

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.03.003

# 一种配电自动化系统状态操作评价方法

范敏<sup>1</sup>, 刘亚玲<sup>1</sup>, 黄华勇<sup>2</sup>, 陈欢<sup>1</sup>, 陈军<sup>2</sup>, 罗保松<sup>2</sup>, 唐山<sup>2</sup>

(1. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044; 2. 国网重庆市电力公司南岸供电分公司, 重庆 400060)

**摘要:**随着智能配电网的发展, 配电自动化系统投运日益增加, 迫切需要对配电自动化系统的状态操作情况进行综合评价。研究在建立配电自动化系统状态操作评价分层指标体系的基础上, 首先对指标数据进行聚类分析, 以训练决策树指标分类器, 便于自动分析状态操作情况的不同类别模式。然后对各指标应用熵权法进行赋权, 利用该加权结果和指标数据构造综合评价的训练样本集。最后运用多元回归算法学习建立每类模式下配电自动化系统状态操作的评估模型。实验结果表明, 采用上述方法构建的评价模型能较客观反映配电自动化系统在相应时间断面的综合状态操作水平, 且比传统神经网络模型准确度更高, 可为配电自动化系统的运行管理提供有效评价手段和决策依据。

**关键词:**配电自动化系统; 状态操作评估; 聚类; 熵权法; 回归分析; 决策树

**中图分类号:** TP181

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-582X(2018)03-021-11

## An evaluation method for state operation of distribution automation system

FAN Min<sup>1</sup>, LIU Yaling<sup>1</sup>, HUANG Huayong<sup>2</sup>, CHEN Huan<sup>1</sup>, CHEN Jun<sup>2</sup>, LUO Baosong<sup>2</sup>, TANG Shan<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China;

2. Chongqing Nan'an Branch of State Grid Corporation of China, Chongqing 400060, P.R.China)

**Abstract:** With the development of smart distribution network, the distribution automation system (DAS) is increasing rapidly. It is urgent to evaluate the state operation performance of DAS comprehensively. Based on the establishment of hierarchical evaluation index system for the performance, the indexes are clustered to train the index classifier by decision tree algorithm to analyze different types of the state operation automatically. Then, we use the entropy method to give weight to each index, and construct the training sample set of comprehensive evaluation by using the weighted results and the original data of the indexes. Finally, we use the multiple regression algorithm to train the evaluation model for each state operation category. As shown by the experimental results, the evaluation model can objectively reflect the comprehensive state operation performance of DAS at the corresponding time section. Moreover, it obtains higher accuracy than the traditional neural network evaluation model and provides effective evaluation method and decision supporting for the operation management of DAS.

**收稿日期:** 2017-08-23

**基金项目:** 重庆市电力公司科技资助项目(2017 渝电科技 30 #); 国家自然科学基金资助项目(61473050)。

Supported by Science and Technology Project Funding of Chongqing Electric Power Company(2017 Electric Science and Technology of Chongqing 30 #) and National Natural Science Foundation of China(61473050).

**作者简介:** 范敏(1975—), 女, 重庆大学副教授, 主要从事数据挖掘、智能控制与智能管理、人工智能及应用方向研究, (E-mail) fanmin@cqu.edu.cn.

**Keywords:** distribution automation system; state operation evaluation; cluster; entropy weight method; regression analysis; decision tree

配电自动化系统可对配电网中的电器元器件进行智能化监测及管控,使配网处于最优运行状态<sup>[1]</sup>。随着计算机技术的发展和配电自动化设备的研发,配电自动化系统的全面实现几乎不存在技术难题。近几年来,中国加大了配电自动化系统的建设力度,多地区已经初步建设完成了智能配电网试点工程<sup>[2-3]</sup>。

国内外专家学者对配电自动化系统相关方面的评价进行了研究。文献[4-5]运用层次分析法对智能配电网进行了整体评价;文献[6]运用模糊层次分析法对配电自动化运行进行了评估;文献[7]应用关联分析和博弈论等方法对配电自动化系统网络安全的脆弱性进行了定量评估;文献[8]对馈线自动化效果进行了评价。在电网领域,文献[9]基于主成分聚类分析对智能电网建设进行了综合评价;文献[10]运用人工神经网络对配电网的可靠性进行评估。从评价对象来看,目前针对配电自动化系统评价的相关研究多集中在整体建设效果、通信系统及馈线自动化的评价上,缺乏对配电自动化系统状态操作的综合评价。从评价方法来看,对配电自动化评价的相关研究大多基于传统算法进行,而在电网评价领域,已经开展了结合机器学习算法的评价方法研究。

