

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)02-0128-05

# 基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法

刘才华, 苏鑫磊, 刘鹏源, 潘士通, 王玉玲

(北京国网信通埃森哲信息技术有限公司, 北京 100052)

**摘要:**随着智能配电网的快速发展,其产生的信息量急剧增加,且类型繁多,包括传感器数据、用户用电数据、环境数据等。这些数据不仅数量庞大,而且具有多源、异构的特点,给信息的有效集成和管理带来了巨大挑战。传统集成方法在处理这类复杂数据时,往往存在集成混乱、信息利用率低的问题。为解决此问题,研究提出了一种基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法。该方法首先通过先进的量测、传感和通信技术自动采集智能配电网信息;随后,利用主成分分析(principal component analysis, PCA)技术从采集到的信息中提取关键主成分特征,以降低数据维度并去除冗余信息;接着,采用K均值聚类算法对具有相似特征的信息样本进行自动聚类;最后,根据聚类结果将同一类别的信息集成在一起,形成结构清晰、易于管理的信息集合。实验结果表明,该方法相比传统方法具有更小的戴维斯堡丁指数,表明其分类集成效果更优,能够显著提升智能配电网信息的利用效率和管理水平。为智能配电网的信息集成提供了新的思路和技术支持,有助于推动智能电网的智能化发展。

**关键词:**主成分分析;聚类;配电网;采集;自动集成;K均值聚类

中图分类号: TP311.13

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)02-0128-05

## Automatic integration method of intelligent distribution network information based on principal component clustering analysis

LIU Caihua, SU Xinlei, LIU Pengyuan, PAN Shitong, WANG Yuling

(Beijing SGITG Accenture Information Technology Center Co., Ltd., Beijing 100052, China)

**Abstract:** With the rapid development of intelligent distribution networks, the amount of information generated increase sharply, and there are various types, including sensor data, user electricity consumption data, environmental data, etc. These data not only have a large quantity, but also have the characteristics of multi-source and heterogeneity, which poses great challenges to the effective integration and management of information. Traditional integration methods often suffer from integration confusion and low information utilization when dealing with such complex data. To address this issue, this study proposes an intelligent distribution network information automatic integration method based on principal component clustering analysis. This method first automatically collects intelligent distribution network information through advanced measurement, sensing, and communication technologies; Subsequently, principal component analysis (PCA) technology is used to extract key principal component features from the collected information, in order to reduce data dimensionality and remove redundant information; Next, the K-means clustering algorithm is used to automatically cluster information samples with similar features; Finally, based on the clustering results, the information of the same category is integrated together to form a structured and easy to manage information set. The experimental results show that this method has a smaller Davis Burgundy Index compared to traditional methods, indicating that its classification integration effect is better and can significantly improve the utilization efficiency and management level of intelligent distribution network information. This provides new ideas and technical support for information integration in smart distribution networks, which helps promote the intelligent development of smart grids.

**Keywords:** principal component analysis; clustering; distribution network; collection; automatic integration; K-means clustering

智能配电网作为现代电力系统不可或缺的一环,其信息集成能力的重要性愈发凸显。在电力系统中,智能配电网扮演着承上启下的关键角色,不仅连接着发电端和用电端,还承载着能源传输、转换和分配的重任<sup>[1]</sup>。因此,一个高效、稳定的信息集成系统对于智能配电网而言,是确保其正常运行、提

升服务质量的基石。然而,智能配电网的信息集成面临着诸多挑战。首先,其涉及的数据源异常丰富,包括各种传感器数据、用户用电数据、环境数据等,这些数据不仅数量庞大,而且类型繁多,包括结构化数据、非结构化数据等<sup>[2]</sup>。其次,这些数据的实时性要求极高,因为任何微小的信息变化都可能对

收稿日期:2024-06-20;录用日期:2024-06-27

基金项目:国网北京电力科技项目(B36817230111)

作者简介:刘才华(1985—),男,本科,研究方向:能源数字化咨询、电力业务项目管理等。

通信作者:潘士通(1991—),男,本科,研究方向:电力系统及其自动化。

引用本文:刘才华,苏鑫磊,刘鹏源,等.基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法[J].自动化技术与应用,2026,45(2):128-132(LIU Caihua, SU Xinlei, LIU Pengyuan, et al. Automatic integration method of intelligent distribution network information based on principal component clustering analysis[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(2):128-132)

