

注：国家自然科学基金项目“基于二维材料-金属的可调控构建敏感膜及其在水中多参数重金属传感器研究”（No. 61901042）；国家自然科学基金项目“中医脉诊指压传感器材料与器件研究”（No. 62071054）；北京市教委科研计划一般项目（No. KM202011232016）；传感器国家重点实验室开放课题（No. SKT1902）；传感器北京市重点实验室开放课题（No. 2019CGKF007）

摘要：地表水的勘测对于海岸线变化、环境保护、防灾减灾、水质检测都有重要的意义，借助遥感图像可以快速、反复、精确地获取到地表水的时空分布特征。文章调研国内外学者在遥感图像水体识别方向的研究成果，简述基于遥感技术的水体识别方法。其中，阈值法通过对水体和背景地物的光谱曲线进行分析，选取适合的阈值进行图像分割，操作简单便利，存在信噪比低、易将水体与背景地物混淆的问题。决策树法和自动提取水体法解决了阈值法的显著缺点，然而很难在精确度上得到进一步的提升。近年来，随着深度学习的广泛应用，逐渐被用于遥感图像的水体提取，深度学习方法具有优秀的特征提取能力，在提取精度上有很大提升，然而深度学习过度依赖带有标签的样本数据，因此具有一定的局限性。对样本进行标记需要消耗大量的时间、人力，因此，无监督学习对于遥感图像的水体识别具有重要意义。

关键词：水体识别；SAR 图像；阈值法；深度学习；神经网络

中图分类号：TP751 文献标识码：A 文章编号：1006-883X(2021)03-0009-06

收稿日期：2021-02-18

基于遥感图像水体识别与检测研究综述

张铭飞^{1,2,3} 高国伟^{1,2} 胡敬芳^{1,2,3} 宋钰^{1,2,3}

1. 北京信息科技大学 传感器北京市重点实验室，北京 100101；
2. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室，北京 100192；
3. 传感器联合国家重点实验室，中国科学院空天信息创新研究院，北京 100190

0 引言

由于水资源短缺等一系列问题日益严重，需要对水资源的数量和变化进行监控^[1]。近年来，随着遥感技术日益成熟，因其拥有检测距离短、检测范围广等优点，所以在很多不同的领域都是一个重要的研究课题，在海岸线变化监测、环境保护、防灾减灾、水质检测等领域都备受关注^[2]。如何能够快速、精确地提取遥感图像中水体的信息则成为最关键的问题，虽然对遥感图像水体识别的研究工作不是很多，但还是出现了一些有效的成果。本文通过查阅国内外的诸多研究成果，综合梳理，评判各方法的优缺点，并提出遥感图像水体识别的发展趋势及挑战^[3]。

1 理论介绍

遥感图像主要由陆地资源卫星上的合成孔径雷达（synthetic aperture radar, SAR）、微波成像雷达等设备进行获取并传输给地面。不同的化学元素具有不同的化学结构，因而对电磁波的反射和吸收特征不同，通过卫星雷达向地面发射电磁波可以对地物进行识别。通过计算机对图像进行识别大致可以分为3大步骤：信息获取、特征提取和图像分类识别。

为了提高图像中的目标图像信息，需要对获取到的原图进行图像预处理。常用的预处理方法有灰度化、几何变换、图像增强、滤波等。由于彩色图像包含的信息量大，处理速度比较慢，所以一般需要将彩色图

像进行灰度化操作；几何变换是减小几何失真对图像识别的影响；图像增强则是增加图像目标之间的对比度，可以更准确地提取出目标图像；因输入的图像会掺杂一些噪声，为了去除噪声对图像提取的影响，所以在图像识别任务中都会进行滤波操作。

对于遥感图像的特征提取，传统的方法都是利用地物各目标的光谱特性进行水体识别，阈值的选择决定了水体信息提取的精确程度。随着深度学习在遥感图像目标识别中的应用，特征提取过程变得更加智能化。图像识别、分类是根据提取的图像特征设定某种判定规则，使得在该规则下误差函数最小。

2 水体识别方法

2.1 阈值法

阈值法又被称为模型分析分类法，基于水体光谱特征曲线，选择合适的波段构造模型。用于遥感图像水体识别的主要方法有单波段阈值法和多波段阈值法，多波段阈值法又分为谱间关系法和水体指数法。阈值分类法的结果好坏取决于选取的准则函数的好坏。

