

基于深度学习的国际工程项目风险智能识别与预警模型研究

陈志龙

西南财经大学、中铁一局集团有限公司 四川 成都 610031

摘要: 本文构建基于深度学习的国际工程项目风险智能识别与预警模型 (DL-IRIEWM), 提升风险管控前瞻性与智能化水平。模型构建包括: 梳理风险特征与数据来源, 构建风险指标体系; 设计融合CNN、LSTM与注意力机制的混合深度学习架构, 提取深层风险特征; 引入GNN建模复杂关系, 捕捉风险传导与放大效应; 构建综合风险指数实现量化评估与分级预警。实验以“一带一路”沿线项目为案例, 验证表明DL-IRIEWM模型在风险识别准确率等方面显著优于传统方法, 为国际工程企业提供智能化风险管理新范式。

关键词: 国际工程项目; 风险识别; 风险预警; 深度学习; 卷积神经网络; 长短期记忆网络; 图神经网络; 注意力机制

引言

在全球化与“一带一路”倡议推动下, 国际工程承包成为中国企业“走出去”的关键路径。但国际工程项目跨越多国, 受不同政治、经济、文化等环境影响, 具有复杂、不确定与脆弱性, 风险广度、深度和关联性空前。传统国际工程项目风险管理依赖德尔非法、风险核对应定性方法, 或统计回归、层次分析法等半定量方法, 在信息完备、环境稳定时有效。然而, 当下国际环境信息爆炸、局势多变, 传统方法局限性凸显: 信息处理能力有限, 难高效提取非结构化数据风险信号; 动态适应性不足, 无法捕捉风险动态演化; 预警滞后明显, 难以防患未然^[1]。深度学习作为人工智能前沿技术, 能自动提取特征、识别模式与建模复杂关系, 为解决难题提供新可能。构建智能模型, 对提升企业风险抵御力、保障海外资产安全、推动“一带一路”发展意义重大。

1 国际工程项目风险特征与数据体系构建

1.1 风险多维特征分析

国际工程项目风险是一个复杂的系统, 其核心特征可归纳为以下几点: (1) 多源性: 风险源广泛, 包括东道国政治稳定性、宏观经济波动、汇率变化、法律法规变更、文化宗教冲突、恐怖主义、自然灾害、技术标准差异、供应链中断、承包商履约能力等。(2) 动态性: 风险并非一成不变, 而是随时间、事件、政策等因素不断演化。例如, 一次选举可能瞬间改变东道国的政治风险等级。(3) 关联性: 各类风险之间存在复杂的耦合与传导关系。例如, 经济衰退 (经济风险) 可能引发社会动荡 (社会风险), 进而导致政策突变 (政治风险)。(4) 隐

蔽性: 许多风险信号隐藏在海量的非结构化数据中, 如社交媒体上的负面情绪、新闻报道中的微妙措辞、卫星图像中的异常活动等, 传统方法难以察觉。

1.2 多源异构风险数据体系

为全面捕捉上述风险特征, 本文构建了一个“三位一体”的风险数据体系:

1.2.1 结构化数据

主要来源于项目内部管理系统和外部数据库。(1) 内部数据: 项目进度、成本、质量、安全记录、合同变更、分包商绩效等。(2) 外部数据: 世界银行全球治理指标 (WGI)、穆迪/标普主权信用评级、各国GDP增长率、通货膨胀率、汇率、大宗商品价格指数等。

1.2.2 非结构化文本数据

蕴含着丰富的风险信号。(1) 新闻媒体: 路透社、彭博社、BBC等国际主流媒体以及东道国本地媒体的新闻报道。(2) 社交媒体: Twitter、Facebook、东道国主流社交平台上的公众讨论与情绪。(3) 政府与国际组织公告: 联合国、世界银行、东道国政府发布的政策文件、安全预警、制裁名单等。

1.2.3 非结构化图像/时空数据

(1) 卫星遥感影像: 用于监测项目现场及周边环境变化, 如非法建筑、人群聚集、植被覆盖变化 (可能预示地质灾害) 等。(2) 地理信息系统 (GIS) 数据: 项目地理位置、周边敏感设施 (如军事基地、宗教场所) 分布等。

