人工智能算法在滑坡监测与预测技术中的研究与应用

程刚[1a,1b,2]，吴勇飞[1a,1c]，曹德胜[1a*]，吴亚熹[1a,1c]

1. 华北科技学院 a. 计算机科学与工程学院；b. 河北省物联网监控技术创新中心；c. 矿山安全学院，北京 101601；
2. 南京大学地球科学与工程学院，南京 210023

第一作者，E-mail：chenggang@ncist.edu.cn

* 通信作者，E-mail：cds@ncist.edu.cn

2025-03-11 收稿；2025-06-10 修回；2025-06-26 接受

基金项目：国家自然科学基金项目(42377200)；中央引导地方科技发展资金项目(226Z5404G)；2025 年河北省在读研究生创新能力培养资助项目(CXZZSS2025139)

中图分类号：TP18；P642.22　　文章编号：2096-8523(2025)05-0302-15　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20250115

摘　要：为减轻滑坡灾害风险，进一步保障区域可持续发展，开展有效的滑坡监测与预测研究具有重要的现实意义。通过研究滑坡监测与预测中的关键技术与方法，分析各类算法在滑坡监测与预测场景中的效率和精度，不断提升滑坡灾害防治水平。在特征提取技术方面，对比分析了尺度不变特征变换(SIFT)、加速鲁棒特征(SURF)和自适应尺度不变特征变换(ASIFT)3 种基于图像特征匹配算法的性能，其中 ASIFT 在匹配数量、精确率和召回率方面具有显著优势，尤其适用于准确性要求较高的复杂环境场景；在光流分析技术方面，探讨了基于 Lucas-Kanade 稀疏光流法和 Horn-Schunck 稠密光流法的应用效果，其中 Lucas-Kanade 稀疏光流法计算效率高，适合实时应用场景，但存在遗漏重要运动信息风险，Horn-Schunck 稠密光流法能够提供全面的光流场信息，适用于环境复杂场景，但存在计算复杂度较高的不足，因而难以用于实时处理；在滑坡易发性预测方面，详细介绍了支持向量机(SVM)、决策树(DT)和随机森林(RF)等经典机器学习方法在滑坡预测中的应用优缺点，并重点研究了基于粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)的模型性能，该模型通过优化超参数，显著提高了模型的分类准确度、泛化能力和预测精度。此外，通过引入 Faster R-CNN 模型，利用其先进的卷积神经网络架构，实现了复杂场景下滑坡事件的自动识别与分类，进一步提升了滑坡监测预警的效率和准确率。研究表明，ASIFT 局部特征提取的精确率为 0.84，Lucas-Kanade 稀疏光流法的跟踪误差为 0.12，PSO-SVM 模型的均方根误差为 0.52，Faster R-CNN 模型在滑坡图像自动识别与分类方面的置信度可达 0.98，综合性能较其他算法显著提升。综上所述，通过引入人工智能算法，结合多学科技术手段，全方面提升了滑坡监测与预测技术的效率和精度，研究成果为滑坡地质灾害防治提供了更有力的技术保障。

关键词：人工智能算法；滑坡监测与预测；特征匹配；光流法；粒子群优化支持向量机（PSO-SVM）

中国幅员辽阔，地质环境复杂多变，地质灾害分布广泛，其中滑坡灾害发生率长期位居各类地质灾害首位，严重威胁着人民生命财产安全和国家重大战略实施[1-2]，因此，开展滑坡监测与预测研究具有重要的社会经济意义。近年来，我国学者基于各类滑坡监测预警技术，精准识别了各类滑坡的潜在风险，有效降低了滑坡灾害事故带来的人员伤亡和经济损失。图 1 展示了 2013−2022 年中国滑坡数量及其灾害损失。

基于人工智能技术的滑坡研究目前主要包括以下 3 类[3]：①利用人工智能技术对滑坡监测数据进行分析处理；②开展滑坡易发性评估；③进行滑坡位移

著录信息：程刚，吴勇飞，曹德胜，等. 人工智能算法在滑坡监测与预测技术中的研究与应用 [J]. 地质科技通报，2025，44(5)：302-316.
CHENG Gang, WU Yongfei, CAO Desheng, et al. Research and application of artificial intelligence algorithms in landslide monitoring and prediction technology[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(5): 302-316.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjtb.cug.edu.cn

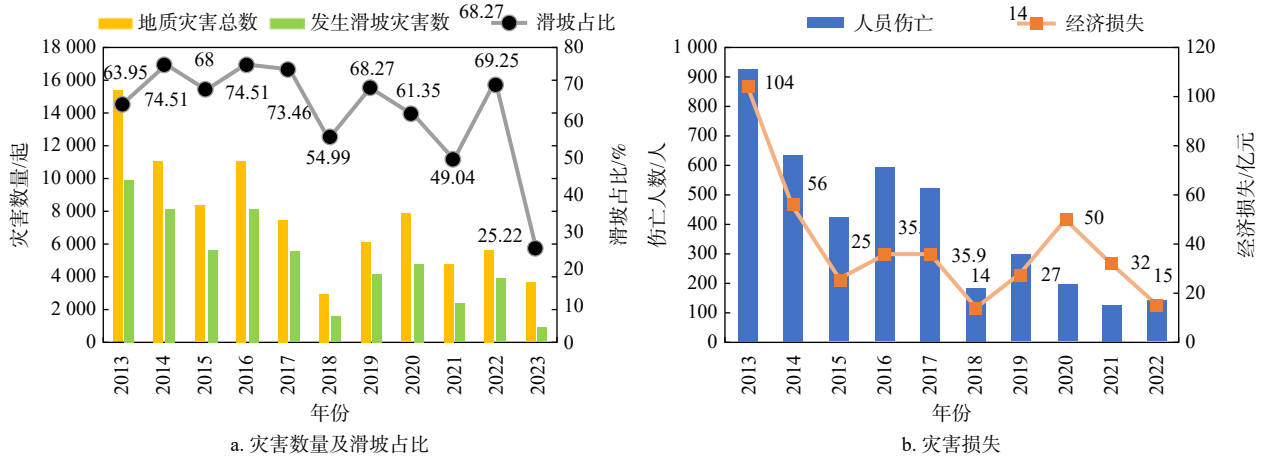


图 1　2013−2022 年中国滑坡数量及其灾害损失

Fig. 1　Number of landslides and their disaster losses in China from 2013 to 2022

预测。其中，第①类聚焦于监测数据的智能化分析，第②类属于风险评估领域，第③类则归属于预警技术领域。长期以来，滑坡监测和预测预报是国内外地质灾害防治领域备受关注的前沿科学问题[4]。我国于 20 世纪 70 年代开始滑坡监测的起步研究，经过了半个多世纪的发展，在理论积累、技术创新与方法集成等方面均取得了显著突破，随着信息化新技术被不断引入滑坡监测预警研究中，国内外学者[5]研发出多种智能化滑坡监测新技术，建立了适用于不同类型滑坡的监测方法与预警模型。

在滑坡监测技术创新方面，随着全球定位系统(global positioning system，简称 GPS)、合成孔径雷达干涉测量技术(interferometric synthetic aperture radar，简称 InSAR)、无人机遥感及分布式光纤感测等各类信息化新技术在滑坡监测领域的深入应用，实现了滑坡灾害的自动化、高精度、全天候和远程实时监测[6]。马宁等[7]概述性讨论了分布式光纤感测系统(distributed fiber optic sensing，简称 DFOS)、超弱反射光纤布拉格光栅(ultra-weak fiber Bragg grating，简称 UWFBG)技术在滑坡监测中的研究与应用，研究得出基于光纤神经感测系统可实现远程、实时、高精度的滑坡地下多参量数据同步采集，据此可准确定位潜在滑面及其他关键地层界面，为滑坡监测预警提供了新思路；吴迪等[8]提出了一种基于微机电系统(micro electro mechanical system，简称 MEMS)传感器技术的土体滑坡内部位移监测方法，通过开展牵引式滑坡模型实验与有限元仿真计算，发现该算法具有较高的准确度，可满足实际工程需要；陈斌等[9]提出了一种基于完整集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition，简称 CEEMD)、小波变换(wavelet transform，简称 WT)和复合分界指标相结合的滤波降噪方法，并利用 4 组仿真数据和滑坡现场监测坐标序列进行了实验研究，证实该方法东(E)、北(N)、水平(U)方向的均方根误差分别为 1.13，1.63，2.22 mm，与 WT、基于标准化绝对矩均值和基于相关系数的 CEEMD 方法相比，降噪效果分别提升了 21%，17%，12%，有效提升了滑坡监测预警的准确率；蒲磊等[10]采用小基线集干涉测量(small baseline subset InSAR，简称 SBAS-InSAR)技术，分析出 CYP 滑坡的升降轨视线向(line of sight，简称 LOS)最大形变速率为−150 mm/a，垂直向累计最大形变为−172 mm，这与全球卫星导航系统(global navigation satellite system，简称 GNSS)垂直向形变契合度较高，同现场实测具有较高的吻合度。

