

## 提高会话推荐多样性的 SRL 推荐系统模型

李晶皎<sup>1</sup>, 孙丽梅<sup>1,2</sup>, 王 骄<sup>1</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168)

**摘 要:** 现有的各种推荐多样性定义难以体现用户在会话期内推荐项目的多样性, 且现有的各种提高推荐多样性的方法通常以牺牲推荐准确率为代价. 提出了会话推荐多样性的概念, 分析了现有推荐系统会话推荐多样性偏低的主要原因是推荐树中存在过多的重复节点. 设计了一种会话推荐列表 SRL (session recommendation list) 推荐系统模型, 为每个活跃用户建立会话推荐列表, 能够有效避免推荐树中出现推荐环路或弱推荐环路. 通过 MovieLens 数据集测试表明, SRL 推荐系统模型可以大幅度提高会话推荐多样性, 同时也提高了推荐准确率.

**关 键 词:** 会话推荐多样性; 推荐树; 推荐环路; 弱推荐环路; 会话推荐列表

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2013)05-0650-05

## SRL Recommendation System Model Improving Session Recommendation Diversity

LI Jing-jiao<sup>1</sup>, SUN Li-mei<sup>1,2</sup>, WANG Jiao<sup>1</sup>

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;  
2. Information and Control Engineering Faculty, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China.  
Corresponding author: SUN Li-mei, E-mail: sunlimei@sjzu.edu.cn)

**Abstract:** Current diversity definitions cannot indicate the recommendation diversity during users' session and the existing methods for improving recommendation diversity always come at the expense of precision. Session recommendation diversity was proposed. Traditional recommendation systems have poor session recommendation diversity because there are too many repeated nodes in the recommendation trees. SRL model was designed to eliminate the redundancy. By creating session recommendation list for each active user, recommendation loops or weak recommendation loops in the recommendation trees could be avoided based on the proposed model. Experimental results on MovieLens dataset showed that SRL model has substantially higher session recommendation diversity and better recommendation precision.

**Key words:** session recommendation diversity; recommendation tree; recommendation loop; weak recommendation loop; SRL (session recommendation list)

在当前互联网信息过载的环境下, 推荐系统逐渐成为帮助用户决策的有效工具. 目前的推荐算法主要包括协同过滤推荐算法<sup>[1-2]</sup>、基于内容的推荐算法<sup>[3]</sup>以及混合推荐算法<sup>[4-5]</sup>等. 现有的推荐算法通常以更高的推荐准确率表明自己的先进性, 然而较高的推荐准确率带给用户的是较少的产品多样性. 近年来, 越来越多的学者开始关注推荐系统的多样性问题<sup>[6-10]</sup>, 如文献[6]提出利

用物理学中的热传播理论和推荐算法相结合来解决准确率和多样性相互制约的问题. 文献[7]提出了集合多样性的概念, 通过增设预测评分的阈值来改变原有的推荐排序方法, 提高整体推荐的多样性. 文献[8]提出了时间多样性的概念, 强调随着时间推移, 推荐系统对用户的推荐应呈现多样性. 文中采用多种协同过滤算法轮换、重排序等方法, 提高推荐系统的时间多样性. 这些提高推荐

收稿日期: 2012-11-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60970157); 住房和城乡建设部科学技术项目(2012-K4-30).

作者简介: 李晶皎(1964-), 女, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师.

多样性的方法通常以牺牲一定的推荐准确率为代价. 此外, 现有的各种多样性定义忽略了推荐系统的一个重要特征, 就是推荐系统往往是和某种基于 Web 的应用结合在一起使用的, 如电子商务网站中的推荐系统. 在这类应用中, 用户从开始浏览该网站到退出, 这段时间间隔被定义为一个会话期 (session). 在用户的一个会话期内, 该用户浏览的网页是相关的, 因此产生推荐时应该将这些页面的推荐关联起来, 尽量减少重复项目, 提高推荐位的利用率, 以提高用户在会话期内推荐的多样性.

