



DOI: [10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202304022](https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202304022)

张清, 何毅, 陈学业, 等. 基于多尺度卷积神经网络的深圳市滑坡易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(4): 146-162.  
ZHANG Qing, HE Yi, CHEN Xueye, et al. Landslide susceptibility assessment in Shenzhen based on multi-scale convolutional neural networks model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(4): 146-162.

# 基于多尺度卷积神经网络的深圳市滑坡易发性评价

张清<sup>1,2</sup>, 何毅<sup>1,2</sup>, 陈学业<sup>1</sup>, 高秉海<sup>2</sup>, 张立峰<sup>2</sup>, 赵占鳌<sup>2</sup>, 路建刚<sup>2</sup>, 张雅蕾<sup>3</sup>

(1. 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室, 广东深圳 518034; 2. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 甘肃兰州 730070; 3. 甘肃省有色金属地质勘查局张掖矿产勘察院, 甘肃张掖 734000)

**摘要:** 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型因其强大的特征提取能力被广泛应用于滑坡易发性评估, 但传统CNN已难以满足要求。文章提出一种能够顾及深层与浅层特征的多尺度卷积神经网络(multi-scale convolutional neural networks, MSCNN)模型, 通过增加模型深度和样本的感受野, 挖掘更深层和更稳定的特征, 提高复杂场景下的滑坡易发性评估可靠性。文章以深圳市为研究区, 根据系统性原则和代表性原则选取了12个深圳市滑坡影响因子, 构建多尺度卷积神经网络滑坡易发性评估模型, 并与多层感知器(multilayer perceptron, MLP)、支持向量机(support vector machine, SVM)以及随机森林(random forest, RF)等方法进行对比。结果表明, 文章构建的MSCNN模型的AUC值(0.99)较高, 优于MLP(0.97)、SVM(0.91)和RF(0.85), 证明提出的MSCNN模型具有优异的预测能力; 深圳市极高易发性区域面积约为105.3 km<sup>2</sup>, 占研究区总面积的4.98%, 主要分布在坡体较陡、植被覆盖稀疏和人类工程活动频繁的龙岗区, 坡度、地表粗糙度和地表起伏度成为影响深圳市滑坡的主控因子。文章实现的滑坡易发性图反映了深圳市滑坡灾害的分布现状, 可为深圳市未来滑坡灾害防治提供数据支持和关键技术支撑。

**关键词:** 多尺度卷积神经网络; 滑坡易发性评估; 机器学习模型; 深圳市

中图分类号: P642.22 文献标志码: A 文章编号: 1003-8035(2024)04-0146-17

## Landslide susceptibility assessment in Shenzhen based on multi-scale convolutional neural networks model

ZHANG Qing<sup>1,2</sup>, HE Yi<sup>1,2</sup>, CHEN Xueye<sup>1</sup>, GAO Binghai<sup>2</sup>, ZHANG Lifeng<sup>2</sup>,  
ZHAO Zhanao<sup>2</sup>, LU Jiangang<sup>2</sup>, ZHANG Yalei<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resources, Shenzhen, Guangdong 518034, China; 2. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;  
3. Zhangye Mineral Exploration Institute of Gansu Nonferrous Metals Geological Exploration Bureau, Zhangye, Gansu 734000, China)

**Abstract:** Convolutional neural network (CNN) models are widely used in landslide susceptibility assessment due to their powerful feature extraction capabilities, and traditional CNN is no longer able to meet the requirements. Therefore, this paper proposes a multi-scale convolutional neural networks (MSCNN) model that can take into account deep and shallow features. By

收稿日期: 2023-04-21; 修订日期: 2023-10-24

投稿网址: <https://www.zgdzzhyfzxb.com/>

基金项目: 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金资助课题(KF-2021-06-014); 国家自然科学基金项目(42201459); 甘肃省教育厅青年博士基金项目(2022QB-058)

第一作者: 张清(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习与滑坡隐患识别。E-mail: [1439112766@qq.com](mailto:1439112766@qq.com)

通讯作者: 何毅(1987—), 男, 博士, 教授, 研究方向为深度学习与InSAR技术灾害评估。E-mail: [764324437@qq.com](mailto:764324437@qq.com)

increasing the depth of the model and expanding the receptive field of samples, the MSCNN can tap deeper and more stable features to improve the reliability of landslide susceptibility assessment in complex scenarios. In this study, Shenzhen City is selected as the research area, and 12 landslide conditioning factors of landslides in Shenzhen City were selected based on systematic and representative principles. A multi-scale convolutional neural network landslide susceptibility assessment model is constructed and compared with methods such as multilayer perceptron (MLP), support vector machine (SVM), and random forest (RF). The results show that the *AUC* value (0.99) of the MSCNN model constructed in this paper is higher than that of MLP (0.97), SVM (0.91), and RF (0.85), which proves that the proposed MSCNN model has excellent prediction ability. The area of extremely high susceptibility in Shenzhen City is approximately 105.3 km<sup>2</sup>, accounting for 4.98% of the total area of the study area, mainly distributed in Longgang District with steep slopes, sparse vegetation cover, and frequent human engineering activities. Slope, surface roughness, and surface relief are identified as the main conditioning factors affecting landslides in Shenzhen City. The landslide susceptibility mapping implemented in this paper reflects the current distribution of landslide disasters in Shenzhen City, providing data support and key technical support for future landslide disaster prevention and control in Shenzhen City.

**Keywords:** MSCNN; landslide susceptibility assessment; machine learning model; Shenzhen

## 0 引言

滑坡是一种危害性很大的自然地质现象<sup>[1-3]</sup>,在我国山区广泛发育,严重威胁人民群众的生命安全、破坏正常的生产生活、给国民经济造成了重大损失<sup>[4-5]</sup>。依据相关资料显示,我国平均每年发生滑坡地质灾害总数23 935处,占地质灾害总数68.7%,直接经济损失约18.7亿元<sup>[6]</sup>。为此,习近平总书记就防灾减灾救灾工作作出一系列重要部署,十九届五中全会也提出了“加强隐患识别,突出解决隐患在哪里”的问题。可见,全面开展高、中易发区潜在滑坡早期识别至关重要<sup>[7]</sup>。滑坡易发性评估可准确预测区域内潜在滑坡发生的概率,对于滑坡灾害的预防和治理都具有重要意义<sup>[8]</sup>。

自改革开放以来,作为国家经济特区的深圳市,进入了快速发展阶段。深圳市随着经济的不断腾飞和城市化进程的加快,城市集聚效应明显,人口密度更是位于全国前列。随之而来的是深圳市城市资源短缺、交通拥堵和住房紧张等问题。为配备与之相适应的公共服务设施,不断开展开发利用土地、移山填海和开采地下水等人类工程活动,导致深圳市地理环境遭到了大量的破坏,生态失衡<sup>[9]</sup>。近年来深圳市以滑坡为主的地质灾害频频发生,严重威胁了地区工程建设进程和人民生命财产安全<sup>[10-12]</sup>。在过去的案例中,深圳市的滑坡发生可归结为自然因素和人为因素共同作用的结果。在自然方面,全市东西宽,中间窄,总体地势东高西低。地表形态的迅速变化加之季风气候强降雨时期的影响,极易诱发滑坡。在人为方面,深圳市的快速城市化进程中,建设活动密度大,大量的人工切坡、堆坡形成不稳

定要素,加之地表水排放及下渗等要素的影响,共同构成滑坡发生的人为因素。鉴于此,本文以深圳市为研究区,对深圳市进行滑坡易发性评估研究能够为该区域提供数据支持和关键技术支撑。

滑坡易发性评估方法总体可分模型驱动和数据驱动两种方法,模型驱动方法包括力学机理和经验规则,而数据驱动方法包括统计回归和机器学习<sup>[13]</sup>。与其他类型的方法相比,机器学习的非线性关系数据处理能力强,能挖掘特征潜在关联,在滑坡易发性评估中逐步得到广泛应用<sup>[14]</sup>。如多层感知机、随机森林<sup>[15]</sup>和支持向量机<sup>[16]</sup>等方法被应用到区域滑坡易发性评估中,这些机器学习方法在小场景任务中可以精确地识别环境因素与滑坡易发性指数之间的隐含关系<sup>[17]</sup>。但在大范围复杂异质的地理环境中,无法深度挖掘滑坡潜在关联特征,导致易发性结果较差。

随着深度学习技术的快速发展,深度学习已被引入到滑坡易发性评估的研究与应用中<sup>[18]</sup>。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型是一种专门用来处理图像数据的神经网络,被广泛应用于滑坡易发性评估<sup>[19]</sup>。如赵占鳌等<sup>[20]</sup>构建了耦合多维CNN模型进行滑坡易发性评估,该模型通过不同维度卷积进行融合,降低模型参数量,获取影响因子的更深层次特征。但面对复杂场景,多维CNN模型存在难以顾及深层与浅层滑坡因子特征的关联性,且难以适应空间尺度变化,进而导致滑坡预测精度降低。多尺度卷积神经网络(multi scale convolutional neural networks, MSCNN)作为CNN模型核心思想的扩展,与CNN模型网络架构类

似,不同的是添加了融合深浅特征的 Flatten 层,使得 MSCNN 模型能够学习滑坡因子深层与浅层的关联性特征,进而更好建立滑坡与环境因子之间的映射关系,提高滑坡易发性评估的精度<sup>[21]</sup>。

## 1 研究区及数据源

### 1.1 研究区

深圳市位于广东省的南端,地处丘陵、低山、台地及海湾地带,其中西北部多为丘陵河谷,西南部为典型的海岸台地。深圳全境地势东南高,西北低,地形复

杂,大部分区域被五华-深圳断裂带斜跨。市区东西长 81.4 km,南北宽 10.8 km,整体呈带状分布(图 1)。同时,深圳作为全国人口最密集的城市,自成为经济特区以来,为加快经济建设,不断开发利用土地、移山填海和开采地下水,导致地理环境遭到大面积的破坏<sup>[22]</sup>。客观事实表明,大规模的人类工程活动,已经成为深圳地质灾害的主要诱因<sup>[23]</sup>。因此,对于以深圳市为例的灾害易发城市进行易发性评估方法探究,对滑坡隐患区域进行排查和管理是非常必要的。

