

基于深度神经网络的遥感图像分类算法综述

崔 璐¹ 张 鹏² 车 进¹

(宁夏大学物理与电子电气工程学院 银川 750000)¹ (宁夏大学信息工程学院 银川 750000)²

摘 要 准确、高效的遥感图像分类是遥感图像解析的重要研究内容之一。近年来,随着机器学习技术的发展,深度神经网络日渐成为一种有效的遥感图像分类处理方法。分析了遥感图像分类目前存在的一些问题,并简要阐述了几种典型的深度神经网络的原理结构;然后根据遥感图像分类的研究现状和深度神经网络对遥感图像分类的研究现状,总结了深度神经网络在遥感图像分类技术应用中的发展趋势。

关键词 遥感图像,图像分类,深度神经网络

中图分类号 TP389.1 **文献标识码** A

Overview of Deep Neural Network Based Classification Algorithms for Remote Sensing Images

CUI Lu¹ ZHANG Peng² CHE Jin¹

(School of Physics and Electronic-Electrical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750000, China)¹

(School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750000, China)²

Abstract Accurate and efficient remote sensing image classification is one of the important research contents of remote sensing image analysis. In recent years, with the development of machine learning technology, deep neural network has become an effective processing method for remote sensing image classification. This paper analyzed some problems existing in remote sensing image classification and the principle structure of several typical deep neural networks. The research status of remote sensing image classification and remote sensing image classification based on deep neural network were introduced, and the trend of deep neural network in remote sensing image classification technology was summarized.

Keywords Remote sensing image, Image classification, Deep neural network

1 引言

目标物体的分类与识别一直以来都是遥感图像解析的核心内容之一。如何在满足一定精度条件下对遥感图像进行分类信息提取,成为了遥感图像研究的关键问题。提高遥感图像的分类精度能够直接促进遥感技术的发展。遥感图像分类的主要目的是从遥感图像中获取地物信息,从而识别实际地物种类。其实质是将图像中的每个区域或象元点归为若干专题要素中的一种,或若干类别中的一类,并且完成图像数据从二维灰度空间到目标模式空间的转换。

随着人工智能在处理信息方面逐渐显现出来的优势,遥感图像分类技术趋于人工智能化,如人工神经网络、主动学习、支持向量机等。相较于普通人工神经网络,深度神经网络具有更多运算层级,在海量数据上应用统计学习的方法,从计算机视觉的角度提取遥感图像信息,能够极大地提高含有大量未知信息的遥感图像分类的精度。因此,深度神经网络日渐成为遥感图像分类研究中的热点。本文探讨和回顾遥感图像场景分类、目标分类等相关研究的现状,分析和总结了遥感图像分类算法研究存在的主要问题,并从解决遥感图像分类与识别的角度,结合神经计算、认知计算和并行计算等相关技

术,对遥感图像分类的算法应用与发展进行了综合分析。

2 遥感图像分类

2.1 遥感图像分类的问题定义

遥感图像是通过各种传感器发射的电磁波对远距离目标辐射后,目标反射的电磁波信息的成像,是由亮度特征构成的光谱空间。每种地物对不同波段的光的敏感程度不同,因此每种地物都有固定的光谱特征。但由于干扰的存在以及环境条件的不同(如大气辐射、磁场变化、扫描仪视角、拍摄时间等),光谱信息反映的地物特征不尽相同。遥感图像分类的任务就是通过对各类地物波谱特征进行分析来选择特征参数,反演推测目标地图的几何特征和物理特征,将特征空间按照类别划分成若干不相关的子空间,进而把影像内的像元划分到各子空间,从而实现分类。相对于普通图像,遥感图像有着自身的特点,主要包括:1)数据庞大,地面上的每一个成像点都有对应的光谱信息,且遥感图像是周期采集的,具有连续性;2)不确定性,遥感图像受到天气、光照等外界因素的影响,导致地物反射的光谱信息不尽相同,且遥感图像具有一定的局限性,存在同谱异物或同物异谱的现象;3)时效性,遥感图像的获取周期短,具有很强的时效性;4)综合性,遥感影像的

