



# 面向机器阅读的地图名称注记类别识别方法

任 福<sup>1,2</sup> 侯宛玥<sup>1</sup>

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室,湖北 武汉,430079

**摘 要:**地图在人们的生产生活中发挥着重要作用,地图注记中蕴含大量信息,识别地图名称注记类别对未来计算机阅读地图以及进一步绘制地图具有重大意义。近年来,热门的深度学习技术尤其是卷积神经网络对解决图像分类问题具有良好效果,使用训练集对卷积神经网络进行训练,神经网络模型可以提取出数据集图片中的特征,并不断调整模型参数直到训练完成。以谷歌的开源框架 TensorFlow 作为实验的深度学习平台,对多部地图集的多份注记数据集进行智能分类研究,从地图集中人工获取注记图片作为样本数据集,构建卷积神经网络模型并尝试混合训练和分开训练两种方式。实验表明,混合训练方式获得的模型表现更加出色。

**关键词:**地图名称注记;图像分类;卷积神经网络;机器阅读

中图分类号:P209

文献标志码:A

地图是人们认识世界的重要工具,它是对自然、社会现象的符号化、模型化的表示,是地理信息的承载者。地图不仅与人们的日常生活息息相关,还在国民经济、国防建设以及相关学科的科学研究中发挥重要作用<sup>[1]</sup>。

注记是地图中的重要要素,它可以解释地图内容,帮助理解地图,使地图发挥更好作用。地图注记可分为名称注记、说明注记和数字注记,分别对地物的名称、属性性质、数量特征进行说明。其中,名称注记可按被注记对象的种类进行分类,如分为水系注记、居民点注记、地貌注记等。这种分类方式下的地物名称注记类别随着地物类别的不同而不同,其类别的差异体现在表现形式上。地图注记表现形式的多样性体现在注记的字体、尺寸、颜色、间隔、方向、顺序6个方面<sup>[1]</sup>,在一部地图集中,不同类型的地物注记字体颜色等属性都有统一的要求。例如最典型的水系注记,一般要求其字体为左斜字体,字色为青色,这些要求构成了不同类别注记的特征。

正确读图是充分发挥地图功能的关键,尤为重要是对地图上注记的解读。在人工智能、深度学习迅速发展的时代,计算机的智能程度大大增强,对图像、人脸、指纹、声纹、虹膜的识别准确

率大幅度提升,使未来计算机阅读地图以及进一步绘制地图成为可能,而让计算机从人类视觉角度提取特征并对地图上的注记进行分类和阅读是其中最重要的要素之一。

## 1 注记类别识别问题

传统的图像分类方法中,特征提取是研究的重点,比如通过提取颜色特征<sup>[2]</sup>、纹理特征<sup>[3]</sup>、形状特征<sup>[4]</sup>和空间关系特征<sup>[5]</sup>等识别图像。分类算法也有很多种,比如常见的有支持向量机算法<sup>[6]</sup>、决策树算法<sup>[7]</sup>、K-最近邻分类算法<sup>[8]</sup>、贝叶斯分类法<sup>[9-10]</sup>等。随着2006年深度学习概念的提出,越来越多的研究都开始使用深度学习的方法<sup>[11]</sup>进行图像识别,其中又以卷积神经网络为研究重点,其具有出色的表现。

人们对于名称注记类别的辨认往往是结合注记的文字内容及其所标识地物的符号进行,如以“山”字结尾的注记就会被辨认为山峰注记。因此,人们对于地图中名称注记类别的考虑主要集中在制图过程中,而不是读图过程中,而机器对于名称注记类别的辨别往往脱离于注记的文字内容和其所标识的要素符号,完全是以名称注记的表现形式作为依据。人们更关注的是名称

收稿日期:2019-07-29

项目资助:国家自然科学基金(41571438);国家重点研发计划(2016YFC0803106)。

第一作者:任福,博士,教授,主要从事新媒体地图学和智能制图研究。renfu@whu.edu.cn

通讯作者:侯宛玥,硕士生。houwanyue@whu.edu.cn

注记的内容,其表明了要素的名称,但名称注记的类别对机器具有重要意义。机器阅读地图需要识别出地图中的各要素种类,通过识别名称注记的类别从而识别注记所标识要素的类别,在一定程度上降低了机器阅读地图的难度,为计算机阅读地图提供了一种前进的思路和可能性。因此,使用深度学习的方法实现计算机对地图名称注记的智能分类识别,对于计算机的读图乃至制图具有重要意义。