单波段阈值法利用水体在近红外波段上反射率较低，易与其他地物区分的特点，选取单一的红外波段，通过多次实验，最终确定一个灰度阈值，将其作为水体与其他地物的区分阈值，是最简易的水体识别方法。在后来的实验中，发现该方法无法将水体与山区阴影准确分离，提取的水体比实际的水体要多，因此使得该方法具有局限性，在对于那些非山区的高光谱遥感图像，应该首选阈值法进行试验，若提取效果不明显则可以选择其他方法。

遥感图像波段众多，波段间具有较强的关联性，利用单波段阈值法进行水体信息提取，不能全面地读取图像信息，谱间关系法通过原始图像波段转换得到的特征波段的光谱特征曲线，构造逻辑判断规则，进而提取水体。该方法能够利用多波段的优势综合提取水体信息，相对于国外学者，国内学者采用该方法较多。

归一化水体指数 (normalized difference water index, NDWI) 最初由 Mcfeeters S K^[4] 提出，表达式为：

$$NDWI = \frac{P_{Green} - P_{NIR}}{P_{Green} + P_{NIR}} \quad (1)$$

其中， P_{Green} 是绿光波段， P_{NIR} 代表近红外波段，NDWI 的阈值范围为 [0,1]。该方法虽然在影像水体提取中表现较好^[5]，然而对于具有较多建筑物背景的水体图像提取效果不够理想。刘怀鹏等人^[6]提出了一种 NDWI 自约束遥感影像水体信息的快速检测方法，能够减少操作环节，提高检测速度。林顺海^[7]将 NDWI 与改进的 FCM 聚类算法结合用于水域信息地提取，结果表明，NDWI 与改进 FCM 相结合算法的总体分类精度高达 97.1542%，ISODATA 的精确度为 94.5682%，NDWI 的精确度为 80.2123%。Zhou Y 等人^[8]提出一种新的多光谱阈值分割方法 (Multi-Spectral Threshold segmentation of the Normalized Difference Water Index, MST-NDWI)，与 NDWI 相比，该方法能有效减少背景目标的混淆，更精确地提取遥感图像中的水体信息。

在对 NDWI 分析的基础上，徐涵秋^[9]提出了一种改进的归一化差异水体指数 (Modified Normalized Difference Water Index, MNDWI)，其表达式为：

$$MNDWI = \frac{P_{Green} - P_{MIR}}{P_{Green} + P_{MIR}} \quad (2)$$

其中， P_{Green} 是绿光波段， P_{MIR} 代表短波红外波段，利用中红外波段替换 NDWI 的近红外波段，可快速、有效地识别水体。经过对不同水体类型遥感图像的实验，取得了比 NDWI 好的效果，尤其在城镇范围内的水体识别表现较好。实验还发现，MNDWI 比 NDWI 更好地解释水体细微特征，如悬浮沉积物的分布、水质的变化等。对于遥感图像中的阴影，MNDWI 比 NDWI 能够更好地进行区分。孙佩等人^[10]通过分析 MNDWI 与归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 所构成的二位特征空间中的表现特征，提出了一种能够有效凸显水体影像特征的复合型水体指数 (composite normalized difference water index, CNDWI)，该方法有效地增加了山体与山体阴影区域之间的区分度，在建设用地和植被等地物之间的差异也具有明显的增强作用。Teshome Talema 等^[11]也运用 NDVI 与 WNDWI 结合的方法提高识别精度。NDWI 和 MNDWI 在提取水体信息时都或多或少地掺杂无用的背景信息，聂欣然等人^[12]提出了一种经验型归一化差异水体指数 (Empirical Normalized Differential Water

Index, ENDWI), 其公式如下:

$$ENDWI = \frac{P_{Green} - P_{MIR}}{P_{Green} + P_{NIR}} \quad (3)$$

相比于 MNDWI, ENDWI 较好地消除了噪音和部分建筑物错提的现象, 提取结果更加精确。

其中, NDWI、MNDWI、ENDWI 3 种方法在城区、湖泊区的分类精度如表 1、表 2 所示。从表中可以看出, 在城区和湖泊区中 ENDWI 方法都要优于 NDWI 和 MNDWI 方法, 分类精度表现更好, 错分误差更小。

