

# プライバシー保護を考慮した連続ダブルオークションのための BLMABを用いたパラメータチューニング機構の実現

A Preliminary Approach on Parameter Tuning for Continuous Double Auctions with Privacy Protection using BLMAB Model

佐藤匠\*1  
Takumi Sato

福田直樹\*2  
Naoki Fukuta

\*1静岡大学情報学部情報科学科 \*2静岡大学大学院情報学領域

\*1Department of Computer Science, Shizuoka University \*2Department of Informatics Academic Institute, Shizuoka University

Parameter mechanism design needs to consider trade-off between transaction fee and decreasing liquidity for prediction markets accuracy. We present our preliminary approach for parameter tuning mechanism using BLMAB when prediction markets considered privacy protection.

## 1. はじめに

企業内で開催される予測市場 [1, 2] においては、匿名ではなく、顔見知り参加することになる。市場参加者同士が顔見知りの場合には、自身の見解を他人に知られたくない可能性もある。市場参加者が市場への参加を躊躇するような場合、取引量が低下して、予測市場の予測精度が低下することが考えられる。市場参加者の持っている情報や予測が他の参加者に知られる可能性がある場合、自身の同僚や管理職に対しての恐れから、同僚や管理職にとって好都合な予測を行う可能性があり、予測市場の予測が楽観的な結果になる可能性がある [3]。

プライバシー保護を考慮した連続ダブルオークションに基づく予測市場において、パラメータ調整を実施する場合、どのような指標を評価するのかを決める必要がある。予測市場の開催者は、市場参加者の予測を収集して、将来の出来事の予測を行いたい。そこで、予測市場の評価指標として、予測精度が候補になる。本研究においては、エージェントがそれぞれの予測値を持っている場合に、予測市場をシミュレートすることで、プライバシー保護と市場の有効性を両立するパラメータのチューニング機構の実現について述べる。

## 2. 背景

本研究では、予測市場をシミュレートする方法として、先に予測結果を定義する。先に予測結果を定義するために、市場参加者の効用関数は、事前に決められた予測結果が出るように設計する。予測結果を先に定義してから市場参加者の行動を規定した場合、予測結果が常に一定になると考えられるが、市場のセッティングによっては、定義した結果を得られない可能性が存在する。例えば、市場参加者の行動にランダムで利ざやを稼ぐような行動をするように学習をさせれば、結果は変わってくる。実際の予測市場では、自身の予測ではなく利ざやを稼ぐような行動をする市場参加者が存在する場合でも、予測精度が低下しないようにする必要があると考えられる。

評価関数は、予測精度とするのが基本になるが、それ以外の評価関数も考えられる。予測市場では、より多くの市場参加者が取引を行うことにより、多様な予測が集まり、より実際の、どんなに予測精度の高い予測市場であっても、その市場での取

引量が1回でしかなかった場合、その予測は、少数の人の予測なので信頼性は低いと考えられる。市場が出す予測の信頼性は、高まる。

実際の市場では、同じ条件で市場を開催しても、取引量が同じになるわけではないという特性がある。本研究においても、評価値に取引量を用いた場合、解に対して、評価値が決定的には計算できない。例えば、山登り法において、最適解を探索するには、現在の最適解と候補解を比較して、候補解の中に現在の最適解よりも良質な値が出てきた場合に、これまでの最適解をその解で更新する。評価値が決定的に計算できない場合、評価を行うたびに異なった評価値が得られる場合があるため、評価値にノイズが含まれたような状態となる。評価値に大量のノイズがのっている状況では、探索が行えない可能性がある。平均値と分散を用いることでノイズを低減させる手法が考えられる。平均値と分散を用いて、候補解と最適解の比較を行う手法を用いる必要があると考える。適切な、平均値と分散を出すためには、1万回程度の試行回数が必要であると考える。

## 3. BLMAB モデルの適用

本研究では、バジェットリミテッドマルチアームドバンディットモデルの利用を考える。文献 [4] によれば、マルチアームドバンディット問題とは、選択した行動によって決定される静的な確率分布から報酬を得る場合に、ある期間や選択回数の中に合計の報酬を最大化することが目的となる問題である。N 本バンディット問題は、スロットマシンのアナロジーとして定式化される [4]。各行動選択は、スロットマシンのレバーを一回引くことに相当し、報酬は、あたりが出た場合の支払いである [4]。ベストなレバーを引くことによって、自身の報酬を最大化するために、行動選択を繰り返す [4]。バジェットリミテッドマルチアームドバンディットは、マルチアームドバンディット問題に、コストと予算制約を加えたものである。

本研究では、マルチアームドバンディット問題を解くためのアルゴリズムとして、 $\epsilon$ -greedy 法と、 $\epsilon_n$ -greedy 法 [5] を用いる。本研究においては、BLMAB の予算は、探索にかけることができる時間とし、コストを1つのアームにかけることができる時間とし、アームとしてパラメータ群を割り当てる。 $\epsilon$ -greedy 法では、 $1 - \epsilon$  より低い確率で、選択可能な最も評価の良いアームの評価を行うことで、アームの評価値の更新を行い、 $1 - \epsilon$  以上の確率で、新しいアームの評価を行う。選択可能というのは、アームを引くことに対してコストがあるため、予算がコストより大きい場合のみ選択することができる

連絡先: 佐藤 匠, 静岡大学情報学部情報科学科,  
〒 432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1,  
cs11041@s.inf.shizuoka.ac.jp

