

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0154-06

基于改进模糊均值聚类的汉语文本数据分类方法

霍亮

(冀中职业学院,河北定州 073000)

摘要:针对大数据环境下汉语文本数据分类中模糊边界难以界定、隶属度函数静态固化导致分类精度与效率不足的问题,提出基于改进模糊均值聚类的汉语文本数据分类方法。该方法对原始汉语文本数据进行预处理与特征归一化,构建模糊特征矩阵;采用改进模糊C均值算法迭代优化隶属度函数,并引入三角模糊集生成分类规则,有效刻画类别间的模糊过渡区域;在此基础上,进一步动态更新隶属度函数以适应数据分布的变化,计算模糊协方差矩阵并建立判别函数,完成分类决策。通过在IBM多属性人群数据集上的实验验证,该方法分类正确率最高达99.86%,数据浓缩率最高达97.62%,错分率始终低于0.6%,且性能随数据量增加下降平缓,具有良好的稳定性与抗噪性,满足汉语文本数据分类的实际需求。

关键词:模糊均值聚类;映射关系;模糊特征矩阵;欧氏距离;隶属度函数

中图分类号: TP391.3

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0154-05

Classification method of Chinese text data based on improved fuzzy mean clustering

Huo Liang

(Jizhong Vocational College, Dingzhou 073000, Hebei, China)

Abstract: To address the issues of indistinct boundaries and static membership functions in Chinese text data classification under big data environments, leading to insufficient classification accuracy and efficiency, an improved fuzzy mean clustering-based Chinese text data classification method is proposed. This method preprocesses and normalizes the original Chinese text data to construct a fuzzy feature matrix. It employs an improved fuzzy C-means algorithm to iteratively optimize the membership function and introduces triangular fuzzy sets to generate classification rules, effectively characterizing the fuzzy transition zones between categories. Building on this, the membership function is further dynamically updated to adapt to changes in data distribution. A fuzzy covariance matrix is calculated, and a discriminant function is established to complete the classification decision. Experimental validation on the IBM multi-attribute population dataset demonstrates that this method achieves a maximum classification accuracy of 99.86%, a data condensation rate of up to 97.62%, and consistently maintains a misclassification rate below 0.6%. Additionally, its performance declines gradually with increasing data volume, exhibiting excellent stability and noise resistance, thereby meeting the practical requirements of Chinese text data classification.

Keywords: fuzzy mean clustering; mapping relation; fuzzy feature matrix; euclidean distance; membership function

针对目前的大数据环境下,信息的数量以及种类呈大幅度趋势迅速增长,导致大量数据集中很难获取到目标信息,因此就需要对其进行合理分类,来实现有效的数据提取^[1-3]。目前,国内及国外领域的研究成果不是很理想,不能满足现在大数据环境下的分类需求。

文献[4]提出了一种基于特征聚类与降维的新闻文本智能分类算法。利用ICTCLAS对新闻文本进行分词与词性标注,并去除停用词;通过权重函数对文本特征进行降维,压缩关键词集合;采用聚类技术对文本特征实施聚类,实现新闻文本的类别划分。然而,该方法主要面向单一语言的新闻文本,未充分考虑多语言、跨领域文本中存在的噪声与语义差异问题,在跨语言或跨场景迁移时分类

稳健性可能受限。文献[5]针对零样本跨语言文本分类任务,提出一种基于注意力自适应迁移的方法。该方法完全不需要目标语言的标注数据,通过种子词重要性建模、教师-学生模型迭代训练以及跨语言词典映射,实现从源语言到目标语言的知识迁移。尽管该方法在跨语言分类上表现出色,但其依赖双语词典的覆盖质量与种子词抽取的准确性,在低资源语言或领域差异较大的场景下,迁移效果可能下降,且模型结构相对复杂,计算成本较高。

根据上述问题,本文通过改进模糊均值聚类的方法对汉语言学习的行为数据实现有效分类,模糊均值的聚类算法可提高分类精度、减少噪声数据,并且可以缩短目标数据与样本数据间的欧氏距离,帮助实现分类。仿真实验证

收稿日期:2025-05-28;录用日期:2025-06-30

作者简介:霍亮(1980—),男,讲师,研究方向:汉语言文学。

引用本文:霍亮. 基于改进模糊均值聚类的汉语文本数据分类方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 154-158. (Huo Liang. Classification method of Chinese text data based on improved fuzzy mean clustering[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 154-158.)

