

基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制

田鸣¹, 廖万里², 傅良华²

(1.北京市通州区中西医结合医院,北京 101100;

2.珠海金智维信息科技有限公司,广东 珠海 519000)

摘要:随着智能化改革的不断推进,医院后勤管理的建设正向着智能化、信息化、规范化的方向发展。近年来,传统的人工管理模式已不能满足具有大量无序数据的后勤精细化管理条件。为了提高管理效能,实现信息化、智能化的安全管理,研究基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统,并在系统构建中引入优化后的基于密度的带噪声应用空间聚类-局部异常因子(density based spatial clustering of applications with noise-local outlier factor, DBSCAN-LOF)算法。结果表明, DBSCAN-LOF算法的异常检出率最高为88.1%,比局部异常因子(local outlier factor, LOF)算法和带噪声应用空间聚类(density based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法的异常检出率分别提高了7.2%和13.4%。综上所述,基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统在风险控制领域具有参考价值。

关键词:信息化系统;智能化;后勤管理;风险控制;DBSCAN-LOF算法

中图分类号:TP18 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)08-0120-06

Risk Control of Hospital Logistics Information Management Based on Artificial Intelligence Perspective

TIAN Ming¹, LIAO Wanli², FU Lianghua²

(1. Tongzhou District Hospital of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine, Beijing 101100, China;

2. Zhuhai Jinzhiwei Information Technology Co., Ltd., Zhuhai 519000, China)

Abstract: With the continuous advancement of intelligent reform, the construction of hospital logistics management is developing towards intelligence, informatization, and standardization. In recent years, traditional manual management models are unable to meet the requirements of logistics refinement management with a large amount of unordered data. In order to improve management efficiency and achieve information-based and intelligent security management, a hospital logistics information management risk control system based on artificial intelligence perspective is studied, and an optimized density based spatial clustering of applications with noise-local outlier factor (DBSCAN-LOF) algorithm is introduced into the system construction. The results show that the DBSCAN LOF algorithm has the highest anomaly detection rate of 88.1%, which is 7.2% and 13.4% higher than the local outlier factor (LOF) algorithm and density based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm, respectively. In summary, the risk control system for hospital logistics information management based on artificial intelligence perspective has reference value in the field of risk control.

Keywords: information system; intelligence; logistics management; risk control; density based spatial clustering of applications with noise-local outlier factor algorithm

0 引言

21世纪以来,人工智能的发展促进了生产劳动方式的变革,为人类的生活带来了深刻的影响。后勤管理作为医院安全运行的核心保障,建设信息化管理平台对推进智能医院发展有着至关重要的作用,因此加强医院后勤信息化的安全管理、开展风险因素管控是必然之势^[1]。Al-Abri等国外学者利用数据进行建模分析,得出就诊人

的满意度与就诊效率有直接关系。王辉等国内学者利用数据分析后提出,医院建立完善的信息化系统可以大大提升就诊人的满意度。在传统的人工管理模式下,信息管理的风险和隐患只能通过人的主观判断,因此会出现风险排查不到位的情况。随着大数据时代的到来,各行各业都逐渐形成向云计算以及信息化等方向发展的趋势,信息管理系统也因此产生^[2]。医院后勤信息化管理系统依托于计算机技术,通过网络通信平台搭建出智能化、信息化的管理系统,可以有效地解决人工管理阶段时存在的管理困难以及数据资源孤岛等问题^[3]。聚类算法是

*基金项目:北京市科学技术委员会科技计划项目(KJ2022CX070)

收稿日期:2023-11-01

异常检测领域常用的算法,但该算法存在着眼于全局进行检测的现象,因此往往会导致异常数据的检测不够精准^[4]。而LOF算法则是一种针对局部异常点进行数据检测的方法^[5]。因此为了提高风险控制的检测精准度,研究将基于密度的DBSCAN算法与LOF算法相结合,构建出基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统,以期取得更高的管理效能。

