

文章编号: 1006-5911(2011)11-2526-06

# 面向服务环境的服务个性化推荐算法

许飒爽, 曹 健

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

**摘 要:** 为了在面向服务计算环境中提供个性化的服务, 提出了一种将基于贝叶斯网络的用户行为模型与基于向量空间模型的用户兴趣模型相结合进行推荐的算法。通过分析目前典型的个性化推荐算法的特点, 提出了基于贝叶斯网络的用户行为模型, 该模型能准确反映用户的执行动向。为了解决同种服务类型内多个服务的偏好问题, 提出了基于向量空间模型的用户兴趣模型。通过分析表明, 该个性化推荐算法有较好的推荐效果, 可以满足用户不断变化的各种需求。

**关键词:** 服务计算; 个性化; 推荐算法; 贝叶斯网络

**中图分类号:** TP311 **文献标志码:** A

## Personalized service recommendation algorithm in service-oriented environment

XU Sa-shuang, CAO Jian

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** To provide users with personalized services in service oriented environment, a recommendation algorithm integrating a user behavior model based on Bayesian network and a user interest model based on vector space model was proposed. According to the analysis of the characteristics of typical personalized recommendation algorithms, a user behavior model based on Bayesian network was proposed which accurately reflected users' execution trend. To solve the preference problem of services in same service type, a user interest model based on vector space model was proposed. Analysis results demonstrated that this personalized recommendation algorithm had satisfactory effect and could meet various users' requirements.

**Key words:** service-oriented computing; personalization; recommendation algorithm; bayesian network

## 0 引言

随着互联网的发展和应用的不断延伸, 互联网上的应用和资源呈现出跨组织性、技术多样性、异构性等特点, 而传统的僵硬、紧耦合的应用集成方式无法适应开放、多变的环境。服务计算(Service Oriented Computing, SOC)<sup>[1]</sup>作为一种新兴的技术, 给开放环境下的分布式应用集成问题带来了曙光。SOC 是一种新的软件架构体系, 其核心理念是在交互的软件成分之间构建松耦合的协同软件体系。

在 SOC 概念中, 虽然软件服务是一种软件, 但

是从商业角度看它与现实生活中的服务还是有一些相似之处。例如, 要想在市场上赢得竞争优势, 就必须提高客户的满意度, 而提高客户的满意度除了需要保证服务的高质量外, 能否提供个性化的服务也已经成为一个关键因素。

根据推荐方式的不同, 个性化推荐<sup>[2]</sup>可以分为基于规则的技术、基于内容过滤的技术和协作过滤技术等。基于内容过滤的技术和协作过滤技术主要根据用户当前的兴趣偏好进行推荐, 而未充分考虑到用户下一步的执行动向, 即用户的行为偏好。而在面向服务计算环境中, 用户为了完成某个任务, 一

收稿日期: 2010-10-19; 修订日期: 2010-12-24。Received 19 Oct. 2010; accepted 24 Dec. 2010.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873230, 61073021)。Foundation items: Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 60873230, 61073021).

般需要按一定的流程执行一系列的服务。显然,用户的兴趣偏好不能反映用户的执行动向。基于规则的技术,如传统的基于关联规则的 Apriori 算法<sup>[3]</sup>,虽然能在一定程度上反映用户的执行动向,但是算法计算复杂度较高,推荐效率较差。Apriori 算法将发现关联规则的过程分为两个步骤:①通过迭代,检索出事务数据库中的所有频繁项集,即支持度不低于用户设定的阈值的项集;②利用频繁项集构造出满足用户最小信任度的规则。因此,Apriori 算法有两个致命的性能瓶颈:①多次扫描事务数据库,需要很大的 I/O 负载;②可能产生巨大的候选集。中国科学院计算所韩燕波带领的研究小组在服务个性化方面的研究中提出了一种基于有向图的服务调用过程模型<sup>[4]</sup>,并以此模型为基础定义了服务之间的转移概率及其计算方法。但是该算法与 Apriori 算法类似,都存在计算复杂度较高的缺点。

