

基于分位数回归和机器学习的变电站检修工程造价区间预测模型

黎立¹, 庞圣养², 钟荣豪³, 黄庆淡², 张丽萍¹, 张亚超³

(1. 广东电网有限责任公司, 广东 广州 510600;

2. 广东电网有限责任公司湛江供电局, 广东 湛江 524001;

3. 福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108)

摘要: 日益上升的变电工程检修费用使电网公司面临巨大的市场压力, 传统造价方法已无法满足当前市场需求, 因此, 构建智能化造价测算模型是实现电网企业现代化精细化资金管控的关键。聚焦于变电站一次设备检修工程的造价问题, 在归纳整理历史工程结算数据的基础上, 辨识出工程总费用的关键影响因素, 并建立基于深度置信网络、遗传算法优化的BP神经网络以及灰色预测的3种确定性测算基模型。进一步, 考虑工程实际中不确定因素对造价测算的影响, 结合上述不同基模型建立了基于分位数回归的概率性区间测算模型。最后, 采用广东省实际工程数据进行仿真测试, 验证了所提模型的准确性和可靠性, 可为工程实践提供有力的指导与参考。

关键词: 变电站设备检修; 测算模型; 深度置信网络; BP神经网络; 灰色预测; 分位数回归

中图分类号: TM73 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd26458

An Interval Prediction Model for Maintenance Engineering Cost of Substations Based on Quantile Regression and Machine Learning

LI Li¹, PANG Shengyang², ZHONG Ronghao³, HUANG Qingdan², ZHANG Liping¹, ZHANG Yachao³

(1. *Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, Guangdong, China*; 2. *Zhanjiang Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Zhanjiang 524001, Guangdong, China*;

3. *College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, Fujian, China*)

Abstract: With the increase in electricity demand, the rising maintenance costs of substation projects have put power grid companies under huge market pressure. Traditional cost methods cannot meet the needs of modern markets, so the construction of intelligent cost calculation models is the key to realize the modernization and refinement of capital management and control of power grid enterprises. Focuses on the cost estimation of primary equipment maintenance projects in substations, based on the compilation and analysis of historical project settlement data, the key influencing factors of total project costs were identified, and then, three deterministic prediction base models were established: a deep belief network, a BP neural network optimized by genetic algorithm, and a grey prediction model. Furthermore, considering the impact of uncertain factors in practical engineering scenarios on cost estimation, a probabilistic interval estimation model based on quantile regression was proposed by integrating the aforementioned base models. Finally, simulation tests using actual project data from Guangdong Province were conducted to verify the accuracy and reliability of the proposed models, which can provide strong guidance and reference for engineering practice.

Key words: substation equipment maintenance; prediction model; deep belief network (DBN); BP neural network (BPNN); grey prediction; quantile regression

基金项目: 广东电网有限责任公司科技项目(030800KC23040012)

作者简介: 黎立(1986—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为机器学习, Email: 2683890236@qq.com

通讯作者: 钟荣豪(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、工程造价, Email: 220120074@fzu.edu.cn

随着我国经济的持续增长,电力工业作为国家工业体系的重要组成部分,在推动国家经济发展和保障民生中发挥着重要作用^[1-2]。每年均有大量的资金投入电力行业中^[3-4],仅2023年电网工程就完成投资5 275亿元^[5],因此建立合理的造价指标体系和造价测算模型对于提升工程造价相关工作效率、减少资金浪费具有重要意义。在电力工业中,变电检修是供电公司为了维护变电设备正常运行、保障用户用电安全稳定的重要环节^[6],随着用电需求上升,变电工程运维费用不断增加,电网企业承受着巨大的市场压力^[7-8]。为提高变电工程运维成本的精细化管理水平,本文以变电站一次设备检修项目作为研究对象,提出一种基于概率区间预测的造价测算模型。

对于各类工程领域中的造价指标体系和造价测算模型,已有众多学者进行了大量研究,文献[9]针对架空线路基础工程在不同地理环境下的基础类型差异,提出架空线路基础工程技经测算标准体系,并据此建立造价指标体系;文献[10]采用正态分布法和百分位数测算法等统计学方法有效提升了配网工程建设投资的精细化管理水平。在估算建筑以及电网工程费用方面,文献[11-14]运用灰色系统理论对工程项目进行分解,并计算各类子工程特征和造价的关联度,为造价测算提供了系统科学的框架。

然而,随着各类工程建设任务复杂程度及投资成本的增加,对工程造价管理的要求也逐渐提高。此外,随着机器学习理论与技术的发展,构建基于启发式算法和机器学习的智能化工程造价测算模型得到了广泛的重视。文献[15]提出一种基于随机比特森林的造价特征选择方法,缓解了输变电工程中造价数据高维小样本特性带来的负面影响,并结合基于NP准则的伞式集成学习方法构建了输变电造价估算与检测模型;文献[16]根据电缆线路历史工程数据建立相应的评估指标体系,针对电缆线路历史工程数据的小样本特征,采用随机权重均衡粒子群算法和支持向量回归建立电缆线路工程造价评估模型;文献[17-18]深入研究了变电及输电工程造价的关键影响因素并构建费用指标体系,结合主成分分析法、支持向量机等方法实现对工程中各类费用的预测。

