社会网络中基于内容语义的新闻推荐方法研究

殷凤霞
(安康学院 教育科学系,陕西 安康 725000)

摘 要:以网络为基础的网络社会包含海量新闻信息,基于内容语义的新闻推荐成为迫切需求。针对上述目的以及社会网络中新闻推荐方法的独特性,改进了基于社会网络的新闻推荐模型。利用历史新闻中人们的新闻相似性、浏览时间、浏览次数、外推行为以及评价等指标,发掘和构建了社会网络中人与人之间的朋友关系,并把它与个人历史浏览记录相结合,计算当前新闻的综合推荐度,从而进行推荐。实验表明,该方法改进了社会网络中的新闻推荐,能更好地向用户推荐新闻。

关键词:社会网络;个性化推荐;相似性;社会计算
中图分类号:TP301.6 **文献标识码**:A **文章编号**:1673-629X(2013)10-0253-05
doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.10.064

Research on Method of News Recommendation Based on Content Semantic in Social Network

YIN Feng-xia
(Dept. of Education Science of Ankang University, Ankang 725000, China)

Abstract: Web-based network society contains huge amounts of news and information, the news recommendation based on the semantic content has become urgent needs. For the above purposes, and the uniqueness of news recommendation methods in social networks, improve the news recommendation model based on social network. Discover and construct the relations between people in social network, using the user's news similarity, scanning time, scanning number etc in history record, and put it with your browsing history records, calculating the comprehensive recommendation of current news to make recommendations. Experiments show the method improves the news recommendation in social network, better recommending the news for users.

Key words: social network; personal recommendation; similarity; social computing.

0 引 言

现实生活中,越来越多的人使用移动设备如手机、iPAD等上网了解信息和新闻,大型网站都开通了针对移动设备版本的网站,如新浪、腾讯、凤凰网、新华网、人民网等网站专门针对手机开发了手机新闻等,这些版本内容简洁,但是不能很好满足用户的信息需求,因为缺少实时新闻推荐内容。以台式机为基础的传统海量信息堆砌模式必然难以满足移动设备用户的信息需求。大量杂乱无章、无关紧要的信息导致用户本能逃避,用户无法获取有用的感兴趣的信息。几乎每人都有移动设备,使得个性化推荐服务成为可能,良好的新闻推荐系统成为各门户网站的迫切需求。“社会网络分析”是西方社会学的一个重要分支[1],是国外从30年代末出现并在最近20多年得到重要发展的研究社会结构的最新方法和技术,复杂社会网络一般由节点、关系及行为构成[2]。随着网络的快速应用与普及,人们已离不开互联网,需要互联网提供各种信息。而互联网形成了网络社会。现实社会中有法律关系、道德以及各种社会规则,不可否认,网络环境中,也存在着类似的规则,正是由于目前缺少类似规则,所以网络管理,特别是舆情管理引起人们的高度重视。人如何把现实世界中的各种关系延伸到虚拟网络环境,被虚拟网络环境所利用,是一项有挑战性和非常重要的工作。目前,借助现实生活中的社区,研究网络虚拟社区结果成为专家们感兴趣的话题。如网络社区结构发现[3]。当前的研究关注由于网络节点的出度与入度,虽然在

收稿日期:2012-12-31 **修回日期**:2013-04-03 **网络出版时间**:2013-07-24
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61152003);陕西省教育自然基金资助项目(2013JK0547)
作者简介:殷凤霞(1980-),女,重庆人,研究方向为计算机辅助教学、电子商务。
网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130724.1007.046.html