明,所提方法分类准确性和信息的浓缩率都较高,错分率较小,可以实现高效且准确的行为数据分类过程。

1 数据预处理

在进行汉语文本数据的分类方法过程中,需要先根据原始数据集实行预处理操作,将数据进行统一化管理,方便根据特征属性寻找对应数据,为后续的分类过程提供有效帮助^[6-7]。

首先,假设经过归一化处理后的数据样本集合表示为 X ,该集合下的每个数据类型 x_i ,都有对应的特征属性为 p ,基于此,该类型集合下的关系表示为

$$X = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad \dots \quad x_n] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots & x_{2p} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \dots & x_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

以此推理,可得出其他数据集 S 的特征变化表达式为

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ \vdots \\ s_m \end{bmatrix}, m \leq n \quad (2)$$

在进行具体的行为数据分类前,要先随机选出训练数据集 X_{tr} ,以及测试数据集 $X_{te}(X_{tr} \subset X, X_{te} \subset X)$,一般情况下,样本集合 X_{tr} 和 X_{te} 中就可包含所有数据类别,而分类算法分为两大步骤:训练阶段以及测试阶段,在数据的训练阶段时,需要根据原始数据集 X_{tr} 的学习特点提供可靠信息,并产生一个关于数据集 X 和 S 的映射关系,用于准确描述信息特征,帮助分类查找;而在数据的测试阶段,就需要利用训练阶段所取得的特征描述信息来对数据集 X_{te} 进行初步的分类,计算得出分类正确率,从而判定出此分类算法是否准确有效。基于此,数据预处理过程可有效解决因数据自身原因所引起的分类精度度较低、存在噪声数据的问题。

2 模糊数据均值算法

模糊数据的均值算法是数据分类中的一种常用方法,可根据目标数据到聚类中心点的相似阈值^[8],对分类函数实行迭代计算,迭代方法是一类利用递推公式或循环算法通过构造序列来求问题近似解的方法^[9]。使得数据目标最大化,基于(fuzzy c means, FCM)的目标数据函数表达式为

$$J_{FCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \|y_k - v_i\|^2 \quad (3)$$

其约束条件为

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 1 \leq k \leq n \quad (4)$$

式中, c 表示预先设立的数据类别个数, N 表示数据样本个数, $c = 1, 2, \dots, N, v_i$ 表示数据的相似阈值, i 的取值范围为 $i = 1, 2, \dots, y_k$ 表示数据的聚类中心, u_{ik} 则表示在 k 个训练样本下对第 i 个数据特征所表现的隶属度函数值^[10-11],此数值的取值范围为 $u_{ik} \in [0, 1]$,且 $1 \leq k \leq n, 1 \leq i \leq c$ 。其中 $p > 1$ 代表 FCM 模糊均值算法的权重目标指数, $\|y_k - v_i\|$ 代表在 k 个训练样本下与第 i 个数据特征间的欧氏距离。

根据公式(3)以及公式(4)分别进行迭代计算,直至聚类中心与隶属度函数的状态阈值保持一致,最终得到一个相对稳定的状态,表达关系为

$$u_{ik} = \frac{\left(\frac{1}{\|y_k - v_i\|^2}\right)^{\left(\frac{1}{p-1}\right)}}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{\|y_k - v_j\|^2}\right)^{\left(\frac{1}{p-1}\right)}} \quad (5)$$

