DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20250612006

基于阈值修正的Inception-v3深度学习模型及其地灾识别应用研究*

赵晓东[1,2]，王曦阅[1]

（1.大连大学建筑工程学院，辽宁 大连 116622；
2.大连大学辽宁省岩土与结构工程技术研究中心，辽宁 大连 116622）

摘要：极端强降雨事件会诱发大量滑坡和崩塌灾害，造成大量人员伤亡和损失灾害。快速提取滑坡的特征及范围可为应急处理和灾害的风险防控提供有效的数据支撑。本研究利用灾后光学影像，基于改进的Inception-v3深度学习模型进行智能识别，在纹理、形态等多层次特征提取下，通过地形的阈值修正判读结果，解决了云雾遮挡和浑水的不确定的判读问题。结果显示，在使用6°以下坡度阈值修正时，F值由0.76提升至0.896；测试集条件下，修正模型精确率为0.898，召回率为0.883，F值为0.890；25 m×25 m网格划分（对应125×125像素）的分割图像在实验条件下平均识别耗时8分钟，较传统人工目视解译（6人×15小时/张）提升45倍，满足应急响应对时效性的要求，可为防灾减灾救灾提供快速、准确和有效的科学依据。

关键词：地质灾害；深度学习；阈值修正机制；多分类；图像识别
中图分类号：P237　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1672-2132(2026)05-0962-10

Research on Inception-v3 Deep Learning Model Based on Threshold Correction and Its Application to Geohazard Recognition

ZHAO Xiaodong[1,2], WANG Xiyue[1]

(1. College of Civil Engineering and Architecture, Dalian University, Dalian 116622, China; 2. Research Center for Geotechnical and Structural Engineering Technology of Liaoning Province, Dalian University, Dalian 116622, China)

Abstract: Extremely heavy rainfall events can induce a large number of landslides and collapse disasters, resulting in substantial casualties and losses. The rapid extraction of landslide characteristics and extent can provide effective data support for emergency response and disaster risk prevention and control. This study used post-disaster optical images for intelligent recognition based on an improved Inception-v3 deep learning model. Following multi-level feature extraction, including texture and morphology, the interpretation results were corrected using terrain thresholds, resolving interpretation uncertainties caused by cloud cover and muddy water. The results showed that the F value increased from 0.76 to 0.896 when using a slope threshold correction below 6°. On the test set, the corrected model achieved a precision of 0.898, a recall of 0.883, and an F value of 0.890. The segmented imag-

* **收稿日期：**2025-06-12；**修回日期：**2025-08-25
基金项目：国家自然科学基金项目（51374046）资助
作者简介：赵晓东（1969—），男，教授，博士。主要从事岩土工程、防灾减灾以及GIS工程模型耦合方面的研究。
E-mail:xdong_zhao@126.com

es divided into 25 m × 25 m grids (corresponding to 125 × 125 pixels) required an average of 8 minutes for recognition under experimental conditions, representing a 45-fold improvement in efficiency compared with traditional manual visual interpretation (6 people × 15 hours/image). The method meets the timeliness requirements of emergency response and can provide rapid, accurate, and effective scientific support for disaster prevention, mitigation, and relief.

Keywords: geohazard; deep learning; threshold correction mechanism; multiclass classification; image recognition

0 引 言

滑坡是一种发生频繁、破坏力强的地质灾害,常发生在山地丘陵地带,具有高频次、广分布、多成因的显著特征[1-2]。近年来受极端气候与工程扰动等因素影响,我国部分地区滑坡灾害频发,因此如何在大范围复杂场景下高效精准且自动地识别滑坡区域,已成为地质灾害防治领域的重大技术挑战。

随着遥感技术不断发展,遥感影像可快速获取大面积的地物信息,因而被广泛应用到地质灾害解译中[3]。利用遥感影像进行滑坡识别的主要方法有目视解译、基于像元、基于对象和基于人工智能等。目视解译依赖专家经验对影像中的色调异常、植被破坏等地物标志进行人工判读[4]。尽管该方法在小范围单体滑坡调查中表现出较高精度,但在大规模灾害场景下存在三个核心矛盾:人工解译速度与灾后黄金救援时间的矛盾、判读精度要求与人力资源有限性的矛盾、复杂地表环境与目视辨识可靠性的矛盾[4-5]。基于像元的方法通过分析影像数据的光谱、空间信息,选取地物特征,按特定的方法将图像中的每个像元进行分类从而识别滑坡区域,但该方法易忽略像素之间的联系,且容易受到噪声[6]的影响;基于对象方法与基于像元的方法不同,它将邻近范围区域内的像元作为最小的处理单位,可以有效地利用影像上目标物体的形状、纹理等空间特征,从而实现滑坡区域的分类提取[7],但该方法过度依赖分割标准、尺度等因素,往往仅针对特定研究区域,其迁移性和可移植性还有待进一步提高[8]。