配电自动化系统状态操作涉及多项指标,各指标呈层次分布。对于多指标多层次,又依赖专家打分的指标体系进行综合评价,需要科学合理地确定原始指标与综合评价结果的关系。传统的层次分析法、模糊综合评价法等只能先对原始指标进行专家打分,再对指标分值基于经验矩阵进行赋权,这些权重不能直接反应原始指标与综合评价结果的关系,且在一定程度上降低了评价结果的客观性。

笔者在建立配电自动化系统状态操作评价分层指标体系的基础上,首先对指标原始数据进行聚类,以训练决策树指标分类器,便于自动分析状态操作情况的不同类别模式。再对指标分值数据应用熵权法进行综合评价,利用该结果和指标原始数据构造综合评价的训练样本,运用多元线性回归算法(MRL, multiple linear regression)学习建立每类模式下配电自动化系统状态操作的评估模型。待评原始指标数据经过决策树分类器分类,再用相应 MLR 模型评估,便得到综合评价结果。最后以某市的配电自动化系统状态操作指标统计数据为例对评价模型进行验证。结果证明研究方法能够较客观地反映配电自动化状态操作水平,且比传统神经网络模型准确度更高,可以作为配电自动化系统状态操作的有效评价手段,能够为配电自动化精确化运行提供辅助决策依据。

## 1 理论基础

### 1.1 基础算法

#### ①熵权法

熵最先由香农引入信息论,某因素的信息熵  $E_j$  越小,则权重越大; $E_j$  越大,则权重越小。基于信息熵的熵权比层次分析、模糊评价等方法更为客观<sup>[11]</sup>。熵权法的一般步骤如下:

- 1)数据标准化;
- 2)求各指标信息熵  $E_j$ ;
- 3)确定各因素权重;
- 4)加权求和。

#### ②K-means 聚类算法

K-means 聚类算法是比较经典的聚类算法,有算法效率高、复杂度低等优点<sup>[12]</sup>, K-means 聚类算法有唯一参数  $k$ ,代表把数据集  $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$  中的  $n$  个数据样本分到  $k$  个簇  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$  中。聚类时,计算样本  $X^i$  与每个簇的质心  $u_j$  的距离,并将其划分到距离最近的簇  $C^i$  中,

$$C^i = \arg \min_j \|X^i - u_j\|^2, \quad (1)$$

重新计算质心  $u_j$  并重复迭代上述步骤,直到簇内距离平方和最小,

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{X^i \in C_i} \|X^i - u_i\|^2. \quad (2)$$

### ③ MLR 算法

MLR 算法主要用于具有 2 个及 2 个以上特征的回归预测问题<sup>[13]</sup>,对于数据集中特征表示为其回归模型

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n, \quad (3)$$

其中  $\beta_i$  为回归系数,而利用数据集训练模型的目的就是确定该系数。

### ④ CART 决策树

决策树算法主要有 ID<sub>3</sub>、C<sub>4.5</sub> 及 CART 3 种<sup>[14]</sup>。其中 ID<sub>3</sub> 不能对具有连续属性的值进行处理,C<sub>4.5</sub> 不一定能构建二叉树,而 CART 算法很好地解决了以上问题,适用于指标数据建立分类器。CATR 算法主要分为以下 2 步:

- 1) 将样本递归划分进行建树;
- 2) 用验证数据进行剪枝。

## 1.2 综合评价方法

笔者首先对指标原始数据进行 K-means 聚类分析,以此结果训练 CART 决策树指标分类器,便于自动分析状态操作情况的不同类别。再对指标分值数据应用熵权法进行客观赋权,得到综合评价结果,利用该结果和指标原始数据构造综合评价的训练数据样本,运用 MLR 算法学习建立每类模式下配电自动化系统状态操作的评估模型,根据聚类分析结果进行回归训练可以提高模型的准确度。

## 2 配电自动化状态操作评价指标

通过专家咨询及业务流程分析,选择终端在线率、遥控成功率、遥控使用率、遥信动作正确率、配电自动化主站在线率、配电终端覆盖率<sup>[15-16]</sup>等 6 项实用化底层指标作为配电自动化系统状态操作的评价指标。指标分层体系如图 1 所示,其中  $u_2 = x_6$ 。

