融合层次分析与熵权回归的配电网工程指标评估及成本预测模型构建

田璐佳

（南京德软信息科技发展有限公司，南京 210000）

摘　要：现有配电网工程评估与造价管理体系受限于指标覆盖范围与模型精度，无法满足实际工程分析与造价预测的精细化需求。文章构建了一种集改进层次分析（AHP）-熵权法、多元回归分析和K-means聚类于一体的配电网工程综合评估与成本预测框架。首先针对传统AHP在指标赋值环节中主观性强的问题，引入熵权机制以修正权重分配；其次结合K-means算法对工程样本进行聚类，以减弱样本差异造成的预测偏差；最后利用多元回归模型实现指标体系下的定量评估与成本预测。仿真结果显示，该组合模型能有效提升预测精度并降低误差，具有较高的工程推广价值和经济适用性。

关键词：配电网；工程指标；改进AHP-熵权算法；K-means聚类

中图分类号：TM73　　**文献标识码：**A

Integration of analytic hierarchy process and entropy-weighted regression for distribution network engineering indicator evaluation and cost prediction model construction

TIAN Lujia

（Nanjing Deruan Information Technology Development Co., Ltd., Nanjing 210000, China）

Abstract: Existing evaluation and cost management systems for distribution network projects are limited by indicator coverage and model accuracy, making it difficult to meet the refined requirements of engineering analysis and cost prediction. An integrated evaluation and cost prediction framework for distribution network projects is constructed by combining an improved Analytic Hierarchy Process (AHP)-entropy weight method, multiple regression analysis, and K-means clustering. First, an entropy weight mechanism is introduced to modify the weight allocation and reduce the subjectivity of traditional AHP in indicator assignment. Second, the K-means algorithm is applied to cluster engineering samples, reducing prediction deviation caused by sample differences. Finally, multiple regression analysis is used to achieve quantitative evaluation and cost prediction based on the indicator system. Simulation results show that the integrated model can improve prediction accuracy and reduce errors, demonstrating good engineering applicability and economic benefits.

Key words: distribution network, engineering indicators, improved AHP-entropy weight algorithm, K-means clustering

随着配电网建设规模不断扩大，工程投资金额持续增加，造价预测与成本控制成为工程规划和建设管理中的重要环节。配电网工程涉及设备材料、经济效益和技术性能等因素，不同指标之间存在复杂关联关系，传统依赖经验估算的方法难以充分反映工程特征。因此，建立科学的指标评价体系，并利用历史工程数据开展成本预测，对于提高工程决策准确性具有重要意义。

针对造价预测，已有学者利用神经网络和数据分析方法提高工程特征提取能力[1-2]，采用层次分析、多属性决策等方法开展指标评价与权重计算[3-5]，并围绕配电网优化运行、工程方案分析及造价控制开展相关研究[6-10]，为工程指标分析和成本预测提供了有效方法。然而，这些研究仍存在一定不足：一方面，传统指标赋权方法易受专家经验影响，难以充分体现工程数据的客观差异；另一方面，不同工程样本在建设规模、设备配置和投资水平方面存在异质性，直接建立预测模型易受样本差异影响，从而降低预测稳定性。为提高配电网工程指标评估与成本预测的合理性，本文构建了一种融合改进AHP-熵权法、K-means聚类与多元回归分析的预测模型。

1 配电网工程指标评估体系

科学、系统的指标体系构建是提高配电网工程评价精度与客观性的重要前提。本文依据工程项目特征与经济性要求，建立了涵盖硬件、经济性及技术性能的综合指标结构，用于后续的定量分析与权重分配。

