

基于机器学习的办公建筑工程造价动态估算与管理

贺攀明 秦利萍
四川建筑职业技术学院，四川 德阳 618000

摘要：近年来，随着建筑行业的快速发展和项目复杂度的提升，工程造价管理面临着数据复杂、市场波动频繁等挑战，传统估算方法已难以有效应对这些变化。为此，为了提升造价管理的精确性和实时性，本文提出基于机器学习的动态估算和管理策略，实现了对办公建筑工程造价的实时估算和灵活调整。该研究具有重要的现实意义，为工程造价管理提供了智能化、数据驱动的科学支持，有助于行业提升成本控制的效率和效果。

关键词：机器学习；办公建筑；工程造价；估算；管理

Dynamic Estimation and Management of Office Building Engineering Cost Based on Machine Learning

He,Panming Qin,Liping
Sichuan College of Architectural Technology, Deyang, Sichuan, 618000, China

Abstract: In recent years, with the rapid development of construction industry and the improvement of project complexity, project cost management is facing challenges such as complex data and frequent market fluctuations, and traditional estimation methods have been difficult to effectively cope with these changes. Therefore, in order to improve the accuracy and real-time of cost management, this paper puts forward a dynamic estimation and management strategy based on machine learning, which realizes real-time estimation and flexible adjustment of office building engineering cost. This research has important practical significance, provides intelligent and data-driven scientific support for project cost management, and helps the industry to improve the efficiency and effect of cost control.

Keywords: Machine learning; Office building; Project cost; Estimate; Manage

DOI: 10.62639/sspis09.20240104

近年来，随着建筑行业的不断发展和项目复杂度的提升，工程造价管理的重要性愈发突出。根据《中国建筑业年鉴 2022》的数据，全国建筑业总产值已经超过 30 万亿元，并且持续增长。然而，传统的造价估算方法在面对市场波动以及人工成本攀升等不确定因素时往往显得力不从心，缺乏灵活性和实时性，十分容易导致预算超支或造价失准等问题。与此同时，建筑行业的数字化和智能化转型已成为行业发展的大趋势，以信息技术推动建筑产业升级已经成为了当下的必然选择^[1]。在这种背景下，基于机器学习的造价估算和管理技术应运而生，它可以高效处理海量历史数据，准确提炼造价相关的关键因素，并能够通过模型的动态更新来应对实时市场变化，实现造价管理的精准性和实时性。机器学习技术依靠数据驱动的方式，可以极大地提升估算精度，显著增强管理的科学性和应变能力，为工程造价的智能化管理提供更加坚实的技术支撑。

一、机器学习概述

机器学习是一门基于统计学、数学、计算机科学等多学科融合的研究领域，以数据驱动的方式实现对复杂问题的自动化解决。该技术的核心思

想是利用数据训练模型，使计算机具备从数据中发现规律的能力，从而在没有明确规则的情况下完成预测、分类、聚类等任务。

机器学习技术按照学习方式可分为监督学习、无监督学习和半监督学习；监督学习是利用带标签的数据进行训练，用于预测未来数据的结果；无监督学习则是在没有标签的数据中寻找内在的模式和结构^[2]。机器学习的模型通常需要依靠大量样本数据的输入进行训练，获得映射规则后便能对新数据进行处理。

机器学习的主要特点在于，它具有自适应性和泛化能力，即能够在面对不同的数据集时调整自身，从而处理、适应新的任务或环境。除此之外，机器学习的高效性和多样性在图像识别、自然语言处理、语音识别、自动驾驶等各个领域也得到了广泛应用，基于大量历史数据形成了高度复杂的模式或行为。