### ① 遥控成功率

$$x_1 = \frac{m_1}{m_2} \times 100\%, \quad (4)$$

其中: $m_1$  为考核期内遥控成功次数; $m_2$  为总的遥控次数。

### ② 遥控使用率

$$x_2 = \frac{y_1}{y_1 + y_2} \times 100\%, \quad (5)$$

其中: $y_1$  为考核期内遥控成功次数; $y_2$  为本地手动次数。

### ③ 配电终端在线率

$$x_3 = \left(1 - \frac{t_1}{n \times t_2}\right) \times 100\%, \quad (6)$$

其中: $t_1$  为考核期内总的离线时间; $t_2$  为统计区间时间; $n$  为终端个数。

### ④ 遥信动作正确率

$$x_4 = \frac{k_1}{k_1 + k_2} \times 100\%, \quad (7)$$

其中: $k_1$  考核期内遥信动作次数; $k_2$  为丢失遥信动作次数。

### ⑤ 配电主站在线率

$$x_5 = \frac{t_1 - t_2}{t_1} \times 100\%, \quad (8)$$

其中: $t_1$  为考核期内日历时间; $t_2$  为配电主站停用或基本功能失效时间。

### ⑥ 配电终端覆盖率

$$x_6 = \frac{s_1}{s_2} \times 100\%, \quad (9)$$

其中: $s_1$  考核区域内配置终端的中压线路条数; $s_2$  区域中压线路总条数。

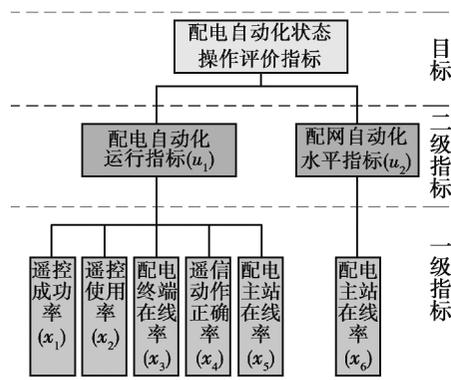


图 1 配电自动化状态操作水平指标体系

Fig.1 The index system of state operation of distribution automation system

### 3 状态操作水平综合评价

对配电自动化系统状态操作水平进行综合评价的流程如图 2 所示,主要包括模型训练和指标评价 2 个部分。

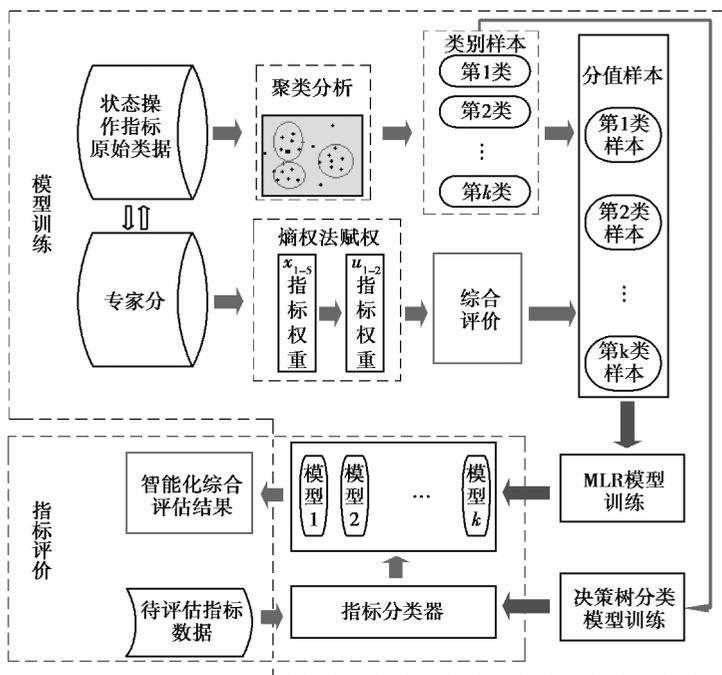


图 2 综合评价流程

Fig.2 Comprehensive evaluation processes

#### 3.1 模型训练

##### 3.1.1 聚类分析

聚类分析便于自动分析状态操作情况的不同类别模式,使后续针对不同类别模式进行训练的 MLR 模型更准确。根据图 1 中一级指标大量的原始数据,构造特征向量  $x_f = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$ , 其中  $f = 1, 2, \dots, m$  ( $m$  为指标数据总量), 采用 K-means 算法聚类后可得到表 1 结果。

表 1 聚类结果

Table 1 Clustering results

$x_f$	类别标签
$x_1$	1
$x_2$	2
...	...
$x_m$	$k$

表 1 中  $k$  为聚类数目。

##### 3.1.2 熵权法评价

###### ① 运行指标赋权

根据图 1 建立运行指标矩阵  $H$ , 假设该分层体系有  $m$  组指标分值数据, 指标矩阵  $H = (x_{ij})_{m \times 5}$  如下,  $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, 3, 4, 5$

$$H = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} & x_{15} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} & x_{25} \\ & & \dots & & \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & x_{m4} & x_{m5} \end{bmatrix}。$$