电力系统的稳定运行产生影响<sup>[3]</sup>。此外,由于智能电网的复杂性,其信息集成还需要考虑多源数据之间的关联性和一致性,确保信息的准确性和完整性。在这样的背景下,如何在海量信息中快速准确地提取关键信息,实现信息的有效集成,成为智能电网领域亟待解决的问题<sup>[4]</sup>。

在上述背景下,很多专家和学者在其研究中就信息自动集成问题进行了分析。例如国外文献[5]中采用 Bagging 算法对大多数数据进行随机采样,生成相对平衡的子集,然后将其用于训练支持向量机,接下来采用这些经过训练的 SVM 预测未标记数据的标签,并将预测为少数类的样本添加到原始数据集中,完成数据集成。但 SVM 算法对于多分类问题的处理存在困难,在智能电网的信息集成中,往往涉及多个类别和标签,直接使用 SVM 算法会导致集成结果的不准确。国内文献[6]在信息集成中,每棵决策树都是基于随机抽取的样本和特征子集进行训练的,通过组合多棵决策树的预测结果,随机森林能够提供更准确和稳定的集成性能。但在某些情况下,随机森林可能会存在泛化能力不足的问题,即在新数据集上的表现不佳。文献[7]首先将原始数据或特征进行粒度化处理,对于每个粒度的数据子集,分别构建相应的神经网络模型,最后将各个粒度神经网络模型的输出结果集成起来,以产生最终的结果。但粒度神经网络的性能在很大程度上取决于数据的粒度划分方式。如果粒度划分不合理,可能导致某些重要信息的丢失或冗余信息的增加,从而影响模型的性能。文献[8]通过构建并组合多个学习器(卷积神经网络)来完成学习任务,每个学习器都基于部分数据或特征进行训练,并产生相应结果,最后通过某种策略(如投票、平均等)将多个学习器的输出结果组合起来,以完成集成。但卷积神经网络通常需要大量的样本数据进行训练,而对于小样本数据,基于 CNN 的集成算法可能容易出现过拟合或欠拟合的情况,导致模型的泛化能力不足。

智能配电网终端采集的数据具有明显多源、异构的大数据特征,这要求数据处理方法能够高效地整合这些海量数据。然而,传统方法往往无法有效地处理这种复杂的数据结构,导致数据利用率低,难以提供准确的配电网运行状态感知。为此,研究一种基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法。通过该方法,期望根据数据的内在特征实现自动分类,提高集成规范性。

## 1 智能配电网信息自动集成研究

基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法通过结合主成分分析和聚类分析的优势,实现对智能配电网海量信息的自动集成。具体而言,首先利用主成分分析对原始数据进行降维处理,提取出数据中的主要特征;然后,基于这些特征,利用聚类分析将数据划分为不同的类别,实现信息的分类集成。

### 1.1 智能配电网信息自动采集

智能配电网信息自动采集是集成的第一步,任务是基

于先进的量测、传感、通信、计算机和网络技术等,实现对配电网信息的自动、高效、准确获取<sup>[9]</sup>。图 1 为智能配电网信息自动采集模型。

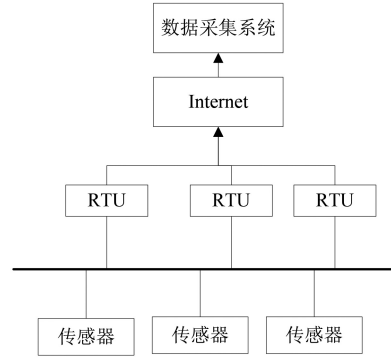


图 1 智能配电网信息自动采集模型

Fig. 1 Intelligent distribution network information automatic collection model

具体来说,通过在配电网的关键位置安装各种传感器,实时感知电网的参数和状态。这些传感器将感知到的数据转化为电信号,并通过通信网络传送给数据采集系统。数据采集系统对这些原始数据进行处理、清洗、转换和分析,提取出有用的信息和知识,为电力调度、运维和决策提供重要依据。