一定程度上模拟了“如果大家都围绕某对象建立联系,则该对象为群体中的核心”这样的事实,但是现实生活中关系非常多,而很多关系需要去研究和应用,如信任关系、信任的传递、信任的建立、信任的维持等。现实社会中有朋友关系,而社会网络中,人们通过上网,形成了关系网络[4],如果阅读新闻的人都对新闻进行评论和推荐,这些人可能互不认识,但他们之间已经建立了联系,他们相互交流、分享和讨论共同的内容,形成一个“群体”。如果能向一个群体推荐另外一个群体感兴趣的内容,对于舆论的引导和监督,有重要意义。目前研究较多的推荐方法有协同过滤推荐算法[5],协同过滤推荐(Collaborative Filtering Recommendation)是在信息过滤和信息系统中很受欢迎的技术。与传统的基于内容过滤直接分析内容进行推荐不同,协同过滤分析用户兴趣,在用户群中找到指定用户的相似(兴趣)用户,综合这些相似用户对某一信息的评价[6],形成系统对该指定用户对此信息的喜好程度预测。缺点是用户对商品的评价非常稀疏,这样基于用户的评价所得到的用户间的相似性可能不准确[7],随着用户和商品的增多,系统的性能会越来越低,如果从来没有用户对某一商品加以评价,则这个商品就不可能被推荐(即最初评价问题)。当用户数量很大的时候,寻找用户最近邻居的花费将非常大,而现在网络上的用户上亿,使得该算法面临性能上的瓶颈,难以满足向用户及时推荐新闻的要求[8]。概念相似性度量在信息检索、电子商务推荐、自然语言处理等领域有广泛应用。当前很多方法缺少语义的有效引入,使得相似性度量具有局限性[9-10]。快节奏的生活,人们倾向于快捷、方便地获取喜欢和感兴趣的内容,特别是移动设备如智能手机、iPAD 的普及,人们可以利用闲余时间获取信息,而不仅仅是坐在台式电脑面前。因此,在有限的时间和空间内,如何让用户获取最多、最及时、最满意以及最想要的资讯内容,就成为迫切需要研究的问题。文中研究改进了推荐系统模型架构,融入了个人浏览新闻的历史记录,改进了新闻推荐算法,使得推荐过程更加清晰和有效。

1 推荐系统架构

1.1 模型结构图

N 层为新闻层,负责新闻的收集;*U* 层为用户层,记录用户的浏览习惯、行为等数据;*S* 层为关系网络层,通过分析用户访问新闻的次数、用户访问新闻的历史数据记录、用户是否喜欢该新闻、用户是否觉得该新闻有价值,是否符合“朋友”的需求、是否向朋友推荐该内容、该新闻内容与用户历史浏览数据的相似性如何等,构建“朋友”关系,得到用户在社会网络中所处的位置;*R* 层主要研究如何制定和优化推荐策略,如图 1 所示。

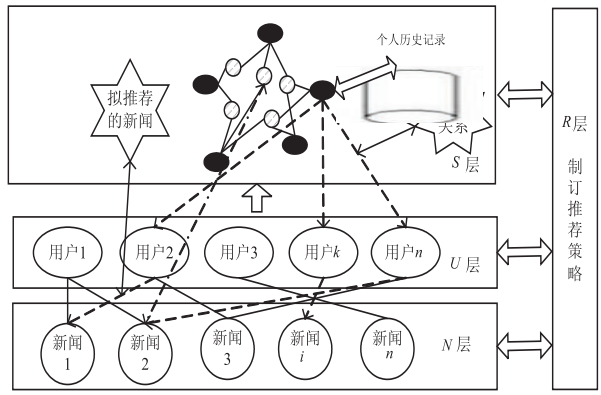

图 1 推荐系统结构图

1.2 新闻浏览指标

选取了用户对新闻访问的次数、浏览新闻后的评价、观看该新闻的时间、向其他用户进行推荐的情况等指标。国内外专家已经形成共识,在某时间段,如果用户们长期观看某类新闻,例如军事、体育新闻,这说明用户们对此有共同的兴趣和爱好。实验显示,绝大部分用户会经常浏览其感兴趣和喜欢的资讯信息,很少去浏览其不喜欢和陌生的资讯信息,绝大部分用户会去浏览其他绝大部分人感兴趣的网页,而很少去浏览绝大部分人不感兴趣的网页。这可能是由于别人向他推荐了其不感兴趣或不喜欢的内容而引起的。