1 基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理系统设计

1.1 医院后勤信息化管理系统的搭建

医院后勤信息化管理系统的搭建需要遵循规范性、可靠性、开放性、灵活性和安全性。在系统的搭建中需要采用通用标准协议和接口,系统需符合国际开发平台规范。考虑到医院业务会不断更新变化,因此需要设置灵活的系统参数,让后台的管理人员能随时进行用户权限和栏目等参数的设置和调整。系统的搭建需要采用成熟可靠的技术,以避免系统出现故障的可能。为了满足信息安全管理要求,搭建的系统需严格执行保密管理制度,明确用户对应的管理权限,加强系统操作日志的管理等。B/S是在C/S结构上进行优化和改进的浏览器/服务器网络结构^[6]。B/S架构可以在服务器上集中实现系统功能,从而实现服务端的统一,因此可以使系统的开发、使用和维护更为简单便捷^[7]。B/S架构模式因其具有三层分布式结构,所以具备了操作便捷、交互性强、安全性高以及跨平台操作性强等优点。因此在搭建医院后勤信息化管理系统时,以B/S的三层结构为基本框架设计出具备N层架构的医院后勤信息化管理系统。医院后勤信息化管理系统的N层架构设计具备了三层结构的所有优点,同时还具备了可以使用浏览器作为客户端界面的优势,因此可以大大地简化系统部署的开销。医院后勤信息化管理系统软件架构如图1所示。

由图1所示,系统软件架构中表现层内主要包含前端和后端,前端使用JQuery作为底层框架,后端引入VUE

双向数据模板进行数据绑定以提高用户操作体验。应用层内主要是实现各个业务功能和业务组件的封装。服务层内包含的是应用层功能实现的支撑组件。持久层相当于数据层,包含了MYSQL数据库、Redis高速缓存层和静态资源储存服务等,可以将常用的用户资料、参数和编码等信息数据加载到缓存中,从而提高请求速度。接口层可以实现本系统与外部系统的对接,为后续可能增加的系统功能需求提供开发和扩展支持。系统是通过云服务平台进行网络的搭建,可以通过互联网为各个指定用户提供服务。网络内配置主要包含存储服务器、数据库服务器、web应用服务器、前置接口机以及web防火墙等。医院后勤信息化管理系统的主要功能架构包含用户管理、医院设备管理、医院耗材管理和数据决策管理等。医院后勤管理系统功能架构如图2所示。

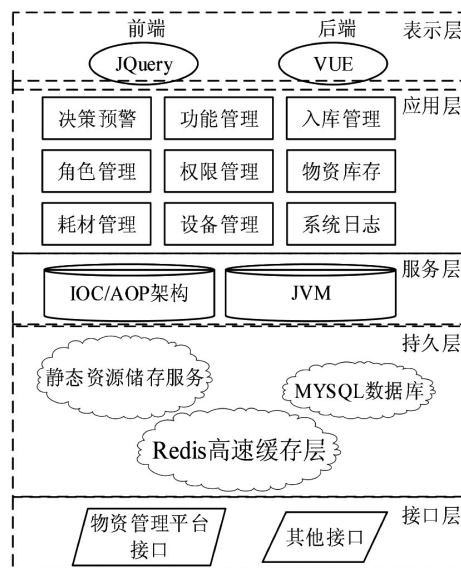


图1 医院后勤信息化管理系统软件架构

由图2所示,用户管理内主要的功能模块有角色管理、权限管理、功能管理以及消息管理等。其中权限管理是对每个用户系统查询和系统数据修改等权限进行管理,消息管理主要是对通过系统获取的通知消息进行管

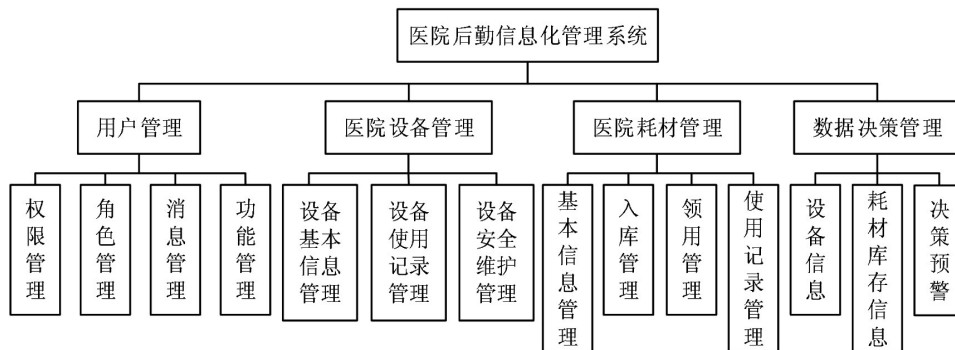


图2 医院后勤管理系统功能架构

理,角色管理是对用户信息进行管理,功能管理是对系统功能的扩展、添加以及修改等进行管理。医院设备管理主要是由设备基本信息管理、设备使用记录管理和设备安全维护管理等构成。医院耗材管理的主要功能是对耗材信息的建档入库、查询、修改等操作。数据决策管理的主要功能是对医院物资、耗材等进行管理、查询和预警等操作。