2 基于深度学习的风险智能识别与预警模型 (DL-IRIEWM) 设计

本文提出的DL-IRIEWM模型整体架构包含数据预处理层、多模态特征提取层、风险关联建模层、风险融合与预警层四个核心部分。

2.1 数据预处理层

该层负责对原始多源异构数据进行清洗、标准化和向量化，为后续深度学习模型提供高质量输入。(1) 结构化数据：进行缺失值填充、异常值处理，并通过Z-score或Min-Max方法进行标准化^[2]。(2) 文本数据：采用自然语言处理(NLP)技术进行预处理，包括分词、去除停用词、词干化。随后，使用预训练的语言模型(如BERT)将文本转换为高维语义向量。(3) 图像数据：对卫星遥感影像进行裁剪、配准、去云等预处理，并调整为统一尺寸。

2.2 多模态特征提取层

本层是模型的核心，针对不同类型数据采用专门的深度学习网络进行特征提取。

2.2.1 文本风险特征提取(基于CNN-LSTM-Attention)：

(1) CNN模块：首先，使用一维卷积神经网络(1D-CNN)对BERT生成的词向量序列进行局部特征提取。CNN的卷积核能够有效捕捉文本中的关键词组合和短语级风险信号(如“政策变更”)。(2) LSTM模块：将CNN提取的局部特征序列输入到LSTM网络中。LSTM擅长处理序列数据，能够捕捉风险事件在时间维度上的演化逻辑和长期依赖关系(例如，从最初的“民众不满”到后续的“大规模游行”)。(3) Attention模块：在LSTM的输出上引入注意力机制。该机制能够计算每个时间步(即每个新闻事件或社交媒体帖子)的重要性权重，动态地聚焦于对当前风险状态影响最大的关键信息，从而过滤掉噪声，提升模型的判别能力。最终输出一个浓缩的、高信息量的文本风险特征向量。

2.2.2 时序风险特征提取(基于LSTM)

对于结构化的宏观经济、项目绩效等时序数据，直接输入到LSTM网络中。LSTM通过其门控机制(遗忘门、输入门、输出门)能够有效学习这些指标的历史变化模式，并预测其未来趋势，从而提取出反映潜在风险的时序特征向量 (V_{time}) 。

2.2.3 图像风险特征提取(基于CNN)

采用经典的图像识别网络(如ResNet-18)作为骨干网络，对预处理后的卫星遥感影像进行特征提取。CNN的多层卷积和池化操作能够自动识别图像中的空间模式，如异常的建筑活动、人群密度变化、环境破坏等，最终输出一个图像风险特征向量 (V_{image}) 。

2.3 风险关联建模层(基于图神经网络)

为了刻画风险的关联性与传导效应，本模型引入了图神经网络(GNN)。(1) 图构建：将国际工程项目抽象为一个异构图(Heterogeneous Graph)。图中的节点包括：项目节点、东道国节点、主要分包商节点、关键设备供应商节点、项目所在城市节点等。边则代表它们之间的关系，如“项目位于东道国”、“项目雇佣分包商”、“分包商依赖供应商”等。每个节点的初始特征向量由前述多模态特征提取层得到的对应特征向量构成^[3]。(2) GNN消息传递：通过GNN的消息传递机制(如GraphSAGE)，每个节点会聚合其邻居节点的特征信息。例如，一个分包商节点的风险特征会受到其上游供应商风险和下游项目整体风险的影响。经过多轮迭代，每个节点的特征向量将融入其在整个风险网络中的上下文信息，从而更全面地反映其真实风险水平。最终，项目节点的更新后特征向量蕴含了整个项目生态系统的综合风险信息。

2.4 风险融合与预警层

该层负责将所有提取和建模后的风险信息进行融合，并输出最终的预警结果。

2.4.1 特征融合

将来自多模态特征提取层的以及来自风险关联建模层的进行拼接(Concatenation)，形成一个高维的综合风险特征向量。

2.4.2 全连接层与Softmax分类

将输入到一个或多个全连接(Dense)层中，进行非线性变换和降维。最后，通过一个Softmax层输出项目在未来特定时间窗口(如未来30天)内发生高风险事件的概率。

