

深度学习算法在遥感影像分类识别中的应用现状及其发展趋势

杨瑾文, 赖文奎

(海南省农垦设计院 海南 海口 570216)

摘要:深度学习是神经网络的一个深层领域,也是神经网络模型在AI学术研究领域的探索和应用。深度学习算法在遥感影像分类与识别处理方面的应用研究受到各界的关注与探讨。本文首先概述了深度学习及其算法结构,其次说明了遥感影像分类与识别处理算法及其局限性,最后阐述了深度学习算法与遥感影像分类与识别处理的结合现状,并对其应用趋势做出展望。

关键词:深度学习;机器学习;遥感影像;算法;识别与分类

中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1672-5867(2020)04-0114-04

The Application Status and Development Trend of Deep Learning Algorithm in Remote Sensing Image Classification and Recognition

YANG Jinwen, LAI Wenkui

(Hainan State Farms Design Institute, Haikou 570216, China)

Abstract: Deep learning is a deep field of neural network and the exploration and application of neural network model in AI academic research field. The application research of deep learning algorithm in remote sensing image classification and recognition processing has attracted much attention and discussion of all walks of life. Firstly, this paper outlines deep learning and its algorithm structure. Secondly, the classification and recognition algorithms of remote sensing images and their limitations are summarized. Finally, the current situation of the combination of deep learning algorithm and remote sensing image classification and recognition processing is elaborated and its application trend is prospected.

Key words: deep learning; machine learning; remote sensing image; algorithms; recognition and classification

0 引言

深度学习是人们在深入研究人工神经网络时开发出来的,在学术界和工业界两大领域发展迅速。近年来,深度学习在多数传统的识别任务上的识别率显著提升^[1],可应用于语音感知、目标识别等人工智能工作,是现阶段各界研究学者探讨的热点。目前,利用深度学习尝试解决各行业技术难题的情况屡见不鲜,均取得了可观的成果,而深度学习在遥感影像领域的应用也正在逐步发展。本文在概述深度学习神经网络算法的基础上,阐述了深度学习典型算法在遥感影像分类与识别的应用现状,分析了应用过程中存在的问题,提出了深度学习在遥感影像分类与识别方面的发展趋势。

1 深度学习概述

1.1 深度学习定义

深度学习是特殊的机器学习算法,其模型是深层的人工神经网络。深度学习最早由多伦多大学教授 Hinton^[2]提出,是指一种模拟人类大脑研究学习的人工神经网络算法。相较于传统机器学习,深度学习不需预先确定训练特征,其特征学习能力强,拟合、模型预测精度高^[3]。深度学习经过组合低层特征,形成更加抽象的高层表示属性或特征^[4],可以用边、特定形状等表示,现已被广泛应用于多个领域,包括遥感图像、人脸识别、控制领域以及电力领域等。深度学习在遥感科学领域内现已取得可观的进步和成果,尤其是在分类与识别中的特

收稿日期: 2019-02-21

作者简介: 杨瑾文(1986-)男,广东梅州人,助理工程师,学士,主要从事地理信息系统和测绘方面的应用研究工作。

征选择和提取方面。

1.2 深度学习结构模型

深度学习将复杂抽象的问题分解成简单、抽象程度低的模块任务,即层层复杂工作分解小区域任务,特别适合对大数据的处理。深度学习的“人脑”模型层级数在3层以上,在遥感影像技术领域涉及的经典模型结构主要包括3种:基于受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)的深度信念网络(Deep Belief Networks, DBN)^[2]、基于自编码网络(Auto Encoder, AE)的栈式自编码网络(SAE)^[5]、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)^[1]。深度学习的各经典模型结构会存在学习方式的差异,可分为无监督学习和监督学习两种神经网络模型,AE和DBN属于前者,CNN属于后者。这些经典模型因其优异的数据高速识别处理和分类性能以及优良的精准率而被普遍应用在图像识别与分类领域中,是现阶段深度学习和遥感影像两大领域范围内的研究热点。