1)数据标准化

对各指标数据标准化后的值为

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}。 \tag{10}$$

2)求信息熵  $E_j$

$$E_j = -\left(\frac{1}{\ln m}\right) \sum_{i=1}^m (p_{ij} \ln p_{ij}), \tag{11}$$

其中,  $p_{ij} = y_{ij} / \sum_{i=1}^5 y_{ij}$ , 如果  $p_{ij} = 0$ , 则令  $\lim_{p_{ij} \rightarrow 0} p_{ij} \ln p_{ij} = 0$ 。

3)确定权重

由  $E_1, E_2, \dots, E_5$ , 通过信息熵计算各指标权重

$$W_j = \frac{1 - E_j}{5 - \sum_{j=1}^5 E_j}。 \tag{12}$$

4)计算  $u_{i1}$

$$u_{i1} = \sum_{i=1}^n x_{it} W_i。 \tag{13}$$

②二级指标赋权

根据图 1 构建二级指标矩阵  $H'$ ,  $H' = (u_{it})_{m \times 2}, i = 1, 2, \dots, m, t = 1, 2$

$$H' = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ & \dots \\ u_{m1} & u_{m2} \end{bmatrix},$$

计算 2 个指标的权重  $W'_1, W'_2$ , 利用此结果分别加权求和得到  $m$  组数据样本的最终综合评价结果  $y_i$ 。

$$y_i = u_{i1} W'_1 + u_{i2} W'_2。 \tag{14}$$

3.1.3 训练

①分类器训练

根据聚类结果构造指标类别样本如表 2 所示。

表 2 指标类别样本表  
Table.2 Sample list of index categories

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$y$
$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	$x_{14}$	$x_{15}$	$x_{16}$	$y_1$
$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	$x_{24}$	$x_{25}$	$x_{26}$	$y_2$
$\vdots$						
$x_{m1}$	$x_{m2}$	$x_{m3}$	$x_{m4}$	$x_{m5}$	$x_{m6}$	$y_m$

其中:  $x_j$  为一级指标,  $j = 1, 2, 3, 4, 5, 6, x_{ij}$  为图 1 中一级指标原始数据,  $i = 1, 2, \dots, m, m$  为样本数量;  $y$  为各样本聚类结果的类别,  $y_i$  为类别值,  $y_i = 1, 2, \dots, k, k \in N_+$ 。将类别样本划分为训练集和测试集, 运用 CART 算法训练决策树指标分类器。

## ② MLR 模型训练

根据聚类结果及熵权法评价结构造第  $n$  类指标分值样本如表 3 所示,  $n=1, 2, \dots, k$ 。

表 3 指标分值样本表  
Table 3 Sample list of index score

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$y'$
$x'_{11}$	$x'_{12}$	$x'_{13}$	$x'_{14}$	$x'_{15}$	$x'_{16}$	$y'_1$
$x'_{21}$	$x'_{22}$	$x'_{23}$	$x'_{24}$	$x'_{25}$	$x'_{26}$	$y'_2$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x'_{d1}$	$x'_{d2}$	$x'_{d3}$	$x'_{d4}$	$x'_{d5}$	$x'_{d6}$	$y'_d$

其中:  $x'$  为指标分值数据;  $y'$  为状态操作水平综合评价分值,  $x' \in [0, 100]$ ,  $y' \in (0, 100]$ ,  $d \leq m$ 。

将  $m$  组样本划分为训练集和测试集, 为使模型更准确, 每次随机抽取样本占比的 10% 作为测试集, 程序循环 500 次, 每次训练得到一组表达原始数据与综合评价分值映射关系的权重矩阵  $\mathbf{R}$  和反映模型精确度的均方误差值  $e$ , 循环完成后求取权重和误差均值。

$$\mathbf{R} = [\beta_0 \beta_1 \beta_2 \beta_3 \beta_4 \beta_5 \beta_6],$$

$$\bar{\beta}_l = \frac{1}{500} \sum_{c=1}^{500} \beta_{lc}, \quad (15)$$

$$\bar{e} = \frac{1}{500} \sum_{c=1}^{500} e_c, \quad (16)$$

其中,  $l=0, 1, 2, 3, 4, 5, 6$ 。

最终得到第  $k$  类指标的 MLR 模型为

$$y_n = \bar{\beta}_0 + \bar{\beta}_1 x_1 + \bar{\beta}_2 x_2 + \bar{\beta}_3 x_3 + \bar{\beta}_4 x_4 + \bar{\beta}_5 x_5 + \bar{\beta}_6 u_2, \quad (17)$$

