



価格個人化推薦システム

神畷 敏弘, 赤穂昭太郎 (産業技術総合研究所)

<http://www.kamishima.net/>

電子情報通信学会 Webインテリジェンスとインタラクション研究会

2011.11.7-8



はじめに

最初の自動推薦システム GroupLens の誕生から17年
だが、推薦システムにはまだ多くの制限がある



そうした制限の一つは『推薦するだけのシステム』であること
実世界の店員のような振る舞いはできない



単純な推薦以外の行動も可能な推薦システムの提案



そうした行動として選んだのが…

価格個人化

顧客や取引に依存して商品の価格を調整することを認める価格設定

目次

はじめに

価格個人化とその利点

- * 価格個人化, 転売, 推薦システムの商業的継続可能性, 利点

価格個人化推薦システムの定式化

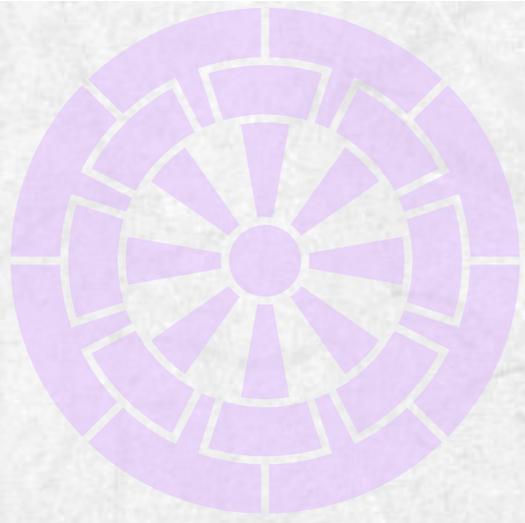
- * 設定, 顧客型, 報酬

価格個人化推薦システムの実装

- * システムの入出力, 観測の曖昧性, 活用-探索トレードオフ, クラス不均衡問題

実験

まとめ



価格個人化とその利点



価格差別と価格個人化

価格差別

同じ商品に異なる価格を設定する価格設定手法

ハンバーガー・チェーン

地域 A

120円

地域 B

100円

価格個人化 (価格カスタム化・動的価格設定)