目前,对地图名称注记类别进行智能识别的研究还比较少见,以国内研究为主,主要集中在对注记中的文字及数字进行提取和识别。识别的方法大致分为神经网络<sup>[12-15]</sup>和非神经网络<sup>[16-17]</sup>的计算机视觉算法。如今,谷歌已经将深度学习技术应用在谷歌地图的识别系统中,实现了从谷歌街景地图中提取门牌号,节省了大量的人力物力。谷歌研究者 Wojna 等<sup>[18]</sup>应用深度学习网络在街景图中提取出了街道名称。

深度学习是机器学习的一个重要分支,采用深度神经网络进行学习在很多方面突破了机器学习的技术瓶颈。卷积神经网络是深度学习中较为重要的一类模型,1983年 Fukushima 等<sup>[19]</sup>提出的神经认知机可看作是最早的卷积神经网络原型,之后卷积神经网络便开始在图像识别领域中被广泛应用,其主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层和 Softmax 层构成<sup>[20]</sup>。

稀疏连接和权值共享<sup>[21]</sup>是卷积神经网络的两个主要特征,是减少参数个数的主要原理。稀疏连接是上一层节点只和下一层的部分节点连接,如图1所示。权值共享是不同神经元之间的连接享有相同的权值<sup>[22]</sup>,如图2所示,节点之间具有相同形状的连线边上具有共同的权值。

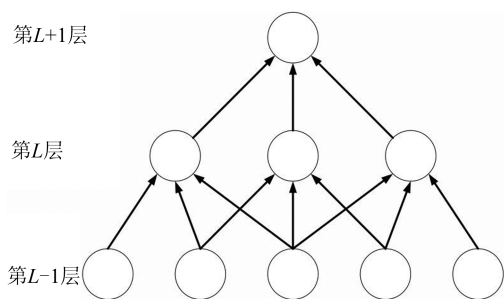


图1 稀疏连接原理图

Fig.1 Schematic Diagram for Sparse Connection

图1中底层神经元主要进行图像边缘的处理、识别,而顶层神经元提取的是抽象程度更高的特征,识别等级更高,并能进行分类。图2共享

权值的机制不仅可减少所需的权重数量,而且能实现图像识别与图像位置、大小、旋转角度变化的无关性,具有重要意义。

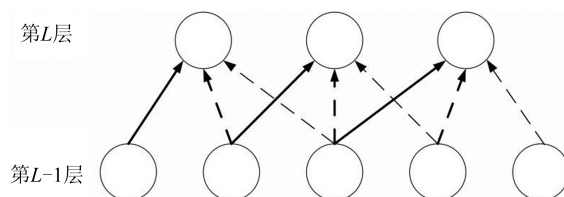


图2 权值共享原理图

Fig.2 Schematic Diagram for Shared Weights

## 2 两种训练方式

本文在已有的研究基础上使用深度学习中的卷积神经网络作为分类模型,以 TensorFlow 作为实验中的深度学习框架,对地图集中的名称注记图片类别进行识别。

一部地图集中的名称注记表现形式具有严格统一的规范,对单部地图集中的名称注记使用卷积神经网络进行特征提取和智能分类较为简单,因此本文采集多部地图集中的名称注记图片,形成多份注记数据集,并进行注记的智能分类实验。多份数据集对于注记的智能分类有混合训练和分开训练两种方式。混合训练是将多部地图集的多份数据集合并形成一份训练集和测试集,训练出一个卷积神经网络模型,该模型同时对多部地图集进行学习,并对测试集中不同地图集的任一名称注记图片输出类别结果,完成对它的智能分类。分开训练即用多部地图集的多份数据集形成多份训练集和测试集,分别训练出多个卷积神经网络模型,每个模型只对其中一部地图集进行学习。测试时,将多份测试集成一份,其中的任意一幅注记图片都由之前训练出的多个卷积神经网络模型进行分类,每个模型输出一个分类结果,使用投票法确定该幅注记图片的最终分类结果,即选择所有卷积神经网络模型中输出最多的名称注记类别作为最终结果。