得益于人工智能的发展,机器学习因其自动化程度较高和高适应性,被广泛应用于滑坡识别任务中,常用来进行滑坡识别的机器学习分类器有:支持向量机[9-10],随机森林[11-12]等。这些机器学习分类器虽然在不同的实验区域得到了较好的结果,但受模型自身条件的限制,特征工程复杂,泛化能力较差[13]。深度学习是机器学习的一个分支学科,它在处理滑坡特征时会自动构建和选择特征图层,减少了人为设计造成的不完备性,所以更多的学者开始采用深度学习的方法,开展滑坡识别研究,G. P. B. Garcia 等[14]设计了一种半自动的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)模型用于识别雨林地区的残余滑坡,能够预测卫星图像的滑坡区域,但模型对低坡度地区具体细节特征有所忽略。W. Z. Shi等[15]利用CNN实现了中国香港地区凌峰山和大屿山地区的滑坡大面积快速检测,但忽略了云雾干扰对检测结果的影响。P. Liu等[16]利用U-net网络模型,并结合坡度等地形因子,实现了九寨沟地区滑坡的大面积检测,但对算力要求较高。整体上来看,深度学习可以实现大区域范围内滑坡的识别,能较好地满足灾害的应急响应要求。但仍面临挑战,在环境干扰方面,正射影像数据往往因为云雾干扰导致特征遮蔽,且植被覆盖、复杂地形等背景噪声进一步干扰特征提取,而算法机制上,全卷积运算虽能提取全局特征,但计算开销随图像尺寸剧增,而地形关联性建模不足易导致低坡度区域误判[17]。本研究针对上述问题,提出一种“多尺度特征提取-深度网络优化-物理约束修正”的滑坡范围快速提取方法。首先,基于HSV色相通道与改进型过绿指数构建光谱增强模型,有效区分浑水与植被;结合多窗口灰度共生矩阵(5×5、7×7、9×9)与多方向Gabor滤波器能量积分,实现滑坡破碎纹理识别。然后,改进Inception-v3网络通过动态可调卷积核组自适应融合多尺度特征,减小滑坡边界定位误差;嵌入双注意力机制抑制云雾干扰,最后,提出地形-坡度-水域联合修正体系:融合全球30 m地形数据与区域1∶10万专题数据,建立低地约束规则,结合梯度增强进行边界优化。验证表明:在真实滑坡案例场景中,原始模型F值0.76,使用该识别方法后提升至0.896(相对提升17.9%),其中低地区域误判率降低63.2%;处理效率方面,单张正射影像平均耗时8分钟,较传统人工目视解译(6人×15小时/张)提升45倍,满足灾后72小时应急响应时效

要求。该方法不仅为灾后救援决策提供了高精度技术支撑，更为复杂场景下多源遥感数据的智能解译开辟了新路径。

1 DOM多尺度特征提取方法

高分辨率数字正射影像（Digital Orthophoto Map，DOM）作为地质灾害识别的核心数据源，其多尺度特征的有效提取是提升分类精度的关键。本研究构建了从光谱、纹理、形态的层次化特征提取体系，通过多维度特征的有机融合，构建层次化特征表达体系，为后续地灾识别模型奠定基础。

光谱特征是灾害识别的物理基础，但传统RGB色彩空间在复杂场景下面临光谱混淆问题[18]。为此，本研究提出基于HSV颜色空间与改进型植被指数（ExG++）的光谱增强方法，通过非线性变换与特征加权提升可分性。首先，将DOM从RGB空间转换至HSV空间，利用Hue通道的旋转不变性增强灾害体识别鲁棒性。通过HSV颜色空间筛选进行地表特征提取，能够有效识别高亮度、低色彩饱和度的目标（如冰雪覆盖区、裸露沙地或人工建筑），从RGB到HSV的转换公式如下：

$$H=\arctan\left(\frac{\sqrt{3}\,(G-B)}{(R-G)+(R-B)}\right)\ (0^\circ\leqslant H<360^\circ) \tag{1}$$

$$S=1-\frac{\min(R,G,B)}{(R+G+B)/3}\ (0\leqslant S\leqslant 1) \tag{2}$$

$$V=\frac{R+G+B}{3}\ (0\leqslant V\leqslant 255) \tag{3}$$

式中，R、G、B为输入RGB影像的归一化通道值；$\min(R,G,B)$为RGB通道的最小值；H（色相）反映物质类别特性；S（饱和度）表示颜色纯度，范围0（灰度）～1（高饱和度）；V（明亮度）表示颜色亮度，范围0（纯黑）～1（纯白）。

为解决浑水区域与植被的光谱混淆问题，使用改进型过绿指数（ExG++）融合纹理特征增强浑水区域识别能力，该指数在传统ExG（Excess Green Index）基础上引入灰度共生矩阵（Gray-Level Co-occurrence Matrix，GLCM）的对比度，通过增大绿色波段权重抑制植被干扰；GLCM对比度用于增强浑水区域纹理差异。其公式为：

$$ExG^{++}=2.5G-0.8R-0.7B+0.3\cdot\mathrm{GLCM}_{\mathrm{contrast}} \tag{4}$$

式中，$2.5G$项的加权设计可有效抑制植被高反射特性；$0.3\mathrm{GLCM}_{\mathrm{contrast}}$项则通过局部纹理对比（水体波纹与植被冠层的空间异质性）强化可分性。

纹理特征是区分灾害体与背景地物的重要依据。单一尺度纹理特征难以适应滑坡、崩塌等灾害体的形态多样性[19]。例如，5×5窗口对细碎岩块纹理敏感，但无法捕捉大型滑坡体的空间连续性；9×9窗口虽能反映宏观结构，却易导致边界模糊。为此，本研究通过多尺度特征融合，构建层次化纹理特征库，解决单一尺度下的特征丢失问题。首先，设置5×5、7×7、9×9三级窗口，计算四个方向（0°、45°、90°、135°）的灰度共生矩阵；选取区分度最优的对比度（Contrast）与同质性（Homogeneity）指标；对比度（Contrast）反映图像局部灰度变化的剧烈程度；值越大，纹理沟纹越深、边缘锐利（如滑坡破碎区、岩石裂隙）；值越小，灰度越均匀（如水面、农田）；同质性（Homogeneity）用于衡量图像中相邻像素灰度值相似的程度，值越大，图像纹理均匀（如平滑区域）；值越小，图像纹理复杂（如粗糙或边缘丰富的区域）[20]。其公式为：

$$\mathrm{Contrast}=\sum_{i,j=0}^{N-1}(i-j)^2\cdot\boldsymbol{P}(i,j) \tag{5}$$

$$\mathrm{Homogeneity}=\sum_{i,j=0}^{N-1}\frac{\boldsymbol{P}(i,j)}{1+|i-j|} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{P}(i,j)$为在指定方向和距离下，灰度共生概率矩阵；N为图像的灰度级数；i,j为像素灰度值。

