

# 石河子大学

## 毕业设计文献综述

课题题目：不同水体识别系统设计与实现

学生姓名：梁嘉成

学 号：20201108005

学 院：信息科学与技术学院

专业班级：计科 20203 班（二学位）

指导教师：尹小君

职 称：副教授



## 前 言

水体，水的集合体。水体是江、河、湖、海、地下水、冰川等的总称。水体识别系统的核心是通过深度学习的计算机图像识别技术对不同水体提取的相关算法和模型进行研究。目前该领域已经吸引了众多相关学者数十年的研究投入，存在众多不同的水体识别系统和算法，但大多都是针对某一特定水体或是某一特定功能的系统。本课题旨在通过 Web 技术建立一个集数据采集、导入、存储，数据特征提取、分析，可视化显示的系统，该系统是可二次开发系统的针对不同水体采用多种算法进行识别分析并就水体识别算法给出评价指标。

## 正 文

### 1 国内外研究现状

#### 1.1 国外发展现状

图像识别技术最早被提出约是源自二十世纪四十年代，但自提出以来直到九十年代，神经网络和支持向量机相结合，才促进了图像识别技术的发展，使得图像识别技术能够有更加广泛的应用，随着时间的推移，原来需要耗费大量人力对图像做预处理的工作，也逐渐由科学家们在研究中提出的深度学习模型取代，例如 DBN、DFN、CNN、RNN 等。<sup>[1]</sup>

深度学习是图像识别领域的一种重要技术手段，其目的是通过构建一个多层网络，在这个网络上的计算机通过自动学习以得到数据隐含的内部关系，从而得到更加隐含和深刻的以数据形式表现的内容，因此深度学习在未来图像识别研究和应用中仍然是一个重要课题。

深度学习在图像识别中的模型有以下几类：

深层信念网络（Deep Belief Network，DBN）起源于人工神经网络，是一个概率生成模型，由多层受限玻尔兹曼机（RBM）和一层某种分类器组合而成，经典的 DBN 网络结构是由若干层 RBM 和一层 BP 组成的一种深层神经网络。此深度模型广泛应用于图像分类识别，语音识别等领域。<sup>[2]</sup>

卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）是一种特殊的深层前馈网络，CNN 模型主要包含输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。但是，在网络结构中，为了使输出更加准确，特征提取更加丰富，通常网络模型中使用多卷积层和多池化层相结合的网络模型，较为经典的 CNN 模型有 LeNet-5、AlexNet、ZF-Net、VGGNet、GoogLeNet、ResNet 以及 DenseNet，上述 CNN 模型均是 LeNet 的改进型模型。<sup>[3]</sup>

循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN），又名时间递归神经网络，主要是用来解决序列数据问题。在 RNN 结构模型中，网络会对之前时刻的信息进行记忆并且运用到当前的输出计算之中，相比于卷积神经网络、深度前馈网络，循环神经网络隐藏层之间的神经元是相互连接的，隐藏层中神经元的输入是由输入层的输出和上一时刻隐藏层神经元的输出共同组成。<sup>[4]</sup>

生成式对抗网络（Generative Adversarial Network, GAN）是 Goodfellow 等人于 2014 年提出的一种生成式模型，通过在对抗过程中估计并生成模型的新框架，是近几年最成功的生成模型。GAN 主要由两部分构成：生成模型（G）和判别模型（D）。生成模型捕捉真实数据样本的潜在分布，并生成新的数据样本。判别模型是一个二分类器，判别区分输入的是真实数据还是生成的样本数据。判别模型输出是以概率值表示，概率值大于 0.5 则为真，概率值小于 0.5 则为假。当判别器无法区别出真实数据和生成数据时则停止训练，此时达到生成器与判别器之间判定误差的平衡，训练达到理想状态。<sup>[4]</sup>

