

基于信念网络的协同过滤图模型的推荐算法^{*}

朱昆磊 黄佳进

(北京工业大学 国际 WIC 研究院 北京 100124)

摘 要 信息检索模型现已应用于协同过滤算法. 文中使用信息检索中的信念网络模型统一描述基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤, 提出基于信念网络的协同过滤图模型的推荐算法. 针对信念网络便于结合附加信息源的特性, 将专家信息添加到协同过滤图模型中, 为用户提供决策支持, 以此解决推荐系统数据稀疏的问题. 实验表明文中算法能提高推荐精度.

关键词 信息检索, 个性化推荐, 专家信息, 信念网络模型

中图法分类号 Q 3; Q 6; TP 391

DOI 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201602009

引用格式 朱昆磊, 黄佳进. 基于信念网络的协同过滤图模型的推荐算法. 模式识别与人工智能, 2016, 29(2): 171–176.

Recommendation Algorithm of Collaborative Filtering Graph Model Based on Belief Network

ZHU Kunlei, HUANG Jiajin

(International WIC Institute, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

ABSTRACT

Information retrieval model has been applied to the collaborative filtering algorithm now. The belief network model in information retrieval is used to describe user-based collaborative filtering and item-based collaborative filtering uniformly, and a recommendation algorithm of collaborative filtering graph model based on belief network is put forward. Due to the property that belief network is convenient to combine the information of additional sources, the expert information is added to the collaborative filtering model to provide decision support for the users, and consequently the data sparse problem of the recommendation system is solved. Experimental results show that the proposed algorithm improves the recommendation accuracy.

Key Words Information Retrieval, Personalized Recommendation, Expert Information, Belief Network Model

Citation ZHU K L, HUANG J J. Recommendation Algorithm of Collaborative Filtering Graph Model Based on Belief Network. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(2): 171–176.

^{*} 国家自然科学基金项目(No. 61272345)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61272345)

收稿日期: 2015–05–29; 修回日期: 2015–08–25; 录用日期: 2015–09–10

Manuscript received May 29, 2015; revised August 25, 2015; accepted September 10, 2015

随着互联网产业的发展和智能移动设备的普及,数据量呈现爆炸式增长。海量数据的到来,给各类用户有效利用数据及如何满足用户的个性化需求带来挑战。虽然信息检索技术能通过索引方式等,根据用户的查询过滤信息,得到用户需求的信息,但它不能满足用户的个性化需求。而推荐系统能利用数据挖掘技术推测用户的兴趣及爱好,过滤信息,向用户推荐用户感兴趣的项目(包括产品和服务,如电影、位置、书籍等)。

协同过滤算法是推荐系统中的典型算法。协同过滤主要分为两类:基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤^[1]。由于不需要与业务相关的领域知识,良好的推荐效果,从而得到广泛应用。但主要缺点是用户行为数据稀疏。为了解决数据稀疏问题,推荐系统常需要结合其他信息,如领域专家信息等^[2]。

信息检索技术不仅应用于传统的文本检索中,还应用于多媒体检索,数据库检索等^[3]。信息检索中的向量空间模型以用户查询向量和文档向量间的相似度排序文档^[4-5],向量空间模型建模简单,算法复杂度较低,在信息检索中应用广泛。贝叶斯网络模型^[6]是图形化的概率模型,具有处理不确定和不完整性问题的能力。信念网络模型是基于贝叶斯网络模型的概率化图模型,明确定义一个概念空间,利用概念空间子集描述用户和项目,分离模型的网络拓扑中的文献和查询词^[7]。信念网络模型能运用查询语言技术中的查询操作运算符整合附加的证据源。Web 检索中网页链接分析算法 HITS^[8]分析网络中网页的重要性,常用在知识发现方面,如专家发现,给用户决策支持等。