### 1.2 主成分特征提取

智能配电网系统产生的数据量庞大且复杂,包含各种运行参数、设备状态、负荷变化等多维度信息。在这些信息中,不可避免地会存在冗余信息和噪声,这些无关紧要的数据会极大地干扰有效的信息分析<sup>[10]</sup>。如果直接集成和处理这些未经处理的数据,不仅可能导致分析结果的不准确,从而影响决策的科学性,而且还会占用大量的计算资源,导致计算效率低下。为了解决这个问题,通过 PCA 方法提取智能配电网信息的主成分特征变得十分必要。PCA 是一种强大的数据分析工具,它能够识别数据中的主要变化方向,并将数据投影到这些方向上,从而实现数据的降维<sup>[11]</sup>。通过 PCA 处理,可以将原始的高维数据转换为少数几个互不相关的主成分,这些主成分包含了原始数据的大部分信息,同时去除了冗余和噪声<sup>[12]</sup>。智能配电网信息的主成分特征提取具体流程如下。

步骤 1 输入智能配电网信息并组成数据矩阵  $A$ 。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,  $m$  是样本数量;  $n$  是被测量变量的数量,  $a$  是配电网数据。

步骤 2 对智能配电网信息集中的每个变量进行标准化处理。这一步的目的是确保每个变量在后续分析中具有相同的重要性。

$$b_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}}{\delta} \quad (2)$$

其中,

$$\bar{a} = \frac{\sum_{i=1}^m a_{ij}}{m} \quad (3)$$

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^m (a_{ij} - \bar{a})^2}{m - 1} \quad (4)$$

式中,  $\bar{a}$  是配电网数据均值;  $\delta$  是配电网数据方差;  $a_{ij}$  是矩阵中的第  $i$  行第  $j$  列智能配电网信息;  $b_{ij}$  是标准化后的智能配电网信息。

**步骤 3** 根据  $b_{ij}$ , 建立标准化矩阵  $B$ 。

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

**步骤 4** 对  $B$  进行矩阵乘法运算, 得到协方差矩阵  $C$ 。协方差矩阵表示了各个特征之间的相关性。

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,

$$c_{mn} = \frac{\sum_{k=1}^m b_{ik} b_{kj}}{m - 1} \quad (7)$$

式中,  $c_{mn}$  是相关系数。

**步骤 5** 对协方差矩阵进行特征值分解, 得到特征值  $d_1 \geq d_2 \geq \cdots \geq d_n$  和特征向量。特征值表示了每个主成分所解释的方差的大小, 而特征向量则表示了每个主成分的方向<sup>[13]</sup>。

**步骤 6** 计算主成分贡献率。

$$E_i = \frac{d_i}{\sum_{k=1}^n d_k}, i = 1, 2, \cdots, n \quad (8)$$

式中,  $d_i$  是主成分  $i$  的特征值;  $\sum_{k=1}^n d_k$  是所有主成分的特征值之和。

**步骤 7** 计算前  $k$  个主成分贡献率之和, 得到累积贡献率。

$$F = \frac{1}{\sum_{k=1}^n d_k} \cdot \sum_{k=1}^i d_k, i = 1, 2, \cdots, n \quad (9)$$

式中,  $F$  是累积贡献率。

**步骤 8** 逐渐增加  $k$  的值, 直到累积贡献率达到或超过设定的阈值(85%), 这样就可以认为这  $k$  个主成分为主成分特征。

以上流程清晰地展示了主成分分析方法的各个步骤。

在整个流程中, 主成分分析方法将原始数据投影到方差较大的方向上, 以便在保留较多信息的同时降低数据的维度<sup>[14]</sup>。这不仅有助于降低后续数据分析的计算量, 提高处理效率, 还能够减少噪声和冗余信息对决策过程的影响, 为智能配电网信息的集成和决策提供支持。

### 1.3 智能配电网信息自动分类集成

在提取了主成分特征之后, 这一章节利用聚类分析法对数据进行自动分类, 并根据聚类分析的结果, 对同一类别的信息进行集成。聚类分析是一种无监督学习技术, 可以根据数据的相似性将其划分为不同的类别或群组<sup>[15]</sup>。在智能配电网信息分类中, 可以根据主成分特征的相似性将信息划分为不同的类别, 如正常运行信息、异常信息、故障信息等。聚类分析的结果不仅揭示了信息的内在结构和特征, 还为后续的信息集成提供了基础<sup>[16]</sup>。在智能配电网信息自动分类集成中, 选择  $K$  均值聚类算法进行智能配电网信息聚类分析。  $K$  均值聚类算法具有简单直观、易于实现的特点, 这使得它成为处理大量智能配电网信息的首选方法。通过算法的执行, 可以将海量的信息点划分为  $K$  个不同的聚类, 每个聚类代表了一类具有相似特性的信息<sup>[17]</sup>。这有助于更好地理解配电网的运行状态, 识别出潜在的问题和异常, 并为后续的分析 and 决策提供有力支持。具体过程为

