

基于深度学习的工程超概算风险智能预警与主动控制

杨庆龙

神木县隆德矿业有限责任公司 陕西 榆林 719300

摘要: 本文聚焦工程超概算风险问题,将深度学习技术引入其中。深入剖析工程超概算风险的时序性、传导性和非线性动态特征,通过收集预处理数据,构建并优化深度学习预警模型,设计主动控制策略与智能预警控制系统。研究表明,该系统能有效识别风险、制定控制措施,为工程建设项目超概算风险管控提供了创新且可行的智能化解决方案,助力提升项目经济效益与管理水平。

关键词: 工程超概算;深度学习;风险预警

1 深度学习技术的基本概念

深度学习是人工智能核心技术,脱胎于人工神经网络研究,是数据驱动的机器学习范式,旨在模拟人脑神经元机制,借多层神经网络从海量数据提取复杂特征模式。结构上,深度学习模型由输入层、隐藏层和输出层构成。输入层接收原始数据,输出层输出预测结果,隐藏层则通过层层叠加,完成对数据的逐层抽象与特征提取。以深度神经网络(DNN)为例,各层神经元经权重相连,训练时不断调整权重,以缩小预测结果与真实标签间的误差。训练机制方面,深度学习运用反向传播算法优化模型参数。该算法计算预测误差对权重的梯度,借助梯度下降等优化算法更新权重,使模型预测不断趋近真实值。这种端到端训练无需手动设计特征,能自动挖掘数据复杂关系^[1]。在实际应用中,深度学习成果斐然。图像识别领域,卷积神经网络(CNN)通过卷积、池化和全连接层组合,精准提取图像特征,实现高准确率的分类与检测;自然语言处理领域,循环神经网络(RNN)及其变体LSTM、GRU,擅长处理序列数据,在语言翻译、文本生成等任务中表现出色,充分彰显其强大的特征学习与泛化能力。

2 工程超概算风险动态特征

2.1 时序性

工程建设是一个具有明确时间维度的过程,从项目规划、设计、施工到竣工交付,各个阶段紧密相连且具有严格的时间顺序。工程超概算风险在这一时间轴上呈现出显著的时序性特征。在项目前期,规划和设计阶段的决策对后续成本有着深远影响,一旦设计方案存在缺陷或考虑不周全,后续施工阶段可能会出现大量变更,进而导致成本增加。随着时间推移,风险因素不断演变,不同阶段的风险相互关联,前期风险的积累可能在后期集中爆发,使得超概算风险在项目进程中呈现出动

态变化的趋势。

2.2 传导性

工程建设项目涉及众多参与方和复杂的工作流程,各环节之间相互依存、相互影响,这种特性使得工程超概算风险具有传导性。一个环节出现的风险事件,会像多米诺骨牌一样迅速传导至其他环节,引发连锁反应。比如,原材料供应商因突发情况导致供货延迟,这不仅会影响施工进度,还可能导致施工单位因窝工产生额外费用,同时为了赶工期可能需要采取加班或增加设备投入等措施,进一步增加成本,从而将原材料供应环节的风险传导至施工成本和进度等多个方面。而且,风险的传导还可能跨越不同的参与主体,从承包商传导至业主,或从设计单位传导至施工单位,形成复杂的风险传导网络。

2.3 非线性

工程超概算风险因素之间并非简单的线性关系,而是呈现出复杂的非线性特征。多个风险因素的共同作用可能产生超出简单叠加的效果,一个微小的风险变化可能引发巨大的成本波动。例如,市场上建筑材料价格的波动不仅受到供需关系的影响,还与宏观经济政策、国际形势等多种因素相关,这些因素相互交织,使得材料价格的变化难以用线性模型准确预测。施工过程中的技术难题、人员管理问题等风险因素之间也存在复杂的相互作用,其对工程成本的影响不是各因素单独影响的线性总和,而是可能出现非线性的放大或缩小效应,增加了工程超概算风险预测和控制的难度。

3 基于深度学习的工程超概算风险智能预警模型

3.1 数据收集与预处理

数据是构建深度学习模型的基础,对于工程超概算风险智能预警模型而言,数据收集需涵盖项目全生命周期的各个阶段。主要数据来源包括项目前期的可行性

研究报告、设计图纸、预算文件, 施工过程中的进度记录、材料采购单据、工程变更通知, 以及竣工阶段的结算资料等。同时还需收集与工程相关的外部数据, 如市场价格波动、政策法规变化、天气状况等。在收集到原始数据后, 需要进行预处理工作。首先是数据清洗, 去除重复、缺失和错误的记录, 对于缺失值可以采用均值填充、中位数填充或基于模型预测等方法进行处理^[2]。然后对数据进行标准化和归一化处理, 将不同量级和单位的数据转换到统一的区间, 以便于模型学习。另外, 还需对数据进行特征提取和选择, 通过相关性分析、主成分分析等方法, 筛选出对工程超概算风险具有显著影响的关键特征, 减少数据维度, 提高模型训练效率。

