

基于局部加权距离和的多维指标融合计算方法

曾 情¹, 首照宇¹, 赵 晖¹, 张 彤²

(1. 桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004;

2. 桂林电子科技大学 机电工程学院, 广西 桂林 541004)

摘 要:针对高校教学评估存在多元评价主体多维评价指标难以科学评价的问题,提出一种基于局部加权距离和的多维指标融合计算方法。利用局部加权距离和数据处理方法剔除不合理评价数据,利用离差最大化将 AHP 所得主观权重和信息熵所得客观权重进行指标融合,将处理后的数据和指标融合权重进行融合计算获得评价价值。实验结果表明,该方法在数据处理性能和时间复杂度等方面具有显著优势,实例分析验证了该方法的有效性。

关键词:加权距离和;离差最大化;多维指标融合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1673-808X(2019)03-0196-06

Multi-dimensional index fusion method based on locally weighted distance sum

ZENG Qing¹, SHOU Zhaoyu¹, ZHAO Hui¹, ZHANG Tong²

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. School of Mechatronic Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to scientifically evaluate the multi-dimensional evaluation indexes of multi-evaluation subjects in university teaching evaluation, a fusion calculation method of multi-dimensional evaluation indexes based on local weighted distance sum is proposed. Firstly, the unreasonable evaluation data are eliminated by using local weighted distance and data processing algorithm. Secondly, the subjective weight and objective weight obtained by AHP and information entropy are fused by maximizing deviation. Finally, the fused data and index weights are fused to obtain the evaluation value. The experimental results show that the proposed algorithm has significant advantages in data processing performance and time complexity. The validity of the method is verified by an example.

Key words: weighted distance sum; maximization of dispersion; multi-dimensional index fusion

理论教学评估体系具有多元评价主体和多维评价指标复杂的特点,建立一个科学有效的评估体系首先需要处理好多元主体和多维指标之间的关系,而评价指标的衡量界限是非常模糊和难以量化的。为了解决理论教学评估中多维指标权重分配的难题,学者们提出了很多指标融合计算的方法,目前常见的主要有 AHP 法^[1]、Dijkstra 法^[2-4]、粗糙集法^[5-8]和信息熵法^[9-11]等单一的方法及简单的融合赋权法^[12-19]等。文献[1]采用 AHP 建立关于资源分配的层次结构模型,构造资源分配矩阵,从而确定各资源的权重分配

系数,但由于构造的矩阵具有较大的主观性,其判断结果是粗糙的。文献[5]基于改进的粗糙集条件信息熵计算各指标的权重,构建了指标体系下的改进的粗糙集-云模型,但所得到的权重只重视不同指标的表现情况,忽视了指标本身重要性的排序,其评价结果往往不太理想。文献[12]利用模糊数学原理提出了一种新的主客观赋权方法,采用线性组合法和乘法合成归一法对新提出的主客观权重进行融合,但乘法融合赋权具有较强的“倍增效应”,极易导致融合权重大的越大,小的越小。文献[16]根据评价指标体系,利

收稿日期: 2019-02-22

基金项目: 广西自然科学基金(2016GXNSFAA380149); 桂林市科学研究和技术开发计划(2016010404-4); 桂林电子科技大学研究生教育创新计划(2017YJCX34, 2018YJCX37)

通信作者: 首照宇(1974—),男,副研究员,博士,研究方向为智能信息处理、模式识别、数据挖掘。E-mail: guilinshou@guet.edu.cn

引文格式: 曾情,首照宇,赵晖,等.基于局部加权距离和的多维指标融合计算方法[J].桂林电子科技大学学报,2019,39(3):196-201.

用 G1 赋权法和 Gini 赋权法构造了基于客观修正主观的组合赋权方法,确定了评价指标的组合权重。文献[19]利用云模型、改进层次分析法与熵权法对膨胀土胀缩等级进行评价,根据胀缩性等级分类标准生成每个评价标准的云数字特征,建立各评价因子的云模型,计算指标融合权重值。

以上这些传统的指标融合计算方法只注重评价指标融合的科学性,而未考虑评价过程中不合理数据的处理。鉴于此,提出一种基于加权距离和的多维指标融合计算方法,使评价指标融合更合理的同时还利用局部加权距离和的思想对评价数据进行清洗过滤,检测并剔除可能对最终评价结果产生较大影响的不合理数据,将更科学的指标融合权重和更合理的评价数据进行全面融合,使评价结果科学化。

