

基于机器学习算法的输电线路工程全过程 造价预测研究

张恒,朱鑫鑫,张寰

(中国能源建设集团江苏省电力设计院有限公司,江苏省南京市,210000)

摘要 为提高输电线路工程造价预测的准确性与效率,本文构建了统一的造价指标体系,引入机器学习算法,建立了涵盖可研概算、施工图预算、招标限价与竣工结算四个阶段的智能预测模型。通过对比支持向量机、随机森林、神经网络和XGBoost等算法的性能,发现随机森林模型在各阶段表现最优。实际工程案例验证表明,该模型预测精度高,可为投资决策与成本控制提供可靠支持,推动造价咨询的数字化转型。

关键词 全过程造价咨询;标准化;智能化;成本预测;机器学习

中图分类号:TP18;TM75 文献标识码:B
文章编号:1008-0899(2025)12-0069-03

随着智能电网的快速发展,输电线路工程对造价管理的精准性提出了更高要求^[1]。传统造价咨询模式存在流程衔接不畅、标准不一等问题。近年来,国家出台《建设项目全过程工程咨询标准》(T/CECS1030-2022)^[2]等政策,推动了造价咨询的标准化与规范化^[2]。大数据与人工智能技术的应用为造价精细化管理提供了新思路,数据驱动方法在提升预测精度方面展现出显著优势^[3-5]。然而,不同机器学习算法对项目特征及数据规模的适应性存在差异。本文通过对比多种算法,将标准化数据体系与最优算法融合,构建全过程造价预测模型,为实现从数据采集到结果预测的闭环优化提供新方法。

1 研究思路

本文遵循“问题导向-数据准备-模型构建-实证分析”的技术路线。首先,系统分析各阶段影响造价的关键因素,构建统一、标准的造价指标体系与历史数据库。其次,选取支持向量机回归、随机森林、多层感知器神经网络和XGBoost四种代表性机器学习模型作为候选算法。随后,将历史数据划分为训练集与测试集,对比上述算法在可研概算、施工图预算、招标限价及竣工结算四个关键阶段的

预测精度与稳定性,从而筛选出各阶段最优预测模型。最后,基于最优模型构建分阶段造价预测模型,并利用实际输电线路工程案例进行验证与误差分析,最终形成一套科学、可靠的输电线路工程全过程造价智能预测方法。

2 典型机器学习算法对比与选择

本文选取了支持向量机回归、随机森林、多层感知器神经网络和XGBoost四种常用机器学习算法进行对比。这些算法各具特点:SVR擅长处理小样本非线性回归问题;RF通过集成多棵决策树提升泛化能力;BP神经网络能够模拟复杂非线性关系,但对参数设置与数据规模敏感;XGBoost在回归问题中常表现出色。

在初设概算阶段,RF模型($R^2=0.94$)预测效果显著优于其他模型。XGBoost模型与BP神经网络模型的预测效果次之(R^2 分别为0.62和-0.40),而SVM模型表现最差($R^2=-0.19$)。在施工图预算阶段,SVM模型的预测能力依然较差($R^2=0.20$),显著低于RF模型($R^2=0.84$)和XGBoost模型($R^2=0.83$)。在中标价预测阶段,RF模型再次表现出较强的预测能力($R^2=0.90$),XGBoost模型也显示出相近的性能($R^2=0.89$)。在竣工结算价预测阶段,RF模型($R^2=0.94$)表现卓越,XGBoost模型($R^2=0.93$)表现也较为优异,而SVM模型预测效果显著较差($R^2=-0.15$)。

通过对比四种算法在四个阶段的预测准确率(图1所示),综合来看,RF模型在预测精度与稳定性方面均优于其他模型。XGBoost模型表现次之,但

作者简介:张恒(1990~),男,河南驻马店人,硕士,经济师,研究方向:技术经济。

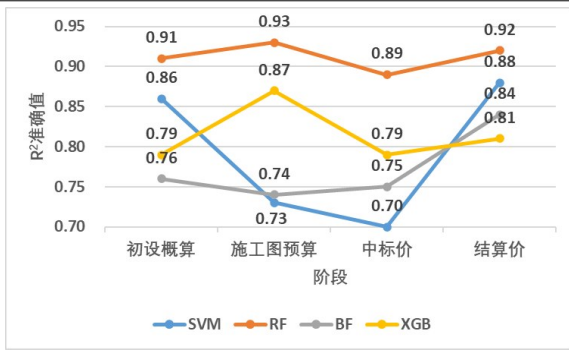


图1 四阶段模型预测准确率对比图

稳定性略逊于RF模型。BP神经网络模型在各阶段表现波动较大,且存在过拟合现象;SVM模型在所有阶段均表现不佳。因此,本研究选择随机森林算法进行后续模型优化与工程案例验证。

