ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW
Journal of Software, Vol.21, No.2, February 2010, pp.388−400
doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03791
© by *Institute of Software*, *the Chinese Academy of Sciences*. All rights reserved.
E-mail: jos@iscas.ac.cn
http://www.jos.org.cn
Tel/Fax: +86-10-62562563

面向可信服务选取的基于声誉的推荐者发现方法*

潘 静[1,2], 徐 锋[1,2+], 吕 建[1,2]

[1](南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室,江苏 南京 210093)
[2](南京大学 计算机软件研究所,江苏 南京 210093)

Reputation-Based Recommender Discovery Approach for Service Selection

PAN Jing[1,2], XU Feng[1,2+], LÜ Jian[1,2]

[1](State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)
[2](Institute of Computer Software, Nanjing University, Nanjing 210093, China)
+ Corresponding author: E-mail: xf@nju.edu.cn

Pan J, Xu F, Lü J. Reputation-Based recommender discovery approach for service selection. *Journal of Software*, 2010,21(2):388−400. http://www.jos.org.cn/1000-9825/3791.htm

Abstract: Since online system evolution requires efficient service selection to meet with the high dynamics demand of open system, this paper proposes a reputation-based recommender discovery approach. It qualifies trust relationships in different recommendation contexts via a relative factor, divides the Web of trust into personalized trust networks by applying a segment algorithm and finally locates recommenders with high reputation through trust opinion iteration among users. Simulation results show that the suggested approach in this paper helps to reduce the cost in information collection as well as improve the efficiency and precision of service selection results.
Key words: trust; service selection; reputation; collaborative recommendation

摘 要: 为了满足开放系统的高度动态性,特别是系统在线演化对服务评估高效性提出的要求,提出了一种基于声誉的推荐者发现方法,首先引入一个相关因子量化不同上下文中的推荐信任关系,得到信任可传递空间,然后应用信任子网分割算法得到评估发起者的可信推荐者群,最后通过主体群内的信任传递与迭代计算,确定具有高声誉值的推荐信息源.初步实验结果表明,该方法有助于在保证推荐信息准确性基础上减少信息收集中的网络资源消耗,从而有效提高可信服务评估的效率.
关键词: 信任;服务选取;声誉;协同推荐
中图法分类号: TP311 **文献标识码**: A

基于互联网的软件开发模式为构建面向用户日常生活的软件系统提供了极大的便利.开放的、动态的在线开发方式允许具备一定专业知识的软件开发者从网络中自行选取能够满足相应功能需求的软件服务,进行组

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60603034, 60736015, 60721002 (国家自然科学基金); the National Basic Research Program of China under Grant No.2009CB320702 (国家重点基础研究发展计划(973)); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant Nos.2007AA01Z140, 2007AA01Z178, 2009AA01Z117 (国家高技术研究发展计划(863)); the Jiangsu Provincial Natural Science Foundation of China under Grant No.BK2008017 (江苏省自然科学基金)
Received 2009-06-15; Revised 2009-09-11; Accepted 2009-12-07

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

合、协作,以完成既定的任务[1].网构软件[2−5]就是这样一类开放软件系统.它是动态网络环境下分布式系统的一种抽象,以软件构件技术为支撑,通过自主的分布式软件动态组合以及在线演化来构筑,能够满足不同的用户需求.为了保障这类开放软件系统的可靠性,使用户获得较为满意的结果,选择可信组件是首要的步骤.而由于系统集成方和组件开发者角色和利益分离,集成方常常无法通过获得组件的开发源码进行完备测试来度量软件可靠性;并且,当系统无法满足当前用户需求而进行动态的在线演化时,也没有足够的时间可以在进行组件替换之前进行大量的性能测试.协同推荐机制提供了一种相对灵活的软件可靠性评估策略[6],其基本思想是:考虑到开放环境中可能缺乏完整的信息来确认(verification)软件服务的可靠性,在对目标软件进行可信评估时,可以通过收集大量历史用户的使用信息反馈来验证(validation)其质量.它适用于使用日常应用软件系统的用户,不需要软件能够绝对地按照软件工程的需求规约运行,而是只要“足够好”地满足个性化需求即可[7],即允许系统在满足功能需求的基础上,在可容忍的范围内达到非功能的需求.基于此思想,已有一些相关工作[8−10]通过设计合理的协同推荐机制来评估并选取可信软件服务.

分析现有的协同推荐机制,我们发现其主要目标是通过收集用户关于服务的使用评价,使每个人都能在进行服务选取时拥有尽可能大量、全面的意见来权衡并决策.一些全局的协同推荐机制[11−13]假设网络中存在一个集中的服务发布中心或者论坛来收集和存储使用服务的反馈经验,通过合并所有信息得到候选服务的评估值,从而选取最好的服务.另一些面向分布式用户的协同推荐机制[14−16]通过节点之间由于信任关系而组成的网络(Web of trust)[17]进行信息发现,先将所有共享的信息汇总后再依照信任关系进行加权计算.由于网构软件所处的分布式运行环境中不仅没有一个集中的认证与授权中心来保障推荐信息来源的可靠性,而且其高度开放的特征又允许其中的实体自由地加入或离开,如服务的发布或撤销、用户的注册或注销都影响到推荐信息的可达性,另外,系统动态在线演化的能力还要求协同推荐机制能够较快地获得计算结果.这些给传统协同推荐机制的效率提出了 3 个相应的难题:1) 准确:开放的网络提供了用户分享个人经验的途径,大量的反馈信息固然有利于得到对软件服务的准确评价,然而,推荐信息来源的可靠性也会影响到服务评估的准确度.推荐信息可能受制于推荐者的主观偏好、合作态度,恶意的推荐者还可能会误导决策方向.需要有相应的方法对推荐者进行过滤,以减少潜在的误导性推荐的影响.2) 代价:由于推荐信息源的可达性及其合作的意愿皆不确定,为了保证协同推荐机制的输出具有一定的准确度,需要通过向所有潜在信息源发送请求以期望得到大量的输入.这些消息在网络中的传递增加了资源消耗以及网络阻塞的可能性.需要有相应的方法平衡获得协同推荐机制输入与输出的开销与代价.3) 速度:以面向服务的计算架构[18]为例,成熟的网络支撑技术(如UDDI(universal description discovery and integration),WSDL(Web services description language),SOAP(simple object access protocol)等)为Web服务[19]的发布和使用提供了有力的支撑,服务不仅种类繁多,而且存在大量具有竞争力的类似功能的服务.若对每个用户发起的每个服务选取请求都要通过收集所有存在的使用信息来评估每个服务候选者的表现,则会增加协同推荐机制信息处理的负荷.需要有相应的方法对可靠推荐信息源进行定位,缩小检索范围以提高信息传递与合并的速度.

