

世界屋脊上的湖泊-对遥感图像中湖泊识别处理的应用与分析

白楚焓1 张凌瑞1 张子越1 彭宇科1 赵亮迪1

1 南方科技大学 广东省 深圳市 518000

摘 要 湖泊在自然环境和人类活动中都具有重要意义。湖泊在生态系统中扮演着重要的角色,对水文气象等环境因素产生显著影响,同时也是人类活动的重要场所。由于湖泊分布范围广,人迹罕至,传统的湖泊识别方法,如手动测绘和遥感分析,虽然有一定的效果,但是效率低下,难以满足日益增长的需求。为了解决这一问题,两种基于人工智能的湖泊识别方法被使用,即聚类算法和神经网络算法。为了测试算法,两个算法的模型被训练,并通过实验测试评估了方法的有效性。结果表明,使用聚类算法和神经网络算法都能达到识别湖泊的效果,方法在识别准确率和召回率方面都表现良好,而神经网络算法能够达到更高的湖泊识别准确率。因此,我们认为算法在识别湖泊方面具有较大的潜力,可以为农牧业生产,地图测绘,资源勘探等领域提供帮助。

关键词: 人工智能;湖泊识别;遥感图像;聚类算法;神经网络

中图分类号: TP391

Lakes on the Roof of the World - Application and Analysis of Lake Recognition Processing in Remote Sensing Images

Chuhan Bai¹, Lingrui Zhang¹, Ziyue Zhang¹, Yuke Peng¹ and Liangdi Zhao¹

1 South University of Science and Technology, Shenzhen 518000, China

Abstract Lakes play an important role in both natural environment and human activities. Lakes play an important role in the ecosystem, which has a significant impact on hydrometeorology and other environmental factors, and is also an important place for human activities. As the lakes are widely distributed and rarely visited, traditional lake identification methods, such as manual mapping and remote sensing analysis, although effective, are inefficient and difficult to meet the growing demand. To solve this problem, two artificial intelligence-based lake recognition methods are used, namely clustering algorithm and neural network algorithm. To test the algorithm, models of the two algorithms were trained and the effectiveness of the method was evaluated through experimental tests. The results show that both the clustering algorithm and the neural network algorithm can achieve the effect of lake identification, and the method has a good performance in recognition accuracy and recall rate, while the neural network algorithm can achieve a higher accuracy of lake identification. Therefore, we believe that the algorithm has great potential in the identification of lakes, which can be helpful in agriculture and animal husbandry production, mapping, resource exploration and other fields.

Keywords Artificial intelligence, Lake identification, Remote sensing image, Clustering algorithm, Neural network



1 引言

湖泊是地理环境中的一种重要组成部分,在 自然环境和人类活动中都具有重要意义。例如, 湖泊是重要的水源,可以为人类提供饮用水和农 业生产所需的水资源;湖泊也是重要的生态系 统,可以为动物和植物提供生存条件;湖泊的分 布也可以反映地理区域的演变历史和自然环境的 变化。

由于湖泊分布范围广,人迹罕至,因此传统的测绘手段难以实现。在近年来,随着遥感技术的不断发展,遥感图像在地理环境研究中发挥着越来越重要的作用。然而,由于遥感图像数据集通常拥有大量的信息,人工处理较为困难。因此,如何有效地识别遥感图像中的湖泊,并自动提取相关信息,成为了一个重要研究方向。

为了解决这一问题,我们提出了使用人工智能的方法。在具体实现方面,我们考虑使用聚类算法^[1]和神经网络算法^[2]来提取图像的特征,并使用全连接层进行分类。我们选择这些方法的原因是,它们在处理遥感图像的应用中表现出较高的效率和准确性^[3]。

此外,我们还将结合其他地理数据,如等高图,来进一步提高模型的准确性。最后,我们将使用基于地理信息系统的方法来计算湖泊的面积,并根据湖泊的分布情况进行分析。

本研究的意义在于,我们希望通过自动化的方式,为农牧业生产、地图测绘、资源勘探等领域提供有效的支持。同时,我们也希望通过本研究,为未来人工智能在遥感图像处理中的应用提供借鉴。

2 研究方法

在本文中,我们使用了聚类算法和神经网络 来实现湖泊识别。

2.1 聚类算法模型

我们采用了一种有监督的学习算法,用于将像素点分成不同的组。我们使用聚类算法来找到湖泊的 RGB 值,即在图像中提取可能为湖泊的颜色信息。在识别图像时,聚类算法可能会将图像

中的相似颜色或纹理归为一个类,从而实现对图像的分类。因此,聚类算法产生的图片可能是将图像分为若干类的结果。具体来说,可能会将图像中的不同颜色、纹理、物体等分开,每个分类用不同的颜色标注。

我们使用像素级别的聚类算法,利用 label 得出湖泊的纹理信息,在得到所有纹理消息后利用高斯分布得到纹理的分布,之后通过迭代不断调整聚类中心来将像素点分成不同的组。再利用高斯图和阈值得到目标区域。最后,我们将可能为湖泊的类值和非湖泊的类进行黑白转换,形成灰度图或黑白图。得到湖泊的大致区域。之后,我们还通过轮廓检测算法提取湖泊的轮廓。结合我们之前的得出的纹理消息。形成新的 mask 来和原图像进行矩阵乘积操作,最后得到湖泊的图像。

2.2 神经网络模型

神经网络算法是一种机器学习算法,它通过 训练得到输入和输出之间的映射关系。在识别图像时,神经网络算法可以通过对图像中的特征进行提取,并输出对应的 label 来进行识别。因此,神经网络算法产生的图片可能是将图像分为不同类别的结果。具体来说,可能会将图像中的不同物体、场景、表情等分开,并使用不同的颜色标注。同时,神经网络算法还可能输出图像中物体的分割图,即将图像中的物体以轮廓线的形式标出来。