## 3 名称注记数据集获取

本文地图名称注记智能分类实验中获取的数据集来自5部地图集,分别是2013年福建省地图出版社出版的《福建省地图集》、2016年武汉大学出版社出版的《沈阳市行政区域界线详图集》、2013年湖南地图出版社出版的《浙江省行政区划图集》、2014年中国地图出版社出版的《湖北省地

图集》和 2011 年西安地图出版社出版的《山西省地图集》。

这 5 部地图集均是行政区划图集,其中包含较为清晰和较多数量的注记。一般图像的分类是根据图像中的内容物体进行分类,比如人物、动物、风景等,而地图中名称注记的分类更多的是参考注记所标识要素的类别。因此,根据地图图集内容、显著表现形式、注记描述要素类型等方面将名称注记分为 4 类进行样本的采集和标注,分别为山峰注记、地名注记、区域注记和水系注记,地图中的要素也可按照这 4 类进行分类。各地图集的 4 种注记类型示例如图 3 所示。

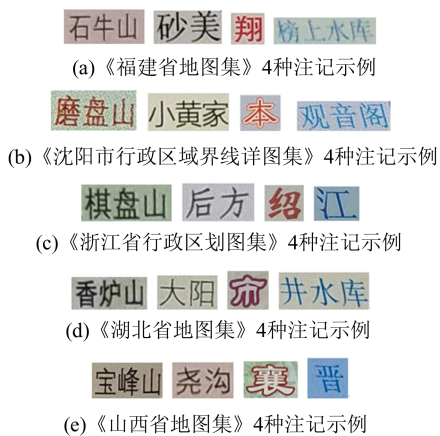


图 3 5 部地图集中注记示例

Fig.3 Examples of Annotation Dataset in Five Atlas

由图 3 可知,不同地图集的 4 种注记形式各有不同的特点,但整体观察又存在一些共同特征,比如区域注记字体都用红色表示,水系注记字体都用蓝色表示,不同类型的注记在字体、字形、字色等方面存在较大的区分度。

《福建省地图集》《浙江省行政区划图集》《湖北省地图集》《山西省地图集》这 4 部地图集采集到的数据集中,每类注记图像中都包含 90 张训练数据、14 张测试数据以及 10 张验证数据。而《沈阳市行政区域界线详图集》的注记数据集中,地名注记、区域注记和水系注记每类注记图像都包含 90 张训练数据、14 张测试数据以及 10 张验证数据,但其山峰注记类别中只有 36 张训练数据、7 张测试数据以及 4 张验证数据,因为它只是市级的地图集,没有足够的山峰注记类别供采集。5 部地图集共采集 2 213 张注记图片数据,训练集中 1 746 张,测试集中 273 张,验证集中 194 张,训练集、测试集、验证集的具体分类及数量如表 1 所示。

每张图片都是 RGB 模式的 JPEG 图像格式

文件,图像像素大小不完全相同,大致都在  $200 \times 200$  以内,因卷积神经网络的权值共享机制,训练模型的分类效果与图片的尺寸大小无关。

表 1 注记图像样本分类及数量

Tab.1 Classifications and Amounts of Annotation

Image Samples				
注记类别	图像数量	训练集数量	测试集数量	验证集数量
山峰注记	503	396	63	44
地名注记	570	450	70	50
区域注记	570	450	70	50
水系注记	570	450	70	50

## 4 卷积神经网络构建及训练

设计共有 6 层结构的卷积神经网络模型,两个卷积层、两个最大池化层和两个全连接层。输入层输入的是经过处理的  $200 \times 200 \times 3$  的注记图片像素矩阵,第 1 个卷积层尺寸为  $5 \times 5$ ,深度为 16;第 2 个卷积层尺寸为  $5 \times 5$ ,深度为 32。两个池化层尺寸都为  $3 \times 3$ ,步长为 2。第 1 个全连接层的节点个数为 128,第 2 个全连接层节点个数为 4,即为输出类别数。在卷积层和池化层的滑动中都进行全 0 填充,填充后,若步长为 1,则滑动前后的图像尺寸不变,这不仅可以保持卷积核的工作模式不变,而且还可以保持边界信息。在边界上进行全 0 填充,可以使原图像的边界被多次扫描,增加图像边界信息的参考程度。模型结构示意图如图 4 所示。

