

基于微博短文本的用户兴趣建模方法

邱云飞¹, 王琳颖¹, 邵良杉², 郭红梅³

(1. 辽宁工程技术大学软件学院, 辽宁 葫芦岛 125100; 2. 辽宁工程技术大学系统工程研究所, 辽宁 阜新 123000;

3. 阜新市实验高中, 辽宁 阜新 123000)

摘 要: 针对微博用户兴趣建模问题, 提出一种在微博短文本数据集上建立用户兴趣模型的方法。为缓解短文本造成的数据稀疏性问题, 在分析微博短文本结构和内容的基础上, 给出微博短文本重构概念, 根据微博相关的其他微博短文本和文本中包含的 3 种特殊符号, 进行文本内容的扩展, 从而扩充原始微博的特征信息。利用 HowNet2000 概念词典将重构后文本的特征词集映射到概念集。以抽象到概念层的文本向量为基础进行聚类, 划分用户的兴趣集合, 并给出用户兴趣模型的表示机制。实验结果表明, 短文本重构和概念映射提高了聚类效果, 与基于协同过滤的微博用户兴趣建模方法相比, 平衡均值提高 29.1%, 表明构建的微博用户兴趣模型具有较好的性能。

关键词: 微博; 短文本重构; 概念映射; 短文本聚类; 用户兴趣模型

User Interest Modeling Approach Based on Short Text of Micro-blog

QIU Yun-fei¹, WANG Lin-ying¹, SHAO Liang-shan², GUO Hong-mei³

(1. School of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125100, China;

2. System Engineering Institute, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China;

3. Experimental High School of Fuxin, Fuxin 123000, China)

【Abstract】 In this paper, a method on modeling user's interests based on short text of micro-blog is presented. In order to overcome the lack of information in short text, on the base of analyzing the structure and content of micro-blog short text, this paper proposes an approach on micro-blog short text reconstruction, and namely, according to the other related and the three kinds of special symbols of the text, extends the content, thereby extending the characteristic information of original micro-blog. It takes advantage of HowNet2000 concept dictionary to map the feature set of reconstruction text to a set of concepts. It clusters the set of concepts to divide user's interests, and meanwhile, a representation mechanism of user interest model is presented. Experimental results show that the short text reconstruction and concept mapping can improve the effect of clustering. Compared with the modeling based on collaborative filtering, *F-Measure* value is increased by 29.1%. This means the proposed micro-blog user's interest modeling has a better performance.

【Key words】 micro-blog; short-text reconstruction; concept mapping; short-text clustering; user interest model

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2014.02.060

1 概述

近年来, 微博以其便捷、及时的信息分享、传播和获取的特点, 迅速在网民间普及, 并逐渐地影响着人们的生活和思维方式。2012 年湖北武汉举行的第十一届中国网络媒体论坛透露, 目前, 微博客等社交网络呈蓬勃发展势头, 中国微博客用户已经超过 3 亿^[1]。现在, 很多微博平台提供了推荐功能——“可能感兴趣的人”, 但这是基于用户关系的推荐机制。如何在人海中找到志趣相投的人, 那么分析

用户所发表、转发和评论的信息内容来获取用户的兴趣, 建立兴趣模型, 基于这样的兴趣, 与其他用户兴趣模型进行相似度匹配来推荐关注对象, 便可以找到具有真正相同兴趣爱好的人。此外, 建立用户兴趣模型也是微博用户个性化服务^[2]和商业广告投放等领域首要也是重要的研究内容。

用户兴趣建模包括基于行为和基于文本内容 2 类, 本文属于基于文本内容的兴趣建模。与传统的基于示例文本的兴趣建模不同, 基于微博文本挖掘用户兴趣的载体是微

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70971059); 辽宁省创新团队基金资助项目(2009T045); 辽宁省高等学校杰出青年学者成长计划基金资助项目(JQ2012027)