针对上述问题, 本文首次提出了会话推荐多样性的概念, 分析了电子商务网站会话推荐多样性偏低的主要原因是推荐系统为每个商品产生推荐的过程是孤立的, 而若将一个用户会话期内浏览的所有商品推荐以推荐树的形式联系起来, 会发现会话推荐树中存在着过多的重复节点. 本文设计了一种有效消除会话推荐树中重复节点的 SRL (session recommendation list) 推荐系统模型, 为每个活跃用户建立一个会话推荐列表, 能够有效消除会话期内的重复推荐, 不仅可以提高用户会话期内的推荐多样性, 还可以同时提高推荐准确率.

## 1 推荐多样性介绍

现有的多样性定义主要包括个体多样性、时间多样性和集合多样性.

个体多样性又分为个体内部多样性和个体外部多样性: 个体内部多样性是指单个用户的推荐列表内项目之间具有的多样性; 个体外部多样性是指多个用户的推荐列表之间具有的多样性. 总的来说, 一个推荐系统的个体多样性越小, 代表着这个系统中的用户在选择项目时逐渐被训练为兴趣相近的用户, 缺少个性化.

时间多样性是指推荐系统的推荐是否会随着时间改变而呈现多样性. 推荐系统需要定期更新推荐, 记  $L(t_1, u)$  和  $L(t_2, u)$  分别为  $t_1$  和  $t_2$  两个时间点对同一个用户  $u$  产生的推荐列表, 对比这两个推荐列表中的项目, 相似的项目数目越多, 则时间多样性越小. 可以想象, 如果用户长期被推荐相同的项目, 那么用户会逐渐对推荐系统失去信任.

集合多样性从推荐系统的整体考虑, 定义被推荐的项目在所有项目的分布中是否呈现多样性. 集合多样性可以通过个体外部多样性来体现,

个体外部多样性越大, 则集合多样性也越大.

## 2 常用的推荐多样性度量

在现有的多样性度量中, 常用的有平均海明距离和 top- $N$  多样性度量方法.

文献 [10] 提出利用平均海明距离度量推荐系统中推荐列表的多样性. 记  $L(u)$  为用户  $u$  的长度为  $N$  的推荐列表, 用户  $u_i$  和  $u_j$  的推荐列表的海明距离  $H_{ij}$  被定义为

$$H_{ij} = 1 - Q_{ij}/N. \quad (1)$$

其中:  $N$  为推荐列表的长度;  $Q_{ij}$  为  $L(u_i)$  和  $L(u_j)$  两个推荐列表中相同项目的个数. 推荐系统的多样性定义为所有  $H_{ij}$  的平均值  $H$ . 平均海明距离主要用来度量推荐系统的个体外部多样性.

文献 [8] 将公式 (1) 变形为

$$\text{diversity}(L(t_1, u), L(t_2, u), N) = |L(t_2, u) - L(t_1, u)|/N. \quad (2)$$

用于度量推荐系统的时间多样性. 其中  $L(t_2, u) - L(t_1, u) = \{x | x \in L(t_2, u) \wedge x \notin L(t_1, u)\}$ .

top- $N$  多样性度量主要用于度量推荐系统的集合多样性<sup>[7]</sup>. top- $N$  多样性定义为

$$\text{diversity}(\text{top-}N) = \left| \bigcup_{u \in U} L(u) \right|. \quad (3)$$

其中  $U$  为推荐系统中的用户集合. top- $N$  多样性为一个时刻整个系统中被推荐的项目总数. top- $N$  多样性越大, 代表推荐系统的集合多样性越大.

## 3 会话推荐多样性

通过对一些大型电子商务网站的调查发现, 用户在某个电子商务网站浏览的一个会话期内, 常常会出现同一个项目在其浏览的多个页面都被重复推荐的情况. 本节以 2012 年 7 月 6 日 amazon.cn 网站图书分类下由图书《老虎眼儿童探险系列》展开的推荐树为例进行说明. 为方便阐述, 推荐列表中的图书以推荐树中的节点代替.

### 3.1 会话推荐多样性的定义

图 1 为始于节点  $A$  的展开了  $A, B, C$  3 个节点的分层推荐子树.  $X \rightarrow Y$  代表项目  $X$  推荐了项目  $Y$ . 可以看到  $A, D, E, G, H$  节点存在重复推荐现象.

定义 1 会话推荐多样性. 是指推荐系统在用户的会话期内推荐项目的多样性.

