基于遥感解译与信息量法的滑坡易发性评价样本优化

胡锦航[1]，桂蕾[1*]，刘小波[2]，徐思卿[3]，李新民[2]

1. 中国地质大学（武汉）工程学院，武汉 430074；
2. 国网陕西省电力有限公司，西安 710048；
3. 国网山西省电力有限公司，太原 030021

第一作者，E-mail：jinhang.hu@cug.edu.cn

* 通信作者，E-mail：lei.gui@cug.edu.cn

2026-03-05 收稿；2026-04-13 修回；2026-04-27 接受

基金项目：国家电网有限公司科技项目（5500-202432155A-1-1-ZN）

中图分类号：P642.22；P237　　文章编号：2096-8523(2026)04-0151-12　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb202603008

摘　要：黄土高原黄土特殊的水敏性与垂直节理构造导致滑坡灾害高发频发，伴随特高压输电线路等线性基建大范围落地，区域精细化滑坡易发性评价需求持续攀升，但黄土偏远区域历史滑坡编录资料稀缺，传统依靠历史台账获取正样本、全域随机抽取负样本的建模方式，存在正样本数量不足、负样本易混入同环境模糊样本的弊端，造成机器学习模型评价精度偏低。针对上述问题，提出一种融合小基线子集合成孔径雷达干涉测量（SBAS-InSAR）时序遥感解译与信息量统计法的滑坡正负样本协同优化方法。以山西临汾吕梁山沿线黄土区为对象，选取高程、坡度、坡向、归一化植被指数（NDVI）、沟壑密度等 9 项评价因子开展建模；依托 2023—2024 年 Sentinel-1A 卫星影像实施 SBAS-InSAR 形变反演，将沿坡向年平均形变速率≤−15 mm/a 区域划为潜在滑坡区，结合光学影像滑坡地貌目视解译交叉核验，在原有历史滑坡扩充的 230 个栅格正样本基础上新增 920 个栅格样本，得到 1 150 个优化正样本；再利用信息量模型开展滑坡易发性五级分区，从极低、低易发区内随机采样获取优化负样本，严格控制正负样本 1∶1 配比。试验设置 4 组对照采样方案，数据集按 7∶3 划分训练与测试集，采用随机森林（RF）与反向传播神经网络（BPNN）开展易发性建模，以受试者工作特征曲线−曲线下面积（ROC-AUC）作为精度评价指标。结果表明，样本优化效果分级显著：仅优化正样本可明显提升模型精度，仅优化负样本对模型增益有限，正负样本协同优化效果最优；最优方案 RF、BPNN 模型 AUC 值分别为 0.918 12，0.819 37，相较传统历史编录正样本+全域随机负样本方案（RF、BPNN 模型 AUC 值分别为 0.572 85，0.555 77），精度分别提升 60.27%，47.43%。研究证实遥感与信息量法协同优化样本可显著提升黄土滑坡评价可靠性，该思路可推广至红层山区等样本匮乏区域，能够为黄土区输电线路安全运维与地质灾害防控提供技术依据。

关键词：黄土滑坡；样本优化；滑坡易发性；信息量法；机器学习；遥感解译

黄土高原是我国滑坡灾害频发的典型区域，区内滑坡灾害具有分布范围广、突发性强、危害性大等特征[1]。黄土独特的湿陷性[2]、强水敏性[3]及垂直节理发育结构[4]，使其在降雨入渗、冻融循环及人类工程活动等外部诱因作用下极易发生失稳破坏，滑坡地质灾害发育条件优越[5]。近年来，随着山区城镇化快速推进及特高压输电线路等重大线性工程密集建设，人类工程活动对黄土区地质环境的扰动强度持续加剧，诱发了大量新生滑坡灾害，区域地质灾害风险的系统性、精细化评估需求愈发迫切[6]。因此，开展高精度、高效率的黄土滑坡易发性评价研究，对区域地质灾害防灾减灾、重大工程安全运维及国土

著录信息：胡锦航，桂蕾，刘小波，等. 基于遥感解译与信息量法的滑坡易发性评价样本优化 [J]. 地质科技通报，2026，45(4)：151-162.
HU Jinhang，GUI Lei，LIU Xiaobo，et al. Optimization of landslide susceptibility assessment samples based on remote sensing interpretation and information value method[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2026，45(4)：151-162.

© 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

空间规划具有重要的理论意义与工程实践价值。

滑坡易发性评价是评估和预测山区滑坡灾害分布特征的重要科学方法[7]，其核心环节之一是正负样本的选取[8]。黄土高原人烟稀少地区，历史滑坡编录数据往往有限且分布不均，导致传统方法构建的样本集代表性不足，影响模型可靠性[9]，如何利用有限编录数据构建可靠的滑坡易发性评价模型是当前研究的挑战之一。此外，随着特高压输电线路等重要基础设施建设，以黄土高原为代表的地广人稀区域对滑坡风险敏感度高，亟需开展高精度易发性评价。

在滑坡易发性评价中，数据驱动模型被广泛应用。其中，随机森林（random forest，简称 RF）作为一种集成学习算法，通过构建多棵决策树并采用 Bagging 策略降低过拟合风险，对高维数据和多共线性问题具有较好的鲁棒性，在滑坡易发性评价中表现出优异的预测性能[10]。反向传播神经网络（back propagation neural network，简称 BPNN）则通过误差反向传播算法调整网络权重，能够有效学习滑坡发育与影响因子之间的非线性映射关系，同样被广泛应用于区域滑坡易发性建模[11]。然而，这类数据驱动模型的性能高度依赖于训练样本的代表性与均衡性，尤其在样本稀缺地区，模型易出现过拟合或欠拟合问题[12]。因此，如何在有限编录数据条件下构建高质量的正负样本集，成为提升模型预测精度的关键环节。

在滑坡样本集构建方面，正样本（滑坡点）的获取长期依赖于历史编录资料，但其在偏远或新生滑坡发育区往往不完备或更新不及时。为此，多源遥感技术（光学、雷达）被广泛应用于滑坡识别与样本扩充，特别是合成孔径雷达干涉测量（interferometric synthetic aperture radar，简称 InSAR）技术，为识别处于缓慢变形阶段的潜在滑坡提供了关键手段[13-14]。许冲等[15]利用 SPOT5、Quickbird 等影像精细解译出由汶川地震诱发的约 4 万余处次生地质灾害；弓永峰等[16]用小基线子集合成孔径雷达干涉测量（small baseline subset-interferometric synthetic aperture radar，简称 SBAS-InSAR）和永久散射体合成孔径雷达干涉测量（persistent scatterer-interferometric synthetic aperture radar，简称 PS-InSAR）技术对研究区进行潜在滑坡灾害隐患点识别；LU 等[17]将 InSAR 形变数据与多光谱影像相结合，采用面向对象分类方法整合多种机器学习模型，实现了对典型区域滑坡样本的快速补充。除了对已有滑坡清单调整以外，在样本稀缺区域，研究者尝试运用过采样样本增强技术补充滑坡样本，提升样本均衡性。武雪玲等[18]引入合成少数类过采样技术（synthetic minority oversampling technique，简称 SMOTE），通过插值生成新样本构建均衡数据集，显著提升了滑坡易发性评价模型的泛化能力。

