



# カスタム価格設定推薦システム

## ～ 簡単な実装と予備実験 ～

神鳶 敏弘, 赤穂昭太郎 (産総研) 佐久間 淳 (筑波大)

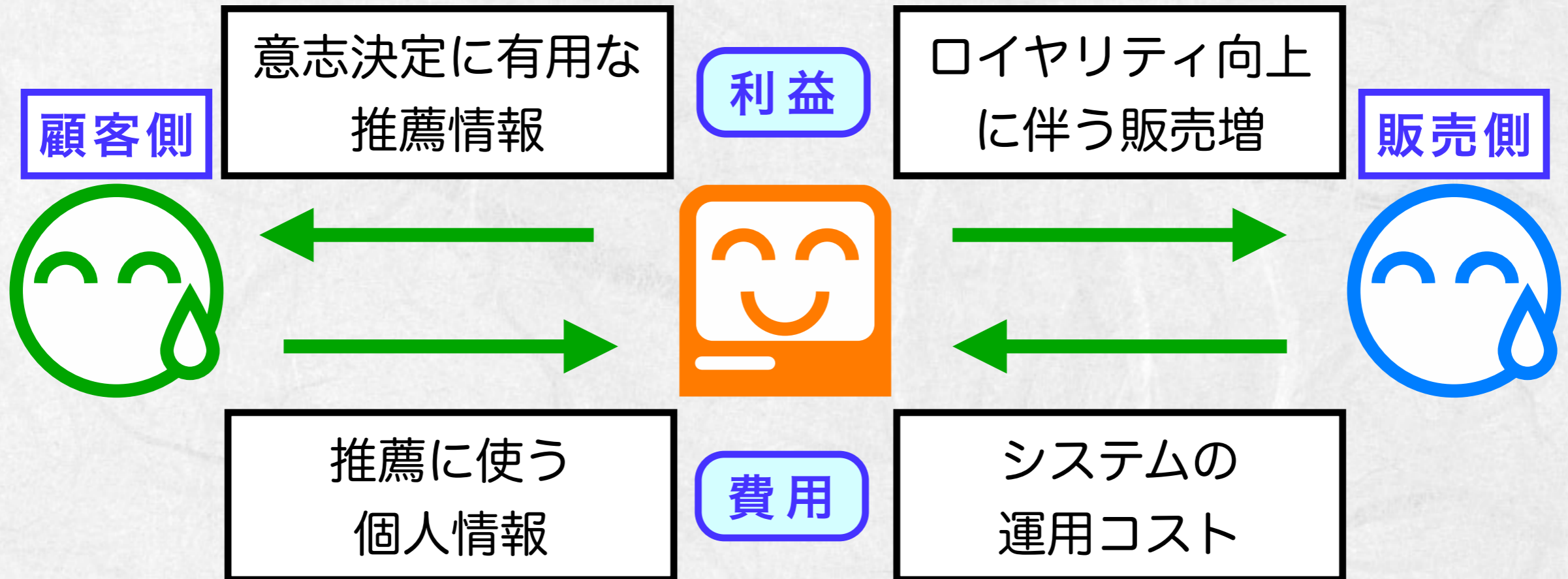
第1回情報論的学習理論と機械学習(IBISML)研究会, 2010.6.14-15

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



# 推薦システムを通じた価値交換

推薦システムは本当に便利で、役立っている？



## 推薦システムが役に立つ条件

- \* 交換が対等であるか？互いに受け入れ可能な交換か？
- \* どちらの側にもメリットがある（費用 $\leq$ 利益）か？

# 交換は対等か？

マーケティングツールと異なり推薦システムは顧客側 [Ben Schafer 01]