以上研究大多采用单一模型进行工程项目成本测算,无法充分发挥各类测算模型的优势以及避免单一模型的缺陷。此外,上述方法得到的

均为确定性预测结果,然而在实际应用中,变电站检修工程费用受各种不确定因素的影响,使确定性预测结果面临着一定的风险。针对上述问题,本文分别采用深度置信网络、基于遗传算法优化的BP神经网络、灰色预测方法建立不同的测算基模型,结合不同基模型的确定性预测结果,建立基于分位数回归平均的概率区间预测模型,实现对变电站一次设备检修费用的区间预测。

1 样本数据特征分析

本研究收集了广东省某地级市近三年的变电站一次设备检修工程结算审核报告数据,针对不同类型工程进行整合归类,深入分析影响工程费用的关键影响因素,以此为依据选取测算模型的输入输出指标。变电站一次设备检修工程通常由多道工序构成,工程项目总费用为所有工序费用的总和,具体工程费用的构成如图1所示。

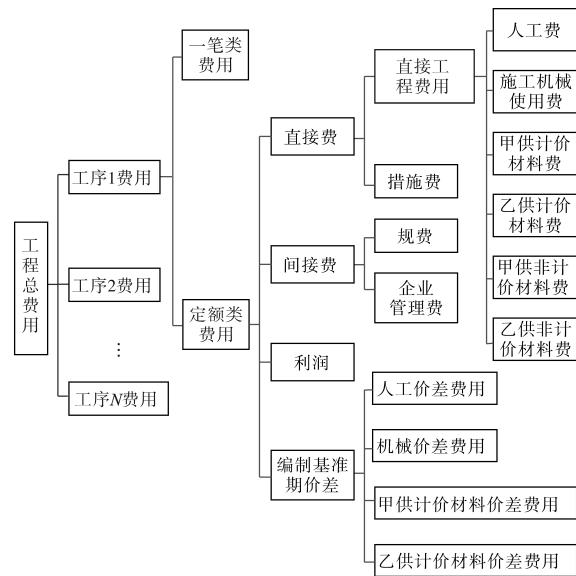


图1 工程费用构成示意图

Fig.1 Schematic diagram of project cost composition

由图1可知,工序费用构成复杂,涉及较为广泛,在通过传统方法进行造价预算时需要大量的业务逻辑,特别是定额类型,需要人、机、料单价等数据的详细定额文件,给工程造价相关工作人员带来巨大工作量的同时也具有较大的失误风险。因此,需要对样本数据进行分析辨识出工程费用的关键影响因素,作为建立造价测算模型的基础数据支撑。

本研究通过整理分析变电站一次设备检修工程历史结算审核报告数据,发现同类型工程通常具备大量的相同工序,以主变压器系统检修为

例,其构成工序如图2所示。

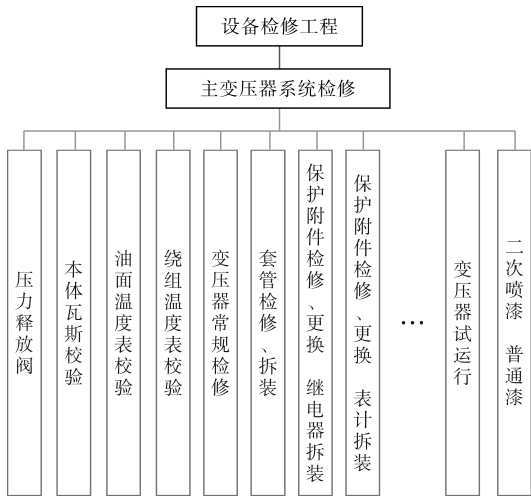


图2 主变压器检修工程工序构成

Fig.2 Process composition of the main transformer maintenance engineering

在主变电压等级、容量、数量等参数确定后,主变系统检修的工序流程即可大体确定,其中,变压器常规检修、套管拆装、变压器绕组连同套管的交流耐压试验、绕组变形试验等工序的工程量也随之确定,可视为工程的固定工序。另一方面,绝缘油试验、二次喷漆等工序的工程量则需根据实际情况而定,视为工程的可变工序。工程总费用为工序费用的总和,在变电站一次设备检修工程中,工程参数、设备参数决定工程固定工序及其工程量。因此,工程参数、设备参数、可变工序参数即为工程费用的关键影响因素。

2 工程造价测算方法

本研究采用深度置信网络、遗传算法优化的BP神经网络以及灰色预测方法作为工程造价测算的基模型。所采用模型根据历史工程数据建立输入输出样本集,获取工程参数、设备参数、工序参数与工程费用的拟合关系。以深度置信网络为例,其测算模型框架如图3所示。