定义 2 推荐路.  $I$  为项目集合, 设  $I_1, I_2, \dots, I_n \in I$ . 若  $I_1 \rightarrow I_2 \rightarrow \dots \rightarrow I_{n-1} \rightarrow I_n$ , 则称从  $I_1$  到  $I_n$  存在一条推荐路.

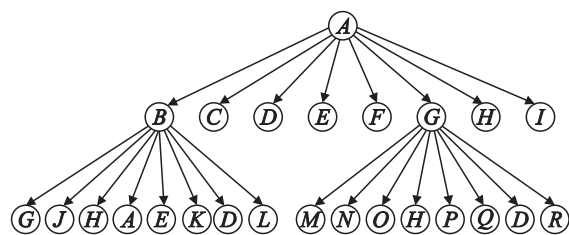


图1 推荐子树

Fig. 1 Subtree of recommendation tree

**定义3 推荐环路.**  $I$  为项目集合, 设  $I_i, I_j \in I$ . 若从  $I_i$  到  $I_j$  存在一条推荐路, 且  $I_i = I_j$ , 则称该推荐路为推荐环路.

**定义4 弱推荐环路.**  $I$  为项目集合, 设  $I_i, I_j \in I, I_i \neq I_j$ . 若从  $I_i$  到  $I_j$  存在着两条或两条以上推荐路, 则称  $I_i, I_j$  之间存在一条弱推荐环路.

例如图1中,  $(A \rightarrow G \rightarrow R)$  为一条推荐路,  $(A \rightarrow B \rightarrow A)$  为一条推荐环路,  $(A \rightarrow D, A \rightarrow B \rightarrow D)$  代表  $A, D$  之间存在一条弱推荐环路. 由于用户的推荐树中常常出现推荐环路或弱推荐环路, 导致同一个项目在用户的会话期内被多次重复推荐给该用户, 造成会话推荐多样性偏低.

### 3.2 会话推荐多样性和准确率的度量

本文采用式(4)进行会话推荐多样性度量.

$$\text{session-diversity}(u, N, d) = \frac{|\cup_d L(u)|}{dN}. \quad (4)$$

其中:  $u$  代表当前活跃用户;  $d$  为用户本次会话浏览的页面数.  $\cup_d L(u)$  代表用户  $u$  本次会话中浏览的  $d$  个页面中的全部推荐项目.  $dN$  为这  $d$  个页面内的推荐位总数.

为防止因会话推荐多样性提高而导致推荐准确率下降, 需要同时度量算法的准确率. 准确率度量采用信息检索领域中常用的 precision 来评价:

$$\text{precision} = \text{hits} / N_R. \quad (5)$$

其中: hits 表示推荐算法产生的正确推荐数, 即如果用户推荐列表中的某个项目出现在用户的测试集中, 则认为生成了一个正确推荐;  $N_R$  表示推荐算法生成的推荐总数.

### 3.3 SRL 推荐系统模型

推荐系统会话推荐多样性偏低是由于用户的推荐树中常常出现推荐环路或弱推荐环路, 因此, 推荐系统需要根据具体用户的会话期来界定需要消除重复推荐的页面范围. 如果忽略边的方向, 推荐环路和弱推荐环路都属于无向图中的环路. 在大规模图中, 环路检测是一个复杂的过程. 而树本身是一种无环路的连通图, 如果推荐系统中任一用户在一个会话期内浏览的推荐都保持树的结构, 且树中无重复的节点, 则这样一棵推荐树中不

存在环路. 基于此, 本文提出了一种 SRL 推荐系统模型. 在用户会话期内, 首先将用户浏览的第一层推荐列表保存在会话推荐列表中, 当用户点击推荐列表中的某个项目链接进入新的页面时, 新页面的推荐列表生成之前先要检测要推荐的项目是否已经出现在该用户的会话推荐列表中, 如果出现过则删除重复节点. 这个过程称为消重. 消重后的推荐列表继续加入该用户的会话推荐列表, 重复这个过程直到用户本次会话结束. 消重节省出的推荐位可以用来推荐更多新的项目.

**定义5 会话推荐列表  $SRL(u)$ .** 保存活跃用户  $u$  一次会话中顺序浏览的所有页面中的推荐项目.

如图2所示, SRL 模型为每个活跃用户建立一个会话推荐列表  $SRL(u_i)$ .  $\text{page}_{ij}$  表示用户  $u_i$  浏览的第  $j$  个页面. 网页的范围以一次会话界定.  $PRL(u_i, p_j)$  为用户  $u_i$  浏览的页面  $p_j$  时产生的页面推荐列表.