为解决面向服务计算环境中服务的个性化推荐问题,本文提出一种基于贝叶斯网络的行为模型,结合传统的基于向量空间模型的用户兴趣模型,该服务推荐方法有较好的推荐效果,可以满足用户不断变化的各种需求。

# 1 基于贝叶斯网络的用户行为模型

## 1.1 概述

BREESE<sup>[5]</sup>与 HECKERMON<sup>[6]</sup>等首先将贝叶斯网络引入推荐系统中,并应用于电影推荐和网页推荐,但他们只是将贝叶斯网络用于用户兴趣模型表示,忽视了贝叶斯网络在用户行为模型方面的表示能力。另外,一个专注于朴素贝叶斯分类器的研究流派,如 PAZZANI<sup>[7]</sup>和 INHA 大学的一个研究小组<sup>[8-10]</sup>,基本上只将其视作用户分类和文档分类的一个辅助工具。

本文引入贝叶斯网络来表示用户的行为模型。用贝叶斯网络中的一个节点  $Y_i$  表示具有相同功能的一类服务,节点之间的有向弧  $a$  表示服务之间的概率依赖关系,节点  $Y_i$  上的条件概率分布函数  $\theta_i$  表示给定其父母状态时该服务对其父母服务的依赖程度。

**定义 1** 置信度指在服务  $X$  出现的前提下,服务  $Y$  出现的概率。

$$confidence(Y | X) = P(Y | X) = \frac{P(X \wedge Y)}{P(X)}.$$

(1)

**定义 2** 期望置信度指服务  $Y$  出现的概率。

$$expectedconfidence(Y | X) = P(Y).$$

(2)

**定义 3** 作用度指置信度与期望置信度差的绝对值占期望置信度的比值。

$$lift(Y | X) = \frac{|P(Y | X) - P(Y)|}{P(Y)}.$$

(3)

**定义 4** 最小作用度  $minlift$ 。当  $lift(Y | X) > minlift$  时,说明服务  $X$  的调用对服务  $Y$  影响较大,即服务  $Y$  依赖于服务  $X$ 。

在面向服务计算环境中,服务之间是有可能相互依赖的,即结构中可能会出现环,而贝叶斯网络是有向无环图,因此本文所提的贝叶斯网络实际上是 Heckerman 等提出的依赖网络<sup>[3]</sup>。

对于任何服务的调用状态,只要在依赖网络中找到候选服务的直接前驱服务,并根据条件概率分布找到与服务调用状态匹配的状态,就可得到候选服务的概率。假设有如图 1 所示的依赖网络,图中  $A$ (天气查询)、 $B$ (出租车预订)、 $C$ (交通路线查询)、 $D$ (火车票预订)、 $E$ (机票预订)和  $F$ (旅馆预订)都是取布尔值的随机变量,表示服务的调用与否。左边的网络结构表示该领域变量间条件独立的假定,右边表示附在节点  $B$  上的条件概率表。若某次服务调用状态为已调用  $A$ 、未调用  $F$ ,则根据该条件概率表,下一步调用  $B$  的概率为 0.3。

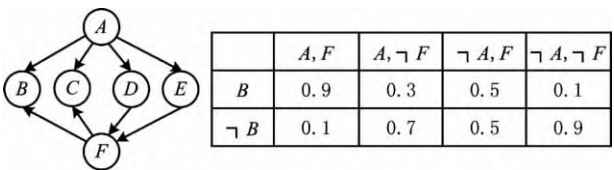


图1 依赖网络实例

## 1.2 贝叶斯网络结构的获取与更新

贝叶斯网络结构反映了服务之间是否存在依赖关系,而条件概率分布反映了依赖关系的大小。每个用户的贝叶斯网络结构都可以是相同的,用户的不同偏好完全可以用不同的条件概率分布表示。

(1)贝叶斯网络结构的初始化 当在系统使用初期,无法得到大量用户的使用记录时,可以根据先验知识建立初始的贝叶斯网络结构,在使用过程中逐步优化网络结构。

(2)贝叶斯网络结构的更新 虽然在实际应用中,由于用户的随意性,任何两个服务都可能被连续调用,但这并不表示这两个服务之间存在依赖关系,后者的调用可以独立于前者。可以根据大量用户的

