取得し、ニューラルネットワークのテクニカル情報の入力値を生成する。次に、ニュースサーバへ最新のニュースを要求する。ニュースサーバは,U-Mart サーバから日付を取得する。その日付からエージェントへ最新のニュースを一つの文字列にして送信する。エージェントは、そのニュースから第 4 章で説明した KeywordList と関数からニューラルネットワークの入力値を生成して、先のテクニカル情報の入力値とあわせて予測を行う。そして、上記に示した取引手法にしたがって注文を出す。これを一日一回行い、期日まで繰り返す。

6 U-Mart 実験

6.1 実験の目的

提案手法となるファンダメンタル情報を用いるエージェントとテクニカル情報のみで学習したエージェントを比較するために、実験を行った。

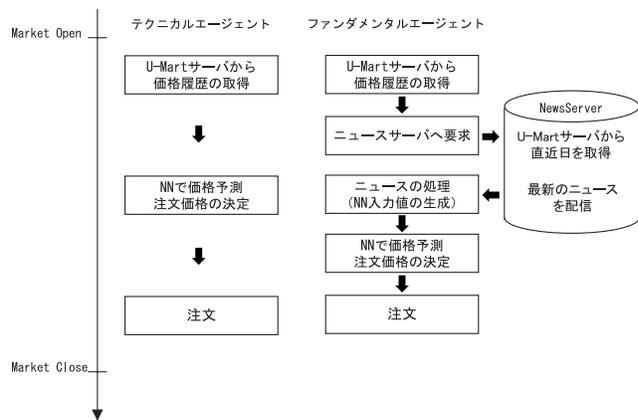


図 6: エージェントの取引手順

6.2 実験条件

6.2.1 学習及び実験期間

複数の実験期間を得るために図 7 に示すような学習・実験期間を定めた。ファンダメンタル情報が存在する最初の日から 20 日おきに合計 5 つの学習・実験期間を設けた。ファンダメンタル情報を用いるエージェント及びテクニカル情報のみのエージェントの学習期間は同じである。

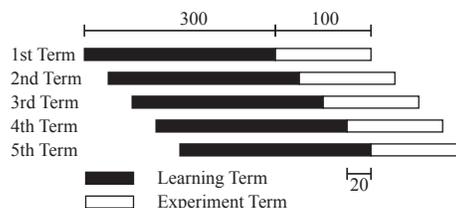


図 7: 学習および実験期間

6.2.2 参加エージェントについて

先の二つのエージェントを比較するにあたり、取引相手となるエージェントが必要であるため、以下のようなエージェントを用いた。

市場参加者となるエージェントは、2001 年・夏に行われた東京工業大学・知能システム科学専攻の特別実験で作られた 11 エージェント Agent10 ~ 20(添付資料 A: 表 3 参照), 同時期に行われた U-Mart2001 の 25 エージェント Agent21 ~ 45(添付資料 A: 表 4 参照) を用い

た。これらは、実験の環境として使用するためのものである。そしてニューラルネットワークでファンダメンタル情報を用いて学習したエージェント (Agent 2)、テクニカル情報のみを学習したエージェント (Agent 3) の二つを加えた合計 38 エージェントで行った。

6.3 実験の結果及び考察

実験を行った 5 つの期間の結果を利益を得たエージェント、提案エージェント (Agent2)・以下ファンダメンタルエージェントおよびテクニカル情報のみを用いたエージェント (Agent3)・以下テクニカルエージェントの結果を示す。図 8~ 図 12 に示す。縦軸は最終的な所持金から取引前所持金 (10^9) を引いたものである。図 13 に 5 回の平均を示す。

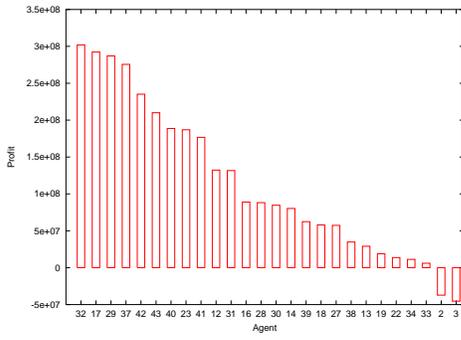
以上の結果より、全ての期間においてファンダメンタルエージェントが、テクニカルエージェントをよりも優れた結果を示している。