然后，设计6个方向（0°、30°、60°、90°、120°、150°）和4个尺度（波长λ=10、20、30、40像素）的Gabor滤波器组，最后，通过能量积分提取滑坡破碎纹理特征。其公式为：

$$E_{\lambda,\theta}=\sum_{x,y}|G(x,y;\lambda,\theta)*I(x,y)|^2 \tag{7}$$

$$G(x,y;\lambda,\theta)=\exp\left(-\frac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}\right)\cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda}\right) \tag{8}$$

式中，$x'=x\cos\theta+y\sin\theta$；$y'=-x\sin\theta+y\cos\theta$；$\gamma=0.5$为控制滤波器椭圆率；$\sigma=0.56\lambda$决定带宽。

灾害体的几何形态（如滑坡后壁陡坎、崩塌堆积扇）蕴含重要的判别信息。传统形态学方法采用固定结构元，难以适应复杂地形变化[21]。本研究使用多结构元形态学剖面（Multi-Scale Morphological Profile，MS-MP）方法，采用不同尺寸结构元（SE=3×3、5×5、7×7）分别捕捉细部、中观和宏观形态特征从而增强微地形特征表达。其公式为：

$$TH_{SE}(I)=I-(I^{\circ}SE) \tag{9}$$

$$BH_{SE}(I)=(I\bullet SE)-I \tag{10}$$

式中，I为输入影像；SE为结构元素；◦表示开运算；•表示闭运算。TH_{SE}用于提取局部高亮区域（如新鲜崩塌面），BH_{SE}用于强化阴影沟槽（如滑坡侧缘）。

2 基于改进的Inception-v3地灾识别模型

Inception-v3是由Google团队于2015年提出的一种深度卷积神经网络架构，其核心目标是通过模块化堆叠与多尺度特征融合技术，使得模型可以用更少的参数个数和计算量，增加非线性变换的条件下完成多分类的功能[22]。本文改进该模型，使其适应大范围地质灾害场景，核心创新在于通过Inception模块实现多尺度特征融合。其网络主体由Stem模块、Inception模块组（包含A/B/C三类共11个模块）及Reduction模块构成，最终通过全局平均池化层替代传统全连接层输出分类结果，如图1所示。

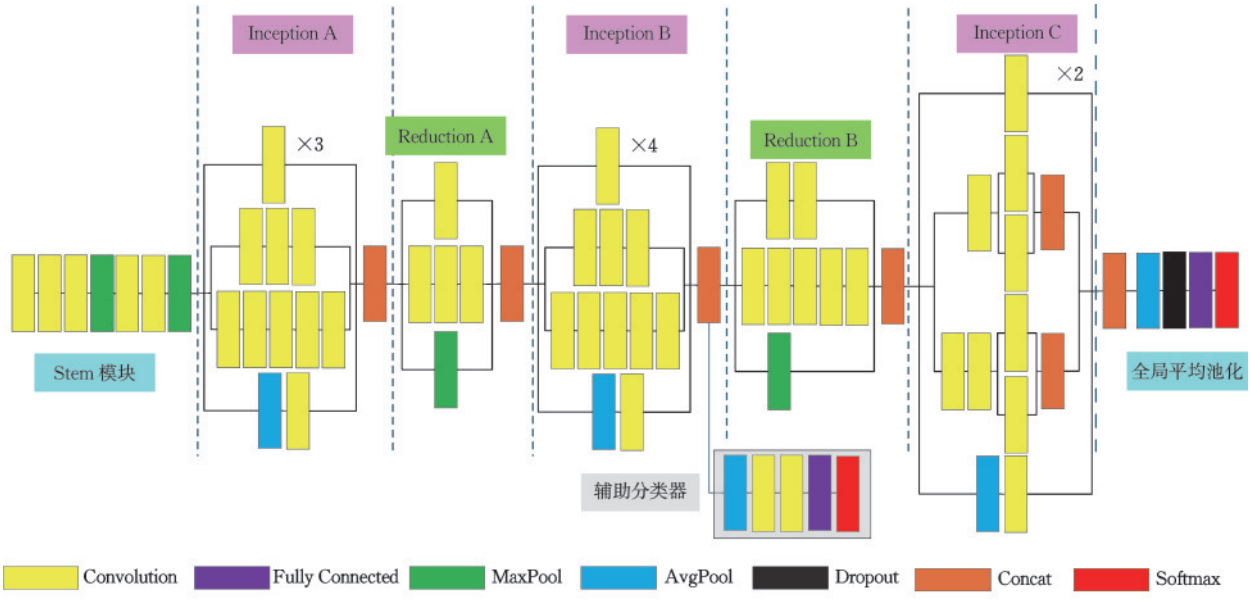


图1 Inception-v3网络结构

Fig. 1 Inception-v3 network structure

地质灾害DOM影像具有显著区别于自然图像的三大特性：（1）目标形态尺度跨度大（滑坡体面积可达数平方公里，而崩塌碎屑仅数十平方米）；（2）云雾遮挡导致局部特征缺失[23]；（3）浑水区域与滑坡区域存在光谱混淆。为解决以上问题，本研究对单幅影像覆盖范围为2 km×1.5 km，原始尺寸为10 000×7 500像素的原始灾后影像数据采用25 m×25 m网格划分，因为根据地形分割理论，地形单元的最小可识别尺度需满足地貌特征的空间连续性需求。滑坡边界形态（如后壁、堆积体、拉裂槽等）的典型宽度多集中于25～50 m，因此25 m×25 m的网格尺寸设计可完整覆盖此类地形特征的最小空间单元。但传统的Inception-v3通过并行使用1×1、3×3等不同尺寸的卷积核实现多尺度特征提取，其固定分支结构难以适应DOM影像处理中存在的局限性，因此本研究创新型采用动态可调Inception模块（DT-Inception）。在3×3分支中引入可变形卷积，在每个3×3卷积核的采样点位置增加由3×3卷积层生成的动态偏移量，通过反向传播优化偏移参数，在保持感受野的同时减少参数量，使卷积核能够自适应捕捉如滑坡边界扭曲、地形起伏等不规则几何特征。在1×1卷积分支嵌入通道-空间双注意力机制：通道注意力模块通过全局平均池化与全连接层学习各波段的重要性权重，空间注意力模块利用卷积操作生成空间注意力图，最终通过加权融合实现对光谱信息的有效利用，降低云雾与浑水区分任务中的误判率。为缓解深层网络训练时的梯度消失问题，在模块输出端引入自适应残差连接，通过可学习参数动态调整残差权重，当网络训练稳定时，该参数自动衰减，使模块在保留浅层特征信息的同时避免梯度弥散，加快训练收敛速度。