3.2 深度学习模型的选择与构建

根据工程超概算风险数据的特点和预警需求, 可选择合适的深度学习模型。考虑到工程数据具有时序性和序列性特征, 循环神经网络(RNN)及其变体长短时记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU)是较为合适的选择, 它们能够有效处理时间序列数据, 捕捉数据中的长期依赖关系。同时, 结合卷积神经网络(CNN)强大的特征提取能力, 可以构建混合模型, 如CNN-LSTM模型, 先利用CNN对工程数据进行局部特征提取, 再通过LSTM对特征序列进行处理, 以更全面地学习数据特征。在构建模型时, 需确定网络的层数、神经元数量、激活函数等参数。通过实验和调试, 不断优化模型结构, 以提高模型的预测准确性和泛化能力。例如, 可采用交叉验证的方法, 在不同的模型结构和参数设置下进行训练和测试, 选择性能最优的模型作为工程超概算风险智能预警模型。

3.3 模型参数的训练与优化

模型参数的训练是通过反向传播算法和优化器来实现的。首先, 将预处理后的数据划分为训练集、验证集和测试集, 训练集用于模型参数的学习, 验证集用于调整模型超参数, 测试集用于评估模型的最终性能。在训练过程中, 模型根据输入数据进行预测, 计算预测结果与真实标签之间的误差, 然后通过反向传播算法计算误差对每个参数的梯度, 使用优化器(如随机梯度下降、Adam等)更新参数, 使误差逐渐减小。为了避免模型过拟合, 可采用正则化方法, 如L1和L2正则化, 对模型参数进行约束。同时还需监控训练过程中的损失函数和评估指标(如均方误差、准确率等), 当模型在验证集上的性能不再提升或出现下降时, 及时停止训练, 防止模型过度训练。通过不断调整优化器参数、学习率等超参数, 找到最佳的训练策略, 使模型在训练集和测试集上

都能取得较好的性能。

3.4 预警模型的性能评估与优化

使用测试集数据对训练好的预警模型进行性能评估, 常用的评估指标包括均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、准确率、召回率等。均方误差和均方根误差反映了模型预测值与真实值之间的平均误差程度, 误差值越小, 说明模型的预测精度越高; 准确率和召回率则适用于风险预警的二分类问题, 用于评估模型正确识别风险和避免漏报误报的能力^[3]。根据评估结果, 分析模型存在的问题, 如预测误差较大、对某些类型风险识别能力不足等。针对这些问题, 可进一步优化模型结构, 调整参数设置, 或增加数据量和数据多样性, 重新进行训练和评估, 不断改进模型性能, 使其能够更准确地预警工程超概算风险。

4 工程超概算风险的主动控制策略的实施步骤与流程

4.1 风险因素的监测与跟踪

建立全面的风险监测体系是实施主动控制策略的基础。通过设置关键风险指标(KRI), 对工程建设过程中的各类风险因素进行实时监测。对于施工进度、成本支出、材料价格、人员配置等内部风险因素, 可利用项目管理软件和信息化系统进行数据采集和分析; 对于政策法规变化、市场波动、自然灾害等外部风险因素, 可通过建立信息收集渠道, 如订阅行业报告、关注政策动态、与相关机构合作等方式获取信息。对监测到的数据进行持续跟踪和分析, 及时发现风险因素的变化趋势。采用数据可视化技术, 将风险指标以图表形式展示, 便于管理人员直观了解风险状况, 建立风险预警阈值, 当风险指标超过阈值时, 及时发出预警信号, 为后续的风险控制提供依据。

4.2 控制措施的制定与执行

控制措施的制定应根据风险的性质、影响程度和发生概率进行综合考虑。对于可规避的风险, 如不合理的设计方案导致的成本增加, 可通过优化设计来消除风险; 对于可减轻的风险, 如原材料价格上涨风险, 可通过签订长期采购合同、寻找替代材料等方式降低风险影响; 对于不可避免的风险, 如自然灾害风险, 可通过购买保险、制定应急预案等方式转移和应对风险。在制定控制措施后, 明确责任主体和执行流程, 确保措施能够有效执行。建立项目管理团队与各参与方之间的沟通协调机制, 加强信息共享和协作, 保证控制措施在工程建设的各个环节得到落实。同时对控制措施的执行情况进行实时监控, 及时解决执行过程中出现的问题。

