

# 基于 K-Medoids 聚类的上市纺织企业经营业绩分析

舒服华

(武汉理工大学 经济学院, 湖北 武汉 430070)

**摘要:** 我国上市纺织企业的经营业绩表现参差不齐。对这些企业进行聚类分析可以揭示它们之间的差异和特性, 为企业制定有效的经营管理策略提供参考, 助力其提高经营效益。K-Medoids 算法能够规避 K-Means 算法因异常值或数据畸形分布导致的分类不精准问题, 其抗干扰能力强, 分类质量好。运用 K-Medoids 算法对我国部分上市纺织企业的经营业绩进行了聚类分析。15 家公司的经营业绩被划分为 6 个类别。对各类别的整体经营业绩优劣进行了排序。

**关键词:** 纺织企业; 业绩评价; 聚类分析; K-Medoids 算法

**中图分类号:** F426.81

**文献标志码:** A

## Business performance analysis of listed textile enterprises based on K-Medoids clustering

Shu Fuhua

(School of Economics, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China)

**Abstract:** The business performance of listed textile enterprises in China varies greatly. Cluster analysis can reveal their differences and characteristics, and provide reference for formulating effective management strategies to help enterprises improve their operational efficiency. The K-Medoids algorithm can effectively avoid the problem of inaccurate classification caused by outliers or abnormal data distribution in the K-Means algorithm. It has strong anti-interference ability and good classification quality. The K-Medoids algorithm was used to perform cluster analysis on the operating performance of some listed textile enterprises in China. The operating performance of 15 companies was divided into 6 categories, and the overall performance of these categories was ranked.

**Key words:** textile enterprise; performance evaluation; cluster analysis; K-Medoids algorithm

纺织品是人们生活中不可或缺的物品, 不仅满足人们日常生活基本需求, 同时承载个性和品位。我国是纺织业重要发祥地之一, 历史悠久、传统文化深厚。一直以来, 纺织业都是我国具有明显优势和国际竞争力的产业。目前, 我国是世界上最大的纺织品服装生产和出口国, 纺织行业具有产业链完整、门类齐全、布局协调等优势, 科技、设计、品牌水平持续进阶, 制造能力位居世界前列。纺织业成为国民经济支柱性产业。加入 WTO 后, 经过多年国际化

市场洗礼, 我国纺织业在全球市场依然占据龙头地位。一大批优质纺织企业和品牌逐渐发展壮大, 成为推动中国经济高质量发展的压舱石。但不可否认的是, 该行业发展存在分化特征, 企业的经营业绩大相径庭。对上市纺织企业的业绩进行聚类分析, 了解其经营业绩的相似性和差异性, 有助于企业总结经验、优化策略、补足短板; 同时, 激励先进, 鞭策落后, 在行业内营造比学赶超的浓厚氛围, 赋能行业健康发展。K-中心点聚类(K-Medoids)算法是对 K-均

**基金项目:** 湖北省自然科学基金(2020CFB167)

**收稿日期:** 2024-11-22

**作者简介:** 舒服华, 男, 1964 年生, 湖北武汉人, 博士, 教授, 主要从事计量经济学研究工作, E-mail: cannon777@126.com

值聚类(K-Means)算法的改进。K-Means算法以簇内数据均值为中心点,但中心点可能偏离实际数据样本。当数据存在异常值或离群点时,仍须将其纳入均值计算中,这导致以中心点为簇分配的数据样本合理性下降、聚类质量欠佳。K-Medoids算法选取簇内实际样本点作为中心点,虽不一定严格等于均值,但与均值较为接近。即使存在异常值或离群点,纳入均值计算后,得到的中心点也并非质心,但对簇内中心点有一定纠正作用,避免了不合理的质心位置,达到抵御异常数据影响的目的,可有效削弱异常数据干扰,适应范围更广<sup>[1-3]</sup>。运用 K-Medoids 算法对我国部分上市纺织企业经营业绩进行聚类分析,具有理论和实践价值。

## 1 K-Medoids 算法基本原理

K-Medoids 算法与 K-Means 算法的共性在于寻找  $k$  个最优中心点进行  $k$  个划分的聚类分析。区别在于:K-Means 选取簇内均值点作为质心,而 K-Medoids 寻找距离均值点最近的实际样本点作为质心。也就是说,K-Medoids 算法每次选取的质心必须是样本点,而 K-Means 算法每次选取的质心可以是样本数据点之外的点<sup>[4-5]</sup>。