基于此,就可完成目标数据的均值算法,帮助后续分类规则的生成。

3 数据分类方法

3.1 分类规则生成

通过三角模糊集^[12]来实现分类规则的建立,用 a, b, c 来表示三个规则计算组点,其中, b 为中心点, a 和 c 分别为邻近左右点,一般数据情况下的具体表现形成

$$\begin{cases} b = \frac{\min(X) + \max(X)}{2} \\ a = b - \frac{b - \min(X)}{1 - \lambda} \\ c = b + \frac{\max(X) - b}{1 - \lambda} \end{cases} \quad (6)$$

式中, λ 表示控制隶属度函数的向量跨度(即扩展数据因子),此向量跨度值越大代表分类隶属度跨度也就越大,分类数据基数较大则效果较好^[13]。用 $\mu_A(X)$ 来表示三角模糊聚类数据的子集 A ,基于模糊聚类的数据子集隶属度分类规则为

$$\mu_A(X) = \begin{cases} \frac{x - a}{|b - a|}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c - x}{|c - b|}, & b \leq x \leq c \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

基于此分类规则就可进行后续行为数据的有效检测。

3.2 更新隶属度函数

根据上述过程得出具体的隶属函数后,就可根据改进模糊均值聚类方法对数据进行模糊度量划分。首先,设立一个可进行分类的有效目标空间,在此空间内实现对初始数据的模糊度量的计算,得到关于数据加权分类的隶属度函数表达关系为

$$v_j = \frac{\sum_{k=1}^N (u_{ij}^p)^m w_i(d_{ij}) X_i}{\sum_{k=1}^N (u_{ij}^p) w_i(d_{ij})} \quad (8)$$

式中, m 表示行为数据的加权指数, d_{ij} 表示在第 i 个数据集下的第 j 个模糊度量值, 基于加权数值将此关系重新定义为

$$d_{ij} = \ln \frac{|C_j|}{|T_j|} + \text{tr}(C_j^{-1}(T_j)) - 6 \quad (9)$$

式中, T_j 表示在第 j 个目标数据的模糊度量矩阵, C_j 是第 j 个聚类中心到目标数据的距离。在公式(8)中的 $w_i(\cdot)$ 表示加权阈值函数, 其表达式为

$$w_i(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq 1 \\ 1/|x|, & |x| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

经过多次迭代更新后的分类数据隶属度函数表达式为

$$u_{ij} = \sum_{j=1}^M \left[\frac{p_i(d_{ij})}{p_i(d_{ji})} \right]^{-1/(m-1)} \quad (11)$$

式中, $p_i(\cdot)$ 的函数表达关系为

$$p_i(x) = \begin{cases} x^2/2, & |x| \leq 1 \\ |x| - \frac{1}{2}, & |x| > 1 \end{cases} \quad (12)$$

根据上述表达关系式, 就可根据实际分类数据情况, 进行多次迭代更新, 直至获取聚类中心到目标数据间的最优隶属度函数, 将真实数据代入到隶属度函数中就可得到目标数据的矢量变化范围, 基于此完成了隶属度函数的更新过程。

3.3 模糊均值数据的方差矩阵计算

通过建立相应的隶属度函数更新机制后, 就可根据函数阈值取得基于模糊均值聚类后的目标数据划分矩阵 $U = [u_{ij}]$, 具体表达形式为

$$U = \begin{pmatrix} f_{F_1}(x_1) & f_{F_1}(x_2) & \cdots & f_{F_1}(x_m) \\ f_{F_2}(x_1) & f_{F_2}(x_2) & \cdots & f_{F_2}(x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{F_c}(x_1) & f_{F_c}(x_2) & \cdots & f_{F_c}(x_m) \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中, F 的取值范围为 $F = F_1, F_2, \dots, F_c$, x 代表行为数据特征向量, $f_{F_i}(x) (1 \leq i \leq c)$ 属于不同数据类别下的隶属度函数。