为了获取用户对该新闻的评价,文中设计了感兴趣、不感兴趣以及一般等三个可能评价结果。结果发现,绝大部分认为该新闻值得一看,或值得向别人推荐,该新闻有价值的人中,该新闻的确是该用户感兴趣的内容,其历史记录中,该类新闻特别多,几乎每天都会浏览。如某人喜欢体育节目,其历史浏览记录中有大量的体育网页浏览记录。

如果某新闻是用户喜欢的内容,就会认真地阅读该新闻,就会在该新闻或该新闻的相关背景资料上花费较长时间,不然,其会链接到其他其感兴趣的网页,试验也证明了上述观点。实验随机抽取 10 条 200 字左右的新闻让用户浏览,试验发现,用户对其喜欢的新闻,其平均观看时间为 3 分钟左右,对其不喜欢的内容,其平均观看时间约为 0.5 分钟,或者是几乎不看。

试验还调查了新闻外推情况,用户一般会把其喜欢的资讯信息推荐给他的朋友,而且他也知道他的朋友喜欢什么内容的新闻,如果他不喜欢某些新闻内容,他就很少把该新闻向其朋友们推荐。实验表明,80% 对某新闻感兴趣的人中,有 60% 的人进行了外推,14% 对新闻内容不感兴趣的人中,有 14% 的人也进行了推荐,这可能与新闻内容本身的情况有关。在实际推荐中,将浏览时间、浏览次数、是否给别人推荐、评价

等被赋予了不同的权重,表示为 w^k , $k \in [1,4]$ 。试验表明,对某一新闻,浏览次数、是否推荐给别人、评价、浏览时间在评判顾客是否喜欢该新闻时,具有不同的权重。

1.3　朋友圈构建与度量

通常认为,关系网络包括 Node(节点)、Edge(边)和 Action(行为),如图 2 所示,节点代表主体(人),边代表主体(人)之间的关系,用一个值来量化朋友关系,如果朋友关系紧密,其值就越小。用户浏览新闻信息的指标用五元组来表示, $P(x)$: $< R(x),t(x),I(x),a(x),S(x) >$,用 $f(A,B)$ 衡量 A,B 的关系紧密程度。在网络上朋友关系度将会随着时间的变化而变化,随着用户数量、用户浏览新闻的各项参数和指标变化而跟着变化。把用户 A 对新闻 x_i 的满意度定义为: $S(A_{x_i}) = R(x_i) \times t(x_i) \times I(x_i) \times a(x_i)$,其中, $R(x_i)$ 表示 A 用户对内容 x_i 的评价结果, $R(x_i) \in [0,1]$,对某新闻感兴趣其值为 1,不感兴趣其值为 0。$R(x_i)$ 越大,表示对新闻越感兴趣, $R(x_i)$ 由用户阅读新闻完成后对该新闻评分而得到。$t(x_i)$ 表示 A 访问 x_i 的时间长度,用户访问该新闻的时间长度 $t(x_i)$,此研究认为 $t(x_i)$ 值越大,表示他喜欢该新闻,所以花费较长时间,不考虑其他影响阅读时间的因素,如年龄、性别等,年龄、性别、文化程度往往会影响人们的阅读习惯和速度,这些因素可在以后的研究中逐渐深入。$I(x_i)$ 表示 A 对内容 x_i 的外推度,可根据用户是否把该新闻外推给其朋友来获取,如果外推次数多, $I(x_i)$ 值就越大,表示该用户就更喜欢该新闻或对该新闻感兴趣。$a(x_i)$ 表示 A 访问 x 的次数,如果访问的次数多,表明该内容更感兴趣。$S(x)$ 表示该新闻信息与该用户历史数据信息的相似度。用户 A,B 的朋友关系度为 $\mathrm{friend}(A,B)$, $\mathrm{friend}(A,B) = | S(A) - S(B) |$, $\mathrm{friend}(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (S(x_i) - S(y_i))^2}$, n 为新闻或资讯的条数。朋友关系网络是一个全连接图,如用户 A,B,C,形成的朋友关系网络图如图 2 所示。