表 1 城区 3 种水体提取方法精度评价^[12]

水体指数	总体分类精度 (%)	Kappa 系数	错分误差 (%)	漏分误差 (%)
NDWI	86.43	0.62	46.34	0.04
MNDWI	96.52	0.88	18.05	0.16
ENDWI	97.45	0.91	13.89	0.16

表 2 湖泊区 3 种水体提取方法精度评价^[12]

水体指数	总体分类精度 (%)	Kappa 系数	错分误差 (%)	漏分误差 (%)
NDWI	93.02	0.72	38.28	0.70
MNDWI	97.57	0.89	15.86	3.51
ENDWI	98.07	0.91	12.43	3.51

2.2 决策树法

决策树分析法利用概率论的原理, 利用一种树形作为分析工具, 模拟人工分类过程对整个数据集从上往下进行逐级细分。如果已知原样本的类别, 可以将类别相似的样本作为一类, 向上进行聚类, 逐级完成对各类的特征选择。

针对山区阴影难以有效进行分割的问题, 陈文艳等人^[13]提出了一种 HIS 变换结合决策树法提取的山区地形遥感水体信息, 对美国卫星 Landsat 遥感图像的 345 波段进行了实验, 结果显示, 该方法可以较好地提取复杂背景中的水体信息, 有效地区分水体与山体阴影, 经对比, 效果优于 MNDWI。陈静波等人^[14]基于知识决策树对北京市多光谱影像进行水体识别实验, 并利用密度聚类法 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 描述的空间密度特征区分城市水体和建筑物阴影, 并取得了理想效果。张红梅等人^[15]设计了一种基于数字高程模型与指数提取的决策树分类方法以提高识别精度, 通过组

合 MNDWI、NDWI、比植被指数、主成分分析, 结合 DEM 构建决策树规则, 结果表明, 该方法同样能够有效区分山体阴影和水体, 精确地提取出水体信息。李昔纯等人^[16]采用全极化 TerraSAR 数据的 HH、HV、VH、VV 的后向散射及其之间的计算作为决策树算法, 实现水体等识别的基础, 该方法有效地提取图像中目标的纹理特征, 精确的提取目标图像。

2.3 支持向量机法

支持向量机 (support vector machine, SVM) 最早于 1964 年被提出, 随着人工智能的发展, 被陆续的应用到了人像模式、文本分类等一系列模式识别的问题中^[17-18]。SVM 是一类按监督学习方式对数据进行二分类的广义线性分类器, 其决策边界是学习样本求解的最大边距超平面^[19]。假设有两个类别的训练数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, 其中, $x_i \in \mathcal{R}^N$ 是一个特征向量, $y_i \in \{-1, +1\}$ 表示样本的数据类别。如果这两个类别可以被某个空间的超平面 $\omega \cdot x + b = 0$ 所分割, 那么最优超平面即为能分割数据的最大距离超平面。求解 ω 和 b 的最优解就是一个求解约束最优化的问题。

SVM 能否具有好的分类性能, 主要看核函数的类型选择和参数设置^[20]。一幅图像的色彩分布可以看做是一种概率分布, 那么图像可以由各阶颜色矩来描述^[21], 通过提取颜色矩可以提取水样本图像的特征, 最后通过 SVM 支持向量机作为水质平键分类模型, 实验表明, 该方法具有较好的分类效果和实用价值。对 Sentinel-1 SAR 遥感图像通过大气校正、几何校正和裁剪图像的预处理方法, 再进行 GLCM 提取特征值, 将其送入 SVM 分类, 实验结果表明, SVM 分类方法不仅可以保留图像细节, 还可以保留较好的边界细节。相比于 ML、NN 等分类方法, 分类准确度更高^[22]。基于有监督的 SVM 分类识别模型对遥感图像进行湖、冰分类^[23], 实验结果表明其精度较高。将 SVM 分类算法和 MSWI 算法进行实验比较^[24], 发现 SVM 更适合 GF-2 地表水的提取。采用 RBF 函数作为 SVM 的核函数, 对高分辨率遥感图像进行分类识别^[25], 结果采用 Kappa 系数进行度量, 结果表明, 用 SVM 分类算法对高分辨率遥感图像进行分类时, 分类效果理想, 执行性和适用性强。具有较好核函数的 SVM 分类结果固

