基于深度学习的高分卫星数据水体提取研究

摘要

高分辨率遥感卫星技术的发展对我国高分辨率对地观测水平的提升起到了巨大的推动作用，其中高分系列卫星的发射与应用使得我国在资源监测、农业估产、灾害管理等方面都获得了更高精度的数据源。**在遥感影像中应用最为广泛的一大方面就是水资源管理，高分辨率的遥感卫星数据可以提供高精度的水资源信息，这对水资源的监测、洪涝灾害事件的管理等都可以起到巨大的推动作用。**目前，针对遥感影像水体提取的算法众多，但是**传统的水体提取方法不仅存在局限性，而且在处理海量的遥感信息时也显得越来越吃力。**另外，由于**高分遥感卫星数据波段分布、纹理信息等均不同于其他遥感数据源，一些传统的水体提取算法并不适用于高分系列卫星数据**。针对以上问题，本研究将遥感影像光谱特征融入到深度学习卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）的算法中，提出适用于高分一号卫星数据水体提取的卷积神经网络。

首先，我们提出基于 Xception 的卷积神经网络来识别鄱阳湖地区的水体，并将其结果与**常用的归一化差分水体指数（NDWI）、监督分类中常用的最大似然法、最小距离法、马氏距离法以及非监督分类中的 K 均值法和 ISODATA 法**结果进行对比，结果表明卷积神经网络的算法远优于传统算法。其次，我们在原有算法的基础上做出改进，提出基于**多维密集连接卷积神经网络**（Multidimentional Densely Connected Neural Network，DenseNet）的算法，在经过多次测试得到合适的网络层数之后，通过密集连接卷积模块的串联来进行模型的特征提取，使用反卷积来构建全卷积神经网络以达到**图像语义分割**的目的，在此基础上，通过增加多尺度融合的思想来增强模型的特征利用效率，提高图像识别精度。结果表明与基于 Xception 的卷积神经网络相比，其水体识别精度得到显著提升。

背景与意义：

水资源作为地球生态系统中不可或缺的自然资源，对于维持生态系统、气候变化和碳循环平衡等方面都有着重要的影响，是人类赖以生存和发展的基础自然资源[1]。水资源的不可替代性、不可分割性和经济价值等特点决定了它同时也是经济发展中的战略性资源，是国民经济和社会可持续发展的基础[2]。然而受社会经济发展和人类活动的影响，水资源的问题逐渐凸显，成为 21 世纪世界关注的首要环境问题。而湖泊作为水资源的重要组成之一，是地下水资源与地上水资源的重要纽带，在区域生态系统中起到了调节区域气候，为不同生态组分传递信息的重要作用[3]。因此，研究湖泊面积的动态变化对于研究水资源平衡、自然灾害管理以及当地的经济发展都具有重要意义。人类活动和社会经济的发展使得自然生态系统逐渐恶化，水环境问题尤为突出，自然灾害发生频率越来越高，洪涝灾害、水土流失、水污染等问题日益加重。洪涝灾害作为我国主要的自然灾害之一，对农业、经济和人员安全造成了极大的影响[4]。湖泊在洪涝灾害事件中扮演着重要的角色，它可以拦蓄洪水，减少洪涝灾害造成的损失[5]，此外，湖泊在航运、水产养殖、旅游业等领域也都发挥着巨大的作用。近年来，受气候变化和人类活动的影响，湖泊在数量、面积以及分布方面发生了巨大的变化，主要出现了萎缩的趋势，对周边生态系统和生态环境安全产生了严重的影响[6]。因此，对湖泊进行及时准确的动态监测，对水资源的合理利用和生态环境的保护具有重要意义。同时，**对地表水资源信息进行快速准确的提取可以为水资源调查[7-9]、洪涝灾害的监测[10-11]、湿地保护[12-13]和灾害的预防[14-15]等方面提供必要的数据支持，对水环境的监测和社会经济的发展**

**具有重要意义。**

国内外研究现状

地表水环境状况复杂，河湖纵横，沼泽遍布，尤其是水田、小溪等小型水体在遥感影像上特征不明显，且受地形或建筑阴影等因素影响较大，增加了水体信息获取与分析难度。目前，在水体特征提取方面的研究很多，但各种方法各有优劣。**最初的水体分布数据获取方法为实地调查**，通过人工实地勘测获取水体分布边界信息，该方法数据精确度较高，但耗费人力物力巨大，适用于小区域水体信息获取。随着遥感技术的发展，传统的人工实地勘测方法被遥感方法代替，遥感也成为地物信息获取的主要手段。