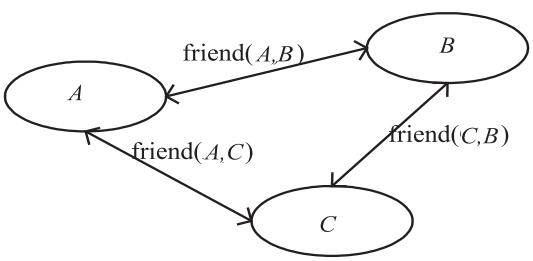

图 2　朋友关系网络图示例

2　与历史记录新闻相似度

新闻资讯由词语组成,词语在此表示为概念,概念由描述其内涵的主要特征与专门特征构成,把这些特征用集合来表示,集合的元素称为语义元[13]。语义元是不能再划分的最小概念,对概念 Concept 形式描述为 $\mathrm{Concept} = \{ \bigcup_{i=1}^{n} e_i \}$,它表示概念 Concept 由 n 个语义基本单位构成。如汽车这个概念由发动机、车轮、方向盘、驾驶员、刹车、喇叭、车灯等语义元来构成。集合中,有主要语义元,也有次要语义元,还有扩展语义元。扩展语义元通常是按照推理规则进行推理而得到的。对语义元集合中的语义元,用公式(1) 来计算语义元的匹配程度。有两个概念,表示为 $W_1: \{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$ 和 $W_2: \{x_1', x_2', \cdots, x_n'\}$,那么:

$$\mathrm{sim}(x_i, x_j') = \begin{cases} 0: x_i \mid \neq x_j' \\ \\ 1: x_i \mid = x_j' \end{cases} \tag{1}$$

“$\neq$”指两个语义元是否相等。如果相等其值就为 1,否则就为 0。用支持度来度量主要语义元与次要语义元的差异,主要语义元与概念的主要特征有关,次要语义元与概念的次要特征有关。如设 $W_1: \{x_1:\alpha_1, x_2:\alpha_2, \cdots, x_m:\alpha_m\}$;$0 < \alpha_i \leqslant 1$,$x_i:\alpha_i$ 的含义是 x_i 的支持度是 α_i。对语义进行扩展的方法是:

Rule1:如果 $R(A) \rightarrow e_k$,则 $e_k:\alpha_k = 1$,A 为对象;

Rule2: $R(e_i) \rightarrow e_k$,则 $e_k:\alpha_k = e_i:\alpha_i$;

Rule3: $R(e_i \cap e_m \cap \cdots \cap e_n) \rightarrow e_k$,则 $e_k:\alpha_k = \mathrm{Min}_{i=1}^{n}(e_i:\alpha_i)$;

Rule4: $R(e_i \cup e_m \cup \cdots \cup e_n) \rightarrow e_k$,则 $e_k:\alpha_k = \mathrm{Max}_{i=1}^{n}(e_i:\alpha_i)$ 。

语义相似性计算如下:

语义相似性通过计算语义元的相似度来实现。该算法在原有计算相似性基础上,通过新闻内容提取,构建新闻主要特征库。计算相似度的方法很多,相似度计算也是很多研究的基础,此处改进的相似度计算方法,既考虑对象的主要特征,也考虑概念的次要特征,既考虑概念的相似性也考虑概念的差异性,主要特征占的权重大于次要特征占的权重。算法如下:

算法 1:概念相似性度量。

Step(1):对新闻对象 G,Q, 通过分词算法 NE,提取其词语库,定义为 G',Q' ,并进行语义扩展,得到语义元集合 A,B 。

Step(2):对 A,B ,采用算法 SM,计算语义元支持度 $\mathrm{sd}_1, \mathrm{sd}_2$ 。

Step(3):求 $A \cap B$, $I = A \cap B$,$e_x \in A \cap B$,$\mathrm{sd}_1' \in \mathrm{sd}_1$,$\mathrm{sd}_2' \in \mathrm{sd}_2$,$I(A) = \{e_k\}$,$e_k \in A$,$e_k \in I$,$m = | A \cap B |$,A,B 为语义元集合。

