

云制造环境下知识资源的评价与选择

陈友玲, 黄典, 张岳园, 赵金鹏

(重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 为了解决云制造环境下知识资源的选择问题,从知识资源提供方服务能力的角度,提出了一种基于知识服务能力值的选择模型.该模型从知识资源供需双方自身特性出发,从企业维、服务维、交互维三维度建立知识资源提供方服务能力评价体系,利用变精度粗糙集算法计算各评价指标的权重,利用敏感系数修正用户在实际情况下的偏好,最终求得所有候选资源的知识服务能力值;以此为依据指导云平台为用户选择最佳的知识资源供应方.实例表明,该模型能够从大量候选资源中推理出最佳的知识资源推荐给用户.

关键词: 云制造;知识资源;知识服务能力值;偏好修正;变精度粗糙集

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2018)08-1169-06

Evaluation and Selection for Knowledge Resources in Cloud Manufacturing Environment

CHEN You-ling, HUANG Dian, ZHANG Yue-yuan, ZHAO Jin-peng

(State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China.

Corresponding author: HUANG Dian, E-mail: tianyao0910@163.com)

Abstract: In order to solve the problem of selecting knowledge resources in the cloud manufacturing environment, a selection model is presented based on the capacity of knowledge service from the perspective of knowledge resources suppliers' service capacity. Through establishing the system for evaluating the capacity of knowledge service, the variable precision roughness set algorithm is utilized to calculate the weight of each evaluation index, and the sensitivity coefficient is used to revise users' preference in actual cases. All the candidates' capacities of knowledge service are obtained, based on which to guide the cloud platform to select the best supplier for users. Finally, examples are given to prove that the model can select the best supplier for users.

Key words: cloud manufacturing; knowledge resource; capacity of knowledge service; preference revision; variable precision roughness set

云制造是一种为用户提供各类按需制造服务的网络化制造新模式,融合了信息化制造技术和新兴信息技术,并满足了制造业集成化、敏捷化、服务化和智能化的发展需求^[1],实现了“分散资源集中使用,集中资源分散服务”的思想.随着云制造技术的普及,平台用户日益增多,云制造资源池中汇集了越来越多的制造资源,如何为云用户选择最佳的资源成为了当前的研究热点.

目前针对云制造资源配置的研究大都集中于对硬资源的选择和组合方面.Stroulia等提出的基

于WSDL扩展的Web服务匹配方法用于解决服务资源的匹配问题^[2];Yahyaoui利用粗糙集理论进行服务质量属性分类规划,为用户选择最佳Web服务^[3];Wang等研究了云制造环境下机械装备的选择方法^[4];文献[5-6]以时间、成本、可靠性等指标构建了制造资源评价模型.

综上,对云制造平台下硬资源的选择和组合问题,目前已经取得了一定进展.然而,在云制造资源池中还存在大量的软资源,包括知识资源、人力资源、物流资源等.随着云平台的推广,迫切需

要研究针对软资源的评价与选择方法. 其中, 知识资源作为一种典型的软资源, 流动于制造生命周期的各个环节, 是支撑云制造服务系统运行的核心. 随着市场竞争加剧, 产品更新换代速度加快, 企业对知识资源的需求会更加旺盛和急切; 同时知识资源还具有增值性强、边际成本递减、共享性能好、可以满足云平台异地用户的调用等优点. 如何为云用户个性化的需求选择最佳的知识资源, 成为云制造软资源组合选择的关键问题. 目前国内对外对知识资源评价、选择的研究还处于初步阶段, 文献[7]提出基于云推理的知识服务方法; 文献[8]研究了集团企业云制造的知识服务应用模式, 为解决集团内企业知识资源的共享和重用问题提供了思路. 以上文献取得了极富价值的研究成果, 但当前研究中并没有文献确切提出知识资源的评价选择方法, 无法解决从资源池众多的提供方中为需求方选择最佳匹配的问题, 对此还需做持续深入的研究.

