

# The Application of AI in the field of geological disaster monitoring

Yuebin Jiang Chijin Hou

Yunnan Geological Engineering Second Investigation Institute Co., Ltd., Dali, Yunnan, 671000, China

## Abstract

Geological disasters are one of the major natural disasters faced by China. Their frequent occurrence and destructive nature pose a serious threat to the safety of people's lives and property and the sustainable development of society. This article summarizes the application progress of artificial intelligence technology in three fields of geological disaster monitoring: spatial susceptibility and risk assessment, remote sensing image target detection and automatic recognition, and landslide dynamic displacement prediction. Artificial intelligence technology is gradually becoming a key driving force for the monitoring, assessment and early warning capabilities of geological disasters, providing important scientific and technological support for building an intelligent and precise national disaster prevention and mitigation system.

## Keywords

Geological disasters; Artificial intelligence; Machine learning; Deep learning; Monitoring and early warning

# AI 在地质灾害监测领域的应用

姜跃斌 侯赤金

云南地质工程第二勘察院有限公司, 中国·云南大理 671000

## 摘要

地质灾害是我国面临的主要自然灾害之一, 其频发性与破坏性对人民生命财产安全和社会可持续发展构成严重威胁。本文总结了人工智能技术在地质灾害监测三个领域的应用进展: 空间易发性与风险评估、遥感影像目标检测与自动识别以及滑坡动态位移预测。人工智能技术逐渐成为地质灾害监测、评估与预警能力的关键驱动力, 为构建智能化、精准化的国家防灾减灾体系提供了重要的科学技术支撑。

## 关键词

地质灾害; 人工智能; 机器学习; 深度学习; 监测预警

## 1 引言

地质灾害是指由自然或人类活动(如资源开发、工程建设)引发, 对人民生命财产、生态环境及社会发展构成威胁或造成损失的地质作用或现象<sup>[1]</sup>。我国地域辽阔, 地形地貌复杂, 以山地资源为主, 是地质灾害频发的国家。在各类地质灾害中, 滑坡、崩塌和泥石流尤为频发, 其中滑坡灾害的发生频率最高, 危害也最为严重。根据《全国地质灾害通报》和国家统计局所统计的近二十余年来我国地质灾害发育数量和灾情损失情况如图1所示, 在2005年至2022年期间, 滑坡灾害约占我国地质灾害总数的71.33%, 累计造成超过8000人死亡, 直接经济损失高达近700亿元人民币; 崩塌和泥石流灾害则分别占比约20.18%和4.87%<sup>[2]</sup>。

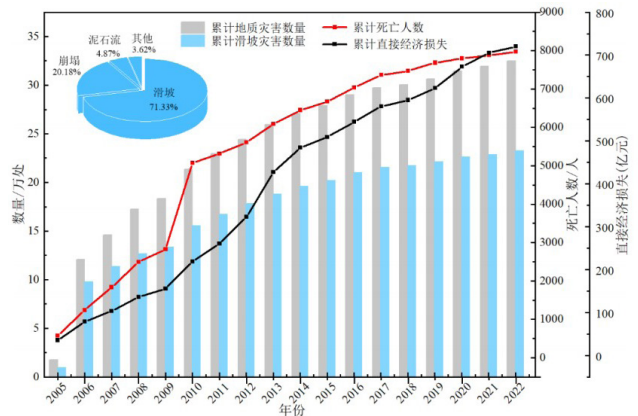


图1 2005-2022年我国地质灾害造成人员死亡、直接经济损失数量与趋势<sup>[2]</sup>

【作者简介】姜跃斌(1988-), 中国云南楚雄人, 本科, 高级工程师, 从事地质灾害防治、监测预警、矿山生态修复研究。

## 2 AI 驱动的地质灾害遥感影像目标检测与自动识别

### 2.1 基于面向像素与对象的滑坡目标检测与识别

基于面向对象的识别方法首先通过图像分割将光谱相似的相邻像素聚合分组再进行分类，有效克服了基于面向像素方法在处理高分辨率影像时固有的“椒盐噪声”问题，并能更合理地表征滑坡等地貌实体的完整边界，在此基础上，该方法综合运用对象的光谱（如NDVI、亮度）、空间形态（如面积、长宽比、不对称性）及上下文信息（如与岩层、水体的邻近关系）等多维特征，从而实现更精准的滑坡识别<sup>[43]</sup>。张毅等<sup>[44]</sup>采用面向对象分类法，通过融合高分辨率遥感影像与多尺度分割技术，分别构建了基于支持向量机的监督分类模型和基于专家知识的规则分类模型，实验表明，两种方法在白龙江流域均具适用性，其中规则分类法的滑坡识别精度达到84.7%，较监督分类法有显著提升。

### 2.2 基于深度学习的灾害目标检测与识别

在遥感影像的滑坡识别领域，Faster R-CNN 通过引入区域提议网络（Region Proposal Network, RPN），实现了对滑坡区域从端到端检测与识别，显著提升了识别的准确性与效率，为地质灾害的实时监测与预警提供了更为可靠的技术支持。RPN 能够直接从卷积特征图中生成高质量的目标候选框，有效避免了传统方法中因候选区域过多而导致的计算冗余与识别精度下降问题<sup>[53]</sup>。图2为Faster R-CNN 算法的结构示意图。

