

## 一种可信的基于协同过滤的服务选择模型

王海艳<sup>\*①②</sup> 张大印<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(东南大学计算机科学与工程学院 南京 211189)

<sup>②</sup>(南京邮电大学计算机学院 南京 210003)

**摘要:** 针对目前服务选择方法中基于 QoS 的服务选择方法较少考虑服务请求者自身的个性属性特征和基于协同过滤的服务选择方法未能考虑服务推荐者可信程度的问题, 该文将协同过滤技术与信任度量方法进行有机结合, 根据服务请求者的个性属性特征对服务选择过程的影响, 引入用户(服务请求者)相关性, 并计算推荐可信度, 利用层次分析法确定服务信誉值中各因子的权重, 提出了一种可信的基于协同过滤的服务选择模型。仿真实验表明该模型不仅提高了服务选择的效率, 还能有效避免服务推荐者的恶意攻击。

**关键词:** 服务质量; 协同过滤; 服务选择; 可信; 层次分析法

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2013)02-0349-06

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2012.00946

## A Trustworthy Service Selection Model Based on Collaborative Filtering

Wang Hai-yan<sup>①②</sup> Zhang Da-yin<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

<sup>②</sup>(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Current Quality of Service (QoS)-based service selection approaches pay little attention to personal properties and characteristics of service requesters. However, Collaborative Filtering (CF)-based service selection approaches fail to consider the trustworthiness of recommenders and can not resist malicious feedback from recommenders. This paper introduces user correlation to embody the impact of personal characteristics of service requesters on selection process, computes creditability of recommendation, and employs analytic hierarchy process to decide the weight of each factor in service reputation. With the integration of trust evaluation methods and CF techniques, a Trustworthy Services Selection Model based on Collaborative Filtering (TSSMCF) is presented. Simulation experiments demonstrate that TSSMCF model can not only improve the efficiency of service selection but also effectively avoid malicious attack from service recommenders.

**Key words:** QoS; Collaborative Filtering (CF); Service selection; Trustworthiness; Analytic Hierarchy Process (AHP)

### 1 引言

服务选择是实现服务共享、复用的重要环节。传统的服务选择方案基于服务质量(Quality of Service, QoS)进行选择, 即在满足功能属性的前提下, 选择 QoS 全局或局部最优的服务<sup>[1,2]</sup>。然而, 应用规模的扩大、服务提供者恶意欺骗、QoS 数据更新的滞后或外在环境等因素的变化, 导致 QoS 数据的真实可信性无法得到保障<sup>[3]</sup>。目前服务选择主要的工作是利用信任度量理论来修正 QoS 数据, 通过尽

量提高数据的可信性来实现服务选择。然而大多数这类方法<sup>[4,5]</sup>中服务提供者的 QoS 值往往是所有反馈的 QoS 数据的简单加权平均, 忽略了用户之间内在的相关性, 没有考虑用户的个性属性特征及服务的类别对选择效果的影响。协同过滤(Collaborative Filtering, CF)最先由 Goldberg 等人<sup>[6]</sup>在 1992 年提出, 推荐系统 Tapestry 主要是为了解决 Xerox 公司在 Palo Alto 的研究中心资讯过载的问题, 其基本思想可以提炼为在大量用户集中, 根据兴趣相同、拥有共同经验的用户的喜好来预测请求者可能感兴趣的服务<sup>[7]</sup>。因此, 随着候选服务规模的增大, 协同过滤技术越来越多地应用于 QoS 数据的可信预测中。目前基于协同过滤的服务选择方法<sup>[8,9]</sup>大多假定服务提供者和服务推荐者给出的 QoS 数据都是真实可信

2012-07-23 收到, 2012-10-12 改回

国家自然科学基金青年科学基金(61201163), 江苏省自然科学基金滚动资助(BK2011072)和江苏省博士后科研资助计划项目(1002005C)资助课题

\*通信作者: 王海艳 wanghy@seu.edu.cn

的, 没有考虑服务提供者可能由于个人利益而提供虚假信息或服务推荐者可能存在恶意欺骗行为, 从而导致 QoS 数据不可信, 而这些不可信的 QoS 数据将直接影响 Web 服务选择的效果。

针对以上服务选择方案存在的不足, 本文将协同过滤技术与信任度量方法有机结合, 提出了一种可信的基于协同过滤的服务选择模型(Trustworthy Services Selection Model based on Collaborative Filtering, TSSMCF), 具有以下两个主要的创新点:

(1) 引入用户相关性反映网络环境中两个用户(服务请求者)之间关系的紧密程度, 将用户的个性属性特征应用到服务提供者信誉值的预测中, 通过缩小服务推荐者的规模提高服务选择的精准性;

(2) 将用户相关性和推荐可信度有机结合, 采用层次分析法确定服务选择指标体系中相关因素的权重, 使预测的服务提供者的信誉值更可靠, 有效抵制恶意用户反馈。

## 2 可信的基于协同过滤的服务选择模型(TSSMCF)

### 2.1 相关概念

网络环境中的实体可分为 3 类: 服务请求者(Service Requester, SR), 有时也简称为用户, 提出服务请求的实体, 在分享服务使用经验时又称为服务推荐者; 服务注册中心(Service Registration Center, SRC), 包含服务提供者和服务请求者的描述信息; 服务提供者(Service Provider, SP), 提供分布在网络中的软件服务。

**定义 1** 用户评估值 本文没有设置一个专门负责收集、更新和广播服务信誉的中心节点。每一个服务请求者仅仅记录跟之交互过的服务提供者的评价, 这种评价叫做服务请求者/用户评估值, 在作为推荐信息时, 也叫做服务推荐者推荐值。服务请求者  $sr_i$  对服务提供者  $sp_j$  的评估值  $r(sr_i, sp_j)$  定义为

$$r(sr_i, sp_j) = \begin{cases} 1, & \text{完全满意} \\ 0, & \text{完全不满意} \\ e, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

其中 1 表示服务请求者  $sr_i$  对服务提供者  $sp_j$  提供的服务完全满意, 0 表示完全不满意, 其余情况下,  $e(0 < e < 1)$  值越大表示满意度越高。

**定义 2** 用户相关性 相关性概念是在系统论研究与发展过程中建立起来的, 已成为现代系统论的一个基本概念。在服务选择过程中, 用户自身的个性属性信息与用户对服务的评分情况存在必然的联系, 用户评估值都或多或少反映出用户的一些个

性特征。为此, 本文引入用户相关性来反映两个用户之间关系的紧密程度。考虑到相关性内涵对选择的影响, 用户相关性定义为评价相似度和领域相关度两个方面, 具体含义和计算方法如下。

**定义 3** 评价相似度 考虑到不同类别的服务对服务请求者的评估值影响并不等价, 借鉴文献[10]的思想, 本文将服务提供者  $sp_m$  的权重加入到皮尔逊相关性度量公式, 服务请求者  $sr_i$  和  $sr_j$  的评价相似度  $\text{sim}(sr_i, sr_j)$  计算公式为

$$\text{sim}(sr_i, sr_j) = \frac{\sum_{m \in I} |I| d_m^\gamma (r_{i,m} - \bar{r}_i)(r_{j,m} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{m \in I} (r_{i,m} - \bar{r}_i)^2 \sum_{m \in I} (r_{j,m} - \bar{r}_j)^2}} \quad (2)$$

其中  $r_{i,m}$  和  $r_{j,m}$  分别表示服务请求者  $sr_i, sr_j$  对服务提供者  $sp_m$  的用户评估值,  $I = I_{sr_i} \cap I_{sr_j}$ , 表示被两个服务请求者同时使用过的服务提供者的集合,  $\bar{r}_i$  和  $\bar{r}_j$  分别表示服务请求者  $sr_i, sr_j$  对  $I$  中所有服务提供者的用户评估值的平均值,  $d_m$  表示服务  $m$  根据其个性属性或类别所占的权重。参数  $\gamma$  决定了服务权重在计算相似度时的影响因子, 如果  $\gamma = 0$ , 表示服务的权重对服务请求者相似度没有影响。