Step(4): $r_1 = \dfrac{a}{a+b}$; $a = \sum_{i=1}^{M} (e_i:\partial_i + e_i':\beta_i')$, $b =$

$\sum_{i=1}^{M}(e_i^{''}:\partial_i^{'}+e_i^{'''}:\beta_i^{''})$, $\partial_i,\beta_i^{'}\geqslant\delta,e_i\in I,\partial_i^{'},\beta_i^{''}<\delta$, $e_i\in I(A),e_i^{'}\in I(B),e_i^{''}\in I(A),e_i^{'''}\in I(A),e_i=e_i^{'},e_i^{''}=e_i^{'''}$ 。

Step(5)：$r_2=\frac{x}{x+y}$；其中 $x=\sum_{i=1}^{M}e_i:\partial_i,e_i\in I(A)$, $\partial_i\geqslant\delta$, $y=\sum_{i=1}^{M}e_i^{'}:\partial_i^{'},e_i^{'}\in I(A),\partial_i^{'}<\delta$ 。

Step(6)：$r_3=\frac{|A^{'}|}{|I|},e_i\in A^{'},e_i:\partial_i\geqslant\delta,e_i\in I$ 。

Step(7)：$r_4=\frac{\sum_{i=1}^{M}|W_i|}{2|I|},w_i:\partial_i\geqslant\delta,w_i^{'}:\partial_i^{'}\geqslant\delta,w_i\in I(A),w_i^{'}\in I(B)$ 。

Step(8)：$p(e_i,e_j)=\frac{1}{e^{|r_1-r_2|}}\times\frac{1}{e^{|r_3-r_4|}}$,计算特征之间的差异性。

Step(9)：计算 $q(e_i,e_j)=\frac{f(A\cap B)}{f(A\cup B)}$ 。

Step(10)：sim-concept($A,B)=p(e_i,e_j)\times q(e_i,e_j)$

Step(11)：计算所有概念之间的相似度 ξ ,然后计算其与概念总数 φ 的商, $\frac{\xi}{\varphi}$ 即为两新闻之间的相似度。

算法 2 ：计算语义元支持度。

Step(1)：已知 $A=\{e_j\}$ 和新闻类别集合 $C=\{c_i\}$, n_1,n_2 分别为集合的个数。

Step(2)：对每个 c_i ,分别计算 $\mathrm{sd}_j=\frac{x_j}{n_1}$,x_j 为集合 A 中 e_j 与集合 C 中 c_i 概念匹配的个数。

Step(3)：重复上述步骤,得到所有语义元的支持度集合 sd。

3 推荐过程及算法

推荐过程描述为：

① 获取用户历史新闻浏览数据集及当前其他用户浏览数据集,并构建朋友关系网络；

② 获取当前用户群体浏览指标数据 N,并计算 N 与用户 U 历史数据的相似性 S；

③ 计算 B 的各项指标(逗留时间 P_1、访问次数 P_2、是否外推 P_3、评价 P_4)；

④ 计算 N 与用户之间的距离 d；

⑤ 对每条新闻,计算出推荐度 T,对 T 进行排序,由大到小向用户进行新闻推送。

及时地向人们推送其喜欢的资讯,既要利用用户历史浏览记录,发现其感兴趣的内容和类别,又要充分利用其朋友关系,发现其朋友喜欢的内容和类别,以此做出新闻推荐决策,让该用户获得其想和应该获得的资讯。NT 算法详细描述如下。

