

韩继冲, 张朝, 曹娟. 基于逻辑回归的地震滑坡易发性评价——以汶川地震、鲁甸地震为例[J]. 灾害学, 2021, 36(2): 193–199. [HAN Jichong, ZHAN Zhao, CAO Juan Assessing Earthquake-Induced Landslide Susceptibility based on Logistic Regression in 2008 Wenchuan Earthquake and 2014 Ludian Earthquake [J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(2): 193–199. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.02.034.]

基于逻辑回归的地震滑坡易发性评价^{*}

——以汶川地震、鲁甸地震为例

韩继冲^{1,2}, 张朝^{1,2}, 曹娟^{1,2}

(1. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; 2. 北京师范大学环境演变与
自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875)

摘要: 准确评估地震诱发的滑坡风险, 并及时绘制滑坡易发风险图是灾害应急救援的科学前提和理论基础。目前机器学习在滑坡敏感性评估中具有广泛应用, 但大多数研究缺乏对模型的普适性探讨, 且该类预测模型缺乏定量评价地震动参数对模型精度的影响。该文以 2008 年 5 月 12 日的汶川 8 级地震和 2014 年 8 月 3 日的鲁甸 6.5 级地震为例, 先通过相关系数及方差膨胀因子选择地震滑坡的影响因子构建数据库, 并随机按照 7:3 的比例分为训练集和测试集, 再分析影响因子在滑坡和非滑坡样本中的频数分布, 最后分别利用两次地震的训练集建立逻辑回归模型 (Logistic Regression, LR) 进行精度验证和易发性评估。结果显示模型在同一次地震的测试集下均达到较高的预测精度 (>90%); 但是基于汶川地震构建的模型对鲁甸地震诱发滑坡的预测精度整体下降了 14%。此外, 地震动参数 (Modified Mercalli Intensity Scale, MMI) 对模型预测精度贡献在 5%~29%。结果表明基于历史地震事件建立的模型对未来地震引发滑坡的预测中仍具有较大的局限性, 需要增加不同地区不同震情的样本量和新的机器学习方法提高预测模型的普适性。

关键词: 地震滑坡; 逻辑回归; 普适性; 易发性评价; 汶川地震; 鲁甸地震

中图分类号: X935; P64; P315; X43; X915.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2021)02-0193-07
doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.02.034

据统计, 2008 年 5 月 12 日的汶川 8.0 级地震及其引发的大范围次生滑坡地质灾害造成了巨大的生命财产损失, 滑坡导致了 2 万多人死亡 (例如王家岩滑坡导致了约 1 600 人遇难), 约占地震致死人口的 30%^[1]。2014 年 8 月 3 日云南鲁甸 6.5 级地震, 共造成 617 人死亡, 而地震次生的滑坡 (崩塌) 地质灾害所造成的死亡和失踪人数, 约占总死亡和失踪人数的 30%^[2]。此外, 地震诱发的滑坡阻碍了应急救援人员进入受灾地区, 延误救援工作。地震诱发的滑坡是灾区的重大次生灾害, 但目前我国近实时地评估滑坡的潜在风险仍存在一定的局限性。因此, 建立准确的近实时地震滑坡预测模型是一年以来急需解决的问题^[1-5]。

在过去几十年中已有许多不同的模型应用于滑坡敏感性地图的绘制, 主要分为基于物理和基于统计的方法^[6]。例如信息量模型^[7], Newmark 模型^[8], 突变理论^[9-10]和层次分析法^[11]等。近年来, 除了上述方法外, 各种机器学习技术也逐渐应用于滑坡敏感性地图绘制, 例如逻辑回归^[5], 支持向量机^[12], 决策树和随机森林^[13]等。其中逻辑

回归是被应用最广泛且有效的模型之一^[14], 该模型在二分类问题中具有良好的效果。此外, 部分学者提出了将物理或统计方法与机器学习方法相结合的混合集成方法, 例如, 林齐根等人基于支持向量机和 Newmark 模型的组合对汶川地震的汶川县的地震滑坡易发性进行了研究^[15]。通过与地理信息系统 (Geographic Information System, GIS) 相结合, 这些模型基于不同的研究单元和不同的指标因子对地震诱发的滑坡的概率进行了评估。

然而, 我们发现大多数机器学习模型的预测精度虽然取得了一定的进展, 但是这些模型大都局限于单次地震引发的滑坡易发性的评估, 缺乏深入地讨论模型的普适性, 更缺乏对已有模型应用于不同地震灾害的效果评价^[3, 16]。这些研究的局限性在于模型的建立高度依赖于地震发生后的实际滑坡样本的数量及分布范围。训练样本的缺乏可归结于地震发生后的恶劣环境导致无法准确获得大量的滑坡样本, 这些基于小样本构建的模型在早期应急救援中的实际应用价值有限。例如

^{*} 收稿日期: 2020-10-22 修回日期: 2020-12-24

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41621061); 国家重点科研项目 (2017YFC1502505)