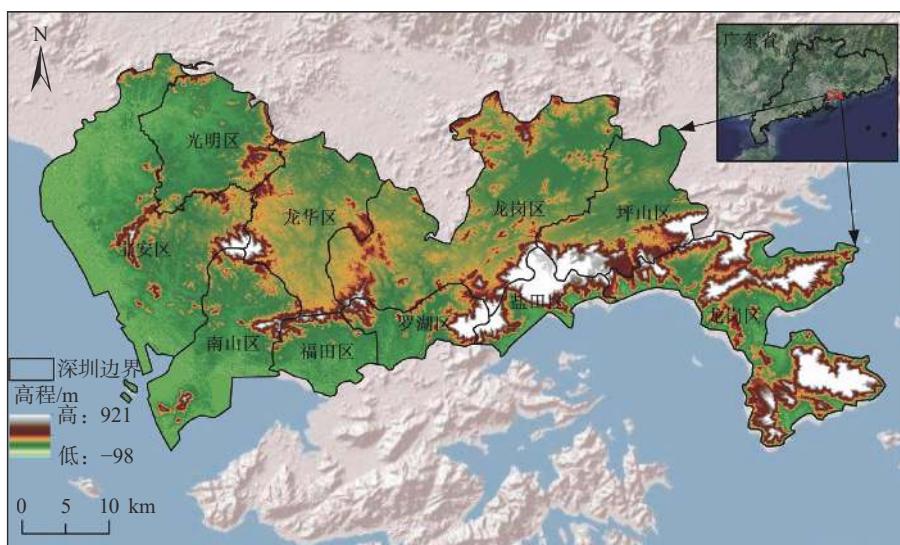


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Overview map of the study area

### 1.2 数据源

#### (1) 历史滑坡编目

滑坡在遥感影像上具有独特的结构特征和形状,在遥感影像常表现为长舌状、簸箕状和其他不规则形状<sup>[24]</sup>,通过对比周围环境的纹理、形状、色调和范围等,并结合滑坡自身的发育阶段特征,可以很容易识别出滑坡。本文通过遥感影像、实地考察、新闻报道、调查报告和中国地质调查局等途径共编目 205 处滑坡。编目的滑坡类型主要是土质滑坡,滑坡面积大小为 0.001~0.6 km<sup>2</sup>,滑坡总面积为 12.36 km<sup>2</sup>。在过去的几年里,山体滑坡给深圳市造成灾难性的破坏。历史滑坡如图 2 所示。

#### (2) 滑坡影响因子

本文根据该区域地质背景与区域内多个滑坡的失稳机理作为依据,并结合前人已有的研究成果资料,依据系统性原则和代表性原则,从地形、地质、水文和人类工程活动等 4 个方面共选取 12 个滑坡影响因子(高

程、坡度、坡向、曲率、地表粗糙度、地表起伏度、到断层距离、沙含量、土壤类型、到道路距离、土地利用类型和到河流距离)。其中对于距离类因子,如断层、河流和道路,通过欧式距离计算得到影响因子。此外,由于不同数据的分辨率不同,致使所提取的滑坡影响因子尺度不同,为便于后续数据的处理,基于 ArcGIS 软件统一重采样至 30 m×30 m 的分辨率。滑坡样本的最小面积大于每个像素的实际面积,因此在该分辨率下能够充分反映滑坡特征。土壤类型和沙含量数据的分辨率为 1 000 m,两者在研究区内呈大面积分布,对滑坡特征变化的影响较小,能够满足反映滑坡特征的要求。数字高程模型和土地利用类型数据的分辨率为 30 m,与我们后期试验中所采用的分辨率一致,能够全面反映滑坡特征。因此,本文所使用的滑坡数据和基础数据的精度是匹配的,能够满足模型学习的基本要求。数据来源如表 1 所示。



图2 研究区滑坡隐患识别结果

Fig. 2 Results of landslide hazard identification in the study area

注: (a)历史滑坡空间分布; (b)滑坡 A 实地考查照片; (c)滑坡 A 新闻照片; (d)滑坡 B 实地考查照片; (e)滑坡 B 新闻照片。

表1 滑坡影响因子数据来源

Table 1 Data sources for landslide conditioning factors

| 数据源    | 分辨率           | 滑坡影响因子 | 数据来源  |
|--------|---------------|--------|---|
| 数字高程模型 | 30 m          | 高程     |   |
|        |               | 坡度     |   |
|        |               | 坡向     |   |
|        |               | 曲率     | <a href="https://www.gscloud.cn/">https://www.gscloud.cn/</a>     |
| 断层     | 1 : 2 500 000 | 地表粗糙度  |   |
|        |               | 地表起伏度  |   |
| 道路和河流  | 1 : 1 000 000 | 到断层距离  | <a href="https://www.cgs.gov.cn/">https://www.cgs.gov.cn/</a>     |
|        |               | 到河流距离  |   |
|        |               | 到道路距离  | OpenStreetMap   |
| 土地利用类型 | 30 m          | 土地利用类型 | <a href="http://data.ess.tsinghua/">http://data.ess.tsinghua/</a> |
| 土壤类型   | 1 000 m       | 土壤类型   | <a href="https://www.fao.org/">https://www.fao.org/</a>           |
| 沙含量    | 1 000 m       | 沙含量    | <a href="http://www.geodata.cn/">http://www.geodata.cn/</a>       |

### ① 地形因子

深圳地形复杂,地势变化起伏,考虑地形因素对滑坡的影响至关重要。本文选取空间分辨率为30 m的DEM数据来表示深圳市的地表起伏,并选择由DEM数据计算得到的坡度、坡向、曲率、地表起伏度和地表粗糙度等影响因子。其中,曲率表示地面一点的弯曲程度,反映地形的侵蚀和沉积情况;地表起伏度能反映地形特征,是指单元面积指定邻域内高程的最大差值,常被认为是滑坡失稳的重要影响因子<sup>[25]</sup>;地表粗糙度是反

映地表起伏和侵蚀程度的一个重要指标,通常以栅格面面积与水平投影面积之比来表达,数值越大,则表示单位面积越粗糙<sup>[26]</sup>。

### ② 地质因子

地质条件是影响滑坡发生的重要内在因素之一,控制着滑坡的发育与演变。本文选取地质影响因子包括距断层距离、沙含量和土壤类型。其中,距断层距离反映了滑坡体的力学性质以及自身的结构破损能度,距离断层越近,滑坡体破损能度越严重,越容易发生边坡失稳和基岩顺滑,发生滑坡的可能性越大<sup>[27]</sup>;沙含量反映了河流裹挟流沙对堤岸坡体侵蚀冲刷程度,进而影响斜坡的稳定性;不同土壤类型其自身的结构构造、渗透性和抗剪切性能不同,在降雨作用下,雨水向土壤中渗透,使土壤中的孔隙水压力增加。孔隙水压力增大,可使有效荷载应力增大,降低土的剪切强度,进而诱发滑坡。

### ③ 水文因子

水文因素是滑坡演化的重要因素,影响着地表水分布、水土饱和度。深圳市水系发育,水网密布,距河流距离是影响滑坡发生的关键因素。河流通过侵蚀河岸对区域地貌进行切割与重构,软化了岩土,减少坡体抗剪能力,通过冲刷坡脚,加大了坡体临空面,进而增加斜坡的不稳定性<sup>[28]</sup>。离河流越近,河流对坡体的侵蚀越

严重, 坡体的临空面越广阔, 大大增加了滑坡发生的可能性。

#### ④ 人类工程活动因子

深圳市近几年快速城市化进程中, 建设活动密度大、人类活动强度高, 大量的人工切坡、堆坡形成不稳定要素, 加之地表水排放及下渗等要素的影响, 共同构成滑坡发生的人为因素。道路的修建通常会对斜坡体进行开挖与削减等工程施工, 这通常会改变坡体原有的

自然地形地貌与地质环境特征规律, 增加该斜坡失稳的可能性<sup>[29]</sup>, 距河流越近, 发生滑坡的可能性越大。由于人类活动的作用, 不同的土地使用状况, 不同的植被类型、覆盖程度, 造成了不同的降雨和吸收, 从而削弱了土壤的抗剪强度, 进而增大了滑坡发生的可能性。因此, 本文选取距道路距离和土地利用类型作为影响滑坡的重要因素。

本文选取的深圳市滑坡影响因子如图 3 所示。

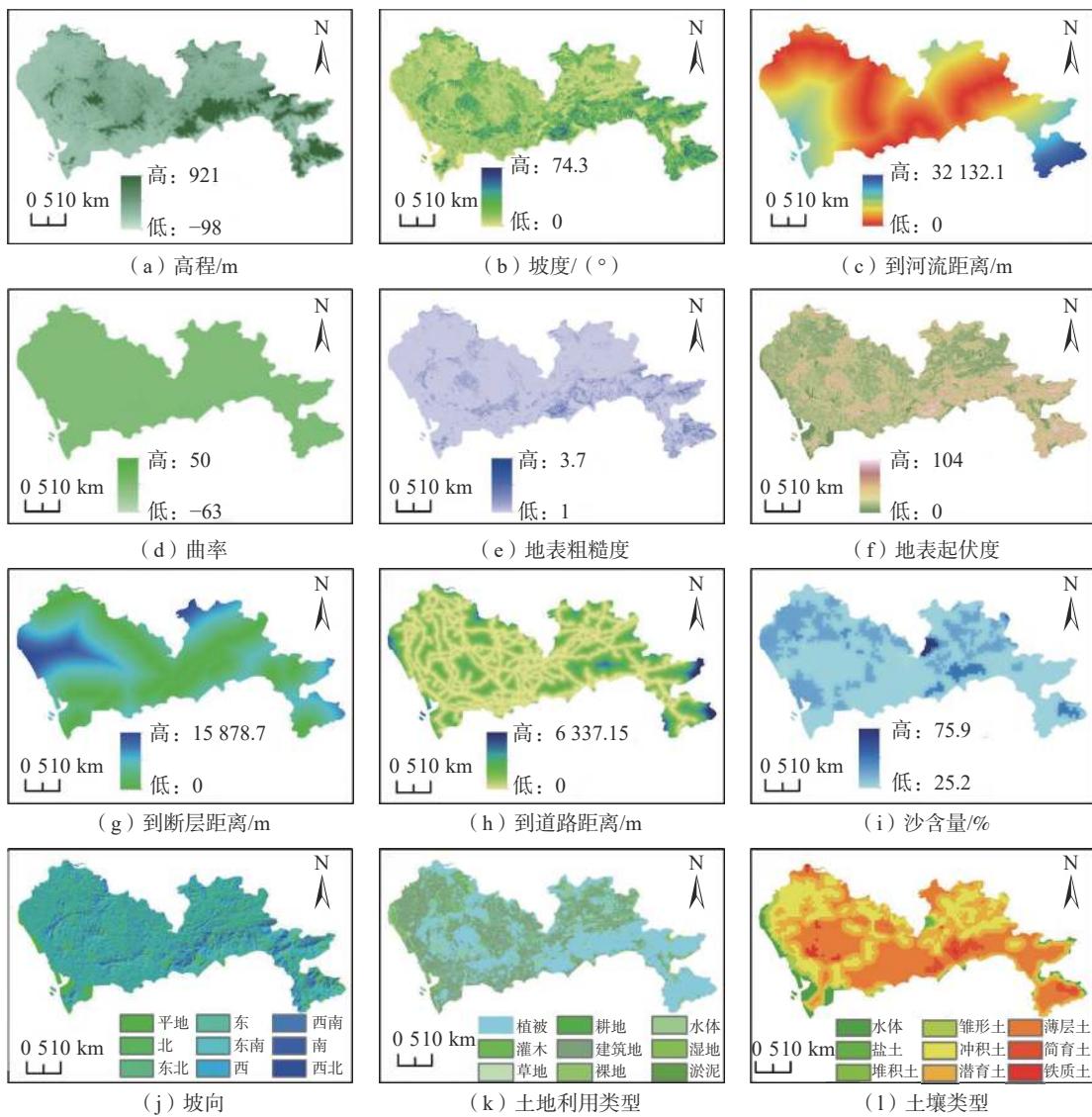


图 3 滑坡影响因子空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of landslide conditioning factor

