

# 控制与决策

Control and Decision

## 体现奖惩的云用户行为信任分级方法

彭定洪, 宋博

引用本文:

彭定洪, 宋博. 体现奖惩的云用户行为信任分级方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3553–3561.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0222>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法](#)

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination

*控制与决策*. 2021, 36(9): 2257–2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

#### [自适应直觉模糊相异直方图裁剪的图像增强算法](#)

Adaptive intuitionistic fuzzy dissimilar histogram clipping image enhancement algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2919–2928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0845>

#### [车辆跟随控制策略的状态可达集建模及验证方法](#)

A modeling and verification method of state reachable set for vehicle following control strategy

*控制与决策*. 2021, 36(7): 1679–1685 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1562>

#### [基于犹豫度和相似度的专家权重确定方法及其应用](#)

Expert weights determination method and application based on hesitancy degree and similarity measure

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1482–1488 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1382>

#### [基于行为流图的可信交互检测方法](#)

Trustworthy interaction detection method based on user behavior flow diagram

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2715–2722 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1618>

# 体现奖惩的云用户行为信任分级方法

彭定洪<sup>1,2†</sup>, 宋 博<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学 管理与经济学院, 昆明 650504; 2. 昆明理工大学 质量发展研究院, 昆明 650504)

**摘要:** 云计算开放式的资源访问接口、海量资源集中化管理等优势无形中加大了云资源和其他云服务用户(CSU)受不可信 CSU 威胁的可能. 为有效减少此类威胁, 需对 CSU 实施不同信任等级的分别管控, 其中对 CSU 行为信任分级至关重要. 鉴于此, 提出一种体现奖惩的犹豫模糊 CSU 行为信任分级求解途径. 首先, 基于 TOPSIS-Sort-C 框架, 以犹豫模糊集(HFS)刻画多来源差异化 CSU 行为信任数据, 选取每一指标下各 CSU 行为信任水平分位数作为该指标分级阈值; 然后, 通过对不同信任水平的 CSU 行为数据加以非线性放缩, 获取体现奖惩的 CSU 行为信任的强可信、不可信测度(MDT、MDD), 使得 CSU 行为信任水平优劣更加直观且扩大分级区分度; 最后, 通过某互联网公司对 CSU 行为信任分级的实例辅之对比分析, 验证所提出方法的有效性和增强奖优罚劣优势.

**关键词:** 云计算; 行为信任分级; 犹豫模糊集(HFS); TOPSIS-Sort-C; 强可信、不可信测度

中图分类号: C934

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0222

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 彭定洪, 宋博. 体现奖惩的云用户行为信任分级方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3553-3561.

## A rewarding good and penalizing bad sorting method for cloud service user behavioural trust

PENG Ding-hong<sup>1,2†</sup>, SONG Bo<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Management and Economics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China; 2. Institute of Quality Development, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

**Abstract:** The advantages of cloud computing such as open resource access interface and centralized management of massive resources invariably increase the possibility of cloud resources and other cloud service users (CSU) being threatened by untrustworthy CSUs. To effectively reduce the occurrence of such situations that threatens to cloud security, it is necessary to implement separate controls for CSUs with different trust levels, and the discussion of the CSU behavioural trust sorting method is crucial. Therefore, a hesitant fuzzy CSU behaviour trust sorting approach with the function of rewarding good and penalizing bad is proposed. Based on the TOPSIS-Sort-C framework, the method uses a hesitant fuzzy set (HFS) to characterize the different CSU behavioural trust data from different sources, takes quantiles of each CSU behavioural trust indicator as the sorting thresholds. By non-linearly deflating the CSU behavioural data at different trust levels, the majorant degree of trust or distrust (MDT, MDD) of CSU behavioural reflecting reward or penalty are obtained to make the CSU behavioural trust level more intuitive while further expanding the graded differences. Finally, we confirm the effectiveness of the proposed method and the advantages of majorant reward or penalty by a comparison analysis with an example of CSU behaviour trust sorting in an internet company.

**Keywords:** cloud computing; behavioral trust sorting; hesitant fuzzy set (HFS); TOPSIS-Sort-C; majorant degree of trust or distrust

## 0 引言

云计算汇集云端中海量云资源, 为云服务用户 (cloud service user, CSU) 提供了开放的资源访问接

口, 将 CSU 从繁重的购置、部署以及软、硬件基础设施日常维护中解放出来, 且仅需根据业务需求申请释放云服务提供商 (cloud service provider, CSP) 提供的

收稿日期: 2022-02-08; 录用日期: 2022-06-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71861018, 61364016); 云南省基础研究计划项目(202201AT070190); 云南省哲学社会科学规划项目(YB2019067); 中国博士后科学基金项目(2015T80990, 2014M550473).

责任编辑: 刘宝碇.

†通讯作者. E-mail: pengdinghong2009@163.com.

\*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

资源,便于CSU专注于自身业务,但是也使得CSU丢失资源控制权,无形中加大了云中资源和CSU受到恶意CSU攻击的可能<sup>[1-2]</sup>。对此,一些学者采用身份验证方式限制不可信CSU进入云计算环境,以避免恶意CSU攻击。然而,该方式无法阻止拥有或冒用合法身份的CSU实施威胁行为<sup>[3]</sup>。因而对CSU行为信任有效分级评估,依据不同信任等级对CSU实施分别管控成为有效提升云安全的关键,也是当前云计算安全管理的重要课题之一。

与一般评价问题类似,CSU行为信任分级的重难点在于指标体系的构建和分级方法的选择。其中:构建CSU行为信任分级指标体系是将具有主观性、模糊性等特点的CSU行为信任细化为一系列可直接监测的具体指标<sup>[3]</sup>。代表性研究有:宋国峰等<sup>[3]</sup>从安全、性能和可靠性三个维度将CSU行为信任属性细化为CSU平均非法连接次数、平均IP异常率等一系列可直接反映CSU行为信任特征的指标,该套指标体系涉及面较为全面,成为后续相关研究的基础;Alruwaythi等<sup>[4]</sup>提出CSU登陆服务器异常次数、携带病毒数等也可反映CSU行为信任水平;张艺等<sup>[5]</sup>提出的CSP与CSU双方的交互次数和交互时长,可作为衡量CSU可信程度的重要因素。

在此基础上,对CSU行为信任分级评价方法的研究主要集中于CSU行为信任数据来源的确定和分级方法的选择。首先,对于CSU行为信任的数据来源,学者们进行了一系列探讨: Beth模型<sup>[6]</sup>提出信任由2个实体直接交互形成的直接信任和中间实体推荐的2个实体间的推荐信任组成,被许多后续信任评价模型<sup>[7-8]</sup>采用。此后,Alruwaythi等<sup>[4]</sup>、Chen等<sup>[9]</sup>认为对综合信任的衡量还应考虑CSU历史行为信任。对于分级方法的选择,张凯等<sup>[7]</sup>运用FAHP计算CSU的直接和推荐信任值,而后加权得到综合信任值,根据专家设定的信任等级阈值分级;成路肖等<sup>[10]</sup>提出一种CSU行为认证等级预测的贝叶斯网络模型,以有效识别不可信CSU。Challagidat等<sup>[11]</sup>提出了一种评估潜在合作CSP信任程度的多维信任评价方法,允许CSU从云审计员、云代理、服务水平协议代理商等多角度综合评估CSP信任度;李想等<sup>[12]</sup>提出了一种基于客观定权的改进TOPSIS法用于评估云服务安全等级。此外,鉴于现实中CSU行为信任级别的不同,对应访问权限、享有的服务等级和收费规则也不尽相同<sup>[13]</sup>,一些学者尝试在CSU行为信任评估中融入奖惩思想以激励CSU提升行为信任水平。如Hosseini等<sup>[14]</sup>在生成CSU综合信任度时,通过给CSU的重复