针对上述应用需求,本文中提出了一种基于推荐者声誉的信息源发现方法.首先引入一个相关因子量化不同上下文中的推荐信任关系,得到近似的信任可传递空间,然后应用信任子网分割算法得到评估发起者的可信推荐者群,最后通过主体群内的信任传递与迭代计算确定具有高声誉值的推荐信息源.在执行完推荐信息收集的预处理过程之后,再按照传统协同推荐机制中的步骤向推荐者发送索取推荐的消息,传递以及合并关于服务的交互经验来挑选最可靠的服务.该方法在保证推荐信息准确性的基础上,尽可能地减少信息收集的开销,从而提高了可信服务评估的效率.本文第 1 节给出网构软件中基于协同推荐机制的可信服务选取场景,以及场景中对于信任、声誉、软件服务满意度等相关定义.第 2 节详细讨论基于推荐者声誉的信息源发现方法,包括利用相关因子划分推荐信任可传递空间,以及以服务评估发起以用户为中心的信任子网中的推荐信任传递和迭代算法.第 3 节给出关于服务选取的模拟实验,初步验证该方法在可信服务选取中的效果.第 4 节与相关工作进行简单的比较.第 5 节对全文工作进行总结,并对未来的工作进行展望.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

1 网构软件中基于协同推荐机制的可信服务选取场景

网构软件运行环境中的实体大致可分为两大类:主体(*I*),指用户,在分享服务使用经验时又称为推荐者;软件(*S*),分布在网络中的软件服务,如 Web 服务.主体调用软件服务并评价关于软件运行结果的满意度,主体之间通过共享个人的关于软件使用评价的推荐信息,形成推荐信任网络,如图 1 所示.

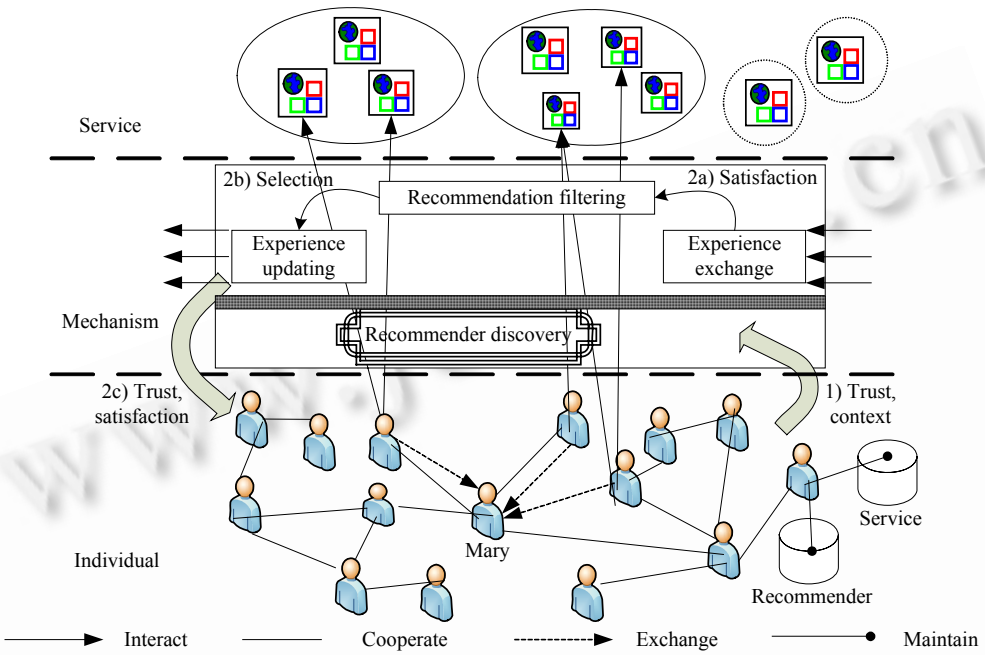

Fig.1 Entities and relationships in trust service selection environment

图 1 可信服务选取环境中的实体及其关系

以一个传统的Web服务选取过程为例,当网络中的一个用户Mary需要选取一个短信提醒的网络服务时,首先需要进行个人期望描述,如短信的语言种类、软件的响应速度及该服务的吞吐量等.不同的用户可能选择关注不同的侧面,若Mary作为一个日程管理系统的集成方选取服务,则考虑要面向大量用户同时调用服务的情形,会关注该软件的吞吐量;若她作为一个使用该软件进行服务器异常报警的用户则不会关心吞吐量侧面,而更关注软件的响应速度.个人期望的相似度直接影响到推荐信息的可参考性.通过在UDDI服务注册中心上的服务发现,Mary得到满足功能需求的n个候选服务集合$S=\{s_1,s_2,\ldots,s_i,\ldots,s_n\}$.由于面向服务计算的开放环境中不存在一个集中的服务质量认证中心,而Mary又缺少相关软件的使用经验,需要寻求其他用户的使用反馈来评估候选服务的可靠性.基于推荐者声誉的协同过滤机制主要包括两个主要部分.第 1 部分推荐者发现是本文提出的推荐源预处理模块.第 2 部分包括传统的协同过滤机制中的 3 个步骤:

1) 推荐源预处理模块.每个被请求推荐信息的主体在本地维护一个存放对历史推荐者的信任度及信任上下文的经验库.信任上下文包括评判软件服务满意度的个性化需求侧面描述和信任度量值的统计量,用于对信任关系的可传递性进行计算,由于每个用户在选择与评估服务时都具有个性化的期望侧面,具有相近期望的用户关注相似的软件侧面,对推荐者的可信评价较为接近.另外,对于每一次推荐请求,被请求者的信息可能由于主观的不合作因素或者网络原因等而不可得到,统计量标识了推荐信任的度量标准.信任值用来传递和迭代计算推荐者的声誉值,得到推荐者的声誉值排序.
2) 协同推荐过滤机制:a) 经验信息传递.协同推荐机制根据推荐者声誉值选取具有高声誉值的信息源,向其发送关于服务的推荐信息请求.推荐者对外提供一个本体维护的历史经验库,其中存放关于软件服务

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

的直接交互经验.b) 推荐信息过滤.合并收集到的关于服务的使用反馈,得到所有候选服务的评估值.c) 经验信息更新.Mary 选取评价最好的服务进行交互,记录关于服务的表现,并根据交互结果更新对推荐者的信任度.

1.1 满意度、信任及声誉相关概念

在以上场景中,我们用满意度来表示主体对服务使用后的评价,在进行信息共享时向其他主体推荐的就是个人关于服务调用的直接经验.信任表示接受推荐的主体根据调用某服务后的满意度对推荐者的评价.由于主体间的信任值是基于个人交互历史经验给出的,当因交互次数的限制,难以对其他主体给出较为全面的评价时,需要借助推荐者的意见,存在被恶意推荐者误导的可能;而声誉则是在通过信任关系形成的网络中所有主体对某个推荐者能力的综合评价,是从一个相对全面的视角给出的综合判断.具体定义如下:

定义 1(满意度). 满意度(Sat)是指主体(I_i)根据个人关注的属性,对软件服务(S_k)表现给出的具有主观性的评价.它是一个综合了软件服务各侧面所给出的对成功(suc)交互在总(tot)交互中所占次数(N)的百分比的统计结果,即 $Sat_{I_i}^{S_k}=\frac{N_{suc}}{N_{tot}}$.

