

基于用户反馈的智能合作过滤模型的研究

柯 佳^{1,2},程显毅²,李晓薇²

(1. 江苏大学 工商管理学院,江苏 镇江 212013;2. 江苏大学 计算机科学与通信工程学院,江苏 镇江 212013)

摘 要:为了提供给用户更准确的信息,提出基于用户反馈的智能合作过滤模型和一种基于用户兴趣的动态 Q 学习算法,并建立用户兴趣模型.通过隐式反馈和显式反馈这 2 种反馈方式更新用户模型并实现合作过滤.实验结果表明,在输入相同查询提问情况下 ACFM 在预测用户兴趣的效果和推荐搜索信息的查全率和查准率方面比传统的搜索引擎有明显改善.

关键词:合作过滤;Agent;用户兴趣;Q 学习

中图分类号:TP311 文献标识码:A 文章编号:1673-4785(2007)01-0059-05

Research of Agent collaborative filtering model based on user s feedback

KE Jia^{1,2}, CHENG Xian-yi², LI Xiao-wei²

(1. School of Business Administration, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. Computer Science & Communication Engineering Institute, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract : In order to serve users with more accurate information , the Agent collaborative filtering model — ACFM based on users ’ feedback and the dynamic Q learning algorithm are put forward , and users ’ interesting model is built. ACFM uses the method of users ’ interesting feedback consisted of implicit feedback and interactive feedback to realize collaborative filtering. Experimental results show that compared with traditional search engine , ACFM is more effective in predicting users ’ interests , and has more recalls and precision degree in recommending information when inputting the same inquire words.

Key words : collaborative filtering ; Agent ; users ’ interesting feedback ; Q learning algorithm.

随着互联网的迅猛发展,用户在享受它方便和快捷的同时,要在浩瀚的信息资源中找出自己需要的内容,无异于大海捞针^[1]. 信息过滤技术(information filtering) 正日益成为解决信息超载问题的必要手段^[2].

信息过滤中的合作过滤技术根据具有相似兴趣的用户对信息做出的评价,对其他用户兴趣进行预测并推荐信息,如 Web Watcher , GroupLens 等^[3]. 但是,在系统使用初期,由于系统资源还未获得足够的评价,很难利用这些评价来发现相似的用户. 另一方面随着系统用户和信息资源的增多,系统的性能会下降,即存在稀疏性和扩展性的问题.

针对上述问题,文中结合 Agent 技术^[4]和机器学习理论^[5],提出了一种基于用户兴趣的动态 Q 学

习算法对信息资源进行合作过滤的方法,并提出了一种基于用户反馈的智能体合作过滤模型(Agent collaborative filtering model based on users’ feedback, ACFM). 实验结果显示,与普通搜索引擎相比,结合了 Agent 技术的 ACFM 在预测用户兴趣的效果和推荐搜索信息的查全率和查准率方面都有明显改善.

1 基于用户反馈的智能合作过滤系统的总体结构

ACFM 通过建立用户个人兴趣模型和面向合作的共同兴趣模型,定义用户兴趣;学习 Agent 动态学习用户兴趣,合作过滤模块根据其他用户对文档的评价以及用户模型与文档的相似度来预测用户的兴趣,动态地从不熟悉文档中抽取信息送至搜索引擎给用户. 系统的总体结构图如图 1 所示.

收稿日期:2006-04-07.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60473039).

