

基于云模型的 SaaS 决策方法

张龙昌¹, 杨艳红², 赵绪辉¹

(1. 渤海大学信息科学与技术学院, 辽宁锦州 121013; 2. 渤海大学图书馆, 辽宁锦州 121013)

摘 要: 用户评分的模糊性、随机性表现出服务质量(QoS)的不确定性是软件即服务(SaaS)最优服务选择研究的难题之一. 提出一种基于云模型的 SaaS 服务决策方法(SDM_CM)以解决上述难题. 该方法首先使用逆向 QoS 云发生器将评分描述的 QoS 指标转换为云模型描述的 QoS 指标; 接着借鉴多属性决策分析中常用、有效的多属性决策算法-优劣解距离法(TOPSIS), 提出基于云模型的 SaaS 最优服务决策算法. 最后, 在真实的服务质量数据基础上, 验证了该方法的优越性和有效性.

关键词: 云模型; 软件及服务; 用户评分; 不确定性; 优劣解距离法

中图分类号: TP311.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)05-0987-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.05.023

SaaS Decision-Making Method Based on Cloud Model

ZHANG Long-chang¹, YANG Yan-hong², ZHAO Xu-hui¹

(1. College of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou, Liaoning 121013, China;

2. Library, Bohai University, Jinzhou, Liaoning 121013, China)

Abstract: The optimal software as a service (SaaS) selection based on Quality of Service (QoS) is still challenging because user rating with fuzziness and randomness makes QoS uncertain and decision-making hard. This paper presents a SaaS decision-making method based on cloud model (SDM_CM) to solve the above difficulties for the first time. It includes two main steps: (1) Converting the rating QoS criteria to the cloud model QoS criteria by using the backward QoS cloud generator. (2) Proposing a multiple attribute decision-making algorithm based on cloud model, which draws on the effective and common multiple attribute decision-making algorithm (technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS). The last, a set of experiments demonstrate the benefits and effectiveness of our approach.

Key words: cloud model; software as a service (SaaS); user rating; uncertain; technique for order preference by similarity to an ideal solution (TOPSIS)

1 引言

QoS 驱动的 SaaS 服务选择是产业界和学术界的研究热点. 用实数^[1]、区间数^[2]、模糊数^[3,4]、随机函数^[5]等描述 QoS, 不能准确的反应用户评分所具有的模糊性与随机性. 如 QoS 指标的 10 个用户评分 5、6、4、3、5、7、3、5、4、5. 用实数(均值 4.7)表示, 没有体现 10 个用户评分的分布特性和模糊特性; 用区间数([3, 7])和三角模糊数([3, 4, 7, 7])描述, 即降低了评分精度又没有体现出分布特性; 另外很难找到一个准确描述上述用户评分的随机函数. 云模型^[6]具有很强的不确定性描述能力, 用其三个数字特征期望 $Ex = 4.7$ 、熵 $En = 1.19$ 、超熵 $He = 0.68$ 描述用户评分, 期望最能代表 10 个用户的分值, 熵

反应 10 个用户评分的离散度, 超熵反应用户评分离散度的不确定性.

基于 QoS 的服务选择主要有三类. (1) 精确 QoS 的服务选择. Shi C 等^[1]提出用户为中心的 QoS 计算方法, 该方法通过属性值预处理、用户满意度推理、多属性聚合等算法, 能高效的向新用户提供满意度较高的服务选择. Yau S S 等^[7]介绍一种获取用户满意度高的服务选择算法, 用户 QoS 需求表达灵活, 并且能够更精确的模型化 QoS 和满意度得分. Chen X 等^[8]人提出基于协同过滤算法的 QoS 预测方法, Zheng Z 等^[9]借鉴肯德尔等级相关系数思想, 提出 QoS 排名预测框架. 基于组合拍卖^[10]、博弈论^[11]、投资组合理论^[12]、多属性决策理论^[13]等经济学方法应用到服务选择. 备选服务中存在 Pareto

最优服务集,文献[14~16]研究了 Pareto 最优服务集的获取方法.也探讨了启发式算法在服务选择中应用的可行性,如遗传算法^[17]、粒子群算法^[18]、蚁群算法^[19]. (2)模糊 QoS 的服务选择.研究了基于三角模糊数^[3]、直觉模糊集^[4]和混合数据类型^[2]的服务选择算法. (3)随机 QoS 的服务选择. QoS 的描述方式为随机过程^[5]、概率^[20]等服务选择算法.

