



栅格DEM微地形分类的卷积神经网络法

周访滨^{1,2} 邹联华¹ 刘学军³ 孟凡一¹

1 长沙理工大学交通运输工程学院,湖南 长沙,410114

2 特殊环境道路工程湖南省重点实验室(长沙理工大学),湖南 长沙,410114

3 南京师范大学地理科学学院,江苏 南京,210023

摘要:针对传统规则化知识的栅格数字高程模型(digital elevation model, DEM)微地形分类方法自动化程度低、分类不完全等缺陷,构建了一种适用于栅格DEM微地形自动分类的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型。借助该模型具有自动深入学习样本数据和挖掘隐含分类信息的优势,提出了栅格DEM微地形分类的卷积神经网络方法并创建了其自动化实现流程。以山体部位分类为典型样例进行实验验证分析,实验结果统计显示:在山体部位分出的山顶、山肩、背坡、麓坡、趾坡和冲积地6类微地形中,分类精准程度最高的为冲积地,最低的为趾坡,准确率分别达到了99.64%和92.95%;栅格DEM数据的像元大小影响其分类准确率,5 m×5 m的栅格DEM比2.5 m×2.5 m和10 m×10 m更适应山体部位分类的卷积神经网络法。

关键词:地形分类;栅格数字高程模型;卷积神经网络;山体部位

中图分类号:P237

文献标志码:A

数字高程模型(digital elevation model, DEM)是地表形态的数字化表达^[1],在国民生产实践中发挥着重要的作用。基于栅格DEM的微观地形分类是数字地形分析的重要研究内容^[2],在土壤学、城市规划、土木工程、军事、外交等方面有着广阔的应用前景。

文献[3]利用纵坡面的坡度、坡长和坡宽将山体地形划分为山顶、山肩、背坡、麓坡、趾坡和冲积地,开创了山体微观地形分类体系,文献[4]根据文献[3]的分类体系利用坡度和曲率制定更为详细的分类方案^[3-4]。周访滨等^[5-6]依据数字地形分析理论框架,考虑地貌类型的空间结构特征,改进了文献[4]的分类决策方案,并以黄土高原栅格DEM数据通过叠加分析实现了微地形的自动分类。但是,这种传统规则化知识的栅格DEM微地形分类方法存在自动化程度低、分类残缺等缺陷。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)在测绘学科领域备受关注,李德仁^[7]呼吁面对大数据时代的到来,急需增强地球空间信息学数据处理的时效性与智能化水平;龚健雅^[8]认为在人工智能迅速发展的大环境下,测绘

遥感既是机遇又是挑战;刘经南等^[9]从人工智能的内涵、历程和趋势出发,分析了智能时代测绘与位置服务领域面临的挑战与机遇;熊伟^[10]从人工智能发展趋势及其对测绘科技发展已有影响的基础上,阐述了人工智能与传统测绘技术融合发展下的未来智能化测绘发展趋势。同时,人工智能引发的智能化测绘模式正逐渐蔓延^[11],深度学习领域中的卷积神经网络发展迅速,因其具有的特殊结构,已广泛应用于遥感图像分类^[12]、地貌识别和情感分类^[13]等领域。在地形地貌分类方面,秦承志等^[14-16]从地理学视角提出了一种基于相似度的模糊坡位分类方法,并综合分析了已有的地貌自动分类方法^[17],王磊等^[18]利用随机森林算法实现模糊坡位分类,这些研究为人工智能应用于地形地貌自动分类提供了新思路。

本文尝试将卷积神经网络算法引入栅格DEM的微地形自动分类,以改善分类结果的完整性,并尝试减少传统地形分类繁琐的叠加分析过程及提高地形自动分类的泛化能力。

收稿日期:2020-06-15

项目资助:国家自然科学基金(41671446,41371421);特殊环境道路工程湖南省重点实验室(长沙理工大学)开放基金(kfj140502);长沙理工大学学术学位研究生科研创新项目(CX2020SS17)。