K-Medoids 聚类算法基本思想:选取簇内代表性最优样本作为中心点,对  $n$  个样本进行  $k$  个最优划分。其中,代表性最优样本是指与所在簇的质心最为接近的样本。首先,随机选择  $k$  个样本作为中心点;其次,反复尝试选取其他样本数据点来代替原有中心点,以期找到更好的中心点,从而优化聚类合理性。每次迭代中,所有可能的样本都会被选出,作为候选中心点进行分析,其余样本分配至对应簇,并用代价函数  $E$  来评价这些可能的样本作为中心点的聚类质量, $E$  的定义为<sup>[6-8]</sup>:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{P_j \in C_j} (\|P_j - O_i\|^2) \quad (1)$$

式中, $i$  为簇内样本的数量, $j$  为划分的簇数量, $C_j$  为簇的类别, $P_j$  为非中心点样本, $O_i$  为中心点样本。

$E$  用于度量样本与中心点之间的平均相异度。当某一当前中心点被其余非中心点代替后,若代价函数  $E$  小于之前的值,则当前中心点可被接受成为新的中心点;反之,则不可被接受,仍然保留当前的中心点。循环往复,直至找到使代价函数  $E$  最小的中心点,从而实现对  $k$  个簇的最优划分。

K-Medoids 算法步骤<sup>[9-10]</sup>:

(1)确定聚类个数。根据总轮廓系数值确定最佳分类数  $k$ 。

(2)选择初始中心点。在所有样本集中随机选择  $k$  个数据点,将其作为  $k$  个簇的初始中心。

(3)将数据点分配到各个簇。将每个非中心点分配至最近中心点所属簇,并计算剩余数据点到各中心点的距离及和(代价函数)。

(4)更新中心点。在各簇内依次选取非中心点作为中心点,将其余非中心点样本分配至对应簇,重新计算代价函数  $E$ 。若  $E$  减小,则用该点替换当前中心点;反之,保持当前中心点不变。以此进行各簇中心点的更新与样本分配。

(5)反复迭代优化。重复上述选择、分配、更新步骤,直至中心点趋于稳定,或者迭代次数达到预设最大值。最终得到  $k$  个中心点,并根据最小距离原则,重新将其余数据点划分至最近簇。

## 2 纺织企业业绩 K-Medoids 聚类

### 2.1 属性指标的确定

衡量上市企业经营业绩,需突破单一指标局限。特点不同、类型不同的公司,指标会有所差异。即使企业类型相同,因规模不同、投入不同,也会存在指标差异。当然,经营管理能力也是一个原因。总的来说,业绩评价关键要看收入与成本是否匹配、投入与产出是否协同<sup>[11]</sup>。上市纺织企业的经营业绩分析,需聚焦财务指标的协同性。净资产收益率(ROE)和总资产报酬率(ROA)2个指标是衡量上市企业对投入要素运作回报能力的核心指标,是企业经营状况、盈利能力的集中体现。每股收益是最直观的企业经营成果指标,是股民最关心的指标。毛利率反映了公司最基本、最稳定的利润来源,是直接体现公司核心业务盈利能力的指标。毛利率越高表明企业盈利能力和控制成本能力越强<sup>[12]</sup>。每股净资产最能反映企业股东投入。每股净资产越多,表明企业经营获利越有保障。并且,每股净资产也可视作产出指标。随着经营活动的进行,企业利润增加的同时每股净资产也会相应增加,故作为投入指标时应取年初的每股净资产值。负债经营是现代企业惯常的经营方式。负债可使企业总资本增加,能够扩大企业经营规模,提高生产能力。一般来说,负债率越高,企业可使用资金越多,可获取利润越多,有利于整体业绩提升。期间费用(企业的财务费用、销售费用、管理费用)投入有助于提高公司的经营和管理能力。期间费用占比越高,说明企业在经

营管理上支出的费用越多,意味着企业经营的业务量和市场规模扩大,利润相应增长。非经常性损益虽不属于企业正常活动范畴的收入或支出,但其往往掩盖企业真实经营状态,进而对企业业绩产生影响。因此,为客观评判企业经营业绩,也应将其视作额外投入纳入考察范围。基于上述逻辑,选取净资产收益率( $b_1$ )、总资产报酬率( $b_2$ )、每股收益( $b_3$ )、毛利率( $b_4$ )、年初每股净资产( $b_5$ )、资产负债率( $b_6$ )、期间费用( $b_7$ )、非经常性损益( $b_8$ ) [ $b_8 = (\text{扣非净利润} - \text{净利润}) / \text{净利润}$ ] 8个指标作为聚类属性

