

エージェント理論とオンラインオークション

池田 欽一

本稿では、人間の代わりに、遺伝的プログラミングにより入札行動を学習する入札者 (bidder) をエージェントとする仮想的オークション市場の構築法を提案する。入札行動学習において、どれだけ低い価格で落札できたかと落札率の2通りの評価基準を設定し、パラメータによりそれら基準の中間的エージェントをモデル化している。シミュレーションにおいては、価格決定方式 (入札された額をそのまま入札額とするか自動入札を用いるか)、参加者が商品のおおよその価格を予想した見積価格の割当方式の違いにより、落札価格がどのように変化するかについて結果をまとめた。

キーワード：オークション，エージェント，遺伝的プログラミング

1. はじめに

オークションは紀元前から実施されている商品の取引形態の一種であるが、インターネットの発達に伴い、ネットワーク上でオークションを実施するオンラインオークションが広まってきており、その参加人口は急速に増加している。出品者は業者のみならず、個人ユーザレベルでの出品も行われている。従来、オークションについては理論的側面からさまざまなオークションの取引ルールについての研究がなされ、オークションを資源配分手法の一種と見て効率的な配分や、売り手、買い手の利益最大化、あるいは取引ルールが適切に設定されていなかったために発生するオークション市場の失敗について分析されてきた。しかし、近年では複雑なルールに基づき、同様な商品が繰り返し取引されるなど、ゲーム理論等、理論的方法のみでは解析が困難となってきつつある。

ここでは、オークション市場を取り上げ、遺伝的プログラミング (GP) により学習する入札目的での多数の参加者 (以下 bidder) を仮定し、有効な入札行動 (bid) の学習可能性とオークションのルールを変えた場合にどのように売り手、買い手の利益が増減するかについて考察する。代表的なオークション形式としては、イギリス型オークション (イングリッシュ・オークション, English auction) があり、オークションはリアルタイムに進行し、参加者は現在の最高落札希望額を知ることができ、オークション期間中であれば何度でも自分の落札希望額を更新できる。このリ

アルタイムオークションは、オンラインオークションなどでよく利用されるものであり、ヤフーオークションはこのイングリッシュ・オークションの一種であると言える。他には、入札型オークション (sealed-bid auction) があり、bidder が落札希望額を提示できるのは一度だけで、他の bidder の提示額を知ることができない。このオークションは、公共事業の入札等で利用され、発注者は建設業者に入札額を提示させ、もっとも高い入札額を示した建設会社に事業を発注することになる。以下では、前者のイングリッシュ・オークションを分析の対象とする。通常、単品のオークションで落札できるのは、もっとも高い落札希望額を提示した bidder であるが、落札額については、落札者が示した最高提示額の場合と2番目に高い額を示した参加者の落札希望額 (第2価格入札, Vickrey auction) の場合の2通りの場合を考察する。

bidder は落札率を高くし、自分の落札価格を低く抑えることを主目的とする。また、出品者 (以下 seller) あるいはオークションを開催している主催者の立場 (auctioneer) では、どのようなオークションシステムを採用することにより、落札価格が高くなるか、つまり、出品者の収入、あるいは、それに比例する主催者の手数料収入についての考察等が行われる。

多数の bidder エージェントがオークション市場に参加しているとするが、利益を優先するエージェント、落札率を優先するエージェント、その中間的なエージェントなど、複数の種類のエージェントが混在するマルチエージェントシステムとして実現し、共進化遺伝的プログラミング (Co-evolutionary Genetic Programming) によりモデル化する。オークションの落札者、落札価格は他のエージェントの入札額、行動に

いけだ よしかづ
信州大学 経済学部
〒390-8621 松本市旭3-1-1

より決まるので、各エージェントは互いに影響を受けたり、与えたりしながら入札行動を進化させていく。このことが共進化遺伝的プログラミングを用いる理由である。

多数の seller が同時に同等商品を出品するオークション市場も存在するが、以下では1人の seller エージェントが1つの商品を1回に1つだけ繰り返し出品し、その商品に対して多数の bidder エージェントが入札をすると仮定する。seller エージェントは過去の落札価格、現在価格などオークション情報を各 bidder エージェントに知らせ、情報を受け取った bidder エージェントは自己の行動ルールに従い入札を実行する。