顧客や取引に依存して商品の価格を調整することを認める価格設定

- ★ 実店舗での個人化クーポン
- ★ 過去の購買行動に基づく航空チケットの個人化価格設定

定価では購入しないが割引価格なら購入する顧客に対してのみ
割引価格を提示して販売数を増やすことで販売者は追加利益を得る

転売

転売：価格差別の実施にあたっての障害

低価格で商品を購入した顧客が、その商品を高価格で転売



転売の阻止が必要

既存の価格差別での対策

- ＊ 販売地域を十分に離して、輸送すると商品価値が下がるようにする

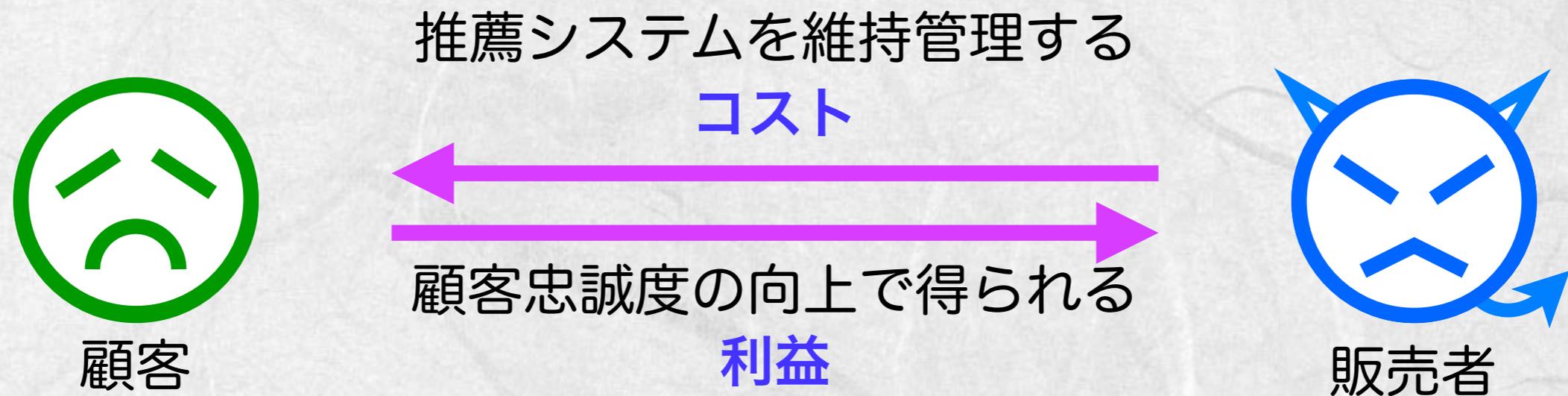
価格個人化での対策

- ＊ 個々の顧客への販売数を厳密に管理できる電子商取引を対象にする
- ＊ 登録航空券や購読サービスなど個人化した商品を扱う

採用手法：転売するような顧客かどうか自体も予測の対象とする

推薦システムの商業的継続可能性

商業的継続可能性は、推薦への信頼性にとって重要



顧客忠誠度の利益への影響は間接的で不確実な場合も多く
追加利益がコストに見合わないことも…



顧客が十分に満足できる低価格商品の代わりに
高価な商品を推薦する『暗黒』推薦システム

価格個人化導入の利点

価格個人化の導入で商業的継続可能性が向上



推薦システムは顧客にとってより信頼できるものに

この『暗黒』推薦システムにはどう対処すればよいのか？



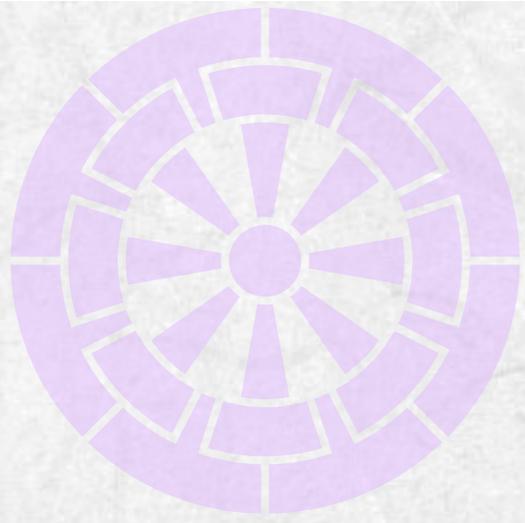
『個人化』を使え

価格個人化の導入によって得られる追加利益により
推薦システムの商業的継続可能性が向上



販売者が『暗黒』推薦をするインセンティブは低下

顧客には、場合によって割引を提示される利点もある



価格個人化推薦システムの定式化



本価格個人化システムの設定

価格個人化推薦システム

Personalized Pricing Recommender System; PPRS

価格個人化の機能を備えた推薦システム

最も単純な価格個人化システム

- ★ 顧客が現在、閲覧・参照している商品に対して受動的に価格個人化システムは起動
- ★ 価格は2段階だけ：定価と割引価格
- ★ 割引価格を提示されたときにのみ購入する顧客だけに、システムは割引価格を提示
- ★ 各商品について、顧客がその商品を最初に閲覧・参照した場合にのみ割引価格を提示される可能性があるものとする