基于上述的改进模糊均值聚类划分矩阵, 就可得到其数据间的模糊协方差计算公式为

$$\left\{ \begin{aligned} \mu_c^* &= \frac{\sum_{i=1}^n f_c(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n f_c(x_i)} \\ \sum_c^* &= \frac{\sum_{i=1}^n f_c(x_i) (x_i - \mu_c^*) (x_i - \mu_c^*)^T}{\sum_{i=1}^n f_c(x_i)} \end{aligned} \right. \quad (14)$$

通过基于模糊度量的数据划分矩阵就可计算得到协

方差均值 μ_c^* , 以及度量方差矩阵 \sum_c^* , 用其数值来代替最大似然分类函数公式中的误差均值, 进而可得到更新后的准确目标数据判别公式为

$$g_k X = \ln(P(N_k)) - \frac{1}{2} (X - \mu_c^*)^T \sum_c^* (X - \mu_c^*) \quad (15)$$

式中, $g_k X$ 表示更新后的目标数据判定阈值, 根据此阈值就可对所有数据准确的模糊度量判定, 识别是否为可分类数据项, 至此完成有效的汉语文本数据分类。

3.4 分类决策

根据上述过程生成的行为数据分类规则, 对此进行有效的数据决策, 保证规则库中的每一组规则都能有对应的分类样本, 利用各个规则内的检测样本与训练样本间的隶属度关系, 实现数据对应并进行合理的分类决策^[14-15]。

首先设置待分类的样本集合为 $x_p = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, 并用 $\mu_{i,j}$ 来表示划分量, 用 $\mu_{k,j}$ 来表示模糊集合下的隶属度, 其中, (x_i) 表示模糊数据集合, 根据模糊规则中的公式(8)来计算相应样本数据的隶属度向量为

$$V_j = (v_{j,1}, v_{j,2}, v_{j,3}, \dots, v_{j,n}) = (\mu_{1,j}(x_1), \mu_{2,j}(x_2), \mu_{3,j}(x_3), \dots, \mu_{n,j}(x_n)) \quad (16)$$

式中, V_j 待分类样本在第 j 个隶属度下的向量值。基于此, 就可根据不同数据的隶属度向量进行模糊聚类决策, 保证整体的分类性能以及分类规则的有效性。

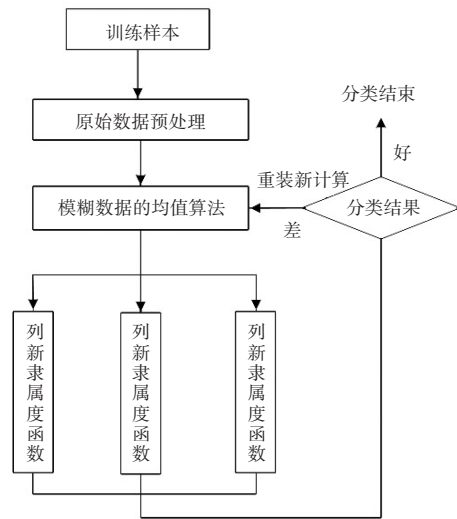


图1 分类算法流程

Fig. 1 Flowchart of classification algorithm

4 仿真实验

为保证实验数据的精准性以及合理性, 采用对比分析法进行实验, 将本文方法与文献[4]、文献[5]的实验结果进行比较研究, 得出实验结论。选用 IBM 人群数据集作为本文的实验背景, 此数据集中包含大量不同类型地域、人口数量及年龄等数据, 对其中的每个数据集都采取分类实验, 次数为 50, 在每次的实验中, 都要随机选择每个类别集合下的一半信息作为训练数据, 剩余信息则作为测试数据, 其数据集内包含的各类型信息如表 1 所示。

表1 IBM数据集详细信息划分

Tab.1 Detailed information breakdown of IBM dataset

项目	数据参数		
按年龄划分	0~20岁	21~40岁	41~60岁
占比	2/5	2/5	1/5
按工作划分	农民	个体工商户	普通工作
占比	1/5	1/5	3/5
按房区划分	城区	郊区	城乡结合
占比	2/5	2/5	1/5
按户籍划分	本地户籍	非本地居住	外来人员
占比	3/5	1/5	1/5
按学历划分	硕士	本科	专科
占比	1/5	2/5	2/5