基于此, 本文通过对知识资源供需双方特性的深入分析, 构建了知识资源提供方服务能力评价指标体系. 在此基础上进行多指标决策, 利用变精度粗糙集算法, 通过分析云平台上的历史交易数据挖掘出各指标的客观权重, 再结合经过敏感函数修正后的偏好权重, 求得知识资源提供方相对于需求方的知识服务能力值, 在此基础上推理出最佳的资源推荐给用户.

1 知识资源提供方服务能力评价模型

1.1 确定评价指标

知识资源作为云平台软资源的重要组成部分, 包括标准规范、专利情报、文档知识、设计知识、专家经验等多种类型. 依据文献[9]对知识资源自身传递特性的研究, 再结合云平台制造服务的通用性评价指标, 本文从需求维、供给维、交互维三个维度构建了知识资源提供方服务能力评价模型. 如图 1 所示, 各维度细分为七大指标, 结合 QoS 评价技术, 量化指标, 从而求出知识服务能力值, 进而进行知识资源分配.

1) 服务维. 主要包括服务时间(P_1)和服务费用(P_2). 服务时间指知识资源提供方(knowledge resources supply-side, KRS)所能持续提供服务的时间长度. 由于知识资源需求方(knowledge resources demand-side, KRD)对于服务时间有明确要求, KRS 所能提供的服务时间只

有在满足需求方期望服务 t 时, 服务才能够进行. 所以, 设 KRD 实际服务时间为 T , 则

$$P_1 = \begin{cases} 1, & T \geq t; \\ 0, & T < t. \end{cases} \quad (1)$$

服务费用是指 KRS 完成服务后要求 KRD 支付的费用, 此数据由 KRS 直接上传至云平台.

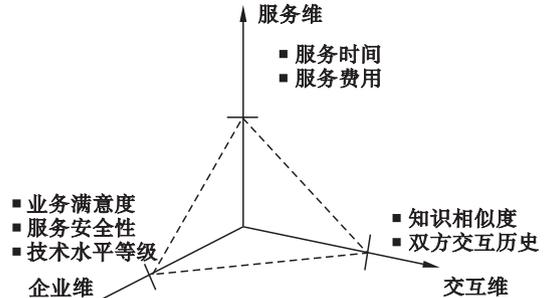


图 1 知识资源提供方服务能力评价指标体系
Fig. 1 System for evaluating the capacity of knowledge service

2) 企业维. 主要包括业务满意度(P_3), 服务安全性(P_4), 技术水平等级(P_5)三个指标. 文献[10]研究指出, 影响知识转移效率的主要因素有 KRS 的服务意愿和知识编码能力. 考虑到云环境的特殊性, 本文用 KRS 的业务满意度和技术水平等级来衡量: 业务满意度和技术水平等级越高, 表征 KRS 的知识服务能力越强. 另外, 知识型企业的信息安全尤为重要, 服务安全性也是评价 KRS 的重要指标. 设 KRS 提供知识服务的次数为 N , 每次 KRD 对于 KRS 的服务评价值为 K_b ($K_b \in [0, 1], b = 1, 2, \dots, N$), 其中 KRS 出现泄露 KRD 企业信息的次数为 N_s , 则

$$\left. \begin{aligned} P_3 &= \left(\sum_{b=1}^N K_b \right) / N; \\ P_4 &= (N - N_s) / N. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

技术水平等级(P_5)为语言变量, 利用云模型实现语言描述的定性概念向定量数值的转换. 对于云制造环境下知识资源评价问题, 一般将指标评价分为 5 个等级, 即 $G\{g_1, g_2, g_3, g_4, g_5\}$, 分别表示“很高, 高, 一般, 低, 极低”. 根据云制造领域专家指定的有效论域 $[X_{\min}, X_{\max}]$ 可生成 5 朵云, 分别表示 5 个评价等级. 利用黄金分割生成如下 5 朵云的数字特征计算方法:

$$\left. \begin{aligned} E_{x+2} &= x_{\max}, \\ E_{x+1} &= E_{x0} + 0.383(x_{\min} + x_{\max})/2, \\ E_{x0} &= (x_{\min} + x_{\max})/2, \\ E_{x-1} &= E_{x0} - 0.383(x_{\min} + x_{\max})/2, \\ E_{x-2} &= x_{\min}, \\ E_{n-1} &= E_{n+1} = 0.382(x_{\min} - x_{\max})/6. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