1.2 基于LOF和聚类算法的管理系统风险控制

医院后勤系统的安管理工作影响着医院医疗体系的正常运行,为了加强医院后勤管理系统的风险控制,研究将LOF算法和聚类算法融入后勤管理系统的构建中。聚类算法往往用于异常数据检测,但聚类算法的检测精度不理想,因此先利用聚类算法进行异常数据检测,再利用LOF算法对检测出的异常数据进行异常程度分析。DBSCAN是一种具有代表性的基于密度的聚类算法,该算法可以通过检查集中数据的邻域来寻找聚类^[8]。DBSCAN

算法主要包含邻域 ϵ 和数据对象 $MinPts$ 两个参数,如果一个对象 p 的邻域 ϵ 包含有多个 $MinPts$ 对象,则该对象 p 称之为核心数据点, DBSCAN算法的主要过程就是反复地寻找这些核心数据点,直至搜寻出达到直接密度的对象^[9]。在DBSCAN算法运行中可能会出现密度可达簇合并的现象,此时如果没有新的对象可以添加到簇时算法结束。DBSCAN算法与其他聚类算法相比具有对离群点不敏感、可以识别任何形状的簇类,以及不需要提前知道形成簇的数量等优点^[10]。但DBSCAN算法同大多数聚类算法一样,都存在以全局为标准进行检测的问题,然而通过全局检测出的异常数据往往不够精准。为了提高离群点检测的精准度,在传统DBSCAN算法上进行优化,将传统算法中人为手动设置参数优化为全局设置统一参数,通过该方式可以有效地避免数据被错误划分。传统DBSCAN算法与优化DBSCAN算法的原理示意图如图3所示。

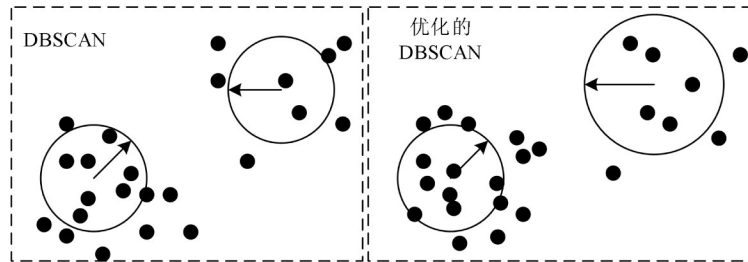


图3 传统DBSCAN算法与优化DBSCAN算法的原理示意图

由图3可以看出,在传统的DBSCAN算法中每个数据点设置的半径相同,该方式在密度不均匀的数据检测中会出现检测效率和检测精度低的现象。而优化后的DBSCAN算法会根据数据自身的分布情况,自适应调整数据点半径的大小,从而更能体现数据本身的分布情况。LOF算法是一种针对局部异常点进行数据检测的方法,该方法可以通过比较检测数据点与其相邻点的密度来判断是否异常^[11]。在进行数据点密度判断时,数据点的LOF值越大则越有可能异常,当数据点LOF值趋近于1时,则该点越有可能是正常点。设定整个数据集为 M , 集合内的两个数据点分别由 p 和 q 表示。那么数据点 p 和数据点 q 之间的可达距离如式(1)所示,为

$$\text{reach-dis}_k(p, q) = \max \{d_k(q), d(p, q)\} \quad (1)$$

式中, k 表示近邻距离, $d(p, q)$ 表示数据点 p 和数据点 q 之间的距离, $\text{reach-dis}_k(p, q)$ 表示数据点 p 和数据点 q 的可达距离。

从式(1)中可以看出,数据点 p 和数据点 q 之间的可达距离是数据点 q 的近邻距离和两点之间实际距离的最大值。数据点 p 的局部可达密度表达式如式(2)所示,为

$$\text{Ird}_k(p) = \frac{1}{\sum_{q \in N_k(p)} \text{reach-dis}(p, q) / |N_k(p)|} \quad (2)$$

