

# 基于贝叶斯网络的多 Agent 服务推荐机制研究

杜 静 叶 剑 史红周 何 哲 朱珍民

(中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

**摘 要** 普适计算环境中的服务推荐需要满足系统异构性和移动性的要求。提出了一种基于贝叶斯网络的多 Agent 服务推荐机制并进行实现,将贝叶斯网络和聚类方法应用于服务推荐中,并设计了推荐模型自学习机制,充分考虑了上下文对服务推荐的影响及改进。实现系统由完成历史上下文汇集、知识训练、决策推荐和自学习功能的多个 Agent 构成,通过 Agent 之间的通信内容设计,在 Agent 之间建立流程控制和数据共享通道。

**关键词** 普适计算,服务推荐,多 Agent,贝叶斯网络

**中图法分类号** TP39 **文献标识码** A

## Research on Multi-Agent Service Recommendation Mechanism Based on Bayesian Network

DU Jing YE Jian SHI Hong-zhou HE Zhe ZHU Zhen-min

(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract** In ubiquitous computing environment, services recommendation needs to satisfy the system's mobility and heterogeneity. A multi-Agent service recommendation mechanism was put forward, bayesian network and clustering method and update mechanism were used. It is fully taken into account that contexts affect the result of recommendation. The system consists of Agents which accomplish the functions such as history context collecting, knowledge training, policy-making recommendation and self-learning. Furthermore, by designing the information of communication, flow control and data shared-path among Agents were constructed.

**Keywords** Ubiquitous computing, Service recommendation, Multi-Agent, Bayesian network

## 1 引言

目前,个性化服务技术在很多领域中得到了广泛应用,如网页、新闻、报纸、音乐、电影、电子商务等。随着普适计算环境的发展,实现其“透明”交互特征的途径——上下文感知技术为个性化服务在普适计算环境中的发展带来了新的挑战和契机,并且已有研究证明上下文是创建个性化用户偏好模型的一个重要影响因素<sup>[1]</sup>。

传统的个性化推荐技术可以分为基于内容过滤的技术和协作过滤技术<sup>[2]</sup>。基于内容过滤的技术通过比较资源与用户描述文件来进行推荐;协作过滤技术为当前用户寻找  $k$  个最相似的邻居来预测当前用户的兴趣<sup>[2]</sup>。但是,在很多领域中,像传统的推荐算法这样考虑用户与项目以及用户与用户之间的相似度来进行推荐是不能满足用户需求的,用户场景下的上下文信息更应该融入到推荐过程中。比如一个用户可能在早上喜欢浏览财经新闻而在晚上喜欢浏览股市新闻,到了周末,他可能更希望得到影片或是购物的信息,因此在推荐过程中我们不能忽略时间、地点等上下文信息对推荐结果的影响。

目前,已经有许多研究者致力于把上下文信息融入到推

荐系统中。他们采用的方法分为对传统推荐算法的改进和对新推荐算法的探索。Annie Chen 把用户上下文信息融入到协作过滤算法中<sup>[3]</sup>,通过把推荐过程中涉及的 3 个因素——用户、内容、评分增加到 4 个因素——用户、内容、用户上下文、评分的方式融入上下文信息。虽然 Annie Chen 在项目分类时考虑了上下文信息,但是却使得协作过滤算法固有的缺点——稀疏性更加严重。更多研究者在探索一种新的能融入上下文的推荐算法,比如支持向量机,它是人工智能领域中一种很好的分类工具。研究者通过把上下文作为支持向量机对推荐内容分类的一个依据的方式融入上下文<sup>[4]</sup>。根据上下文不确定性的特点,研究者首先采用模糊逻辑把上下文信息模糊化,然后使用规则对模糊化的上下文进行推理,最后对推理得到的信息解模糊后再判断是否进行推荐,这也是一种新的融入上下文的推荐算法<sup>[5]</sup>。

