

曲阜师范大学

本科生毕业论文（设计）



题目 基于深度学习的水色图像识别和水质
评价系统的设计与实现

姓名 朱晓轩 学号 2019414129

院系 网络空间安全学院

专业 软件工程

指导教师 张懿 职称 讲师

2023年5月20日
曲阜师范大学教务处制

目 录

摘要	1
关键词	1
Abstract	1
Key words	1
引言	2
1 文章概述	2
1.1 研究背景及意义	2
1.2 研究现状	2
1.3 论文主要工作	3
1.4 论文结构安排	3
2 水色图像数据集构建	3
2.1 水色图像数据集构建总体框架	4
2.2 水色图像数据集构建关键步骤	4
2.2.1 数据收集与划分	4
2.2.2 小数据集的扩充	4
2.2.3 水色图像数据增强	5
2.3 本章小结	5
3 基于卷积神经网络的水色图像识别方法	5
3.1 基于卷积神经网络的水色图像识别的总体思路	5
3.2 基于卷积神经网络的水色图像识别的关键步骤	6
3.2.1 卷积神经网络的结构对比	6
3.2.2 卷积神经网络的选取实验	8
3.2.3 迁移学习的应用	8
3.2.4 基于卷积神经网络的识别模型	8
3.3 模型测试评估	9
3.3.1 识别准确率对比	9
3.3.2 热力图对比	10
3.4 本章小结	10
4 基于深度学习的水质评价系统的设计与实现	11
4.1 需求分析	11
4.1.1 功能需求分析	11
4.1.2 性能需求分析	11
4.1.3 安全需求分析	11
4.1.4 可行性分析	11
4.2 系统设计	12
4.3 系统实现	12
4.3.1 运行环境	12
4.3.2 功能实现	12
4.4 系统测试	12
4.5 本章小结	14
5 总结与展望	15

5. 1 工作总结	15
5. 2 研究展望	15
致谢	16
参考文献	16

基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统的设计与实现

软件工程专业学生 朱晓轩

指导教师 张懿

摘要：水是人们赖以生存的基础，保护水资源是每个人都应该承担的责任，为更好的帮助改善水资源环境，拥有更加高效的识别监测系统尤为重要。利用传统的机器学习方法进行分类，存在着取样繁琐，数据样本不足，识别准确率偏低等问题。本文针对水色图像识别，利用数据集扩充的方法将小数据集进行扩充，提高泛化能力，并基于 Pytorch 框架，通过数据增强和迁移学习等方式来提高识别准确率。同时针对卷积神经网络准确率偏低的问题，通过实验对比 ResNet50、EfficientNet、VIT 三种网络模型的识别结果，选取 ResNet50 作为识别网络，以便取得更好的效果。本文设计并实现了图像识别和水质评价系统，通过一个简洁的 Python 图形用户交互界面，实现水色图像的选择，并通过训练完成的模型进行识别并输出结果。

关键词：深度学习 水色图像识别 水质检测 卷积神经网络 数据增强

Design and implementation of water color image recognition and water quality evaluation system based on deep learning

Student majoring in Software Engineering Xiaoxuan Zhu

Tutor Yi Zhang

Abstract: Water is the basis for people's survival, and the protection of water resources is the responsibility of everyone. In order to better help improve the water resources environment, it is particularly important to have a more efficient identification and monitoring system. Using traditional machine learning methods for classification, there are some problems such as tedious sampling, insufficient data samples, and low recognition accuracy. In this paper, for water color image recognition, the dataset expansion method is used to expand the small data set to improve the generalization ability, and based on the Pytorch framework, the recognition accuracy is improved by data enhancement and transfer learning. At the same time, aiming at the problem of low accuracy of convolutional neural network, the recognition results of three network models ResNet50, EfficientNet and VIT are compared through experiments, and ResNet50 is selected as the recognition network to achieve better results. An image recognition and water quality evaluation system is designed and implemented. Through a simple Python graphical user interface, the selection of water color images is realized, and the trained model is used to recognize and output the results.