1st term においては両方のエージェントとも損失を出してしまったが、ファンダメンタルエージェントのほうが損失が抑えられた。1st term では、取引開始日から約 50 日目まで下降傾向にあり、それ以降今度は一転して最終日まで上昇傾向に向かう。50 日目あたりが 1st term の底となっている。ファンダメンタルエージェントもテクニカルエージェントも底に向かうまでは売り注文を約定させており、先物価格が現物価格に追従して下落していくので利益を得ている。しかし、底から上昇に転換しても売り注文を約定させたので、損失を出す方向にポジションを変化させてしまった。この要因として、取引手法においてポジションを管理を行っていない点にあると思われる。当日、翌日の予測を行うという手法において、利益が得られた時点でなるべくポジションを下げるバイアスを加えることが必要であると思われる。

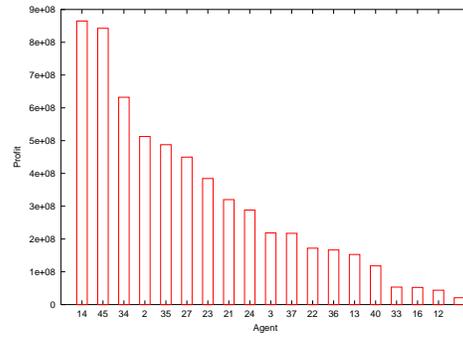
ファンダメンタルエージェントとテクニカルエージェントとの間に顕著な差が 5th term において現れた。図 14 に現物価格、先物価格、ファンダメンタル・テクニカルエージェントそれぞれの売買注文価格およびファンダメンタル情報のニューラルネットワークへの入力値を示す。次に図 15,16 にファンダメンタル・テクニカルエージェントそれぞれのポジションの変化履歴を示す。y 軸は [売りポジションー買いポジション] で表される。60 日目を越えたあたりからテクニカルエージェン

トの予測価格が実際の現物価格より大きくなっているように思われる。予想価格に従って取り引きを行っているので、売り注文価格が大きくなり現物価格に近い価格で取り引きされている先物価格を上回ってしまった。さらに買い注文価格も高くしてしまっている。この期間以降、下がり傾向であるにも関わらず買い注文が約定しやすくなりテクニカルエージェントのポジションが急激に買いポジションに変化している。すなわち、価値が下がり続けるものを買ってしまい利益を減らしてしまったと考えられる。しかし、ファンダメンタルエージェントはこの期間の急な下降にも追従しており、買い注文の値段が高くなり買いポジションへの変化を抑えている。単純に過去の価格形成を学習するのではなく、現在のトレンド状態に出来事を反映させた学習を行っていることが現物価格を追従している要因の一つと考えられる。マクロ的に見た場合、価格のトレンドは存在すると思われる。しかし、そのトレンドの方向 (上昇~下降への転換等) の決定などは実際の事象に大きく影響されていると考えられる。この期間において、ファンダメンタルエージェントがテクニカルエージェントに比べて正確に予測を行っていると思われる。ファンダメンタルエージェントの優位性が示されている。

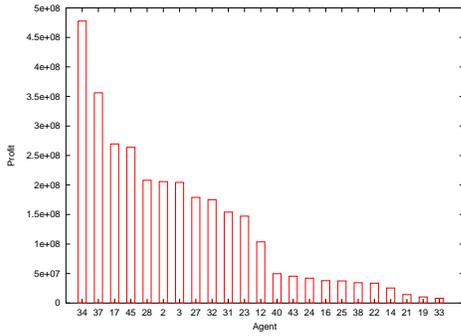
また、ファンダメンタル情報のニューラルネットワークへの入力値と現物価格との関係について、特徴がよく現れた 1st term から図 17 に示す。1st term において最初の 50 日目までは $FInput$ の値がマイナスを示す箇所が目立つ。それに呼応して現物価格が下降傾向 (大矢印) になっていることが分かる。そして、50 日を越えた付近から $FInput$ がプラスが多くなり、現物価格も上昇傾向に急転しており、その後一旦は下がるものの全体的には上昇傾向 (大矢印) である。ミクロ的に見ても、 $FInput$ がマイナスになると価格が下がっており (青矢印)、そのあとプラスに転じると上昇 (赤矢印) していることが分かる。今回、ニューラルネットワークを用いてテクニカル情報とファンダメンタル情報を合わせて予測を行ったが、このファンダメンタル情報の $FInput$ と現物価格の変化の間に相関を用いて、単純な if-then ルールのにファンダメンタル情報を用いることも可能であると思われる。