2 遥感影像分类与识别处理算法介绍

遥感影像是指那些记录各种地物电磁波大小的胶片,由各种传感设备发出的电磁波对物体进行辐射,通过对反射折回的电磁波信息特征提取成像^[6]。遥感图像会受到多种因素的影响,诸如环境因子、传感装置精准度等。每个地物都有独有的光谱特性,考虑各影响因子,得到的地物特征存有差异,遥感影像识别和归类是以波谱特征分析推断地物各方面特征,特征空间以类别为依据划分为多个无联系的子空间,实现分类。遥感影像数据复杂繁多,虽然对物体或现象的发展过程、分布规律有积极作用,但对算法的要求较高,遥感影像的分类识别是遥感影像特征提取和分析的关键,所以数据算法也在不断变化。

2.1 遥感影像分类与识别处理算法的发展

遥感图像处理的算法分为监督分类和非监督分类。前种分类方法在分类前会对图像样本区类型属性有先验知识,可借助这些样本类型的特点设立判别函数,进行影像的类型区分,将每个像元归并到相对应的一个类型中去,如最大似然法等。后种分类方法是归类前无先验知识,依据图像上地物的光谱特征分布规律完成分类,如ISODATA聚类法等,是根据地物光谱理论,在相同的地面结构特征、植物覆盖率和光照情况下,遥感影像上的同类地物有着相同或相似的光谱特性,归于同一光谱空间区;不同地物表征的光谱信息特点不同,归属不同的光谱空间区。但由于遥感影像对分辨率要求越来越高,经典算法已不能满足遥感影像分类与识别的精度,需要新算法支撑遥感技术。机器学习算法以高于经典算法的精度逐渐被应用在遥感影像的分类识别中,满足多精度的解译需求。早期人工神经网络分类是数学模型的机器学习分类,主要包括反向传播神经网络和支持向量机。支持向量机是一种监督机器学习方法,常用于各种遥感图像的

数据分析。

2.2 遥感图像分类识别处理算法的局限性

反向传播神经网络和支持向量机是两种典型的神经网络算法。现阶段,它们在遥感影像分析中得到了广泛应用,但在研究应用过程中也出现了一些问题。反向传播神经网络在收敛速度和隐层及隐层节点确定方面存在一些问题,诸如收敛速度慢等,SVM在样本数量较大时存在漏分和错分的概率变大^[7]。随着机器学习的深度发展,遥感影像分类与识别的精度有所提升,深度学习是现阶段机器学习关注点较高的学习算法,已在遥感影像分类与识别中应用。本文主要分析深度学习算法在遥感图像分类识别中的应用现状,探讨其在分类识别算法的发展趋势。

3 深度学习在遥感影像分类与识别中的应用

大量研究表明,深度学习与遥感影像技术结合可以很好地提取遥感影像的特征,在数据降维方面尤为突出。对比于简单的机器学习,可以很好地改善遥感影像工作分类难、精度低的现状。本文主要简述了3种经典的深度学习模型结构在遥感图像分类识别中的应用。

3.1 深度信念网络算法在遥感图像分类识别中的应用

深度信念网络算法由多组具有良好无监督学习能力的受限玻尔兹曼机(RBM)组成。深度信念网络模型从底层RBM逐层向上运算,得到输出层DBN(如图1所示)。DBN在某种程度上提高了网络的训练速度,并大幅度提高了系统处理繁杂分类问题的能力^[8]。DBN的训练过程包含预训练和微调,训练过程如图2所示。