落札額、落札率をどのように重視するかにより、bidder エージェントの行動を学習する際の GP 個体の評価に多様性を持たせる。つまり bidder エージェントに個性を持たせ、このオークションに対する態度がオークション結果にどのような影響を与えるかについても考察することができる。

2. イングリッシュ・オークションの構成

2.1 イングリッシュ・オークションルール

一般的に、イングリッシュ・オークションは比較的低い価格からスタートし、支払い意思がある参加者が一人になるまで、価格を上げていくオークション形態になる。ヤフーオークションは一種のイングリッシュ・オークションであると言え、オークションの開催期間があらかじめ決められていて、その期間、bidder は現在の最高入札額などの情報を参考に、何度でも入札をすることができ、終了時点でもっとも高い値段をつけた bidder が商品を落札できるオークションである。

シミュレーションで扱うイングリッシュ・オークションにおいては、1人の seller が1つの商品を出品するとし、遺伝的プログラミングによって入札行動を学習する n 人のエージェントがオークション終了までの間、何度でも希望価格を提示できるとする。つまり、現在の価格であれば購入を希望していることを意思表示できることになる。ただし、提示できる希望価格は現在のもっとも高い提示価格よりも規定額以上競り上げをした額を提示しなければならない。

現在価格の決定方法については2種類の方法を仮定し、後のシミュレーションによって比較する。

一つは、bidder エージェントの提示した価格をそのままその bidder の提示額とするものである。この

方法を最高額入札法としておく (図1参照)。例えば、現在の価格が200であり、最低競り上げ額が10である時に、ある bidder エージェントが250を提示した場合、その bidder エージェントが最高額入札者であり、入札額は250となる。

もう一つは自動入札 (代理入札, proxy bidding) を採用する方法である。自動入札とは、現在の価格よりも最低額競り上げた額を入札し、その額を提示した bidder が最高額入札者となることは最高額入札法と同じであるが、その bidder エージェントの入札額は現在の額に最低競り上げ額を追加した額となるところが最高額入札と違う点である。現在価格が最高入札額よりも低い額であるので、他の bidder エージェントが現在価格よりも高額であるが、最高入札額よりも低い金額を提示した場合、自動的に最高入札額まで入札額を競り上げ新たな入札者は最高額入札者となることはできない (図2参照)。例えば、現在価格 (最高入札額も同じであると仮定する) が200であり、最低競り上げ額が10であった時に、bidder A が250を提示した場合、この250を提示した bidder A が最高額入札者で、現在価格は210となる。その後、他の bidder B が230を提示した場合、bidder A の最高額は250で230より高額であるので、自動的に現在価格が bidder B の提示した230に最低競り上げ額10を足した240となり、最高額入札者は bidder A のままとする。もしも、新たに bidder C (bidder B でも良い)

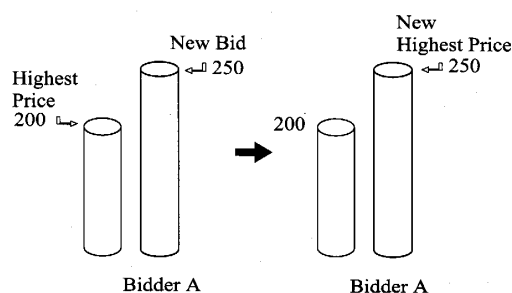


図1 最高額入札方

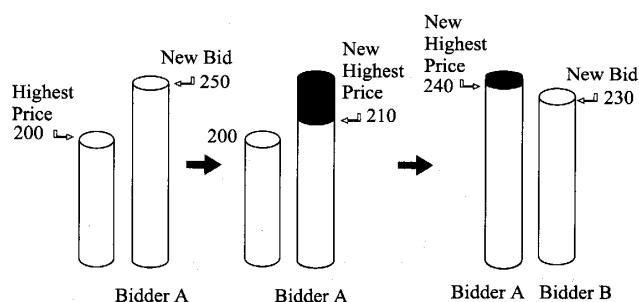


図2 自動入札の例

が250を提示した場合、最高入札額は250となる。bidder A, bidder Cともに250という最高入札額を提示しているが、先に入札したbidder Aが優先され、bidder Aが最高額入札者となる。bidder C (B)が最高額入札者となるためには、最低限、bidder Aの提示額250に最低競り上げ額10を足した260を提示しなければならないことになる。あるbidderエージェントがオークションに対して初めて入札をした場合、現在価格は開始価格と同額であるとしておく。