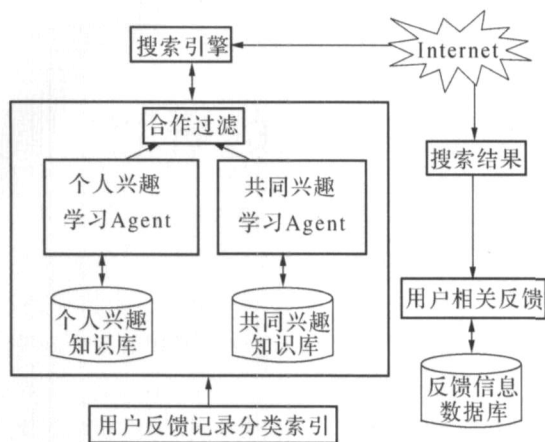


图1 基于用户反馈的智能合作过滤系统的总体结构图

Fig.1 Structure chart of ACFM

2 用户兴趣学习算法

2.1 动态 Q 学习算法

文中设计了基于 Agent 对用户反馈学习的信念(B)的动态 Q 学习算法,根据当前更新的环境信念(B)做出估计值 Q。典型的 Q 学习算法需观察下一个兴趣项的实际回报值和它的 Q 学习参数^[6],而动态 Q 学习算法是估计用户兴趣改变和环境的信息(信念)。

采用联合策略(a_{this}, a_{other})对用户输入的用户兴趣项的 Q 值进行估计, a_{this} 为用户在某时间段的兴趣项,在当前环境状态 s (即用户输入了欲查询内容的关键词)下,学习 Agent 对用户行为进行分析,估计用户的下一兴趣项为 a_{other} ,基于随机策略选择用户当前的兴趣项 a_{this} :

$$prb[a_{this} / s] = \frac{e^{\bar{Q}(s, a_{this})/}}{e^{\bar{Q}(s, a_k)/}} \quad (1)$$

式中: $\bar{Q}(s, a_{this})/$ 是基于状态 s 下的信念 P_s 的期望 Q 函数值,即:

$$\bar{Q}(s, a_{this}) = \int_B (Q(s, a_{this}, a_{other}) \times P_s) dP. \quad (2)$$

在时刻 t ,环境改变到新的状态 s (即输入了新的关键字),得到行动的奖励值 r ,Agent 基于下面的公式更新 Q 的值:

$$Q_t(s, a_{this}, a_{other}) = (1 - i) Q_{t-1}(s, a_{this}, a_{other}) + i(r + \max_{a_{this} \in A} Q_{t-1}(s, a_{this}, a_{other})). \quad (3)$$

式中: $a_{other} = \arg \max_{a_{other} \in A} P_s$, a_{other} 为用户实际感兴趣的网上内容, $i \in [0, 1]$,是学习率。 i 随着时间衰减,以利于学习算法的收敛。

为了避免随着 Agent 学习的进行,在大量的探索活动后,系统性能的下降,将最近探索盈余^[7]引入到 Q 学习中:

$$Q_t(s, a_{this}, a_{other}^*) = Q_t(s, a_{this}, a_{other}^*) + (r_t(s, a_{this}, a_{other}^*) - \sqrt{r_t(s, a_{this}, a_{other}^*)}). \quad (4)$$

式中: r_t 是等待时间的盈余, $b(\cdot) = (\cdot)^{\sqrt{\cdot}}$,是探索的盈余。

这样,学习 Agent 就近探索那些最近未发现的用户兴趣,并准备适应用户兴趣的任何改变。

2.2 用户兴趣学习

设计动态 Q 学习算法时,首先需要考虑:如何确定状态空间 S 、动作空间 A 以及回报值 r 。

定义1 状态 S 定义为学习 Agent 接收到的用户上网行为,它是一个 n 元组:

$$s = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n).$$

式中: x_j 是用户兴趣的取值。所有状态 s 构成的集合为状态空间 S 。

定义2 兴趣 定义为学习 Agent 发现的用户兴趣 j 的取值,即 Agent 发现了用户新的兴趣,所有的兴趣构成了兴趣状态空间 A 。

定义3 回报值 r 定义为

$$r = \sum_j W_j v(x_j). \quad (5)$$

式中: $v(x_j)$ 表示兴趣 j 的值 x_j 的大小,由于 Agent 接收到的兴趣是由用户输入关键词后查询得到的结果,因而可以使用该项兴趣的大小来评价该兴趣是否应该存入用户的知识库中,并使用整体的属性评估值来定义回报值。

用户兴趣的学习算法:

1) 初始化: $\forall s \in S, \forall a \in A, Q_0(s, a) = 1, a_0 = 1, i = 0.5$;