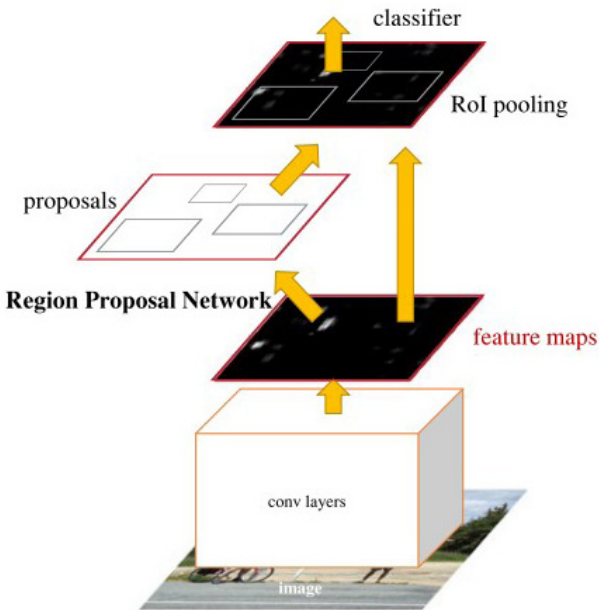


图2 Faster R-CNN 算法结构示意图<sup>[51]</sup>

简小婷等<sup>[54]</sup>基于Faster R-CNN 目标检测方法构建了滑坡隐患自动识别模型，对云南省福贡县城区进行滑坡灾害隐患排查，在滑坡识别上准确率达到91.19%。但是对形态不完整、边界模糊或被阴影遮挡的滑坡识别能力有限，其性能

依赖于光学影像的清晰度和特征的明显程度。刘学虎等<sup>[55]</sup>提出了一种改进的Faster R-CNN 目标检测模型，将卷积注意力模块（CBAM）和空洞卷积（Dilated Convolution）嵌入到特征提取网络中，改进Faster R-CNN 模型能在不牺牲空间细节的前提下扩大感受野，有效抑制复杂背景的干扰，增强模型对多尺度滑坡目标的捕捉能力，提升特征提取质量。Guan等<sup>[56]</sup>在Faster R-CNN 模型中有效融合深浅层特征模块，引入多尺度特征增强模块，改进的Faster R-CNN 模型的精确率为98.17%，全面优于传统的Faster R-CNN 模型，显著提升模型对不同尺度地质灾害目标的检测精度。

## 3 AI 驱动的滑坡位移预测

### 3.1 机器学习在滑坡短期位移监测中的应用

滑坡体的监测容易受气候及地理条件制约，观测样本数量有限且影响因素复杂多样；传统预测模型对样本规模有较高要求，因此在用于滑坡位移预测时常面临预测困难且精度不足的问题。支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是一种监督学习算法，通过在特征空间里找到一个划分超平面，使得距离该平面最近的训练样本（支持向量）到平面边缘的距离最大化，从而达到良好的泛化能力，主要用于短期位移或速率监测。SVM 算法的结构示意图如图3所示。

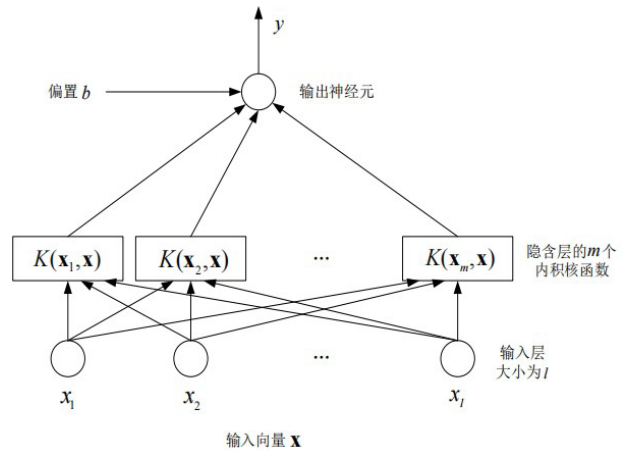


图3 SVM 的结构示意图<sup>[69]</sup>

然而，SVM 模型预测性能在很大程度上依赖于模型参数的优化选择，惩罚因子C和核函数参数g的取值会显著影响预测结果的准确性<sup>[70]</sup>。传统方法如网格搜索寻优效率低、易陷入局部最优，且往往依赖人工经验，具有盲目性。徐峰<sup>[71]</sup>等以三峡库区白水河滑坡为例，首次将变分模态分解（VMD）应用于滑坡位移预测领域，采用自适应变异粒子群算法（AMPSO）来优化SVM的关键参数，构建了“VMD-AMPSO-SVM”耦合预测模型。研究得出，采用VMD算法能有效提取滑坡位移序列中不同尺度的物理信息，克服传统方法的模态混叠问题。