第一作者:周访滨,博士,主要研究方向为数字地形分析。Arthur1975@126.com

通讯作者:刘学军,博士,教授。liuxuejun@njnu.edu.cn

1 微地形分类相关知识

1.1 微地形分类决策方案

分类体系和分类指标是微观地形分类的基础和核心,分类体系的完备性和分类指标的科学性直接影响着分类的质量。微观地形分类在不同的学科领域中形成了不同的分类体系和分类指标,基于栅格 DEM 的微观地形分类中应用最为广泛的是文献[3]的地形分类体系,该体系从 DEM 上提取微观地形因子诸如坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、坡度变率和坡向变率等为分类指标,再根据分类指标组合形成科学合理表达微地形类别特征的分类决策方案。本研究采用文献[5]中的山体部位分类决策方案,该方案以文献[3]的地形地貌分类体系为雏形,参考文献[4]的表述形式,并以坡度、平面曲率和剖面曲率为分类指标,改进了原有山体部位分类决策方案存在的缺陷^[5]。

1.2 微地形分类可用的 AI 方法

AI 技术的快速发展为微地形的自动分类提供了新的研究方向,如随机森林(random forest, RF)、(back propagation, BP) 神经网络和卷积神经网络等,这些算法都能自动深入学习输入数据集的数据特征,挖掘微地形中的隐含知识并识别地形类型,这些算法的突破式发展为 AI 应用于微地形的自动分类提供了基础。

RF 是一种统计学习理论,大量的理论和实证研究都证明了 RF 具有很高的预测准确率,对异常值和噪声具有很好的容忍度,且不容易出现过拟合^[19]。但是 RF 存在对少量数据集和低维数据集的分类适应性不强和计算速度比单个的决策树慢等缺陷。BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,有高度自学习能力和很强的泛化能力。但 BP 神经网络存在易陷入局部极小值、网络收敛速度慢、隐含层神经元个数无法确定等问题^[20]。卷积神经网络具有局部连接、权值共享和降采样等特点。其中,局部连接和权值共享降低了参数量,减少了模型复杂度;而降采样则进一步降低了输出参数量,并赋予模型对轻度畸变的容忍性,提高了模型的泛化能力^[21],但是实现过程相对比较复杂,训练需要更长时间。

1.3 卷积神经网络

卷积神经网络是深度学习领域的重要研究分支,是根据生物学上感受野机制提出的一种前

馈神经网络^[22-23]。卷积神经网络的基本结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层构成^[23]。卷积层由多个特征面组成,每个特征面由多个神经元组成,它的每一个神经元通过卷积核与上一层特征面的局部区域相连^[21]。卷积核是一个权值矩阵,卷积层通过卷积操作提取输入层的数据特征。卷积层的形式为:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中, l 为当前层; b 为当前层的偏置; k 为卷积核; M_j 为第 j 个卷积核对应的卷积窗口, 激活函数通常采用 Sigmoid、Tanh 或 ReLU 等函数。池化层的输入层是卷积层, 池化层旨在通过降低特征面的分辨率来获得具有空间不变性的特征^[24], 起到二次提取特征的作用。池化主要包含两种形式: 均值池化和最大值池化, 为了减少有用信息的损失, 一般采用 2×2 的滤波器大小。全连接层中的每个神经元与其前一层的所有神经元进行全连接。全连接层可以整合卷积层或者池化层中具有类别区分性的局部信息^[25]。

2 基于卷积神经网络的微地形分类

2.1 卷积神经网络与微地形分类

利用卷积神经网络具有挖掘数据集隐含知识的优势,与微地形数据相结合,使之自动深入学习微地形数据集的特征并实现微地形的自动分类。本研究提取实验区栅格 DEM 的平面曲率、剖面曲率、坡度和高程为数据集,按照决策表与先验知识将样本数据集的山体部位地形分为 6 类,根据卷积神经网络的数据要求和数据集的特征构建一个卷积层,其中,20 个卷积核,卷积的大小为 2×2 ,输入的维度为 4×4 。研究表明,ReLU 函数在训练多层神经网络时更容易收敛,并且预测性能更好^[26],因此,本研究卷积神经网络的激活函数选用 ReLU 函数,同时,使用 Softmax 函数保证输出结果的概率之和为 1。通过卷积神经网络模型将山体地形自动划分为山顶、山肩、背坡、麓坡、趾坡和冲积地 6 类。

2.2 分类方法与流程

基于卷积神经网络在分类上的优势和微观地形分类的研究成果,构建了基于卷积神经网络的微观地形自动分类模型,并选用栅格 DEM 为源数据实现了卷积神经网络微地形分类。分类流程如图 1 所示。首先,依据分类决策方案及先验知识提取典型样本数据集;其次,对样本数据

