

# 面向大群体用户的模糊服务选择

张龙昌

(渤海大学信息科学与技术学院 锦州 121013)

**摘要** 面向群体的服务选择在社会生活中应用非常广泛;而群体规模较大并且 QoS 需求个性化和模糊 QoS 给 Web 服务选择带来巨大困难。基于多属性群决策理论提出面向大群体用户的模糊服务选择(BGFWSS),其包括 5 个步骤:群体偏好确定、族加权重确定、构造族加权规格化决策矩阵、确定理想方案、群体综合评价。另外,还介绍了一个新的 Web 服务 QoS 模型,其能够描述实数、区间数、直觉模糊数表示的 QoS 信息。实验数据表明,BGFWSS 能够很好地解决模糊 QoS 的大规模群体用户的服务选择问题。

**关键词** 群体, Web 服务, 服务选择, 多属性群决策(MAGDM)理论, 服务质量(QoS)

**中图分类号** TP393.09 **文献标识码** A

## Big Group-oriented Fuzzy Web Service Selection

ZHANG Long-chang

(College of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou 121013, China)

**Abstract** Group-oriented Web service selection is widely applied in everyday life, which is still challenging for big group with personalized QoS requirements and fuzzy QoS. Based on multi-attribute group decision making (MAGDM) theory, big group-oriented fuzzy Web service selection (BGFWSS) was presented. It includes five main steps: calculating group preference, calculating weighted cluster weights, constructing cluster weighted normalized decision-making matrix, determining the positive-ideal and negative-ideal solution, evaluating alternatives for group synthetically. Other contribution is a novel Web service QoS model to describe QoS values with real numbers, interval numbers and intuitionistic fuzzy numbers. Experimental results show that the proposed algorithm can solve the problem of big group-oriented Web service selection with fuzzy QoS very well.

**Keywords** Group, Web service, Service selection, Multi-attribute group decision making (MAGDM) theory, Quality of service (QoS)

## 1 引言

近年来,Web 服务(Web service)技术得到了长足发展,并且随着云计算技术的兴起,Web 服务成为实现 SAAS(Software As A Service)层云服务的主要方式。基于 QoS 的 Web 服务选择是 Web 服务应用的重要组成部分,并且已经有较多研究工作。Zeng 等<sup>[1]</sup>较早提出考虑单用户 QoS 权重的服务选择问题,其可以通过多目标决策<sup>[1-5]</sup>、启发式算法<sup>[12-16]</sup>等优化方法解决。然而群体活动在人类社会中普遍存在,因此 Web 服务选择需要考虑群体活动场景<sup>[6]</sup>。本文解决下述场景下的 Web 服务选择问题:1)面向群体用户服务选择中,应当充分考虑群体中成员的个性化 QoS 需求,并且选出的最优服务能够达到群体满意度最高。2)群体规模较大时,考虑群体中每个成员的个性化 QoS 需求的服务选择会严重降低算法的性能,因此需要考虑缩短选择算法的执行时间,同时获得群体满意度较高的 Web 服务。3)由于 Internet 环境的开放性和动态性<sup>[7]</sup>以及 Web 服务的随机性,导致组件服务的 QoS

具有很强的不确定性,因此,对于某些 QoS 属性应该以不确定的形式给出,以增强模型描述能力<sup>[4-6]</sup>。采用区间型数据描述某些 QoS 属性在某一时间段内突发出现的最大值和最小值;采用语言型数据描述那些用户反馈的并且不能精确表达的 QoS 属性。语言型数据的不精确性对最优服务选择结果影响较大,应当选择描述能力较强的方法。

针对上述问题,本文首先提出一个新的混合数据描述的 Web 服务 QoS 模型(语言型数据用直觉模糊数表示),接着基于多属性群决策理论,提出面向大群体用户的模糊服务选择(BGFWSS),该方法能有效地支持面向群体用户的服务选择。同时借鉴协同过滤推荐算法的基本思想<sup>[8]</sup>缩小群体规模,以确保算法执行的高效率。

## 2 Web 服务 QoS 模型

为了区分功能相同质量不同的服务,需要借助 Web 服务的质量指标建立一个 Web 服务 QoS 模型。对于服务 QoS 的定义,不同组织的定义存在一定的差异并且有多种 QoS 属

到稿日期:2012-08-14 返修日期:2012-11-23 本文受国家 973 计划资助项目(2009CB320406),国家自然科学基金资助项目(60821001),国家 863 计划资助项目(2008AA01A317),教育部人文社会科学研究青年基金(12YJC870030)资助。

张龙昌(1978-),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为网络服务与智能、分布式计算,E-mail:zlc\_771206@sohu.com。

性<sup>[2-6]</sup>。QoS 属性主要分为 3 类 (Execution Criteria, Service Provider Criteria, Exception-related Criteria)<sup>[3]</sup>。为了方便讨论,本文 QoS 模型包含服务价格(price)、可用性(availability)、响应时间(response time)、可靠性(reliability)、声誉(reputation)等。其中,可靠性和声誉受用户的主观因素影响较大,用模糊语言评估该属性比较合理<sup>[3]</sup>。该模型可以根据实际需要进行扩展。下面给出组件 Web 服务各指标的定义及其度量方法。

**价格:**表示调用服务  $ws$  所需要支付的费用,计算公式为  $P(ws) = p_{communication} + p_{provider} + p_{goods}$ ,其中  $p_{communication}$  为调用服务  $ws$  的通信费, $p_{provider}$  为服务费用, $p_{goods}$  为用户购买的虚拟商品或实际商品的费用。一般情况该属性费用固定。

**可用性:**表示 Web 服务可调用的概率,从用户的反馈中获得,是一段时间内用户成功访问次数与总访问次数的比值。在固定时间段内,各种复杂性和不确定性导致 Web 服务可用性会在一定范围内波动,因此用区间数(IR)来表示服务可用性。计算公式为  $A(ws) = [\min(a^L, a), \max(a^U, a)]$ ,其中  $a = \frac{Tr}{n}$ ,  $Tr$  表示某次监控成功访问次数, $n$  为总次数, $a^L$  和  $a^U$  为历史服务可用性的上、下限。

