



可変区間型予測証券を用いた衆知集約型需要予測法 のための間欠更新マーケットメカ *

水 山 元 **

Intermittent-Updating-Type Market Maker for Prediction Market System Using VIPS
for Collective-Knowledge-Based Demand Forecasting

Hajime MIZUYAMA

This study aims at developing an intra-firm prediction market system for obtaining not only a point estimate but also a continuous forecast distribution of the demand quantity of a certain product in a future time period based on the collective knowledge of the firm's sales people. The system uses the variable-interval prediction security (VIPS) as the prediction security to be traded in the market, and possesses a computerized market maker which evaluates each unit of VIPS with a Gaussian price density and updates the price density function, or the forecast distribution, intermittently every time a certain condition is met according to the transactions in the market. In earlier work, a market maker with a simple weighted average updating logic has been found to be vulnerable to arbitrage. Thus, this paper refines the market maker by introducing the inventory-based updating logic and book value constraint in order to fix the vulnerability. How the market maker functions and on what parameters its performance mainly depends are studied through agent-based simulation.

Key words: collective knowledge, collective intelligence, demand forecasting, information aggregation, knowledge co-creation, prediction markets

1. 緒 言

製品の多品種化、短命化が進んだ近年の市場環境では、過去の実績データが得られない新製品の需要量を予測しなければならない局面が増えている。また、既存製品の需要量を予測する場合でも、その需要パターンに構造変化が生じやすくなっている。これらのことは、過去の実績から何らかのパターンを抽出し、それを未来に外挿する従来型の予測手法では扱いにくい、困難な需要予測問題が増えていることを示している。これに対して、著者らは、自社の営業員らがもつ需要に関する知識を、市場メカニズムを用いて集約し、予測に反映させる「衆知集約型需要予測法」を提案している¹⁾²⁾。これは、数量予測のための可変区間型予測証券 (Variable Interval Prediction Security: VIPS) を用いた社内予測市場システムである。

提案システムは、社内の比較的小数の参加者で機能させるためにマーケットメカを備えている。これまでに、単純な加重平均アルゴリズムのマーケットメカでは、裁定機会が生じること、それは参加者に発見されやすいこと、そして、裁定がなされることでシステムの機能が損われること、が確認された³⁾。そこで、本論文では、参加者にとってなじみやすい、間欠的な頻度で価格更新する方式のままで、かつ裁定による悪影響を抑えた、新たなマーケットメカを提案するとともに、その基本的な機能をエージェントシミュレーションによって確認する。以下では、まず、提案システムの概要について述べ、新たなマーケットメカを展開し、続いて、エージェントシミュレーションとその結果について述べた後、最後に、得られた知見をまとめる。

2. VIPS を用いた予測市場システムの概要

2.1 数量予測のための予測証券

提案システムは、所定の期間内に生じるある製品への需要量 x を、事前に、予測市場によって予測するものである。ここに、予測市場とは、予測対象変数の実現値に応じて価値の決まる証券 (予測証券と呼ぶ) を、架空の市場で売買してもらい、その市場価格の時々刻々の推移から動的な予測値を得るものである^{4)~7)}。企業の需要予測問題に対しても、社内の営業員らに参加者とした比較的小規模の予測市場で良好な予測値が得られることが報告されている⁸⁾。予測証券は、予測問題に応じて適切に選択、あるいは設計する必要があるが、需要予測のような数量予測問題の場合、これまでは、Vote-Share 型予測証券および固定区間型予測証券 (Fixed-Interval Prediction Security: FIPS) の二つが主な選択肢であった。

Vote-Share 型は、予測対象変数の実現値に比例したリターンが得られる予測証券であり、選挙結果の予測などに用いられてきた⁹⁾。これは、基本的に、点推定値を得るためのものであり、信頼区間を得る試み¹⁰⁾も始まっているものの、まだまだ不十分であり、ばらつきや分布に関する情報が重要になる需要予測問題にはそぐわないのが現状である。FIPS は、予測対象変数の実現可能領域を事前にいくつかの区間 (例えば、 $[0, 100]$, $[101, 200]$, $[201, 300]$, ...) に分割し、それらの区間ごとにそれぞれ当該区間に対応付けられた証券を発行するものである。対象変数の実現値が対応する区間に含まれていた証券にのみ、事後的に、単位金額のリターンが与えられる。OA 機器の販売量予測⁸⁾、新作映画の集客予測¹¹⁾¹²⁾などへの適用例が報告されている。FIPS では、点推定値だけでなく、ヒストグラムの形で予測分布を取り出すことができる。ただし、得られる予測分布が、事前に設定した区間に依存するのに対して、その