贝叶斯网络是近年来广泛用于上下文推理的一种技术,非常适合处理信息的概率分布<sup>[6]</sup>,很多研究者已把贝叶斯网络应用到不同领域中的基于上下文的服务推荐系统中。如 Moon-Hee Park 提出的基于位置信息的餐馆服务推荐系统就是其一<sup>[7]</sup>,它使用贝叶斯网络处理上下文信息和用户满意度

到稿日期:2009-05-06 返修日期:2009-07-16 本文受国家 863 计划重点项目(2009AA010000),专题课题(2006AA01Z112)及国家科技基础条件平台(2005DKA33400-3)资助。

杜 静(1983-),女,硕士生,研究方向为普适计算、服务推荐,E-mail:dujing@ict.ac.cn;叶 剑(1974-),男,硕士,高级工程师,研究方向为普适计算、智能感知与推理技术;史红周(1971-),男,博士,高级工程师,研究方向为服务计算、嵌入式系统;何 哲(1976-),男,硕士,工程师,研究方向为嵌入式开发技术;朱珍民(1962-),男,博士,高级工程师,研究方向为普适计算、嵌入式系统。

之间的因果关系。Han-Saem Park 结合贝叶斯网络和模糊逻辑为用户推荐音乐<sup>[8]</sup>。但是用户偏好不仅仅因时间、地点等上下文信息的不同发生改变,也会随着时间迁移自动发生变化。上述推荐系统在构建好用户模型后并没有再考虑用户偏好是否会发生改变。

本文提出了一种基于贝叶斯网络的多 Agent 服务推荐机制,在普适计算环境中为用户推荐满足任务需求的应用服务资源。该机制把上下文融入到制约服务推荐的因素中,使用贝叶斯网络进行由感知器感知到的低层上下文到体现用户偏好的高层上下文之间的推理,在推荐过程中应用了一种以概率值为依据的分组推荐策略。为了捕捉随时间和环境的不同而发生变化的用户偏好,该机制设计了一种贝叶斯网络自学习算法,实时对推荐模型进行更新,使模型蕴含的用户偏好逐渐逼近用户真实偏好。本文通过构建系统来实现基于贝叶斯网络的多 Agent 服务推荐机制。

## 2 系统设计

为了实现多 Agent 服务推荐机制,结合普适计算环境中的实际系统,本文给出以下定义:

**定义 1** 环境中包含  $m$  个服务资源。 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ 。

**定义 2**  $m$  个服务资源属于  $k$  种类型。 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ 。

**定义 3** 抽取  $n$  个影响推荐的上下文。 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ,其中上下文  $C_i$  有  $l$  个取值, $C_i = \{C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{il}\}$ 。

本文设计的服务推荐系统架构如图 1 所示。推荐系统的运行单元为终端、服务节点和主服务节点。主服务节点除了服务节点具有的提供服务资源的功能外,还具有推荐功能。

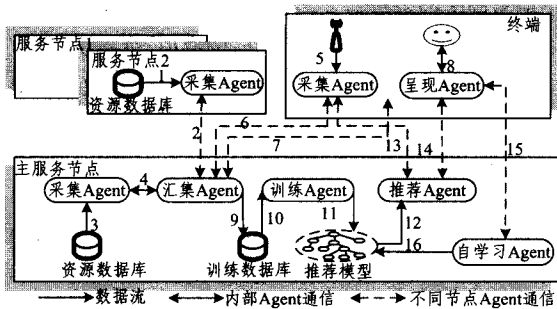


图 1 基于贝叶斯网络的多 Agent 服务推荐系统结构

根据推荐系统通信和协作的特点,本文以多 Agent 技术为基础创建服务推荐系统。Agent 是一类在特定的环境下,通过感知环境变化而自主运行,完成使用者特定目标的计算实体或程序<sup>[9]</sup>。多 Agent 系统是由多个 Agent 组成的一个松散耦合的联盟,它通过 Agent 之间的通信、协调或协作完成任务,是一种典型的分布式系统。从 Agent 的特征和多 Agent 系统的思想不难看出,多 Agent 技术非常适用于服务推荐系统。