信息检索技术的发展也推动推荐系统的发展,如何将信息检索的思想方法、技术及模型应用于推荐系统,提高推荐系统的推荐效果,一直是学术界研究的一个重要方向。信息检索与推荐系统算法设计方面有较强的关联性^[9],所以将信息检索应用于推荐系统的方面已有相关研究。Wang 等^[10-11]将信息检索和协同过滤进行隐式类比,将信息检索中二进制的相关概念运用到协同过滤中,信息检索中的文档排序原理应用到协同过滤的项目排序中。Bellogin 等^[12]将协同过滤模型融入到信息检索模型中。上述尝试只是运用信息检索中的技术对模型进行局部优化,并未考虑专家信息。

本文的主要思想是将信息检索中的信念网络模型作为推荐模型,将协同过滤转化为以信念网络模型的拓扑为基础的图模型,同时向协同过滤图模型

中加入专家信息,缓解协同过滤数据的稀疏性。

1 数据模型

信息检索中文档和用户查询的表述能通过索引空间中的索引特征表示,但不适用于协同过滤模型。协同过滤模型无一个共同的特征空间和特定特征维度选择。为了能使信念网络模型提供一个统一的框架描述基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤,本文分别在项目空间和用户空间建模,将一个项目或用户映射到同一个特征空间^[12]。

1.1 项目空间

I 为 n 维的项目空间 $I = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ 。在项目空间中,用户向量从多个项目维度建模,用户向量模型的向量描述如下^[13]:

$$q^I = (r_{q1}, \dots, r_{qd}, \dots, r_{qn}),$$

q^I 在项目空间中表示用户的个性化兴趣偏好, r_{qd} 表示用户 q 对项目 d 的评分, $d \in (1, n)$ 。如果用户 q 未对项目 d 评分,定义 $r_{qd} = 0$ 。

项目向量定义如下^[12]:

$$d^I = (s_{d1}, \dots, s_{dt}, \dots, s_{dn}),$$

其中 s_{dt} 表示项目 d 与项目 t 的相似度, $s_{dt} \in [-1, 1]$, 所以 $d^I \in [-1, 1]^n$ 。在实际运用项目向量时,本文取 top- N 相似度最高的向量元素,虽然使项目向量变得稀疏,但降低算法复杂度,同时因为与用户向量在同一个空间中建模,与用户向量的长度相同。

1.2 用户空间

同样本文将在用户空间上对用户向量和项目向量分别建模。 U 表示 m 维的用户空间向量,

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_m).$$

本文定义用户向量如下^[12]:

$$q^U = (s_{q1}, \dots, s_{qt}, \dots, s_{qm}),$$

q^U 表示用户的个性化兴趣偏好, s_{qt} 表示当前用户 q 与用户 t 的相似度,所以

$$s_{qt} \in [-1, 1], q^U \in [-1, 1]^m.$$

同样在实际应用中,本文取 top- N 相似用户。

在用户空间上,使用用户对项目的评分对项目建模,项目向量定义如下^[12]:

$$d^U = (r_{1d}, \dots, r_{qd}, \dots, r_{md}).$$

2 推荐模型

从信息检索的角度出发,本文使用用户空间或项目空间作为信念网络的概念空间,将用户向量作

为信念网络的输入. 在信息检索中, 信念网络能根据用户的需求信息排序文档. 同理根据用户向量, 结合信念网络的协同过滤算法也能排序项目. 本文利用 HITS 进行专家发现, 并为每个用户选择 3 种类型专家. 同时考虑信念网络便于加入附加证据源的特性, 将专家信息源添加到基于信念网络的协同过滤图模型中.

2.1 专家信息源的选择

使用用户对一个项目评分的行为模拟网页间的链接关系. 基于这种关系, 利用 HITS 发现专家用户^[13-14]. 一个用户多次对一个项目评分, 则定义该用户对该项目具有丰富的知识. 使用每个用户的权威值衡量一个用户知识丰富的程度. 一个项目被多个用户评分, 说明这个项目的流行度较高. 使用每个项目的枢纽值衡量一个项目的流行度高低. 因为多个项目与用户之间的评分与被评分关系, HITS 使用迭代的方法, 计算用户的权威值和项目的枢纽值^[15-16]. 最后定义权威值最大的前 N 个用户为专家.