Key words: Deep Learning; Water color image recognition; Water Analysis; Convolutional Neural Network; Data augmentation

引言

随着国内经济的快速发展，国民生活水平的不断提高，使得国内工业化发展速度不断加快，并且随着人们对环境保护提出了越来越高的要求，人们对水资源状况的认识及其后续处理变得日益重要。本文基于 Pytorch 框架，利用卷积神经网络和迁移学习技术，快速和准确地识别水色图像，并对水质进行评价。有利于我们对水质的了解，以便早期预警，为水质决策提供技术支持。

1 文章概述

1.1 研究背景及意义

水质是衡量水体适用于人类生活、生产和生态环境的重要指标，是反映水资源利用和保护状况的重要依据。水质的监测和评价是水环境管理的基础，也是水环境科学的核心内容。传统的水质监测方法通常需要采集水样，进行化学分析和生物检测，耗时费力，且难以实现实时、连续、全面的水质信息获取。水色是水体颜色的表现形式，受到水体中溶解物、悬浮物、生物等多种因素的影响，与水质密切相关。因此，水色图像可以作为一种间接的水质指标，通过分析水色图像中的颜色信息，推断出水体中的一些化学和生物参数，从而对水质进行分类或评价。利用水色图像作为数据源，通过提取图像特征和构建分类模型，进行水质评价，可以克服传统方法的缺陷，实现快速、便捷、低成本的水质监测。

基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统，是利用深度神经网络模型，从水色图像中自动提取特征，进行水质分类或回归的智能系统。深度学习是一种强大的机器学习方法，通过大量数据的学习，能够获取抽象和复杂的特征表示，提高模型的泛化能力和准确性。基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统，可以根据不同的应用场景和需求，设计不同的网络结构和损失函数，它可以自动地从大量的标注好的水色图像中学习出判别不同水质类别的规则，并应用到新的水色图像上，实现对水色图像的有效分析和利用。

从理论上，它可以探索深度学习在图像处理和分析领域的新方法和新技术，为相关领域的研究提供参考和借鉴，为水环境管理提供科学依据。相比于传统的化学分析和生物检测方法，基于深度学习的水色图像识别和评价系统只需要采集简单易得的水色图像数据，就可以实现对水质的快速、准确、低成本的识别和评价，节省了人力、物力和时间成本，提高了监测范围和频率。同时，由于深度神经网络模型具有强大的非线性拟合能力和自适应学习能力，它可以从复杂多变的水色图像数据中提取出有效的特征，并根据数据自动调整模型参数，从而提高了对不同类型和来源的水色图像数据的泛化能力和鲁棒性，降低了误差率和偏差率；从应用上，它可以为水环境监测和管理提供一种新的工具和手段，为保护和改善水资源质量做出贡献，同时也可以拓展深度学习技术在环境领域的应用范围和深度，为环境科学研究提供新思路。

1.2 研究现状

近年来，深度学习和人工智能技术在各个领域取得了突破性的进展，为传统的识别监测管理系统提供了新的解决方案，在各个方面发挥了重要作用。国内外的研究者都在不断地探索和创新深度学习领域的理论和方法，同时在海洋水质检测治理领域也取得了优秀的科研成果。

由于国外对深度学习检测水质领域研究起步较早，早在 20 世纪 80 年代，就有学者利用卫星遥感数据，对全球范围内的水体颜色进行了分类和监测。随着深度学习技术的发展，出现了一些基于卷积神经网络（CNN）的水色图像识别和水质评价系统，如美国 Scripps 海洋研究所联合 NASA 开发的 CoralNet 系统，利用卷积神经网络对珊瑚礁图像进行分类和分割，实现了对珊瑚礁生态系统的监测和评估；英国南安普顿大学开发的