其他类别指标的 MLR 评价模型训练同理。

### 3.2 指标评价

如图 2 所示, 待评价指标原始百分比数据不再需要经过专家经验或人为规则打分, 只需经过已训练完成的决策树分类器进行分类, 应用学习得到的 MLR 评价模型进行综合评分, 可得到更为客观、科学的综合评价结果。

## 4 实例分析

以某市的配电自动化系统状态操作指标统计数据为例, 通过对配电自动化系统状态操作水平进行综合评价, 用以验证所提出的状态操作指标综合评价模型的实用性。统计数据以周为时间单位, 状态操作指标基础值样例如表 4 所示。

表 4 指标基础数据样例  
Table 4 Example of index basic data

一级指标	二级指标	状态/%	专家分
$u_1$	$x_1$	97.30	100.0
	$x_2$	100.00	100.0
	$x_3$	80.02	0
	$x_4$	90.45	100.0
	$x_5$	100.00	100.0
$u_2$	$x_6$	35.73	35.7

### 4.1 聚类分析

指标原始数据经 PCA 降成三维之后的可视化结果如图 3 所示。

从图 3 可知,样本集分为 3 类,设置 K-means 算法中,  $k=3$ 。由于降维会损失特征贡献值,而聚类特征  $x_f$  不能接受损失,故以原特征进行聚类分析。

经 K-means 算法处理后,每种类别数据量占比如表 5 所示。

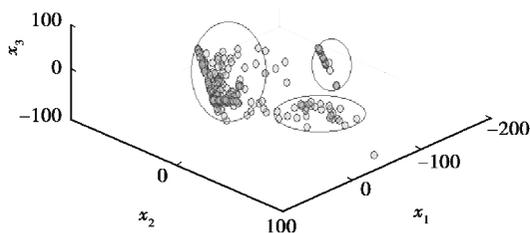


图 3 降维可视化结果

Fig.3 Dimensionality reduction visualization results

表 5 聚类结果占比

Table 5 Proportion of clustering results

类别	1	2	3
数据量占比/%	19.46	57.92	22.62

### 4.2 熵权法评价

首先,运用熵权法计算表 4 中  $u_{i1}$  的各因素权重如表 6 所示。

表 6 指标  $x_{1-5}$  权重

Table 6 Weight of index  $x_{1-5}$

运行指标	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
权重	0.21	0.34	0.25	0.19	0.01

计算  $u_{i1}$ , 公式如下

$$u_{i1} = 0.21x_1 + 0.34x_2 + 0.25x_3 + 0.19x_4 + 0.01x_5, \tag{18}$$

根据  $u_{i1}$ 、 $u_{i2}$  再次运用熵权法计算得到一级指标的各因素权重如表 7 所示。

表 7 二级指标权重

Table 7 Second level index weight

二级指标	$u_{i1}$	$u_{i2}$
权重	0.37	0.63

得到指标综合评价结果

$$y_{score} = 0.37u_{i1} + 0.63u_{i2}。 \tag{19}$$

### 4.3 模型训练

#### ①分类模型训练

各指标原始数据与聚类结果构成指标类别样本,如表 8 所示。

表 8 类别样本样例

Table 8 Examples of class sample

$x_1/\%$	$x_2/\%$	$x_3/\%$	$x_4/\%$	$x_5/\%$	$x_6/\%$	label
94.92	100.00	100.00	100.00	100.00	32.21	1
87.55	45.43	98.89	78.54	100.00	46.54	2
98.34	90.97	89.56	90.87	99.99	25.34	3
.....						