负样本（非滑坡点）的选取则更为复杂，对于非滑坡点的选取，目前业界尚无统一标准[19]。传统方法多从全区域或特定稳定区域随机抽取，但此类方法容易引入与滑坡环境特征相似的“模糊样本”，导致模型学习混淆，影响预测可靠性，其本质上是对“非滑坡”环境定义模糊所致[20]。针对负样本优化问题，近期研究提出了多种改进策略。GRECO 等[21]在滑坡边界外设置缓冲区进行抽样；周晓亭等[22]和周超等[23]采用无负样本信息量统计模型开展易发性区划，从极低和低易发区域中筛选非滑坡样本；LIU 等[24]提出了一种基于频率比的采样策略，通过计算评价因子的频率比值，筛选出高置信度的滑坡与非滑坡栅格单元作为补充样本，有效提升了随机森林等模型的预测精度；周志华等[25]以粤北地区为研究区，对比了低坡度区采样法、信息量法、物理模型法及缓冲区法 4 种非滑坡样本选择策略，结合轻量级梯度提升机（light gradient boosting machine，简称 LightGBM）、支持向量机（support vector machine，简称 SVM）和逻辑回归 3 种机器学习模型，发现信息量法凭借其基于历史统计规律的科学性，能最有效地构建高质量非滑坡样本。这类方法在一定程度上提升了负样本的“纯净度”，但如何与高精度的正样本补充方法相结合，构建协同优化的样本集，以系统性提升黄土等特殊地质区域滑坡易发性评价的精度，仍有待深入研究。

针对滑坡易发性正负样本集的构建，本研究以山西省某特高压输电线路沿线及周边区域为研究区，提出了一种融合遥感解译与信息量法的正负样本补充优化方法，通过光学影像与雷达遥感技术补充正样本集，利用信息量模型优化负样本集，并结合随机森林（RF）与反向传播神经网络（BPNN）模型进行验证，以提升黄土滑坡易发性评价的精度与可靠性，旨在解决黄土地区滑坡样本不足导致的建模误差大、可靠性低等难题，可为黄土地区滑坡风险防控与特高压重大线性工程的安全运维提供科学依据。

1 研究区概况与评价因子体系构建

1.1 研究区概况

研究区地处山西省西南部吕梁山南麓、黄河中游晋陕大峡谷东岸，隶属于临汾市西北边缘，总面积

约 189.62 km^2。该区地势东北高、西南低，地形相对高差逾千米，属温带大陆性气候，降水集中且不均；地貌为典型黄土梁峁沟壑地貌，沟壑纵横，黄河沿研究区西侧展布，支流侵蚀作用强；地层以中生界三叠系和新生界为主，岩性多样。研究区域水土流失严重，受黄土特性、地形及人类活动影响，地质环境脆弱，部分地段为黄土高原人烟稀少地区，致使历史滑坡编录资料匮乏、空间分布零散。现有地质灾害调查资料显示，研究区编录在册历史滑坡仅 10 处，有效滑坡样本存量不足，难以支撑滑坡易发性建模的数据需求。

1.2 滑坡评价因子的选取及相关性分析

1.2.1 评价因子的选取

滑坡影响因子体系的构建是其易发性评价的基础[26-27]，现有研究在评价因子遴选方面尚未形成统一标准，本研究重点探究样本优化对模型精度的影响，因此在参考已有研究成果的基础上，结合黄土滑坡孕灾机理与发育规律[28]，以 12.5 m×12.5 m 栅格为评价单元，初选高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、地形湿度指数（topographic wetness index，简称 TWI）、归一化植被指数（normalized difference vegetation index，简称 NDVI）7 个因子[29] 以及具有黄土地区特色的沟壑密度、距冲沟距离，共计 9 个因子作为研究区黄土滑坡易发性评价指标（图 1）。

①高程。高程控制滑坡的势能条件与岩土体风化程度。黄土高原地区滑坡多发生于中低海拔区，该区间沟谷发育、侵蚀强烈，为滑坡提供了有利的地形条件。②坡度。坡度直接控制滑坡体的重力分量，是滑坡发生最敏感的地形因子。黄土具有直立性好但抗剪强度低的特点，坡度越陡，下滑力越大，越易诱发滑坡。③坡向。坡向影响日照强度、降水分布及冻融循环频率。阳坡与阴坡的温差和湿度差异显著影响黄土湿陷性的发育程度。④平面曲率。平面曲率反映地表径流的汇聚（负值）与发散（正值）特征。负值区（凹形坡）利于雨水汇聚，增加坡体含水量，降低黄土强度。⑤剖面曲率。剖面曲率反映坡面沿下坡方向的侵蚀与堆积特征。负值区（凸形坡）侵蚀强烈，坡脚易被切割，边坡稳定性降低。⑥地形湿度指数（TWI）。TWI 表征地形对土壤含水量空间分布的控制。TWI 越高，表明该区域易积水，黄土含水量增加，抗剪强度降低。⑦归一化植被指数（NDVI）。NDVI 反映植被覆盖状况。植被根系固土可增强稳定性，但过密植被也可能增加坡体荷载，呈现复杂的非线性关系。⑧沟壑密度。沟壑密度反映沟谷侵蚀强度。黄土高原沟壑纵横，沟谷密度越高，坡脚被侵蚀越严重，边坡稳定性越低。⑨距冲沟距离。距冲沟距离表征冲沟对坡脚侧蚀作用的影响范围。研究区内冲沟分布较为密集，且距离冲沟越近，坡体受侵蚀切割越强烈，越易失稳。

1.2.2 评价因子的相关性分析

黄土滑坡易发性评价中，评价因子的筛选是建模关键环节，所选因子既要客观表征各要素对黄土滑坡孕灾发育的控制作用，同时需规避因子间的多重共线性问题[30]。为了评估所选因子之间的相关性，剔除冗余因子，本研究使用皮尔逊相关系数 r 进行分析。皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient，简称 PCC）是一种度量 2 个连续变量之间线性关系程度的统计量，取值范围为 [−1, 1]。符号表示相关方向，绝对值表示相关强度。一般来说，$|r|<0.3$ 表示无相关性，$0.3\leqslant|r|<0.5$ 表示相关性较弱，$|r|>0.8$ 表示相关性较强[31]。在初步选取的评价因子中，所有评估因子的相关系数绝对值均低于 0.8，因此选取全部 9 个评价因子用于研究区滑坡易发性评价建模（图 2）。

2 黄土滑坡正负样本集优化方法

本研究采用遥感解译正采样法进行滑坡正样本的补充，利用 SBAS-InSAR 技术计算研究区域沿坡向年平均形变速率，利用光学影像数据建立研究区域光学遥感解译滑坡识别标志，结合 2 种遥感数据对研究区滑坡进行大范围隐患识别并相互验证，将所识别的潜在滑坡隐患与历史编录滑坡正样本结合，最终得到基于遥感解译正采样的滑坡正样本集；同时，基于信息量模型进行滑坡负样本的采样优化，通过信息量约束机制，从地理属性特征与滑坡关联性较弱的极低、低易发区进行滑坡负样本的采样，得到基于信息量法的滑坡负样本集（图 3）。

2.1 基于遥感解译的滑坡正样本补充

2.1.1 小基线子集合成孔径雷达干涉测量技术

BERARDINO 等[32] 提出的小基线子集合成孔径雷达干涉测量（SBAS-InSAR）技术采用多主影像与多从影像的组合方式，通过选择合适的空间和时间基线阈值组成差分干涉对，提取在一定时间内保持相干性的分布式点目标，可观测目标更多，适用于自然地表的形变监测。需要特别指出，基于 SBAS-InSAR 技术提取的年平均形变速率数据，本质上仅代表地表三维运动在卫星视线向的投影分量。为消除地形坡向与传感器观测几何的耦合效应，需将各监测点的形变速率向量转换至斜坡主方向。沿斜坡

