

## ファジィエージェントを用いた ネットオークション落札価格予想の提案

岡本 晋平<sup>†</sup> 松田 聖<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 日本大学大学院 生産工学研究科 数理情報工学専攻

<sup>††</sup> 日本大学 生産工学部 数理情報工学科

あらまし

インターネットオークションにおいてマルチエージェントシステムとファジィを利用して落札価格の予想を試みた。オークションの落札価格そのものを研究対象としたものは少ない。なぜなら、入札者の行動が複雑でモデル化が難しいからである。このファジィを用いた手法は、入札者の振る舞いを表現するのに適している。そこで、本研究ではシミュレーション結果と実際のオークションでの落札価格の比較と検証を行なった。

キーワード オークション, マルチエージェント, ファジィ

## A Fuzzy Agent Approach to the Prediction of Internet Auction Successful Bid Price

Shinpei OKAMOTO<sup>†</sup> Satoshi MATSUDA<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Graduate Department of Mathematical Information Engineering,  
Major of Industrial Technology, Nihon University

<sup>††</sup> Department of Mathematical Information Engineering,  
College of Industrial Technology, Nihon University

### Abstract

In order to predict a successful bid price in internet auction, we propose an internet auction model using fuzzy multi-agents. There are few studies about a successful bid price of auction. Because bidder's behavior is complicated, and model expression is difficult. The fuzzy technique is suitable for modeling the behavior of bidders. We compare the simulation results of our system with a real successful bid price, and show the good performance of our system.

**Keyword** Auction, Multi-agent system, Fuzzy

## 1.はじめに

インターネットが普及しそれに伴うコンテンツの充実と共に電子商取引は昨今急激に取引が増大しているものの一つである。その一つとしてインターネットオークションが挙げられる。インターネットオークションの普及率や認知度は非常に高いと言えるだろう。インターネットオークションにおいて業界最大手といえるeBay（イーベイ）が1995年に創設されて以来さまざまなインターネットオークションサイトが開設されている。日本で有名なものにYahoo!オークションや楽天市場が挙げられる。そして、この分野についての研究も盛んに行われている。オークションシステムについて分析し他の事柄への応用を図るもの、オークションにおける取引をする際に出品者側からの視点に立って任意の製品についての価格帯の分析、入札者の行動分析したもの[1]、オークションモデルを構築し落札価格最適化をめざしているもの[2]で行われている。しかし、入札者の行動戦略やインターネットオークションに出品する際の出品者がとるべき行動戦略などの研究が多く、実際にオークションに出品したらいくらで落札されるのかという基本的な疑問を解決するための研究[3]では入札者の行動を分類したシミュレーションで構成されている。また、[4]のように繰り返し囚人のジレンマゲームを取り入れたものもある。本研究ではマルチエージェントシステムとファジィを組み合わせたファジィエージェントを考案しオークションシステムに組み込むことでエージェントの行動をより人の考えに似せ落札価格の予想精度を上げることが出来るかを検証する。その上で、実際のオークションでの落札価格と同じ出品価格からのシミュレーションの誤差がなくなれば落札価格の予想が出来ると言える。多く

のオークションデータとファジィエージェントシステムを用い、落札価格の予想を行うことが本研究の目的である。

## 2.オークションシステム

マルチエージェントシステムを用いて、実際のオークションをシミュレートする。マルチエージェントシステムとは、ある一定の情報を元に行動することを意味づけられたエージェントを複数使いそれらが相互作用することで、社会システムや経済システムなど複雑な環境を表現する手法の一つである。本研究は、オークションのシステムにおいて入札者が振舞う実際の行動をエージェントの挙動で表現する。その結果落札される価格を予想するというものである。このオークションモデルでは出品する品物が1つ、この品物には情報が付加されており、各エージェントは「知覚」することで入札準備することが出来る。実際に入札するエージェントはN人とし、一回のオークションの期間は500ステップで行うものとする。それぞれのエージェントは与えられた情報と行動パターンに基づいて商品を知覚した後、入札するかしないかの判断を行い入札可能であれば入札を行う。結果商品の現在価格が更新される。更新された商品の価格をエージェントは再び知覚することを、500ステップ（終了時間）まで繰り返すことでオークションモデルをシミュレートできる。マルチエージェントシステムを利用して、オークションの環境をモデル化して構築することでシミュレーションを行う。エージェントはオークションの出品物を知覚し、入札という行動をとる。その際、各エージェントの性格（行動パターンである知覚・入札行動）を当てはめなければならない。そこで、実際のデータを元にファジィで分類し性格付けを行