**定义 4** 领域相关度 服务请求者  $sr_i$  和  $sr_j$  的属性信息表示为:  $\text{att}_i = \{\text{att}_{i1}, \text{att}_{i2}, \dots, \text{att}_{im}\}$  和  $\text{att}_j = \{\text{att}_{j1}, \text{att}_{j2}, \dots, \text{att}_{jm}\}$ , 其中  $\text{att}_i$  表示服务请求者  $sr_i$  的属性集合, 包括年龄、性别、职业等信息, 如果  $\text{att}_i \cap \text{att}_j \neq \emptyset$  且  $|\text{att}_i \cap \text{att}_j| \geq M$ , 表示服务请求者  $sr_i$  与  $sr_j$  有一些相同的属性且相同的属性数量大于某一个阈值  $M$ , 此时称服务请求者  $sr_i$  与服务请求者  $sr_j$  为领域相关, 领域相关度  $\text{dom}(sr_i, sr_j)$  定义为

$$\text{dom}(sr_i, sr_j) = N' / N \quad (3)$$

其中  $N$  为注册的服务请求者总数量,  $N'$  为相似度满足某一阈值  $M$  的服务请求者的数量。

**定义 5** 邻居用户 仅考虑邻居用户<sup>[11]</sup>的推荐信息, 可有效缩小计算规模, 提高服务选择效率。常用挑选邻居的算法有两种: 一种是邻居数量固定, 只取与用户最近的  $K$  个用户; 第 2 种是基于相似度门槛, 选取落在以当前点为中心, 距离为  $K$  的区域中的所有用户作为邻居用户, 这种方法计算得到的邻居个数不确定, 但相似度不会出现较大的偏差。由于本文主要考虑利用邻居用户的推荐信息参与服务选择, 侧重于提高推荐的精确性, 故采用第 2 种方法确定邻居用户,  $sr_i$  的邻居用户集计算公式为

$$\text{nb}(sr_i) = \{sr_j \mid \text{sim}(sr_i, sr_j) \geq \delta\} \quad (4)$$

其中  $\delta$  是选定的服务请求者  $sr_i$  与  $sr_j$  之间的相似度阈值。属于邻居用户集中的元素称为  $sr_i$  的邻居用户。

$\delta$  越大表示确定服务请求者邻居的条件越苛刻， $\delta$  越小则表示确定条件越宽松。

**定义 6** 推荐可信度 本模型对邻居用户作为

$$\text{cre}_{t+1}(\text{sr}_i, \text{sr}_j) = \text{cre}_t(\text{sr}_i, \text{sr}_j) \left( 1 \pm \left( 1 - \left| V_{\text{sr}_j} - M \right| \right) \frac{2 - \left( \sqrt{\sum_{k=1}^n (M - V_{\text{sr}_k})^2} + \sqrt{\sum_{k=1}^n (A - V_{\text{sr}_k})^2} \right) / \sigma}{\rho} \right) \frac{\sum_{k=1}^m U_{\text{sr}_k}}{\sum_{k=1}^n V_{\text{sr}_k}} \quad (5)$$

其中  $M$  表示最大中心评估值， $V_{\text{sr}_k}$  表示推荐用户  $\text{sr}_k$  对服务提供者  $\text{sp}$  的可信度评估值， $U_{\text{sr}_k}$  表示文献[4]中被认为是“有用的”推荐评估值。 $\sigma$  表示所有推荐用户信任度评估值的平均值， $\rho$  作为惩罚因子决定推荐可信度更新的快慢程度。 $A$  表示最近一段时间内服务提供者信誉值的平均值。

**定义 7** 用户推荐度 用户推荐度表示服务推荐者对服务请求者推荐值的大小。由于用户推荐度与评价相似度、领域相关度、推荐可信度和时间相关，故  $\text{sr}_j$  对  $\text{sr}_i$  在时刻  $t$  的用户推荐度为

$$\text{rec}(\text{sr}_i, \text{sr}_j, t) = (w_1 \text{sim}(\text{sr}_i, \text{sr}_j) + w_2 \text{dom}(\text{sr}_i, \text{sr}_j) + w_3 \text{cre}(\text{sr}_i, \text{sr}_j))(1 - e^{t-t_0}) \quad (6)$$

其中  $t$  表示服务推荐的时间， $t_0$  表示初始时刻，权重向量  $\mathbf{W}=[w_1, w_2, w_3]$  根据具体的网络环境可选取适当的决策方法计算得出。需要说明的是：这里的推荐度仅指邻居用户的推荐。

**定义 8** 服务信誉值 假定服务请求者与邻居用户之间能够分享服务信息，则从服务请求者  $\text{sr}_i$  的角度看，服务提供者  $\text{sp}_k$  的信誉值可以定义为

$$\text{rep}(\text{sr}_i, \text{sp}_k, t) = \frac{\sum_{j=1}^L \text{rec}(\text{sr}_i, \text{sr}_j, t) r(\text{sr}_i, \text{sp}_k)}{L} \quad (7)$$