作者简介: 邱云飞(1976—), 男, 教授、博士, 主研方向: 数据挖掘; 王琳颖, 硕士研究生; 邵良杉, 教授、博士生导师; 郭红梅, 硕士

收稿日期: 2013-01-05 **修回日期:** 2013-03-05 **E-mail:** qyf321@sohu.com

博短文本, 由于单条微博太短, 提供信息过少, 因此微博必然存在短文本特征稀疏性的问题。目前, 针对短文本特征稀疏性问题, 文献[3-4]提出的基于搜索引擎扩充特征的方法是通过借助搜索引擎的查询结果来扩展短文本的上下文, 从而扩充了短文本的特征信息。解决短文本特征稀疏性在一定程度上提高了短文本相似度计算的准确性, 但是基于微博文本挖掘用户兴趣还存在第 2 个问题: 即使通过一定扩充的文本在进行聚类时, 不同微博转化为向量后相同特征词仍然较少, 难以计算相似度。目前, 对于提高文本相似度计算精度的方法有基于语义词典的相似度计算, 该方法的基本思想是利用语义词典对词语进行语义描述, 从而用语义相似度作为词间相似度。文献[5]利用 WordNet 提高了聚类的精度。文献[6]介绍了中英文词典 HowNet 的词语相似度计算。此外, 隐语义分析(Latent Semantic Analysis, LSA)^[7]构建了词-语义矩阵和语义-文本矩阵, 然后通过奇异值分解对语义空间的维数进行消减, 该语义空间代替文本进行相似度的计算。概率隐语义分析(Probabilistic Latent Semantic Analysis, PLSA)^[8]是在 LSA 的基础上提出的根据概率统计理论生成模型的方法。

本文针对微博用户兴趣建模问题, 提出一种在微博短文本数据集上建立用户兴趣模型的方法。

2 微博短文本

2.1 微博短文本的特点

微博的字数一般限制在 140 字内, 所以微博文本属于短文本范畴。由于单条微博字数较少, 所含特征信息较少, 难以承担起刻画用户兴趣的重任, 因此必须采取一定的策略丰富微博的内容。

就微博客语料来说, 其具有的自身结构特点是, 微博文本间的相关联系特性。这里的微博文本包含用户所发表、转发和评论的信息内容。用户所发表或转发的微博可能具有相应的评论, 那么这条被发表或转发的微博文本与其相对应的评论微博文本集之间就具有相互关联的性质。

在内容上, 微博文本还附带了 3 种其专属的特殊符号: “@”、“/”和“#”, 这 3 种符号分别代表着各自的意义。“@”通常后接微博用户的昵称, 表示提到某人; “/”表示转发, 后接“@某用户昵称”, 即转发该用户发表的某一条微博内容; “#”与“#”之间填写主题, 表示用户的微博内容涉及到某一个特定的主题(话题)。

2.2 微博短文本重构

由于微博短文本内容信息含量少, 所含特征不够明显, 因此想寻求一种解决办法, 尽量使得每条微博短文本的特征信息增加。正是由于微博短文本之间具有相关性, 在一条微博的所有相关联的微博短文本中, 原微博短文本的关键词会被重复提及并且与主题相关的其他词数量也会增加。针对这个特征, 可以将用户所发表或转发的微博短文本通过其相关联的评论短文本集进行扩展。同样的, 用户

所发表的评论短文本也通过所属的微博短文本及该微博相应的其他评论文本进行扩充。

对于微博短文本中包含的 3 种特殊符号“@”、“/”和“#”在很大程度上体现了其所属微博的特征信息。其中最明显的, “#”与“#”之间的文字内容代表了该条微博所涉及到的主题或话题。因此, 可以提取该文字内容作为微博的一个特征项, 并赋予一定权值。如果用户的微博文本中出现了“@”, 则说明该用户提到了他所关注的某位微博用户。在微博中用户可以分为普通用户和特殊用户, 是按照用户是否为认证用户和粉丝数量进行划分定义的。特殊用户是指具有影响力的名人用户和人气内容类微博用户, 这类用户数量少, 特征明显, 据新浪微博 2011 年末的数据统计, 名人和人气内容类微博只占全部用户的 0.1%, 而且这些用户的粉丝覆盖范围广, 利用这些少部分用户的特征可以描述更大量的微博用户^[9]。由此看来, 用户“@”提到的名人和内容类微博用户是最能够体现用户兴趣的用户。所以, 针对于含有“@”的微博文本, 只考虑涉及到特殊用户的微博, 对其包含的特殊用户进行分析, 可以将名人用户所涉及到的专业领域和内容类微博的内容类别分别作为他们代表的兴趣类别, 进而作为所属微博的一个特征项。由于“/”与“@”组合表示转发某用户的微博, 因此处理这类“@”如上述处理方法一样。在此基础上, 还要加上对“/”后面的转发微博进行分析, 将转发的这条微博及其所有相关微博(评论、回复)整合到一起, 添加到所属微博文本中。

