

基于多种聚类算法的临床科室绩效研究^{*}

赵霞 张海波 温必荣 文华枢 任亚颖 姚佳璇 李小华

(中国人民解放军南部战区总医院 广州 510010)

〔摘要〕 目的/意义 采用不同算法构建医院临床科室绩效聚类模型，探讨最佳聚类算法及临床科室绩效分布特点。方法/过程 采用 k-means、k-medoids、GMM 3 种聚类算法，分析 2019 年 6 月—2024 年 6 月临床科室绩效数据，以轮廓系数评价模型结果，通过主成分分析技术可视化绩效分布特点。结果/结论 k-means 聚类算法在医院绩效数据分析中效果最佳，临床科室绩效呈现 3 大类群分布，为医院科室运营绩效管理提供参考。

〔关键词〕 医院管理；绩效数据；聚类算法；轮廓系数

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.04.009

Study on Clinical Department Performance Based on Multiple Clustering Algorithms

ZHAO Xia, ZHANG Haibo, WEN Birong, WEN Huashu, REN Yaying, YAO Jiaxuan, LI Xiaohua

General Hospital of Southern Theatre Command of PLA, Guangzhou 510010, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To construct the clustering model of hospital clinical department performance using different algorithms, and to discuss the optimal clustering algorithm and the characteristics of clinical department performance distribution. **Method/Process** 3 clustering algorithms, including k-means, k-medoids and GMM, are used to analyze the performance data of clinical departments from June 2019 to June 2024, and the silhouette score is used to evaluate the model results, and the performance distribution characteristics are visualized by principal component analysis (PCA) technology. **Result/Conclusion** The k-means clustering algorithm has the best effect in the model of hospital performance data analysis, and the clinical department performance presents 3 major categories of distribution, which provides references for the operation performance management of hospital departments.

〔Keywords〕 hospital management; performance data; clustering algorithms; silhouette score

1 引言

近年来，我国先后发布《关于建立现代医院管理制度的指导意见》《关于加强三级公立医院绩效

考核工作的意见》《关于推动公立医院高质量发展的意见》等重要文件^[1-2]，提出医院绩效管理目标和要求，成为医院高质量建设发展的关键抓手。在相关政策推动下，我国医院绩效管理已取得显著成效，但仍须深化和完善。绩效数据是医院绩效管理的基础，《国家三级公立医院绩效考核操作手册（2024 版）》^[3]提出医疗质量、运营效率、持续发展、满意度评价 4 类 55 项绩效数据指标。本研究在构建医院临床科室绩效指标体系基础上，应用 k-均值（k-means）、k-质心（k-medoids）、高斯

〔修回日期〕 2024-10-18

〔作者简介〕 赵霞，博士，高级工程师，发表论文 30 余篇；通信作者：李小华。

〔基金项目〕 广东省基础与应用基础研究基金项目（项目编号：2021A1515220186）。

混合模型（Gaussian mixture model, GMM）共 3 种聚类算法^[4-7]构建模型，探索适用于医院临床科室绩效数据的聚类算法，揭示其绩效分布特点，为医院科室运营绩效管理提供参考。

2 资料与方法

2.1 数据来源

收集医院信息系统 2019 年 6 月—2024 年 6 月

的历史绩效数据。

2.2 构建医院科室绩效指标体系

参考《国家三级公立医院绩效考核操作手册（2024 版）》^[3]公布的绩效考核指标体系，运营效率相关指标包含资源效率、收支结构、费用控制、经济管理 4 部分，共 19 个指标。构建医院临床科室绩效指标体系，见表 1。