式中, $N_k(p)$ 表示所有到数据点 p 的距离不大于 $d_k(p)$ 数据点的集合^[12]。局部异常因子的表达式如式(3)所示,为

$$\text{LOF}_k(p) = \frac{\sum_{q \in N_k(p)} \text{Ird}_k(q) / \text{Ird}_k(p)}{|N_k(p)|} \quad (3)$$

由式(3)所示,当计算的数据规模过大时,会出现LOF算法在数据集中计算出所有对象LOF值的现象,从而导致运算时间过长以及无法识别出自成簇的离群点等问题。为了解决此情况,可以在LOF算法之前由优化DBSCAN算法对每个数据点的所属簇进行索引,从而可以根据簇的大小来调整局部异常因子。调整后的局部异常因子数学表达式如式(4)所示,为

$$\text{CLOF}_k(p) = \frac{\sum_{q \in N_k(p)} \text{Ird}_k(q) / \text{Ird}_k(p)}{|N_k(p)| \cdot |c_n|} \quad (4)$$

式中, c_n 表示聚类后的簇, n 表示数据点 p 进行聚类后的所属簇索引。在聚类结果中,簇是以大小进行划分,簇划分的数学表达式如式(5)所示,为

$$c_n \begin{cases} c_n \in L, & |c_n| > \alpha \cdot |M| \\ c_n \in S, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中, L 和 S 分别表示大簇和小簇, α 表示划分阈值。LOF 值的大小对应着异常程度, 聚类后属于大簇 L 数据点的 LOF 值由簇内元素个数到所在簇中心的距离决定, 聚类后属于小簇 S 数据点的 LOF 值由簇内元素个数和其最近大簇的簇中心距离决定。局部异常因子 LOF 值的表达式如式(6)所示。

$$LOF(p) = \begin{cases} \frac{\min(\text{dist}(p, c_m))}{|c_n|}, & p \in c_n, c_n \in S, c_m \in L \\ \frac{\text{dist}(p, c_n)}{|c_n|}, & p \in c_n, c_n \in L \end{cases} \quad (6)$$

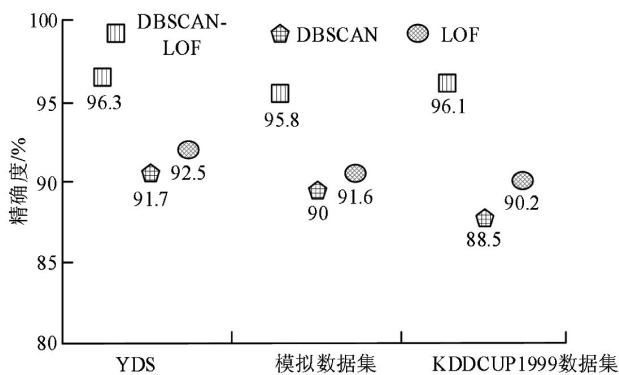
式中, c_m 表示聚类后的簇, $\text{dist}(p, c_n)$ 和 $\text{dist}(p, c_m)$ 都表示采用欧氏距离。

2 基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制性能分析

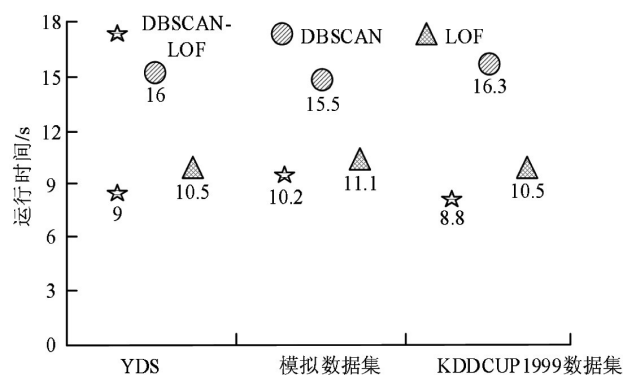
为了验证基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制性能, 对本文的 DBSCAN-LOF 算法进行风险防控异常检测精确度和效率等性能的验证。将传统 DBSCAN 算法和 LOF 算法与 DBSCAN-LOF 算法在数据集上进行对比分析。数据集包含 YDS 数据集、模拟数据集以