* 原稿受付 平成 21 年 3 月 3 日

** 正 会 員 京都大学大学院 (京都市左京区吉田本町)

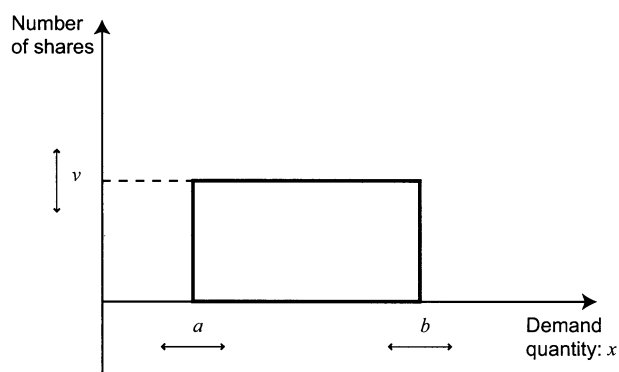


Fig. 1 A possible position on VIPS

区間の適切な分割の仕方は事前にはわからないという問題がある。また、一般的な証券取引になじみがなければ、FIPSの売買にかかる認知負荷が高くなりがちであることも問題である。

そこで、提案システムでは、予測証券として、可変区間型予測証券 (Variable-Interval Prediction Security: VIPS) を新たに導入している。VIPSは、FIPSと同じく、予測対象変数である需要量 x の実現値が予測区間に収まった場合にのみ、事後的に単位金額のリターンが得られる予測証券であるが、市場参加者が予測区間 $[a, b]$ を任意に指定できるという特長がある。すなわち、事前に対象変数の実現可能領域を恣意的に分割しておく必要がない。また、所持できるVIPSのポジションを、図1に示すように、予測区間 $[a, b]$ と枚数 v で定まる長方形に限定することで、直観的な証券売買が可能になり、市場参加者の認知負荷が抑えられることも利点である。

2.2 市場参加者と予測証券の売買

提案システムでは、予測証券を売買する市場参加者として、比較的少人数の自社の営業員らを想定している。個々の市場参加者 $k (= 1, 2, \dots, K)$ は、営業活動などを通じて、需要量 x に関する何らかの知識 I_k を所持している。そして、最初に一定額 u_0 の資金 (社内通貨などの仮想通貨を想定している) を受け取った後、市場開設期間中、資産の増大を狙って、予測証券の売買を行うことができる。以下では、任意の時点での市場参加者 k の手元資金額を u_k 、所持証券の予測区間を $[a_k, b_k]$ 、枚数を v_k とそれぞれおくことにする。このとき、市場閉鎖後の事後的な資産額は、 $x \in [a_k, b_k]$ ならば、 v_k 枚の予測証券にそれぞれ単位金額のリターンが与えられるので、手元資金額にそれを加えた額 $(u_k + 1 \cdot v_k)$ になり、 $x \notin [a_k, b_k]$ ならば、リターンは得られないので、 u_k となる。

また、提案システムでは、システム自身にマーケットメーカの機能をもたせ、予測証券の売買はすべてそのマーケットメーカを介する仕組みにすることで、少人数での運用であっても、予測証券に十分な流動性が与えられるようにしている。ここに、予測市場のためのマーケットメーカとしては、Hanson¹³⁾のLMSRが一般的である。しかしながら、LMSRは、いくつかの排反事象に対応した複数の予測証券の組に対して、それらの価格を各証券の販売枚数に応じて動的に決定していくものであり、FIPSは扱えるが、VIPSにはそのままでは適用困難である。そこで、提案システムでは、需要量 x の実現可能領域上にVIPSの単価を評価する密度関数 $g(x)$ (以下では、価格分布と呼ぶ) を新たに導入することで、VIPSのためのマーケットメーカを実現している。この価格分布 $g(x)$ を積分することによ

て、マーケットメーカは、任意の予測区間 $[a, b]$ のVIPSの単価 $p(a, b)$ を次のように評価することができる：

$$p(a, b) = \int_a^b g(x) dx \quad (1)$$

なお、この式から、 $g(x)$ は、マーケットメーカをリスク中立的な主体と捉えた場合の、マーケットメーカが考える需要予測分布であるともみなせる。以下では、需要量 x の不確実性は正規分布で十分に捉えられる場合を想定し、 $g(x)$ として正規分布 $N(\mu_g, \sigma_g^2)$ を用いることにする。

2.3 マーケットメーカに求められる機能

提案システムに期待される機能は、各 I_k が未知のもとで、理想的には、それらすべてを反映した予測分布を $g(x)$ として取り出すことである。そして、この機能は、基本的には、市場メカニズムのもつ情報集約機能によって実現していくことになる。ここに、市場メカニズムの情報集約機能は、市場価格などを媒介変数としたミクロ・マクロ・ループによって働くものであるため、マーケットメーカには、市場参加者からの売買要求に、価格を提示し、応じるという表面的な機能に加えて、価格分布を通じて各市場参加者に、他者のもつ情報をフィードバックするという本質的な機能が要求される。具体的には、売買行動に基づいて各市場参加者の予測を価格分布に集約すること、すなわち、価格分布を適度な感度で：

$$g(x) \rightarrow \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K f_k(x) \quad (2)$$