使用记录,统计出当已调用服务中有服务  $X$  时,候选服务  $Y$  被调用的概率  $P(Y|X)$ ,和在任一状态下候选服务  $Y$  被调用的概率  $P(Y)$ ,从而根据式(3)计算出作用度  $lift(Y|X)$ 。当  $lift(Y|X) > minlift$  时,就可以认为服务  $Y$  的调用依赖于服务  $X$ 。随着贝叶斯网络的结构在系统使用过程中的不断更新,结构会趋于稳定,因此本文提出一种计算更新时间的算法:

$$t = \sum_{i=1}^j i. \quad (4)$$

式中  $j$  表示第  $j$  次更新,例如第 1 次更新的时间是 1 次应用结束后,第 2 次更新的时间是 3 次应用结束后,第 3 次更新的时间是 6 次应用结束后等。

此算法能够随着系统的使用不断加长更新间隔时间,有效减轻了系统的负担。

### 1.3 条件概率分布的获取与更新

根据层次的不同,条件概率分布可以分为全局的条件概率分布、某类用户的条件概率分布和某个用户的条件概率分布。

(1)条件概率分布的初始化 对于一个新用户,若可以根据用户的注册信息等得到该用户的类型,则可根据协同过滤算法,得出该用户的初始条件概率分布为同类用户的条件概率分布;若无法得到该用户的类型,则初始条件概率分布为全局的条件概率分布。

(2)条件概率分布的更新 候选服务的权值显然是由对它依赖的几个服务的调用情况决定,包括这几个服务是否被调用、调用的次数、调用的顺序和服务的输入输出参数等。考虑的因素越多,对候选服务权值的估计就越精确,但也意味着算法的复杂性越高。在实验过程中,发现服务是否被调用对候选服务的权重影响最大,而其他因素对候选服务的权重影响几乎可以忽略不计,因此在本算法中,只考虑服务是否被调用对候选权值的影响。进而,条件概率分布状态可以表示为对候选服务有依赖关系的几个服务是否被调用的排列组合,在条件概率分布状态下的候选服务权值可统计获得。条件概率分布与贝叶斯网络结构类似,会随着系统的不断使用趋于稳定,因此条件概率分布的更新时间也可用式(4)计算。

## 2 基于向量空间模型的用户兴趣模型

基于贝叶斯网络的行为模型解决了已知服务调

用记录时用户下一步的执行动向问题,但是当同种服务类型含有多个服务时,不能解决同种服务类型内多个服务的偏好问题。例如,同样是搜索引擎,有 Google、百度、Bing 等,某些用户偏好使用 Google,某些用户偏好使用百度,而基于贝叶斯网络的行为模型只能根据服务调用记录判断用户下一步最可能使用的服务类型是搜索引擎,却无法判断出用户偏好使用哪种搜索引擎。因此,在此引入传统的基于向量空间模型的用户兴趣模型,以解决同种服务类型内服务的偏好问题。

用户兴趣模型用来表示用户对特定主题信息相对稳定的兴趣需求,它能够反映出某用户在相当长的一段时期内对信息需求的主要倾向,随着对用户反馈信息的收集和对用户行为的跟踪,信息过滤系统将利用机器学习方法及时调整当前的用户需求模型,使其更好地反映用户兴趣,从而符合用户的真正需求<sup>[11]</sup>。

用户兴趣建模将已调用服务的名字作为兴趣点,每个兴趣点具有一个权值,用来刻画用户对此兴趣点的兴趣大小,根据该兴趣点出现的次数和距离当前执行步的远近计算权值的大小。

对于一个正在构造的应用,至当前执行步结束止,所有被调用过的服务的名称构成了一个集合,记为  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ ,则用户的兴趣点可以表示为一个二元组  $(InterestVar, weight)$ ,其中  $InterestVar \in S$ ,  $weight$  是该兴趣变量的权值。