う。また、シミュレーションの途中で知覚のしやすさ・入札行動のしやすさの更新を行う。これは、「商品に興味を持つまたは失う」、「商品に対しての購入意欲」ということを示しており、実際の人間心理をモデル化できると考えられる。

### 3. ファジィエージェント

[2]で扱っているエージェントは知覚及び入札行動が一定の動きに定められており、時々刻々とエージェントの入札意欲などが変わっていることを示すのに妥当でないと考えられる。そこで、エージェントの行動パターンにファジィを組み込むことでより人間の行動に近づけることを試みた。

#### 3.1 ファジィエージェントの生成

本研究で用いるエージェントの行動指針は、知覚特性・入札特性・入札回数である。知覚特性とは、オークションが始まってから終わるまでの間どの程度商品に対して関心を持っているかということを表したものである。この知覚特性が高いほど次の入札する行動に移りやすくなる。次に、入札特性はその商品に対してどのくらいの頻度で入札するかを表している。この知覚特性と入札特性はエージェントのモデルと密接に関係している。次に挙げる4つのエージェントモデルはオークションにおける行動を大きく分類したものである。

Table1. オークションエージェントモデル

	知覚	入札	入札回数
EarlyBidder	前半	低め	多い
Cheep Early Bidder	前半	高め	少なめ
Sniper	後半	高い	一回
Continual Sniper	後半	高い	多め

Table1 は各エージェントの属性をファジィ言語で表現したものである。具体的に言い表すと

- EarlyBidderはオークションの初期段階で知覚・入札することが高く時間が経てば経つほど減少する傾向にある。これはオークション初心者によく見られる傾向である。
- Cheep Early Bidderの行動パターンは[1]と異なり、先のEarlyBidderよりもオークション初期の知覚・入札は高いものの、オークションの後半になるとEarly Bidderより知覚・入札行動をしにくくなるというエージェントである。これは、「商品は欲しいが他にも落札候補があるため行動意欲が低くなる」または「オークション初期の価格が低い間に入札しあわよくば落札を狙う」という行動を示している。
- Sniperはオークション後半において一度だけ入札をするというエージェントである。このエージェントは「商品は手に入れたいになるべく出費を抑えて落札したい」ということを示しそのため、知覚行動・入札行動ともに他のエージェントよりも高めに設定している。
- 最後のエージェントであるContinual SniperはSniperのようにオークションの後半に高い知覚行動と入札行動ををする、更に複数回入札行動をとるエージェントである。このエージェントは「商品がどうしても欲しいため少し値が張っても落札しよう」という傾向を表している。一般的にこの行動パターンが効率的に商品を落札できることがよく知られている。

Table2. エージェント特性の例

	Agent A	Agent B	Agent C	...
EarlyBidder	0.15	0.40	0.17	...
Cheep Early Bidder	0.34	0.81	0.10	...
Sniper	0.16	0.07	0.80	...
Continual Sniper	0.60	0.43	0.31	...

Table2 はエージェントに対する各エージェントモデルの属性度を現したものである。つまり、Table2 でのエージェントAは EarlyBidderに 0.15 属すということを示している。各エージェントにオークションにおける商品に対する知覚しやすさを表した関数 (Fig1) を利用し計算する。

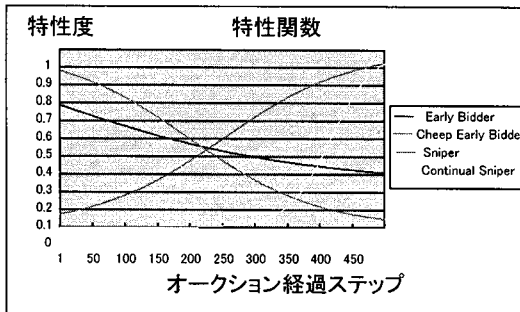


Fig1 特性関数

Fig1 は一回のシミュレーション(1Round)でのオークションの経過ステップにおける行動のしやすさをグラフ化したものである。本研究では知覚行動・入札行動の両方ともこの関数に従うこととする。前述のTable1と対応し、Early Bidderはオークション前半では知覚・入札共に行動しやすく、時間が経てば経つほど段々と行動が鈍くなっていることを表している。そして、Table2のエージェントの性格特性とこの関数を利用