## 2 研究方法

### 2.1 多重共线性分析

滑坡易发性预测是一个线性回归模型求解的过程, 其中, 滑坡影响因子是自变量, 是否滑坡为因变量。影

响因子之间是否独立, 决定了训练出的模型是否具有足够的鲁棒性和稳健性。例如: 地表粗糙度和地表起伏度均由 DEM 数据计算得到, 若两者之间存在相关关系, 这将很大程度造成模型失真或难以估计准确, 这将影响

滑坡易发性评估的精度。因此,需对滑坡因子之间的共线性问题进行数学分析,本文采用方差膨胀系数和容忍度来检验滑坡因子之间的共线性程度<sup>[30]</sup>。公式如下:

$$VIF = \frac{1}{1 - A^2} = \frac{1}{T} \quad (1)$$

式中:  $VIF$ ——方差膨胀因子,当由最小二乘法估算的回归系数的方差与假定的自变量不成线性关系时的所估计的回归系数的方差的比值;  
 $A^2$ ——各变量之间的方差;  
 $T$ ——容忍度。

随着标准偏差的增大,共线性的程度也随之增加。当  $VIF < 10$  或  $T > 0.1$ ,表明所选择的自变量具有良好的独立性。

## 2.2 频率比模型

频率比(frequency ratio, FR)模型是通过计算在不同因子分类间隔下滑坡发生的概率来表示的,大小等于滑坡面积比与分类面积比的比值<sup>[31-32]</sup>。然而,由于历史滑坡可能存在一定的演变,其滑坡范围与实际面积有所出入,因此,准确统计每个滑坡的面积并非易事。此外,当研究区范围较大,滑坡数量较多时,统计滑坡面积的工作量将大大增加。为此,本文采用相对频率来代替滑坡面积比,以便能够更好地揭示滑坡数据与影响因子之间的空间分布关系,计算公式如下:

$$FR = \frac{N_{ij}}{N_r} / \frac{A_{ij}}{A_r} \quad (2)$$

式中:  $FR$ ——频率比;  
 $N_{ij}$ ——第  $j$  个种类下第  $i$  个滑坡因子所对应的滑坡区;  
 $N_r$ ——全部的滑坡区;  
 $A_{ij}$ ——第  $j$  个种类下第  $i$  个滑坡因子所对应的区域;  
 $A_r$ ——全部的研究区域。

## 2.3 地理探测器

随着对滑坡易发性评估研究的深入,学者们挖掘出众多的滑坡影响因子,利用因子进行建模之前,对因子的质量进行筛选是必不可少的。因子质量对评估结果的影响不可忽略,因子对滑坡的解释能力越强,表明该因子对诱发滑坡发生的驱动力越强,即该因子的重要性越强,反之则越弱。地理探测器是通过计算因子的空间分异性,来揭示其背后的驱动力,主要包括:分异及因子探测器、交互作用探测器、风险区探测器以及生态探测器<sup>[33-34]</sup>。其中,分异及因子探测主要用来探测评价指标对探测目标的空间分异性及各指标对探测目标的影

响程度大小,常用  $q$  值大小来衡量,其值介于 0~1,越大表明该因子对滑坡的解释力越强越重要。在本文中,将利用分异及因子探测器来评价不同滑坡影响因子对滑坡的影响力并对各因子进行重要性排序。

$$q = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m N_i \sigma_i^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SL}{ST} \quad (3)$$

$$SL = \sum_{i=1}^m N_i \sigma_i^2 \quad (4)$$

$$ST = N \sigma^2 \quad (5)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, m$ ——滑坡影响因子的分层数(分类数或分区数);

$N_i, N$ ——滑坡影响因子的第  $i$  层和该因子全区域(所有层)的单元数;

$\sigma_i^2, \sigma^2$ ——滑坡影响因子第  $i$  层和该因子全区域(所有层)对应滑坡  $Y$  值的方差;

$SL, ST$ ——层内分成之和和全区域总方差。

$q$  的取值范围为 0~1,  $q$  值越大,代表该滑坡影响因子对滑坡影响大,重要性更大,反之,  $q$  值越小,代表该滑坡影响因子对滑坡影响越小,重要性也越小。

## 2.4 构建滑坡数据集

借助 Google Earth 所提供的历史遥感影像,参考历史滑坡点位,结合滑坡体的位置、形状和植被分布等环境条件作为依据目视解译深圳市历史滑坡,共目视解译得到 205 个历史滑坡作为标签样本数据集,并将其转换为 0 和 1 的二值图像,其中 0 代表非滑坡,1 代表滑坡。将选择的滑坡因子数据通过 ArcMap 软件统一重采样至 30 m×30 m,并经直方图均衡化将像素差异动态拉伸至 0~255,使其在单波段位图下仍具丰富且明显的特征,方便后续模型读取和处理。本文以滑动切割的方式对滑坡库及滑坡因子图像分块处理(图 4),将滑坡库和滑坡因子图像通过 ArcMap 软件转换为 3 233 列 1 518 行的灰度图像。研究区的每张灰度图像的像元采用 13×13 的移动窗口进行裁剪,经测试试验采用的图像大小和窗口大小可以充分保留图像特征并避免数据冗余。窗口每次移动一个像素格网以保证图像中的每个像素都可以遍历到。对于因子图像与历史滑坡图像同步进行滑动切割,以确保各因子与原始滑坡区域对应,构成图像子集。在每个子集中,以原始滑坡中心点像素值作为该区域的标签,即滑坡点标签为 1,非滑坡点标签为 0,这样便构成了邻域图像样本。在切割过程中提

取各窗口中心点像素值作为该类因子的特征构建序列样本,同样以滑坡点标签为1,非滑坡为0。图像切割结果共得到490多万个图像子集,随机选取了25 491个滑

坡子集,25 591个非滑坡子集,共同构建数据集。对整体数据集按7:3比例划分模型训练集和测试集。

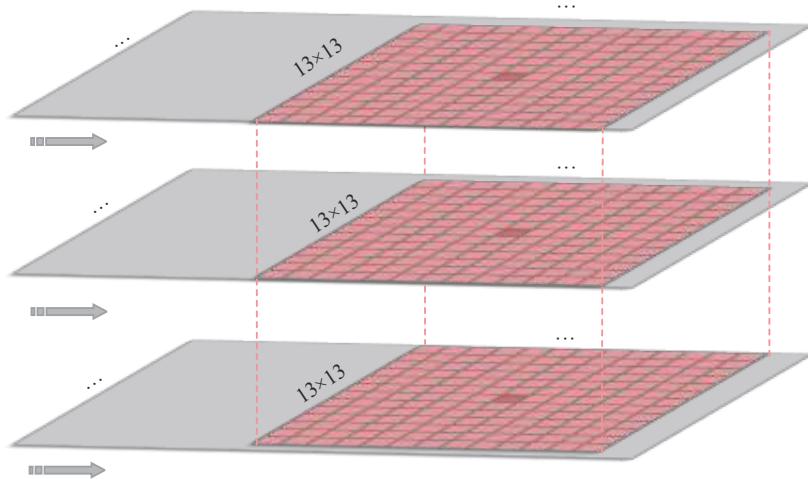


图 4 滑动裁剪过程

Fig. 4 The process of sliding cutting

## 2.5 MSCNN 的滑坡易发性评估模型构建

本文首先构建滑坡数据库,选取影响该地区的滑坡因子,共同构成数据集;然后基于数据集构建 MSCNN 滑坡易发性评估模型,并与 MLP、SVM 和 RF 模型对比

分析,同时利用多种评价指标进行模型精度评估;最后基于构建的 MSCNN 模型得到该地区滑坡易发性分布图,整体研究流程如图 5 所示。

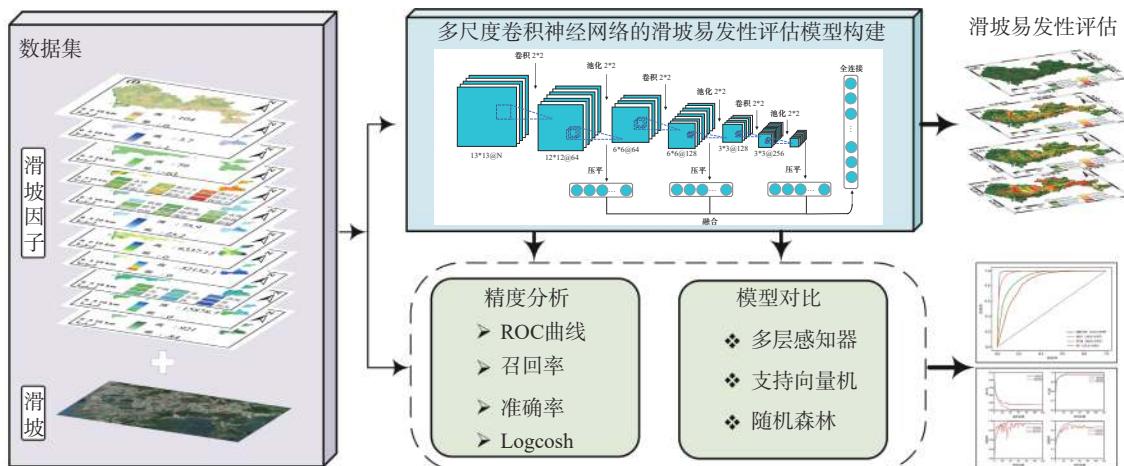


图 5 总体技术流程图

Fig. 5 Overall technical flowchart

本研究构建的 MSCNN 模型详细过程如下:

设计的 MSCNN 模型主要包括三个卷积层、三个最大池化层、三个接收不同层次特征的 Flatten 层、FC 层以及 Sigmoid 输出层(图 6)。

利用三个卷积层和最大池化层获取滑坡库及滑坡影响因子数据全局特征,每个最大池化层后添加 Flatten

层,用于“展平”多维特征,防止特征信息丢失,逐层增大卷积层中卷积核的个数,以保证提取到的特征更全面。利用 Concatenate 层拼接三个 Flatten 层获取的特征向量,再利用 FC 层对不同深度的特征向量进行融合,从而获得顾及不同尺度的融合特征。融合具体运算过程如式(6)(7)所示:

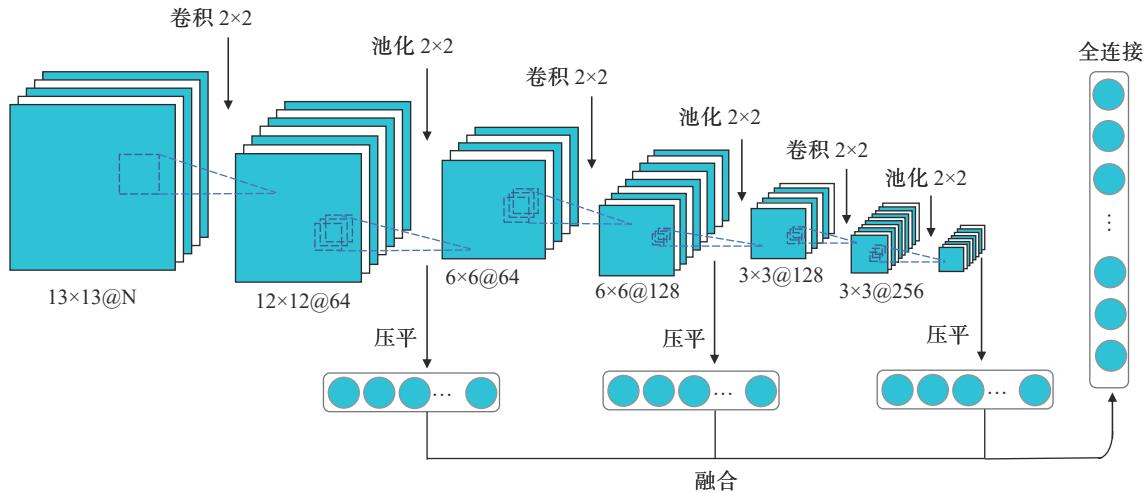


图6 构建的 MSCNN 模型结构  
Fig. 6 Proposed MSCNN model structure

$$h^i = f(W^i x^i + b^i) \quad (i = 1, 2, 3, \dots, n) \quad (6)$$

$$h = \sum_{i=1}^n h^i \quad (7)$$

式中:  $h^i$ ——第  $i$  个全连接层;

$x^i$ ——第  $i$  层展开特征;

$W^i b^i$ ——对应权重矩阵和偏置;

$n$ ——全连接层总数;

$f(\cdot)$ ——全连接层构建函数。

将所有全连接层融合相加得到  $h$ , 即不同尺度的融合特征。

此外, 在每个接收不同层次特征的 Flatten 层后添加 Dropout 层, 抑制模型过拟合。同时, 设置合理的权重初始化方法和激活函数克服梯度消失或梯度爆炸。而且每层卷积层和全连接层设置了 RELU 激活函数, 保证模型权重在误差反向传播的过程中更新速度一致, 以加快模型的收敛。最后基于 Sigmoid 输出层以实现滑坡易发性评估。

## 2.6 模型对比

为进一步验证模型预测能力的可靠性, 将通过与机器学习方法做对比, 来评价本文构建模型的优异。选取的对比方法有 MLP、SVM 和 RF。

### (1) MLP

多层感知器是一种经典机器学习方法, 其结构通常包含输入层、多个隐藏层及输出层, 层与层间神经元都通过全连接相连。MLP 模型输入为一个向量数据, 将输入变量传入神经网络中前馈传递, 通过误差反向传播及梯度下降算法, 对神经元间的连接参数进行训练和测试, 使网络稳定有序, 从而具有决策能力<sup>[33]</sup>。

### (2) SVM

支持向量机最早是由 Vapnik 等于 1995 年提出的一种机器学习算法, 其主要思想是把线性不可分的数据映射到高维空间, 通过构造最佳决策超平面, 使最接近于平面的两种类型的采样间距达到最大, 从而实现输出变量的线性可分<sup>[33]</sup>。

### (3) RF

随机森林是一种整合多个分类器的分类结果, 并根据投票选出最优结果的机器学习算法。其基本原理是从原始数据集中有放回的随机抽取多组相同数量的样本, 构建数据子集; 再从每个样本中选取一定量的特征作为决策树的输入; 每个样本对应一个分类器, 并把每个分类的结果综合起来, 把得分最高的一组作为最后的输出<sup>[35]</sup>。

## 2.7 模型评估与验证

模型误差评估对评价模型的优劣起着非常重要的作用, 模型验证对于评估模型的预测能力和研究结果的科学性是至关重要的。本文采用 Logcosh 作为损失函数来评估模型训练过程中的损失情况, 以 AUC、Recall 和 Precision 作为评估模型的精度指标。

Logcosh 是一种更为平滑的损失函数, 利用双曲余弦来计算预测误差。它的优点在于对于很小的误差来说  $\log(\cosh(x))$  与  $(x^2)/2$  很相近, 而对于很大的误差则与  $\text{abs}(x) - \log 2$  很相近。这意味着 Logcosh 损失函数可以在拥有 MSE 优点的同时也不会受到异常值的太多影响。它拥有 Huber 的所有优点, 并且在每一个点都是二次可导的, 计算公式如(8)示。

$$L(y, y^p) = \sum_{i=1}^n \log(\cosh(y_i^p - y_i)) \quad (8)$$

为评价模型效果, 将模型生成的 LSM 与历史滑坡分布对比, 结果以混淆矩阵的形式展示, 可以将其预测结果划分为 4 种类型: 其中预测结果与实际结果都为正, 称为真阳(true positive, TP); 预测值为正, 实际值为负则称为伪阳(false positive, FP); 预测和真实的结果都是负的, 叫作“真阴”(true negative, TN); 当预测值是负值, 而实际值是正值时, 则是伪阴(false negative, FN)。

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)曲线是对不同阈值下的混淆矩阵的综合, 被广泛应用于滑坡易发性评价结果中。ROC 以未发生滑坡的单元但被预测发生滑坡单元的比例(伪阳率,  $FPR$ , 式 9)为横坐标, 以发生滑坡的单元同时被正确预测的比例(真阳率,  $TPR$ , 式 10)为纵坐标, 反映数据特异性和敏感性的连续变化。ROC 的曲线下面积(area under the curve, AUC)可以直接反映结果, 曲线越接近左上角,  $AUC$  的值越大, 表明模型分类效果越好。

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (9)$$

$$TPR/Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

$Recall$  即召回率, 表示样本被正确判定的正样本占总的正样本的比例, 衡量的是模型的查全率, 计算公式如(10)所示。

$Precision$  即准确率, 表示预测出来的正确的正样本数与预测为正样本数的比值, 衡量的是模型的查准率, 计算公式如(11)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

### 3 结果与讨论

#### 3.1 滑坡影响因子分析

通过表 2 可知, 选定的 12 种滑坡影响因子的方差膨胀因子(VIF), 其介于 1~7, 最大的 VIF 是坡度, 最小的 VIF 是坡向。T 值介于 0.1~1, 最大的 T 值是曲率(0.997), 最小的 T 值是坡向(0.15)。12 个滑坡状况因子的 VIF、T 值都符合条件( $VIF < 10$  或  $T > 0.1$ ), 具有良好的独立性, 表明本文所选因子可靠可行, 故可代入滑坡易发性评估模型, 以保证模型的准确性。

采用频比法来定量分析滑坡与影响因子之间的关系(图 7), 当频比值大于 1, 表示对滑坡有促进作用, 且随着频率比增大, 滑坡发生的概率也增大。通过图 7 得知, 在相同的影响因子下, 不同的种类对滑坡影响不同。坡度、地表粗糙度和地表起伏度跟滑坡发生之间

表 2 影响因子共线性评价表

Table 2 Evaluation of factor collinearity among conditioning factors

| 序号 | 影响因子   | VIF   | 容差    |
|----|--------|-------|-------|
| 1  | 高程     | 1.514 | 0.660 |
| 2  | 坡度     | 6.666 | 0.150 |
| 3  | 坡向     | 1.007 | 0.993 |
| 4  | 曲率     | 1.003 | 0.997 |
| 5  | 地表粗糙度  | 5.012 | 0.200 |
| 6  | 地表起伏度  | 2.148 | 0.466 |
| 7  | 到断层距离  | 1.082 | 0.924 |
| 8  | 土壤类型   | 1.071 | 0.993 |
| 9  | 沙含量    | 1.029 | 0.972 |
| 10 | 到河流距离  | 1.110 | 0.901 |
| 11 | 土地利用类型 | 1.285 | 0.778 |
| 12 | 到道路距离  | 1.070 | 0.935 |

表现出强烈的正相关关系, 随着划分等级增大, 频率比的值也逐渐增大, 这与深圳市的地形起伏大是相符的。滑坡条件因子和滑坡之间存在很强的空间分布关系, 发生滑坡可能性大的位置通常离道路和河流近, 大部分滑坡发生在离道路和河流 8 000 m 之内, 呈现出沿河流、道路分布的特征。滑坡发生的位置跟距道路的距离密切相关, 揭示了人类活动对坡向平稳性的影响。修建道路意味着坡向改变或房屋建立, 这些都是影响滑坡产生的因素, 同时也表明了后续滑坡发生对人类社会的影响。地理结构改变通常伴随着一系列的断层和褶皱, 这些地方很有可能发生滑坡。在土地利用和土壤方面,  $FR$  在灌木湿地表现较低的值, 相反, 大面积的草原和植被覆盖率高的地面被视为滑坡发生高概率的地方。

#### 3.2 滑坡影响因子重要性排序

地理探测器的研究对象为离散型变量, 因此本文在利用地理探测器分析影响因子重要性前, 首先将除土壤类型和土地利用数据以外的所有连续型数据, 依据自然断点法进行重分类离散化。由于研究区内多数滑坡面积相对较小, 在对因子重分类时, 统一划分为 5 个类别。地理探测器空间异质性分析结果如表 3 所示, 所有因子  $q$  值均大于 0.05 置信区间。空间分异性越强, 表明该因子对滑坡影响越重要, 其中, DEM 的空间分异性最强(0.322)地表起伏度次之(0.193), 坡向的空间分异性最低( $0.058 > 0.05$ ), 因此, 所选 12 种影响因子对该研究区滑坡均会产生重要的影响。

#### 3.3 滑坡易发性图

滑坡易发性图(landslide susceptibility mapping, LSM)是一个综合显示模型预测结果的可视化手段。为了更好地对比 MSCNN 模型的可视化结果, 在 ArcGIS 软件