破坏性行为指定负分以强调此类行为对云计算安全的危害;潘瑞杰等<sup>[15]</sup>提出一种CSU信任惩罚机制,通过对不同信任级别的CSU施加不同程度的惩罚降低恶意访问率;彭定洪等<sup>[16]</sup>提出一种运用奖优罚劣去量纲的CSU行为安全评价方法。

梳理已有CSU行为信任评价指标体系和分级方法的相关研究不难发现:1) 现有CSU行为信任评价常依据多指标间存在冲突性的指标体系。针对该问题,多属性决策(multiple attribute decision making, MADM)分级评价方法TOPSIS-Sort-C在处理指标间冲突性以及妥协折中思想方面具有独特优势。加之,TOPSIS-Sort-C通过选取最优/劣双参照点衡量待评方案优劣的思想较符合现实人们的决策逻辑和习惯。2) 学者们已意识到多来源获取CSU行为信任数据是评价结果可靠的保障,但是如何合理利用和处理这些多源数据仍然是CSU行为信任评价领域尚未解决的难题。现有研究常以算术平均聚合<sup>[4,7]</sup>差异化待评行为信任数据,该方式虽然简单便捷,但是可能导致行为信任数据“被平均”,造成分级结果偏差、失真。近年来,信息和决策领域利用犹豫模糊集(hesitant fuzzy set, HFS)<sup>[17]</sup>表征一组不同信息集合,并直接用于信息处理,这一利用特殊集合方式能够有效避免决策信息的丢失和扭曲,已在群体决策研究领域取得了成功应用<sup>[18]</sup>。因而,本文以HFS汇集CSU的直接行为信任、推荐行为信任和历史行为信任数据并直接用于分级评价,以有效刻画多源差异化CSU行为信任数据。3) 虽然有少许研究在CSU行为信任分级中考虑奖惩以激励CSU提升行为信任水平,但是仍然存在奖惩确定主观性较强,或奖惩力度不明显等问题。对此,目前MADM中有一种兼具客观性和便捷性的方式,即运用“奖优罚劣”算子<sup>[19-20]</sup>将优于、劣于“平均水平”的指标数据分别转化为正、负值以体现“奖优罚劣”思想。此外,为避免CSU行为信任数据非均匀分布导致处理后的数据辨识度差和分级不明显<sup>[21-22]</sup>,同时进一步激励和约束CSU减少不可信行为,提高操作的规范性,本文运用一种非线性强奖惩处理方式将各CSU信任分级差异扩大,加强奖惩以扩大优劣分级差异。

综上,结合上述CSU行为信任分级特点和要求,本文以HFS刻画CSU的直接行为信任、推荐行为信任和历史行为信任数据,基于TOPSIS-Sort-C求解框架,引入CSU各行为评价值的非线性强可信测度(majorant degree of trust, MDT)、不可信测度(majorant degree of distrust, MDD)概念,发展一种强奖惩的犹豫

模糊CSU行为信任分级方法.

## 1 基础理论

### 1.1 犹豫模糊集

为使得CSU行为信任数据获取来源全面且准确反映实际水平,本文通过获取CSU与CSP直接交互所得直接行为信任、其他CSP给出的推荐行为信任和CSU近期历史行为信任,并汇集为HFS形式刻画各指标下待评CSU行为信任水平.

**定义1**<sup>[23]</sup> 设  $M = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N\}$  为一个有  $N$  个隶属值的集合, 则与  $M$  相关的犹豫模糊集  $h_M(x)$  为

$$h_M(x) = \bigcup_{\mu(x) \in M} \{\mu(x)\},$$

其中  $h_M(x)$  为  $\mu(x) \in M$  取值  $[0, 1]$  上的若干不同数值的集合. 为表述方便, 称  $h_M(x)$  为犹豫模糊元 (hesitant fuzzy element, HFE), 记为  $h_M$ .

**定义2**<sup>[23-24]</sup> 设一个HFE  $h_a = \bigcup_{\gamma_a \in h_a} \{\gamma_a\}$ ,  $\theta$  为任一常数且  $\theta > 0$ , 则相关运算法则如下:

$$\theta \cdot h_a = \bigcup_{\gamma_a \in h_a} \{1 - (1 - \gamma_a)^\theta\}, \quad (1)$$

$$s(h_a) = \frac{1}{\#h_a} \sum_{\gamma_a \in h_a} \gamma_a. \quad (2)$$

其中:  $\theta \cdot h_a$  为数乘;  $s(h_a)$  为得分函数;  $\#h_a$  为HFE  $h_a$  中隶属度  $\gamma_a$  的个数; 若  $s(h_a) \geq s(h_b)$ , 则  $h_a \geq h_b$ .

**定义3**<sup>[18]</sup> 设两个HFE  $h_a = \bigcup_{\gamma_a \in h_a} \{\gamma_a\}$ ,  $h_b = \bigcup_{\gamma_b \in h_b} \{\gamma_b\}$ , 则  $h_a$  与  $h_b$  间的距离  $d(h_a, h_b)$  为

$$d(h_a, h_b) = \frac{1}{2} \left[ \frac{1}{\#h_a} \sum_{\gamma_a \in h_a} \left( \prod_{\gamma_b \in h_b} \frac{|\gamma_a - \gamma_b|}{\gamma_a + \gamma_b} \right)^{\frac{1}{\#h_b}} + \frac{1}{\#h_b} \sum_{\gamma_b \in h_b} \left( \prod_{\gamma_a \in h_a} \frac{|\gamma_a - \gamma_b|}{\gamma_a + \gamma_b} \right)^{\frac{1}{\#h_a}} \right], \quad (3)$$

其中  $\#h_a$  和  $\#h_b$  分别为HFE  $h_a$ 、 $h_b$  中隶属度个数.

### 1.2 TOPSIS-Sort-C分级评价方法

作为现代决策科学的重要组成部分, MADM 指考虑多个通常相互冲突的指标对多方案的综合判决<sup>[25]</sup>、择优或排序<sup>[26-27]</sup>, 近年来也开始聚焦多方案聚类或分级评价<sup>[26]</sup>. 本文中CSP获取CSU行为信任分级属于MADM分级评价问题, 为获得CSU行为信任分级且掌握CSU行为相对优劣水平, 运用以双基点衡量相对优劣为核心思想的TOPSIS-Sort方法.

TOPSIS-Sort是Sabokbar等<sup>[28]</sup>在TOPSIS<sup>[29]</sup>基础上发展的一种MADM分类方法, 因其易于理解, 便于操作, 常用于各类实际分级评价问题<sup>[30]</sup>, 但其与众

MADM方法一样存在逆序性弊端<sup>[31]</sup>. 对此, de Lima等<sup>[32]</sup>改进并提出了TOPSIS-Sort-B和TOPSIS-Sort-C方法, 其中后者只需为2个连续级别间指定界限(特征阈值), 以简化分级阈值的设定. 这一改进不仅降低了分级阈值设定的难度, 也更加符合实际分级需要.