WaterNet 系统，利用 CNN 和长短期记忆网络（LSTM）对水体图像进行特征提取和时序分析，实现了对水体叶绿素含量、浊度、温度等指标的预测和评估。

国内基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统的研究起步较晚，但近年来也展现了一定的发展潜力。例如，中国科学院遥感与数字地球研究所开发的基于深度学习的水体遥感监测系统，利用卷积神经网络对多源遥感数据进行融合和分析，实现了对水体颜色、叶绿素含量、悬浮物浓度等指标的精确估算；中国科学院南京地理与湖泊研究所开发的基于深度学习的湖泊遥感监测系统，利用卷积神经网络对高分辨率遥感影像进行分类和分割，实现了对湖泊面积、岸线、水草等要素的自动化提取和评估。

综上所述，基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统是一种具有广阔应用前景的新型系统，但目前仍需面对数据质量、模型泛化、算法优化等方面的挑战和问题，有待进一步的研究和改进。

1.3 论文主要工作

本文针对水色图像识别的问题，主要展开了水色图像数据集的构建与扩充，识别模型的选取，水质评价系统的搭建工作。具体内容如下：

工作一：针对常见溪流湖泊里的水色图像，构建水色图像分类识别数据集，通过图像对比度增强、亮度增强、图像翻转、旋转等操作对已有的数据集进行扩充，以满足当前所拥有的水色图像样本数量较少的问题。同时在生成模型前通过使用 torchvision transforms 的预处理方法进行数据增强，最终得到 4 类共 4137 张图片的水色图像数据集。

工作二：针对水色图像数据集选择合适的神经网络模型进行训练，本文通过比较 ResNet50、EfficientNet、ViT 三种神经网络在水色图像数据集上的准确率，三种网络模型各经过 10 个轮次的训练与验证，选取各个模型最优的准确率进行对比。根据结果来看，ResNet50、EfficientNet、ViT 三种卷积神经网络模型的准确率分别为 99.970%、99.493%、96.981%，最终选用 ResNet50 作为训练模型。

工作三：通过对比实验，发现在不采用迁移学习的方法时，使用 ResNet50 模型进行识别的识别精准度为 99.678%，而采用迁移学习后识别精准度略有提高。于是使用迁移学习来提高识别精准度。

工作四：构建了水色图像识别和水质评价系统，该系统可以通过上传水色图像来对水质进行评价检测。

1.4 论文结构安排

第一章主要介绍了水色图像识别与水质评价的研究背景和意义，比较了传统水质检测与识别的基本方法及其不足之处，并介绍了国内外针对水色图像识别与水质检测的研究和发展现状，最后介绍了本文的主要研究工作与系统的设计与实现方法步骤。

第二章主要讲述的是如何构建和扩充数据集，首先对水色图像进行收集操作，并将收集来的水色图像按照水质类别手动分类，接着使用翻转等方法对数据集进行扩充，并对数据集进行划分处理。在数据划分结束后，利用数据增强的方法对训练前数据进行预处理，以提高识别的泛化能力。

第三章主要介绍了卷积神经网络的相关技术，通过对三种传统的神经网络的性能进行比较，通过实验选取了最适合本系统的神经网络进行模型训练。同时在选择的最优神经网络的基础上使用迁移学习的识别方法，得到最终的识别模型。

第四章基于 Python 语言与 PyQt 框架，基于第二章的数据集与第三章的识别模型设计并实现基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统与可视化界面的实现。

第五章为总结与展望，旨在对本文的研究工作进行总结并对本系统的优缺点进行研究与分析，并展望了今后相关研究与实践工作的未来。

2 水色图像数据集构建

2.1 水色图像数据集构建总体框架

首先，进行数据集收集与划分，在步骤的目的是首先将收集到的小数据集进行初次筛选，人工筛选掉较小的图片和无法正常打开的图，接下来根据国家环保部门发布的水质评价指标确定每一类的具体范围和特征，最后将数据集手动划分为四类。

其次，对划分完毕的数据集进行扩充处理。由于原始数据集的规模较小，且各类别之间的样本数量不平衡，我们需要对数据集进行扩充处理，以增加数据量和多样性。我们使用传统的提高亮度，提高对比度等方式，对数据集进行三个轮次的扩充操作，以便得到混合操作过后的扩充数据集。经过扩充后继续将数据集进行操作处理，需将各类中的数据继续细分为训练集、验证集和测试集三类，以便更好地进行数据分析和模型评估。