3 基于随机森林算法的输电线路工程全过程造价预测模型研究

3.1 输入数据特征与预处理

3.1.1 数据来源与样本构成

数据来源于项目档案管理系统、工程造价数据库,并辅以专家访谈与人工补录进行完善。最终共收集有效项目样本49项,涵盖500 kV及以下各电压等级的线路与变电工程,具有较强的代表性。

3.1.2 统一输入特征指标体系构建

针对输电线路工程各阶段的输入特征,本研究遵循“通用特征+阶段特征”相结合的原则,输入指标体系包括:线路复测分坑数量、地脚螺栓数量、钢筋笼重量、混凝土方量、导线长度、OPGW长度、灌注桩成孔长度、钢管杆数量、钢管杆重量、铁塔数量、铁塔重量、接地工程量等。

3.1.3 数据预处理方法

为保障模型输入的规范性与一致性,所有原始数据在训练前均进行预处理:对缺失值采用均值或中位数填补,或经专家评估后剔除;采用四分位距法与 3σ 准则识别并剔除异常值;对连续型数值指标进行标准化以消除量纲影响;利用方差膨胀因子检验多重共线性,对冗余度较高的指标予以剔除。

3.2 模型构建

本文以随机森林回归算法为核心,构建“全过程多阶段造价预测模型”,对可研概算、施工图预算、招标限价与竣工结算四个关键阶段逐一建模预测。模型构建的基本逻辑是:后一阶段的预测均以前一阶段的输出及相应的关键工程量特征为基础,

以模拟实际工程中造价逐步深化和确定的流程。各阶段模型均采用随机森林回归算法,通过Scikit-learn库实现。模型关键参数通过网格搜索与交叉验证确定,最终设定决策树数量($n_estimators$)为100,最大深度(max_depth)为15,其余参数保持默认值。

3.2.1 阶段一:概算→预算预测

本阶段旨在基于可行性研究阶段的投资估算,预测更为精确的施工图预算。输入全部概算工程量指标。数据来源于项目初设方案与投资估算文件。模型通过学习概算工程量与最终预算价格之间的复杂非线性关系,实现从粗放到精细的造价预测。模型的训练过程与精度收敛情况如图2所示,表明模型能有效拟合数据且未出现明显过拟合。

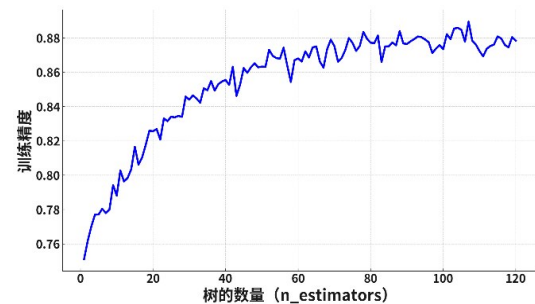


图2 初设概算—随机森林模型精度变化曲线图

3.2.2 阶段二:预算→限价预测

本阶段依据已批准的施工图预算,推导招标最高限价。输入特征从预算阶段的详细费用分项中选取了11项关键指标(不含“角钢塔数量”)。该阶段模型的核心任务是捕捉预算费用在考虑市场竞争和发包策略后,向招标限价转化的规律。模型精度变化如图3所示,其稳定上升并收敛的趋势验证了该预测路径的可行性。