本文受自然科学基金(61363054)资助。

崔 璐(1993—),女,硕士生,主要研究方向为智能信息处理,E-mail:837334345@qq.com;张 鹏(1975—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为智能信息处理,E-mail:pengzhang123@foxmail.com(通信作者);车 进(1973—),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理及智能视频技术,E-mail:chejin@nxu.edu.cn。

处理需要参照其他地理信息。

2.2 遥感图像分类方法概述

遥感图像通过各波段像素值的大小来区分不同的地物。由于化学、物理等因素,不同地物在相同波段光的照射下的反射作用不同,因此得到的光谱信息也不同,这些光谱信息就是遥感图像分类的依据。为了从原始数据中抽出可供判别的统计量,对图像进行特征提取是遥感图像分类的基础,可以定量地提取出光谱特征、纹理特征和空间特征。

遥感图像分类方法分为监督分类和非监督分类。监督分类是指在部分已标注的遥感信息上的学习,建立分类模型,预测未标记图像的分类。传统的监督分类方法有最大似然法、平行多面体法、线性判别法、马氏距离法和最小距离法。目前研究得较多的监督分类方法有人工神经网络、支持向量机和主动学习等。非监督分类是指在没有已标记信息的情况下,根据特征空间中的数据特点自建群分类,并根据样本的总体特征预测判断,对于特征相同的点聚类,没有结果判别的学习过程。常见的无监督学习有聚类分析、关联规则分析、迭代自组织数据分析技术和 K-均值算法等。

2.3 遥感图像分类存在的问题

遥感图像信息含量大、地物种类多,不同的分类模型的性能也不尽相同。训练分类器是分类研究的关键部分。分类训练是在训练样本集上进行优化的过程,是一个机器学习过程。在传统的监督分类中,分类器从已标记分类信息的样本中进行训练学习,建立模型,对未标记的样本进行分类预测。随着互联网的高速发展,数据信息的共享度不断提高,从网络中获取大量的不含标记信息的样本已变得相对容易,而获取大量含有标记信息的样本仍较为困难。因此,如何通过少量的含有标记信息的样本和大量的不含标记信息的样本进行训练来提高机器学习性能,成为了当前机器学习中最受关注的问题之一。

针对遥感图像分类,典型的神经网络模型不能充分挖掘图像中该类别地物特征与周围地物特征之间的关联性,没有将上一地物特征对周边的影响及当前地物本身的特征和分布特性考虑到当前分类中,动态变化性较差。如何充分利用其像素的光谱特性和纹理特征构成的特征向量来构建不同的视图空间,从不同的角度充分挖掘有价值的未标记样本,并补充样本数据的数目,成为了研究的重点。

3 深度神经网络

3.1 深度神经网络概述

1958年,计算科学家 Rosenblatt 首先提出了神经网络的模型,该模型由两层神经元组成,被称为感知器。它是当时首个可以学习的人工神经网络,然而经过实验发现,感知器只能做简单的线性分类任务。1986年,Rumelhar 等为了解决因增加计算层数导致的计算量过大的问题,提出了反向传播(Back-propagation, BP)算法,促进了两层神经网络的发展。相比于单层神经网络,两层神经网络可以解决非线性分类任务。然而,神经网络还面临着训练耗时太长的问題,而且局部最优解问题使得神经网络的优化较为困难。

2006年,Hinton 等^[1]基于人脑学习的思想提出了一种深度神经网络的机器学习方法。深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)也称深度学习(Deep Learning),是一种多层次的神经网络,将上一层的输出特征作为下一层的输入特征进行学习,经过多个层次对原始特征的非线性变换的逐层训

练,根据需求将初始样本的特征转化到另一个特征空间,以此来学习对现有输入具有更好效果的特征表达^[2]。鉴于海量数据的信息维度十分丰富,通过建立的多层次的数学模型和训练的大量数据,神经网络能够更充分且更精确地挖掘海量数据的潜在信息,从而提高信息的利用价值。

近年来,随着对深度神经网络的不断研究,深度置信网(Deep Belief Nets, DBN)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等模型被相继提出。DBN 是一种无监督的学习模型,由多个限制玻尔兹曼机堆叠而成,自下而上逐层训练,并通过全局的反向传播算法对网络进行微调^[3]。CNN 是多层的监督学习的神经网络,是一种前馈神经网络,通过多次的迭代来提高模型训练的精度。与前馈神经网络不同,RNN 通过内部记忆处理任意时序的输入序列,内部既有反馈连接又有前馈连接,具有更强的计算能力和动态特性。