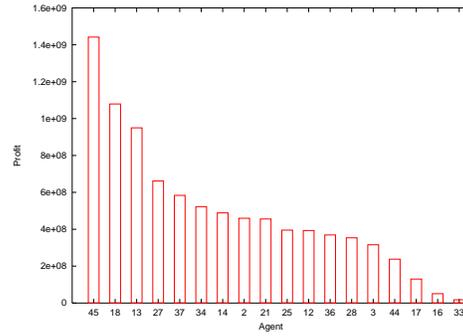
☒ 8: 1st term profit



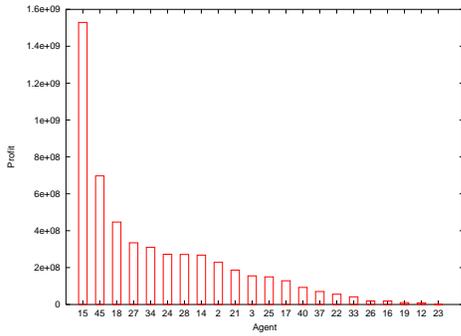
☒ 11: 4th term profit



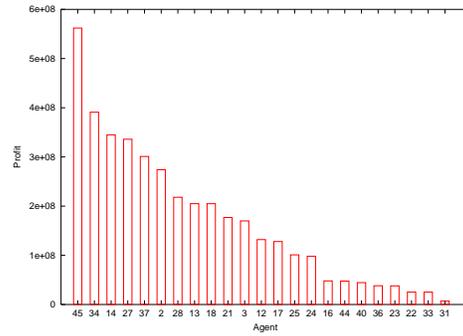
☒ 9: 2nd term profit



☒ 12: 5th term profit



☒ 10: 3rd term profit



☒ 13: Average of profit

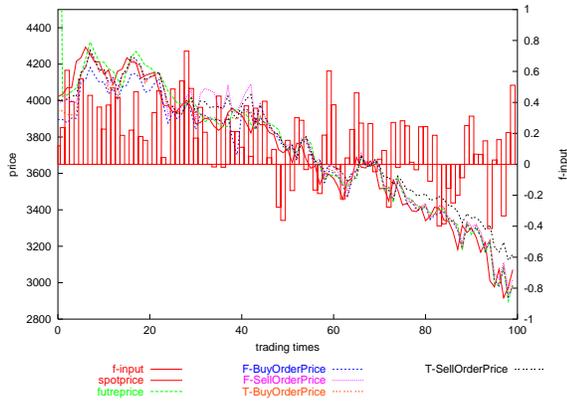


図 14: 5th term におけるエージェントの挙動

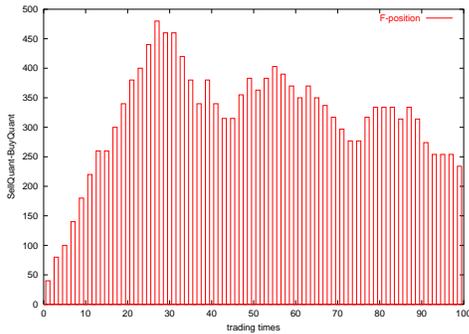


図 15: ファンダメンタルエージェントのポジション履歴

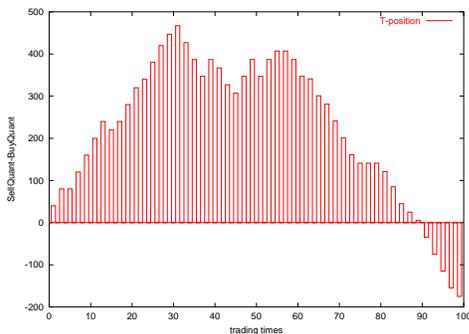


図 16: テクニカルエージェントのポジション履歴

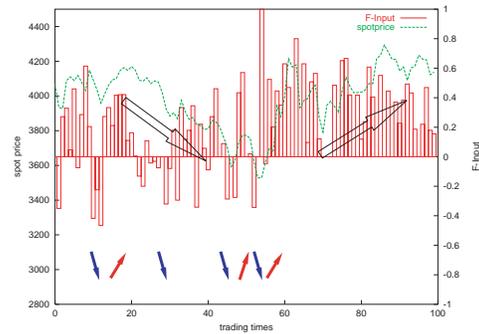


図 17: $FInput$ と $SpotPrice$ の関係 (1st term)