及 KDDCUP1999 数据集。3 种算法精确度和效率对比如图 4 所示。从图 4(a) 中可以看出, 在 YDS 数据集中 DBSCAN-LOF 算法的精确度达到了 96.3%, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别提高了 4.6% 和 3.8%, 在模拟数据集中 DBSCAN-LOF 算法的精确度达到了 95.8%, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别提高了 5.8% 和 4.2%。在 KDDCUP1999 数据集中 DBSCAN-LOF 算法的精确度达到了 96.1%, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别提高了 7.6% 和 5.9%。从图 4(b) 中可以看出, 在 YDS 数据集中 DBSCAN-LOF 算法的运行时间为 9 s, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别减少了 43.8% 和 14.3%。在模拟数据集中 DBSCAN-LOF 算法的运行时间为 10.2 s, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别减少了 34.2% 和 8.1%。在 KDDCUP1999 数据集中 DBSCAN-LOF 算法的运行时间为 8.8 s, 与 DBSCAN 算法和 LOF 算法相比分别减少了 46% 和 16.2%, 综上所述可以看出 DBSCAN-LOF 算法的效率最高。

为了进一步验证 DBSCAN-LOF 算法的性能, 将 3 种算法在 10 到 30 维度下进行对比验证。3 种算法在不同维度下精确度和效率对比如图 5 所示。从图 5(a) 中可以看

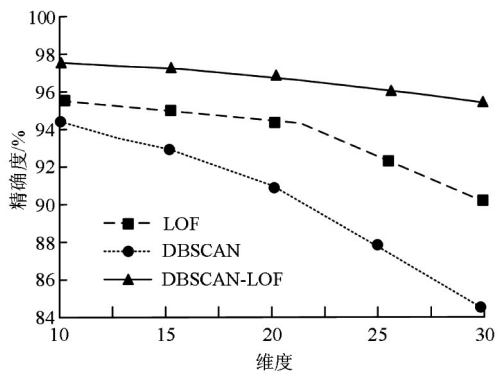


(a) 三种算法精确度对比

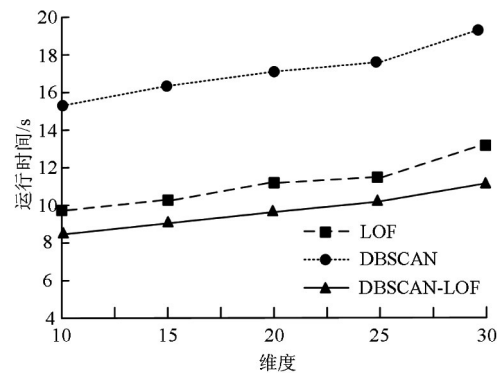


(b) 三种算法效率对比

图 4 三种算法精确度和效率对比



(a) 三种算法在不同维度下精确对比



(b) 三种算法在不同维度下效率对比

图 5 三种算法在不同维度下精确度和效率对比

出,3种算法都是随着维度的增加精确度相应降低。其中DBSCAN-LOF算法在维度为10和30时的精确度分别是97.2%和95.5%,下降了1.7%。DBSCAN算法在维度为10和30时的精确度分别是94.4%和84.5%,降低了9.9%。LOF算法在维度为10和30时的精确度分别是95.8%和90.3%,下降了5.5%。综合可以看出DBSCAN-LOF算法降低的幅度明显小于LOF算法和DBSCAN算法,说明DBSCAN-LOF算法具有较好的伸缩性。从图5(b)中可以看出,在维度分别为10和30时,DBSCAN-LOF算法的耗时最短分别为8.2 s和11.3 s,增加的耗时为3.1 s。在维度分别为10和30时,DBSCAN算法的耗时分别为15.4 s和19.1 s,增加的耗时为3.7 s。在维度分别为10和30时,LOF算法的耗时分别为9.5 s和13.5 s,增加的耗时为4 s。综合可以看出,DBSCAN-LOF算法耗时的涨幅小于DBSCAN算法和LOF算法,说明DBSCAN-LOF算法具有较强的鲁棒性。