二、机器学习在办公建筑工程造价动态估算与管理中的应用价值

（一）提高估算精度

在传统的工程造价估算中，准确性通常受到多个因素的制约，尤其是人工操作的不可避免的

（稿件编号：IS-24-4-1010）

作者简介：贺攀明（1982-04），男，汉族，籍贯：成都市，硕士；职称：讲师，研究方向：工程管理，工程造价全过程控制，高等职业教育教学等。

主观性影响。传统方法依赖专家的经验 and 手工计算, 而这两者不仅费时, 而且由于人为主观偏差往往会导致估算结果与实际情况产生较大偏离。在此背景下, 机器学习技术的引入带来了造价估算的新突破。机器学习模型可以深度分析历史项目的大量数据, 从中提取与成本密切相关的 key 因素, 在估算过程中自动化、准确地识别造价影响因素。这种智能化估算方式减少了主观误差, 实现了基于数据驱动的高精度造价预测^[3]。

(二) 实现动态管理

建筑工程的实施周期较长, 涉及多个环节和阶段, 且在实际运行中经常面临材料价格波动、设计变更等不确定性因素的干扰。传统的造价管理往往缺乏灵活性, 难以及时调整预算, 造成造价管理上的滞后。机器学习模型具备动态学习和实时更新的优势, 能够在项目进行过程中持续获取并分析最新数据, 使得造价估算能够灵活地应对市场和项目本身的变化, 实现动态管理。可以利用这种动态管理机制, 实时监控项目成本的实际情况, 并在必要时进行灵活调整和控制, 大大提升了成本管理的适应性和科学性, 避免了预算超支的情况发生。

(三) 优化资源配置

人力、材料、设备等资源的配置是工程项目中的重要环节, 直接影响着项目的经济效益与实施进度。合理配置资源要求对各阶段的资源需求有精确预测, 而传统方法往往难以兼顾各方面的需求, 系统利用机器学习对项目特征和资源需求的多维分析, 可以提前预测出各阶段资源的实际需求, 支持资源的优化配置^[4]。机器学习算法在挖掘数据特征、预测资源需求方面表现出较强的适应性, 有助于在资源分配上更加精准, 很好地避免了资源的过度消耗和短缺情况, 使项目具有更高的经济效益和资源利用率。

(四) 风险评估与预警

建筑工程中的造价管理风险主要包括成本超支、工期延误、突发事件等几类, 这些风险一旦发生, 将会对项目顺利实施产生重大影响。传统的风险管理依赖于经验判断, 而这种方式在复杂的现代工程项目中显然不够可靠。机器学习模型具备识别和分析潜在风险的能力, 它依靠分析类似项目中的风险因素, 为当前项目提供预警支持, 使管理者能够对可能的成本超支、进度延误等问题提前制定应对策略。机器学习带来的这种智能化风险管理手段, 显著降低了项目面临的不确定性和风险发生的概率, 使项目的实施更加顺利。

(五) 提升决策支持

机器学习不仅在造价估算和资源管理方面发挥了积极作用, 还为管理层在项目预算、成本控制、风险防范等决策环节提供了科学依据。项目的实施依赖于大量的决策支持, 而机器学习在深入分析大数据后, 能够为管理者提供全面的数据视角, 使决策过程更加科学、合理。机器学习能够在项目初期提供造价预测依据, 实施阶段进行动态调整支持, 结算阶段帮助审计和成本复核,

为管理者的各项决策提供数据支撑^[5]。这种以数据驱动的决策支持方式, 实现了造价管理决策从经验判断向科学分析的转变。

三、基于机器学习的办公建筑工程造价动态估算与管理策略

(一) 建立数据采集和质量监控系统

在建立数据采集和质量监控系统时, 首先需要构建一个全面的数据采集系统, 使材料价格、人工成本、设计变更等关键信息能够被实时汇集、动态更新, 满足办公建筑工程造价管理的需求。采集系统依赖物联网技术安装温湿度传感器、材料供应监控传感器, 以及用于实时监测设备状态的工业传感器, 用于捕捉项目的环境数据和实时动态。利用物联网网关将传感器数据汇总至中央服务器或云端数据库, 对数据进行集中存储管理。此外, 系统需建立严格的数据质量监控机制, 包括定期数据校验、异常检测和缺失值处理机制。在这一过程中可应用基于阈值的规则检测, 即当材料价格波动超过预设范围时, 立即触发异常预警。对于缺失值, 可利用插值法或均值填补法补充缺失数据, 使数据更加连续。