**响应时间:**表示从客户的请求消息发出到最终服务执行结果展现给用户所需的时间开销,单次响应时间模型为  $t(ws) = t_{request} + t_{transmission} + t_{execute} + t_{display}$ ,  $t_{request}$  为用户提交请求信息后经过一系列处理后转换成标准的服务请求格式所需要的时间, $t_{transmission}$  指请求信息和执行结果返回信息在网络中的传输时间, $t_{execute}$  表示服务运行时间, $t_{display}$  表示执行结果到达客户端到结果显示给用户需要的时间。单次响应时间实时在变化,用区间数表示一段时间的响应时间  $T(ws) = [\min(t(ws)_1, t(ws)_2, \dots, t(ws)_n), \max(t(ws)_1, t(ws)_2, \dots, t(ws)_n)]$ 。

**可靠性:**表示 Web 服务正确执行其功能的能力。它是对服务质量的一个综合评判,其计算数据来源于客户访问服务后的反馈<sup>[5]</sup>。在以往研究工作中可靠性大多被定义为精确实数,也有定义为模糊集<sup>[5]</sup>和直觉模糊集(IFS)<sup>[4]</sup>的。直觉模糊集处理模糊信息的能力也更强<sup>[9]</sup>,本文定义可靠性为直觉模糊(IFS)数。直觉模糊集的可靠性描述为高(very high)、较高(high)、一般(normal)、较低(low)、低(very low),其与直觉模糊数的对应关系如表 1 所列。表 1 中  $\pi$  表示用户评分的犹豫度,因此可以用  $L(\pi)$  表示用户的评分,如用户认为可靠性非常高并且犹豫度为 0.05,则  $L(\pi)$  表示为  $VH(0.05) = [0.9, 0.05]$ ,其中  $u_A = 0.9, v_A = 0.1 - 0.05 = 0.05$ 。根据直觉模糊集运算规则得:  $R(ws) = \sum_{i=1}^n A_i/n$ ,  $n$  表示一段时间用户反馈的次数( $i$  表示某次反馈)。由可靠性模型可以看出一个服务可靠性定义为一段时间用户反馈的平均值。

表 1 可靠性和信誉的语言型数据

语言短语 IFNs	高(VH) (0.9, 0.1- $\pi$ )	较高(H) (0.7, 0.3- $\pi$ )
一般(N) (0.5, 0.5- $\pi$ )	较低(L) (0.3, 0.7- $\pi$ )	低(VL) (0.1, 0.9- $\pi$ )

**信誉:**Web 服务的信誉反映服务可信程度,其来源于用户反馈。定义服务的信誉为直觉模糊数,计算公式为:  $C(ws) = \sum_{i=1}^n A_i/n$ ,  $n$  表示一段时间服务访问的总次数(表示某次用户

的反馈值)。

可以看出 QoS 的 5 属性中价格和响应时间是成本型数据,其它 3 种类型是效益型数据。另外,本文的区间数的上下限都为不小于零的实数。

### 3 面向大群体用户的模糊服务选择(BGFWSS)

本文提出的 QoS 模型具有较好的描述能力,但是模型中含有不确定性数据(实数、区间数和直觉模糊数)并且面向群体用户的服务选择需要充分考虑 QoS 的个性化需求,因此本文基于多属性群决策理论提出面向大群体用户的模糊服务选择(BGFWSS)。BGFWSS 综合评估这种异构 QoS 信息的备选服务方案,并为群体用户选择出群体最优的服务。BGFWSS 首先构造备选服务的多属性混合决策矩阵。设  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$  是备选服务集, $q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$  是 QoS 属性集; $\tilde{D} = (\tilde{d}_{ij})_{m \times n}$  是混合决策矩阵,其中  $\tilde{d}_{ij}$  为  $i$  备选服务的  $j$  属性值;并且假设实数值、区间数上下限均不小于 0。下面介绍该算法的具体步骤。

#### 3.1 群体偏好确定

在群决策中,成员个体的权重包括两个部分,一部分是成员个体对 QoS 各属性的重视程度,称用户权重,本文用户权重用精确实数表示;另一部分是成员个体在群体中的重要程度,称群体偏好。成员个体在群体中的重要程度,受各种因素(个体所处环境、地位、个体素质、群体内其他成员对其认可度)等复杂因素的影响较大,因此本文的成员个体在群体中的权重用直觉模糊数表示,参见表 1。设群体中有  $g$  位成员, $w_k = \langle u_k, v_k \rangle$  为直觉模糊数描述的  $k$  成员的重要程度,则

$$w_k = \frac{u_k + \pi_k \left( \frac{u_k}{u_k + v_k} \right)}{\sum_{k=1}^g (u_k + \pi_k \left( \frac{u_k}{u_k + v_k} \right))} \text{ 且 } \sum_{k=1}^g (w_k) = 1 \quad (1)$$

#### 3.2 族加权重确定

群体规模较大时考虑每个成员的决策矩阵会给算法带来很高的复杂度,降低算法的计算复杂度是必需解决的问题。根据 BGFWSS 特点,本节提出一个聚类算法,它能够将满足一定条件的相似用户聚类成一族用户,从而形成若干权重相似的族。族的公共权重代表本族所有成员的权重,这样算法只要计算族的决策矩阵就可得到族内用户的近似决策矩阵。在聚类相似用户权重前,需要清晰地给出用户加权权重的定义。

##### 3.2.1 用户权重加权

**定义 1** 设群体  $G$  中所有成员用户权重向量组成的矩阵为  $W_I = (\tilde{\omega}_{ij})_{g \times n}$ ,其中  $\tilde{\omega}_i$  为成员  $i$  的用户权重向量且  $\sum_{j=1}^n \tilde{\omega}_{ij} = 1$ ,  $n$  为 QoS 属性个数, $g$  是群组中成员个数;设群体偏好向量  $w = (w_1, w_2, \dots, w_g)$ ,且有  $\sum_{j=1}^g w_j = 1, 1 \geq w_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, g$ ,则  $W_G = W_I \times w^T$  为群体加权权重矩阵,其中群体加权权重矩阵的行向量称为某成员个体的用户加权权重。

**定理 1** 群体加权权重矩阵  $W_G = W_I \times w^T$  满足归一化,称群体偏好满足归一化。

证明:

$$\because W_G = W_I \times w^T = (\tilde{\omega}_{ij})_{g \times n} \times (w_1, w_2, \dots, w_g)^T$$

$$\therefore W_G = \sum_{i=1}^g (\sum_{j=1}^n \tilde{\omega}_{ij} \times w_i) = \sum_{i=1}^g (w_i \times \sum_{j=1}^n \tilde{\omega}_{ij})$$

$$\therefore W_G = \sum_{i=1}^n (w_i) = 1$$

在群决策中,所有用户加权重量的和必须满足归一化;定理1证明了定义1的方法满足归一化。

### 3.2.2 相似个体聚类

群体规模较大影响算法的性能,本文通过聚合相似用户权重来缩小群体规模。度量用户间相似性的方法有多种,主要包括如下3种方法<sup>[8]</sup>:余弦相似性、相关相似性以及修正的余弦相似性。本文使用修正的余弦相似性度量用户的相似性。