利用采集获得的数据集在 TensorFlow 平台上完成设计好的模型的构建、训练以及测试。模型训练实施过程中的工程代码共分为 5 个子文件,通过这些文件的运行即可完成设计的卷积神经网络模型的构建和训练。在预处理过程中,通过裁剪调整图片大小,若图片大小小于目标尺寸,则函数会自动在原始图片周围填充全 0 背景直到与目标尺寸相等;若图片大小大于目标尺寸,则函数会截取原始图像中心与目标尺寸相等的部分。

为了保证神经网络中神经元的不对称性,实践中大多把权重的初始值设置为接近于 0 的较小随机数,通过设定随机数使生成的方差为 0.1,产生的随机数接近于 0 且彼此相似。实践表明,这样可以在训练模型时迅速收敛<sup>[23]</sup>。权重的随机小数值的初始化已打破神经元的对称性,因此对于偏置项,通常初始化为 0<sup>[23]</sup>。选用结构简单、容易计算的线性整流函数作为模型的激活函数,使



用随机梯度下降的方法训练模型。

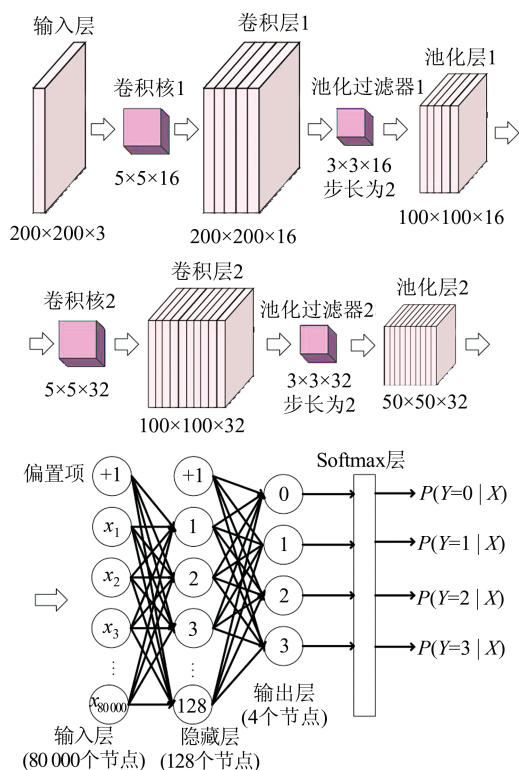


图4 卷积神经网络模型结构示意图

Fig.4 Schematic Diagram of Convolutional Neural Network Model

模型训练过程中要配置参数,滑动平均模型衰减率为0.99,正则化损失占比为0.001,学习率衰减率为0.99,这3个参数是根据经验按照常用值设置的;学习率和训练总迭代次数这两个参数是根据实验选定的,学习率初始值为0.01时,训练得到模型最好,总迭代次数为16 000,实验结果发现,总迭代次数达到14 000之后,准确率已趋于稳定。

训练模型时,直接使用model.py中的前向传播过程得到输出结果,将输出结果经过Softmax层与真实标签相比,计算交叉熵和准确率,以交叉熵加上正则化项的损失函数最小化为目标,通过随机梯度下降算法进行模型参数的不断调整优化,直到完成训练,并使用指数衰减学习率和滑动平均算法模型的方法优化模型效果。为了防止过拟合,每次迭代按照一定概率舍弃部分神经网络单元不参与训练<sup>[24]</sup>。

## 5 注记分类实验

对5部地图集的5份数据集使用混合训练和分开训练两种方式分别构建和训练出1个和5个卷积神经网络,并进行地图集名称注记测试集的

分类实验。分类实验的准确度使用训练完成的模型对测试集的分类准确率进行衡量,即分类正确的样本数占全部测试集样本数的比例。

### 5.1 数据集混合训练

将5部地图集的注记数据集叠加起来形成一份数据集,用这份数据集完成一个图4结构的卷积神经网络模型的训练和测试。经过16 000轮训练后,使用测试集进行分类测试,以验证模型的效果。对山峰注记、地名注记、区域注记和水系注记这4类注记进行分开测试,测试集分类的准确率分别为80.952%、100%、98.571%、98.571%。其中,山峰注记类别的识别准确率较低,另外3种注记类型的识别准确率都较高。经多次实验发现,错分的山峰注记往往被识别为地名注记,相比其他类型注记,这两类注记的字色、字形更为相似。将各注记类型准确率按各自测试集中数据数量进行加权求平均,得到全部测试集的识别准确率为94.871%。使用TensorBoard工具可视化训练过程。准确率和学习率变化曲线如图5所示,交叉熵和损失函数变化曲线如图6所示。

