

# 中古市場のための価格差異を用いた適正価格の個人化手法

佐藤 大樹<sup>†</sup> 北山 大輔<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 工学院大学情報学部コンピュータ科学科 〒160-0023 東京都新宿区西新宿1丁目24-2

E-mail: fj114052@kogakuin.ac.jp, ††kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 中古市場などでは同じ商品であっても異なる価格がつけられ、価格は購買の基準の1つとなっている。ユーザの価値観を推定できれば、それを利用した書籍推薦手法を構築可能となる。既に我々は、推薦対象のアイテムに対して、購入履歴を利用することでユーザの希望購入価格を算出する手法を提案している。本稿では、属性の種類を追加を行い、属性の重みづけを改善する手法の提案を行う。

キーワード 情報推薦システム, 価値の推定, 金銭的価値観, 取引価値, 獲得価値

## 1. はじめに

近年, Yahoo!オークション<sup>(注1)</sup> などによって, Web 上の古物取り引きが普及している。また, フリーマーケットアプリも登場し, 中古市場は活発になってきている [1] [2]。例えば, フリーマーケットアプリの一つであるメルカリ<sup>(注2)</sup> 内では1日に100万品以上が出品され, 月間流通額は100億円以上となっている。日本ではこの4年間で5000万ダウンロードを記録し<sup>(注3)</sup>, 高い注目を浴びている。

一方, 人間には物に対して抱いている固有の金銭感覚が存在する。本稿では, この金銭感覚のことを金銭的価値観と呼ぶ。物やサービスにどれだけの金額を支払えるのかは人それぞれであり, 一律に決めることは出来ない。Nintendo Switch を例に考える。Nintendo Switch は希望小売価格が29990円である。しかし, この商品の需要に対して供給が追いつかない状態になると, 中古市場で希望小売価格より高値で取引されることがある。希望小売価格で買う人もいれば, 希望小売価格よりも高値でも買う人もいる。このように, 一つの商品に対してどれだけの金額を支払えるかは, 人それぞれ特有の金銭的価値観が存在するため異なる。

中古市場では, 同一アイテムに対して, 異なる価格がつけられる。そのため, 中古市場のための推薦システムでは, 推薦アイテムの価格がユーザの金銭的価値観に合致する必要がある。そこで本稿では, 中古市場における推薦システムのためのユーザの金銭的価値観の推定手法を提案し, その手法を書籍に適応したプロトタイプシステムを開発する。このことにより推薦を行う上で価格も考慮した, 中古市場での推薦を可能にする。

既に我々は, 推薦対象のアイテムに対して, 購入履歴を利用することでユーザの希望購入価格を算出する手法を提案している [3]。この手法を本稿では従来手法と呼ぶ。従来手法の概念図を図1に示す。図1の購入履歴に表示している価格が, ユーザが過去に購入したアイテムの価格である。図1の対象アイテ

ムには「恋愛」「学園」「ギャグ・コメディ」属性がついており, それぞれの属性に対して, どれくらいの希望購入価格を考えているかを購入履歴をもとに求めた。各属性の上にある価格が推定したその属性に対する希望購入価格であり, それぞれ関係する履歴に基づいて算出した。次に, どの属性を重視しているのかを求め, 属性の重視度合いと属性についている価格からアイテムに対する希望購入価格を求めた。図1の対象アイテムの下に表示している価格が推定した希望購入価格である。

しかしながら, 従来手法では発行年月や著者を考慮しておらず, ユーザの価値観をうまく表せていない。また, 履歴中の出現回数をそのまま重みとして用いたため, 対象のアイテムにそもそも出現しやすい属性の重みが高くなる問題があった。そこで本稿では, 属性の追加を行い, 属性の重み付けを改善する手法を提案する。まず, 対象アイテム属性をジャンルだけでなく, 著者や発売年月を含めて拡張を行う。そして, 拡張した属性に対してユーザの金銭的価値観を算出する。その後, その属性の出現確率を考慮した重み付けを行い, アイテムの価値の算出を行う。また, 従来では価格をそのまま用いていたが, サイズ差による定価の違いを考慮するために本稿ではアイテムの定価と中古価格の比率を用いる。