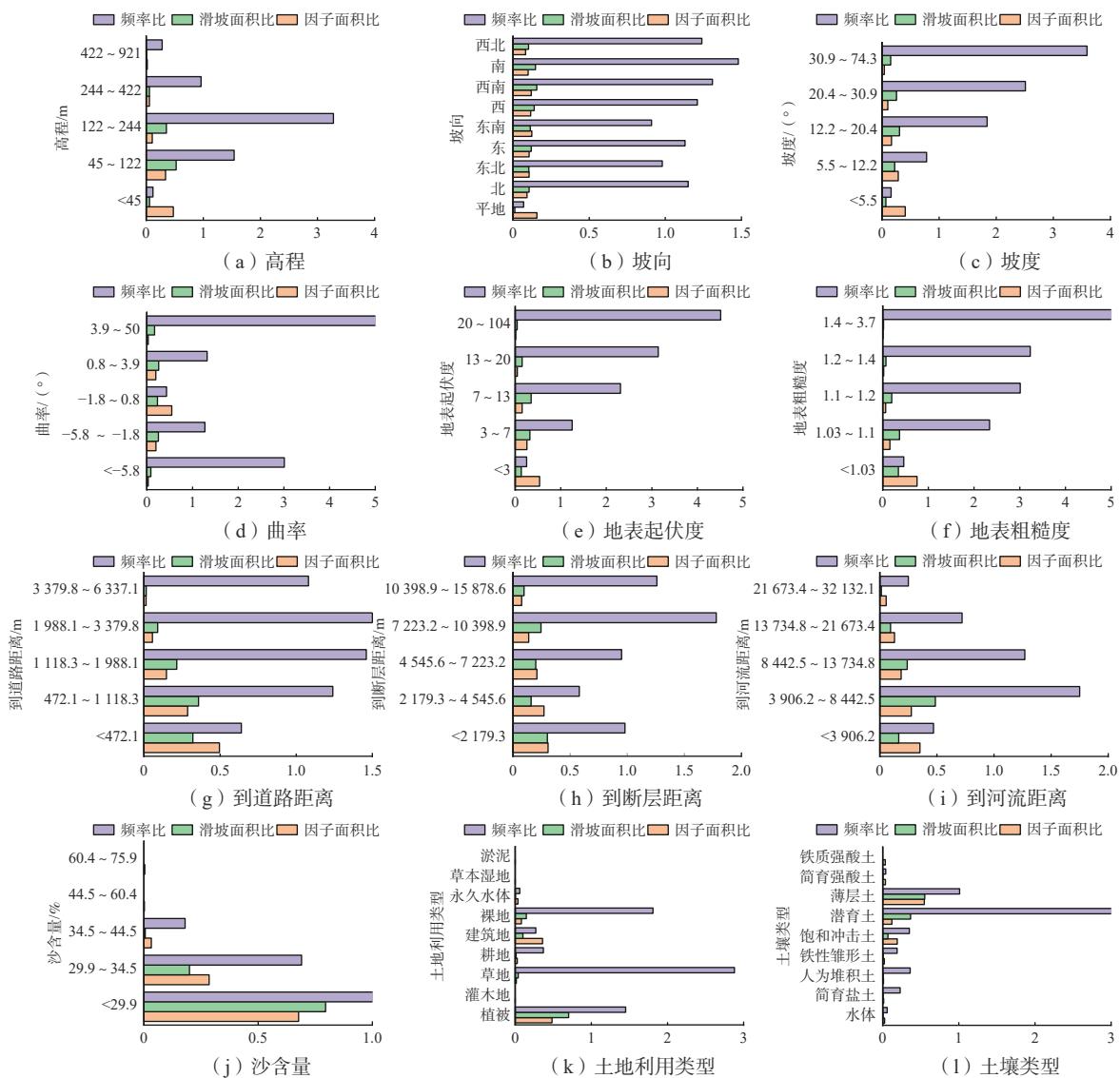


图 7 影响因子频率比值等级

Fig. 7 Frequency ratio rating chart of conditioning factors

中采用自然断点法来划分滑坡易发性等级,如图8所示。LSM的空间分布分为5种易发性区域,即非常低、低、中等、高和非常高易发性。

RF模型预测结果,图8(a)中,各类别区域差异较大,在四种方法中表现出最大的极高易发区,约占研究区的45%。但这些高易发区域存在分布广泛,无法突出典型的问题。结合建模过程分析,对于有不同取值的属性的数据,取值划分较多的属性会对RF产生较大的影响。因此,RF在这种数据上产出的属性权值是不可信的,使得RF模型的精度和结果较差。

在同样的数据条件下,SVM模型预测得到的易发性划分结果,见图8(b),较RF稍好,但极高和高易发区仍然分布广泛。从模型本身来看,SVM在二分类时,更

适合于接受同性质特征或连续特征,对多样性特征没有更好地支持。例如:土壤类型或土地利用类型等离散特征,对模型不是很友好,对模型的贡献度不大。

MLP模型预测结果,见图8(c),各类别划分区域较RF和SVM有所改善,但极高易发性区域的面积仍然占据一半以上。这结合建模过程可以看出,虽然输入的序列信息通过MLP模型中神经元之间的互连很快被学习到,但因为滑坡原始记录样本数量有限,非滑坡网格单元随机选取,不确定性高,MLP模型在有限的数据集内学习能力不足,使得MLP模型的精度和结果较差。

相比于RF、SVM和MLP模型,本文提出的MSCNN模型预测结果,见图8(d),极高易发性区域最低,而低易发性区域最高。这与一些学者<sup>[36]</sup>提出,在滑坡易发性

表3 影响因子地理探测器结果

Table 3 Results of geodetector analysis for conditioning factors

| 序号 | 影响因子   | q值    |
|----|--------|-------|
| 1  | 高程     | 0.322 |
| 2  | 坡度     | 0.185 |
| 3  | 坡向     | 0.058 |
| 4  | 曲率     | 0.073 |
| 5  | 地表粗糙度  | 0.118 |
| 6  | 地表起伏度  | 0.193 |
| 7  | 到断层距离  | 0.107 |
| 8  | 土壤类型   | 0.144 |
| 9  | 沙含量    | 0.179 |
| 10 | 到河流距离  | 0.172 |
| 11 | 土地利用类型 | 0.128 |
| 12 | 到道路距离  | 0.093 |

评估中,一个高和非常高的易发性区域仅占据研究区的小部分是相符的,这表明本文提出的MSCNN模型滑坡易发性评估模型表现出更强的学习能力。从模型架构分析,得益于本文在传统CNN模型的基础上,构建融合深浅层特征的concatenate层,能够更深层次建立滑坡与环境因子之间的映射关系。

总的来说,从滑坡易发性图来看,四种模型表现一

定的相似性,对高和极高易发性区域的划分是大致相同的,绝大多数原始滑坡均分布在四种模型预测的极高易发性区域,这表明模型对滑坡的预测结果具有一定的参考价值,可辅助决策者防范治理。综合来看,深圳市滑坡主要分布在开发建设强度最大的龙岗区,并且这与历史滑坡点的分布是一致的,这表明人类活动作用对滑坡发生产生了较大的影响,应当引起重视。在四种模型预测结果中,RF模型区分明显,具有更加丰富的纹理特征,但极高和高易发性区域分布广泛,无法突出典型的问题。相比之下,所提出的模型在滑坡位置上刻画更加准确。

为量化滑坡易发性统计结果,将各易发区的分布情况与历史滑坡面积对比,并结合滑坡影响因子分析,以对结果进行客观评价。为便于后面的统计分析,将205处滑坡通过ArcGIS工具,先转为栅格,再栅格转点共得到14 916个滑坡点。极高易发性区域主要分布在深圳市的龙岗区和宝安区,主要分布在坡度12.24°~20.41°的斜坡上,面积约为105.3 km<sup>2</sup>,占深圳市总面积的4.98%。位于该区域滑坡点数7 821个,占总滑坡点数52.45%,与该区域的易发性程度相吻合。该区域坡体较陡,植被覆盖稀疏,容易失稳发生滑坡,因此该区域的易发性高于其他区域。高易发性区域分布广泛,主要

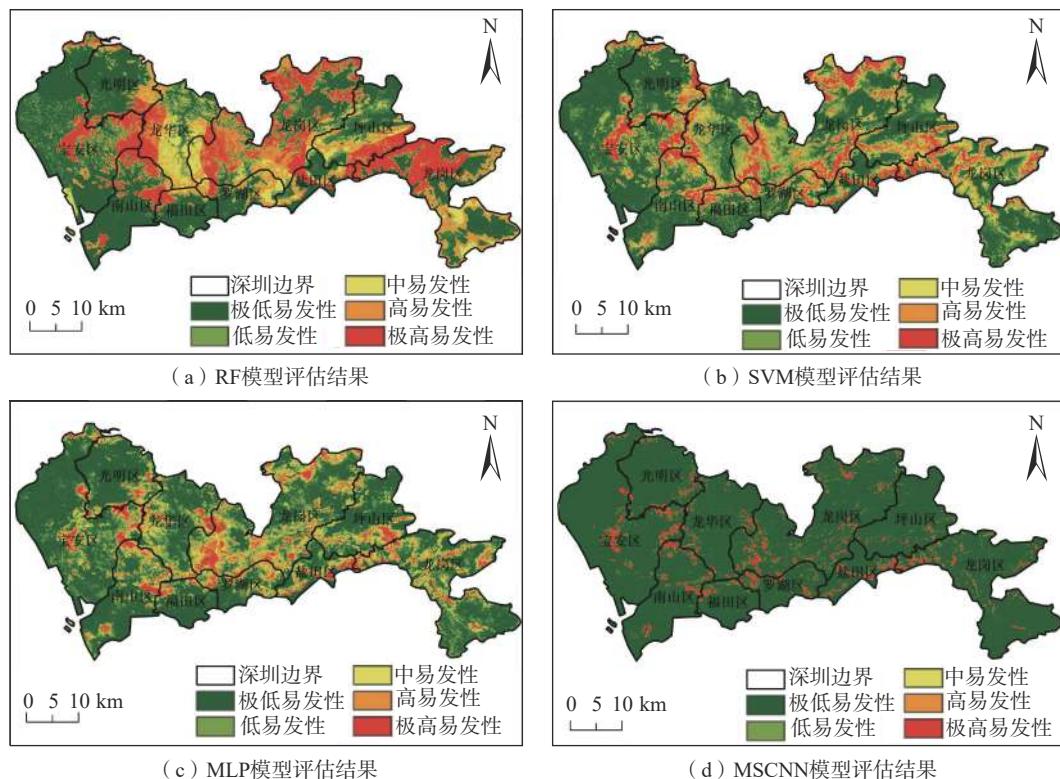


图8 深圳市滑坡易发性评估结果

Fig. 8 Landslide susceptibility assessment results for Shenzhen City

分布在深圳市的坪山区和盐田区,面积达到 $24.53\text{ km}^2$ ,占深圳市总面积的1.16%。据统计,位于该区域的滑坡灾害点共有5268个,占总滑坡灾害点的35.33%,分布较为分散、稀疏。该区域坡度较为陡峭,阴坡多于阳坡,植被覆盖度一般,多为建筑用地,距河流和道路相距不远,到断层距离较近,受人类工程活动影响较大,故也是滑坡易发的区域。中易发性区域分布较为分散,在深圳的各个区均有分布,面积达到 $23.68\text{ km}^2$ ,占深圳市总面积的1.12%。位于该区域的滑坡灾害点有903个,占总滑坡灾害点6.06%。该区域植被覆盖度较为集中,土壤类型多为潜育土,土地利用类型以裸地为主,部分为草地植被,距河流和道路10 000 m左右,但距离断层较近,受断层影响的可能性较大,故滑坡易发程度适中。低易发性区域分布较为集中,主要分布在深圳市的光明区,面积达到 $36.37\text{ km}^2$ ,占深圳市总面积的1.72%。据统计,位于该区域的滑坡灾害点有834个,占总滑坡灾害点5.59%。该区域坡度较为平缓,坡向多为阳坡,植被覆盖度良好,土壤紧实,沙含量低,地表粗糙度和地表起伏度较高,土壤类型以潜育土为主。到断层、