3.2 深度置信网

受限玻尔兹曼机(RBM)是一种状态随机的网络模型,类似于开关,只有激活和未激活两种状态。RBM 的结构与其他神经网络不同,单层内的各单元间无连接,而层间的单元全连接。RBM 能够很好地解析复杂数据,但是对于复杂度更高的数据或需要更深层次的解析时,需要引入多层次的神经网络,即深度置信网(DBN)。DBN 由多个 RBM 叠加构成,堆叠效果如图 1 所示。

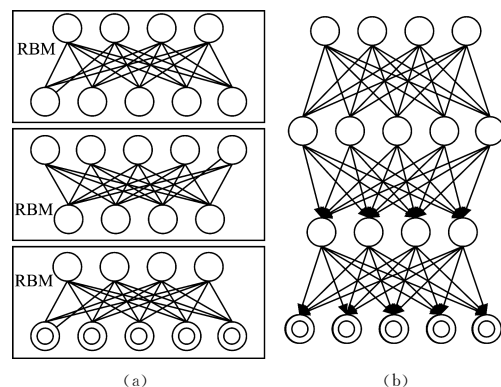


图 1 堆叠的 RBM 及 DBN 结构

由图 1 的结构可知,将训练一个 RBM 后的输出作为一个 RBM 的输入,连续学习得到一组 RBM。图 1(b)是一个 RBM 叠加后对应的 DBN,每层之间的单元具有高度的关联性。全局优化具有多个隐藏层的 DBN 是很难完成的,因此采用逐层训练的方法。训练分为两步,首先,每次只训练一层的 RBM 神经元,将当前层的输出作为下一层的输入;然后,当所有层都训练完后,使用 wake-sleep 算法进行调优^[3]。

3.3 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)的基本结构包括两层:1)特征提取层,上一层的部分区域作为当前神经元的输入,并由当前神经元提取该区域的特征,通过该区域特征确定它与其他特征之间的对应联系;2)特征映射层,CNN 中每个计算层由多个平面特征映射组成,平面上所有神经元的权值相等。

卷积神经网络的实质是输入到输出的映射关系。在学习之前,输入和输出之间没有明确的数学模型,CNN 通过学习大量的输入与输出之间的映射,对卷积网络加以训练,从而建立模型。CNN 的特征抽取通过训练数据进行学习,避免了显式的特征抽取;而且,由于 CNN 同一平面上的神经元权值相等,因此 CNN 网络能够并行学习,这也是卷积神经网络的一

大优势。CNN的基本网络结构可以分为4个部分:输入层、卷积层、连接层和输出层^[4]。

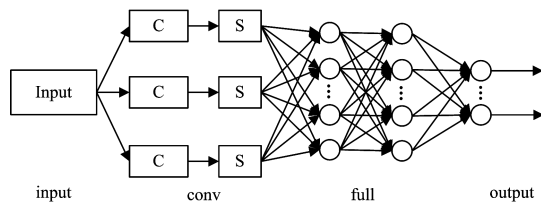


图2 CNN的基本网络结构

3.4 递归神经网络

递归神经网络(RNN)是由神经网络专家 Jordan 等于 20 世纪 80 年代末提出的一种神经网络模型,其是指各人工神经元之间存在多种反馈关系的网络。RNN 之所以被称为递归神经网络,是因为某层神经元的输出不仅与上一层神经元的输出有关,还会在下一时刻作为自身的输入,即第 i 层神经元在 t 时刻的输入,除 $i-1$ 层神经元在该时刻的输出外,还包括自身在 $t-1$ 时刻的输出。RNN 包含 3 层,即输入层、隐藏层、输出层,最重要的工作在隐藏层完成。RNN 的结构如图 3 所示。