本稿では, 2章では推薦手法の概要に加えて, 価値観を違う考えで定義している従来研究について述べている。3章にて提案手法について説明をし, 4章で実験とその考察を述べる。

## 2. 関連研究

今までの推薦手法の多くは協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングに分類される [4]。協調フィルタリングは自身と嗜好が類似するユーザの嗜好情報を利用することで嗜好の推定を行い推薦する手法である [5]。内容ベースフィルタリングはアイテムの情報とユーザの嗜好情報を考え, それらが合致するアイテムを推薦する手法である [6]。しかし, 一般的な推薦手法においてはユーザの嗜好を扱うが, どれだけの金額を支払えるかという価値観に着目した研究は少ない。

価値観に基づく情報推薦に関する研究 [7] として, 服部らは価値観をユーザが「どの属性を重視してアイテムの評価を決定するか」を判断するための基準として定義し, 推薦手法の検討

(注1) : <https://auctions.yahoo.co.jp/>

(注2) : <https://about.mercari.com/press/fast-fact/>

(注3) : <https://about.mercari.com/press/fast-fact/>

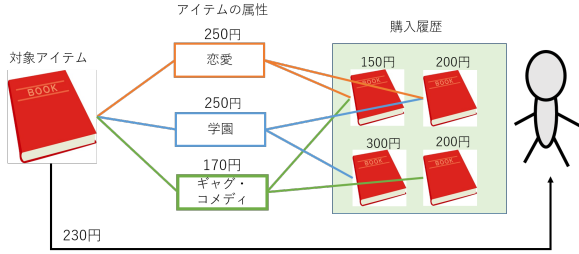


図1 従来手法の概要

を行った。この手法ではアイテムの属性に対するユーザの重視度合いを抽出することでユーザモデルを生成した。一方、我々は、ユーザがアイテムの属性値に抱いている金銭的価値観を価値観としており、どの属性値にはどれくらいの金銭が支払えるのかに基づき推薦する点で異なっている。そのため、それほど重視している属性でなくとも金額がユーザにとって相応の金額であれば推薦対象としてあげることが出来る。

### 3. 金銭的価値観の推定

#### 3.1 金銭的価値観の定義

従来手法同様、ユーザ個人の金銭的価値観を求めるために、Monroe が提唱する価値の定義を用いる [8] [9]。この定義では価値を式 (1) のように獲得価値 ( $AV$ ) と取引価値 ( $TV$ ) の2つの構成要素の加重和で表現することができる。

$$V = v_1(AV) + v_2(TV) \quad (1)$$

式 (1) の  $v_1$ ,  $v_2$  は主観的な重みであり、ユーザによって異なるとされている。

獲得価値はユーザがそのアイテムをどれだけ欲しいか、すなわち重要視しているかを表している。ユーザが物を手に入れることによって得られる期待便益から、アイテムを手に入れるために支払うコストを引くことで求めることができる。期待便益は、そのアイテムにどれだけ金額を出せるかを表している。これは、以下の式 (2) で定義される。

$$AV = p-max - p-actual \quad (2)$$

$p-max$  はその商品に支払える最大の価格であり、 $p-actual$  はそのアイテムの実際の価格である。

取引価値はユーザが取引をすることで、金銭的にどれだけ得をしたかを表している。プロスペクト理論におけるゲインとロスの関係に基づいている [10]。ユーザが考える相場の価格と実際の値段の差を利用することで求めることができる。これは以下の式 (3) で定義される。

$$TV = p-ref - p-actual \quad (3)$$

$p-ref$  は消費者が考えるその商品の適正価格である。

#### 3.2 価格差異を用いた金銭的価値観の推定

ある商品に対する  $p-max$ ,  $p-ref$  は直接的に推定することはできない。そのため、本稿ではアイテムについての属性に注目し、属性に対して金銭的価値観の定義を適応する。アイテムの購入履歴を用いることで属性ごとの  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  を求めること