2.4.3 综合风险指数(CRI)与预警机制

基于模型输出的概率，构建一个0-100的综合风险指数(CRI)^[4]。根据预设的阈值，将风险等级划分为四级：

绿色(CRI < 30)：低风险，正常监控。

黄色(30 ≤ CRI < 60)：中风险，需加强关注，启动初步应对预案。

橙色(60 ≤ CRI < 80)：高风险，需高度警惕，启动专项应对小组。

红色(CRI ≥ 80)：极高风险，需立即采取紧急措施，防止风险事件发生或扩大。

3 案例分析：孟加拉帕德玛大桥铁路连接线项目风险智能识别与预警

3.1 项目背景与多维风险特征

帕德玛大桥铁路连接线项目是孟加拉国重点基建工程，由中国中铁承建，全长170公里，总投资约33亿美元，是“一带一路”在南亚的关键项目。然而，项目面临高

度复杂的风险环境：（1）政治风险：2024年大选前后，政府更迭频繁，审批效率低下。（2）经济与金融风险：塔卡持续贬值、外汇管制严格，建材进口与劳务汇款受阻；通胀高企推高成本。（3）安全与宗教文化风险：极端组织活动、宗教禁忌限制中方人员作业，斋月期间施工效率骤降。（4）地理与环境风险：线路穿越恒河洪泛区，雨季内涝频发；邻近生态保护区，环保诉讼不断。（5）供应链与管理风险：本地建材产能不足，国际航运成本高企；分包商技术薄弱，安全事故多发。这些风险相互交织、传导放大，形成“政治动荡→外汇短缺→工期延误→成本超支→劳资冲突”的典型风险链。

3.2 DL-IRIEWM模型在该项目中的应用

为应对上述复杂风险，项目管理团队于2024年初部署DL-IRIEWM模型，构建覆盖全周期的智能预警系统。

3.2.1 多源数据采集与预处理

（1）结构化数据：接入项目ERP系统（进度、成本、安全记录）、孟加拉央行汇率数据、世界银行WGI指数、IMF通胀预测。（2）文本数据：实时抓取《达卡论坛报》、Prothom Alo（孟加拉语主流媒体）、Twitter上#PadmaRail话题、中国驻孟使馆安全提醒。（3）图像/时空数据：调用Sentinel-2卫星影像监测工地周边水位变化；利用GIS标注项目沿线清真寺、学校、军事哨所等敏感点。

3.2.2 风险特征提取与关联建模

（1）文本风险识别：模型通过CNN-LSTM-Attention架构，从2024年3月一篇本地媒体报道中提取高风险信号，注意力权重聚焦“交通封锁”“达卡-蒙格拉公路”等关键词。（2）时序风险预测：LSTM模块基于过去12个月塔卡汇率与建材价格数据，预测未来30天钢材成本将上涨8.2%。（3）图像风险感知：CNN识别出2024年5月卫星图中项目K56+200段周边水体面积异常扩大，结合气象数据，预警洪涝风险。（4）GNN风险传导分析：构建包含“项目—达卡市政府—本地水泥厂—中方劳务公司—边境检查站”等节点的异构图。模型发现：边境检查站节点风险上升（因印孟紧张）→水泥厂供货延迟→项目节点

风险指数跃升，成功捕捉跨域传导路径。

3.2.3 综合风险预警与响应

2024年6月10日，模型输出CRI=82.4（红色预警），主要驱动因素为：

经济风险（权重28%）：央行进一步收紧外汇审批；
环境风险（权重20%）：季风提前，洪涝概率超80%。

项目部据此启动红色应急预案：提前储备30天用量的关键建材；调整施工计划，将高风险路段作业转移至旱季；与中国驻孟使馆协调，开通紧急外汇绿色通道；增设本地宗教协调员，化解文化冲突。

结果：尽管6月下旬发生为期5天的全国局部洪涝，项目仅延误7天（历史同类事件平均延误22天），未发生安全事故，成本超支控制在3%以内。

4 结语

本文聚焦国际工程项目风险管理难题，创新构建基于深度学习的风险智能识别与预警模型（DL-IRIEWM）。此模型深度融合多源异构数据，借助CNN-LSTM-Attention混合架构提取多模态风险特征，利用GNN刻画风险在网络中的关联与传导效应，达成对项目风险的量化评估与分级预警。不过，研究仍有提升空间，如需解决数据隐私与安全、模型可解释性等问题，让模型具备在线学习与自适应能力，并将预警模型与风险应对知识库等深度集成，实现从“风险预警”到“智能决策”再到“自动执行”的闭环管理。

参考文献

- [1]金峰,向文武,宣凯,等.国际工程项目风险智能评估研究框架[J].石油工程建设,2021,43(06):4-8+22.
- [2]施芬妮,胡艳荣.国际工程项目风险剖析与应对措施[J].建材世界,2025,46(03):115-118+124.
- [3]孟海鹏.精细管理+智慧决策——基于数智化的敏捷国际工程项目管理体系[J].国际工程与劳务,2025,(06):24-27.
- [4]何宇东,唐吟秋.基于大语言模型的国际工程合同智能审查方法研究[J].建筑经济,2024,45(S2):286-290.