定义 2(信任). 信任是指一个主体相信另一个主体具有完成某个特定任务的能力,本文中特指推荐能力.信任关系可以表示为一个二元关系 T ,其中的元素均为有序对,如主体 1 信任主体 2 表示为$\langle I_1,I_2\rangle\in T$,可简记为 I_1TI_2.信任关系不同于简单的二元关系,因其具有相信程度的含义,用信任值(TV)表示主体预测另一个主体会以 TV的概率成功地完成某个任务.与满意度度量方法相似,它是成功交互在总交互次数中所占百分比的统计结果,$TV_{I_i,I_j}=\frac{N_{suc}}{N_{tot}}$,这里,$i\neq j$.

定义 3(声誉). 声誉(Rep)是指一个主体(I_i)被一个主体群(I_{Set_j})所广泛认同的可以完成某个特定任务的能力,记为 $Rep_{Set_j}^{I_i}$,这里特指推荐能力.声誉反映了一个推荐者提供的信息在所有请求推荐者中被认可的程度,是关于推荐的信任关系传递与合并的结果.通过声誉值来定位和筛选推荐者,可以减少检索推荐信息的时间和网络资源消耗,并集众人之力来减少恶意推荐者的误导性.

声誉计算的基础是主体之间推荐信任关系的传递与合并,而信任被广泛认同为一个具有主观性的概念[20,21],与上下文相关.

定义 4(推荐信任上下文). 推荐者的信任度量上下文(context)是一个三元组 $Context_{I_iTI_j}=\langle Exp_{I_i},Exp_{I_j},U_{I_i\to I_j}\rangle$,包括两个相互独立的组成因素:服务满意度的度量侧面以及推荐信息统计量.服务满意度的度量侧面由用户I_i和推荐者I_j个性化的期望决定,推荐信息统计量是用户I_i通过请求得到的推荐者I_j提供的信息的总量.推荐信任上下文用于进行推荐信任可传递子空间划分的依据,我们将在第 2 节结合具体的场景给出详细的度量方法说明.

若将协同推荐机制中输入信息记为 $Experience_{I_i}^{S_k}=\{(I_i,S_k,Sat_{I_i}^{S_k})\mid I_i\in I,S_k\in S,Sat_{I_i}^{S_k}\in Sat\}$,则其输出结果可表示为经过函数ρ过滤的推荐信息合并: $\sum_{I_i\in E_{set_j}}\rho(Experience_{I_i}^{S_k})$. E_{set_j} 为经过推荐者发现所获得的以服务选取发起用户为中心的主体群中具有较高声誉值的推荐信息源集合.下面详细描述协同推荐机制中基于声誉的推荐者发现算法,并给出声誉的具体计算方法,其余部分参照传统机制中的处理方法.

2 基于声誉的推荐者发现方法

跨语义环境的信任关系传递模糊了信任值的含义[22,23].例如,作为系统开发者的用户I_1关注软件服务的吞吐量,而普通用户I_2只在乎服务的响应速度,对于同一个服务,两者给出不同的满意度,在相互共享使用经验时,可能对对方的推荐能力给出较低的评价.当另一个普通用户I_3预测I_2的推荐可信度时参考了I_1的意见,可能给予I_2

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

相对较低的预测值,这样的信任关系传递削弱了声誉值的准确性.我们引入一个信任关系解释层来量化不同上下文中的信任关系,通过分析推荐信任上下文来约束信任关系的传递空间,先过滤掉相关因子较低的推荐者及其提供的推荐信息,并在近似可传递子信任空间内计算推荐者的声誉值,据此从海量的推荐信息中挑选出以发起服务评估的用户角度预测的最可靠的信息源,请求、获取、合并推荐信息,以评估候选服务的满意度.

2.1 可传递的推荐信任子空间划分

基于信任关系的推荐信息传递是指主体从网络中其他用户处获取关于某个软件服务的使用经验反馈,这些用户有一部分是与当前主体有过推荐交互历史并建立了信任关系的,另一部分是被当前主体的历史推荐者信任的其他推荐者.图 2 所示为一条复杂信任网络中关于服务使用经验信息的传递链路.

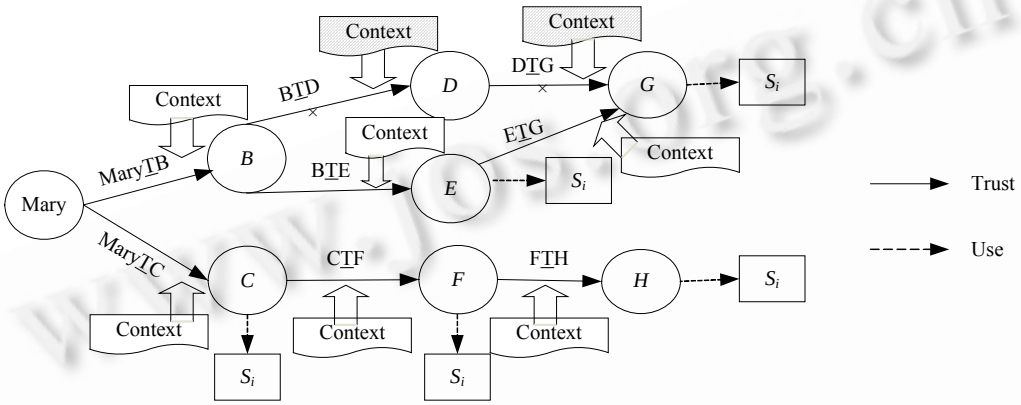

Fig.2 Recommendation transfer based on trust relationships

图 2 基于信任关系的推荐传递

用户Mary发起对候选服务集合中一个服务S_i的评估,并通过信任网络向其他主体请求关于S_i的使用反馈.这些主体中推荐者B,C与Mary有过推荐交互历史,推荐者D,E,F与Mary的历史推荐者有过合作,通过推荐关系还发现了G和H.在传递的经验信息中包括推荐信任上下文,通过分析发现,主体D对信任的度量侧面与Mary不同,而信任关系的传递性是上下文相关的属性,在不同的上下文中或者不经过量化的情境下传递的信任关系不仅没有意义,还会产生误导性,所以经由D的信任路径被截断.而G维护的关于服务S_i的使用反馈信息对于Mary依然是可用的,因为存在一条经由具有相同信任认知的主体E到达G的通路.我们定义传递算子$\odot$来描述信任关系的传递.

定义 5(传递算子$\odot$). 信任关系的传递是推荐信息源的发现过程.以Mary到G的两条路径为例,σ_{I_i,I_j}表示两个主体I_i 和I_j关于信任度量上下文的相关因子,有两个取值,$\sigma_{I_i,I_j}=1$表示信任链存在,否则信任链不存在.由信任链组成的网络称为信任网络,是声誉值聚集的路径和范围.这里,$\sigma_{Mary,D}$=0,故Mary与G之间仅存在1条 链路.