本文贡献:(1)提出云模型表示的服务 QoS,能够很好的反应用户评分的随机性和模糊性;(2)提出逆向 QoS 云发生器,将用户评分转换为云模型;(3)提出基于云模型的 SaaS 决策方法.

2 QoS 云化模型

2.1 SaaS 的 QoS 模型

SaaS 直接面向终端用户, QoS 应由用户感知,指标应能反映用户的需求并且影响用户的满意度,本文选择有代表性的 5 个指标,在具体应用场景中可视情况调整,本文方法仍然适用.

定义 1 $QoS(s) = (Q_{co}(s), Q_{res}(s), Q_{rep}(s), Q_{aw}(s), Q_{rel}(s))$, 描述 s 在执行过程中的非功能属性信息,包括成本、响应时间、可信度、可用性、可靠性.

$Q_{co}(s)$ 代表执行服务所需付出的成本,包括购买服务、网络流量、终端软硬件支持、能源消耗等. $Q_{res}(s)$ 代表用户发送请求到执行结果呈现过程中执行时间,包括服务执行时间、网络传输时间、终端设备显示时间等. $Q_{rep}(s)$ 代表用户对服务的评价以及产生对服务的态度,这种态度和评价是主观的,它不但取决于用户对服务功能与成本之间关系的估计,而且取决于用户对服务与自己之间关系的估计. $Q_{aw}(s)$ 指的是服务对用户来说有效、易学、高效、好记、少错和令人满意的程度,即用户能否用服务完成任务,效率如何,主观感受怎样,实际上是从用户角度所看到的服务的综合质量,是服务竞争力的核心. $Q_{rel}(s)$ 是服务在规定的条件下和规定的时间区间完成规定功能的能力, SaaS 的可靠性受软件设计、PaaS、IaaS、网络、终端环境等复杂因素制约.

效益型指标值越大,对评估结果越有利;成本型指标值越小,对评估结果越有利.上述指标中 $Q_{co}(s)$ 、 $Q_{res}(s)$ 为成本型(I), $Q_{rep}(s)$ 、 $Q_{aw}(s)$ 、 $Q_{rel}(s)$ 为效益型 O. QoS 指标由用户评分方式给出,分为 11 个等级,依次为 10 分、9 分、8 分、...、1 分、无法访问为 0 分.

2.2 逆向 QoS 云发生器

逆向 QoS 云发生器将用户评分转换为云模型,求出 QoS 指标三个数字特征值 Ex , En , He (Ex 反映了所有用户评分的平均值;熵 En 反映了用户评分的集中程度; He 为熵的稳定度),基于文献[6]设计的算法如下.

算法 1

输入: m 个方案,每个方案 n 个 QoS 指标及每个指标的 N 个用户评分样本 $(x_{ijk})_{m \times n \times N}$

输出: m 个方案 n 个 QoS 指标的云模型

步骤:(1)由 x_{ijk} , $k = 1 \cdots N$ 计算这组数据的样本均值 $\bar{x}_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ijk}$,

一阶样本绝对中心矩 $|\bar{x}| = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_{ijk} - \bar{x}_{ij}|$, 样本方差 $S_{ij}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_{ijk} - \bar{x}_{ij})^2$;

(2)期望 Ex_{ij} 的估计值 $\hat{Ex}_{ij} = \bar{x}_{ij}$;

(3)超熵 He_{ij} 的估计值 $\hat{He}_{ij} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} |\bar{x}_{ij}|$;

(4)熵 En_{ij} 的估计值 $\hat{En}_{ij} = \sqrt{S_{ij}^2 - \frac{1}{3} \hat{He}_{ij}^2}$.

