

# 推薦システムにおける範囲制約を用いた 行列分解の改良

森 和貴<sup>†</sup>    グェン トウン<sup>‡</sup>    原田 智広<sup>†</sup>    ターウォンマツ    ラック<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>立命館大学情報理工学部                          <sup>‡</sup>立命館大学大学院情報理工学研究科

## 1. はじめに

近年多くの情報の中から、ユーザにとって有益な情報を提示する推薦システムが研究されている[1]. 推薦のアルゴリズムに Bounded-SVD bias (BSVD bias) と呼ばれるものがある. 本稿では BSVD bias の改良手法を提案する.

## 2. Matrix Factorization

MF[2]とは、推薦システムのアルゴリズムのひとつである. 推薦システムにおいては、疎行列であるユーザ評価値行列に対して MF 適応する. まずユーザ数  $N$  アイテム数  $M$  について、 $N \times M$  の評価値行列  $R$  を定義する. この評価値行列を  $N \times K$  のユーザ特徴行列  $P$  と、 $K \times M$  のアイテム特徴行列  $Q$  に分解し、 $P$  と  $Q$  の内積を計算することで、未知の評価値を予測する. ここで、 $K$  は潜在的特徴数と呼ばれる.

またユーザやアイテムによって評価傾向が存在する. このような評価傾向を考慮するために、MF ではユーザ  $u$  のアイテム  $i$  に対する予測評価  $\hat{r}_{ui}$  は、 $P$  の  $u$  行目  $\mathbf{p}_u$  と、 $Q$  の  $i$  列目  $\mathbf{q}_i$  の内積に、ユーザ  $u$  の評価バイアス  $b_u$ 、アイテム  $i$  の被評価バイアス  $b_i$ 、平均評価値  $\bar{r}$  を加えたものとして下式で与えられる.

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r} + b_u + b_i + \mathbf{p}_u^T \mathbf{q}_i \quad (1)$$

このとき  $\hat{r}_{ui}$  と既知評価値  $r_{ui}$  の誤差が小さくなるように、各項を学習する. 目的関数は以下のとおりである.

$$\min_{\mathbf{P}, \mathbf{Q}, b_u, b_i} \sum_{(u,i) \in S} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 \quad (2)$$

ここで、 $S$  は既知評価の集合である.

## 3. Bounded-SVD bias

MF には、定義範囲内にない予測評価値が算出される場合があるという問題がある. この問題を解決するために Le らにより Bounded-SVD bias (BSVD bias) が提案された [3]. BSVD では目的関数に範囲制約を組み込むことにより、目的関数を最小化すると共に、範囲制約を満たすように学習する. 目的関数は以下のとおりである.

$$\min_{\mathbf{P}, \mathbf{Q}, b_u, b_i} \sum_{(u,i) \in S} (r_{ui} - \hat{r})^2 + \lambda (e^{\alpha(\hat{r}_{ui} - r_{\max})} + e^{\alpha(r_{\min} - \hat{r}_{ui})}) \quad (3)$$

ここで  $r_{\min}$ ,  $r_{\max}$  は評価の最小値と最大値、 $\alpha$  と  $\lambda$  はハイパーパラメータをそれぞれ指す. ここで正則化項である第二項目は  $\hat{r}_{ui} \in [r_{\min}, r_{\max}]$  のとき減少し、範囲外の時に大きく増加する特徴を持つ. これにより範囲外の値に

ペナルティを与えることができ、値を範囲内に矯正することができる.

## 4. 提案手法

BSVD bias には過学習を抑えるための項が存在せず、過学習が起こりやすいという問題がある. そこで本研究では、新たに BSVD bias に過学習を抑えるための項を追加した式を提案する. 一般的に過学習は、パラメータのノルムの大きさに罰則をかけ、なるべく滑らかな関数を作り、式の複雑度を下げることにより防ぐことができる. 提案の目的関数は以下のとおりである

$$\min_{\mathbf{P}, \mathbf{Q}, b_u, b_i} \sum_{(u,i) \in S} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 + \lambda_1 (e^{\alpha(\hat{r}_{ui} - r_{\max})} + e^{\alpha(r_{\min} - \hat{r}_{ui})}) \quad (5)$$

$$+ \lambda_2 (|\mathbf{p}_u|^2 + |\mathbf{q}_i|^2 + |b_u|^2 + |b_i|^2)$$

ここで、 $\lambda_1, \lambda_2$  はそれぞれハイパーパラメータを指す.

## 5. 実験

提案手法と BSVD bias を比較する. 実験は Movielens-100K のデータセットを用いる. データを訓練データ、テストデータ、検証用データに分割し、評価にはテストセットの平均二乗誤差 (RMSE) を用いた. また MF の初期化には文献 [4] で用いられた Random Initialization と Baseline Initialization を改変した、Le らの手法を用いる.

実験結果は以下のとおりである. 提案手法の方が、誤差が小さく精度の高い予測を実現していることがわかる.

Random		Baseline	
BSVD bias	提案手法	BSVD bias	提案手法
0.9175	<b>0.9057</b>	0.9176	<b>0.9057</b>

## 6. 今後の課題

BSVD に過学習を抑える項を追加した. 今後は BSVD にコンテキスト情報を組み込む.

## 参考文献

- [1] 神嶌 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1), 人工知能学会誌, 22(6), pp. 826-837, 2007.
- [2] Yehuda, et al.: Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems, Computer, 42(8), pp. 30-37, 2009.
- [3] Le, et al.: An extension for bounded-SVD—a matrix factorization method with bound constraints for recommender systems, Journal of Information Processing, 24(2), 2016.
- [4] Ramakrishnan, et al.: Bounded matrix factorization for recommender system, Knowledge and Information Systems, 39(3), pp. 491-511, 2014.