表 1 经典网络结构对比分析

方法	主要任务	优点	缺点
DBN	特征提取	能够反映同类数据本身的相似性	对于分类问题，分类精度不高 某些学习的复杂性较高 输入数据具有平移不变性 容易出现梯度消散问题
CNN	特征提取	训练参数减少，模型的泛化能力更强 池化运算降低网络的空间维度，对输入数据的平移不变性要求不高	空间关系辨识度差 物体大幅度旋转之后识别能力低下
RNN	特征提取	可以对序列内容建模	需要训练的参数较多，容易出现梯度消散或梯度爆炸问题 不具备特征学习能力
GAN	生成对抗样本	与其他模型相比，能够产生更好的样本 可以训练任何一种生成器网络 不需要设计遵循任何种类的因式分解的模型，任何生成器网络 and 任何鉴别器都会有用 避免了复杂的马尔科夫过程，回避了近似计算棘手的概率难题	模型的收敛性较差 训练过程中，容易出现崩溃问题 由于无需预先建模，模型过于自由不可控
CapsNet	特征提取	解决了CNN模型出现的空间关系辨识度差以及物体大幅度旋转之后识别能力低下	模型的网络结构较浅，在图像识别分类上的正确率和目前流行的CNN模型还是有很大差距

胶囊网络（Capsule Network, CapsNet）是 Hinton 等人在 2017 年提出，是当前图像分类识别最前沿的技术之一。CapsNet 是在 CNN 的基础之上发展而来，解决了 CNN 对物体之间的空间辨识度

差及物体大幅度旋转之后识别能力低下的两个缺陷。目前的 CapsNet 结构较浅，是由卷积层、PrimaryCaps（主胶囊）层、DigitCaps（数字胶囊）层构成。<sup>[5]</sup>

采用图像识别技术识别遥感图像是当前主流的水体识别分析方法，遥感图像作为良好、可靠、稳定的数据源，为图像识别技术提供了广泛的学习模型。遥感图像分类的主要依据是地物的波谱特征。地物波谱特征是指该地物对太阳辐射的反射，散射能力随波长而变的规律，地物波谱特征与地物的组成成份，物体内部的结构关系密切。一般说来，不同地物拥有不同的地物波谱特征，据此可以将它们识别。<sup>[6]</sup>

随着遥感技术被广泛应用于水体监测领域，水体信息提取方法成为热门研究方向。如 Komeil 等利用 Landsat TM、ETM+和 OLI 遥感影像<sup>[7]</sup>，模拟了 2000~2013 年伊朗乌鲁米耶湖的时空变化；Adrian 等以澳大利亚东部的 TM/ETM/OLI 影像为数据源<sup>[8]</sup>，在比较七种水体指数的基础上，提出了一种简单精确的大范围水体自动分类方法。目前，用于水体信息提取的方法以单波段阈值法和多波段谱间关系法为主。单波段阈值法主要是利用水体与背景地物在遥感影像的某一波段反射率存在差异，能有效抑制背景地物，实现与背景地物相分离的目的，但单波段阈值法对不同相、不同区域的水体需要设置不同的阈值，具有一定的局限性；多波段谱间关系法综合利用各波段信息，通过波段之间的组合，极大的增强了水体与其它地物反射率的差异，与单波段阈值法相比不受时空的影响，多波段谱间关系法中以水体指数法最为常见，如 McFeeters 提出了归一化差异水体指数（normalized difference water index, NDWI），能够抑制植被和土壤信息，实现增强水体信息的作用<sup>[9]</sup>。

## 1.2 国内发展现状

徐涵秋针对 NDWI 提取市区水体不理想，在 NDWI 的基础上，提出了改进的归一化水体指数（modified normalized difference water index, MNDWI）<sup>[8]</sup>，陈文倩等基于高分一号 4 个波段并结合决策树法，提出了阴影水体指数（shade water index, SWI）<sup>[10]</sup>，能有效的剔除阴影、裸地等背景地物对水体的影响，王瑾杰等在阴影水体指数的基础上，提出了改进的阴影水体指数（modified shade water index, MSWI）<sup>[11]</sup>，进一步提高阴影与水体的分离程度，王小标等针对复杂环境下水体提取精度易受到低反射率地表影响的问题，利用 ETM+影像，构建了多波段水体指数（multi-band water index, MBWI）<sup>[12]</sup>，但此方法很难提出与水体反射率接近的地物，王琳等利用 Landsat8 影像，提出了双红外水体指数（doubleinfrared band waterindex, DIBWI）<sup>[13]</sup>，用于准确识别蓝藻湖泊水体信息。

现阶段水体研究主要利用国外卫星数据，国外卫星数据存在时间/空间分辨率低、晴空数据少等问题，难以对水体进行精准监测，而我国的高分六号卫星,是我国自主研发的低轨光学遥感卫星，与国外数据相比，具有高时间分辨率、宽覆盖等特点，有利于湖泊水库的精细化动态监测。

