

# 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

张裕<sup>1</sup>, 徐依明<sup>2</sup>, 张彦<sup>1</sup>, 赵庆明<sup>1</sup>, 罗宁<sup>1</sup>, 杨兴武<sup>2</sup>

(1. 贵州电网有限责任公司电网规划研究中心, 贵州 贵阳 550002; 2. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200082)

**摘要:**线损率是反映线损管理的重要依据, 由于其理论计算的复杂性, 一直倍受电力工作者的广泛关注。基于国内外线损管理研究现状以及相关理论计算方法, 提出一种基于  $K$ -means 聚类算法的多元线性回归模型预测台区线损率方法。首先, 利用  $K$ -means 聚类算法对台区样本数据聚类分析, 根据聚类结果建立线性回归预测模型计算台区线损率。然后, 通过预测线损率与实际线损率比较分析, 对线损估计误差较大的台区重点关注。最后, 以贵州部分地区的台区样本数据为依据, 验证所提方法的准确性与快速性, 为贵州地区的线损管理提供理论依据。

**关键词:**线损率;  $K$ -means 聚类算法; 聚类分析; 预测计算

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.05.022 中图分类号:TM74 文章编号:1673-9140(2021)05-0179-08

## Prediction model of line loss rate in the station area based on the multivariate linear regression integrated with a new $K$ -means clustering algorithm

ZHANG Yu<sup>1</sup>, XU Yiming<sup>2</sup>, ZHANG Yan<sup>1</sup>, ZHAO Qingming<sup>1</sup>, LUO Ning<sup>1</sup>, YANG Xingwu<sup>2</sup>

(1. Research Center of Guizhou Power Grid Planning Limited Liability Company, Guiyang 550002, China;

2. Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200082, China)

**Abstract:** The line loss rate is an important basis to reflect line loss management. Due to the complexity of its theoretical calculation, it has been widely concerned by power workers. Based on the current research status of line loss management at home and abroad and related theoretical calculation methods, a multiple linear regression model based on the  $K$ -Means clustering algorithm is proposed to predict the line loss rate of the station area. Firstly, the proposed  $K$ -Means clustering algorithm is utilized to cluster and analyze the sample data of the station area. Linear regression prediction models are established to calculate the line loss rate of the station area according to the clustering results. Then, through the comparison and analysis of the predicted line loss rate and the actual line loss rate, much attention is paid on the stations with large errors in line loss estimation. Finally, Finally, based on the sample data of some regions in Guizhou, the accuracy and rapidity of the proposed method are verified, which provides a theoretical basis for line loss management in Guizhou.

**Key words:** line loss rate;  $K$ -means clustering algorithm; cluster analysis; prediction calculation

收稿日期:2019-10-31;修回日期:2020-06-17

基金项目:贵州电网有限责任公司科技项目(GZKJXM20172673);国家自然科学基金(51207086)

通信作者:张裕(1983-),男,硕士,高级工程师,主要从事电力系统新技术应用、电网规划设计研究;E-mail:1257791656@qq.com

线损率是综合评价电力系统的重要经济技术性指标,也是考核电力部门管理工作的重要内容<sup>[1-4]</sup>。为了加强供电企业的日常线损管理工作,中国对低压配电网全面实施分台区管理<sup>[5-6]</sup>。但是,由于低压台区用户数目巨大、负荷多样、电网基层的管理水平以及网架建设的参差不齐、台账管理不完善、线路分布复杂多样等问题,增加了台区线损管理工作的复杂性。

在以往出现的传统理论计算线损的方法中<sup>[6-10]</sup>,文献[7-8]采用电力网潮流计算方法,建立系统等值模型进行计算,并且计算量较大,不适用于现有的线损管理工作;文献[9]提出以台区低压侧负荷电量的计算方法,其以用户侧电能表统计损耗电量来计算理论线损,对网架结构、线路等依赖程度较高,计算任务繁重。近年来,为了准确快速进行线损率的理论计算,出现许多计算方法,如灰色预测法<sup>[11]</sup>、线性回归方程预测算法<sup>[12]</sup>、偏最小二乘预测算法<sup>[13]</sup>和神经网络预测算法<sup>[14-15]</sup>。这些方法相比传统线损计算方法,仅需要部分数据建模分析即可快速进行线损分析,有效降低了台区线损管理的工作。