表 1 医院临床科室绩效指标

一级指标	二级指标	三级指标	指标含义
运营效率	收支结构	医疗服务收入占比	体现科室医疗服务价值
		耗材收入占比	体现科室耗材控费能力
		门诊收入占医疗收入比例	反映科室合理诊疗情况
		门诊收入来自医保基金比例	反映医保制度对科室运行的影响程度
		住院收入占医疗收入比例	反映科室合理诊疗情况
	费用控制	住院收入来自医保基金比例	反映医保制度对科室运行的影响程度
		门诊次均费用	体现科室门诊患者经济负担
		门诊次均药品费用	体现科室门诊患者药品费用合理性
		住院次均费用	体现科室住院患者经济负担
		住院次均药品费用	体现科室住院患者药品费用合理性

2.3 统计分析（图 1）

thon 3.8.1 作为编程语言，基于 Jupyter Notebook 编程平台进行算法与模型搭建。

2.3.2 数据标准化 由于绩效数据特征指标尺度和范围不同，为消除量纲影响，对数据集进行标准化处理^[8-12]。使用 sklearn 框架下 preprocessing 模块的 StandardScaler 函数对上述 10 个特征指标进行标准化^[13-16]。主要步骤：通过 pandas 库读取绩效数据集 CSV 表，用 sklearn.preprocessing.StandardScaler 方法拟合和转换数据，最后将标准化数据矩阵保存为 CSV 表。设 $\mu_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{ij}$ ， $\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{ij} - \mu_j)^2}$ 。标准化处理公式如下。式中， N 是样本数量， X_{ij} 是第 i 个样本的第 j 个特征， μ_j 表示第 j 个特征的均值， σ_j 表示第 j 个特征的标准差， X_{ij}^{scaled} 表示每个特征 X_{ij} 标准化后的特征值。

$$X_{ij}^{scaled} = \frac{X_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

(1)

2.3.3 聚类分析 选择最佳聚类模型数目 K 值，构建聚类模型，采用主成分分析（principal component analysis, PCA）技术进行降维可视化^[17-20]。使用肘部法和轮廓系数法确定 k-means 模型、k-

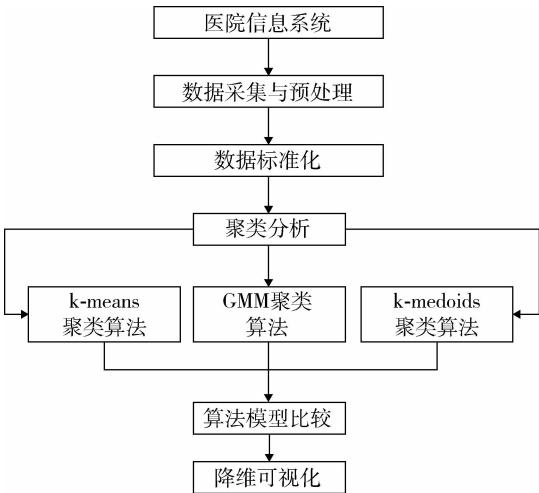


图 1 聚类模型研究技术路线

2.3.1 数据采集与预处理 使用 Microsoft Excel 2016 对医院科室历史绩效数据进行预处理，过滤非临床科室绩效数据，共获得 30 个临床科室与 10 个特征指标的绩效数据集，保存为 CSV 表。使用 Py-