然精确，但图像的特征提取还是需要人为干预，这就使得该方法具有一定的局限性。

2.4 深度学习法

深度学习最先由 Hinton G E 等人^[26-27]于 2006 年提出。作为机器学习的新方向，它的引入使机器学习更接近最初的目标——人工智能。深度学习的目标是学习数据的内在规律和表达层次，在学习过程中获得的信息对诸如文字、图像和声音等数据的解释有很大的帮助。深度学习通过多层处理，逐渐地将低层特征转换为高层特征后，用“简单模型”即可完成复杂的分类学习任务，所以深度学习可以理解为“特征学习”。对于大规模、大维度的海量数据，深度学习在统计、计算方面有着其独特的优势。深度学习常用的模型有：深度信任网络 (deep belief networks)、自动编码器 (auto encoder)、稀疏编码 (sparse coding)、限制波尔兹曼机 (restricted boltzmann machine)、卷积神经网络 (convolutional neural networks)。

卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 于 1998 年被 Lecun 等人提出。CNN 是多结构学习算法，它利用了空间相对关系减少参数数目以提高样本训练性能。CNN 模型结构如图 1 所示，CNN 是当前深度学习算法中较为流行的一种，由卷积层和池化层交替组成，最后将池化层的结果送全连接层，最后将全连接层送入分类器进行分类处理。卷积层进行线性操作，提取样本的特征，通常为组合卷积，参数有卷积核数量、核大小、卷积步长、填充方式等。在卷积层后加入一个激活函数进行非线性操作来减小梯度消失效果，常用的激活函数有 Relu、Sigmoid、Tanh 等。卷积层后的池化层主要用于降低特征图的特征空间，以此来增强特征对于旋转和变形的鲁棒

性。随着 CNN 的不断演变发展，尚有较为常用的模型有 CaffeNet、AlexNet、VGG、GoogleNet、ResNet、ResNeXt 等。

在遥感图像水体识别的方法中，基本都是基于图像的光谱特征对目标进行识别，很难充分利用遥感图像的空间信息和光谱信息，虽在一般情况下能够分离出大部分的水体信息，但是在精确度上很难再提升到较高水平。CNN 是为识别二维形状而设计的一个多层感知器，使用了局部感知的特殊理念，将其用于遥感图像的分类识别中，可以充分利用遥感图像的空间信息和光谱信息。

金永涛等人^[29]针对遥感图像目标分类的问题，将面向对象方法和深度学习法进行了对比，最终提出了一种结合面向对象和深度学习的新方法，并选用卷积神经网络 Caffe 框架进行了实验。传统的面向对象方法很难深刻全面掌握目标形状、纹理特征等，很难对遥感图像地物进行精确分类，而深度学习虽然需要大量带有标签的样本来进行训练，但是根据训练的模型可以对目标进行分类。如果将两种方法合并在一起进行使用，既可以通过面向对象的方法解决训练集匮乏的问题，又可以修正深度学习中没有考虑遥感图像多波段的特性，该方法可以有效提高对遥感图像地表水等地物目标的分类精确度，但是文章在算法结构设计方面不够完整，需要进一步完善。

在将深度学习用于遥感图像目标识别初期，诸多学者都是首先尝试将 CNN 与传统方法进行融合以提高分类精度，将 CNN 与 SVM 结合进行目标识别的方法已经用于很多遥感图像地物识别中^[30-32]。文献 [33] 中选用了 CNN_SVM 模型对遥感图像水体进行识别，其中 SVM 选用 RBF 核函数。文中用特征重构的方法解

决了训练数据样本匮乏的问题，将重构后的样本数据送入 CNN 进行特征提取，经过数次卷积-池化操作得到全连接数据，最后采用 SVM 分类器对全连接层特征进行分类。相对于 CNN