**步骤 1** 设置聚类算法的聚类个数为  $K$ 。

**步骤 2** 输入智能配电网信息样本  $S$ , 每个样本由选出的  $N$  个主成分特征组成, 即  $s_i = \{g_{i1}, g_{i2}, \cdots, g_{iN}\}$ 。

**步骤 3** 随机选择初始聚类中心  $\varphi_k, k = 1, 2, \cdots, K$ 。

**步骤 4** 计算每一个样本与这  $K$  个聚类中心的距离。

$$T(s_i, \phi_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^N (g_{ij} - \phi_{kj})^2} \quad (10)$$

式中,  $T(s_i, \phi_k)$  是第  $i$  个样本与第  $k$  个初始聚类中心之间的距离;  $\phi_{kj}$  是第  $k$  个初始聚类中心的第  $j$  个主成分特征;  $g_{ij}$  是第  $i$  个样本第  $j$  个主成分特征。

**步骤 5** 根据  $T(s_i, \varphi_k)$ , 将样本分配给距离它最近的聚类中心所在的簇。

**步骤 6** 聚类中心更新, 即

$$\hat{\phi}_k = \frac{\sum_{i=1}^{M_k} s_{ki}}{M_k} \quad (11)$$

式中,  $\hat{\phi}_k$  是新的簇中心;  $s_{ki}$  是第  $k$  个簇中第  $i$  个智能配电网信息样本;  $M_k$  是第  $k$  个簇中智能配电网信息样本的个数。

**步骤 7** 计算误差, 即

$$\psi = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K (s_{ki} - \bar{D}_k)^2} \quad (12)$$

式中,  $\psi$  是误差;  $\bar{D}_k$  是第  $k$  个簇中每个智能配电网信息样本与该簇聚类中心的平均值。

**步骤 8** 判断  $\psi$  是否小于阈值  $Y$ , 若小于, 智能配电网信息样本聚类结束; 否则, 回到步骤 4, 直至满足聚类结束条件。

信息集成是将分散在不同地方、不同格式的信息进行整合和融合的过程,以形成更加完整、准确和有用的信息。在智能配电网信息集成中,可以将同一类别的信息按照一定的规则 and 标准进行整合,如按照时间顺序、设备类型、地理位置等进行分类和整理。集成后的信息不仅更加便于管理和查询,还可以为配电网的运行监控、故障预测、负荷预测等提供有力支持。

## 2 实例分析

### 2.1 实验样本采集

智能巡检机器人是现代智能配电网信息采集的一种高度集成设备,搭载了多种传感器设备,并与控制中心进行实时数据交互。基于该设备采集不同监测点(配电房)智能配电网信息,如图2所示。



图2 智能配电网信息采集现场

Fig. 2 Intelligent distribution network information collection site

基于智能巡检机器人,获取三种类型的智能配电网信息作为实验样本,即红外温度样本、电压数据样本、局部放电监测样本,每种类型的智能配电网信息中均包含26个样本,每个样本都代表一个配电房监测点。将三种类型的智能配电网信息样本混合到一起,组成大的实验样本集合。

### 2.2 主成分特征提取测试

基于章节1.2研究,计算主成分累积贡献率,提取智能配电网信息的主成分特征。从每种类型的智能配电网信息中随机抽取一个样本,展示主成分特征提取成果,如表1所示。

表1 主成分特征提取成果示例

Tab. 1 Example of principal component feature extraction results

主成分 序号	累积贡献率%		
	红外温度样本	电压数据样本	局部放电监测样本
1	90.5	93.1	88.7
2	91.3	94.8	89.2
3	87.6	91.5	85.1
4	89.2	92.3	87.8
5	88.5	90.1	88.3
6	85.4	87.2	86.6
7	90.1	91.5	89.7
8	93.6	94.8	93.1
9	85.9	86.7	85.4
10	87.5	88.1	87.2
11	88.6	89.0	88.5
12	89.2	89.5	89.1
13	89.6	89.8	89.6
14	89.8	89.9	88.8
15	91.9	85.7	86.9
16	90.0	88.0	87.6
17	88.2	90.3	91.4

