光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2024011003

基于 K-Means^{++}和 Elman 神经网络的低压台区线损计算方法

张林山[1,2]，廖耀华[1,2*]，王　恩[1,2]，李　波[1,2]，朱梦梦[1,2]，王　毅[3]

（1. 云南电网有限责任公司 电力科学研究院，昆明 650217；2. 云南省绿色能源与数字电力量测及控保重点实验室，昆明 650217；3. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院，重庆 400065）

摘　要： 为了解决低压台区线损计算在理论上因线路复杂、用户众多以及数据获取困难等带来计算难度与精度不足的问题，提出了一种结合改进 K-Means^{++}算法与 Elman 神经网络的创新计算方法。深入分析了低压台区线损的决定因素，并依据相关性分析构建了线损的关键特征指标集。采纳主成分分析方法实施数据降维，简化数据结构。通过改进的 K-Means^{++}算法对数据集进行有效聚类，优化模型训练过程。同时，整合粒子群优化算法进一步提升 Elman 神经网络的性能。通过对实际数据进行仿真验证，结果证实所提出的方法在训练效率和计算精度方面表现优异。

关键词： 线损；相关系数；改进 K-Means^{++}算法；Elman 神经网络

中图分类号： TM744　**文章编号：** 1001－5868(2024)03－0477－08

Line Loss Calculation Method for Low-voltage Substations Based on K-Means^{++} and Elman Neural Networks

ZHANG Linshan[1,2], LIAO Yaohua[1,2], WANG En[1,2], LI Bo[1,2], ZHU Mengmeng[1,2], WANG Yi[3]

(1. Electric Power Science Research Institute of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, CHN; 2. Key Laboratory of Green Energy and Digital Power Measurement and Control in Yunnan Provinces, Kunming 650217, CHN; 3. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, CHN)

Abstract: To address theoretical challenges and accuracy limitations in estimating line losses for low-voltage substations, arising from complex transmission lines, multiple users, and data acquisition difficulties, we devised an innovative calculation approach in this study. Our method merges an enhanced K-means^{++} algorithm with an Elman neural network. We initially conducted an in-depth analysis of factors influencing line losses in low-voltage substations and identified key indicators through correlation analysis. Employing principal component analysis (PCA), we reduced data dimensionality and complexity. Utilizing an enhanced K-means^{++} algorithm, we efficiently clustered the dataset and optimized model training. Integration of particle swarm optimization algorithms further boosted the Elman neural networks' performance. Simulation verification using actual data affirmed the method's superior performance in training efficiency and computational accuracy.

Key words: line loss; correlation coefficient; improved K-Means^{++} algorithm; Elman neural network

收稿日期：2024－01－10.

基金项目：中国南方电网有限责任公司科技项目(YNKJXM20220166).

* **通信作者：**廖耀华

0 引言

电能传输过程中的能量损耗简称线损，是评估电力系统运行及电力公司管理水平的关键指示[1]。精确简明的理论线损计算和分析是制定降损措施和线损考核的关键理论依据，研究低压台区理论线损情况对于提高配电网综合管理水平和电力公司经济效益具有重要意义。

理论线损计算方法可分为两类：一是传统的基于等值模型的方法，如均方根电流法、最大电流法、回路电流法等[2-4]，但需要详细的线路原始参数，获取数据难度大；另一类是回归方法，但计算精度较低。随着国家智能电网的不断建设，电力系统自动化水平逐步提高，电力公司采集到的数据越来越多，以及人工神经网络理论和应用迅猛发展，使回归方法得到的理论线损精度得到巨大提升。目前，已经有一些学者投入到基于深度学习和数据驱动的理论线损计算研究当中。文献[5]对反向传播(Back Propagatio，BP)神经网络中的梯度下降法进行优化，不仅提高了算法收敛的速度，而且精确度也得到改善。文献[6-11]均先通过聚类算法对数据进行分类，再基于 BP 神经网络算法实现了理论线损的预测，但同时也引入了 BP 神经网络易陷入局部最优和聚类效果依赖初始聚类中心的问题。针对聚类算法所带来的问题，文献[12-14]利用布谷鸟搜索算法实现了对初始聚类中心的自动选取，使聚类算法的效果得到了提升。针对 BP 神经网络易陷入局部最优的问题，文献[15]基于 K-Means 算法将台区样本进行分类，并使用列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt，LM)算法对 BP 神经网络进行优化，提高了算法的收敛速度和精确度。文献[16]将小生境遗传算法和 BP 神经网络相结合，一定程度上解决了 BP 神经网络容易陷入局部最优的问题，增强了理论线损预测模型的泛化能力。文献[17-19]分别将 PSO 算法、遗传算法、自适应遗传算法与 BP 神经网络相结合，改善了 BP 神经网络局部最优的问题，提高了线损预测的精度，但都增加了算法的复杂度。文献[20-24]分别采用了径向基函数(Radial Basis Function，RBF)神经网络模型、Elman 神经网络模型、长短期记忆(Long Short-Term Memory，LSTM)神经网络模型、门控循环单元(Gated Recurrent Unit，GRU)神经网络模型、Wavelet 神经网络模型对线损进行预测，并取得了一定成果。