medoids 模型、GMM 模型的最佳聚类数目 K 值^[21-25]，各模型主要步骤如下。(1) k -means 模型。通过遍历不同的 K 值，调用 sklearn.cluster 模块 KMeans 类进行聚类，设置参数为 $n_clusters = K$ 、 $init = 'k-means++'$ 、 $max_iter = 300$ 、 $n_init = 10$ 、 $tol = 0.0001$ 和 $random_state = 42$ ，使用 sklearn.metrics 模块中的 silhouette_score 函数、sklearn.cluster 模块 KMeans 类中的 'inertia_' 属性分别计算每个 K 值对应的轮廓系数 (silhouette score)、簇内误差平方和 (sum of squared errors, SSE)。选定最佳 K 值后，调用 sklearn.cluster 模块 KMeans 类构建模型，设置参数为 $n_clusters = optimal_K$ 、 $init = 'k-means++'$ 、 $max_iter = 300$ 、 $n_init = 10$ 、 $tol = 0.0001$ 和 $random_state = 42$ 。调用 sklearn.decomposition 模块 PCA 函数进行降维，参数为 $n_components = 2$ 。最后，利用 Matplotlib 库绘制肘部图、轮廓系数图和 PCA 降维可视化图。(2) k -medoids 模型。通过遍历不同的 K 值，调用 sklearn_extra.cluster 模块中的 KMedoids 类进行聚类，设置参数为 $n_clusters = K$ 、 $init = 'k-medoids++'$ 、 $max_iter = 300$ 和 $random_state = 42$ ，并使用 sklearn.metrics 模块中的 silhouette_score 函数和 sklearn_extra.cluster 模块 KMedoids 类中的 'inertia_' 属性计算每个 K 值对应的 silhouette score 和 SSE。选定最佳 K 值后，再次调用 sklearn_extra.cluster 模块中的 KMedoids 类构建模型，参数为 $n_clusters = optimal_K$ 、 $init = 'k-medoids++'$ 、 $max_iter = 300$ 和 $random_state = 42$ 。最后，绘制肘部图、轮廓系数图和 PCA 降维可视化图，方法同前。(3) GMM 模型。通过遍历不同的 K 值，调用 sklearn.mixture 模块 GaussianMixture 类聚类，设置参数为 $n_components = K$ 、 $random_state = 42$ ，使用 sklearn.metrics 模块中的 silhouette_score 函数、sklearn.mixture 模块 GaussianMixture 类中的 aic、bic 函数分别计算每个 K 值对应的轮廓系数、赤池信息量准则 (akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息量准则 (Bayesian information criterion, BIC)^[26-27]。选定最佳 K 值后，再次调用 sklearn.mixture 模块中的 GaussianMixture 类构建模型，设置参数为 $n_components = optimal_K$ 、 $random$

_state = 42。最后，绘制肘部图、轮廓系数图和 PCA 降维可视化图，方法同前。式中： K 为聚类数， C_i 为第 i 个簇的样本数， m_i 为第 i 个簇的簇心， $\|x_j - m_i\|^2$ 为第 i 个簇中各样本到簇心的欧式距离^[28]； L 为该模型下的最大似然， n 为数据数量， k 为模型变量个数^[29]。

$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{C_i} \|x_j - m_i\|^2 \quad (2)$$

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (3)$$

$$BIC = k \times \ln(n) - 2 \times \ln(L) \quad (4)$$

2.3.4 算法模型比较 轮廓系数是衡量聚类算法模型效果的一种评价方式，其取值范围在 $[-1, 1]$ 之间，越接近 1 表示聚类的内聚度和分离度越好，则聚类效果越好^[30-32]，计算方式如下。其中： $a(i)$ 为样本点到同簇样本点的平均距离， $b(i)$ 为样本点到其他每个簇距离平均值的最小值^[30]。

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

3 结果

3.1 绩效数据标准化处理结果

对预处理后的医院临床科室绩效数据进行标准化处理，得到内科、外科、特殊科室和辅助科室等 30 个临床科室绩效指标的标准化结果。

3.2 聚类结果与评价

不同聚类算法肘部图、轮廓系数图，见图 2。不同聚类算法 PCA 降维可视化图，见图 3。临床科室绩效特征分组，见表 2。 k -means 算法的最佳聚类数目为 $K=3$ ，对应的轮廓系数为 0.244 8。在 PCA 二维空间中，不同颜色代表不同的簇，具有相似绩效特征的科室将汇聚为一类簇。在绩效层面，医院临床科室分为 3 大类：高绩效、中绩效、低绩效科室。科室组间的分类较为紧凑，科室组内的点较为集中，获得了较好的区分度。 k -medoids 算法的最佳聚类数目为 $K=3$ ，对应的轮廓系数为 0.241 5。通过 PCA 可视化聚类，主要分为 3 大类，科室组间的分类存在一定重叠，组内点分布相对分散，区分度效果一般。GMM 的最佳聚类数目为 $K=6$ ，对应的轮廓系数为 0.247 7。通过 PCA 可视化聚类，主要分为 6 大类，