将该类别样本划分为训练集与测试集,训练分类模型。训练得到的 CART 决策树模型可视化如图 4 所示,测试误差率为 2%,满足本例分类精度要求

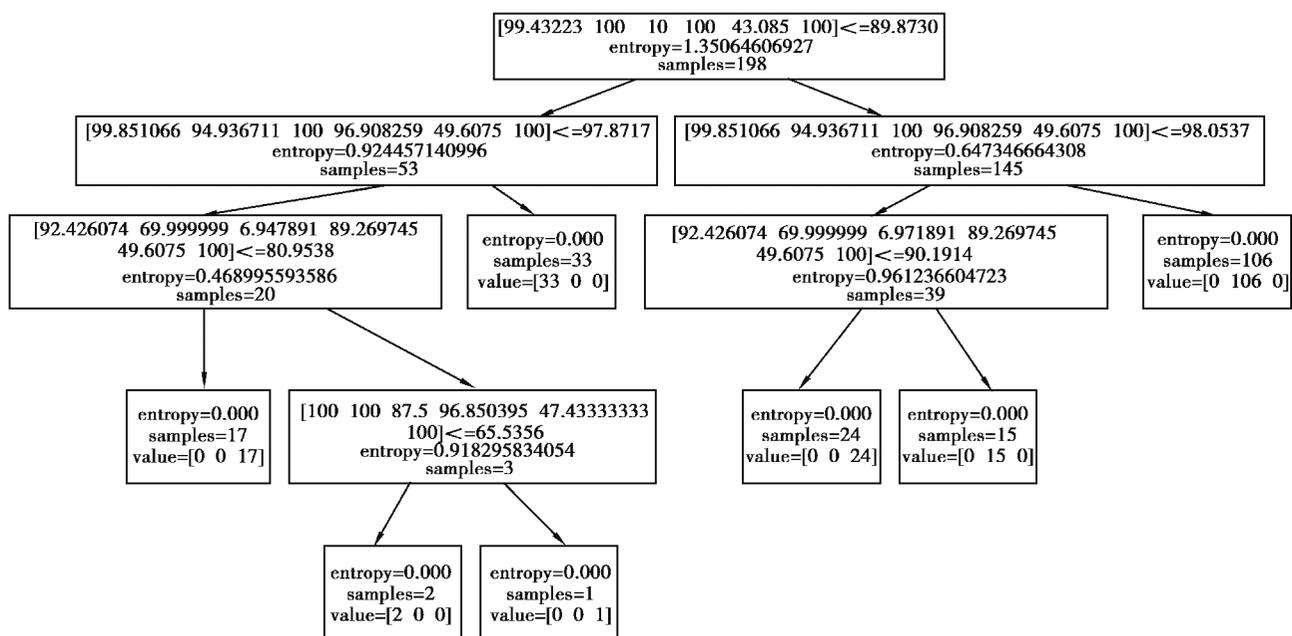


图 4 决策树模型可视化  
Fig.4 Visualization of decision tree model

②MLR 模型训练

各指标原始数据及熵权法评价结果形成的分值样本集按聚类结果可划分为 3 个不同类别的数据样本。每类样本中数据样例如表 9 所示。

表 9 分值样本数据样例  
Table 9 Examples of index score sample

$x_1/\%$	$x_2/\%$	$x_3/\%$	$x_4/\%$	$x_5/\%$	$x_6/\%$	score
99.42	80.00	66.67	71.43	100.00	36.56	30.9
96.77	100.00	31.42	82.79	99.99	75.42	60.4
99.95	90.41	96.98	100.00	99.99	73.56	83.3
.....						

下面将使用 MLR 算法分别对已分类数据样本和未分类数据样本进行模型训练对比试验,以说明分类训练能提高模型精度。然后再与神经网络模型进行比较,来说明回归模型对于评价对象的适用性和优越性。

1)MLR

回归模型中的训练及测试表现如图 5、6 所示。从图 5、6 可以看出回归模型拟合程度较高,说明本例适用 MLR 算法。

取测试集占比为 0.1,每次训练时从总样本中随机抽取。已分类与未分类样本数据分别循环 500 次,求其平均均方误差(MSE, mean squared error),公式如下

$$MSE(y, \hat{y})_j = \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=1}^{n_{samples}} (y_i - \hat{y}_i)^2, \tag{20}$$

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{500} \sum_{j=1}^{500} MSE(y, \hat{y})_j, \tag{21}$$