して、Agentの行動特性を決定する。例えばAgent Aの 150 ステップ目に注目すると、

$$(0.15 \times 0.51 + 0.34 \times 0.60 + 0.16 \times 0.25 + 0.60 \times 0.00) / (0.51 + 0.34 + 0.60 + 0.00) = 0.20$$

となり、知覚しやすさ、入札しやすさが決定される。

ただし、このエージェントの生成方法ではSniperの特性である入札回数が1回であるということが上手く表すことができないので、各エージェントに入札回数に制限を設けた。

## 4. シミュレーション

### 4.1 商品条件

本研究におけるシミュレーションでは、実際に品物の落札価格を予想するに当たって、いくつかの条件に当てはまるものでなければならない。条件とは、「各個人における評価額が異なるもの」は予測することが出来ないで除く。品物があまりに古いものであると、同様に予測することが出来なくなる。なぜならば、一般的に時間がたつと品物そのもの「定価」からの価値が下がっていく傾向にあるため品物の価値が著しく低下し、予想する範囲から外れるものが多くなる。また、赤ワインの1900年ものといったように時間がたてばたつほど希少価値がつく物も商品条件から除外する。そこで、今回は個人の価値が大きく異なる場合の少なく、希少価値の付きにくい「家電 (含コンピューター機器)」という商品分類において、価格の予想を行うものとする。

### 4.2 価格予測シミュレーション

まず、オークションシステムに出品する

品物（商品）を決定する。この商品は実際にYahoo!オークションで出品された商品の中から落札されたデータを無作為に抽出する。商品が決定したら、次にその商品に対する相場価格Rを決定する。これは、商品が現在どの程度の価値を持っているかということを表す。このRは中古商品を取り扱うインターネットサイトなどから情報を収集しその平均価格から算出する。また、Rは商品に対する各エージェントの落札上限価格を決定することにも利用する。オークションの入札単位はYahoo!オークションに準拠(Table2)する。オークションの開始価格はTable2に従って始めるものとする。このシミュレーションの結果から得られた落札価格と実際に落札された価格を比較し、精度が上がるように各エージェントを構成するファジィルールの変更、エージェント数の変化を行いより精度の高いシミュレーションシステムの構成を目指す。以下にシステムの流れを示す。

Table2. 入札単位

現在の価格 (円)	入札単位 (円)
1~1000	10
1000~5000	100
5000~10000	250
10000~50000	500
それ以上	1000

#### システムの流れ

1. シミュレーションを行うための品物を実際のオークションで出品されているものから無作為に選ぶ
2. 品物の情報から落札上限価格を決定する
3. オークションシステムに品物を出品しエージェントはあらかじめファジィルールで定められた行動に基づき品物を知覚す

る

4. エージェントは同様に設定された入札確率に基づいて入札するかどうかを判断する
5. 入札すると判断したとき各エージェントは設定されている入札価格に基づき落札上限価格以下の価格を入札する
6. 5の結果、出品物の現在の価格が決定する
7. 3~6は1ステップの中で行われシミュレーションが終了する500ステップまで繰り返す
8. シミュレーションの結果、落札価格が決定する。シミュレーションで得た落札価格と実際のオークションでの落札価格を比較し誤差をとる。それを500回(500Round)繰り返す。

#### 5.シミュレーション結果

付録のTable5と特性関数を用いてシミュレーションした落札価格の結果を示す。

Table5は30人分のファジィエージェントの特性を数値で表したものである。3.1で前述したように、Agent No\_1と表されたエージェントはEarly Bidderに0.55属し、Cheep Early Bidderに0.17, Sniperに0.83, Continual Sniperに0.57属しているということである。Sniperとしての性格が色濃いが他のエージェントモデルとしての特性も持っているということを表している。各エージェントには商品の中古価格と新品価格の平均をとり、その値から±25%の範囲でランダム与えることにした。そのほかにも、エージェントはTable2に基づいて入札を試みる。オークションシミュレーションはYahoo!オークションと同じ方式で行うこととした。また、シミュレーションの商品としてCanon IXY DIGITAL 700(デ