集中的训练集部分进行训练,使之自动学习训练集的数据特征,确定好训练模型,并使用测试集对模型进行精度评价,模型达到精度要求后,再次输入新的微观地形因子对该模型进行泛化,输出对地形分类的结果,即利用该模型在包含样本区的试验区内实现更多栅格DEM数据的山体部位自动分类;最后,对分类结果进行分析。

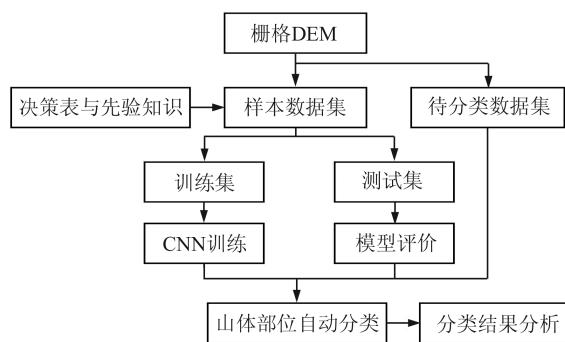


图1 基于卷积网络的微地形分类流程图

Fig.1 Flowchart of Grid DEM Micro Landform Classification Based on Convolutional Neural Network

2.3 模型建立与精度评价

本研究应用卷积神经网络算法实现栅格DEM微地形自动分类,在Python 3.7平台上加载Keras进行模型的训练与测试。Keras是一个高层神经网络应用程序编程接口(application programming interface, API),基于Tensorflow、The-

ano及CNTK后端,由纯Python编写而成。由于Keras提供一致而简洁的API,能够极大地减少一般应用下用户的工作量,同时,其网络层、损失函数、优化器、初始化策略、激活函数、正则化方法是独立的模块,便于用户来构建自己的模型^[26]。

首先,构建模型需要确定网络深度、卷积核数目和大小等参数;然后,选择ReLU函数作为模型的激活函数,并对学习率和训练次数等参数进行调节;最后,对样本区的训练集进行训练。用典型样本点建立的卷积神经网络模型总体精度为97.95%,表明卷积神经网络能够自动深入学习输入数据集的数据特征,挖掘隐含知识并识别地形类型,验证了卷积神经网络训练算法在微地形分类中是适用的。

3 实验与分析

3.1 样本数据集的选取

选取黄土高原1:10 000栅格DEM为源数据,裁切某区域作为实验研究区,在研究区内任意裁切某区域获得样本数据,该区域最高点高程为1 031.6 m,最低点高程为891.1 m,相对高差为140.5 m,样本区像元大小为5 m×5 m,共有16 800个像元。

样本区DEM晕渲图如图2(a)所示,确定的样本数据分布如图2(b)所示。

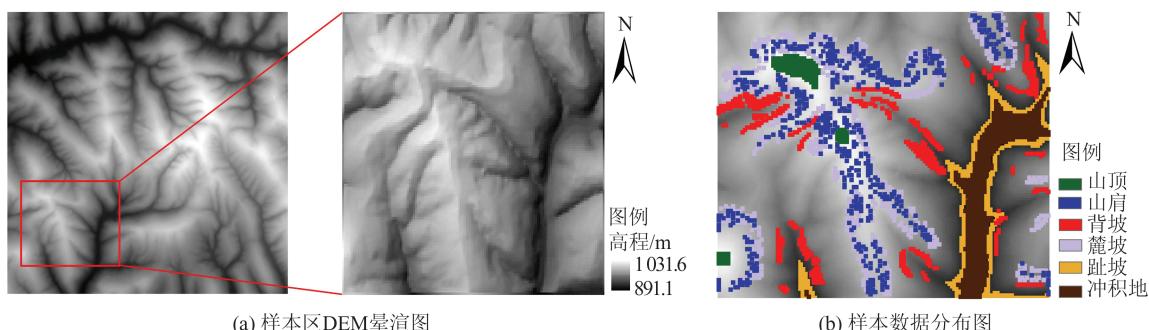


图2 样本数据空间分布图

Fig.2 Spatial Distribution of Sample

依据文献[5]的山体部位分类决策方案和山体部位分布具有一定连续性进行样本筛选,在所有类别中删除了非常离散的特征点,同时,考虑样本类别数量不均衡容易导致样本量少的类别隐含信息偏少,网络学习难以识别规律,也容易导致样本量多的类别出现过拟合现象,当模型应用泛化时,模型的准确性会受到一定影响。为了减少这种影响,在选择趾坡样本点时,重点保留了靠近冲积地分布的750个样本点,使其与山肩