用户的权威值和项目的枢纽值计算公式如下^[16]:

$$A(q) = \sum_{d \in U, q \rightarrow d} H(d),$$

$$H(d) = \sum_{q \in U, q \rightarrow d} A(q),$$

其中 $A(q)$ 为用户 q 在项目 d 上的权威值 $H(d)$ 为对项目 d 评分的所有用户的权威值之和.

由 HITS 中计算用户的 $A(q)$, 取前 N 个专家, 可得到专家用户列表. 专家给用户提供的建议不仅要符合用户的兴趣偏好, 还要给用户推荐用户未体验过的项目. 由于不同用户的活跃度不同, 推荐系统要根据不同用户的活跃度推荐不同类型的专家. 为此, 推荐系统为用户选择如下 3 种类型专家.

1) 随机专家 (Random Expert User, REU). 随机专家为在专家列表中随机抽取的专家, 不要求与用户的兴趣偏好相似度很高, 但可能给用户推荐那些项目流行度不高但有特色的项目. 该专家适合活跃度高的用户.

2) 资深专家 (Senior Expert User, SEU). 资深专家为与用户相似度最高的专家, 推荐的项目符合用户的兴趣偏好. 该专家适合活跃度低的用户.

3) 随机资深专家 (Random Senior Expert User, RSEU). 随机资深专家为在专家列表中随机抽取两位专家, 在两位专家中选择与用户相似度最高的那位专家. 能在一定程度上推荐符合用户兴趣偏好的项目, 又能向用户推荐那些流行度低的但有特色的

项目. 该专家适合活跃度中等的用户.

本文分别将推荐系统为每个用户选择的 3 种类型的专家用户添加到协同过滤转化的信念网络中, 得到每个项目的排序概率 P_0, P_1, P_2 . 系统赋予 3 种类型的专家权重分别为 α, β, γ , 将得到的排序概率线性组合, 得到最后的项目排序概率

$$P = \alpha P_0 + \beta P_1 + \gamma P_2,$$

其中 $\alpha + \beta + \gamma = 1$. 概率通过结合专家信息的信念网络以计算.

2.2 推荐算法

2.2.1 基于信念网络的协同过滤图模型

协同过滤图模型根据用户 q 排序项目 d , 反映用户对项目提供的覆盖度. 在协同过滤图模型中, 使用 $P(d|q)$ 计算用户向量对项目向量的排序. 在基于信念网络的协同过滤模型中, 用户 q 和项目 d 在逻辑上是隔离的, 相互独立. 由信念网络模型^[7] 可得如下定义.

设 $k^I = (k_1, k_2, \dots, k_n)$ 为一个 n 维空间向量, k_1, k_2, \dots, k_n 为二值随机变量, 即 $k_i \in \{0, 1\}$, 定义

$$g(i, k^I) = \begin{cases} 1, & k_i = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

则向量

$$k_i^I = k^I | g(i, k^I) = 1 \wedge \forall_{i \neq j} g(j, k^I) = 0.$$

基于项目的协同过滤图模型 $P(d|q)$ 计算公式如下:

$$P(d|q) = \sum_{i=1}^n P(q|k_i^I) \cdot P(d|k_i^I) \cdot P(k_i^I),$$

其中

$$P(q|k_i^I) = \frac{r_{qi}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_{qi}^2}}. \quad (1)$$

式 (1) 表示信念网络模型中用户节点与项目空间中相应项目节点之间的权值, 与基于项目的协同过滤中用户对相应项目的评分归一化后的值相对应;

$$P(d|k_i^I) = \frac{s_{di}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n s_{di}^2}}, \quad (2)$$

表示信念网络模型中项目节点与项目空间中的项目节点的权值, 对应于基于项目的协同过滤中项目与项目之间的相似度归一化后的值.