第一作者简介: 韩继冲 (1996-), 男, 汉族, 河北魏县人, 硕士研究生, 主要从事农业和自然灾害研究。

E-mail: hanjichong@mail.bnu.edu.cn

通讯作者: 张朝 (1971-), 女, 汉族, 湖南湘潭人, 教授, 博士生导师, 主要从事农业和自然灾害研究。

E-mail: zhangzhao@bnu.edu.cn

仅使用地震发生后的最初几个小时内绘制的一部分滑坡作为训练样本^[17]，地震诱发滑坡中图像解译是一个耗时的过程，同时样本不足或偏差也会影响模型的预测精度^[3]。因此，如何利用历史地震滑坡样本建立预测模型，将该模型直接应用到未来地震发生后近实时评估滑坡的易发性更值得我们关注^[3-4, 18]。不同地震可能发生在不同的气候、地质和地形条件下，并引发具有不同空间分布的滑坡，因此应该深入探讨已有模型的普适性问题^[3]。模型的普适性可望更好地为应急救援提供决策依据。最后，地震诱发的滑坡形成是由诸多因素(岩性、坡度等)共同决定的，它们影响着滑坡发生的概率和规模^[19-20]，地震是最初的触发条件，如何量化地震动参数指标对模型预测精度的影响有助于了解模型预测的不确定性。

针对上述问题，本文以汶川地震和鲁甸地震为研究案例，基于逻辑回归算法设计了三组对比试验，建立了近实时的滑坡预测模型并对模型的普适性进行初步了讨论。此外，本文还定量分析了地震动参数(修正麦加利地震烈度)对近实时模型预测精度的影响。希望本研究为地震滑坡预测模型的实际应用推广提供一种新思路，并帮助决策者更有效地进行科学规划和应急决策。

1 研究区概况

汶川 8.0 级地震发生在龙门山构造带，震中位于青藏高原东部边缘。地震给四川、甘肃、陕西、重庆等省区带来了严重破坏。由于地震区位于地势起伏的山区，形成了大量的崩塌、滑坡和泥石流等次生山地灾^[21]。初步统计，地震引发的山体滑坡直接造成约 20 000 人死亡^[22]。2014 年 8 月 3 日云南昭通鲁甸县(103°19'30"E, 27°05'13"N)发生 6.5 级地震，震源深度约为 12 km。与汶川地震相似，鲁甸地震发生在山区，位于青藏高原东南缘。主要活动断层为 NE—SW 走向的昭通—鲁甸断裂^[23]。由于复杂的地形条件，地震诱发了大量的山体滑坡，造成了严重的灾害。

2 数据获取与处理

2.1 滑坡与非滑坡样本数据

本文中使用的汶川地震和鲁甸地震的滑坡编

目数据来源于已有的研究成果，由许冲等人制作完成^[24-26]。该滑坡数据至少符合以下 3 个条件：①滑坡为面状多边形；②通过高分辨率的遥感卫星图像进行了目视解译，实地调查和系统分析；③排除了非地震引发的滑坡。已有多项研究表明该数据具有较高的质量^[3-4, 26]，数据的完整性降低了结果的不确定性。汶川地震中共包含了 197 481 个地震滑坡，鲁甸地震中包含了 1 024 个地震滑坡。在模型训练和精度测试时需要等量的非滑坡数据集来平衡样本，本文在生成非滑坡时采用了前人提出的双缓冲算法^[18, 27]。对研究区每一个滑坡分别做两个半径不同的缓冲区，在内部缓冲区和外部缓冲区之间的范围内随机生成等量的非滑坡样点。内部缓冲区和外部缓冲区的半径分别为研究使用的像元分辨率(90 m)的 10~15 倍。选择此缓冲区半径的大小是为了确保不会将同一像元同时划分为滑坡和非滑坡，同时尽可能的保证地震发生时滑坡与非滑坡具有相同的外界条件。由于生成的非滑坡为点状数据，为保持数据类型统一，提取面状滑坡的中心点代表滑坡。

2.2 地震滑坡影响因子数据

由于滑坡的性质和发展非常复杂，在模型中应包括哪些滑坡影响因素还没有明确统一的共识^[28-29]。本文参照前人研究和可用的数据选择了修正麦加利地震烈度、岩性、断层距离、高程、坡度、平面曲率、剖面曲率、地形湿度指数和矢量稳健性测度作为滑坡的影响因子。其中岩性和修正麦加利地震烈度为类别变量，其余指标为连续变量。由 DEM 计算得到的指标因子在 SAGA 7.5 和 ArcGIS 10.4 中完成。各影响因子的数据细节及来源如表 1 所示。

在滑坡建模过程中，冗余信息会产生噪声，降低预测能力。本文采用 Pearson 相关系数和方差膨胀因子(VIF)对连续性变量的滑坡影响因子的共线性进行分析(图 2)。结果表明影响因子间的相关系数均小于 0.7，且两次地震的所有指标因子的 VIF 值均在 1.03~2.32 的范围内，该结果表明指标间不存在共线性。研究单元可能会影响滑坡易发性评估的结果^[3, 37]，本文使用网格单元来评估滑坡易发性。所有数据的网格(像元)大小统一为 90 m，将各滑坡影响因子值赋给各网格单元。坐标系统一采用 CGS_WGS1984。