通过对国内外台区线损管理的研究现状以及相关线损计算方法的分析研究,其中,线性回归方程预测算法具有模型简单、计算精确、模型解释能力强等优点,得以广泛应用。

该文基于聚类分析和线性回归的合理线损预测方法与算法流程,提出一种新  $K$ -means 聚类算法的多元线性回归台区线损率预测方法,简化了台区线损计算流程,增加了计算效率,其主要思想为,首先选出对线损影响较大的电气特征参数,作为聚类分析主要指标,利用  $K$ -means 聚类算法对台区数据进行分类,且在解决  $K$ -means 聚类算法初始聚类中心选取问题上提出一种新初始聚类中心的选取原则;然后,根据  $K$ -means 聚类算法对台区数据的聚类结果,建立多元线性回归模型预测计算台区线损率;最后,利用贵州地区 4 860 组台区数据进行验证,验证所提方法的有效性、合理性和实用性。

## 1 台区电气特征参数指标体系建立

### 1.1 台区线损率影响因子分析

低压线路等值电路如图 1 所示。

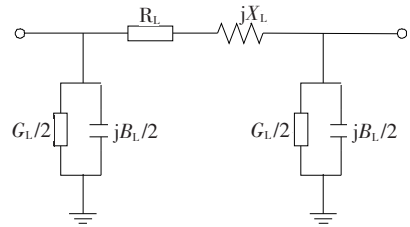


图 1 线路 II 型等值电路

Figure 1 Equivalent circuit of line type II

线路损耗  $\Delta P_L$  包括电导损耗  $P_G$  和负载损耗  $P_R$ ,由于  $P_G$  在中低压配电网一般较小所以基本忽略处理,所以线损理论为

$$\begin{aligned} \Delta E_L &= \int_T P_L(t) dt = \int_T 3I(t)^2 R dt = \\ & 3I_{\text{rms}}^2 \rho \frac{l}{A} \cdot T \cdot K \\ E_L &= \int_T P_L(t) dt = \int_T \sqrt{3} U(t) I(t) \lambda(t) dt = \\ & \left\{ \begin{aligned} & \sqrt{3} U_N \lambda_N I_{\text{av}} \cdot T \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

$$K_f = \frac{I_{\text{if}}}{I_{\text{av}}}$$

$$\frac{\Delta E_L}{E_L} = \frac{3I_{\text{rms}}^2 \rho \frac{l}{A} \cdot T}{\sqrt{3} U_N \lambda_N I_{\text{av}} \cdot T} = \frac{\sqrt{3} \rho K_f}{U_N \lambda_N} \cdot \frac{I_{\text{rms}}}{A} \cdot l \cdot K \quad (1)$$

式中  $\Delta E_L$  为月总功率损耗;  $E_L$  为月总功率;  $T$  为月总小时数;  $\Delta P_L(t)$  为台区瞬时功率损耗;  $P_L(t)$  为台区瞬时功率;  $\lambda(t)$  为台区瞬时功率因数;  $U(t)$  为台区电压瞬时值;  $I(t)$  为台区电流瞬时值;  $R$  为台区等值电阻;  $I_{\text{if}}$  为日均方根电流;  $I_{\text{av}}$  为日平均电流;  $I_{\text{rms}}$  为均方根电流;  $K_f$  为负荷形状系数;  $\rho$  为线路电阻率;  $l$  为线路供电半径或总长度;  $K$  为三相不平衡系数;  $U_N$  为运行电压;  $\lambda_N$  为功率因数;  $A$  为线路截面。

经过以上理论分析,得到台区线损率与其影响因子之间的关系,如表 1 所示。

表 1 低压台区线损率与影响因素关系

Table 1 Relation between line loss rate and influencing

factors in low voltage zone	
线损影响因素	对线损率影响
日供电量	正比
形状系数	正比
线路电阻(率)	正比
供电半径(总长度)	正比
均方根电流	正比
功率因数	反比
线路截面积	反比
运行电压	反比

1.2 台区电气特征指标体系的建立

在 1.1 节中理论分析与实际电气特征参数统计的基础上,选择与台区网架结构和用电量相关的电气特征参数,选取有功供电量  $X_1$ 、无功供电量  $X_2$ 、供电线路总长度  $X_3$ 、供电半径  $X_4$  和线路总电阻  $X_5$  等 5 个参数。