4.3 反馈与调整机制

建立有效的反馈与调整机制是保证主动控制策略持续有效的关键。在控制措施执行过程中,及时收集相关数据,评估控制措施的实施效果。通过对比实际成本与预算成本、实际进度与计划进度等指标,分析控制措施是否达到预期目标。如果控制措施未能有效控制风险或出现新的风险情况,根据反馈信息及时调整控制策略。重新评估风险因素,制定新的控制方案,形成一个闭环的风险管理过程。通过不断的反馈和调整,使工程超概算风险始终处于可控范围内,实现项目成本的有效管理。

5 基于深度学习的工程超概算风险智能预警与主动控制系统

5.1 系统架构与功能模块设计

基于深度学习的工程超概算风险智能预警与主动控制系统采用分层架构设计,主要包括数据层、模型层、应用层和用户界面层。数据层负责收集、存储和管理工程建设项目的各类数据,包括内部业务数据和外部环境数据,为系统提供数据支持;模型层集成了基于深度学习的风险预警模型和主动控制策略模型,通过对数据层数据的处理和分析,实现风险预警和控制方案的生成;应用层基于模型层的输出,为用户提供风险预警信息查询、控制措施制定与执行跟踪等功能;用户界面层则以直观、友好的界面形式,方便用户与系统进行交互操作。系统的功能模块主要包括数据管理模块、风险预警模块、主动控制模块和系统管理模块。数据管理模块负责数据的采集、清洗、存储和维护;风险预警模块利用深度学习模型对工程数据进行分析,实时监测风险并发出预警信号;主动控制模块根据风险预警结果,制定并执行相应的控制措施,并对措施执行情况进行跟踪和评估;系统管理模块负责用户权限管理、系统配置和日志记录等功能,保障系统的安全稳定运行。

5.2 系统的实现与测试

在系统实现阶段,采用先进的软件开发技术和工具,如Python语言、TensorFlow深度学习框架、MySQL数据库等,按照系统架构和功能模块设计进行编码开发。将深度学习模型集成到系统中,实现数据的自动处理和风险预警的自动化。开发用户界面,确保界面操作简便、功能齐全^[4]。系统开发完成后,需要进行全面的测试工作,首先进行单元测试,对系统的各个功能模块进

行单独测试,检查模块的功能是否正确实现;然后进行集成测试,测试各个功能模块之间的接口和协同工作情况;最后进行系统测试,模拟实际应用场景,对系统的性能、稳定性、安全性等方面进行综合测试。通过测试发现系统存在的问题,并及时进行修复和优化,确保系统能够满足实际工程应用的需求。

5.3 系统的应用前景与推广价值

随着工程建设项目规模的不断扩大和复杂性的日益增加,对工程超概算风险的有效管理变得尤为重要。基于深度学习的工程超概算风险智能预警与主动控制系统具有广阔的应用前景。在实际工程中,该系统能够帮助项目管理人员及时发现潜在的超概算风险,提前采取措施进行防范和控制,降低项目成本超支的可能性,提高项目的经济效益和管理水平。从推广价值来看,该系统具有较强的通用性和可扩展性,可应用于不同类型和规模的工程建设项目。通过在多个项目中的应用实践,不断积累经验 and 优化系统,能够进一步提高系统的性能和适应性。同时,该系统的推广应用有助于推动工程建设行业风险管理的智能化发展,提升整个行业的管理水平和竞争力,具有重要的社会和经济意义。

结束语

本文构建的基于深度学习的工程超概算风险智能预警与主动控制体系,为工程风险管理提供了新路径,在理论和实践上均具重要价值。但研究受数据样本量和模型普适性限制,未来需拓展多类型工程数据,优化模型算法,加强系统与实际工程融合。期待更多研究共同推进工程建设行业风险管理智能化发展,有效降低超概算风险,保障工程建设顺利进行。

参考文献

- [1]李晓明,张亮.基于深度学习的图像识别技术研究[J].电子科技大学学报,2020,49(1):123-130.
- [2]王红,刘志明.基于智能算法的智慧城市交通管理研究与实现[J].智能计算机与应用,2019,9(5):42-48.
- [3]陈小明,郭丽华.地铁安全监控系统的设计与应用[J].现代交通技术,2021,15(2):56-62.
- [4]胥文倩,张铂洋,赵伟,等.基于深度学习的安全行车辅助系统设计与实现[J].电子技术与软件工程,2023,(05):153-158.