然后，为同步实现四分类与特征定位，本研究设计多任务金字塔架构(MTPN)。该架构包含三条并行通路：主干特征提取通路由5个DT-Inception模块堆叠而成，采用渐进式下采样策略，使特征图逐步递减至128×128，通道数相应从64递增至2 048，避免特征瓶颈；多尺度注意力通路在各级特征图后接入空间金字塔池化(SPP)模块，利用4级池化核(1×1、3×3、6×6、10×10)捕获多尺度上下文信息，经1×1卷积降维后与主干特征进行加权融合，权重由门控网络动态学习；任务特异性解码通路构建四组独立解码器，共享底层特征并采用差异化上采样策略：滑坡检测分支运用转置卷积实现上采样以恢复精细边界；云雾分割分支采用双线性插值保留平滑过渡特征；浑水分类分支借助亚像素卷积提升光谱分辨率；背景抑制分支引入非局部注意力机制抑制干扰区域。

最后针对地质灾害应急响应的实时性要求，对模型进行轻量化处理。首先，采用神经架构搜索技术，在控制准确率损失的条件下，自动优化网络深度与宽度；其次，对权重与激活值进行定点量化，通过分段线性拟合减少精度损失；最后，构建教师-学生网络框架，以原始Inception-v3为教师网络，轻量化模型为学生网络，利用软目标蒸馏提升改进模型的性能。

3　阈值修正机制

由于本研究进行地质灾害识别基于利用二维投影数据，虽然改进后的Inception-v3模型能通过局部感受野提取平面纹理、边缘等特征，但核心指标如坡度等三维特征，需依赖空间信息进行量化，因此要引入阈值修正机制，地形方面，利用全球范围的30 m网格地形分类和研究区域的十万分之一地形分类的两种地形分类数据。全球范围的30 m网格地形分类数据能够较好获取山间狭长的谷底平原，但整体分界线位置精度较低，存在部分平地被误分类为非平地的情况；研究区域的十万分之一地形分类数据虽能大致捕捉平地区域，但多数狭长的谷底平原未被覆盖，且山麓部分的分界线位置精度也存在不足。因此双源地形分类数据平衡精度与覆盖范围，既保证模型泛化能力又保证精准识别能力。将两类数据通过自适应双线性插值法实现空间对齐，消除分辨率差异带来的边界锯齿效应，并在过渡区域建立200 m缓冲区进行逻辑回归融合生成山地/低地两种分类。对于分类为“低地”的区域，首先依据坡度阈值(公式如下所示)排除平坦区域，其次结合水系缓冲区(距河流＞500 m)过滤冲积平原干扰，最后通过土地利用类型(农田、建设用地等)二次验证后，将原判读结果从“有滑坡”修正为“无滑坡”。

坡度是描述地表倾斜程度的核心指标，反映地形单元在垂直方向上的变化率，当n=8时，可选取8个方向计算其平均坡度得到一个高维坡度向量作为模型的输入值[24-25]，如图2所示。

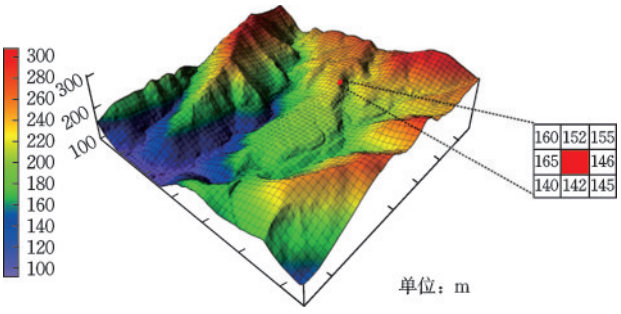


图2　考虑8个方向的坡度计算情况

Fig. 2　Calculation of slope considering eight directions

设网格窗口各高程值为3×3的矩阵Z，相关计算公式如下：

$$Z=\begin{bmatrix} z_1 & z_2 & z_3 \\ z_4 & z_5 & z_6 \\ z_7 & z_8 & z_9 \end{bmatrix} \tag{11}$$

式中，z_5是当前计算坡度单元高程。

当前单元到每个相邻单元在x和y方向上的表面变化率计算公式如下：

$$\frac{\mathrm{d}z}{\mathrm{d}x}=\frac{(z_3+2z_6+z_9)-(z_1+2z_4+z_7)}{8c} \tag{12}$$

$$\frac{\mathrm{d}z}{\mathrm{d}y}=\frac{(z_7+2z_8+z_9)-(z_1+2z_2+z_3)}{8c} \tag{13}$$

式中，c表示栅格单元的长度(平面坐标下单位为m)，坡度计算公式如下：

$$S=\sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2+\left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2} \tag{14}$$

式中，S为计算单元的坡度(弧度)。

坡度阈值是指用于分割地形数据、区分不同地貌单元的临界坡度值，坡度阈值分割函数为：

$$M_{\mathrm{slope}}=\begin{cases} 1, & \text{if } S\geqslant S_{\mathrm{crit}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{15}$$