通过对用户使用过程的大量观察与分析,可以发现在用户的一次应用构造中,产生的兴趣点与用户的执行动向之间有如下关系:①某个兴趣点出现的次数越多,用户对该兴趣点所代表的信息或功能越感兴趣;②越接近当前执行步的兴趣点,越能反映用户最近的执行动向。据此,本文提出了计算用户兴趣点权值的方法

$$W' = \alpha W + \beta. \quad (5)$$

式中:  $\alpha$  代表更新前的用户兴趣模型的重要程度,其取值范围是  $0 \sim 1$ ;  $\beta$  表示用户使用服务对该服务产生的权值影响。

## 3 应用实例与分析

### 3.1 应用举例

以 2010 年上海世博会为例,为了在世博会期间更好地为用户提供数字化的信息服务,笔者收集了展馆、气象、食宿和交通等各类信息服务(如表 1),

建立了一个服务个性化系统,通过该系统,用户可以快速找到符合自己需求的服务资源。

表 1 服务个性化系统中包含的服务

服务名称	输入	输出
天气查询	日期和城市	天气
交通路线查询	出发地和目的地	交通路线
机票查询	日期、出发地和目的地	航班信息
机票预订 1	日期、航班、出发地和目的地	订单号
机票预订 2	日期、航班、出发地和目的地	订单号
火车票查询	日期、出发地和目的地	列车信息
火车票预订	日期、车次、出发地和目的地	订单号
出租车预订	时间和位置	订单号
旅馆查询 1	旅馆名称或位置	旅馆信息
旅馆查询 2	旅馆名称或位置	旅馆信息
旅馆预订	日期、旅馆名称、房间类型	订单号
展馆查询	展馆名称或位置	展馆介绍
餐馆查询	餐馆名称或口味或位置	餐馆介绍
门票预订	门票类型、数量	订单号

假设有一美国游客 Smith 准备参观世博会展馆,他登陆笔者提供的服务个性化系统,希望查询一些信息,并据此规划行程。首先,系统根据 Smith 的注册信息和 IP 地址推断出用户的类型,并将 Smith 的初始用户模型设置为同类型用户的用户模型,系统默认每次推荐的服务个数为 5。Smith 的使用过程及推荐服务的情况如下:

Smith 首先调用天气查询服务,系统在对比 Smith 所在的城市和天气查询的城市后,优先推荐机票查询和机票预订服务,并在服务的输入框“出发城市”和“目的城市”处分别推荐了 Smith 所在的城市和天气查询的城市;在 Smith 调用机票预订服务后,系统优先推荐旅馆查询 1 和旅馆预订服务,并将旅馆所在的城市默认设为所订航班的终点;在 Smith 调用旅馆预订服务后,系统推荐展馆查询服务,Smith 调用该服务查看了各个场馆的介绍和所在位置;最后系统推荐餐馆查询服务,Smith 调用该服务查看了场馆周围的餐馆分布。通过该服务个性化系统,Smith 完成了整个行程的规划。如果用户经常使用该系统,则系统还会自动获取一些用户潜在的使用习惯,例如某些用户偏向于坐出租车到达世博会园区,而另一些用户偏向于查询交通路线后坐地铁到达世博会园区。

3.2 评测指标

在传统的服务发现或信息检索方面的工作中,由于有明确的用户需求,一般采用查准率、查全率和查询时间来定量地衡量一个方法或算法的好坏<sup>[4]</sup>。服务推荐方面优劣的度量与此不同。由于推荐工作是在用户没有提出请求的情况下,主动为用户推荐他将会可能使用的服务,推荐结果的好坏取决于用户的观点,而这完全是一个主观的因素。因此,如何量化地表达这个主观因素就是在完成评价工作时必须解决的问题。