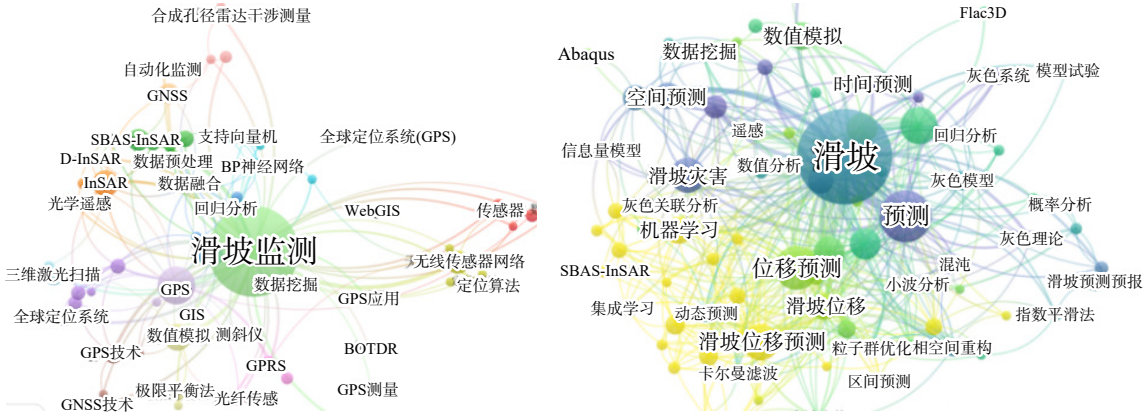
当前，对于滑坡位移预测，实际中多采用基于时间的位移序列模型，方法主要包括反向传播神经网络(back propagation neural network，简称 BPNN)、长短期记忆(long short term memory，简称 LSTM)神经网络等。YANG 等[11]分别采用 LSTM 神经网络模型和支持向量机(support vector machine，简称 SVM)模型预测了三峡库区白水河滑坡和八字门滑坡的位移，对于白水河滑坡中标志点 ZG118，LSTM 模型的均方根误差(*RMSE*)和平均绝对百分比误差(*MAPE*)值分别为 7.53 mm 和 10.52%，而 SVM 模型的 *RMSE* 和 *MAPE* 则分别为 15.43 mm 和 17.81%；对于八字门滑坡中标志点 ZG111，LSTM 模型的 *RMSE* 和 *MAPE* 值分别为 13.83 mm 和 8.60%，SVM 模型的 *RMSE* 和 *MAPE* 分别为 28.32 mm 和 16.52%，得出 LSTM 这类动态模型比静态模型能更可靠地预测滑坡的位移。张俊等[12]提出的基于时间序列与粒子群优化支持向量回归(particle swarm optimization-sup-

port vector regression, 简称 PSO-SVR)耦合模型, 在滑坡位移预测精度方面显著优于反向传播(error back-propagation, 简称 BP)神经网络模型、网格搜索法(grid search, 简称 GS)优化的支持向量机模型。GE 等[13] 提出了一种递归生成对抗网络(generative adversarial networks, 简称 GAN)模型最小二乘递归生成对抗网络(recursive generative adversarial network with least squares, 简称 RGAN-LS), 据此生成逼真的合成多变量时间序列, 分别使用 LSTM 网络和粒子群优化支持向量机(particle swarm optimization-support vector machine, 简称 PSO-SVM)模型, 开展了白水河滑坡位移预测, 结果显示 LSTM 模型预测性能显著优于其他模型; 石化波等[14] 提出了一种基于改进自适应噪声完全集合经验模态分解−卷积神经网络−支持向量机回归(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise-convolutional neural network-support vector machine, 简称 ICEEMDAN-CNN-SVR)的滑坡位移组合预测模型, 对八字门滑坡位移进行了预测, 研究发现该模型预测精度优于集合经验模态分解-卷积神经网络-支持向量机回归(ensemble empirical mode decomposition-convolutional neural network-support vector machine, 简称 EEMD-CNN-SVR)和卷积神经网络-支持向量回归(convolutional neural network-support vector regression, 简称 CNN-SVR)预测模型。

在滑坡预测模型构建方面, 近年来, 伴随着 SVM、随机森林(random forest, 简称 RF)、逻辑回归(logistic regression, 简称 LR)、人工神经网络(artificial neural network, 简称 ANN)等各类机器学习新算法的不断涌现, 实现了滑坡易发性预测敏感性分布图的准确绘制。VAN NATIJNE 等[15] 研究了 SVM、决策树(decision tree, 简称 DT)和 RF 等机器学习方法, 探讨了此类技术集成至早期预警系统中的挑战以及机器学习在物理约束有限情况下所带来的风险与机遇; XU 等[16] 结合主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)和 SVM 模型优势, 解决了部分历史数据缺乏情况下的地震滑坡易发性精准评估问题; DOU 等[17] 采用 RF 和 DT 算法对日本伊豆−大岛火山岛的降雨诱发滑坡易发性进行了建模, 快速生成出准确且稳定的滑坡易发性地图; 黄玲[18] 开展了 SVM、DT 和 RF 3 种机器学习预测模型性能的对比实验研究, 实验结果表明, 在上述 3 种预测模型中, 基于 RF 的滑坡预测模型精度最高, 且预测效果最佳; YIN 等[19] 进行了 PSO-SVM 模型和遗传算法-支持向量机(genetic algorithm-support vector machine, 简称 GA-SVM)模型融合算法研究, 据此绘制了中国公路滑坡灾害的易发性分布图及分区; WANG 等[20] 采用一种卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)框架, 开展了中国延庆县滑坡易发性制图实验研究, 实验结果显示, 在所有 CNN 滑坡易发性图中, 高易发区域的比例高度相似且低于 30%, 这表明 CNN 比传统方法更适用于滑坡的预防和管理, 所提出的 CNN 框架实现了更高的预测精度; 唐烽顺等[21] 建立了基于不同主干特征提取网络的 Faster R-CNN(faster region-convolutional neural network)滑坡自动识别模型; HAKIM 等[22] 使用卷积神经网络−启发式优化算法, 对韩国伊川市土体滑坡易发性进行了制图, 通过该算法建立了更适用于研究区域的土体滑坡易发性模型, 提高了滑坡预测的精准度; 简小婷等[23] 采用 Faster R-CNN 算法构建了滑坡隐患自动识别模型, 并将其与面向对象的滑坡隐患识别方法进行了对比, 得出基于 Faster R-CNN 的滑坡隐患识别方法准确度更高。

为全面且系统地梳理滑坡监测与预测领域的主流方法技术及其关联程度, 本研究借助 CNKI 数据库的高级检索功能, 分别以“滑坡监测”和“滑坡预测”作为关键词, 将时间范围设置为 1987 年 1 月 1 日−2024 年 12 月 31 日, 共检索出“滑坡监测”相关文献 2 157 篇、“滑坡预测”相关文献 1 732 篇。随后, 运用 VOSviewer 软件对检索结果进行深入分析, 将最小出现频次设定为 10 次, 分别筛选出 107, 99 个关键词, 生成的高频关键词可视化分析图谱如图 2 所示, 通过图谱直观展示出当前滑坡监测与预测中所采用的主要方法技术及其之间的相关性, 为进一步开展滑坡监测与预测研究提供了重要的参考方向。

鉴于此, 本研究从 4 个关键部分展开, 以系统评估滑坡监测技术的性能与应用潜力。在特征点提取算法部分, 通过深入分析尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, 简称 SIFT)、加速鲁棒特征(speeded up robust features, 简称 SURF)和自适应尺度不变特征变换(assessment of scale-invariant features transform, 简称 ASIFT)算法的优劣性, 确保了在复杂环境条件下对滑坡事件图像的精准匹配能力, 为整个监测流程奠定了坚实基础; 在光流分析技术部分, 通过捕捉滑坡区域的运动信息, 完成了滑坡动态过程的精准描述, 从而增强了对滑坡演变机理的理解, 为后续的滑坡预测与识别提供了实时动态的数据支持; 在滑坡易发性预测部分, 基于机器学习方法, 尤其是 PSO-SVM 算法的应用, 显著提升了滑坡预测精度; 最后, 在滑坡事件的自动识别与分类部分,



a. 滑坡监测研究的可视化分析图谱　　b. 滑坡预测的可视化分析图谱

GNSS. 全球卫星导航系统; SBAS-InSAR. 小基线集干涉测量技术; D-InSAR. 差分干涉合成孔径雷达技术; InSAR. 合成孔径雷达干涉技术; BP 神经网络. 反向传播神经网络; WebGIS. 网络地理信息系统; GIS. 地理信息系统; GPRS. 通用分组无线服务技术; BOTDR. 布里渊光时域反射; Abaqus. 通用非线性有限元分析软件; Flac3D. 三维数值模拟软件

图 2　基于 VOSviewer 滑坡监测与预测可视化关联分析

Fig. 2　Visual correlation analysis of landslide monitoring and prediction based on VOSviewer

利用基于深度学习的 Faster R-CNN 模型，自动提取和识别图像中的滑坡事件，大幅提升了监测系统的自动化水平和识别精度。综上所述，本研究通过多技术融合，对比分析了各类算法在滑坡监测与预测技术中的优缺点，提升了滑坡监测与预测技术的效率和精度，为滑坡防灾减灾提供了更为全面、精准且高效的参考方案。

1　基于图像特征的匹配算法

图像匹配是指在 2 幅或多幅图像之间寻找出相似的特征点，基于此确定它们之间的对应关系，该方法为计算机图像处理领域中识别和匹配图像的关键技术之一，其实质是通过一定的匹配算法在 2 幅或者多幅影像中识别出同名点[24]。目前，图像匹配算法主要分为两大类：基于图像灰度信息的匹配算法和基于图像特征的匹配算法[25]，其中基于图像特征的匹配算法因克服了基于灰度的匹配算法计算量大、对影像灰度敏感等缺点，为山体滑坡的监测和分析提供了重要支持，成为当前图像匹配领域研究的热点。

常见的基于图像特征的匹配算法主要包括以下几种：Harris 角点检测、ORB（oriented FAST and rotated BRIEF）、FAST（features from accelerated segment test）和 SIFT 算法。尚硕等[26]对比了 SIFT、Harris、FAST 等角点检测算法的准确度、鲁棒性与检测速度，发现 SIFT 的综合表现最优；张慧慧[27]综合 SIFT、ASIFT 和彩色不变理论的 SIFT 算法（color change based on the theory introduced SIFT，简称 CSIFT）算法，开展了基于抚顺西露天矿南帮地形条件下的滑坡物理模型实验研究，得出 ASIFT 算法在匹配数与正确率方面均显著优于 SIFT 和 CSIFT 算法的结论，印证了 SIFT 算法在特征提取方面的优越性，因而成为计算机视觉识别研究的首选方法，故本研究重点对 SIFT 算法及其改进算法在滑坡场景中的应用进行分析与研究。