假设 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 代表用户所有发布、转发和评论的微博集合。其中, $s_i \prec t_i, R_i >$, t_i 为第 i 条微博的短文本; R_i 为其相关联的微博短文本集合; $r_j \in R_i$ 。设 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ 为重构之后的微博集合, $l_i \prec D_i, E_i >$ 。其中, D_i 表示 t_i 与 R_i 重构之后形成的文本; E_i 表示 t_i 中提取的主题和特殊用户代表的特征项及相应权值的集合, $e_j \in E_i$, $e_j \prec T_j, W_j >$, W_j 的计算公式为:

$$W(E_i, T_j) = \frac{\text{freq}(t_{ij}) \cdot \rho_{t_{ij}}}{\sum_{k=1}^m (\text{freq}(t_{ik}) \rho_{t_{ik}})} \quad (1)$$

其中, ρ 为加权系数; $\text{freq}(t_{ij})$ 为特征项 T_j 在集合 E_i 中各元素属性 T 中出现的频率。

微博短文本重构算法如下:

输入 S

输出 L

Step1 For each s_i in $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ //循环用户微博信息

Step2 For each r_j in R_i //循环当前微博所有相关联微博短文本

Step3 $t_i \leftarrow r_j, D_i \leftarrow t_i$ //扩充短文本内容

Step4 End For //相关联系文本扩充循环结束

Step5 For each if t_i contains("@") or t_i contains("#")

$e_j \leftarrow T_j, W_j >$, $E_i.add(e_j)$ //将提取主题和特殊用户代表的特征

//项及相应权值加入 E_i 集合中

Step6 else if t_i contains("/")

$D_i +=$ 转发微博文本及其所有相关微博文本

Step7 End if

Step8 End For //转发微博文本扩充和特殊用户及主题代表的

//特征项扩充循环结束

Step9 $l_i < D_i, E_i >, L.add(l_i)$

Step10 End For //循环结束

3 微博用户兴趣模型的建立

微博用户所发表、转发以及评论的信息可以很大程度上体现该用户的兴趣。本文以微博短文本作为考察用户兴趣的基本单位,通过分析归纳重构后的文本集,建立有效的用户兴趣模型。图1给出用户兴趣模型建立的系统框架。

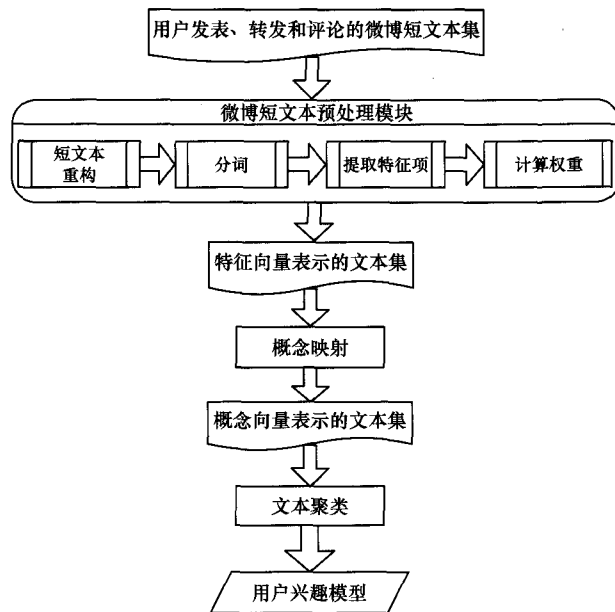


图1 用户兴趣模型建立的系统框架

3.1 文本的特征概念向量表示

由于多个特征词可以表达同一个概念,而概念在语义上是唯一的。根据这个特点,利用 HowNet 概念词典,将特征词映射到概念级上。用概念向量空间表示文本,即进一步对文本进行语义描述,将利于聚类效果、更准确地反映用户的兴趣偏好。