式中，S_{crit}为临界坡度阈值；M_{slope}为坡度阈值输出值。

4 模型评价及验证

4.1 模型验证区域及数据

验证区域为日本北海道胆振东部地震厚真川地区，该地区2018年9月6日3时7分受震度7级地震的影响，发生大规模的群发性滑坡和崩塌地质灾害，灾害亟需快速评价受灾情况，适合本文模型使用条件。数据主要取自日本国土地理院[26]和卫星处理的264幅正射影像。

4.2 超参数设置与评价指标

本研究硬件环境为i7-8700K处理器、64GB内存、NVIDA GeForce GTX1070显卡，操作系统使用Windows11，TensorFlow2深度学习框架下，使用Python语言编程实现模型的构建。采用三类核心指标定量评估模型性能：精确率（Precision）、召回率（Recall）与F值（F-measure），精确率定义为模型判读为“滑坡”的网格中真实滑坡的占比，衡量结果的准确性；召回率表示真实滑坡网格中被正确判读的比例，反映模型的覆盖能力；F值为精确率与召回率的调和均值，用于综合评价判读性能。评估过程中，将“有滑坡”作为正样本，“无滑坡”、“云遮挡”和“浑水区域”合并为负样本，以聚焦滑坡判读的核心需求。公式如下：

$$\text{Precision}=\frac{TP}{TP+FP} \tag{16}$$

$$\text{Recall}=\frac{TP}{TP+FN} \tag{17}$$

$$F\text{-measure}=\frac{2\times\text{Precision}\times\text{Recall}}{\text{Precision}+\text{Recall}} \tag{18}$$

式中，TP（True Positive）为正确判读为有滑坡的网格数；FP（False Positive）为将无滑坡的网格误判为有滑坡的网格数；FN（False Negative）为将有滑坡的网格误判为无滑坡的网格数；TN（True Negative）为正确判读为无滑坡的网格数。

训练过程中，每批次训练量（batch size）为16张，学习率（learning rate）为0.01，训练周期（epochs）为145次。训练集图像分批次逐步进入模型进行训练，通过计算Softmax层的输出与给定类别标签值二者的误差，采用如下交叉熵损失函数（cross entropy loss）调整权重参数。

$$H(y,y')=-\sum_{x}y(x)\lg(y') \tag{19}$$

式中，y为标签值；y'为预测值；H为交叉熵损失值。交叉熵刻画的是两个概率分布的距离，交叉熵值越小，两个概率分布越接近。

4.3 实验结果

结果表明，未经DOM多尺度特征提取和阈值修正的原始滑坡判读模型表现出显著的空间误判规律，低地区域（水田、旱田、住宅区等）误判主要集中于农业耕作区与城市建成区，此类误判源于农田垄沟等规则纹理与滑坡裂隙。山地误判主要集中于裸露的斜坡区域，此类误判源于表层土壤剥蚀与滑坡区域呈现相似的颜色特征。云层干扰误判在强降水灾害中尤为突出，部分池塘和学校操场也被错误标记，此类误判源于云层与池塘、操场的图像纹理特征相近相关；同时也存在将未发生崩塌的山地斜坡错误识别为崩塌区域的情况，如图3所示。

利用本研究的方法后，模型判别结果得到明显改善，如表1所示，当采用6°以下坡度阈值修正时，综合F值达到0.896，较10°以下阈值修正（F值0.764）提升17.3%，表明适度降低坡度阈值可有效平衡误判修正与滑坡识别的矛盾。降雨主导型滑坡灾害在6°阈值修正下的F值提升最为显著，从10°阈值的0.747跃升至0.914，低坡度农田区域误判率下降72.3%；地震诱发型滑坡灾害则在6°阈值下保持较高召回率（0.85），其F值（0.879）较5度阈值（0.899）略有下降，反映阈值微调对陡坡地形的敏感性。整体而言，精确率，召回率随阈值降低呈现先升后降的非线性特征，6°阈值时综合召回率达0.896，验证了该阈值在保留真实滑坡判读完整性上的优势。模型在6°阈值下的判读结果如图4所示。

该模型成功修正82.4%的大型水体误判。主河道（宽度＞50 m）的误判修正率达92.3%，狭窄支流（宽度＜20 m）误判修正率达78%，河道修正机制对自然边坡的过度修正率控制在7.5%以下，如图5所示，证明坡度协同水域阈值修正机制的有效性。