1.1 关键指标

在配电网造价评估过程中，应重点关注输电线路长度、回路数量、线材及塔材使用量等基础硬件参数。主要指标如表1所列。

表1 硬件设备指标

指标名称	指标编号
输电线路长度	X_1
回路个数	X_2
线材量	X_3
线材单价	X_4
塔材量	X_5

随着电网建设规模的扩大，成本优化与能效提升逐渐成为研究核心。除了上述硬件指标，还需纳入经济性与技术性指标，以反映系统整体运行水平。

可再生能源设备装机容量比例用于描述新能源设备在配电网工程中的占比情况，其计算公式为：

$$\alpha_{re}=Y_1=\frac{C_{re}}{C_{total}}\times 100\% \tag{1}$$

其中，C_{re}表示可再生能源装机总容量；C_{total}表示配电网工程总装机容量。

能耗成本占比用于反映新能源设备运行过程中的能耗投入情况，其计算公式为：

$$\beta_{co}=Y_2=\frac{E_{new}}{E_{total}}\times 100\% \tag{2}$$

其中，E_{new}表示新能源设备投入运行的总能耗成本；E_{total}为项目总投资。

综合能源利用率用于描述项目整体能源利用情况，其计算公式为：

$$\eta=Y_3=\frac{E_d}{3.15\times 10^7 P}\times 100\% \tag{3}$$

其中，E_d为新能源设备的年发电量；P为系统的总额定功率。

为描述配电网智能化特征及负荷调控能力，进一步引入智能化指标。其中，电气化水平用于描述需求侧电能消费情况，其计算公式为：

$$e=Z_1=\frac{1.23\times 10^4 Q_e}{C}\times 100\% \tag{4}$$

其中，Q_e为需求侧电能消耗量；C为电能总消耗。

负荷功率主动调控能力用于描述可参与主动调控的功率占比，其计算公式为：

$$S_a=Z_2=\frac{N_i}{N}\times 100\% \tag{5}$$

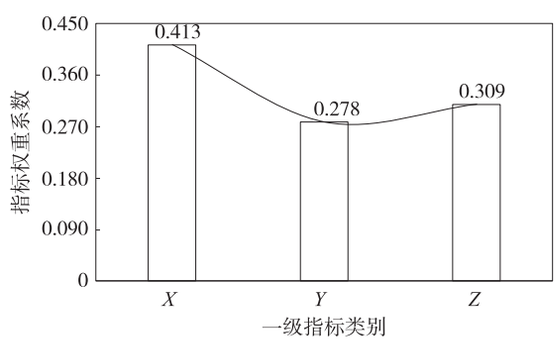
其中，N_i表示参与主动调控的功率部分；N为总功率。

1.2 改进AHP-熵权法

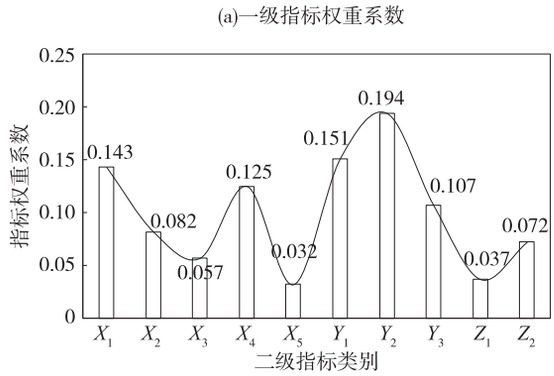
为提高指标赋权过程的科学性与一致性，本文将传统AHP法与熵权法相结合，构建改进AHP-熵权法，用于配电网工程指标权重计算。该方法综合考虑专家判断信息与指标数据特征，通过分层分析和权重优化实现指标权重确定，具体计算步骤如下。首先，建立工程基础—经济性—智能化指标层次结构；其次，采用三标度法构造判断矩阵，通过最佳传输矩阵和最佳一致性矩阵迭代计算主观权重，同时进行一致性检验，当CR<0.1时判断矩阵满足一致性要求；最后，结合熵权法对指标数据进行客观赋权，并与主观权重融合、归一化处理，得到各指标最终权重。矩阵计算过程可参考经典AHP相关文献，本文不再展开。

在此基础上，采用改进AHP-熵权法对配电网工程项目指标进行分层评价与权重分配，建立多层级决策模型。一级指标设置为工程基础指标(X)、经济指标(Y)与智能化指标(Z)3类。其中，工程基础指标(X)包含5个二级指标，分别为配电线路长度(X_1)、回路数量(X_2)、线材用量(X_3)、线材单价(X_4)与塔材用量(X_5)；经济指标(Y)包含3项，分别为可再生能源设备装机容量比例(Y_1)、能耗成本占比(Y_2)与综合能源利用率(Y_3)；智能化指标(Z)包含2项，即电气化水平(Z_1)与负荷功率主动调控能力(Z_2)。

针对以上二级指标，依据前述计算步骤，依次求得判断矩阵$\boldsymbol{A}$、最佳传输矩阵$\boldsymbol{D}$和最佳一致性矩阵$\boldsymbol{G}$，从而获得各层级指标的最终权重。图1展示了不同层级指标之间的权重分布特征及相对重要性关系。



(a)一级指标权重系数



(b)二级指标权重系数

图1 配电网工程项目指标权重系数

2　配电网工程数据分析

完成配电网工程指标权重计算后，进一步结合工程样本特征开展成本预测分析。由于不同工程项目在建设规模、设备配置及投资水平方面存在差异，直接利用全部样本建立回归模型可能影响预测结果的稳定性。因此，本文先采用K-means聚类算法对工程样本进行分类，再利用多元回归模型建立指标参数与工程成本之间的关系，形成改进AHP-熵权法、K-means聚类与多元回归相结合的成本预测流程。

