BPR : Bayesian Personalized Ranking

Steffen Rendle, Christoph Freudenthaler, Zeno Gantner, Lars Schmidt-Thieme

Presenter: 山田倫太郎

February 17, 2020

研究背景

推薦システムにおいて個人の嗜好を予測することは重要

大別すると 2 種類のデータが考えられる

- Explicit feedback
  - ユーザの興味が明示的に与えられているデータ
    例) Amazon の☆や facebook の「いいね」
- Implicit feedback
  - ユーザの興味が明示的に与えられてないデータ
    例) 購入履歴や閲覧履歴

目標

Implicit feedback を元にユーザの嗜好をランキングする

従来法

閲覧されたか否かを $\{0,1\}$ のラベルで表現

u: ユーザ

i: アイテム

$+$: 閲覧済み

$?$: 未閲覧

	i_1	i_2	i_3	i_4
u_1	?	+	+	?
u_2	+	?	?	+
u_3	+	+	?	?
u_4	?	?	+	+
u_5	?	?	+	?

item, user

$\rightarrow$

	i_1	i_2	i_3	i_4
u_1	0	1	1	0
u_2	1	0	0	1
u_3	1	1	0	0
u_4	0	0	1	1
u_5	0	0	1	0

item, user

問題点

未閲覧のデータ中で以下を区別できない

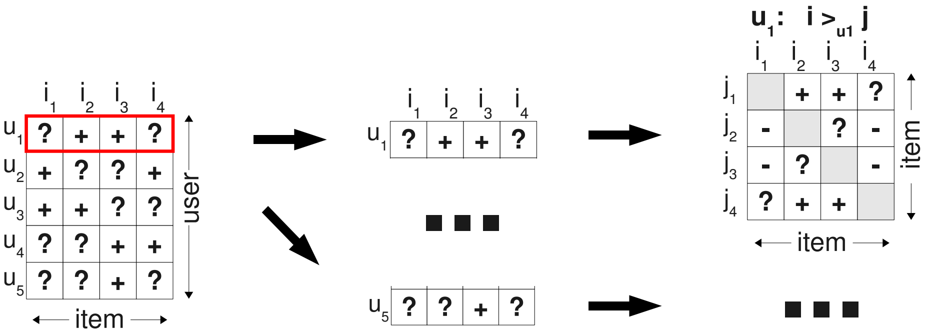
- ユーザの興味がないもの
- ユーザの興味があるが閲覧していないもの

提案手法

方針

ユーザの選好関係をモデル化する

仮定： 閲覧済みアイテムの興味 > 未閲覧アイテムの興味



記法

- U: ユーザの全体集合
- I: アイテムの全体集合
- U_i^+: アイテム i を閲覧したユーザの全体集合
- I_u^+: ユーザ u が閲覧したアイテムの全体集合
- D_s: フィードバックが得られているデータセット
  - $D_s := \{(u, i, j) \mid i \in I_u^+ \wedge j \in I \backslash I_u^+\}$
- $>_u$: ユーザ u の嗜好情報
- Θ: モデルパラメータ
- x_{ui}: ユーザ u のアイテム i の選好度合い

x_{ui} は推論モデルによって既定される値なのでパラメータ Θ に依存

D_s よりパラメータ Θ を導出したいので $p(\Theta \mid D_s)$ を最適化

モデリング

ベイズの定理より次の式が導かれる：

$$p(\Theta \mid D_s) \propto p(D_s \mid \Theta) p(\Theta)$$

ユーザ, アイテムの好みが独立であると仮定し, 尤度を以下で定める：

$$\prod_{(u,i,j) \in D_s} p(i >_u j \mid \Theta)$$

ここでシグモイド関数を σ として：

$$p(i >_u j \mid \Theta) := \sigma(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj})$$

目的関数: BPR-Opt

- 事前分布 $p(\Theta)$ は正規分布 $N(0, \lambda_\Theta I)$ とする
- MAP 推定を行う

$$
\begin{aligned}
\hat{\Theta} &= \underset{\Theta}{\arg\max}\ \ln p(\Theta \mid D_s) \\
&= \underset{\Theta}{\arg\max}\ \ln p(D_s \mid \Theta) p(\Theta) \\
&= \underset{\Theta}{\arg\max}\ \ln \prod_{(u,i,j) \in D_s} \sigma(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) p(\Theta)
\end{aligned}
$$

- 以下の目的関数を最大化する

$$
\text{BPR-Opt} := \sum_{(u,i,j) \in D_s} \ln \sigma(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) - \frac{1}{2\lambda_\Theta} \|\Theta\|^2
$$

目的関数: BPR-Opt

- BPR-Opt を微分すると

$$\frac{\partial \text{BPR-Opt}}{\partial \Theta} = \sum_{(u,i,j)\in D_s} \frac{\partial}{\partial \Theta} \ln \sigma(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) - \frac{1}{2\lambda_\Theta} \frac{\partial}{\partial \Theta} \|\Theta\|^2$$
$$= \frac{-e^{\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}}}{1 + e^{\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}}} \cdot \frac{\partial}{\partial \Theta}(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) - \frac{\Theta}{\lambda_\Theta}$$