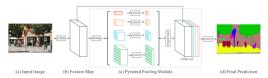
我们尝试构建神经网络,对图像的特征进行 提取。具体来说,我们使用卷积神经网络(CNN) 来提取图像的特征。首先,我们使用了8个 padding和 stride为1的卷积层,最大池和一 个全连接层来提取图像的特征,在第1,2,4, 6,8个卷积层后添加最大池来保留特征。每一 个卷积层后都使用了relu函数来保留特征。最 后,我们使用全连接层来得出结果,我们取了学 习率为1e-4,利用 ADAM 来做 optimizer。我们 还使用了 dropout 层来减少过拟合的风险。

2.3 语义分割框架

在深度学习研究领域中, 语义分割

(Semantic Segmentation)被广泛运用于自动驾驶、遥感测绘等领域。2.2 中便是其中一种语义分割的实现。在科研领域,有许多成熟且高效的框架可供我们进行模型的实验和快速迭代。此次我们使用了MMSegmentation来进行训练,并且分析模型的准确度。

本次实验采用了 PSPNet 网络处理分类任 务,利用其金字塔池化模块的特性,整合全局上 下文信息,有效地在场景语义中获得高质量的结 果。



网络架构如图所示,使用了带空洞卷积的 ResNet 作为特征提取网络,并且在金字塔池化 (Pyramid Pooling)中融合了四种不同比例的 特征,最后将不同 level 的特征拼接起来作为金 字塔池化的全局特征。

PSPNet 在遥感数据集上有着不错的表现。 经实测,backbone 为 ResNet50 的网络在 ISPRS Potsdam 数据集上可以达到 78.98 的 mIoU。在我 们的湖泊数据集中达到了 96.2 的 mIoU 以及 98.24 的平均准确度。

3 研究结果

我们在真实的遥感图像数据集上进行了实验,并使用准确率和召回率来评估我们的方法的有效性。实验结果表明,我们的方法在识别湖泊方面具有较高的准确性和效率。如表一所示,我们的聚类算法在准确率方面取得了79.21%的结果,在召回率方面取得了74.40%的结果。而我们的神经网络算法在准确率方面取得了92.97%的结果。的结果,在召回率方面取得了92.97%的结果。综合来看,神经网络算法性能优于聚类算法。

表 1 两种算法的统计结果

Table 1 Result

Algorithm	Recall Rate /%	Accuracy Rate /%
Cluster	74.40	79.21

Neural Network

92.97

98.15

4 研究分析

总的来说,聚类算法和神经网络算法在识别 图像时,都可能产生的图片是将图像分为若干类 的结果。聚类算法的结果可能是将图像中的相似 颜色或纹理归为一个类,并使用不同的颜色标 注;而神经网络算法的结果可能是将图像中的不 同物体、场景、表情等分开,或者输出图像中物 体的分割图。如图 1 所示,聚类算法和神经网络 算法大体上都能完成识别任务,聚类算法识别出 来的图像会带一些毛刺和噪点。对一些比较极端 的图像,如图 2,聚类算法在识别湖泊时的处理 效果不是非常好, 判断区域错误较明显。

综上所述,我们的研究表明,通过使用人工智能技术,我们能够有效识别和分析遥感图像中的湖泊。这项研究为我们更好地利用遥感图像, 更精确地测绘湖泊,并为进一步的研究提供了基础。

5 结束语

本文提出了两种基于人工智能的湖泊识别 方法并做了对比。在文中,我们对遥感图像中湖 泊的识别处理进行了应用与分析。我们使用了聚 类算法和神经网络算法,并对网络进行了优化以 提高准确率。我们在真实的遥感图像数据集上进 行了实验。实验结果表明,我们的方法在识别湖 泊方面具有较高的准确性和效率,神经网络算法 能够准确识别 95%以上的湖泊。

通过此模型,我们可以为农牧业生产、地图测绘、资源勘探等领域提供有价值的信息,同时也为我们更好地了解高原湖泊的分布情况提供了有力的技术支持。

但是,本文仍有一些问题需要进一步探究。 例如,我们尚未尝试其他算法,并且准确率也不 是完全满意的。因此,未来的工作将继续探究其 他算法,以及如何更加精确地识别湖泊。同时, 我们还将继续对算法进行更多的优化,以提高准 确率。

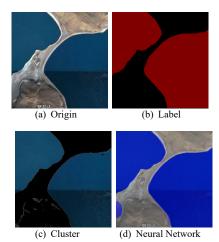


图 1 原图, label 以及两种算法识别出来的图像

Fig. 1 The original image, the label and the image identified by the two algorithms

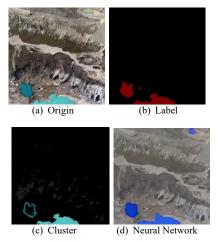


图 2 原图, label 以及两种算法识别出来的图像

Fig. 2 The original image, the label and the image identified by the two algorithms

参考文献

[1] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 39, no. 6, pp. 1137-1149, June 2017.

[2] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep

convolutional networks for large-scale image recognition," in International Conference on Learning Representations, 2015.

[3] Z. Wu, S. Zhang, H. Lu, and X. Li, "Object detection in remote sensing images with Faster R-CNN," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 15, no. 10, pp. 1653-1657, Oct. 2018. [4] Zhao H, Shi J, Qi X, et al. Pyramid scene parsing network[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 2881-2890.

[5] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778.