指标。

目前,A股上市纺织企业有70多家,涵盖棉纺织、毛纺织、针织、服饰生产、家居纺织品生产、染整加工、纺织品贸易等细分领域,企业规模、经营业绩差异显著。受三年疫情影响,纺织企业生产经营受到较大冲击,2023年业绩亏损者不在少数。为体现研究现实价值和突出主体,选取15家聚焦纺织面料及制品制造、业绩相对稳健的上市企业为研究对象。表1为上述企业2023年经营业绩关联财务指标(数据来源于各上市企业2023年度年报)。

表1 聚类对象的属性指标值

Table 1 Attribute index values of clustering objects

聚类对象	净资产收益率/%	总资产报酬率/%	每股收益/元	毛利率/%	年初每股净资产/元	资产负债率/%	期间费用/%	非经常性损益/%
森马服饰( $s_1$ )	10.56	8.53	0.42	44.02	4.046	35.95	27.56	8.816
富安娜( $s_2$ )	15.03	14.59	0.69	55.63	4.554	21.96	29.54	8.338
水星家纺( $s_3$ )	13.37	12.65	1.44	40.04	10.337	19.26	27.95	13.558
报喜鸟( $s_3$ )	16.96	13.98	0.46	46.71	2.696	36.64	44.77	17.012
罗莱生活( $s_4$ )	13.55	10.11	0.68	47.27	4.971	37.41	30.22	3.398
乔治白( $s_5$ )	14.94	10.30	0.40	49.86	2.672	28.35	20.01	7.025
雅戈尔( $s_6$ )	8.91	6.02	0.75	44.75	8.192	50.97	32.96	9.261
太平鸟( $s_7$ )	9.74	7.71	0.90	54.13	8.752	43.96	43.56	31.336
海澜之家( $s_8$ )	19.46	11.58	0.68	44.47	3.255	52.43	24.91	7.141
朗姿股份( $s_9$ )	7.34	4.99	0.51	47.44	7.046	59.23	50.25	22.174
鲁泰A( $s_{10}$ )	4.04	3.91	0.47	22.98	10.075	28.39	8.99	2.598
真爱美家( $s_{11}$ )	8.14	4.59	0.74	22.10	10.601	38.00	4.29	13.447
九牧王( $s_{12}$ )	4.98	4.70	0.33	63.56	6.545	32.86	43.73	-28.278
彩蝶实业( $s_{13}$ )	9.23	9.52	0.96	25.09	8.296	18.54	5.80	11.867
锦泓集团( $s_{13}$ )	9.23	8.53	0.87	69.20	8.787	40.12	57.27	9.207

## 2.2 原始数据归一化

8个属性指标因量纲、数量级不同,且从“投入—产出”角度看,可分为效益型指标(数值越大越好)和成本型指标(数值越小越好)2类。为消除量纲、数量级及指标方向的差异,需进行归一化处理。经指标属性判定, $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$ 、 $b_4$ 为效益型指标, $b_5$ 、 $b_6$ 、 $b_7$ 、 $b_8$ 为成本型指标,分别按式(2)和式(3)归

一化。

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})} \quad (2)$$

$$y_{ij} = \frac{\max(x_{ij}) - x_{ij}}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})} \quad (3)$$

式中, $x_{ij}$ 为原始数据; $y_{ij}$ 为归一化数据。原始数据归一化结果如表2所示。

表2 原始数据归一化结果

Table 2 Normalization results of the original data

聚类对象	$y_{i1}$	$y_{i2}$	$y_{i3}$	$y_{i4}$	$y_{i5}$	$y_{i6}$	$y_{i7}$	$y_{i8}$
$s_1$	0.422 827	0.432 584	0.081 081	0.465 393	0.826 712	0.572 131	0.560 778	0.377 764
$s_2$	0.712 711	1.000 000	0.324 324	0.711 890	0.762 643	0.915 950	0.523 405	0.385 782
$s_3$	0.605 058	0.818 352	1.000 000	0.380 892	0.033 295	0.982 305	0.553 416	0.298 219
$s_4$	0.837 873	0.942 884	0.117 117	0.522 505	0.996 973	0.555 173	0.235 938	0.240 279
$s_5$	0.616 732	0.580 524	0.315 315	0.534 395	0.710 052	0.536 250	0.510 570	0.468 648
$s_6$	0.706 874	0.598 315	0.063 063	0.589 384	1.000 000	0.758 909	0.703 284	0.407 807
$s_7$	0.315 824	0.197 566	0.378 378	0.480 892	0.303 821	0.202 998	0.458 852	0.370 299