最后，针对数据集中的训练集和验证集，通过使用 torchvision transforms 中的预处理方法来进行数据增强操作。

2.2 水色图像数据集构建关键步骤

2.2.1 数据收集与划分

水色图像的收集筛选阶段，利用已经拥有的从开源数据集中获取的较小原始数据集进行人工筛选，将其中分辨率较小的图，坏图，不含水色图像的图进行筛选。分辨率较小的图会影响后续的特征提取和分类效果；坏图是指那些过度曝光或者模糊不清的图；不含水色图像的图是指那些只有水体边缘或者背景占据主要部分的图。这些图像都不能有效地反映水体的颜色和透明度。筛选的目的是为了减少过拟合，减少图片分类信息对背景信息的依赖。通过以上步骤共从开源数据集中收集筛选图片共 985 张。

数据图片收集完成后，按照水色水质分类标准将收集到的图片分为四类。水色水质分类标准是根据国家环境保护部颁布的《地表水环境质量标准》（GB 3838-2002）中关于水体颜色和透明度的规定制定的。表 2-1 为水色水质划分标准。1-4 类水质分别评定为：优、良、较差、差。

表 2-1 水色水质划分标准

水色	浅绿色（清水或油 水）	灰蓝色	黄褐色	茶褐色（姜黄、茶褐、 红褐、褐中带绿等）
水质类别	1	2	3	4

为了确保数据集的多样性和代表性，每个类别都涵盖了水色图像在不同角度和光照条件下的拍摄结果。

2.2.2 小数据集的扩充

随着人们对深度学习领域的不断探索，深度学习在水色图像识别方面有了显著的进展，但是深度学习神经网络需要大量的数据集作为支持，而水色图像的数量较少，这导致了数据不足和类别不平衡等问题。为了弥补水色图像数据集图片总量少的问题，为了防止过拟合，因此对数据集进行扩充处理。

数据扩充是一种常用的数据预处理技术，它可以通过对原始数据进行一些变换或增加噪声等方式来生成更多的数据样本，从而提高模型的泛化能力和鲁棒性。本文采用了一种基于 PIL（Python Imaging Library）中的 ImageEnhance 图像增强模块的数据扩充方法，该模块提供了一些常用的图像处理功能，如亮度、对比度、饱和度、锐度等。将读取后的图片分别进行亮度增强、对比度增强、按角度旋转、翻转图像四类操作，完成后在处理后的图片名称后分别加上_brightnessE、_cesun、_rotate、_flip 以便区分经过对应操作后的图像，重复三轮后，获得足量的数据集。通过以上操作共扩充到 16745 张图片。表 2-2 列出来每种水色图像的样本数。

表 2-2 列出来每种水色图像的样本数

类别	1	2	3	4
图像数量	4335	3740	6630	2040

为了对模型的性能进行评估和调优，本文采用数据集划分、数据增强和识别模型训练三个步骤。将水色图像数据集按照 6: 2: 2 的比例划分为训练集，验证集和测试集。训练集用于更新模型参数，并利用数据完成模型的训练操作；验证集用于调整模型超参数和选择最优模型，主要体现在对模型识别的精准度数值的计算展现；测试集用于评价估算模型在未知数据上的识别效果。训练集和验证集将通过数据增强网络进行下一步优化。