1 相关理论及定义

本研究用 AHP 确定主观权重系数,用信息熵确定客观权重系数,采用离差最大化的思想将主客观权重系数进行融合,得到多维指标融合权重系数。将指标融合权重系数与经过局部加权距离和处理后的评价数据进行再次融合,输出最终评价结果。

1.1 多维指标融合

1)主观权重系数获取方法:AHP。根据评价指标体系的内容,考虑本层次的各个因素对上一层指标因素的影响程度,利用 1~9 标度法将同层次的因素进行两两比较,构造 n 阶判断矩阵 C ,归一化处理后导出主观权重系数

$$w_i = \sum_{j=1}^n \tilde{c}_{ij},$$

其中 $\tilde{c}_{ij} = c_{ij} / \sum_{i=1}^n c_{ij}$ 。

2)客观权重系数获取方法:信息熵。假设有 n 个评价指标及 m 个评价对象,评审专家对指标进行评分,经过规范化得到数据矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$,若第 j 项属性指标下的第 i 个评价对象指标值权重为

$$p_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^m a_{ij}},$$

第 j 项指标的熵值为

$$e_j = - \sum_{i=1}^m \frac{p_{ij} \ln p_{ij}}{\ln n}, \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

则属性指标 j 的权重系数

$$w_j = 1 - \frac{e_j}{\sum_{j=1}^n (1 - e_j)},$$

其中 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ 。

3)主客观权重融合方法离差最大化。假设有 l 种具体的赋权方式对 n 个属性指标计算权重系数。设第 k 种赋权方式计算出的权重向量值为

$$W_k = (w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{nk})^T, \quad k = 1, 2, \dots, l,$$

其中,

$$\sum_{j=1}^n w_{jk} = 1.$$

记融合赋权

$$W_c = (w_{c1}, w_{c2}, \dots, w_{cn})^T,$$

令 $W_c = \phi_1 W_1 + \phi_2 W_2 + \dots + \phi_l W_l$ 。其中, $\phi_k \geq 0$, 且

$$\sum_{k=1}^l \phi_k^2 = 1.$$

令分块矩阵

$$W_b = (W_1, W_2, \dots, W_l), \Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_l)^T,$$

可得 $W_c = W_b \Phi$, $\Phi^T \Phi = 1$ 。记所有 m 个评价对象与其他评价对象的总离差为 $v_j(W_c)$, 为使所有 n 个指标对所有 m 个评价对象的总离差^[20-21] 达到最大, 可构造目标函数

$$J(W_c) = \sum_{j=1}^n v_j(W_c) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{i_1=1}^m |a_{ij} - a_{i_1j}| w_{cj}. \quad (1)$$

若令

$$B_1 = \left[\sum_{i=1}^m \sum_{i_1=1}^m |a_{i1} - a_{i_11}|, \dots, \sum_{i=1}^m \sum_{i_1=1}^m |a_{in} - a_{i_1n}| \right]$$

为 n 维行向量, 则目标函数 $J(W_c)$ 可表示为 $J(W_c) = B_1 W_c$, 将 $J(W_c)$ 记为 $F(\Phi)$, 离差最大化的指标融合赋权即可转化为最优化问题, 记为如下模型:

$$\max F(\Phi) = B_1 W_c, \Phi^T \Phi = 1, \Phi \geq 0. \quad (2)$$

记模型所确定的最优化模型的最优解为 ϕ'_k , 则最优归一化融合赋权向量为

$$W'_c = \phi'_1 W_1 + \phi'_2 W_2 + \dots + \phi'_l W_l.$$

1.2 相关定义

为了更好地描述基于局部加权距离和的数据处理方法,对方法中使用的相关定义概述如下。

定义 1 最近邻距离权值。对数据点较近的对象赋予较大的权值,加强近邻数据的影响,反之,则赋予较小的权值。用 W_j^i 表示 X_i 与其最近邻域点 X_{ij} , $j = 1, 2, \dots, k$ 之间的权值:

$$W_j^i = \frac{\sum_{j=1}^k (Q^i)^{-1}_{jm}}{\sum_{p=1}^k \sum_{q=1}^k (Q^i)^{-1}_{pq}}. \quad (3)$$