に (正しくは、右辺と同じ平均と分散をもつ正規分布に) 更新していくことが求められる。ここに、 $f_k(x)$ は、任意の時点での、市場参加者 k の主観的な予測分布である。

与えられた価格分布の下で主観的な期待効用を静的に最大化するような売買行動をとると仮定した場合、各市場参加者 k は、売買機会ごとに、価格分布 $g(x)$ と自身の予測分布 $f_k(x)$ とを比較し、相対的に安価 (高価) な区間を購入 (空売り) することになるため、近似的に式 (2) のような更新を実現することは難しいことではない。しかしながら、

- A. ある予測区間の証券を大量に購入 (空売り) し、当該区間の価格を上昇 (下落) させた後、それらをすぐに売却 (買戻し) することで差益を得る。
- B. 所望の区間とは異なる区間をまず大量に購入 (空売り) し、所望の区間の価格を下落 (上昇) させた後、その区間を安値で購入 (高値で空売り) する。

などの、上述の仮定に反する売買行動 (裁定行動) が出てくると、価格分布の妥当性を維持することは難しくなる。特に少人数の場合は、こうした、予測分布 $f_k(x)$ と関係のない、システムの「裏をかく」売買行動が入り込む余地 (裁定機会) が明白になりやすいため、それを防止しておくことが重要な課題になる。

なお、売り注文と買い注文の完全な均衡化は難しいため、マーケットメーカには、それらの差異による損失 (や利益) が生じ得るが、内部の関係者のみによる仮想通貨を用いた予測市場では、事後の資産評価を相対評価にすることなどで、このリスクは実質的に解消することができるため、ここでは、このリスクは考慮しない。

3. VIPS のためのマーケットメカ的设计

3.1 価格分布の更新頻度と更新ロジック

マーケットメカが価格分布を更新する頻度は、任意の市場参加者が予測証券を複数枚売買する場合でも 1 枚ごとに更新していく「連続更新」、任意の市場参加者が売買行動を一回終えるごとに更新する「逐次更新」、全参加者が売買行動を一回ずつ終えるごと、1 日に一回など、条件を決めてまとめて更新する「バッチ更新」に大別できる。連続更新は、複数枚売買する際に、枚数によって単価が異なるなど、市場参加者の認知的な混乱を招きやすいことから、本研究では、間欠的な更新頻度（逐次更新およびバッチ更新）を採用することにし、インベントリ基準の価格更新ロジックと、後述の簿価制約を用いることによって、裁定機会の防止を図ることを提案する。

インベントリ基準の価格更新ロジックとは、任意の市場参加者 k が所持している予測証券のインベントリを、例えば：

$$s_k(x) = \begin{cases} 0 & (x < a_k) \\ v_k & (a_k \leq x \leq b_k) \\ 0 & (b_k < x) \end{cases} \quad (3)$$

で表し、市場に出回っている全インベントリを：

$$S(x) = \sum_{k=1}^K s_k(x) + s_0(x) \quad (4)$$

としたときに、価格分布 $g(x)$ のパラメータを、 $S(x)$ の汎関数として定めるものである（ここに、 $s_0(x)$ は、初期の価格分布や価格更新の感度を操作するための関数である）。このタイプのロジックには、一旦購入（売却）した予測証券を売り払った（買い戻した）場合に、価格分布が元に戻るという特長がある。

具体的には、まず、 $S(x)$ の分布の平均と分散でパラメータを与える方式を提案する。この方式では、 $m_k = (a_k + b_k)/2$ および $r_k = (b_k - a_k)$ とおいて：

$$\mu_g = \frac{\sum_{k=0}^K r_k \cdot v_k \cdot m_k}{\sum_{k=0}^K r_k \cdot v_k} \quad (5)$$

$$\sigma_g^2 = \frac{\sum_{k=0}^K r_k \cdot v_k \cdot \left\{ (m_k - \mu_g)^2 + \frac{r_k^2}{12} \right\}}{\sum_{k=0}^K r_k \cdot v_k} \quad (6)$$

で価格分布のパラメータを算出することになる（ただし、 m_0 , r_0 および v_0 は、 $s_0(x)$ に対応している）。これは、各市場参加者 k の保有証券を、それぞれ平均が m_k 、分散が $r_k^2/12$ 、サイズが $r_k \cdot v_k$ に比例したサンプルとみなしたもとの Bayes 学習で、事後の予測分布（ t 分布）を正規近似しているものともみなせるので、以下では「Bayes 型」と呼ぶことにする。また、あわせて、 $\exp\{S(x)/\eta\}$ の分布の平均と分散でパラメータを与える方式も考える。こちらは、前述の LMSR を VIPS に拡張したものともみなせるので、以下では「LMSR 型」と呼ぶ。LMSR 型は、価格更新の感度を調整するパラメータ η をもつ。

3.2 簿価制約の導入

間欠的な更新頻度を採用する場合、更新ロジックの工夫だけで、前述の裁定機会を防止することは困難である。例えば、提案した価格更新ロジックでは、一旦購入（売却）した予測証券