この最高額入札法と自動入札法を比較すると、自動入札法は一種の第2価格入札と考えることができる。というのは、落札額は落札者の次に高い額を提示したbidderエージェントの提示額により決定されるからである。ただし、純粋な第2価格入札とは違い、2番目に高い入札額に最低競り上げ最低額を追加した額であるということに注意する必要がある。

オークションの開催期間は T_e とし、オークション終了後、sellerは最も高い金額を提示したbidderを落札者として決定し、落札したbidderは落札を辞退することはできないものとする。落札額は2番目に高い入札額に最低競り上げ額を足した額である。入札者が1人しかいない場合には、開始価格が現在価格となるため、落札額は開始価格と同じとなる。

シミュレーションにおいてN1回のbidderエージェントの学習期間を設定し、遺伝的プログラミング(GP)により入札行動の学習を実施する。この期間は学習期間であるので、利益計算はGPの学習のみに用いることとする。学習終了後のN2回は実際に商品が取引される期間とし、平均落札額の違いについて検証することとする。

また、個々のbidderエージェントは商品に対して独自に見積価格を決定することとする。ここでのオークションは仮想的なもので、商品に対する各bidderの本来の効用を求めることはできないので、各bidderエージェントの見積価格 v_i はすべて同じ、あるいは一様分布からの乱数で与えられる場合を仮定する。

2.2 イングリッシュ・オークションエージェント

イングリッシュ・オークションでは、入札回数は1度とは限らず、オークション開催期間中、何度でも入札が可能である。また、入札のタイミングもさまざまであるので、イングリッシュ・オークションに参加するbidderエージェントのGPによるモデリングでは、各エージェントは入札行動を決定するプログラムの候補を多数(k個)所有している。また、これらプロ

ラムにしたがってオークションに参加した結果によりプログラムに評価値を与えておく。その後、比較的評価値の高い2対のプログラムを部分的に交換するなど進化的操作を実施することにより学習プロセスを進めていく。

GPによりプログラムを進化の対象とする場合、一般的にプログラムを木構造で表現するが、木の葉(ターミナルノード)にはエージェントの行動を与える。節(中間ノード)にはif-then-elseによる条件判断、プログラムの実行の分岐を用いることとする(図3参照)。

木のターミナルにはエージェントの行動を与えるが、ここでは2種類の行動を仮定する。1つは何も行動をしないwaitで、このターミナルに到達したbidderエージェントは何もせずにオークションを静観する。もう一つはbidで入札行動を実施する。入札するためには入札額を決定する必要があるので、bidは次のようなタイプにさらに分割されると仮定する。

- 現在の現在価格を規準とするもので、現在価格を s とし、最低競り上げ額を inc とすると、 $s + inc, s + 2 \times inc, s + 3 \times inc, \dots, m \times inc$ と表現できる。つまり、現在価格に1, 2, 3, \dots , m 倍の最低競り上げ額を追加した額となる。
- 一つ目のbidと似ているが、 $b_1 \times s, b_2 \times s, \dots, b_l \times s$ などのように現在価格を規準として入札額を決定するものである。 b_1, b_2, \dots, b_l は調整係数で、 $\{b_1, b_2, \dots, b_l\} = \{1.1, 1.2, 1.3, \dots, 2.0\}$ という値を採用することとする。

木の間ノードには、if-then-else形式の条件判断とプログラムの分岐(div)を仮定するが、それぞれのノードに続くノードの数(引数)は2個であるとしておく。

if-then-else条件判断における条件は、2つの定数、変数と1つの比較演算子から構成されるとする。変数としては、各エージェントの見積価格 v_i 、1期前の落札価格 P_1 、ある期間の平均落札価格 AV 、最大落札価格 MAX 、最低落札価格 MIN 、比較演算子に、等しい： $=$ 、等しくない： $!=$ 、より大きい： $>$ 、より小さい： $<$ 、以上： $>=$ 、以下： $<=$ を用いる。

プログラム分岐は引き続き枝を順番に実行するもので、左の枝を先に実行し、左の枝がターミナルまで到達し、そのターミナルに設定してある行動(waitあるいはbid)が実行された後、分岐ノードまで戻り、右の枝の評価を実行することとする。