设 $k^U = (k_1, k_2, \dots, k_m)$ 为 m 维空间向量 k_1, k_2, \dots, k_m 为二值随机变量, 即 $k_i \in \{0, 1\}$, 定义

$$g(i, k^U) = \begin{cases} 1, & k_i = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

则向量

$$\mathbf{k}_i^U = \mathbf{k}^U \mid g(i \mid \mathbf{k}^U) = 1 \wedge \forall_{i \neq j} g(j \mid \mathbf{k}^U) = 0.$$

基于用户的协同过滤图模型 $P(d \mid q)$ 计算公式如下:

$$P(d \mid q) = \sum_{\forall i} P(d \mid \mathbf{k}_i^U) \cdot P(q \mid \mathbf{k}_i^U) \cdot P(\mathbf{k}_i^U),$$

其中

$$P(d \mid \mathbf{k}_i^U) = \frac{r_{id}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m r_{id}^2}}.$$

上式表示信念网络模型中项目节点与用户空间中用户节点之间的权值,对应于基于用户的协同过滤中用户对项目的评分值归一化后的值;

$$P(q \mid \mathbf{k}_i^U) = \frac{s_{qi}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m s_{qi}^2}},$$

表示信念网络模型中用户节点与用户空间中用户节点之间的权值,对应于基于用户的协同过滤中用户之间的相似性归一化的值。

2.2.2 结合专家信念源的基于信念网络模型的协同过滤图模型

由于信念网络模型支持查询语言定义和评价操作运算符的机制,信念网络模型能提供一个整合不同类型证据源的构架,本文使用它的一些操作运算符实现专家证据源的整合^[17-18]。基于信念网络模型构建的专家信息源部分的网络拓扑与协同过滤图模型相似,只是节点之间的权值和节点含义发生变化,独立于协同过滤图模型的网络拓扑。

与基于项目的协同过滤图模型不同,专家信息源部分的信念网络仍在用户空间上对用户和项目建模。 U_+ 表示 t 维为专家用户向量的向量,

$$U_+ = (q_{1+}, q_{2+}, \dots, q_{t+}).$$

定义用户向量

$$\mathbf{q}_+^{U_+} = (s_{q_+1}, \dots, s_{q_+q}, \dots, s_{q_+t}),$$

s_{q_+q} 表示专家用户 q_+ 与用户 q 的相似度。项目向量

$$\mathbf{d}_+ = (r_{1+d}, \dots, r_{q+d}, \dots, r_{t+d}),$$

r_{q+d} 表示专家用户 q_+ 对项目 d 的评分。

设 u 为当前的用户需求, μ 综合专家 q_+ 和给定用户 q 的需求。本文利用查询操作运算符“ \wedge ”整合这 3 个相关用户需求,即 $u = q \wedge q_+$ 。

设 \mathbf{k}^{U_+} 是 t 维空间向量,由

$$\mathbf{k}^{U_+} = (k_1, k_2, \dots, k_t)$$

定义,其中 k_1, k_2, \dots, k_t 为二值随机变量,即 $k_i \in \{0, 1\}$ 。定义

$$g(i \mid \mathbf{k}^{U_+}) = \begin{cases} 1, & k_i = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

则向量

$$\mathbf{k}_i^{U_+} = \mathbf{k}^{U_+} \mid g(i \mid \mathbf{k}^{U_+}) = 1 \wedge \forall_{i \neq j} g(j \mid \mathbf{k}^{U_+}) = 0.$$