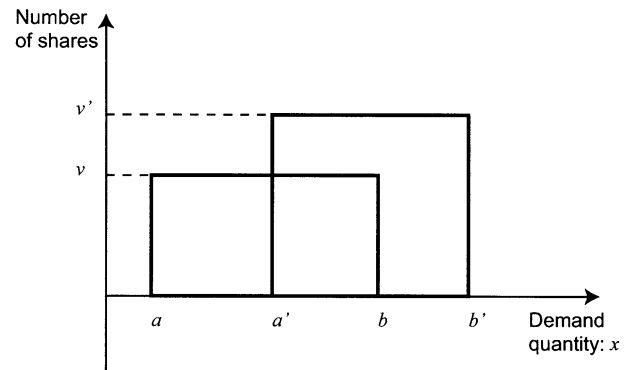


Fig. 2 An example of updating VIPS position

を売り払う（買い戻す）と価格分布が元に戻るとはいえ、戻るのは売却（買い戻し）後であるため、それだけでは前述の裁定行動 **A** は防止できない。そこで、上述の価格更新ロジックに併せて、簿価制約を導入することを提案する。

簿価制約では、まず、予測証券の購入（空売り）時に、そのときの価格分布を、その部分に対応する簿価情報として保持しておき、途中で一部でも売却（買い戻し）する際には、当該区間の時価と簿価の安い（高い）方の価格で決済するというものである。例えば、 $g(x) = g_1(x)$ のときに、予測証券を所持していない状態から、予測区間 $[a, b]$ の VIPS を v 枚購入した場合、所持証券の簿価分布を：

$$h_1(x) = g_1(x) \quad (a \leq x \leq b) \quad (7)$$

とする。その後、 $g(x) = g_2(x)$ のときに、図 2 に示すように、VIPS の所持ポジションを (a, b, v) から (a', b', v') に変更したとすると、このポジション変更のコストは：

$$\begin{aligned} Cost = & (v' - v) \int_{a'}^b g_2(x) dx + v' \int_b^{b'} g_2(x) dx \\ & - \min \left(v \int_a^{a'} h_1(x) dx, v \int_a^{a'} g_2(x) dx \right) \end{aligned} \quad (8)$$

となる。また、所持証券の簿価分布は：

$$h_2(x) = \begin{cases} \frac{v}{v'} \cdot g_1(x) + \frac{v' - v}{v'} \cdot g_2(x) & (a' \leq x \leq b) \\ g_2(x) & (b < x \leq b') \end{cases} \quad (9)$$

に更新される。さらに、 $g(x) = g_3(x)$ のときに、所持証券をすべて売却したとすると、売却益は：

$$Revenue = \min \left(v' \int_{a'}^{b'} h_2(x) dx, v' \int_{a'}^{b'} g_3(x) dx \right) \quad (10)$$

となるというものである。これによって、どのような売買を繰り返したとしても、途中で資産額が増加することはない（資産額は、事後的なりターンのみでしか増加しなくなる）ため、裁定行動 **A** を防止することができる。

さらに、逐次更新の場合は、任意の市場参加者が VIPS の所持ポジションを (a, b, v) から (a', b', v') に変更する際に、売却分（ $v < 0$ の場合は買い戻し分）のみを先に決済し、そこで一旦価格更新をはさんだ後で、購入分（ $v' < 0$ の場合は空売り分）を決済するようにする。これによって、前述の裁定行動 **B** も困難になる。なお、バッチ更新の場合は、売却分（買い戻し分）と購入分（空売り分）の間に価格更新を入れることは難しいので、ポジション変更前の予測区間 $[a, b]$ と変更後の予測区間 $[a', b']$

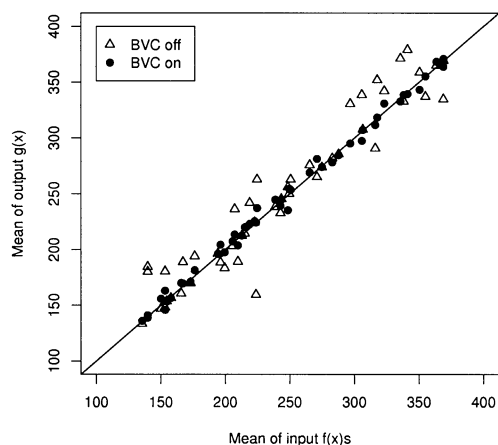


Fig. 3 Scatter plot between the mean of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by Bayesian-type market maker

の間に制約条件（例えば、どちらも他方を半分以上含んでいること）を設けることで、裁定行動 **B** に対処することにする。

4. エージェントシミュレーションによる機能検証

4.1 シミュレーションの基本設定

提案したマーケットメーカを搭載した予測市場システムの基本的な機能を確認するために、エージェントシミュレーションを行った。任意の市場参加者 k を、事後の資産額に対する対数効用関数と、正規分布の主観予測 $f_k(x) = N(\mu_{fk}, \sigma_{fk}^2)$ とをもったエージェントとしてモデル化した。そして、証券売買の機会が巡ってくると、主観的な期待効用：

$$EU_k = q_k(a_k, b_k) \cdot \log(u_k + 1 \cdot v_k) + \{1 - q_k(a_k, b_k)\} \cdot \log(u_k) \quad (11)$$