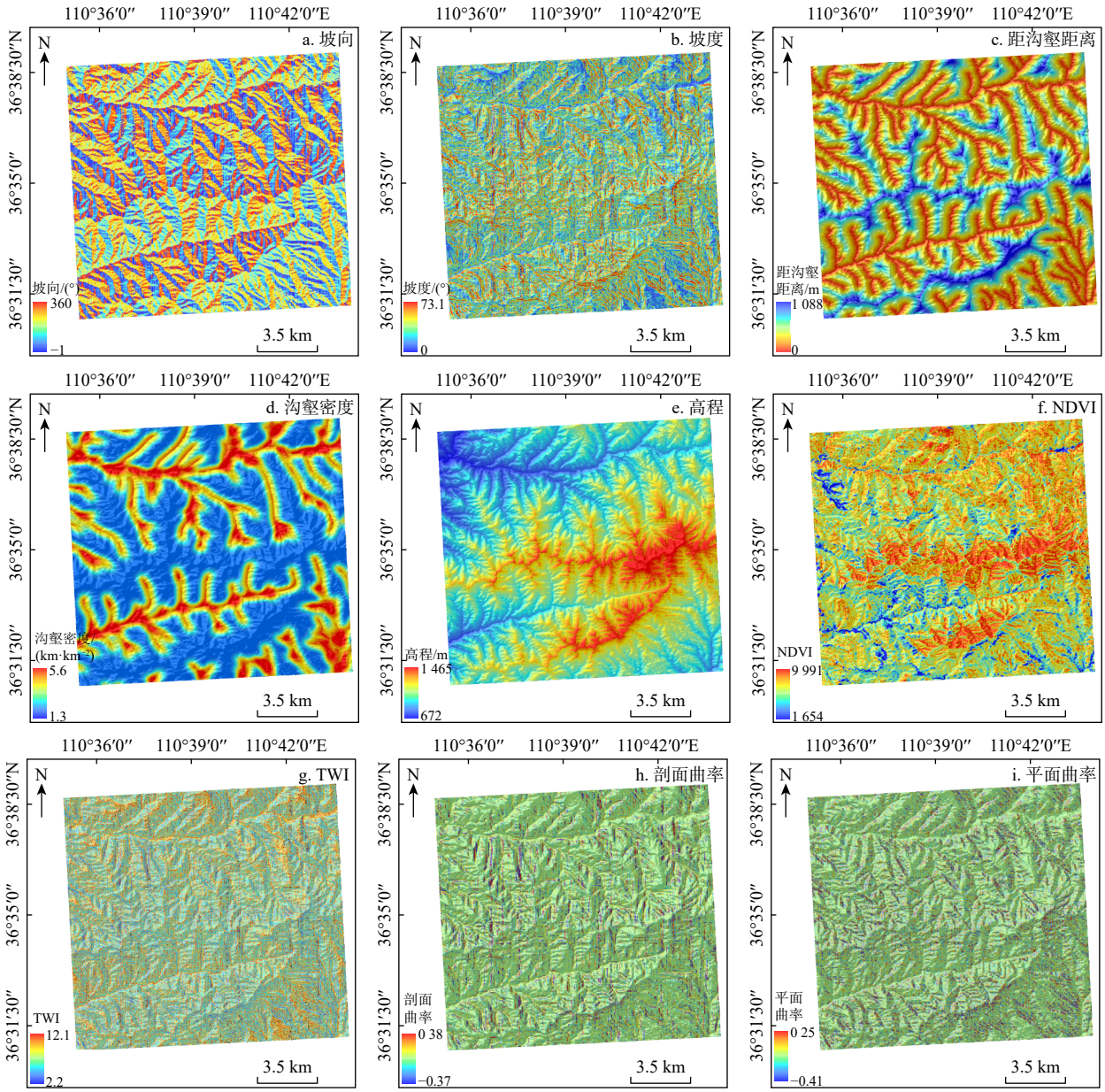


图 1　研究区滑坡易发性评价因子分布（TWI 为地形湿度指数；NDVI 为归一化植被指数；下同）

Fig. 1　Distribution of landslide susceptibility assessment factors in study area

倾向形变速率投影 v_{slope} 可采用文献 [33] 构建的空间几何模型求解。该模型的核心思路为：将卫星视线向(line of sight, 简称 LOS)形变矢量分解至垂直方向与坡向方向，考虑卫星入射角、坡向与坡角等几何参数，计算地表真实形变在斜坡倾向上的投影分量。具体计算公式如下：

$$v_{slope} = \frac{v_{LOS}}{\cos(\theta - \alpha)}, \tag{1}$$

式中：v_{LOS} 为卫星视线向形变速率；θ 为卫星入射角；α 为坡面倾角。

本研究采用 2023 年 3 月 5 日—2024 年 6 月 15 日期间共计 15 景升轨的 Sentinel-1A 卫星升轨影像数据(数据来源：Alaska Satellite Facility)进行 SBAS-InSAR 处理，影像空间分辨率为 12.5 m×12.5 m。由于研究区植被覆盖茂密，干涉处理中设定空间基线阈值为 300 m，时间基线阈值为 120 d，相干性阈值取 0.2。基于研究区历史编录滑坡点位的沿坡向年平均形变速率统计，其第 99% 分位数为−14.93 mm/a。结合黄土地区 InSAR 滑坡识别经验，本研究设定沿坡向年平均形变速率绝对值 ⩾15 mm/a(即沿坡向年平均形变速率⩽ −15 mm/a)的区域为潜在滑坡候选区。

2.1.2　光学影像解译方法

光学影像数据蕴含丰富的辐射特征、光谱信息、纹理结构及几何空间关系。潜在黄土滑坡区域在地形地貌、植被覆盖、岩土类型等方面与周边环境存

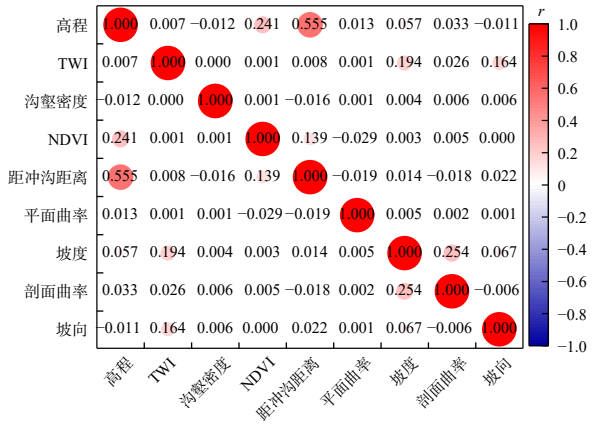


图 2　皮尔逊相关系数 r 矩阵

Fig. 2　Pearson correlation coefficient matrix

在显著差异，这些地质特征差异在光学影像中常呈现为色彩梯度变化、纹理模式异常等可视化表征。本研究使用的光学影像数据来源于 Image 2026 CNES/Airbus 影像，通过人工目视解译识别具有典型黄土滑坡地貌特征（如圈椅状地形、后缘陡坎、前缘鼓胀等）的区域进行正样本的补充[34]。