2. 2. 3 水色图像数据增强

深度学习中数据增强的本质是弥补数据的不足，提升数据集的性能。本实验使用 `torchvision transforms` 的几类方法进行数据增强操作。`torchvision transforms` 是一个常用的图像处理库，它提供了多种常用的图像变换和增强方法。在本文中，我们使用了以下几种方法：对于训练集来说，首先通过重置分辨率 (`Resize`) 方法重置图像分辨率为 224×224 ，这样可以统一图像的大小，并且适应我们后续使用的预训练模型。然后通过依概率水平翻转 (`RandomHorizontalFlip`) 方法按照 0.2 的概率水平翻转图像，这样可以增加图像的多样性，并且使模型不受图像方向的影响。接下来我们使用随机旋转 (`RandomRotation`) 方法对图像进行随机旋转 5 度以内的角度，通过多个轮次的随机旋转，这样可以模拟图像在不同角度下的视觉效果，并且提高模型对旋转变换的鲁棒性。然后使用依概率随机调整对比度 (`RandomAutocontrast`) 方法按 0.2 概率随机调整对比度。这个方法可以增加图像的对比度，使得图像中的物体更加清晰和突出。再使用转换为 `tensor` (`ToTensor`) 方法将 `image` 图片转化为 `tensor` 类型，并且进行归一化操作，即将像素值范围从 0-255 更改为 0-1。最后使用标准化 (`Normalize`) 方法对数据按通道进行处理，即按照不同通道先后进行均值减法和标准差除法处理，使得数据分布更加接近标准正态分布。对于验证集来说，仅对验证集进行了重置图像分辨率，转换为 `tensor` 和标准化三类操作。这是因为验证集是用来评估模型性能的，所以我们不需要对其进行增强操作，只需要保证其与训练集有相同的格式和尺寸即可。

通过完成数据增强和数据预处理，以便接下来进行模型训练操作。

2. 3 本章小结

本章首先按照水质水色分类标准将原有数据集进行分类，针对原有的数据集样本数量较少的问题，通过 PIL 中的 `ImageEnhance` 图像增强模块，并利用其提供的亮度、对比度、等图像增强方法，对原有的图像进行随机变换，生成更多的样本。同时，为了避免过拟合和提高模型泛化能力，将各类水色图像数据按需分类划分为训练数据、验证数据、和测试数据三类，以便于对模型的性能进行评估和调优。同时为了提高数据集的性能来更好地训练模型，本文通过 `torchvision` 库中的 `transforms` 方法，对图像进行旋转、亮度增强等数据增强操作，并将图像统一缩放到 224×224 像素，并转换为张量格式。最后，本文还对图像进行了归一化处理，使其符合预训练模型所需的输入格式，为接下来的模型训练做好准备。

3 基于卷积神经网络的水色图像识别方法

3. 1 基于卷积神经网络的水色图像识别的总体思路

首先，比较 ResNet50、EfficientNet、ViT 三种传统的卷积神经网络模型，它们分别代表了深度残差、网络效率和视觉变换的设计思想和优化方法，具有不同的网络结构和参数量。通过对这三种模型在水色图像识别数据集上的准确率进行分析，筛选出最适合进行水色图像识别的神经网络模型。本文将使用相同的数据划分和训练参数，对这三种模型进行训练和测试，比较它们在测试集上的准确率，从中选出最高的一个作为最优模型。

其次，通过迁移学习方法，与上一步选出的最优卷积神经网络结合，查看是否能优

化现有网络，得到高准确率的网络模型。

最后，将选用的三种神经网络进行效率和热力图对比使用，实现水色图像识别网络的构建。

3.2 基于卷积神经网络的水色图像识别的关键步骤

3.2.1 卷积神经网络的结构对比

卷积神经网络（CNN）是一种优秀的深度学习的方法，被主要应用于处理图像、语音等高维数据。它的基本构成单元是卷积层，卷积层可以利用可调整的滤波器对输入数据进行部分性质提取，相当于从输入数据中“提炼”出重要信息。同时卷积层的输出通常会进行非线性激活函数处理，例如采用 ReLU 等方式，来增强神经网络的表达能力，这样可以更好的挖掘数据特征，提炼更多数据中的信息。为了降低数据的维度和提高特征的鲁棒性，神经网络中还会使用池化层，它可以对卷积层的输出进行下采样。通常情况下，卷积神经网络的最末端都设定有一个全连接层，全连接层可以将前面提取的特征映射到目标类别或回归值上。通常来讲，卷积神经网络的训练过程是基于反向传播算法的，它可以通过梯度下降法来优化网络中的参数，从而得到更优秀的训练模型。