3) 交互维. 主要包括知识相似度 (P_6) 和双方交互历史 (P_7). 一方面, 知识在相似度较高的主体间转移更易被消化吸收, 提高转移的成功率; 另一方面, 知识相似度高的主体之间更易交流, 更高的交流频率会增加主体之间知识转移的机会. 本文定义知识相似度为 KRS 和 KRD 知识结构的相似程度, 云平台上的知识型企业会定期在平台上更新其知识结构空间, 设 KRS 和 KRD 相关知识掌握度分别为 $k_{w,i}$ 和 $k_{s,i}$, 定义知识相似度为

$$\text{Sim}(\text{KRD}, \text{KRS}) = \frac{\text{KRD} \times \text{KRS}}{\|\text{KRD}\| \|\text{KRS}\|} = \frac{\sum_{i=1}^k (k_{w,i} \times k_{s,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^k k_{w,i}^2 \times \sum_{i=1}^k k_{s,i}^2}}. \quad (4)$$

同时, 为便于交易双方理解和沟通, 企业也更倾向于与有过相互交易经验的伙伴合作, 双方历史交易次数可由云平台数据中心直接得到. 为了保证各指标的准确性, 需要云平台工作人员严格审核和定期更新云制造平台在库知识资源提供方和需求方的相关信息.

1.2 评价指标信息采集与量化

本文以 1.1 节所述的 7 个维度 (P_1, P_2, \dots, P_7) 对 KRS 服务能力进行评价. 设某 KRD 所面临的资源池中候选资源集为 $R = [r_1, r_2, \dots, r_n]^T$, 每个候选 KRS 的服务能力属性值可表示为向量 $r_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i7}]$, 则知识资源候选集的属性可表示为

$$R = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{17} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{27} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{n1} & p_{n1} & \cdots & p_{n7} \end{bmatrix} = [p_1 \quad p_2, \dots, p_7]. \quad (5)$$

由于不同指标评价标准和计量方法不同, 为了消除不同的物理量纲对选择结果的影响, 需要对每一个指标用归一化方法量化处理. 本文采用如下归一化方法:

$$P_{ij}^* = \begin{cases} \frac{p_{ij} - \min p_j}{\max p_j - \min p_j}, & \max p_j - \min p_j \neq 0; \\ 1, & \max p_j - \min p_j = 0. \end{cases} \quad (6)$$

为简便, 归一化后的属性矩阵仍用式 (5) 表示.

2 基于知识服务能力值的知识资源选择模型

基于知识服务能力值 (capacity of knowledge service, CKS) 的候选资源选择是一个多目标决策问题, 一是需要权衡各个指标的重要程度, 二是需要考虑每个用户的个性化需求. 本文引入变精度粗糙集理论直接从历史交易记录中求得每个指标的客观权重, 然后结合敏感函数修正后的用户偏好权重, 最终输出每个资源提供方的知识服务能力值, 能力值最大者即为最优匹配对象.

2.1 评价指标权重的计算

变精度粗糙集可以抗干扰并提升目标权重的客观性. 在采用变精度粗糙集 (RS) 理论之前, 先用 K 中心聚类法对各指标值进行聚类. 引入精度 $\beta, \beta \in [0, 0.5], \beta = 0$ 时为经典 RS 模型.

设四元组 $I = (U, A = C \cup D, V, F)$ 为 KRS 服务能力评价信息系统, U 为实例对象有限论域的非空子集, A 为属性的集合, $C = \{a_1, a_2, \dots, a_{m-1}\}$ 为知识服务能力评价指标属性集, $D = \{a_m\}$ 为决策属性集; V 是属性集合 A 的值域; F 为属性到值域的映射.

定义 1 设 X 和 Y 表示实例对象有限论域的非空子集

$$c(X, Y) = \begin{cases} 1 - \frac{|X \cap Y|}{|X|}, & X \neq \varnothing; \\ 0, & X = \varnothing. \end{cases} \quad (7)$$

$|X|$ 为集合 X 中对象的个数, $c(X, Y)$ 表示集合 X 关于集合 Y 的相对错误分类率. 令 $0 \leq \beta < 0.5$, 定义多数包含关系为 $Y \stackrel{\beta}{\supseteq} X \Leftrightarrow c(X, Y) \leq \beta$.