1)有功供电量  $X_1$  (MW)。表示当前台区总有功供电量,反映台区的负荷大小水平。

2)无功供电量  $X_2$  (Mvar)。表示当前台区总无功供电量。反映台区负荷功率因数的大小。

3)供电线路总长度  $X_3$  (m)。表示当前台区所有低压线路的长度总和。

4)供电半径  $X_4$  (m)。表示台区最远负荷点到配电变压器的距离,是判断网架结构重要参数。

5)供电线路电阻  $X_5$  ( $\Omega$ )。与电能损耗密切相关。

上述参数被选为台区分类的自变量。由于各参数取值范围和单位都不相同,为使参数不受量纲的影响,对原始数据处理后再采用。其标准化过程为

$$\begin{cases} W_{ij} = x_{ij} - \frac{\bar{x}_{ij}}{S_{ij}} \\ \bar{x}_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \\ S_{ij}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2 \end{cases} \quad (2)$$

式中  $m$  为选取的参数个数; $n$  为台区总数; $W_{ij}$  为  $x_{ij}$  标准化处理后的量; $\bar{x}_j$  为所有样本台区数据电气特征参数的平均值; $x_{ij}$  为第  $i$  个台区的第  $j$  个电气特征参数; $S_{ij}^2$  为  $x_{ij}$  的方差。

2 一种新 K-means 聚类算法分析

K-means 分析过程,先确定聚类数目  $K$ ,然后任选  $K$  组样本数据作为初始聚类中心,以欧氏距离作为度量相似类的标准,采用误差平方作为聚类准则函数,重复迭代使目标函数值最小。K-Means 聚类算法的主要流程如下<sup>[15]</sup>。

1)初始化。确定聚类数目  $K$  及聚类中心点。

2)聚类划分。计算每个样本与  $K$  组聚类中心的欧式距离,以欧氏距离的大小作为分配标准形成  $K$  个聚类,即

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (M_{ik} - M_{jk})^2} \quad (3)$$

3)更新聚类中心点。计算每一类样本平均值,作为新聚类中心点。

4)计算误差平方和函数,即

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{x \in c_j} |x - \bar{x}_j|^2 \quad (4)$$

5)直到聚类准则函数值  $E$  不发生任何变化或是摆动很小,表示算法趋于稳定,聚类结束,否则返回到步骤 2 进一步迭代。

以上聚类算法存在 3 个缺点,①聚类数目  $K$  需要在聚类开始之前确定;②每一次聚类需要计算每个样本到所有聚类中心的距离,每执行一次迭代,需花费大量时间;③初始聚类中心对聚类结果影响较大,但是算法没有明确初始聚类中心的选取原则。

首先,利用聚类结果的轮廓系数解决第一个问题,轮廓系数是评价聚类结果的标准,总轮廓系数越接近 1,则聚类结果越合理。

根据样本  $i$  的类内不相似度和类间不相似度,定义样本  $i$  的轮廓系数为

$$S(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)}, & a(i) < b(i) \\ 0, & a(i) = b(i) \\ \frac{a(i)}{b(i)} - 1, & a(i) > b(i) \end{cases} \quad (5)$$

式中  $a(i)$  为样本  $i$  到同类其他样本的平均距离, $a(i)$  越小,表明样本  $i$  越应该聚类至该类中; $b(i)$  为样本  $i$  的类间不相似度,可表示为

$$b(i) = \min\{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im}\} \quad (6)$$

式中  $b_{ij}$  为样本  $i$  到其它类  $C_j$  样本平均距离。

聚类结果总轮廓系数为

$$S_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S(i) \quad (7)$$

对于上述的第2个问题,可通过以下方式解决。

首先,设置2个数组来存储样本所属聚类结果标签和所有样本到最近聚类中心点每次迭代的距离,作为下一次迭代时使用,比较类中所有样本到新聚类中心的距离,当距离小于或等于上一次迭代距离时,则样本保留在原来类中。否则,重新计算样本至所有新聚类中心的距离。

具体实现步骤,首先设置数组  $[i]$  和  $\text{mindist}[i]$  存储样本聚类结果标签和所有样本到最近聚类中心点的迭代距离,其中  $[i]$  为最近聚类的标签,  $[i]=j$ ;  $\text{mindist}[i]=d(x_i, C_j)$  为样本  $x_i$  到类  $C_j$  最近的距离。计算所有样本  $x_i$  到最近聚类中心的距离,如果计算结果小于或等于  $\text{mindist}[i]$ ,则样本数据的聚类结果不变;否则,要计算样本数据到所有聚类中心的距离,寻求最小值,更新  $[i]=j$  和  $\text{mindist}[i]=d(x_i, C_j)$ 。