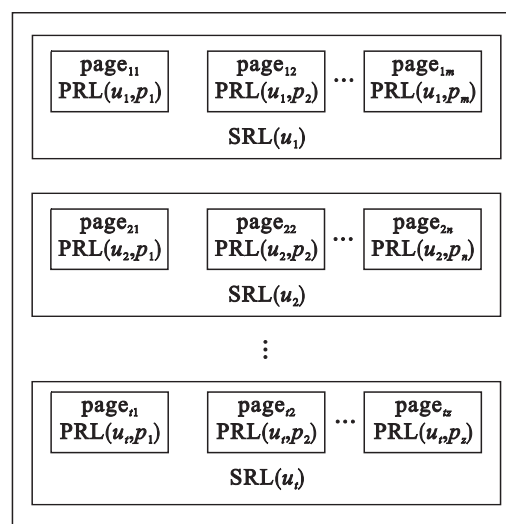


图2 SRL 推荐系统模型

Fig. 2 SRL recommendation system model

在普通的推荐系统中, 用户  $u_i$  浏览的任意2个页面  $p_m, p_n$  的推荐列表之间均可能存在重复推荐, 可以用  $p_m$  代表该页内的推荐列表, 即  $|p_m \cup p_n| \leq 2N (m \neq n)$ . 因此如果用户  $u_i$  依次浏览  $d$  个页面后退出推荐系统, 则  $d$  个页面的推荐位总数为  $dN$ ,  $|\cup_{j=1}^d p_j| \leq dN$ , 即会话推荐多样性总是小于或等于1. 而在 SRL 模型中, 页面  $p_m$  产生推荐时要和当前用户  $u_i$  的  $SRL(u_i)$  列表消重, 得到  $PRL(u_i, p_m)$ , 因此用户  $u_i$  浏览的任意2个页面的推荐列表  $PRL(u_i, p_m) \cap PRL(u_i, p_n) = \emptyset (m \neq n)$ , 可得  $|\cup_{j=1}^d PRL(u_i, p_j)| = |SRL(u_i)| = dN$ , 即会话推荐多样性始终为1, 而且由于  $p_j \subseteq PRL(u_i, p_j)$

( $1 \leq j \leq d$ ) 因此  $\bigcup_{j=1}^d p_j \subseteq \text{SRL}(u_i)$ , 即实际推荐的项目集中除了包含原有的全部推荐项目, 还可能增加了由于删除重复推荐而递补进来的候选推荐项目, 增加了正确推荐的几率, 因此推荐的准确率也得到提高。

### 3.4 SRL 模型的推荐算法

当一个活跃用户  $u$  第一次浏览推荐系统所在网站时, 系统会为其产生  $N$  个推荐项目, 这  $N$  个项目被存入该用户的 SRL 列表中。当用户  $u$  浏览新的页面, 推荐系统会继续为用户生成推荐列表, 但生成新的推荐列表时必须和 SRL 列表进行消重。如果某个项目页面的  $N$  个推荐位中由于消重而出现空缺, 则由候选推荐项目递补, 候选项目列表的长度为  $\text{length}(\text{SRL}) + N$ 。为了提高消重时的搜索效率, SRL 列表中的项目有序排列。当用户结束此次会话时, 清空该用户的 SRL 列表。

#### 算法 1: SRL 推荐算法

输入:  $u$ ,  $N$  ( $u$  为用户 ID,  $N$  为推荐列表长度)

输出: 用户  $u$  会话期内无重复的推荐列表

```

1. Initialize( SRL ); /* 初始化 SRL 列表 */
2.  $L = \text{uRecommend}(u, N)$ ; /* 为当前活跃用户  $u$  生成  $N$  个推荐项目 */
3.  $\text{SRL} = L$ ;
4. while(  $u$  is active )
5. {
6.  $i = \text{getItem}(u)$ ; /*  $i$  为当前用户  $u$  选择的项目 */
7.  $L = \text{iRecommend}(i, \text{length}(\text{SRL}) + N)$ ; /* 基于项目  $i$  产生新页面的推荐列表  $L$  */
8.  $L$  与 SRL 消重;
9. 输出  $L$ ;
10.  $\text{SRL} = \text{SRL} + L$ ; /* 将消重后的推荐列表  $L$  加入 SRL 中 */
11. }
12. Clear( SRL ).
```