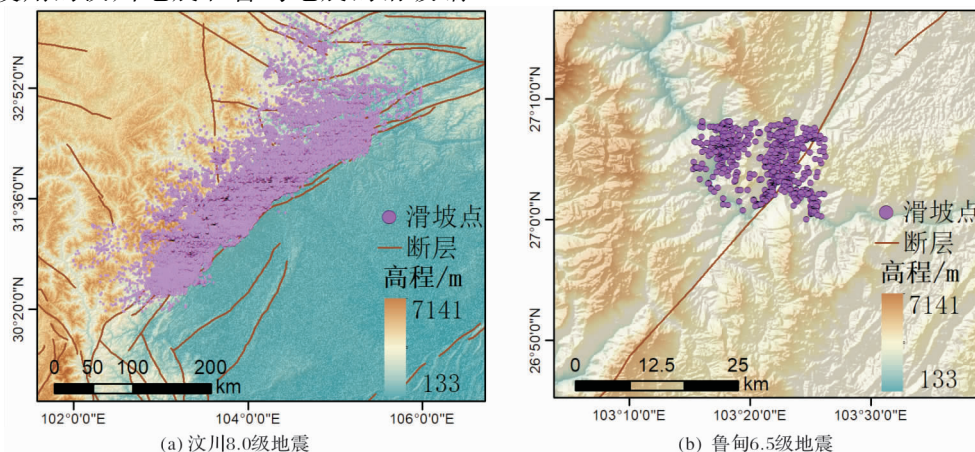


图1 2008年5月12日汶川8.0级地震与2014年8月3日鲁甸6.5级地震研究区图

3 方法

3.1 逻辑回归

本文使用 Logistic 算法建立地震滑坡预测模型, 该算法适用于二进制因变量(滑坡, 非滑坡)建模。Logistic 回归将滑坡发生的观测结果映射到 Logistic 函数中。logistic 函数表示滑坡发生概率的对数, 可以表示为方程中包含的各个指标因子的线性组合^[4, 14]。

$$\text{Logistic}(p) = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + bx_1 + cx_2 + dx_3 + \dots; \quad (1)$$

$$p(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}}; \quad (2)$$

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_3 + \dots. \quad (3)$$

式中: p 为滑坡发生的概率, x_1, x_2, x_3 为指标因子。 a, b, c, d 为回归系数, 采用最大似然估计方法求解。本文应用了 50% 的概率阈值划分滑坡和非滑坡。该算法在 Matlab2019a 中实现。将上述得到的每次地震的滑坡和指标因子数据按照 7:3 随机划分为训练集和测试集。

表 1 指标因子数据来源

影响因子	简写	分辨率	数据来源	文献来源
修正麦加利地震烈度	MMI	1 km	USGS ShakeMap	[30]
岩性	LITHOLOGY	矢量	GLIM 全球岩性数据集	[31]
断层距离	DFAULT	矢量	GEM 全球活动断层	[32]
高程	DEM	90 m	SRTM Version 4	[33]
坡度	SLOPE	90 m	由 DEM 计算得到	[34]
平面曲率	PCUR	90 m	由 DEM 计算得到	[34]
剖面曲率	VCUR	90 m	由 DEM 计算得到	[34]
地形湿度指数	TWI	90 m	由 DEM 计算得到	[35]
矢量稳健性测度	VRM	90 m	由 DEM 计算得到	[36]