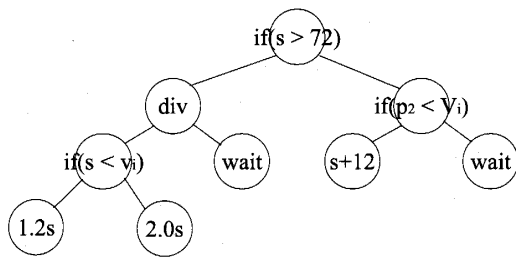


図3 入札プログラムの例

1回のオークションに、各 bidder エージェントは適応度に応じて1つの入札行動プログラムをその適応度に応じて選択し、1回のオークションが終了するまでそのプログラムを用いるとする。オークションの開催期間 T_e の時間単位である1時刻に各 bidder エージェントが用いる入札行動プログラムを評価し、wait あるいは bid 行動を実行する、つまり、いずれかのターミナルノードに到達するとその時刻のプログラム評価は終了する。次の時刻になるとプログラムの分岐があった場合にはその分岐の右の枝から続けて評価をし、いずれかのターミナルに到達するまで実行し、その時刻の行動を決定する。プログラムの分岐もすべて実行した後は、再度ルートノードに戻り、各時刻の行動の決定をオークション終了まで続けていく。

図3には、入札行動決定プログラムの例を示している。このプログラムにおいて、オークションの開始時刻にはルートノードの条件判断から実行する。ルートノードでは現在価格 s によりどちらの枝を評価するか決定される。現在価格が80であった場合、条件は成立するので、左の枝が評価されることになる。左側の枝で div とあるのはプログラムの分岐で、このノード以下の左の枝から先に評価される。左の枝には条件判断ノードが、 v_i が100であった場合条件成立となり、左の枝に移動する。ここはターミナルノードで1.2s は現在価格の1.2倍の額を入札する行動を実行する。この入札がこの時刻における行動となるので、この時刻のプログラム実行は終了する。他のエージェントが選択したプログラムの実行も終了すると、オークションが1時刻進み、終了時刻でなければ、プログラム評価を続ける。先ほどのプログラム実行ではプログラムの分岐があったので、この時刻は分岐まで戻り、プログラム評価を続ける。つまり、div まで戻り、右の枝を評価する。右の枝はターミナルノードで wait なので、この時刻には入札行動はせずに、何もしないでこの時刻の行動を終了する。オークションの次の時刻になったら、プログラム評価を続けるが、先ほどの時刻

でプログラムの実行が終了したので、ルートノードに戻り行動を続けていくことになる。このプログラム評価を1回のオークション期間が終了するまで続けていく。

2.3 GPによるイングリッシュ・オークション入札プログラムの学習

GPによるイングリッシュ・オークションの入札行動プログラムの学習方法は、要点のみ述べることにする。詳細については参考文献[4]を参考にさせていただきたい。

プログラム集合の初期化

各 bidder エージェントの所有する k 個の入札行動プログラムを乱数により初期化する。

入札行動プログラムは木構造であるので、まず、乱数によりルートノードの値を決定する。ルートノードがターミナルノード、つまり、wait あるいは bid であると常に観察する、あるいは同じ入札を繰り返すような単純なプログラムとなるので、ルートノードがターミナルノードとなる確率は小さくする。ルートノードが中間ノード、if-then-else、あるいはプログラム分岐 div である場合、2つの引数を持つように中間ノード以下の部分木を順次発生させていく。すべての中間ノードが2つの中間ノード、あるいはターミナルノードを持つことにより、初期プログラムの作成が終了する。この時点では、ランダムなプログラムであるので、オークションにおいて非効率な行動をすることがほとんどである。以下のGPの進化手法によりこのプログラム集合を効率化していく。

学習オークション開始

初期プログラムは非効率であるので、商品の取引や利益計算を行う実際の取引の前に、以下のA.からE.を繰り返し、学習のためのオークションを規定回数実施する。

A. 各エージェントはプログラムの評価値に従って、オークションで用いるプログラムを1つ選択する。

B. 1回のオークションの時刻1から時刻 T_e まで、ルートノードからプログラムを開始するか、あるいは1時刻前の行動決定の際に、プログラム分岐の中間ノードがあった場合には、そのノードの右の枝からプログラムを評価していく。ターミナルノードに到達したら、そのターミナルノードの行動を、この時刻の行動とする。現在価格よりも高い入札の提示があった場合、seller は現在の価格を更新する。価格を更新する際には、最高額入札法であれば、入札された額を、自動入