**定义2** 设 $\hat{\omega}_A$ 和 $\hat{\omega}_B$ 是用户A和用户B的加权重向量, $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B)$ 为两加权重向量相似度 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) = \frac{\sum_{c=1}^n |\hat{\omega}_{A,c} - \bar{\omega}_A| |\hat{\omega}_{B,c} - \bar{\omega}_B|}{\sqrt{\sum_{c=1}^n (\hat{\omega}_{A,c} - \bar{\omega}_A)^2} \sqrt{\sum_{c=1}^n (\hat{\omega}_{B,c} - \bar{\omega}_B)^2}}$ ,  $n$ 表示QoS属性个数, $\hat{\omega}_{A,c}$ 和 $\hat{\omega}_{B,c}$ 分别表示A和B用户的QoS属性 $c$ 的权重, $\bar{\omega}_A$ 和 $\bar{\omega}_B$ 分别表示用户A和用户B的权重平均值。

**定理2** 定义2中的权重向量相似度可以化简为 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) = \frac{\sum_{c=1}^n |\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n}| |\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n}|}{\sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n})^2} \sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n})^2}}$ , 其中 $n$ 为QoS属性个数, $\tilde{\omega}_{A,c}$ 和 $\tilde{\omega}_{B,c}$ 是用户A和用户B的QoS属性 $c$ 的初始权重值。

证明:

$$\therefore \sum_{j=1}^n \tilde{\omega}_{ij} = 1, \forall i \in G \quad \therefore \bar{\omega}_A = \bar{\omega}_B = \frac{w_i \sum_{j=1}^n \tilde{\omega}_{ij}}{n} = \frac{w_i}{n}$$

$$\therefore \text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) = \frac{\sum_{c=1}^n |\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n}| |\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n}|}{\sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n})^2} \sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n})^2}}$$

**定理3** 在定义2的条件下,对于群体G的两个加权重向量 $\hat{\omega}_A$ 和 $\hat{\omega}_B$ 之间的相关度 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B)$ ,有不等式 $0 \leq \text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) \leq 1$ 。

证明:对任意实数 $a \geq 0$ 且 $b \geq 0$ ,都有 $ab \leq (a^2 + b^2)/2$ 。

设 $\xi_A = \tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n}$ 和 $\eta_B = \tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n}$ ,当 $\xi_A = \eta_B = 0$ ( $c=1, 2, \dots, n$ )时,结论显然成立。

当 $\xi_A$ 和 $\eta_B$ 不全为0,于是由定理2有

$$\begin{aligned} \text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) &= \frac{\sum_{c=1}^n |\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n}| |\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n}|}{\sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{A,c} - \frac{1}{n})^2} \sqrt{\sum_{c=1}^n (\tilde{\omega}_{B,c} - \frac{1}{n})^2}} \\ &\leq \sum_{c=1}^n \left[ \frac{|\xi_A|^2}{2 \cdot (\sum_{c=1}^n (\xi_A)^2)} + \frac{|\eta_B|^2}{2 \cdot (\sum_{c=1}^n (\eta_B)^2)} \right] \\ &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2} = 1 \end{aligned}$$

$\therefore 0 \leq \text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) \leq 1$ 成立。

**定义3** 设族成员加权重矩阵 $C_k = [c_{ij}]_{n_k \times n}$ ,  $n_k$ 为族内成员个数, $n$ 为QoS属性个数,设 $\hat{\omega}_k = (\hat{\omega}_{k1}, \hat{\omega}_{k2}, \dots, \hat{\omega}_{kn})$ 为第 $k$ 族的加权重向量,则 $\hat{\omega}_k = \sum_{i=1}^{n_k} c_{ij}$ ,  $j=1, \dots, n$ 。

**定理4** 各族加权重向量组成的矩阵 $W_C = [\hat{\omega}^f]_{c \times n}$ 满足归一化,其中 $c$ 为群体中族个数, $n$ 为QoS属性个数。

证明:

$$\begin{aligned} W_C &= [\hat{\omega}^f]_{c \times n} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \hat{\omega}_{ij}^f = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \left( \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} c_{ij} \right) \\ &= \sum_{i=1}^c \left( \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \sum_{j=1}^n c_{ij} \right) = \sum_{i=1}^c \left( \frac{n_k}{n_k} \right) = 1 \end{aligned}$$

定理4证明了群体中用户权重经过相似个体聚类后所获得的族加权重向量组成的矩阵仍然满足归一化条件。根据定理3,对于加权重向量 $\hat{\omega}_A$ 和 $\hat{\omega}_B$ 的相聚性,引入条件 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B) \geq \gamma$ (即任何两个偏好矢量之间的相关度 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B)$ 大于或等于阈值 $\gamma$ ,其中 $0 \leq \gamma \leq 1$ )。也把阈值 $\gamma$ 称为成为族成员的资格参数,其用来确定一个群成员是否可以被包含在一个族中。本节提出一个基于 $\text{sim}(\hat{\omega}_A, \hat{\omega}_B)$ 的算法,它将一个群体分成若干个族,然后获得各个族的加权重矩阵,从而计算族近似加权重向量。求解群体各族的具体步骤如下。

**步骤1** 用户权重矩阵 $W_I$ 构建用户(成员数 $g$ )权重向量集合 $U_w$ ,设置临时集合 $T$ ,初始化族数 $n=0$ 。

**步骤2** 取用户权重向量 $\tilde{\omega} \in U_w$ 并从集合 $U_w$ 中删除,对 $\tilde{\omega}$ 与已产生的 $\tilde{\omega}_k$ 进行计算,如果 $\text{sim}(\tilde{\omega}, \tilde{\omega}_k) \geq \gamma$ 成立,将 $\tilde{\omega}$ 加入族 $C_k$ , $n_k = n_k + 1$ ,根据定义3计算族加权重向量 $\hat{\omega}_k$ ;如果不成立,比较下一个族,直到最后族也不成立,将 $\tilde{\omega}$ 加入 $T$ 。