2.1.3　滑坡正样本补充方法

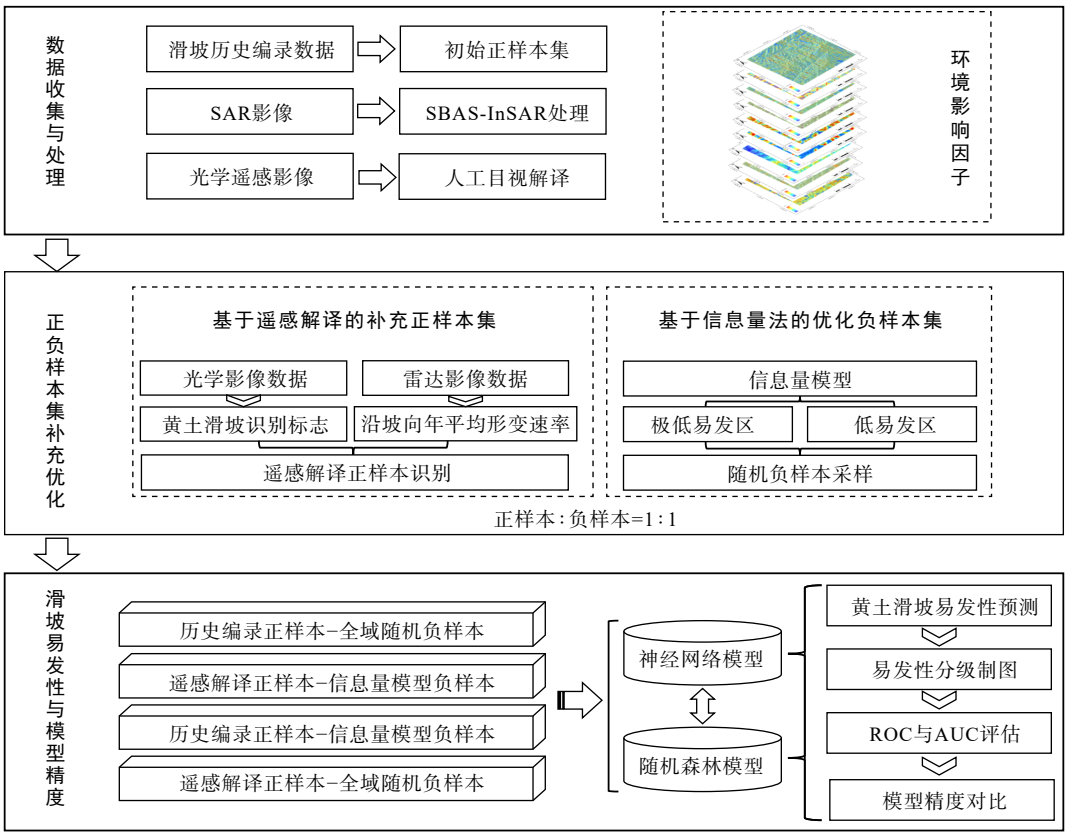
基于 SBAS-InSAR 方法设定的潜在滑坡候选区域，结合光学影像，依据典型黄土滑坡解译标志对潜在形变区进行人工目视解译，仅当形变区同时具备典型滑坡地貌特征时，才将其识别为潜在滑坡正样本。通过上述交叉验证方法，对所有沿坡向年平均形变速率超过阈值的区域进行了人工核查，最终仅保留具备典型滑坡地貌特征的区域作为正样本，共计补充滑坡点 31 个（图 4）。

将所补充的 31 处滑坡累计扩充采样为 920 个 12.5 m×12.5 m 空间分辨率的滑坡正样本栅格，与 10 处历史编录滑坡点扩充采样的 230 个滑坡正样本栅格共同组成基于遥感解译增强正采样的滑坡正样本集，共计 1 150 个正样本栅格。

2.2　基于信息量法的滑坡负样本优化

2.2.1　基于信息量法的滑坡易发性分区

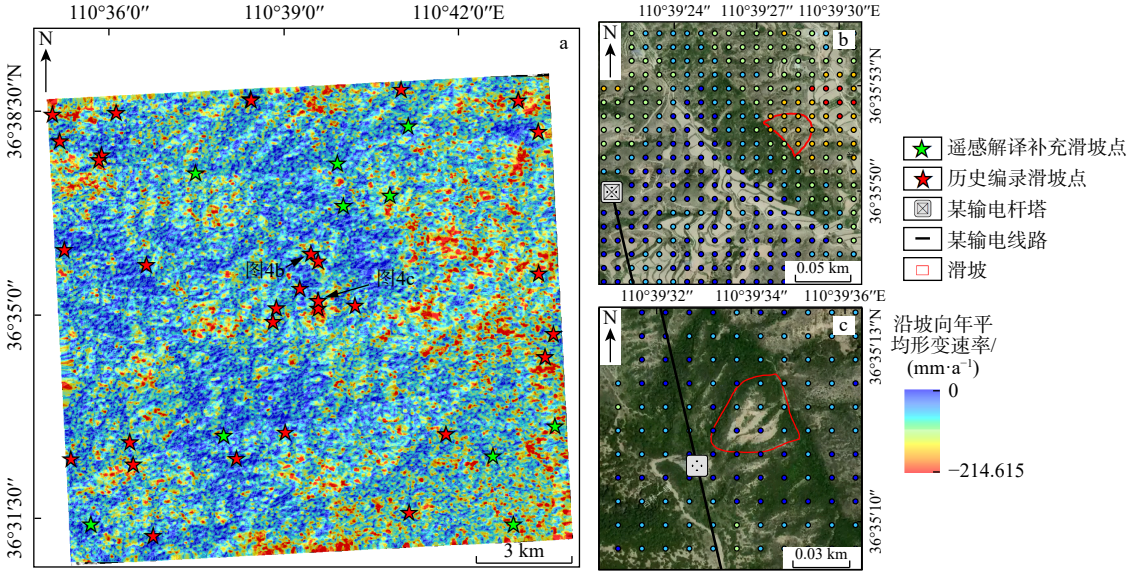
信息量模型（information value，简称 IV）模型是一种定量分析评价因子对滑坡空间发育的数学统计模型，是基于信息论发展起来的预测分析方法，并在地质灾害易发性分析中得到早期应用。黄土滑坡灾害现象受多种因素的影响，信息量模型通过计算各评价因子分级的信息量值并赋予栅格单元，通过栅格叠加得到总信息量 I，总信息量越大，滑坡发生的



SAR 为合成孔径雷达；SBAS-InSAR 为小基线子集合成孔径雷达干涉测量；ROC 为受试者工作特征曲线；AUC 为曲线下面积

图 3　滑坡正负样本优化技术框架

Fig. 3　Technical framework of landslide positive-negative sample optimization



a. 研究区沿坡向年平均形变速率分布图; b. 典型滑坡点 1 光学影像; c. 典型滑坡点 2 光学影像

图 4　基于遥感解译的正样本补充结果

Fig. 4　Positive sample supplementary results based on remote sensing interpretation

概率就越大[35]。其计算公式为:

$$I=\ln\frac{m/M}{n/N}, \tag{2}$$

式中: m 为评价因子分级区域内发生的滑坡单元数; M 为研究区内滑坡的单元总数; n 为评价因子各分级的单元数; N 为研究区被划分的单元总数。

基于黄土滑坡影响因子相关性分析结果, 确定了高程、归一化植被指数(NDVI)、地形湿度指数(TWI)、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、沟壑密度、距冲沟距离共计 9 种因子进行信息量模型的建模分析, 利用自然断点法对研究区域进行滑坡易发性分区, 将研究区域分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区(图 5a)。经自然断点法划分, 各易发等级对应的总信息量阈值如下: 极低易发区: $-24.34\leqslant I<-8.27$; 低易发区: $-8.27\leqslant I<-4.84$; 中易发区: $-4.84\leqslant I<-1.95$; 高易发区: $-1.95\leqslant I<1.06$; 极高易发区: $-1.06\leqslant I\leqslant 10.68$。

2.2.2　滑坡负样本优化方法

为提升负样本的代表性与质量, 避免传统随机采样引入噪声, 本研究采用信息量模型筛选极低易发区、低易发区作为负样本源区。从信息量模型得到的易发性评价结果中, 筛选出极低易发区和较低易发性区作为负样本非滑坡点的选择区域, 为排除人为主观因素、保证负样本点采样的随机性, 使用随机函数在极低易发区、低易发区内进行负样本的选取(图 5b)。需要指出的是, 信息量模型假设各评价