### 3.2 基于深度学习的滑坡动态位移预测

#### 3.2.1 长短期记忆网络 (LSTM) 在滑坡位移非线性演化的应用

滑坡位移受降雨、库水位、历史位移及人工扰动等多种因素共同影响，具有非线性和时序依赖性。传统 SVM 等机器学习模型属于静态模型，其将滑坡位移预测问题视为静态回归任务进行处理，未能充分考虑滑坡系统随时间演化的动态特性，因而难以捕捉其内在的动态机制，限制了预测精度的进一步提高<sup>[73]</sup>。因此，为实现滑坡位移的精准预测，亟需构建能够更准确刻画其演化过程的动态预测模型<sup>[74]</sup>。长短期记忆网络 (LSTM)<sup>[75]</sup> 是循环神经网络 (RNN) 的变体，塔在传统 RNN 结构上引入了记忆单元 (memory cell)、输入门 (input gate)、遗忘门 (forget gate) 及输出门 (output gate) 等机制，解决了传统 RNN 的梯度消失问题，使其能够有效学习长序列中的长期依赖关系。

为解决阶梯状滑坡位移的动态预测较困难问题，Yang 等<sup>[76]</sup> 以白水河和八字门滑坡为原型，提出了将时间序列分析与 LSTM 深度学习模型相结合的新框架。结果显示，LSTM 模型能有效捕捉滑坡位移的动态时序规律，其预测精度和可靠性显著优于 SVM 等传统静态模型。在提升具有阶跃特征的滑坡位移时间序列的预测精度方面，张振坤<sup>[77]</sup> 等将 LSTM 模型与多头自注意力机制 (MH-SA) 相结合，提出了 LSTM-MH-SA 混合神经网络模型。

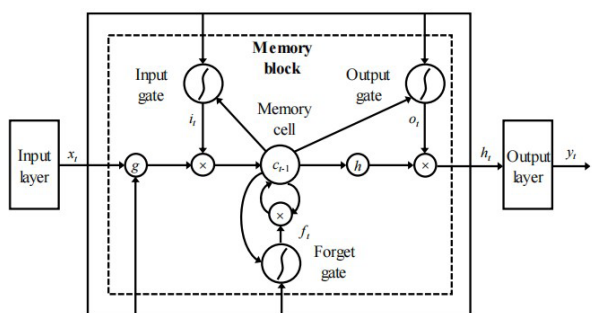


图 4 LSTM 神经网络结构示意图<sup>[78]</sup>

#### 3.2.2 基于 Transformer 算法的滑坡位移长时序预测

传统的循环神经网络 (RNN) 及其变体 (如 LSTM、

GRU) 虽能处理序列数据，但其顺序计算的特性限制了训练时的并行化能力，且在处理长序列时易出现梯度消失问题；卷积神经网络 (CNN) 虽可并行计算，但其感受野有限，捕获长距离依赖需堆叠大量层。近年来，基于自注意力机制的 Transformer 模型逐步应用于滑坡位移预测领域，研究表明，在处理长时序数据时，Transformer 模型相较于传统的长短期记忆网络 (LSTM) 具有显著优势，表现为更高的预测精度<sup>[79]</sup>，Transformer 算法结构示意图如图 5 所示。田原等<sup>[80]</sup> 利用降雨和历史位移数据对滑坡短期位移进行研究，所提出的 TCN-Transformer 混合模型在滑坡短期位移预测精度最高、时效性最好，显著优于传统机器学习 (SVM) 和深度学习 (LSTM) 模型。Ge 等<sup>[81]</sup> 提出基于轻量化 Transformer 网络的 LiteTransNet 模型，该模型内置的局部注意力机制能识别出外部触发因素 (如降雨、水位变化) 对滑坡变形的动态影响过程，在预测精度和稳定性上均优于传统 LSTM 模型。

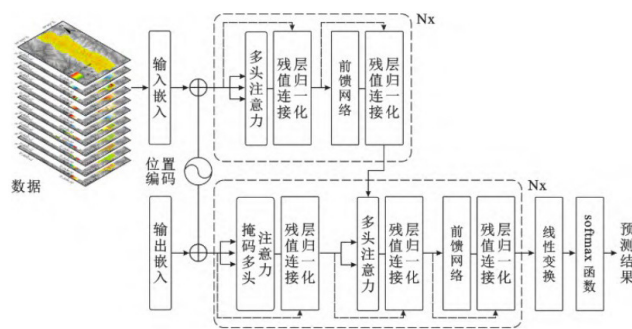


图 5 Transformer 算法结构示意图<sup>[82]</sup>

#### 参考文献

- [1] 殷跃平. 中国地质灾害减灾战略初步研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2004, (02): 4-11.
- [2] 李文彬. 降雨型堆积层滑坡危险性及其风险的多尺度动态评价研究[D]: 南昌大学, 2024.
- [3] 程温鸣, 彭令, 牛瑞卿. 基于粗糙集理论的滑坡易发性评价——以三峡库区秭归县境内为例[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(03): 1083-1090.