3 基于云模型的 SaaS 决策方法(SDM-CM)

逆向 QoS 云发生器生成了一个云模型的 SaaS 服务决策矩阵,设为 $A = (c)_{m \times n}$,其中 $c_{ij} = (Ex_{ij}, En_{ij}, He_{ij})$. 借鉴 TOPSIS^[21]方法的基本思想,提出基于云模型的 SaaS 服务决策方法,处理过程如下(说明:决策矩阵中元素 c_{ij} 中 $0 \leq Ex_{ij}, En_{ij}, He_{ij} \leq 1$,处于相同量纲,因此本算法不进行规范化处理).

3.1 构造加权决策矩阵

QoS 权重反应用户需求,对用户权重的获取采用打分的方法,分值为 11 个等级,依次为 10 分、9 分、8 分、...、1 分、0 分.设用户给出的 QoS 指标打分为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_{n-1}, w_n)$,则:

$$\omega_j = w_j / \sum_{k=1}^n w_k, \text{ 有 } \sum_{i=1}^n \omega_i = 1 \quad (1)$$

加权决策矩阵计算公式为:

$$\bar{c}_{ij} = (\omega_j Ex_{ij}, \omega_j En_{ij}, \omega_j He_{ij}) \quad (2)$$

3.2 确定正理想解和负理想解

需要定义比较标准-正理想解 A^+ 和负理想解 A^- ,其中正理想解为理想最好服务,负理想解为理想最坏服务.单纯考虑云模型的数字特征可以发现,当所有用户给出的评分为 10 分时,是最好结果,即 $Ex = 1$ 、 $En = 0$ 、 $He = 0$;当所有用户给出的评分为 0 分时,是最坏结果,即 $Ex = 0$ 、 $En = 0$ 、 $He = 0$.正、负理想解的计算公式如下:

$$\begin{aligned} A^+ &= (c_1^+, c_2^+, \dots, c_n^+) \\ &= ((c_j^+ = (10, 0, 0) | i \in O), (c_j^+ = (0, 0, 0) | i \in I)) \\ A^- &= (c_1^-, c_2^-, \dots, c_n^-) \\ &= ((c_j^- = (0, 0, 0) | i \in O), (c_j^- = (10, 0, 0) | i \in I)) \end{aligned} \quad (3)$$

3.3 计算距离

备选服务距离正理想解距离决定了备选方案的优

劣程度,备选服务的 QoS 指标和正负理想解的指标都是用云模型描述,下面给出两种计算云模型间距离的方法。

定义 2 给定由两个云模型 i, j 的数字特征组成的向量 c_i 和 c_j , 它们之间的余弦夹角称为云 i 和 j 之间的余弦距离:

$$d(i, j) = d(c_i, c_j) = \frac{c_i \cdot c_j}{\|c_i\| \|c_j\|} = \frac{Ex_i Ex_j + En_i En_j + He_i He_j}{\sqrt{Ex_i^2 + En_i^2 + He_i^2} \sqrt{Ex_j^2 + En_j^2 + He_j^2}} \quad (4)$$

其中 $c_i = (Ex_i, En_i, He_i)$, $c_j = (Ex_j, En_j, He_j)$, 有 $0 \leq d(i, j) \leq 1$; 余弦距离越大, i, j 距离越近。

定义 3 给定由两个云模型 i, j 的数字特征组成的向量 c_i 和 c_j , 则云模型 i 和 j 之间的欧氏距离:

$$d(i, j) = d(c_i, c_j) = \sqrt{(Ex_i - Ex_j)^2 + (En_i - En_j)^2 + (He_i - He_j)^2} \quad (5)$$