本文针对目前台区线损预测模型在选择关键特征指标困难和计算精度较低的问题，提出一种利用 K-Means^{++} 聚类算法和粒子群优化(PSO)算法优化 Elman 神经网络的低压台区线损预测模型。在分析低压台区线损影响因素的基础上，利用 Pearson 相关系数法对影响因素进行筛选，构建线损关键特征指标集合，并进行权重赋值。接着，采用改进的 K-Means^{++} 聚类算法对高维数据进行聚类，得到多个数据集，然后针对各聚类数据集采用 PSO 算法优化 Elman 神经网络模型进行低压台区线损预测。最后，通过验证某地区低压台区线损数据样本集，来评估该方法的准确性和有效性。

1 低压台区线损的关键特征指标选取

1.1 特征指标选取

结合传统低压台区线损理论计算公式、分布式电源模型与用电信息采集系统数据，本文采集下列 5 类共 15 个影响因子作为影响低压台区线损的基础特征指标集。

1)容量类指标：用户总数。

2)电量类指标：总表正向有功电量、光伏用户总发电量。

3)网络类指标：线路长度、供电半径、架空线长度、变压器容量、分支节点数、售电表个数。

4)运行类指标：首端电压、末端电压、总表功率因数、三相不平衡度。

5)电器指标：平均负载率、功率因数。

本文运用 Pearson 相关系数法，对 15 个基础特征指标与线损之间的相关程度进行研究。该方法可以定量衡量不同变量之间的相关性，其相关系数定义为协方差和标准差之商。因此，台区线损率与基础特征指标的相关系数的计算公式为：

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{1}$$

式中：x_i 为低压台区线损的某一基础特征指标值，y_i 为同一低压台区的线损率，$\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为低压台区线损的某一基础特征指标均值和低压台区的线损率均值，n 为低压台区数量。

相关系数 r 越大，变量的相关性越强，反之亦然。根据 Pearson 相关系数法，对某地区的低压台

区线损率与基础特征指标的相关系数进行计算，结果如表 1 所示。

表 1　基础特征指标的 Pearson 相关系数计算结果

基础特征指标	相关系数
用户总数	0.08
总表正向有功电量	0.35
光伏用户总发电量	0.31
分支节点数	0.12
架空线长度	0.49
线路长度	0.66
供电半径	0.53
首端电压	0.02
末端电压	0.02
总表功率因数	0.41
三相不平衡度	0.45
变压器容量	0.58
售电表个数	0.74
平均负载率	0.59
功率因数	0.57

依据相关性判断的标准，相关系数的阈值被设定在 0.3。如果某两变量间的 Pearson 相关系数小于 0.3，则认为这两个变量之间不存在相关性；相反，如果相关系数大于 0.3，则认为它们之间存在相关性。根据这一准则，对表 1 中的数据进行分析后发现，用户总数、首端电压、末端电压、分支节点数这四个变量的 Pearson 相关系数均低于 0.3 的阈值。因此，在构建关键特征指标集时，应当将用户总数、首端电压、末端电压、分支节点数这四个基础特征指标排除在外，以确保指标集的相关性和有效性。