## 2 “强奖惩”CSU行为信任分级方法

针对CSU行为信任分级评价问题, 本文以HFS刻画多源CSU行为信任数据, 基于TOPSIS-Sort-C分级框架, 引入CSU各行为信任评价价值的MDT/D概念, 发展一种CSU行为信任分级的“强奖惩”HF-TOPSIS-Sort-C求解途径. 该方法根据待评行为信任水平的不同加以非线性放缩, 获取CSU各行为信任评价价值的MDT/D测度, 使其既能够直观体现CSU行为信任水平相对优劣, 还将分级差异扩大, 以引导和激励CSU提高行为信任水平.

### 2.1 问题描述

设CSP对  $m$  位CSU  $\{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  的行为通过  $n$  个评价指标  $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  开展行为信任分级. 由于政策和隐私限制, 对于直接获取的CSU行为数据经过一系列保密处理得到CSP与该CSU直接交互所得直接行为信任  $\gamma_{ij}^1$ , 其他CSP与该CSU交互所得推荐行为信任  $\gamma_{ij}^2$  和该CSU的历史行为信任  $\gamma_{ij}^3$ . CSU  $A_i$  在指标  $C_j$  下初始待评行为HFE  $h_{ij}$  以定义1汇集3方数据, 表示为

$$h_{ij} = \bigcup_{\gamma_{ij}^q \in h_{ij}} \{\gamma_{ij}^q\}, \quad q = 1, 2, 3.$$

### 2.2 评价步骤

step 1: 根据CSU  $A_i$  各指标下待评行为HFE  $h_{ij}$  构建CSU行为信任初始犹豫模糊决策矩阵  $H = (h_{ij})_{m \times n}$ .

step 2: 设定各指标分级特征阈值  $p_{lj}$ , 构造CSU行为信任分级特征阈值矩阵  $P = (p_{lj})_{k \times n}$ .

现有分级阈值设定大致可分为两种方式: 专家主观赋值和客观求取阈值. 目前缺乏广泛认可的CSU行为信任分级标准, CSP无从参考从而设定阈值, 因而为使得分级制定尽可能依据和反映CSU实际行为表现, 本文取  $H$  中各指标下CSU行为信任HFE的  $k$  分位数作为CSU行为信任各指标  $k$  个等级的分级特征阈值  $p_{lj}$  ( $l = 1, 2, \dots, k; j = 1, 2, \dots, n$ ).

step 3: 确定  $H$  中每一指标下CSU行为信任HFE的正、负理想解, 构成CSU行为信任正、负理想解矩阵  $D$ , 有

$$D = \begin{bmatrix} H^+ \\ H^- \end{bmatrix} =$$

$$\begin{cases} h_j^+ = \bigcup_{\gamma_j^+ \in h_j^+} \{\gamma_j^+\} = \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \{\max_{1 \leq i \leq m} \gamma_{ij}\} \\ h_j^- = \bigcup_{\gamma_j^- \in h_j^-} \{\gamma_j^-\} = \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \{\min_{1 \leq i \leq m} \gamma_{ij}\} \end{cases}, \quad (4)$$

$j = 1, 2, \dots, n.$

通过构造矩阵  $D$ , 能够实时更新正、负理想解, 有效避免行为信任分级中因 CSU 评价价值变更而原有正、负理想解未实时更新导致的逆序情况, 很好地适应实际 CSU 行为信任分级评价数据更新情况.

step 4: 将上述  $H$ 、 $P$  与  $D$  垂直合并构建完整的 CSU 行为信任犹豫模糊决策矩阵  $M$ , 即

$$M = (M_{ij})_{(m+k+2) \times n} = \begin{bmatrix} H \\ P \\ D \end{bmatrix}_{(m+k+2) \times n}. \quad (5)$$

step 5: 计算 CSU 行为的 MDT/D, 构建加权强可信、不可信度矩阵.

为进一步加强对 CSU 行为信任的奖惩, 在“强奖优罚劣”算子<sup>[22]</sup>基础上发展一种计算 CSU 强可信测度 MDT、不可信测度 MDD 的犹豫模糊方法.

指标集  $C_j$  按属性不同可分为正极性、负极性和中极性指标<sup>[20]</sup>, 不同属性的指标数值大小反映优劣水平的规则不同, 因此对 CSU 行为较平均水平的 MDT/D 计算按指标所属类型分类讨论如下.

1) 若  $C_j$  属于正极性指标, 则按下式计算 CSU 行为信任 HFE 的 MDT/D  $h_{ij}^{\text{MDT/D}}$ :

$$h_{ij}^{\text{MDT/D}} = \begin{cases} \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDT}} \in h_{ij}^{\text{MDT}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDT}}\}, \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDD}} \in h_{ij}^{\text{MDD}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDD}}\}, \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij} \end{cases} = \begin{cases} \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \left\{ \max \left( 0, \frac{\left[ \sum_{k=1}^m (\gamma_{ij} - \gamma_{kj}) \right]^3}{\left[ \sum_{i=1}^m (\gamma_j^{\max} - \gamma_{ij}) \right]^3} \right) \right\}, \\ \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \left\{ -\min \left( 0, \frac{\left[ \sum_{k=1}^m (\gamma_{ij} - \gamma_{kj}) \right]^3}{\left[ \sum_{i=1}^m (\gamma_{ij} - \gamma_j^{\min}) \right]^3} \right) \right\}, \\ \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij}. \end{cases} \quad (6)$$

经式(6)转换, 行为信任水平优于平均的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT}}$ 、劣于平均的  $\gamma_{ij}^{\text{MDD}}$ , 对应取  $[0, 1]$  区间内正值, 且距离平均值差距越大, 得到的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT/D}}$  数值越大, 靠近平均水平的“平庸表现”求得的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT/D}}$  数值较小.

2) 若  $C_j$  为负极性指标, 则 CSU 行为 HFE  $h_{ij}$  的 MDT/D  $h_{ij}^{\text{MDT/D}}$  计算如下式所示:

$$h_{ij}^{\text{MDT/D}} = \begin{cases} \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDT}} \in h_{ij}^{\text{MDT}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDT}}\}, \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDD}} \in h_{ij}^{\text{MDD}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDD}}\}, \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij} \end{cases} = \begin{cases} \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \left\{ -\min \left( 0, \frac{\left[ \sum_{k=1}^m (\gamma_{kj} - \gamma_{ij}) \right]^3}{\left[ \sum_{i=1}^m (\gamma_j^{\max} - \gamma_{ij}) \right]^3} \right) \right\}, \\ \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup_{\gamma_{ij} \in h_{ij}} \left\{ \max \left( 0, \frac{\left[ \sum_{k=1}^m (\gamma_{kj} - \gamma_{ij}) \right]^3}{\left[ \sum_{i=1}^m (\gamma_{ij} - \gamma_j^{\min}) \right]^3} \right) \right\}, \\ \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij}. \end{cases} \quad (7)$$

对于负极性指标, 行为信任水平劣于平均的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT}}$ 、高于平均的  $\gamma_{ij}^{\text{MDD}}$ , 对应为  $[0, 1]$  区间内正值, 且距离平均值差距越大, 得到的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT/D}}$  数值越大.