其中 $c_i = (Ex_i, En_i, He_i)$, $c_j = (Ex_j, En_j, He_j)$, 有 $0 \leq d(i, j) \leq 1$; 欧氏距离越小, i, j 距离越近。

设 3 个云 $c_1 = (0.1, 0.2, 0.01)$ 、 $c_2 = (0.3, 0.6, 0.03)$ 、 $c_3 = (0.1, 0.3, 0.01)$, 以 c_1 为参照, c_2 、 c_3 与其计算距离. 基于余弦距离计算的的结果为: $d(1, 2) = 1.0000$ 、 $d(1, 3) = 0.9883$, 得出 c_2 较 c_3 更接近 c_1 . 基于欧氏距离计算的的结果为: $d(1, 2) = 0.4473$ 、 $d(1, 3) = 0.1005$, 得出 c_3 较 c_2 更接近 c_1 . 从图 1 中可以直观看出 c_3 较 c_2 更接近 c_1 , 得出欧氏距离计算的云模型距离更合理, 因此本文使用式(5)计算云模型间距离。

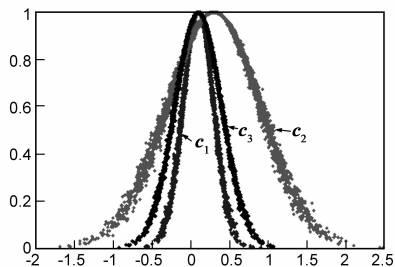


图1 c_1 、 c_2 和 c_3 示意图

3.4 计算备选服务到正负理想解的距离

在式(4)的基础上,服务距离的计算仍然使用 n 维欧氏距离. 设备选服务到正理想解 A^+ 的距离为 $d_{s_i}^+$, 到负理想解 A^- 的距离为 $d_{s_i}^-$, 计算公式如下:

$$d_{s_i}^+ = \left\{ \sum_{j=1}^n d(c_j, c_j^+)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, i = 1, \dots, m$$

$$d_{s_i}^- = \left\{ \sum_{j=1}^n d(c_j, c_j^-)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, i = 1, \dots, m \quad (6)$$

3.5 计算备选服务的最优度

TOPSIS 的基本思想是距离正理想解越近并且距离负理想解越远的服务越优; 反之距离负理想解越近并且距离正理想解越远的服务越差. 最优度计算式如下:

$$R_i = \frac{d_{s_i}^-}{(d_{s_i}^+ + d_{s_i}^-)}, i = 1, \dots, m \quad (7)$$

其中 $R_i \in [0, 1]$; 当 $R_i = 0$ 时, $d_i = A^-$, 表示该服务为最劣; 当 $R_i = 1$ 时, $d_i = A^+$, 表示该服务为最优. 在实际的多目标决策中, A^+ 和 A^- 存在的可能性很小, 因此 R_i 值最大的为最优服务。

4 实验分析

4.1 典型数据分析

假设有 k 个用户评价 m 个 SaaS (每个 SaaS 具有 n 个指标), 则产生 k 个 $m \times n$ 评价矩阵, 设为 $D_1 = (x_1)_{m \times n}$ 、 $D_2 = (x_2)_{m \times n}$ 、 $\dots$ 、 $D_k = (x_k)_{m \times n}$.

在使用 TOPSIS 方法计算最优度前, 需要对 k 个用户评价矩阵进行集结, 使用 OWA^[22] 算子, 设集结后决策矩阵为 $D = (d)_{m \times n}$, 公式如下:

$$d_{ij} = \sum_{t=1}^k w_t x_{tij}, t = 1, \dots, k; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (8)$$