其中  $L$  表示  $\text{sr}_i$  的邻居用户的数量， $\text{rec}(\text{sr}_i, \text{sr}_j, t)$  表示在时刻  $t$  服务推荐者  $\text{sr}_j$  对服务请求者  $\text{sr}_i$  的用户推荐度。

## 2.2 TSSMCF 体系结构

TSSMCF 模型在继承传统 Web 服务架构的基础上，增加了评价相似度、领域相关度和推荐可信度计算等功能。该模型包括服务注册中心、服务请求者、服务提供者、协同过滤模块、信任管理模块和推荐度权重算法引擎模块，结构如图 1 所示。

**2.2.1 协同过滤模块** 协同过滤模块负责计算用户之间的相关性。本模型将用户相关性分为评价相似度和领域相关度。其中，评价相似度根据不同的服务对服务选择影响程度的不同，引入服务权重因子，使得评价相似度更加精确；领域相关度将服务请求者中具有相同领域的推荐用户从普通用户中区别出来，避免了不同领域的用户对同一服务的评价差异所产生的影响。

推荐者的可信度量采用文献[4]中可信度的计算方法，服务请求者  $\text{sr}_i$  对推荐用户  $\text{sr}_j$  从时刻  $t$  到时刻  $t+1$  的推荐可信度  $\text{cre}(\text{sr}_i, \text{sr}_j)$  的更新公式为

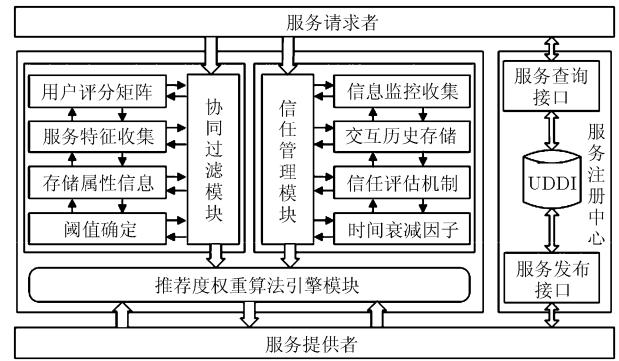


图 1 TSSMCF 模型

**2.2.2 信任管理模块** 信任管理模块负责计算推荐者的可信度。由式(5)可知，本模型根据推荐用户对服务提供者的可信度评估值来确定其推荐可信度。当推荐用户对服务提供者可信度评估值与大部分用户对服务提供者可信度评估值较为接近，并且在一段时间内可信度评估值变化保持在一定范围时，则认为此用户推荐可信度较高。通过这种方法得到的推荐可信度不仅能有效避免恶意团体反馈带来的不良影响，而且还考虑了推荐值不持续的推荐情况。此外，信任管理模块根据服务请求者与服务提供者交互的结果来对推荐者的可信度进行更新。

**2.2.3 推荐度权重算法引擎模块** 由于用户推荐度的确定是多层次、多因素的复杂问题，模型中推荐度权重算法引擎模块利用层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 的思想对用户推荐度进行条理化，构造一个层次分析的结构模型实现用户推荐度的确定。图 2 给出了计算用户推荐度的分层情况：确定用户推荐度是本模块的最终目标，定义为目标层；信誉值的确定可以从 3 个维度(评价相似度、领域相关度和推荐可信度)考虑，将影响他们的因子定义为准则层；基于协同过滤、基于信任度量修正 QoS 和将两种相结合的服务选择方法作为方案层。

根据准则层的因子，通过两两比较得到判断矩阵  $\mathbf{A}=(C_{ij})_{3 \times 3}$ ，其中， $C_1$  表示评价相似度， $C_2$  表示领域相关度， $C_3$  表示推荐可信度。权重计算方法为：首先，根据几何平均法对判断矩阵进行单一准则下

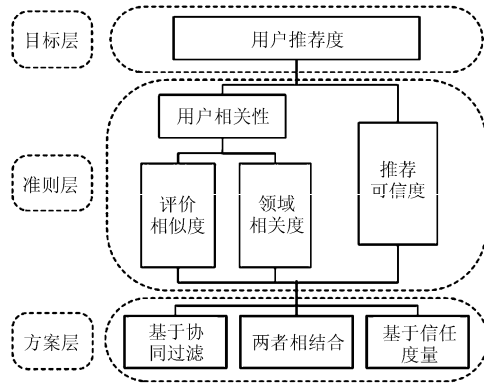


图 2 推荐度权重算法引擎模块

元素相对权重的计算；然后，对判断矩阵进行一致性检验；最后，求评价相似度、领域相关度和推荐可信度对于总目标的相对权重，写成向量形式即为  $W=[w_1, w_2, w_3]$ ，并对  $A$  进行一致性检验。