**步骤3** 如 $T$ 是非空,产生新族 $C_i = T$ , $n_i = 1$ , $n = n + 1$ ;如 $U_w$ 为空,结束。

## 3.3 构造族加权规格化决策矩阵

### 3.3.1 规格化决策矩阵

服务QoS属性类型有效益型和成本型。效益型是属性值越大越好(如可用性、可靠性、声誉);成本型是属性值越小越好(如成本、响应时间)。为了消除不同物理量纲对决策结果的影响,需要给出规格化方法,本文选用较常用的向量规格法(vector normalization)<sup>[10]</sup>。设决策矩阵 $\tilde{D}$ 规格经规格化后的规格化决策矩阵为 $\bar{D} = (\bar{d}_{ij})_{m \times n}$ ,本文实数、区间数、直觉模糊数的规格化公式如下。

实数规格化公式为:

$$\bar{d}_{ij} = \frac{\tilde{d}_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \tilde{d}_{ij}^2}} \quad (2)$$

式中, $i=1, \dots, m$ 并且 $j=1, \dots, n$ 。

区间数规格化公式<sup>[13]</sup>为:

$$\begin{cases} \bar{d}_{ij}^L = \tilde{d}_{ij}^L / \sqrt{\sum_{i=1}^m [(\tilde{d}_{ij}^L)^2 + (\tilde{d}_{ij}^U)^2]} \\ \bar{d}_{ij}^U = \tilde{d}_{ij}^U / \sqrt{\sum_{i=1}^m [(\tilde{d}_{ij}^L)^2 + (\tilde{d}_{ij}^U)^2]} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $i=1, \dots, m$ 并且 $j=1, \dots, n$ 。

直觉模糊数规范化公式为:

$$\begin{cases} \omega_{ij}(x) = \omega_{ij}(x) / \sqrt{\sum_{i=1}^m [(\omega_{ij}(x))^2 + (\nu_{ij}(x))^2 + (\pi_{ij}(x))^2]} \\ \nu_{ij}(x) = \nu_{ij}(x) / \sqrt{\sum_{i=1}^m [(\omega_{ij}(x))^2 + (\nu_{ij}(x))^2 + (\pi_{ij}(x))^2]} \\ \pi_{ij}(x) = \pi_{ij}(x) / \sqrt{\sum_{i=1}^m [(\omega_{ij}(x))^2 + (\nu_{ij}(x))^2 + (\pi_{ij}(x))^2]} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $i=1, \dots, m$  并且  $j=1, \dots, n$ 。

### 3.3.2 加权规格化决策矩阵

得到规格化决策矩阵后, 还需要根据族加权权重给出族加权规格化决策矩阵。设  $C_k$  族加权权重向量  $\hat{\omega}_{C_k} = (\hat{\omega}_{C_k}^1, \hat{\omega}_{C_k}^2, \dots, \hat{\omega}_{C_k}^n)$ , 则有族加权规格化决策矩阵  $\hat{D} = (\hat{d}_{ij})_{m \times n} = \hat{\omega}_{C_k}^T \times \hat{D}$ , 其中  $\hat{d}_{ij} = \hat{\omega}_{C_k}^T \times \bar{d}_{ij}$ 。当  $\bar{d}_{ij}$  是实数时,  $\hat{d}_{ij} = \hat{\omega}_{C_k}^T \times \bar{d}_{ij}$ ; 当  $\bar{d}_{ij}$  是区间数时,  $\hat{d}_{ij} = [\hat{\omega}_{C_k}^T \times \bar{d}_{ij}^L, \hat{\omega}_{C_k}^T \times \bar{d}_{ij}^U]$ ; 当  $\bar{d}_{ij}$  是直觉模糊数时,  $\hat{d}_{ij} = (\hat{\omega}_{C_k}^T \times u_{\bar{d}_{ij}}(x), \hat{\omega}_{C_k}^T \times v_{\bar{d}_{ij}}(x), \hat{\omega}_{C_k}^T \times \pi_{\bar{d}_{ij}}(x))$ 。

### 3.4 确定理想方案

#### 3.4.1 族理想方案确定

为比较加权规格化决策矩阵  $\hat{D}$  中方案的优劣, 确定族的最优方案, 需要定义一个标准。下面定义族加权规格化决策矩阵中方案的族正理想方案和族负理想方案; 计算  $\hat{D}$  中所有方案与族正理想方案的贴近度, 贴近度最大的为族最优方案。

**定义 4** 族正理想方案

$$\bar{s}^+ = (\bar{s}_1^+, \bar{s}_2^+, \dots, \bar{s}_n^+) \quad (5)$$

族负理想方案

$$\bar{s}^- = (\bar{s}_1^-, \bar{s}_2^-, \dots, \bar{s}_n^-) \quad (6)$$

效益型:

$$\bar{s}_j^+ = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}), & \hat{d}_{ij} \in R \\ [\max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^L), \max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^U)], & \hat{d}_{ij} \in IR \\ \langle \max_{1 \leq i \leq m} (u_{\hat{d}_{ij}}(x)), \min_{1 \leq i \leq m} (v_{\hat{d}_{ij}}(x)), \\ \min_{1 \leq i \leq m} (\pi_{\hat{d}_{ij}}(x)) \rangle, & \hat{d}_{ij} \in IFNs \end{cases}$$

成本型:

$$\bar{s}_j^+ = \begin{cases} \min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}), & \hat{d}_{ij} \in R \\ [\min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^L), \min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^U)], & \hat{d}_{ij} \in IR \\ \langle \min_{1 \leq i \leq m} (u_{\hat{d}_{ij}}(x)), \max_{1 \leq i \leq m} (v_{\hat{d}_{ij}}(x)), \\ \max_{1 \leq i \leq m} (\pi_{\hat{d}_{ij}}(x)) \rangle, & \hat{d}_{ij} \in IFNs \end{cases}$$

效益型:

$$\bar{s}_j^- = \begin{cases} \min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}), & \hat{d}_{ij} \in R \\ [\min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^L), \min_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^U)], & \hat{d}_{ij} \in IR \\ \langle \min_{1 \leq i \leq m} (u_{\hat{d}_{ij}}(x)), \max_{1 \leq i \leq m} (v_{\hat{d}_{ij}}(x)), \\ \max_{1 \leq i \leq m} (\pi_{\hat{d}_{ij}}(x)) \rangle, & \hat{d}_{ij} \in IFNs \end{cases}$$