2.1　K-means聚类算法

K-means是一种基于距离度量的无监督聚类算法，其目标是通过迭代更新聚类中心，使同一类别内样本之间的差异最小。本文利用K-means算法对配电网工程样本进行分类，根据工程指标特征划分不同样本类别，以降低样本特征差异对后续回归预测结果的影响。

2.2　多元回归分析

多元回归模型用于分析多个指标因素与工程成本之间的关系，通过建立指标参数与造价结果之间的数学映射，实现成本预测。本文采用最小二乘法估计模型参数，并利用回归模型对聚类后的工程样本进行拟合分析。

3　算例分析

为验证改进AHP-熵权法、K-means聚类与多元回归分析相结合的成本预测模型在配电网工程指标评估与造价预测中的有效性，选取某地区8个配电网工程项目作为实验样本进行分析。

基于前文建立的指标体系和权重计算结果，设置两组对比实验：(1)将指标权重计算结果作为输入变量，直接利用多元回归模型进行成本预测；(2)先利用K-means算法对工程样本进行分类，再根据分类结果建立多元回归模型进行成本预测。通过对比不同处理方式下的预测结果，分析聚类处理对成本预测效果的影响。

未采用K-means聚类时，模型直接利用全部工程样本进行回归拟合，预测结果如图2所示。各工程样本的实际造价、预测造价及相对误差如表2所列。

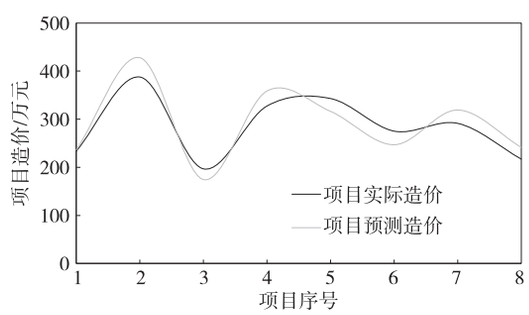


图2　未采用K-means聚类算法的造价预测结果

表2　造价预测结果对比(未聚类与聚类后)

项目序号	实际造价	预测造价（未聚类）	相对误差/%	预测造价（聚类后）	相对误差/%
1	234.13	236.22	8.92	241.46	3.13
2	387.33	427.11	10.27	405.07	4.58
3	197.45	175.04	−11.35	186.65	−5.47
4	327.34	358.18	9.42	340.53	4.03
5	342.81	316.07	−9.78	326.66	−4.71
6	275.38	247.02	−10.03	261.14	−5.17
7	291.46	318.83	9.39	305.13	4.69
8	217.52	241.49	11.02	229.07	5.31

应用K-means聚类算法对相同数据集进行预处理，通过样本分组与维度压缩减少数据噪声，再输入多元回归模型完成拟合计算，预测结果如图3所示。

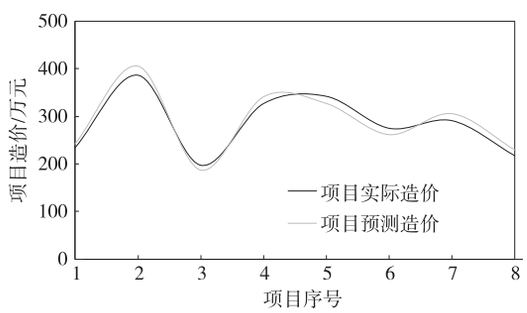


图3　采用K-means聚类算法的造价预测结果

对比图2和图3可知，引入K-means聚类后，预测结果与实际造价之间的偏差有所降低。结合表2中的误差数据可知，聚类处理后各工程项目的相对误差整体减小，说明根据工程样本特征进行分类能够减弱样本差异对回归预测结果的影响，提高模型预测稳定性。

综合分析表明，改进AHP-熵权法能够对配电网工程评价指标进行权重计算，K-means聚类算法能够根据工程样本特征实现分类处理，多元回归模型则能建立指标参数与工程成本之间的关系。三者结合后，可实现配电网工程指标评估与成本预测，为工程造价分析提供数据支持。

4　结束语

针对配电网工程指标评价过程中权重确定受主观因素影响以及成本预测中样本差异较大的问题，本文构建了融合改进AHP-熵权法、K-means聚类及多元回归分析的工程指标评估与成本预测模型。该模型通过改进AHP-熵权法确定评价指标权重，结合K-means聚类分析工程样本特征，并利用多元回归模型建立指标与工程成本之间的关系。实验结果表明，经过聚类处理后的回归模型预测误差有所降低，说明样本分类能够在一定程度上改善成本预测稳定性。研究结果可用于配电网工程指标评价与造价分析，为工程投资决策和成本管理提供

(下转第194页)