图 1 展示了余下 12 个基础特征指标之间的 Pearson 相关系数矩阵热力图，图中的横纵坐标 1～12 分别表示总表正向有功电量、光伏用户总发电量、分支节点数、架空线长度、线路长度、供电半径、总表功率因数、三相不平衡度、变压器容量、售电表个数、平均负载率、功率因数等特征量。由图 1 可知，线路长度与供电半径具有强相关性，总表功率因数与功率因数具有强相关性。因此，线路长度和功率因数两个指标冗余。结合表 1，选取总表正向有功电量、光伏用户总发电量、分支节点数、架空线长度、供电半径、总表功率因数、三相不平衡度、变压器容量、售电表个数、平均负载率十个特征指标建立低压台区线损的关键特征指标集。

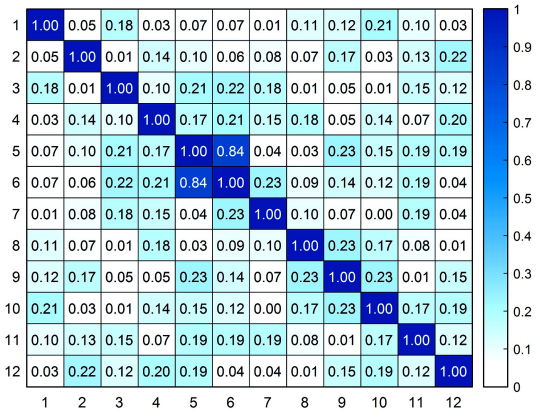


图 1　基础特征指标间的 Pearson 相关系数热力图

1.2　特征降维融合

在低压台区线损的计算中，由于涉及大量的电网运行数据，通过主成分分析(PCA)进行降维，可以有效地将线损计算中的高维数据转化为低维数据，同时保留计算线损最关键的特征信息，简化线损计算过程，同时提高其准确性和效率。PCA 是一种可以应用在计算线损领域的特征降维提取算法，主要思想是将线损的高维原始数据向量映射到低维主元向量，且在保留线损原始数据的大部分方差信息，同时实现特征降维融合。线损 PCA 数据降维的方法的实现步骤如下：

(1)把线损数据看作一个矩阵 $\boldsymbol{X}$，表达式如下：

$$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_k,\cdots,\boldsymbol{x}_l],\boldsymbol{x}_k\in\mathbb{R}^m \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 代表线损的数据样本，$\boldsymbol{x}_k$ 表示矩阵的列向量，l 表示线损数据样本矩阵列向量的个数，$\bar{x}$ 代表线损数据样本矩阵的平均值。

(2)计算线损数据样本矩阵的平均值：

$$\bar{\boldsymbol{x}}=\frac{1}{l}\sum_{k=1}^{l}\boldsymbol{x}_k \tag{3}$$

(3)求取线损数据样本矩阵的协方差矩阵 $\boldsymbol{S}$，如下：

$$\boldsymbol{S}=\frac{1}{l}\sum_{k=1}^{l}(\boldsymbol{x}_k-\bar{\boldsymbol{x}})(\boldsymbol{x}_k-\bar{\boldsymbol{x}})^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

(4)求协方差矩阵的特征值和特征向 $\boldsymbol{\lambda I}-\boldsymbol{S}=0$，求 $\lambda_1>\lambda_2>\cdots>\lambda_l$ 及对应的特征向量 $\boldsymbol{a}_1,\boldsymbol{a}_2,\cdots,\boldsymbol{a}_l$，其中 l 表示特征向量的个数，协方差矩阵的特征向量表示为：

$$\boldsymbol{A}=[\boldsymbol{a}_1,\boldsymbol{a}_2,\cdots,\boldsymbol{a}_k] \tag{5}$$

(5)特征值 λ 求得方差贡献率，累计方差贡献率为方差贡献率累加之和。

$$F_i=\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda},T_i=\frac{\sum_{i=1}^{k}\lambda}{\sum_{i=1}^{n}\lambda}(k\leqslant n) \tag{6}$$

在实验中，采用 PCA 对由 10 维数据原始特征组成的 3 072×10 维数据矩阵进行降维处理。

在 PCA 过程中，每个主成分(主元)的方差贡献率是衡量其在数据集中重要性的关键指标。方差贡献率是指各主元的协方差与所有主元协方差之和的比值。在本文的实验数据分析中，计算结果显示前 6 个主元的累计方差贡献率达到了 92.6%。这意味着这 6 个主元共同保留了原始数据矩阵 92.6%的信息，而剩下的 4 个主元对累积贡献率的影响相对较小。