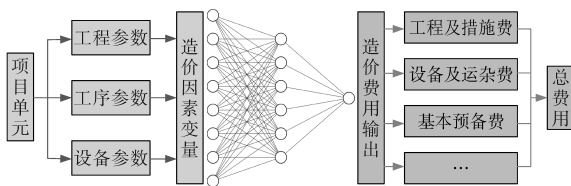


图3 造价测算模型的框架

Fig.3 Structure of the cost estimation model

2.1 深度置信网络

深度置信网络(DBN)由多个受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machines,RBM)构成^[19-21]。

这种网络结合了深度学习和特征提取技术,展现出强大的数据建模能力和快速处理能力。DBN的参数初始化通过逐层无监督预训练获得,这不仅解决了传统神经网络中随机参数 d 初始化的问题,还有助于减少过拟合和欠拟合的风险。近年来,DBN在图像识别、汇率预测等多个领域展现出广泛的应用潜力,为复杂环境下的变电站一次设备检修费用预测提供了一种创新的方法。DBN的结构如图4所示。

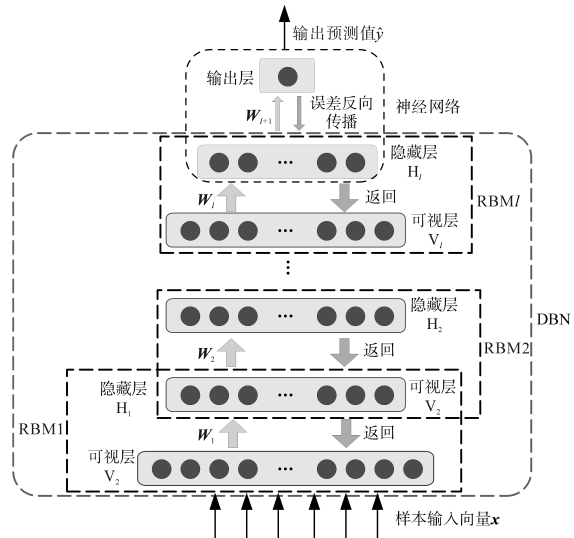


图4 DBN预测模型的结构

Fig.4 Structure of DBN forecasting model

如图4所示,DBN模型由多个RBM和单层反向传播神经网络(back-propagation neural network,BPNN)组成,BPNN具有1个输入层、 l 个隐藏层和1个输出层。输入层和所有隐藏层通过对每个RBM进行无监督预训练从样本输入数据中提取特征。最后一个隐藏层和输出层形成神经网络(neural network,NN),RBM的输出特征向量作为上述NN的输入向量。权重矩阵 W_i 是隐藏层 H_{i-1} 和隐藏层 H_i 之间的对称连接权重。

作为DBN的基本单位,每个RBM都包含一个可视层和一个隐藏层。可视层和隐藏层的状态可以分别表示为 v 和 h 。RBM是一种基于热力学的能量模型,其能量函数可表示为

$$E(v,h) = -\sum_{i=1}^{n_v} \sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} v_i h_j - \sum_{i=1}^{n_v} a_i v_i - \sum_{j=1}^{n_h} b_j h_j \quad (1)$$

式中: w_{ij} 为可视神经元和隐藏神经元之间的对称连接权重; a_i 为可视神经元 v_i 的偏差; b_j 为隐藏神经元的偏置; n_v 为可视层中的神经元个数; n_h 为隐藏层中的神经元个数。

隐藏层和可视层的联合概率分布可定义为

$$P(v_i, h) = \frac{e^{-E(v_i, h)}}{\sum_v \sum_h e^{-E(v_i, h)}} \quad (2)$$

当可视层的状态已知时, h_j 的个体激活概率可以通过下式推导得到:

$$P(h_j = 1 | v) = \text{sigm}(\sum_{i=1}^{n_v} w_{ij} v_i + b_j) \quad (3)$$

类似地, 给定 h 的 v_i 条件概率可以通过下式计算获取:

$$P(v_i = 1 | h) = \text{sigm}(\sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} h_j + a_i) \quad (4)$$

为了确定RBM的参数 w, a 和 b , 采用了一种称为对比散度(contrast divergence, CD)的快速学习算法来迭代训练单个RBM。CD算法只需一步吉布斯(Gibbs)采样即可获得良好的近似值, 其学习过程如图5所示。

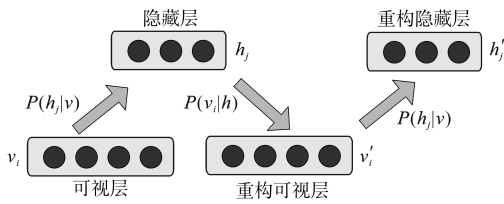


图5 对比散度的学习过程

Fig.5 The learning process of contrast divergence

首先, 将样本输入数据视为可视层的状态, 隐藏层的状态通过式(3)计算; 然后, 重构的可视层状态可通过式(4)得到, 最后, 重构的隐藏层状态可通过式(3)得到。因此, RBM的参数更新准则可以表示为

$$\begin{cases} \Delta w_{ij} = \eta (\langle v_i h_j \rangle - \langle v'_i h'_j \rangle) \\ \Delta a_i = \eta (\langle v_i \rangle - \langle v'_i \rangle) \\ \Delta b_j = \eta (\langle h_j \rangle - \langle h'_j \rangle) \end{cases} \quad (5)$$