2) 在当前环境状态 s 下,对所有可能的兴趣项 a ,基于信念 p_s ,根据式(1),学习 Agent 将选择当前的用户行为为用户兴趣 a_{this} ;

3) 执行步骤2)中选择的 a_{this} ;

4) 在时刻 t ,上网用户行为发生变化,记为状态 s ,从用户的行为接收到的用户兴趣为 a_{other}^* ,根据式(4),Agent 计算回报值 r ,并修改当前学习率 a_t :

$$a_t = \frac{a_0}{n_t(s, a_{this}, a_{other}^*)}.$$

式中: $n_t(s, a_{this}, a_{other}^*)$ 为到时刻 t 为止,Agent 得到的经验 $(s, a_{this}, a_{other}^*)$ 的次数;

5) 根据式(1),Agent 更新信念,得到 P_s ;

6) 根据式(2)、(3),Agent 依次更新 $Q_t(s, a_{this},$

a_{other}^*),并存储 Q_t 值;

7) $s \rightarrow s$, 根据用户上网行为,产生可能出现的各个兴趣项 a ,并以缺省值存储 $Q_t(s, a)$;

8) 若学习 Agent 认定该项内容或网页为用户的兴趣项(收敛于 s^* 状态),则存入知识库,否则转至步骤 2)继续执行.

3 用户兴趣表示

3.1 个人兴趣模型

建立用户个人兴趣模型 (personal model, PM),ACFM 首先采用交互法,在用户初使用本系统时,要求注册用户名/口令,并回答一系列问题.系统对用户回答使用文件词频法^[8]抽取关键词,生成用户兴趣生成树,如图 2 所示.树的每一节点均为抽取出的用户兴趣关键词.

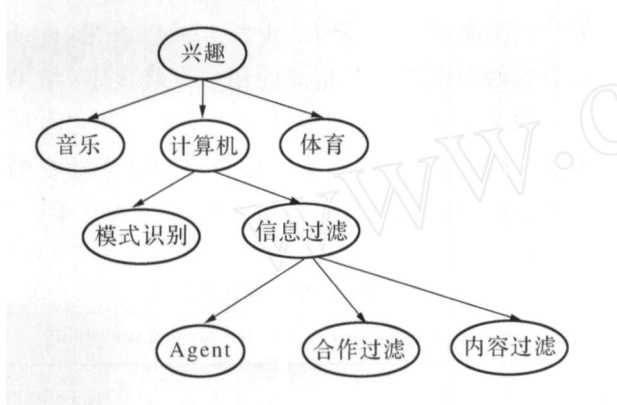


图 2 用户 i 的兴趣生成树
Fig. 2 Interesting tree of user i

用户个人兴趣模型的建立,就是从兴趣生成树的根节点通往叶节点的过程.文中采用关键词矢量^[9]来表示用户个人兴趣模型,设将用户 i 的兴趣表示为兴趣关键词集合 $\{word_{i,1}, \dots, word_{i,j}, \dots, word_{i,n}\}$,其中, $word_{i,j} (j=0,1,2, \dots, n)$ 表示用户 i 的兴趣项 j, n 值将随着用户兴趣反馈的过程而不断变化.每一兴趣项 $word_{i,j}$ 根据用户 i 兴趣的高低赋予一定的权值 $w_{i,j}$,且 $\sum_{j=1}^n w_{i,j} = 1$. 则用户 i 的个人兴趣模型为一个二元组集合 $PM_i = \{ (word_{i,1}, w_{i,1}), (word_{i,2}, w_{i,2}), \dots, (word_{i,n}, w_{i,n}) \}$. 若用户在某一时间内不查询某关键词,则认为对此词没有兴趣,则删除此项.用户也可直接修改关键词的权值(修改范围是 0~1 的实数)以调整自己的兴趣项,系统再重新计算各关键词的权值,使其和归一.例如:用户 u 想搜索输入关键字:信息过滤,中文,机器学习,Agent.用户对这几个关键词的兴趣度分别为 0.2, 0.1, 0.3, 0.4,可以手工进行修改,则用户 u 的个人

兴趣模型为 $PM_u = \{ (信息过滤, 0.2), (中文, 0.1), (机器学习, 0.3), (Agent, 0.4) \}$,此时更准确地反映了用户的兴趣程度.