河流和道路的距离较远,受人为干涉影响较低,故对滑坡易发性程度不高。极低易发性区域分布较为广泛集中,占据了深圳市的大部分区域,面积高达 $1924.87\text{ km}^2$ ,占深圳市总面积的91.02%。位于该区域的滑坡灾害点有86个,占总滑坡灾害点0.58%。该区域在坡度 $0^\circ \sim 5.54^\circ$ ,坡度平缓;坡向以阳坡为主,植被覆盖率高,曲率高,以凹轮廓为主,沉积占优势;地表粗糙度和地表起伏度高,受滑坡影响小;含沙量低,距河流、道路和断层距离甚远,均在20 000 m以上,且人类工程活动少,因此自然条件破坏小,不易发生滑坡,故对滑坡的易发性极低。

### 3.4 模型评估与精度分析

使用构建的MSCNN模型进行易发性预测,将数据集按照7:3的比例分为训练数据集和测试数据集。首先,将训练数据集输入MSCNN以挖掘滑坡影响因子和历史滑坡之间隐藏的关系。然后,模型的表现和预测能力通过使用训练和测试数据集来验证。模型的优异可通过查看损失函数曲线和评价指标曲线随迭代次数增加的变化情况,如图9所示。从图中可以得知,模型损

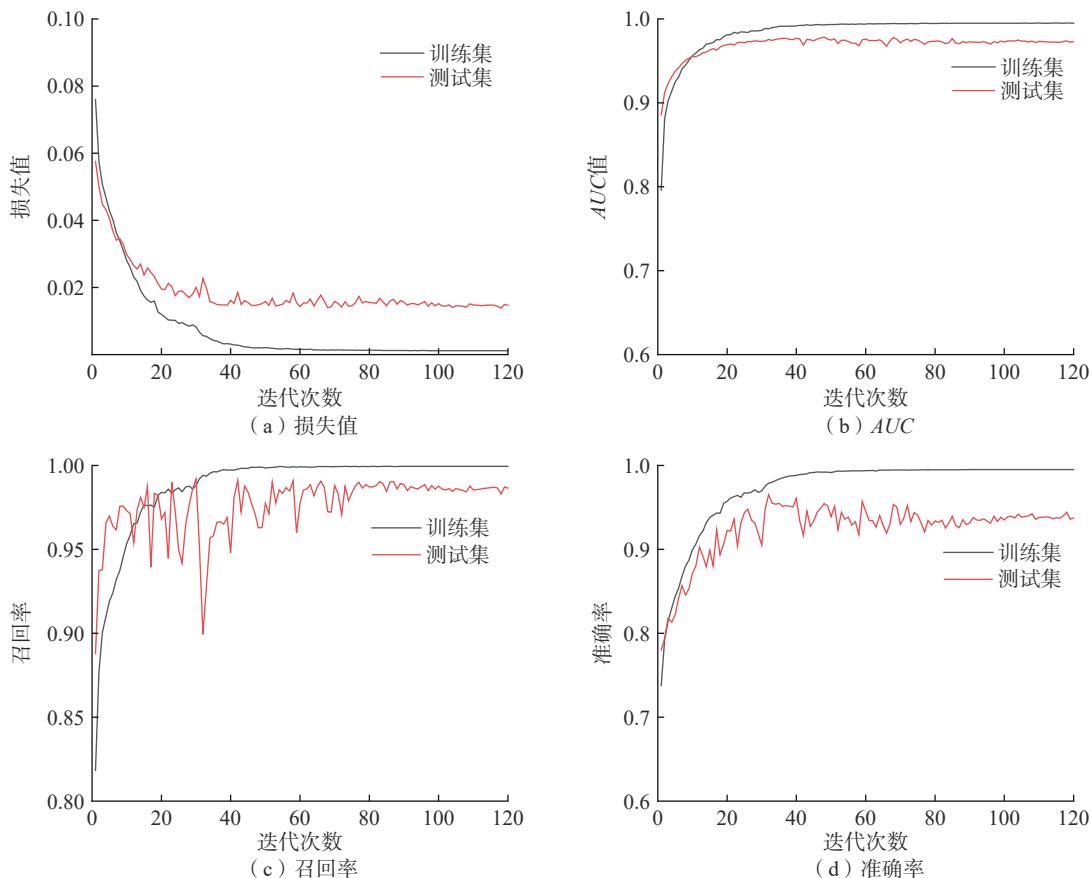


图9 MSCNN模型精度评价曲线

Fig. 9 MSCNN model accuracy evaluation curve

失函数 Logcosh 的整体损失值在训练到第 20 个 Epoch 的时候急剧下降, 最终稳定在 0.0011 左右, AUC 上升到 0.9952 左右基本稳定。当模型训练稳定后, 召回率 (Recall) 为 0.9995, 准确率 (Precision) 达到 0.9953。从以上评价指标来看本文构建的模型具有较好的预测能力和高的预测精度, 能够充分挖掘滑坡与影响因子之间的映射关系, 具有较强的稳健性。

MSCNN 模型主要思想是在不同尺度下分别建立卷积层和池化层, 以提取到数据的局部和全局特征, 并将它们融合在一起, 得到更丰富和表达能力更强的特征表示。从图 8 模型预测结果来看, RF、SVM 和 MLP 模型所预测的极高和高易发区域分布广泛, 无法突出典型的问题。相比于 RF、SVM 和 MLP 模型, 本文提出 MSCNN 预测结果中, 极高易发性区域最低, 而低易发性区域最高。相比之下, 所提出的模型在滑坡位置上描述更加准确。从图 9 模型训练过程得知, 模型在第 20 次迭代训练时已基本完成收敛, 并且模型的训练损失值保持在 0.02 以下, 召回率和准确率均在 0.9 以上, 表明本文提出的 MSCNN 滑坡易发性评估模型收敛速度快, 表现出更为强大的特征学习能力。模型的表现能力, 可通过采用 AUC 指标来衡量模型的优异。从图 10 中可以得知, 本文构建的 MSCNN 模型具有最高的 AUC 值, 达到 0.99。其他三种模型的 AUC 值都比新构建的模型低。相比于其他三种模型, 新构建的模型预测滑坡易发性最优。对于滑坡的预防和控制来说, 绘制高精度和可靠稳定的 LSM 是至关重要的。为进一步验证模型预测结果的可

靠性, 可通过多期高精度遥感影像来验证本文构建模型所预测高敏感性区是否具有滑坡灾难。为更好展示观测结果, 选定一块未在滑坡编目中出现的滑坡区域来评估模型的精度。图 11 是选定区域的 LSM 和卫星图。从谷歌卫星影像得知滑坡事件发生在 2022 年 8 月。除此之外, MSCNN 模型预测该区域是高敏感性区域, 而 RF 和 MLP 模型预测该区域是低敏感性区域, SVR 模型预测该区域是中敏感性区域。提出的模型能够高效预测滑坡的位置, 这对滑坡预防和管理具有重要意义。综上得知, 本文提出的 MSCNN 模型相较于 MLP、SVM 和 RF 模型具有更好的泛化能力和可迁移性, 可适用于与研究区有相同地理环境的地区。