成本型:

$$\bar{s}_j^- = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}), & \hat{d}_{ij} \in R \\ [\max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^L), \max_{1 \leq i \leq m} (\hat{d}_{ij}^U)], & \hat{d}_{ij} \in IR \\ \langle \max_{1 \leq i \leq m} (u_{\hat{d}_{ij}}(x)), \min_{1 \leq i \leq m} (v_{\hat{d}_{ij}}(x)), \\ \min_{1 \leq i \leq m} (\pi_{\hat{d}_{ij}}(x)) \rangle, & \hat{d}_{ij} \in IFNs \end{cases}$$

容易看出, 族正理想方案中任意属性值都是族决策矩阵

中该属性的最大值(即族正理想方案为理想的族最优方案), 族负理想方案中任意属性值都是族决策矩阵中该属性的最小值(即族负理想方案为族最劣方案)。

#### 3.4.2 群体理想方案确定

设由所有族正理想方案构造矩阵  $S_g^+ = (\bar{s}_{ij}^+)_{n_k \times n}$  和族负理想方案构造矩阵  $S_g^- = (\bar{s}_{ij}^-)_{n_k \times n}$ , 其中  $n_k$  为族个数,  $n$  为 QoS 属性个数。则从族正理想方案矩阵  $S_g^+$  中获得群正理想方案, 从族负理想方案矩阵  $S_g^-$  中获得群负理想方案。

**定义 5** 群体正、负理想方案分别为  $\tilde{g}^+ = (\tilde{g}_1^+, \tilde{g}_2^+, \dots, \tilde{g}_n^+)$ ,  $\tilde{g}^- = (\tilde{g}_1^-, \tilde{g}_2^-, \dots, \tilde{g}_n^-)$ 。

容易看出, 群体正理想方案中任意属性值都是群体中该属性的最大值(即群体正理想方案为群体理想最优方案), 群体负理想方案中任意属性值都是群体中该属性的最小值(即群体负理想方案为群体理想最劣方案)。

### 3.5 群体综合评价

#### 3.5.1 计算贴近度

在给出优良度函数前需要定义备选方案到群体正理想方案的距离计算方法。本文使用常用的 Euclidean distance<sup>[10]</sup> 作为实数、区间数、直觉模糊数的距离测度方法。设  $d(\hat{d}_i, \tilde{g}^+)$  和  $d(\hat{d}_i, \tilde{g}^-)$  为方案  $i$  到群体正理想和群体负理想方案的距离。

$$d(\hat{d}_i, \tilde{g}^+) = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^+)^2} \quad (7)$$

$$d(\hat{d}_i, \tilde{g}^-) = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^-)^2} \quad (8)$$

当  $\hat{d}_{ij}, \tilde{g}_j^*$  ( $\tilde{g}_j^+$  或  $\tilde{g}_j^-$ ) 为实数时,  $(\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^*)^2$  为两实数差的平方; 当  $\hat{d}_{ij}, \tilde{g}_j^*$  为区间数时,  $(\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^*)^2 = (\hat{d}_{ij}^L - \tilde{g}_j^{*L})^2 + (\hat{d}_{ij}^U - \tilde{g}_j^{*U})^2$ ; 当  $\hat{d}_{ij}, \tilde{g}_j^*$  为直觉模糊数时,  $(\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^*)^2 = (u_{\hat{d}_{ij}}(x) - u_{\tilde{g}_j^*}(x))^2 + (v_{\hat{d}_{ij}}(x) - v_{\tilde{g}_j^*}(x))^2 + (\pi_{\hat{d}_{ij}}(x) - \pi_{\tilde{g}_j^*}(x))^2$ 。

根据式(7)、式(8)可以得到备选服务  $i$  到群体正理想方案  $\tilde{g}^+$  与群体负理想方案  $\tilde{g}^-$  的距离。下面依据距离式(7)、式(8)定义方案  $i$  在加权规格化决策矩阵中的贴近度(也称优良度是备选方案相对于群体最优方案的综合得分)计算函数(也称优良度函数)。

$$f(\hat{d}_i, \bar{s}^-, \bar{s}^+) = \frac{d(\hat{d}_i, \tilde{g}^-)}{d(\hat{d}_i, \tilde{g}^-) + d(\hat{d}_i, \tilde{g}^+)} = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^-)^2}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^-)^2} + \sqrt{\sum_{j=1}^n (\hat{d}_{ij} - \tilde{g}_j^+)^2}} \quad (9)$$

函数  $f(\hat{d}_i, \bar{s}^-, \bar{s}^+)$  计算服务  $i$  到群正理想的贴近度, 显然, 函数值越大, 该服务越优。贴近度函数的输入参数为族规格化决策矩阵中的一个备选方案和群正负理想方案。

#### 3.5.2 群体 Pareto 最优

贴近度函数能够计算族加权规格化决策矩阵中某个备选方案到族正理想方案的贴近程度, 但该方法仅仅支持一个族的情况, 而群中存在多个族。本节介绍能够获得群体 Pareto 均衡的服务选择方法。设群体中有  $g$  位成员形成  $n_k$  个族, 下面定义每个方案的群体贴近度函数。

设群体贴近度函数  $f_g(\hat{d}_i) = \sum_{k=1}^{n_k} f_k(\hat{d}_i, \tilde{g}^-, \tilde{g}^+) / n_k$ , 其

$f_g(\hat{d}_i)$ 为方案 $\hat{d}_i$ 的群体贴近度,  $\hat{d}_k$ 为第 $k$ 族的加权规格化决策矩阵第 $i$ 方案到群体正理想方案的贴近度, 其中 $\tilde{g}^+$ 和 $\tilde{g}^-$ 分别代表群正负理想方案。  $\max(f_g(\hat{d}_i))$ 为群体 Pareto 最优服务。

**定理 5** BGFWSS 得出的服务为群体 Pareto 最优。

证明: 假设 BGFWSS 得到的服务为非群体 Pareto 最优, 那么必然存在一个服务  $A$  使某族的贴近度增大, 而其他族的贴近度没有减小, 从而有  $f_g(A) > \max(f_g(\hat{d}_i))$ , 这与 BGFWSS 得出的  $\max(f_g(\hat{d}_i))$  为最大贴近度相矛盾, 假设不成立, 所以 BGFWSS 得出的服务为群体 Pareto 最优解。

## 4 实验分析

本节通过仿真实验评估 BGFWSS 的优势和有效性。实验分成 3 部分: 第一部分将 BGFWSS 和 UMC<sup>[5]</sup> 进行比较, 验证其最优度高于 UMC; 第二部分分析用户权重相似度的变化对最优服务贴近度的影响; 第三部分综合分析服务数、相似度阈值、用户数对算法性能的影响。在 Windows XP SP2 平台上, 用 Java 语言 (JDK 1.5.0) 和 Eclipse 开发环境实现了 BGFWSS。