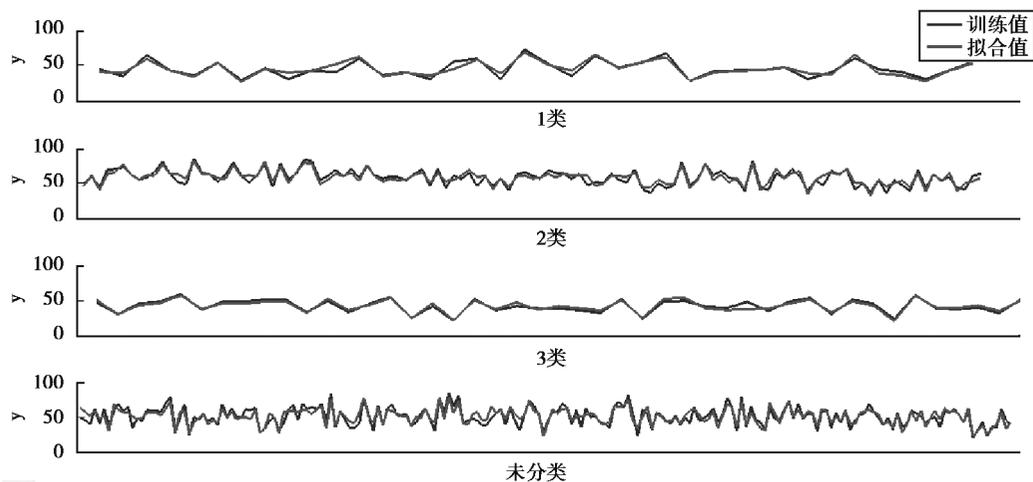


图 5 训练集拟合效果

Fig.5 Fitting effect of training set

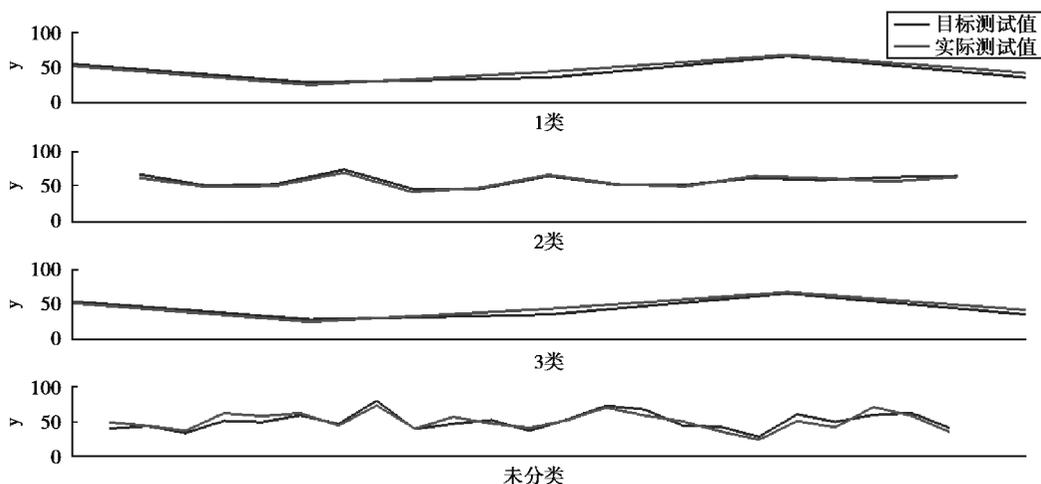


图 6 测试集拟合效果

Fig.6 Fitting effect of test set

MSE 结果如表 10 所示。

表 10 MLR 模型的 MSE 值  
Table 10 MSE values of MLR models

类别	MSE <sub>已分类</sub>	MSE <sub>未分类</sub>
第 1 类	21.29	
第 2 类	28.53	44.64
第 3 类	9.21	

从表 10 可以看出,按聚类结果分别训练的模型比不聚类时精确度更高,对于评价模型来说,该测试误差在可接受范围内。

2)神经网络

BP 神经网络是一种按误差逆向传播训练的多层前馈网络,其在综合评价领域得到了广泛运用<sup>[17]</sup>。研究将运用此法作为 MLR 的对比算法。神经网络输入层、隐含层和输出层的神经元个数分别设为 5、6、1。随机抽取占比设置为 0.1 的测试集,循环 500 次后求得 BP 神经网络模型的平均 MSE 如表 11 所示。

表 11 神经网络模型 MSE 值  
Table 11 MSE values of neural network models

类别	MSE <sub>已分类</sub>	MSE <sub>未分类</sub>
第 1 类	48.12	
第 2 类	49.27	111.40
第 3 类	75.95	

从表 11 可以看出神经网络模型比多元回归模型精度更低。由此说明在本例中,MLR 模型的评估效果更好,适用性更强。

#### 4.4 指标综合评价

如图 1 中指标评价模块所示,配电自动化系统状态操作各项指标的原始百分比数据,经过已训练好的决策树分类器进行分类,再应用该类别对应的 MRL 模型进行综合评估,便可得到综合评价结果。应用提出的综合评价方法得到的配电自动化系统状态操作综合评价结果如表 12 所示。

表 12 综合评价结果  
Table 12 Comorehensive evaluation results

$x_1/\%$	$x_2/\%$	$x_3/\%$	$x_4/\%$	$x_5/\%$	$x_6/\%$	$\tilde{y}$
71.57	0.00	0.00	75.00	100.00	32.21	20.4
93.33	93.33	99.54	95.24	99.99	51.78	61.8
100.00	99.23	93.49	94.12	99.99	69.21	80.5
.....						