3) 若  $C_j$  为中极性指标, 即指标取适中值  $\gamma_j^*$  时  $\gamma_{ij}^{\text{MDT}}$  达到最大值 1, 则其余评价价值根据距离  $\gamma_j^*$  远近以及相较平均水平优劣分别转换为相应  $\gamma_{ij}^{\text{MDT/D}}$ , CSU 行为 HFE 的 MDT/D  $h_{ij}^{\text{MDT/D}}$  计算如下:

$$h_{ij}^{\text{MDT/D}} = \begin{cases} \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDT}} \in h_{ij}^{\text{MDT}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDT}}\}, \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup_{\gamma_{ij}^{\text{MDD}} \in h_{ij}^{\text{MDD}}} \{\gamma_{ij}^{\text{MDD}}\}, \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij} \end{cases} = \begin{cases} \bigcup \left\{ -\left( \frac{2\gamma_{ij} - \gamma_j^* - \gamma_j^{\max}}{\gamma_j^{\max} - \gamma_j^*} \right)^3 \right\}, \gamma_{ij} \geq \bar{\gamma}_{ij}; \\ \bigcup \left\{ \left( \frac{2\gamma_{ij} - \gamma_j^* - \gamma_j^{\min}}{\gamma_j^* - \gamma_j^{\min}} \right)^3 \right\}, \gamma_{ij} < \bar{\gamma}_{ij}. \end{cases} \quad (8)$$

利用所求  $h_{ij}^{\text{MDT/D}}$  分别构建强可信度矩阵 (majorant degree of trust hesitant fuzzy matrix, MDTH)、强不可信度矩阵 (majorant degree of distrust hesitant fuzzy matrix, MDDH). 对于归入矩阵 MDTH 的  $\gamma_{ij}^{\text{MDT}}$ , 在 MDDH 矩阵中对应  $\gamma_{ij}^{\text{MDD}}$  取 0, 由此可保证 MDTH、MDDH 分别刻画 CSU 行为信任评价价值可信、不可信度; 同时经此变换, 各 HFE  $h_{ij}^{\text{MDT/D}}$  量纲属性统一, 可直接公度比较, 有

$$\text{MDTH} = (h_{ij}^{\text{MDT}}), \quad i = 1, 2, \dots, (m+k+2), \\ j = 1, 2, \dots, n; \quad (9)$$

$$\text{MDDH} = (h_{ij}^{\text{MDD}}), \quad i = 1, 2, \dots, (m+k+2), \\ j = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

假设各指标权重分别为根据下式构建的加权强可信度矩阵 (weighted majorant degree of trust hesitant fuzzy matrix, WMDTH)、加权强不可信度矩阵 (weighted majorant degree of distrust hesitant fuzzy

matrix, WMDDH), 即

$$WMDTH = (\omega_j \cdot h_{ij}^{MDT}), i = 1, 2, \dots, (m + k + 2),$$

$$j = 1, 2, \dots, n; \quad (11)$$

$$WMDDH = (\omega_j \cdot h_{ij}^{MDD}), i = 1, 2, \dots, (m + k + 2),$$

$$j = 1, 2, \dots, n. \quad (12)$$

其中

$$\omega_j \cdot h_{ij}^{MDT/D} = \bigcup_{\gamma_{ij}^{MDT/D} \in h_{ij}^{MDT/D}} \{1 - (1 - \gamma_{ij}^{MDT/D})\omega_j\}.$$

上述MDT/D的计算方法有以下特点: 1) 该方法以“平均水平”为基准, 将优于平均的评价值归入MDTH, 劣于平均的归入MDDH, CSP 仅需通过观察CSU  $A_i$  的行为信任HFE在MDT/DH矩阵中对应位置数值便可直观清晰地掌握CSU行为信任优劣情况. 2) 通过对评价值非线性放缩, 使得较平均越远的MDT/D扩大, 平均水平附近的“平庸”评价值MDT/D缩小, 达到“优者更优”“劣者更劣”的效果, 有利于激励CSU提高行为信任水平.

下面以一组数据 {0.1, 0.2, 0.3, ..., 1} 为例, 分别对原始正极性、负极性和中极性指标求取MDT/D,  $\gamma_{ij}^{MDT/D}$  数值的分布如图1所示.

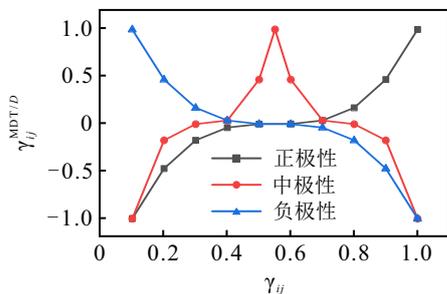


图1 正极性、负极性、中极性指标  $\gamma_{ij}^{MDT/D}$  分布

由图1可见: 1) 该方法中CSU行为信任MDT/D的测度方式以平均水平为基准, 优于平均水平的  $\gamma_{ij}^{MDT}$  和劣于平均水平的  $\gamma_{ij}^{MDD}$  为正值; 相反, 劣于平均水平的  $\gamma_{ij}^{MDD}$  和优于平均水平的  $\gamma_{ij}^{MDT}$  为负值. 2) 非线性MDT/D测度方式对于远离平均水平的突出行为  $\gamma_{ij}^{MDT/D}$  数值进一步扩大, 对靠近中等水平的平庸行为  $\gamma_{ij}^{MDT/D}$  数值相对缩小, 且所求  $\gamma_{ij}^{MDT/D}$  分布近似呈现幂函数形式分布. 由此也可验证所提出MDT/D测度方式通过对不同行为信任水平的CSU行为数据施以非线性奖惩的可操作性.

step 6: 取得各指标下的正、负理想解, 作为衡量待评CSU行为信任水平优劣的双基点. 在此无需再将WMDTH与WMDDH合并求取理想解, 而是将正理想解的选取过程简化为在代表行为信任水平中等以上的WMDTH中取得每一指标下的最大HFE,

负理想解的选取则为在行为信任水平中等以下的WMDDH中取得每一指标下的最小HFE.

正理想解的简化选取为

$$WMDTH^+ = (\omega_1 h_{i_1}^{MDT^+}, \omega_2 h_{i_2}^{MDT^+}, \dots, \omega_n h_{i_n}^{MDT^+}). \quad (13)$$

其中

$$\omega_j h_{ij}^{MDT^+} = \bigcup_{\gamma_{ij}^{MDT^+} \in h_{ij}^{MDT^+}} \{\gamma_{ij}^{MDT^+}\} = \bigcup_{\gamma_{ij}^{MDT} \in h_{ij}^{MDT}} \{\max \gamma_{ij}^{MDT}\},$$

$$i = 1, 2, \dots, m + k + 2, j = 1, 2, \dots, n. \quad (14)$$

负理想解的简化选取为

$$WMDDH^- = (\omega_1 h_{i_1}^{MDD^-}, \omega_2 h_{i_2}^{MDD^-}, \dots, \omega_n h_{i_n}^{MDD^-}). \quad (15)$$