图 2 所示为前 6 个主元的每个单独贡献率及其累积贡献率通过图表展示。这 6 个主元的累积贡献率折线斜率明显高于剩余主元的累积贡献率折线斜率。这说明前 6 个主元的贡献度更高，区分效果更明显，能够更有效地保留原始数据矩阵的特征信息，从而为后续的数据分析和处理提供了有价值的简化数据集。

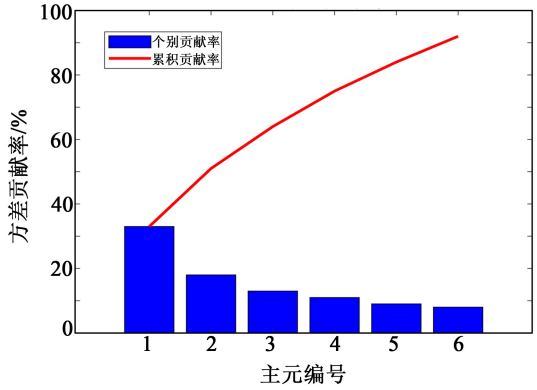


图 2 主元贡献率

2 低压台区线损计算流程

由于低压台区线损数据样本集的各类特征指标量纲不同，不利于数据分析及计算。本文采用线性归一化方法对数据进行归一化处理，其表达式为：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{7}$$

式中：x'为归一化后的数据，x 为原始数据，$x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别为原始数据中的最大值和最小值。

首先，基于低压台区线损的关键特征指标集建立过程中所得到的 Pearson 相关系数，对各个关键指标赋权。根据权重改进 K-Means^{++} 聚类算法中距离计算过程，再通过 PSO 优化的 Elman 神经网络模型进行训练。最终得到低压台区的线损计算结果具体计算流程如图 3 所示。



图 3 低压台区线损计算流程图

2.1 改进 K-Means^{++} 聚类算法

原始的 K-Means 聚类算法在初始化阶段随机选择数据集中的 k 个点作为聚类中心，该方法的主要缺点是聚类的效果极大地依赖于这些初始中心的选取。然而，随机选择的初始中心可能导致聚类结果的稳定性和效率降低。

为了克服这一缺陷，提出了 K-Means^{++} 算法。K-Means^{++} 的核心在于其改进的初始化过程。与随机选择不同，K-Means^{++} 通过一系列计算来确定初始的聚类中心。它首先随机选择一个数据点作为第一个聚类中心，然后根据每个数据点到最近聚类中心的距离的概率分布来选择下一个聚类中心。这个过程重复进行，直到选出所有的 k 个聚类中心。这种方法能够显著增加初始聚类中心的分散性，从而提高整个聚类过程的质量和稳定性。

K-Means^{++} 聚类算法在计算距离时一般使用欧几里得距离，并且每个维度的计算权重相同。但本文中由于低压台区线损不同特征指标的相关性不同，且相关性的强弱一定程度上代表了特征指标对低压台区线损的重要程度。因此，在聚类计算距离的过程中，采用加权后的欧几里得距离，以提升算法的聚类效果。其加权系数计算公式为：

$$w_i = r_i / \sum_{i=1}^{5} r_i \tag{8}$$

式中：w_i 为第 i 个特征指标的加权系数；r_i 为第 i

个特征指标的 Pearson 相关系数。

加权欧几里得距离的计算公式如下：

$$\mathrm{dis}(\boldsymbol{D}_i,\boldsymbol{D}_j)=\sqrt{\sum_{k=1}^{5}w_k(d_{ik}-d_{jk})^2} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{D}_i$，$\boldsymbol{D}_j$ 分别为第 i 个和第 j 个数据样本向量；d_{ik} 和 d_{jk} 分别为 $\boldsymbol{D}_i$ 和 $\boldsymbol{D}_j$ 的第 k 个线损特征指标。

2.2　PSO 算法优化的 Elman 神经网络模型

Elman 神经网络，同 BP 神经网络一样，具有拟合连续非线性函数的能力。不过，与 BP 神经网络相比，Elman 神经网络引入了反馈连接机制，使得其输出不仅仅是输入到输出层，还会反馈至隐含层的其他神经元并影响隐含层的输入。这种结构使得 Elman 神经网络在处理时序数据时具有一定优势。