兴趣模型建立后,根据用户的浏览行为和对搜索结果进行评价的方法,不断调整用户个人兴趣模型中关键词的权值,从而更新个人兴趣模型.

3.2 共同兴趣模型

共同兴趣模型 (co-model, CM) 与个人兴趣模型具有相同的形式.设系统中已有 k 个用户注册.建立共同兴趣模型的过程如下:查看用户 i 的个人兴趣模型 PM_i ,若 $word_{i,j}$ 不在 CM 中,则添加 $word_{i,j}$,即 $CM = (word_{i,j}, w_{i,j}) \cup CM$;若 $word_{i,j}$ 已在 CM 中,则将其权值相加.再重新计算权值使其归一.最后按权值的大小将关键词 $word_{u,j} (u=0,1,2, \dots, k, j=0,1,2, \dots, n)$ 排序,选择其中前 t 个组成 CM, t 值可通过机器学习获得.

3.3 基于兴趣模型的合作过滤

设在 CM 中用户 X 和用户 Y 有 m 个兴趣项是相同的,且对应 m 个兴趣项的兴趣度分别为 $w_x = \{w_{x,1}, w_{x,2}, \dots, w_{x,m}\}$ 和 $w_y = \{w_{y,1}, w_{y,2}, \dots, w_{y,m}\}$,用户 X, Y 的兴趣相似程度 $S(x, y)$ 可按式(6)计算:

$$S(x, y) = \frac{\sum_{j=1}^m (w_{i,j} - w_{x,avg})(w_{y,j} - w_{y,avg})}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (w_{x,j} - w_{x,avg})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^m (w_{y,j} - w_{y,avg})^2}}$$

(6)

$w_{x,avg}$ 为用户 X 对兴趣项的平均评价价值. $w_{y,avg}$ 为用户 Y 对兴趣项的平均评价价值; $w_{x,j} \in w_x, w_{y,j} \in w_y, (j=0, \dots, m)$. $S(x, y)$ 越大,说明用户 X 和 Y 的兴趣相似程度越大.通过计算,当 $S(x, y) > 3.5$ 时, Y 为与用户 X 具有最近似兴趣的那个用户.

若用户 u 具有与用户 u 的最相似兴趣,那么用户 u 对关键词 $word_{u,j}$ 所在页面的兴趣度的预测值为 $Pre(u, j)$,计算方法为式(7)所示:

$$Pre(u, j) = w_{u,avg} + k \sum_{u_i \in U_i} ((w_{u,j} - w_{u,avg}) \times S(u, u_i)).$$

(7)

U_i 为对关键词 $word_{u,j}$ 所在页面进行评价的所有用户集; $k = \frac{1}{\sum_{u_i \in U_i} S(u, u_i)}$ 为根据用户兴趣相似度

$S(x, y)$ 计算出的相似度权值.最后系统将预测值高的页面推荐给用户 u .

4 用户兴趣的反馈机制

在建立用户兴趣模型后,使用隐式反馈和显式

反馈 2 种反馈机制实时更新用户兴趣。

4.1 隐式反馈学习

在用户没有明确参与评价搜索结果的情况下,系统在客户端浏览器的后台时刻监视和跟踪用户的浏览行为和操作,通过用户在某个网站的停留时间或者在一段时间内反复登录某个网站来推断出用户兴趣。