其中

$$\omega_j h_{ij}^{MDD^-} = \bigcup_{\gamma_{ij}^{MDD^-} \in h_{ij}^{MDD^-}} \{\gamma_{ij}^{MDD^-}\} = \bigcup_{\gamma_{ij}^{MDD} \in h_{ij}^{MDD}} \{\min \gamma_{ij}^{MDD^-}\},$$

$$i = 1, 2, \dots, m + k + 2, j = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

step 7: 根据定义3计算各CSU行为信任MDT/D和各等级阈值与正、负理想解 ( $\omega_j h_{ij}^{MDT^+}$ 、 $\omega_j h_{ij}^{MDD^-}$ ) 间距离  $D_{A_i}^+$ 、 $D_{A_i}^-$ 、 $D_{L_K}^+$  和  $D_{L_K}^-$ , 有

$$D_{A_i}^+ = \sum_{j=1}^n d(\omega_j h_{ij}^{MDT/D}, \omega_j h_{ij}^{MDT^+}), \quad (17)$$

$$D_{A_i}^- = \sum_{j=1}^n d(\omega_j h_{ij}^{MDT/D}, \omega_j h_{ij}^{MDD^-}), \quad (18)$$

$$D_{L_K}^+ = \sum_{j=1}^n d(p_{kj}, \omega_j h_{ij}^{MDT^+}), \quad (19)$$

$$D_{L_K}^- = \sum_{j=1}^n d(p_{kj}, \omega_j h_{ij}^{MDD^-}), \quad (20)$$

其中  $p_{kj}$  为指标  $C_j$  下CSP给定级别  $L_K$  的特征阈值.

step 8: 根据下式求得各CSU  $A_i$  的行为信任水平与最优水平的相对贴适度  $C_{A_i}$ , 以及各分级特征阈值  $p_k$  与最优水平的相对贴适度  $C(p_k)$ :

$$C_{A_i} = \frac{D_{A_i}^-}{D_{A_i}^+ + D_{A_i}^-}, \quad (21)$$

$$C(p_k) = \frac{D_{L_K}^-}{D_{L_K}^+ + D_{L_K}^-}. \quad (22)$$

$C_{A_i}$  数值越大, 表明该CSU行为信任水平越接近最优水平, 恶意威胁行为越少, 行为信任表现越好. 比较  $C_{A_i}$  与  $C(p_k)$  数值, 并根据下式的分级规则将各CSU行为信任水平归入各预置分级  $L_k$  中, 即当  $C_{A_i}$  数值落在2个相邻级别的  $C(p_k)$  中时, CSU  $A_i$  归入  $C_{A_i}$  值更靠近的  $C(p_k)$  值对应的级别  $L_k$  中:

$$\begin{cases} |C_{A_i} - C(p_k)| \leq |C_{A_i} - C(p_{k-1})|, \\ |C_{A_i} - C(p_k)| \leq |C_{A_i} - C(p_{k+1})|, \end{cases} \quad (23)$$

其中  $i=1, 2, \dots, m$ , 则  $A_i \in L_k$ .

该分级评价方法仅需给出连续两级别临界特征阈值  $p_k$ , 通过比较  $C_{A_i}$  与  $C(p_k)$  数值, 将待评方案归入更靠近的分级特征阈值对应的级别中.

### 3 实例分析

#### 3.1 问题描述

某互联网公司  $W$  为把握 CSU 行为信任水平, 从而针对性制定服务收费准则, 欲开展 CSU 行为信任分级评价. 为此, 公司组建了 CSU 行为信任评估小组, 成员来自该公司信息安全、客户服务等部门. 评估小组通过对相关研究<sup>[1-4,7-16]</sup>的梳理总结, 特别参考文献<sup>[3-5]</sup>, 加之对 CSU 行为的观察和分析, 归纳出一系列 CSU 行为信任水平的度量指标. 经 3 次商讨以及对指标进行相关性和判别能力分析后, 最终形成一套由

表 1 CSU 行为信任评价指标体系

1 级指标	2 级指标
安全性行为信任指标 $C_1$ $\omega_1 = 35\%$	非法连接率 $C_{11}, \omega_{11} = 8\%$
	尝试越权率 $C_{12}, \omega_{12} = 7\%$
	扫描重要端口次数 $C_{13}, \omega_{13} = 5\%$
	恶意攻击率 $C_{14}, \omega_{14} = 8\%$
	CSU 携带病毒数 $C_{15}, \omega_{15} = 7\%$
可靠性行为信任指标 $C_2$ $\omega_2 = 32\%$	CSU 数据误码率 $C_{21}, \omega_{21} = 8\%$
	CSU IP 包丢包率 $C_{22}, \omega_{22} = 9\%$
	连接建立失败率 $C_{23}, \omega_{23} = 5\%$
	登陆系统异常率 $C_{24}, \omega_{24} = 10\%$
性能行为信任指标 $C_3$ $\omega_3 = 33\%$	CPU 消耗率 $C_{31}, \omega_{31} = 7\%$
	吞吐量水平 $C_{32}, \omega_{32} = 6\%$
	IP 包传输延迟率 $C_{33}, \omega_{33} = 7\%$
	IP 包带宽的占有率 $C_{34}, \omega_{34} = 6\%$
	CSU IP 包响应时间 $C_{35}, \omega_{35} = 4\%$
	访问服务持续时间 $C_{36}, \omega_{36} = 3\%$

3 个 1 级、15 个 2 级指标构成的 CSU 行为信任评价指标体系, 并确定了各项指标的权重, 如表 1 所示.

该评价指标体系中的安全性行为信任指标主要表征 CSU 行为的安全性特征, 如 CSU 恶意攻击率越高, 意味着该 CSU 恶意行为发生可能性越大, 极大可能对云环境和 CSU 造成威胁; 可靠性行为信任指标刻画了 CSU 与 CSP 交互过程中体现的可靠性特征, 如 CSU 登陆系统频繁出现异常, 反映其网络和操作处于异常或危险状态, 极易造成云服务效率降低、其他 CSU 遭受攻击等风险; 性能行为信任指标体现 CSU 性能特征, 性能信任水平越低会导致占用云服务时间过长, 影响其他 CSU 的服务需求.

接下来应用所提出方法对其分级评价. 因篇幅所限仅呈现获取的 5 名 CSU 的行为信任评估过程. 将 5 名待评 CSU 集表示为  $A_i = \{A_1, A_2, \dots, A_5\}$ ; 在 CSU 行为信任评价指标体系的各评价指标以集合形式表示为  $C = \{C_1, C_2, C_3\} = \{C_{11}, C_{12}, \dots, C_{36}\}$ . 由于政策和隐私限制, 对获取 CSU 行为信任数据的方式和过程并未详细给出, 且对获取到的 CSU 行为数据进行了一系列保密处理, 得到 CSU 直接行为信任  $\gamma_{ij}^1$ 、推荐行为信任  $\gamma_{ij}^2$  和历史行为信任  $\gamma_{ij}^3$ , 将可能存在的差异化  $\gamma_{ij}^q (q = 1, 2, 3)$  集合表示为 HFE  $h_{ij} = \bigcup_{\gamma_{ij}^1, \gamma_{ij}^2, \gamma_{ij}^3 \in h_{ij}} \{\gamma_{ij}^1, \gamma_{ij}^2, \gamma_{ij}^3\}$ , 用来刻画 CSU  $A_i$  在第  $j$  指标下的真实行为信任水平.