7 まとめ及び今後の課題

本論文では、人工市場・U-Mart においてエージェントにニュースを配信するニュースサーバを実装し、ファンダメンタル情報を用いるエージェントを作成し、実験を行った。

作成したエージェントは、ファンダメンタル情報・ニュースの文字列から特定の単語 (約 90 語) の出現頻度をカウントしニューラルネットワークの入力値とし学習及び予測を行い、簡単な取引手法に従って取引を行った。結果、全ての期間においてファンダメンタル情報を用いて取引を行ったエージェントが、テクニカル情報のみを用いたエージェントより優れた結果を示した。また、ある期間においては、テクニカルエージェントが予測に依存した注文価格が大きくなりすぎたにもかかわらず、ファンダメンタルエージェントのズレは少なかった。

また、ファンダメンタル情報から作成されたニューラルネットワークの入力値 (+1 ~ -1) と現物価格との間には相関があることが分かった。特にマイナスを多く示す区間においては現物価格は下降傾向であり、プラスの値が大きく連続しているところの区間においては、下降傾向から上昇傾向へ転じた。この特徴を利用すれば、さらに良い結果が得られると期待される。

今後の課題としては、本論文で使用したテクニカル情報の入力値のパラメータを変更することが考えられる。当日、翌日という近場を予測するのに 13 週平均や過去 3 年の最高値などを使用したが、この期間をもっと短くするなど、相応しいパラメータが他に存在する可能性がある。さらに今回は使用しなかったポジション管理など取引手法に工夫をいれることでさらに安全

に取り引きできるのではと考えられる。

また、ファンダメンタル情報として用いたニュースから得たデータと現物価格の間に幾つかの期間で相関があることが示せたが、既存のテクニカル分析を行うエージェントにこのファンダメンタル情報を付加させることでどのような振舞いを見せるのかが興味深い点である。今回は、ファンダメンタルエージェントとテクニカルエージェントとの差を分かりやすくするため簡単な注文アルゴリズムを選択した。今後、ファンダメンタル情報をさらに有用な情報として取引に反映させる注文アルゴリズムが必要であると思われる。

本研究では、キーワードの抽出及び重み付を手動で行ったが、自動抽出や重み付の学習を行い、さらに重み付の細分化を行うことでより客観的な情報の獲得が目指せるのではと考えられる。また、今回当日のニュースのみを分析対象としたが、前日、前々日のニュースも用いて時系列化することでより情報を予測へ反映させることができるのではと考えられる。

今回使用したファンダメンタル情報以外にも、新聞等の他の媒体を通じたニュースなども扱いその影響なども確かめる必要がある。

今後、ファンダメンタル情報を予測や取引に使用するエージェントが多く市場に参加した状態において取引価格がどのように形成されるか。ファンダメンタル情報の中でもどのような種類の情報が重要視されるか、あるいは現物価格に影響を与えやすいのかなどの課題が考えられる。また、複数の媒体を用いてエージェントごとに与える情報と与えない情報を区分することで、情報網の広い機関投資家と一般投資家の関係をモデル化できるのではと考えられる。

謝辞

本研究を行なうにあたり、自分勝手な研究テーマを最初から最後まで御指導をして下さった山村雅幸助教授に心から感謝致します。

また御多忙の中、ニュースを提供下さった株式会社フィスコ及び田中様に感謝致します。

そして、本研究を進めて行くにあたり、適切なアドバイスを下さり、ときには強く激励をして下さった山村研究室の皆様へ感謝致します。この御恩を一生忘れません。今後の皆様の御活躍を切に願っております。