上述的第3个问题,文章提出一种新  $K$ -Means 聚类算法初始聚类中心选取方法。通过建立台区的性能指标函数来选取,即

$$P_1(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m \delta_j (W_{ij} - \bar{W}_j)^2}, j=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$\bar{W}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n W_{ij}, i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中  $\delta_j$  为第  $j$  个电气特征参数的权重系数,表示第  $j$  个电气特征参数对线损的影响程度,取  $\delta=[0.83, 0.5, 1.0, 0.64, 0.63]$ ,该权重因子的取值是基于贵州某地区4860组台区数据分析得出,具体计算方式是利用标准化处理后的每个台区电气特征参数计算在台区指标函数中的占比得出。

该文所选取的5个电气特征参数都是线损率的增函数,此处建立的性能指标函数又与所选特征参数成正相关。由式(5)可知,电气特征参数的值越大,  $P_1(i)$  值越大,线损率也就越大,则此处  $P_1(i)$  的变化趋势可以表示线损率的变化趋势。计算出所有样本数据的  $P_1(i)$ ,进行升序排列,然后等分成聚类

数目  $K$  类,选择每一类的中心  $P_1(i)$  值对应样本数据作为该类的初始聚类中心。

### 3 多元线性回归模型的建立

多元线性回归方程为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m + \epsilon \quad (10)$$

式中  $\beta_0 \sim \beta_m$  均为回归系数;  $\epsilon$  为随机误差,且  $\epsilon \in N(0, \delta^2)$ 。

若  $x_{i1} \sim x_{im}$  为不同样本的电气特征参数,为简便,将回归模型写成矩阵形式<sup>[16]</sup>,即

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (11)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}, \\ \boldsymbol{\beta} &= \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix}, \boldsymbol{\epsilon} = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \end{aligned}$$

用最小二乘法可求得未知参数  $\boldsymbol{\beta}$  的估计值为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (12)$$

由于统计学上已经证明  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  为  $\boldsymbol{\beta}$  的无偏估计量,此处不作证明。则不含偏差项的估计函数为

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \dots + \hat{\beta}_m X_m \quad (13)$$

由式(9)、(11)可得多元线性回归方程的残差向量

$$\boldsymbol{\epsilon} = \mathbf{Y} - \hat{Y} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (14)$$

基于残差向量得到  $\delta^2$  的最小二乘估计量为

$$\hat{\delta}^2 = \hat{\boldsymbol{\epsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\epsilon}} / (n - m - 1) \quad (15)$$

同理统计学中已经证明  $\hat{\delta}^2$  为  $\delta^2$  的无偏估计量。根据式(10),带入样本数据计算预测线损率值  $\hat{y}_0$ ,置信度为  $100(1-\alpha)\%$  的置信区间为

$$P(\hat{y}_0 - \Delta \leq \hat{y}_0 \leq \hat{y}_0 + \Delta) = 100(1-\alpha)\% \quad (16)$$

其中,  $\Delta = t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-m-1) \sqrt{\frac{S_e}{n-m-1}}$ 。

式中  $S_e$  为残差平方和或剩余平方和;  $m$  为自由度;  $n$  为样本个数。

## 4 算例分析

### 4.1 台区线损率预测计算流程

该文基于一种新  $K$ -means 聚类算法的多元线性回归模型对台区线损率预测进行分析,步骤如下:

- 1)理论分析线损率影响因子对线损影响的权重大小,选取对线损影响较大电气特征参数;
- 2)选取对线损影响较大电气特征参数,并进行标准化处理;
- 3)基于本文提出的新  $K$ -means 聚类算法对所有台区数据进行聚类分析;
- 4)针对具体聚类结果,分别建立回归模型,预测台区线损率;
- 5)根据台区线损预测计算结果,与台区实际线损进行误差分析。