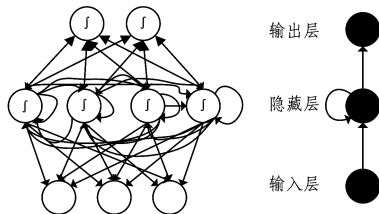


图3 RNN神经网络结构图

4 深度神经网络在遥感图像的分类中的研究现状

4.1 遥感图像分类方法的研究现状

目前,遥感图像分类趋于智能化、集成化,利用人工神经网络自学习的特点,模拟人脑功能结构,提高遥感图像的分类精度。BP神经网络、多层感知网络、模糊神经网络、自组织特征映射网络等模型,被广泛应用于遥感图像分类。

BP神经网络是目前应用于遥感图像分类最广泛的人工神经网络之一,用以提高分类精度^[5]。卢柳叶等^[6]采用 Landsat TM 遥感图像,以山西省定襄县为研究区,通过主成分分析方法压缩输入数据,结合 NDVI 和纹理特征来建立 BP 神经网络的土地利用分类模型,相比于基于光谱单元信息的神经网络分类和基于纹理特征的神经网络分类,其分类精度有所提高。卜晓波等^[7]通过遗传算法来确定 BP 神经网络的最优权值和阈值,改进 BP 神经,从而提高分类精度。胡永森等^[8]提出的加权变异粒子群 BP 神经网络不仅实现了遥感影像的高精度分类,对解决“同谱异物”和“异物同谱”现象也具有一定的作用。

自组织神经(SOM)网络克服了 BP 网络收敛速度慢、限于局部收敛等缺点。SOM 的保序映射、数据压缩、特征抽取等特点使得其能被很好地应用于目标分类和识别的诸多领域中^[9]。许多学者不断改进 SOM 网络模型,以改善分类效果。杜华强等^[10-11]以 Matlab 为平台,构建了自组织神经网络,对假色彩遥感图像进行多次训练后,发现输出能够更加真实地反映原始图像的特征。尹汪宏等^[12]提出了一种基于混合核函数的 SOM 神经网络改进方法,与传统的 SOM 网络相比,其分类效果有明显改善。任军号等于 2011 年选择西安地区的 ETM+ 卫星遥感图像进行分类实验,结果验证了基于遗传算

法的自组织特征映射网络使得遥感图像的分类精度更高^[13]。

模糊神经网络综合了模糊集理论和神经网络结构的优点,有效地实现了基于特征信息的图像目标识别处理^[14]。崔曦^[15]以广州三水市 Landsat 和 SPOT 遥感影像为数据源,研究了神经网络和模糊算法两种方法在遥感图像分类中的应用。张强^[16]通过将模糊逻辑系统与前向型神经网络结合来对遥感图像分类。以上研究利用 BP 神经网络、SOM 网络和模糊神经网络,在不同程度上提高了遥感图像的分类精度,表明神经网络在遥感智能化分类方面具有良好的应用和发展前景。

4.2 深度神经网络在遥感图像分类中的研究现状

深度神经网络是相对于浅层网络的一个概念,其拥有更深层的网络结构。浅层网络的学习方法速度快,但算法的局限性远不能够满足复杂的遥感图像分类的需求,因此将深度神经网络引入遥感图像分类势在必行。目前已有许多专家学者应用深度神经网络对遥感图像进行分类,并取得了良好效果。

Hinton^[17-18]团队在 2012 年的 Pascal 竞赛中,在当时最大的图像数据库 ImageNet 上,通过深度卷积神经网络将 Top5 的错误降低到 15%,而在此之前,Top5 的错误率最低为 26%。这引起了人们对基于深度神经网络的遥感图像分类的关注。采用高分辨率遥感影像,为深度神经网络的训练提供更充足的样本,其地物纹理信息丰富且成像光谱波段多,以挖掘更多信息作为分类依据,提高分类精度。吴正文^[4]研究了卷积神经网络的网络结构设计和参数优化对于图像分类的一般性规律。曹林林等^[19]建立的卷积神经网络模型降低了因图像平移、比例缩放、倾斜或者其他形式的变形而引起的误差。邢晨^[20]利用自编码器的深度学习网络模型对高光谱遥感图像进行分类。王巧玉^[21]采用海量的未标记样本对网络进行无监督的训练,从而提取数据深层、抽象的特征信息;再将堆栈降噪自编码器与 Softmax 分类器组合以形成一个深层分类网络,采用有标记的样本对网络进行微调。黄鸿等^[22]利用深度学习模型-堆栈自动编码器,有效地提取出了样本深度特征和空间信息中的空-谱联合特征。刘大伟^[23]采用深度信念网络(DBN)对高分辨率遥感影像进行了基于光谱-纹理特征的分类。