其中 $\sum_{i=1}^k w_j^i = 1$, Q^i 为局部协方差矩阵, 满足:

$$Q_{jm}^i = (x_i - x_{ij})^T (x_i - x_{im}). \quad (4)$$

定义 2 k 最近邻加权距离。若对于任意自然数 k , 对象 i 的 k 近邻个数为距离对象 i 最近的 k 个实例对象, 则对象 i 的 k 近邻点为离对象 i 最近的 k 个实例对象 j 。用 W_j^i 表示 x_i 的 k 近邻对象 x_j 到 x_i 的权值, 用 $f(x_{ij})$ 表示 k 最近邻加权距离, 计算方法为

$$f(x_{ij}) = w_j^i d(x_i, x_j), \quad (5)$$

其中 $d(x_i, x_j)$ 为对象 x_j 到 x_i 的欧氏距离。

定义 3 消除因子。消除因子用近邻距离加权和来表示。对于任意自然数 k , 定义对象 X_i 的 k 最近邻距离加权和为对象 x_i 的 k 最近邻距离加权和, 用 $F(x_i)$ 表示, 计算方法为

$$F(x_i) = \sum_{j=1}^k f(x_{ij}). \quad (6)$$

定义 4 判决准则。数据对象 x_i 的判决阈值 T 由其 k 最近邻距离加权和 $F(x_i)$ 的均值和标准差来确定, 计算方法为

$$T = \delta_{\text{mean}}(F(x_i)) + m \delta_{\text{std}}(F(x_i)). \quad (7)$$

其中: m 为常数; $\delta_{\text{mean}}()$ 为均值函数; $\delta_{\text{std}}()$ 为标准差函数。均值反映样本实例的总体情况, 而标准差能反映样本的偏离程度。当数据对象 x_i 的 k 最近邻距离加权和 $F(x_i) > T$ 时, 则将其判别为不合理数据对象。

2 基于局部加权距离和的多维指标融合计算模型

基于局部加权距离和的多维指标融合计算模型如图 1 所示。评价数据经过 DPLWD 方法处理, 剔除可能对综合评价产生较大影响的不合理数据对象, 然后利用离差最大化将 AHP 得到的主观权重与信息熵得到的客观权重进行指标融合赋权, 再将处理后的数据与指标融合权重进行评价过程的融合计算, 最后导出最终评价值。

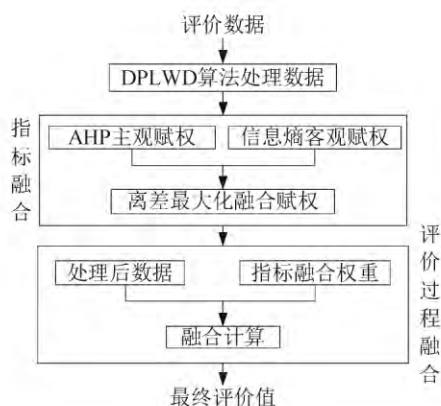


图 1 基于局部加权距离和的多维指标融合计算模型

2.1 DPLWD 方法及验证

2.1.1 DPLWD 方法描述

基于局部加权距离和的数据处理 (data processing based on local weighted distance, 简称 DPLWD) 方法主要实现对数据集中不合理数据对象进行检测并剔除。其大致过程为: 对于从高校评价体系中得到的数据集 D , 包含 N 个数据对象, 即 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 。假设每个对象 x 包含 n 个属性。根据初始设置的最近邻个数 k 及距离矩阵确定各数据点 k 最近邻集合, 利用式 (3) 计算近邻距离权值 w , 根据式 (5)、(6) 对数据集对象加权和得到消除因子 $F(x_i)$, 通过式 (7) 计算出判决阈值来判定最终的不合理数据, 剔除不合理数据集, 并得到最终数据集 D' 。

DPLWD 方法具体流程如伪代码方法 1 所示。

方法 1 基于局部加权距离和的数据处理方法。

输入: 数据集 D , 最近邻个数 k , 阈值调整系数 m 。

输出: 剔除后数据集 D' 。

初始化参数 k, m

计算得到数据集 D 的距离矩阵 M

for each $x_i \in D$ do

根据距离矩阵 M , 得到数据点 x_i 的 k 近邻距离集合 $N_k(x_i)$

根据式 (3) 计算数据点 x_i 到邻域内其它点的权值向量 w

根据式 (5) 计算数据点 x_i 到邻域内某点 x_j 的加权距离 $f(x_{ij})$

根据式 (6) 计算数据点 x_i 的消除因子 $F(x_i)$

end for

根据式 (7) 计算判决阈值 T 。

for each $x_i \in D$ do

if $F(x_i) > C$ then

剔除数据点 x_i

end if

end for

return 剔除后数据集 D'