## 4 实验结果及分析

为测试 SRL 推荐模型的会话推荐多样性和准确率, 采用电影评分数据集 MovieLens 进行实验。数据集中共有 10 万条评分记录, 其中包括 943 个用户对 1 682 部电影的评分, 评分的范围为 1 ~ 5 分。测试随机挑选 100 用户组成测试用户集, 将测试用户的评分数据按照 80% 与 20% 比例构造训练数据集和测试数据集。由于 SRL 模型中产生推荐时同时需要基于用户和基于项目产生推荐, 因此本

文实验采用兼具两种推荐功能的标准协同过滤推荐算法。User - Based 协同过滤算法中用户的近邻数设为 20, 推荐列表长度设为 5。实验中推荐系统的多样性度量采用本文提出的 session - diversity 评价, 准确率采用 precision 评价。

测试结果如图 3 和图 4 所示。其中  $d$  为用户会话期内浏览的页面数, CF 为标准协同过滤算法, SRL - CF 为采用 SRL 模型的 CF 算法。

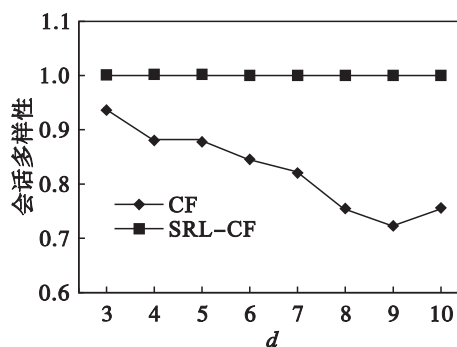


图3 CF 和 SRL-CF 算法的会话多样性对比  
Fig. 3 Session-diversity comparison between CF and SRL-CF algorithm

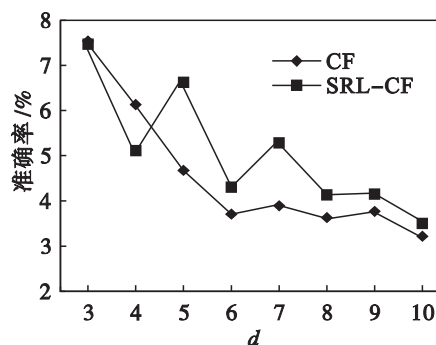


图4 CF 和 SRL-CF 算法的准确率对比  
Fig. 4 Precision comparison between CF and SRL-CF algorithm

由图 3 知, 在会话推荐多样性度量上, 随着用户浏览页面数的增加, 标准 CF 算法的会话推荐多样性始终小于 1, 且总的来说呈下降趋势; 而 SRL - CF 算法的会话推荐多样性均为 1。这是因为 SRL - CF 算法进行了推荐的消重, 整个会话期内用户浏览的任何两个页面的推荐列表之间均没有重复的项目, 因此会话推荐多样性均提高至 1。

由图 4 知, 在推荐准确率度量上, 随着用户浏览页面数的增加, 不论标准 CF 算法还是 SRL - CF 算法, 推荐的准确率整体呈下降趋势。但 CF 算法平均推荐准确率为 0.045 3, 而 SRL - CF 算法平均推荐准确率为 0.050 6, 高于 CF 算法的平均值。

(下转第 662 页)