将提取的主成分作为聚类依据,用于后续集成分析。

### 2.3 聚类集成结果

利用K均值聚类算法对智能配电网信息进行聚类,将同类型的样本集成到一起,集成结果如图3所示。

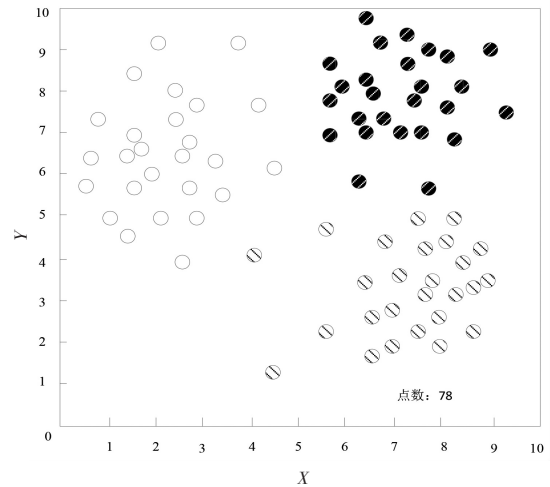


图3 智能配电网信息的聚类集成结果

Fig. 3 Clustering and integration results of intelligent distribution network information

从图3中可以看出,所研究方法将实验样本集合自动集成为三个簇,与样本实际类别一致,证明了集成方法的有效性。

### 2.4 方法性能分析

将戴维斯堡丁指数作为自动集成方法的评价指标。这个指数基于簇内部元素与簇质心之间的平均距离(类内距离)以及不同簇质心之间的距离(类间距离)来计算。计算公式为

$$Y = \frac{1}{M_k} \cdot \sum_{k=1}^{M_k} \max_{k \neq j} \left( \frac{T_k + T_j}{T(\phi_k, \phi_j)} \right) \quad (13)$$

式中, Y 是戴维斯堡丁指数,值越小,集成效果越好;  $T_k$ 、 $T_j$  是簇内与其聚类中心的平均距离;  $T(\phi_k, \phi_j)$  是第 k 个簇中心与第 j 个簇中心之间的距离;  $M_k$  是第 k 个簇中样本的个数。对比结果如表2所示。

表2 戴维斯堡丁指数对比表

Tab. 2 Comparison of davis burgundy index

方法	红外温度样本	电压数据样本	局部放电监测样本
所研究方法	0.165	0.156	0.124
文献[3]方法	0.526	0.577	0.586
文献[4]方法	0.632	0.684	0.562
文献[5]方法	0.524	0.447	0.478
文献[6]方法	0.669	0.548	0.527

从表2中可以看出,所研究方法的戴维斯堡丁指数要小于四种传统方法,说明同一簇内样本更为紧凑,分类集成效果更好,证明所研究方法在集成效果上的优越性。

## 3 结论

由于智能配电网信息的来源多样、结构复杂,如何实

现信息的有效集成和高效管理成为了一个亟待解决的问题。为此,探讨了基于主成分聚类分析的智能配电网信息自动集成方法。该方法通过主成分分析提取关键信息,然后通过K均值聚类算法对智能配电网信息进行聚类分析,从而将具有相似特性的信息整合在一起,形成具有明确边界和特定含义的集成集合。通过集成可以更好地理解配电网的运行状态,发现潜在的问题和异常,并为后续的决策提供支持,提高信息的利用效率和管理效率。但这一方法也还存在着一些局限性,如对数据质量的依赖、对计算资源的消耗等。因此,在未来的工作中,将继续探索如何优化算法、提高数据处理的效率和质量,以及如何将本方法与其他先进技术相结合,以更好地服务于智能配电网的建设与发展。