台区线损率预测计算流程如图 2 所示。

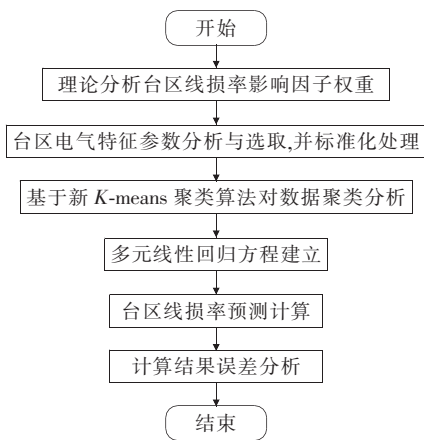


图 2 台区线损率计算流程

Figure 2 Flow chart of line loss rate calculation in substation area

### 4.2 数据验证与分析

#### 4.2.1 台区样本数据的分类

为了验证上述方法的有效性,选取贵州省某地区 4 860 组样本数据,进行线损预测计算。每组样本数据包含供电半径、供电总长度、有功供电量、无功供电量、供电线路总电阻。

通过上述提出的  $K$ -means 聚类算法先对 4 860 组数据标准化处理之后进行聚类分析,对于初始聚类中心的选取原则按照该文提出的方式。计算出所

有样本数据的  $P_1$  值,进行升序排列,然后等分成  $K$  类,选取每一类的中心  $P_1$  值对应的数据作为该类初始聚类中心。排序结果如表 2 所示。

初始聚类数目  $K$  设为 2 至 7,分别求出对应  $K$  的总轮廓系数,计算结果如表 3 所示。由表 3 可知,当  $K=4$  时,  $S_t$  最大,因此该文选取  $K=4$ 。确定聚类数目之后,对 4 860 组数据进行聚类,初始聚类中心如表 4 所示,聚类结果如表 5 所示。

表 2 台区性能指标值

Table 2 Performance index values of transformer district

台区编号	$P_1$ 值
1 510	1.223 3
1 492	1.244 4
...	...
1	265.235 8

表 3 聚类结果的总轮廓系数

Table 3 Total contours of clustering results

$K$	$S_t$	$K$	$S_t$
2	0.334 4	5	0.532 0
3	0.452 0	6	0.156 9
4	0.682 4	7	0.425 1

表 4 初始聚类中心

Table 4 Initial cluster centers

类别	$x_1$ /MW	$x_2$ /MW	$x_3$ /m	$x_4$ /m	$x_5$ / $\Omega$	$P_1$ 值
1	16.23	2.46	1.00	0.46	0.12	5.616
2	23.70	14.69	0.52	0.29	0.08	10.793
3	2.25	1.02	2.58	1.25	0.42	14.131
4	35.67	21.17	1.66	0.45	0.20	23.993

表 5 各类包含样本数

Table 5 Sample size in each type

类别	样本数	类别	样本数
1	928	3	3 439
2	419	4	74

#### 4.2.2 台区线损率预测计算及误差分析

基于以上台区数据聚类分析,对每一类分别建立回归方程预测台区线损,并与台区实际线损比较分析,求出残差,判断线损预测的合理性。4 类样本的线性回归模型相关系数如表 6 所示。



表 6 线性回归模型相关系数

Table 6 Correlation coefficients of linear regression model

模型	常数项	有功供电量/ 无功供电量/ 供电总长度/ 供电半径/ 线路总电阻/				
		MW	Mvar	m	m	$\Omega$
1	7.955 3	0.062 2	0.093 0	0.333 7	0.557 1	1.989 3
2	6.326 5	0.003 7	0.048 1	0.213 8	1.856 2	1.105 0
3	8.175 6	0.010 9	0.188 9	0.144 8	0.038 3	1.337 4
4	6.334 5	0.002 8	0.021 7	0.402 3	1.690 7	1.421 5

4种模型预测值在置信水平为95%置信区间残差分布如图3所示,可以看出残差图中不存在离群点,具有很好的回归预测效果。

台区实际线损率与预测线损率的差值分布散点如图4所示。实际值与预测值之间的差值为

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (17)$$

4类样本数据中线损率实际值与预测值的误差 $e_i$ 超过2.0%的台区数目如表7所示,线损率相对误差如表8所示。由表7、8分析可知,该线损计算结果的准确性较高。但是依然有部分台区计算结果误差较大,必须对相对误差较大的台区重点关注,检查台区各项指标是否存在问题,并对有问题的台区