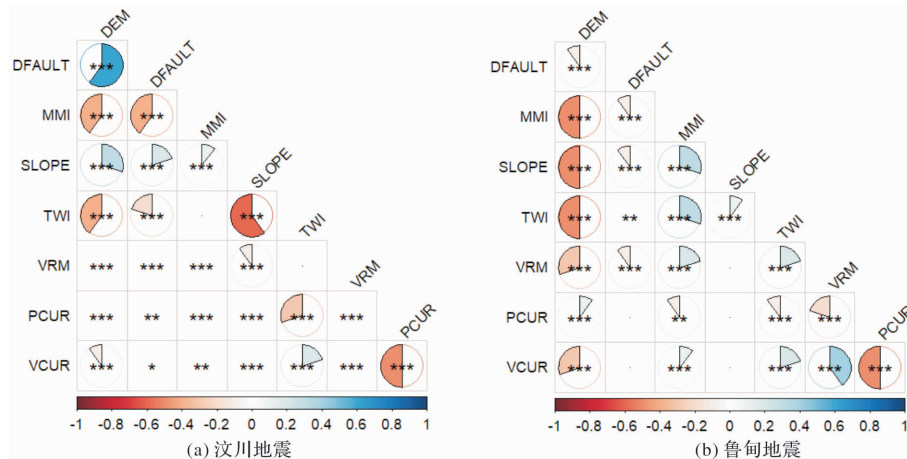


图 2 汶川地震和鲁甸地震的影响因子间的相关系数和显著性检验

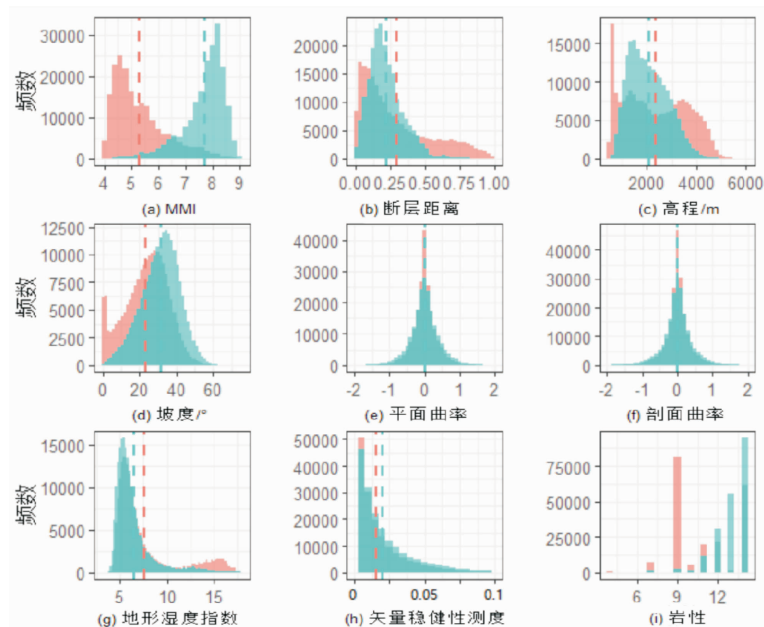


图 3 不同影响因子中滑坡与非滑坡的频数分布

3.2 精度验证

利用测试数据集,采用统计方法和 *ROC* 曲线对滑坡模型的性能进行了评价。本文中使用的统计方法是精确率(*precision*),召回率(*recall*),准确率(*accuracy*)和 *ROC* 曲线。*ROC* 曲线下面积 *AUC* 通常用来衡量滑坡模型的精度, *AUC* 值越大,说明模型的预测性能越好。

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (4)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (5)$$

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (6)$$

式中: *FP* 为误分类滑坡的数量样本, *FN* 是误分类的非滑坡样本数量; *TP* 是正确分类的滑坡样本数量, *TN* 是正确分类的非滑坡样本数量。

4 结果

4.1 滑坡与非滑坡的指标因子的频数分布

为了解滑坡/非滑坡数据与因子变量之间的分布关系,本文绘制了两次地震所有的滑坡点和非滑坡点的影响因子的直方图(图3)。可以发现滑坡和非滑坡的 *MMI* 的分布均呈现出正态分布的特点,但均值具有较大差异, *MMI* 值越大,滑坡发生的频率越高。滑坡和非滑坡具有较明显差异的影响因子还有坡度,距断层的距离,高程和岩性。整体上滑坡频数高的地方坡度较大,这与前人的结论一致^[4]。此外,我们注意到平面曲率,剖面曲率,地形湿度指数和地形坚固度指数的滑坡和非滑坡频数的分布差异较小,但仍表现出一定的规律,如平面或垂直曲率的非滑坡在曲率为0值的地方比滑坡的频数更大。

4.2 模型预测精度评价

依据上述的方法建立了3个预测模型。模型一:基于汶川地震的训练数据建立的模型对汶川

地震的测试数据集进行预测,验证模型精度;模型二:基于鲁甸地震的训练数据建立的模型对鲁甸地震的测试数据集进行预测;模型三:基于汶川地震的训练数据建立的模型对鲁甸地震的测试数据集进行预测。通过对这3个模型的预测精度进行对比来检验模型的普适性。表2列出了不同模型的预测精度结果。召回率,精确率和准确率的结果证明,模型一和模型二表现最佳。模型三的精确率较高(0.94),但召回率较低(0.73),即该模型准确预测的滑坡数量占实际的滑坡的数量的比例为0.73。

表2 不同模型的预测精度对比

精度	模型一	模型二	模型三
召回率	0.93	0.92	0.73
精确率	0.93	0.92	0.94
准确率	0.93	0.92	0.79

图4a显示了模型预测的 *ROC* 曲线。模型一具有最佳的 *AUC* (0.98),模型二的 *AUC* 值为0.97,模型三的 *AUC* 值为0.89,整体上预测精度较高,但相较于模型一和模型二精度较低。根据混淆矩阵图4b至图4d可以发现模型三倾向于将更多区域标识为滑坡,而预测正确的滑坡的数量占真实滑坡数量的比例相对较低,这表明模型的普适性较低。