路径 1: $MaryTG = Mary(\sigma_{Mary,B}\times T)B\odot B(\sigma_{Mary,D}\times T)D\odot D(\sigma_{Mary,G}\times T)G=0.$

路径 2: $MaryTG = Mary(\sigma_{Mary,B}\times T)B\odot B(\sigma_{Mary,E}\times T)E\odot E(\sigma_{Mary,G}\times T)G=1.$

定义 6(相关因子σ). 相关因子表示信任度量上下文的相关程度,分别对应信任度量上下文的两个组成因素,相关因子用一个二元组表示,$\sigma_{I_i,I_j}=\langle Sim_{Exp_{I_i},Exp_{I_j}},U_{I_i->I_j}\rangle$.$Sim_{Exp_{I_i},Exp_{I_j}}\in[0,1]$表示两个期望的相似度,$U_{I_j}$统计量记录的是用户$I_i$向$I_j$请求推荐的总次数.

我们设计一个函数$\varphi: Exp\times Exp\rightarrow Sim$来计算两个期望的相似度.对于每一个用户,期望可以表示为一个包括用户所关注的服务各侧面$Aspect_i$以及该侧面对应权重$Weight_i$的n维空间向量: $Exp=\langle Aspect_1\times Weight_1,...,Aspect_i\times Weight_i,...,Aspect_n\times Weight_n\rangle$,权重表示主体对软件每个侧面的关注程度,其值与侧面一一对应,且

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

$\sum_{i=1}^{n} Weight_i = 1$.用户关注的侧面记为$Aspect_i$=1,否则$Aspect_i$=0.权重则可看作是每个侧面上的关注刻度.假设存在两个期望: $Exp_{I_i} = \langle AW_{i1}, AW_{i2} \rangle = \langle Aspect_1 \times Weight_{i1}, Aspect_2 \times Weight_{i2} \rangle, Exp_{I_j} = \langle AW_{j1}, AW_{j2} \rangle$, 其相似度可以通过求两个多维空间向量夹角的余弦值来近似计算: $\varphi = \frac{AW_{i1} \times AW_{j1} + AW_{i2} \times AW_{j2}}{\sqrt{AW_{i1}^2 + AW_{i2}^2} \times \sqrt{AW_{j1}^2 + AW_{j2}^2}}$.相关因子二元组中的另一个元素U_{I_j} 统计量起到了信任“规约”的作用:1) 保证信任预测值的稳定性.对于每个推荐被请求者,用户可能由于推荐者的主观因素或者网络阻塞等原因而无法得到响应.推荐信息请求者在n次请求之后根据获得信息量对推荐者进行可信度预测.这个场景符合n重贝努里(Bernouli)随机实验模型.根据贝努里大数定律,设N_{suc}为n重贝努里实验中推荐者满意的次数,TV_{I_i,I_j} 为满意事件在每次实验中发生的概率,则满意频率随着n的增大将依照概率收敛于满意事件发生的概率,即 $TV_{I_i,I_j} \leftarrow \frac{N_{suc}}{N_{tot}}$ .2) 消除信任预测值的二义性.通过设定统计量阈值,统一了各主体进行信任度量的基础,即未收到被请求者的响应视同未提供准确的信息,N_{tot}为主体I_j被请求的总次数,这就避免了因统计量标准不同引起的推荐信任传递上的偏差.3) 提高推荐信息发现的效率,通过过滤基于小统计量计算的“可信”推荐者,即将信任关系刻画为条件概率值,在获得响应的基础上判断推荐信息信任度的统计方式,减少了在网络中发送请求推荐信息的时间和空间资源消耗.4) 增加协同推荐模型的灵活性.每个主体可以通过设定统计量的大小调整信任网络的规模,以适应新进入网络的服务或主体因缺少交互而具有较少的历史用户或可信推荐者.由此,我们可以通过设定可调节的参数得到相关因子取值:

$$\sigma_{I_i,I_j} = \begin{cases} 1, & \text{if } Sim_{Exp_{I_i},Exp_{I_j}} > \theta_{Sim}, U_{I_j} > \theta_U \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

, 其中,θ_{Sim}和θ_U分别是两个属性值的阈值.

2.2 基于信任关系迭代的推荐者声誉模型

推荐者声誉是用户之间基于历史推荐交互形成的信任关系的传递和迭代,它是特定用户群关于某个主体推荐能力的共识.推荐信息的有效性与推荐者的行为特征相关,如是否恶意提供干扰信息,或者联合其他推荐者进行欺诈,基于个人经验的有限信任关系往往会因为交互次数不足或者信任度不够等因素导致误判,而通过团体的力量来评价某个推荐者的声誉值有助于过滤推荐信息源,减少恶意推荐信息的影响.

主体间的信任关系可以用一张邻接图G来表示,$G=(V,E,\tau)$.这里,$V=\{v_1,v_2,\ldots,v_n\}$表示图中的节点,每个节点唯一标识网络中的一个主体.有向边$E=\{e_{1,2},e_{1,3},\ldots,e_{i,j}\}$表示主体之间(如$i$与$j$)由于推荐交互而形成的($i$对$j$)信任关系$e_{i,j}$.信任关系用函数$\tau$表示.$\tau: E \to TV$表示有向边到信任集合$TV \in [0,1]$的映射关系,$TV$=1 表示主体信任另一主体的推荐信息,否则$T$=0 表示不信任.两节点之间没有边表示没有推荐交互历史.PageRank算法[24]是Google应用在互联网上,将网络页面间的连接关系看作对其内容和质量的认可,得到全局视图下各网页的相对排名以区分优质页面的方法,其基本思想是

$$\forall_v Rank^{(i+1)}(v) = \sum_{u \in B_v} \frac{Rank^{(i)}(u)}{N_u}.$$

这里,u(又称为父页面),v(又称为子页面)是指两个不同的网页,B_v是v的所有反向链接页面的集合,N_u是v的某个反向链接页面u的正向链接页面数量总和.它表明子页面的认可度受所有父页面的正向链接数量及父页面本身的被认可度的影响.该思想可用于在信任网络中计算推荐者的声誉值,因为算法:1) 符合信任关系传递的递减属性:主体(信任链的始端)对于客体(信任链的末端)的信任程度随着迭代链长的增加,信任的不确定性增加,从而信任值降低;2) 符合信任传递的累加属性:主体与客体间的多重链路增加了信任证据的数量,从而增强信任值;3) 符合信任关系的客观属性:通过信任关系的迭代综合了各个主体的主观信任值,形成了主体群中相对客观的共识.当然,信任关系不同于网络页面连接关系,我们根据其特点对算法进行一些改进后用来计算推荐者声誉值.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

2.2.1 个性化的信任网络

从用户请求推荐信息的路径来看,其推荐信息来自于以该主体出发所能抵达的链路上的所有节点,由于主体与链路以外的用户没有直接或者间接的推荐交互历史,对其关于其他推荐者的评价的可信度无从考查,所以不属于当前推荐请求者用户群的主体的关于其他推荐者的评价不参加计算.从另一方面来看,对当前用户来说,只向信任网络中的k个具有高声誉值的推荐者请求关于服务的推荐信息,而不考虑网络之外的陌生推荐者的使用经验,因为向无从考查可靠性的信息源发送请求并接受推荐,可能会增加消息发送的时间、资源消耗以及评估和决策的风险.我们从发起服务评估的主体出发,通过推荐者之间的信任关系传递,获得以主体为中心的信任子网.算法 1 给出了信任子网的切割算法.