同时, 也要建立多层次的数据存储结构, 将初始原始数据保存到数据仓库, 同时对其进行清洗和处理, 将处理后的数据储存至 SQL 数据库, 用于后续分析调用。在数据清洗环节, 系统可以使用数据清洗脚本自动去除错误的时间戳, 或非正常波动的价格数据。此后, 再利用数据质量监控系统持续监测数据的准确性, 设定关键指标(如数据采集频率、数据一致性等)。接下来, 部署分布式数据存储架构(Hadoop 或 Spark), 支持大量数据的高效存储和分析处理, 使项目中每一项数据都能得到科学记录与追踪。

(二) 应用特征工程, 优化造价预测模型

在应用特征工程优化造价预测模型时, 首先需要识别、提炼出与工程造价密切相关的 key 影响因素, 将这些因素将转化为特征变量, 作为模型输入^[6]。为使模型能够精确地预测造价, 需要从大量原始数据中挖掘出具备代表性和解释性的特征, 比如建筑面积、楼层高度、材料类型、地理位置、施工工期等, 再使用相关性分析、互信息法等特征选择技术, 从这些变量中剔除冗余和无关特征, 保留对造价波动有显著影响的变量。

操作中, 可使用计算变量间的皮尔逊相关系数来衡量特征间的线性关系, 设定相关性阈值(如 0.9), 剔除高相关的冗余特征, 简化模型结构。此外, 对于建筑用途、材料类别等类别型变量, 利用独热编码将其转化为适合模型输入的数值型特征, 帮助模型理解这些离散变量对造价的影响。然后, 对所有数值型特征进行归一化和标准化处理, 归一化可以将数据缩放到 [0, 1] 的区间, 标准化则是将数据转换为均值为 0、标准差为 1 的标准分布, 这些处理能够消除特征尺度不一致对模型训练带来的影响, 使模型在不同特征上都拥有均衡的学习能力。

此外, 还可以利用主成分分析 (PCA) 等降维技术优化特征集合, 降低模型复杂性。PCA 可以将多维特征数据压缩到低维空间, 同时保留数据的主要信息, 具体操作是设定主成分的累计方差比例 (如 90%), 选择能够解释大部分数据变异的少量主成分, 从而提升模型的计算效率。对于材料价格的历史波动等时间序列数据, 可以生成滚动平均、季节性指标等新的时序特征, 帮助模型识别周期性波动和趋势。经过精细的特征工程处理, 模型将能够更加有效地捕捉造价波动的主要驱动因素, 提供精确的动态造价估算。

(三) 实施多模型融合, 提高估算效果

在实施多模型融合以提高估算效果时, 我们首先需要选取几种适合的机器学习模型, 依靠组合预测来提升整体的估算精度。多模型融合的核心在于利用不同模型的优势, 弥补单一模型的不足。对于工程造价的预测, 常用的模型包括随机森林 (Random Forest)、梯度提升决策树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 和神经网络 (Neural Network)。其中, 随机森林擅长处理高维数据并具有较强的抗过拟合能力, 适合处理结构化数据; GBDT 则在应对少量异常数据方面表现出色, 神经网络在非线性关系捕捉上具有天然优势。集成这些模型, 就能够让预测更加准确。

模型融合通常通过加权平均或投票机制实现, 将各个模型的输出结果综合后获得最终的预测值。具体可采用“堆叠 (stacking)”策略, 在第一层用多个基础模型进行预测, 并将它们的输出结果作为新的输入特征传递给第二层的元模型, 进一步整合和优化预测结果。为使模型更加稳健、适应性更强, 应做好交叉验证, 使用五折或十折交叉验证, 将数据分成多个子集, 反复训练和验证模型, 保证模型在不同数据划分下具有一致表现, 避免过拟合现象。