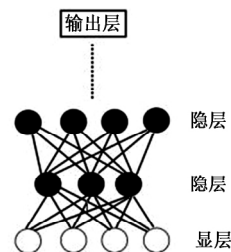


图1 DBN网络结构模型

Fig.1 DBN network structure model

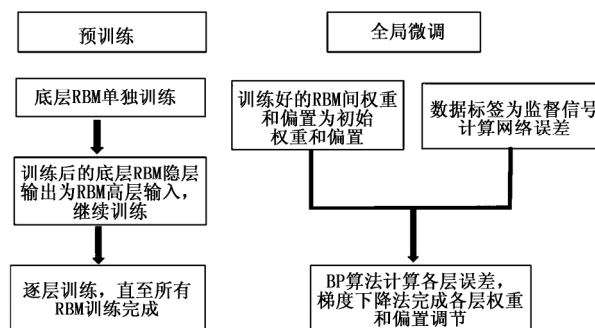


图2 DBN训练过程

Fig.2 DBN training procedure

研究表明,深度信念网络(DBN)模型在语音和影像处理有不错的进展。2012年HINTON^[9]首次提出将深度信念网络模型用于机载遥感影像中的道路检测,开启了深度学习在遥感领域应用的先河。2015年LU等^[10]将DBN模型用于遥感影像分类,得出比支持向量机和浅层机器学习模型分类效果好的结论。国内外基于深度信念网络在遥感影像处理的研究主要集中在高光谱遥感影像、高分辨率遥感影像和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)影像的分类与识别。2014年吕启等^[11]使用DBN对SAR图像开展分类,对雷达卫星26D极化合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像进行了验证,发现深度信念网络能取得更精准的分类。2015年李帅等^[12]提出了一种深度信念神经网络对SRA影像遮挡物特征提取和识别的新方法,利用DBN对预处理后的SRA图像进一步提取其遮挡目标的有效特征。

此外,对于光谱信息中DBN的分类,众研究者进行了验证研究。2016年高鑫等人^[13]重点研究了高光谱图像的去噪和特征提取,提出一种新的分类方法,利用图像的二阶偏导数和梯度来控制扩散速度,改进的自适应扩散系数用于不同区域去扩散,然后利用DBN分类对去噪后的图像分类,提升高光谱图像分类精确度。2016年刘大伟等^[14]用基于光谱-纹理特征的DBN对高分辨率影像分类,相较于支持向量机(SVM)分类方法、传统神经网络(NN)分类方法,得出DBN可以更精准地发掘高分辨率影像的分布规律。2017年吴开宇等^[15]针对高光谱图像存在“同物异谱”现象,提出将空间信息利用方法记为地标空间信息,结合光谱信息,利用深度信念神经网络进行特征提取,完成高精度分类。

3.2 卷积神经网络在遥感图像识别分类中的应用

现阶段卷积神经网络模型的应用已十分广泛,在高光谱图像分类领域范围内采用频率较多。卷积神经网络于1998年被LECUN等^[16]首次实现,是一种专门处理网络结构数据的前向反馈神经网络,由卷积层、池化层构成的低隐层和全连接层做分类器的高层组成。CNN图形结构如图3所示。

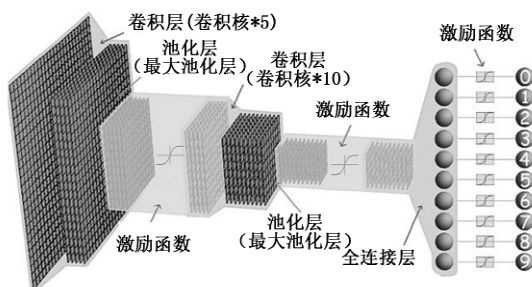


图3 CNN图形结构图

Fig.3 CNN diagram structure

卷积层由于其特殊的网层结构设计,使其更适合处理高维度的图像,通过层层降维后经全连接层输出网络。

CNN模型在飞机检测、舰船检测等高光谱影像分类与识别应用已有很多成果。2016年曲景影等^[17]提出将ReLU激活函数引入到LeNet-5网络结构中,对网络结构优化调整,将卷积运算转为矩阵乘法,利用CNN模型提高目标识别精度和效率。同年,罗建华等^[18]利用对低层特征自动分层提取抽象的高层特征,根据卷积神经网络模型用logistic回归分类器分类训练,提高了高光谱遥感影像的分类精度,设计激活函数ReLU提高CNN执行效率。姚相坤等^[19]构建多结构的卷积神经网络模型,实现对目标自动识别、特征提取,并设计4种单结构的CNN做遥感影像中飞机的测试对比,验证了多结构CNN测试结果,表明虚警率平均降低3%,召回率提高6%。赵漫丹等^[20]提出利用卷积神经网络对光谱域内的高光谱图像分类,构建5层网络结构,逐个像素对光谱信息分析,以全光谱数据集作为输入端,后神经网络对代价函数值计算,完成光谱特征提取和分类,该方式以较少的训练样本展现出优良的分类性能。除对飞机目标检测外,卷积神经网络模型也在舰船检测领域有所应用,黄洁等^[21]通过将卷积神经网络模型与支持向量机结合检测舰船目标,设置系列参数综合确定最佳分数阈值,检测率达到90.59%。针对上述应用分析,CNN在高光谱数据和高分辨率遥感影像应用中发展很快,可以很好地降低高维影像的维度,实现对其分类与识别。