为验证模型泛化能力，选取未参与训练的暴雨引起的大规模地质灾害发生区域进行测试。如图6所示，该区域地形复杂，包含丘陵、山地及河谷

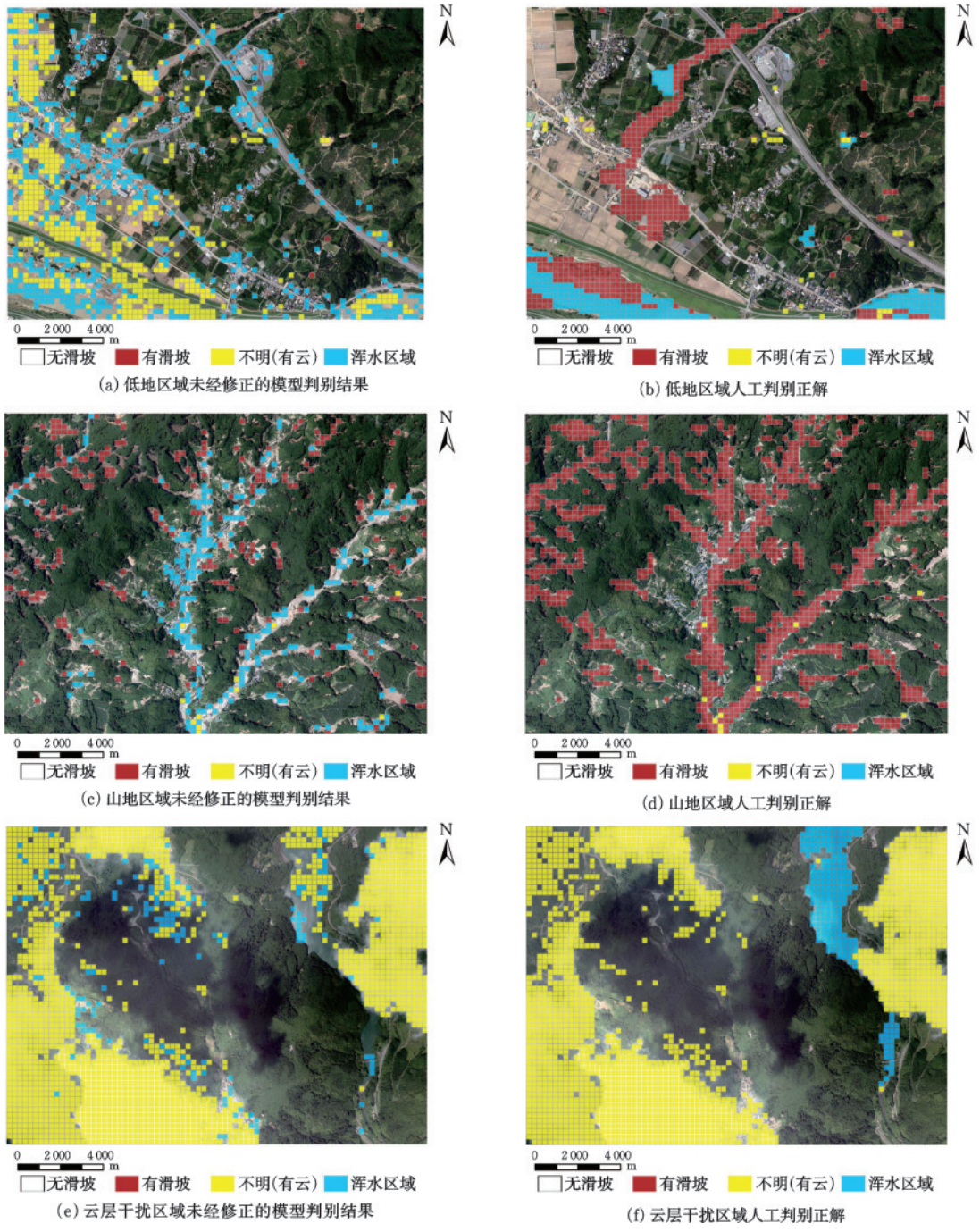


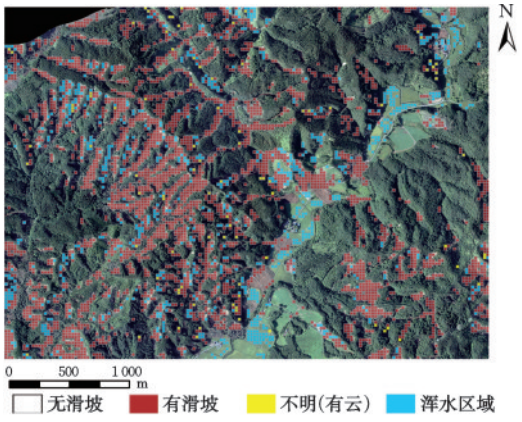
图3　未修正模型判别结果与人工判别正解对比

Fig. 3　Comparison between the uncorrected model discrimination results and manually verified correct solutions

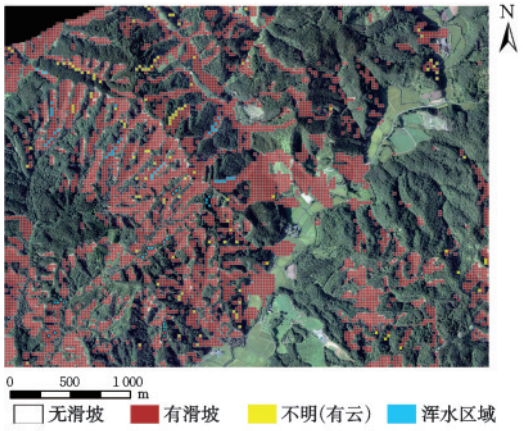
表1　不同坡度阈值修正下的判读模型性能指标对比

Table 1　Comparison of performance indicators of interpretation model with different slope threshold corrections

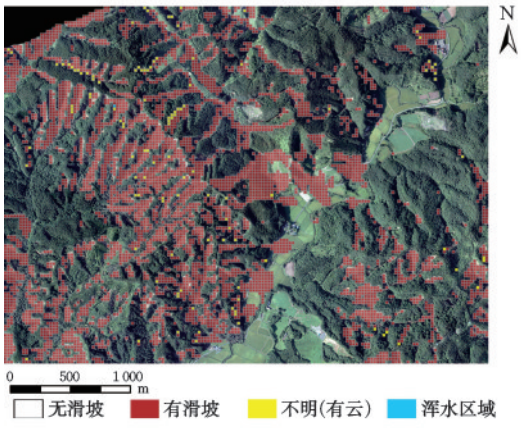
坡度阈值	案例	精确率	召回率	*F*值	坡度阈值	案例	精确率	召回率	*F*值
3°	降雨型滑坡	0.81	0.75	0.779	6°	降雨型滑坡	0.93	0.90	0.914
	地震型滑坡	0.76	0.68	0.717		地震型滑坡	0.91	0.85	0.879
4°	降雨型滑坡	0.86	0.76	0.807	10°	降雨型滑坡	0.83	0.68	0.747
	地震型滑坡	0.88	0.79	0.832		地震型滑坡	0.85	0.72	0.781
5°	降雨型滑坡	0.89	0.82	0.853					
	地震型滑坡	0.92	0.88	0.899					