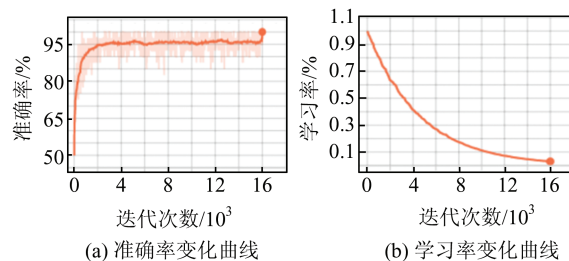


图5 混合训练准确率和学习率变化曲线

Fig.5 Accuracy Rate Curve and Learning Rate Curve of Mixed Training

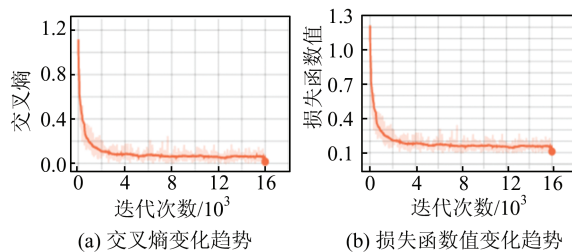


图6 混合训练交叉熵和损失函数值变化趋势

Fig.6 Cross Entropy Curve and Loss Function Curve of Mixed Training

加入正则化的损失函数和交叉熵一样,可以迅速达到收敛,卷积神经网络的过拟合风险较小。第1、3卷积层偏置项和权重的分布以及均值和方差的变化见图7至图10。

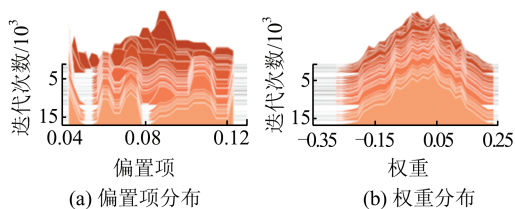


图7 第1层卷积层偏置项和权重的分布图

Fig.7 Distribution Maps of the Bias Term and Weight in the First Convolutional Layer

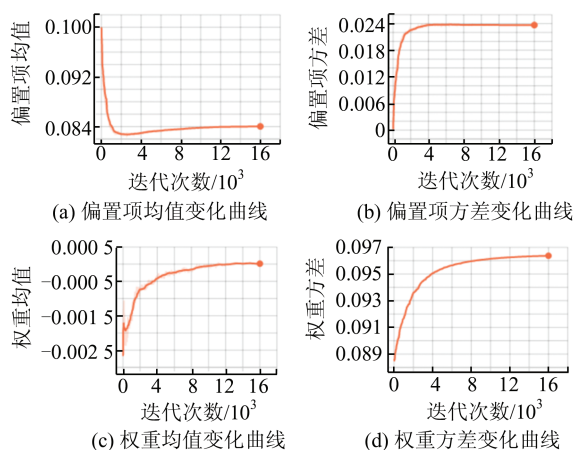


图8 第1层卷积层偏置项和权重的均值和方差变化曲线

Fig.8 Change Curves of the Mean Value and Variance of the Bias Term and Weight in the First Convolutional Layer

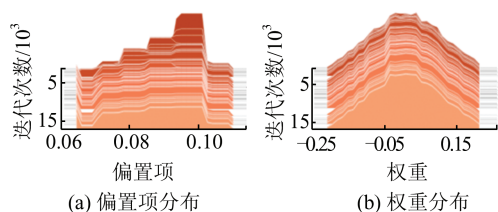


图9 第3层卷积层偏置项和权重的分布图

Fig.9 Distribution Maps of the Bias Term and Weight in the Third Convolutional Layer

## 5.2 数据集分开训练

针对5部地图集的5份注记数据集分别构建和训练5个图4结构的卷积神经网络模型,将这5个模型同时用于测试集的识别,用投票法来确定最终的识别结果。将《福建省地图集》《沈阳市行政区域界线详图集》《浙江省行政区划图集》《湖北省地图集》《山西省地图集》这5部地图集的5份注记数据集训练出的5个卷积神经网络模型对各自对应的测试集进行分类,计算其准确率分别为98.214%、97.959%、94.643%、96.429%、98.214%。使用TensorBoard对这5个模型训练过程进行可视化。5个模型训练过程中的准确率、学习率和交叉熵、损失函数的变化趋势图都