3.1.1 文本特征向量表示

对于待研究的微博用户,收集该用户所有发表、转发以及评论的微博信息,根据微博短文本重构,对每一条微博整合成信息内容相对丰富的文本。将该用户所有重构之后的文本表示成文本集合 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ 。在文本集 D 中,每一个文本 D_i 可以由其特征向量 $d_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}\}$ 表示,其中特征向量空间的 m 维是文本集 D 中所有文本经过特征提取之后,包含所有特征词的集合。而 t_{ij} 表示特征词 $T_j (T_j \in TS, m = |TS|)$ 的权值,其权值计算方法采用 TF-IDF^[10]。

3.1.2 特征项到概念的映射

《知网》是一个揭示概念与概念之间以及概念所具有的属性之间的关系为基本内容的常识知识库,它的组织单位是概念,义原是意义的最小单元。在《知网》中,用基本义原、其他义原、关系义原和关系符号对概念进行语义描述。可以根据《知网》概念词典,完成特征词到概念的映射。

文献[11]将词语相关性和词语相似性相结合体现在概念映射机制中。词语相关性反映的是 2 个词语互相关联的程度^[6]。词语相似性是 2 个词语在语义上的相近性。词语相关性在形式上表现为同一语境中两者共现的频率。先设定特征词 x 和 y 出现在文档 D_i 中的同一个句子为两者共现,词间共现率的定义如下^[11]:

$$CO_d(x, y) = \frac{f_{xy}^d}{f_x^d + f_y^d} \quad (2)$$

给定阈值 φ , 特征词 t_i 的相关性特征词集^[11]:

$$T_{CO}^{t_i} = \{t_j \mid CO_d(t_i, t_j) \geq \varphi\}$$

结合文献[11]的概念隶属度公式,考虑到微博文本特有属性,将短文本重构之后的微博集合 L 中的元素 l_i , 其属性 E_i , 即相应的特征项和权值的集合,结合到概念隶属度计算公式中:

$$p_{C_i}^{t_i} = \alpha \cdot \sum_{t_j \in T_{CO}^{t_i}} \sum_{\substack{t'_k \in T \\ w_k \in W}} CO_d(t_i, t_j) \cdot W_{rel}(C_i, Concept(t_j)) \cdot W_{rel}(Concept(t_j), Concept(t'_k)) \cdot W_k$$

$$\alpha = \sum_{\substack{t_k \in T \\ w_k \in W}} W_{rel}(C_i, Concept(t'_k)) \cdot W_k \quad (3)$$

其中, $rel(C_i, C_j)$ 表示 2 个概念的关系:

$$rel(C_i, C_j) = \{R_{Hyponym}, R_{Synonym}, R_{Part}, R_{Agent-Event}, R_{Patient-Event}, R_{CO}\}$$

对应的权值:

$$W_{rel}(C_i, C_j) = \{0.4, 0.8, 0.3, 0.6, 0.6, 0.7\}$$

$Concept(t_j)$ 表示特征词 t_j 的概念。由于特征词在语义上存在多义性,因此计算相应概念的隶属度,选择隶属度最大的概念作为特征词的概念。进而用概念向量表示文本,即 $d_i = \{C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{im}\}$ 表示文本 D_i 的概念向量。

3.2 用户兴趣模型的建立

利用文本概念向量间的相似度进行层次聚类,将该用户文本集划分成若干个意义相近的类别,根据模型表示机制形成用户兴趣模型。

经过上节特征词概念映射,可以用概念向量表示文本。假设文本 D_i, D_j 的概念向量分别表示为:

$$d_i = \{C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{im}\}, d_j = \{C_{j1}, C_{j2}, \dots, C_{jm}\}$$