Kaggle 作为全球最大的数据科学社区和数据竞赛平台,专注数据科学和机器学习竞赛的举办。Dl1st 于 2017 年 2 月在 Kaggle 上发布了关于卫星图像特征检测的竞赛,以寻求新颖的深度学习方法来准确地对高分辨率图像中的特征进行分类。研究者基于 Python/R 语言,利用 Keras 高层神经网络并通过 Tensorflow 或 Theano 训练遥感数据建立分类模型。Konstantin^[26]使用逻辑回归算法对图像中的像素点进行训练和预测,将图像划分成若干多边形区域。ZFTurbo^[27]使用改进的 CNN 卷积神经网络,对每一层数据归一化并增加了退出层,为每个类创建单独的模型用于训练和预测。地理图像分割通常有两种方法:基于像素和基于对象。前两者使用基于像素的方法,ChrisCC 基于对象的方法使用 RSGISLib 进行图像分割^[28]。

5 深度神经网络对遥感图像分类的发展趋势

对于复杂的遥感图像分类,传统的神经网络训练方法已经不能满足需求,使用深度神经网络为提高遥感图像分类精度开辟了一片新天地。通过将分类依据表达成向量,将少量含有标记信息的图像作为训练集,利用深度神经网络模型大

量训练构建图像的数字字典,对大量未标记的遥感图像数据分类。

对于包含海量信息的遥感图像,如何充分挖掘信息以更贴合遥感图像分类要求成为了研究的重点。遥感图像涵盖的纹理特征、光谱特征和空间特征都可以单独作为图像分类的依据,然而图像的这些特征信息在图像分类时尚未充分利用。对提取的这 3 类特征进行多角度充分利用,并将其共同作为分类依据,结合深度神经网络的训练模型,来提高遥感图像的分类精度,成为了该领域目前的研究热点。

结束语 本文首先介绍了遥感图像分类的相关概念,分析遥感图像分类目前存在的问题,并对神经网络的历史、原理进行简要介绍,探讨了几种神经网络的原理结构;然后分别对遥感图像分类的研究现状和神经网络对遥感图像分类的研究现状做出阐述;最后总结了神经网络对遥感图像分类的发展趋势。