### 3.5 影响因子的易发性

由图 8 得知, 本文构建的 MSCNN 模型对滑坡隐患

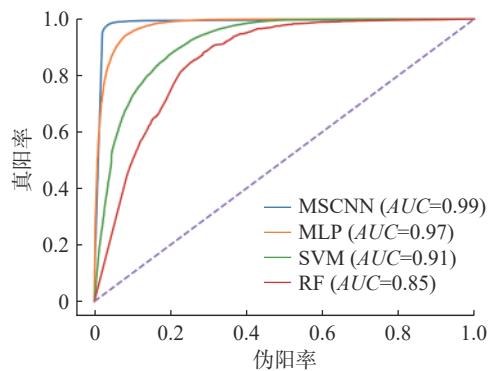


图 10 四种模型的受试者工作特征曲线

Fig. 10 Receiver operating characteristic (ROC) curves of the four models

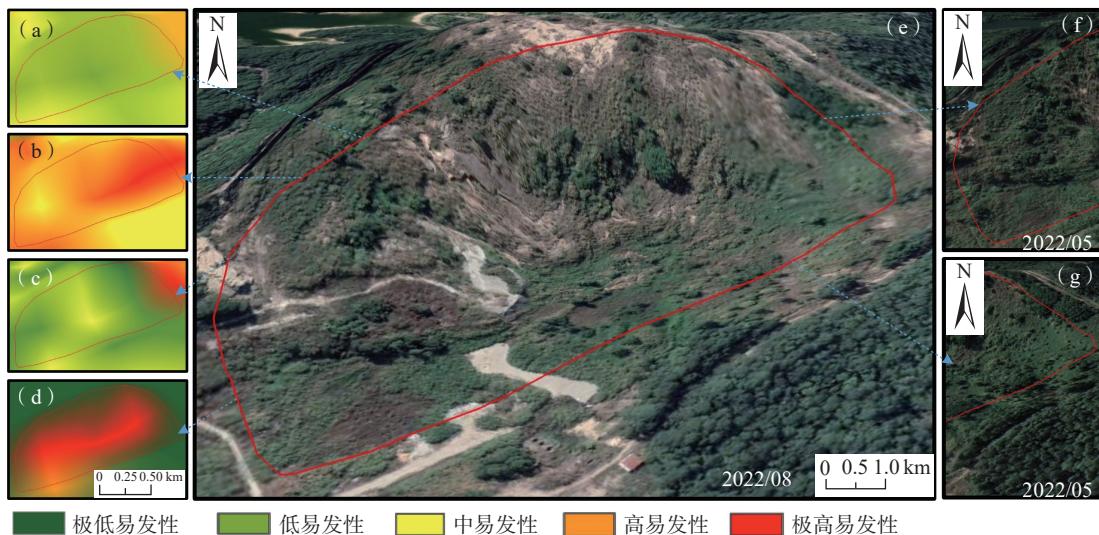


图 11 谷歌地球图像调查结果

Fig. 11 Evaluation of prediction performance based on google earth image

注: (a) 为 RF; (b) 为 SVM; (c) 为 MLP; (d) 为 MSCNN; (e)(f)(g) 为谷歌地球图像。

预测,相较于其他3种模型,具有良好的识别效果。因此,为便于未来滑坡隐患的防范与治理,统计MSCNN

模型预测结果在不同滑坡影响因子上的分布,以找出影响滑坡发生的主控因子,如图12所示。

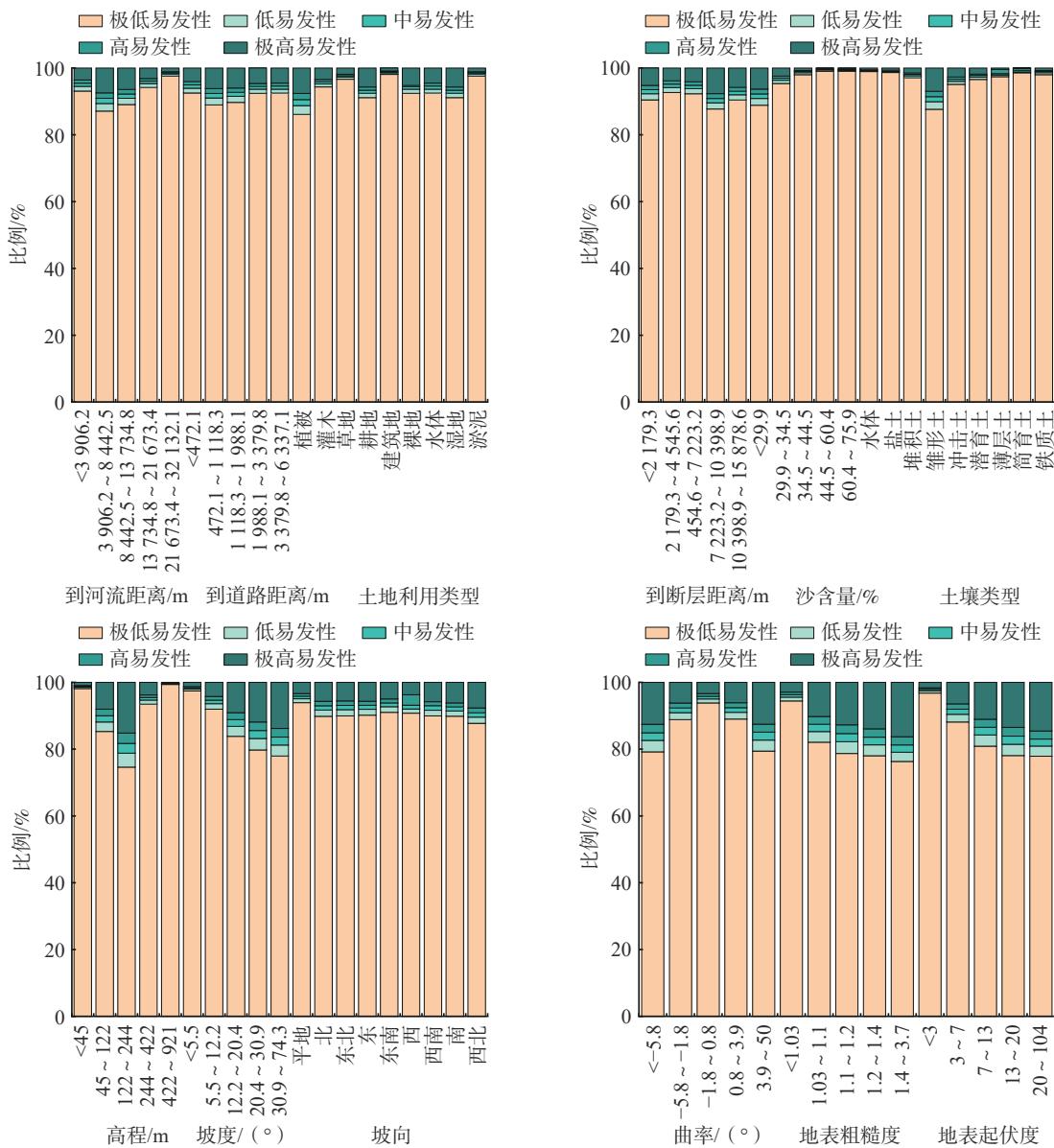


图12 不同滑坡易发性在不同影响因子面积中的比重

Fig. 12 Proportion of different levels of landslide susceptibility in areas of different conditioning factors

从图12中得知,坡度、地表粗糙度和地表起伏度与滑坡发生之间表现出强烈的正相关关系。因为,随着因子的划分等级升高,极高和高易发区的占比也在逐渐增大,这与历史滑坡点的分布占比是一致的。这一现象的出现可以解释为,在古滑坡与新预测的滑坡的发生诱因中,坡度、地表粗糙度和地表起伏度始终起着关键的作用,成为影响滑坡发生的主控因子。此外,滑坡发生与距河流和道路距离也表现出相关关系,因为预测的“极高”和“高”易发区域分布在距河流和道路距离近的

区域,并呈现出沿道路和河流分布的特征。这也进一步反映出深圳市地表形态、地质环境由于人类活动而遭到破坏失衡。特别是在山坡坡脚地段修建房屋、道路以及堆填加载等,改变了坡体地质构造,地表变得支离破碎,使斜坡承载不了过大重量,失去平衡而沿软弱面下滑,进而诱发滑坡。因此,在后续滑坡的防范与治理中,应当对人类工程活动引起足够的重视。

### 3.6 不同场景下提出模型的应用

为验证所提出模型的泛化能力和可迁移性,本文选

取甘肃省兰州市西固区及安宁区部分区域进行模型验证, 如图 13 所示。其中图 13(a)表示模型的标签, 13(b)为 MSCNN 模型滑坡易发性评估结果。对比两者可以发现, 所构建的 MSCNN 模型能够精确识别滑坡的位

置。因此, 本文构建的 MSCNN 模型特征学习能力强, 能够深度挖掘滑坡与影响因子之间的关系, 模型具有一定的泛化能力和可迁移性。

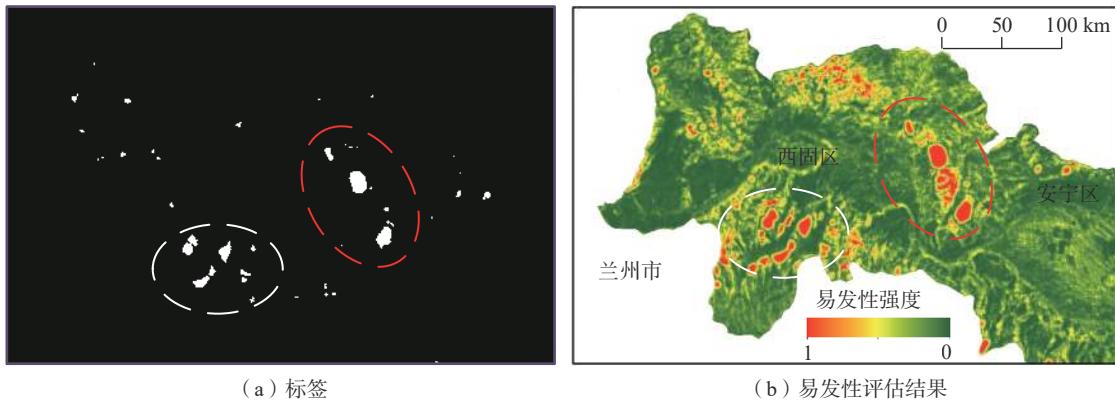


图 13 模型验证结果

Fig. 13 Results of model validation

#### 4 结论

(1) 本文提出了一种能够顾及深浅层特征的 MSCNN 网络模型, 扩大了感受野, 捕获了滑坡因子更加细节的信息。构建的 MSCNN 模型具有最高的 *AUC* 值, 达到 0.99, 相比于 RF、SVM 和 MLP 模型, 新提出的 MSCNN 模型预测滑坡易发性最优, 降低了虚警率和漏警率, 提高了滑坡易发性评估的可靠性。

(2) 坡度、地表粗糙度和地表起伏度是影响深圳市滑坡发生的主控因子。深圳市滑坡极低易发性区域面积达到  $1924.87 \text{ km}^2$ , 占深圳市总面积的 91.02%; 低易发性区域面积达到  $36.37 \text{ km}^2$ , 占深圳市总面积的 1.72%; 中易发性区域面积达到  $23.68 \text{ km}^2$ , 占深圳市总面积的 1.12%; 高易发性区域面积达到  $24.53 \text{ km}^2$ , 占深圳市总面积的 1.16%; 极高易发性区域面积达到  $105.3 \text{ km}^2$ , 占深圳市总面积的 4.98%, 主要分布在坡体较陡、植被覆盖稀疏和人类工程活动频繁的龙岗区。

#### 参考文献(References):

- [1] 葛大庆, 戴可人, 郭兆成, 等. 重大地质灾害隐患早期识别中综合遥感应用的思考与建议 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 949–956. [ GE Daqing, DAI Keren, GUO Zhaocheng, et al. Reflections and suggestions on the application of integrated remote sensing in the early identification of major geological hazard potential [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 949–956. (in Chinese with English abstract) ]
- [2] 刘帅, 王涛, 曹佳文, 等. 基于优化随机森林模型的降雨群发滑坡易发性评价研究——以西秦岭极端降雨事件为例 [J/OL]. 地质通报(2024-01-19) [2024-03-15]. [ LIU Shuai, WANG Tao, CAO Jiawen, et al. A case study on susceptibility assessment of precipitation-induced mass landslides based on optimal random forest model, west Qinling Mountains [J/OL]. Geological Bulletin of China, (2024-01-19) [2024-03-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4648.P.20240118.1821.002.html>. (in Chinese with English abstract) ]
- [3] 冉涛, 徐如阁, 周洪福, 等. 雅砻江流域深切河谷区滑坡类型、成因及分布规律——以子拖西—麻郎错河段为例 [J]. 中国地质, 2024, 51(2): 511–524. [ RAN Tao, XU Ruge, ZHOU Hongfu, et al. Type, formation mechanism and distribution regularity of landslides in the deeply incised valley area of Yalong River Basin: A case study of Zituozi–Malangcuo river section [J]. Geology in China, 2024, 51(2): 511–524. (in Chinese with English abstract) ]
- [4] 朱庆, 曾浩伟, 丁雨淋, 等. 重大滑坡隐患分析方法综述 [J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1551–1561. [ ZHU Qing, ZENG Haowei, DING Yulin, et al. A review of major potential landslide hazards analysis [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(12): 1551–1561. (in Chinese with English abstract) ]
- [5] 陶伟, 胡晓波, 姜元俊, 等. 颗粒粒径对滑坡碎屑流动力特征及能量转化的影响——以四川省三溪村滑坡为例 [J]. 地质通报, 2023, 42(9): 1610–1619. [ TAO Wei, HU Xiaobo, JIANG Yuanjun, et al. Influence of particle size on dynamic characteristics and energy conversion of debris flow in landslide: A case study of Sanxicun landslide in Sichuan