定义概念向量 d_i, d_j 相似度为:

$$Sim(d_i, d_j) = \frac{|d_i \cap d_j|}{|d_i \cup d_j|} \quad (4)$$

计算文本集合 D 中文本概念向量间的相似度, 每次选择相似度系数最大的 2 个聚类进行合并成一个聚类, 再次计算数据集中聚类之间的相似度, 然后合并, 直到得到的聚类数目达到指定的分类数 K 时停止。

微博文本聚类算法描述如下:

输入 n 个概念向量集合, 分类数 K

输出 聚类结果

Step1 设当前分类数为 L , 初始化 $L=n$, 即 n 个数据对象各成一类 $C_i=\{d_i\}$ 。

Step2 如果 $L \leq K$, 那么结束算法; 否则继续执行。

Step3 计算数据集中数据(类)间的相似度。

Step4 寻找相似度系数最大的 2 类 C_i, C_j 。

Step5 合并 $C_i=\{C_i, C_j\}$, 将数据集中类 C_j 删除, 并修改 $L=L-1$, 跳转到 Step2。

对于得到的聚类结果 C_1, C_2, \dots, C_k , 聚类 C_i 表示为 $C_i = \{d_{im}, d_{in}, \dots, d_{ip}\}$ 。用户兴趣模型表示为 $U = \{(S_1, W_1), (S_2, W_2), \dots, (S_k, W_k)\}$ 。其中, S_i 表示主题用聚类 C_i 的交集概念表示:

$$S_i = \{C_{ij} | C_{ij} \in d_{im} \cap d_{in} \cap \dots \cap d_{ip}\}$$

W_i 为主题 S_i 表达用户兴趣的能力:

$$W_i = \frac{|S_i|}{\max(|d_{im}|, |d_{in}|, \dots, |d_{ip}|)} \cdot \frac{|C_i|}{N}$$

其中, $|C_i|$ 表示聚类 C_i 的文档数目; N 表示文档总数。用户兴趣模型的这种主题表示易于人们直观理解, 同时又增强用户兴趣模型的准确性。

4 实验评价

本文实验数据来自新浪微博, 参考新浪微博提供的 API 调用 SDK 的类库可以获取新浪微博用户信息及相关微博内容, 本文获取研究用户所发表、转发及评论微博的 1 891 条数据。对于文本预处理部分, 使用中科院分词系统 ICTCLAS50 对文本进行分词, 然后去除停用词、计算 TFIDF 特征权值、抽取特征项形成文本的特征向量空间。在特征词到概念映射的部分, 使用的是基于《知网》的词汇语义相似度计算软件, 利用它的概念词典完成概念映射。具体实验项如下:

(1) 短文本重构评价

对于本文提出的微博短文本重构技术是否改善短文本特征稀疏性提高聚类效果问题, 做了此项实验。将微博短文本原始数据集 1 与短文本重构后的数据集 2 进行比较, 测评分别针对 2 类数据集的聚类效果。由于用户兴趣一般在 10 个左右, 因此选取预分类的聚簇数 K 范围在 [7, 17], 对于聚类效果的评估采用类内相似度 D_{intra} 与类间相似度 D_{inter} 的差值 F 作为评价指标。 D_{intra} 和 F 值越大越好、 D_{inter} 值越小越好。考虑到 2 类数据集特征向量空间的维数不一样, 可能会出现 D_{intra} 和 D_{inter} 都比较大的情况, 因此, 选用