科室组间的分类较复杂，组内点的分布差异较大。此外，当聚类数目 $K = 3$ 时，对应的轮廓系数为 0.160 1，主要分为 3 大类，科室组间的分类存在较大重叠，组内点分布具有较大的灵活性。

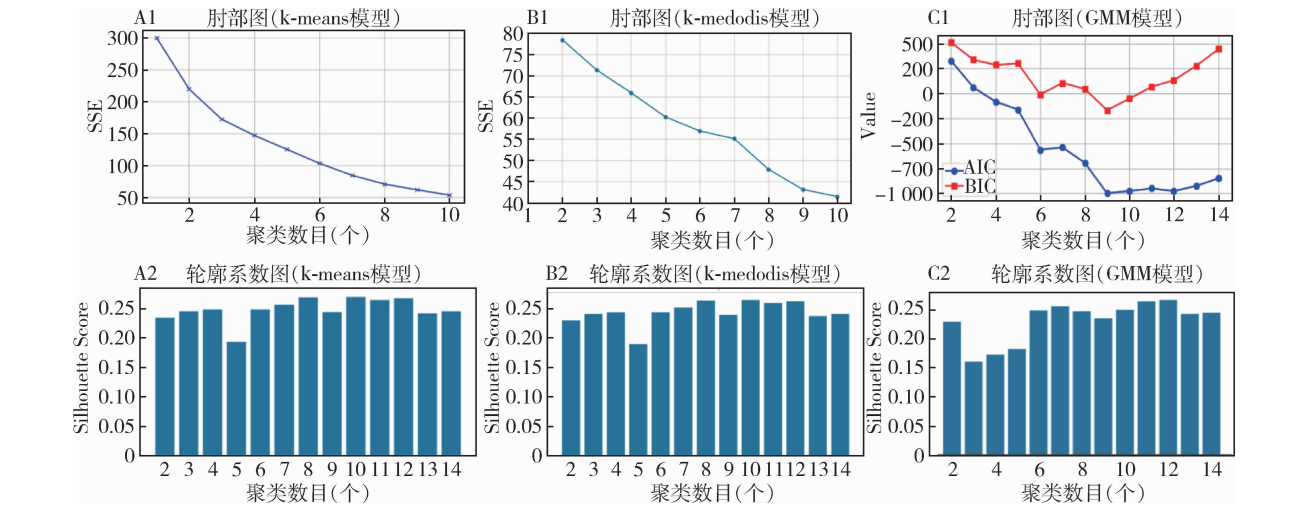


图2 不同算法模型结果比较

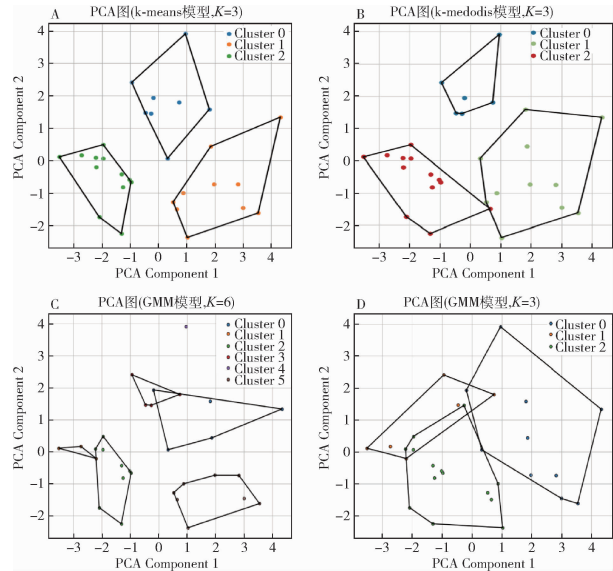


图3 不同算法模型的聚类结果可视化比较

表2 临床科室绩效特征分组 (k-means 模型, K=3)	
类别	临床科室
Cluster 0	肾脏病科、特勤科、泌尿外科、康复医学科、肿瘤科、全科医学科、放射治疗科、高压氧康复科
Cluster 1	普通外科、心血管内科、心胸外科、神经外科（肿瘤创伤）、脊柱骨科、肝胆外科、心脏外科、血液科、神经外科（血管伽马）、关节创伤骨科
Cluster 2	消化内科、内分泌科、神经内科、中医科、皮肤科、儿科、妇产科、眼科、耳鼻咽喉头颈外科、口腔科、烧伤整形科、风湿免疫科

4 讨论

本研究采用 3 种聚类算法对医院临床科室绩效数据进行建模分析。结果显示，k-means 和 k-medoids 算法在聚类数为 3 时表现最佳，GMM 算法最佳聚类数为 6。聚类数为 3 时，k-means 模型轮廓系数最优，将科室分为高、中、低绩效 3 类。既往研究多集中于科研绩效，视角单一。例如，用 k-means 分析科室特征^[33]，评价医院科研工作绩效^[34]，分析医院管理岗位胜任力差异^[35]。本研究创新之处在于全面分析临床科室运营绩效，采用 3 种聚类算法确定最佳模型，为医院科室绩效数据分析提供新视角和参考方法。本研究揭示了临床科室绩效特征 3 大类群分布。通过 PCA 技术降维至二维空间，相似绩效特征科室归同一簇，簇的紧凑性与分散性体现科室绩效差异与一致性。