(685个)、背坡(625个)、麓坡(830个)和冲积地(847个)基本一致,最后,选择了3 942个典型样本点,其中,2 628个样本点作为训练集,剩余1 314个样本点作为测试集,各类型样本数据分布如表1所示。

3.2 实验结果对比分析

利用典型样本点建立卷积神经网络模型,实现山体部位自动分类。测试集的混淆矩阵见表2。

表 1 各类型样本数量分布

Tab.1 Distribution of Each Type of Sample

类别号	坡位类型	训练样本集/个	测试样本集/个	总计/个
1	山顶	132	73	205
2	山肩	448	237	685
3	背坡	407	218	625
4	麓坡	564	266	830
5	趾坡	509	241	750
6	冲积地	568	279	847
总计		2 628	1 314	3 942

表 2 测试集分类结果混淆矩阵

Tab.2 Confusion Matrix of Test Set Classification Results

坡位类型	山顶	山肩	背坡	麓坡	趾坡	冲积地	总计
山顶	70	0	0	3	0	0	73
山肩	0	236	1	0	0	0	237
背坡	0	0	216	0	2	0	218
麓坡	1	2	0	263	0	0	266
趾坡	0	0	0	0	224	17	241
冲积地	0	0	0	0	1	278	279
总计	71	238	217	266	227	295	1 314
总体精度/%	97.95						
Kappa 系数	0.9749						

表 2 中, 用典型样本点建立的模型测试集的总体精度达到了 97.95%, Kappa 系数为 0.9749, 表明卷积神经网络法应用于山体部位分类精度

可靠, 验证了卷积神经网络算法在微地形分类中的适用性。但卷积神经网络算法对 6 类微地形的适应性表现不一致, 其中, 冲积地的适应性最强, 准确率为 99.64%, 趾坡的适应性最弱, 准确率为 92.95%, 其他类别对应统计准确率如表 3 所示。

表 3 测试集分类结果准确率统计

Tab.3 Accuracy of Test Set Classification Results

类别	山顶	山肩	背坡	麓坡	趾坡	冲积地
准确数	70	236	216	263	224	278
错误数	3	1	2	3	17	1
准确率/%	95.89	99.58	99.08	98.87	92.95	99.64

卷积神经网络法对典型样点上所蕴含的地 形类别知识有强依赖性, 当地形类别特征知识描述不完整时, 会影响卷积神经网络算法挖掘隐含知识的效果, 导致对 6 类微地形的适应性不一致。

为验证本文的自动分类方法的有效性, 以样本数据区域为实验基础扩大实验区域, 如图 2(a) 整个研究区域, 实验区像元大小为 5 m×5 m, 共有 160 000 个像元。

以文献[5]基于规则知识的叠加分析法分类结果如图 3(a)所示; 以本研究建立的卷积神经网络模型进行泛化实现山体部位自动分类, 其分类结果如图 3(b)所示。

图例 □ 空缺区 ■ 山顶 ■ 山肩 ■ 背坡 ■ 麓坡 ■ 趾坡 ■ 冲积地

图 3 实验区分类结果

Fig.3 Test Area Classification Results

在实验区用基于规则的叠加分析方法和基于卷积神经网络的方法对每个格网点的山体部位进行分类残缺统计, 如表 4 所示。

由表 4 可以看出, 各类别的 CNN 分类结果面积占比较规则法均有所提高, 且提高程度相对一致。

叠加分析法的残缺度为 35.91%, 而基于卷积神经网络的方法不存在残缺, 这是因为叠加分析法是对每个格网点的多因子体系的分类方法, 对于不同区域, 地形的复杂情况不一致, 残缺度范围不确定; 而卷积神经网络法利用其反向传播修正误差的优势解决了分类残缺问题。