两者的差异值 F 作为评估的标准。在数据集 1 和数据集 2 上分别进行普通层次聚类, 得到实验结果如图 2 所示。

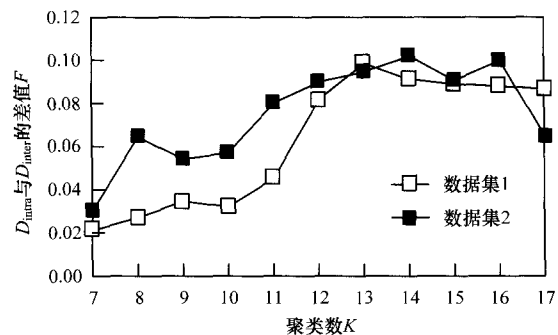


图2 短文本重构评价实验结果

(2) 概念聚类效果评价

在利用概念聚类划分用户兴趣建模过程中, 使用到 HowNet2000 概念词典将文本特征词抽象到概念级上。为进一步说明概念映射提高了聚类的效果, 将短文本重构后的数据集 2 与数据集 2 映射成为概念集(记为数据集 3)为 2 类对比数据, 做聚类效果对比。同样采用 D_{intra} 与 D_{inter} 的差值 F 作为测评指标, 实验结果如图 3 所示。

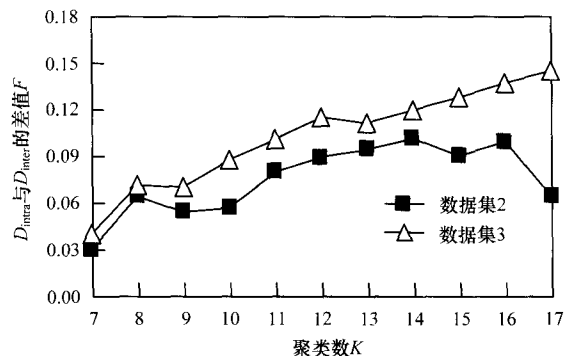


图3 概念聚类效果评价实验结果

(3) 用户兴趣模型效果评价

为了验证本文提出的用户兴趣建模方法反映用户兴趣的全面性和准确性, 进行该项实验。将实验得到的用户兴趣模型与通过人工观察方式构建的用户实际兴趣模型进行比较, 评价标准采用召回率(Recall)和准确率(Precision), 根据模型表示的特点, 定义召回率和准确率的计算公式如下:

$$Recall = \frac{\text{实验模型中正确的兴趣主题个数}}{\text{用户实际兴趣主题的个数}} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{\text{实验模型中正确的兴趣主题个数}}{\text{实验模型中全部兴趣主题的个数}} \quad (6)$$

对于实验用户在选取不同聚类数 K , 即不同用户兴趣主题数量下进行用户兴趣模型的召回率和准确率的实验, 用户 A 的兴趣模型测评结果如表 1 所示。在表 1 中显示, 随着选取用户兴趣类别数量的增加, 用户兴趣模型的召回率随之上升但是准确率不断降低。因此, 在 K 的选择上不仅要考虑 2 种实验中的类内相似度与类间相似度的差值, 还要结合 Recall 和 Precision 两者的平衡点选择最优 K 值。

表 1 用户兴趣模型测评结果

评价标准	Recall	Precision
K=7	0.625	0.714
K=8	0.750	0.750
K=9	0.750	0.667
K=10	0.750	0.600
K=11	0.875	0.636
K=12	0.875	0.583

为了进行性能对比,选择协同过滤^[12-13]方法挖掘微博用户兴趣作为对比方案。在图 4 中,CModel 表示采用协同过滤法的用户兴趣模型,而 TModel 表示本文的基于微博短文本建立的用户兴趣模型。从图中可以看出,相对于协同过滤模型,召回率(*Recall*)提高了 52.5%,准确率(*Precision*)提高了 2.1%,平衡均值(*F-Measure*)提高了 29.1%,表明本文提出的建模方法在微博用户兴趣发现上具有更好的表现。