设 $X = U/C = \{X_1, X_2, \dots, X_{|U/C|}\}$ 为 U 关于条件属性 C 的等价类, $Y = U/D = \{X_1, X_2, \dots, X_{|U/D|}\}$ 为 U 关于决策属性 D 的等价类.

定义 2 设在 $\beta \in [0, 0.5]$ 下, Y_j 关于 C 的 β 的下近似为

$$\text{Pos}_x^\beta(Y_j) = \cup \left\{ Y \in \frac{U}{D} \mid c(X_i, Y_j) \leq \beta \right\}. \quad (8)$$

式中, $\text{Pos}_x^\beta(Y_j)$ 为 β 的正区域, 也为 $C_\beta(Y_j)$, 是全部决策类 Y_j 的下近似构成的集合 $\{C_\beta(Y_1), C_\beta(Y_2), \dots, C_\beta(Y_{|U/D|})\}$.

定义 3 设指标 α_p 的信息量 $\gamma(\alpha_p)$ 为

$$\gamma(\alpha_p) = \frac{1}{|U|^2} \sum_{i=1}^{|U/\alpha_p|} |X_i|^2, \alpha_p \in C. \quad (9)$$

定义 4 设指标 α_p 的被依赖程度 $\lambda(\alpha_p)$ 为

$$\lambda(\alpha_p) = \frac{\sum_{j=1}^{|U/D|} |\text{Pos}_{\alpha_p}^{\beta}(Y_j)|}{|U|}, \quad (10)$$

$\gamma(\alpha_p)$ 和 $\lambda(\alpha_p)$ 分别表征指标对数据对象的分类能力和重要程度,综合考虑 $\gamma(\alpha_p)$ 和 $\lambda(\alpha_p)$,求得每个条件属性的权重:

$$w_p = \frac{\gamma(\alpha_p) \cdot \lambda(\alpha_p)}{\sum_{p=1}^{m-1} (\gamma(\alpha_p) \cdot \lambda(\alpha_p))}, \text{ 且 } \sum_{p=1}^{m-1} w_p = 1. \quad (11)$$

2.2 知识服务能力值求解

不同的 KRD 存在不同的需求偏好,实现客观权重和 KRD 偏好的统一,是合理选择 KRS 的关键.在传统决策问题中,一般都假设 KRD 的需求偏好是不变的,但是在实际交易中 KRD 关于各指标的主观偏好会随着指标组态的变化而进行调整.本文引入指标敏感函数来形象地描述 KRD 在不同的指标取值下对各指标的敏感特性和偏好程度.设 KRD 在云平台中事先设定的期望模型为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_7\}$,对于某个指标的期望参考点 e ,给出如下指标敏感函数:

$$\varphi(x) = \begin{cases} e^{\alpha(x-e)}, & x < e; \\ e^{\alpha(e-x)}, & x \geq e. \end{cases} \quad (12)$$

其中 $\alpha(0 < \alpha \leq 1)$ 为敏感系数,由 KRD 对指标的整体敏感性水平确定.当实际值低于心理预期时, KRD 为达到预期心理迫切希望指标值获得增长,此时 KRD 的指标敏感性随实际指标值增加而增加;当实际值高于心理预期时, KRD 的心理预期已经达成,边际效用递减,此时 KRD 的指标敏感性会随实际值的增加而减小.心理学研究指出,决策者的指标敏感特性是形成偏好的重要因素,因此可以用敏感系数来修正 KRD 的偏好.设 KRD 在云平台上设定的初始偏好权重为 $W^* = \{w_1^*, w_2^*, \dots, w_7^*\}$, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_7\}$ 为 KRS 各指标实际取值,则修正后的指标偏好模型为 $W' = \{w'_1, w'_2, \dots, w'_7\}$,计算公式如下:

$$w'_j = \frac{w_j^* \varphi(x_j)}{\sum_{k=1}^7 w_k^* \varphi(x_k)} \quad (j = 1, 2, \dots, 7). \quad (13)$$