### 4.1 算法比较

描述异构 QoS 数据模型的工作主要有 UMC<sup>[5]</sup>, 它能支持实数、区间数、语言(三角模糊数表示)。本节通过实例说明 BGFWSS 优于 UMC。UMC 仅仅支持一个用户的服务选择, 所以 BGFWSS 也考虑单用户。在单用户下 BGFWSS 的执行步骤为: 规格化决策矩阵, 加权规格化决策矩阵, 确定族理想方案, 计算贴近度。备选服务见表 2 并设用户权重  $w=(0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2)$ 。BGFWSS 获取的最优服务为  $d_2$ , 排序结果为  $f(d_2) > f(d_1) > f(d_4) > f(d_3) > f(d_6) > f(d_5) > f(d_8) > f(d_7) > f(d_9) > f(d_{10})$ 。UMC 获取的最优服务为  $d_1$ , 排序结果为  $f(d_1) = f(d_2) > f(d_3) = f(d_4) > f(d_5) = f(d_6) > f(d_7) = f(d_8) > f(d_9) > f(d_{10})$ 。从表 2 中可以清晰看出最优服务为  $d_2$ , 原因在于直觉模糊数相对于三角模糊数更能精确地表达语言型数据。

表 2 服务候选集(算法比较)

服务 QoS	价格	可用性	响应时间	可靠性		信誉	
				IFNs	TFNs	IFNs	TFNs
1	100	[0.98, 0.99]	[180, 200]	VH (0.03)	[8, 10, 10]	VH (0.05)	[8, 10, 10]
2	100	[0.98, 0.99]	[180, 200]	VH (0.05)	[8, 10, 10]	VH (0.07)	[8, 10, 10]
3	115	[0.95, 0.97]	[200, 220]	H(0.2)	[5, 7, 9]	H(0.2)	[5, 7, 9]
4	115	[0.95, 0.97]	[200, 220]	H(0.3)	[5, 7, 9]	H(0.2)	[5, 7, 9]
5	125	[0.94, 0.95]	[220, 240]	N(0.2)	[3, 5, 6]	N(0.3)	[3, 5, 6]
6	125	[0.94, 0.95]	[220, 240]	N(0.3)	[3, 5, 6]	N(0.4)	[3, 5, 6]
7	130	[0.91, 0.94]	[250, 280]	L(0.4)	[1, 3, 4]	L(0.4)	[1, 3, 4]
8	130	[0.91, 0.94]	[250, 280]	L(0.5)	[1, 3, 4]	L(0.4)	[1, 3, 4]
9	130	[0.89, 0.91]	[280, 300]	VL(0.4)	[0, 0, 2]	VL(0.5)	[0, 0, 2]
10	135	[0.86, 0.91]	[290, 300]	VL(0.3)	[0, 0, 2]	VL(0.5)	[0, 0, 2]

### 4.2 相似度阈值与贴近度关系

该实验验证 BGFWSS 经过相似个体聚类后选择的最优服务优良度(贴近度)的变化情况。备选服务见表 3, 用户数为 100。用户权重随机生成, 群体偏好中用户重要程度设置相同(1/100=0.01)。为能够取得更多可能度的用户权重, 实验反复执行 100 次, 取其优良度(贴近度)的平均值。另外, 群体经过不同相似度阈值聚类后, 得到的最优服务贴近度不能直接进行比较; 因此, 在实验中取出经过聚类后的最优服务对应编号, 从未经过聚类而得到的 10 个服务贴近度中获得相应编号的贴近度作为本次聚类后的最优服务贴近度。实例: 设用户数为 100, 经过聚类后得到 3 个族, 并设 BGFWSS 获得服务 8 是本次聚类的最优服务, 并且假设  $f(d_8)$  是服务 8 获得的贴近度值(未过聚类), 则  $f(d_8)$  为聚类后的贴近度值。经过这种处理, 聚类后的服务优良度可以与未聚类的服务优良度进行比较; 从 BGFWSS 可以很容易看出, 未过聚类得到的最优服务的优良度最高。

表 3 服务候选集(实例)

服务\QoS	价格	可用性	响应时间	可靠性	信誉
1	120	[0.95, 0.99]	[200, 350]	VH(0.03)	L(0.1)
2	130	[0.95, 0.99]	[180, 320]	H(0.1)	VH(0.01)
3	150	[0.97, 0.99]	[240, 310]	VH(0.02)	L(0.2)
4	95	[0.96, 0.97]	[200, 320]	N(0.1)	H(0.1)
5	125	[0.82, 0.88]	[190, 360]	VL(0.2)	N(0.2)
6	140	[0.90, 0.96]	[210, 260]	N(0.3)	L(0.1)
7	120	[0.97, 0.99]	[220, 340]	H(0.1)	N(0.3)
8	110	[0.98, 0.99]	[230, 300]	VH(0.05)	VH(0.07)
9	135	[0.95, 0.99]	[180, 250]	N(0.3)	H(0.1)
10	125	[0.92, 0.96]	[260, 270]	N(0.2)	L(0.1)

从图 1 可以看出, 随着相似度阈值的增大, 贴近度值越大, 最后越能达到最大值(阈值为 1)。原因是经过聚类后, 损失了部分精度, 但大幅度提高了算法性能(请参看算法性能分析)。因此, BGFWSS 通过选取适当的相似度阈值来缩短算法执行时间的同时又能满足用户的精度要求。

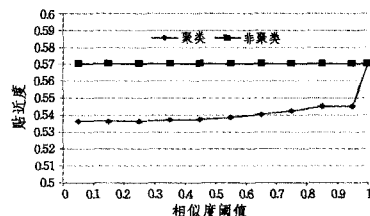


图 1 相似度阈值和贴近度的关系

### 4.3 算法性能分析

实验的目的是分析 BGFWSS 的执行效率。从选择方法可以看出, 服务候选集中服务数目、用户数目越多, 算法执行时间越长。相似个体相似度阈值越大, 产生的族数越多, 算法执行时间越长。本节通过实验分析 BGFWSS 的执行时间。实验环境是一台 PC 机, 配置是 2. GHz 的 Intel Core 2 处理器, 2G 内存。

**实验 1** 实验分别考虑用户数不变相似度阈值变化和相似度阈值不变用户数变化两种情况的算法执行时间(两种情况的备选服务数为 10)。用户数不变情况下, 取用户数分别为 200、600、1000, 相似度阈值变化范围从 0 到 1; 相似度阈值不变情况下, 取相似度阈值分别为 0.2、0.85、0.9、0.95、0.96、0.97、0.98、0.99、1, 用户数变化范围从 0 到 1000。为避