2.1.2 DPLWD 方法验证

1) 仿真数据集实验与分析。

为了验证该方法可行性, 采用可视化的二维和三维数据集进行验证实验, 验证结果如图 2、图 3 所示。

图 2 为包含 1000 个数据点的二维数据集, 且有 2 个密度分布不均匀的簇。图 3 为包含 860 个数据点的三维数据集。

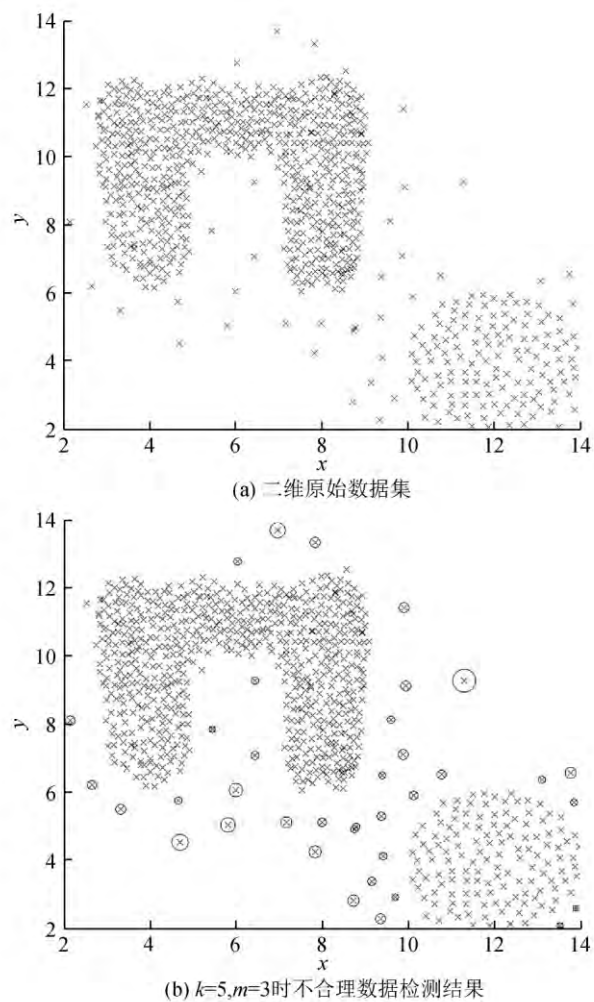


图 2 二维数据集验证

从图 2(b)、图 3(b)可看出,不合理数据对象点已经被圆圈标记出,且在数据集中圆圈的半径代表了不合理的程度,半径越大,不合理程度越大,越有可能是 不合理数据点。在图 2(a)中数据集有 2 个密度差异较大的簇,且簇的分布不规则,运用 DPLWD 方法能将 被簇包围的不合理数据点检测出,在图 3(b)中的三 维数据集中同样也具有较好的检测效果。

2) 真实数据集实验与分析。

通过真实数据集实验来对比验证 DPLWD 方法 的性能优势。表 1 为来自于 UCI 机器学习库的 13 个真实数据集,他们具有不同的规模大小和维度。本 实验环境为 Matlab R2016a、Intel CPU 2.5 GHz、内 存 8 G。DPLWD 方法只需确定 k 最近邻距离个数, 利用人工干预的方法确定最佳的 k 值,并与经典的 LOF 方法^[22]、ABOD 方法^[23]和 SVM 检测方法^[24]在 运行时间、精确度和召回率曲线下的面积(area under the precision-recall curve,简称 AUCPR)等性能指标 进行对比,结果如表 2、表 3 所示。