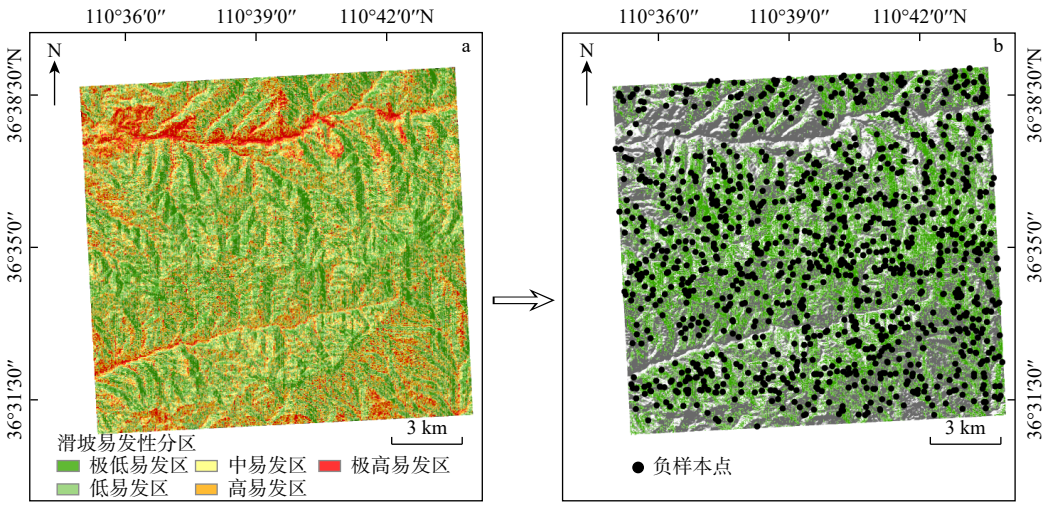


图 5　基于信息量模型的负样本优化采样结果

Fig. 5　Negative sample optimization sampling results based on information model

因子相互独立且贡献权重均等，未考虑因子间的交互效应及权重差异，这可能导致易发性分区结果存在一定偏差。然而，该方法仍能识别与滑坡发生关联性较弱的极低易发区、低易发区，将其作为负样本源区可降低模糊样本的干扰，后续研究可进一步引入加权信息量模型以提升分区精度。在本次研究中，选取负样本数量与正样本数量保持相同，构建基于信息量法优化的滑坡负样本集（正负样本比例 1∶1）。

3 正负样本补充优化方法验证与结果分析

为进一步讨论正样本补充与负样本采样优化方法各自对滑坡易发性评价产生的优化效果大小，分别构建历史编录正样本–全域随机负样本、遥感解译正样本–全域随机负样本、历史编录正样本–信息量法负样本、遥感解译正样本–信息量法负样本共计 4 种正负样本集，并使用反向传播神经网络（BPNN）[36]、随机森林（RF）[37] 模型对其进行验证，其正负样本比例为 1∶1（表 1）。

表 1 基于不同采样方案的滑坡正负样本集

Table 1 Landslide positive-negative sample datasets based on different sampling methods

滑坡正负样本采样方案	正样本数量/个	负样本数量/个	总计/个
历史编录正样本–全域随机负样本	230	230	460
遥感解译正样本–全域随机负样本	1 150	1 150	2 300
历史编录正样本–信息量法负样本	230	230	460
遥感解译正样本–信息量法负样本	1 150	1 150	2 300

将该滑坡正负样本数据集作为输入数据，则分别用 1 和 0 表示正样本与负样本标签，模型训练与测试样本比例设置为 7∶3，开展不同采样方式下基于反向传播神经网络（BPNN）、随机森林（RF）模型的滑坡易发性建模。利用训练的模型对研究区域开展滑坡易发性预测，并使用自然断点法将研究区滑坡易发性指数划分为 5 个等级（极低、低、中、高、极高）以绘制研究区易发性评价图（图 6）。

受试者工作特征（receiver operating characteristic，简称 ROC）曲线评价结果可视并且更为客观，曲线与坐标轴围成的面积为曲线下面积（area under curve，简称 AUC），可用来衡量机器学习模型性能的优劣，是公认的模型性能综合指标[38]。因此，为了更好地评价不同正负样本采样优化方案对黄土滑坡的预测能力提升效果，本研究采用 ROC 对应的 AUC 值，定量验证不同正负样本组合方案下各滑坡易发性评价模型的预测精度（图 7），其 AUC 值排序为：遥感解译正样本–信息量法负样本>遥感解译正样本–全域随机负样本>历史编录正样本–信息量法负样本>历史编录正样本–全域随机负样本，基于该结果可以得出以下分析与结论：①历史编录正样本–全域随机负样本的 BPNN 与 RF 模型 AUC 值分别为 0.555 77 和 0.572 85，在所有方案中最低。该结果一方面源于正样本的来源单一（仅 10 处历史编录滑坡，扩充为 230 个栅格），样本数量严重不足；另一方面，全域随机采样引入的负样本包含大量与滑坡环境特征相似的模糊样本，干扰了模型学习。上述结果表明：原始样本集代表性不足将难以支撑高精度易发性建模。②遥感解译正样本补充方法通过引入雷达及光学遥感识别的潜在滑坡扩展正样本集，使 BPNN 与 RF 模型的 AUC 值分别提升至 0.771 74 和 0.876 08，说明该补充方法一定程度上提升了高与极高易发区的表征能力，验证了多源遥感数据在识别高易发区的科学价值，符合实际滑坡聚集规律。同时，与历史编录正样本–全域随机负样本法相比较，补充后正样本数量（1 150 个）远多于历史编录正样本数量（230 个），样本量的提升对模型性能改善同样起到了重要作用。③基于信息量法进行滑坡负样本的采集优化，使得 BPNN 与 RF 模型的 AUC 值略有提高（BPNN 与 RF 模型 AUC 值分别为 0.587 85，0.591 24），较全域随机负样本采样方法有略微的提升，说明该方法所选取的负样本涵盖与滑坡弱关联及强排斥的地理属性，可以实现通过静态地理属性约束增强模型对复杂环境适应能力的初步优化。④基于遥感解译进行滑坡正样本补充，结合信息量法进行滑坡负样本的采集优化，将上述方法进行耦合使用得到补充优化过的正负样本集，得到的 BPNN 与 RF 模型的 AUC 值分别提升至 0.819 37 和 0.918 12，相较传统历史编录正样本+全域随机负样本方案（RF、BPNN 模型 AUC 值分别为 0.572 85，0.555 77），精度分别提升 60.27%，47.43%，验证了本研究提出的滑坡正负样本协同补充优化方法对模型识别滑坡精度的提升效果，具备有效性、科学性。该方法直接利用信息量模型这一经典统计模型进行地质环境相似性约束，无需迭代训练或复杂优化，在操作上更为简便，且信息量值具有明确的地质含义。这使得本研究方法在工程实践中更易推广，尤其适用于黄土高原等编录数据极为稀缺的地区。