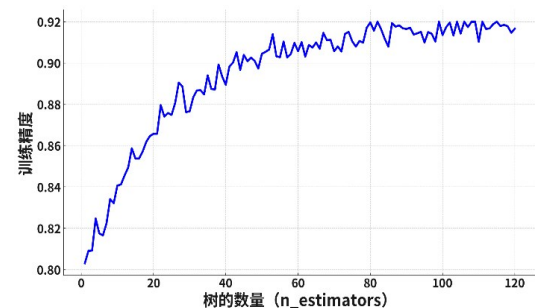


图3 施工图预算—随机森林模型精度变化曲线图

3.2.3 阶段三:限价→中标价预测

本阶段模拟招标过程中的市场博弈行为,在已

知招标限价的基础上预测最终的中标合同价。输入特征包括11项关键工程量、市场信息及投标背景特征(不含“角钢塔数量”)。此阶段预测的不确定性较高,模型通过集成学习有效降低了投标策略等随机因素带来的噪声干扰,预测精度变化如图4所示。

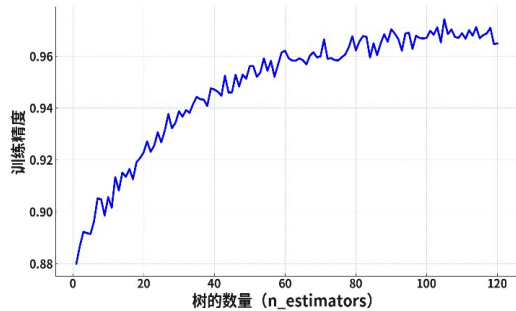


图4 中标价预测-随机森林模型精度变化曲线图

3.2.4 阶段四:合同价→结算价预测

本阶段是全过程造价的终点,旨在综合考虑施工过程中的设计变更、现场签证及市场价格波动等因素,基于合同价预测竣工结算价。输入特征选取了10项最为核心的合同与工程量特征。模型能够有效学习工程变更与费用调整之间的映射关系,其精度曲线如图5所示,在多数常规项目中实现了高精度预测。

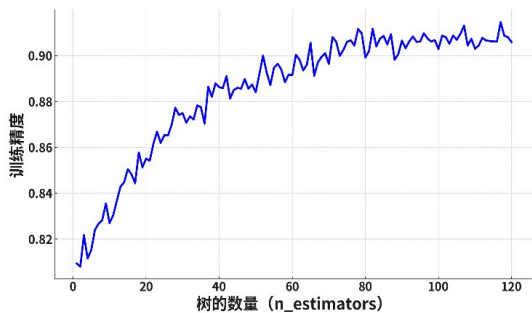


图5 结算价-随机森林模型精度变化曲线图

通过上述四个阶段的模型构建,形成了从投资

估算到竣工结算的全过程造价预测链条。各阶段模型均表现出良好的性能,验证了基于随机森林算法进行全过程造价智能预测的有效性。

4 结论及建议

输电线路工程造价管理的核心目标在于最大限度缩小实际值与预测值之间的偏差。本文通过逐阶段分析实际值与预测值的差异,识别偏差来源并提出以下优化建议:

阶段一(概算→预算):优化概算方法,采用更精细的工程量清单,并引入市场价格波动预估机制。

阶段二(预算→限价):加强市场调研,针对特殊项目纳入风险缓冲,并建立实时市场监控机制。

阶段三(限价→中标价):建立科学、公正的投标评审机制,灵活调整合同条款,监控投标行为。

阶段四(合同→结算):加强设计变更与现场签证管理,强化施工进度与质量监控,建立严格的结算审核机制。

通过上述措施,可有效缩小各阶段造价预测偏差,提升输电线路工程全过程造价管控的科学性与精准性。

参考文献

- [1] 王冬超,周波,李维嘉,等.融合蒙特卡洛算法的输电线路工程造价预测分析[J].沈阳工业大学学报,2023,45(06):607-611.
- [2] 中国工程建设标准化协会.建设项目全过程工程咨询标准:T/CECS1030-2022[S].北京:2022.
- [3] 胡永波.大数据驱动的工程造价预测模型构建与优化研究[J].新城建科技,2025,34(01):180-182.
- [4] 程方圆.基于大数据分析的工程造价智能预测模型方法分析[J].办公自动化,2024,29(21):72-74.
- [5] 姜华.基于大数据的工程造价预测模型研究[J].建筑与预算,2024,(07):34-36.