在水体信息提取研究中，**常用的遥感数据主要可以有多光谱、高光谱、微波遥感数据等**。

多光谱遥感数据作为水体信息提取研究中应用最多最广的数据，它可以根据空间分辨率的大小分为低、中、高空间分辨率这三种数据。低空间分辨率的遥感卫星数据一般其空间分辨率大于 200m。如 NOAA 卫星搭载的 AVHRR 传感器，EOS 系列卫星搭载的MODIS 传感器等。这些低分辨率传感器存在着由于卫星高度而具有低精度的固有缺陷，但是它们通常具有广泛覆盖的特性。目前，使用低分辨率遥感影像开展的工作包括植被动态分析[24]，陆地地表温度变化趋势分析[245]、气溶胶反演[26]等。在遥感图像水体信息提取方面，刘玉洁[27]等人利用 NOAA/AVHRR 数据对 1990-1998 年间的博斯腾湖水体面积进行了估算，对湖水面积变化原因进行了分析。吴佳平等人[28]利用 MODIS 数据和Landsat 数据分析了不同水体指数在黄河三角洲地区的适用性，为开展淤泥质海岸水体提供参考依据。低分辨率卫星数据的优势在于尺度广，光谱信息丰富，适用于大范围的区域监测但同时其较低分辨率也使其在小区域中难以发挥作用。中空间分辨率一般为5-200m。最常用卫星数据有 Landsat 系列卫星，哨兵 2 号等。其中 Landsat 卫星数据应用最为广泛。这些卫星影像具备空间分辨率适中，监测范围较大，获取周期短等优点，同时此类数据容易获取，可满足大部分的遥感监测需求。利用中空间分辨率卫星数据的研究主要有温度反演[29]、区域土地覆盖利用分类[30]、水体提取[31]等。在水体信息提取方面，有宋英强等人[32]基于 AdaBoost 算法，利用 Landsat8 数据构造提取水体的强分类器，大幅提高了遥感影像的水体提取精度，为快速精确提取水体信息提供了新思路。聂欣然等人[33]采用 Landsat 卫星影像的部分波段构建了经验型归一化差异水体指数并对

1989-2016 年间南昌城区的湖泊面积变化状况进行了监测，制作了研究区各个湖泊的空间分布图。随着科学技术的发展，更高空间分辨率的卫星传感器开始投入应用。如高分一号、高分二号、资源三号、WorldView 等。这些卫星数据可以提供米级甚至亚米级的地物信息，这就意味着影像中包含的信息更加丰富，细节信息更加复杂，对于较高精度要求的工作有着较强的适用性。在水体信息提取的工作中，陈文倩等人[34]基于高分一号卫星数据，提出一种新型的决策树水体信息提取方法，实现了山区水体信息的高精度提取。

高光谱遥感具有光谱分辨率高、信息量大等优点。它的光谱分辨率达到纳米级，对目标地物成像时可以获得地物的连续光谱信息。张东辉等人[35]采用纳米级空间和光谱分辨率的航空高光谱成像仪 CASI 和 SASI 数据，提出了一种适用于此类数据的水体提取方法，有效解决了同谱异物、阴影遮挡和地形起伏等问题。

微波遥感具有穿云透雾的能力，可以全天候、全天时的获取数据且不受天气的影响，同时较高的空间分辨率为水资源信息提取提供了新的数据源。陈鹰等人[36]采用序列非线性滤波处理的方法，实现了 SAR 影像的水体目标的快速准确的自动识别，为实现雷达影像匹配定位打下良好的基础。