1.1　SIFT 算法

SIFT 算法是 LOWE 教授[28]于 1999 年提出的一种基于图像局部特征的特征匹配算法，该算法本质是找准不同规模空间中的关键点，并对重点方向进行计算，同时可检测出一些异常显著的特征点。

（1）特征点寻找　SIFT 在不同尺度空间寻找特征点，高斯函数（$G(x,y,\sigma)$）公式为：

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \tag{1}$$

式中：(x,y)为原图像的像素坐标；σ 为标准差。

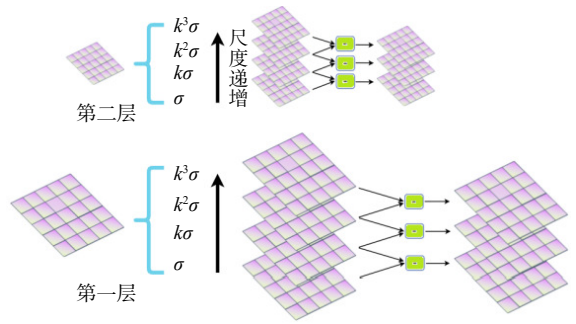
图像的尺度空间（$L(x,y,\sigma)$）公式为：

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\cdot I(x,y), \tag{2}$$

式中：$I(x,y)$为原图像，利用不同标准差的高斯函数和原图像做卷积，构建出高斯金字塔。

为了稳定地提取图像中的特征点且提高计算速度，LOWE[28]在上述方法基础上提出了更高效的高斯差分金字塔（difference of Gaussian，简称 DoG），即基于相邻尺度的两影像之差构建高斯差分金字塔，其构建流程如图 3 所示。

（2）极值点检测　该方法的核心是检测出空间中的极值点，通过对每个 DoG 相邻的 3 层图片进行比较，确定标志点是否均大于或小于在图像区域的相邻点，即通过获取以该点为中心的 8 个相邻点和



σ. 标准差; k 为相邻尺度间的比例因子; $k\sigma$, $k^2\sigma$, $k^3\sigma$ 分别为 k, k^2, k^3 倍 σ 的高斯核, 用于生成同一组内的多尺度高斯图例

图 3　高斯差分金字塔构建流程

Fig. 3　Formation of Gaussian difference pyramid

上下 2 层对应的 9 个像素点, 初步获得潜在的局部极值点, 待获得潜在的极值点后, 基于拟合的高斯曲面对潜在极值点进行定位, 并对局部邻域内的像素值进行三维高斯函数拟合, 进一步标记出极值点精确位置, 最后通过某点在 2 个方向主曲率间比值的大小来判断该点是否为边缘点, 从而消除边缘响应点造成的边界效应。

(3)确定方向　为每个关键点分配 1 个或多个方向, 以表征其局部结构特征。为了确保关键点在不同旋转角度下保持旋转不变性, 需为每个关键点分配 1 个基准方向。在此基础上, 进一步计算特征点的位置、尺度和方向。相关计算公式如下:

$$m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2}, \tag{3}$$

$$\theta(x,y)=\tan^{-1}\left(\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)}\right), \tag{4}$$

式中: $m(x,y)$为特征点的模; $\theta(x,y)$为特征点的方向。

(4)特征点表征　在关键点的主方向上, 定义一个固定尺寸的窗口, 并将其划分为 16 个子区域。对于每个子区域, 计算其梯度方向与幅值的组合信息。通过整合子区域的梯度方向和幅值信息, 形成一个 128 维的特征描述符, 用于表征关键点的局部特征。

(5)特征点匹配　检测出图像中的特征点后, 利用描述子区域之间的欧氏距离来进行关键点之间的匹配, 欧氏距离(d)公式如下:

$$d(a,b)=\sqrt{\sum_{q=1}^{dim}(a_q-b_q)^2}, \tag{5}$$

式中: a, b 为两特征点的描述符; q 为求和的索引变量; dim 为特征描述符的维度。

在本研究中, 特征点匹配采用穷举搜索策略。首先, 计算第一张图像中某一特征点与第二张图像中所有特征点之间的距离, 并将这些距离值构成一个集合。随后, 基于最近邻匹配原则, 从该集合中筛选出距离最近的特征点对, 将其视为潜在的匹配对。为进一步提高匹配精度, 引入基于距离阈值的筛选机制, 通过设定合理的阈值, 从而有效排除错误匹配。

1.2　基于 SIFT 改进的 SURF

SURF 算法是由 BAY 等[29] 在 SIFT 算法的基础上提出的一种加速鲁棒特征提取算法。该算法通过引入积分图像和盒子滤波器近似 Hessian 矩阵, 显著简化了计算过程。在保持良好鲁棒性的同时, SURF 算法的计算效率相比 SIFT 提升了 3 ~ 8 倍, 极大地提高了特征提取的速度。因此, SURF 算法在图像匹配、物体识别和图像拼接等领域得到了广泛应用。

SURF 先使用 Hessian 矩阵来检测特征点。这一方法基于图像的二阶导数, Hessian 矩阵($\boldsymbol{H}$)定义为:

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix}, \tag{6}$$

式中: I_{xx} , I_{yy} 分别为图像在 x 方向和 y 方向的二阶导数; I_{xy} 为图像在 x 方向与 y 方向混合的二阶偏导数。

通过计算 Hessian 矩阵的行列式确定出特征点(det):

$$det(\boldsymbol{H})=I_{xx}I_{yy}-(I_{xy})^2。 \tag{7}$$

在多尺度图像中进行特征检测时, 通过在不同尺度的图像中应用 Hessian 行列式来实现关键点的检测。对于每个检测到的关键点, SURF 算法构建一个特征描述符, 该描述符基于关键点周围局部图像的信息。描述符的计算过程涉及对关键点周围的小区域进行加权处理, 以提取方向信息和强度信息。具体而言, 通常将关键点周围的区域划分为 16 个子区域, 并在每个子区域内计算 Haar 小波响应:

$$D_x=\sum_{x\in R}I(x)\cdot w(x)\cdot\cos(\theta), \tag{8}$$

$$D_y=\sum_{x\in R}I(x)\cdot w(x)\cdot\sin(\theta), \tag{9}$$

式中: D_x, D_y 分别为在 x, y 方向上的 Haar 小波响应; R 为关键点周围被划分的某个子区域; $w(x)$ 为权重函数。

通过计算描述符之间的欧氏距离, 实现特征点匹配。

1.3　基于 SIFT 改进的 ASIFT 算法

ASIFT 算法是 MOREL 等[30] 于 2009 年提出的一种具备完全仿射不变性的局部特征提取算法。该算法通过在图像上生成一系列仿射变换的图像来增强对仿射变换的适应性。在对图像进行不同仿射变

换后，ASIFT 会在每个变换后的图像中提取特征点，并结合局部特征与全局图像信息，提升了在复杂场景中的特征提取能力。

ASIFT 通过对原始图像施加一系列仿射变换（包括旋转、缩放和剪切），生成多个变换后的图像。这些变换使得算法能够检测不同视角下的特征点。常用的仿射变换可表示为矩阵形式：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \gamma & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}, \tag{10}$$

式中：(x',y') 变换后图像的坐标；$\alpha,\beta,\gamma,\delta$ 均为仿射变换的参数；t_x，t_y 分别为 x 方向和 y 方向平移量。

利用 SIFT 算法对生成的所有变换图像进行关键点提取与特征描述符匹配。

1.4　3 种算法对比分析

在实验中分别使用 SIFT、SURF 和 ASIFT 3 种算法对滑坡发生前后的图像进行特征点提取，利用匹配算法对图像进行对比分析，并通过计算匹配数量、耗时、精确率和召回率等性能指标，评估各算法在实际滑坡监测任务中的性能表现。在图像匹配任务中，匹配关系通过彩色线条表示，图中每一条线代表两幅图像中对应特征点对的连接，特征点及其描述符由 SIFT、SURF 和 ASIFT 算法提取，据此可有效地匹配出 2 幅图像中的相似区域。匹配效果如图 4 所示。

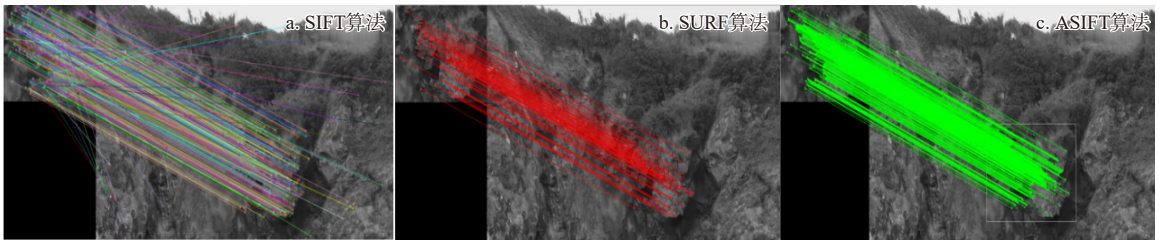


图 4　特征匹配算法实现效果（彩色线为图像间对应特征点的连接）

Fig. 4　Implementation effect of image feature matching algorithm

对 SIFT、SURF 和 ASIFT 算法的性能指标进行对比，详见表 1。实验结果分析表明，对于滑坡监测，ASIFT、SURF 和 SIFT 算法在特征点匹配性能上各有特点，ASIFT 算法在匹配数量（1 404 个）、精确率（0.84）和召回率（1.00）关键指标上表现卓越，能够提供更高的匹配精度和全面的特征点覆盖，适用于对变形监测精度要求高的滑坡监测任务，但其较高的计算复杂度（0.242 7 s）限制了其在高实时性要求场景中的应用；SURF 算法计算效率较高（0.005 9 s），可快速响应并处理大规模图像数据，适合实时滑坡监测任务，尽管其匹配数量（130 个）和精确率（0.58）相对较低，但其召回率（0.75）较高，表明其在快速捕捉关键特征点方面具有一定优势；SIFT 算法则实现了精度和效率之间的相对平衡，匹配数量（556 个）介于 ASIFT 和 SURF 之间，耗时（0.278 6 s）略长于 ASIFT 且远长于 SURF，精确率（0.55）和召回率（0.56）也相对均衡，这使其在处理具有显著尺度和旋转变化的图像时，能够提供稳定可靠的匹配结果，适用于兼顾匹配精度与计算效率平衡的应用场景。综上所述，针对某一具体滑坡监测任务，应综合考虑监测精度、实时性以及数据规模等因素，选择合适的特征点匹配算法。