这里认为评价用户是平等的, 所以设置评价用户权重

$$w_t = \frac{1}{k}.$$

在使用 FTOPSIS^[23] 前需要解决以下两个问题: (1) 评分转化三角模糊数: 对 11 个标度分别为 10 分、9 分、 $\dots$ 、0 分, 设定的三角模糊数为 (10, 10, 10)、(8, 9, 10)、(7, 8, 9)、(6, 7, 8)、(5, 6, 7)、(4, 5, 6)、(3, 4, 5)、(2, 3, 4)、(1, 2, 3)、(0, 1, 2)、(0, 0, 0); (2) 三角模糊数描述的 k 个评价矩阵集结: 设 k 个 $m \times n$ 三角模糊数评价矩阵为 $F_1 = (x)_{m \times n}$ 、 $F_2 = (x)_{m \times n}$ 、 $\dots$ 、 $F_k = (x)_{m \times n}$, 使用 OWA 进行集结, 设集结后决策矩阵为 $F = (f)_{m \times n}$, 设评价用户权重 $w_t = \frac{1}{k}$, 公式如下:

$$f_{ij} = \sum_{t=1}^k w_t \otimes x_{tij}, t = 1, \dots, k; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (9)$$

其中 $\sum_{t=1}^k x_t$ 表示为 k 个三角模糊数加, $\otimes$ 表示三角模糊乘 (计算方法请查阅三角模糊数四则运算)。

现取 4 个备选服务 s_1 、 s_2 、 s_3 、 s_4 , QoS 指标为成本型指标 $Q_{co}(s)$ 和效益型指标 $Q_{rep}(s)$, 10 个用户的评价信息 (见表 1), 设用户权重为 $W = [0.5, 0.5]$. 使用逆向 QoS 云发生器、式(8)、式(9)对表 1 中的用户评分信息进行计算, 得到表 2、表 3、表 4 结果。

表 1 用户评分信息

用户 服务	$Q_{co}(s)$ User1...User10	$Q_{rep}(s)$ User1...User10
s_1	2,1,1,1,2,1,1,2,1,2	5,6,4,3,5,7,3,5,4,5
s_2	3,2,1,2,3,1,3,2,3,1	8,7,6,6,7,4,6,7,9,5
s_3	2,1,1,2,3,3,2,2,3,1	2,3,2,3,4,5,2,3,3,4
s_4	2,1,2,2,1,1,2,2,1,2	9,10,8,7,8,9,6,9,10,7

表 2 云模型矩阵

指标 服务	$Q_{co}(s)$	$Q_{rep}(s)$
s_1	(1.4,0.3821,0.6016)	(4.7,1.0412,1.2032)
s_2	(2.1,0.7037,0.9024)	(6.5,1.1925,1.3786)
s_3	(2.0,0.6915,0.7520)	(3.1,0.8380,0.9275)
s_4	(1.6,0.3821,0.6016)	(8.3,1.0749,1.3786)

表 3 TOPSIS 矩阵

指标 服务	$Q_{co}(s)$	$Q_{rep}(s)$
s_1	1.4	4.7
s_2	2.1	6.5
s_3	2	3.1
s_4	1.6	8.3

表 4 FTOPSIS 矩阵

指标 服务	$Q_{co}(s)$	$Q_{rep}(s)$
s_1	(0.4,1.4,2.4)	(3.7,4.7,5.7)
s_2	(1.1,2.1,3.1)	(5.5,6.5,7.5)
s_3	(1.0,2.0,3.0)	(2.1,3.1,4.1)
s_4	(0.6,1.6,2.6)	(7.5,8.3,9.1)

表 2、表 3、表 4 分别用云模型、均值、三角模糊数表示的聚合后的用户评分信息,三者在表示 s_1 的 $Q_{co}(s)$ 指标值含义见表 5. 均值只描述了用户评分的平均值,没有反映出用户评分的变化情况;三角模糊数描述了用户评分的模糊程度,没有反映用户评分的随机性;云模型反映了用户评分的均值、评分的离散程度(即模糊度)、又反映了用户评分的随机性,较其它两种方法更好的描述了用户评分的不确定性.