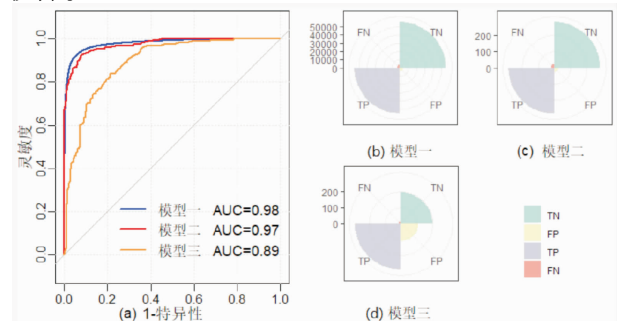


图4 不同模型预测结果的 *ROC* 曲线, *AUC* 值和混淆矩阵图

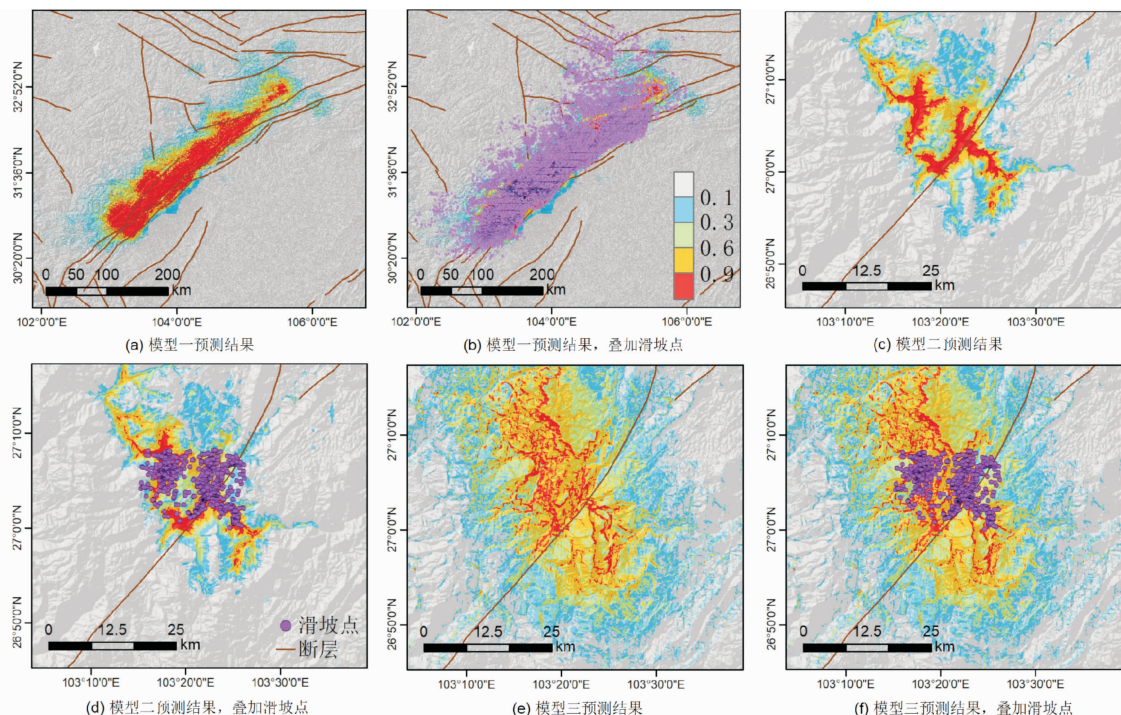


图5 不同模型预测的滑坡发生的概率(0~1)图

4.3 地震滑坡灾害易发性制图

基于上述建立的滑坡模型来预测整个研究区域中每个网格单元的滑坡发生的概率值, 生成滑坡易发性图(图 5)。模型一和模型二生成了最高质量的滑坡敏感性图, 大多数滑坡位于发生概率为 0.8 以上的区域, 实际滑坡发生的位置与高概率地区较为吻合, 这是合理的。在模型二的预测结果中(图 5)我们还可以看到较为明显的地形特征(例如地图中高概率地区位于山谷区), 它们显示出明显的滑坡模式。山体滑坡的可能性与地形形状密切相关, 这与先前的研究结论相符^[38]。模型三的区域预测结果较差, 其预测概率在 0.6 以上的区域大于模型二, 较多的区域高估了滑坡发生的概率, 与实际滑坡位置的吻合度相对较低。结合 4.2 中对模型预测结果的召回率, 精确率, 准确性, *ROC*, *AUC* 和混淆矩阵图的全面比较, 发现模型在同一次地震的测试集下均达到较高的预测精度, 而将建立的模型对不同的地震诱发的滑坡预测时精度相对较低。

4.4 地震动参数对模型预测精度影响的定量分析

为了定量分析地震动参数(*MMI*)对模型预测准确性的影响, 从模型输入列表中去除了 *MMI* 影响因子。表 3 和图 6 显示了评价模型在不同统计指标下的精度。可以发现在去除 *MMI* 指标后, 三种模型的各项精度指标均下降, 其中模型一, 模型二和模型三的准确度分别下降 0.15, 0.05 和 0.29。这表明地震动参数 *MMI* 在滑坡预测中的重要作用, 尤其是基于汶川地震数据训练的模型在预测鲁甸地震诱发的滑坡时精度下降最为明显。

表 3 去除 *MMI* 因子后不同模型的预测精度对比

精度	模型一	模型二	模型三
召回率	0.83	0.89	0.56
精确率	0.75	0.89	0.72
准确率	0.78	0.87	0.50

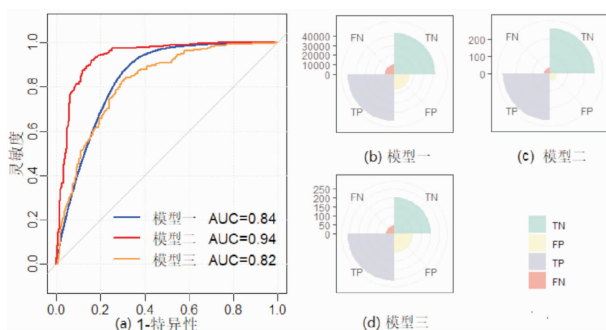


图 6 去除 *MMI* 因子后模型预测结果的 *ROC* 曲线, *AUC* 和混淆矩阵图

由于在地震发生后, 不同时间会产生不同的 ShakeMap 版本^[39-40], 根据上述得出的结论可知, 模型预测的地震滑坡分布的准确性严重依赖于 ShakeMap。因此在不同时间将产生不同的滑坡概率分布图。这与 Allstadt 等人研究 2016 年 11 月 14 日新西兰凯库拉 7.8 级地震时得出的结论相似^[41]。研究结果表明在地震发生后的前期, 模型的预测结果具有较强的不确定性, 应该将模型的这种局限性清楚地传达给滑坡模型的使用者和决