本文从以下 4 个方面介绍系统设计。

### 2.1 历史上下文汇集

历史上下文汇集是在推荐模型生成之前进行的。系统把普适计算环境中的  $k$  种资源类型包含的  $m$  个服务资源全部呈现给用户。用户手动选择完成特定任务的服务资源。系统自动汇集的上下文信息和服务信息称为训练数据。

如图 1 所示,历史上下文汇集阶段由 3 种运行单元即采集 Agent、汇集 Agent 和呈现 Agent 构成。部署在终端上的采集 Agent 和普适计算环境中的感知器交互,获取用户的上下文信息,如时间、场景、任务等;部署在服务节点上的采集 Agent 负责获取服务信息。

汇集 Agent 作为收集各种数据的运行单元,组织终端和服务节点上的采集 Agent 上传的信息,并传给终端的呈现 Agent,最后接收其传回的用户选择情况并保存到训练数据库中。数据以表形式进行存储,表中的每条数据对应的数据项是  $\langle C_{11}, C_{21}, \dots, C_{n2}, S_1, S_2, \dots, S_m \rangle$ 。

呈现 Agent 接收汇集 Agent 的上下文和服务信息呈现给用户,并把用户的选择信息传回汇集 Agent。

如图 1 所示,历史上下文汇集阶段的通信有:

Step1 服务节点上的采集 Agent 获取服务信息。

Step2 服务节点上的采集 Agent 把服务信息传给汇集 Agent。

Step3 主服务节点上的采集 Agent 获取服务信息。

Step4 主服务节点上的采集 Agent 把服务信息传给本节点的汇集 Agent。

Step5 终端的采集 Agent 获取上下文信息。

Step6 终端的采集 Agent 把上下文信息传给汇集 Agent。

Step7 汇集 Agent 和呈现 Agent 通信,互传上下文信息和服务信息。

Step8 终端的呈现 Agent 和用户交互。

Step9 汇集 Agent 把历史数据保存在数据库中。

### 2.2 知识训练

在历史上下文汇集阶段,汇集 Agent 收集的训练数据中包括表示偏好的上下文信息和服务信息。本阶段的功能主要由训练 Agent 完成,它分析训练数据库,创建符合用户偏好的服务推荐模型。推荐模型以公共数据结构的形式存储,有利于推荐 Agent 的访问。

如图 1 中所示,知识训练阶段涉及的通信是:

Step10 训练 Agent 提取训练数据库中的上下文和服务数据。

Step11 训练 Agent 生成推荐模型。

### 2.3 决策推荐

经过上面两个阶段,系统创建了蕴含用户偏好的推荐模型。用户手持终端再次进入普适计算环境中,系统自动为其列出服务资源。决策推荐阶段涉及推荐 Agent、终端的采集 Agent 和呈现 Agent。终端的采集 Agent 把用户的当前上下文信息传送给推荐 Agent;推荐 Agent 根据上下文信息推荐出满足用户任务需求的服务资源。

Agent 之间的通信反映在图 1 中,有:

Step12 推荐 Agent 调入推荐模型。

Step13 终端的采集 Agent 把用户当前上下文传递给推荐 Agent。

Step14 推荐 Agent 把推荐的服务信息传送给呈现 Agent。

### 2.4 自学习

如果用户不满意决策阶段推荐的服务,可进行修改。呈现 Agent 把修改信息传给自学习 Agent,自学习 Agent 运行



<pre>&lt;CONTENT&gt; &lt;server ip="p1"port="5901"/&gt; &lt;Type&gt;active data&lt;/Type&gt; &lt;numOfApplication&gt;10&lt;/numOfApplication&gt; &lt;Application Key="文本"Value="word"/&gt; &lt;Application Key="表格"Value="excel"/&gt; ..... &lt;/CONTENT&gt;</pre>	<pre>&lt;CONTENT&gt; &lt;server ip="p4"port="5901"/&gt; &lt;Type&gt;active data&lt;/Type&gt; &lt;numOfContext&gt;3&lt;/numOfContext&gt; &lt;Context Key="User"Value="User1"/&gt; &lt;Context Key="Time"Value="Am 9"/&gt; &lt;ContextKey="Location"Value="Office"/&gt; &lt;Context Key="Task"Value="Talk"/&gt; &lt;/CONTENT&gt;</pre>
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