表 5 云模型、均值、三角模糊数比较

云模型	均值	三角模糊数
(1.4,0.4778,0.3394)	1.4	(0.4,1.4,2.4)
1.4 为评分均值;0.4778 为评分的离散程度;0.339 表示离散程度的不确定性	评分均值	0.4 为评分平均最小值;1.4 为评分平均值;2.4 为评分平均最大值

使用 TOPSIS 方法对上述服务集排序,得结果为 $s_4 > s_2 > s_1 > s_3$,图 2 描述了基于均值的各备选服务与正负理想解的分布图,从图中可以明显看出最接近正理想解的备选服务,依次为 s_4 、 s_2 、 s_1 、 s_3 ,TOPSIS 方法排

序合理.

使用 FTOPSIS 方法对上述服务集排序,与 TOPSIS 方法得结果相同为 $s_4 > s_2 > s_1 > s_3$. 如果考虑两种极端情况:(1)备选服务各指标都取最好值(即指标取 $Q_{co}(s)$ 三角模糊数下限, $Q_{rep}(s)$ 三角模糊数上限)-最好情况;(2)备选服务各指标都取最坏值(即指标取 $Q_{co}(s)$ 三角模糊数上限, $Q_{rep}(s)$ 三角模糊数下限)-最坏情况.使用 TOPSIS 计算,最好情况得排序结果 $s_4 > s_1 > s_2 > s_3$,最坏情况得排序结果 $s_4 > s_2 > s_1 > s_3$. 合理情况,排序结果应当处于最好情况与最坏情况之间,FTOPSIS 方法并没有体现模糊性.

使用 SDM_CM 算法对上述服务集排序,得结果分别为 $s_4 > s_2 > s_1 > s_3$,在评分离散度及其不确定性差距较小情况下,与 TOPSIS、FTOPSIS 方法具有相同排序结果;如果在评分均值差距较小,离散度及其不确定性差距较大情况下,SDM_CM 算法获得的最优服务更可靠.

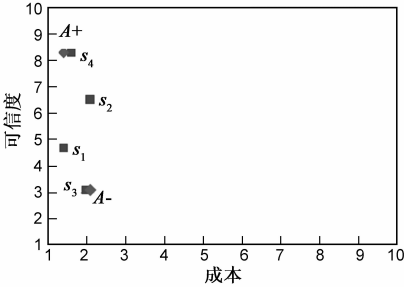


图2 均值描述的备选服务与理想解分布图

4.2 真实数据分析

某高校图书馆与 10 个图书检索服务提供商签订合同,分别定义为 s_1 、 s_2 、 $\dots$ 、 s_{10} ,QoS 指标定义为 $QoS(s_i) = (Q_{co}(s_i), Q_{res}(s_i), Q_{rep}(s_i), Q_{aw}(s_i), Q_{rel}(s_i))$ (见定义 1);该校有 1 万师生提交了对 10 个图书检索 SaaS 的 QoS 评价,随机抽取部分评价数据做实验数据集.现一用户 u 想选择其中的最优服务使用,该用户依次给出的各指标重要程度打分 10 分、10 分、5 分、10 分、5 分,根据式(1)计算得到权重向量 $\omega = (0.25, 0.25, 0.125, 0.25, 0.125)$,作为 TOPSIS、FTOPSIS 算法中的用户权重.从图 3 中得出,在本实验场景下 SDM_CM 和 TOPSIS 方