3.3 自动编码器在遥感图像识别分类中的应用

相比于深度信念神经网络于卷积神经网络,自动编码器在遥感影像中的应用还在探索中,其结构包括输入层、隐藏层、输出层三层。在研究应用中采用的多是改进的堆栈自动编码器对遥感影像识别分析,其是由多个自动编码器堆叠构成。对于高光谱遥感影像,SAE处理较多的是数据复杂和样本有限问题,在高分辨率遥感影像中应用多是将SAE学习的特征表示进行无监督聚类,为其他深度学习训练算法提供可靠的伪标记,进行信息检索。SAE结构模型如图4所示。

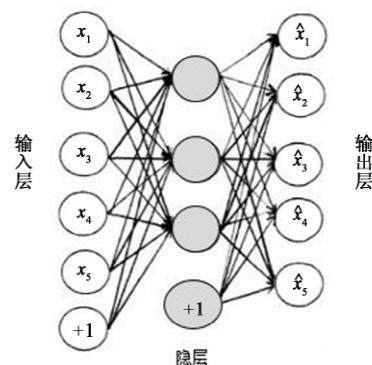


图4 SAE结构模型图

Fig.4 SAE structure model

SAE的研究和应用主要体现在3个方面:作为特征提取方法、空间特征研究和高光遥感图像分类。林洲汉^[22]

等利用SAE提取了深度的高光谱特征信息,给出两种分类方法:自动编码器-支持向量机和堆栈自动编码器-逻辑回归分类器。表明SAE分类各指标均高于支持向量机,在PCA提取空间信息情况下,利用SAE-逻辑回归分类器进行空谱分类,优于支持向量机等分类方法。朱江等^[23]利用最大噪声分数降低空间维度后,结合自动编码器和softmax多项逻辑回归分类器形成多隐层神经网络,对高光谱遥感影像非监督深度特征进行提取与分类,可得到较线性支持向量机分类高的精准度,在解决高光遥感影像数据类型复杂和分类效率低方面也取得一些进展。张一飞等^[24]利用多个去噪栈式自编码器构成深度神经网络结构,并用layer-wise方法逐层训练含有噪声数据的网络达到稳定特征表达,结合反传播(BP)神经网络来监督特征学习,由误差反向传播对网络参数进行优化,得到最终模型,它的整体精度和卡帕精度分别高达95.7%和95.5%,高光谱图像分类精度高。

4 深度学习在遥感影像识别分类应用中存在的问题与发展走势

深度学习快速发展为遥感影像领域解决局部问题的同时,也存在一些问题,主要有以下几个方面:

1) DBN在遥感影像处理方面上凭借无监督学习的优点能很好地提取影像的特征,在研究模式上也从单一的DBN研究光谱信息引申到了光谱信息与空间信息结合,并且探索到了DBN模型结构参数,但需要确定人工和先验知识的涉入网络结构和参数,存在一定误差。

2) CNN主要应用在高光谱图像处理领域,由于其特殊的结构能很好地应用于高维度影图处理中,提高影像分类与识别的精度,发展前景很好。但同时CNN神经网络模型在应用时也会存在一些问题,系列参数和激活函数的选择都会影响模型测试的精度,在适当的选择下才能大幅度提高CNN的运算效果。

3) SAE没有复杂的人工监督,采用无监督分类法,相比于PCA降维方法,在特征提取和降维方面产生的重构误差少,但需要结合其他分类器才能获得高的精度。

随着深度学习的快速发展,各深度学习模型在使用中的连带问题也会得到改善,本文根据分析预测深度学习的未来走势如下:

1) 完善和优化深度神经网络模型的网络参与和函数,选择合适的函数以便在遥感图像分类中起到积极作用;

2) 研究较深入、复杂、多算法结合的模型结构,深入提高遥感图像处理精度,提升学习能力;

3) 探讨数据样本的扩容问题,结合数据的多种变化形式扩充样本容量,提高学习能力。

5 结束语

本文首先对深度学习进行综述,简述其经典结构模型的学习特点,结合遥感图像分类识别算法的局限性,引

出深度学习在遥感影像分类识别中的应用。总结分析深度学习各结构模型的优缺点及其在遥感影像处理中的应用现状以及在遥感影像应用中存在一些问题,得出深度学习算法精度要比其他算法精度高的结论,最后针对应用中存在的问题及深度学习的发展趋势来展望遥感图像的发展。

参考文献:

- [1] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: Proceedings of the 2012 Advances in Neural Information Processing Systems [C]// Lake Tahoe, Nevada, USA: Curran Associates Inc. 2012.: 1 097-1 105.
- [2] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1 527-1 554.
- [3] 陈工, 李琦, 金玲艳, 等. 基于深度学习的区域生态安全时空模拟与预测 [J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(7): 915-923.
- [4] 石志国, 杨志勇. 深度学习降维过程中的信息损失度量研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(7): 1 590-1 594.
- [5] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5 786): 504-507.
- [6] 崔璐, 张鹏, 车进. 基于深度神经网络的遥感图像分类算法综述 [J]. 计算机科学, 2018, 45(S1): 50-53.
- [7] 褚辉, 赖惠成. 一种改进的BP神经网络算法及其应用 [J]. 计算机仿真, 2007, 24(4): 75-77.
- [8] 殷瑞刚, 魏帅, 李晗, 等. 深度学习中的无监督学习方法综述 [J]. 计算机系统应用, 2016, 25(8): 1-7.
- [9] HINTON G E. A practical guide to Training Restricted Boltzmann Machines [J]. Momentum, 2012, 9(1): 599-619.
- [10] LU Q, DOU Y, NIU X, et al. Urban land use and land cover classification using remotely sensed SAR data through deep belief networks [J]. Journal of Sensors, 2015, 20(15): 1-10.
- [11] 吕启, 龚勇, 牛新, 等. 基于DBN模型的遥感图像分类 [J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(9): 1 911-1 918.
- [12] 李帅, 许悦雷, 马时平等. 一种深度神经网络SAR遮挡目标识别方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(3): 154-160.
- [13] 高鑫, 欧阳宁, 袁华. 基于快速去噪和深度信念网络的高光谱图像分类方法 [J]. 桂林电子科技大学学报, 2016, 36(6): 469-476.
- [14] 刘大伟, 韩玲, 韩晓勇. 基于深度学习的高分辨率遥感影像分类研究 [J]. 光学学报, 2016, 36(4): 306-314.
- [15] 吴开宇, 杨辉华. 基于地标空间信息的高光谱遥感图像分类 [J]. 电视技术, 2017, 41(11): 69-73.

(下转第120页)

境设置表,将建立好的 FeatureCodeTB 表、SymbolScriptTB、UserLayerTB 表填入 ProjectTB 表中。GIS 数据入库模板与 GIS 数据生产模板相同。

2.2 脚本开发

基于 EPS 平台的脚本开发技术,采用 VBScript 脚本语言,开发了基础地形图数据到 GIS 数据的自动化转换映射脚本、数据入库脚本和数据出库脚本。自动化映射脚本的开发是基于数据生产模板中数据映射表,实现了地形图数据到 GIS 数据的快速转换,并转存原数据部分属性到 GIS 数据中,提高了数据生产效率,降低了作业错误率,数据出入库脚本的开发,实现了数据出库入库管理以及数据更新维护管理工作。

2.3 数据质量检查

数据成果质量检查又称质检方案,是 EPS 平台中针对数据成果进行质量检查的方法集合。可以对数据成果的空间拓扑、属性信息、数据规范性进行检查。质检方案支持预定义检查项和自定义检查脚本进行检查,预定义检查项采用 EPS 平台已建立好的质量检查方法进行检查,自定义检查脚本检查通过自主开发相关质检脚本进行质量检查,质检方案中每一项方法针对数据成果中的一个质量元素,质检方案可以批量一次性执行,也可以逐项执行。