针对上述问题,本文采用用户满意度和命中优先率作为度量指标来衡量服务推荐的效果。推荐集合中的某个服务如果在下一个执行步被调用,则称该服务命中。用户满意度指用户对推荐结果的满意程度,用符号  $Stf_{app}$  表示,

$$Stf_{app} = \frac{n}{N}。 \tag{6}$$

式中: $N$  表示一个应用中的执行步数, $n$  表示命中服务数。

命中优先率指命中的服务在推荐集合中的排序情况,用符号  $Eft_{step}$  表示,

$$Eft_{step} = \frac{m - f(s_i)}{m}。 \tag{7}$$

式中: $m$  表示推荐集合中服务的个数, $s_i$  是在推荐集合中出现,并被下一个执行步调用的服务; $f(s_i)$  表示  $s_i$  在推荐服务集合中的排名,排名最高的记为 0,并按名次顺序递增,排名相邻两个服务的递增幅度为 1,若下一个执行步调用的服务在推荐集合中未出现,则  $f(s_i) = m$ 。显然,服务  $s_i$  在推荐集合中的排名越靠前, $Eft_{app}$  的值越大,推荐效果越好。以此为基础,给出一个应用中推荐的命中优先率,用符号  $Eft_{app}$  表示,

$$Eft_{app} = \frac{\sum_{i=1}^N Eft_{step}}{N}。 \tag{8}$$

式中: $N$  表示该应用中的执行步数; $Eft_{app}$  是对应用中所有执行步推荐的效果平均值。

3.3 评测结果

在传统的推荐系统中,研究人员根据各自的应用环境及目的,从不同的角度定义了不同的评价指标对推荐效果进行评价。例如,BREESE<sup>[5]</sup> 等从应用类型的角度定义了相关评价指标,对反转频率算法、向量相似算法和贝叶斯网络等算法进行了比较;

HERLOCKER<sup>[12]</sup>等定义了覆盖度与准确率两方面指标对推荐算法进行评价;AGGARWAL<sup>[13]</sup>等提出一种基于图的评价模型对预测性进行评价;徐宝文<sup>[14]</sup>等采用的评价指标是用户满意度和命中优先率,与本文类似。但是由于评价的出发点不同,采用的评价指标的定义方式及含义不同,这些方法与本文的测试结果不具备直接的可比性。

文献[4]采用的算法与本文的应用环境、评价指标都类似,因此本文结合目前的系统实现,任意构造了 10 个应用,对每一个应用计算用户满意度和命中优先率。以推荐 5 个服务的情况为例,分别用本文的算法(算法 a)和文献[4]采用的算法(算法 b)进行测试,结果如表 2 所示。

表 2 多个应用中服务推荐的评测结果

序号	执行目的	执行 服务数	命中服务数		用户满意度/%		命中优先率/%	
			算法 a	算法 b	算法 a	算法 b	算法 a	算法 b
1	去商场购物	7	3	3	42.8	42.8	28.6	25.7
2	安排旅游计划	10	5	4	50.0	40.0	36.0	32.0
3	品尝重庆小吃	5	2	3	40.0	60.0	28.0	44.0
4	参观世博会	9	6	5	66.7	55.6	51.1	37.8
5	去医院看病	3	1	2	33.3	66.7	26.7	40.0
6	出国参加会议	8	5	4	62.5	50.0	45.0	32.5
7	购买火车票	3	2	2	66.7	66.7	40.0	53.3
8	去 KTV 唱歌	3	2	2	66.7	66.7	33.3	33.3
9	出国旅游	9	7	5	77.8	55.6	48.9	37.8
10	参加面试	4	3	2	75.0	50.0	55.0	35.0
合计		61	36	33				
平均值					58.2	55.4	39.3	37.1

由表中数据可知,在构造 10 个应用过程中共执行了 61 次服务,本文所用算法有 36 次可以从系统推荐的服务中选择,比例达到 59%,平均满意度达 58.2%,平均优先率达 39.3%,都略高于算法 b。