※このルールにより、割引が提示されるまで何度も閲覧するdelayed purchasing の問題を回避

価格個人化推薦システムの目的

価格個人化推薦システムの目的

下記のプロセスを反復して得られる累積報酬を最大化

1) 商品の選択



顧客

2) 商品と顧客の対の
顧客型を推定

3) 推定した顧客型に基づいて
定価か割引価格かを選択



価格個人化
推薦システム

4) 商品を購入するかど
うかを決定

5) 推定した顧客型と
顧客の決定に基づいて決まる
報酬を受け取る

顧客型

顧客-商品の対について定義される3種類の型

定価：定価を提示されるか，割引価格を提示されるかにかかわらず購入する顧客

＊より多くの利益をえるため **定価** を提示すべき

割引：価格に敏感な顧客で，割引価格を提示されたときにのみ購入する顧客

＊この顧客が購入するように **割引価格** を提示すべき

不買：割引価格を提示されるかどうかにかかわらず購入しない顧客

＊この顧客は最終消費者として自身で商品を消費する意志がないため，転売を防止するために **定価** を提示すべき

顧客の決定に基づいて得られる報酬

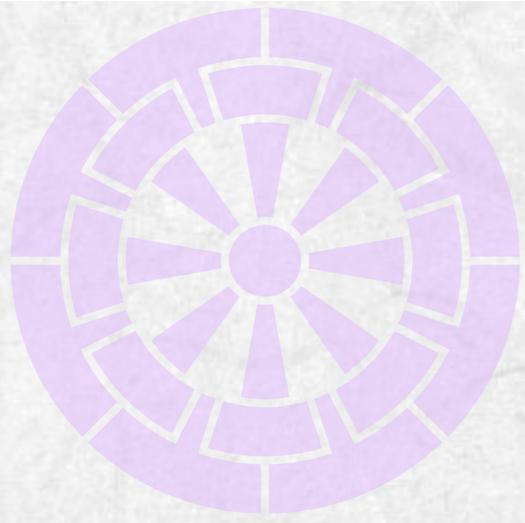
推定した顧客型と顧客の決定に基づいて得られる報酬

商品の販売で得られる利益

顧客型 提示価格	定価顧客 定価	割引顧客 割引価格	不買顧客 定価