ができると考えた。我々は従来手法同様に金銭的価値観の定義を以下のように拡張することで、ユーザの購入履歴から、金銭的価値観を算出する。

$$V = \frac{\sum_{g \in G} W_g V_g}{\sum_{g \in G} W_g} \quad (4)$$

$$V_g = v_{g1}(AV_g) + v_{g2}(TV_g) \quad (5)$$

$$AV_g = \max(H_g) - p-actual \quad (6)$$

$$TV_g = \text{avg}(H_g) - p-actual \quad (7)$$

と定義した。この定義では、 $V$  は、各属性に対するユーザの金銭的価値観の重み付き平均で表現する。 $G$  は全属性である。 $H_g$  はその属性の購入履歴であり、十分に集まっていない場合は、その属性の商品データ全てを使う。 $p-max$  のかわりに  $\max(H_g)$  を用いるのは、その属性のアイテムに対してどれだけ金額を出せるかは履歴中の最大金額で近似できると考えたためである。 $p-ref$  も同様に、ユーザが考えるそのアイテムの適正価格は履歴中の平均金額で近似できると考えたためである。

従来手法における  $W_g$  は、ユーザの履歴中における属性の出現回数を利用している。そのアイテムの全属性の出現回数をそれぞれの属性の出現回数で割った値である。本稿では、データベース中における属性を持つアイテムの出現確率を利用する。具体的にはエントロピーを履歴中における属性の出現回数にかけることで重みとすると、次式が求められる。

$$W_g = \text{Count}(H_g) \left( -\log \frac{\text{Count}(I)}{I} \right) \quad (8)$$

式 (8) の  $\text{Count}(H_g)$  はユーザの履歴中における属性の出現回数であり、 $\text{Count}(I)$  は全てのアイテムにおける属性の出現回数である。 $I$  は全てのアイテムの総数である。

本来、 $V$  の値は金額として算出されるが、本稿では  $V$  の値に関して 0.5 が基準になるように正規化し、0.5 以上では価格が安すぎ、0.5 以下では価格が高すぎるとした。 $V$  の値が高ければ高いほど価値が高いことを意味する。しかし、値段だけで判断する場合、安ければ安いほど必然的に  $V$  の値は高くなる。コンジョイント分析 [11] の観点から人間には安すぎる物に対しては信頼性の観点から敬遠する傾向があるため適切な価値の付け方とはいえないため、0.5 を基準として用いた。

#### 3.3 金銭的価値観の更新

各属性に対してのユーザ固有の価値観を示している  $v_1$ ,  $v_2$  の初期値を予め計算する。初期値としては、履歴が存在しないため、 $\max(H_g)$  の代わりにその属性の全てのアイテムの最大値、 $\text{avg}(H_g)$  の代わりにその属性全てのアイテムの平均値を用い、その属性の全てのアイテムの平均価格の時に基準値である 0.5 になるように  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  を決定する。この方法では、式 (5) の第2項が 0 となり、 $v_{g2}$  を求めることが出来ないため、 $v_{g1} = v_{g2}$  として、初期値を求める。 $V$  の値を 0.5 に設定し、 $p-actual$  をその属性の平均値に置き換えた。また、履歴がある程度集まるまで、 $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  の値が安定しない。そのため、各属性ごとに履歴が  $\theta$  個集まるまでは、 $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  の代わりに初期値同様にすべてのアイテムの最大値と平均値を用いる。

ユーザが新しくアイテムを購入すると、価値観が変化している可能性があるため価値観の調整を行う必要がある。そのため本手法ではユーザがアイテムを購入するたびに、 $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  の値を更新する。そのアイテムの購入時には、そのアイテムの価格が適正価格であると考え、 $V_g$  が 0.5 になるように  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  を算出する。この時そのアイテムによる  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  を  $v_{g1}^i$ ,  $v_{g2}^i$  とし、式 (5) に加え、 $v_{g1} > 0$ ,  $v_{g2} > 0$  の条件下で求める。この時、 $v_{g1}^i$ ,  $v_{g2}^i$  の組の解は複数求まるが、 $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  組に最も近いものを用いる。その結果得られる  $v_{g1}^i$ ,  $v_{g2}^i$  を用いて、以下の式で更新する。