CNN 具有很多优点，如能够利用输入数据的二维结构，减少参数数量，提高计算效率，增强泛化能力等，使其在处理高维数据时有更好的性能。因此，卷积神经网络在计算机视觉、自然语言处理以及语音识别等领域发挥了优秀的作用。随着时间的推移，深度学习的进步带动了卷积神经网络的不断创新和改良，使其逐渐成为智能科技领域的重要代表。2015 年，残差结构被提出，并以此为基础搭建了基于残差结构的 ResNet 网络结构，使得神经网络训练效率得到大幅提升。2019 年，EfficientNet 网络结构设计完成。EfficientNet 模型能够灵活地调整网络深度、宽度和数据分辨率等参数，以便针对不同的计算资源和数据集实现最佳的性能和效率。2020 年 Google 首次提出 Vision Transformer(VIT)将 Transformer 结构应用在了 CV 领域图像分类中，VIT 在图像分类任务上与当前最先进的卷积神经网络相比，并没有显著劣势，而且需要更少的计算资源。

以下介绍三种神经网络的结构：

(1) ResNet50 网络是基于残差结构的所实现的，如图 3-1 所示。它可以有效地解决深层网络的退化问题，提高图像分类的性能。残差结构的总体思路是把输入的数据不经过中间参数层，直接给与输出层，从而得到结果。即如果输入的数据为 X ，Inception 层所给为 $F(X)$ ，则输出是 $Y=F(X)+X$ 。残差结构跳过中间层，将原始特征与进行中间层的特征进行相加合并。

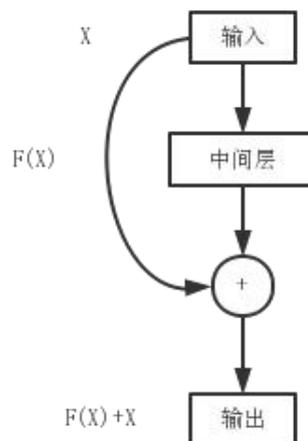


图 3-1 残差结构

在网络中，残差结构由残差块组成，残差块由多层卷积层叠加组成。用公式表达为

$$X_{l+1} = F_a(X_l + f(X_l, w_l)) \quad \text{公式 (3-1)}$$

X_{l+1} 和 X_l 表示第 l 和 $l+1$ 个残差块的输入与输出, F_a 为激活函数, f 为残差函数, w_l 为残差块的权重参数。残差块中的卷积层包含多组可学习权重与偏置。卷积层以上层的局部连接作为输入。假设 y_{ij} 为第 i 层卷积的第 j 个特征映射, y_n^{i-1} ($n=1, \dots, M$) 为第 $(i-1)$ 层的第 n 个特称映射, 此特征映射可被计算为

$$y_j^i = \sigma(\sum_{n=1}^N w_{jn}^i \times y_n^{i-1} + b_j^i) \quad \text{公式 (3-2)}$$

w_{jn}^i 为第 i 层的第 n 个特征映射, b_j^i 为第 i 层的第 j 个偏置, σ 为激活函数^[1]。

(2) 根据过去的实验结果表名, 卷积神经网络在提升性能时需要关注网络深度、网络宽度和分辨率这三个方面。于是乎, Efficientnet 网络由此诞生。Efficientnet 融合了这三大优点, 在深度、宽度和分辨率三个维度方面得到了良好的平衡。而其则通过一组固定的缩放系数, 巧妙的将这三个维度聚合在一起进行缩放。在《EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks》这篇论文中对 EfficientNet 网络进行了介绍, 下图 3-2 为 EfficientNet 模型的调参示意图