表 1　SIFT 及其改进算法性能对比

Table 1　Performance comparison of SIFT and its improved algorithm

算法名称	匹配数量/个	耗时/s	精确率	召回率
SIFT	556	0.278 6	0.55	0.56
SURF	130	0.005 9	0.58	0.75
ASIFT	1 404	0.242 7	0.84	1.00

2　基于视频帧序列追踪的光流法

光流法作为一种计算机视觉技术，通过分析图像序列中像素亮度或颜色信息的时空变化模式，计算光流场中的速度场，从而估算物体在不同时间点之间的位移，用于分析的视频帧序列由一系列按时间顺序排列的静态图像（帧）组成，每帧代表特定时间点的场景。该方法在目标跟踪、运动分析和三维场景重建等领域具有广泛应用。根据光流场中信息的密集程度，光流法主要分为稠密光流法和稀疏光流法。稠密光流法对每个像素点进行运动估计，提供全局运动信息，适用于需要全面运动分析的场景；稀疏光流法则专注于特定特征点的运动估计，适用于计算资源受限或需要高效处理的场景。LIU 等[31]曾对各种光流算法的从执行时间、精度和效率进行了对比，具体结果见表 2。结果显示：Horn-Schunck 算法每次执行耗时较长，且实际每帧处理时间远高于期望帧率，表现出较低的效率和实时性。Lucas-

表 2　Horn-Schunck 和 Lucas-Kanade 算法的对比

Table 2　Comparison of Horn-Schunck and Lucas-Kanade

算法名称	执行时间（min:s）	在*HyperSparc*[10]。执行时间（min:s）	期望帧率时间/a
Horn-Schunck	8:00	2:00	12
Lucas-Kanade	0:23	0:06	7

Kanade 算法则表现出较高的执行效率，每帧处理时间接近期望值，因此更实用于滑坡实时监测应用场景。

2.1　基于 Lucas-Kanade 的稀疏光流法

LUCAS 等[32]提出了 Lucas-Kanade 算法，该算法是一种用于计算图像序列中物体运动的经典方法。其基本原理是光流假设，即在小区域内，像素的运动是相对一致的，基于光流假设和局部一致性原理，利用小窗口内的像素信息，通过线性方程组的形式求解出物体的运动速度。

首先进行光流假设，即假设在小区域内，图像强度保持不变，并使用泰勒展开（忽略高阶项）：

$$I(x+\Delta x,y+\Delta y,t+\Delta t)\approx I(x,y,t)+I_x\Delta x+I_y\Delta y+I_t\Delta t, \tag{11}$$

式中：Δx, Δy, Δt 分别为 x, y 和时间 t 方向的增量；I_x，I_y，I_t 分别为图像强度在 x, y, t 方向上的梯度。

然后求得光流方程：

$$I_xu+I_yv+I_t=0, \tag{12}$$

式中：u, v 分别是水平方向和垂直方向的光流。

其次使用一个小窗口（或邻域）对 u 和 v 进行估计，在此基础上通过最小二乘法求解速度分量，构建如下方程：

$$\boldsymbol{A}\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix}=b_t, \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}I_x^1 & I_y^1\\ \vdots & \vdots\\ I_x^N & I_y^N\end{bmatrix}$；$b_t=\begin{bmatrix}-I_t^1\\ \vdots\\ -I_t^N\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{A}$ 为不同方向上梯度信息组成的系数矩阵；b_t 为图像在时间维度上梯度信息组成的列向量。

最后通过最小化误差，得到 u 和 v 的值：

$$\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix}=\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\right)^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}b_t。 \tag{14}$$

2.2　基于 Horn-Schunck 的稠密光流法

基于 Horn-Schunck 的稠密光流法是美国学者 HORN 等[33]于 20 世纪 80 年代初提出的一种用光流的全局平滑性假设来求解光流的方法，通过分析图像序列中像素的运动开展光流场计算。该算法通过构建一个同时考虑光流一致性和光滑性的能量函数对光流场进行精准求解。能量函数（$E(\mu, v)$）通常由数据项和平滑项两部分组成，表示如下：

$$E(u,v)=\iint[(I_xu+I_yv+I_t)^2+\eta^2(|\nabla u|^2+|\nabla v|^2)]\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y, \tag{15}$$

式中：η 为权重参数，用于平衡数据项和光滑项；$|\nabla u|^2$ 和 $|\nabla v|^2$ 分别为 u 和 v 的梯度平方。

通过对能量函数进行变分，得到 Euler-Lagrange 方程：

$$u_{\mathrm{new}}=u_{\mathrm{old}}-\frac{1}{\eta}(I_x(I_xu_{\mathrm{old}}+I_yv_{\mathrm{old}}+I_t)), \tag{16}$$

$$v_{\mathrm{new}}=v_{\mathrm{old}}-\frac{1}{\eta}(I_y(I_xu_{\mathrm{old}}+I_yv_{\mathrm{old}}+I_t)), \tag{17}$$

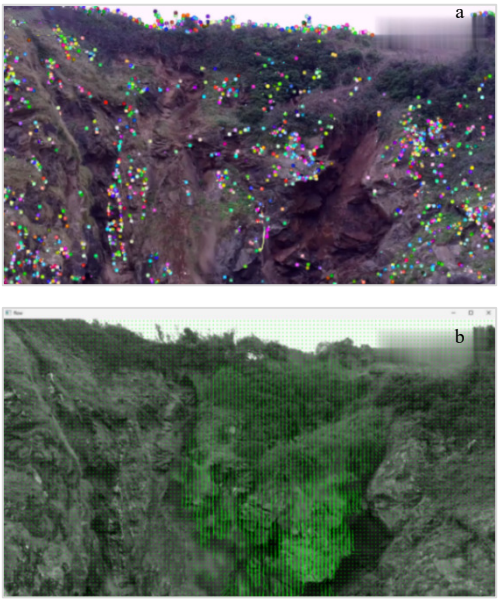
式中：u_{new}, u_{old} 分别为水平方向新、旧光流值；v_{new}, v_{old} 分别为垂直方向新、旧光流值。

通过迭代上述更新公式，得到收敛的光流场。

2.3　算法的性能对比分析

本实验通过分析视频中连续帧的像素运动，有效分析出滑坡运动状态。Lucas-Kanade 方法通过选择图像中的特征点，并假设这些点在局部区域内光流保持恒定，具有较高的计算效率，适合实时应用场景。在滑坡监测中，该方法可实时跟踪滑坡过程中的特征点及其变化，例如滑坡坡体岩块的运动轨迹。图 5a 展示了该方法的光点和轨迹，其中光点表示视频帧中的特征点，每个光点代表一个被追踪的特征，轨迹展示了该点在连续帧之间的位移，通过绘制从前一帧至当前帧的线条，据此得到特征点的移动方向和距离。Horn-Schunck 方法假设光流场在整个图像上是平滑的，通过全局能量最小化进行光流估算，从而提供更加全面的光流场信息。因此，在大规模或复杂地形的滑坡监测中，该方法能够有效捕捉滑坡区域的整体运动模式。在滑坡的持续变形阶段，Horn-Schunck 方法能够更精准地分析滑坡坡面上的微小位移，并准确反映整个滑坡区域的动态，图 5b 为该方法的实现效果，图中的光流可视化地显示了视频帧中各个像素的运动方向和速度，绿色箭头代表了各像素点在相邻两帧之间的位移，箭头方向指示运动的方向，长度则表示运动的速度，据此可直观得出图像中物体的运动轨迹和动态变化。通过计算图像中均匀分布的采样点光流，进而全面描绘出滑坡滑动过程中各像素点的运动轨迹。

对基于前述 2 种光流法的性能指标进行对比，详见表 3。分析可知，Horn-Schunck 算法的方法在精度上具有优势，能够更精准地捕捉滑坡的细微变化，尤其适用于监测精度要求高的滑坡监测中，如发生在地势复杂或倾斜度较大的滑坡，Horn-Schunck



a. Lucas-Kanade 稀疏光流法；b. Horn-schunck 稠密光流法. a 图中光点为视频帧中的特征点，每个光点代表一个被追踪的特征，轨迹展示了该点在连续帧之间的位移；b 图中绿色箭头为各像素点在相邻两帧之间的位移，箭头方向指示运动的方向，长度则为运动的速度

图 5　基于不同原理的光流法实现效果

Fig. 5　Implementation effect of optical flow method based on different principles

方法能够提供更加精细化的位移分析结果，更高效地评估滑坡的潜在风险，然而该方法在处理海量数据时存在计算开销大的问题。相比之下，Lucas-Kanade 方法虽然存在遗漏部分运动信息风险，但在计算效率上具有明显优势，可实现海量监测数据的快速处理，因此更适用于滑坡实时监测场景。