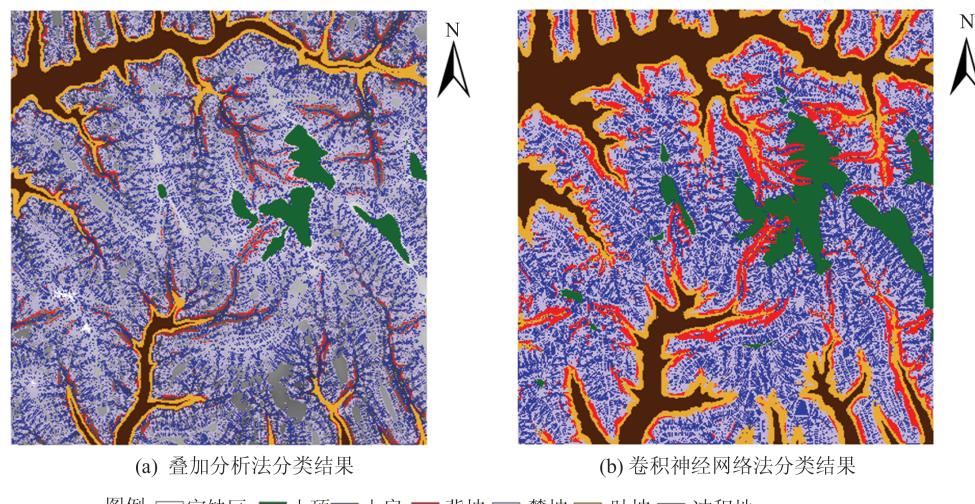


表4 分类残缺统计

Tab.4 Classified Incomplete Statistics

方法	指标	山顶	山肩	背坡	麓坡	趾坡	冲积地	总和
叠加分析法	数目	4 425	30 474	4 451	46 039	8 127	9 030	102 546
	准确率/%	2.78	19.05	2.78	28.77	5.08	5.64	64.09
卷积神经网络法	数目	10 212	35 954	16 923	53 448	18 621	24 843	160 000
	准确率/%	6.38	22.47	10.58	33.40	11.64	15.53	100.00

3.3 不同像元大小分类结果分析

以实验区 $5\text{m}\times 5\text{m}$ 像元的栅格DEM为原始数据,分别内插和抽取出 $2.5\text{m}\times 2.5\text{m}$ 和 $10\text{m}\times 10\text{m}$ 像元的栅格DEM数据。在 2.5m 和 10m 像元的栅格DEM上,分别重新提取典型样本点进行训

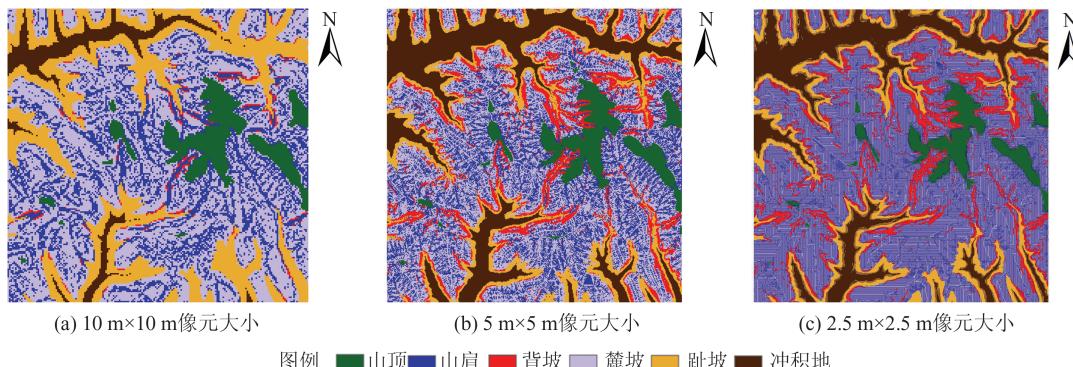
练,分别得到 2.5m 和 10m 分辨率下的分类器,并对 $2.5\text{m}\times 2.5\text{m}$ 像元和 $10\text{m}\times 10\text{m}$ 像元的栅格DEM进行分类。

各测试集分类结果准确率如表5所示,分类结果如图4所示。

表5 各测试集分类结果准确率统计

Tab.5 Accuracy Statistics of Test Set Classification Results

像元大小/m	山顶/%	山肩/%	背坡/%	麓坡/%	趾坡/%	冲积地/%	平均准确率/%	离散度
10.0	90.48	96.30	100.00	94.70	95.03	100.00	96.09	0.080 7
5.0	95.89	99.58	99.08	98.87	92.95	99.64	97.67	0.060 3
2.5	96.47	100.00	98.78	100.00	89.15	100.00	97.40	0.095 5