4.1 分类方差对比结果分析

通过对比基于3种方法下的数据分类正确率及浓缩率结果,并具体分析分类效果的优异,详细结果如表2所示。

表2 分类参数对比结果

Tab.2 Comparative results of classification parameters

数量集	α 数值/%			β 数值/%		
	文献[4]	文献[5]	本文方法	文献[4]	文献[5]	本文方法
100	98.61	99.1	99.86	91.52	93.30	97.62
200	96.34	98.12	99.50	87.16	91.15	97.25
300	94.88	97.26	98.80	85.69	88.27	96.98
400	93.31	89.41	97.50	82.52	85.34	95.27
500	91.23	84.94	96.30	79.40	81.60	94.09

分类的正确率 α 的计算公式为

$$\alpha = \frac{n_r}{n_{te}} \times 100\% \tag{17}$$

式中, n_r 表示完成正确分类的数据总数目; n_{te} 表示进行测试的数据数目。

分类的浓缩率 β 表示在进行相应的分类后,数据包内呈现的有用信息密度百分比,计算公式为

$$\beta = \left(1 - \frac{n_a}{n_{tr}}\right) \times 100\% \tag{18}$$

式中, n_a 表示数据网络中的实际抗体总数目; n_{tr} 表示进行训练的数据数目。

从表2中可以看出,基于本文方法的分类效果是较为优异的,在样本数量为100时,正确率 α 数值可达到99.86%,浓缩率 β 数值可达到97.62%,随着检测样本数量的不断增加,3种方法下的分类准确率和浓缩率都出现了不同程度的降低,但是可以明显看出,本文算法的分类准确率和浓缩率只出现了小幅度的下降,数值间的变化差异并不大,而基于文献[4]和文献[5]方法下的 α 和 β 数值出现大幅度的降低,数值间浮动趋势较为明显,这足以说明,本文的数据分类效果要优于另外两种方法。这主要是因为,本文在实行具体的分类决策前,进行了原始数据

的预处理步骤,保证了后续模糊度量计算的精准性,减少噪声数据出现的频率,提高分类效率、降低耗用时间。

4.2 错分率对比分析

通过对比基于3种方法下的数据分类错分率结果,得出具体分类优异程度,详细的实验数据结果如图2所示。

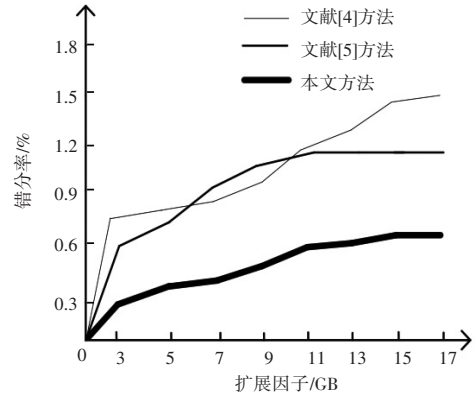


图2 错分率与拓展因子曲线

Fig.2 Curve of misclassification rate and versus expansion factor

由图2可知,拓展因子是一种基于链路数据通信的数量表达阈值,此数值越高表示网络中存在的数量越多,基于此可知,此因子量基数越大则分类效率越低、错分率也就越高。但基于本文算法下的分类错分率整体保持在0.6%以下,随着数据扩展因子的不断变化,其错分率曲线并没有出现大幅度的上升,整体走势平稳,在检测因子的11~17 GB以内,其错分曲线一般在0.3%~0.6%的范围内进行浮动,总体差值变化不大、误差性较小,分类性能稳定。测试汉语文本数据分类的误差评估,得到对比结果见表3。

