

カスタム価格設定推薦システム

Customized Pricing Recommender System

神嶌 敏弘*¹ 赤穂 昭太郎*¹ 佐久間 淳*²
Toshihiro Kamishima Shotaro Akaho Jun Sakuma

*¹産業技術総合研究所

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

*²筑波大学 システム情報工学研究科

University of Tsukuba, Graduate School of Systems and Information Engineering

Recommender systems try to find items that users would prefer by exploiting the users' behavioral records. These systems have simply shown their recommendation list of items. In this paper, we propose a system more actively appeals to its users by offering discounting.

1. はじめに

推薦システム (recommender system) とは、利用者にとって有用と思われる対象、情報、または商品などを選び出し、それらを利用者の目的に合わせた形式で提示するシステムである [神嶌 08]. GroupLens [Resnick 94] をはじめ 90 年代中頃以降から多くの手法やシステムが研究レベルで提案され、また、現在では多くの電子商取引サイトでも幅広く利用されるようになった。

[Ben Schafer 01] では、基本的に販売側の立場から効用の最大化をめざすマーケティングツールとは異なり、利用者の立場からその意志決定に有用な情報を提供するのが推薦システムであると述べている。利用者は意志決定に有用な情報を得る代わりに、販売側は利用者の個人情報と顧客忠誠度の向上を得ているとも言える。[Bergemann 06] は、経済学の観点から、顧客の商品に対する不確実性を減らすことで、付加価値を得るシステムであるとし、この付加価値を考慮した市場の変化について論じている。

ここで注意すべきは、この交換が公正であるためには、推薦が利用者の立場に立っている必要がある。しかし、利用者の効用ではなく、販売側の効用の最大化についての研究がある [Shani 05]。また、販売側にとってはコストをかけて推薦システムを導入している以上、より多くの売上げを得たいというインセンティブが働き、利用者の立場を無視することは十分に考えられるだろう。

こうした公正ではない交換は、利用者の個人情報の提供への意欲を低下させるだろう。そうなれば、推薦システムは運用ができず、利用者にとっても意志決定について支援を受けることはできなくなる。さらに、販売側にとっては運用コストに対して得られるのは顧客のロイヤリティ、利用者側にとっては自身の個人情報に対して得られるのは完全には信用できない情報であり、互いに利益のある交換とはいえない側面もある。そこで、推薦システムにおいて、利用者 と販売側との間で価値の新たな交換を行う枠組みを示す。

この価値の新たな交換について鍵になるのが価格カスタム化である。これは、同じ商品ではあるが、取引や個人ごとにその販売価格を変えるというものである。この価格カスタム化を導入した推薦システムによる、価値交換の新たな枠組みと、

その実現について論じる。

2. 節では価格カスタム化と価値交換の枠組みについて、3. 節ではカスタム価格設定推薦システムについて述べ、4. 節では今後の課題とまとめについて述べる。

2. 価格カスタム化

前節で述べたように価格カスタム化 (price customization) [Terui 06, 照井 08] とは、顧客ごとに販売価格を変えることであり、動的価格設定 (dynamic pricing) や価格個人化 (price personalization) といった呼び方もある。取引が個人との間で行われるようになった電子商取引においてその実現が容易になり、実際に導入もされている*¹

この価格カスタム化についてに基づいて述べる。顧客が商品を購入する場合に、その商品の価値を測るために心理的に比較する価格のことを参照価格という。この参照価格を中心に、ある下側のしきい値を超えるまでは安くなったと感じることはなく、逆に、ある上側のしきい値を超えるまでは高くなったと感じることはない。[Terui 06, 照井 08] では、これらの価格しきい値を推定するためのモデルを提案している。そして、これらのしきい値が推定できれば、個人ごとに下側のしきい値よりわずかに下の価格を設定すれば、価格を大きく下げることなく販売量を増やし、総売上げを向上させることができる。逆に、個人ごとに上側のしきい値よりわずかに下の価格を設定すれば、販売量を大きく下げることなく販売価格を上げることができるので、やはり総売上げを向上させることができる。