图例 ■ 山顶 ■ 山肩 ■ 背坡 ■ 麓坡 ■ 趾坡 ■ 冲积地

图4 不同像元大小下分类结果

Fig.4 Classification Results of Different Pixel Sizes

由实验结果可知,对于不同像元大小的栅格DEM数据微地形分类的卷积神经网络法的分类准确率存在一定差异,整体均在95%以上。其中,像元大小为 $5\text{m}\times 5\text{m}$ 的平均分类准确率最高,为97.67%;像元大小为 $10\text{m}\times 10\text{m}$ 的分类准确率相对最低,但也达到了96.09%;像元大小为 $5\text{m}\times 5\text{m}$ 的栅格DEM在分出的6类山体地形中,各个类别的分类结果准确率离散度最小,对各类地形都表现出较强的适应性。综合来说,像元大小为 $5\text{m}\times 5\text{m}$ 的栅格DEM比较适应卷积神经网络微地形自动分类。

4 结语

随着栅格DEM数据的不断丰富和数字地形

分析技术的快速发展,微地形分类作为数字地形分析的重要研究内容,在土壤研究、农业生产、城市规划、自然灾害、土木工程等方面应用前景广阔。本研究针对传统栅格DEM微地形分类方法的缺陷,利用卷积神经网络算法能自动挖掘典型样点中隐含的地形分类知识的优势,将卷积神经网络算法引入栅格DEM微地形分类。通过已有分类决策方案和先验知识确定典型样本,利用样本数据集构建了卷积神经网络模型,经检验,该模型精度可靠,适用性强。实验结果表明,栅格DEM微地形分类的卷积神经网络法在实践中有效,相较于叠加分析的分类方法,该方法不仅保证了分类结果的完整性,而且改善了分类精度。卷积神经网络算法在栅格DEM微地形分类的成功应用,为微地形自动分类提供了一个有效的途

径。但本方法对典型样本点上所蕴含的地形类别知识有强依赖性,当地形类别特征知识描述不完整时,会直接影响卷积神经网络算法挖掘隐含知识的效果,导致栅格 DEM 微地形分类结果产生差异,其产生机理及其度量亟待更进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Li Zhenhong, Li Peng, Ding Dong, et al. Research Progress of Global High Resolution Digital Elevation Models [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 927-1 942 (李振洪, 李鹏, 丁咚, 等. 全球高分辨率数字高程模型研究进展与展望[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 927-1 942)
- [2] Zhou Qiming, Liu Xuejun. Digital Terrain Analysis [M]. Beijing: Science Press, 2006 (周启鸣, 刘学军. 数字地形分析[M]. 北京: 科学出版社, 2006)
- [3] Dragut L, Dornik A. Land-Surface Segmentation as a Method to Create Strata for Spatial Sampling and Its Potential for Digital Soil Mapping [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 30(7): 1 359-1 376
- [4] Dornik A, Dragut L, Urdea P. Knowledge-Based Soil Type Classification Using Terrain Segmentation [J]. *Soil Research*, 2016, 54(7): 809-823
- [5] Zhou Fangbin, Liu Xuejun. Improved Hill-Position Classification Decision and Experiment of Micro Landform Classification Based on DTA [J]. *Acta Agriculturae Boreali-Occidentalis Sinica*, 2008, 17(3): 343-346 (周访滨, 刘学军. 基于 DTA 山体部位分类决策方案的改进与微观地形自动分类研究[J]. 西北农业学报, 2008, 17(3): 343-346)
- [6] Zhou Fangbin, Liu Xuejun. Research on the Automated Classification of Micro Landform Based on Grid DEM [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering)*, 2008, 30(2): 172-175 (周访滨, 刘学军. 基于栅格 DEM 自动划分微观地貌形态的研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2008, 30(2): 172-175)
- [7] Li Deren. Brain Cognition and Spatial Cognition: On Integration of Geo-spatial Big Data and Artificial Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 761-1 767 (李德仁. 脑认知与空间认知——论空间大数据与人工智能的集成[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 761-1 767)
- [8] Gong Jianya. Chances and Challenges for Development of Surveying and Remote Sensing in the Age of Artificial Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 788-1 796 (龚健雅. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 788-1 796)
- [9] Liu Jingnan, Gao Kefu. Challenges and Opportunities for Mapping and Surveying and Location Based Service in the Age of Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(11): 1 506-1 517 (刘经南, 高柯夫. 智能时代测绘与位置服务领域的挑战与机遇[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42(11): 1 506-1 517)
- [10] Xiong Wei. Influence of Artificial Intelligence on the Development of Some Fields of Surveying and Mapping Technology [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(1): 101-105 (熊伟. 人工智能对测绘科技若干领域发展的影响研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(1): 101-105)
- [11] Gao Jingxiang, Wang Jian, Li Zengke. Challenges for the Development of Surveying and Mapping Technology in the Age of Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(1): 55-61 (高井祥, 王坚, 李增科. 智能背景下测绘科技发展的几点思考[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(1): 55-61)
- [12] Liu Qian, Chen Shiyu, Cai Yang, et al. A High-Resolution Remote Sensing Image Classification Method Based on Spatial Information and Fully Convolutional Networks [J]. *Journal of Geomatics*, 2020, 45(4): 93-99 (刘倩, 陈时雨, 蔡杨, 等. 顾及空间信息与全卷积神经网络的高分辨率遥感影像分类方法[J]. 测绘地理信息, 2020, 45(4): 93-99)
- [13] Wang Shanna, Zhang Huaxiong, Kang Feng. Emotion Classification of Necktie Pattern Based on Convolution Neural Network [J]. *Journal of Textile Research*, 2018, 39(8): 117-123 (汪珊娜, 张华熊, 康锋. 基于卷积神经网络的领带花型情感分类[J]. 纺织学报, 2018, 39(8): 117-123)
- [14] Qin Chengzhi, Lu Yanjun, Bao Lili, et al. Simple Digital Terrain Analysis Software (SimDTA 1.0) and Its Application in Fuzzy Classification of Slope Positions [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2009, 11(6): 737-743 (秦承志, 卢岩君, 包黎莉, 等. 简化数字地形分析软件(SimDTA)及其应用: 以嫩江流域鹤山农场区的坡位模糊分类为例[J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(6): 737-743)
- [15] Qin Chengzhi, Zhu Axing, Shi Xun, et al. Quantification of Spatial Gradation of Slope Positions [J].