- growth[J]. *Scripta Materialia* ,1996 ,34( 8) : 1225 – 1230.
- [12] Rios P R ,Gottstein G. Texture evolution during normal and abnormal grain growth in an Al-4 wt% Mn alloy [J]. *Acta Materialia* ,2001 ,49( 13) : 2511 – 2518.
- [13] Dahlem-Klein E , Bunge H J. Texture changes by grain coarsening in AlMn-alloys with different initial textures [J]. *Materials Science Forum* ,1993 ,113/114/115: 697 – 702.
- [14] Park J T ,Szpunar J A. Texture development during grain growth in non-oriented electrical steels [J]. *ISIJ International* , 2005 ,45( 5) : 743 – 749.
- [15] Park J T ,Szpunar J A ,Kim J K. Texture development during final annealing in non-oriented electrical steels [J]. *Materials Science Forum* ,2005 ,495/496/497: 471 – 476.
- [16] Homma H ,Nakamura S ,Yoshinaga N. On  $\{h, l, l\} < 1/h, l, 2 >$  the recrystallization texture of heavily cold rolled BCC steel [J]. *Materials Science Forum* ,2004 ,467/468/469/470: 269 – 274.
- [17] Ono N ,Kimura K ,Watanabe T. Monte Carlo simulation of grain growth with the full spectra of grain orientation and grain boundary energy [J]. *Acta Materialia* ,1999 ,47( 3) : 1007 – 1017.
- [18] Kocks U F ,Tomé C N ,Wenk H R. Texture and anisotropy: preferred orientations in polycrystals and their effect on materials properties [M]. Cambridge: Cambridge University Press ,2000.
- [19] Humphreys F J ,Hatherly M. Recrystallization and related annealing phenomena [M]. Oxford: Elsevier ,2004.
- [20] Hayakawa Y ,Szpunar J A. The role of grain boundary character distribution in secondary recrystallization of electrical steels [J]. *Acta Materialia* ,1997 ,45( 3) : 1285 – 1295.
- [21] Rajmohan N ,Szpunar J A. An analytical method for characterizing grain boundaries around growing Goss grains during secondary recrystallization [J]. *Scripta Materialia* , 2001 ,44( 10) : 2387 – 2392.

(上接第 653 页)

SRL – CF 算法的准确率偶尔会出现低于 CF 算法的情况,这是因为如果用户多次浏览推荐列表末端的项目,则由这些项目生成的新页面推荐列表会与用户兴趣有较大偏差。

## 5 结 论

1) 本文首次提出了会话推荐多样性的概念,分析了电子商务网站会话推荐多样性偏低的主要原因。

2) 设计了一种有效消除推荐树中重复节点的 SRL 推荐系统模型。SRL 模型为每个活跃用户建立一个会话推荐列表,消除了页面间的重复推荐,避免了推荐树中出现推荐环路或弱推荐环路,使更多的项目获得推荐机会。

3) 实验证明 SRL 推荐系统模型既可以提高推荐系统的会话推荐多样性,又能够提高用户在会话期内的推荐准确率,比较适合在基于 Web 的推荐系统中应用。

参考文献:

- [1] Liu R R ,Jia C X ,Zhou T ,et al. Personal recommendation via modified collaborative filtering [J]. *Physics A* ,2009 ,388: 462 – 468.
- [2] Linden G ,Smith B ,York J. Amazon. com recommendations: item-to-item collaborative filtering [J]. *IEEE Internet Computing* ,2003 ,7( 1) : 76 – 80.
- [3] Chang Y I ,Shen J H ,Chen T I. A data mining-based method for the incremental update of supporting personalized information filtering [J]. *Journal of Information Science and Engineering* ,2008 ,24( 1) : 129 – 142.
- [4] Soboroff I ,Nicholas C. Combining content and collaboration in text filtering [C]//Proceedings of the IJCAI-99 Workshop on Machine Learning for Information Filtering. Stockholm ,1999: 86 – 91.
- [5] Yoshii K ,Goto M ,Komatani K ,et al. An efficient hybrid music recommender system using an incrementally trainable probabilistic generative model [J]. *IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing* ,2008 ,16( 2) : 435 – 447.
- [6] Zhou T ,Kuscsik Z ,Liu J G ,et al. Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences* ,2010 ,107( 10) : 4511 – 4515.
- [7] Adomavicius G. Improving aggregate recommendation diversity using ranking-based techniques [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* ,2011 ,5( 24) : 896 – 911.
- [8] Neal L ,Stephen H ,Licia C ,et al. Temporal diversity in recommender systems [C]//Proceeding of the 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Geneva ,2010: 210 – 217.
- [9] Zhou T ,Jiang L L ,Su R Q ,et al. Effect of initial configuration on network-based recommendation [J]. *Europhysics Letters* , 2008 ,81( 5) : 58004 – 58007.
- [10] Adomavicius G. Maximizing aggregate recommendation diversity: a graph-theoretic approach [C]//Proceeding of the 1st Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems. Chicago ,2011: 3-10.