大致相似,本文以《福建省地图集》数据集对应模型的变化趋势图进行展示,如图11、图12所示。

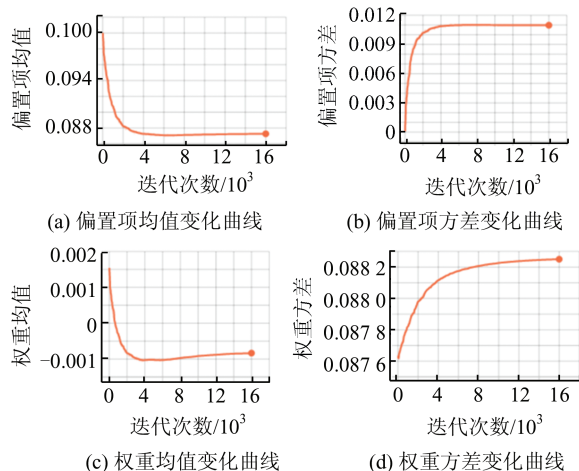


图10 第3层卷积层偏置项和权重的均值和方差变化曲线

Fig.10 Change Curves of the Mean Value and Variance of the Bias Term and Weight in the Third Convolutional Layer

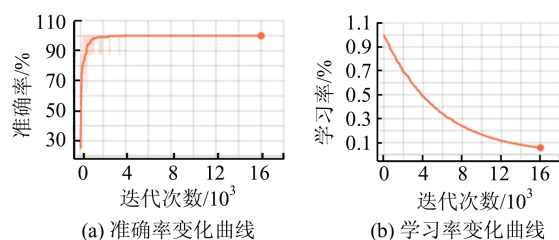


图11 分开训练准确率和学习率变化曲线

Fig.11 Accuracy Rate Curve and Learning Rate Curve of Separate Training

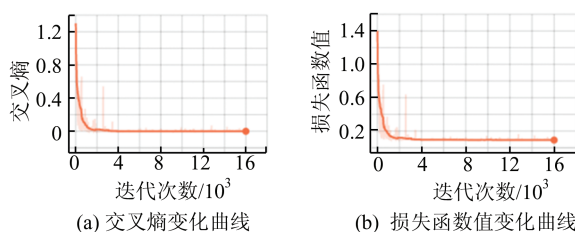


图12 分开训练交叉熵和损失函数值变化趋势

Fig.12 Cross Entropy Curve and Loss Function Curve of Separate Training

将5个模型横向叠加使用投票法对测试数据进行分类,得到山峰注记、地名注记、区域注记和水系注记这4类注记测试集的识别准确率分别为84.127%、97.143%、91.429%、98.571%,其中山峰注记类别的识别准确率较低,会被错分为地名注记。加权求平均后,得到全部测试集分类的准确率为93.040%。

## 6 结 语

本文基于卷积神经网络模型采用混合训练

和分开训练两种策略方法进行地图名称注记类别识别,其测试集识别的准确率分别为94.871%和93.040%,识别精度较高,且实验中输出的预测结果数据与标注数据是精准匹配的,因此输出的结果准确率是正确的可被接受的衡量指标,表明识别效果较好,体现出卷积神经网络模型对图片中不同位置、大小、光线等内容识别的不变性,在图像分类问题中具有卓越表现。虽然仍然有错分的可能,但该结果对于在深度学习中识别地图要素类别的可能应用已经较为充分,通过样本集数量的不断扩大及模型复杂程度的适当增加,可以进一步提高分类的精度,这也是后续研究需要努力的方向。

比较实验结果,混合训练对应模型的效果更好。从理论原理角度分析,混合训练让模型学习到各类型的注记,或许学习过程中会存在一些冲突问题,但这个模型“见多”之后就更有可能是“识广”;分开训练每个模型都只学习了其中一部分,那么对于某一个部分的样本,即使学习过这部分的神经网络模型全部识别正确,但没学习过这一部分的其他模型也有可能全部识别错误,从而导致使用投票法也仍然无法得到正确的识别结果。例如本文实验中,山峰注记在《沈阳市行政区域界线详图集》地图集中的字色是红色的,而在其他地图集中字色都是黑色的,那么在分开训练方法中,没有“见过”红色山峰注记的剩下4部地图集数据集对应的模型就很有可能将红色的山峰注记错分,实验证明确实如此。模型分开训练方法在测试集上识别时,测试集中的红色山峰注记大部分都被错分了,但在模型混合训练进行识别时,则没有出现这样的问题。因此,两种策略方法中,选择混合训练的方法效果更好。