2.4 数据成果及入库管理

通过质量检查的数据,形成了最终的数据成果,包括水面、建筑物面、地下建(构)筑物面、公共服务设施面、工矿设施面、公共服务设施点、工矿设施点、道路中心线、铁路中心线、桥梁中心线、桥梁面、道路范围面、铁路站台面、内部道路边线、管线面、绿地面 16 个图层的数据。同时在 EPS 平台环境下,通过 ARCSDE 空间数据库引擎和关系型数据库来存储和管理 GIS 数据,这里我们采用的关系型数据库为 ORACLE 空间数据库引擎采用 ArcSDE,它是在关系型数据库管理系统中存储和管理多用户空间数据库的通路,ARCSDE 是一个连续的空间数据模型,借助这一空间数据模型,可以实现用关系型数据库来管理空间数据。同时利用数据模板和数据库出入库脚本,将 GIS

数据进行入库、更新管理。

3 结束语

基于 EPS 的 GIS 数据生产与入库一体化是建立信息化测绘技术体系、提高 GIS 数据生产作业效率、保证数据成果质量、实现数据建库更新管理的完整体系。它解决了测绘行业内面向 GIS 数据生产、存储管理普遍存在的因为数据格式、数据标准不统一而带来的数据入库难、更新难、质量控制难等一系列问题;从数据格式转换、成图、编辑处理到数据入库、更新的一系列数据生产流程,用户使用一个平台、一套标准、一个流程即可完全实现。信息化测绘体系建设涉及地理信息资源体系、实时化数据获取体系、自动化数据处理体系、网络化地理信息服务体系和社会化地理信息应用体系,该技术流程作为地理信息资源体系建设一部分,为全面建立信息化测绘体系奠定了基础。

参考文献:

- [1] 肖高铭,黄凯. 清华山维 EPS 软件在地理国情普查中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(12): 198-200.
- [2] 杨阳,王晓红,高伟智. 基于 EPS 实现出图入库一体化的关键技术研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(5): 119-121.
- [3] 孙大龙,张艳华. 基于 EPS 脚本语言二次开发 CAD 注册转换为 GIS 属性[J]. 城市勘测, 2013(1): 98-99, 107.
- [4] 包永纲. 清华山维 EPS 在太原市公共停车资源调查与规划中的应用[J]. 城市勘测, 2013(6): 18-21.
- [5] 王棋,王帅,赵海洋. 基于 EPS 中 VBScript 二次开发在地籍处理中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2011, 34(6): 191-193.
- [6] 国家测绘局测绘标准化研究所. 基础地理信息要素分类与代码: GB/T 13923—2006 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2006.

[编辑: 张 曦]

(上接第 117 页)

- [16] LÉCUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2 278-2 324.
- [17] 曲景影,孙显,高鑫. 基于 CNN 模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 45-49.
- [18] 罗建华,李明奇,郝泽忠,等. 基于深度卷积神经网络的高光谱遥感图像分类[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2017, 36(4): 13-20.
- [19] 姚相坤,万里红,霍宏,等. 基于多结构卷积神经网络的高分遥感影像飞机目标检测[J]. 计算机工程, 2017, 43(1): 259-267.
- [20] 赵漫丹,任治全,吴高昌,等. 利用卷积神经网络的高光谱图像分类[J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(5):

501-507.

- [21] 黄洁,姜志国,张浩鹏,等. 基于卷积神经网络的遥感图像舰船目标检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2017(9): 132-139.
- [22] 林洲汉. 基于自动编码器的高光谱图像特征提取及分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [23] 朱江,胡华全,范雯琦. 基于深度神经网络的高光谱遥感影像分类方法研究[J]. 装备学院学报, 2017, 28(3): 14-20.
- [24] 张一飞,陈忠,张峰,等. 基于栈式去噪自编码器的遥感图像分类[J]. 计算机应用, 2016, 36(S2): 171-174, 188.

[编辑: 张 曦]