优化过程中, 需要对每个基础模型进行超参数调优, 比如随机森林中的树的数量、GBDT 的学习率、和神经网络的层数及节点数量, 采用网格搜索或贝叶斯优化等方法, 找到最优参数组合。模型融合的最终结果可以经加权系数分配更高权重给表现更优的模型, 使预测精度再次提升。经过这样的多模型融合策略, 模型将会具有更强的灵活性, 精准地适应不同项目特性和数据分布, 优化工程造价估算过程。

(四) 建立动态模型更新机制

在建立动态模型更新机制时, 关键在于开发一个在线学习模块, 使造价预测模型能够随时吸收最新数据并更新其内部参数, 从而保持模型预测的实时性和准确性。要实现这一目标, 首先必须设计一个流式数据处理系统, 将材料价格、人工成本、市场需求、政策变化等新数据经 API 接口或消息队列 (如 Apache Kafka) 直接传送到模型中。数据进入系统后, 预先对数据进行清洗和预处理, 将格式和结构转化为符合模型输入要求的形式, 避免噪声数据干扰模型训练。

模型更新机制可以基于增量学习算法实现,

这类算法能够在接收到新数据后调整已有模型的参数, 而不需要完全重新训练整个模型。对于线性回归或随机森林等一类的传统机器学习模型, 可以利用部分拟合 (partial fit) 方法实现增量更新; 对于神经网络, 可使用带有较小学习率的随机梯度下降 (SGD) 算法对新数据进行训练, 使模型逐步适应新数据的分布。在更新频率上, 可以根据市场波动的快慢灵活地调整: 在遇到材料价格变化较快的情况时, 可以将更新频率调整为每日更新一次; 而在面临政策变化等影响较少的数据时, 可选择按月或季度进行更新。

在模型更新的过程中, 还需要设计一个评估机制, 避免新数据不会对模型性能造成负面影响。具体而言, 可以设置均方误差 (MSE) 或均方根误差 (RMSE) 这类性能监控指标, 在模型更新后对这些指标的性能进行评估, 若指标显著恶化, 则回滚至上一版本或重新进行更新过程。除此此外, 还可以采用滑动窗口方法, 将一定时间范围内的数据作为当前模型的训练集, 丢弃过早的历史数据, 避免数据陈旧对模型造成偏移。基于这一动态更新机制, 造价预测模型可以随时适应市场的最新状况, 管理者也可以在造价估算时, 更加准确地获取到实时信息, 使决策过程更加科学、决策结果更加精准。

四、结束语

综上所述, 基于机器学习的办公建筑工程造价动态估算与管理, 不仅为造价控制提供了精准、实时的支持, 也大大提升了资源配置与风险应对的效率。然而, 在实际应用中, 机器学习模型的高效运行仍然高度地依赖于数据质量、技术优化的持续性。在未来的研究中, 还需不断探索如何提高模型适应性, 促使工程造价管理更加科学、普适性更强。

参考文献:

- [1] 徐彬彬. 基于人工智能技术的建筑工程造价估算研究 [J]. 湖南城市学院学报 (自然科学版), 2016, 25 (04): 24-25.
- [2] 王元鹭, 蒋慧杰, 吴海航. 人工智能技术背景下建筑机器人对工程造价影响的研究 [J]. 工程造价管理, 2024, 35 (01): 17-24.
- [3] 李姣姣. 基于混合机器学习模型的建筑工程造价预测方法 [J]. 九江学院学报 (自然科学版), 2023, 38 (04): 47-51.
- [4] 郑巧珍, 张莹, 徐双双. 基于机器学习的 LNG 接收站工程造价预测研究 [J]. 建筑经济, 2022, 43 (S2): 118-122.
- [5] 董娜, 卢泗化, 熊峰. 大数据背景下基于 ABC-SVM 的建筑工程造价预测 [J]. 技术经济, 2021, 40 (08): 25-32.
- [6] 丁瑞丰, 肖程耀. 施工企业基于人工神经网络模型在建筑工程成本预测的实例应用 [J]. 四川建筑, 2020, 40 (05): 375-378.