### 2.3 基于 TSSMCF 的服务选择流程

步骤 1 服务请求者  $sr$  向服务注册中心发出某一服务请求，服务注册中心返回声明拥有这种服务的提供者列表  $L\{sp_1, sp_2, \dots, sp_n\}$ 。

步骤 2 服务请求者利用式(2)计算出服务请求者与服务推荐者的评价相似度，再根据相应算法得到服务请求者邻居。

步骤 3 根据用户属性信息，利用式(3)计算服务请求者与邻居用户的领域相关度。

步骤 4 调用信任管理模块，利用式(5)计算邻居用户的推荐可信度。

步骤 5 根据具体的网络环境，应用层次分析法确定指标体系中相关因素的权重，最终计算出邻居用户的推荐度。

步骤 6 根据推荐用户对服务提供者的用户评估值和推荐用户的用户推荐度计算候选服务提供者列表  $L$  中每个服务提供者的信誉值(服务信誉值)，并进行排序。

步骤 7 服务请求者选择相应的服务提供者进行交互，并且根据交互的情况更新用户邻居的可信度。

## 3 仿真实验及其结果分析

为了深入地阐述在服务选择中结合用户相关性和推荐可信度的作用和意义，本文通过仿真实验验证所提出的 TSSMCF 的服务选择模型对服务提供者信誉值的影响，来证明方法的有效性。

### 3.1 实验环境

本实验硬件环境为 Intel(R)Core(TM) i3 CPU M350 @2.27 GHz 2.27 GHz, 4 GB 内存。

软件环境为 win7 ultimate, eclipse-SDK-3.5.2-win32, 仿真程序用 java 语言编写。

### 3.2 实验场景设置

本实验根据 Apache 的开源项目 Mahout 中机器学习领域中的协同过滤算法进行了改进，形成满足本文模型的 TSSMCF 系统，包括数据预处理模块、协同过滤模块、信任管理模块和权重分配模块。其中，测试数据来自 Grouplens 研究小组<sup>[12]</sup>，包含 6040 个 MovieLens 用户对 3952 部电影进行的 1000209 次评估。用户的属性包括 ID、性别、年龄、职业和邮编，本实验将用户属性作为注册信息，用来计算用户的领域相关度。用户属性如表 1 所示。

表 1 用户个性属性文件

ID	Gender	Age	Occupation	code
1	male	18	student	48067
2	female	56	self-employed	70072
3	female	25	scientist	55117
...	...	...	...	...

直观上，不同性别、年龄和职业的用户对电影的理解会有很大的差异，通常情况下，年龄小于 20 岁的人群倾向于科幻、儿童等题材的电影，年龄在 20 岁和 50 岁之间的律师、科学家、医生的人群倾向于纪实、经济等题材的电影，年龄在 20 到 50 岁之间的工人、个体私营的人群倾向于战争、冒险等题材的电影，年龄在 50 岁以上的人群倾向于戏剧、生活等题材的电影。本文模型根据用户的属性将其分为 4 类：

A 类：{age,occupation|age ≤ 25, occupation = student/college/grad student}

B 类：{age,occupation|25 < age < 50, occupation = lawyer/scientist/writer/doctor/artist}

C 类：{age,occupation|25 < age < 50, occupation = homemaker/self-employed}

D 类：{age,occupation|age ≥ 50, occupation = retired/academician/educator}

用户对电影的评估值分为 1~5 个等级，分别表示：非常差、差、一般、好、非常好。初始阶段每个服务请求者至少对 20 部电影做过评价。

### 3.3 平均绝对误差

实验采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)作为评价指标之一，MAE 表示预测信誉值与实际信誉值之间的绝对差值，计算公式为

$$MAE = \frac{\sum_i^N |rep_i - rep'_i|}{N} \quad (8)$$

其中  $\{rep'_1, rep'_2, \dots, rep'_N\}$  表示服务请求者对  $n$  个服务提供者真实的信誉评估值,  $\{rep_1, rep_2, \dots, rep_N\}$  表示通过模型计算得出的服务提供者的预测信誉值,  $N$  表示服务提供者的数量。MAE 越小, 表示预测值越精确, 算法效果越好。