を最大にするように自身の証券ポジション (a_k, b_k, v_k) を決定するものとした。ただし、 $q_k(a_k, b_k)$ は、需要量 x が予測区間 $[a_k, b_k]$ に含まれることについての市場参加者 k の主観的な予測確率であり、次式で定義される：

$$q_k(a_k, b_k) = \int_{a_k}^{b_k} f_k(x) dx \quad (12)$$

なお、便宜上、需要量 x の実現可能領域は有界 $([0, 500])$ であるものとし、 $g(x)$ や各 $f_k(x)$ は、厳密には、この領域内に限定された、切れた正規分布として扱った。

各エージェント k に与える初期資産額は $u_0 = 100$ とし、所有可能な VIPS の枚数にも、便宜上、制限 $(|v_k| \leq 500)$ を設けた。また、更新ロジックにおける $s_0(x)$ としては、 $[a_0, b_0] = [0, 500]$ の区間全体に無視できる程度の数量 $(v_0 \ll 1)$ を設定した。この結果、どちらの更新ロジックにおいても、初期の価格分布は $g(x) = N(250, 500^2/12)$ となる。

4.2 Bayes 型マーケットメーカの特徴

Bayes 型マーケットメーカを用いて得られた結果の一例として、バッチ更新方式で、VIPS の空売りを認めないとした場合の結果を示す。図 3 および図 4 は、この場合、エージェント全員の予測分布 $f_k(x)$ の混合分布と、証券売買を N 回行なわせた後の価格分布 $g(x)$ との間の、平均および標準偏差の散布図を表している。ただし、売買回数 N は区間 $[50, 100]$ の一様

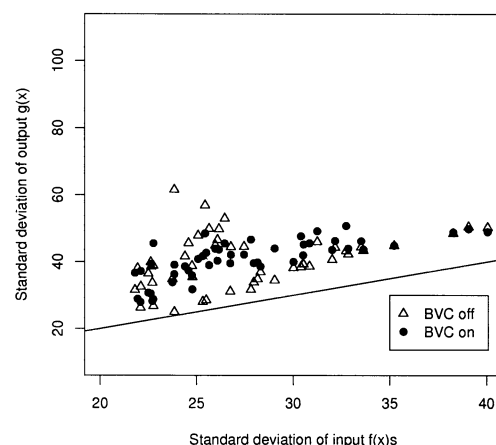


Fig. 4 Scatter plot between the standard deviation of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by Bayesian-type market maker

分布からの乱数で与えている。また、市場参加者は、実用上は多いほうが望ましいが、企業内利用では少人数になることもあるため、 $K = 8$ の場合の例を示す。図では、簿価制約を課さなかった場合を「BVC off」、課した場合を「BVC on」とし、縦軸と横軸の値が等しい点の集合を直線で表示している。

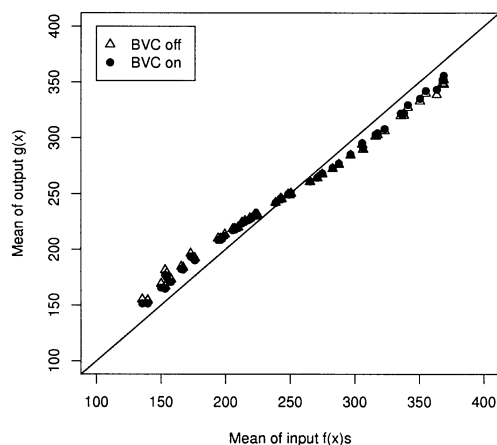
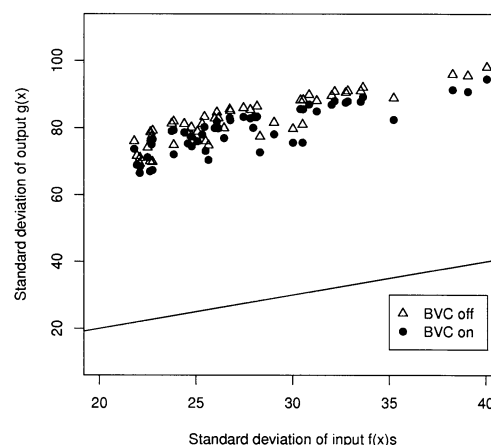
まず、図 3 から、平均については、ある程度良好な精度で取り出せていることがわかる。バイアスはほとんどみられないといつてよい。表 1 から、相関係数は、「BVC off」でも 0.960、「BVC on」にすると 0.998 にまで達している。「BVC on」にすると相関係数が向上するのは、簿価制約を課すことによって、価格分布の小さな変化にエージェントが過敏に反応しにくくなるためであると考えられる。また、「BVC on」の場合、2 回程度のバッチ更新で価格分布がほぼ収束しているのに対して、「BVC off」では 3 回目以降も微小な振動が残ることがあった。