图3 基于XML的通信内容

#### 4 系统实现

我们通过部署资源服务器  $p1$  和  $p2$ (linux)、运行服务器  $p3$ (linux)和移动终端  $p4$ ,实现了第3节中的若干功能。Agent之间采用基于XML的ACL通信。 $p1$ 和 $p2$ 同时提供应用服务并汇总到运行服务器 $p3$ ; $p4$ 感知用户位置、场景、任务等上下文信息; $p3$ 运行推荐Agent。

运行推荐模型在 $p4$ 上为用户呈现的推荐界面如图4所示。用户如果满意推荐结果,则直接进入实际应用服务系统。实际应用服务是以虚拟桌面形式发送给用户的<sup>[15]</sup>。

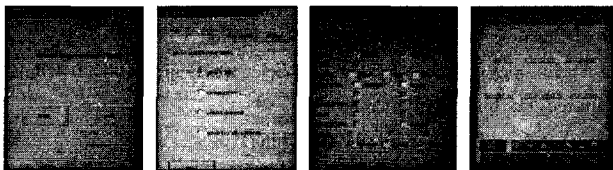


图4 终端推荐结果界面

在一段时间内,我们让4个用户在两种场景并携带4种任务的情况下使用了推荐系统,随机抽取了user1连续的500条数据,对推荐模型中一个应用服务节点的概率值进行了统计。如图5所示,随着更新次数的增加,服务节点的概率值与它的准确概率值越来越接近。

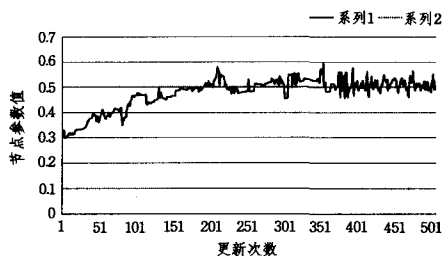


图5 参数变化图

我们把系统推荐给用户的应用服务组合和用户修改后的应用服务组合用向量表示。

推荐服务组合:  $S_r = (S_1 = x_1, S_2 = x_2, S_3 = x_3, \dots, S_n = x_n)$

修改服务组合:  $S_a = (S_1 = y_1, S_2 = y_2, S_3 = y_3, \dots, S_n = y_n)$

$x_i$ 和 $y_i$ 都表示应用服务的选择情况。我们使用欧几里德距离算法来计算两个向量的距离。

$$D = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + (x_3 - y_3)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

在相同场景、相同任务下,本文对4个用户110次的推荐服务向量和修改服务向量做了计算,结果如图6中A,B,C,D所示。

图6的4个图中,横坐标表示推荐次数,纵坐标表示每次推荐的服务向量和用户修改的服务向量之间的欧几里德距离。当欧几里德距离为0时,表示推荐模型蕴含的用户偏好

与用户真实的偏好吻合。当距离由0变化到大于0的值时,表示用户的偏好发生改变。在推荐应用向量和用户修改的应用向量的距离不为0的这一阶段之间,系统运行自学习模块使推荐模型蕴含的用户偏好慢慢趋向用户真实偏好。由图6的4个图可以看出,在推荐过程中,每个用户的偏好都发生了变化。但是随着推荐模型的自学习,用户推荐的服务慢慢地再次符合用户的需求。综合分析这4个图可得4个用户的偏好都发生了变化且变化的趋势大致相似。由于用户本身的特点,自学习系统调整用户偏好的时间不同。