表 2(续)

聚类对象	$y_{i1}$	$y_{i2}$	$y_{i3}$	$y_{i4}$	$y_{i5}$	$y_{i6}$	$y_{i7}$	$y_{i8}$
$s_8$	0.369 650	0.355 805	0.513 514	0.680 042	0.233 195	0.375 276	0.258 777	0
$s_9$	1.000 000	0.718 165	0.315 315	0.474 947	0.926 472	0.167 117	0.610 797	0.405 861
$s_{10}$	0.214 008	0.101 124	0.162 162	0.538 004	0.448 354	0	0.132 503	0.153 689
$s_{11}$	0	0	0.126 126	0.018 684	0.066 339	0.757 926	0.911 287	0.482 068
$s_{12}$	0.265 888	0.063 670	0.369 369	0	0	0.521 750	1.000 000	0.300 081
$s_{13}$	0.060 960	0.073 970	0	0.880 255	0.511 540	0.648 071	0.255 568	1.000 000
$s_{14}$	0.336 576	0.525 281	0.567 568	0.063 482	0.290 705	1.000 000	0.971 499	0.326 584
$s_{15}$	0.336 576	0.432 584	0.486 486	1.000 000	0.228 780	0.469 649	0	0.371 205

### 2.3 权重确定与加权归一化

8 个属性指标对业绩的贡献率不同,应以权重加以体现。因指标较多,若采用常规方法确定权重,易造成权重差距悬殊,与事实不符。故采用环比评分法确定权重,即对 8 个属性指标的重要性进行 10 分制评分,指标权重为个体评分占总评分的比值。

结合业内专家意见、会计规则标准及行业实践经验,确定 8 个属性指标的重要性评分为

$$P = [10.0, 7.0, 9.0, 6.5, 8.5, 7.5, 6.0,$$

5.5]。

由此,得到 8 个属性指标的权重为

$$W = [0.166 7, 0.116 7, 0.150 0, 0.108 3, 0.141 7, 0.125 0, 0.100 0, 0.091 7]。$$

则加权归一化数据为

$$z_{ij} = \omega_j \cdot y_{ij} \quad (4)$$

式中, $z_{ij}$  为属性指标的加权归一化数据; $\omega_j$  为指标  $j$  的权重。

加权归一化数据如表 3 所示。

表 3 加权归一化数据  
Table 3 Weighted normalized data

聚类对象	$z_{i1}$	$z_{i2}$	$z_{i3}$	$z_{i4}$	$z_{i5}$	$z_{i6}$	$z_{i7}$	$z_{i8}$
$s_1$	0.070 471	0.050 468	0.012 162	0.050 418	0.117 118	0.071 516	0.056 078	0.034 628
$s_2$	0.118 785	0.116 667	0.048 649	0.077 121	0.108 041	0.114 494	0.052 341	0.035 363
$s_3$	0.100 843	0.095 474	0.150 000	0.041 263	0.004 717	0.122 788	0.055 342	0.027 337
$s_4$	0.139 645	0.110 003	0.017 568	0.056 605	0.141 238	0.069 397	0.023 594	0.022 026
$s_5$	0.102 789	0.067 728	0.047 297	0.057 893	0.100 591	0.067 031	0.051 057	0.042 959
$s_6$	0.117 812	0.069 803	0.009 459	0.063 850	0.141 667	0.094 864	0.070 328	0.037 382
$s_7$	0.052 637	0.023 049	0.056 757	0.052 097	0.043 041	0.025 375	0.045 885	0.033 944
$s_8$	0.061 608	0.041 511	0.077 027	0.073 671	0.033 036	0.046 91	0.025 878	0
$s_9$	0.166 667	0.083 786	0.047 297	0.051 453	0.131 250	0.020 89	0.061 080	0.037 204
$s_{10}$	0.035 668	0.011 798	0.024 324	0.058 284	0.063 517	0	0.013 250	0.014 088
$s_{11}$	0	0	0.018 919	0.002 024	0.009 398	0.094 741	0.091 129	0.044 190
$s_{12}$	0.044 315	0.007 428	0.055 405	0	0	0.065 219	0.100 000	0.027 507
$s_{13}$	0.010 160	0.008 630	0	0.095 361	0.072 468	0.081 009	0.025 557	0.091 667
$s_{14}$	0.056 096	0.061 283	0.085 135	0.006 877	0.041 183	0.125 000	0.097 150	0.029 937
$s_{15}$	0.056 096	0.050 468	0.072 973	0.108 333	0.032 411	0.058 706	0	0.034 027