假定用户 i 在一段时间 H 内经常上网(以小时为单位),若在此期间花 H 的时间上网(H 以小时为单位),其中用户 i 对感兴趣的页面总浏览时间为 H_i ;对一些认为重要的页面浏览了 T 次,对感兴趣的页面浏览次数为 T_i ;对一些认为重要的页面内容保存了 S 次,对感兴趣的页面保存次数为 S_i . 对含用户兴趣内容的页面进行词干抽取处理和关键词切分,即可获得用户兴趣度. 定义用户 i 对兴趣项 $word_{i,j}$ 的兴趣度 $w_{i,j}$ 为

$$w_{i,j} = \frac{H_i}{H} + \frac{T_i}{T} + \frac{S_i}{S} \quad (8)$$

式中: $\frac{H_i}{H}$, $\frac{T_i}{T}$, $\frac{S_i}{S}$ 为浏览时间、浏览次数和保存次数 3 项对兴趣项 $word_{i,j}$ 的影响因子, $0 \leq \frac{H_i}{H} \leq 1, 0 \leq \frac{T_i}{T} \leq 1, 0 \leq \frac{S_i}{S} \leq 1$, 且 $\frac{H_i}{H} + \frac{T_i}{T} + \frac{S_i}{S} = 1$. $\frac{H_i}{H}$, $\frac{T_i}{T}$, $\frac{S_i}{S}$ 的取值可通过机器学习得到或通过经验取值.

式(8)计算出 $w_{i,j}$, $0 \leq w_{i,j} \leq 1$. 设定阈值 θ , 当 $w_{i,j} > \theta$ 时,可认为用户 i 对 $word_{i,j}$ 感兴趣.

4.2 显式反馈学习

系统根据用户对查询结果的评价信息来学习用户的兴趣. 用户对查询结果所在页面的评价可分为 3 类:正好符合兴趣;与兴趣相关;与兴趣无关. ACFM 根据评价信息对用户兴趣模型中 $w_{i,j}$ 的权值作调整:

- 1) 当用户 i 对含有关键词 $word_{i,j}$ 的页面评价是正好符合兴趣,则 $w_{i,j}$ 加 1;
- 2) 当用户 i 对含有关键词 $word_{i,j}$ 的页面评价是与兴趣相关,则 $w_{i,j}$ 加 0.5;
- 3) 当用户 i 对含有关键词 $word_{i,j}$ 的页面评价是与兴趣无关,则 $w_{i,j}$ 减 1;若此时减为负数,则置 0.

在系统作下一次预测用户兴趣,向用户推荐页面之前,须更新用户模型.

5 实验结果

使用来自于江苏大学数字图书馆的数据库的总容量近十万字,共含有 100 多篇科技文献作为测试数据. 5 个覆盖了不同的主题的查询提问被用来测

试实验系统:机器人足球;入侵检测系统;数据挖掘;Linux;电子商务. 该系统实验评价指标^[10]为

查全率 Recall,表示为用户预测并推荐给用户的文档 S 中真正是用户感兴趣的文档数,与用户感兴趣的全部文档总数的百分比.

$$\text{预测查全率: Recall} = \frac{|S \cap R|}{|R|} \times 100\% \quad (9)$$

查准率 Precision,表示在推荐给用户的文档中,真正是用户感兴趣的文档数,与系统提交给用户的页面数的百分比.

$$\text{预测准确率: Precision} = \frac{|S \cap R|}{|S|} \times 100\% \quad (10)$$

若输入关键字为“机器人足球”,则输出结果如表 1 所示:其中 Recall 1 为由 ACFM 返回的相关结果的查全率;Recall 2 为由普通检索工具检索时返回的相关结果的查全率. 从表 1 可以看出,ACFM 与普通的搜索工具在相同的用户兴趣度下,结果有很大的差别,因为 ACFM 不但具有跟踪用户上网行为的能力,而且可以根据用户的兴趣度主动查询出与该用户兴趣相关的网页,由此提高了查全率.

表 1 查全率比较

Table 1 Comparison of the all-searching probability		
用户兴趣度	Recall 1/ %	Recall 2/ %
0.10	10	10
0.20	20	20
0.30	30	20
0.40	40	30
0.50	55	45
0.60	65	55
0.70	70	60
0.80	80	65
0.90	90	75

对 5 个查询提问的搜索结果进行过滤后产生表 2,该图是通过合作过滤后所计算出来的准确率表,并且与使用普通搜索工具的结果进行比较, Precision 1 为由 ACFM 返回的相关结果的查准率; Precision 2 为由普通检索工具检索时返回的相关结果

的查准率.