式中: η 为CD算法的学习率; v'_i 为重构可视层中第 i 个神经元的状态; h'_j 为重构隐藏层中第 j 个神经元的状态; $\langle \cdot \rangle$ 表示变量的数学期望。

如前所述, 参数 w, a 和 b 在基于CD的无监督预训练过程中初始化。一旦确定了第1个RBM的参数, 隐藏层输出则被视为第2个RBM的可视层输入。DBN的所有RBM逐层更新相应的网络参数。另一方面, DBN的顶层采用前馈神经网络, 基于误差反向传播进行监督训练, 同时对参数 w, a 和 b 进行微调。综上, 结合无监督预训练过程和监督微调过程, DBN的训练过程即可完成。

2.2 遗传算法优化的BP神经网络

BPNN是一种多层前馈神经网络, 通过反向

传播算法来训练网络的权重, 该网络由众多并行工作的神经元构成, 具备学习能力、记忆功能、计算能力和智能处理的非线性自适应动态特性^[22-24]。BP网络通常由输入层、多个隐藏层以及输出层构成, 各层节点之间通过单向连接进行信息传递。本文研究的是3层结构的BPNN。

BPNN的训练涉及两个主要阶段: 信号的正向流动和误差的反向传递。在正向流动阶段, 输入数据通过隐藏层转换, 然后传递到输出层。如果输出误差超出了设定的阈值, 网络就会启动误差反向传播机制, 对权重和阈值进行调整以减少误差。在BPNN中, 初始权重和阈值是随机产生的, 初值的选取对计算结果有直接影响。初值选取不当容易出现收敛速度很慢或陷入局部极小值而无法收敛的情况。因此, 本研究选用遗传算法(genetic algorithm, GA)来确定最佳的网络权重及阈值, 并将其作为BPNN模型的起始参数, 本文将这种优化模型记为GA-BP模型, 其计算流程如图6所示。

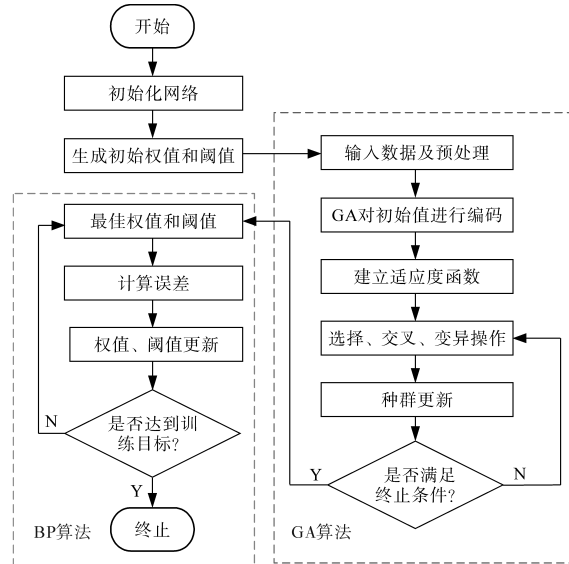


图6 GA-BP神经网络流程图

Fig.6 GA-BP neural network flowchart

2.3 灰色预测方法

灰色预测具有建模简单、所需数据量少的特点, 因此在环境、能源、经济、交通等各个领域得到了广泛的应用。灰色模型在处理“小样本、少数据”的不确定性系统时具有相对优势, 在数据相对稀缺的情况下也能获得精度优良的预测结果^[25-26]。其建模流程如下:

设 $\hat{X}^0(k) = \{\hat{X}^0(1), \hat{X}^0(2), \dots, \hat{X}^0(n)\}$, $X^0(k) = \{X^0(1), X^0(2), \dots, X^0(n)\}$, 则关联系数定义为

$$\eta(k) = \frac{\min|\hat{X}^0(k) - X^0(k)| + \rho \max|\hat{X}^0(k) - X^0(k)|}{|\hat{X}^0(k) - X^0(k)| + \rho \max|\hat{X}^0(k) - X^0(k)|} \quad (6)$$

$$r = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta(k) \quad (7)$$

式中: $|\hat{X}^0(k) - X^0(k)|$ 为第 k 个点 X^0 与 \hat{X}^0 的绝对误差; $\min|\hat{X}^0(k) - X^0(k)|$ 为两级最小差; $\max|\hat{X}^0(k) - X^0(k)|$ 为两级最大差; ρ 为分辨率, 一般取 $\rho = 0.5$; r 为 $X^0(k)$ 与 $\hat{X}^0(k)$ 的关联度。