算法1. getPersonalizedGraph(Node v_n, Gragh g_n).

```
1.  begin
2.     length ← 0;
3.     if v_n ∉ g_n and length<len
4.        g_n ← v_n;
5.        length ← length+1;
6.        for i ← 1 to v_n.neighbourSize
7.           g_n ← e_{v_n,v_n.neighbour_i};   //将以v_n为起点的边放入g_n
8.           g_n ← τ(e_{v_n,v_n.neighbour_i});   //将以v_n为起点的边的权重记入g_n
9.           getPersonalizedGraph(v_n.neighbour_i, g_n);   //递归计算g_n
10.       endfor;
11.    else
12.       return;
13. end;
```

这里,v_n为发起服务评估的节点,其信任子网初始化为$g_n \leftarrow \varnothing$,通过信任链发现分别将信任节点、边和边上的信任权重记入信任子网g_n,直到从主体出发的链路长度到达设定的长度上限len.g_n可能存在两种极端的情况:1) 只有 1 个节点v_n,即该主体为孤立节点,可能为新入网还没有与其他主体建立联系的用户,在实验中,我们通过设置种子节点来为该类主体初始化推荐者.2) 等同于全局网络,v_n通过信任关系传递得到的所有存在于网络中的主体间的信任关系,这是最令人满意的情况,可以获得关于服务和推荐者的相对全面的信任相关信息.

2.2.2 权重化的信任网络

不同于传统网页链接关系,信任网络中每一条边不仅表示信任关系,而且包含信任程度的含义,信任值用边上的权重表示: $\tau(e_{a,b}) = TV_{a,b}$.进行信任关系的迭代时,不仅考虑有信任关系存在,还要考虑边上的信任程度:

$$\forall_v Rank^{(i+1)}(v) = \sum_{u \in B_v} \frac{Rank^{(i)}(u)}{N_u} \times \tau(e_{u,v}).$$

这里,与EigenTrust算法[25]不同的是,其信任值是 $N_{suc} \dot{-} (1 - N_{suc})$ 的计数值,在信任关系迭代时对主体u的所有正向链接主体的信任值进行归一化,即$\tau(e_{u,v})$为主体v的信任权重在主体u的所有信任推荐者中的比重.这样的归一化方法虽然如文献[25]中所讨论的,给出了主体u所信赖的主体之间的相对排序,但却难以区分如下情况,当推荐者可信度为 0 时,得到可信值的原因是没有交互历史,还是交互结果不满意.另一方面,当出现$\tau(e_{a,b})=\tau(e_{c,d})=0.5$时,表明节点$b$和$d$分别在$a$和$c$的信任群体中具有相等的可信权重,而在绝对数量上,两者表示的可信度可能相去甚远,如$TV_{a,b}=0.9$ 而$TV_{c,d}=0.1$.在本文所处理的权重化信任网络中,有向边e的权重取值为推荐者响应次数相对于所有请求次数的比率,且计算时该值取绝对值,因为我们更关注信任关系在传递时的可比性.

2.3 基于推荐者声誉的推荐信息收集及合并

对推荐者声誉值进行多次迭代,根据算法原理会得到接近每个推荐者固有能力的计算结果(信任网络对应的邻接矩阵的特征向量),如算法 2 所示.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

算法 2. reputaionRank(Gragh g_n).

1. begin
2. $i \leftarrow 0$;
3. $\overrightarrow{Rank^{(i)}} \leftarrow \vec{e}$; //初始化网络中节点的声誉向量
4. do
5. for $u \leftarrow 1$ to $g_n.size$
6. for $v \leftarrow 1$ to $u.neighbourSize$
7. $Rank^{(i+1)}(v) = \sum_{u \in B_v} \frac{Rank^{(i)}(u)}{N_u} \times \tau(e_{u,v})$; //推荐信任传递
8. endfor;
9. endfor;
10. $\overrightarrow{Rank^{(i+1)}} \leftarrow \frac{(1-\alpha)}{g_n.size} + \alpha \times \overrightarrow{Rank^{(i+1)}}$; //声誉向量迭代
11. $\delta = \|\overrightarrow{Rank^{(i+1)}} - \overrightarrow{Rank^{(i)}}\|$
12. $i \leftarrow i+1$;
13. until $\delta < \varepsilon$
14. end;

根据计算结果,选取 K 个具有高声誉值的推荐者,沿用传统的协同推荐机制中的信息收集和合并方法,发送请求推荐的消息,计算各候选服务基于历史用户反馈的评估值.本文中对于服务评估模型不作详细探讨,这里简单实现为以声誉值排名为权重的推荐信息聚合方法.

$$\sum_{I_i \in E_{set_j}}^{k} \frac{Sat_{I_i}^{S} \times Rep_{Set_j}^{I_i}}{\sum_{I_i \in E_{set_j}}^{k} Rep_{Set_j}^{I_i}}, Rep_{Set_j}^{I_i} \in \max_k(\overrightarrow{Rank}).$$

发起服务选取的用户根据服务评估值将候选服务排序,选择满意度最高的服务进行交互,之后对本地经验库进行更新,包括对服务的使用反馈和对推荐者的信任反馈及上下文信息.

3 模拟实验

我们在Peersim[26]这个网络节点及拓扑关系的模拟平台上搭建一个软件服务选取的应用.服务选取环境中的每一个用户用网络中的一个节点表示.服务选取的过程基于模拟器中轮次的执行模型,即服务选取进行多轮,在每一轮中,每个主体发起一次服务选取,包括计算推荐者声誉值、向具有高声誉的主体请求推荐信息、合并推荐信息、选取评估满意度最高的服务交互、记录交互结果并更新对推荐者的信任值.

3.1 实验场景的设置

模拟实验场景主要包括两类模型的配置:1) 服务模型:设置网络中服务的数量以及固有属性值.考虑服务选取的环境中有候选服务集合S,集合中有 20 个服务,即$S=\{s_1,s_2,\ldots,s_{20}\}$.其中每个服务有两个侧面,每个用户可以对其进行个性化的定制并设置各侧面权重.服务的固有表现值初始化为 0 到 1 区间中的值,在每次用户调用时,该服务的动态表现值遵从正态分布概率函数$N(\mu,\sigma^2)$,其中函数期望μ为服务固有表现值,函数方差σ^2表示每次服务表现与固有表现值的偏差.关于服务固有属性的数据对于用户是不可见的,进行服务可靠性评估时利用的是历史用户之间共享的关于服务的使用经验反馈,以预测服务的性能.2) 用户模型:设置主体的数量以及行为属性.考虑网络中分布着 100 个用户,即$I=\{I_1,I_2,\ldots,I_{100}\}$.其行为属性包括 3 个方面:(a) 期望侧面与权重.每个用户针对服务的两个侧面设置个性化的需求,可以关注其中一个侧面或者以不同权重同时关注两个侧面.用户对于服务的满意度是各期望侧面满意度的加权合并.(b) 推荐信任度.每个用户具有推荐能力的固有属性,反映了

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

请求推荐者能够获得该推荐者个人经验的概率,与服务表现值相同,推荐信任度为每个用户的固有属性,其他用户不可见,只能通过信任关系的传递与迭代预测每个推荐者的可信度.(c) 提供恶意推荐信任信息的主体.每次推荐交互后,普通主体对提供信息的推荐者给予如实的评分,恶意主体给予普通主体推荐可信度评价为 0,而给其他恶意主体推荐可信度评价为 1.为了获得普通主体的信任连接,恶意主体会以一定的概率伪装成普通用户,向其他用户提供关于推荐者的真实信任信息.模拟实验场景中的具体参数见表 1.