算法 3：向用户 U' 推荐新闻算法(NT)。

Step(1)：获取用户历史新闻集 H ,历史用户集 U 及浏览指标集 σ_1 , News(i) $\in H$ 。

Step(2)：获取当前新闻集 N 及浏览指标集 σ_2 , $\sigma_2(x_i(j))\in\sigma_2$, $x_i\in U$, $j\in N$,即 $\sigma_2^k(x_i(j))$ 表示用户 x_i 对新闻 j 的浏览指标 k 、该指标包括浏览时间、浏览次数、外推次数,评价等。

Step(3)：计算 N 与 H 的相似性 s 。

Step(4)：根据 H 和 σ_1 ,计算 $f(x_i,x_j)$, $x_i,x_j\in U$ 。

Step(5)：建立朋友关系网络 G 。

Step(6)：计算 T_j ,

$$T_j=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sigma_2^k(x_i(j))\times w^k\times(s)}{f(x_i(j),U')}。$$

Step(7)：对 T_j 从大到小进行排序,确定 T_j 值最大的新闻为首先推荐的新闻。

Step(8)：更新 H , U , N , σ_1 , σ_2。

Step(9)：重复(1)直到推荐的新闻数量满足要求。

4 实 验

为了简便,选取了 50 个在校大学生,选择了 10 条新闻,每条新闻约 200 字,要求学生完成浏览,记录相关指标,并得到试验数据。篇幅有限,仅选取部分数据如表 1,第一列为用户,第一行为新闻名称及指标。浏览次数、浏览时间、是否外推、评价的权重分别选为 0.8、0.2、0.6、1。这些权重是通过调查数据计算得出,如对新闻感兴趣,80% 的人看该新闻或相关新闻 2 次以上,20% 的人对感兴趣的新闻浏览时间较长,60% 的人对感兴趣的新闻进行了外推,所有的人对感兴趣的新闻都进行了正面评价。

表 1 用户浏览新闻指标

	$N_1(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_2(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_3(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_4(P_1,P_2,P_3,P_4)$
A	(0.8,1,0,0)	(1.2,3,1,1)	(1.7,3,1,1)	(0.4,1,0,0)
B	(2.2,2,1,1)	(0.3,1,0,0)	(1.2,1,1,1)	(1.4,2,1,1)
C	(1.4,3,1,1)	(2.3,2,1,1)	(0.7,1,0,0)	(2.1,2,1,1)
D	(0.5,1,1,0)	(1.1,3,1,1)	(0.4,1,1,0)	(0.8,1,1,1)

得到的朋友关系 A,B,C,D 彼此之间的朋友关系度为：$f(A,B)=1.282$,$f(A,C)=1.651$,$f(A,D)=1.3935$,$f(B,D)=1.94$,$f(C,D)=1.865$,$f(B,D)=1.84$ 。

利用算法 NRBSN,s 选为 0.1,各新闻的推荐度为

3.1,7.52,5.52,10.2(见表 2),所以 N_8 优先推荐给用户 D。

表 2　用户浏览待推荐新闻指标

	$N_5(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_6(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_7(P_1,P_2,P_3,P_4)$	$N_8(P_1,P_2,P_3,P_4)$
A	(1.4,2,1,1)	(2.2,1,1,1)	(1.8,1,1,1)	(1.4,1,0,1)
B	(0.9,1,1,0)	(1.3,1,0,1)	(2.2,2,1,1)	(1.6,2,1,1)
C	(0.8,1,0,0)	(1.4,1,1,0)	(1.7,1,0,1)	(0.4,2,1,1)
D	3.1	7.52	5.52	10.2

传统的推荐方法中,N_6 将被推荐给用户,因为 A 与 D 朋友关系最紧密,而 A 对 N_6 的浏览指标表明,他更喜欢 N_6,N_8 推荐给 D 的原因在于与 D 历史浏览数据相似度高,而且 B,C,D 都喜欢 N_8。