为了验证基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统在实际应用中风险控制的有效性,将三种算法的风险控制系统在含有不同数量异常数据点的环境下进行仿真实验。各个方法下的异常检出率对比如表1所示。从表1中可以看出,在异常点数据较少的情况下,3种检测方法的检出率都相对较低。随着数据集中异常点数量的增加,各个方法的异常检出率明显得到提升。其中当异常点数量为210时,DBSCAN-LOF算法的异常检出率最高为88.1%,相较于LOF算法和DBSCAN算法的异常检出率分别提高了7.2%和13.4%。当异常点数量为90时,DBSCAN-LOF算法的异常检出率最低为75.6%,与LOF算法和DBSCAN算法的异常检出率相比分别提高了13.4%和22.3%。综上可以看出,基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统在异常检测领域中具有较高的检测精度。

表1 异常检出率情况对比表

异常点数目	LOF算法异常记录	LOF算法异常检出率/%	DBSCAN算法异常记录	DBSCAN算法异常检出率/%	DBSCAN-LOF算法异常记录	DBSCAN-LOF算法异常检出率/%
90	56	62.2	48	53.3	68	75.6
120	89	74.2	74	61.7	93	77.5
150	113	75.3	98	65.3	122	81.3
180	141	78.3	119	66.1	158	87.8
210	170	80.9	157	74.7	185	88.1

3 结束语

为了提高管理效能实现信息化的安全管理,研究将DBSCAN算法与LOF算法相结合,构建出基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统。结果表明,在YDS数据集、模拟数据集以及KDDCUP1999数据集中DBSCAN-LOF算法的精确度分别达到了96.3%、95.8%和96.1%。在YDS数据集中DBSCAN-LOF算法的运行时间与DBSCAN算法和LOF算法相比分别减少了43.8%和14.3%。在模拟数据集中DBSCAN-LOF算法的运行时间与DBSCAN算法和LOF算法相比分别减少了34.2%和8.1%。在KDDCUP1999数据集中DBSCAN-LOF算法的运行时间与DBSCAN算法和LOF算法相比分别减少了46%和16.2%。在维度分别为10和30时,DBSCAN-LOF算法的精确度分别是97.2%和95.5%,下降幅度为1.7个百分点。DBSCAN算法的精确度分别是94.4%和84.5%,下降幅度为9.9个百分点。LOF算法的精确度分别是95.8%和90.3%,下降幅度为5.5个百分点。在维度分别为10和30时,DBSCAN-LOF算法的耗时分别为8.2 s和11.3 s,DBSCAN算法的耗时分别为15.4 s和19.1 s,LOF算法的耗时分别为9.5 s和13.5 s。当异常点数量为210时DB-

SCAN-LOF算法的异常检出率最高为88.1%,相较于LOF算法和DBSCAN算法的异常检出率分别提高了7.2%和13.4%。当异常点数量为90时DBSCAN-LOF算法的异常检出率最低为75.6%,与LOF算法和DBSCAN算法的异常检出率相比分别提高了13.4%和22.3%。因此研究的基于人工智能视域下的医院后勤信息化管理风险控制系统具有较强的风险管控能力,但实验的样本数据较少,实验结果不够全面,这方面还需进一步改进。

参考文献:

- [1] 冯俊杰,高磊,王建民,等.基于双星多频定位的变电站作业风险管控方法[J].制造业自动化,2023,45(4):116-120,158.
- [2] 薛佳.基于计算机网络的会计信息系统设计研究[J].自动化技术与应用,2022,41(2):162-164,180.
- [3] 孙逊.深度机器学习在医院智能化管理中的应用[J].电子技术与软件工程,2019(23):202-203.
- [4] 高艺萌.医院财务信息智能化管理平台系统设计[J].自动化技术与应用,2023,42(2):162-166.
- [5] 王锐.基于改进LOF的高维数据异常检测方法[J].电信工程技术与标准化,2023,36(3):41-45,62.
- [6] 倪智煜,李新亮,魏士皓.基于B/S架构的飞机功能试验数

据链测试系统研究[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(5): 28-31.

[7] 李蓉, 麻新梅, 田波, 等. 基于B/S模式的医院科研信息管理系统构建[J]. 云南医药, 2023, 44(2): 41-45.

[8] 杜荣华, 胡鸿飞, 高凯, 等. 基于变预测时域MPC的自动驾驶汽车轨迹跟踪控制研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(24): 275-288.

[9] 彭英杰. 总线网络取证信息自动检索风险控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(9): 108-112.

[10] 陆宇宏. 基于时序逻辑的医院智能化网络信息键值存储加密方法研究[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(12): 165-168.