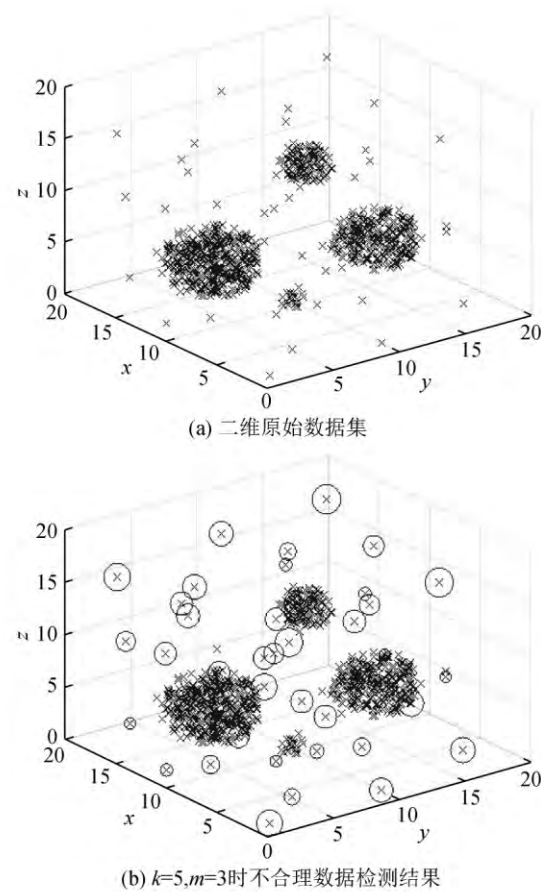


图 3 三维数据集验证

表 1 实验数据集

数据集	数据个数	不合理数据个数	数据维度
Ionosphere	351	126	34
Arrhythmia	452	207	274
Wdbc	569	212	30
Mfeat	600	200	649
Isolet	960	240	617
Pima	768	268	8
Optdigits	1 688	554	64
Spambase	4 601	1 813	57
Statlog	6 435	626	36
Skin	245 057	50 859	3
Pamap2	373 161	125 953	51
Covtype	286 048	2 747	10
Record	5 734 488	20 887	7

从表 2 可看出,DPLWD 方法的运行时间明显少 于 LOF、ABOD 和 SVM 三种方法的运行时间。在 数据集 Pima、Skin、Covtype 和 Record 中,它们是低 维的数据集对象,且属于数值型的数据集,相比于 LOF、ABOD 和 SVM 方法,DPLWD 方法有更

表 2 数据集实验运行时间

数据集	DPLWD	LOF	ABOD	SVM
Ionosphere	2.10×10^{-2}	2.40×10^{-2}	4.72	6.80×10^{-2}
Arrhythmia	1.20×10^{-1}	2.40×10^{-1}	6.19	3.88×10^{-1}
Wdbc	5.06×10^{-2}	6.80×10^{-2}	7.86	9.20×10^{-2}
Mfeat	1.23×10^{-1}	1.02	8.26	1.90
Isolet	3.74×10^{-1}	4.61	13.8	1.90
Pima	5.48×10^{-2}	9.20×10^{-2}	1.07×10^{-1}	9.60×10^{-2}
Optdigits	2.12×10^{-1}	1.46	2.41×10^{-1}	1.14
Spambase	1.07	1.14×10^1	7.75×10^1	8.77
Statlog	3.35	1.68×10^1	1.07×10^2	1.39×10^1
Skin	1.05×10^3	1.38×10^4	7.33×10^3	9.44×10^3
Pamap2	4.73×10^3	1.35×10^5	1.71×10^4	8.37×10^4
Covtype	2.63×10^3	3.67×10^4	1.13×10^4	1.69×10^4
Record	6.09×10^4	—	1.07×10^5	—

表 3 精确度-召回率曲线下面积(AUCPR)

数据集	DPLWD	LOF	ABOD	SVM
Ionosphere	0.879	0.864	0.740	0.794
Arrhythmia	0.715	0.673	0.697	0.707
Wdbc	0.662	0.428	0.490	0.556
Mfeat	0.299	0.369	0.211	0.257
Isolet	0.518	0.274	0.520	0.439
Pima	0.507	0.406	0.461	0.461
Optdigits	0.298	0.361	0.255	0.266
Spambase	0.436	0.354	0.398	0.399
Statlog	0.087	0.093	0.054	0.056
Skin	0.384	0.130	0.258	0.213
Pamap2	0.261	0.338	0.231	0.235
Covtype	0.074	0.010	0.087	0.095
Record	0.908	—	0.658	—