传统的遥感图像提取方法：

很多学者经过大量的研究提出了很多从遥感图像中提取水体信息的方法，包括光谱分类[37]、阈值分割[38,10]、机器学习[39-41]等。传**统的遥感影像水体提取的方法主要可以分为单波段法和多波段法**。它们都是基于水体的光谱特征进行分析，从而将水体信息从背景中分离出来的技术。单波段法主要通过对卫星数据的某一波段设置阈值来区分水体和非水体。这种方法比较简单易行，但是分离出的水体信息往往会混杂很多其他的地物，准确度不高。**多波段法又可分为谱间关系法和波段运算法**，常见的**水体指数就属于波段运算的范围**。水体指数法作为最常用的水体提取方法，具有简单方便的优点。但是由于复杂的地形影响、分类方法本身的缺陷还有遥感图像自身的不确定性使从遥感影像中准确的提取水体变得非常困难。其中，**标准化差异水体指数（NDWI）[42]、改良的标准化差异水体指数（MNDWI）[43]、自动化水提取指数（AWEI）**[44]是最具代表性的指标之一。NDWI 将绿光波段和近红外波段进行了归一化处理，增强了水体信息，从而更好地分离水体，但在城镇区域中存在较大的误差[43]。MNDWI 通过使用中红外波段来代替NDWI 中的近红外波段改善了这一问题[43]。这些**水体指数的共同之处在于，它们都利用水体在不同波段的反射率的差异来增强水的信息**，然后通过设置合适的阈值对水体进行分类。

水体指数方法存在两个问题：一是**每个水体指数都有自己的缺陷**。例如，NDWI 在区分水和建筑物方面很差，MNDWI 在区分水和雪以及山的阴影方面很差。更复杂的高精度水体制图方法需要辅助数据，如数字高程模型和复杂的规则集来克服这些问题[45-47]。另一个问题是，为提取水体而选择的**最佳阈值不仅具有很强的主观性，而且还随地区和时间的变化而变化**。即使采用自动水体指数[44]的方法提高了提取效果，但其阈值仍随时间和区域的变化而变化。

很多统计模型也被用于水体的识别工作中，这些方法可以分为无监督分类和监督分类。这些统计模型的方法通常比其他方法更准确，因为它不需要设置经验阈值。无监督分类不需要先验知识，常用的方法有 K 均值法和 ISODATA 法，而监督分类通过对给定样本的学习进行分类。著名的监督方法有很多，如最大似然法[37]、最小距离法、马氏距离法、决策树等[48-49]，深度卷积神经网络也是属于监督分类的一种。大多数方法需要额外的输入以获得更精确的结果，如山体坡度[48-49]等。这些都需要增加数据量和计算难度。

深度学习语义分割：

近年来，基于人工智能的识别算法发展迅速。与传统学习方法不同，深度学习可以从大量样本中进行自适应学习，具有灵活性和通用性[50]。卷积神经网络作为深度学习的重要组成部分，具有局部连接和权值共享的特点，大大减少了参数的数量，提高了泛化能力，实现了图像识别的质的飞跃[40]。作为神经网络研究的一部分，近年来神经网络的流行使神经网络的研究领域重新焕发了生机。经典的卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）在经过多个卷积层之后，使用全连接层来获得分类的特征向量（全连接层+ SoftMax 输出）[51-54]。全卷积网络（full convolutional network，FCN）[55-56]作为一种卷积神经网络，可以对图像进行像素级分割，解决了语义分割的问题。与经典的 CNN

不同，FCN 使用反卷积将特征提取后的减小后的特征图返回到原始大小。这样在保留输入空间信息的同时，逐步获得与输入大小相同的输出，从而达到像素分类的目的，并且它可以接受任何大小的输入图像。

随着神经网络算法中网络层数的增加，不同结构之间的差异也越来越大，这就激发了研究者们对不同网络结构的探索[57-61]。在 FCN 之后，人们提出了许多用于图像分割的网络。一种是**编解码器结构**，如 Unet[62]、SegNet[63]、RefineNet[64]等。其中**编码器用于提取图像特征和缩小图像尺寸。解码器用于逐步恢复图像的大小和细节**。另一种是使用**膨胀卷积**，如 DeepLab v1[65]， v2[66]， v3[67]， v3+[68]和 PSPNet[69]。它们可以在不使用池化层的情况下增加输入大小，这样每个卷积在输出中包含更大范围的信息。此外，在目标检测领域效果较好的网络也被应用到了实例分割领域，取得了良好的分割效果，例如区域卷积网络（R-CNN）[70]， Fast R-CNN[71]， Faster R-CNN[72]， Mask R-CNN[73]等。最近还有人提出了一种新的混合任务级联（Hybrid Task Cascade，HTC）框架，将级联结构与 R-CNN 相结合，实现了更好的分割效果[74]。注意力机制也被许多研究者应用到分割网络中。Chen 等的[75]研究表明，注意力机制优于平均集中和最大集中。最近，双注意网络（DANet）[76]被提出，它在扩展的 FCN 之上附加了两种类型的注意模块，并在多个流行基准上取得了最新的技术成果。除了以上提到的网络，还有许多其他类型的深度模型应用于图像分割，Minaee 等对[78]做了一个图像分割领域深度学习算法的详细介绍。