- $(u, i, j) \in D_s$ は膨大となりやすいので確率的勾配法を用いて解く

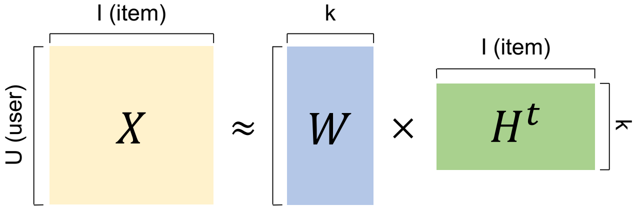
学習アルゴリズム: Learn-BPR

procedure Learn-BPR(D_s, Θ)
    initialize Θ
    repeat
        draw (u,i,j) from D_s
        $\Theta \longleftarrow \Theta + \alpha\left(\frac{-e^{\hat{x}_{ui}-\hat{x}_{uj}}}{1+e^{\hat{x}_{ui}-\hat{x}_{uj}}} \cdot \frac{\partial}{\partial\Theta}(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) - \frac{\Theta}{\lambda_\Theta}\right)$
    until convergence
    return $\hat{\Theta}$
end procedure

- $\frac{\partial}{\partial\Theta}(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj})$ については次に示す

x_{ui} の具体例 1：Matrix Facterization

次元削減を行って $\hat{x}_{ui}$ を推定する



$$\boxed{\hat{X} := WH^T}$$

$$\hat{x}_{ui} = \langle w_u, h_i \rangle = \sum_{f=1}^{k} w_{uf} \cdot h_{if}$$

$$\frac{\partial}{\partial \Theta}(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) = \begin{cases} (h_{if} - h_{jf}) & \text{if } \theta = w_{uf} \\ w_{uf} & \text{if } \theta = h_{if} \\ -w_{uf} & \text{if } \theta = h_{jf} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

x_{ui} の具体例 2 : Adaptive k Nearest Neighbor

観測済みアイテムとの類似度をもとに $\hat{x}_{ui}$ を推定する

$$\hat{x}_{ui} = \sum_{i \in I_u^+ \wedge l \neq i} c_{il}$$

$$\frac{\partial}{\partial \Theta}(\hat{x}_{ui} - \hat{x}_{uj}) = \begin{cases} +1 & \text{if } \theta \in \{c_{il}, c_{li}\} \wedge l \in I_u^+ \wedge l \neq i \\ -1 & \text{if } \theta \in \{c_{jl}, c_{lj}\} \wedge l \in I_u^+ \wedge l \neq j \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

実験

1. Rossmann オンラインショップの購入履歴から, ユーザが次に買いたい品物を予測
2. Netflix の過去の映画の評価履歴をもとに, 与えられた映画に評価を行うかを予測

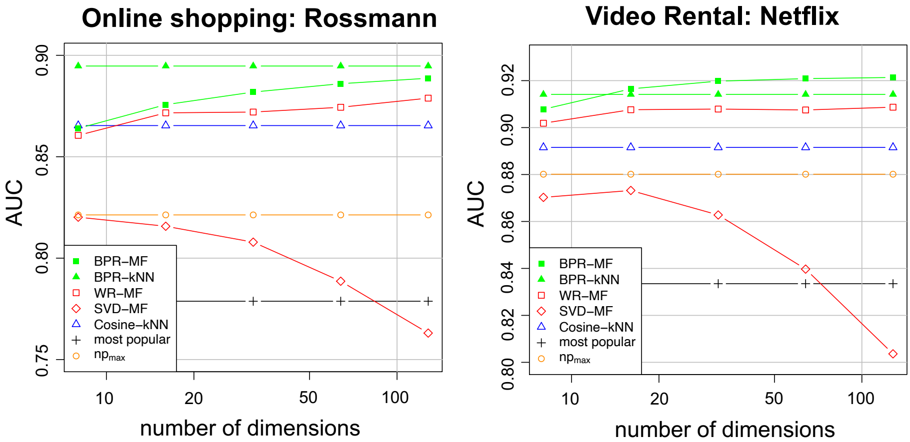
	ユーザー（人）	アイテム（個）	観測済み（個）
Rossmann	10,000	4,000	436,612
Netflix	10,000	5,000	565,738

- ROC 曲線の AUC を評価

比較手法

- BPR-MF
  - パラメータの更新に BPR-Opt を用いた MF
- BPR-kNN
  - パラメータの更新に BPR-Opt を用いた k 近傍
- SVD-MF
  - SVD（特異値分解）を適応したもの
- WR-MF
  - SVD（特異値分解）の過学習を抑えるように改良したもの
- Cosine-kNN
  - コサイン類似度を用いた k 近傍法
- most popular
  - 学習データの中で最も人気のものを推薦する
- $\mathrm{np}_{\mathrm{max}}$
  - テストデータの中で最も人気のものを推薦する

結果



実験において提案手法が他のモデルよりも優れた結果を示した

まとめ

BPR の手法

- 閲覧済みアイテムは未閲覧アイテムより興味があると仮定を置く
- ユーザのアイテム同士の選好関係をモデル化する
- パラメータ最適化に確率的勾配法を用いる

結果

BPR によるパラメータ最適化が他のモデルよりも優れている