表3 汉语文本数据分类的误差评估

Tab.3 Error evaluation of chinese text data classification

迭代次数	误差		
	本文方法	文献[4]方法	文献[5]方法
100	0.073	0.134	0.177
200	0.041	0.098	0.165
300	0.036	0.063	0.094
400	0.021	0.054	0.063

分析表3得知,本文方法与其他两种方式相比,数据分类的安全性和迭代次数较少,具有较高的实时安全性。

而基于文献[4]和文献[5]方法下的错分曲线都出现大幅度的上升趋势,且数值间的变化差异较大、整体走势较不稳定,说明随着数据拓展因子的不断增加,分类算法遭受到了异常数据的影响,导致分类效率及精准度都出现降低,这主要是因为,太过于依赖和注重分类过程的精准度及误差率,从而忽略了因数据本身而存在的噪声问题,没有进行有效去除,导致其随着数据的增长逐渐增多,最后影响数据分类的效果,降低整体效率的准确性。

5 结论

本文通过提出基于改进模糊均值聚类的汉语文本数

据分类方法,并进行具体的研究分析。经过分类规则的生成、更新隶属度函数的过程,对计算得出的目标函数阈值,实现所有数据的模糊度量判定,完成有效数据分类。在保证分类精准度的同时还能提高分类效率。仿真实验证明,本文方法的分类效果较为优异,分类准确率较高、数据浓缩率较强,并且即使基于拓展因子的状态下分类精准度也未发生较大变化,可以实现有效的汉语文本数据分类。

参考文献

- [1] 苟和平, 景永霞, 韩强. 结合注意力机制的 BiLSTM 文本分类研究[J]. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 2025, 35(4):82-87.
- [2] 赵旻, 刘凯, 鄢达铸, 等. 结合文本分类的业务自动化系统设计与应用[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(7):186-188.
- [3] 邓治文, 张龙健, 李锦辉, 等. 基于双通道和注意力机制的多特征融合的文本情感分类模型[J]. 软件工程, 2025, 28(12):1-5.
- [4] 张鸿彦. 基于特征聚类与降维的新闻文本智能分类算法[J]. 信息技术与信息化, 2024(4):106-109.
- [5] 文博, 高盛祥, 张勇丙. 基于注意力自适应迁移的零样本跨语言文本分类方法[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2025, 50(4):95-106.
- [6] 金晨曦, 韩坤. 基于多特征融合和数据增强的警情文本智能分类方法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(12):88-93.
- [7] 徐胜超, 吕峻. 基于大语言模型的潜在语义文本分类技术[J]. 网络新媒体技术, 2025, 14(6):67-74.
- [8] 张鹏飞, 程俊, 张治坤, 等. 满足本地差分隐私的混合噪音感知的模糊 C 均值聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(3):739-757.
- [9] 赵凤萍, 韩党琴. 高敏感数据模糊 C 均值聚类方法优化仿真[J]. 计算机仿真, 2025, 42(6):363-367.
- [10] 张冬冬, 王静. 基于空间模糊 C 均值算法的 MRI 图像分割[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):15-18, 59.
- [11] 刘辉舟, 倪妍妍, 齐红涛, 等. 基于特征识别与 FCM 的电力服务数据处理方法[J]. 电子设计工程, 2025, 33(2):72-76.
- [12] 田成诗, 袁宏俊, 相瑞兵. 基于联系数投影的三角模糊数组合预测模型及其应用[J]. 运筹与管理, 2024, 33(1):115-122.
- [13] 宋燕, 李元昊, 李明. 融合稀疏自表示和残差驱动的自适应模糊 C 均值聚类[J]. 控制与决策, 2024, 39(4):1333-1341.
- [14] 张妮, 杨阿庆, 韩立锋. 多源异构数据模糊 C 均值聚类挖掘方法仿真[J]. 计算机仿真, 2025, 42(4):347-351.
- [15] 吕侃, 陶奕, 顾捷飞, 等. 基于随机森林的中医电子病历数据分类系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(8):133-135.