为了测试算法的时间复杂度,定义系统的响应时间为从用户提交调用服务的请求到系统显示推荐结果的时间。系统在经过较长时间的运行后,从大量用户的使用记录中统计得到采用算法 a 的平均满意度为 54.9%,平均优先率为 36.2%,平均响应时间为 0.54 s;算法 b 的平均满意度为 52.5%,平均优先率为 33.9%,平均响应时间为 0.89 s;算法 a 的推荐效果只是略好于算法 b,但算法 a 的效率相对算法 b 有较大幅度的提高,因此本文所用算法能够基本满足用户需求。之所以平均满意度和平均优先率略低于构造 10 个应用时的评测结果,是因为用户使用的随意性,例如当用户穿插完成多个应用或者用户在尚未完成一个应用时启动另一个应用时,系统难以得出较好的推荐效果,这也是下一步需要解决的问题。

## 4 结束语

本文分析了目前典型个性化推荐算法的特点,提出了一种基于贝叶斯网络的行为模型,并结合传统的基于向量空间模型的用户兴趣模型,以解决面向服务计算环境中服务的个性化推荐问题。试验结果表明,该服务推荐算法有较好的推荐效果,可以满足用户不断变化的各种需求。

## 参考文献:

- [1] LIANG-JIE Z, HAIFEI L, LAM H. Services computing: grid applications for today[J]. IT Professional, 2004, 6(4): 5-7.
- [2] TIAN Xiaozhen, SHANG Dongjuan. Study on the personalized service of Web[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology, 2008, 22(7): 76-79 (in Chinese). [田晓珍, 尚冬娟. Web 的个性化服务[J]. 重庆工学院学报, 2008, 22(7): 76-79.]
- [3] HAN Jiawei, PEI Jian, YIN Yiwen, et al. Mining frequent patterns without candidate generation: a frequent-pattern tree approach[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2004, 8(1): 53-87.

- [4] ZHANG Cheng. Personalized service recommendation for assembling service-oriented applications[D]. Beijing:Chinese Academy of Sciences, 2006(in Chinese). [张程. 面向服务环境中服务的个性化推荐[D]. 北京:中国科学院, 2006.]
- [5] BREESE J S, HECKERMAN D, KADIE C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering[R]. San Francisco, Cal., :Morgan Kaufmann, 1998.
- [6] HECKERMAN D, CHICKERING D M, MEEK C, et al. Dependency networks for inference, collaborative filtering and data visualization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(1):49-75.
- [7] PAZZANI M, BILLSUS D. Learning and revising user profiles: the identification of interesting Web sites[J]. Machine Learning, 1997, 27(3):313.
- [8] JUNG K Y, LEE J H. Prediction of user preference in recommendation system using associative user clustering and bayesian estimated value[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2557:284-296.
- [9] KO S J, LEE J H. Discovery of user preference through genetic algorithm and Bayesian categorization for recommendation [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2465: 471-484.
- [10] KO S J, LEE J H. User preference mining through collaborative filtering and content based filtering in recommender system[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2455: 307-314.
- [11] KIM H R, CHAN P K. Learning implicit user interest hierarchy for context in personalization[J]. Applied Intelligence, 2007, 28(2):153-166.
- [12] HERLOKER J L, KONSTAN J A, BORCHERS A, et al. An algorithmic framework for performing collaborative filtering [C]//Proceedings of the 22nd Annual International ACM-SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, N. Y., USA: ACM, 1999: 230-237.
- [13] AGGARWAL C C, WOLF J L, YU P S, et al. Horting hatches an egg: a new graph-theoretic approach to collaborative filtering[C]//Proceedings of the 5th ACM-SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, N. Y., USA: ACM, 1999:201-212.
- [14] XU Baowen, ZHANG Weifeng. Applying data mining to Web pre-fetching[J]. Chinese Journal of Computers, 2001, 24(4):430-436(in Chinese). [徐宝文, 张卫丰. 数据挖掘技术在 Web 预取中的应用研究[J]. 计算机学报, 2001, 24(4): 430-436.]

## 作者简介:

许飒爽(1987—),男,浙江东阳人,硕士研究生,研究方向:服务计算、 workflow 技术等, E-mail: xusashuang@gmail.com;

曹健(1972—),男,江苏宜兴人,教授,博士,博士生导师,研究方向:服务计算、网格计算、协同信息系统等。