(a) 未经修正的模型判别结果



(b) 坡度为6°时模型判别结果

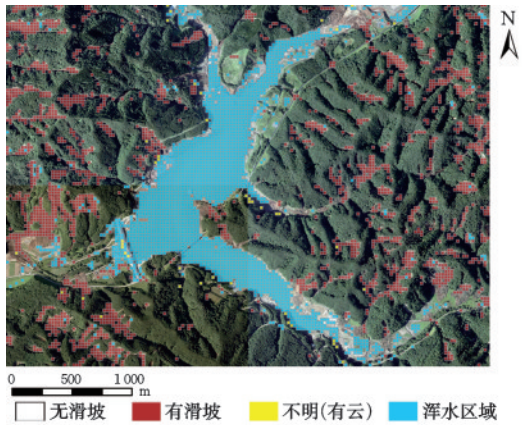


(c) 人工判别正解

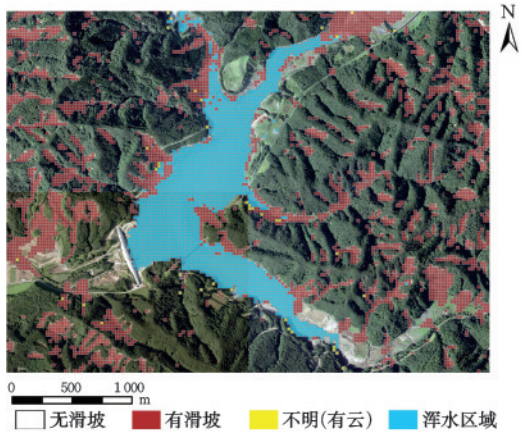
图4 模型在不同情况下的判别结果

Fig.4 Interpretation results of model in different scenarios

地貌。定量分析显示,模型精确率为0.898,召回率为0.883,F值为0.890,与训练集验证结果(F值0.896)接近,表明其具备较强的泛化能力。将人工判读结果与AI判读及多重阈值修正处理后的结果进行滑坡分布比较,二者的空间一致性达89.2%。工程验证表明,模型对未训练区域仍保持较高可靠性。



(a)未经修正的模型判别结果



(b) 水域阈值修正后模型判别结果

图5 未修正模型与修正模型判别结果对比

Fig.5 Comparison of discrimination results between the uncorrected and modified model

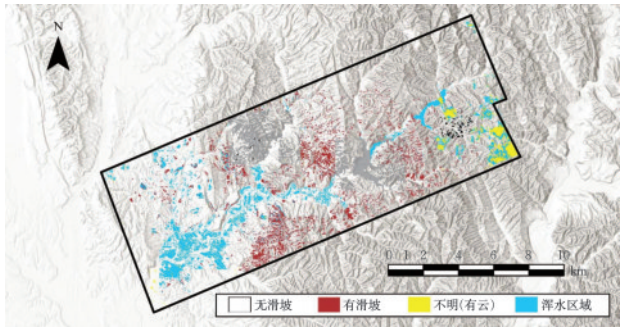


图6 实际案例中模型判别结果

Fig. 6 Model interpretation results in real cases

5 结 论

本文针对大规模滑坡灾害应急响应中判读效率不足的瓶颈问题,构建了多尺度特征提取、改进Inception-v3网络与地形-物理联合修正的全流程技术体系,显著提升了滑坡、浑水等目标的分类精度

与鲁棒性，主要创新成果包括：

（1）提出HSV-ExG++光谱模型，通过色相通道锁定滑坡特征，融合灰度共生矩阵对比度（GLCM）增强浑水纹理差异，解决植被与水体的光谱混淆问题。

（2）设计动态可调卷积核组（1×1/3×3/5×5权重自适应）与双注意力机制（通道-空间门控），降低滑坡边界定位误差，降低云雾干扰区域误判率。

（3）融合全球30 m地形数据与区域1∶10万专题数据，构建坡度阈值-水系缓冲联合约束模型，实现低地虚警率（＜8°坡度区）从18.2%压降至4.3%，河道误判修正率超82.4%。

在未参与训练的复杂地貌区测试表明：模型精确率0.898、召回率0.883、*F*1-score 0.890，与训练集结果（*F*1-score 0.896）高度一致，滑坡分布空间一致性达89.2%。坡度协同水域阈值修正机制显著提升分类可靠性：大型水体误判修正率82.4%（主河道＞50 m修正率92.3%，支流＜20 m修正率78%），自然边坡过度修正率＜7.5%；当坡度阈值设定为6°时，综合*F*值达0.896，较10°阈值提升17.3%，有效平衡误判修正与滑坡识别的矛盾。其中，降雨主导型滑坡*F*值从0.747跃升至0.914，低坡度农田误判率下降72.3%；地震诱发型滑坡召回率保持0.85（*F*值0.879），验证了阈值对灾害类型的敏感性差异。精确率与召回率随阈值降低呈现非线性变化，6°阈值下综合召回率达0.896，证明其在大规模滑坡快速，精确识别的优势。

参考文献：

[1] 张勤，赵超英，陈雪蓉．多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势[J]．测绘学报，2022，51(6)：885-896.
Zhang Q，Zhao C Y，Chen X R. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica，2022，51(6)：885-896.（in Chinese）

[2] 刘传正，王建新．崩塌滑坡泥石流灾害链分类研究[J]．工程地质学报，2024，32(5)：1573-1596.
Liu C Z，Wang J X. Research on classification of collapse，landslide and debris flow disaster chains [J]. Journal of Engineering Geology，2024，32(5)：1573-1596.（in Chinese）

[3] 张银胜，陈戈，段修贤，等．基于多层特征信息融合的滑坡图像分割模型[J]．测绘学报，2024，53(11)：2201-2212.
Zhang Y S，Chen G，Duan X X，et al. Landslide image segmentation model based on multi-layer feature information fusion [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica，2024，53(11)：2201-2212.（in Chinese）

[4] 刘传正，米文忠，黄帅．论灾害事故预防应对的调查评估问题[J]．灾害学，2025，40(1)：1-7，85.
Liu C Z，Mi W Z，Huang S. Research and evaluation issues in disaster accident prevention and response [J]. Journal of Catastrophology，2025，40(1)：1-7，85.（in Chinese）

[5] 许强．对地质灾害隐患早期识别相关问题的认识与思考[J]．武汉大学学报（信息科学版），2020，45(11)：1651-1659.
Xu Q. Understanding and consideration of related issues in early identification of potential geohazards [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2020，45(11)：1651-1659.（in Chinese）

[6] Prakash N，Manconi A，Loew S. Mapping landslides on EO data：Performance of deep learning models *vs*. traditional machine learning models [J]. Remote Sensing，2020，12(3)：346.