デジタルカメラ) を利用した。なぜなら 4.1 で示した商品条件に当てはまるためである。この商品はYahoo!オークションに出品されたもので初期入札価格 100 円から始まった。中古価格はおよそ 23000 円、新品最安値は 24800 円であった。実際に落札された価格は 21500 円であった。500Roundの最大落札価格は 27675 円 最小落札価格は 23370 円であった。Fig2 は例として 1~100Roundでのシミュレーション落札価格の推移を表している。

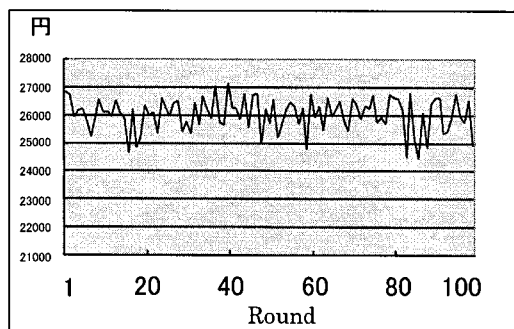


Fig2. 1 回目から 100 回目までの落札価格

25000 円弱から 27000 円強の間で落札価格が決まっていることが分かる。

500Roundの落札価格の平均を追った図を Fig3 において示す。

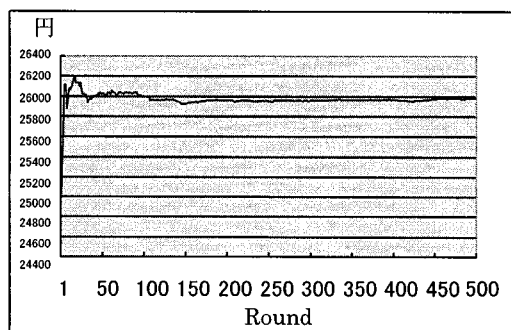


Fig3 平均落札価格

シミュレーション回数を重ねるごとに商品の落札価格にブレが無くなってきている。

Table3. シミュレーション結果

ファジィエージェント数	平均誤差
5	(-)0.223
10	(-)0.179
15	(-)0.185
20	(-)0.194
25	(-)0.208
30	(+)0.157

Table3 は同じ商品についてエージェント数を変えて同じ条件で行った結果である。平均誤差の前につけてある符号は絶対値を考えなかった場合の誤差で、(-)はシミュレートした落札価格が実際の落札価格より低かったことを示し、(+)は落札価格が大きかったことを示している。

Table4 入札回数

ファジィエージェント数	平均入札回数
5	19
10	24
15	28
20	32
25	35
30	34

Table4 はシミュレーションにおける入札回数の 500Roundの平均をとったものである。エージェント (入札者) が少ない段階では入札回数も少なく、エージェントが多くなるにつれて入札回数も多くなってきている。

しかし、33 回あたりの入札回数でおおむね入札が終わっている。

## 6. 考察

シミュレーション結果において同じ商品について 500 回ほどシミュレートするとその落札価格の平均はある一定の値に収束している。これは、その商品に対するシミュ



レーション上での商品価値と考えられる。Table3においてエージェント数が多いということは、商品を知覚する回数が単純に多くなることを表し、その分入札する確率も高くなっていると考えられる。オークション参加人数が多いと入札者同士の競争合いが起こり「手に入れたい商品が出品されているので少し高くついても落札しよう」と考え入札金額を上乗せして手に入れていると思われる。つまり、「予定の金額よりも高く支払ってしまう『勝者の呪い』にかかっている状態」になるのではないかと考えられる。逆にエージェント数が少ない状態では、商品に対する競争合いが起こることが少ないために落札価格よりも低い誤差が出てきたと考えられる。つまり、人気の商品に対してはエージェント数を多くとり、それほど人気が無いと思われる商品にはエージェント数を少なくすれば落札価格を予測することが出来るのではないかと考えられる。