修正后的指标权重满足 $\sum_{j=1}^7 w'_j = 1$, W' 随着每个指标 x_j 的变化而动态变化.则 KRS 的知识服务能力值求解过程如下:

步骤 1 对于知识资源提供方候选集 $R = [r_1, r_2, \dots, r_n]^T$,结合文中知识服务能力值评价模型并归一化,获得

$$R = (r_i)_{n \times 1} = (p_j)_{1 \times 7} = (p_{ij})_{n \times 7}. \quad (14)$$

步骤 2 选取 R 矩阵每列最大值,获得期望向量: $R_{\max} = \{\max p_1, \max p_2, \dots, \max p_7\}$.

步骤 3 利用变精度粗糙集模型求得 KRS 服务能力指标权重 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_7\}$.

步骤 4 已知 KRD 的初始偏好 $W^* = \{w_1^*, w_2^*, \dots, w_7^*\}$,求得修正后的偏好 $W' = \{w'_1, w'_2, \dots, w'_7\}$,从而求得每个 KRS 的知识服务能力值:

$$\text{CKS}(i) = 1 - \sqrt{\sum_{j=1}^7 (\max p_j \cdot w'_j - p_{ij} \cdot w_j)^2}. \quad (15)$$

步骤 5 输出每个候选资源的知识服务能力值,选择知识服务能力值最大者作为知识资源提供方.

3 应用实例

本文以某汽车研发企业为例,该企业依托云制造平台进行新产品的研发和设计.为迎合市场需求,该企业决定在现有研发能力基础上,通过云制造平台,借助资源池中大量的汽车研发知识和研发人员,快速研发一款新产品.云平台根据该单位发布的汽车发动机设计知识请求,在资源池中检索到共有 5 家企业持有相关知识资源.云平台将根据时间、费用、满意度、安全性等指标为企业推荐最佳的知识资源,已知候选资源集 $R = [r_1, r_2, r_3, r_4, r_5]^T$ 服务能力信息如表 1 所示,归一化后如表 2 所示.

表 1 候选资源服务能力信息
Table 1 Service capacity of candidate resources

R	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7
r_1	1	48	0.85	0.80	0.70	0.61	1
r_2	1	60	0.82	0.88	1	0.85	0
r_3	0	51	0.63	0.65	0.80	0.55	7
r_4	1	55	0.70	0.78	0.85	0.90	5
r_5	1	54	0.75	0.72	0.81	0.75	2

表 2 归一化后候选资源服务能力信息
Table 2 Normalized service capacity of candidate resources

R	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7
r_1	1	1	1	0.65	0	0.17	0.14
r_2	1	0	0.86	0.1	1	0.86	0
r_3	0	0.75	0	1	0.33	0	1
r_4	1	0.42	0.32	0.57	0.5	1	0.71
r_5	1	0.48	0.55	0.3	0.37	0.71	0.29

利用变精度粗糙集算法可以从云端大量历史数据中分析各属性的权重,本案例选取了 8 条交易历史记录归一化后进行推理演示,见表 3.

表 3 知识资源选择历史记录

Table 3 History of knowledge resources selection

s_i	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	D
s_1	1	0.98	0.90	0.86	0.72	0.96	0.16	1
s_2	0	0.75	0.77	0.83	0.83	0.74	0.45	0
s_3	1	0.84	0.89	0.66	0.85	0.75	0.50	1
s_4	1	0.96	0.95	0.51	0.86	0.81	0.72	1
s_5	0	0.84	0.73	0.72	0.99	0.65	0.50	0
s_6	0	0.75	0.74	0.98	0.93	0.84	0.2	0
s_7	0	0.73	0.65	0.76	0.97	0.52	0.15	0
s_8	1	0.98	0.93	0.96	0.87	0.97	0.99	1

注： s_i 表示第 i 条交易记录； D 表示决策：1 选中，0 未选中。

利用 K -means 对表中数据进行聚类处理，聚类种群数为 5，聚类结果见表 4。

表 4 知识资源选择记录的信息决策表

Table 4 Decision table based on history of knowledge resources selection

s_i	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	D
s_1	1	1	1	2	3	1	4	1
s_2	0	3	2	2	2	3	3	0
s_3	1	2	1	4	2	3	3	1
s_4	1	1	1	5	2	2	2	1
s_5	0	2	2	3	1	4	3	0
s_6	0	3	2	1	1	2	4	0
s_7	0	3	2	3	1	5	4	0
s_8	1	1	1	1	2	1	1	1