本文使用卷积神经网络对多部地图集中的名称注记实现了智能分类,其分类结果有以下3个方面的意义:

1)机器读图的研究可以本次实验的智能分类结果作为继续前进的基础,在计算机对地图中名称注记完成分类的基础上,可以对计算机辨别地图中的要素类别进行研究,参考要素周围名称注记的类别可能在一定程度上提高机器对地图要素进行分类的准确度,但从辨认注记到读懂地图间仍有较大距离,需要进一步研究。

2)卷积神经网络对地图名称注记的分类结果对制图过程中名称注记表现形式的设计具有一定的参考意义。一方面,针对模型难以分辨的

名称注记类别在设计中可考虑适当增大它们在表现形式的差异性,以增强地图的易读性;另一方面,对于类别信息中可能含有机密信息的名称注记,可根据深度学习模型的智能分类表现设计其表现形式,增大机器对其辨别的难度。

3)卷积神经网络在对地图名称注记分类中获取了名称注记的大量特征点,未来将对这些特征点的应用进行研究,使计算机可将字体渲染为特定种类的名称注记表现形式,为利用人工智能简化制图过程提供可能。

## 参 考 文 献

- [1] He Zongyi, Song Ying, Li Lianying. Cartography [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2016(何宗宜, 宋鹰, 李连营. 地图学[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2016)
- [2] Gevers T, Smeulders A. Color-Based Object Recognition[J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(3):453-464
- [3] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification[J]. *Studies in Media and Communication*, 1973, SMC-3(6):610-621
- [4] Rautkorpi R, Iivarinen J. A Novel Shape Feature for Image Classification and Retrieval[C]. International Conference on Image Analysis and Recognition, Porto, Portugal, 2004
- [5] Luo Y, Yan H, Cheng X. The Summary on Description of Spatial Relation in Image[C]. 2010 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering, Wuhan, China, 2010
- [6] Chamasemani F F, Singh Y P. Multi-class Support Vector Machine (SVM) Classifiers—An Application in Hypothyroid Detection and Classification [C]. The 6th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications, Penang, Malaysia, 2011
- [7] Cao Hongdi, Hong Youtang, Zhang Wei, et al. Decision Tree Classification of Remote Sensing Images Based on ENVI[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2017, 31(2): 67-71(曹洪弟, 洪友堂, 张伟, 等. 基于ENVI的遥感图像决策树分类[J]. 北京测绘, 2017, 31(2): 67-71)
- [8] Sun B, Du J, Gao T. Study on the Improvement of  $k$ -Nearest-Neighbor Algorithm [C]. 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, Shanghai, China, 2009
- [9] Wang Shuangcheng, Du Ruijie, Liu Ying. The Learning and Optimization of Full Bayes Classifiers with Continuous Attributes[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(10): 2129-2138(王双成, 杜