昨年度卒業されたにもかかわらず、本研究を行う上

で相談に乗って頂き、適切なアドバイスをして下さったOBの山重真紀夫氏に心から感謝し敬意を表します。

最後に、私を常に見守ってくれた家族に感謝致します。

参考文献

- [1] 出口弘, 和泉潔, 塩沢由典, 高安秀樹, 寺野隆雄, 佐藤浩, 喜多一, 人工市場を研究する社会的および学問的意義, 人工知能学会誌, Vol.15, No. 6, pp 982-989, 2000.
- [2] 和泉 潔, 植田 一博, 人工市場アプローチによる為替シナリオの分析, 情報処理学会研究報告 2000-ICS-119, Vol.99, pp1-8,2000.
- [3] 中村 茂雄, 和泉 潔, 植田 一博, 為替ディーラーの意思決定の分析, 情報処理学会研究報告 2001-ICS-123, pp37-42,2001.
- [4] K.Izumi,K.Ueda, Analysis of dealers's processing financial news based on an artificial market approach, Journal of Computational Intelligence in Finance Vol.7, pp.23-33, 1999.
- [5] 宇佐美洋, 入門先物市場, 東洋経済新報社,2001.
- [6] 山重真紀夫, エージェント市場モデルにおける合理的取引エージェント, 東京工業大学 知能システム科学専攻 修士論文 2001.
- [7] J. Thomas and K. Sycara, Integrating Genetic Algorithms and Text Learning for Financial Prediction, Proceedings of the GECCO-2000 Workshop on Data Mining with Evolutionary Algorithms, July, 1999.
- [8] Y.Matsumoto,A.Kitauchi,T.Yamashita, Y.Hirano,H.Matsuda,K.Takaoka,M.Asahara, Japanese Morphological Analysis System ChaSen version 2.2.1, Dec, 2000.
- [9] N.Baba,H.Handa,M.Hayashi, Utilization of neural networks and GAs for construction an intelligent intelligent decision support system to deal stocks,Proceedings of SPIE Conference,Vol.2760,pp.164-174,1996.

- [10] N.Baba et al. A Hybrid Algorithm for Finding Global Minimum of Error Function of Neural Networks and Its Applications, Neural NetWorks Vol.7,pp.1253-1265,1994.
- [11] 馬場則夫, 小島忠男、小澤誠一, ニューラルネットの基礎と応用, 共立出版,1999.

A 添付資料:参加エージェントの特徴

エージェント名	特徴
Agent 10	現物価格の直近 3 期の傾向で買い判断. 現物価格の上昇を見て売り
Agent 11	直近 5 期の現物価格の差分から売買及び量を決定
Agent 12	現物・先物価格の大小を見て, 現在の持ち量と価格傾向をみて判断
Agent 13	直近 5 期の現物価格の傾向で売買・量を決定
Agent 14	現物・先物価格の大小で売買決定. 量はその差に比例させる.
Agent 15	先物 > 現物価格で売り, 現物 > 先物で買い. 量は価格差 × 20.
Agent 16	直近 1 期の現物及び先物価格の大小関係で売買・量を決定
Agent 17	現物 > 先物価格で買い. この差が近付くと売り.
Agent 18	現物と先物価格に差がある場合, 先物 > 現物で売り, 現物 > 先物で買い. 差が無い場合, 過去 10 期と直近の価格差とを比較.
Agent 19	先物 > 現物価格で売り, 現物 > 先物で買い. 価格を直近先物価格.
Agent 20	直近 10 期の現物・先物の傾きの大小関係で売買判断. 価格は直近の先物価格に ± 100.

表 3: 参加エージェントの特徴 (特別実験)