### 2.4 样本聚类

聚类分析的首要步骤是合理确定分类数  $k$ 。最佳分类数一般通过平均轮廓系数法确定,每个样本点的均轮廓系数定义为

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (5)$$

式中, $s(i)$  是分类数为  $k$  时,第  $i$  个样本点的轮廓系数, $s(i) \in [-1, 1]$ ,其值越大,表明样本  $i$  聚类

合理性越高; $a(i)$  是第  $i$  个样本与同类样本的距离; $b(i)$  是第  $i$  个样本与异类样本的距离。

全局平均轮廓系数为

$$S = \frac{\sum_{k=1}^n s(k)}{n} \quad (6)$$

其中, $n$  为样本总数。全局平均轮廓系数越大,分类数  $k$  的合理性越高。

聚类的作用在于掌握样本特征的相似性和差异性,聚类数目太多或太少都达不到这一目的。对于数量为 15 的样本,聚类数 3~6 较为适配。因此,仅考察聚类数 3~6 时的平均轮廓系数。经计算,对应平均轮廓系数分别如下:

$$S_3 = 0.5246, S_4 = 0.2734, S_5 = 0.6039, S_6 = 0.6766.$$

从中可见,分类数为 6 时平均轮廓系数 0.6766 最大,故最佳聚类数为 6。

借助 MATLAB R2021b 软件,调用内置 K-Medoids 函数进行 K-Medoids 聚类。图 1 为聚类样本点分布图。需注意,该分布图是样本从多维空间向二维空间的投影,它们之间的位置无法完全反映实际距离或相似性,仅作可视化辅助。图 2 为聚类后各簇中心点及样本数量分布。结果表明,中心点对应实际样本数据点。聚类样本分配结果如表 4 所示。

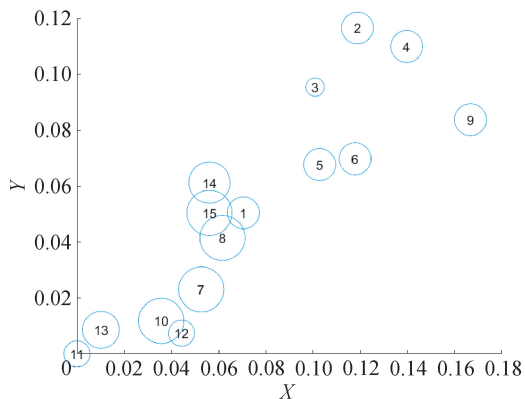


图 1 聚类样本点分布图

Fig. 1 Cluster sample point distribution image

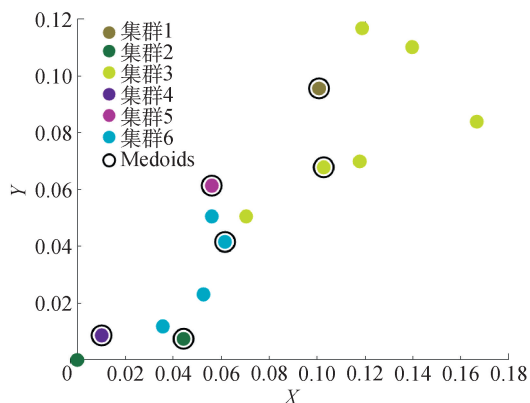


图 2 聚类结果直观图

Fig. 2 Visual graph of clustering results

表 4 聚类样本分配结果

Table 4 Clustering sample allocation results

类别	中心点	各类别包含的样本
集群 1( $c_1$ )	$s_3$	$s_3$
集群 2( $c_2$ )	$s_{14}$	$s_{14}$
集群 3( $c_3$ )	$s_5$	$s_1, s_2, s_4, s_5, s_6, s_9$
集群 4( $c_4$ )	$s_7$	$s_7, s_8, s_{10}, s_{15}$
集群 5( $c_5$ )	$s_{12}$	$s_{11}, s_{12}$
集群 6( $c_6$ )	$s_{13}$	$s_{13}$