表 3　Lucas-Kanade 和 Horn-Schunck 算法的性能对比

Table 3　Performance comparison between Lucas-Kanade and Horn-Schunck

算法名称	处理总帧数/个	初始跟踪点数/个	总丢失点数/个	平均跟踪误差
Lucas-Kanade	799	1 197	83	0.13
Horn-Schunck	799	1 472 714 906	1894	0.12

3　典型机器学习算法的对比分析

机器学习是一种基于数据驱动的建模技术，通过数据训练模型以实现预测和决策功能。在滑坡智能防灾减灾领域，机器学习技术的应用逐渐成为研究热点[34]。该技术能够自动从经验中学习并不断优化自身性能，从而在众多领域和任务中展现出卓越的适应性和有效性。根据学习目标和数据特征的不同，常见的机器学习算法主要分为监督学习、无监督学习和强化学习等类别。在监督学习中，模型的训练过程依赖于带有标签的数据集，这些数据集包含输入特征及其对应的输出标签，模型的核心任务是通过学习输入特征与输出标签之间的映射关系，构建出能够泛化至新数据的预测模型。具体而言，当模型面对新的未标记数据时，能够基于所学习的映射关系准确地进行预测。图 6 展示了本研究所采用机器学习算法的原理框架。

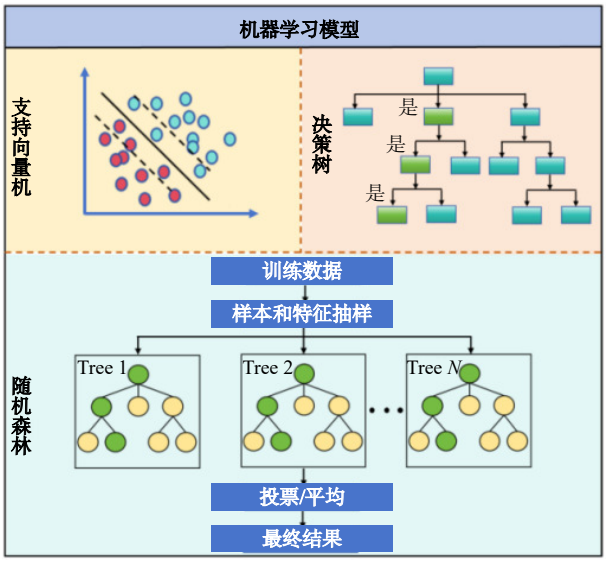


图 6　机器学习算法原理框架

Fig. 6　Algorithm schematic of machine learning

3.1　机器学习算法在滑坡预测中的应用

3.1.1　支持向量机

SVM 模型是由 CORTES 等[35]于 1995 年提出的一种经典的监督学习算法。SVM 模型的本质是通过非线性变换将数据映射到高维特征空间[36]，随后在这个空间内进行线性回归。SVM 作为一种静态模型，在小样本、高维数据分类和回归任务中表现出色，尤其在非线性问题中具有良好的泛化能力。在三峡库区的阶梯状滑坡位移预测研究中，SVM 模型较早地被应用于该领域，并取得了显著的效果[37-38]。

SVM 的核心思想是找到一个最优的超平面，使得距离各类样本点的间隔最大化。在 n 维空间中，超平面是一个 $n-1$ 维的对象，这个超平面可以由以下方程表示：

$$w'z+b'=0, \tag{18}$$

式中：w'为法向量；b'为偏置项；z 为待分类样本的特征向量。

为了确保样本点正确分类并且距离超平面的间隔最大化，通常需最小化目标函数，并引入惩罚函数 C 和松弛变量 ε_i，计算公式如下：

$$\min\left(\frac{1}{2}\|w'\|^2+C\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_i\right)$$
$$s.t.\quad y_i[(w'\cdot x_i)+b']\geqslant 1-\varepsilon_i,\quad i=1,2,...,n \tag{19}$$

式中：y_i 为第 i 个样本的类别标签；n 为样本数量。

3.1.2　基于 CART 算法的决策树

CART 生成的决策树是一种二叉树，每个内部节点代表一个特征的判断条件，叶子节点代表最终的类别标签。CART 分类树使用基尼不纯度 $Gini(D)$作为分裂标准，用于评估节点样本分布的纯度，公式如下：

$$Gini(D)=1-\sum_{j=1}^{C'}p_j{}^2, \tag{20}$$

式中：p_j 为类别 j 在数据集 D 中的比例；C'为类别的总数。

基尼不纯度值 $Gini(D)$越小，表示该节点的样本分布越纯。对于每个节点，该算法会计算所有特征的不同分裂点的基尼不纯度，选择使得目标函数最小化的特征和分裂点。对于每个分裂点，将数据集分为左、右 2 个子集，然后计算加权基尼不纯度。

$$Gini_{\text{split}}=\frac{N_{\text{left}}}{N}Gini(D_{\text{left}})+\frac{N_{\text{right}}}{N}Gini(D_{\text{right}}), \tag{21}$$

式中：$Gini_{\text{split}}$ 为分裂后生成的左、右 2 个子集的加权基尼不纯度；D_{left}，D_{right} 分别为数据集左、右子集；$Gini(D_{\text{left}})$，$Gini(D_{\text{right}})$ 分别为左、右子集的基尼不纯度；N_{left}，N_{eight}，N 分别为左、右子集各自包含的样本数量以及当前待分裂节点包含的总样本数量。

3.1.3　随机森林

RF 作为一种基于集成学习框架的机器学习模型，是解决分类和回归问题的常用方法[39]，该算法通过对原始训练数据集进行有放回的抽样，生成多个子集，并用每个子集训练一棵独立的决策树，其分裂依据是信息增益（IG），即选择最能减少熵（$Entropy$）的特征。在每棵树构建完成后，随机森林通过对所有树的预测结果进行投票，选出票数最多的类别作为最终的分类结果。

$$Entropy(D)=-\sum_{i=1}^{C'}p_j\log_2(p_j), \tag{22}$$

$$IG(D,A')=Entropy(D)-\sum_{v\in Values(A')}\frac{|D_v|}{|D|}Entropy(D_v), \tag{23}$$

式中：A'为特征；D_v 为特征 A'取值为 m 下的数据集；$Values(A')$ 为特征 A'所有可能的取值组成的集合。

3.1.4　粒子群优化

PSO 是近年来发展起来的一种进化算法[40]，该算法中每个粒子代表问题的一个潜在解，通过位置、速度和适应度值表征其特征，其中适应度值由适应度函数计算，用于评估粒子解的优劣。粒子的速度决定移动方向和距离，并基于所有粒子的搜索经验动态调整，以优化个体在搜索空间中的位置，最终实现群体对最优解的协同探索。在每一代迭代中，粒子的速度和位置按以下公式更新：

$$v_k^{\text{new}}=w_{\text{g}}\cdot v_k+c_1\cdot r_1\cdot(pbest_k-x_k)+c_2\cdot r_2\cdot(gbest-x_k), \tag{24}$$

式中：v_k^{new} 为粒子 k 的更新速度；w_{g} 为惯性权重，控制粒子对其历史速度的影响；v_k 为粒子 k 的当前速度；c_1，c_2 均为学习因子，通常设为正值；r_1，r_2 均为 [0, 1] 范围的随机数；$pbest_k$ 为粒子 k 的历史最佳位置；$gbest$ 为全局最佳位置。

3.2　评价指标

机器学习中，常用判断指标如下：TP 为正确的预测为正例的样本数，即真正例；TN 为正确的预测为负例的样本数，即真负例；FP 为错误的预测为正例的样本数，即假正例；FN 为错误的预测为负例的样本数，即假负例。根据这些指标可以计算以下参数：

（1）准确率（$Accuracy$）：正确分类的样本数与总样本数的比值，计算公式为：

$$Accuracy=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}。 \tag{25}$$

（2）精确率（$Precision$）：模型预测为正例的样本中，实际为正例的比例，计算公式为：

$$Precision=\frac{TP}{TP+FP}。 \tag{26}$$

（3）召回率（$Recall$）：实际为正例的样本中，被正确预测为正例的比例，计算公式为：

$$Recall=\frac{TP}{TP+FN}。 \tag{27}$$

（4）$F1$-score：精确率和召回率的调和平均值，用于综合评估模型性能，计算公式为：

$$F1\text{-score}=\frac{2\times Precision\times Recall}{Precision+Recall}。 \tag{28}$$

（5）均值绝对误差（MAE）：用于衡量预测值与真实值的偏差，定义为所有预测误差绝对值的算术平均，计算公式为：

$$MAE=\frac{\sum_{i=1}^{n}|p_i-o_i|}{n}, \tag{29}$$

式中：p_i 为第 i 个真实值；o_i 为第 i 个预测值。

（6）均方根误差（$RMSE$）：通过计算预测误差的平方平均后开根号得到的统计量，用于衡量模型预

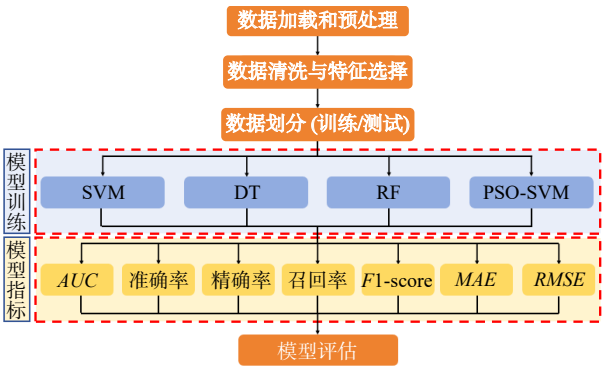
测值与真实值之间的差异。*RMSE* 对较大的误差给予更高的惩罚，因此在数据中存在极端值或较大误差时，*RMSE* 能够显著反映出模型的预测性能下降，计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(p_i - o_i)^2}。 \quad (30)$$