参 考 文 献

- [1] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786):504-507.
 - [2] 庞荣. 深度神经网络算法研究及应用[D]. 成都:西南交通大学, 2016.
 - [3] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
 - [4] 吴正文. 卷积神经网络在图像分类中的应用研究[D]. 成都:电子科技大学, 2015.
 - [5] LIPPMANN R P. Pattern Classification Using Neural Networks [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 27(11):47-64
 - [6] 卢柳叶,张青峰,李光录. 基于 BP 神经网络的遥感影像分类研究[J]. *测绘科学*, 2012, 37(6): 140-143.
 - [7] 卜晓波,龚珍,黎华. 基于遗传算法改进 BP 神经网络的遥感影像分类研究[J]. *安徽农业科学*, 2013, 41(33): 13056-13058, 13079.
 - [8] 胡永森,王力,吴良才,等. 加权变异粒子群 BP 神经网络在遥感影像分类中的应用[J]. *地理空间信息*, 2016, 14(12):37-40.
 - [9] 谭秀辉. 自组织神经网络在信息处理中的应用研究[D]. 太原:中北大学, 2015.
 - [10] 杜华强,范文义. Matlab 自组织神经网络在遥感图像分类中的应用[J]. *东北林业大学学报*, 2003(4):51-53.
 - [11] 李石华,金宝轩. 基于 Matlab 的自组织神经网络在地形复杂区遥感图像分类中的应用研究[C]//第二届“测绘科学前沿技术论坛”论文精选, 2010:4.
 - [12] 尹汪宏,李朝峰,张俊本,等. 基于混合核函数的自组织神经网络遥感图像分类[J]. *计算机工程与设计*, 2009, 30(2):388-391.
 - [13] 任军号,吉沛琦,耿跃. SOM 神经网络改进及在遥感图像分类中的应用[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(3):1170-1172,1182.
 - [14] 瞿继双,瞿松柏,王自杰. 基于特征的模糊神经网络遥感图像目标分类识别[J]. *遥感学报*, 2009, 13(1):67-74.
 - [15] 崔曦. 神经网络及模糊算法的遥感数据分类研究[D]. 西安:西安科技大学, 2008.
 - [16] 张强. 基于模糊神经网络的遥感影像分类研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2006.
 - [17] EINEN D, ROLFE J, FERGUS R. Understanding deep architectures using a recursive convolutional network[J]. *arXiv:1312.1847v2*, 2014.
 - [18] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks or larger-scale image recognition[J]. *arXiv:1409.1556*, Sept. 4, 2014.
 - [19] 曹林林,李海涛,韩颜顺,等. 卷积神经网络在高分遥感影像分类中的应用[J]. *测绘科学*, 2016, 41(9):170-175.
 - [20] 邢晨. 基于深度学习的高光谱遥感图像分类[D]. 武汉:中国地质大学, 2016.
 - [21] 王巧玉. 基于深度学习的高光谱遥感图像分类[D]. 厦门:华侨大学, 2016.
 - [22] 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.
 - [23] 黄鸿,何凯,郑新磊,等. 基于深度学习的高光谱图像空-谱联合特征提取[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(10):180-188.
 - [24] 付秀丽,黎玲萍,毛克彪,等. 基于卷积神经网络模型的遥感图像分类[J]. *高技术通讯*, 2017, 27(3):203-212.
 - [25] 张日升,张燕琴. 基于深度学习的高分辨率遥感图像识别与分类研究[J]. *信息通信*, 2017(1):110-111.
 - [26] LOPUHHIN K. Full pipeline demo: poly->pixels->ML->poly(Version4. 0) [EB/OL]. <https://www.kaggle.com/lopuhin/full-pipeline-demo-poly-pixels-ml-poly>.
 - [27] ZFTurbo. 0. 51276 Public LB Solution(Version1. 0) [EB/OL]. <https://www.kaggle.com/c/dstl-satellite-imagery-feature-detection/discussion/29829>
 - [28] ChrisCC. Object-based solution for DSTL (Version1. 0) [EB/OL]. <https://www.kaggle.com/chriscc/object-based-solution-for-dstl>.
- (上接第 21 页)
- [34] LI G Z, YANG J Y. Feature selection for ensemble learning and its application[M]// *Machine Learning in Bioinformatics*. 2008: 135-155.
 - [35] PENG Y H, WU Z Q, JIANG J M. A novel feature selection approach for biomedical data classification [J]. *Journal of Biomedical Informatics*, 2010, 43(1):15-23.
 - [36] CHIN A J, MIRZAL A, et al. Supervised Unsupervised, and Semi-Supervised Feature Selection: A Review on Gene Selection [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2016, 13(5):971-989.
 - [37] OPITZ D W. Feature Selection for Ensembles[C]// *Proceedings of National Conference on Artificial Intelligence*. Orlando, FL, 1999:379-384.
 - [38] ABEEL T, HELLEPUTTE T, VAN D P Y, et al. Robust biomarker identification for cancer diagnosis with ensemble feature selection methods [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2010, 26(3):392-398.
 - [39] WONG H S, ZHANG S, SHEN Y, et al. A New Unsupervised Feature Ranking Method for Gene Expression Data Based on Consensus Affinity[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics*, 2012, 9(4):1257-1263.
 - [40] 张靖,胡学钢,张玉红,等. K-split Lasso:有效的肿瘤特征基因选择方法[J]. *计算机科学与探索*, 2012, 6(12):1136-1143.
 - [41] JIN L L, LIANG H. Deep Learning for Underwater Image Recognition in Small Sample Size Situations [C]// *IEEE Conference on Oceans*. Aberdeen UK: IEEE Press, 2017.
 - [42] HINTON G. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks [J]. *Science*, 2016, 313(5786):504-507.
 - [43] 孙志远,鲁成祥,史忠植,等. 深度学习研究与进展[J]. *计算机科学*, 2016, 43(2):1-8.