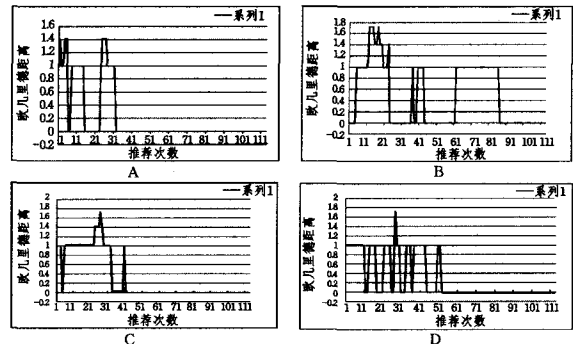


图6 user1-4的欧几里德距离

**结束语** 随着普适计算环境中服务资源数量和种类的增加以及终端技术的发展,用户面对各种服务器提供的大量服务时,想选择满足需求的服务资源是一件费时费力的工作。为了减少用户的参与和自动给用户推荐服务,本文论述了一种基于贝叶斯网络的多Agent服务推荐机制并进行了系统实现。为了充分利用终端的计算和感知能力,系统把采集Agent、呈现Agent部署在终端上;使用能够处理不确定性上下文的贝叶斯网络创建蕴含用户偏好的推荐模型,并使用聚类方法对推荐结果进行优化;充分考虑上下文对服务推荐的影响,移动终端的感知性也被很好地体现出来了。由于用户偏好会随时间和环境的改变发生变化,本文设计了自学习Agent来跟踪用户偏好,通过对推荐模型的调整使模型反映的用户偏好逐渐接近用户真实偏好。基于服务推荐过程中的动态性和自适应性,系统被设计成为基于多Agent的是非常合适的,增强了系统的智能性。

#### 参考文献

- [1] Gorgoglione M, Palmisano C, Tuzhlin A. Personalization in Context; Does Context Matter When Building Personalized Customer Models? [C] // Perner P, ed. ICDM 2006. LNCS (LNAI). vol. 4065, Springer, Heidelberg, 2006
- [2] 曾春,邢春晓,周立柱. 个性化服务技术综述[J]. 软件学报, 2002, 13(10): 1952-1959
- [3] Chen A. Context-aware collaborative filtering system; Predicting the user's preference in the ubiquitous computing environment [C] // Location and Context-Awareness: First International Workshop. 2005, 3479: 244-253
- [4] Oku K, Nakajima S, Miyazaki J, et al. Context-Aware SVM for Context-dependent Information Recommendation [C] // Proc. of International Workshop on Future Mobile and Ubiquitous Information Technologies. 2006: 119-122

(下转第240页)

看出 SPTDN 选择了走高架,这和实际的选择基本接近。而 HSTDN 选择了部分高架,且行程距离较 SPTDN 要小,比最短距离路径要大,但行程时间比最短距离要小(实际上,在早上 8:00 出发,若走最近距离的路线,通常要 1.5 小时以上)。

由于算法 HSTDN 采用的是一种局部最优贪心策略,因此,算法的解是一个近似解。虽然该算法的解不一定能提供最优解,但是根据定理 2,它的解要优于最短距离路径的行程时间。因此,基于离散动态变权网络的算法 HSTDN 在实时交通导航服务中具有实际可应用的意义。

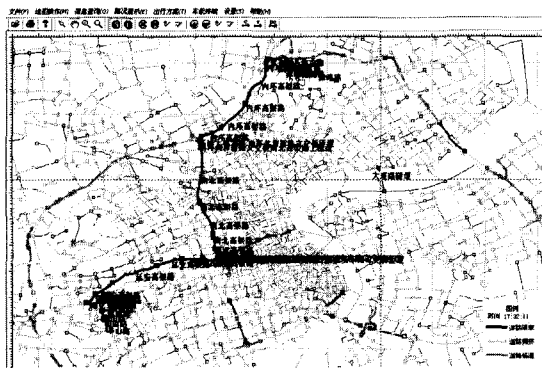


图 1 SPTDN 算法解得的路径

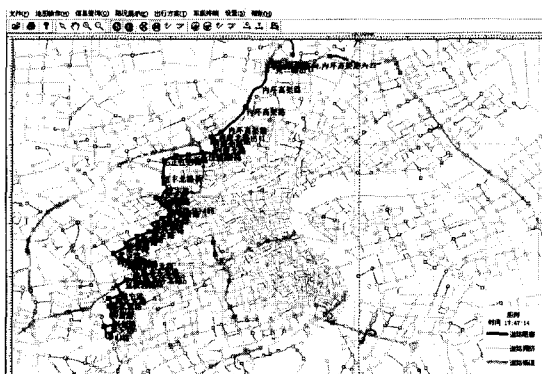


图 2 HSTDN 算法解得的路径

结束语 求解本文提出的基于变权动态网络最短路径算

法,可以得到一个优于最短距离路径的行程时间的解。虽然该算法的解和最优解之间可能存在较大的误差,但其计算速度远远高于最优解的算法。故该算法可以应用于实时动态交通导航系统中。