策者。

5 讨论

针对现有研究中对模型普适性研究较少的不足, 本文设计了三组对比试验来初步讨论模型的适用性。结果发现当训练集和测试集来源于同一次地震时具有较高的预测精度, 而基于早期地震滑坡数据构建的模型应用到其他地区预测滑坡的精度要降低。未来需要增加更多的地震滑坡事件验证模型的普适性。地震的震级, 滑坡数量以及地理条件差异等因素是造成精度降低的可能原因^[42]。此外, 影响因子之间可能存在着较强的交互作用^[18, 43], 不同地震发生时影响因子之间的交互作用的不同也是可能影响模型普适性的原因之一。在选择评价指标因子方面, 针对不同地震发生的地理条件差异, 可通过聚类的方式得到特点相同的地震滑坡事件, 然后对不同的类别建立地震滑坡预测模型^[3, 16], 然而这种方法需要大量的历史地震滑坡数据集, 目前仍没有足够的数据来保障这种模型的准确性^[4, 18]。此外, 将表达空间异质性的指标加入模型训练也可能增加模型的普适性^[44-45], 这需要在以后的研究中进一步证明。根据先前的研究, 不同的滑坡模型的性能在不同的研究区域中是不同的^[46]。因此, 将多种机器学习算法堆栈也是增加模型普适性的方法之一。Nowicki Jessee 等人的研究结果也证明了基于全局构建的预测模型可能不如特定区域模型或针对个别气候或构造状态训练的模型那样准确^[4]。本文证明了地震动参数(*MMI*)对模型的预测精度具有重要影响。此外, 地震发生后由于随着时间的变化 ShakeMap 也在不断变化, 地震发生后短期内模型的预测结果仍具有较大的不确定性^[4, 39-40]。由于数据获取等原因, 本文建立的模型未包含人类活动和地层产状的影响, 如修建道路等建筑工程^[47-49]。认识到目前大多数机器学习模型无法准确预测不同区域特点的地震诱发滑坡的概率, 应开展进一步的研究, 包括收集更多的滑坡编目和分辨率更高的指标因子以训练特定地区的模型。对地震发生后的灾害响应策略评价有一定的参考价值。

6 结论

本文基于逻辑回归算法, 构建了汶川地震和鲁甸地震的近实时滑坡预测模型, 并对模型的普适性进行了讨论。模型的精度检验和易发性概率图表明逻辑回归模型在同一次地震滑坡的预测中表现良好。然而基于汶川地震数据训练的模型对鲁甸地震诱发的滑坡的预测精度较低, 且该模型整体上会显示出高估实际滑坡风险的概率。此外, 近实时地震滑坡预测模型的预测精度受 ShakeMap 的地震动参数不确定性的影响较大, 本文的结论表明在未来的研究中应重点关注模型的普适性, 使得所构建的模型对未来地震发生后的灾害响应策略评价具有更高的参考价值。

参考文献:

- [1] 许冲, 徐锡伟, 周本刚, 等. 同震滑坡发生概率研究——新一代地震滑坡危险性模型[J]. 工程地质学报, 2019, 27(5): 1122–1130.
- [2] 常昊, 张吕. 云南鲁甸 Ms6.5 级地震震区滑坡易发性分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2017, 28(2): 38–48.
- [3] TANYAS H, ROSSI M, ALVIOLI M, et al. A global slope unit-based method for the near real-time prediction of earthquake-induced landslides[J]. *Geomorphology*, 2019, 327: 126–146.
- [4] NOWICKI JESSEE M A, HAMBURGER M W, ALLSTADT K, et al. A global empirical model for near-real-time assessment of seismically induced landslides[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2018, 123(8): 1835–1859.
- [5] 马思远, 许冲, 田颖颖, 等. 基于逻辑回归模型的九寨沟地震滑坡危险性评估[J]. 地震地质, 2019, 41(1): 162–177.
- [6] 蒋树, 王义锋, 刘科, 等. 滑坡灾害空间预测方法研究综述[J]. 人民长江, 2017, 48(21): 67–73.
- [7] 吴少元. 基于信息量模型的厦门市崩塌和滑坡地质灾害易发性评价[J]. 安全与环境工程, 2019, 26(3): 22–27.
- [8] 李雪婧, 高孟潭, 徐伟进. 基于 Newmark 模型的概率地震滑坡危险性分析方法研究——以甘肃天水地区为例[J]. 地震学报, 2019, 41(6): 795–808.
- [9] 武鑫, 赵浩然, 郑秀清, 等. 基于改进突变理论的滑坡稳定性分级判别[J]. 自然灾害学报, 2019, 28(4): 122–130.
- [10] 文畅平, 肖宏彬, 曾娟娟. 基于突变级数法的滑坡稳定性评价[J]. 自然灾害学报, 2015, 24(2): 68–73.
- [11] 许冲, 戴福初, 姚鑫, 等. GIS 支持下基于层次分析法的汶川地震区滑坡易发性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(S2): 3978–3985.
- [12] 黄发明, 殷坤龙, 蒋水华, 等. 基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 156–167.
- [13] 吴孝情, 赖成光, 陈晓宏, 等. 基于随机森林权重的滑坡危险性评价: 以东江流域为例[J]. 自然灾害学报, 2017, 26(5): 119–129.
- [14] BUDIMIR M, ATKINSON P M, LEWIS H G. A systematic review of landslide probability mapping using logistic regression[J]. *Landslides*, 2015, 12(3): 419–436.
- [15] 林齐根, 刘燕仪, 刘连友, 等. 支持向量机与 Newmark 模型结合的地震滑坡易发性评估研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(12): 1623–1633.
- [16] PETSCHKO H, BRENNING A, BELL R, et al. Assessing the quality of landslide susceptibility maps——case study Lower Austria. [J]. *Natural hazards and earth system sciences*, 2014, 14(2): 95–118.
- [17] ROBINSON T R, ROSSER N J, DENSMORE A L, et al. Rapid post-earthquake modelling of coseismic landslide magnitude and distribution for emergency response decision support[J]. *Natural hazards and earth system sciences discussions*, 2017, 17: 1521–1540.
- [18] ZHU J, BAISE L G, THOMPSON E M. An Updated Geospatial Liquefaction Model for Global Application[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2017, 107(3): 1365–1385.
- [19] 周琪, 许强, 周小棚, 等. 突发型滑坡危险范围预测方法研究——以黑方台焦家 6# 滑坡为例[J]. 灾害学, 2020, 35(1): 216–221.
- [20] 吴博, 赵法锁, 段钊, 等. 基于熵权的属性识别模型在陕西土质滑坡危险度评价中的应用[J]. 灾害学, 2018, 33(1): 140–145.
- [21] 崔鹏, 韩用顺, 陈晓清. 汶川地震堰塞湖分布规律与风险评估[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2009, 41(3): 35–42.
- [22] YIN Y, WANG F, SUN P. Landslide hazards triggered by the 2008 Wenchuan earthquake, Sichuan, China[J]. *Landslides*, 2009, 6(2): 139–152.
- [23] 张勇, 许力生, 陈运泰, 等. 2014 年 8 月 3 日云南鲁甸 Mw6.1(Ms6.5)地震破裂过程[J]. 地球物理学报, 2014, 57(9): 3052–3059.
- [24] XU C, XU X, YAO X, et al. Three (nearly) complete inventories of landslides triggered by the May 12, 2008 Wenchuan Mw 7.9 earthquake of China and their spatial distribution statistical analysis[J]. *Landslides*, 2014, 11(3): 441–461.
- [25] XU C, XU X, SHYU J B H, et al. Landslides triggered by the 22 July 2013 Minxian-Zhangxian, China, Mw 5.9 earthquake: inventory compiling and spatial distribution analysis[J]. *Journal of Asian Earth Sciences*, 2014, 92: 125–142.
- [26] TANYAS H, WESTEN C J, ALLSTADT K E, et al. Presentation and analysis of a worldwide database of earthquake-induced landslide inventories[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2017, 122(10): 1991–2015.
- [27] Van Den ECKHAUT M, MARRE A, POESEN J. Comparison of two landslide susceptibility assessments in the Champagne – Ardenne region (France)[J]. *Geomorphology*, 2010, 115(1/2): 141–155.
- [28] HONG H, POURGHASEMI H R, POURTAGHI Z S. Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): a comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models[J]. *Geomorphology*, 2016, 259: 105–118.
- [29] 牛全福, 冯尊斌, 张映雪, 等. 基于 GIS 的兰州地区滑坡灾害孕灾环境敏感性评价[J]. 灾害学, 2017, 32(3): 29–35.
- [30] WORDEN C B, WALD D J. ShakeMap manual online: Technical manual, user's guide, and software guide[M]. US Geol. Surv., 2016.
- [31] HARTMANN J, MOOSDORF N. The new global lithological map database GLiM: A representation of rock properties at the Earth surface[J]. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 2012, 13(12): 1–37.
- [32] RICHARD STYRON, PAGANI MARCO. The GEM global active faults database[J]. *Earthquake Spectra*, 2020, 36(S1): 160–180.
- [33] JARVIS A, REUTER H I, NELSON A, et al. Hole-filled SRTM for the globe Version 4[J]. available from the CGIAR-CSI SRTM 90 m Database (<http://srtm.csi.cgiar.org>), 2008, 15: 25–54.
- [34] OLAYA V, CONRAD O. Geomorphometry in SAGA[J]. *Developments in soil science*, 2009, 33: 293–308.
- [35] Beven K J, Kirkby M J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology/Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 1979, 24(1): 43–69.
- [36] SAPPINGTON J M, LONGSHORE K M, THOMPSON D B. Quantifying landscape ruggedness for animal habitat analysis: a case study using bighorn sheep in the Mojave Desert[J]. *The Journal of wildlife management*, 2007, 71(5): 1419–1426.
- [37] 田述军, 张珊珊, 唐青松, 等. 基于不同评价单元的滑坡易发性评价对比研究[J]. 自然灾害学报, 2019, 28(6): 137–145.
- [38] 宿星, 魏万鸿, 郭万钦, 等. 基于 SRTM DEM 的地形起伏度对天水市黄土滑坡的影响分析[J]. 冰川冻土, 2017, 39(3): 616–622.
- [39] WALD D J, LIN K, QUITORIANO V. Quantifying and qualifying USGS ShakeMap uncertainty[R]. Geological Survey (US), 2008.
- [40] Wald D J, Quitariano V, Heaton T H, et al. TriNet “ShakeMaps”: Rapid generation of peak ground motion and intensity maps for earthquakes in southern California[J]. *Earthquake Spectra*, 1999, 15(3): 537–555.
- [41] ALLSTADT K E, JIBSON R W, THOMPSON E M, et al. Improving near-real-time coseismic landslide models: Lessons learned from the 2016 Kaikōura, New Zealand, earthquake[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2018, 108(3B): 1649–1664.
- [42] CHEN W, PENG J, HONG H, et al. Landslide susceptibility modelling using GIS-based machine learning techniques for Chongren County, Jiangxi Province, China[J]. *Science of The Total Environment*, 2018, 626: 1121–1135.
- [43] NOWICKI JESSEE M A, HAMBURGER M W, ALLSTADT K, et al. A Global Empirical Model for Near-Real-Time Assessment of Seismically Induced Landslides SUPPORT[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2018, 123(8): 1835–1859.
- [44] WANG Y, FENG L, LI S, et al. A hybrid model considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping in Zhejiang Province, China[J]. *CATENA*, 2020, 188: 104425.
- [45] 李珊珊, 黄翔, 宫辉力, 等. 基于点模式的地震重灾区滑坡空间分布特征研究[J]. 自然灾害学报, 2015, 24(2): 40–51.
- [46] BUI D T, TSANGARATOS P, NGUYEN V, et al. Comparing the prediction performance of a Deep Learning Neural Network model with conventional machine learning models in landslide susceptibility assessment[J]. *CATENA*, 2020, 188: 104426.
- [47] 彭建兵, 吴迪, 段钊, 等. 典型人类工程活动诱发黄土滑坡灾害特征与致灾机理[J]. 西南交通大学学报, 2016, 51(5): 971–980.