## 2 本项目实现方法

### 2.1 课题实现方法

深度学习模型存在各自优缺点，表 1 阐述了不同深度学习模型各自存在的优缺点。

由于卷积神经网络训练参数少，模型的泛化能力更强，池化运算降低网络的空间维度，对输入数据的平移不变性要求不高，根据水体信息综合以上信息考虑，为解决遥感影像分辨率高、信息量大而导致信息识别提取精度不高的问题，本项目拟选用卷积神经网络进行水体识别系统的设计。

水体识别系统依赖的数据源可以选用北斗卫星导航系统。北斗卫星导航系统是中国着眼于国家安全和经济社会发展需要，自主建设、独立运行的卫星导航系统，是为全球用户提供全天候、全天时、高精度的定位、导航和授时服务的国家重要空间基础设施。

## 2.2 系统实现方法

系统实现采用现阶段比较流行的 Java Web 技术中的 Spring MVC 框架，Spring MVC 优点有：一是对 Spring MVC 覆盖绑定（overriding binding）、验证（validation）等提供生命周期管理，二是与许多表示层技术/框架无缝集成：JSP/JSTL、Tiles、Velocity、FreeMarker、Excel、XSL、PDF 等，三是便于测试——归功于 IoC。Spring MVC 缺点有：一是大量的 XML 配置文件，二是太过灵活——没有公共的父控制器，三是没有内置的 Ajax 支持。

## 2.3 前端实现方法

前端选用 Vue 框架实现，Vue (读音 /vju:/，类似于 view) 是一套用于构建用户界面的渐进式框架。与其它大型框架不同的是，Vue 被设计为可以自底向上逐层应用。Vue 的核心库只关注视图层，不仅易于上手，还便于与第三方库或既有项目整合。另一方面，当与现代化的工具链以及各种支持类库结合使用时，Vue 也完全能够为复杂的单页应用提供驱动。

## 3 总结评述

经过 80 余年的发展，图像识别技术已经形成了较为完备的学科体系，通过对文献资料的学习总结，选取上述合适的实现方法可以高效、有序的完成毕业设计。

水体识别技术的研究和发展是建立在人工智能领域之下的学科体系，“十四五规划”强调要聚焦、瞄准人工智能等领域，整合优化科技资源配置，加强原创性引领性科技攻关，提升技术创新能力，“不同水体识别系统设计与实现”这一毕业设计题目不仅是对本科阶段学习成功的综合检验，更是结合国家发展规划纲要、行业发展现状和最新成果，进行知识再巩固、再学习的过程。

### 主要参考文献：

- [1] 畅鑫,李艳斌,田淼,等. 基于一维卷积循环神经网络的深度强化学习算法[J]. 计算机测量与控制: 1-8.
- [2] 百科出版社[M]: 百科出版社.
- [3] 何海清,杜敬,陈婷,等. 结合水体指数与卷积神经网络的遥感水体提取[J]. 遥感信息, 2017, 32(5):

82-86.

[4] 王坤峰,苟超,段艳杰,等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 321-332.

[5] 杨巨成,韩书杰,毛磊,等. 胶囊网络模型综述[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(6): 1-10.

[6] 曾子悦,许继军,王永强. 基于遥感空间信息的洪水风险识别与动态模拟研究进展[J]. 水科学进展, 2020, 31(3): 463-472.

[7] Faghanpour Mehdi,Jahanifar Komeil,Seresht Kazem-Nik,等. The effect of using treated sewage on irrigating urban forested areas[C]//Proceedings of International Conference on Environmental Engineering and Applications (ICEEA 2011) , 2011: 106-111.

[8] 徐涵秋. 新型 Landsat8 卫星影像的反射率和地表温度反演[J]. 地球物理学报, 2015, 58(3): 741-747.

[9] Al-quraishi Ayad-M-F,Gaznayee Heman-A,Crespi Mattia. Drought trend analysis in a semi-arid area of Iraq based on Normalized Difference Vegetation Index, Normalized Difference Water Index and Standardized Precipitation Index[J]. Journal of Arid Land, 2021, 13(4): 413-430.

[10] 陈文倩,丁建丽,李艳华,等. 基于国产 GF-1 遥感影像的水体提取方法[J]. 资源科学, 2015, 37(6): 1166-1172.

[11] 王瑾杰,丁建丽,张成,等. 基于 GF-1 卫星影像的改进 SWI 水体提取方法[J]. 国土资源遥感, 2017.