現在では販売側が運営している

運用コストの割には  
なかなか売上はふえないな



ちょっと高めの商品を  
推薦したら儲かるだろう



顧客



高いな～  
こんな推薦は役に立たない

顧客には受け入れられない推薦

# 互いに利益のある交換？

顧客側



個人情報



作為的かもしれない  
推薦情報

販売側



システムの運用費用



顧客ロイヤリティによる  
売上げの増加

顧客側も販売側も、利益よりも支出が多いのでは？

# 価格差別・価格カスタム化

## 価格差別 (price discrimination)

同じ商品の価格をいろいろな状況によって変更する

### ハンバーガチェーン店

地域 A

120円

地域 B

100円

## 価格カスタム化 (price customization)

価格個人化 (price personalization) 動的価格設定 (dynamic pricing)

同じ商品の価格を顧客ごとに変更する

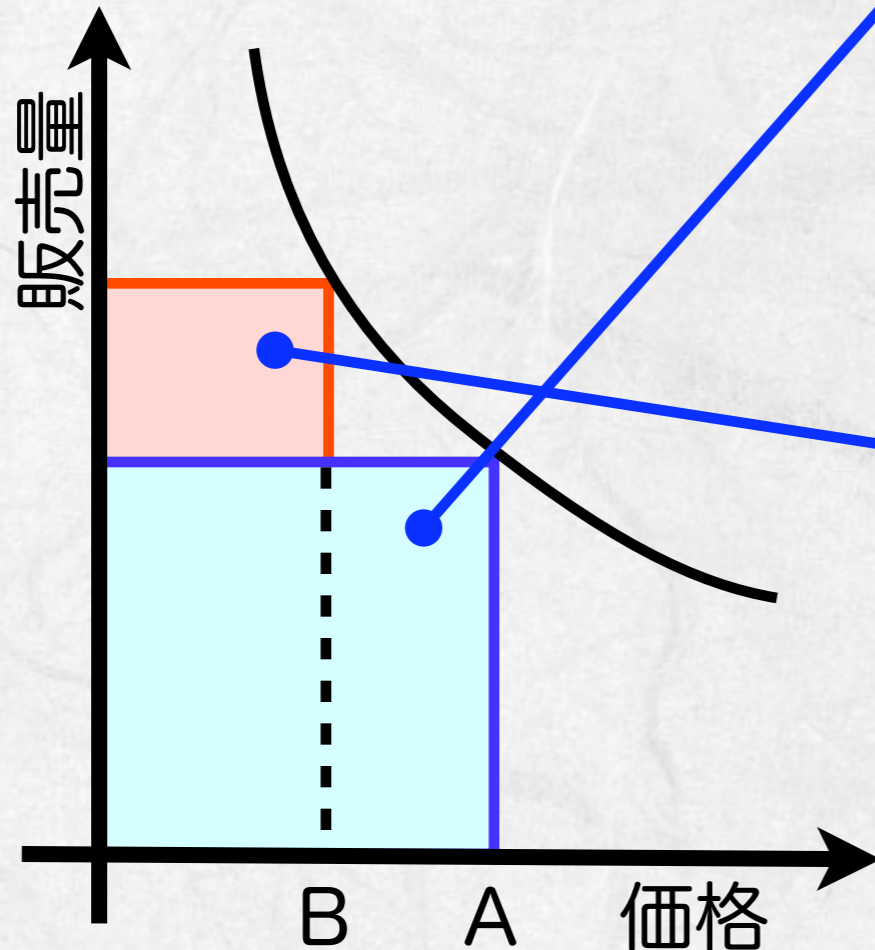
[Terui 06]