- Province [ J ]. Geological Bulletin of China, 2023, 42(9): 1610–1619. ]
- [ 6 ] 桑凯.近60年中国滑坡灾害数据统计与分析 [ J ].科技传播, 2013, 5(10): 129. [ SANG Kai. Statistics and analysis of landslide disasters in China in the last 60 years [ J ]. Public Communication of Science & Technology, 2013, 5(10): 129. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 7 ] 李振洪,宋闯,余琛,等.卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用:挑战与对策 [ J ].武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 967–979. [ LI Zhenhong, SONG Chuang, YU Chen, et al. Satellite radar remote sensing in landslide hazard detection and monitoring: Challenges and countermeasures [ J ]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 967–979. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 8 ] FANG Zhice, WANG Yi, PENG Ling, et al. Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping [ J ]. Computers and Geosciences, 2020, 139: 104470.
- [ 9 ] 杨金山,王常效.韧性城市建设的深圳实践与展望 [ J ].特区实践与理论, 2022(2): 79–84. [ YANG Jinshan, WANG Changxiao. Shenzhen practice and prospects for resilient city building [ J ]. Practice and Theory of Sezs, 2022(2): 79–84. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 10 ] CHEN Wei, POURGHASEMI H R, PANAH M, et al. Spatial prediction of landslide susceptibility using an adaptive neuro-fuzzy inference system combined with frequency ratio, generalized additive model, and support vector machine techniques [ J ]. Geomorphology, 2017, 297: 69–85.
- [ 11 ] 刘传正.深圳红坳弃土场滑坡灾难成因分析 [ J ].中国地质灾害与防治学报, 2016, 27(1): 1–5. [ LIU Chuanzheng. Genetic mechanism of landslide tragedy happened in Hong'ao dumping place in Shenzhen, China [ J ]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2016, 27(1): 1–5. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 12 ] 高杨,卫童瑶,李滨,等.深圳“12·20”渣土场远程流化滑坡动力过程分析 [ J ].水文地质工程地质, 2019, 46(1): 129–138. [ GAO Yang, WEI Tongyao, LI Bin, et al. Dynamics process simulation of long Run-out catastrophic landfill flowslide on December 20th, 2015 in Shenzhen, China [ J ]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2019, 46(1): 129–138. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 13 ] 朱庆,张曼迪,丁雨淋,等.环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法 [ J ].武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1431–1440. [ ZHU Qing, ZHANG Mandi, DING Yulin, et al. A fuzzy logic analysis method for regional landslide sensitivity with spatial feature constraints of environmental factors [ J ]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(10): 1431–1440. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 14 ] 刘福臻,王灵,肖东升.机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用 [ J ].中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(6): 98–106. [ LIU Fuzhen, WANG Ling, XIAO Dongsheng. Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation [ J ]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(6): 98–106. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 15 ] 何书,鲜木斯艳·阿布迪克依木,胡萌,等.基于自组织特征映射网络-随机森林模型的滑坡易发性评价——以江西大余县为例 [ J ].中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(1): 132–140. [ HE Shu, ABUDIKEYIMU XMSY, HU Meng, et al. Evaluation on landslide susceptibility based on self-organizing feature map network and random forest model: A case study of Dayu County of Jiangxi Province [ J ]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(1): 132–140. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 16 ] 贾雨霏,魏文豪,陈稳,等.基于SOM-I-SVM耦合模型的滑坡易发性评价 [ J ].水文地质工程地质, 2023, 50(3): 125–137. [ JIA Yufei, WEI Wenhao, CHEN Wen, et al. Landslide susceptibility assessment based on the SOM-I-SVM model [ J ]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2023, 50(3): 125–137. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 17 ] HUANG Faming, CAO Zhongshan, GUO Jianfei, et al. Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping [ J ]. Catena, 2020, 191: 104580.
- [ 18 ] 王毅,方志策,牛瑞卿,等.基于深度学习的滑坡灾害易发性分析 [ J ].地球信息科学学报, 2021, 23(12): 2244–2260. [ WANG Yi, FANG Zhice, NIU Ruiqing, et al. Landslide hazard susceptibility analysis based on deep learning [ J ]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(12): 2244–2260. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 19 ] 蒋万钰,陈冠,孟兴民,等.基于卷积神经网络模型的区域滑坡敏感性评价——以川藏铁路沿线为例 [ J ].兰州大学学报(自然科学版), 2022, 58(2): 203–211. [ JIANG Wanyu, CHEN Guan, MENG Xingmin, et al. Regional landslide sensitivity evaluation based on convolutional neural network model: An example along the Sichuan-Tibet Railway [ J ]. Journal of Lanzhou University(Natural Sciences), 2022, 58(2): 203–211. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 20 ] 赵占鳌,王继周,毛曦,等.多维CNN耦合的滑坡易发性评价方法 [ J ].武汉大学学报(信息科学版), (2023-04-12)[2023-04-21]. [ ZHAO Zhanao, WANG Jizhou, MAO Xi, et al. A multi-dimensional CNN coupled landslide susceptibility assessment method [ J ]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, (2023-04-12)[2023-04-21]. <https://doi.org/10.13203/j.whugis20220325>. (in Chinese with English abstract) ]

- [ 21 ] HE Yi, ZHAO Zhan'ao, YANG Wang, et al. A unified network of information considering superimposed landslide factors sequence and pixel spatial neighbourhood for landslide susceptibility mapping [ J ]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104: 102508.
- [ 22 ] 李粮纲, 徐玉胜, 江辉煌, 等. 深圳地区地质环境特征与地质灾害防治 [ J ]. 安全与环境工程, 2007(4): 28–31. [ LI Lianggang, XU Yusheng, JIANG Huihuang, et al. Characteristics of the geological environment and prevention of geological hazards in Shenzhen [ J ]. Safety and Environmental Engineering, 2007(4): 28–31. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 23 ] 李丹彤. 深圳市地质灾害防治管理研究 [ D ]. 深圳: 深圳大学, 2017. [ LI Dantong. Study on the management of geological disaster prevention and control in Shenzhen [ D ]. Shenzhen: Shenzhen University, 2017. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 24 ] 崔玉龙, 傅贵, 郭鸿, 等. 基于谷歌影像的新疆典型黄土区滑坡分布分析 [ J ]. 陕西理工大学学报(自然科学版), 2020, 36(2): 51–56. [ CUI Yulong, FU Gui, GUO Hong, et al. Analysis of landslide distribution in typical loess areas of Xinjiang based on Google images [ J ]. Journal of Shaanxi University of Technology(Natural Science Edition), 2020, 36(2): 51–56. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 25 ] BUI D T, PRADHAN B, LOFMAN O, et al. Spatial prediction of landslide hazards in Hoa Binh Province (Vietnam): A comparative assessment of the efficacy of evidential belief functions and fuzzy logic models [ J ]. Catena, 2012, 96: 28–40.
- [ 26 ] 陈学兄. 基于遥感与GIS的中国水土流失定量评价 [ D ]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2013. [ CHEN Xuexiong. Quantitative evaluation of soil erosion in China based on remote sensing and GIS [ D ]. YANG Ling: Northwest Agriculture and Forestry University, 2013. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 27 ] 王文辉. 联合SBAS-InSAR与机器学习的滑坡隐患识别——以兰州市为例 [ D ]. 兰州: 兰州交通大学, 2021. [ WANG Wenhui. Combined SBAS-InSAR and machine learning for landslide hazard identification [ D ]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2021. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 28 ] HE Sanwei, PAN Peng, DAI Lan, et al. Application of kernel-based Fisher discriminant analysis to map landslide susceptibility in the Qingshan River delta, Three Gorges, China [ J ]. Geomorphology, 2012, 171/172: 30–41.
- [ 29 ] 张玉芳, 齐明柱, 马华. 深圳市边坡病害及其防治 [ J ]. 岩石力学与工程学报, 2006, (增刊2): 3412–3421. [ ZHANG Yufang, QI Mingzhu, MA Hua. Slope diseases and prevention in Shenzhen [ J ]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, (Sup 2): 3412–3421. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 30 ] 李利峰, 张晓虎, 邓慧琳, 等. 基于熵指数与逻辑回归耦合模型的滑坡灾害易发性评价——以蓝田县为例 [ J ]. 科学技术与工程, 2020, 20(14): 5536–5543. [ LI Lifeng, ZHANG Xiaohu, DENG Huilin, et al. Landslide hazard susceptibility evaluation based on entropy index and logistic regression coupled model: Lantian County as an example [ J ]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(14): 5536–5543. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 31 ] 何书, 胡萌, 杨志华, 等. 基于模糊频率比与熵指数的滑坡易发性评价——以崇义县为例 [ J ]. 有色金属科学与工程, 2022, 13(4): 80–90. [ HE Shu, HU Meng, YANG Zhihua, et al. Landslide susceptibility evaluation based on fuzzy frequency ratio and entropy index: An example from Chongyi County [ J ]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2022, 13(4): 80–90. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 32 ] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望 [ J ]. 地理学报, 2017, 72(1): 116–134. [ WANG Jinfeng, XU Chengdong. Geodetector: Principles and prospects [ J ]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116–134. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 33 ] 王志恒, 胡卓玮, 赵文吉, 等. 基于多层感知器模型的区域滑坡敏感性评价研究——以四川低山丘陵区为例 [ J ]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(5): 691–698. [ WANG Zhiheng, HU Zhuowei, ZHAO Wenji, et al. A study on regional landslide sensitivity evaluation based on multi-layer perceptron model: An example of low mountain hilly area in Sichuan [ J ]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2015, 35(5): 691–698. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 34 ] 王卫东, 刘攀, 龚陆. 基于支持向量机模型的四川省滑坡灾害易发性区划 [ J ]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(5): 1194–1200. [ WANG Weidong, LIU Pan, GONG Lu. Landslide hazard susceptibility zoning in Sichuan Province based on support vector machine model [ J ]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(5): 1194–1200. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 35 ] 黄发明, 胡松雁, 同学涯, 等. 基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别 [ J ]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 79–90. [ HUANG Faming, HU Songyan, YAN Xueya, et al. Machine learning-based predictive modeling of landslide susceptibility and its master control factor identification [ J ]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 79–90. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 36 ] HONG H, TSANGARATOS P, ILIA I, et al. Introducing a novel multi-layer perceptron network based on stochastic gradient descent optimized by a meta-heuristic algorithm for landslide susceptibility mapping [ J ]. Sci Total Environ, 2020, 742: 140549.