## 参考文献

- [1]陈锦洪,彭志荣,程洋.面向5G的智能配电网通信超密集组网规划研究[J].自动化技术与应用,2024,43(8):117-120,148.
- [2]朱先远,严远亭,张燕平.邻域信息修正的不完整数据多填充集成分类方法[J].计算机工程与应用,2023,59(23):125-135.
- [3]李丽红,董红瑶,刘文杰,等.不完备数据集的邻域容差互信息选择集成分类算法[J].南京大学学报(自然科学),2024,60(1):106-117.
- [4]许强,刘恩涛,郑天龙,等.基于深度学习的配电网故障辨识系统研究[J].自动化技术与应用,2025,44(9):64-68.
- [5] HUI LIU, ZHENYU LIU, WEIQIANG JIA, DONGHAO ZHANG, JIANRONG TAN. A novel imbalanced data classification method based on weakly supervised learning for fault diagnosis[J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2022, 18(3):1583-1593.
- [6]宋勇,齐迹.基于随机森林的电子档案资源快速分类研究[J].自动化技术与应用,2024,43(5):102-105.
- [7]张倩,吴琼,时庆涛.基于粒度神经网络的大数据标签分类算法研究[J].计算机仿真,2023,40(4):286-289,454.
- [8]徐红,矫桂娥,张文俊,等.基于卷积神经网络的结构化非平衡数据分类算法[J].计算机工程,2023,49(2):81-89.
- [9]郭政,吴武清,刘源,等.基于多任务支持向量机的能源互联网数据深度融合方法[J].计算机应用与软件,2023,40(3):22-27.
- [10]王红斌,方健,张敏,等.基于邻域保持嵌入-主成分分析的配电网变压器合闸涌流波形特征检测[J].电工电能新技术,2024,43(2):29-38.
- [11]李可佳,胡学先,陈越,等.基于主成分分析和函数机制的差分隐私线性回归算法[J].计算机科学,2023,50(8):342-351.
- [12]曹前.基于二阶多项式回归和权重主成分分析的多光谱降维算法研究[J].光学技术,2023,49(2):250-256.
- [13]李亚飞,王泰华,张润雨,等.基于主成分分析与ILM-DGRBF网络的SOH估算[J].电子测量技术,2023,46(17):30-36.
- [14]张怡平,金文玲,董晨昱,等.用于高维时序数据预测的非同步尺度主成分分析[J].山西大学学报(自然科学版),2023,46(2):321-325.
- [15]郭杉,贾俊青,思勤.基于广域信息分析的智能配电网故障自愈技术研究[J].电子设计工程,2024,32(9):119-123.
- [16]何帆,何选森,刘润宗,等.数据降维与K-均值聚类的质量评估[J].重庆理工大学学报(自然科学),2024,38(1):131-141.
- [17]高云龙,李建鹏,郑兴莘,等.基于自适应近邻信息的模糊C均值聚类算法[J].光学精密工程,2024,32(7):1045-1058.
- [3]惠佳,许亚军,马兰.“助老助残”多功能护理床的优化设计[J].装备制造技术,2023(2):120-123.
- [4]杨海宇.基于健康数据挖掘的智能养老床系统设计[D].上海:上海交通大学,2019.
- [5]周宇宽,余佳豪,鲁斯凡,等.一种模块化设计的多功能护理床[J].河南科技,2024,51(13):23-28.
- [6]麦智鹏,杜凯强,刘雨达,等.一种可分离的多功能助老床结构设计[J].现代制造技术与装备,2022,58(2):18-21,25.
- [7]潘国新,王芳,曹展宏,等.辅助解便护理床的结构设计与分析[J].机械设计,2023,40(7):92-100.
- [8]柏强.多功能护理床设计与研究[D].合肥:合肥工业大学,2022.
- [9]洪振东.失能老人多功能护理床设计研究[D].天津:天津工业大学,2023.
- [10]万涛,冯俊森,李孟钧,等.智能老人护理床控制系统的设计与实现[J].物联网技术,2024,14(11):85-91.
- [11]张展,余悦,张新萌,等.基于人工智能的交互式护理床设计[J].科技创新与应用,2024,14(29):60-63.
- [12]过祥.居家养老模式下失能老人护理床设计[D].广州:广州大学,2022.
- [13]薛艳霞,孟俊霞,张惠慧.骨科临床护理医疗器械设备内部高风险故障检测研究[J].自动化技术与应用,2024,43(3):39-42.
- [14]周忠仁,俞成涛,周翔宇,等.新型护理床椅的背板机构设计及分析[J].机械传动,2022,46(3):74-80.
- [15]韩书葵,王振营,节茂岩.一种新型护理床的设计与仿真[J].机械设计,2021,38(增刊2):16-164.

(上接第39页)