灰色预测模型的建立过程如下:

结合原始时间序列 X^0 , 通过累加生成新序列 $X^1 = \{X^1(1), X^1(2), \dots, X^1(n)\}$, 则 GM(1, 1) 模型相应的微分方程为

$$\frac{dX^1}{dt} + aX^1 = \mu \quad (8)$$

式中: a 为发展灰数; μ 为内生控制灰数。

采用最小二乘法求解上述微分方程中的参数 a 和 μ , 可得:

$$[a, \mu]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (9)$$

其中

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{x^0(1) + x^0(2)}{2} & 1 \\ -\frac{x^0(2) + x^0(3)}{2} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{x^0(n+1) + x^0(n)}{2} & 1 \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} x^0(2) \\ x^0(3) \\ \vdots \\ x^0(n) \end{bmatrix}$$

据此可求得预测值如下:

$$\hat{X}^1(k+1) = [X^0(1) - \frac{\mu}{a}] e^{-ak} + \frac{\mu}{a} \quad k = 0, 1, \dots, n \quad (10)$$

3 基于分位数回归的区间预测模型

上一节中3种测算基模型的输出均为确定性预测结果, 由于工程实际中存在的不确定性风险, 确定性测算结果可能对实际工程造价产生误导, 因此本研究结合上述不同基模型的预测结果, 建立分位数回归平均模型(quantile regression averaging model, QRAM)对变电站一次设备检修费用进行概率性区间预测。

分位数回归平均问题可描述为如下形式:

$$\begin{cases} F_{y_n}^{-1}(q|\hat{Y}_n) = \hat{Y}_n \beta_q \\ \hat{Y}_n = [1, \hat{y}_{1,n}, \hat{y}_{2,n}, \hat{y}_{3,n}] \end{cases} \quad (11)$$

式中: $F^{-1}(q|\cdot)$ 为检修费用分布的条件 q -分位数; $\hat{y}_{l,n}$ 为基模型 l 在样本点 n 的预测值; β_q 为分位数 q 的参数向量。

β_q 可通过最小化 q -分位数的损失函数求解, 具体表示如下:

$$\begin{aligned} \min_{\beta_q} [& \sum_{\{n: y_n \geq \hat{Y}_n \beta_q\}} q |y_n - \hat{Y}_n \beta_q| + \sum_{\{n: y_n < \hat{Y}_n \beta_q\}} (1-q) |y_n - \hat{Y}_n \beta_q|] \\ & = \min_{\beta_q} [\sum_n (q - I_{y_n < \hat{Y}_n \beta_q}) (y_n - \hat{Y}_n \beta_q)] \end{aligned} \quad (12)$$

$$I_{y_n < \hat{Y}_n \beta_q} = \begin{cases} 1 & y_n < \hat{Y}_n \beta_q \\ 0 & y_n \geq \hat{Y}_n \beta_q \end{cases} \quad (13)$$

式中: y_n 为样本点 n 的检修费用实际值; I 为指标函数。

对某一置信水平 $(1-\alpha) \times 100\%$, 分位数对 (q_1, q_2) 可通过下式计算:

$$\begin{cases} q_1 = \alpha/2 \\ q_2 = 1 - \alpha/2 \end{cases} \quad (14)$$

结合样本点的预测值和实际值建立分位数回归平均模型, 并求解式(12)的最小化问题获取分位数 q_1 和 q_2 的参数向量, 由此可得预测点 n 的区间预测结果为

$$\begin{cases} L_n = \hat{Y}_n \beta_{q_1} \\ U_n = \hat{Y}_n \beta_{q_2} \end{cases} \quad (15)$$

式中: L_n, U_n 分别为预测点 n 的区间预测下边界和上边界。

区间预测结果的评价指标包括预测区间可信度(prediction interval coverage probability, PICP)和预测区间归一化平均宽度(prediction interval normalized average width, PINAW), 计算公式如下式所示:

$$I_{\text{PICP}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N c_n \times 100\% \quad (16)$$

$$I_{\text{PINAW}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{(U_n - L_n)}{y_n} \times 100\% \quad (17)$$

式中: N 为预测点的数目。

当预测点 n 的目标值 $\in [L_n, U_n]$ 时, c_n 取值为 1, 反之为 0。

4 算例分析

4.1 预测性能指标

为了评估所提测算模型的预测性能, 采用以下预测精度指标: 平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)。

RMSE)、平均相对误差(mean relative error, MRE), 计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (20)$$

式中: y_i 为工程*i*检修费用的实际值; \hat{y}_i 为工程*i*检修费用的预测值; N 为测试工程样本总数。

4.2 数据收集及参数设置

本文以广东省湛江市变电站一次设备检修工程为例,选取100组历史工程结算数据作为总体样本集合进行分析,将该样本集合中的80%数据作为训练样本集,20%数据作为测试样本集。