- Geomorphology*, 2009, 110(3):152-161
- [16] Qin Chengzhi, Zhu Axing, Qiu Weili, et al. Mapping Soil Organic Matter in Small Low-Relief Catchments Using Fuzzy Slope Position Information [J]. *Geoderma*, 2012, 171(2): 64-74
- [17] Wang Yanwen, Qin Chengzhi. Review of Method for Landform Automatic Classification [J]. *Geography and Geo-information Science*, 2017, 33 (4) : 16-21 (王彦文, 秦承志. 地貌形态类型的自动分类方法综述[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(4): 16-21)
- [18] Wang Lei, Ma Fenghua, Wu Wei, et al. Fuzzy Slope Position Segmentation Based on Random Forest [J]. *Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition)*, 2018, 43(1): 10-17 (王磊, 马风华, 武伟, 等. 基于随机森林算法的模糊坡位分类[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2018, 43(1):10-17)
- [19] Fang Kuangnan, Wu Jianbin, Zhu Jianping, et al. A Review of Technologies on Random Forests [J]. *Statistics & Information Forum*, 2011, 26 (3) : 32-38 (方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38)
- [20] Zhao Lijuan. Remote Sensing Image Study of Classification Based on BP Neural Network [D]. Nan-
- chang: East China University of Technology, 2014 (赵丽娟. 基于BP神经网络的遥感影像分类研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2014)
- [21] Zhou Feiyan, Jin Linpeng, Dong Jun. Review of Convolutional Neural Network [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1 229-1 251 (周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1 229-1 251)
- [22] Le C Y, Bengio Y, Hinton G. Deep Learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7 553): 436-444
- [23] Erik D S. Deep Learning and Computational Neuroscience [J]. *Neuroinformatics*, 2018, 16(1), DOI: 10.1007/s12021-018-9360-6
- [24] Gu Jiuxiang, Wang Zhenhua, Kuen Jason. Recent Advances in Convolutional Neural Networks [J]. *Pattern Recognition*, 2018, 77(5): 354-377
- [25] Sainath T N, Kingsbury B, Mohamed A R, et al. Improvements to Deep Convolutional Neural Networks for LVCSR [C]. IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding, Olo-mouc, Czech, 2013
- [26] Wei Zhenyuan. Deep Learning Python Practice Based on Keras [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2018 (魏贞原. 深度学习-基于Keras的Python实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018)

Micro Landform Classification Method of Grid DEM Based on Convolutional Neural Network

ZHOU Fangbin^{1,2} ZOU Lianhua¹ LIU Xuejun³ MENG Fanyi¹

1 School of Traffic & Transportation Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China

2 Key Laboratory of Special Environment Road Engineering of Hunan Province, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China