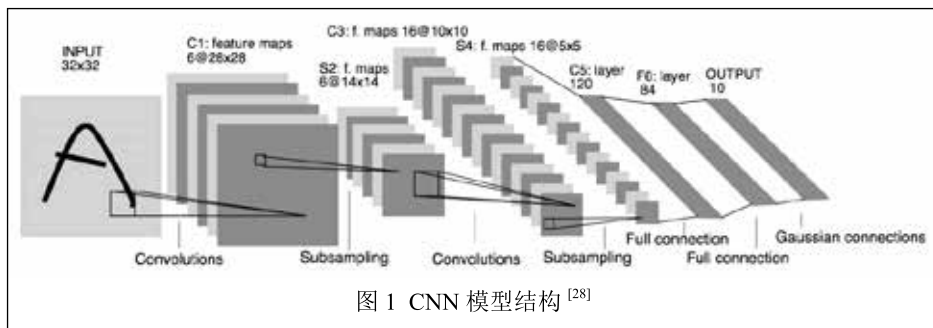


图 1 CNN 模型结构^[28]

原来的 SoftMax 分类器, SVM 能够增加收敛速度, 大大减少了训练时间。文献 [34] 提出了一种基于 CNN 的多尺度融合方法 (BMF-CNN) 进行水体识别。随着 CNN 模型的网络层数加深, 每一层都会丢失一部分信息, 到最后就会丢失一大部分信息, 只保留具有代表性的特征。采用多尺度特征融合的思想就是将上一层的特征图加到当前层再次进行特征提取, 这样就会适当增加上一层的部分特征, 以达到对样本数据特征全面学习的目的。一般情况下, 基于深度学习的遥感图像目标识别都是集中于从视觉特征到语义类别的自底向上的分类, 这种分类的思想忽略了自顶向下的反馈, 反馈可以增强模型的鲁棒性和泛化性。对于以上挑战, 文献 [35] 提出了一种自底向上和自顶向下的水体识别方法 RCNN 的改进结构。该方法相比于单方向的分类方法, 无需先验知识, 分类结果更加精准, 具有很好的研究和应用价值。

陈前等人^[36]采用 Deeplabv3 语义分割神经网络与常规卷积神经网络分别对遥感图像水体进行了提取研究。Deeplabv3 框架是基于像素级的语义图像分割方法, 与常规卷积神经网络不同的是, Deeplabv3 采用多孔卷积。多孔卷积能够扩大任意卷积层卷积核的视野, 并且在 Deeplabv3 网络模型中加入了多孔空间金字塔池化 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP) 模型, 该模型可以提高在不同尺度上进行采样的准确率, 同时对任意尺度的分割都有效果。基于 tensorflow 框架的 Deeplabv3 的方法对遥感图像数据集进行实验, 与常规 CNN 相比, CNN 精度要高于 Deeplabv3 方法, 这是由于 Deeplabv3 网络在训练的过程中降低了图像的分辨率, 使得水体边缘太过平滑, 不能够精细地分离出水体。虽然该方法较 CNN 精确度略低, 但相对于传统的水体指数法和 SVM 方法精确度都要高, 说明深度学习的方法能够有效提升识别精度, 精确地提取出水体特征, 使得提取过程更加自动化、智能化。

3 结语

随着水资源的不断紧缺, 对于水质检测、海岸线观测等工作会陆续开展, 同时, 遥感技术的进步也为这项工作的推动奠定了基础。我国遥感技术正在飞速

进步, 未来将会有大量的高分图像应用于军事、环境监测、地理观测等一系列应用中。水体提取是进行环境监测环节中非常重要的一项任务, 能否精确地识别出水体决定了后续进行数据分析的结果。

目前, 对于遥感图像水体识别技术以经逐渐地向深度学习方向发展。深度学习优秀的特征提取能力注定其识别精度要高于传统的识别方法。目前尚存在几大挑战: 1、单一的传感器仅局限于单一技术参数中, 很难全方位展现出目标特性; 2、对于有监督学习, 需要大量人为标记的数据样本, 伴随着卫星精度的上升、样本数据的丰富、特征提取模型方法的成熟, 遥感水体识别技术将会朝着自动化、无监督学习方法的方向发展, 对于通过遥感图像精确识别水体有一定的应用指导意义。