参照価格を中心に、上下のしきい値の間で価格を変更しても、  
購買に対する態度を顧客は変えることはない

- ✳️ 航空機チケットなどを、過去の購買行動に応じて決定した価格で販売
- ✳️ 小売店での、個人向けクーポン券の配布

# 価格カスタム化による追加利益

販売側の追加利益



通常の利益

価格 A の定価で販売したときの売上  
価格×販売量を最大化するように定価  
A を設定

価格カスタム化による追加利益

価格 B まで割引すれば購入する顧客  
にのみ、割引価格 B で販売する  
販売価格は低下しても、販売量は増  
加し、追加利益が得られる

顧客側の追加利益

常にではないが、**確率的に割引価格で購入できる**

# 「転売」の防止

## 価格差別を困難にする要因＝転売

安く買った人が、高い価格で買うであろう人に転売する

転売されると → 定価で売れない

## 従来の価格差別の場合

- \* 食料品など輸送が困難なものを対象に、地域によって価格を変更
- \* レディース・ディなど、顧客の要因に基づいて価格を変更

## 価格カスタム化の場合

- \* 航空チケットなどの記名式で転売できないものを対象にする
- \* 価格を割引する対象の利用者にクーポン券を郵送する

対象に制限が多い



顧客行動から転売するのか、  
最終消費者かも予測

# カスタム価格設定推薦システム

Customized Pricing Recommender System (CPRS)