エージェント名	特徴
Agent 21	先物 > 現物価格のとき売り, 現物 > 先物のとき買い
Agent 22,23	中期的な変動と短期的な変動から次回の価格を予測. 過去の価格に GA で学習した係数をかけて価格を決定.
Agent 24 ~ 32	売買の決定はすべて現物 > 先物価格で売り, 先物 > 現物で買い. 24 ~ 26 は価格差の 2,4,8 割を低い方へ上乘せして注文. 27 ~ 32 は価格の傾向を利用して 26 を改訂.
Agent 33	現物価格を推移から予測して山で売り, 谷で買い注文
Agent 34,35	34 は先物価格を推移から 33 のパラメータ (固定) を用いて予測して現物価格との差を用いて売買を判断. 35 はパラメータをアダプティブに修正.
Agent 36,37	36 は規定のポジションまで買い続け, その後の価格変化で売り・保持を決定する. 37 は売りから始める.
Agent 38	現物と先物価格の価格差を利用. 乖離が大きいと近付くと仮定.
Agent 39	直近 4 回分の板寄せ価格の移動平均による順張りエージェント
Agent 40	現物価格 + 200 で売り, -200 で買い. 最小取引量を決めておき, 価格差に比例して増やす.
Agent 41,42	ファジィルールから売買の意志決定. 価格は直近から決定. 41 はルールの重みを 0.5 で固定. 42 は予め学習したものを使用
Agent 43	サイコロジカルラインによる逆張りエージェント直近 12 回を参照して決定
Agent 44	現物・先物価格の差を見て, 先物価格が現物価格よりも高い時に売りを出す逆張りのエージェント
Agent 45	RSI 分析を利用 $U/(U+D)$ U 及び $D =$ 一定期間での上げ幅・下げ幅の合計 0.07 以上買い, 0.03 以下で売り

表 4: 参加エージェントの特徴 (U-Mart2001)

B 添付資料：追加実験

前述の実験条件にランダムエージェント (5つ) を加えて実験を行った。

ランダムエージェントは注文価格, 売りまたは買いの意志決定をランダムに行う。したがって, 先物価格と現物価格の価格差を利用して利益を得ることができるエージェントが時おり発生する。

そこで, 追加実験としてランダムエージェントとの比較を試みた。

B.1 実験目的

本研究で提案したファンダメンタルエージェントと5種類の価格範囲を持つランダムエージェントとの比較を行う。

B.2 実験条件

実験期間およびファンダメンタルエージェントの学習期間は, 前述の5つの期間を用いた。

参加エージェントも先の実験と同じ36エージェントを使用した。

この実験で新たに加えた5つのランダムエージェントは, 前日の先物, 現物価格を参照しその価格を基準価格として, ランダムに決められた価格範囲内の価格を足し合わせ, それを注文価格とする。前日に先物価格が存在しておれば, 先物価格を優先的に基準の値段にする各ランダムエージェントの価格範囲は表5に示す。売りまたは買いの決定もランダムに行われる。

ランダムエージェント	
エージェント名	価格範囲
agent4	±20
agent5	±30
agent6	±40
agent7	±60
agent8	±100

表 5: ランダムエージェントの特徴

B.3 実験結果及び考察

図18に平均利益を示す。結果として, 5つのランダムエージェントに比べて情報をより多く持つエージェントの優位性が示された。

ランダムエージェントは, 一般的にある特定の注文方法を繰り返すエージェントよりも優れた成績を示すことがある。これは特定の注文方法が, 現物価格の推移あるいは先物価格のある形成条件に対しては損益を出してしまうという弱点を持っていることを示している。一方ランダムエージェントは, どのような価格形成が起こっても直近価格からランダムに注文価格を決定し売買注文を出すので, ランダムに適切な取引を行い, ランダムに不適切な取引を行う。つまり, ランダムエージェントは, 期間内すべてにおいて適した取引をするとは限らず, 適切な取引を行った割合が多いときに利益を出すということになる。

したがって, 今回の実験でも一部の期間においては, 利益を得たランダムエージェントが存在したものの, 平均利益が損失になるランダムエージェントが多くなっている。

この実験の結果より, ファンダメンタル情報を用いたエージェントがランダムエージェントよりも確実に適切な取引を行っているといえる。

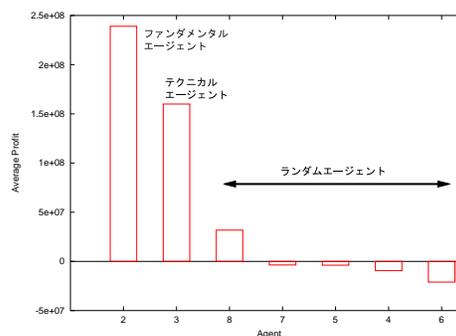


図 18: 平均利益 (ランダムエージェントとの比較)