进行整改。以模型3为例,其中有138个台区误差超出范围,相对误差超过10%的台区有277个,必须对线损计算相对误差较大台区深入考察,确定线损误差偏大的原因并进行整改。对其中线损率在正常范围内的台区也要加强管理,对于找出误差偏大台区找到原因,确定是由于实际统计误差还是由于建模误差引起,提升数据统计精度和建模精度。

该文提出的K-means聚类方式和传统聚类方式,在相同聚类数目K时的仿真时间对比如图5所示,可以看出经过改进的K-means聚类方式在相同条件下运行时间减少,因此,可验证文章聚类方式的快速性。

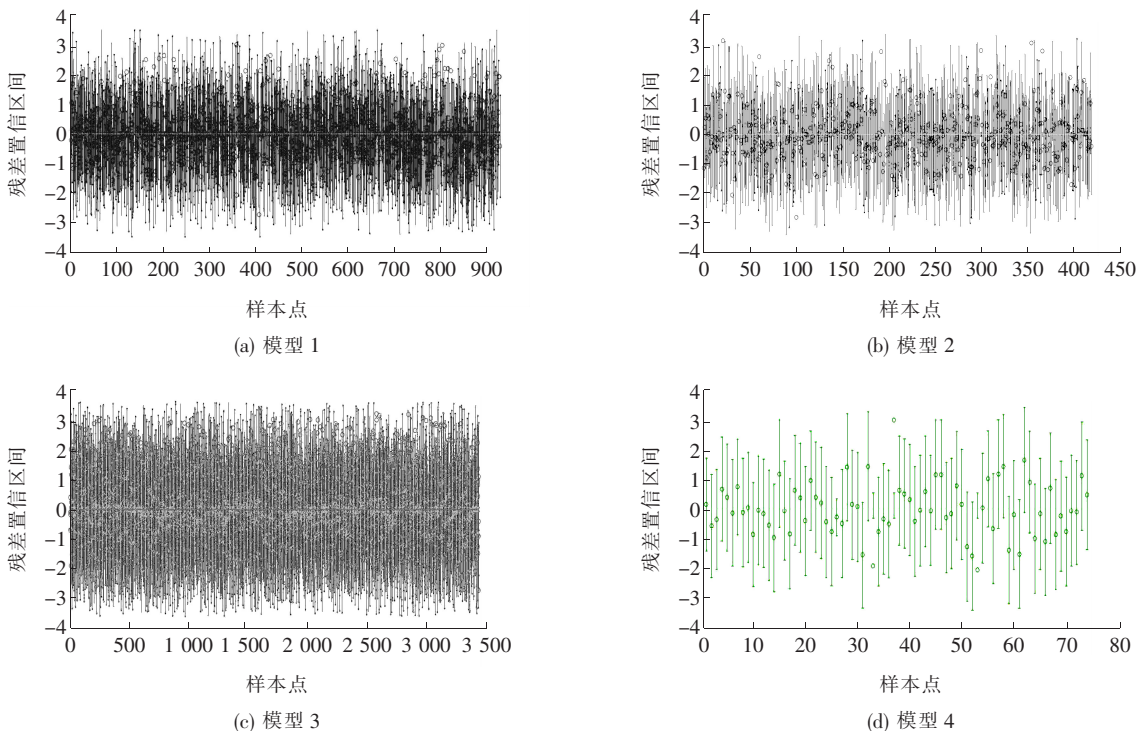


图 3 残差置信区间分布

Figure 3 Residual confidence interval distribution map

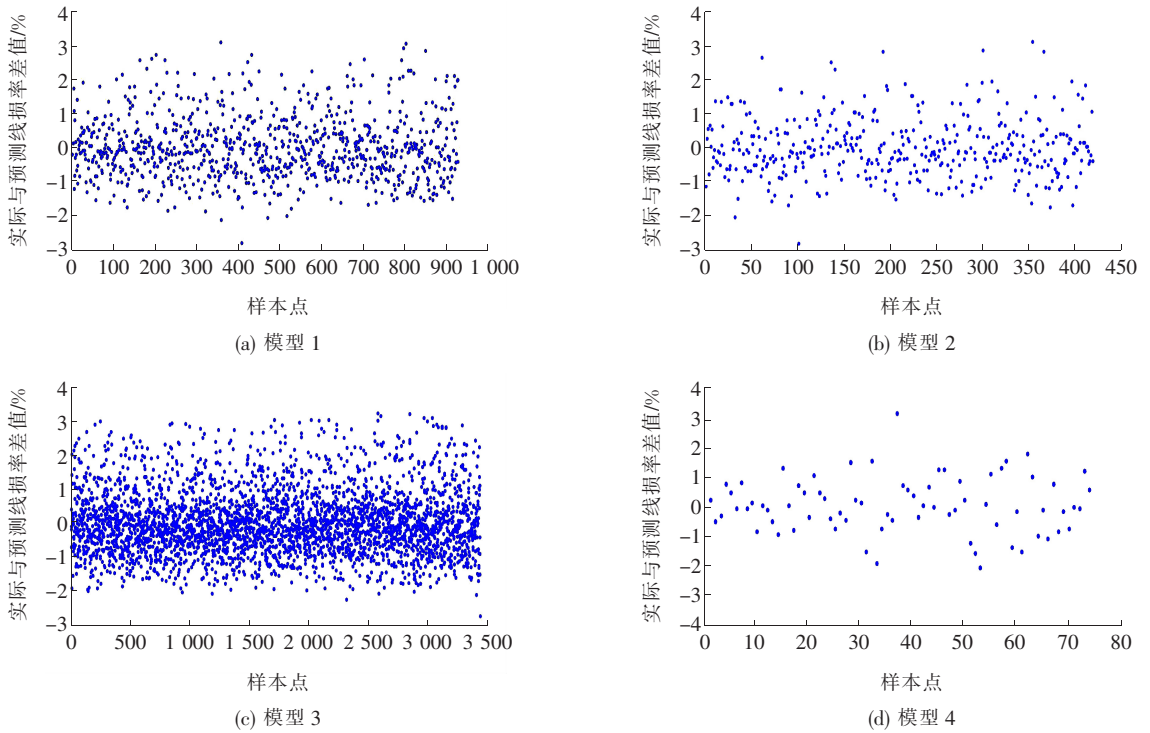


图 4 实际与预测线损率差值散点

Figure 4 Reality-prediction line loss rate D-value scatter plot

表 7 预测误差统计

Table 7 Prediction error statistics 个

模型	样本总数	误差超出范围台区
1	928	96
2	419	10
3	3 439	138
4	74	2

表 8 线损率相对误差统计

Table 8 Line loss rate relative error statistics 个

模型	样本总数	相对误差	
		小于 5% 台区	小于 10% 台区