Table 1 Simulation settings in service selection environment

表 1 服务选取模拟场景的参数设置

Parameters of service model and user model			Value
Simulation cycles			100
Service model	Number of services		20
	Performance	Mean (μ)	(0,1)
		Variance (σ^2)	(0,1)
	Number of service aspects		2
User model	Number of users		100
	Service queries of per user in each cycle		1
	Recommender queries of per user in each cycle		k
	Expectation	Number of concerned aspect	[1,2]
		Weight on each aspect	[0,1]
	Trust value as recommender		(0,1)
	Malicious user	Quantity	40
		Pretended behavior percentage	(0,0.4)
	Common user	Quantity	60

3.2 实验结果与分析

在第 1 轮服务选取环境中,用户没有经验知识,系统为每个用户随机分配推荐者,记录服务交互经验以及对于推荐者的信任值,随后若干轮调用协同推荐机制进行服务评估与选取.图 4 中给出的是考查期望相似度与否的平均用户满意度与用户本身对于服务满意度评价的分布.考虑网络中 60 个普通用户,每个用户都根据关注的服务侧面给出交互后对于服务的满意度评分.这些用户有的关注服务的某个侧面属性,有的关注服务的两个侧面,并对各侧面设置了个性化的关注度.经过多次调用,用户关于服务的评价逐渐收敛于服务本身的表现值,由于各用户的满意度根据个性化的需求给出,在评价标准中存在偏差,直接共享个人的直接经验会产生较大的误差.而根据期望相似度划分信任子空间有利于减少用户评价的上下文误差,也增加了判定推荐者信任度的准确性.图 5 中给出了对于每个用户,采用平均所有用户的关于服务的满意度评分与采用基于期望相似度的平均满意度,分别与用户本身对服务评估值比较,记录偏差值.图中横坐标 $\partial simpleAverage=\left|\frac{\sum^{n}Sat_{I_k}^{S}}{n}-Sat_{I_i}^{S}\right|$ 为用户本身对某个服务满意度与所有用户平均满意度的差值,纵坐标 $\partial similarAvg=\left|\frac{\sum^{n}Sim(Exp_{I_k},Exp_{I_i})\times Sat_{I_k}^{S}}{n}-Sat_{I_i}^{S}\right|$ 为用户本身对某个服务满意度与考虑相似度的所有用户平均满意度的差值.从图中可以看出,综合所有用户的推荐而不考虑其期望相似度,与用户本身的满意度差异较大,验证了不考虑用户期望上下文而传递推荐信任关系会误导用户对服务评估的结果.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

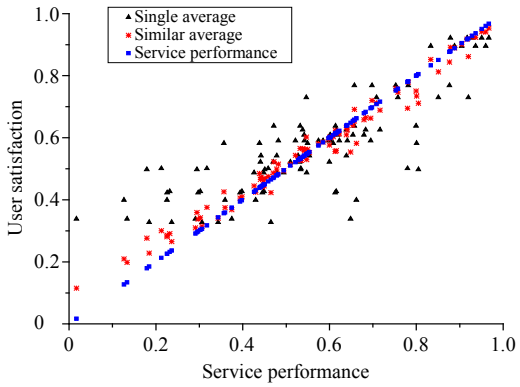

Fig.4 Personal expectations influence satisfaction

图 4 个性化期望影响用户满意度

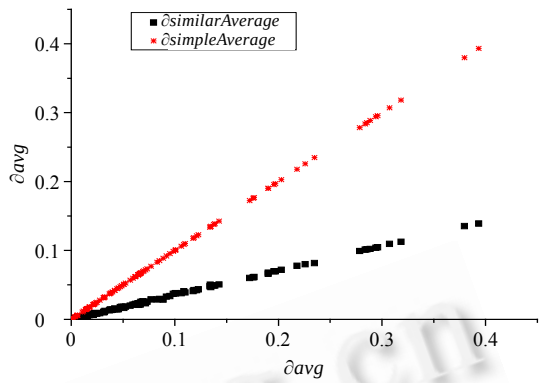

Fig.5 Evaluation variance based on recommendations

图 5 基于推荐信息的服务评估偏差

图 6 中比较了随机选取k个推荐者发送推荐请求和采用基于推荐者声誉选取k个最可信的推荐者这两类服务选取方法的效用.假设场景中所有主体都提供关于推荐者的准确信息,每一轮中,网络中的每一个用户根据推荐者的信息选取满意度最高的服务进行交互,得到关于服务的满意度.设置推荐者数量k=10,服务表现方差σ^2=1,实验重复 10 次,记录每一轮中所有用户对所选服务的平均满意度.从实验结果来看,推荐者信息常常由于主观的不合作或者客观的网络原因而无法获得,随机选取推荐者存在较大风险,需要较长时间达到较高的满意度.基于推荐者声誉发送推荐请求能够高效地获得关于服务的推荐信息.在该场景中,第 1 轮服务选取时,我们为每个用户设置对每一个服务的一次使用经验,在每一轮服务选取之后,为每个用户更新一次对所有服务的使用经验,目的在于可以在相等的经验信息量的基础上考查两种推荐者选取方法的效果,且使用经验与服务固有表现值存在较大的偏差,以体现经验证据量对服务评估的重要性.当然,这样的场景设置也反映了最可信的k个推荐者本身在前几轮关于服务使用经验的偏差值大小对用户满意度的影响.在实验中,前几轮由于可信推荐者本身缺少服务使用经验而产生推荐偏差,使得早期用户满意度有一些波动,但不失一般性,基于可信推荐者可以在减少广泛发送推荐查询消息的前提下,在一定程度上保证服务评估的准确度.图 7 给出了网络中所有主体在服务选取过程中击中失败服务的百分比.为了体现服务选取方法的有效性,服务表现值设置了较大的偏差,导致在经验证据较少的情况下很难区分好的服务和差的服务.在网络的 20 个服务中设置 12 个差服务和 8 个好服务,其中差服务为表现值小于 0.5 的服务.从图中可以看出,基于可信推荐者的服务选取击中率远远低于随机选取的结果.