[12] 王小标,谢顺平,都金康. 水体指数构建及其在复杂环境下有效性研究[J]. 遥感学报, 2018, 22(2): 360-372.

[13] 王琳,谢洪波,文广超,等. 基于 Landsat8 的含蓝藻湖泊水体信息提取方法研究[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(4): 130-136.

[14]尹小君,祝宏辉,GAO Jerry,高军,郭丽洁,苟贞珍.基于 Landsat 和 MODIS 数据融合的农牧区 NPP 模拟[J].农业机械学报,2020,51(08):163-170.

[15]赵艳玲,丁宝亮,何厅厅,肖武,任河.基于 Google Earth Engine 的采煤沉陷水体方向变化自动识别[J]/OL].煤炭学报:1-10[2021-12-18].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2190.TD.20211105.1311.003.html>.

[16]尹小君,宁川,韩峰,张雅,高军.天山北坡土壤盐渍化光谱响应特征与动态监测的研究[J].江苏农业科学,2019,47(16):277-281.DOI:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.16.060.

[17]冯春,赵南京,殷高方,甘婷婷,陈晓伟,陈敏,华卉,段静波,刘建国.多波长透射光谱特征提取结合支持向量机的水体细菌识别方法研究[J].光谱学与光谱分析,2021,41(09):2940-2944.

[18]尹小君,宁川,张永才.加工番茄早疫病高光谱遥感识别研究[J].遥感信息,2015,30(02):94-98.

[19]韩利冬. 高分 2 号遥感影像典型自然要素的自动识别方法研究[D].山东农业大学,2020.

[20]尹小君.基于遥感技术的新疆玛纳斯县土地利用变化的分析[J].石河子大学学报(自然科学版),2008

(04):402-406.DOI:10.13880/j.cnki.65-1174/n.2008.04.033.

[21]杜敬.基于深度学习的无人机遥感影像水体识别[J].江西科学,2017,35(01):158-161+170.

[22]徐文健. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感图像上的水体识别技术[D].浙江大学,2018.

[23]徐蓉,张增祥,赵春哲.湖泊水体遥感提取方法比较研究[J].遥感信息,2015,30(01):111-118.

[24]莫伟华,孙涵,钟仕全,黄永璘,何立.MODIS 水体指数模型(CIWI)研究及其应用[J].遥感信息,2007(05):16-21+104-105.

[25]吴赛,张秋文.基于 MODIS 遥感数据的水体提取方法及模型研究[J].计算机与数字工程,2005(07):1-4.

[26]都金康,黄永胜,冯学智,王周龙.SPOT 卫星影像的水体提取方法及分类研究[J].遥感学报,2001(03):214-219.

[27]王仁军,李东颖,刘宝康.基于高分六号 WFV 数据的可可西里湖泊水体识别模型研究[J/OL].自然资源遥感:1-12[2021-12-18].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1759.P.20211119.1637.002.html>.

[28]王伟,阿里木·赛买提,马龙,葛拥晓,吉力力·阿不都外力.1986—2019 年新疆湖泊变化时空特征及趋势分析[J/OL].生态学报,2022(04):1-15[2021-12-18].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2031.Q.20211103.1335.038.html>.

[29]顾佳艳,何国富,占玲骅,胡元树,孔维鑫,杨根森.上海市黑臭水体光谱特征分析及遥感识别模型构建[J/OL].环境科学研究:1-14[2021-12-18].<https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2021.10.04>.

[30]苑玉彬. 基于深度学习的寒旱区遥感影像水体识别研究[D].兰州交通大学,2021.

[31]刘瑶. 基于深度学习的多光谱遥感影像水体识别[D].南京信息工程大学,2021.

[32]薛祥祥,罗泽.青海湖区域水体识别系统设计[J].计算机系统应用,2018,27(09):68-73.

[33]何海清,杜敬,陈婷,陈晓勇.结合水体指数与卷积神经网络的遥感水体提取[J].遥感信息,2017,32(05):82-86.

[34]温爽,王桥,李云梅,朱利,吕恒,雷少华,丁潇蕾,苗松.基于高分影像的城市黑臭水体遥感识别:以南京为例[J].环境科学,2018,39(01):57-67.



指导教师审阅意见：

文献综述成绩（百分制）：

指导教师（签字）：

年 月 日