针对DBN模型,根据样本的输入输出变量数,将模型输入层、输出层的节点数分别设置为11和1,隐藏层节点数选取的经验公式如下^[27]:

$$n_k = \sqrt{n_i + n_o} + \beta \quad (21)$$

式中: n_k 为隐层节点数; n_i, n_o 分别为输入层和输出层的节点数量; β 为调节系数,其取值范围是 $[0, 100]$ 。

本文通过交叉验证法得到最优参数组合如下:隐藏层节点数为70,学习率为0.01。

针对GA-BP模型,GA算法的最大迭代次数为100,种群规模为30,交叉概率为0.85,变异概率为0.1。通过交叉验证法选取的隐藏层节点数为7,学习率为0.01。

4.3 变电站一次设备检修费用测算结果分析

分别采用DBN, GA-BP神经网络和灰色预测方法这3种不同的基模型对变电站一次设备检修费用进行测算,针对测试样本集的预测结果如图7所示,其预测误差的性能指标如表1所示。

由表1可知,在3种测算模型中,DBN的MAE, RMSE, MRE是3种预测基模型中最小的,即DBN的预测精度要优于GA-BP神经网络和灰色预测算法。在工程实践中,单方工程检修费用预算精度要求在5%以内^[28],3种测算模型的MRE分别为1.28%, 1.80%和3.22%,均小于5%,故上述不同预测基模型的预测精度均符合变电站检修费用测算精度要求。此外,采用皮尔逊相关系数检验预测结果的统计显著性,由计算可得DBN, GA-BP和灰色预测3种基模型的预测值与真实值

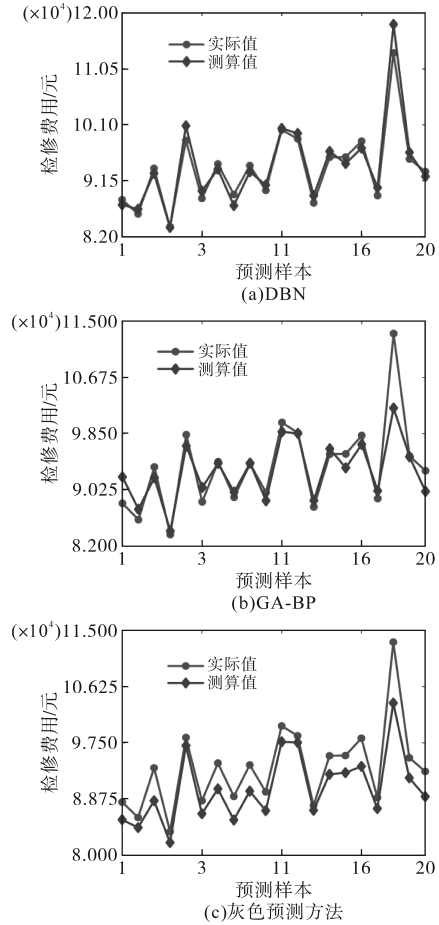


图7 3种基模型的预测结果

Fig.7 Prediction results of the three base models

表1 不同测算模型的预测性能指标

Tab.1 Performance metrics for different forecasting models

预测模型	MAE/元	RMSE/元	MRE/%
DBN	1 239.2	1 664.1	1.28
GA-BP	1 759.3	2 901.9	1.80
灰色预测	3 076.9	3 604.0	3.22

的相关系数分别为0.9825, 0.9804和0.9614,故上述模型预测结果均具有统计显著性。

测算基模型的输出均为确定性预测结果,然而,在实际工程中,仅通过确定性预测值无法反应工程实际中由于不确定因素导致的风险。本研究结合3种基模型的预测结果,建立QRAM对变电站一次设备检修费用进行概率性区间预测,在95%置信水平下的区间预测结果如图8所示。

由图8可看出,20组测试样本的实际值绝大部分落在QRAM的预测区间内,表明本文所提出的QRAM区间预测模型可有效评估变电站一次设备检修费用的波动范围。

此外,通过计算可得不同置信水平下区间预测结果的评价指标,为了验证不同置信水平对区

间预测评价指标的影响,表2给出了4种置信水平下区间预测性能的评价结果。

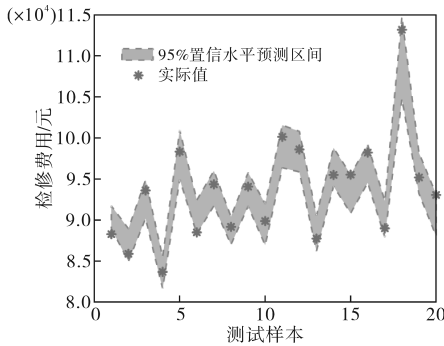


图8 95%置信水平下QRAM的区间预测结果

Fig.8 Interval prediction results of QRAM at 95% confidence level

表2 不同置信水平下预测区间评价结果

Tab.2 Evaluation results of prediction intervals under different confidence levels