然而，Elman 网络中涉及的权重和阈值参数众多，手动设定这些参数难以确保网络性能，可能会导致不理想的计算结果。为了解决这个问题，研究中引入了 PSO 算法。通过 PSO 算法可以自动寻找 Elman 网络中权重和阈值的最优组合，从而提高模型的计算精度和性能。这种结合 PSO 优化的 Elman 神经网络模型的算法流程通常在相关文献或研究中以流程图的形式呈现，如图 4 所示。

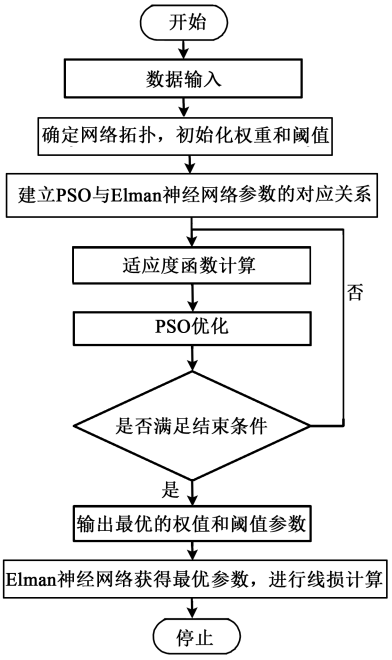


图 4　PSO-Elman 神经网络模型算法流程图

3　仿真分析

3.1　不同台区线损的分析

为了评估本文所提方法的有效性，对某地区城市台区和农村台区 5 000 条低压台区线损数据进行分析和计算，并与现有的常规方法进行对比分析。在神经网络模型的训练过程中，实施数据集的分割策略，按照 8∶2 的比例划分，其中 80%的数据被用作训练集，而余下的 20%则作为测试集。模型参数的配置如下：种群规模设定为 $N=30$，加速因子 c_1 和 c_2 均采用标准设置，而最大迭代次数定为 100 次。通过该模型，旨在提高计算的准确性和效率，同时确保方法的可靠性和适用性。

图 5 所示为适应度随着迭代次数变化的曲线，从图中可以看出在迭代次数为 22，32 时，Elman 神经网络陷入了局部最优。本研究创新性地引入 PSO 算法，有效克服了 Elman 神经网络易陷入局部最优解的问题，从而显著提升了模型的性能。这一策略不仅增强了网络的泛化能力，还提升了线损计算的精度和可靠性。

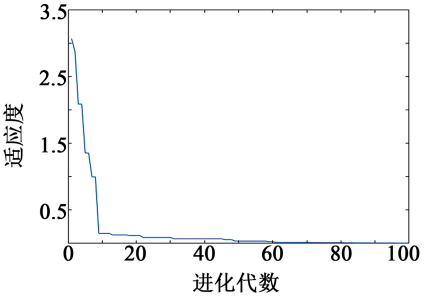


图 5　适应度函数曲线

图 6 和图 7 展现了农村台区部分理论线损计算结果与实际观测值之间的对比结果，以及计算值与实际值之间的绝对误差情况。分析结果表明，本研究提出的计算方法所得到的理论线损值与实际观测值之间的偏差较小，其绝对误差的最大值未超过 0.05。此外，如图 8、9 所示，在对城市台区的分析中观察到其绝对误差的最大值亦未超过 0.07。这些结果从统计和分析的角度有效证实了本研究方法在进行理论线损计算时的高效性和准确性。