(上接第 101 页)

表 2 电网运行成本对比结果

Tab. 2 Comparison results of grid operation costs

置信度/%	运行成本/万元		
	多目标协同优化算法	改进蚁群算法	柔性负荷与节点可靠性方法
10	66.12	56.23	45.23
20	69.78	54.78	35.69
30	70.21	69.47	36.12
40	58.46	55.07	41.02
50	59.07	57.42	39.52
60	63.72	63.50	33.41

分析上表中的数据可知,在系统不同置信度条件下,柔性负荷与节点可靠性方法应用下的电网运行成本远小于多目标协同优化算法和改进蚁群算法,说明柔性负荷与节点可靠性方法可以有效降低电网的运行成本,使得电网的运行经济性更高,电网参数规划性能更好。

3 结论

为解决传统方法在电网多参数规划中存在的不足,本文通过预测电网净负荷、建立参数规划模型,从而确定最佳规划参数,并通过实例应用证明了柔性负荷与节点可靠性方法的有效性。然而,该方法仍存在一些不足,如可再生能源的波动性,需要进一步改进和优化。因此,未来的研究可以集中在提高算法的效率和准确性以及增强对不确定性的鲁棒性等方面,以助于促进多参数规划方法在电网中的实际应用和发展。

参考文献

- [1] 张艳, 左雅, 韩立芝, 等. 计及多策略改进多目标遗传算法的电网

- 智能规划[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1):41-45.
- [2] 孙树文, 高振涛, 乔云飞, 等. 高速电主轴热特性建模与冷却系统参数优化方法研究[J]. 制造技术与机床, 2023(10):90-97.
- [3] 于静梅, 赵广, 常云, 等. 相变储能箱耦合太阳能空气源热泵供热系统参数优化[J]. 热能动力工程, 2023, 38(8):141-150.
- [4] Zhang B, Qiu R, Liao Q, et al. Design and operation optimization of city-level off-grid hydro-photovoltaic complementary system [J]. Applied Energy, 2022(306):118000.
- [5] Perumal K M, Saibabu C, Satya G. Performance optimization of a Rooftop Hybridized Solar PV-AC Grid assisted power system for peak load management[J]. International Journal of Engineering Research and Applications, 2022, 30(12):120-126.
- [6] 文孝霞, 高爽, 杜子学, 等. 基于多目标协同优化算法的单轴式单轨车辆系统参数优化研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023, 42(6):146-154.
- [7] 李胜男, 高源, 何廷一, 等. 新能源临界短路比对电网运行参数灵敏度分析方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(5):96-102.
- [8] 冉秀敏, 韩玺江, 窦桑, 等. 基于变分模态分解联合注意力机制的电力负荷预测[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(11):57-60.
- [9] 徐鹏, 李铁柱, 职保平. 模拟 IC 设计中性能参数的几何规划法建模[J]. 核电子学与探测技术, 2023, 43(3):444-451.
- [10] 李煌, 葛红娟, 马莹等. 基于超平面 NSGA-II 的双输入双降压逆变器系统参数优化设计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(3):606-615.
- [11] 刘本学, 宋宇洋, 李霞, 等. 剪刀式高压隔离开关传动系统参数化设计[J]. 机械设计与制造, 2023(7):242-246.
- [12] 李雄, 陆家榆, 曹方圆, 等. 应对特高压直接地极电流影响的油气管道大功率阴保系统参数优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(6):2472-2483.
- [13] 王文新, 张珊, 秦超凡, 等. 基于风光气能源协同互补系统参数耦合研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(12):544-551.
- [14] 王勇, 王春生, 宋卓然, 等. 计及碳交易与柔性负荷的多能园区优化调度策略[J]. 电测与仪表, 2025, 62(10):54-64.
- [15] 李院霞, 梁栋, 杨晓茹, 等. 面向新能源接入的电网设备资源优化调度策略[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(9):49-53, 78.