[7] Liu X R，Peng Y X，Lu Z L，et al. Feature-fusion segmentation network for landslide detection using high-resolution remote sensing images and digital elevation model data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2023，61：4500314.

[8] 姜万冬，席江波，李振洪，等．模拟困难样本的Mask R-CNN滑坡分割识别[J]．武汉大学学报（信息科学版），2023，48(12)：1931-1942.
Jiang W D，Xi J B，Li Z H，et al. Landslide detection and segmentation using mask R-CNN with simulated hard samples [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2023，48(12)：1931-1942.（in Chinese）

[9] 张福浩，朱月月，赵习枝，等．地理因子支持下的滑坡隐患点空间分布特征及识别研究[J]．武汉大学学报（信息科学版），2020，45(8)：1233-1244.
Zhang F H，Zhu Y Y，Zhao X Z，et al. Spatial distribution and identification of hidden danger points of landslides based on geographical factors [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2020，45(8)：1233-1244.（in Chinese）

[10] Cao Y，Yin K L，Zhou C，et al. Establishment of landslide groundwater level prediction model based on GA-SVM and influencing factor analysis [J]. Sensors，2020，20(3)：845.

[11] Wang H J, Zhang L M, Yin K S, et al. Landslide identification using machine learning [J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(1): 351-364.

[12] Zhang K X, Wu X L, Niu R Q, et al. The assessment of landslide susceptibility mapping using random forest and decision tree methods in the Three Gorges Reservoir area, China [J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76(11): 405.

[13] 赵通, 张双成, 何晓宁, 等. 改进的DeepLabV^{3+}模型用于震后高分遥感影像滑坡识别[J]. 遥感学报, 2024,28(9): 2293-2305.
Zhao T, Zhang S C, He X N, et al. Improved DeepLabV^{3+} model for landslide identification in high-resolution remote sensing images after earthquakes [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(9): 2293-2305. (in Chinese)

[14] Garcia G P B, Soares L P, Espadoto M, et al. Relict landslide detection using deep-learning architectures for image segmentation in rainforest areas: A new framework [J]. International Journal of Remote Sensing, 2023, 44(7): 2168-2195.

[15] Shi W Z, Zhang M, Ke H F, et al. Landslide recognition by deep convolutional neural network and change detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(6): 4654-4672.

[16] Liu P, Wei Y M, Wang Q J, et al. Research on post-earthquake landslide extraction algorithm based on improved U-Net model [J]. Remote Sensing, 2020, 12(5): 894.

[17] 王家柱, 铁永波, 白永健, 等. 机器学习在斜坡地质灾害领域的应用现状与展望[J]. 水文地质工程地质, 2025,52(4): 228-244.
Wang J Z, Tie Y B, Bai Y J, et al. Application and prospects of machine learning for rockfalls, landslides and debris flows [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2025, 52(4): 228-244. (in Chinese)

[18] 林秋怡, 左仁广. 迁移学习及其在固体地球科学中的应用[J]. 地质科技通报, 2025,44(1): 346-356.
Lin Q Y, Zuo R G. Transfer learning and its application in solid earth geoscience [J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025,44(1): 346-356. (in Chinese)

[19] Ma H J, Liu Y L, Ren Y H, et al. Improved CNN classification method for groups of buildings damaged by earthquake, based on high resolution remote sensing images [J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 260.

[20] Manzo C, Valentini E, Taramelli A, et al. Spectral-characterization of coastalsedimentsusing field spectral libraries, airborne hyperspectral images and topographic LiDAR data (FHyL) [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 36: 54-68.

[21] Hugenholtz C H, Wolfe S A. Rates and environmental controls of aeolian dust accumulation, Athabasca River Valley, Canadian Rocky Mountains [J]. Geomorphology, 2010, 121(3/4): 274-282.

[22] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE Press, 2016: 2818-2826.

[23] 陶亮亮, 王雨琦. 基于雷达和光学遥感数据的云污染区域光谱重建算法[J]. 农业工程学报, 2024,40(17): 216-223.
Tao L L, Wang Y Q. Reconstructing spectral information in cloud contaminated regions using object-oriented approach [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(17): 216-223. (in Chinese)

[24] 牛朝阳, 高欧阳, 刘伟, 等. 光学遥感图像滑坡检测研究进展[J]. 航天返回与遥感, 2023,44(3): 133-144.
Niu C Y, Gao O Y, Liu W, et al. Research progress of landslide detection in optical remote sensing images [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2023, 44(3): 133-144. (in Chinese)

[25] 赵晓东, 杨华, 王曦阅. 三维点云数据微地形特征量的提取及应用研究[J]. 测绘科学, 2024, 49(5): 133-142.
Zhao X D, Yang H, Wang X Y. Study on extraction of micro-terrain features from 3D point clouds and its application [J]. Science of Surveying and Mapping, 2024, 49(5): 133-142. (in Chinese)

[26] 日本国土交通省国土地理院. 平成30年(2018年)北海道胆振東部地震に関する情報[EB/OL]. (2018-10-09)[2025-06-12]. https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30-hokkaidoiburi-east-earthquake-index.html.

(本文编辑:张艺)