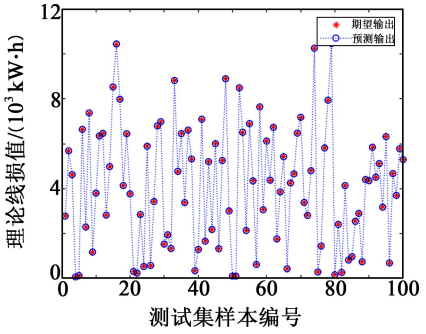


图 6　农村理论线损计算结果对比

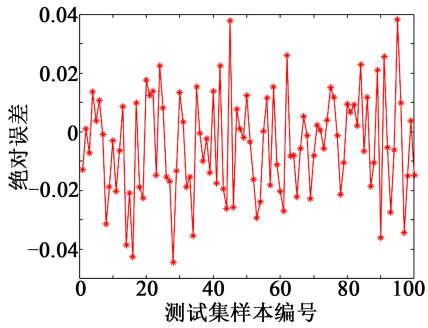


图 7 农村理论线损计算结果的绝对误差

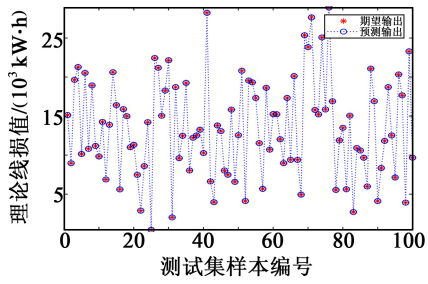


图 8 城市理论线损计算结果对比

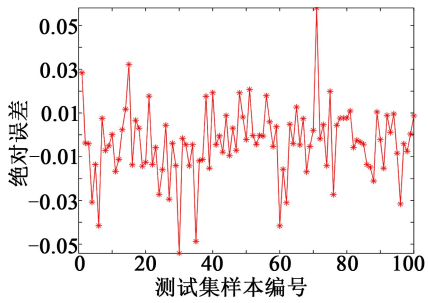


图 9 城市理论线损计算结果的绝对误差

在城市和农村台区的线损误差分析中，城市台区的线损误差较大，而农村台区的较小，但两者均可接受。这一结果可能受多种因素影响。城市台区通常面临更复杂的负载波动，特别是由于商业、工业和居民用电需求的混合，导致电网负荷变化大，从而增大线损误差的可能性；而农村台区，虽然线路可能较长，但由于负载较稳定且总体用电量较低，其线损误差相对较小。这一分析结果展现了本研究方法在不同类型台区线损计算中的有效性和适用性。

3.2 算法对比

为了深入展现本文提出的 PSO-Elman 神经网络模型的性能，我们将其与传统的快速二分类算法，包括 SVM，KNN 以及 BP 进行了详细对比。在对比过程中，为了消除单次执行可能引入的误差，每种算法都重复执行了 50 次。对于 SVM 算法，通过随机搜索策略优化超参数以确保其性能最佳。KNN 算法中的 K 值选取能够获得最高故障电弧识别率的参数。在 BP 算法中，则选择了 40 个神经元作为最佳数量进行训练和检测。如图 10 所示，本文提出的算法在识别准确率上持续保持在 98%以上，并且稳定性超过其他算法。详细的性能数据列在表 2。

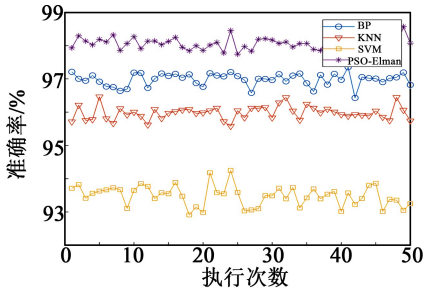


图 10 不同算法对比

表 2 不同算法对比

算法	训练时间/s	平均单个样本检测时间/ms	正确率/%
SVM	50.33	0.195	93.48
KNN	0.04	0.005	95.98
BP	0.18	0.013	98.06
PSO-Elman	0.23	0.018	98.98

4 结论

本研究针对低压台区线损计算中存在的挑战，如计算复杂性和精度限制，深入探讨了线损计算的关键特征指标。创新性地提出了一种融合改进的 K-Means^{++} 算法和 Elman 神经网络的方法，有效提升了线损计算的精度和效率。首先使用 PCA 对数据降维，然后利用改进后的 K-Means^{++} 聚类算法对数据集进行分类，以在后续训练时得到更好的效果，同时引入 PSO 算法得到 Elman 神经网络的最优权重和阈值进一步提升理论线损计算的精度。通过实例仿真与常见理论线损计算方法进行比较，发现本研究所提出的方法在计算精度方面明显优于现有理论线损计算方法。实验结果显示，本方法的计算值与实际值更为接近，从而证明了其在理论线损估算中的显著优势。

参考文献：

[1] 张 裕，徐依明，张 彦，等. 一种新 K-means 聚类算法的多元线性回归台区线损率预测模型[J]. 电力科学与技术学报，2021，36(5)：179-186.
Zhang Yu，Xu Yiming，Zhang Yan，et al. Prediction model of line loss rate in the station area based on the multivariate linear regression integrated with a new K-means clustering algorithm [J]. J. of Electric Power Science and Technol.，2021，36(5)：179-186.