在图像分割网络中，进行特征提取的网络也在不断的发展，并且在图像分类和目标检测中都取得了良好的效果，在此过程中，发展出了一些较为经典的网络结构，如 1998年的 LeNet[79]， 2012 年的 AlexNet[57]， 2014 年的 GoogLeNet[58]和 VGG[59]， 2015 年的 ResNet[60]。随着技术的发展，这些模型的复杂度也越来越高。VGG 网络仅使用 3×3的卷积核和 2×2 的池化核[59]，开辟了使用小卷积核的先例。使用较小的卷积核可以增加线性变换，提高分类精度。另外此网络也证明了网络深度的增加对网络最终分类结果的改善有很大的影响。然而，无限增加网络深度会导致梯度消失或梯度爆炸。ResNet 通过

引入残差单元的概念[60]解决了这个问题。它通过将信息直接传递至输出层，保护信息的完整性，整个网络只需要学习输入和输出的区别，简化了学习过程。最近对 ResNet 的研究表明，它的许多中间层对实际训练过程的贡献很小，可以被随机删除，这使得 ResNet类似于递归神经网络[70]。但是，由于 ResNet 在每一层都有自己的权重，所以它有更多的参数。2016 年提出的 DenseNet[80]解决了上述的问题。它充分发挥了 ResNet 中残差单元的思想，将其网络的每一层与前面所有层直接连接，实现了特征的重复利用。通过改善整个网络的信息流和梯度，使网络很容易训练，同时它还具有正则化的效果，可以防止数据集过小而出现的过拟合现象。此外，DenseNet 网络的每一层都设计的很窄，减少

了信息的冗余。另外，与 ResNet 不同，DenseNet 在特征的组合传递过程中使用连接的方式，而不是简单的相加。因此，与 ResNet 相比，其参数数量大大减少。实验结果表明，在保证训练精度的前提下，DenseNet 参数更少，收敛速度更快，训练时间更短[80]。

将深度学习应用于遥感信息提取方法是近年来的发展趋势。它可以对高维数据进行更有效的特征提取与拟合，因此在多波段遥感影像信息提取问题上具有较强的适用性。王俊强等人[81]通过在深度卷积神经网络中加入迁移学习的方法，实现了大范围的遥感影像道路提取。在水体提取研究中，陈前等人[82]分别利用 CNN 和 Deeplab v3 语义分割网络来对高分辨率卫星遥感数据进行水体提取，讨论了深度学习在遥感影像水体提取中的应用能力。基于卷积神经网络的遥感水体提取方法的提出可以解决传统方法中的阴影和阈值的问题，但是仍然存在一些问题。地表水体不仅包含大型的湖泊，也包含溪流、水塘等细小水体，因此在水体提取过程中不仅需要考虑宏观尺度的水体信息，也需要兼顾微观上河流边缘平滑度、小河的连通性等，这要求深度学习网络具备更强的特征抽取能力和更高特征细节拟合能力。此外，神经网络是一种监督学习方法，它不需要人工设置阈值，但是需要大量的训练样本。目前，还没有这样的公开的训练数据集出现。

现状总结

（1）传统的遥感图像水体提取算法可以准确提取水体的关键在于设置合理的阈

值，而阈值的设置具有很大的主观性且随时间地点发生变化而变化。人工设定的阈值所产生的误差也呈现出难以估计的现象，在大规模应用和识别精确度方面也有待商榷。

（2）在大数据时代下，遥感图像**数据量呈几何级数式增长**，传统的遥感数据管理平台和数据处理方法已**无法满足目前大规模的应用需求**。数据存储和计算速率慢等问题使遥感数据的处理和后续的应用面临前所未有的巨大挑战。

（3）由于使用深度学习的方法进行图像信息提取需要有大量的训练标签数据，而现在由于遥感图像数据的成像和传输以及自身限制等原因，获取的带标签的遥感图像数据相对较少，**现在还没有针对遥感影像水体提取的公开训练数据集**。