購入する	α	β	0
購入しない	0	0	γ

$$\alpha > \beta \gg \gamma > 0$$

転売の防止による潜在的利益

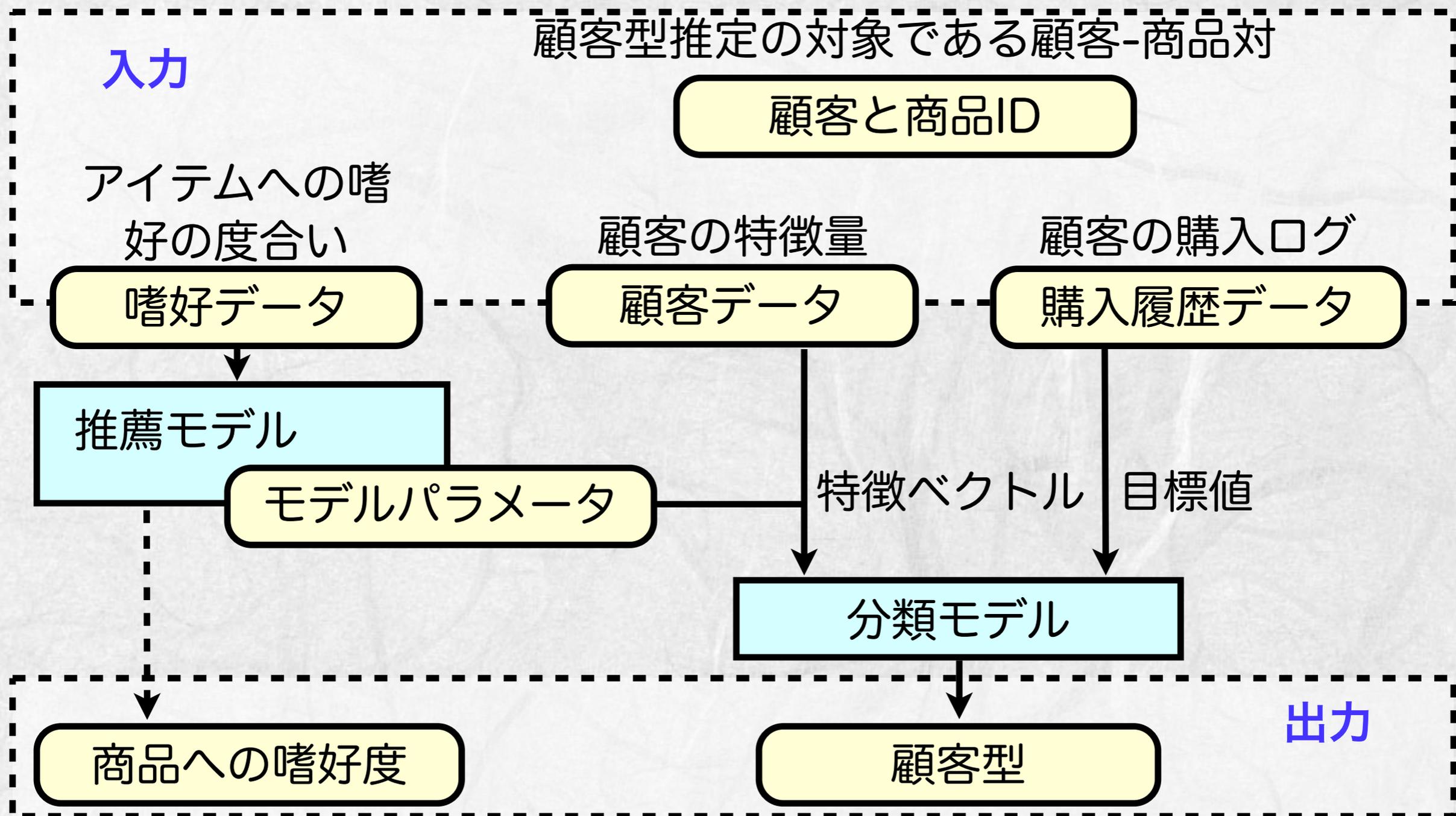


価格個人化推薦システムの実装



価格個人化推薦システムの実装

顧客型予測モデルの入出力



三つの技術課題

顧客型推定にあたっての三つの技術的課題

観測の曖昧性

- ＊顧客の行動を観測するだけでは、システムが真の顧客型を完全に特定するのは不可能

活用-探索トレードオフ

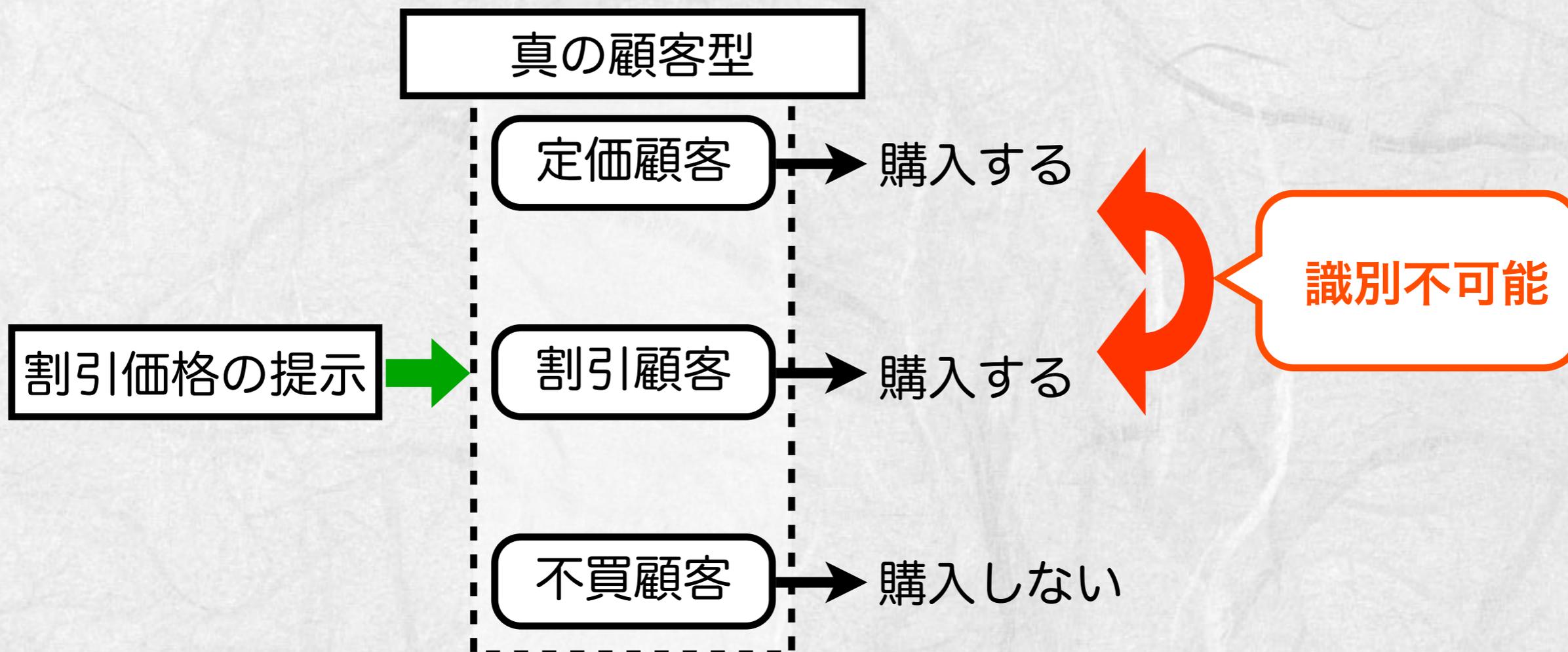
- ＊購入データの収集のために非最適な価格設定を適切な頻度で行う必要性

クラス不均衡問題

- ＊クラスの分布に大きな偏りがある場合に分類精度が低下する問題

観測の曖昧性

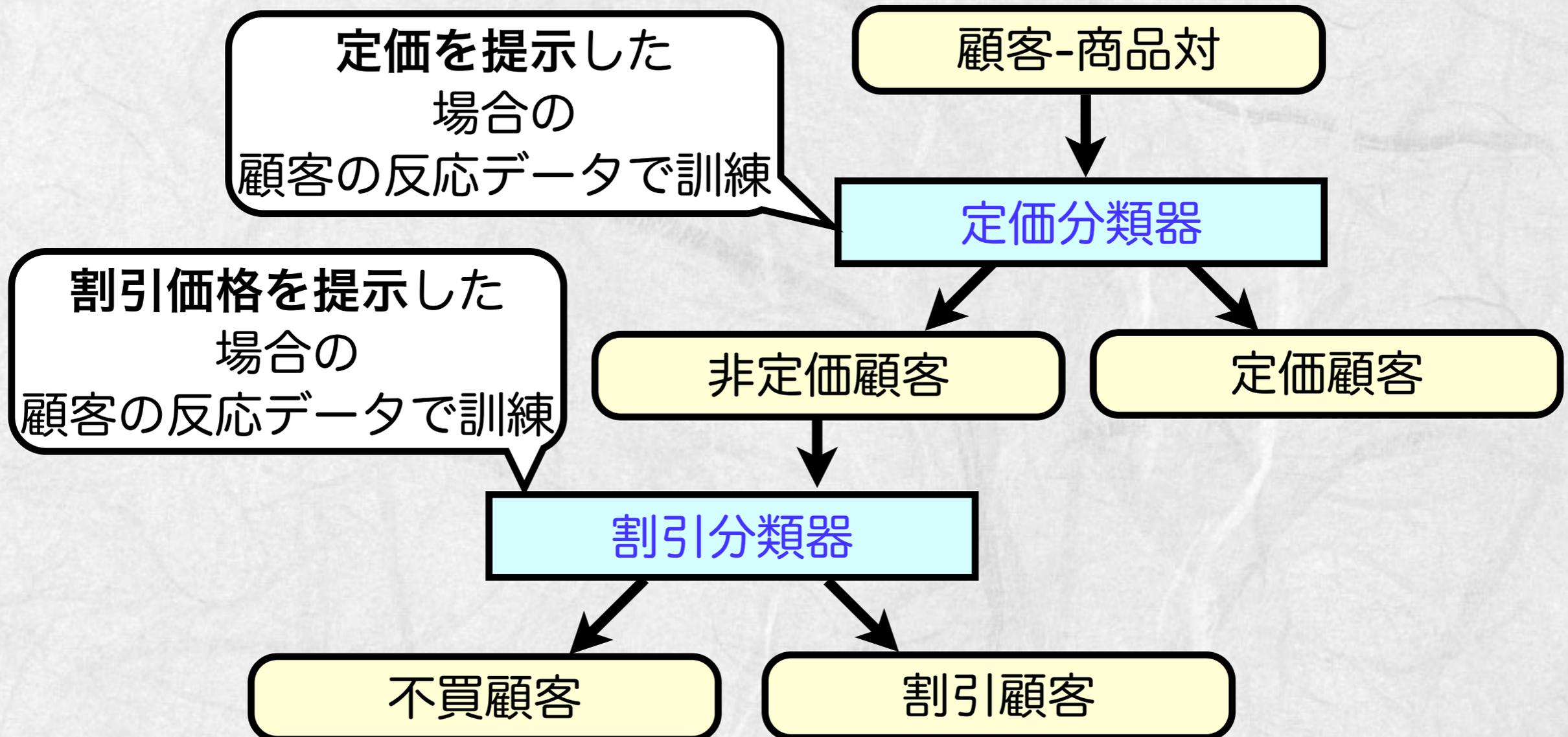
顧客の行動を観測するだけでは
真の顧客型を特定することは不可能



価格個人化推薦システムには未知なので
顧客の応答から推定する必要

多段階分類

観測の曖昧性の問題に対処するため
多段階分類アプローチを採用



※実験ではさらに前処理段階を加えた

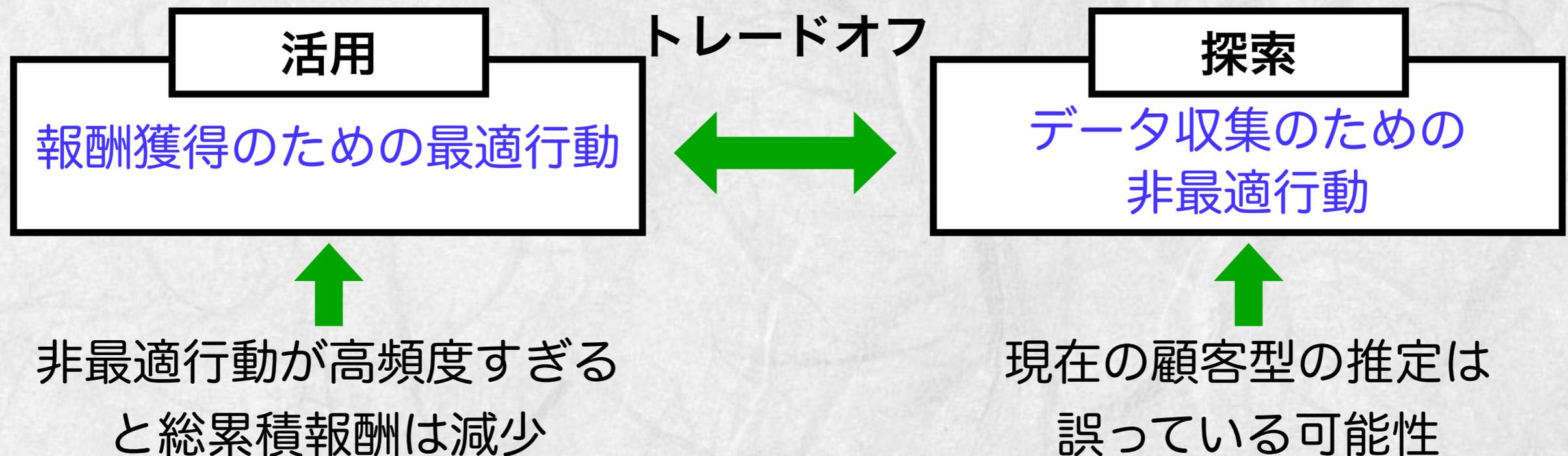
活用-探索トレードオフ

システムはデータ収集のために非最適な価格設定をする必要