结合表 5，被选中的决策类 $Y_1 = U/d_1 = \{s_1, s_3, s_4, s_8\}$ ，未被选中的决策类 $Y_2 = U/d_2 = \{s_2, s_5, s_6, s_7\}$ 。根据条件属性 P_5 划分的等价类 $U/P_5 = \{\{s_1\}, \{s_2, s_3, s_4, s_8\}, \{s_5, s_6, s_7\}\}$ ，由式(9)可以得到 $\gamma(P_5) = \frac{1+16+9}{64} = \frac{26}{64}$ ，同理可得各指标属性的信息量：

$$\gamma(P_1) = \frac{32}{64}, \gamma(P_2) = \frac{22}{64}, \gamma(P_3) = \frac{32}{64},$$

$$\gamma(P_4) = \frac{14}{64}, \gamma(P_6) = \frac{14}{64}, \gamma(P_7) = \frac{20}{64}.$$

取 $\beta = 0.4$ ，通过式(8)可以求得 Y_1, Y_2 关于条件属性 P_5 的 β 下分布为 $\text{Pos}_{P_5}^\beta(Y_1) = \{s_1, s_2, s_3, s_4, s_8\}$ ， $\text{Pos}_{P_5}^\beta(Y_2) = \{s_5, s_6, s_7\}$ ，求得 P_5 属性被依赖程度 $\lambda(P_5) = \frac{5+3}{8} = \frac{8}{8}$ ，同理可得：

$$\lambda(P_1) = \frac{8}{8}, \lambda(P_2) = \frac{7}{8}, \lambda(P_3) = \frac{8}{8},$$

$$\lambda(P_4) = \frac{4}{8}, \lambda(P_6) = \frac{4}{8}, \lambda(P_7) = \frac{8}{8}.$$

将以上数据代入式(12)得到各指标客观权重： $w_1 = 0.22, w_2 = 0.14, w_3 = 0.22, w_4 = 0.05, w_5 = 0.18, w_6 = 0.05, w_7 = 0.14$ 。

已知 KRD 对 KRS 的指标期望模型和指标偏好模型 $E = \{1, 50, 0.76, 0.75, 0.85, 0.82, 3\}$ ， $W^* = \{0.14, 0.22, 0.05, 0.08, 0.28, 0.15, 0.08\}$ ，利用指标敏感函数，设敏感系数 $\alpha = 1$ ，可求得反映 KRD 对 5 个 KRS 的动态指标偏好权重：

$$W' = \begin{bmatrix} 0.16 & 0.23 & 0.05 & 0.08 & 0.24 & 0.16 & 0.08 \\ 0.16 & 0.24 & 0.05 & 0.06 & 0.24 & 0.18 & 0.06 \\ 0.16 & 0.25 & 0.05 & 0.07 & 0.28 & 0.14 & 0.06 \\ 0.15 & 0.22 & 0.04 & 0.07 & 0.30 & 0.15 & 0.06 \\ 0.15 & 0.22 & 0.05 & 0.07 & 0.27 & 0.16 & 0.07 \end{bmatrix}.$$

将权重值代入式(15)可求得各候选资源的知识服务能力值，如表 5 所示。

表 5 候选资源知识服务能力值

Table 5 Candidates' capacity of knowledge service

候选资源	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5
知识服务能力值 (CKS)	0.585	0.714	0.673	0.736	0.722

由表 5 可知， $CKS(r_4) > CKS(r_5) > CKS(r_2) > CKS(r_3) > CKS(r_1)$ ，即 r_4 所对应的 KRS 知识服务能力值最大，综合性能最好，即供应方 4 为该企业最佳匹配对象，故该企业选择供应方 4 作为合作伙伴。