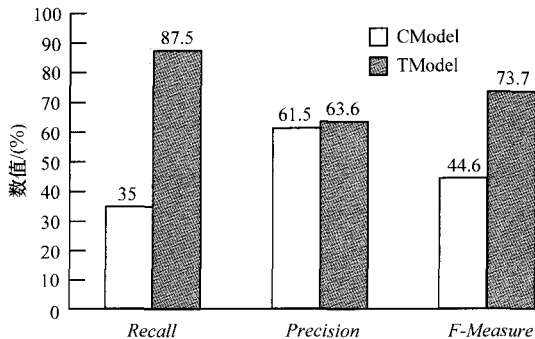


图 4 模型性能对比

5 结束语

随着微博客的飞速发展和微博用户的不断增加,为了更好地为微博用户提供个性化服务,本文提出了一种微博用户兴趣建模方法,该方法以微博信息载体-短文本为研究对象。为减少短文本特征稀疏性问题,给出了微博短文本重构思想。为了使文本特征向量易于人们的直观理解、提高聚类效果、更准确地反映用户的兴趣偏好,采用概念映射技术,利用 HowNet 概念词典,将特征词映射到概念级上。然后根据概念相似度层次聚类文本概念向量,最后依据用户模型表示机制形成用户兴趣模型。下一步研究重点是,考虑将微博平台中能够反映用户兴趣的其他资源加入到用户兴趣模型的建设中,并完善模型对于用户兴趣偏移

的灵敏度和自适应性。

参考文献

[1] 廖 君,李鹏翔.我国微博客用户已超 3 亿[EB/OL].(2012-06-03). <http://it.sohu.com/20111121/n326386853.shtml>.

[2] 林霜梅,汪更生,陈奕秋.个性化推荐系统中的用户建模及特征选择[J].计算机工程,2007,33(17):202-204.

[3] Bollegala D, Matsuo Y, Ishizuka M. Measuring Semantic Similarity Between Words Using Web Search Engines[C]//Proc. of the 16th International Conference on World Wide Web. Banff, Canada: [s. n.], 2007.

[4] Sahami M, Heilman T D. A Web-based Kernel Function for Measuring the Similarity of Short Text Snippets[C]//Proc. of the 15th International Conference on World Wide Web. Edinburgh, UK: [s. n.], 2006.

[5] Hotho A, Staab S, Stumme G. Ontologies Improve Text Document Clustering[C]//Proc. of the 3rd IEEE International Conference on Data Mining. [S. l.]: IEEE Press, 2003.

[6] 刘 群,李素建.基于《知网》的词汇语义相似度的计算[C]//第三届汉语词汇语义学研讨会论文集.台北,中国:[出版者不详],2002.

[7] Blei D M, Ng A Y. Latent Dirichlet Allocation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3(4/5): 993-1022.

[8] Hofmann T. Probabilistic Latent Semantic Analysis[C]//Proc. of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Berkeley, USA: [s. n.], 1999.

[9] 孙 威.微博用户兴趣挖掘与建模研究[D].大连:大连理工大学,2012.

[10] 彭 京,杨冬青.一种基于语义内积空间模型的文本聚类算法[J].计算机学报,2007,30(8):1354-1363.

[11] 许欢庆,王永成.基于加权概念网络的用户兴趣建模[J].上海交通大学学报,2004,38(1):34-38.

[12] 李 聪,梁昌勇,马 丽.基于领域最近邻的协同过滤推荐算法[J].计算机研究与发展,2008,45(9):1532-1538.

[13] 赵岩露,王 晶,沈奇威.基于特征分析的微博用户兴趣发现算法[J].电气工程技术与标准化,2012,25(11):87-91.

编辑 顾逸斐

(上接第 274 页)

[6] 严龙军,熊文卓.μC/GUI T6963C LCD 控制器驱动移植及矢量汉字显示[J].微型机与应用,2009,28(18):39-42.

[7] 刘波文,孙 岩.嵌入式实时操作系统μC/OS-II 经典实例——基于 STM32 处理器[M].北京:北京航空航天大学出版社,2012.

[8] 葛 欣,孟凡荣.使用 UCGUI 开发图形用户界面[J].计算

机工程与设计,2005,26(1):253-255.

[9] 高二辉,朱建良.基于 X 窗口系统的中文 TrueType 字体应用研究[J].计算机工程,2008,34(4):104-106.

[10] 王兰英.基于 STM32 嵌入式系统的 uCGUI 移植与实现[J].四川理工学院学报:自然科学版,2012,25(1):56-58.

编辑 顾逸斐