$$v'_{g1} = \alpha v_{g1} + (1 - \alpha)v_{g1}^i \quad (9)$$

$$v'_{g2} = \alpha v_{g2} + (1 - \alpha)v_{g2}^i \quad (10)$$

具体的には以下のようにして更新した。V の値が大きすぎる場合、取引価値の比重が獲得価値よりも大きいことを示している。そのため、 $v_{g2}$  の値を下げ、 $v_{g1}$  の値をその分大きくする必要がある。逆に、V の値が低すぎる場合、 $v_{g1}$  の値を下げ、 $v_{g2}$  の値を大きくする必要がある。この処理を V の値が 0.5 に近くなるまで行う。しかし、解がないケースでは、処理が終了しないため、 $v_{g2}$  か  $v_{g1}$  が 0 になった後の処理回数を制限している。 $\alpha$  は重みを表している。これは、アイテムを購入する順番によって起こる  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  の誤差を少なくするためである。基本的に更新以前に購入したアイテムをユーザが重視すると考え、 $\alpha$  は 0.8 とした。従来手法では  $\alpha$  が常に一定としていたが、履歴が  $\theta$  個集まり、 $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  を使うように切り変えた時に大きく  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  の値が変化する。そのため本手法では履歴を使用する直後にこの  $\alpha$  の値を変化させる。

### 3.4 提案手法の実行例

提案手法を用いた実行例を述べる。中古コミックを対象とし、コミックシーモア<sup>(注4)</sup> から 6.5 万冊のコミックのデータを収集し、価格を Yahoo!オークションから得た。これらのデータを用い、1 冊のコミックをユーザに推薦すると仮定する。対象とするコミックは“ワンピース”である。このコミックに対して抱えている金銭的価値を提案手法で求める。表 1 はそのコミックの属性とユーザが属性に抱えている価値、そして重みである。属性中にある“尾田”は著者の名前を表している。この例では、仮想的なユーザの購買履歴から属性に対する価値は既に求めている。同様にユーザの履歴を利用し、重み  $W_g$  を求めた。表 1 の属性の価値に対して重みである  $W_g$  をかけ、重み付き平均を行うと、計算の結果 0.45 という値が算出される。これが、このコミックに対する価値となる。このようにしてアイテムの価値を算出することができる。

## 4. 実験

### 4.1 プロトタイプシステム

アイテムとしてコミック、属性としてコミックの出版日、著者、ジャンルを用いて実験用のプロトタイプシステムの構築を行った。以下にプロトタイプシステムについて述べる。実験

表 1 属性の価値の例

属性	$V_g$	履歴中の出現回数	出現確率	$W_g$
アニメ	0.6	9	0.1224	8.21
バトル	0.6	6	0.1278	5.36
尾田	0.3	2	0.0001	7.71
2017	0.3	3	0.0139	5.57

表 2 価値の平均二乗誤差 (被験者価格の場合)

	重み学習	全学習	全学習+ $\alpha$
A	0.232	0.149	0.140
B	0.002	0.065	0.038
C	0.025	0.005	0.003
平均	0.087	0.073	0.061

データとして、コミックシーモア<sup>(注5)</sup>にあるコミックのタイトル、ジャンルを収集し、コミックの著者、出版日は楽天ブックス<sup>(注6)</sup>から収集した。また、コミックの価格に関して、Yahoo!オークションにおいて、コミックのタイトルでセット販売となっているものを検索し、その 1 冊あたりの金額を中古販売時の価格として用いた。同一タイトルが複数出品されている場合は、それらを別々の価格のアイテムとして扱った。

### 4.2 実験データ

本稿では、実際のコミック購入履歴ではなく、被験者に特定の条件下で購入のシミュレーションを行ってもらいそれを履歴として用いる。シミュレーションの条件を以下に示す。被験者が Yahoo!オークションから価格も考慮した上で購入したいと思うセットコミックを選び、それらの単価および冊数を履歴とした。また、購入冊数が 100 冊以上、上限金額が、4 万円以下となるように指示した。5 冊以上のセットコミックを購入した場合、それらは全て 5 冊としてカウントした。

### 4.3 実験方法

プロトタイプシステムを用いて、手法の比較を行った。上記 4.2 節で作成した履歴の 9 割を学習データ、残りの 1 割を評価データとし、以下の 3 つの手法にて価値の算出を行った。

**重み学習** 式 (6) および式 (7) における  $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  の算出時に履歴の量にかかわらず、 $(H_g)$  の代わりに、その属性のすべてのデータを用いたもの。すなわち、重みである  $v_{g1}$ ,  $v_{g2}$  および  $W_g$  のみを学習したもの。