置信水平/%	$I_{PICP}/\%$	$I_{PINAW}/\%$
95	95	5.03
90	90	4.78
85	80	4.26
80	80	3.86

由表2可知,在95%置信水平下,区间可信度达到95%,表明此时20组变电站设备检修费用的测试数据中,有19组样本的真实值在区间预测范围以内。随着置信水平的降低,归一化平均宽度有所减小,且区间可信度也随之下落。由此可见,相较于测算基模型的确切性预测结果,区间预测结果考虑了变电站设备检修费用测算中的不确定因素,其测算结果的上、下边界反应了预测结果的波动范围,在实际工程造价测算中可对不确定因素导致的风险进行有效评估。

5 结论

本文在分析变电站一次设备检修工程历史数据的基础上,利用DBN,GA-BP神经网络以及灰色预测方法作为基模型进行确定性预测。通过对测试样本集的预测结果进行定量分析可知,3种测算基模型的MRE分别为1.28%,1.80%和3.22%,均满足工程实践的预测精度要求。在此基础上,结合基模型的预测结果,建立了分位数回归平均模型对变电站一次设备检修费用进行概率性区间预测。由仿真结果可知,区间预测结果可有效评估不确定因素导致的风险,预测结果的波动范围随着置信水平的降低有所减小。因此,本文所提确定性预测基模型和分位数回归区

间预测模型可为变电站检修工程造价成本管理提供重要的实践指导意义。

参考文献

- [1] 上官甲天,茅云寿.计及新能源不确定性微能源网优化运行研究[J].供用电,2023,40(8):92-99.
SHANGGUAN Jiatian,MAO Yunshou. Optimal operation of micro-energy networks considering new energy uncertainty[J]. Distribution & Utilization, 2023,40(8):92-99.
- [2] 姚尚衡,傅晨玲,曾金灿,等.智能电网技术创新对电力行业绿色转型的非线性影响[J].智慧电力,2024,52(2):1-7,16.
YAO Shangheng, FU Chenling, ZENG Jincan, et al. Nonlinear impact of smart grid technology innovation on green transformation of power industry[J]. Smart Power, 2024,52(2):1-7,16.
- [3] 诸德律,徐佳琪.基于低碳经济背景下电力行业节能减排路径分析研究[J].现代工业经济和信化,2023,13(11):141-143.
ZHU Delü, XU Jiaqi. Analysis of energy saving and emission reduction paths in electric power industry in the context of low carbon economy[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2023,13(11):141-143.
- [4] 杜冬梅,曹冬惠,何青.“双碳”目标下我国电力行业低碳转型的思路探讨[J].热力发电,2022,51(10):1-9.
DU Dongmei, CAO Donghui, HE Qing. Discussion on low-carbon transformation of China's power industry under the "double-carbon" goal[J]. Thermal Power Generation, 2022,51(10):1-9.
- [5] 国家能源局.国家能源局发布2023年全国电力工业统计数据[J].电力科技与环保,2024,40(1):95-95.
National Energy Administration. National Energy Administration released the 2023 national power industry statistics[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2024,40(1):95-95.
- [6] 张煜.作业标准成本法在A供电公司变电检修成本管理中的应用研究[D].济南:山东财经大学,2023.
ZHANG Yu. Research on the application of operation standard costing on the cost management of substation maintenance of A power supply company[D]. Jinan: Shandong University of Finance and Economics, 2023.
- [7] YANG Fan, CHEN Fulei, ZHAO Chen, et al. Analysis and prediction of differential operation and maintenance cost of power transmission and transformation[J]. Procedia Computer Science, 2023,228:1277-1286.
- [8] ZHENG Huaihua, MAO Yu. Prediction of cost of power transmission and transformation project based on neural network[C]//2022 2nd International Signal Processing, Communications and Engineering Management Conference (ISPCEM), Montreal, Canada, 2022:190-193.
- [9] 王涛,秦杰.架空线路基础工程造价指标体系构建及其测算研究[J].电力与能源,2019,40(4):389-392,397.
WANG Tao, QIN Jie. Construction and calculation of overhead