参考文献

- [1] 代新年. 中国水资源利用与水环境保护探析[J]. 现代农业科技, 2020(07): 174.
- [2] 崔瑾, 雷启云, 杜鹏, 王银. 罗山东麓断裂和罐罐岭断裂的高分一号卫星图像识别[J]. 地质学刊, 2020, 44(04): 394-400.
- [3] 杨金旻. 深度学习技术在遥感图像识别中的应用[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(24): 191-192, 200.
- [4] MCFEETERS S K. The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [5] 贾琳琳, 张文, 孟令奎. 面向 GF-1 影像的 NDWI 分割阈值选取方法研究[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1): 95-100.
- [6] 刘怀鹏, 安慧君, 方明. 一种 NDWI 自约束遥感影像水体信息的快速检测方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2020, 38(1): 128-132.
- [7] 林顺海. 基于 NDWI 与改进型 FCM 相结合的高分一号影像水域信息提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017(6): 86-88.
- [8] ZHOU Y, ZHAO H R, HAO H, WANG C J. A NEW MULTI-SPECTRAL THRESHOLD NORMALIZED DIFFERENCE WATER INDEX(MST-NDWI) WATER EXTRACTION METHOD—A CASE STUDY IN YANHE WATERSHED[A]. ISPRS Technical Commission III on Remote Sensing.Proceedings of the ISPRS Technical Commission III Midterm Symposium on "Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing"[C]. ISPRS Technical Commission III on Remote Sensing: 国家基础地理信息中心天地图工作部, 2018:8.

[9] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数 (MNDWI) 提取水体信息的研究 [J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595.

[10] 孙佩, 汪权方, 张梦茹, 等. 基于 NDVI-MNDWI 特征空间的水体信息增强方法研究 [J]. 湖北大学学报 (自然科学版), 2018, 40(6): 574-579.

[11] TESHOME TALEMA, BINYAM TESFAW HAILU. Mapping Rice Crop Using Sentinels (1 SAR and 2 MSI) Images in Tropical Area: A case study in Fogera wereda, Ethiopia[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2020, 18: 100290.

[12] 聂欣然, 刘荣, 杜神斌. 一种经验型归一化差异水体指数模型 [J]. 北京测绘, 2017(5): 41-45.

[13] 陈文艳, 秦丽梅, 胡道生, 等. HIS 变换结合决策树识别遥感图像水体与阴影信息 [J]. 广西物理, 2012, 33(04): 18-20.

[14] 陈静波, 刘顺喜, 汪承义, 等. 基于知识决策树的城市水体提取方法研究 [J]. 遥感信息, 2013, 28(01): 29-33, 37.

[15] 张红梅, 王大卫, 高杨, 等. 基于 OLI 数据与决策树法的去山体阴影水体信息提取研究 [J]. 测绘工程, 2017, 26(11): 45-48, 54.

[16] 李昔纯, 岳彩荣, 岳振兴, 等. 基于 SAR 数据后向散射及光学图像纹理特征的橡胶林提取 [J]. 林业调查规划, 2018, 43(02): 1-7.

[17] QIN J, HE Z S. A SVM Face Recognition Method Based on Gabor-featured Key Points[C]//International Conference on Machine Learning & Cybernetics. IEEE, 2005.

[18] VAPNIK V N, CHERVONENKIS A. A Note on One Class of Perceptrons[J]. Automation and Remote Control, 1964.

[19] KASHEF R. A Boosted SVM Classifier Trained by Incremental Learning and Decremental Unlearning Approach[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167(2): 114154.

[20] ROMAN I, SANTANA R, MENDIBURU A, LOZANO J A. In-depth Analysis of SVM Kernel Learning and Its Components[J]. Neural Computing and Applications, 2020.

[21] 李昂, 金晓军, 万权性. 基于 SVM 支持向量机的水质图像分析 [J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(8): 157-159.

[22] 张明, 吕晓琪, 张晓峰, 等. 结合纹理特征的 SVM 海冰分类方法研究 [J]. 海洋学报 (中文版), 2018, 40(11): 149-156.

[23] 陈嘉琪, 陆品全, 吕吉明, 等. 一种基于遥感图像的 SVM 有监督模型湖冰分类识别方法: 中国, 201810568505.6[P], 2018-09-28.

[24] 龚文峰, 王鹏, 王双宇, 等. 基于 GF-2 卫星遥感影像的界河水体信息提取方法 [J]. 黑龙江大学学报, 2018(4): 1-7.