**全学習** 式 (6) および式 (7) における  $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  の算出時に、該当属性の履歴が 3 件以上の場合に、履歴を用いて算出したもの。

**全学習+ $\alpha$**  該当属性の履歴が 3 件以上集まり、 $\max(H_g)$ ,  $\text{avg}(H_g)$  を使うように切り変えた時のみ、式 (9) および式 (10) における  $\alpha$  の値を 0.2 に変更したもの。

尚、価格の比較を行うために、履歴中の価格の平均値を比較データとした。履歴の平均価格 (比率) と評価データの価格に対して、手法で算出した価値のスコアが 0.5 に近い値として算出されているかを平均二乗誤差で評価した。

(注4) : <https://www.cmoa.jp/>

(注5) : <https://www.cmoa.jp/>

(注6) : <https://books.rakuten.co.jp/>

表 3 価値の平均二乗誤差 (履歴の平均価格の場合)

	重み学習	全学習	全学習+ $\alpha$
A	0.019	0.001	0.001
B	0.002	0.074	0.046
C	0.046	0.003	0.002
平均	0.022	0.026	0.016

#### 4.4 実験結果

被験者の評価データの価格、履歴の平均価格に対する手法別の評価について、表 2、表 3 に示す。表示している値は、価格に対する価値のスコア 0.5 との平均二乗誤差である。表 2 の被験者価格はその評価データに対して被験者がつけていた価格である。表 3 は履歴の平均価格を評価データに当てはめた際の誤差を表示している。項目にある、平均はユーザごとに算出された手法別の誤差を平均したものである。表 4 は被験者 A の評価データのひとつである、“ちはやふる”の各属性の“価値”,  $v_{g1}, v_{g2}, \max(H_g), \text{avg}(H_g)$ , “価格 (比率)”, “履歴の出現回数”, “エントロピー”を表している。

#### 4.5 考察

表 2、表 3 より、各手法に対して、算出された価値 0.5 との誤差は平均価格を用いた方が誤差が少ない結果となった。つまり今回の実験では提案手法で適正価格を予測するよりも平均価格で予測するほうが良いことを示している。しかしながら、これは学習データの価格と評価データの価格差が大きかったことが原因として考えられる。全学習と全学習+ $\alpha$  両項目の誤差を比較すると全学習+ $\alpha$  の方が、誤差が少ない結果となっている。全学習+ $\alpha$  では、学習データの  $\max(H_g), \text{avg}(H_g)$  を反映させる際に  $\alpha$  の値を低くすることで、学習データの影響を全学習より受けにくいよう処理を行った。よって全学習と比べ、誤差が少なくなったと考えられる。このことから履歴を使い始める時におこる、 $v_{g1}, v_{g2}, \max(H_g), \text{avg}(H_g)$  のギャップを緩和することが有効であることを確認した。

表 4 について述べる。属性のエントロピーに着目すると、出現しやすい属性である“アニメ化”や“映画化”の値は低く、“末次由紀”などの出現しにくい属性の値は高くなった。本実験ではエントロピーを追加したことによって正しく重み付けがされていたのかという評価を行うことができない。エントロピーに対する評価を行うためには、本手法の重み学習に対して、従来手法 [8] で行っていた重み付け平均を行う必要がある。属性の一つである著者や、年代は履歴中から採取することができなかった。本実験では評価データを履歴から決定する際、タイトルからランダムで決定していた。しかし、この採取方法では、同じ著者の続巻を購入した場合や新刊を購入した場合が考慮されていない。著者や年代を履歴中から採取しやすくするためには、タイトルではなく冊数からランダムで評価データを決定するという方法が考えられる。また、属性“アニメ化”や“映画化”の価値が 0.5 より大きく低い。原因として  $\max(H_g)$  の値と評価データの価格の差が低いことに加えて、 $v_{g1}$  の値が低いことが考えられる。 $\text{avg}(H_g)$  の値を超えたことによって  $TV_g$  の値が負になったことは大きな要因ではない。なぜならば、 $TV_g$

の重みである  $v_{g2}$  の値が低いからである。被験者 B におけるちはやふるの適正価格 (比率) は表 4 から算出すると、0.001 となる。表 4 にある価格 (比率) と比べると、約 0.31 ほど数値に差がある。0.32 が適正価格 (比率) となるようにするためには、 $v_{g1}$  の値を大きくなるように調整したり、 $\max(H_g)$  の採取方法を変更することで  $AV_g$  の値を大きくするなどの手法を改善する必要がある。