- line foundation engineering cost index system[J]. Power & Energy, 2019, 40(4): 389-392, 397.
- [10] 亓彦珣, 宋妍, 徐宁, 等. 配网工程造价控制线测算方法研究[J]. 中国电力企业管理, 2023(3): 54-55.
QI Yanxun, SONG Yan, XU Ning, et al. Research on the calculation method of the cost control line of distribution network project[J]. China Power Enterprise Management, 2023(3): 54-55.
- [11] 陈懂娟. 建筑工程全过程造价管理成熟度评价模型研究[J]. 中国高新科技, 2024(4): 65-66, 92.
CHEN Dongjuan. Research on maturity evaluation model of cost management in the whole process of construction engineering[J]. China High and New Technology, 2024(4): 65-66, 92.
- [12] 田文娟. 基于灰色聚类法的建筑工程造价控制成熟度评价[J]. 中国建筑金属结构, 2023, 22(9): 159-161.
TIAN Wenjuan. Maturity evaluation of construction project cost control based on grey clustering method[J]. China Construction Metal Structure, 2023, 22(9): 159-161.
- [13] 张灿, 曹孟迪, 刘宏志. 电网工程造价管控成效综合评价[J]. 中国电力企业管理, 2024(9): 55-57.
ZHANG Can, CAO Mengdi, LIU Hongzhi. Comprehensive evaluation of the effectiveness of power grid project cost control[J]. China Power Enterprise Management, 2024(9): 55-57.
- [14] 韩文长, 唐学军, 李智威, 等. 基于DEMATEL-改进灰色关联法的电网投资效益效率评价分析[J]. 供用电, 2022, 39(11): 47-54.
HAN Wenchang, TANG Xuejun, LI Zhiwei, et al. Evaluation and analysis of power grid investment benefit and efficiency based on DEMATEL-improved grey correlation method[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(11): 47-54.
- [15] 杨龙, 徐雄军, 黄丞远, 等. 输变电工程造价水平智能评估与监测方法研究[J]. 电力学报, 2021, 36(2): 164-172.
YANG Long, XU Xiongjun, HUANG Chengyuan, et al. Research on intelligent evaluation and monitoring method of cost level of transmission and transformation projects[J]. Journal of Electric Power, 2021, 36(2): 164-172.
- [16] 李东格. 基于随机权重优化的电缆线路工程造价评估[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
LI Dongge. Cost estimation of cable route engineering based on random weight optimization[D]. Beijing: School of Electrical and Electronic Engineering, 2017.
- [17] 李旺, 王绵斌, 饶烧, 等. 220 kV 变电工程结算阶段造价预测指标体系及模型研究[J]. 电力学报, 2014, 29(2): 145-148.
LI Wang, WANG Mianbin, RAO Rao, et al. Research on the cost forecast index system and model of 220 kV power transformation project in the stage of completion settlement[J]. Journal of Electric Power, 2014, 29(2): 145-148.
- [18] 王绵斌, 李欢欢, 谭忠富, 等. 基于支持向量机方法的输电工程造价指标评估体系[J]. 电力建设, 2014, 35(3): 102-106.
WANG Mianbin, LI Huanhuan, TAN Zhongfu, et al. Index evaluation system of power transmission project cost based on support vector machine method[J]. Electric Power Construction, 2014, 35(3): 102-106.
- [19] 朱乔木, 党杰, 陈金富, 等. 基于深度置信网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 735-743.
ZHU Qiaomu, DANG Jie, CHEN Jinfu, et al. A method for power system transient stability assessment based in deep belief networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 735-743.
- [20] TANG Xianlun, DAI Yuyan, LIU Qing, et al. Application of bi-directional recurrent neural network combined with deep belief network in short-term load forecasting[J]. IEEE Access, 2019, 7: 160660-160670.
- [21] LIU Jin, WU Naiqi, QIAO Yan, et al. Short-term traffic flow forecasting using ensemble approach based on deep belief networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(1): 404-417.
- [22] 李乐萍, 许皓, 王予希, 等. 基于等效负荷分布的含分布式电源配电网线损计算[J]. 供用电, 2024, 41(3): 42-50, 77.
LI Leping, XU Hao, WANG Yuxi, et al. Calculation of line loss in distribution networks with distributed power sources based in equivalent load distribution[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(3): 42-50, 77.
- [23] 陆秋贤, 马刚, 何明远. 基于ACO改进BP神经网络的风电功率预测研究[J]. 电气应用, 2023, 42(2): 55-62.
LU Qiuxian, MA Gang, HE Mingyuan. Research on wind power prediction based on ACO improved BP neural network[J]. Electrotechnical Application, 2023, 42(2): 55-62.
- [24] WANG S, ZHU H, ZHANG W, et al. Active disturbance rejection decoupling control for three-degree-of-freedom six-pole active magnetic bearing based on BP neural network[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2020, 30(4): 1-5.
- [25] 李俊芳, 张步涵, 谢光龙, 等. 基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(19): 151-159.
LI Junfang, ZHANG Buhuan, XIE Guanglong, et al. Grey predictor models for wind speed-wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(19): 151-159.
- [26] LI Jifang, FENG Shuo, ZHANG Tao, et al. Study of long-term energy storage system capacity configuration based on improved grey forecasting model[J]. IEEE Access, 2023, 11: 34977-34989.
- [27] 张丽红. 基于DBN与信号分解的风电功率组合预测研究[D]. 沈阳: 沈阳工程学院, 2024.
ZHANG Lihong. Research on combined prediction of wind power based on DBN and signal decomposition[D]. Shenyang: Shenyang Institute of Engineering, 2024.
- [28] 王巧凤. 基于智能算法的快速工程投资估算研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2021.
WANG Qiaofeng. Research on fast engineering investment estimation based on intelligent algorithm[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021.

收稿日期: 2025-02-16

修改稿日期: 2025-05-09