札を採用する場合には、現在価格に最低競り上げ額を追加した価格を現在価格とする。

C. オークション時刻終了後、seller はもっとも高い額を入札した bidder エージェントを落札者に決定し、最高額入札法であれば落札 bidder エージェントの提示した額、自動入札であれば 2 番目に高い入札額に、最低競り上げ価格を上乗せした額を落札価格 CP(t) とする。

D. 落札者、落札価格が決定した後、オークションに用いた入札行動決定プログラムの再評価を、次の式により実施する。

$$pr_{ik} = \sum_j (v_i(j) - CP(j)) / NW_{ik},$$

$$r_{ik} = NW_{ik} / NU_{ik},$$

$$s_{ik} = \omega_i (pr_{ik} - \min pr_{ik}) / R_i^{pr} + (1 - \omega_i) (r_{ik} - \min r_{ik}) / R_i^r.$$

pr_{ik} はエージェント i の第 k 入札プログラムの利益率で、見積価格 v_i から落札価格 $CP(j)$ を落札できたオークション j について合計し、落札回数 NW_{ik} で割っている。 r_{ik} は落札率で、落札回数を入札プログラムの使用回数 NU_{ik} で割っている。 s_{ik} はエージェント i の第 k プログラムの評価値で、利益率と落札率を ω_i でウェイト付けして合計したものである。 R_i^{pr}, R_i^r はそれぞれエージェント i の所有する入札プログラムの利益率と落札率の値の範囲である。

E. 1 回のオークションで各 bidder エージェントの所有する入札額関数は 1 つしか使用されないのので、A. から D. を規定回数繰り返す。複数の入札関数の再評価が実施された後に、bidder エージェントの所有する関数集団を再構成するために、GP の交叉、突然変異処理を実施する。交叉処理は交叉率に応じて比較的评价値の高い入札プログラムをその評価値に応じて 2 つ選択し、それらの部分木をランダムに選択して交換を実施する。突然変異は突然変異確率に応じて、入札行動プログラムの部分木を新しくランダムに発生させた部分木で置き換える操作になる。

3. イングリッシュ・オークションのシミュレーション

シミュレーションのパラメータ設定は以下のように設定する。bidder エージェントが 20、 $N1=500,000$ 、1,000 回ごとに交叉、突然変異処理、 $N2=50,000$ とする。GP パラメータとしては、各 bidder エージェントの所有する GP 個体であるプログラム数 $k=50$ 、

最大ノード数 50、交叉確率 0.05、突然変異確率 0.05、初期個体発生において、if-then-else の確率 0.2、プログラム分岐の確率 0.1、ターミナルノードの wait の率 0.6、bid の率 0.1 とした。

イングリッシュ・オークションの継続時間 T_e は 200 とした。つまり、各エージェントの選択した入札行動プログラムは 200 回評価され、それぞれの時刻で何もしない wait か入札行動 bid を 1 度実施する。

3.1 見積価格割当方式の違い

まず、見積価格の割当方式の違いによる bidder エージェントの平均利益について考察する。見積価格割当方式は、すべての bidder エージェントが同じ場合 (100)、一様分布 (90~110) からの乱数による割当の 2 つのケースを用いることとする。落札の際の見積価格評価と落札額の差で表される利益、落札率の 2 つの入札プログラム評価基準をどのような割合で評価するかを表す ω は 0.6, 0.7, ..., 1.0 の 5 つの値を用い、この違いによる結果をまとめる。最も高い額を最終的に入札した bidder エージェントを落札者とし、落札価格決定には、その入札された最高額と同額とする最大価格法 (自動入札なし) を用いることとする。

表 1 には、同一見積価格の場合の bidder エージェントの平均利益を表している。すべての bidder エージェントの見積価格が 100 であるので、100 からこの平均利益を差し引いた額が 1 オークションあたりの seller の利益となる。落札率を気にしない $\omega=1.0$ のケースでは、平均利益は 98.99 となっており、このことから平均落札額は 1.01 と見積価格よりも、かなり低い値となっている。イングリッシュ・オークションでは、現在の最高入札額、つまり、現時点で他の bidder エージェントが支払っても良いと思っている金額を知ることができるので、その額を見ながら自己の入札額を更新していて、各 bidder エージェントが低い値でオークションを終了させることにより、利益が大きいことを学習したと考えられる。つまり、落札率をまったく気にしないので、他のエージェントが入札をするとその他のエージェントはまったく入札行動をとらないことになる。 $\omega=0.9$ の場合、bidder エージェントの平均利益は 17.37 と比較的大きな値となってお