传统分析主要基于 Power BI、R 语言等工具进行可视化展示^[36-38]，或者使用疾病诊断相关组（diagnosis related groups, DRG）分析评价科室绩效^[39-42]。聚类算法可进一步解析科室绩效特征与专科性质、患者需求、资源配置等因素相关性。如前文表 2 所示，Cluster 0 科室病情复杂、疾病多、治疗周期长，绩效侧重疾病管理、慢性病控制及患者随访，医疗服

务收入等绩效指标表现好。Cluster 1 科室手术量大、技术难度高,绩效表现为高手术量、高难度手术占比、高次均费用和耗材费用占比。Cluster 2 科室治疗周期短,病情轻,次均费用和医疗服务收入占比指标表现好。这些发现为医院管理层提供全面、深入的科室绩效分析视角,为科室制定发展策略和绩效考核指标提供依据。

5 结语

本研究采用无监督机器学习领域的传统聚类算法 k -means、 k -medoids,以及新提出的 GMM 聚类算法,基于近 5 年临床科室绩效数据构建模型,发现 k -means 模型聚类效果最佳。根据聚类结果进一步分析临床科室绩效分布特点,帮助管理者识别不同绩效类群科室,进行针对性管理和资源分配,同时可用于绩效评估和监测。未来可通过对比不同时间段聚类结果,辅助医院管理层及时发现绩效变化趋势,提前采取应对措施。

绩效数据是医院绩效管理的基础,深入分析对推动医院精细化管理和高质量发展具有重要意义。本研究采用传统与创新聚类算法分析医院绩效数据,为绩效考核分析、建立科学合理的绩效考核体系提供思路与参考。本研究存在局限性,如绩效数据敏感性导致仅收集单一研究中心数据,可能影响结果普遍性;所选算法虽应用广泛,但技术迅速发展背景下,其持续适用性有待进一步探讨。未来资料可获取时,将结合深度学习等前沿技术进一步研究和探索。