#### 3.2 评价实施

step 1: 根据 CSU 行为信任 HFE  $h_{ij}$ , 构建 CSU 行为信任评价的初始犹豫模糊决策矩阵  $H$ . 各 HFE 中  $\gamma_{ij}$  数值的高低代表该 CSU 行为信任程度, 各评价指标均属负极性, 因此  $\gamma_{ij}$  值越低, 表明不可信行为越少, 评价越好, 有

$$H = \begin{matrix} \rightarrow \\ \left[ \begin{array}{cccccccc} \{0.20, 0.30\} & \{0.35\} & \{0.40, 0.45\} & \{0.60\} & \{0.45, 0.50\} & \{0.70\} & \{0.20, 0.30\} & \{0.35\} \\ \{0.50\} & \{0.45, 0.50, 0.55\} & \{0.40\} & \{0.45, 0.50\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.50, 0.55\} & \{0.80\} & \{0.60\} \\ \{0.60\} & \{0.40, 0.45\} & \{0.80\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.45\} & \{0.30\} & \{0.75, 0.80\} & \{0.80, 0.85\} \\ \{0.80, 0.85\} & \{0.60\} & \{0.65, 0.70\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.95\} & \{0.60, 0.70\} & \{0.30, 0.35, 0.50\} & \{0.75\} \\ \{0.30, 0.40\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.10\} & \{0.50\} & \{0.45, 0.55\} & \{0.60\} & \{0.65\} & \{0.72, 0.75\} \\ \{0.30\} & \{0.50, 0.60\} & \{0.20, 0.30\} & \{0.45\} & \{0.50, 0.55, 0.70\} & \{0.85\} & \{0.75, 0.85\} \\ \{0.65, 0.70\} & \{0.75\} & \{0.30\} & \{0.45, 0.55\} & \{0.50\} & \{0.20, 0.30\} & \{0.30\} \\ \{0.85\} & \{0.25, 0.30\} & \{0.50, 0.55\} & \{0.70\} & \{0.55\} & \{0.50, 0.55\} & \{0.45, 0.50, 0.55\} \\ \{0.80\} & \{0.35\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.20, 0.25\} & \{0.25, 0.30\} & \{0.65\} & \{0.70\} \\ \{0.25\} & \{0.50\} & \{0.25\} & \{0.50\} & \{0.75\} & \{0.25\} & \{0.85, 0.90\} \end{array} \right] \\ \leftarrow \end{matrix}$$

step 2: 构建特征阈值矩阵  $P$ . 取  $H$  中各指标下 CSU 行为信任 HFE 四分位数 (优、中、差) 作为 CSU 行为信任 3 个分级特征阈值  $p_{kj}$ , 有

$$P = (p_{kj})_{3 \times 15} = \begin{matrix} \rightarrow \\ \left[ \begin{array}{cccccccc} \{0.20, 0.30, 0.40\} & \{0.35, 0.40, 0.45\} & \{0.10, 0.40\} & \{0.45, 0.50\} & \{0.45, 0.50\} & \{0.30, 0.50, 0.55\} & \{0.20, 0.30, 0.35, 0.50\} & \{0.35, 0.60\} \\ \{0.50\} & \{0.40, 0.50, 0.55\} & \{0.40, 0.45\} & \{0.60\} & \{0.45, 0.55\} & \{0.60\} & \{0.65\} & \{0.72, 0.75\} \\ \{0.60, 0.80, 0.85\} & \{0.60, 0.80, 0.90\} & \{0.65, 0.70, 0.80\} & \{0.80, 0.90\} & \{0.80, 0.90, 0.95\} & \{0.60, 0.70\} & \{0.75, 0.80\} & \{0.75, 0.8, 0.85\} \\ \{0.25, 0.30\} & \{0.25, 0.30, 0.35\} & \{0.20, 0.25, 0.30\} & \{0.20, 0.25, 0.45\} & \{0.25, 0.30, 0.50\} & \{0.20, 0.25, 0.30\} & \{0.30, 0.45, 0.50, 0.55\} \\ \{0.65, 0.70\} & \{0.50\} & \{0.30\} & \{0.45, 0.50, 0.55\} & \{0.55\} & \{0.50, 0.55\} & \{0.70\} \\ \{0.80, 0.85\} & \{0.50, 0.60, 0.75\} & \{0.50, 0.55, 0.8, 0.9\} & \{0.70\} & \{0.50, 0.55, 0.70, 0.75\} & \{0.65, 0.85\} & \{0.75, 0.85, 0.90\} \end{array} \right] \\ \leftarrow \end{matrix}$$

step 3: 确定  $H$  中 CSU 行为信任的正、负理想解, 构成 CSU 行为信任理想解矩阵  $D$ , 表示为

$$D = \begin{bmatrix} H^+ \\ H^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (h_j^+)_{1 \times 15} \\ (h_j^-)_{1 \times 15} \end{bmatrix}_{2 \times 15} = \begin{bmatrix} \{0.80, 0.85\} \{0.80, 0.90\} \{0.80\} \{0.80, 0.90\} \{0.95\} \{0.70\} \{0.80\} \\ \{0.20, 0.30\} \{0.35\} \{0.10\} \{0.45, 0.50\} \{0.45\} \{0.30\} \{0.20, 0.30\} \\ \{0.80, 0.85\} \{0.85\} \{0.75\} \{0.80, 0.90\} \{0.70\} \{0.75\} \{0.85\} \{0.85, 0.90\} \\ \{0.35\} \{0.25\} \{0.25, 0.30\} \{0.20, 0.25\} \{0.20, 0.25\} \{0.25, 0.30\} \{0.20, 0.25\} \{0.30\} \end{bmatrix}$$

step 4: 根据式 (5) 构建完整的 CSU 行为信任犹豫

模糊决策矩阵  $M = (M_{ij})_{10 \times 15} = \begin{bmatrix} H \\ P \\ D \end{bmatrix}_{10 \times 15}$

step 5: 根据式 (6)~(8) 对  $M$  求 MDT/ $D$ , 然后根据式 (9)~(12) 构建 WMDTH、WMDDH.

step 6: 根据 WMDT/DH 取得各指标理想解.

正理想解为

$$WMDTH^+ = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ \{0.03, 1.00\} & \{1.00\} & \{1.00\} & \{0.05, 1.00\} & \{1.00\} & \{1.00\} & \{0.03, 1.00\} & \{1.00\} \\ C_{24} & C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} & C_{35} & C_{36} \\ \{1.00\} & \{1.00\} & \{0.04, 1.00\} & \{0.05, 1.00\} & \{0.04, 1.00\} & \{0.03, 1.00\} & \{1.00\} \end{bmatrix}$$

负理想解为

$$WMDDH^- = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{21} & C_{22} \\ \{0.04, 0.06\} & \{0.02, 0.05\} & \{0.04\} & \{0.01, 0.06\} & \{0.05\} & \{0.06\} & \{0.06\} \\ C_{23} & C_{24} & C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} & C_{35} & C_{36} \\ \{0.06\} & \{0.01\} & \{0.05\} & \{0.02, 0.04\} & \{0.05\} & \{0.04\} & \{0.03\} & \{0.01, 0.02\} \end{bmatrix}$$

step 7: 根据式 (17)~(20) 分别计算各 CSU 行为信任水平、特征阈值  $p_{kj}$  与正、负理想解间距离  $D_{A_i}^+$ 、 $D_{A_i}^-$ 、 $D_{L_k}^+$  和  $D_{L_k}^-$ , 有