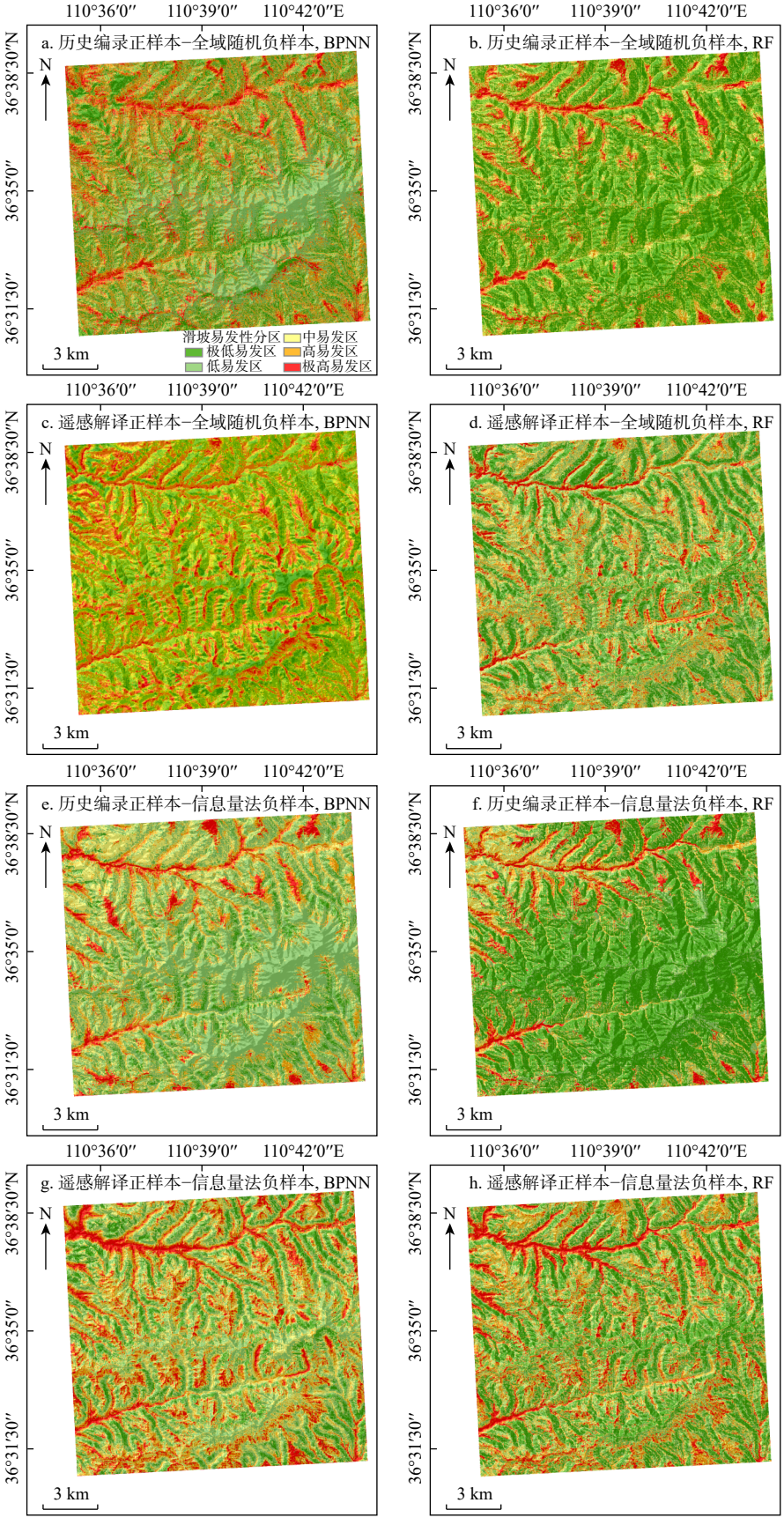


图 6　基于不同采样方案的滑坡易发性分区图

Fig. 6　Landslide susceptibility zoning maps based on different sampling schemes

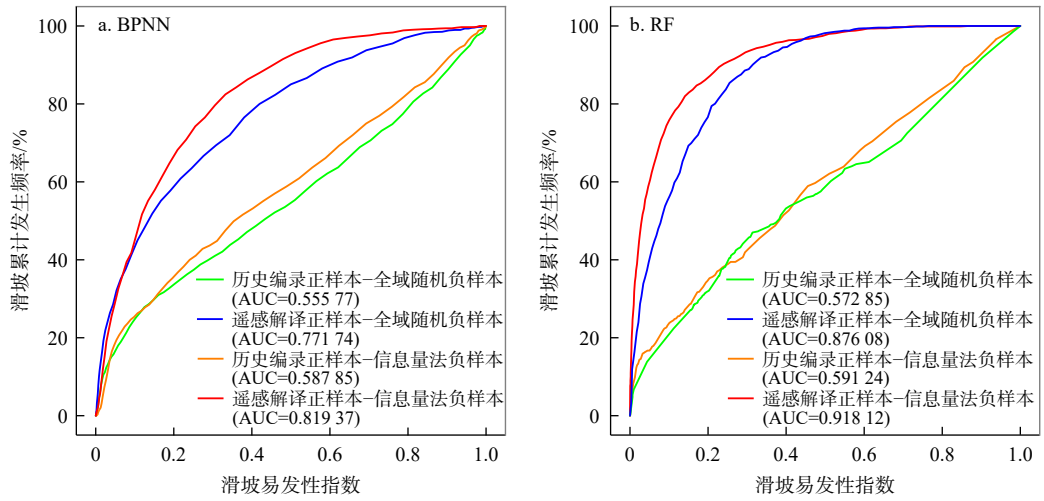


图 7　基于不同采样方案的 ROC 曲线

Fig. 7　ROC curves based on different sampling schemes

4　结论与展望

(1)本研究针对黄土地区滑坡编录数据少的问题，提出了光学雷达遥感正样本补充与信息量模型负样本优化的协同方法，通过设置 4 组对照方案，运用反向传播神经网络(BPNN)与随机森林(RF)模型对各方案进行研究区域的滑坡易发性评价，得出滑坡易发性分布图并绘制 ROC 曲线。结果表明，正负样本同步优化能显著提升 BPNN 与 RF 模型的预测精度，AUC 值最高达 0.918 12，为黄土滑坡易发性评价提供了样本构建策略。

(2)本研究仅在正负样本数量配比 1∶1 的条件下，验证了所提滑坡正负样本增补优化方法对易发性评价精度的提升效果，未开展多配比试验，缺少不同正负样本比例、不同增补样本总量对模型效果的敏感性分析。后续可设置 1∶2，1∶3，2∶1 等多梯度样本配比试验，量化样本增补数量的边际效益，筛选最优样本配置方案；同时引入更多黄土滑坡关键控制因子，完善评价指标体系，进一步提升模型在黄土地貌区的泛化能力。

(3)本研究所提样本优化方法在黄土研究区取得良好改进效果，依托多源遥感扩充滑坡正样本、基于易发性分区约束负样本的核心思路，在滑坡样本匮乏、地形破碎复杂的红层丘陵、高山峡谷等区域具备推广应用潜力。但不同地貌区滑坡孕灾主控因子、地表形变判别阈值差异显著，方法异地应用时需结合区域地质环境特征，针对性调整评价指标体系与样本筛选参数。

参考文献：

[1]　彭建兵，林鸿州，王启耀，等. 黄土地质灾害研究中的关键问题与创新思路 [J]. 工程地质学报，2014，22(4)：684-691.
PENG J B，LIN H Z，WANG Q Y，et al. The critical issues and creative concepts in mitigation research of loess geological hazards[J]. Journal of Engineering Geology，2014，22(4)：684-691.（in Chinese with English abstract）

[2]　DERBYSHIRE E. Geological hazards in loess terrain，with particular reference to the loess regions of China[J]. Earth-Science Reviews，2001，54(1/2/3)：231-260.