免算法执行期间受其它一些不确定因素的干扰和单纯考虑算法本身,本实验在一台机器上进行算法性能的测试,实验反复进行 100 次,所得执行时间为平均值。

从图 2(a)可以看出,相似度阈值越大,算法执行时间越长,当相似度阈值小于 0.85 时,执行时间增加较缓慢,大于 0.85 后,增长速度较快;尤其当相似度阈值为 1 时,执行时间最长。从图 2(b)可以看出,用户数越多算法响应时间越长,但呈线性增长趋势;用户数越多,线性增长速度越快(即斜率越大)。所以算法在备选服务数不变情况下的响应时间取决于用户数和相似度阈值。从而得出结论,相似个体聚类后得到的族数越多,算法执行时间越长;在大群体用户的服务选择中,可以通过调节相似度阈值和减少用户数来有效缩短执行时间。

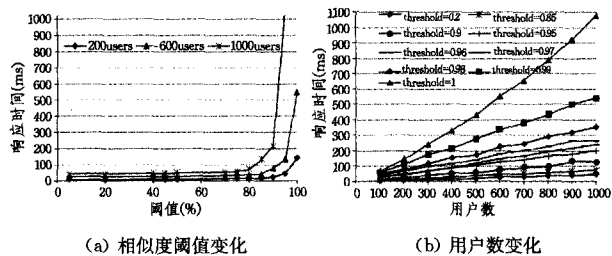


图 2 算法性能(相似度阈值和用户数对执行时间影响)

实验 2 实验分别考虑用户数不变备选服务数变化和备选服务数不变用户数变化两种情况的算法执行时间(两种情况的相似度阈值为 0.95)。用户数不变情况下,用户数分别为 200、600、1000,候选服务数变化范围从 0 到 100;候选服务数不变情况下,候选服务数分别为 20、40、60、80、100,用户数变化范围从 0 到 1000。为了避免算法执行期间受其它一些不确定因素的干扰,在一台机器上测试算法的性能,实验反复进行了 100 次,所得执行时间为平均值。

从图 3 可以看出,在用户相似度阈值为 0.95 时,BGF-WSS 执行时间随着候选服务数和用户数的增加而增加,但呈线性增长趋势。图 3(a)中显示用户数越大,执行时间增长越快;图 3(b)中显示候选服务数越大,执行时间增长越快。

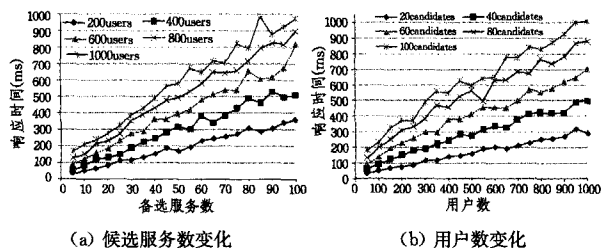


图 3 算法性能(候选服务数和用户数对执行时间的影响)

实验 3 实验分别考虑用户数不变相似度阈值变化和相似度阈值不变用户数变化两种情况的聚类后的族数。用户数不变情况下,用户数分别为 200、400、600、800、1000,相似度阈值变化范围从 0 到 100;相似度阈值不变情况下,相似度阈值分别为 0.2、0.4、0.6、0.8、0.85、0.9、0.95、0.96、0.97、0.98、0.99、1,用户数变化范围从 0 到 1000。用户权重随机生成,为能获得更多的用户权重,实验反复进行了 100 次,所得族数为平均值。

图 4 与图 2 相对应,即算法的性能与族数成正比。另外,算法的相似度取值为 0.9 以上,族数才会明显上升。若想获

得优良度高的服务,需要取相似度阈值高于 0.9 或者更高。

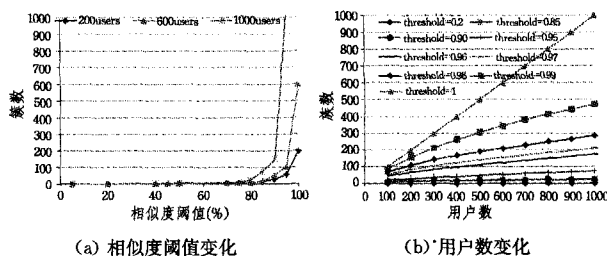


图 4 族数、相似度阈值、用户数三者关系

结束语 提供个性化的信息服务是当前的研究热点,群体活动在社会生活中无处不在,而群体中成员的个性化 QoS 需求导致群体共用的服务不能满足对于所有成员都是最优的要求,因此选出群体 Pareto 最优服务是必要的。另外,群体用户规模较大严重影响了算法的性能,用户反馈的 QoS 信息应当采用更接近人类表达习惯的方法。本文首先提出了一种能够更接近用户表达习惯和处理不确定信息能力更强的混合(实数、区间数、直觉模糊数)QoS 模型。然而,目前的服务选择算法都不能评估这种混合 QoS 模型,并且也不能适应用户规模较大情况下的服务选择。本文提出了混合 QoS 感知的大群体用户服务选择算法,实验证明该方法能有效解决上述问题。

大量服务会影响算法的性能,因此减少算法的执行时间是未来的一项研究工作。开放的 Internet 环境中存在多个 QoS 注册中心并且各决策中心描述 QoS 的方法不同,因此异构多决策者的服务选择算法是我们未来另外的一项研究工作。

### 参考文献

- [1] Zeng L Z, Benatallah B, Ngu A H H. QoS-Aware middleware for Web services composition [J]. IEEE Trans. on Software Engineering, 2004, 30(5): 311-327
- [2] Tran V X, Tsuji H, Masuda R. A new QoS ontology and its QoS-based ranking algorithm for Web services [J]. Simulation Modeling Practice and Theory, 2009, 17(8): 1378-1398
- [3] Ortiz G, Bordbar B. Aspect-Oriented Quality of Service for Web Services: A Model-Driven Approach [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Web Services, 2009
- [4] Wang Ping. QoS-aware Web services selection with intuitionistic fuzzy set under consumer's vague perception [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4460-4466
- [5] Yang F C, Su S, Li Z. Hybrid QoS-aware semantic web service composition strategies [J]. Science in China Series F-information Sciences, 2008, 51(11): 1822-1840
- [6] 张龙昌, 邹华, 杨放春. 群体 Pareto 最优的 Web 服务组合决策方法[J]. 高技术通讯, 2011, 21(7): 665-672
- [7] 印莹, 张斌, 张锡哲. 面向组合服务动态自适应的事务级主动伺机服务替换算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(11): 2147-2162
- [8] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-Based collaborative filtering recommendation algorithms [C] // Proceedings of the 10th International World Wide Web Conference, 2001: 285-295
- [9] Atanassov K. New operations defined over the intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 61(2): 137-142