本文使用 $P(d \mid u)$ 计算用户提供给项目多大的置信度:

$$\begin{aligned} & P(d \mid u) \\ &= \frac{1}{P(u)} \sum_{\forall i} P(d \mid \mathbf{k}_i^I, \mathbf{k}_i^{U_+}) \cdot P(u \mid \mathbf{k}_i^I, \mathbf{k}_i^{U_+}) \cdot P(\mathbf{k}_i^I) \cdot P(\mathbf{k}_i^{U_+}) \\ &= \frac{1}{P(u)} \sum_{\forall i} [1 - (1 - P(d \mid \mathbf{k}_i^I)) \cdot (1 - P(d \mid \mathbf{k}_i^{U_+}))] \cdot P(\mathbf{k}_i^I) \cdot P(\mathbf{k}_i^{U_+}) \cdot P(q_+ \mid \mathbf{k}_i^{U_+}) \cdot P(\mathbf{k}_i^I) \cdot P(\mathbf{k}_i^{U_+}), \end{aligned}$$

其中 $P(d \mid \mathbf{k}_i^I)$ 如式(2)所示, $P(q \mid \mathbf{k}_i^I)$ 如式(1)所示, $P(u) = 1/N$, N 为用户 u 的个数,假定用户分布符合均匀分布,

$$P(d \mid \mathbf{k}_i^{U_+}) = \frac{r_{i+d}}{\sqrt{\sum_{i=1}^t r_{i+d}^2}},$$

上式表示专家信念网络中项目节点与专家用户空间中的专家用户节点之间的权值,对应于协同过滤中专家用户对项目的评分值归一化后的值;

$$P(q_+ \mid \mathbf{k}_i^{U_+}) = \frac{s_{q_+i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^t s_{q_+i}^2}}$$

表示专家信念网络中用户节点与专家用户空间中的专家用户节点之间的权值,表示用户与专家用户相似度归一化后的值。

同理基于用户的协同过滤图模型也可利用上述方法,专家信息源加入到图模型中并对其建模。

3 实验及结果分析

实验使用 MovieLens 数据集,该数据集来自 Minnesota 大学的 GroupLens 研究项目小组,收集 943 位用户对 182 部电影的 100 000 个评分(1 ~ 5)。每位用户至少对 20 个项目评分。数据集格式为用户 ID、电影 ID、评分和时间。该数据集将原始数据集的 80% 划分为训练集,剩下的 20% 作为测试集。使用五步交叉验证方法处理最后的实验结果。

本文采用召回率和准确率评估实验的推荐效果。准确率和召回率计算方法如下。

定义 $R(u)$ 为系统向用户 u 推荐的项目集合, $T(u)$ 为用户 u 实际喜欢的项目集合,

$$\text{准确率} = \frac{\sum_{u \in U} |R(u) \cap T(u)|}{\sum_{u \in U} |R(u)|} \times 100\%,$$

召回率 = $\frac{\sum_{u \in U} |R(u) \cap T(u)|}{\sum_{u \in U} |T(u)|} \times 100\%$.

为了使得结合专家信念源的基于信念网络的协同过滤图模型能达到最佳的推荐效果,需确定推荐系统为用户选择的 3 位专家的权重. 最后为了验证信息检索模型应用于协同过滤模型具有较好的推荐效果,选择向量空间模型 (Vector Space Model, VSM)、基于用户的协同过滤模型 (User-Based Collaborative Filtering, UCF)、基于项目的协同过滤模型 (Item-Based Collaborative Filtering, ICF) 进行实验对比.

3.1 专家权重确定实验

根据 2.1 节专家选择方法,推荐系统为用户选择 REU、SEU 和 RSEU 这 3 种类型的专家,系统赋予 3 种类型专家的权重分别为 α β γ . 不同专家权重的设置直接影响到推荐系统为用户推荐的项目符合用户兴趣的程度. 表 1 给出协同过滤图模型推荐 Top-20 个项目时的推荐效果. 从表中可知 $\alpha = 0.9$, $\beta = 0.1$ $\gamma = 0$ 时,基于项目的协同过滤图模型推荐效果最佳,当 $\alpha = 0.7$ $\beta = 0.2$ $\gamma = 0.1$ 时,基于用户的协同过滤图模型的推荐效果最好.