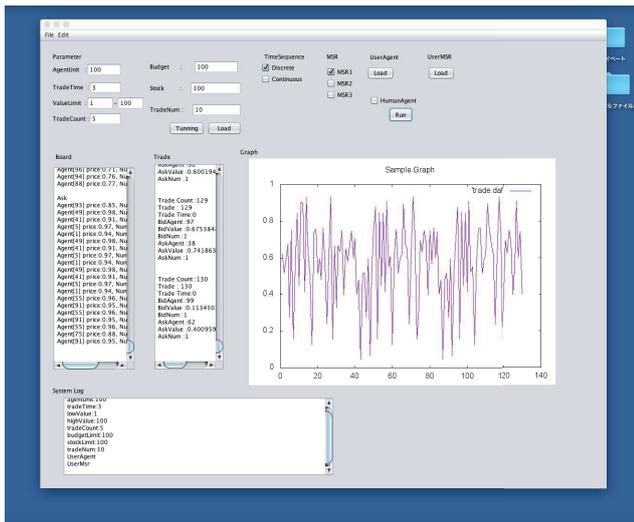


図 1: 試作中のシミュレータの実行画面

る。アームの評価値を、山登り法を 1 回だけ行った場合の、予測市場の予測精度としたら、どれだけ予測精度が向上したかをアームの評価値とする方法が考えられる。山登り法を利用する場合に、BLMAB 以外の手法としては、ショットガン山登り法があげられる。ショットガン山登り法では、複数の初期値を決めて、探索を実施する。BLMAB において山登り法を用いるのと、ショットガン山登り法の違いは、ショットガン山登り法では、1 つの初期値に対して、山登り法が終わるまで探索を実行するが、BLMAB において山登り法を用いる場合には、近傍解との比較を 1 度だけ行う。

分散データ収集問題への適用を目的として、強い予算制約下における BLMAB アルゴリズムの提案を行った研究や、BLMAB をシミュレーション実行におけるパラメータ調整に適用したものには、GPU を用いてマルチエージェント交通システムをシミュレーションする際の GPU の処理能力を引き出すために、実行環境それぞれに合わせて、実行パラメータを設定しコードの最適化を行うことを目的として用いられた研究がある [6, 7].

#### 4. 試作システムの概要

試作中のシミュレータの実行画面を図 1 に示す。AgentUnit は、市場に参加する市場参加者の数である。TradeTime は、トレードを行う回数である。ValueLimit は、最低値は 0 円より大きい値である。TradeCount は市場を開催する回数である。Budget は、初期状態で市場参加者の予算である。StockNum は、初期状態で市場参加者が保持している証券枚数である。ここでは、AgentUnit が 100、TradeTime が 3、ValueLimit が 1-10、TradeCount が 5、Budget が 100、StockNum が 100、TradeNum が 10 の時の実行結果を示している。シミュレータの市場環境は、直接シミュレータに入力することも可能であるが、JSON ファイルからロードすることも可能である。取引やシステムのログ、グラフの表示も可能である。

#### 5. まとめ

プライバシー保護を考慮した予測市場では、トランザクション、課金額と、取引量減少による市場の予測能力への影響のトレードオフを考慮したメカニズムパラメータ設計を行う必要が指摘されている [3]. 本研究では、個人情報の保護を考慮した

予測市場の設計に、バジェットリミテッドマルチアームドバンディット [8] を用いたパラメータ調節機構と高速シミュレータを実現について述べた。

パラメータ最適化に BLMAB を用いる場合、アームをモデル化する際に、どのようなパラメータを用いるかでも結果が変わってくると考えられる。パラメータをモデル化の手法として、一つのパラメータに対して一つのアームを割り当てる手法や、パラメータの取り得る全ての組み合わせをアームに割り当てるという手法、各アームごとに同数のパラメータを割り当てる手法が挙げられる [9]. これらの手法の検討は今後の課題である。

#### 参考文献

- [1] B. Cowgill and E. Zitzewitz. Corporate prediction markets: Evidence from google, ford, and firm x. *Review of Economic Studies*, Vol. 82, No. 4, pp. 1309–1342, 2015.
- [2] Henry Berg and Todd A. Proebsting. Hanson’s Automated Market Maker. *Journal of Prediction Markets*, Vol. 3, No. 1, pp. 45–59, April 2009.
- [3] Rachel Cummings, David M. Pennock, and Jennifer Wortman Vaughan. The possibilities and limitations of private prediction markets. In *Proceedings of the 2016 ACM Conference on Economics and Computation*, EC ’16, pp. 143–160. ACM, 2016.
- [4] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press, 1998.
- [5] Peter Auer, Nicolò Cesa-Bianchi, and Paul Fischer. Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem. *Mach. Learn.*, Vol. 47, No. 2-3, pp. 235–256, May 2002.
- [6] Y. Sano, Y. Kadono, and N. Fukuta. A preliminary analysis on blmab-based approximate optimization support for multi agent simulations on multi-core and gpu-based computing environment. *Proc. International Workshop on Knowledge and Service Technology for Life, Environment, and Sustainability (KAS-TLES2014)*, pp. 284–288, 2014.
- [7] Y. Kadono and N. Fukuta. Lakube: An improved multi-armed bandit algorithm for strongly budget-constrained conditions on collecting large-scale sensor network data. *Proc. 13th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI2014)*, pp. 1089–1095, 2014.
- [8] Long Tran-Thanh, Archie C. Chapman, Alex Rogers, and Nicholas R. Jennings. Knapsack based optimal policies for budget-limited multi-armed bandits. In *Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-12)*, 22 July 2012.
- [9] 佐野義仁. マルチエージェント交通シミュレーションのスケラビリティ改善に向けた gpu プログラミングフレームワークに関する研究. Master’s thesis, 静岡大学, 2017.