この価格カスタム化は、従来からある価格差別の一種ともいえる。従来の価格差別では、販売地域や顧客の性別・年齢などによってその販売価格を変えていた。例えば、チェーン店のハンバーガーの価格を地域の所得に応じて変えたり、レディース・デイやシニア割引などの追加サービスを提供したりする。この価格差別で問題となるのは転売である。例えば、価格の安い地域で購入し、それを高い地域で販売することで、他の業者が収益を得ると、自身の潜在的な需要を失うことになり、売上げは低下してしまう。そこで、ハンバーガーのような食品を対象にし、価格差のある地域を離しておけば、運搬によって

*¹ CNN.com - Web sites change prices based on customers' habits:
<http://edition.cnn.com/2005/LAW/06/24/ramasastry.website.prices/>

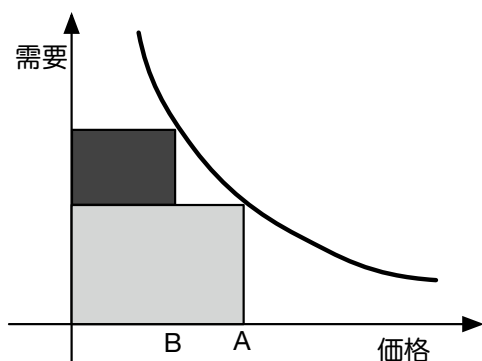


図1: 価格カスタム化による追加利益

商品の価値が低下するので転売できなくなるといった工夫が必要になる。

価格カスタム化では、従来の価格差別とは異なり、主に電子商取引を対象としている。そのため、各顧客ごとに販売数量を管理することができ、多数の商品を転売することが難しい。また、航空機チケットのように記名式になっていて転売できないものを対象にしている。同時に、電子商取引では、ランダムに価格を変動させて、その価格での販売に顧客が応じるかどうかをサンプリングしてデータを取得し、価格しきい値の推定に利用することもできるようになる。

2.1 価格カスタム化による価値の交換

この価格カスタム化によって、販売側と顧客の間で生じる価値の交換について議論する。販売側の立場からは、コストとしてはシステムの運用にかかるものがあり、得られるものには顧客忠誠度の向上による追加利益が、既存の推薦システムとしてある。ここで図1によって価格カスタム化で得られる追加利益について説明する。このグラフは、横軸が販売価格で、縦軸がそのときの需要、すなわち販売数量である。価格を全顧客に対して固定している場合には、価格×需要の長方形の面積が最大になるAの価格に設定すべきである。ここで価格を個人化して、価格Aでは購入しないが、価格Bなら購入する顧客にのみ、価格Bで販売する。すると従来の灰色の長方形の利益に加え、黒い部分の長方形の利益が追加で得られることになる。

一方、顧客の立場からは、個人情報を提供することコストの代償として、意志決定のための推薦を得るのが既存の推薦システムであった。それに対し、価格カスタム化を導入すると、販売側が価格Aでは購入しないが、価格Bでなら購入すると判断した場合、利用者は(A - B)だけ商品を安く購入することができる。すなわち、自身の個人情報と交換に、確率的に割引購入をできる権利を得ているといえる。

この交換は、顧客忠誠度の向上や、意志決定のための情報といった間接的な利益ではなく、売上げの増加や、割引販売といった直接的な利益になっている。よって、互いに直接的で明確な利益が得られているため、従来の推薦システムより、互いのコストに見合った交換であると考えている。

3. カスタム価格設定推薦システム

この節では、この価格カスタム化を導入したカスタム価格設定推薦システム(CPRS; Customized Pricing Recommender System)について述べる。

CPRSには能動型と受動型が考えられる。能動型CPRSでは、利用者に提示するアイテム自体も、システムが選択するも

表1: 各型の利用者の応答に対する報酬

応答	利用者		
	定価	割引	不買
買	α	β	0
不買	0	0	ϵ

のである。利用者が非常に好むと予測されるが、価格面で選択しないと判断されるアイテムなどを積極的に提示するなど、多様な提案が考えられる。受動型のCPRSでは、閲覧など利用者がアクセス中のアイテムに対して、そのアイテムを利用者が好むと予測される場合に起動され、必要に応じて割引を提案する。能動型CPRSには多様な発展が考えられるが、その一方で実現にあたって解決すべき課題も多い。そこで、まず第1段階として、受動型CPRSについて検討する。