### 3.4 实验与结果分析

通过将本文提出的 TSSMCF 模型分别与基于信任和基于协同过滤的服务选择方法进行比较, 基于信任的服务选择方法选取文献 [4] 提出的 RATEWeb 模型, 基于协同过滤的服务选择方法选取文献 [9] 提出的 Web 服务 QoS 预测 WSQPA 模型, 为验证本文模型是否能够达到预期功能, 分别以对用户规模的适应性、对恶意用户的抵抗能力和用户邻居阈值 3 方面作为性能检测指标。

**实验 1** 图 3 反映了随着服务请求者和服务提供者数量的增长, MAE 的变化情况。从图中可以看出, 基于 RATEWeb 模型由于采用了相似度计算方法, 随着用户数量的增加, 提供给服务请求者的推荐信息也同样增加, 服务提供者信誉值计算更加精确, 降低了 MAE, 然而到某一阈值时, 由于存在数据稀疏的问题, 邻居的相似性降低, 粘性下降, 预测值不再精确, MAE 又呈上升趋势; WSQPA 模型在计算服务提供者信誉值时, 用户和服务数量对服务提供者信誉值的预测影响不是很明显, MAE 波动比较平缓, 但是因为并没有考虑用户之间存在内在关系, 提供给服务请求者的服务虽然足够可信, 但不能满足服务请求者的个性属性特征, 故 MAE 比其他两种方法整体偏高; 本文模型在用户数量增加到某一阈值时, 由于采用推荐可信度, 避免了数据稀疏问题, 并且通过用户相关性将大量用户集过滤成少量邻居用户, 满足用户个性属性特征, 因此本文模型 MAE 值要优于前两个模型。

**实验 2** 图 4 反应了在选择邻居时, 阈值的不同对 MAE 结果造成的影响。当  $\delta=0.9$  时, 表示只有严格的极其相似的用户才能作为服务请求者的邻

居, 当用户和服务比较少时, 由于条件的苛刻, 推荐信息是不够准确的, 随着用户和服务的增多, 情况会有所好转, 但是仍会造成误差。当  $\delta=0.5$  时, 表示条件比较宽松, 与服务请求者不是很相似的也可成为其邻居, 虽然过滤掉了一部分不相似用户, 但是由于其邻居阈值设置的太过宽松, 造成模型趋向于基于信任的服务选择模型; 当  $\delta=0.7$  时, 此时能够较好的体现出本文模型的优势, 即筛选出了能够提供有价值的推荐信息的用户, 也可以过滤掉一部分价值不大的用户。

**实验 3** 图 5 反映了 3 种模型针对恶意用户比例的不同而导致的服务成功率的变化情况。RATEWeb 模型随着恶意节点的增多, 由于没有任何抵抗机制, 交互成功率下降很快。WSQPA 模型由于采用了服务请求者之间的信任度, 在恶意节点较少时, 成功率较高, 随着恶意节点的增多, 即使可以识别出恶意推荐, 但是因为可用的推荐越来越少, 成功率不可避免下降。本文模型考虑到用户相关性和推荐可信度两个方面, 随着恶意节点的增多成功率下降幅度较为缓慢。由于在现实生活中恶意节点的比例一般不可能达到 70%, 故总体而言, 此模型能够较好地抵御恶意节点的攻击。

## 4 结束语

本文从服务请求者的个性属性特征出发, 通过定义用户的评价相似度和领域相关度来刻画用户相关性, 结合可信度量理论给出推荐可信度的计算方法, 并使用层次分析法确定各相关因子的权重, 提出了一种可信的基于协同过滤的服务选择模型 TSSMCF, 仿真实验表明了该模型能有效提高服务选择的效率、抵制恶意反馈的攻击。

然而, 本文所使用的实验数据客观上仍属于仿真数据, 与实际服务请求者调用服务提供者的数据可能存在一定的差异, 在未来的工作中, 我们将:

(1) 采集大量真实的交互数据来验证方法的可行性;