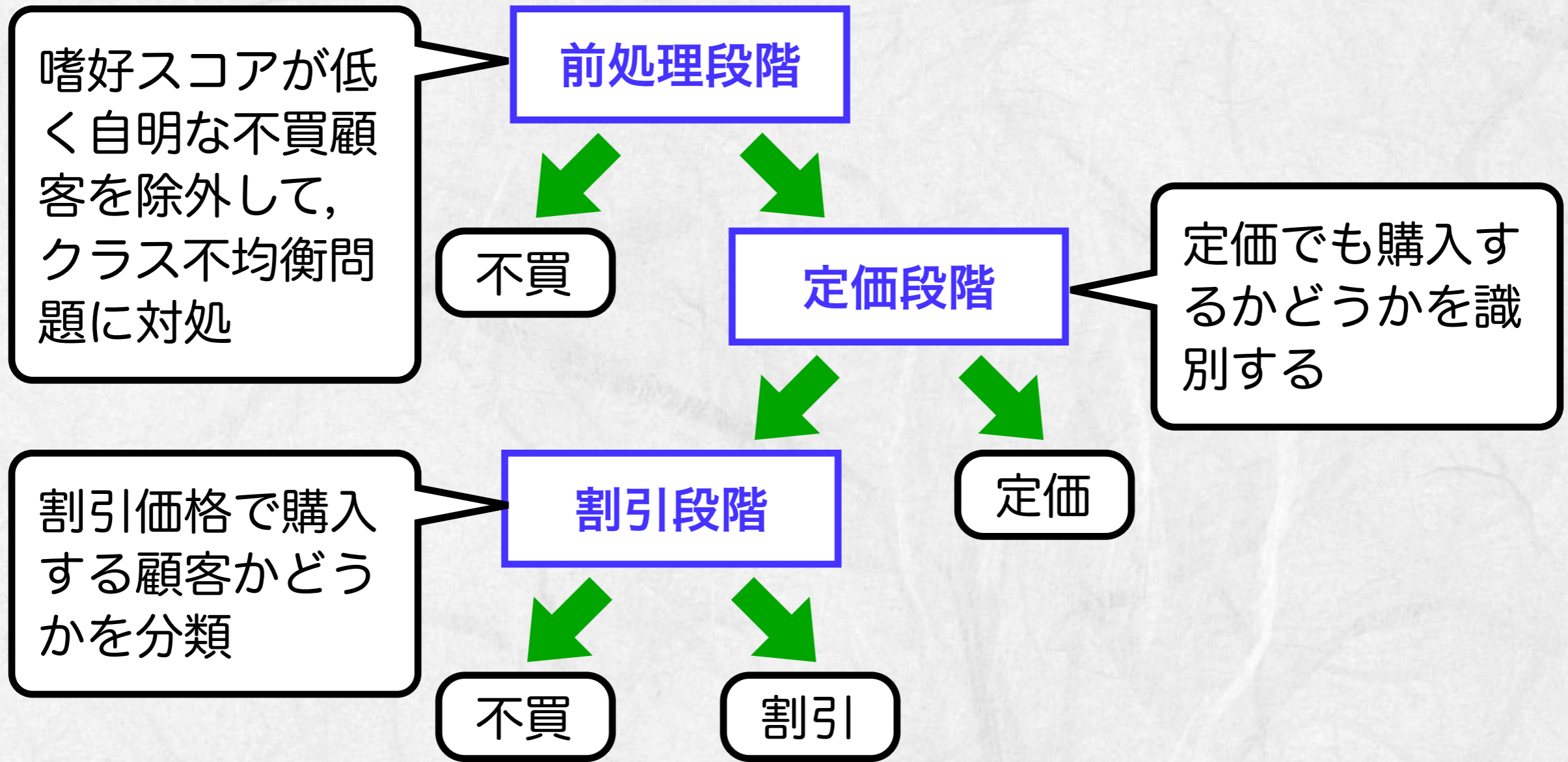
カスタム価格設定推薦システム  
推薦システム + 価格カスタム化

## 組み合わせる利点

- ★ **嗜好モデル情報の価格カスタム化モデルへの利用**  
転売するか？割引きなら購入するか？といった判断には、顧客の商品への嗜好が関連している
- ★ **予測嗜好スコアに基づくスクリーニング**  
顧客が商品を購入する事象は希なので予測が難しい（クラス不均衡問題）そこで、予測嗜好スコアが低い商品を除外してこの問題を緩和

顧客が閲覧中の商品に対して価格のカスタム化を検討  
割引すれば購入する顧客にのみ割引を提示する

# 2段階分類



定価段階の分類器は、定価を提示したときの応答で、割引き段階は割引き価格を提示したときの応答に基づいて訓練する

# 多腕バンディット

バンディット (=スロットマシン) が何台かある

## 活用 (exploitation)

推定当たり確率が最高のスロットに賭けるのが一番有利

## 探索 (exploration)

当たり確率を正確に求めるには、いろいろなスロットに賭けてデータを収集する必要

バランス

定価段階の場合

## 活用 (exploitation)

定価顧客かどうかの予測に従って行動

## 探索 (exploration)

購入しなかった場合でも割引顧客の場合を考えてときどき割引を提示

バランス

※ 割引段階も同様

# CPRSの実装



- \* 通常の推薦システムの運用常に定価を提示, 推薦モデル・定価分類器の両方を訓練する
- \* 常に割引を提示, 割引分類器を訓練
- \* CPRSの動作段階

- \* GroupLensの100万データ. 半分を予備段階, 残りを動作段階
- \* 推薦モデルは 行列分解 と pLSA の2種類
- \* 顧客のデモグラフィックな属性で, 定価・割引顧客を設定. それぞれ, 3.5%と1.4%の割合. 予測には単純ベイズを利用
- \* 探索-活用のバランスをとるのは, dry-run段階では探索のみで残りは活用だけのものと, dry-run段階なしで, 常に一定確率で探索をするものと2種類

# 実験結果

## 結果

- \*  $\alpha=1.0$ ,  $\beta=0.5$ ,  $\gamma=0.01$  としたとき, 実行段階で常に定価を提示したときの総報酬 **22028** がベースライン
- \* dry-run段階でまとめて探索する場合: 行列分解/pLSA モデルで dry-run期間5000ステップでの報酬合計は **21982** と **20857**
- \* ランダム探索する場合: 行列分解/pLSA モデルで, 探索確率1%での報酬合計は **21925** と **20843**

## 考察

- \* **ベースラインより総報酬は低下した**  
探索で割引を提示することによる損失以上に, 予測モデルの精度を向上できなかった
- \* 定価・割引顧客の割合は小さいので, クラス不均衡問題に対処
- \* 定価顧客は再現率重視に, 割引顧客は精度重視にといった非対称な探索-活用のバランス

# 今後の展開

- ✳ 価格・割引率が固定されている制限を緩和し、価格自体の設定
- ✳ 割引の有無だけでなく、割引対象商品も能動的に選ぶ
- ✳ 効用を価格以外にも拡張：サービスクーポン、在庫処分、セット販売、輸送面などの特典
- ✳ ただ単に有望なものを見つけてくるだけではなく、顧客に合わせた、より積極的で多様な提案のできるシステムにする

そうならば、単に推薦するだけではない

## おもてなしシステム

### Attendant System

と呼ぶべきものに