表 1 2 种协同过滤图模型的推荐效果

Table 1 Recommendation results of 2 collaborative filtering graph models

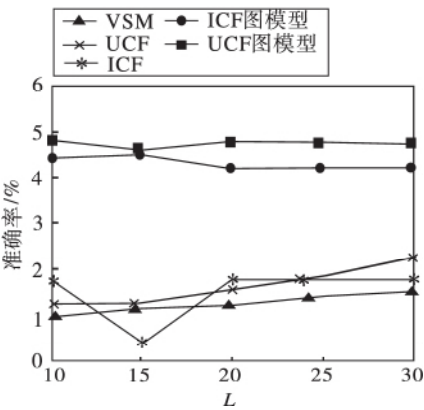
模型	参数	准确率 /%	召回率 /%
ICF	$\alpha = 0.7$ $\beta = 0.2$ $\gamma = 0.1$	4.22	2.64
	$\alpha = 0.8$ $\beta = 0.1$ $\gamma = 0.1$	4.00	2.56
	$\alpha = 0.9$ $\beta = 0.1$ $\gamma = 0$	4.23	2.65
UCF	$\alpha = 0.7$ $\beta = 0.2$ $\gamma = 0.1$	4.79	3.85
	$\alpha = 0.8$ $\beta = 0.1$ $\gamma = 0.1$	3.87	3.62
	$\alpha = 0.9$ $\beta = 0.1$ $\gamma = 0$	4.78	3.84

3.2 不同模型对比实验

系统以每个用户的训练集数据作为模型输入,产生一个推荐列表. 模型选取前 L 部电影进行推荐,计算基于用户的协同过滤图模型 (ICF 图模型)、基于项目的协同过滤图模型 (UCF 图模型)、VSM、UCF 和 ICF 的准确率和召回率. 推荐效果如图 1 所示.

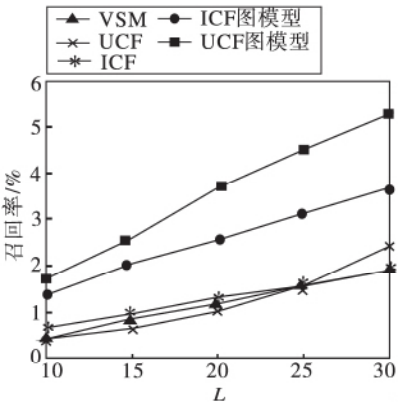
通过图 1 可得: 1) 基于用户的协同过滤图模型的推荐效果最佳; 2) 基于用户的协同过滤图模型和基于项目的协同过滤图模型的推荐效果比 UCF 和 ICF 的推荐效果更好,说明将信息检索技术应用于推荐系统能较好提高推荐效果; 3) 基于用户的协同过滤图模型和基于项目的协同过滤图模型比 VSM 的推荐效果更好,信息网络模型为信息检索在整个

框架上融合推荐模型提供一个良好方法.



(a) 准确率

(a) Precision



(b) 召回率

(b) Recall rate

图 1 不同模型的推荐效果

Figure 1 Recommendation results of different models

4 结 束 语

基于信念网络的协同过滤图模型的提出为信息检索技术系统性地应用于推荐模型提供一个较好方案,为两者融合提供一个整合构架. 通过实验可知它有效提高推荐效果,解决信息检索中的信念网络不能满足个性化的需求. 协同过滤模型借助信念网络能较好整合证据源的特性,协同过滤模型与专家信息的整合,使专家信息可给予用户决策支持,解决数据稀疏性问题. 协同过滤的图模型未考虑用户兴趣的多样性、用户情境及时间因素等,在未来工作中,将在此模型的基础之上,抽取用户兴趣,构建多兴趣下的用户模型. 同时将用户情境和时间因素加入模型中.