[11] LEE C, JO S, KWON D & PECHT, M. G. Capacity-fading behavior analysis for early detection of unhealthy Li-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(3): 2659-2666.

[12] JIANG J, HAN G, SHU L & GUIZANI, M. Outlier detection approaches based on machine learning in the internet-of-things [J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(3): 53-59.

作者简介: 田鸣(1990—), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 医院信息化建设。

(上接第66页)

子有效提升了IPSO算法性能。

表5 算法性能对比

算法	GA	PSO	IPSO
迭代次数	75	58	42
求解时间/s	16.2	14.7	11.5
适应度值/屏	2 968 125	2 967 634	2 959 387

3 结束语

本文提出了一种EV充/放电优化方法, 采用基于AR-MA时间序列模型的功率预测方法表征系统不确定性, 最大限度地降低RES出力不确定性和产能不足/过剩对系统的影响, 并将所提模型应用于配电系统, 以评估其对电网的不利影响。通过所提电容器选址定容优化方法, 进一步改善运行工况。改进后的IPSO算法的收敛速度和寻优能力得到了显著提升。EV充/放电优化方法和电容器选址定容优化方法的综合应用为含EV及RES发电的配电网协同运行提供了框架, 在满足系统运行目标的同时, 有效促进了RES消纳, 改善了系统网损和电压分布。

参考文献:

[1] 熊伟, 马志程, 张晓英, 等. 计及风、光消纳的风电-光伏-光热互补发电二层优化调度[J]. 太阳能学报, 2022, 43(7): 39-48.

[2] REN YAN, REN LINMAO, ZHANG KAI, et al. Research on the operational strategy of the hybrid wind/pv/small-hydropower/facility-agriculture system based on a microgrid[J]. Energies, 2022, 15(7): 2466.

[3] 李晶, 赵宏伟, 李政华, 等. 电力系统快速切负荷方案降损节能分析[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(12): 34-37, 45.

[4] 邵嗣杨, 马翔, 袁伟, 等. 含电动汽车的不确定性微电网鲁棒优化调度方法[J]. 电气工程学报, 2023, 18(2): 201-209.

[5] 朱布博, 罗明. 考虑V2G影响的电动汽车有序充放电控制模型构建[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(12): 20-23.

[6] 王帅强, 段俊东, 段志远. 考虑风电消纳的“风-网-EV充电站”协同优化策略研究[J]. 热力发电, 2023, 52(3): 112-120.

[7] 王若谷, 陈果, 王秀丽, 等. 计及风电与电动汽车随机性的两阶段机组组合研究[J]. 电力建设, 2021, 42(8): 63-70.

[8] 刘宗, 何俊, 黄文涛, 等. 基于态势感知的高渗透率电动汽车接入电网后电压调整策略[J]. 中国电力, 2023, 56(2): 32-44.

[9] ALAM, M. JAN E., KASHEM M. Muttaqi, et al. Effective utilization of available PEV battery capacity for mitigation of solar PV impact and grid support with integrated V2G functionality [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 7(3): 1562-1571.

[10] 朱永胜, 乔百豪, 瞿博阳, 等. 含风电及电动汽车的多目标电力系统调度[J]. 太阳能学报, 2019, 40(6): 1722-1730.

[11] 李旭东, 杨焯, 李帆琪, 等. 计及电价不确定性和容量衰减的电动汽车充放电商业模式[J]. 中国电力, 2023, 56(1): 38-48.

[12] 康慨, 施念, 王艳鹏, 等. 基于区块链技术的去中心化电动汽车V2G新模式[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(12): 78-86, 114.

[13] 樊东, 毛锐, 文旭, 等. 新型电力系统背景下可再生能源参与电力市场交易策略研究[J]. 四川电力技术, 2021, 44(5): 64-70.

[14] 刘敦楠, 赵宁宁, 李鹏飞, 等. 基于“共享储能-需求侧资源”联合跟踪可再生能源发电曲线的市场化消纳模式[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2791-2802.

[15] PEREIRA R A F, DA SILVA L G W, KEZUNOVIC M, et al. Improved fault location on distribution feeders based on matching during-fault voltage sags [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(2): 852-862.

作者简介: 赵宇(1968—), 男, 硕士, 教授, 研究方向: 新能源汽车技术, 智能网联汽车技术等。