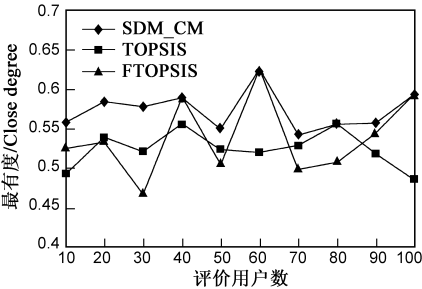


图3 三种算法最优点随评价用户数的变化

法较稳定, TOPSIS 方法和 FTOPSIS 方法获得的最优服务最优度低于 SDM_CM。

4.3 SDM_CM、TOPSIS、FTOPSIS 性能比较

图 4 是三种算法的时间复杂度比较, 三种算法都呈线性增长趋势; SDM_CM 和 FTOPSIS 方法时间复杂度相近, 低于 TOPSIS 方法; SDM_CM 多出的时间用于计算云模型上, 而 FTOPSIS 多出的时间用于转化用户评分为三角模糊数上。但由若干个用户评价信息生成云模型后, 再加入用户评价信息对云模型的数字特征影响不大, 称之为稳定状态, 如图 5 是本应用场景下服务 s_1 的指标 $Q_{co}(s_1)$ 在大约 1500 个用户评价信息后生成的 3 个云数字特征基本处于稳定状态。在云模型的 3 个数字特征达到稳定状态后就不需要在进行云模型的计算, 稳定状态后三种算法的时间复杂度比较见图 6。

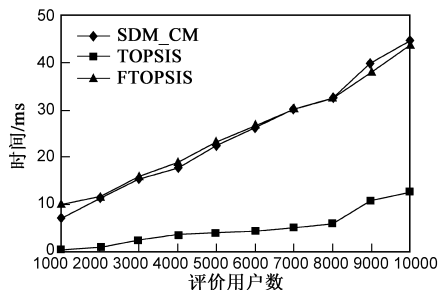


图4 时间复杂度比较

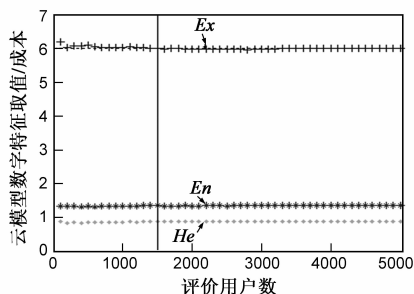


图5 s_1 的成本型指标云数字特征变化曲线

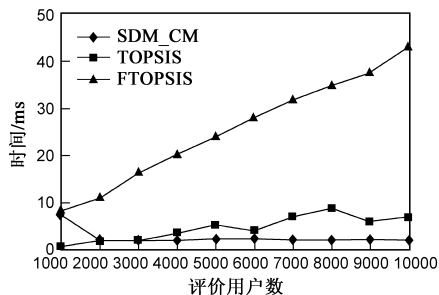


图6 稳态下三种算法时间复杂度的比较

5 结论

用户评分表示的服务 QoS 具有随机性、模糊性特点, 本文提出用云模型描述 QoS 指标, 该方法能很好的

刻画 QoS; 接着提出将用户评分转换为云模型算法; 提出基于云模型的多属性决策方法, 该方法能够根据用户 QoS 需求获得最优服务。通过真实数据的实验, 证明了该法是一个有效的方法。

SDM_CM 中各备选服务最优度的计算、指标云模型计算存在独立性, 下一步工作将基于该特性建立算法的前趋图, 设计出分布式并行算法, 提高算法性能。另外, 以下几点研究也将被考虑: (1) 备选服务 QoS 可能缺少某用户的评分, 将影响服务选择算法的精度, 因此需要提出缺失 QoS 预测方法; (2) 用户评分可信性对可信的服务选择至关重要即用户评分的可信性问题; (3) 云模型达到稳态后能有效提高算法的性能, 需要提出 QoS 云模型的稳态计算方法。