- 瑞杰,刘颖.连续属性完全贝叶斯分类器的学习与优化[J].计算机学报,2012,35(10):2129-2138)
- [10] Ravindran N, Sheryl O A, Samraj A, et al. Stable and Crit Gesticulation Recognition in Children and Pregnant Women by Naïve Bayes Classification[J]. *ICTACT Journal on Communication Technology*, 2014, 5(4):259-264
- [11] Duan Meng. The Research on the Mothed of Image Recognition Based on Convolutional Neural Networks [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017(段萌.基于卷积神经网络的图像识别方法研究[D].郑州:郑州大学,2017)
- [12] Liu Shaochuang, Lin Zongjian. Digits of Map Lettering Recognition Using Back-Propagation Learning [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 1994, 19(3):194-198(刘少创,林宗坚.基于神经网络的地图数字注记识别[J].武汉大学学报·信息科学版,1994,19(3):194-198)
- [13] Yang Yun, Zhang Zijiang. Recognition of Numeric Text in Topographic Maps by Neural Network Method [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 1997, 14(1):47-51(杨云,张子敬.地图数字注记识别的神经网络方法[J].测绘科学技术学报,1997,14(1):47-51)
- [14] Xie Shijie. Fuzzy Associative Memory Neural Network and Its Application in Map Numeral Annotation Recognition[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 1995, 20(2):20-23(谢士杰.模糊联想记忆神经网络及其在地图数字注记识别中的应用[J].测绘科学,1995,20(2):20-23)
- [15] Wang Jinpeng, Sun Yi, Chen Qiang. Recognition of Digital Annotation with Invariant HONN Based on Orthogonal Fourier-Mellin Moments[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(z1):693-696(王金鹏,孙怡,陈强.基于正交傅里叶-梅林矩特征的HONN结构方法识别地图数字注记[J].中国图象图形学报,2003,8(z1):693-696)
- [16] Li Da, Li Shenghui, Lin Dagui, et al. Research on Intelligent Recognition for Map Annotations with Short Gap [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2016, 39(2):108-111(黎达,李胜辉,林大贵,等.面向小间距地图注记的智能识别研究[J].测绘与空间地理信息,2016,39(2):108-111)
- [17] Shen Yilang, Ai Tinghua, Zhao Rong. A Method for Color Raster Map Annotation Recognition [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(1):145-151(沈意浪,艾廷华,赵荣.一种彩色栅格地图注记识别方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2018,43(1):145-151)
- [18] Wojna Z, Gorban A N, Lee D S, et al. Attention-Based Extraction of Structured Information from Street View Imagery[C]. The 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition, Kyoto, Japan, 2017
- [19] Fukushima K, Miyake S, Ito T. Neocognitron: A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1983, SMC-13(5):826-834
- [20] Sun Y, Wang X, Tang X. Deep Learning Face Representation from Predicting 10 000 Classes [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014
- [21] Wen Peizhi, Yao Hang, Shen Jiawei. Recognition Method of Stone Inscription Font Based on Convolution Neural Network [J]. *Computer Engineering and Design*, 2018, 39(3):867-872(温佩芝,姚航,沈嘉伟.基于卷积神经网络的石刻书法字识别方法[J].计算机工程与设计,2018,39(3):867-872)
- [22] Ge Yun, Jiang Shunliang, Ye Famao, et al. Remote Sensing Image Retrieval Using Pre-trained Convolutional Neural Networks Based on ImageNet [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(1):67-73(葛芸,江顺亮,叶发茂,等.基于ImageNet预训练卷积神经网络的遥感图像检索[J].武汉大学学报·信息科学版,2018,43(1):67-73)
- [23] Karpathy A. CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition [EB/OL]. <http://cs231n.github.io/neural-networks-2/>, 2018
- [24] Deng L, Yu D. Deep Learning: Methods and Applications[J]. *Foundations & Trends in Signal Processing*, 2014, 7(3):197-387

## Identification Method of Map Name Annotation Category for Machine Reading

REN Fu<sup>1,2</sup> HOU Wanyue<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>2</sup> Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** Maps play an important role in people's production and life. There is a lot of information in annotations. Identifying map name annotation categories is of great significance for computer reading maps and further drawing maps in the future. Recently, popular deep learning technologies, especially convolutional neural networks, have a good effect on solving image classification problems. Training sets are used to train deep neural networks, and deep neural networks can extract the features of the data set pictures themselves and continue to adjust model parameters until the training is completed. This paper uses Google's open source framework TensorFlow as the experimental deep learning platform to conduct intelligent classification research on multiple annotation datasets of multiple Atlases. Manually obtain annotation images from the Atlas as sample datasets to construct a convolutional neural network model and try to use two methods of mixed training and separate training to train the models. Experiments show that the model obtained by the mixed training method performs better.

**Key words:** map name annotation; image classification; convolutional neural network; machine reading

**First author:** REN Fu, PhD, professor, specializes in new media cartography and intelligent mapping. E-mail: renfu@whu.edu.cn

**Corresponding author:** HOU Wanyue, postgraduate. E-mail: houwanyue@whu.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China (41571438); the National Key Research and Development Program of China (2016YFC0803106).

**引文格式:** REN Fu, HOU Wanyue. Identification Method of Map Name Annotation Category for Machine Reading[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(2): 273-280. DOI: 10.13203/j.whugis.20180503 (任福, 侯宛玥. 面向机器阅读的地图名称注记类别识别方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(2): 273-280. DOI: 10.13203/j.whugis.20180503)