ここで推薦システムと価格カスタム化を組み合わせる利点について述べておこう。まず、能動型CPRSではアイテムの選択も行うので、推薦システムとの結合は必要である。受動型CPRSでも、カスタム価格を設定するかどうかの判断は、利用者が好むアイテムについてのみ行う。これにより、購入にいたる事例は一般に定頻度で、機械学習問題として見た場合にはデータが疎であるが、この好きなアイテムについてのみ判断することで、この疎である問題の緩和に役立つ。さらに、後述の利用者の型判断には、アイテムへの利用者の嗜好パターンが密接に関連する。よって、推薦システムで獲得したモデルは、利用者の行動の型の識別にも利用できる。

受動型CPRSの実現に戻ろう。まず、価格についても簡略化する。まず、全てのアイテムの価格は同一とする。音楽のダウンロード販売などの状況には当てはまるだろう。さらに問題を簡単にするため、価格は2段階で、一方は定価 α で、もう一方は一部の顧客に対しては購入を決断させるに十分な割引価格 β とする。

利用者を次の三種類に分類する

1. **定価**: 定価でも購入する。
2. **割引**: 価格感度 (price sensitivity) が高く、定価では購入しないが、割引があれば購入する。
3. **不買**: 最終消費者として購入の意志がない。

このうち、定価利用者には定価 α を、割引利用者には割引価格 β を、不買利用者には一部は転売目的の場合もあるため購入されにくいように定価 α を提示すればよい。こうした行動をとったときに、定価利用者と割引利用者に対してはその予測が正解であったときに、それぞれ α と β の報酬を得る。不買利用者の場合には、潜在需要と新たな顧客との接触の機会を失うので、売れたときに損失となる。だが、負の報酬は扱いにくいので、売れたときの報酬を0、売れなかった場合の報酬を ϵ としておく。これらの報酬をまとめると、表1のようになる。

3.1 2段階識別と多腕バンディット

利用者が三つの型のうちどれであるか分かっていれば、定価・不買利用者には定価を、割引利用者には割引価格を提示しておけば、得られる報酬は最大化される。しかし、利用者がどの型であるかは予測しなければならない。

この予測のために、各型の利用者の行動を整理する。定価利用者は価格 α と β のどちらを提示されても購入するが、不買利用者はどちらでも購入しない、割引利用者は価格 α を提示

されても購入しないが、価格 β を提示された場合にのみ購入する。

この行動規則に基づき、次の2段階の識別問題として定式化する。第1段階の識別器は、定価を提示した場合にのみ更新される識別器で、定価利用者とそれ以外を区別する。この識別器は定価を提示したときに、購入した利用者を正例、それ以外を負例とした訓練事例を用いて獲得する。

第2段の識別器は、定価以外の利用者であると、第1段の識別器に判定され、かつ利用者に割引価格を提示した場合にのみ更新される。この識別器は、この状況で購入した場合を正例、購入しなかった場合を負例として訓練する。第1識別器で負例と判定された場合、第2識別器で正と負と識別された利用者は、それぞれ割引利用者と不買利用者に該当することになる。

なお、これらの識別器には、利用者を記述した特徴ベクトルが必要となる。この特徴には利用者のデモグラフィックな特徴だけでなく、現在対象となっている利用者とアイテムに関連した、推薦システムのモデルのパラメータ値を利用する。なぜなら、これらのパラメータは、この利用者のこのアイテムへの嗜好パターンが凝縮されている。加えて、利用者の購買行動はこの嗜好パターンと関連があると考えるのは妥当だろう。

さらに、もう一つの問題がある。割引価格を提示していれば、定価利用者も購入する。よって、定価利用者が、割引利用者と誤識別されていけば潜在的に $\alpha - \beta$ の損失を出していることになる。そこで、割引利用者と識別されていても、時々定価利用者である可能性を考慮して定価を提示して、利用者から応答を得てデータを収集する必要がある。その一方で、最適と予測される以外の行動を増やしすぎると、得られる報酬は減ってしまう。このように、予測に基づく行動とデータ収集のバランスをとる必要があるが、これは利用-探索 (exploit-explore) のトレードオフとして知られる。