1	928	571	793
2	419	248	397
3	3 439	2 041	3 162
4	74	42	69

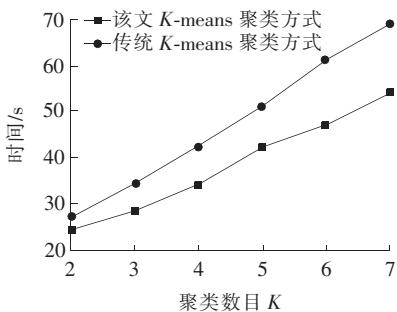


图 5 仿真时间对比

Figure 5 Comparison between the simulation time

## 5 结语

该文以贵州省部分地区低压台区数据验证该文所提 K-means 聚类算法的准确性,得出以下结论:

1) 指标函数  $P_1$  能够很好地解决 K-means 聚类算法初始聚类中心的选取问题,为台区线损率预测提供数据分类依据;

2) 聚类结果回归分析效果显著,实际与预测线损率误差有 95% 处在  $[-1.5, 1.5]$  中,验证了该文算法的准确性;

3) 聚类算法的改进减少了运行时间。

## 参考文献:

[1] 袁晓燕,陶钰磊,何飞宇. 基于模糊聚类的配电网极限线损率计算方法[J]. 供用电,2019,36(11):71-77.  
YUAN Xiaoyan,TAO Yulei,HE Feiyu. Method for estimating limit line loss rate of distribution network based on FCM[J]. Distribution & Utilization,2019,36(11):71-77.

[2] 魏梅芳,胡毕正,庞文龙,等. 基于动态三相不平衡度的配电网线损计算方法研究[J]. 智慧电力,2020,48(2):104-108.