5　结束语

该研究采用改进的语义相似性度量方法,计算新闻的语义相似度,在增加了历史记录数据的挖掘基础上,通过构建朋友关系网络,实现向用户及时推荐其想要和“需要”的资讯。除了文中涉及的新闻浏览指标外,应该还有更能刻画人们浏览资讯的其他指标,如喜好指标,特别应该加入信任、谎言以及对说谎进行惩戒的指标,研究“从众”心理。另外,新闻资讯很多,变化也非常快,朋友关系既有稳定性,也会改变,要高效地构建“朋友”关系网络,需要借助于社会心理学、社会学的研究成果,完善“朋友”关系的建立方法。在现有相似度计算方法的基础上,发掘新闻之间的内在联系,改进相似度计算方法。

参考文献:

[1] 斯科特. 社会网络分析法[M]. 刘　军,译. 重庆:重庆大学出版社,2007:1-50.

[2] 杨建梅. 复杂网络与社会网络研究范式的比较[J]. 系统工程理论与实践,2010,30(11):2046-2055.

[3] Young A L,Quan-Haase A. Information revelation and internet privacy concerns on social network sites:a case study of face book[C]//Proceeding of the 4th International Conference on Communities and Technologies. USA:IEEE Conference Publication,2009:265-274.

[4] Lu Zhubing,Wang Jian,Li Yuzhou. An overview on overlapping community detection[C]//Proc of 2012 7th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE). USA:IEEE Conference Publication,2012:486-490.

[5] 许海玲,吴　潇,李晓东,等. 互联网推荐系统比较研究[J]. 计算机学报,2009,20(2):350-362.

[6] 王　洁,汤小春. 基于社区网络内容的个性化推荐算法研究[J]. 计算机应用研究,2011,28(4):1248-1250.

[7] Adomavicius G,Tuzhilin A. Towards the next generation of recommender systems:a survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Transactions of Knowledge and Data Engineering,2005,17(6):734-749.

[8] Julashokri M,Fathian M,Gholamian M R. Improving customer's profile in recommender systems using time context and group preferences[C]//Proc of 2010 5th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology (ICCIT). USA:IEEE Conference Publication,2010:125-129.

[9] 杨　哲. 基于启发式规则的本体概念语义相似度匹配[J]. 计算机应用,2007,27(12):2919-2921.

[10] 李　峰,李　芳. 中文词语语义相似度计算-基于《知网》2000[J]. 中文信息学报,2007,21(3):99-105.

[11] 王　刚,邱玉辉,蒲国林. 一个基于语义元的相似度计算方法研究[J]. 计算机应用研究,2008,25(11):3253-3255.

(上接第 252 页)

Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97). New York:[s. n.],1997:144-150.

[3] Fleck M,Forsyth D,Bregler C. Finding naked people[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]:Springer-Verlag,1996:593-602.

[4] 翁汉良,战荫伟,基于视觉的多特征手势识别[J]. 计算机工程与科学,2012,34(2):123-127.

[5] 彭　强,张晓飞. 基于特征向量的敏感图像识别技术[J]. 西南交通大学学报,2007,42(1):13-18.

[6] 王　莹. 基于图像的人脸识别技术研究[D]. 长春:吉林大学,2012.

[7] 段立娟,高　文,崔国勤,等. 多层次特定类型图像过滤方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2002,14(5):404-409.

[8] 徐　庆,石跃祥,谢文兰,等. 基于改进 YUV 空间的人脸检测方法[J]. 计算机工程与应用,2008,44(34):158-162.

[9] 王建国,王江涛,杨静宇. 复杂背景彩色图像中多角度人脸检测[J]. 计算机工程,2008,34(3):210-212.

[10] 丁天怀,郑东耀. 利用多颜色空间特征融合方法检测近似目标[J]. 清华大学学报(自然科学版),2006,46(2):176-179.

社会网络中基于内容语义的新闻推荐方法研究

作者： 殷风霞， YIN Feng-xia
作者单位： 安康学院 教育科学系,陕西 安康,725000
刊名： 计算机技术与发展
ISTIC
英文刊名： Computer Technology and Development
年，卷(期)： 2013(10)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201310066.aspx