このトレードオフを調整を最適化する問題を多腕バンディット (multi-armed bandit) 問題 [Sutton 00, Auer 02] という。この多腕バンディット問題では、本来は未知の情報が利用できたとして、各回に最も最適な行動をとった場合に得られる報酬の総量とくらべて、どれだけ実際にとった行動による報酬の総量が少なかったかという regret と呼ばれる量の最小化を試みる。softmax 行動選択, UCB1, Gittins 尺度などの基準が知られている。

以上、カスタム価格設定推薦システムの枠組みについて議論した。今後は、これらの方針に基づいて実験を行う予定である。

4. 今後の課題

ここでは価格を報酬に置き換えて全体の設計を行った。だが、より広範囲の効用を報酬とみなせば、この枠組みの適用範囲はさらに広がるだろう。商品価格や割引率が固定されている制限も報酬の関数により対処が可能だろう。して在庫処分をしたいときには、より大幅な割引を考慮できるような効用関数を設計すればよいだろう。費用面以外に、セット販売や、ポイントサービス、運送面での優遇なども報酬の設計で対処できるかもしれない。

バンディット問題としても、今回は割引をするかどうかの判断であったが、回帰問題を扱うバンディットなどを利用すれば、割引率を最適化することも可能だろう。バンディット問題は、Web のバナー広告のクリック率最大化の問題にも適用されている [Agarwal 09, Abe 99]。これら、広告の最低表示回数や、利用者のクリックまでのタイムラグなどの問題に対処している。

推薦システムにおいても、プライバシーとの公正な交換という観点からは一定回数以上の割引チャンスを与える必要や、利用者の購買行動にいたるまでの時間遅延を考慮すべきだろう。

今回は、受動的な CPRS のみについて論じたが、能動的な CPRS にはさらにいろいろな提案を、利用者に対して持つことになるだろう。推薦システムは90年代から発展し、純粋な予測精度の面からはほぼ限界に達したといってもよいだろう。今後は、推薦するだけの推薦システムではなく、人間による対応のように、より多様で、双方にとってメリットのある提案のできる、いわば **おもてなしシステム (attendant system)** と呼ぶべきものに進化してゆくべきだと考えている。

謝辞: 本研究は科研費 21500154 の助成を受けた。

参考文献

- [Abe 99] Abe, N. and Nakamura, A.: Learning to Optimally Schedule Internet Banner Advertisements, in *Proc. of The 16th Int'l Conf. on Machine Learning*, pp. 12–21 (1999)
- [Agarwal 09] Agarwal, D., Chen, B.-C., and Elango, P.: Explore/Exploit Schemes for Web Content Optimization, in *Proc. of The 9th IEEE Int'l Conf. on Data Mining*, pp. 1–10 (2009)
- [Auer 02] Auer, P., Cesa-Bianchi, N., and Fischer, P.: Finite-Time Analysis of the Multiarmed Bandit Problem, *Machine Learning*, Vol. 47, pp. 235–256 (2002)
- [Ben Schafer 01] Ben Schafer, J., Konstan, J. A., and Riedl, J.: E-Commerce Recommendation Applications, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 5, pp. 115–153 (2001)
- [Bergemann 06] Bergemann, D. and Ozmen, D.: Optimal Pricing with Recommender System, in *ACM Conference on Electronic Commerce*, pp. 43–51 (2006)
- [神島 08] 神島 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1)~(3), 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6 ~ Vol. 23, No. 2 (2007–2008)
- [Resnick 94] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., and Riedl, J.: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, in *Proc. of The Conf. on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 175–186 (1994)
- [Shani 05] Shani, G., Heckerman, D., and Brafman, R. I.: An MDP-Based Recommender System, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 6, pp. 1265–1295 (2005)
- [Sutton 00] Sutton, R. S. and Barto, A. G.: 強化学習, 森北出版 (2000), (三上 貞芳, 皆川雅章 訳)
- [Terui 06] Terui, N. and Dahana, W. D.: Price Customization Using Price Thresholds Estimated from Scanner Panel Data, *J. of Interactive Marketing*, Vol. 20, pp. 58–70 (2006)
- [照井 08] 照井 伸彦: 価格閾値の推定と価格カスタマイゼーションの可能性, 日本統計学会誌, Vol. 37, No. 2, pp. 261–277 (2008)