[2] 史子轶，夏向阳，刘佳斌，等. 基于 AKNN 异常检验与 ADPC

聚类的低压台区拓扑识别方法[J/OL]. 中国电力，1-8[2024-01-16] http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20231226.1529.027.html.

Shi Ziyi, Xia Xiangyang, Liu Jiabin, et al. Low-voltage substation topology recognition method based on AKNN anomaly detection and ADPC clustering [J/OL]. Electric Power, 1-8[2024-01-16] http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20231226.1529.027.html.

[3] 徐　倩，姚　荃，魏艳杰，等. 基于并联补偿器的辐射状配电系统线损最小化方法[J]. 制造业自动化，2023，45(12)：199-204.

Xu Qian, Yao Quan, Wei Yanjie, et al. Line loss minimization of radial distribution system based on shunt compensator[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(12): 199-204.

[4] 李　健，庄远灿，党三磊，等. 基于特征量测量的配电网实时三相线损计算[J]. 广东电力，2017，30(2)：81-86.

Li Jian, Zhuang Yuancan, Dang Sanlei, et al. Real-time calculation on three-phase line loss of power distribution network based on characteristic measurement[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(2): 81-86.

[5] 张　勤，马　玮，付　锦，等. 中压配电网规划态线损计算方法[J]. 电气技术，2018，19(2)：42-45.

Zhang Qin, Ma Wei, Fu Jin, et al. Line loss calculation for middle voltage distribution network planning [J]. Electrical Engineering, 2018, 19(2): 42-45.

[6] 李卉祥. 基于孤立森林算法的 10 kV 配电网线损异常智能识别技术[J]. 装备维修技术，2023，(6)：53-56.

Li Huixiang. Intelligent identification technology of abnormal line loss in 10 kV distribution network based on isolated forest algorithm[J]. Equipment Technology, 2023, (6): 53-56.

[7] 苏文涛. 分布式光伏发电对电能采集及线损的影响分析[J]. 集成电路应用，2023，40(12)：324-325.

Su Wentao. Analysis of the impact of distributed photovoltaic power generation on energy collection and line loss [J]. Application of IC, 2023, 40(12): 324-325.

[8] 刘江坤，聂东明，夏　辉，等. 基于径向基函数的电网不平衡线损预测方法[J]. 电子设计工程，2023，31(23)：157-160，166.

Liu Jiangkun, Nie Dongming, Xia Hui, et al. Unbalanced line loss prediction method of power grid based on radial basis function[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(23): 157-160, 166.

[9] 周述俊，黄　静，王恩伟. 基于 SVD 算法模型实现同期线损监测方法[J]. 自动化应用，2023，64(20)：41-43.

Zhou Shujun, Huang Jing, Wang Enwei, et al. Implementation of synchronous line loss monitoring method based on SVD algorithm model[J]. Automation Application, 2023, 64(20): 41-43.

[10] 陈洪涛，蔡　慧，李　熊，等. 基于 k-means 聚类算法的低压台区线损异常辨别方法[J]. 南方电网技术，2019，13(2)：2-6.

Chen Hongtao, Cai Hui, Li Xiong, et al. Abnormal line loss identification method for low-voltage substation area based on k-means clustering algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(2): 2-6.

[11] 方　舟，裘炜浩，季　超，等. 基于对抗生成网络与 BP 神经网络的低压台区线损率预测[J]. 浙江电力，2019，38(10)：46-51.

Fang Zhou, Qiu Weihao, Ji Chao, et al. Prediction of line loss rate of low-voltage transformer area based on generative adversarial networks and BP neural network [J]. Zhejiang Electric Power, 2019, 38(10): 46-51.

[12] 王　波，余相君. 自适应布谷鸟搜索的并行 K-means 聚类算法[J]. 计算机应用研究，2018，35(3)：675-679.

Wang Bo, Yu Xiangjun. Parallel K-means clustering algorithm based on adaptive cuckoo search[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(3): 675-679.

[13] 仇继扬，李　涵，王泽忠，等. 含分布式光伏的低压台区三相线损理论计算方法研究及其应用[J]. 供用电，2023，40(11)：69-75.

Qiu Jiyang, Li Han, Wang Zezhong, et al. Research and application on three-phase line loss improvement algorithm for low-voltage distribution network with distributed photovoltaic and its application[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(11): 69-75.

[14] 王日宏，崔兴梅，李永珺，等. 自适应调整的布谷鸟搜索 K-均值聚类算法[J]. 计算机应用研究，2018，35(12)：3593-3597.