其中, $\tilde{y}$  表示评价模型对指标的综合评分, $\tilde{y} \in (0, 100]$ , $\tilde{y}$  为 100 分时表明此时配电自动化系统的状态操作表现处于最佳,否则,反之。实验表明,该评价结果更为科学和客观,可为配电自动化运行提供决策依据。

## 5 结 语

基于配电自动化系统状态操作的多指标分层体系,提出了一种聚类回归的综合评价方法。通过实验对比分析论证了评价模型的有效性和精确性。方法在一定程度上降低了人为因素干扰,使得评价结果更具客观性和科学性,为配电自动化系统状态操作评价提供了有效途径,评价结果也为可配电自动化系统运行管理提供决策依据。

#### 参考文献:

- [1] Heidari S, Fotuhi-Firuzabad M, Lehtonen M, et al. Planning to equip the power distribution networks with automation system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017(99):1-3.
- [2] 伦惠勤, 王佳, 胡扬, 等. 智能配电网研究现状及发展展望[J]. 电测与仪表, 2015, 52(8):10-15.  
LUN Huiqin, WANG Jia, HU Yang, et al. Research status and development prospect of smart distribution grid[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(8):10-15.
- [3] 王良. 智能配电网自动化应用实践的几点探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20):12-16.  
WANG Liang. Discussion on application practice of distribution automation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20):12-16.
- [4] 张欣悦, 荆志朋, 谢晓琳, 等. 面向用户的智能配电网综合评价指标体系及应用[J]. 华北电力大学学报:自然科学版,

- 2016, 43(2):106-110.
- ZHANG Xinyue;JING Zhipeng;XIE Xiaolin. Comprehensive evaluation system of user-oriented smart distribution grid and application[J]. Journal of North China Electric Power University Natural Science Edition, 2016, 43(2):106-110.
- [5] Iberraken F, Medjoudj R, Aissani D, et al. Decision making on smart grids projects moving using AHP method: the case of algerian network[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(9):543-548.
- [6] 张磐, 凌万水, 郑悦, 等. 基于模糊层次分析法的配电自动化运行评估方法研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(22):72-77.
- ZHANG Pan, LING Wanshui, ZHEN Yue, et al. Research on the evaluation method of distribution automation operation based on fuzzy analytic hierarchy process[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(22):72-77.
- [7] Ye X, Zhao J, Zhang Y, et al. Quantitative vulnerability assessment of cyber security for distribution automation systems [J]. Energies, 2015, 8(6):5266-5286.
- [8] Chiumarulo M, Djokic S Z, Langella R, et al. On supply reliability and voltage quality in the presence of feeder automation in MV smart grids[C]// International Forum on Research and Technologies for Society and Industry Leveraging A Better Tomorrow. [S.l.]:IEEE, 2015:198-204.
- [9] 高新华, 严正. 基于主成分聚类分析的智能电网建设综合评价[J]. 电网技术, 2013, 37(8):2238-2243.
- GAO Xinhua, YAN Zheng. Comprehensive assessment of smart grid construction based on principal component analysis and cluster analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(8):2238-2243.
- [10] Methods S. Reliability evaluation of distribution power systems based on artificial neural network techniques[M]. USA: Hindawi Publishing Corp, 2012.
- [11] Song M, Zhu Q, Peng J, et al. Improving the evaluation of cross efficiencies: a method based on shannon entropy weight [J]. Computers & Industrial Engineering, 2017(3):112-114.
- [12] Preeti A, Deepali M. Analysis of K-means and K-medoids algorithm for big data[J]. Procedia Computer Science, 2016, 78:507-512.
- [13] Raman G S S, Klima M S, Bishop J M, et al. Pressure filtration: bench-scale evaluation and modeling using multivariable regression and artificial neural network[J]. International Journal of Mineral Processing, 2016(3):158.
- [14] Pitombo C S, Souza A D D, Lindner A, et al. Comparing decision tree algorithms to estimate intercity trip distribution [J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2017, 77:16-32.
- [15] 王必恒, 欧阳文, 张怡然, 等. 配电自动化实用化指标分析及诊断决策[J]. 供用电, 2014, 38(5):54-58.
- WANG Biheng, OUYANG Wen, ZHANG Yiran, et al. Practical index analysis and diagnosis decision of distribution automation[J]. Distribution & Utilization, 2014(5):54-58.
- [16] 国家电网技术委员会. 配电自动化建设效果评价指导原则: Q/GDW 11371-2014[S]. 北京: 国家电网公司, 2014:18-20.
- Committee of State Grid Corporation of China. Guiding principle of distribution automation construction effect evaluation: Q/GDW 11371-2014[S]. State Grid Corporation of China, 2014:18-20.
- [17] Vukovic N, Petrovic M, Miljkovic Z et al. A comprehensive experimental evaluation of orthogonal polynomial expanded random vector functional link neural networks for regression[J]. Applied Soft Computing, 2017(2):36-39.