[48] CAO J, ZHANG Z, WANG C, et al. Susceptibility assessment of landslides triggered by earthquakes in the Western Sichuan Plateau [J]. *Catena*, 2019, 175: 63–76.

[49] 马平, 张华. 瓮马高速公路低缓顺层边坡失稳机理与反思 [J]. *灾害学*, 2019, 34(S1): 154–156, 183.

Assessing Earthquake-induced Landslide Susceptibility based on Logistic Regression in 2008 Wenchuan Earthquake and 2014 Ludian Earthquake

HAN Jichong^{1,2}, ZHAN Zhao^{1,2} and CAO Juan^{1,2}

(1. *Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Normal University, Beijing 100875, China*;

2. *Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*)

Abstract: Susceptibility mapping of earthquake triggered landslides is the scientific premise and theoretical basis of emergency rescue. Currently, machine learning has been widely applied in the assessment of earthquake triggered landslide susceptibility. However, previous studies have not considered universality of model. Furthermore, these studies lack the quantitative evaluation of the effect of ground motion parameters on the accuracy of the model. We took the May 12, 2008 Wenchuan earthquake and the August 3, 2014 Ludian earthquake as study cases. We constructed the database including the landslide inventory and the influencing factors which are selected using correlation coefficient and variance inflation factor. In this study, 70% of the landslides are randomly chosen for training the logistic regression model and 30% for testing. The frequency distribution of landslide and non-landslide samples is analyzed for different variables. Then the model performance is evaluated and the susceptibility map is produced. The results show that the model achieves higher prediction accuracy ($> 90\%$) using the test samples in the same earthquake event. However, when we applied the model constructed using the training dataset of Wenchuan earthquake to the testing data of Ludian earthquake event, the prediction accuracy of declined by 14%. In addition, we found that the ground motion parameter (MMI) contributes 5% to 29% to the model prediction accuracy. The results show that the model based on historical earthquake events still has relatively limitations in the prediction of future earthquake-induced landslides. It is necessary to increase the sample size of different earthquakes in various regions and use new machine learning methods to improve the universality of prediction models.

Key words: earthquake triggered landslides; logistic regression; universality; susceptibility assessment; Wenchuan earthquake; Ludian earthquake

(上接第 186 页)

Construction of On-site Emergency Meteorological Service System to Sudden-onset Disasters in Yunnan Province

ZHANG Tao, SHU Bin and JIE Liyan

(*Atmospheric Observation and Technological Support Center of Yunnan Province, Kunming 650034, China*)

Abstract: Extreme weather and climate events have occurred more frequently in recent years, and their impacts has become increasingly widespread. In order to make decisions on disaster prevention, mitigation and resilience, and to better protect people's lives and property, meteorological services are urgently needed to provide a more targeted and accurate guarantee for natural disasters such as earthquakes, flood and mudslides. we present a review of on-site emergency meteorological support service of "8.03" Ludian Earthquake in Yunnan, summarizes the shortage, demand and other characteristics of meteorological service for on-site emergency, and proposes the main functions of on-site emergency meteorological service system to sudden-onset disasters in Yunnan Province as well as the design technical points of each functional part.

Key words: Yunan; sudden-onset disaster; on-site emergency; meteorological service system