## 5. まとめ

中古市場における価格の差異に着目し、それを利用したユーザにとってのアイテムに対する適正価格の個人化手法を提案した。本稿では従来手法の問題点に対し、属性を年月、ジャンル、著者に拡張し、重み付けの方法を属性の出現確率を考慮した方法に改良した。本稿では、3 つの手法に分けて価値算出の比較実験を行った。

その結果、被験者の購入したいと考えている価格より、被験者の履歴の平均価格を用いた方が、価値の推定ができる可能性があることがわかった。今後の課題として、属性のエントロピーを追加したことによって正しく重み付け平均がされたのか評価を行うために実験を行う。また、他にも考慮すべき点として中古品の状態が挙げられる。中古品の状態の良し悪しはユーザが購入を考える要因として十分に考えられる。どのくらいの状態ならば購入を考えるのか、どのくらいの金額が出せるのかというのもユーザによって違う。ユーザによって許容できる状態はどの程度の物なのかを今後明らかにしていく。

謝辞 本研究の一部は、平成 29 年度科研費若手研究 (B) (課題番号: 15K16091) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

## 文献

- [1] PGF 生命 (著), “Prudential News Release”, <http://www.pgf-life.co.jp/is/news/NB300.do?NID=1346>, アクセス日: 2017/11/08
- [2] 経済産業省 商務情報政策局 情報経済課 (著), “平成 27 年度我が国経済社会の情報化・サービス化に係る基盤整備”, <http://www.meti.go.jp/press/2016/06/20160614001/20160614001-2.pdf>, アクセス日: 2017/11/08
- [3] 佐藤大樹, 北山大輔 “中古市場のための価格差異を用いた書籍推薦システム”, 電子情報通信学会信学技報, vol.117, no.374, DE2017-24, pp.1-5, 2017 年 12 月.
- [4] D. Riecken, “Personalized Views of Personalization,” Communications of the ACM, Vol.43, No.8, pp.26-28, 2000.
- [5] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, “GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews,” Proceedings of ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp.175-186, 1994.
- [6] F. Pachet, P. Roy nad D. Cazaly, “A Combinatorial Approach to Content-based Music Selection”, Proceedings of IEEE Multimedia Computing and Systems International Conference, pp.457-462, 1999.
- [7] 服部 俊一, 高間 康史, “価値観に基づくユーザモデルを用いた情報推薦手法に関する検討”, 人工知能学会 インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会 (第 3 回) SIG-AM-03-01, pp.1-6, 2013.
- [8] 上田 隆穂, “消費者における価値と価格”, 学習院大学経済論集 41(2), pp.75-88, 2004

表 4 被験者 B の評価データ “ちはやふる” の各属性の算出結果

	価値	$v_{g1}$	$v_{g2}$	$max(H_g)$	$avg(H_g)$	価格 (比率)	履歴の中の出現回数	エントロピー	重み
末次由紀	2.36	3.25	3.25	0.76	0.60	0.32	0	5.84	0
2008	0.60	0.64	0.64	1.18	0.40	0.32	0	2.47	0
アニメ化	0.25	0.92	0.09	0.59	0.26	0.32	40	2.40	95.83
映画化	0.12	0.89	0.13	0.46	0.30	0.32	30	2.82	84.45
学園	0.62	0.52	0.52	1.39	0.43	0.32	0	2.97	0
スポーツ	0.10	0.86	0.30	0.46	0.24	0.32	15	4.08	61.12

- [9] Kent B.Monroe,“PRICING: MAKING PROFITABLE DECISIONS,Second ed.”,McGRAW-HILL SERIES IN MARKETING,Mcgraw-Hill College,pp.93.1990
- [10] D.Kahneman and A. Tversky “Prospect Theory :An Analysis of Decision Under Risk,” *Econometrica*, vol.47,pp.263-297,1979
- [11] Luce,R,D .and Tukey,J.W.,“Simultaneous Conjoint Measurement : A New Type of Fundamental Measurement,”*Mathematical P.Sychology*,pp.1-27,1964