非最適な行動を頻繁に選択しすぎると総累積報酬が減少

価格個人化推薦システムは、購買データを収集しつつ予測を行う



多腕バンディット : ϵ -Greedy

活用-探索トレードオフの調整を扱うのが
多腕バンディット問題

ϵ -Greedy : 最も単純なアプローチ

活用

$Pr = 1 - \epsilon$

探索

$Pr = \epsilon$

定価分類器

予測 = 定価顧客

活用

定価顧客

顧客に定価を提示

探索

非定価顧客

割引分類器に引き渡す

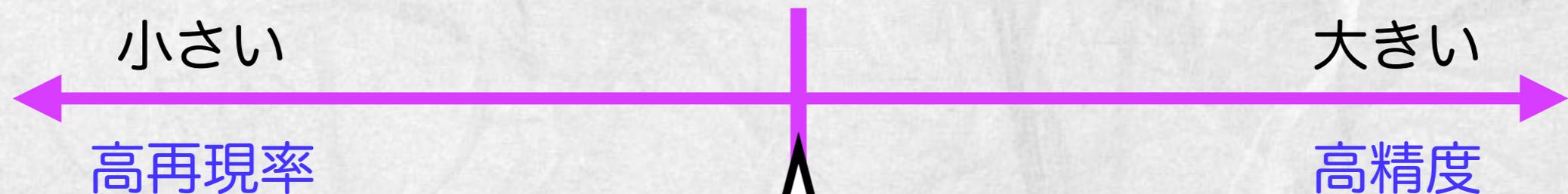
クラス不均衡問題

クラスの分布に大きな偏りがある場合に分類精度が低下する問題
クラス重み付けによるクラス不均衡問題の緩和

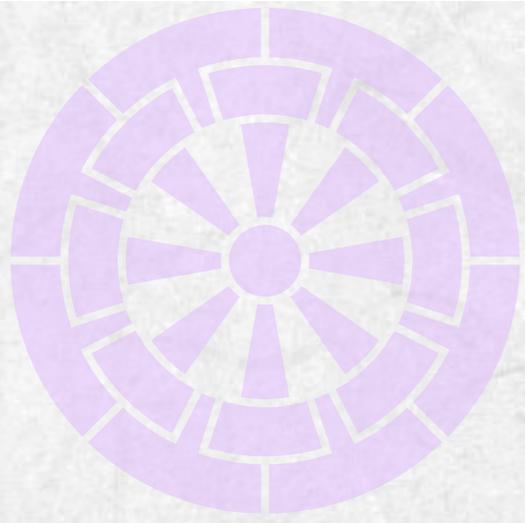
定価分類器では、多くの定価顧客が非定価顧客に誤分類
定価顧客数 \ll 非定価顧客数

多数派クラス
非定価顧客

少数派クラス
定価顧客



少数派クラス確率に対する
決定しきい値



実験



実験条件

Movielens 1Mデータ集合から生成した半人工データ

- ★ 嗜好データと顧客のデモグラフィック特徴には Movielens のものを利用
- ★ 顧客の購入履歴は、以下の条件を満たすように人工的に生成：