[25] 刁彦华, 郭月, 王晓君. 基于 SVM 的高分辨率遥感图像的分类方法研究 [J]. 数学的实践与认识, 2018(01): 124-131.

[26] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets[J]. 2006, 18(7):1527-1554.

[27] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing

the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. 2006, 313(5786): 504-507.

[28] LECUN Y, BOTTOU L. Gradient-based Learning Applied to Document Recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.

[29] 金永涛, 杨秀峰, 高涛, 等. 基于面向对象与深度学习的典型地物提取 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30(1): 22-29.

[30] 陈厚坤, 孙仁诚. 基于深度学习的遥感图像茶园区域识别应用研究 [J]. 工业控制计算机, 2020, 33(2): 93-94, 96.

[31] SUN X, LIU L, LI C, et al. Classification for Remote Sensing Data With Improved CNN-SVM Method[J]. IEEE Access, 2019, 7:164507-164516.

[32] POOMANI A P M, SUTHA J. Object Based Classification of High Resolution Remote Sensing Image Using HRSVM-CNN Classifier[J]. European Journal of Remote Sensing, 2019(6): 1-15.

[33] 吕亚龙, 田生伟, 禹龙, 等. 空谱联合特征的 CNN_SVM 水体识别 [J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(05): 1435-1439.

[34] DONG Z, LIN B. BMF-CNN: An Object Detection Method Based on Multi-scale Feature Fusion in VHR Remote Sensing Images[J]. Remote Sensing Letters, 2020, 11(3): 215-224.

[35] SONG S, LIU J, LIU Y, et al. Intelligent Object Recognition of Urban Water Bodies Based on Deep Learning for Multi-Source and Multi-Temporal High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery[J]. Sensors(Basel, Switzerland), 2020, 20(2): 397.

[36] 陈前, 郑利娟, 李小娟, 等. 基于深度学习的高分遥感影像水体提取模型研究 [J]. 地理与地理信息科学, 2019(4):43-49.

Summarize of Research on Water Recognition and Detection based on Remote Sensing Image

ZHANG Mingfei^{1,2,3}, GAO Guowei^{1,2}, HU Jingfang^{1,2,3}, SONG Yu^{1,2,3}

(1. *Beijing Sensor Key Laboratory, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100101, China;* 2. *Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;* 3. *State Key Laboratory of Transducer Technology, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

Abstract: Surface water survey is of great significance to coastline changes, environmental protection, disaster prevention and mitigation, and water quality detection. With the help of remote sensing images, the temporal and

spatial distribution characteristics of surface water can be quickly, repeatedly, and accurately obtained. The article investigates the research results of domestic and foreign scholars in the direction of remote sensing image water body recognition, and briefly describes the water body recognition method based on remote sensing technology. Among them, the threshold method analyzes the spectral curves of water bodies and background features, and selects appropriate thresholds for image segmentation. The operation is simple and convenient, and there is a problem of low signal-to-noise ratio and easy to confuse water bodies with background features. The decision tree method and the automatic water extraction method solve the significant shortcomings of the threshold method, but it is difficult to further improve the accuracy. In recent years, with the widespread application of deep learning, it has gradually been used for water extraction from remote sensing images. Deep learning methods have excellent feature extraction capabilities and have greatly improved the extraction accuracy. However, deep learning overly relies on labeled samples Data, so it has certain limitations. It takes a lot of time and manpower to label samples, so unsupervised learning is of great significance for water recognition in remote sensing images.

Key words: water body identification; sar image; threshold value method; deep learning method; neural network

作者简介

张铭飞: 北京信息科技大学 传感器北京市重点实验室, 硕士, 研究方向为遥感图像目标识别。

高国伟: 北京信息科技大学 传感器北京市重点实验室, 博士, 研究员, 研究方向为新型传感器及系统。

胡敬芳: 北京信息科技大学传感器重点实验室, 博士, 副研究员, 研究方向为新型传感器及系统。

宋钰: 北京信息科技大学传感器重点实验室, 博士, 副研究员, 研究方向为水质检测传感器及其系统。

通信地址: 北京市朝阳区北四环中路 35 号北京信息科技大学

邮编: 100101 邮箱: songyu1990@126.com