Wang Rihong, Cui Xingmei, Li Yongjun, et al. Self-adaptive adjustment of cuckoo search K-means clustering algorithm[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(12): 3593-3597.

[15] 张稼睿. 线损计算分析在降低线损中的作用[J]. 中国高新科技，2023(20)：24-25，45.

Zhang Jiarui. Role of line loss calculation and analysis in reducing line loss[J]. China High and New Technology, 2023(20): 24-25, 45.

[16] 霍成军，王玮茹，余　昆，等. 基于小生境遗传算法优化串级神经网络的台区理论线损预测[J]. 科学技术与工程，2021，21(23)：9897-9906.

Huo Chengjun, Wang Weiru, Yu Kun, et al. Theoretical line loss forecast based on cascade neural network optimized by niche genetic algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(23): 9897-9906.

[17] Bai Jianghong, Liu Liping, Wang Qi. A method of evaluating 10 kV distribution network line losses based on intelligent algorithm [C]// 2018 Inter. Conf. on Power System Technology (POWERCON), 2018: 3324-3329.

[18] 刘亚丽，李英娜，李　川，等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的线损计算研究[J]. 计算机应用与软件，2019，36(3)：72-75.

Liu Yali, Li Yingna, Li Chuan, et al. Line loss calculation of optimized BP neural network based on genetic algorithm[J].

Computer Applications and Software, 2019, 36(3): 72-75.

[19] Liu Liping, Bai Jianghong, Zhang Yitao. An evaluation method of 10 kV distribution network line loss based on improved BP neural network[C]// 2018 China International Conf. on Electricity Distribution (CICED), 2018: 2401-2406.

[20] 杨建华，肖达强，张 伟，等. 基于改进PSO优化的RBF神经网络的特高压线损预测[J]. 广东电力，2020，33(9)：85-91.

Yang Jianhua, Xiao Daqiang, Zhang Wei, et al. Prediction of UHV line loss based on RBFNN optimized by improved PSO [J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(9): 85-91.

[21] 郭建彬，武利革，齐建军，等. 基于WOA优化Elman神经网络的线损计算研究[J]. 河北电力技术，2022，41(3)：42-47.

Guo Jianbin, Wu Lige, Qi Jianjun, et al. Research on optimizing line loss calculation of Elman neural network based on whale algorithm[J]. Hebei Electric Power, 2022, 41(3): 42-47.

[22] 王 鹏，白玉岭，王林梅，等. 基于聚类划分与双向LSTM网络的台区线损率计算[J]. 电子器件，2022，45(4)：964-969.

Wang Peng, Bai Yuling, Wang Linmei, et al. Calculation of line loss rate in transformer district based on cluster division and bidirectional LSTM network [J]. Chinese J. of Electron Devices, 2022, 45(4): 964-969.

[23] 生西奎，付 强，于 洋，等. 基于深度学习GRU网络的配电网理论线损计算方法[J]. 电测与仪表，2021，58(3)：54-59.

Sheng Xikui, Fu Qiang, Yu Yang, et al. Distribution network line loss calculation method based on deep learning GRU network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(3): 54-59.

[24] 伍栋文，于艾清，俞林刚，等. 基于ICS-*K*-means聚类算法和WNN的有源低压台区线损估算方法[J]. 智慧电力，2022，50(4)：8-14.

Wu Dongwen, Yu Aiqing, Yu Lingang, et al. Line loss estimation method based on ICS-*K*-means clustering algorithm and WNN for transformer district with DGs[J]. Smart Power, 2022, 50(4): 8-14.

[25] 黄亚峰，刘思驿，庞松岭，等. 基于自适应权重PSO算法的分布式光伏并网极限容量计算[J]. 广东电力，2020，33(4)：34-40.

Huang Yafeng, Liu Siyi, Pang Songling, et al. Calculation of ultimate capacity of network on acceptance of distribution PV system based on adaptive weight PSO algorithm [J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(4): 34-40.

作者简介：

张林山(1980—)，男，云南省昆明市人，硕士，高级工程师，研究方向：电能计量、智能量测、科技成果转化及应用；

廖耀华(1992—)，男，湖南省衡阳市人，硕士，工程师，研究方向：高电压计量、智能量测、电力计量故障检测与处理等。