最后，通过绘制受试者特征曲线(receiver operating characteristic curve，简称 ROC)并计算 ROC 下面积(area under curve，简称 AUC)，据此评估分类模型性能。当 AUC=1.0 时，表示能够完美区分正例和负例；当 0.5 < AUC < 1.0 时，模型表现优于随机猜测；当 AUC=0.5 时，模型预测效果等同于随机猜测；当 AUC<0.5 时，模型表现劣于随机猜测，此时需调整或重新训练模型。

3.3 4 种算法的对比分析

本研究综合运用了 SVM、DT、RF 及 PSO-SVM 等机器学习算法，构建滑坡预测模型，基于多源数据(土地利用类型、地形高程、土体性质、地质构造、坡度、坡向、水文地质条件、气象数据、离水体距离以及历史滑坡事件等 12 类环境因子)对预测模型进行训练，通过整合上述多维度环境特征，对目标区域滑坡发生的潜在风险进行评估(图 7)。



SVM. 支持向量机；DT. 决策树；RF. 随机森林；PSO-SVM. 粒子群优化支持向量机；*AUC*. 受试特征曲线下面积；*F*1-score. 精确率和召回率的调和平均值，用于综合评估模型性能；*MAE*. 均值绝对误差；*RMSE*. 均方根误差；下同

图 7 基于机器学习算法的滑坡预测模型流程

Fig. 7 Process of landslide prediction model based on machine learning algorithms

(1)数据预处理 首先对原始数据进行清洗与缺失值处理，通过特征工程提取来选择关键特征；其次，采用标准化处理数值型特征，对类别变量进行编码，确保数据格式符合不同模型输入要求；再者，将数据集按 80%∶20% 的比例划分为训练集和测试集，运用交叉验证法提升模型可靠性。

(2)模型训练 构建并训练 4 种机器学习模型。SVM 通过径向基核函数捕捉非线性特征，并优化惩罚因子和核函数参数；DT 依据数据分布选择最优分裂点；RF 集成多个决策树以提高预测精度并降低过拟合风险；PSO-SVM 利用粒子群优化算法全局搜索 SVM 超参数，不断提升模型性能。

(3)模型评估 计算 *AUC* 值、准确率、精确率、召回率、*F*1-score、*MAE* 和 *RMSE* 指标，全面评估模型预测能力。*AUC* 值反映分类器在不同阈值下的表现，准确率、精确率、召回率和 *F*1-score 提供分类任务的综合评价，*MAE* 和 *RMSE* 则衡量回归预测精度。

实验结果显示(表 4)，PSO-SVM 在准确率(0.73)和 *F*1-score(0.72)方面表现最优，表明粒子群优化对 SVM 超参数具有更好的调参性，实现了精确率(0.72)与召回率(0.72)的平衡。RF 虽在准确率(0.65)和 *RMSE*(0.59)上表现稍逊，但展现出较强的抗过拟合能力及稳定处理多维数据非线性交互的能力。SVM 因未优化类别权重，召回率较低，存在遗漏潜在滑坡区域预测风险。DT 因结构简单，且易受噪声干扰，导致准确率和 *AUC* 值较低，使用中暴露出过拟合和泛化不足的问题。

表 4 机器学习算法的分析与比较

Table 4 Analysis and comparison of machine learning algorithms

算法名称	*AUC*	准确率	精确率	召回率	*F*1-score	*MAE*	*RMSE*
SVM	0.71	0.58	0.72	0.44	0.55	0.41	0.64
DT	0.57	0.54	0.57	0.55	0.55	0.43	0.65
RF	0.68	0.65	0.64	0.65	0.64	0.35	0.59
PSO-SVM	0.71	0.73	0.72	0.72	0.72	0.27	0.52

4 基于深度学习的 Faster R-CNN 算法

4.1 Faster R-CNN 算法实现

深度学习是图像特征从低级到高级的逐步抽象和概念化过程[41]。Faster R-CNN 作为一个基于深度学习的目标检测算法，结合了深度卷积神经网络和区域提议网络这 2 个阶段，虽然较单阶段更加复杂且速度降低，但精度更高，目前已视为目标检测领域的重要里程碑之一。本研究 Faster R-CNN 算法的实现步骤如图 8 所示。

Faster R-CNN 的目标检测流程遵循严谨的端到端架构设计。首先，输入图像通过预处理模块(image preprocessing)进行规范化处理，采用保持原始纵横比的短边等比例缩放策略，确保图像尺度的一致性。

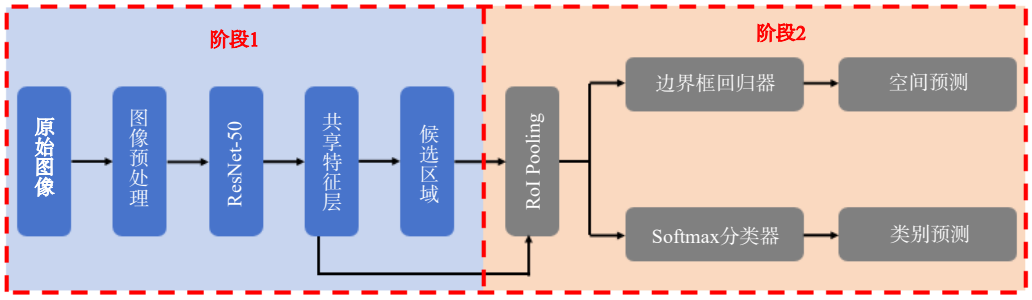


图 8　Faster R-CNN 算法的实现步骤

Fig. 8　Implementation steps of Faster R-CNN algorithm

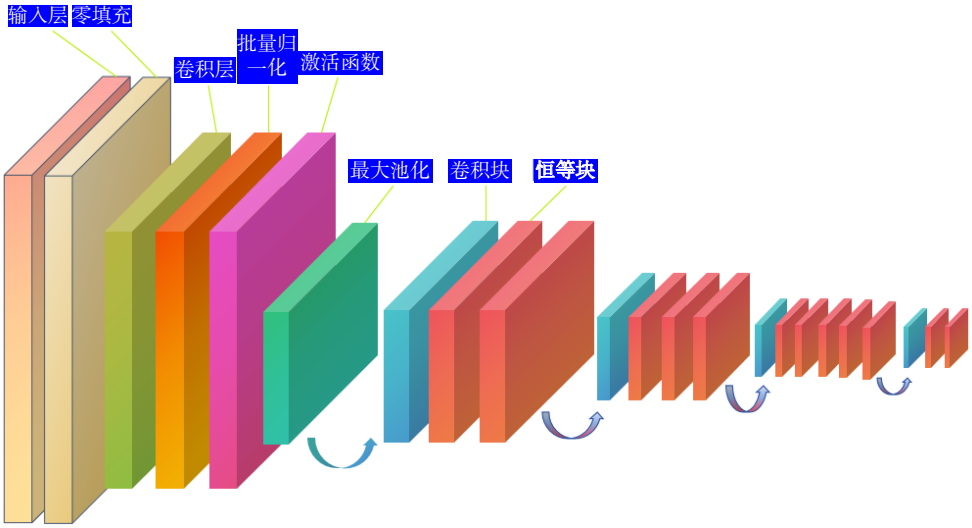


图 9　ResNet-50 结构示意图

Fig. 9　ResNet-50 structure diagram

经预处理的图像随后被输入到主干特征提取网络 ResNet-50 中，具体 ResNet-50 结构如图 9。通过层级化的卷积运算和残差学习，提取出具有丰富语义信息的共享特征层(feature map)。该网络采用双路并行处理机制对特征图进行后续处理：

第一路径为区域提议网络(region proposal network，简称 RPN)，通过精心设计的卷积架构生成候选区域(proposal)。具体而言，特征图首先经过 3×3 卷积层进行特征变换，继而通过 2 个平行的 1×1 卷积分支进行处理：一个分支输出 18 通道(9×2)的二分类评分，用于评估区域是否包含目标物体；另一个分支输出 36 通道(9×4)的边界框回归参数，用于精确定位目标的空间位置。第二路径构建了特征层与候选区域的关联机制，该路径将 RPN 生成的候选区域与共享特征层进行整合，通过 RoI(region of interest) Pooling 模块实现特征对齐。RoI Pooling 采用自适应池化策略，将不同尺度的候选区域特征映射至统一维度的特征表示，有效解决了尺度不一致的问题。经过 RoI Pooling 的特征向量通过全连接层进行进一步的特征转换，分别输入到 Softmax 分类器进行多类别识别，以及边界框回归器(bbox_pred)进行位置精调，从而获得目标的精确类别信息和空间坐标。

上述两阶段级联检测范式充分体现了 Faster R-CNN 的核心设计理念：首先通过 RPN 高效生成高质量候选区域，继而利用检测分支进行精确的目标识别与定位，在检测效率与精度之间达到了优异的平衡。该架构不仅实现了特征的高效复用，也为目标检测任务提供了一个强大而优雅的解决方案。

4.2　Faster R-CNN 算法评价

Faster R-CNN 通过结合深度学习的特征提取能力，可有效捕捉滑坡的多样形态和复杂特征，显著提高了滑坡识别的准确性。该模型通过端到端的训练机制，实现了区域提议网络(RPN)和检测网络的协同优化，降低了传统多阶段处理方法的复杂度。此外，深层卷积神经网络(CNN)能够自动从数据中学习滑坡的关键特征，使其在不同环境和条件下均可展现出较强的适应能力。