一方、図 4 から、標準偏差については、正のバイアスが残っていることがわかる。また、取り出すべき標準偏差の値が小さくなるほどばらつきが大きくなっている。これは、価格分布の標準偏差 σ_g が、あるエージェント k の予測分布の標準偏差 σ_{fk} と同程度にまで小さくなり、かつ両者の平均の差 $|\mu_{fk} - \mu_g|$ がある程度大きい場合に、当該エージェントが、価格分布からみて $f_k(x) > g(x)$ の側の区間を、需要量 x の実行可能領域の一方の端（近く）まで幅広く購入しようとするためである。価格分布の裾のあたりでは $g(x) \approx 0$ であり、 $f_k(x)$ の値がさほど大きくなくとも、 $f_k(x) \gg g(x)$ であれば、そのあたりの領域を予測区間 $[a_k, b_k]$ に含めることが正当化されてしまう。表 1 から、相関係数は、「BVC off」では 0.378、「BVC on」では 0.737 であった。「BVC on」にすることで相関係数が大幅に向上している。さらに、この場合、正のバイアスが大きい 1 割のサンプルを除くと、相関係数は「BVC off」で 0.616、「BVC on」で 0.814 まで向上した。また、それらのデータでは、バイアスの大きさはほぼ一定であり、補正が容易であることもみてとれる。

なお、逐次更新の場合も、結果はバッチ更新の場合とほぼ同様の傾向を示した。また、本実験のように、需要量 x の実行可能領域を有界に設定した場合、予測区間 $[a, b]$ のショートポジションは、その補区間 $([0, a-1] \cup [b+1, 500])$ のロングポジションと等価になるため、これに応じてショートをロングに変

Table 1 Correlations between the parameter values of $f_k(x)$ s and $g(x)$

		Bayesian		LMSR ($\eta=100$)		LMSR ($\eta=50$)	
		BVC		Off	On	Off	On
Batch updating	Mean		0.960	0.998	0.998	0.838	1.000
	Std. dev.		0.378	0.737	0.887	0.061	0.800
One by one updating	Mean		0.989	0.982	0.999	0.999	1.000
	Std. dev.		0.311	0.697	0.959	0.967	0.974


Fig. 5 Scatter plot between the mean of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by LMSR-type market maker ($\eta = 100$)

Fig. 6 Scatter plot between the standard deviation of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by LMSR-type market maker ($\eta = 100$)

換することで、Bayes 型であっても、空売りを認めることができる。このようにして空売りを認めた場合も、定性的な傾向は同様であった。市場参加者数については、多くなるほど、個々人が価格分布に与える相対的な影響が低下するので、特に逐次更新の場合に収束過程を安定化させるものの、結果の定性的な傾向には影響は見られなかった。

4.3 LMSR 型マーケットメーカの特徴

続いて、LMSR 型マーケットメーカを用いて得られた結果の一例として、同じく、バッチ更新方式で、VIPS の空売りを認めないとした場合の結果を示す。

図 5 および図 6 は、感度パラメータを $\eta = 100$ に設定した場合の、Bayes 型の際に示したのと同様の、平均および標準偏差の散布図である。図から、この場合、平均および標準偏差ともに、ばらつきが小さいことがわかる。「BVC」にかかわらず、価格分布の収束も早かった。表 1 をみても、平均については、「BVC off」、「BVC on」ともに相関係数が 0.998、標準偏差については、「BVC off」で相関係数が 0.887、「BVC on」で相関係数が 0.842 と、極めて高い値である（「BVC on」の方が若干小さな値になっているのは、前述の、価格分布の小さな変化にエージェントが過敏に反応しにくくなる性質が裏目に出たためである）。ただし、平均については、需要量 x の実行可能領域の中心方向に向かってバイアスが残っている。さらに、標準偏差については、正の方向に、かなり大きなバイアスが残っている。これらは、価格更新の感度が低いため、初期分布の影響が残ってしまったことが原因であると考えられる。

なお、逐次更新の場合も、空売りを認めた場合も、結果はここで示した例と同様の傾向を示した。

感度パラメータ η の値を徐々に小さく（したがって、価格更新の感度を徐々に大きく）していくと、これらのバイアスは、

最初は、徐々に小さくなっていく。しかし、そこからさらに感度を上げていくと、特に、簿価制約を課さなかった場合、価格分布の平均や標準偏差が振動し始めて、収束しなくなるという現象がみられた。簿価制約を課した場合は、極端な振動までは生じにくいものの、ばらつきが大きくなることがわかった。