 - 1.対象商品に対する嗜好は、定価顧客，割引顧客，不買顧客の順に強い
 - 2.購買行動の決定は，顧客の対象商品への強さと顧客のデモグラフィック情報に依存すると仮定
 - 3.大部分の顧客は不買顧客であり，割引顧客は定価顧客より若干少ない

この購買データは単純すぎるものだが、
それでも、三つの技術的課題のため追加報酬が得られるかどうかは
自明ではない

実験結果

価格個人化の導入で追加報酬を得ることに成功

推薦モデル	真の報酬	観測報酬
pLSA	23855.1	23897.4
MD	23930.7	23970.2

ベースライン報酬 = 22028 : 常に定価を提示した場合

- * **真の報酬** : 予測した顧客型が真の顧客型と一致したときに報酬が得られるとして計算した累積総報酬
 - * 本来の目的だが、真の顧客型は観測できないので現実では観測不能
- * **観測報酬** : 予測した顧客型から推測される顧客の反応が実際の反応と一致したときに報酬が得られるとして計算した累積総報酬
 - * 実際に観測可能で、パラメータ調整などはこの量に基づいて実行

その他の実験結果

- ★ 真の顧客型は観測不可能であるにもかかわらず、**顧客の行動を観測することでパラメータの調整が可能であった**
- ★ 報酬を増やすには優良顧客を逃さないことが重要なため、**定価分類器では非定価顧客より定価顧客を重視するような重みが有効だった**
- ★ 確実に割引顧客と考えられる場合にのみ割引を提示すれば追加利益を得られるため、**割引分類器では割引顧客より不買顧客を重視するような重みが有効だった**
- ★ 探査確率 ε の総累積報酬に与える影響は大きかった

まとめ

本研究の寄与

- 推薦システムに推薦以外の行動，すなわち価格個人化を可能にした
- 価格個人化が推薦システムの商業的継続可能性に与える影響とそれに伴う推薦システムへの信頼性向上について論じた
- 簡潔なシステムを実装し，半人工データでの実験で提案手法有効性を示した

今後の予定

- 収入以外の効用を報酬とすれば，価格個人化推薦システムの枠組みはより幅広い行動にも適用できる
- このように単純な推薦だけではなく，より洗練された行動・応答ができるようなシステム：

おもてなしシステム (Attendant System)

May the Personalization Be with You

May Not Be with Your Adversaries

関連研究などについては T.Kamishima and S.Akaho “Personalized Pricing Recommender System Multi-Stage Epsilon-Greedy Approach” Proc. of the 2nd Int'l Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems (2011)