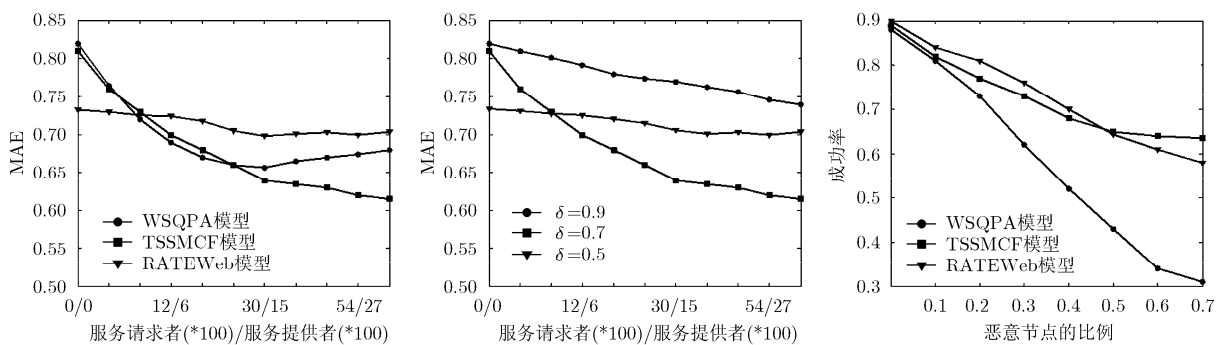


图 3 3 种模型随用户规模变化 MAE 的比较 图 4 计算用户邻居时不同阈值对 MAE 的影响 图 5 3 种模型对恶意用户的抵抗能力比较

(2)进一步深入研究能够表示用户相关性的用户属性特征；(3)将模型进行扩展，考虑与服务请求者有过交互的情况下，如何在计算服务信誉值时将服务请求者自身评估值与服务推荐者推荐值相结合的方法。

### 参 考 文 献

- [1] Li Meng, Zhao Jun-feng, and Wang Li-jie. CoWs: an internet-enriched and quality-aware web services search engine[C]. 2011 IEEE International Conference on Web Services, Washington, DC, 2011: 419-427.
- [2] 胡建强, 李涓子, 廖桂平. 一种基于多维服务质量的局部最优服务选择模型[J]. 计算机学报, 2010, 33(3): 526-534.  
Hu Jian-qiang, Li Juan-zi, and Liao Gui-ping. A multi-qos based local optimal model of service selection[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(3): 526-534.
- [3] Al-Masri E and Mahmoud Q H. Investigating web services on the world wide web[C]. WWW 2008, Beijing: ACM Press, 2008: 795-804.
- [4] Malik Z and Bouguettaya A. RATEWeb: reputation assessment for trust establishment among web services[J]. *The VLDB Journal*, 2009, 18(4): 885-911.
- [5] Tao Q, Chang H Y, Gu C Q, *et al.* A novel prediction approach for trustworthy QoS of web services[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3676-3681.
- [6] Goldberg D, Nichols D, Oki B M, *et al.* Using collaborative filtering to weave an information Tapestry[J]. *Communications of the ACM*, 1992, 35(12): 61-70.
- [7] Breese J S, Heckerman D, and Kadie C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering[C]. Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence 1998, San Francisco, CA, 1998: 43-52.
- [8] Soo Ling Lim and Anthony Finkelstein. StakeRare: using social networks and collaborative filtering for large-scale requirements elicitation[J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2012, 38(3): 707-735.
- [9] 邵凌霜, 周立, 赵俊峰, 等. 一种Web Service的服务质量预测方法[J]. 软件学报, 2009, 20(8): 2062-2073.  
Shao Ling-shuang, Zhou Li, Zhao Jun-feng, *et al.* Web service QoS prediction approach[J]. *Journal of Software*, 2009, 20(8): 2062-2073.
- [10] Jiang Ye-chun, Liu Jian-xun, Tang Ming-dong, *et al.* An effective web service recommendation method based on personalized collaborative filtering[C]. International Conference on Web Services, Washington, DC, ACM Press, 2011: 211-218.
- [11] Cremonesi P, Tripodi A, and Turrin R. Cross-domain recommender systems[C]. 2011 11th IEEE International Conference on Data Mining Workshops, Vancouver, BC, 2011: 496-503.
- [12] Resnick P, Iacovou N, Suchak M, *et al.* GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews[C]. Proceedings of the 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work (CSCW 1994), New York, ACM Press, 1994: 175-186.
- 王海艳: 女, 1974年生, 博士后, 教授, 硕士生导师, 从事可信计算、服务计算、网络与信息安全研究。
- 张大印: 男, 1988年生, 硕士生, 从事可信计算技术、服务计算技术方面的研究。