図 7 および図 8 に、一例として、感度パラメータを $\eta = 50$ にまで小さくした場合の、上で示したのと同様の、平均および標準偏差の散布図を示す。簿価制約を課さなかった場合、一見して、平均、標準偏差ともに、ばらつきが大きくなっていることがみてとれる。表 1 から、**「BVC off」**では、平均で 0.838、標準偏差で 0.061 と、相関係数が低下していることがわかる。また、LMSR 型で価格更新の感度を上げていった場合も、Bayes 型の場合と同様に、簿価制約を課することでばらつきが小さくなっている。相関係数は、「BVC on」の場合、平均で 1.000、標準偏差で 0.800 となっている。逐次更新の場合は、 $\eta = 50$ の段階ではまだ上述の振動などの現象は生じていないが、さらに感度を上げていくと発生する。これらの傾向は、空売りを認めた場合も、基本的に同様であった。

Bayes 型では、価格分布の標準偏差 σ_g が予測分布の標準偏差 σ_{fk} と同程度にまで小さくなった場合に、 $f_k(x)$ の値が必ずしも大きくない領域を含んだ幅広い区間が購入される、という現象がみられた。ここでも、同様の現象がみられ、それが振動やばらつきを生む一つの原因になっている。さらに、LMSR 型で感度を高くしていくと、 $\sigma_{fk} > \sigma_g$ になってしまう局面が現れることがあり、これが価格分布の安定性をさらに阻害している。

4.4 シミュレーション結果のまとめ

以上より、Bayes 型マーケットメーカは、簿価制約を課することで安定し、平均はある程度良好な精度で取り出せると期待できる。標準偏差も、一定のバイアス補正を施せば、たいいていの

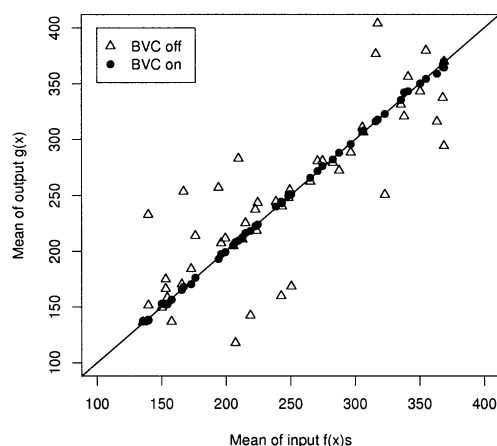


Fig. 7 Scatter plot between the mean of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by LMSR-type market maker ($\eta = 50$)

場合、満足な精度で取り出すことができる。ただし、価格分布の標準偏差がある程度小さくなった後で、その裾の部分を含む幅広い区間を購入するエージェントが現れた場合には、標準偏差に過大なバイアスが残ることがある。これに対しては、その原因を明らかにし、検知・補正を容易にした。また、さらなる対策としては、

- 式 (5) や式 (6) の重みを、単なる $r_k \cdot v_k$ ではなく、簿価を反映させたものに変更することで、安価で購入した区間の影響を相対的に低下させる。
- 価格分布を正規分布ではなく、裾の重い分布に変更する、あるいは、価格分布を底上げする、などによって、極端に安価で購入できる区間が生じるのを防ぐ。

などが考えられる。これらは、Bayes 型をさらに改良していくための重要な課題である。

一方、LMSR 型マーケットメーカは、価格更新の感度を小さくすると、バイアスが残るものの、ばらつきの小さい推定値が得られる。平均、標準偏差ともに、事後的にバイアスを補正することで、良好な推定値が得られるので、短期間に複数人の予測分布の合成を得ることのみが目的であれば、有効な手段になるものと期待できる。ただし、特に標準偏差のバイアスが大きくなりがちなため、集約した情報を価格分布を通じて市場参加者にフィードバックしてダイナミックに予測を進めていく、予測市場本来の機能を追求したい場合には、これでは限界がある。

LMSR 型マーケットメーカをダイナミックな予測ツールとして活用するためには、感度を高めることが必要になるが、高くしすぎると振動やばらつき増大などの悪影響が生じるので、感度パラメータを適正な値に設定することが重要である。なお、この場合も、Bayes 型の場合と同様に、簿価制約を課すことで、価格分布の挙動をある程度安定させることができる。ただし、感度パラメータの適正値は事前には不明であるのが現状であり、その設定法の確立が、LMSR 型を実用化する上での重要な課題である。あるいは、静的に与えるのではなく、感度を徐々に高めていって、悪影響が出始めると低下させるなどの、適応的な設定法も考えられる。

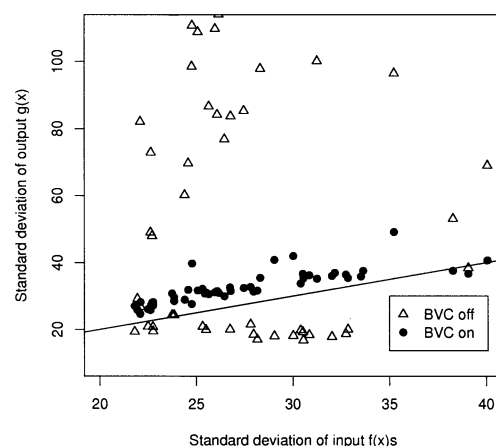


Fig. 8 Scatter plot between the standard deviation of $f_k(x)$ s and that of $g(x)$ obtained by LMSR-type market maker ($\eta = 50$)