作者贡献: 赵霞负责研究设计、论文撰写;张海波、温必荣负责数据采集与预处理;文华枢、任亚颖、姚佳璇负责数据分析;李小华负责研究设计、提供指导。

利益声明: 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 关于推动公立医院高质量发展的意见 [EB/OL]. [2024 - 08 - 26]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021 - 06/04/content_5615473.htm.
- 吴波,薛源,黄鑫,等. 基于 RBRVS 模型的绩效管理 体系构建研究——以 S 医院为例 [J]. 中国总会计师, 2019 (8): 120 - 122.
- 国家三级公立医院绩效考核操作手册 (2024 版) [EB/OL]. [2024 - 10 - 17]. <http://www.nhc.gov.cn/zyygj/s3594q/202403/94a97921a9b043e8b8e3315aed9f1627.shtml>.
- AHMED M, SERAJ R, ISLAM S M S. The k -means algorithm: a comprehensive survey and performance evaluation [J]. Electronics, 2020, 9 (8): 1295.
- KAUR N K, KAUR U, SINGH D. K -medoid clustering algorithm - a review [J]. International journal of computer applications in technology, 2014, 1 (1): 42 - 45.
- PATEL E, KUSHWAHA D S. Clustering cloud workloads: k -means vs gaussian mixture model [J]. Procedia computer science, 2020, 171: 158 - 167.
- 余浩,高懿漓,潘险险,等. 基于改进高斯混合模型的变电站负荷聚类算法 [J]. 全球能源互联网, 2024, 7 (5): 591 - 601.
- 王颖晶,郑涛,陈珊黎,等. 基于特征自动识别的心肌梗死关键因素挖掘研究 [J]. 医学信息学杂志, 2022, 43 (1): 54 - 58.
- 何昱林. 基于 K -means 聚类算法的临床科室运营效率评价 [J]. 中国当代医药, 2022, 29 (11): 127 - 131, 198.
- 单永航,张希,胡川,等. 基于集成学习的交通事故严重程度预测研究与应用 [J]. 计算机工程, 2024, 50 (2): 33 - 42.
- 彭俊,项薇,谢勇,等. 基于 LightGBM 多阶段医疗服务等待时间的预测研究 [J]. 计算机应用与软件, 2022, 39 (12): 119 - 124.
- 景秀丽,史明曦. 基于 XGBoost 算法的电商用户重复购买行为预测 [J]. 辽宁大学学报 (自然科学版), 2023, 50 (2): 134 - 145.
- PEDREGOSA F, VAROQUAUX G, GRAMFORT A, et al. Scikit-learn: machine learning in python [J]. The journal of machine learning research, 2011, 12 (11): 2825 - 2830.
- 凌雄娟,王俊杰. 基于机器学习算法的糖尿病预测 [J]. 现代信息科技, 2024, 8 (14): 59 - 63, 68.
- 刘岳鹏,杨玉萍,李睿,等. 医学预测模型中连续型变量的不同处理方式对其效能的影响 [J]. 中国数字医学, 2022, 17 (6): 26 - 30.
- 郭金旦,高艳艳,高怀林,等. 2 型糖尿病风险预测模型性能比较研究 [J]. 中国生物工程杂志, 2023, 43