$$D_{A_1}^+ = 22.21, D_{A_2}^+ = 27.96, D_{A_3}^+ = 24.09,$$

$$D_{A_4}^+ = 15.77, D_{A_5}^+ = 7.73;$$

$$D_{A_1}^- = 21.32, D_{A_2}^- = 24.67, D_{A_3}^- = 10.24,$$

$$D_{A_4}^- = 30.01, D_{A_5}^- = 52.68;$$

$$D_{L_1}^+ = 2.02, D_{L_2}^+ = 15.30, D_{L_3}^+ = 33.10;$$

$$D_{L_1}^- = 50.39, D_{L_2}^- = 23.06, D_{L_3}^- = 2.15.$$

step 8: 根据式 (21) 和 (22) 分别求得各  $A_i$ 、 $p_{kj}$  与最优行为信任水平的相对贴近度  $C_{A_i}$ 、 $C(p_k)$ , 有

$$C_{A_1} = 0.49, C_{A_2} = 0.47, C_{A_3} = 0.30,$$

$$C_{A_4} = 0.66, C_{A_5} = 0.87;$$

$$C(p_1) = 0.96, C(p_2) = 0.60, C(p_3) = 0.06.$$

可知 5 名 CSU 行为信任水平优劣排序为  $A_5$ 、 $A_4$ 、 $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$ , 根据式 (23) 的分级规则易得到 5 名 CSU 的行为信任水平分级情况如表 2 所示.

表 2 CSU 行为信任水平分级结果

级别 $L_k$	CSU $A_i$
$L_1$	$A_5$
$L_2$	$A_1, A_2, A_4$
$L_3$	$A_3$

在本例中: CSU  $A_5$  的行为信任水平属于级别  $L_1$ , 表现最优, 意味着其恶意攻击行为较少, 行为较为规

范可信, CSP 可优先满足其访问需求, 或给予一定服务费用奖励;  $A_3$  的行为信任水平表现最差, 属于级别  $L_3$ , 意味着其恶意威胁行为较多, 需要 CSP 给予一定的警告和惩罚, 如实施网络限速或限制其部分云资源等; 虽然 CSU  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_4$  的行为信任水平均属于级别  $L_2$ , 但是它们的行为信任水平存在差异, 观察值发现 CSU  $A_4$  较之  $A_1$ 、 $A_2$  表现更优, CSP 可根据实际需要制定更为详细的奖惩措施.

### 3.3 对比分析

为进一步验证所提出方法的有效性和优势, 现运用  $[0, 1]$  极值处理法<sup>[20]</sup>、线性“奖优罚劣”算子<sup>[16]</sup>处理 CSU 行为 HFE 的 HF-TOPSIS-Sort-C 法, 对获取的 CSU 行为数据以算术平均去犹豫模糊后运用文献 [12] 中 TOPSIS 获取行为信任水平的方法与所提出方法进行比较分析, 4 种方法的计算结果如表 3 所示.

表 3 不同方法 CSU 行为信任水平分级结果对比

	$C_{A_i}$	分级情况			
		$L_1$	$L_2$	$L_3$	
本文方法	$C_{A_1} = 0.49, C_{A_2} = 0.47,$ $C_{A_3} = 0.30, C_{A_4} = 0.66,$ $C_{A_5} = 0.87$		$A_5$	$A_1, A_2, A_4$	$A_3$
对比方法 1 <sup>[20]</sup>	$C_{A_1} = 0.51, C_{A_2} = 0.49,$ $C_{A_3} = 0.42, C_{A_4} = 0.53,$ $C_{A_5} = 0.65$		$A_1, A_2, A_3$	$A_4, A_5$	
对比方法 2 <sup>[16]</sup>	$C_{A_1} = 0.48, C_{A_2} = 0.46,$ $C_{A_3} = 0.33, C_{A_4} = 0.58,$ $C_{A_5} = 0.77$		$A_1, A_2, A_3$	$A_4, A_5$	
对比方法 3 <sup>[12]</sup>	$C_{A_1} = 0.50, C_{A_2} = 0.38,$ $C_{A_3} = 0.37, C_{A_4} = 0.60,$ $C_{A_5} = 0.63$		$A_1, A_2, A_3$	$A_4, A_5$	

表 3 表明: 运用 3 种对比方法获得的 CSU 行为信任  $C_{A_i}$  排序与所提出方法结果一致. 然而, 3 种对比方法获取的 CSU 行为信任分级与所提出方法存在差异, 其中对比方法 1~对比方法 3 求得全部 CSU 行为信任水平均属  $L_2$ , 而所提出方法得出 CSU  $A_3$ 、 $A_5$  分属  $L_1$ 、 $L_3$ . 因此所提出方法能够有效扩大分级差异, 更利于激励 CSU 提高行为信任水平. 此外, 通过对比方法 2 和对比方法 3 获得的各 CSU 行为信任  $C_{A_i}$  数值间差异较小, 而所提出方法和对比方法 1 通过对 CSU 行为信任水平“奖优罚劣”, 扩大了最终决策结果间的分辨精度. 此外, 所提出方法求得的行为信任表现较优的 CSU  $A_5$  和较差的 CSU  $A_3$  的  $C_{A_i}$  数值与其他

CSU间差异被进一步拉大;而行为信任表现较为平庸的 $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_4$ ,对应 $C_{A_i}$ 数值差异则并不明显(几种方法得到的 $C_{A_i}$ 值差异和分级情况更直观地展示如图2所示).这表明所提出方法能够对CSU行为信任水平的不同施加不同程度的奖惩,且对于远离平均水平的突出行为奖惩加大,对靠近中等水平的平庸行为奖惩减小,使得“优者更优”“劣者更劣”.

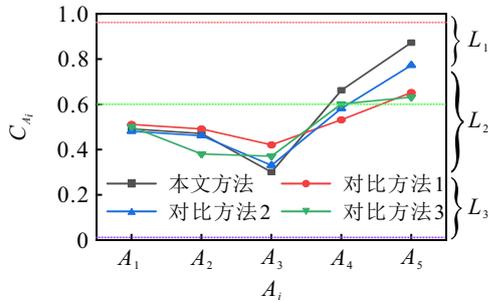


图2 4种方法得到的 $C_{A_i}$ 值和分级情况

## 4 结论

本文构建了一种体现奖惩的CSU行为信任分级HF-TOPSIS-Sort-C求解途径;同时还发展了一种获取CSU行为信任“强奖惩”的MDT/D测度方法,不仅使得CSU行为信任水平优劣更直观地体现,也能够通过非线性放缩使得CSU行为信任水平优、劣凸显,分级差异随之进一步扩大.通过与3种方法的对比,验证了所提出方法的有效性以及在扩大分级差异、加强奖惩上的优势.