[3]　张茂省，胡炜，孙萍萍，等. 黄土水敏性及水致黄土滑坡研究现状与展望 [J]. 地球环境学报，2016，7(4)：323-334.
ZHANG M S，HU W，SUN P P，et al. Advances and prospects of water sensitivity of loess and the induced loess landslides[J]. Journal of Earth Environment，2016，7(4)：323-334.（in Chinese with English abstract）

[4]　王新刚，余宏明，胡斌，等. 节理控制的降雨入渗通道对黄土开挖边坡稳定性的影响 [J]. 山地学报，2013，31(4)：413-417.
WANG X G，YU H M，HU B，et al. Influence of joint-controlled rainfall infiltration channels on the stability of loess excavation slopes[J]. Mountain Research，2013，31(4)：413-417.（in Chinese with English abstract）

[5]　王新刚，刘凯，黄强兵，等. 黄土高原地质灾害链发育特征及其分类体系 [J]. 地球科学，2026，51(4)：1437-1462.
WANG X G，LIU K，HUANG Q B，et al. Development characteristics and classification system of geological disaster chains on Loess Plateau[J]. Earth Science，2026，51(4)：1437-1462.（in Chinese with English abstract）

[6]　薛强，唐亚明，白轩. 吕梁山区大宁县城地质灾害破坏模式及风险管控 [J]. 山地学报，2021，39(1)：151-162.
XUE Q，TANG Y M，BAI X. Failure modes and risk control of geohazards in the county town of Daning in the Lyuliang mountains，China[J]. Mountain Research，2021，39(1)：151-162.（in Chinese with English abstract）

[7]　孔嘉旭，庄建琦，彭建兵，等. 基于信息量和卷积神经网络的黄土高原滑坡易发性评价 [J]. 地球科学，2023，48(5)：1711-1729.
KONG J X，ZHUANG J Q，PENG J B，et al. Landslide susceptibility assessment on the Loess Plateau based on information value

and convolutional neural network[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1711-1729. (in Chinese with English abstract)

[8] 洪浩源, 王德生, 朱阿兴. 面向机器学习型区域滑坡易发性评价的训练样本采样方法 [J]. 地理学报, 2024, 79(7): 1718-1736.
HONG H Y, WANG D S, ZHU A X. A new training data sampling method for machine learning-based landslide susceptibility mapping[J]. Acta Geographica Sinica, 2024, 79(7): 1718-1736. (in Chinese with English abstract)

[9] 刘雅婷, 陈传法, 何青鑫, 等. 顾及正负样本优化的滑坡易发性评价 [J]. 测绘学报, 2025, 54(2): 308-320.
LIU Y T, CHEN C F, HE Q X, et al. Landslide susceptibility evaluation considering positive and negative sample optimization[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2025, 54(2): 308-320. (in Chinese with English abstract)

[10] 王启盛, 熊俊楠, 程维明, 等. 耦合统计方法、机器学习模型和聚类算法的滑坡易发性评价方法 [J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(3): 620-637.
WANG Q S, XIONG J N, CHENG W M, et al. Landslide susceptibility mapping methods coupling with statistical methods, machine learning models and clustering algorithms[J]. Journal of Geo-Information Science, 2024, 26(3): 620-637. (in Chinese with English abstract)

[11] 陆昊, 卢书强, 李佳乐, 等. 可解释性结合多算法优化 BP 模型的滑坡易发性评价 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(4): 160-174.
LU H, LU S Q, LI J L, et al. Interpretable landslide susceptibility evaluation using a BP neural network model optimized by multiple algorithms[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(4): 160-174. (in Chinese with English abstract)

[12] 何一飞, 张耀南. 滑坡数据不完整对易发性建模的影响及改进建议 [J]. 数据与计算发展前沿, 2025, 7(1): 186-202.
HE Y F, ZHANG Y N. Influence of incomplete landslide data on susceptibility modeling and suggestions for improvement[J]. Frontiers of Data& Computing, 2025, 7(1): 186-202. (in Chinese with English abstract)

[13] COLESANTI C, WASOWSKI J. Investigating landslides with space-borne synthetic aperture radar (SAR) interferometry[J]. Engineering Geology, 2006, 88(3/4): 173-199.

[14] HOOPER A, BEKAERT D, SPAANS K, et al. Recent advances in SAR interferometry time series analysis for measuring crustal deformation[J]. Tectonophysics, 2012, 514: 1-13.

[15] 许冲, 徐锡伟, 吴熙彦, 等. 2008 年汶川地震滑坡详细编目及其空间分布规律分析 [J]. 工程地质学报, 2013, 21(1): 25-44.
XU C, XU X W, WU X Y, et al. Detailed catalog of landslides triggered by the 2008 Wenchuan earthquake and statistical analyses of their spatial distribution[J]. Journal of Engineering Geology, 2013, 21(1): 25-44. (in Chinese with English abstract)

[16] 弓永峰, 王辉, 吴学华, 等. 基于时序 InSAR 的宁夏西吉县滑坡灾害隐患识别 [J]. 安全与环境工程, 2022, 29(6): 114-121.
GONG Y F, WANG H, WU X H, et al. Identification of potential landslide hazards using time-series InSAR in Xiji County of Ningxia[J]. Safety and Environmental Engineering, 2022, 29(6): 114-121. (in Chinese with English abstract)

[17] LU P, CASAGLI N, CATANI F, et al. Persistent scatterers interferometry hotspot and cluster analysis (PSI-HCA) for detection of extremely slow-moving landslides[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(2): 466-489.

[18] 武雪玲, 杨经宇, 牛瑞卿. 一种结合 SMOTE 和卷积神经网络的滑坡易发性评价方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(8): 1223-1232.
WU X L, YANG J Y, NIU R Q. A landslide susceptibility assessment method combining SMOTE and convolutional neural network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(8): 1223-1232 . (in Chinese with English abstract)

[19] 龚屿, 刘晓. 非滑坡样本选择对滑坡易发性评价的影响研究: 以汶川县、理县和茂县为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(3): 129-139.
GONG Y, LIU X. Analyzing the influence of non-landslide sample selection on landslide susceptibility: Case studies from Wenchuan, Lixian and Maoxian counties[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(3): 129-139. (in Chinese with English abstract)

[20] BRENNING A. Spatial prediction models for landslide hazards: Review, comparison and evaluation[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2005, 5(6): 853-862.

[21] GRECO R, SORRISO-VALVO M. Influence of management of variables, sampling zones and land units on LR analysis for landslide spatial prevision[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2013, 13(9): 2209-2221.

[22] 周晓亭, 黄发明, 吴伟成, 等. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测 [J]. 工程科学与技术, 2022, 54(3): 25-35.
ZHOU X T, HUANG F M, WU W C, et al. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method[J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(3): 25-35. (in Chinese with English abstract)

[23] 周超, 甘露露, 王悦, 等. 综合非滑坡样本选取指数与异质集成机器学习的区域滑坡易发性建模 [J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(8): 1570-1585.
ZHOU C, GAN L L, WANG Y, et al. Landslide susceptibility prediction based on non-landslide samples selection and heterogeneous ensemble machine learning[J]. Journal of Geo-Information Science, 2023, 25(8): 1570-1585. (in Chinese with English abstract)

[24] LIU L L, ZHANG Y L, XIAO T, et al. A frequency ratio-based sampling strategy for landslide susceptibility assessment[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2022, 81(9): 360.

[25] 周志华, 郑志文, 孙传耕, 等. 粤北地区非滑坡样本选择策略分析与滑坡易发性评价 [J/OL]. 安全与环境工程: 1-18[2026-06-04]. https://doi.org/10.13578/j.cnki.issn.1671-1556.20250684.
ZHOU Z H, ZHENG Z W, SUN C G, et al. Analysis of non-landslide sample selection strategies and landslide susceptibility assessment in northern Guangdong[J/OL]. Safety and Environmental Engineering: 1-18[2026-06-04]. https://doi.org/10.13578/j.cnki.issn.1671-1556.20250684. (in Chinese with English abstract)

[26] DAI F C, LEE C F, NGAI Y Y. Landslide risk assessment and management: An overview[J]. Engineering Geology, 2002, 64(1):

65-87.