(1)纹理特征　滑坡区域纹理通常与周围环境

存在显著差异。通过卷积层的多次处理，Faster R-CNN 能够提取并识别滑坡区域中不规则土质纹理或裸露岩石，从而区分滑坡区域与其他稳定区域。

(2)边缘特征　滑坡发生后，地面会出现明显边缘或断层线。卷积神经网络能够捕捉这些边缘特征，准确识别滑坡的边界，提升位置识别的精度。

(3)光照与阴影变化　滑坡区域的不规则地形导致光照和阴影的变化，从而影响识别效果。Faster R-CNN 通过多层特征提取机制，可有效提升对光照阴影的识别度，从而更加精准地标记出滑坡区域的边界。

(4)物体形态和空间关系　滑坡可能表现为土体滑移、碎石流或树木倒塌等多种形态。Faster R-CNN 结合物体形态特征和空间关系，识别坡体滑动的不同类型，并通过特征融合机制判断物体间的相对位置。

置信度值是评估模型性能的重要指标，亦能反映模型对不同预测的信任程度，有助于识别潜在的误差区域，显著提高模型在实际应用中的鲁棒性。应用效果图中，左上角显示了每个识别框的类别和置信度值(图 10)。识别框的类别均为滑坡分布区，置信度值分别为 0.84，0.92 和 0.98，表明模型在识别框中的预测具有较高的准确性。高置信度值反映了模型对预测结果的信任程度，有助于降低误检或漏检的风险。图 10a 左上角的识别框准确捕捉了滑坡的复杂形态，包括土体滑移区域的纹理和不规则的边缘曲线，符合滑坡的典型地形特征。然而，当置信度值较低(如 0.64，0.60)时，模型对此类预测框的识别存在一定的不确定性，这是由于复杂的光照条件或模糊的滑坡边缘导致识别结果精确度大幅降低。

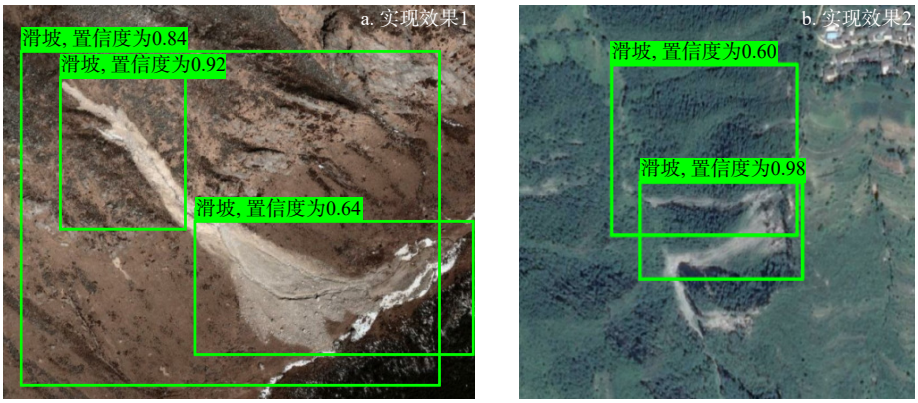


图 10　Faster R-CNN 算法实现效果

Fig. 10　Implementation effect of Faster R-CNN algorithm

尽管 Faster R-CNN 在滑坡识别中表现出较高的准确性和效率，但由于其对计算资源和高质量标注数据的依赖性较大，在实际推广应用中存在一定的限制。为进一步提升模型的应用效果，未来可以通过以下方式加以优化：①改进或采用更高效的特征提取网络，提升模型的性能；②过更高分辨率的遥感图像，增强模型对细节特征的捕捉能力；③增加标签数量和质量，通过扩充和优化标注数据集，提高模型的训练效果和泛化能力。综上所述，Faster R-CNN 在滑坡识别中展现了显著的优势，但仍需通过技术改进和数据优化进一步提升其实际应用效果。

5　结论与展望

(1)系统性研究了滑坡监测与预测中的关键技术和方法，在特征匹配算法方面，ASIFT 在匹配数量(1404 个)、精确率(0.84)与召回率(1.00)方面表现最优，适用于对匹配准确性要求较高的复杂滑坡监测任务；SURF 算法在运算速度上具有明显优势，计算耗时仅为 0.0059 s，适用于实时场景；SIFT 在匹配性能与计算效率之间实现了良好平衡，匹配数量为 556 个，计算耗时为 0.2786 s，适合多数通用任务。在光流分析方面，Lucas-Kanade 稀疏光流法计算效率高，适用于实时监测，但在捕捉全局位移趋势上存在局限；Horn-Schunck 稠密光流法则能提供全面的光流场信息，适用于复杂场景，但计算复杂度较高。针对滑坡易发性预测，PSO-SVM 模型在准确率(0.73)、精确率(0.72)、召回率(0.72)和 $F1$-score(0.72)上表现最为优异，提升了模型对多源异质数据的适应能力。

(2)在滑坡自动识别方面，Faster R-CNN 模型在不同环境与复杂背景下保持较高的识别置信度(0.98)，显示出其在目标检测精度与位置定位方面的显著优势。与传统方法相比，Faster R-CNN 具有更高的自动化程度与一致性，解决了滑坡图像中尺度变化、背

景干扰等问题。尽管其对计算资源和训练数据有较高要求，但通过优化网络结构和增强图像分辨率，其在实际滑坡识别与预警系统中的应用前景广阔。

（3）随着空天地体一体化技术的不断发展，未来滑坡监测预警研究须重点聚焦于：①多样化滑坡数据集的构建，以持续支持算法训练与评估；②综合数据增强技术、光流法、特征检测算法与深度学习，不断提升特征点捕捉与位移计算能力，增强滑坡早期迹象的识别效果；③基于无人机遥感技术和地理信息系统（GIS）的融合数据，不断提高监测精度和可视化能力。与此同时，在滑坡易发性预测方面则应加强：①不断更新引入新的机器学习模型，优化调整影响因子权重，以绘制精准的滑坡敏感性图，并基于位移序列分析与长短期记忆网络（LSTM）等模型开展预测研究；②探索迁移学习与生成对抗网络（GAN）等先进技术，逐步提升监测与预测效率，以适应不同类型滑坡和不断变化的施工环境。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献：

[1] 朱鸿鹄. 工程地质界面：从多元表征到演化机理 [J]. 地质科技通报，2023，42（1）：1-19.
ZHU H H. Engineering geological interface：From multivariate characterization to evolution mechanism[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2023，42（1）：1-19.（in Chinese with English abstract）

[2] 唐辉明. 重大滑坡预测预报研究进展与展望 [J]. 地质科技通报，2022，41（6）：1-13.
TANG H M. Advance and prospects of major landslides prediction and forecasting[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2022，41（6）：1-13.（in Chinese with English abstract）

[3] HE R J，ZHANG W G，DOU J，et al. Application of artificial intelligence in three aspects of landslide risk assessment：A comprehensive review[J]. Rock Mechanics Bulletin，2024，3（4）：100144.

[4] 张抒，唐辉明，龚文平，等. 基于物理力学机制的滑坡数值预报模式：综述、挑战与机遇 [J]. 地质科技通报，2022，41（6）：14-27.
ZHANG S，TANG H M，GONG W P，et al. Landslide numerical forecasting mode based on physical-mechanical mechanism：Overviews，challenges and opportunities[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2022，41（6）：14-27.（in Chinese with English abstract）

[5] 曹兰柱，王珍，王东，等. 露天矿滑坡预警理论与方法研究 [J]. 中国安全科学学报，2017，27（3）：163-168.
CAO L Z，WANG Z，WANG D，et al. Research on theory and method of landslide early warning in open-pit mine[J]. China Safety Science Journal，2017，27（3）：163-168.（in Chinese with English abstract）

[6] 程刚，王振雪，李刚强，等. 我国滑坡监测文献计量研究的可视化分析 [J]. 中国安全科学学报，2022，32（7）：172-179.
CHENG G，WANG Z X，LI G Q，et al. Visual analysis of bibliometric research on landslide monitoring in China[J]. China Safety Science Journal，2022，32（7）：172-179.（in Chinese with English abstract）

[7] 马宁，李韶凯，田峰，等. 滑坡光纤神经感测系统：技术与应用 [J]. 地质科技通报，2024，43（6）：26-38.
MA N，LI S K，TIAN F，et al. Fiber optic nerve sensing system for landslide monitoring：Technology and application[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2024，43（6）：26-38.（in Chinese with English abstract）

[8] 吴迪，梁泰铭，吴静，等. 基于MEMS传感器的滑坡监测算法设计与试验 [J]. 地质科技通报，2024，43（6）：39-50.
WU D，LIANG T M，WU J，et al. Design and experiment of landslide monitoring algorithm based on MEMS sensor[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2024，43（6）：39-50.（in Chinese with English abstract）

[9] 陈斌，王利，舒宝，等. 基于复合分界指标和CEEMD-WT的GNSS滑坡监测坐标时间序列降噪方法 [J/OL]. 武汉大学学报（信息科学版）：1-15[2025-9-17]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20240123.
CHEN B，WANG L，SHU B，et al. GNSS landslide monitoring coordinate time series noise reduction methods based on composite divisional indicator index and CEEMD-WT[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University：1-15[2025-9-17]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20240123.（in Chinese with English abstract）

[10] 蒲磊，杨启贵，程翔，等. 基于SBAS-InSAR技术的HD库区CYP滑坡形变监测分析 [J]. 中国农村水利水电，2024（11）：240-246.
PU L，YANG Q G，CHENG X，et al. Analysis of deformation monitoring of CYP landslide in HD reservoir area based on SBAS-InSAR technology[J]. China Rural Water and Hydropower，2024（11）：240-246.（in Chinese with English abstract）

[11] YANG B B，YIN K L，LACASSE S，et al. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement[J]. Landslides，2019，16（4）：677-694.