## 参考文献(References)

- [1] 鲁金钊,肖睿智,金舒原.云数据安全研究进展[J].电子与信息学报,2021,43(4):881-891.  
(Lu J T, Xiao R Z, Jin S Y. A survey for cloud data security[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(4): 881-891.)
- [2] 蒋伟进,吕斯健.移动agent系统安全问题的动态信任计算模型[J].控制与决策,2022,37(2):499-505.  
(Jiang W J, Lv S J. Mobile Internet mobile agent system dynamic trust model for cloud computing[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 499-505.)
- [3] 宋国峰,梁昌勇.一种基于用户行为信任的云安全访问控制模型[J].中国管理科学,2013,21(S2):669-676.  
(Song G F, Liang C Y. A security access control model based on user behavior trust under cloud environment[J]. Chinese Journal of Management Science, 2013, 21(S2): 669-676.)
- [4] Alruwaythi M, Kambhampaty K, Nygard K E. User behavior and trust evaluation in cloud computing[C]. Proceedings of the 34th International Conference on Computers and Their Applications. Hawaii, 2019: 378-386.
- [5] 张艺,田立勤,毋泽南,等.云服务中面向信任的动态访问控制博弈机制[J].小型微型计算机系统,2021,42(8):1774-1779.  
(Zhang Y, Tian L Q, Wu Z N, et al. Trust oriented dynamic access control game mechanism in cloud services[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(8): 1774-1779.)
- [6] Beth T, Borcharding M, Klein B. Valuation of trust in open networks[C]. European Symposium on Research in Computer Security. Heidelberg, 1994: 1-18.
- [7] 张凯,潘晓中.云计算下基于用户行为信任的访问控制模型[J].计算机应用,2014,34(4):1051-1054.  
(Zhang K, Pan X Z. Access control model based on trust of users' behavior in cloud computing[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(4): 1051-1054.)
- [8] Mohsenzadeh A, Motameni H. A trust model between cloud entities using fuzzy mathematics[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2015, 29(5): 1795-1803.
- [9] Chen Z G, Tian L Q, Lin C. Trust evaluation model of cloud user based on behavior data[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, 14(5): 155-165.
- [10] 成路肖,阎继宁,焦阳,等.基于贝叶斯网络的遥感云用户行为认证方法[J].计算机应用研究,2019,36(2):441-445.  
(Cheng L X, Yan J N, Jiao Y, et al. Bayesian network method for remote sensing cloud user behavior authentication[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(2): 441-445.)
- [11] Challagidat P S, Birje M N. Multi-dimensional dynamic trust evaluation scheme for cloud environment[J]. Computers & Security, 2020, 91: 101722.
- [12] 李想,杨瑞,陈兴蜀,等.基于标准化安全指标体系的云服务安全等级评估模型[J].工程科学与技术,2020,52(3):159-167.  
(Li X, Yang R, Chen X S, et al. Assessment model of cloud service security level based on standardized security metric hierarchy[J]. Advanced Engineering Sciences, 2020, 52(3): 159-167.)
- [13] Chiregi M, Navimipour N J. A comprehensive study of the trust evaluation mechanisms in the cloud computing[J]. Journal of Service Science Research, 2017, 9(1): 1-30.
- [14] Hosseini S B, Shojaee A, Agheli N. A new method for evaluating cloud computing user behavior trust[C]. The 7th Conference on Information and Knowledge Technology. Urmia, 2015: 1-6.
- [15] 潘瑞杰,王高才,黄珩逸.云计算下基于动态用户信任度的属性访问控制[J].计算机科学,2021,48(5):

- 313-319.  
(Pan R J, Wang G C, Huang H Y. Attribute access control based on dynamic user trust in cloud computing[J]. Computer Science, 2021, 48(5): 313-319.)
- [16] 彭定洪, 宋博, 张文华. 云用户行为安全评价的犹豫模糊奖优罚劣方法[EB/OL]. (2021-10-18)[2022-02-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20211015.1412.010.html>.  
(Peng D H, Song B, Zhang W H. A hesitant fuzzy method of rewarding good and penalizing bad in cloud computing user behavior-based safety evaluation[EB/OL]. (2021-10-18)[2022-02-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20211015.1412.010.html>.)
- [17] Torra V, Narukawa Y. On hesitant fuzzy sets and decision[C]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Jeju, 2009: 1378-1382.
- [18] 彭定洪, 张文华. 无废城市建设方案评估的多群组双重贴近度方法[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(6): 2317-2325.  
(Peng D H, Zhang W H. Multi-group double closeness method for assessment of zero waste cities construction schemes[J]. Journal of Safety and Environment, 2020, 20(6): 2317-2325.)
- [19] 徐林明, 李美娟. 动态综合评价中的数据预处理方法研究[J]. 中国管理科学, 2020, 28(1): 162-169.  
(Xu L M, Li M J. A data preprocessing method in dynamic comprehensive evaluation[J]. Chinese Journal of Management Science, 2020, 28(1): 162-169.)
- [20] 詹敏, 廖志高, 徐玖平. 线性无量纲化方法比较研究[J]. 统计与信息论坛, 2016, 31(12): 17-22.  
(Zhan M, Liao Z G, Xu J P. Character analysis of linear dimensionless methods[J]. Statistics & Information Forum, 2016, 31(12): 17-22.)
- [21] 刘学之, 杨泽宇, 沈凤武, 等. 基于S型曲线的指标非线性标准化研究[J]. 统计与信息论坛, 2018, 33(2): 17-21.  
(Liu X Z, Yang Z Y, Shen F W, et al. Research on the index non-linear standardization based on S type curve[J]. Statistics & Information Forum, 2018, 33(2): 17-21.)
- [22] 宋捷, 党耀国, 王正新. 基于强“奖优罚劣”算子的多指标灰靶决策模型[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1229-1232.  
(Song J, Dang Y G, Wang Z X. Multi-attribute decision model of grey target based on majorant operator of “rewarding good and punishing bad” [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1229-1232.)
- [23] Wang Y J, Lee H S. Generalizing TOPSIS for fuzzy multiple-criteria group decision-making[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2007, 53(11): 1762-1772.
- [24] Xia M M, Xu Z S. Hesitant fuzzy information aggregation in decision making[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2011, 52(3): 395-407.
- [25] 彭友, 刘晓鹤, 孙健博. 区间直觉模糊数环境下基于犹豫度和相关系数的多属性群决策模型研究[J]. 中国管理科学, 2021, 29(8): 229-240.  
(Peng Y, Liu X H, Sun J B. Interval-valued intuitionistic fuzzy multi-attribute group decision making approach based on the hesitancy degrees and correlation coefficient[J]. Chinese Journal of Management Science, 2021, 29(8): 229-240.)
- [26] Perny P. Multicriteria filtering methods based on concordance and non-discordance principles[J]. Annals of Operations Research, 1998, 80: 137-165.
- [27] Fernandez E, Navarro J, Bernal S. Handling multicriteria preferences in cluster analysis[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 202(3): 819-827.
- [28] Sabokbar H F, Hosseini A, Banaitis A, et al. A novel sorting method topsis-sort: An application for Tehran environmental quality evaluation[J]. E & M Ekonomie A Management, 2016, 19: 87-104.
- [29] Huang C L, Yoon K. Multiple attribute decision making: Methods and applications, a state of the art survey[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1981: 1-531.
- [30] Aytekin A. Türkiye’de önde gelen şirketlerin etkinlik, farklılık ve performans ölçümü[J]. Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 2020, 21(4): 19-35.
- [31] 李保珍, 封胜杰. 基于用户选择的产品属性权重确定及对TOPSIS法的改进[J]. 运筹与管理, 2017, 26(3): 54-62.  
(Li B Z, Feng S J. Determination of product attribute weight and TOPSIS method improvement based on the user choice[J]. Operations Research and Management Science, 2017, 26(3): 54-62.)
- [32] de Lima Silva D F, de Almeida Filho A T. Sorting with TOPSIS through boundary and characteristic profiles[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 141: 106328.

## 作者简介

彭定洪(1982—), 男, 教授, 博士, 从事不确定(模糊)评价与决策分析、复杂问题结构化分析等研究, E-mail: pengdinghong2009@163.com;

宋博(1996—), 女, 硕士生, 从事模糊评价与决策分析等研究, E-mail: 1304748970@qq.com.