3 School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

Abstract: **Objectives:** Micro landform classification of grid digital elevation model (DEM) is the foundation of digital landform refinement application and has broad application prospects in pedology, urban planning, civil engineering, military affairs, diplomacy, etc. However, problems, e.g., low degree of automation and incomplete classification, are still existed in the micro landform classification method of grid DEM based on regular knowledge. With the advantages of convolutional neural network (CNN), a CNN method for grid DEM micro landform classification is constructed and its automated implementation process and approach are created. **Methods:** Taking the advantage of CNN that can automatically learn the sample data and mine the hidden knowledge of the data set, it can automatically learn the features of the micro landform data set and realize the automatic classification of the micro landform combining with the micro landform data. Firstly, the plane curvature, section curvature, slope and elevation of grid DEM in the experimental area

are extracted as data sets. According to the decision table and prior knowledge, the hill-position of the sample data set is divided into 6 types, including summit, shoulder, back-slope, foot-slope, toe-slope and alluvium. Among which, 2/3 data are used as the training set, and the remaining sample data are used as the test set. According to the data requirements of the CNN and the characteristics of the data set, a convolution layer is constructed, which can automatically learn the data characteristics in training set, determines the training model, and uses the test set to evaluate the model's accuracy. After the model meets requirements of the accuracy, the new micro landform factor generalizes the model are entered and the results of landform classification are outputted, i.e., the model is used to automatically classify hill-position of the grid DEM data. **Results:** CNN is used for grid DEM micro landform classification. The experimental results show that the overall accuracy of the model test dataset established by the selected typical sample points in the experimental area reaches 97.95%, and the Kappa index is 0.974 9, which demonstrates the applicability of the CNN algorithm in micro landform classification. CNN method has a strong dependence on landform category knowledge contained in typical sample points. Incomplete description of local shape category feature knowledge will affect the CNN algorithm in mining implicit knowledge directly, resulting in inconsistent adaptability to 6 types of micro landform. The highest classification accuracy of alluvium is 99.64%, while the lowest are toe-slope with 92.95%, and the accuracy rates of summit, shoulder, back-slope and foot-slope are 95.89%, 99.58%, 99.08% and 98.87%, respectively. The incomplete degree based on superposition analysis is 35.91%, while the method based on CNN does not exist incomplete. The reason is that superposition analysis is a classification method of multi-factor system for each grid node. For different regions, the landform complexity is inconsistent, and the incomplete degree range is uncertain. The CNN method takes its advantage of back propagation to solve the problem of incomplete classification. The classification accuracy of CNN method for micro landform classification of grid DEM data with different pixel sizes is different, among which, the average classification accuracy of the pixel size of 5 m is the highest with 97.67%. The classification accuracy rate with the pixel size of 10 m is relatively lower with 96.09%. The grid DEM with the pixel size of 5 m has the lowest accuracy dispersion of classification results of each category among the 6 types of hill-position, and shows strong adaptability to all type of landform. In summary, grid DEM with the pixel size of 5 m is more suitable for automatic classification of micro landform based on CNN. **Conclusions:** Automatic classification of hill-position realized by CNN model is suitable for grid DEM micro landform classification. Compared to the classification method based on rule knowledge, the complicated data overlay analysis process is avoided and the completeness is improved. The overall accuracy of the model reaches 97.95%, among which, the highest classification accuracy is alluvium with 99.64%, while the lowest is toe-slope with 92.95%. Considering the influence of the pixel size of the grid DEM data on the classification accuracy, the grid DEM of 5 m × 5 m is more adaptable than 2.5 m × 2.5 m and 10 m × 10 m.

Key words: landform classification; grid digital elevation model (DEM); convolutional neural network; hill-position

First author: ZHOU Fangbin, PhD, specializes in digital terrain analysis. E-mail: Arthur1975@126.com

Corresponding author: LIU Xuejun, PhD, professor. E-mail: liuxuejun@njnu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(41671446, 41371421); the Open Fund of Key Laboratory of Special Environment Road Engineering of Hunan Province (Changsha University of Science & Technology) (kfj140502); the Scientific Research and Innovation project by Graduate Students of Academic Degree in Changsha University of Science & Technology(CX2020SS17).

引文格式: ZHOU Fangbin, ZOU Lianhua, LIU Xuejun, et al. Micro Landform Classification Method of Grid DEM Based on Convolutional Neural Network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(8):1186-1193. DOI:10.13203/j.whugis20190311(周访滨, 邹联华, 刘学军, 等. 栅格 DEM 微地形分类的卷积神经网络法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(8):1186-1193. DOI:10.13203/j.whugis20190311)