- WEI Meifang, HU Bizheng, PANG Wenlong, et al. Calculation method of distribution line loss based on dynamic three-phase unbalance degree[J]. Smart Power, 2020, 48(2):104-108.
- [3] 郑志宇, 李石东, 凌毓畅, 等. 中低压直流配电网线损计算与分析[J]. 电测与仪表, 2019, 56(3):23-28.
- ZHENG Zhiyu, LI Shidong, LING Yuchang, et al. Calculation and analysis of line loss of medium-low voltage DC distribution network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(3):23-28.
- [4] 陈建华, 皇甫成, 梁吉, 等. 一种基于实际数据驱动的新能源出力对电网线损影响评估方法[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(8):60-66.
- CHEN Jianhua, HUANGFU Cheng, LIANG Ji, et al. Analysis of the influence of renewable energy generation on power grid line loss based on actual data[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(8):60-66.
- [5] 陈得治, 郭志忠. 基于负荷获取和匹配潮流方法的配电网理论线损计算[J]. 电网技术, 2005, 29(1):80-84.
- CHEN Dezhi, GUO Zhizhong. Distribution system theoretical line loss calculation based on load obtaining and matching power flow[J]. Power System Technology, 2005, 29(1):80-84.
- [6] 谢荣斌, 杜帆, 程湘, 等. 三相不平衡及谐波对三相四线低压配电网线损的影响[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21):22-30.
- XIE Rongbin, DU Fan, CHENG Xiang, et al. Influence of three-phase imbalance and harmonic on line loss of three-phase four-wire low-voltage distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21):22-30.
- [7] 李晨, 丁晓群, 刘小波. 基于实时系统数据的电网综合线损分析方法及其应用[J]. 电力自动化设备, 2005, 25(3):47-50.
- LI Chen, DING Xiaoqun, LIU Xiaobo. Application of evolutionary algorithm based fuzzy robust theory in transmission line fault locating[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25(3):47-50.
- [8] 李战鹰, 任震, 陈永进. 直流输电系统网损研究[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(1):9-12.
- LI Zhanying, REN Zhen, CHEN Yongjin. Loss study of HVDC system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(1):9-12.
- [9] 刘庭磊, 王韶, 张知. 采用负荷电量计算低压配电台区理论线损的牛拉法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(19):143-148.
- LIU Tinglei, WANG Shao, ZHANG Zhi. Niula method for calculating theoretical line losses in low voltage distribution transformer district by using load capacity[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(19):143-148.
- [10] 李昉, 罗汉武. 基于多元线性回归理论的河南省用电量预测[J]. 电网技术, 2008, 32(1):74-79.
- LI Fang, LUO Hanwu. Power consumption prediction in Henan Province based on multiple linear regression theory[J]. Power System Technology, 2008, 32(1):74-79.
- [11] 蒋峰, 王宗耀, 张鹏. 基于灰色一加权马尔可夫链的光伏发电量预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15):55-60.
- JIANG Feng, WANG Zongyao, ZHANG Peng. Forecasting power generation of solar photovoltaic system based on the combination of grey model and weighted Markov chain[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(15):55-60.
- [12] 张鹏, 王昆, 于涛, 等. 基于多元线性回归分析法的煤层气含量预测[J]. 煤炭技术, 2016, 35(11):52-58.
- ZHANG Peng, WANG Kun, YU Tao, et al. Content predicting of CBM based on multiple linear regression analysis method[J]. Coal Technology, 2016, 35(11):52-58.
- [13] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1999.
- [14] 陈照, 王尧, 牛峰, 等. 基于神经网络和D-S证据理论的故障电弧检测[J]. 高压电器, 2019, 55(3):29-36.
- CHEN Zhao, WANG Yao, NIU Feng, et al. Fault arc detection based on neural network and D-S evidence theory[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3):29-36.
- [15] 杨明花, 张克涵. 基于高光谱图像和卷积神经网络的燃煤热值估计算法[J]. 中国电力, 2019, 52(9):148-153.
- YANG Minghua, ZHANG Kehan. Coal calorific value estimation algorithm based on hyperspectral image and convolutional neural network[J]. Electric Power, 2019, 52(9):148-153.
- [16] 刘闯, 金仁瀚, 巩二磊, 等. 多元线性回归方法预测燃气轮机发电机组性能[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16):4731-4738+4898.
- LIU Chuang, JIN Renhan, GONG Erlei, et al. Multivariate linear regression method for predicting the performance of gas turbine generator[J]. Proceeding of the CSEE, 2017, 37(16):4731-4738+4898.