(下转第 89 页)

**结束语** 上下文信息的有效利用可以使计算服务更具人性化和智能化。传统的使用上下文信息的应用一般都是针对个体的或者少数群体的上下文信息,本文面向大规模的上下文态势展开了研究,基于端和云相结合的模式,提出了面向大规模上下文信息获取的统一抽象模型及基于 MapReduce 和规则的云端上下文聚合算法,进而设计并实现了一个大规模上下文管理框架。在未来工作中,我们将对云端大规模上下文聚合的性能,以及移动终端收集和发送上下文信息时产生的能耗问题做进一步的研究。

### 参 考 文 献

[1] Schilit B, Adams N, Want R. Context-Aware Computing Applications[C]// Proceedings of Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, 1994

[2] Choudhury T, et al. The Mobile Sensing Platform: An Embedded System for Activity Recognition[J]. IEEE Pervasive Comp, 2008,7(2):32-41

[3] Lane N D, Miluzzo E, Lu Hong, et al. A Survey of Mobile Phone Sensing[J]. Communications Magazine, IEEE, 2010, 48(9): 140-150

[4] MapReduce[OL]. <http://en.wikipedia.org/wiki/MapReduce>, 2011

[5] Dartmouth College. Mobile Sensing Group[OL]. <http://sensorlab.cs.dartmouth.edu/>

[6] Mun M, et al. Peir, the Personal Environmental Impact Report,

as a Platform for Participatory Sensing Systems Research[C]// Proc. 7th ACM MobiSys, 2009;55-68

[7] Thiagarajan A, et al. VTrack: Accurate, Energy-Aware Traffic Delay Estimation Using Mobile Phones[C]// Proc. 7th ACM SenSys, Berkeley, CA, Nov. 2009

[8] UC Berkeley/Nokia/NAVTEQ. Mobile Millennium [OL]. <http://traffic.berkeley.edu/>

[9] twitterStorm[OL]. <http://www.infoq.com/news/2011/09/twitterstorm-real-time-hadoop>, 2011

[10] Ding Bo, Wang Huai-min, Shi Dian-xi. Pervasive middleware technology[J]. 计算机科学与探索, 2007(3)

[11] Yau S, Karim F, Wang Y, et al. Reconfigurable context-sensitive middleware for pervasive computing[J]. Pervasive Computing, 2002,1(3):33-40

[12] Da T, Zhang Q. A middleware for building context-aware mobile services [C] // Vehicular Technology Conference, 2004. VTC 2004-Spring, 2004 IEEE 59th, 2004, 5: 2656-2660

[13] Korpipaa P, Koskinen M, Peltola J, et al. Bayesian approach to sensor-based context awareness [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2003,7(2):113-124

[14] Schmidt A, Aidoo K A, Takaluoma A, et al. Advanced Interaction in Context [C] // Handheld and Ubiquitous Computing. Springer Berlin Heidelberg, 1999;89-101

[15] Castro P, Munz R. Managing context data for smart spaces[J]. Personal Communications, 2000,7(5):44-46

(上接第 51 页)

[2] Chan H, Perrig A. Security and Privacy in Sensor Networks[J]. IEEE Comp. , 2003, 36(10):103-105

[3] Shi E, Perrig A. Designing Secure Sensor Networks[J]. Wireless Commun, 2004, 11(6):38-43

[4] Gura N, et al. Comparing Elliptic Curve Cryptography and RSA on 8-bit CPUs [C] // CHES'04: Proc. Wksp. Cryptographic Hardware and Embedded Systems, Aug. 2004

[5] Gaubatz G, Kaps J-P, Sunar B. Public Key Cryptography in Sensor Networks-Revisited[C]// ESAS'04: 1st European Wksp. Security in Ad-Hoc and Sensor Networks, 2004

[6] Rivest R L. RFC 1321. The MD5 message digest algorithm request for comments [S]. Cambridge: MIT and RSA Data Security, 1992

[7] Nits F P. FIPS PUB 180, Secure hash standard [S]. Washington

DC: U. S. Department of Commerce, 1993

[8] Wang S Y, Feng J C. Chaotic communication scheme by parameter division multiple access[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7):35-40

[9] 刘式达, 梁福明, 刘式适, 等. 自然科学中的混沌和分形[M]. 北京: 北京大学出版社, 2003: 1-12, 26, 31-32, 125

[10] 陈帅. 无线微传感器网络混沌加密理论及其关键技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2006: 55-78

[11] Peng Fei, Qiu Shui-sheng. One-way Hash Functions Based on Iterated Chaotic Systems[C]// Communications, Circuits and Systems International Conference, 2007: 1070-1074

[12] Shannon C E. Communication theory of secrecy systems[J]. Bell System Technology Journal, 1949, 28: 656-715

[13] 郑世慧, 张国艳, 杨义先, 等. 基于混沌的带密钥散列函数安全分析[J]. 通信学报, 2011, 32(5): 146-152

(上接第 62 页)

[10] Shih H-S, Shyr H-J, Lee E S. An extension of TOPSIS for group decision making[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2007, 45(7/8):801-813

[11] Jahanshahloo G R, Lotfi F H, Davoodi A R. Extension of TOPSIS for decision-making problems with interval data[J]. Interval efficiency, Mathematical and Computer Modeling, 2009, 49(5/6):1137-1142

[12] Ai Li-feng, Tang Mao-lin, Fidge C. Partitioning composite Web services for decentralized execution using a genetic algorithm [J]. Future Generation Computer Systems, 2011, 27(2): 157-172

[13] Zhao Xin-chao, Song Bo-qian, Huang Pan-yu, et al. An improved discrete immune optimization algorithm based on PSO for QoS-driven webservice composition [J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(8): 2208-2216

[14] Fei Tao, Zhao Dong-ming, Hu Ye-fa, et al. Correlation-aware resource service composition and optimal-selection in manufacturing grid[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 201(1):129-143

[15] Ma Yue, Zhang Cheng-wen. Quick convergence of genetic algorithm for QoS-driven web service selection[J]. Computer Networks, 2008, 52(5): 1093-1104