大优势。在大规模数据集 Record 上, LOF 和 SVM 两种方法出现了计算 NP 问题。随着维度的增加, 如 Mfeat 和 Isolet 达到数百维时, DPLWD 方法同样能表现出好的效果, 且当数据集规模较小时, 本方法有明显优势, 随着维度的增加, 同样能够表现出较好的效果。

表 3 为各方法得到的 AUCPR 值, AUCPR 值反映了分类的好坏, AUCPR 值越大, 表明分类结果越好。从表 3 可看出, 在运用 DPLWD 方法时, 有 8 个数据集的 AUCPR 值大于其他 3 种方法, 同时该方法的 AUCPR 均值也大于另外 3 种方法, 表明 DPLWD 方法具有明显优势。

通过实验验证了 DPLWD 方法具有 2 个特点: 1) 对于小规模样本数据集, DPLWD 有着更高的精

确度; 2) 在保证精确度的情况下, DPLWD 方法有更短的运行时间。

综合以上实验数据分析可知, DPLWD 方法更加适用于大规模多维数据集以及密度分布不均匀的空间模型数据集, 能有效地剔除不合理数据对象。

3 实例分析

为了分析基于局部加权距离和的多维指标融合计算方法的实际效果, 选取某高校理论教学评价指标体系的数据。该评价指标体系包含了多元评价主体校领导、中层干部、督导和同行, 每个评价主体都对应着不同的一级评价指标和二级评价指标, 如同行对应的一级评价指标为教学态度、教学内容、教学组织和听课效果, 其中每项一级评价指标下还分别对应详细的二级评价指标。

选取该评价指标体系下某教师一学期的所有被听课评价数据共 412 条, 校领导、中层干部、督导和同行 4 个评价主体的评价数据分别为 43、89、138、142 条。将一条评价数据看作一个四维数据点, 通过运行 DPLWD 方法, 检测出该教师本学期被听课评价数据中存在 13 个不合理数据对象, 其中, 校领导、中层干部、督导和同行 4 个评价主体的不合理评价数据分别为 1、2、4、6 条。特别是第 223 个数据点的 4 个评价指标评分分别为 50、50、60、60 分, 该评价数据明显偏离了其他合理数据点。为了避免不合理评价数据对象对融合计算结果产生较大影响, 对检测得到的 13 条不合理评价数据进行了剔除, 以保证评价指标与评价过程融合更加科学合理。

邀请专家担任测评者, 利用 AHP 构造判断矩阵确定专家主观权重, 利用信息熵对专家的评分向量进行处理, 确定专家客观权重。将主客观权重利用离差最大化的思想由式(2)构成最优化模型进行评价指标融合计算, 解出最优的多维指标融合赋权向量, 其中校领导、中层干部、督导和同行 4 个评价主体对应的 4 个一级评价指标的融合权重向量分别为

$$\begin{aligned} & (0.229, 0.332, 0.319, 0.120)^T, \\ & (0.341, 0.382, 0.154, 0.123)^T, \\ & (0.077, 0.363, 0.159, 0.401)^T, \\ & (0.215, 0.221, 0.308, 0.256)^T. \end{aligned}$$

校领导、中层干部、督导和同行 4 个评价主体的融合权重向量为 $(0.1, 0.2, 0.3, 0.4)^T$, 将剔除了不合理数据对象的 399 条理论教学评价数据与多维指标融合权重进行再次融合计算, 可得该教师的最终评分为 87.822 3 分。未剔除不合理评价数据之前该教师的综合评分为 87.309 7 分, 相比剔除不合理评分数据

之后进行融合计算的教师评分低了 0.512 6 分,一定程度上低估了该教师的教学水平。因此,本方法所获得的教师综合评分更加客观合理,能反映出该教师的真实水平。

4 结束语

提出的基于局部加权距离和的多维指标融合计算方法不仅实现了评价指标融合,还实现了评价指标与评价过程融合,使评价结果更精确科学,且对 DPLWD 方法在仿真数据集上进行验证实验,都能达到预期的数据处理效果。在真实数据集上与经典 LOF、ABOD 和 SVM 方法进行对比分析,表明了该方法有较短的运行时间和较好 AUCPR 值。为快速得出更加合理的融合计算结果,今后将对 k 值的自适应性进行研究,并在时间复杂度上进行优化,使多维指标融合计算更科学、高效。

参考文献:

- [1] 田启华,黄超,于海东,等.基于 AHP 的耦合任务集资源分配权重确定方法[J].计算机工程与应用,2018,54(21):25-30.
- [2] 向敏,陈诚.基于改进 Dijkstra 方法的配用电通信流量调度策略[J].计算机应用,2018,38(6):1715-1720.
- [3] FU L,DESSOUKY M.Algorithms for a special class of state-dependent shortest path problems with an application to the train routing problem[J].Journal of Scheduling,2018(4):1-20.
- [4] 文雄,许耀钊.节点约束型最短路径的分层 Dijkstra 方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2017,45(1):66-73.
- [5] 卢媛,王栋,刘登峰,等.基于改进的粗糙集-云模型的水质评价方法[J].南京大学学报(自然科学),2017,53(5):879-886.
- [6] 郑荔平,胡敏杰,杨红和,等.基于粗糙集的协同过滤方法研究[J].山东大学学报(理学版),2019,54(2):41-50.
- [7] BARMAN T,GHONGADE R,RATNAPARKHI A.Rough set based segmentation and classification model for ECG[C]//IEEE Conference on Advances in Signal Processing,2016:18-23.
- [8] 陈顺满,吴爱祥,王昭明,等.基于粗糙集和改进功效系数法的岩体质量评价[J].华中科技大学学报(自然科学版),2018,46(7):36-41.
- [9] 张晓冰,王会龙,姜世超.基于信息熵评价指标的多小波畸变电能计量[J].哈尔滨理工大学学报,2016,21(1):57-61.
- [10] 王锋,刘吉超,魏巍.基于信息熵的半监督特征选择方法[J].计算机科学,2018,45(增刊2):427-430.
- [11] SHAN S Q,LIN X.Research on emergency dissemination models for social media based on information entropy[J].Enterprise Information Systems,2018,12(7):888-909.
- [12] 宋冬梅,刘春晓,沈晨,等.基于主客观赋权法的多目标多属性决策方法[J].山东大学学报(工学版),2015,45(4):1-9.
- [13] 李明,罗国华,姜春兰,等.基于 AHP-TOPSIS 的网络化弹药攻击决策方法[J].北京理工大学学报,2017,37(12):1315-1320.
- [14] 杨远志,周中良,刘宏强,等.基于信息熵和粗糙集的空目标威胁评估方法[J].北京航空航天大学学报,2018,44(10):2071-2077.
- [15] LAN L,LEI X Y,GAO F,et al.Arid inland river health assessment based on combination weighting and ordered entropy models[J].Journal of Water Resources and Water Engineering,2018,3:010.
- [16] 王斌,李刚,刘丽波,等.基于 Gini 修正 G1 组合赋权的低碳经济评价模型与实证[J].东北大学学报(自然科学版),2017,38(12):1800-1804.
- [17] 路云飞,李琳琳,张壮.决策指标组合赋权方法的研究及应用[J].计算机工程,2018,44(1):84-90.
- [18] 孙秀廷,钮俊,宫清勃,等.一种基于组合赋权法的 Web 服务选择策略[J].计算机应用研究,2017,34(8):2408-2411.
- [19] 阮永芬,高春钦,李志伟,等.基于改进 AHP 与熵权法的膨胀土胀缩等级云模型评价[J].江苏大学学报(自然科学版),2017,38(2):218-223.
- [20] 童申家,赵大勇,谢祥兵,等.基于离差最大化的连续刚构桥抗震性能设计参数研究[J].广西大学学报(自然科学版),2014,39(4):864-869.
- [21] 李婷,王秋平,左精力.基于离差最大化的总图设计方案灰关联投影评价模型[J].兰州理工大学学报,2017,43(4):146-149.
- [22] BHATT V,DHAKAR M,CHAURASIA B K.Filtered clustering based on local outlier factor in data mining[J].International Journal of Database Theory and Application,2016,9(5):275-282.
- [23] 陈圣楠,钱红燕,李伟.基于角度方差的多层次高维数据异常检测方法[J].计算机应用研究,2016,33(11):3383-3386.
- [24] AMER M,GOLDSTEIN M,ABDENNADHER S.Enhancing one-class support vector machines for unsupervised anomaly detection[C]//ODD '13 Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Outlier Detection and Description,New York,USA,2013:8-15.

编辑:张所滨