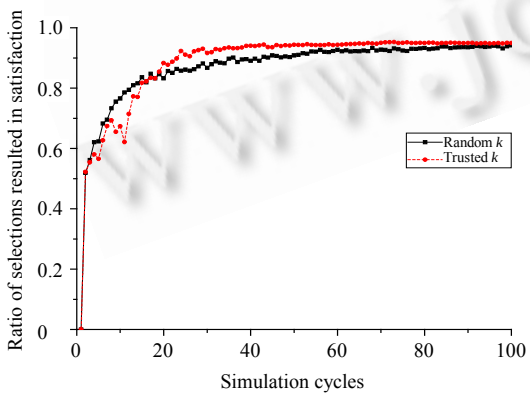

Fig.6 Service satisfaction based on two selection strategies

图 6 基于两种选取策略的服务满意度

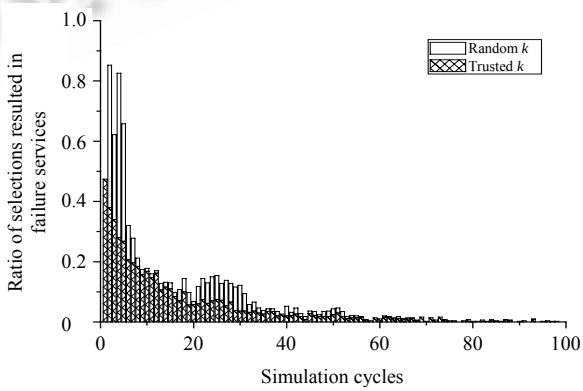

Fig.7 Failure service selected ratio based on two strategies

图 7 基于两种策略的失败服务选取比率

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

考虑网络中可能存在恶意的主体,或者主体群通过提供关于推荐者的不真实的信任数据进行服务兜售或者联合欺诈.在服务选取的第 1 轮,k 个推荐者随机选取,用户合并推荐信息选取服务后根据服务的表现对推荐者进行信任值更新.恶意推荐者会以一定的概率伪装自己,通过提供可靠信息来建立与其他普通主体的信任连接.图 8 为第 1 轮服务选取后,主体之间的推荐信任网络,其中,左半部分用深色圆圈标记的是普通主体,右半部分用浅色圆圈标记的是恶意主体.两主体群内部互相连接,关系紧密,跨主体群的连接较少,符合主体行为特征.从图 9 中可以看出,基于推荐者声誉的信息发现算法中,恶意推荐者的数量远远小于随机选取推荐者的数量,且随着交互次数的增加,恶意推荐者被选中的概率降低,体现了基于声誉的推荐者发现作为协同推荐机制的预处理过程可以过滤恶意实体,尤其是恶意实体群,减少其对服务评估可能的误导性.

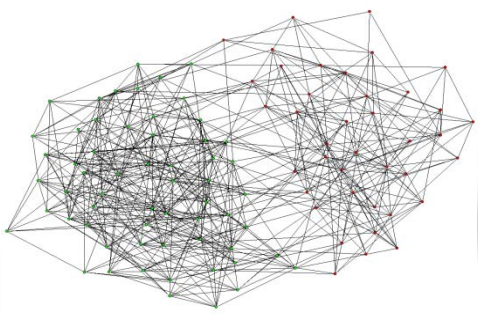

Fig.8 Trust relationships among users after first selection cycle

图 8 第 1 轮选取后用户间信任关系

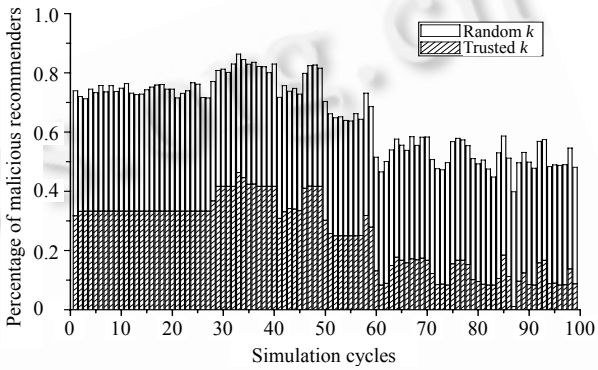

Fig.9 Percentage of selected malicious recommenders among k recommenders

图 9 k 个推荐者中恶意推荐者的百分比

4 相关工作比较

基于协同推荐机制通过收集软件服务历史用户的使用反馈来度量服务的可靠性,从诸多具有相似功能的软件资源中进行可信服务选取的研究,已有一些相关工作.协同推荐机制的输入是用户关于服务的交互评价,通过合并,输出服务的评估值,帮助用户选取具有高满意度的服务.一些全局的机制基于一个集中式的管理中心,文献[11]中假设关于服务运行结果的反馈由一个全局的注册中心存储,文献[12]假设有一个相对集中的论坛网站收集所有关于服务的评价.在面向服务计算的运行环境中,软件服务分布在网络中各个节点上,很难用一个全局的监控器去收集所有服务的表现,建立和构造一个绝对可信的第三方认证中心更需要大量时间和空间去进行管理和维护.目前还不存在这样一种设施.因此,常用的可行方法是利用信任网络的连接关系共享和传递关于服务的使用反馈.文献[14]从可信赖朋友处收集关于软件服务的使用记录,文献[13]以主体对推荐者的信任关系为信息权重,合并得到关于服务的性能评估值.由于每个用户对服务的表现有个性化的需求侧面,而不同的度量方式会得到不同的满意值,可能导致评估推荐信息时存在偏差.在本文中,我们讨论推荐者对服务表现度量的上下文相关因子,对信任网络进行分割,在子信任空间中进行推荐信息传递,保证了推荐信任传递的有效性.现有的一些方法也对用户兴趣相似度进行了讨论.文献[24]对兴趣相近的用户分配较高的信任值,在寻求推荐信息时从邻居推荐者出发,推荐信息可信度随着链长衰减.文献[27]利用本体模型描述了每个推荐者对于服务需求侧面的概念层次,并以此作为其推荐信息的参考权重.然而,大部分基于信任网络的分布式协同推荐机制都忽略了以下问题:网络的开放性、用户的多样性将导致,一方面,推荐者的经验信息可能由于主观的不合作或者网络原因而不可得到,另一方面,推荐者中可能存在一些潜在的恶意主体或者主体群互相协作进行欺诈.仅凭每个用户有限的个人经验很难区分每个推荐者的能力,因而被误导.我们通过考查每个推荐者在主体群中的声誉值作为其提供的推荐信息的权重,通过用户之间关于推荐信任的传递和迭代,得到关于其中主体推荐能力的共识,减

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

少恶意推荐者的误导作用.PageRank算法[15]是Google用来排序网页重要性的算法.它提出了通过对网页之间互相链接的推荐作用来度量优质网页的思想,可以用于信任网络中标识主体的推荐能力.本文中,我们通过在推荐信任网络中分割以服务评估发起者为中心的信任子网,计算以信任值为边的推荐关系图中各主体的声誉值,再遵循传统的协同推荐机制,向具有高声誉值的推荐者发出请求推荐的消息,不仅减少了由于广泛发送推荐请求引起的网络资源消耗,而且提高了服务评估的效率.