参考文献

- [1] Shi C, et al. User-centered QoS computation for Web service selection[A]. 2012 IEEE 19th International Conference on Web services[C]. Honolulu: IEEE, 2012. 456 - 463.
- [2] Zhang L C, et al. Hybrid-context-aware Web service selection approach[J]. Journal of Internet Technology, 2013, 14(1): 57 - 69.
- [3] Wang P, et al. On optimal decision for QoS-aware composite service selection[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(1): 440 - 449.
- [4] Wang P. 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] 范小芹, 等. 随机 QoS 感知的可靠 Web 服务组合[J]. 软件学报, 2009, 20(3): 546 - 556.
Fan Xiaoqin, et al. Random-QoS-aware reliable Web service composition[J]. Journal of Software, 2009, 20(3): 546 - 556. (in Chinese)
- [6] 李德毅. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005. 171 - 177.
- [7] Yau S S, et al. QoS-based service ranking and selection for service-based systems[A]. 2011 IEEE International Conference on Services Computing[C]. Washington: IEEE, 2011. 56 - 63.
- [8] Chen X, et al. Web service recommendation via exploiting location and QoS information[J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 2014, 25(7): 1913 - 1924.
- [9] Zheng Z, et al. QoS ranking prediction for cloud services[J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(6): 1213 - 1222.
- [10] He Q, et al. Quality-aware service selection for service-based systems based on iterative multi-attribute combinatorial auction[J]. IEEE Trans on Software Engineering, 2014, 40(2): 192 - 215.
- [11] Ardagna D, et al. Generalized Nash Equilibria for the service

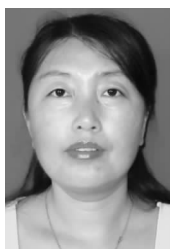
- provisioning problem in cloud systems[J]. IEEE Trans on Services Computing, 2012, 6(4): 429 – 442.
- [12] 林日昶, 等. 支持风险偏好的 Web 服务动态组合方法[J]. 中国科学(信息科学), 2014, 44(1): 130 – 141.
Lin Richang, et al. Dynamic Web service composition approach supporting different risk appetites[J]. Scientia Sinica Informationis, 2014, 44(1): 130 – 141. (in Chinese)
- [13] 何秀青, 王映辉, 等. 物联网服务动态评价选择方法研究[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 117 – 122.
He Xiuqing, et al. Service selection algorithm based on dynamic assessment for Web of things[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(1): 117 – 122. (in Chinese)
- [14] Ma H, et al. QoS-Driven service composition with reconfigurable services[J]. IEEE Trans on Services Computing, 2013, 6(1): 20 – 33.
- [15] Yu Q, et al. Efficient service skyline computation for composite service selection[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(4): 776 – 789.
- [16] Immanuel T, et al. Multi-objective quality-driven service selection-a fully polynomial time approximation scheme [J]. IEEE Trans on Software Engineering, 2014, 40(2): 167 – 191.
- [17] 赵欣, 等. P MOEA: 一种多目标决策辅助遗传算法用于服务组合 QoS 优化[J]. 中国科学(信息科学), 2013, 43(1): 73 – 89.
Zhao Xin, et al. P_MOEA: A multi-objective decision making aid EA for service composition QoS optimization[J]. Scientia Sinica Informationis, 2013, 43(1): 73 – 89. (in Chinese)
- [18] 王文彬, 等. 基于非均衡变异离散粒子群算法的 QoS 全局最优 Web 服务选择方法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2774 – 2779.
Wang Wenbin, et al. Web services selection approach with QoS global optimal based on discrete particle swarm optimization with non-uniform mutation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2774 – 2779. (in Chinese)
- [19] Wu Q, et al. Transactional and QoS-aware dynamic service composition based on ant colony optimization[J]. Future Generation Computer Systems, 2012, 29(5): 1112 – 1119.
- [20] Zheng H, et al. QoS analysis for Web service compositions with complex structures[J]. IEEE Trans on Services Computing, 2013, 6(3): 373 – 386.
- [21] S J Chen, et al. Fuzzy Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1992. 1 – 30.
- [22] Yager R R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision-making [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1988, 18(1): 183 – 190.
- [23] Dymova L, et al. An approach to generalization of fuzzy TOPSIS method[J]. Information Sciences, 2013, 238: 149 – 162.

作者简介



张龙昌 男, 1977 年生于辽宁岫岩. 博士(博士后), 副教授, 硕士生导师, CCF 会员. 研究方向为服务计算、云计算、物联网.

E-mail: zlc_041018@163.com



杨艳红 女, 1977 年生于辽宁岫岩. 硕士, 馆员. 研究方向为数字图书馆、服务计算.