- (11): 35–42.
- 17 赵利强, 张涛, 唐水雄, 等. 基于 PCA–Kmeans 算法的城市轨道交通短期 OD 客流预测 [J]. 工业技术创新, 2023, 10 (4): 60–68.
- 18 郭尚志, 廖晓峰, 李刚, 等. 基于 PCA 的大数据降维应用 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (5): 483–486.
- 19 AYESHA S, HANIF M K, TALIB R. Overview and comparative study of dimensionality reduction techniques for high dimensional data [J]. Information fusion, 2020, 59 (7): 44–58.
- 20 BHARADIYA J P. A tutorial on principal component analysis for dimensionality reduction in machine learning [J]. International journal of innovative science and research technology, 2023, 8 (5): 2028–2032.
- 21 管箴, 印涌强, 张晓祥, 等. 基于 K–means 聚类与集成学习算法的小流域山洪灾害易发性评估 [J]. 应用科学学报, 2024, 42 (3): 388–404.
- 22 钟佳好, 樊绍胜. 基于 K–means 聚类算法的客户背景分析 [J]. 电子技术, 2023, 52 (6): 49–51.
- 23 ROUSSEUW P J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis [J]. Journal of computational and applied mathematics, 1987, 20 (11): 53–65.
- 24 段桂芹, 邹臣嵩. 基于 K–medoids 算法的学生成绩聚类研究 [J]. 微型电脑应用, 2020, 36 (2): 64–66.
- 25 张超, 武泽, 许峰, 等. 基于改进聚类分析的电力数据智能分析与处理算法 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (1): 138–142.
- 26 王一妹, 刘辉, 宋鹏, 等. 基于高斯混合模型聚类的风电场短期功率预测方法 [J]. 电力系统自动化, 2021, 45 (7): 37–43.
- 27 魏居辉, 王炯琦, 穆京京, 等. 基于高斯混合模型的卫星电源系统异常检测方法 [J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48 (4): 104–114.
- 28 刘嘉慧, 张萍, 曹瑾音, 等. 基于 K–means 算法的病种成本聚类分析及精细化管理探究 [J]. 卫生经济研究, 2024, 41 (8): 37–40, 44.
- 29 王小娟, 赵亮, 蔡润, 等. 甘东南及邻近地区地震目录的聚类分析 [J]. 大地测量与地球动力学, 2022, 42 (11): 1128–1132.
- 30 崔雯, 李剑锋. 基于 K–means 算法的跨国零售商客户细分研究 [J]. 中国商论, 2024 (9): 37–40.
- 31 SHAHAPURE K R, NICHOLAS C. Cluster quality analysis using silhouette score [C]. Sydney: 2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA), 2020.
- 32 唐喜成, 耿新强, 何欣航. 基于 K–Means 聚类的热用户用汽行为分析 [J]. 能源研究与利用, 2024 (3): 47–51.
- 33 陈浩, 周雨珠, 王娅琼, 等. 某医院 2011—2018 年科室科研绩效评分聚类分析 [J]. 现代医院管理, 2019, 17 (6): 69–72.
- 34 沈金波, 郑富豪. k–means 算法在医院科研绩效评价中的应用 [J]. 福建电脑, 2020, 36 (8): 110–112.
- 35 李臻, 薛宇. 基于绩效考核的医院管理岗位胜任力聚类分析研究 [J]. 中国医院, 2023, 27 (10): 19–22.
- 36 付建飞, 陆云飞, 张庆玉, 等. 基于 Power BI 的医院绩效数据分析与可视化展示 [J]. 中国医院统计, 2020, 27 (1): 79–83.
- 37 钱灿, 黄亚, 黄坚, 等. 基于 R 语言的医院临床药师年度差异化绩效数据可视化分析 [J]. 中国现代应用药学, 2023, 40 (21): 3027–3032.
- 38 王亮, 黄江云, 许坦. 基于 R 语言的公立医院学科绩效评估数据可视化研究 [J]. 中国数字医学, 2023, 18 (6): 107–113.
- 39 罗胜兰. 基于 DRG 医疗机构临床科室服务能力和运营效率综合评价体系研究 [J]. 中国管理信息化, 2024, 27 (5): 45–49.
- 40 孔林羽, 蔡斌. DRGs 绩效评价在医疗质量精细化管理中的应用 [J]. 预防医学, 2024, 36 (7): 636–638, 643.
- 41 罗乐, 张昊, 梁志强. DRG 在心胸外科医疗组服务绩效评价中的应用 [J]. 中国病案, 2023, 24 (11): 61–63.
- 42 李德昊, 吴佳佳, 王玉锋, 等. 疾病诊断相关组数据分析在医院绩效评估中的应用 [J]. 解放军医学院学报, 2022, 43 (1): 115–120.