[12] 张俊，殷坤龙，王佳佳，等. 基于时间序列与PSO-SVR耦合模型的白水河滑坡位移预测研究 [J]. 岩石力学与工程学报，2015，34（2）：382-391.
ZHANG J，YIN K L，WANG J J，et al. Displacement prediction of Baishuihe landslide based on time series and PSO-SVR model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，2015，34（2）：382-391.（in Chinese with English abstract）

[13] GE Q，LI J，LACASSE S，et al. Data-augmented landslide displacement prediction using generative adversarial network[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering，2024，16（10）：4017-4033.

[14] 石化波，王刚，曾怀恩. 一种ICEEMDAN-CNN-SVR滑坡位移组合预测模型 [J]. 三峡大学学报（自然科学版），2025，47（1）：37-43.
SHI H B，WANG G，ZENG H E. A combined ICEEMDAN-CNN-SVR landslide displacement prediction model[J]. Journal of China Three Gorges University（Natural Sciences），2025，47（1）：37-43.（in Chinese with English abstract）

[15] VAN NATIJNE A L，LINDENBERGH R C，BOGAARD T A. Machine learning：New potential for local and regional deep-seated

landslide nowcasting[J]. Sensors, 2020, 20(5): 1425.

[16] XU Z Y, CHE A L, ZHOU H X. Seismic landslide susceptibility assessment using principal component analysis and support vector machine[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 3734.

[17] DOU J, YUNUS A P, TIEN B D, et al. Assessment of advanced random forest and decision tree algorithms for modeling rainfall-induced landslide susceptibility in the Izu-Oshima Volcanic Island, Japan[J]. Science of the Total Environment, 2019, 662: 332-346.

[18] 黄玲. 基于 Django 的山体滑坡监测系统设计与实现 [D]. 贵阳: 贵州大学, 2022.
HUANG L. Design and implementation of a landslide monitoring system based on Django[D]. Guiyang: Guizhou University, 2022. (in Chinese with English abstract)

[19] YIN C, LI H R, CHE F, et al. Susceptibility mapping and zoning of highway landslide disasters in China[J]. PLoS One, 2020, 15(9): e0235780.

[20] WANG Y, FANG Z C, HONG H Y. Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China[J]. Science of the Total Environment, 2019, 666: 975-993.

[21] 唐烽顺, 郝利娜, 宋雨洋, 等. 目标检测算法在滑坡识别中的应用 [J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2024, 60(2): 229-234.
TANG F S, HAO L N, SONG Y Y, et al. Application of the object detection algorithm in landslide identification[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2024, 60(2): 229-234. (in Chinese with English abstract)

[22] HAKIM W L, REZAIE F, NUR A S, et al. Convolutional neural network (CNN) with metaheuristic optimization algorithms for landslide susceptibility mapping in Icheon, South Korea[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 305: 114367.

[23] 简小婷, 赵康, 左小清, 等. 基于 Faster R-CNN 目标检测的滑坡隐患识别: 以福贡县城区为例 [J]. 化工矿物与加工, 2022, 51(12): 19-24.
JIAN X T, ZHAO K, ZUO X Q, et al. Landslides risk identification based on faster R-CNN: A case study in Fugong County[J]. Industrial Minerals & Processing, 2022, 51(12): 19-24. (in Chinese with English abstract)

[24] 贾丰蔓, 康志忠, 于鹏. 影像同名点匹配的 SIFT 算法与贝叶斯抽样一致性检验 [J]. 测绘学报, 2013, 42(6): 877-883.
JIA F M, KANG Z Z, YU P. A SIFT and Bayes sampling consensus method for image matching[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(6): 877-883. (in Chinese with English abstract)

[25] 赵玉兰, 王兴伟, 黄敏, 等. 基于区域统计直方图与自适应规则的图像匹配算法 [J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2017, 36(6): 117-124.
ZHAO Y L, WANG X W, HUANG M, et al. Research on image matching algorithm based on region statistical histogram coupling adaptive rule[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2017, 36(6): 117-124. (in Chinese with English abstract)

[26] 尚硕, 曹建荣, 汪明, 等. 机器视觉中角点检测算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(1): 217-225.
SHANG S, CAO J R, WANG M, et al. Research on corner detection algorithms in machine vision[J]. Computer Measurement & Control, 2024, 32(1): 217-225. (in Chinese with English abstract)

[27] 张慧慧. 抚顺西露天矿大变形滑坡的多源协同监测方法研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2019.
ZHANG H H. Research on the multi-source collaborative monitoring method for the large deformation landslide in Fushun west open-pit mine[D]. Shenyang: Northeastern University, 2019. (in Chinese with English abstract)

[28] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Anon. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999: 1150-1157.

[29] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features[C]//LEONARDIS A, BISCHOF H, PINZ A, et al. Computer vision-ECCV 2006. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 404-417.

[30] MOREL J M, YU G S. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 438-469.

[31] LIU H C, HONG T H, HERMAN M, et al. Accuracy vs efficiency trade-offs in optical flow algorithms[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 72(3): 271-286.

[32] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//Anon. Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence: Volume 2 (IJCAI'81). San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1981: 674-679.

[33] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1/3): 181-203.

[34] 窦杰, 向子林, 许强, 等. 机器学习在滑坡智能防灾减灾中的应用与发展趋势 [J]. 地球科学, 2023, 48(5): 1657-1674.
DOU J, XIANG Z L, XU Q, et al. Application and development trend of machine learning in landslide intelligent disaster prevention and mitigation[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1657-1674. (in Chinese with English abstract)

[35] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[36] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.

[37] ZHOU C, YIN K L, CAO Y, et al. Application of time series analysis and PSO-SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. Engineering Geology, 2016, 204: 108-120.

[38] MIAO F S, WU Y P, XIE Y H, et al. Prediction of landslide displacement with step-like behavior based on multialgorithm optimization and a support vector regression model[J]. Landslides, 2018, 15(3): 475-488.

[39] ZHAO J J, LI D Y, ZHOU J, et al. Performance evaluation of rock fragmentation prediction based on RF-BOA, AdaBoost-BOA, GBoost-BOA, and ERT-BOA hybrid models[J]. Deep Underground Science and Engineering, 2025, 4(1): 3-17.

[40] VAN DEN BERGH F, ENGELBRECHT A P. A study of particle swarm optimization particle trajectories[J]. Information Sciences, 2006, 176(8): 937-971.

[41] SUN C M, XU R J, WANG C, et al. Coal rock image recognition method based on improved CLBP and receptive field theory[J]. Deep Underground Science and Engineering, 2022, 1(2): 165-173.

Summary for “人工智能算法在滑坡监测与预测技术中的研究与应用”

Research and application of artificial intelligence algorithms in landslide monitoring and prediction technology

CHENG Gang[1a, 1b, 2], WU Yongfei[1a, 1c], CAO Desheng[1a*], WU Yaxi[1a, 1c]

1a. School of Computer Science and Engineering; 1b. Hebei Internet of Things Monitoring Technology of Innovation Center;
1c. School of Mine Safety, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China;
2. School of Earth Sciences and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210023, China

First author, E-mail: chenggang@ncist.edu.cn

* Corresponding author, E-mail: cds@ncist.edu.cn

Abstract: [**Objective**] To reduce the risk of landslide disasters and further ensure regional sustainable development, conducting research effectively on landslide monitoring and prediction is of great practical significance. This paper aims to continuously improve the prevention and control level of landslide disasters by studying the key technologies and methods in landslide monitoring and prediction, and will analyze the efficiency and accuracy of various algorithms in scenarios of landslide monitoring and prediction. [**Methods**] In terms of feature extraction technology, the performance of three image feature matching algorithms, namely scale-invariant feature transform (SIFT), speeded up robust features (SURF) and assessment of scale-invariant features transform (ASIFT), were compared and analyzed. Comparative results demonstrate that ASIFT has significant advantages in the number of matches, precision rate and recall rate, and is especially suitable for complex environmental scenarios with high-accuracy requirements. In terms of optical flow analysis technology, the application effects based on the Lucas-Kanade sparse optical flow method and the Horn-Schunck dense optical flow method were discussed. Among them, the Lucas-Kanade sparse optical flow method has high computational efficiency and is suitable for real-time application scenarios, but there is a risk of missing important motion information. The Horn-Schunck dense optical flow method can provide comprehensive optical flow field information and is suitable for complex environmental scenarios. However, it has the drawback of high computational complexity and thus is difficult to be used in real-time processing. In terms of landslide susceptibility prediction, the advantages and disadvantages of the application of classic machine learning methods such as support vector machine (SVM), decision tree (DT), and random forest (RF) in landslide prediction are introduced in detail. The model performance based on particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) is mainly studied. This model optimizes hyperparameters, the classification accuracy, generalization ability and prediction accuracy of the model have been significantly improved. Furthermore, by introducing the Faster R-CNN model and leveraging its advanced convolutional neural network architecture, this paper realizes the automatic identification and classification of landslide events in complex scenarios, further enhancing the efficiency and accuracy of landslide monitoring and early warning. [**Results**] The research shows that the accuracy rate of local feature extraction by ASIFT is 0.84, the tracking error of the Lucas-Kanade sparse optical flow method is 0.12, the root mean square error of the PSO-SVM model is 0.52, and the confidence level of the Faster R-CNN model in the automatic recognition and classification of landslide images can reach 0.98. The comprehensive performance is significantly improved compared with other algorithms in this paper. [**Conclusion**] In summary, by introducing artificial intelligence algorithms and integrating multi-disciplinary technical means, this paper has comprehensively enhanced the efficiency and accuracy of landslide monitoring and prediction technology. The research results provide more powerful technical support for the prevention and control of landslide geological disasters.

Key words: artificial intelligence algorithm; landslide monitoring and prediction; feature matching; optical flow method; particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM)

Received: 2025-03-11; Revised: 2025-06-10; Accepted: 2025-06-26

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20250115