选择用户满意度指标来检验本文所建模型的性能，定义用户满意度为

$$\text{用户满意度} = \frac{\text{用户满意的服务数量}}{\text{总服务数量}} \times 100\%.$$

实验模拟 15 次不同的知识服务，每次服务安排 20 个需求方，分别比较在无偏好(条件属性权重平均分配)、用户固定偏好、用户偏好修正三种情况下推荐知识资源被用户接受的程度。实验结果如图 2 所示。

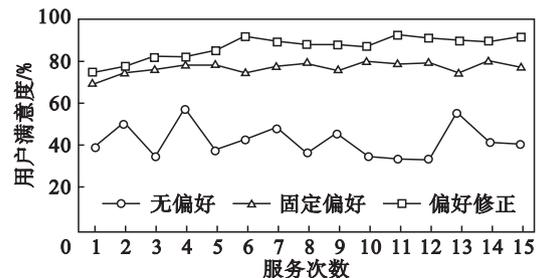


图 2 用户满意度对比

Fig. 2 Comparison of users' satisfaction

由图 2 结果可知，考虑用户偏好修正的

选择方法具有最高的用户满意度,无偏好均权选择法用户满意度最低且不稳定,说明应该考虑用户偏好.采用固定偏好和偏好修正算法选择 KRS 时,随着实验次数的增加,用户满意度都愈发趋向稳定,说明了变精度粗糙集算法求解客观权重的优越性.对比三种方法,考虑用户偏好且利用敏感系数进行偏好修正的算法结果更稳定也更准确,在用户满意度方面明显优于其他两种方法.

4 结 语

本文针对云制造环境下知识资源的选择问题,提出了基于知识服务能力值的知识资源选择方法.该方法建立了知识资源提供方服务能力评价指标体系,利用变精度粗糙集算法,通过分析云平台上的历史交易数据挖掘出各评价指标的权重,再利用敏感系数修正用户的偏好,最终求得资源提供方的知识服务能力值,为云平台进行知识资源分配提供重要的参考依据.实验结果证明使用该方法能获得较高的用户满意度.

下一步将对云环境下知识资源的组合匹配,以及结合用户偏好的知识主动推送技术展开研究,进一步完善云制造环境下知识资源的服务选择方法.

参考文献:

[1] Chen T, Wang Y C. Estimating simulation workload in cloud manufacturing using a classifying artificial neural network ensemble approach [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2016, 38: 42 - 51.

[2] Stroulia E, Wang Y. Structural and semantic matching for assessing web-service similarity [J]. *International Journal of Cooperative Information System*, 2005, 14(4): 407 - 437.

[3] Yahyaoui H, Almulla M, Own H. A novel non-functional matchmaking approach between fuzzy user queries and real world web services based on rough sets [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2014, 35: 27 - 38.

[4] Wang S L, Liang G, Kang L, et al. Research on selection strategy of machining equipment in cloud manufacturing [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 71(9/10/11/12): 1549 - 1563.

[5] Zhou Z D, Xu W J, Pham D T, et al. QoS modeling and analysis for manufacturing networks: a service framework [C]//Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Industrial Informatics. New York: IEEE, 2009: 825 - 830.

[6] Tao F, Laili Y J, Xu L D, et al. FC-PACO-RM: a parallel method for service composition optimal-selection in cloud manufacturing system [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013, 9(4): 2023 - 2033.

[7] 阴艳超, 丁卫刚, 吴磊. 基于不确定规则推理的云制造知识服务方法 [J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(4): 1114 - 1123.
(Yin Yan-chao, Ding Wei-gang, Wu Lei. A method based on uncertainty reasoning rules of knowledge service in cloud manufacturing [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(4): 1114 - 1123.)

[8] 李向前, 杨海成, 敬石开, 等. 面向集团企业云制造的知识服务建模 [J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(8): 1869 - 1880.
(Li Xiang-qian, Yang Hai-cheng, Jing Shi-kai, et al. Knowledge service modeling approach for group enterprise cloud manufacturing [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(8): 1869 - 1879.)

[9] Cummings J L, Teng B S. Transferring R & D knowledge: the key factors affecting knowledge transfer success [J]. *Journal of Engineering & Technology Management*, 2003, 20(1/2): 39 - 68.