5 总结与展望

开放软件允许其中的实体自由地加入或离开,如服务的发布或撤销、用户的注册或注销,而同时分布式的运行环境中没有一个集中的认证与授权中心来保障推荐信息的可达性和来源的可靠性.传统的协同推荐方法以广泛收集用户关于软件服务的使用经验为基础,无法满足网构软件高度动态性对高效且准确地进行服务评估的需求,特别是系统在线演化时,对服务评估效率的要求尤为紧迫.针对这个问题,本文提出了一种基于声誉的推荐者发现方法,在传统协同推荐机制的信息收集步骤中增加一个预处理过程,首先引入一个相关因子量化不同上下文中的推荐信任关系,得到近似的信任可传递空间,然后应用信任子网分割算法得到评估发起者的可信推荐者群,最后通过主体群内的信任传递与迭代计算确定具有高声誉值的推荐信息源.该方法有助于减少信息收集步骤中因为广泛发送推荐查询和经验传递而造成网络拥塞的可能性.模拟实验初步验证了该方法有利于减少网络资源消耗,同时在一定程度上保证推荐信息的准确性,提高了协同推荐机制的工作效率.进一步的工作是讨论和改进推荐者声誉模型的效率,包括推荐信息的有效收集方式以及推荐信任的演化策略等.

References:

[1] Shaw M. Everyday dependability for everyday needs. In: Everyday dependability for everyday needs, Supplemental Proc. of the 13th Int'l Symp. on Software Reliability Engineering. IEEE Computer Society Press, 2002. 7−11.

[2] Yang FQ, Mei H, Lü J, Jin Z. Some discussion on the development of software technology. Acta Electronica Sinica, 2002,30(12A): 1901−1906 (in Chinese with English abstract).

[3] Lü J, Tao XP, Ma XX, Hu H, Xu F, Cao C. Reseach on agent-based Internetware. Science in China (Series E), 2005,35(12): 1233−1253 (in Chinese).

[4] Lü J, Ma XX, Tao XP, Xu F, Hu H. Research and progress on Internetware. Science in China (Series E), 2006,36(10):1037−1080 (in Chinese).

[5] Lü J, Ma XX, Tao XP, Cao C, Huang Y, Yu P. On environment-driven software model for Internetware. Science in China (Series E), 2008,38(6):864−900 (in Chinese).

[6] Belkin NJ, Croft WB. Information filtering and information retrieval: Two sides of the same coin? Communications of the ACM, 1992,35(12):29−38.

[7] Raz O, Shaw M. An approach to preserving sufficient correctness in open resource coalitions. In: Proc. of the10th Int'l Workshop on Software Specification and Design. IEEE Computer Society Press, 2000. 159−170.

[8] 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.

[9] Wang Y, Vassileva J. A review on trust and reputation for Web service selection. In: Proc. of the 27th Int'l Conf. on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW 2007). 2007. 25.

[10] Jøsang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision. Decision Support Systems, 2007, 43(2):618−644.

[11] Vu LH, Hauswirth M, Aberer K. QoS-Based service selection and ranking with trust and reputation management. In: Meersman R, Tari Z, eds. Proc. of the OTM 2005. LNCS 3760, 2005. 466−483.

[12] Ali AS, Ludwig SA, Rana OF. A cognitive trust-based approach for Web service discovery and selection. In: Proc. of the 3rd European Conf. on Web Services. 2005. 38−49.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn

[13] Day J, Deters R. Selecting the best Web service. In: Proc. of the 14th Annual IBM Centers for Advanced Studies Conf. 2004. 293−307.

[14] Billhardt H, Hermoso R, Ossowski S, Centeno R. Trust-Based service provider selection in open environments. In: Proc. of the 22nd Annual ACM Symp. on Applied Computing. New York: ACM Press, 2007. 1375−1380.

[15] Page L, Brin S, Motwani R, Winograd T. The PageRank citation ranking: Bringing order to the Web. Technical Report, Stanford Digital Library Technologies Project, 1998. http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/

[16] Wang Y, Vassileva J. Trust and reputation model in peer-to-peer networks. In: Proc. of the 3rd Int'l Conf. on Peer-to-Peer Computing. IEEE Computer Society Press, 2003. 150−157.

[17] Datta A, Hauswirth M, Aberer K. Beyond "Web of trust": Enabling P2P e-commerce. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on E-Commerce (CEC 2003). Newport Beach: IEEE Computer Society Press, 2003. 303−312.

[18] Papazoglou MP, Georgakopoulos D. Service-Oriented computing. Communications of the ACM, 2003,46(10):25−28.

[19] Arsanjani A, Hailpern B, Martin J, Tarr P. Web services: Promises and compromises. ACM Queue, 2003,1(1):48−58.

[20] Grandison T, Sloman M. A survey of trust in Internet applications. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2000,4(4):2−16.

[21] McKnight DH, Chervany NL. The meanings of trust. Technical Report, WP9604, Management Information Systems Research Center, University of Minnesota, 1996.

[22] Christianson B, Harbison WS. Why isn't trust transitive? In: Proc. of the Security Protocols Int'l Workshop. 1996. 171−176.

[23] Huang JW, Fox MS. An ontology of trust: Formal semantics and transitivity. In: Proc. of the 8th Int'l Conf. on Electronic. 2006. 259−270.

[24] Golbeck J. Generating predictive movie recommendations from trust in social networks. In: Proc. of the 4th Int'l Conf. on Trust Management. 2006. 93−104.

[25] Kamvar SD, Schlosser MT, Garcia-Molina H. The Eigentrust algorithm for reputation management in P2P networks. In: Proc. of the 12th Int'l World Wide Web Conf. New York: ACM Press, 2003. 640−651.

[26] PeerSim. http://peersim.sourceforge.net/

[27] Sensoy M, Yolum P. Ontology-Based service representation and selection. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2007, 19(8):1102−1115.

附中文参考文献:

[2] 杨芙清,梅宏,吕建,金芝.浅论软件技术发展.电子学报,2002,30(12A):1901−1906.

[3] 吕建,陶先平,马晓星,胡昊,徐锋,曹春.基于 Agent 的网构软件模型研究.中国科学(E 辑),2005,35(12):1233−1253.

[4] 吕建,马晓星,陶先平,徐锋,胡昊.网构软件的研究与进展.中国科学(E 辑),2006,36(10):1037−1080.

[5] 吕建,马晓星,陶先平,曹春,黄宇,余萍.面向网构软件的环境驱动模型与支撑技术研究.中国科学(E 辑),2008,38(6):864−900.

潘静(1983－),女,上海人,硕士生,主要研究领域为可信计算.

吕建(1960－),男,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为对象技术,分布式计算技术,移动Agent技术.

徐锋(1975－),男,博士,副教授,CCF会员,主要研究领域为系统安全,网络安全,可信计算.

© 中国科学院软件研究所 http://www.c-s-a.org.cn