## 参考文献

- [1] 翁敏,毋河海,杜清运,等. 基于道路网络知识的启发式层次路径寻找算法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2006,31(4):360-363
- [2] 郑年波,李清泉,徐敬海,等. 基于转向限制和延误的双向启发式最短路径算法[J]. 武汉大学学报:信息科学,2006,31(3):256-259
- [3] 林澜,闫春钢,蒋昌俊,等. 动态网络最短路径问题的复杂性及近似算法[J]. 计算机学报,2007,30(4):608-614
- [4] 谭国真,高文. 时间依赖的网络中最小时间路径算法[J]. 计算机学报,25(2):1-8
- [5] 王凌,段江涛,王保保. GIS 中最短路径的算法研究与仿真[J]. 计算机仿真,2005,22(1):117-120
- [6] Chabini I, Lan S. Adaptations of the A\* Algorithm for the Computation of Fastest Paths in Deterministic Discrete-Time Dynamic Networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2002,3(1):60-74
- [7] Cooke K L, Halsey E. The shortest Route Through a Network with Time-Dependent[J]. Internodal Transit Times, J. Math. Anal. Appl.,1966,14:493-498
- [8] Ziliaskopoulos A K, Mahmassani H S. A Time-dependent Shortest Path Algorithm for Real-Time Intelligent Vehicle/Highway System[J]. Transportation Research Record,1993,1408:94-104
- [9] Chabini I. Discrete Dynamic Shortest Path Problems in Transportation Applications; Complexity and Algorithms with Optimal Run Time[J]. Transportation Research Record,1998,1465:170-175
- [10] Zhang Zhaohui, Shi Youqun, Jiang Changjun. Parallel Implementing of Road Situation Modeling with Floating GPS Data[J]. Lecture Notes in Computer Science,2006,3842:620-624

(上接第 211 页)

- [5] Yu Z, Lin N, Nakamura Y, et al. Fuzzy Recommendation Towards QoS-aware Pervasive Learning [C] // AINA. Niagara Falls, Canada, 2007:846-851
- [6] 郑增威,吴朝晖. 普适计算综述[J]. 计算机科学,2003,30(4):18-22
- [7] Cho S B, Hong J H, Park M H. Location-based recommendation system using bayesian user's preference model in mobile devices [C] // 4th International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing. Santa Barbara, CA, USA, 2007:549-558
- [8] Celma O, Ramirez M, Herrera P. Foafing the music: A music recommendation system based on rss feeds and user preferences [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Music Information Retrieval (ISMIR). 2005
- [9] 魏晓斌,周盛宗, Boris B, et al. Agent 通信机制探讨[J]. 计算机工程与应用,2002(5):66-67

- [10] Cooper G, Herskovits E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. Machine Learning, 1992,9:309-347
- [11] Mitchell T. Machine Learning[M]. New York: McGraw Hill, 1990
- [12] Bauer E, Koller D, Singer Y. Update rules for parameter estimation in Bayesian networks[C] // Geiger D, Shanoy P, eds. Proceedings of the 13th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann, Santa Mateo, CA, 1997:3-13
- [13] Cohen I, Bronstein A, Cozman F G. Online learning of bayesian network parameters[R]. Alto-HPL-2001-55(R. 1). June 2001
- [14] Finin T, Labrou Y, Mayfeld J. KQML as an Agent Communication Language[M] // Bradshaw J M, ed. Software Agents, Menlo Park, Calif. : AAAI Press, 1997:291-316
- [15] 蒋发群,李锦涛,苏晓丽,等. 基于上下文感知的普适服务框架[J]. 计算机工程,2008,34(13):16-18