表 2 ACFM 与普通检索工具的比较
Table 2 Comparison between ACFM and the
common searching tool

	Search 1	Search 2	Search 3	Search 4	Search 5
Precision1	0. 399	0. 451	0. 458	0. 473	0. 499
Precision2	0. 362	0. 394	0. 429	0. 393	0. 452

6 结束语

Agent 合作过滤技术为用户提供多层次个性化的信息服务模板,从自动流向用户的大量信息中过滤出用户感兴趣的内容,并以不同的形式(如关键词、摘要、全文等)提交给用户.文中建立描述了用户兴趣模型和学习 Agent 如何采用动态 Q 学习算法进行自学习,跟踪用户行为推断用户兴趣,并利用合作过滤来找出用户兴趣的相似程度.实验结果显示与普通检索工具相比,在用户对某关键词兴趣度相同的情况下使用 ACFM 的查全率较高;对相同查询提问 ACFM 的查准率提高了 3 % ~ 7 %,但是发现速度要较普通检索工具稍慢一些,这是由于模型在用户兴趣学习过程中花费了一点时间.因此在以后的工作中会对 ACFM 进行更进一步的研究,以期在提高过滤信息准确率的同时,过滤速度也有一定的提高.

参考文献:

[1]肖燕华,邵世煌.一种基于本体论的 Internet 信息个性化检索系统的 Agent 实现模型[J].微计算机信息,2003,19(6):77-78.
XIAO Yanhua, SHAO Shihuang. An agent-realized model of personalize internet information retrieval system based on ontology [J]. Control and Automation, 2003,19(6):77-78.

[2]LEE C H, KIM Y H, RHEE P K. Web personalization expert with combining collaborative filtering and association rule mining technique[J]. Expert Systems with Application, 2001(21):1311-137.

[3]MELVILLE P. Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations [A]. In Proceedings of AAAI2002[C]. Edmonton, Canada, 2002.

[4]程显毅. Agent 计算[M]. 哈尔滨:黑龙江科学技术出版社,2003.

[5]BOWLING M, VELOSO M. Multiagent learning using a variable learning rate [J]. Artificial Intelligence, 2002(136):215-250.

[6]KAELBLING P L, LITTMAN L M, MOORE W A. Reinforcement learning: a survey[J]. Journal of Artificial Intelligence, 1996(4):237-285.

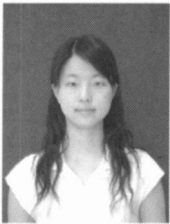
[7]ZHU S H, DANA H. BALLARD. Overcoming non-stationarity in uncommunicative learning[R]. Technical Report 762, Computer Science Dept, U. Rochester, 2001.

[8]程显毅,于冬梅.基于 BDIAgent 的 Web 搜索引擎的研究[J].江苏大学学报(自然科学版),2004,25(6):545-548.
CHENG Xianyi, YU Dongmei. A search engine of Web-based BDI Agent[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2004,25(6):545-548.

[9]曹树金,杨涛.自动分类在搜索引擎性能优化中的应用[J].情报科学,2004,22(2):214-219.
CAO Shujin, YANG Tao. Application of automatic classification in the search engine's optimization[J]. Information Science, 2004,22(2):213-219.

[10]KOSTOV V, NAITO E, OZAWA J. Cellular phone ringing tone recommendation system based on collaborative filtering method [A]. Proceeding 2003 IEEE International Symposium on computational Intelligence in Robotics and Automation[C]. Kobe, Japan, 2003.

作者简介:



柯 佳,女,1981 年生,助教,硕士研究生,主要研究方向为人工智能、多 Agent 系统.
E-mail: greenttea @163.com.



程显毅,男,1956 年生,教授,博士,主要研究方向为模式识别、多 Agent 系统.



李晓薇,女,1982 年生,助教,硕士研究生,主要研究方向为人工智能、多 Agent 系统.