聚类样本总体业绩水平通过中心点样本属性值大小体现。表 3 中,每行 8 列的加权归一化属性值,实际代表每个样本 8 个属性的优劣程度。单样本综合评价采用模糊综合评价法(FCE),最终得分记为  $F$ ,反映样本业绩的相对水平。选取样本  $s_3, s_{14}, s_5, s_7, s_{12}, s_{13}$  分别代表  $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6$ ,计算得综合评价价值分别为

$$F_3 = 0.5978, F_{14} = 0.5027, F_5 = 0.5373, F_7 = 0.3328, F_{12} = 0.2999, F_{13} = 0.3849.$$

基于单样本评价,可得 3 类上市纺织企业的整体经营业绩优劣次序:

$$c_1 > c_3 > c_2 > c_6 > c_4 > c_5$$

集群 1( $c_1$ )经营业绩最好,集群 5( $c_5$ )经营业绩最差。这一结论通过表 1 的业绩相关财务数据可以印证。水星家纺的净资产收益率、总资产报酬率、每股收益、毛利率均处高位,年资产负债率相对较低,综合表现行业领先。九牧王的净资产收益率、总资产报酬率、每股收益均较低,资产负债率、期间费用居高不下,业绩排名垫底,符合预期。

### 3 结束语

纺织业不仅是我国经济社会发展的基础性支柱产业,更是关乎国计民生的战略性产业。其在拉动内需、繁荣市场、扩大出口、保障就业、统筹城乡发展、赋能经济增长、满足美好生活需求、实现共同富裕、增强文化自信等方面具有独特作用。当前,我国已成为世界纺织大国,但仍需凝心聚力、砥砺前行,加快推进“纺织强国”建设进程。应进一步优化升级,构建现代化纺织产业体系;坚持科技驱动、时尚引领、绿色导向发展理念,推动行业向高端化、智能化、绿色化、数字化方向发展;大力培育新质生产力,加快新旧动能转换,抢占创新发展赛道;以提质增效为核心推动行业迈向高质量发展,为满足人民日益

增长的美好生活需要织就绚丽底色。K-Medoids 算法是针对 K-Means 算法局限性的改进方案。K-Means 算法以绝对平均值为质心,对极端值、分布扭曲数据敏感,影响聚类效果。K-Medoids 算法以靠近均值的实际数据为中心点,可有效抵御噪声、离群点干扰,稳健性较好。同时,由于中心点锚定实际样本,聚类结果更易解读和应用。运用 K-Medoids 算法对我国部分上市纺织企业业绩进行聚类分析,结果显示:聚类结果客观精准,可解释性强;方法简洁高效;适配产业研究。

### 参 考 文 献

- [1] 祝鹏,郭艳光. 基于 K-medoids 聚类算法的多源信息数据集成算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2023, 61(3): 665-670.
- [2] 贺玉海,周庆琨,程焱晟,等. 基于改进 K-Medoids 的组合聚类算法及异常值检测研究[J]. 大连理工大学学报, 2022, 62(4): 403-410.
- [3] 汪涛,张武,苗犇犇,等. 基于改进 K-medoids 算法的土壤墒情传感器布局优化[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(8): 221-233.
- [4] 张钧奕,余才志,王鹏,等. 基于 K-medoids 分类的场地微振动振源识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 113-122.
- [5] 梁嘉文,严贝峰,景楷楠,等. 基于 K-Medoids 聚类的分布式光伏台区线损异常感知算法[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(12): 47-52.
- [6] 余洋. K-Medoids 聚类算法的计算机信息处理技术研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2024, 36(11): 23-25.
- [7] 杨玺,陈爽,彭子睿,等. 基于 k-Medoids 聚类和深度学习的分布式短期负荷预测[J]. 微型电脑应用, 2024, 40(1): 80-83.
- [8] 刘浩杰,冯庆,梁建波,等. 基于 K-medoids 聚类算法的梯级水利枢纽信息资源整合方法[J]. 水利技术监督, 2024, 32(7): 16-19.
- [9] 石永鑫. 基于全覆盖粒度 K-medoids 算法的文本聚类及综合性能评估[J]. 江苏通信, 2023, 39(6): 75-77.
- [10] 王宇飞,杜桐,边伟国,等. 基于 DTW K-medoids 与 VMD-多分支神经网络的多用户短期负荷预测[J]. 中国电力, 2024, 57(6): 121-130.
- [11] 舒服华. 基于超效率 DEA 的山东省经济发展质量分析[J]. 聊城大学学报(社会科学版), 2018(5): 123-128.
- [12] 舒服华,杨丽. 运用层次聚类分析上市 LED 照明企业绩效[J]. 中国照明电器, 2023(3): 1-7.