表 1 同一見積価格

ω	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6
平均利益	98.99	17.37	-16.03	-6.15	-47.42

表2 一様分布による見積価格

ω	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6
平均利益	98.53	0.055	-4.38	-6.45	-21.55
平均価格	1.00	106.08	105.99	106.10	121.18

り、これも他の bidder エージェントの動向を窺いながら、見積価格よりも低い落札額になったと考えられる。 ω が0.8, 0.7, 0.6では、落札率を重視する割合が大きくなり、平均利益はマイナスとなっており、見積価格よりも高い額で落札している。sellerの立場から見ると、bidderが落札率をあまり気にしない($\omega=1.0, 0.9$)と落札額がかなり低く抑えられる傾向にあり、望ましい結果でないといえる。よって、bidderが落札率にこだわらない、あるいは商品の供給が十分で、需要と供給のバランスが取れているか供給過剰である場合には、最低限許容できる留保価格の設定をすることが妥当であると考えられる。

表2は、一様分布からの見積価格評価割当による結果を示している。 $\omega=1.0$ では、落札額の平均が1.00と低く、平均利益は98.53と大きくなっている。これは、同一見積価格評価割当と同様に、参加している bidder エージェントが落札率を気にしないことにより、他のエージェントが入札をすると、入札をしないという譲り合いのような利益最大化戦略を学習したことが原因であると考えられる。これは seller にとっては望ましい結果であるとは言えない。 ω が小さくなるにつれて、bidder エージェントは落札率をより重視するようになり、自分に割り当てられた見積価格評価よりも高い額まで入札を続け、平均利益は減少していくことになる。それに伴い、平均(落札)価格は増加する。

3.2 自動入札の効果

次に、新たな入札があった場合、現時点での最高額入札者の最大入札額まで自動で自己の入札額を順次引き上げてくれる自動入札を導入した場合のオークション結果について分析する。自動入札では、2番目に高い額を入札した bidder エージェントの入札額に最低競り上げ額を追加した額まで自動で入札額を引き上げてくれるので、第2価格入札と同様な効果がある。見積価格割当は同一見積割当(100)、一様分布90~110からの割当を用いることとする。表3には一定の見積

表3 同一見積価格(自動入札あり)

ω	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6
平均利益	99.81	38.82	65.63	-40.86	-36.02

表4 一様分布による見積価格(自動入札あり)

ω	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6
平均利益	99.39	84.78	-23.88	-37.74	-47.51
平均価格	1.00	14.72	123.45	137.22	146.23

価格評価の場合、表4には一様分布からの見積価格割当の結果をまとめている。

自動入札がない表1, 2の結果と比較すると、落札率(回数)を気にしない($\omega=1.0, 0.9$)場合、落札価格が低く抑えられ、bidderの見積価格より低い価格で落札できているが、一方、落札率を気にする($\omega=0.7, 0.6$)ようになると、落札価格は自動入札なしの場合よりも急激に落札価格が上昇する傾向が読み取れる。これは、 $\omega=1.0, 0.9$ では、自分の入札した額ではなく、2番目に高い入札額により入札額が決定する自動入札の効果があったことを意味し、 $\omega=0.7, 0.6$ では、自動入札により、現在の最高入札額が分からず、高めの入札額を入札する行動を学習した結果であると考えられる。

4. おわりに

本稿では、遺伝的プログラミングにより入札行動を学習する入札者(bidder)が参加する仮想的オークション市場の構築法を提案し、価格決定方式、参加者の商品の見積価格の違いにより、落札価格がどのように変化するかシミュレーション分析を実施した。

参考文献

- [1] P. R. Milgrom and R. J. Weber, "Theory of auctions and competitive bidding," *Econometrica*, 50(1982), 1089-1122.
- [2] J. G. Riley and W. F. Samuelson, "Optimal auctions," *American Economic Review*, 71(1981), 381-392.
- [3] W. Vickrey, "Counter speculation, auctions, and competitive sealed tenders," *Journal of Finance*, 16(1961), 8-37.
- [4] J. R. Koza, *Genetic Programming*, MIT Press, 1992.