[27] REICHENBACH P, ROSSI M, MALAMUD B D, et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models[J]. Earth-Science Reviews, 2018, 180: 60-91.

[28] 李家达. 黄土滑坡稳定性分析及失稳破坏过程模拟研究 [D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2021.
LI J D. Stability analysis and instability failure process simulation of loess landslides[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2021. (in Chinese with English abstract)

[29] 黄发明, 刘科技, 曾子强, 等. 环境因子筛选及组合方法对滑坡易发性预测的影响规律 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2024, 32(1): 49-71.
HUANG F M, LIU K J, ZENG Z Q, et al. Influence of environmental factor selection and combination on landslide susceptibility prediction modeling[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2024, 32(1): 49-71. (in Chinese with English abstract)

[30] ZHAO F C, MIAO F S, WU Y P, et al. Landslide dynamic susceptibility mapping in urban expansion area considering spatiotemporal land use and land cover change[J]. Science of the Total Environment, 2024, 949: 175059.

[31] 秦佳松, 李为乐, 周胜森, 等. 考虑 InSAR 地表形变的滑坡易发性评价负样本选取与结果优化 [J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版): 1-18[2026-06-04]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20240494.
QIN J S, LI W L, ZHOU S S, et al. Negative sample selection and result optimization for landslide susceptibility assessment considering InSAR surface deformation[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University: 1-18[2026-06-04]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20240494. (in Chinese with English abstract)

[32] BERARDINO P, FORNARO G, LANARI R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(11): 2375-2383.

[33] 周超. 集成时间序列 InSAR 技术的滑坡早期识别与预测研究 [D]. 武汉: 中国地质大学(武汉), 2018.
ZHOU C. Research on early identification and prediction of landslides integrated with time-series InSAR technology[D]. Wuhan: China University of Geosciences(Wuhan), 2018. (in Chinese with English abstract)

[34] 汪鹏宇. 基于深度学习的滑坡遥感影像样本库构建与智能识别 [D]. 广西桂林: 桂林理工大学, 2025.
WANG P Y. Construction of a landslide remote sensing image sample database and intelligent recognition based on deep learning[D]. Guilin Guangxi: Guilin University of Technology, 2025. (in Chinese with English abstract)

[35] 陈志波, 李鼎兴, 陈澄, 等. 基于机器学习和 InSAR 技术的滑坡易发性动态评价 [J]. 自然灾害学报, 2025, 34(2): 56-65.
CHEN Z B, LI D X, CHEN C, et al. Dynamic evaluation of landslide susceptibility based on machine learning and InSAR technology[J]. Journal of Natural Disasters, 2025, 34(2): 56-65. (in Chinese with English abstract)

[36] 陈飞, 蔡超, 李小双, 等. 基于信息量与神经网络模型的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(增刊 1): 2859-2870.
CHEN F, CAI C, LI X S, et al. Landslide susceptibility assessment based on information value and neural network model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(S1): 2859-2870 . (in Chinese with English abstract)

[37] DENG H, WU X T, ZHANG W J, et al. Slope-unit scale landslide susceptibility mapping based on the random forest model in deep valley areas[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4245.

[38] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861-874.

Summary for “基于遥感解译与信息量法的滑坡易发性评价样本优化”

Optimization of landslide susceptibility assessment samples based on remote sensing interpretation and information value method

HU Jinhang[1], GUI Lei[1*], LIU Xiaobo[2], XU Siqing[3], LI Xinmin[2]

1. Faculty of Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
2. State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd., Xi'an 710048, China;
3. State Grid Shanxi Electric Power Co., Ltd., Taiyuan 030021, China

First author, E-mail: jinhang.hu@cug.edu.cn

* Corresponding author, E-mail: lei.gui@cug.edu.cn

Abstract: [**Objective**] Loess distributed across the Loess Plateau is characterized by prominent water sensitivity, collapsibility, and well-developed vertical joints, making regional landslides frequently triggered by rainfall infiltration, freeze-thaw cycles, and intensive human engineering activities. With the large-scale construction of ultra-high-voltage power transmission infrastructure in mountainous loess terrain, refined landslide susceptibility

assessment has become an essential prerequisite for engineering safety management. However, remote hilly loess regions generally suffer from incomplete historical landslide inventories. Conventional sampling strategies obtain positive samples merely from archived landslide records and extract negative samples randomly across the entire study area. Such sampling patterns lead to insufficient positive samples and contaminated negative samples mixed with ambiguous non-landslide grids that share similar geological settings, which seriously degrades the prediction performance of machine learning-based susceptibility models. To solve this technical bottleneck, this study proposes a collaborative optimization strategy for positive and negative landslide samples by integrating time-series small baseline subset interferometric synthetic aperture radar (SBAS-InSAR) remote sensing interpretation and the information value method. [**Methods**] The study area was located at the southern foot of Lyuliang Mountain in Linfen, Shanxi Province, covering a total area of 189.62 km^2 with typical loess ridge-gully geomorphology. Nine assessment factors closely related to loess landslide initiation were selected for susceptibility modeling: Elevation, slope gradient, slope aspect, plan curvature, profile curvature, topographic wetness index (TWI), normalized difference vegetation index (NDVI), gully density, and distance to gullies. Based on Sentinel-1A ascending SAR images collected from March 2023 to June 2024, SBAS-InSAR deformation inversion was implemented, and grid cells with slope-parallel annual average deformation rate $\leqslant -15$ mm/a were preliminarily defined as potential unstable landslide zones. Combined with visual interpretation of typical geomorphic features such as cirque-shaped scarps from high-resolution optical remote sensing images, dual verification was conducted to screen reliable positive samples. Specifically, 230 raster positive samples were expanded from 10 historically recorded landslides, and another 920 supplementary raster samples were identified from 31 newly detected hidden landslides, forming a final positive dataset consisting of 1 150 grid cells. Subsequently, the information value model was adopted to classify the entire study area into five susceptibility grades via the natural breaks algorithm, and qualified negative samples were randomly selected only from extremely low and low susceptibility zones with a fixed 1∶1 positive-to-negative sample ratio. Four comparative sampling schemes were constructed for quantitative comparison, and all datasets were randomly split into training and testing subsets at a ratio of 7∶3. Random forest (RF) and back propagation neural network (BP) were employed to establish landslide susceptibility models, and the area under the receiver operating characteristic curve (ROC-AUC) was adopted as the quantitative assessment indicator of model accuracy. [**Results**] The modeling results revealed an obvious hierarchical improvement effect. Optimizing only positive samples greatly improved model accuracy, with AUC values reaching 0.876 08 (RF) and 0.771 74 (BP), while independent negative sample optimization brought limited accuracy improvement, with AUC values of 0.591 24 (RF) and 0.587 85 (BP). The collaborative optimization scheme combining remote-sensing-derived positive samples and information-value-filtered negative samples achieved optimal performance, with RF-AUC=0.918 12 and BP-AUC=0.819 37, representing accuracy improvements of 60.27% and 47.43%, respectively, compared with the traditional sampling scheme (RF-AUC=0.572 85, BP-AUC=0.555 77). [**Conclusion**] This study verifies that the proposed hybrid sample optimization framework can significantly improve the reliability of loess landslide susceptibility assessment. The core technical idea can be extended to other data-deficient regions such as red-bed hilly terrains and alpine canyon areas, providing solid technical support for geological disaster prevention and safe operation of major power transmission projects on the Loess Plateau.

Key words: loess landslide；sample optimization；landslide susceptibility；information value method；machine learning；remote sensing interpretation

Received：2026-03-05；Revised：2026-04-13；Accepted：2026-04-27

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb202603008