参 考 文 献

- [1] BREESE J S, HECKERMAN D, KADIE C. Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering // Proc of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Madison, USA, 1998: 43–52.
- [2] YANG Y M. Expert Network: Effective and Efficient Learning from Human Decisions in Text Categorization and Retrieval // Proc of the 17th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Dublin, Ireland, 1994: 13–22.
- [3] SIVIC J, ZISSERMAN A. Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos // Proc of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France, 2003: 1470–1477.
- [4] SALTON G. The SMART Retrieval System-Experiments in Automatic Document Processing. Information Storage and Retrieval, 1973, 9(3): 193–199.
- [5] SALTON G, LEEK M E. Computer Evaluation of Indexing and Text Processing. Journal of the ACM, 1968, 15(1): 8–36.
- [6] JUDEA P. Probabilistic Reasoning in Intelligent System: Networks of Plausible Inference. New York: USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- [7] RIBEIRO B A, MUTZ R. A Belief Network Model for IR // Proc of the 19th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Zurich, Switzerland, 1996: 253–260.
- [8] CHAKRABARTI S, DOM B, RAGHAVAN P, et al. Automatic Resource List Compilation by Analyzing Hyperlink Structure and Associated Text // Proc of the 7th International World Wide Web Conference. Brisbane, Australia, 1998: 65–74.
- [9] COSTA A L, RODA F. Recommender Systems by Means of Information Retrieval // Proc of the International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics. Sogndal, Norway, 2011: 126–136.
- [10] WANG J, DE VRIES A P, REINDERS M J T. A User-Item Relevance Model for Log-Based Collaborative Filtering[EB/OL]. [2015–04–25]. <http://homepages.cwi.nl/~arjen/pub/ecir06.pdf>.
- [11] WANG J, ROBERTSON A P, DE VRIES M J T. Probabilistic Relevance Ranking for Collaborative Filtering. Information Retrieval, 2008, 11(6): 477–497.
- [12] BELLOGIN A, WANG J, CASTELLS P. Ridging Memory-Based Collaborative Filtering and Text Retrieval. Information Retrieval, 2013, 16(6): 697–724.
- [13] KARYPIS G. Item-Based Top-*n* Recommendation Algorithms. ACM Trans on Information and Systems, 2004, 22(1): 143–177.
- [14] KLEINBERG J M. Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. Journal of the ACM, 1999, 46(5): 604–632.
- [15] AGICHTTEIN E, BRILL E, DUMAIS S, et al. Learning User Interaction Models for Predicting Web Search Result Preferences // Proc of the 29th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Seattle, USA, 2006: 3–10.
- [16] SALTON G, WONG A, YANG C S. A Vector Space Model for Automatic Indexing. Communications of the ACM, 1975, 18(11): 613–620.
- [17] VALCARCE D, PARAPAR J, BARREIRO Á. A Study of Smoothing Methods for Relevance-Based Language Modelling of Recommender Systems // Proc of the 37th European Conference on Information Retrieval Research. Vienna, Austria, 2015: 346–351.
- [18] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734–749.
- [19] DESROSIERES C, KARYPIS G. A Comprehensive Survey of Neighborhood-Based Recommendation Methods [EB/OL]. [2015–04–23]. <http://www.ics.uci.edu/~welling/teaching/CS77/Bwin-ter12/handbook/NbrRSsurvey2011.pdf>.
- [20] HENRION M. Practical Issues in Constructing a Bayes' Belief Network // Proc of the 3rd Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Seattle, USA, 2013: 132–142.
- [21] LEE J W, KIM H J. Exploiting Taxonomic Knowledge for Personalized Search: A Bayesian Belief Network-Based Approach. Information Science and Engineering, 2011, 27(4): 1413–1433.

作者简介

朱昆磊 男, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为 Web 智能. E-mail: s201302176@emails.bjut.edu.cn.

(ZHU Kunlei, born in 1989, master student. His research interests include web intelligence.)

黄佳进(通讯作者) 男, 1977 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为 Web 智能. E-mail: hjj@emails.bjut.edu.cn.

(HUANG Jiajin(Corresponding author), born in 1977, Ph.D., lecturer. His research interests include web intelligence.)