なお、LMSR 型で、感度を高めた場合に生じる振動やばらつきの原因も、Bayes 型のばらつきの原因と共通していることから、上述の Bayes 型の二つの対策は、LMSR 型にとっても有用であると考えられる。

5. 結 言

本論文では、VIPS を用いた予測市場システムのためのマーケットメーカを提案し、その基本的な機能をエージェントシミュレーションによって確認した。提案したマーケットメーカは、インベントリ基準の価格更新ロジック（具体的には、Bayes 型と LMSR 型の二つ）と簿価制約とによって、裁定機会を防止しながら、市場参加者の予測分布を価格分布に集約・合成していくものである。エージェントシミュレーションでは、短期間に複数人の予測分布の合成を得ることのみが目的であれば、LMSR 型マーケットメーカを、価格更新の感度を低くして用いることが有効な手段になることを示した。また、Bayes 型マーケットメーカは、簿価制約を課すことで、価格分布の挙動が安定すること、複数人の予測の合成分布のパラメータは、標準偏差に若干の正のバイアスが残るものの、たいいていの場合、ある程度良好な精度で取り出せること、などを確認した。また、まれに標準偏差に過大なバイアスが残ることがあるが、その原因を明らかにし、検知・補正を容易にするとともに、さらなる対策案を示した。したがって、集約した情報を価格分布を通じて市場参加者にフィードバックしてダイナミックに予測を進めていく、予測市場本来の機能を追求したい場合は、現状では、Bayes 型を簿価制約とともに用いるのが妥当と考えられる。LMSR 型も、感度パラメータを適切に設定すれば有効な手段になり得るが、実用に供するためには、感度パラメータの静的、あるいは動的・適応的な設定法の確立が課題である。

最後に、本論文で用いたエージェントシミュレーションは、期待効用最大化エージェントで構成される単純なモデルによるものであり、当然ながら、それで現実の挙動をどこまで再現できるのかという疑問が生じ得る。これに対して、著者らは、本シミュレーションの目的は、単純なモデルで基本的な挙動を明らかにすることであり、より詳細な検証には、シミュレーションモデルを複雑化する方向で応えるのではなく、実際の人間を

被験者としたラボラトリ実験との併用による補完的なアプローチで応えたいと考えている。そのため、現在、並行して、提案システムのラボラトリ実験による検証も進めている。

謝 辞

本研究への科学研究費補助金（基盤 (B) 20310087）の補助に謝意を表する。

参 考 文 献

- 1) H. Mizuyama and E. Kamada: A Prediction Market System for Aggregating Dispersed Tacit Knowledge into a Continuous Forecasted Demand Distribution, *Advances in Production Management Systems*, Springer, (2007) 197.
- 2) 水山 元, 鎌田 瑛介: 予測市場システムに基づく衆知集約型需要予測法の研究, *日本経営工学会論文誌*, **59**, (2008) 330.
- 3) M. Ueda, H. Mizuyama, K. Asada and Y. Tagaya: Laboratory Experiments of Demand Forecasting Process through Intra-Firm Prediction Market System Using VIPs, *The Proceedings of the 9th Asia-Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference*, (2008) CD-ROM.
- 4) C.R. Plott: Markets as Information Gathering Tools, *Southern Economic Journal*, **67**, (2000) 1.
- 5) D.M. Pennock, S. Lawrence, C.L. Giles and F.A. Nielsen: The Real Power of Artificial Markets, *Science*, **291**, (2001) 987.
- 6) J. Wolfers and E. Zitzewitz: Prediction Markets, *Journal of Economic Perspectives*, **18**, (2004) 107.
- 7) G. Tziralis and I. Tatsiopoulos: Prediction Markets: An Extended Literature Review, *Journal of Prediction Markets*, **1**, (2007) 75.
- 8) K. Chen and C.R. Plott: Information Aggregation Mechanisms: Concept, Design and Implementation for a Sales Forecasting Problem, *California Institute of Technology. Social Science Working Paper #1131*, (2002).
- 9) R. Forsythe, T.A. Rietz and T.W. Ross: Wishes, Expectations and Actions: A Survey on Price Formation in Election Stock Markets, *Journal of Economic Behavior & Organization*, **39**, (1999) 83.
- 10) J.E. Breg, F.D. Nelson and T.A. Rietz: Accuracy and Forecast Standard Error of Prediction Markets, *Working Paper at University of Iowa*, (2003).
- 11) T.S. Gruca, J.E. Berg and M. Cipriano: The Effect of Electronic Markets on Forecasts of New Product Success, *Information Systems Frontiers*, **5**, (2003) 95.
- 12) T.S. Gruca, J.E. Breg and M. Cipriano: Consensus and Differences of Opinion in Electronic Prediction Markets, *Electronic Markets*, **15**, (2005) 13.
- 13) R. Hanson: Combinatorial Information Market Design, *Information Systems Frontiers*, **5**, (2003) 107.