本研究の結果を改めて考えてみると、落札予想価格はおよそ-20%~15%の振れ幅である。これは、どういうことかということ、落札したい商品の大体の価格をあらかじめ把握しておき、その価格より-20%以下で買うことが出来れば非常に上出来であると捉え、15%の上乗せ価格は必要経費と割り切り、それ以上の価格は一切入札しないという行動戦略の指標として有効である。また、エージェントの特性をオークションの入札履歴から割り出すことが出来れば、オークションモデルがより実際のオークションに近づけることが出来るのではないかと考えられる。しかしながら、あらかじめ商品の価値を把握していなければならないので、エージェントを決めるだけで落札価格の予想が出来るシステムを考えることや、商品の価

値が10万円以上になると10%の誤差でも1万円以上の価格差が現れてしまう。人によって異なる落札価格と予想価格の感覚の差をファジィで捉え、入札をするかしないかという行動基準をどのように表現するか、などが今後の課題として考えられる。

#### 参考文献

- [1]菅原 梢, 松田 聖: 出品者サイドの落札価格最適化を図るネットオークションモデルの提案・検証 情報処理学会 電子化知的財産・社会基盤, No.32, 2005.
- [2]飯田 隆一郎:「オークション落札価格予測システムの構築に関する研究」, 平成17年度博士前期課程修士論文(2005)
- [3]黒澤 聡, 前川 徹:「インターネットオークションにおける入札者の行動分析」 情報処理学会 電子化知的財産・社会基盤, No.14, 2001.
- [4]久野木 彩子, 山名 早人:繰り返し囚人のジレンマゲームのネットオークションへの適用と協調行動と落札の関係の考察 DEWS2004 2-A-05
- [5] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲: マルチエージェントシステムの基礎と応用, コロナ社(2002)
- [6] 生天目 章: マルチエージェントと複雑系, 森北出版株式会社(1999)
- [7] 山下 元, 須田 宏: ファジィ数学入門 ソフトサイエンスの基礎と応用, 森北出版株式会社(1997)
- [8] 中島 信之, 竹田英二, 石井博昭: 社会科学の数理 ファジィ理論入門, 裳華房(1994)
- [9] 横尾 真: オークション理論と基礎, 東京電機大学出版局(2006)

付録

Table5. ファジィエージェントの特性値

	Early Bidder	Cheep Early Bidder	Sniper	Continual Sniper
Agent No_1	0.55	0.17	0.83	0.57
Agent No_2	0.47	0.17	0.91	0.96
Agent No_3	0.76	0.46	0.52	0.41
Agent No_4	0.53	0.39	0.14	0.56
Agent No_5	0.79	0.17	0.96	0.03
Agent No_6	0.91	0.28	0.75	0.39
Agent No_7	0.64	0.67	0.26	0.85
Agent No_8	0.47	0.07	0.11	0.65
Agent No_9	0.46	0.15	0.61	0.18
Agent No_10	0.46	0.23	0.77	0.23
Agent No_11	0.56	0.62	0.34	0.94
Agent No_12	0.75	0.24	0.68	0.89
Agent No_13	0.64	0.30	0.85	0.45
Agent No_14	0.74	0.92	0.87	0.71
Agent No_15	0.63	0.15	0.52	0.76
Agent No_16	0.91	0.84	0.18	0.53
Agent No_17	0.27	0.19	0.21	0.31
Agent No_18	0.96	0.92	0.36	0.95
Agent No_19	0.85	0.67	0.52	0.45
Agent No_20	0.22	0.07	0.27	0.06
Agent No_21	0.31	0.15	0.80	0.15
Agent No_22	0.45	0.87	0.09	0.64
Agent No_23	0.95	0.11	0.25	0.69
Agent No_24	0.11	0.49	0.47	0.16
Agent No_25	0.46	0.81	0.36	0.32
Agent No_26	0.47	0.23	0.34	0.94
Agent No_27	0.75	0.52	0.36	0.32
Agent No_28	0.95	0.11	0.25	0.53
Agent No_29	0.75	0.67	0.42	0.35
Agent No_30	0.44	0.15	0.57	0.76

このエージェントの特性値はあらかじめランダムに与えたものである。