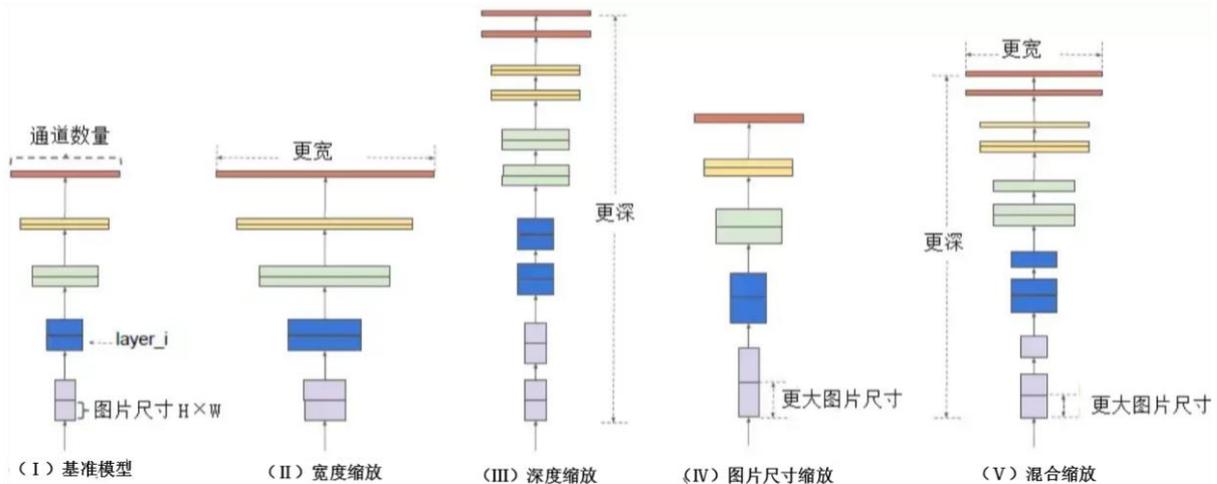


图 3-2 EfficientNet 模型的调参示意图

图 (I) 是基准模型。它拥有一定的网络数量和通道数量, 并对输入图片设定固定的尺寸。为后续的模式提供了一个统一的扩展策略。图 (II) 在图 (I) 的基础上进行宽度缩放, 即增加图片的通道数量。宽度缩放是一种提高模型性能的方法, 它通过增加图片的通道数量来增强特征提取能力。图 (III) 在图 (I) 的基础上进行深度缩放, 即增加网络的层数。它可以在保持网络性能的同时, 减少网络参数和计算量, 提高网络效率。图 (IV) 为图片尺寸缩放, 它是在图 (I) 的基础上对图片大小进行缩放处理。图 (V) 为复合缩放, 复合缩放是一种同时考虑网络深度、宽度和图片分辨率的方法, 它可以根据不同的资源限制, 灵活地调整基准模型的结构和参数, 从而达到更高的性能和效率。

(3) 在《AN IMAGE IS WORTH 16X16 WORDS : TRANSFORMERS FOR IMAGE RECOGNITION AT SCALE》一文中, 谷歌团队首次提出了 Vision, 这是首次将 Transformer 模型用于 CV 领域的图像分类任务。文章显示, VIT 与现有最优的卷积神经网络相比, 不仅性能优异, 而且计算资源消耗更低。

VIT 模型的主要思想是将图像分别切割成多个小块 (patches), 同时把每个小块看作为一个序列元素, 并通过线性变换将其映射到一个高维空间, 形成 patch embedding。由于 Transformer 无法捕捉序列元素之间的相对位置关系, 因此需要在 patch embedding 上加上位置编码 (position encoding), 以保留图像中的空间信息。此外, 在 patch embedding 序列的开头还需要插入一个特殊的类别标记 (class token), 它用于表示整个图像的全局信息, 并作为最终分类任务的输入。VIT 模型将这样构造的序列输入到标准的 Transformer 编码器 (Encoder) 中, 从而得到每个序列元素的输出。输出结果中类别标记所对应的输出表示被视为图像的编码特征, 并输入到一个多层感知机 (MLP) 中, 得到图像分类结果。VIT 模型通过这种简单而有效的方法, 实现了在图像分类任务上与

CNNs 相媲美甚至超越的性能^[2]。

3.2.2 卷积神经网络的选取实验

本步骤通过比较三种传统卷积神经网络通过 torchvision 库中的 transforms 模块数据增强后的水色图像识别的准确率以确定进一步进行迁移学习的卷积神经网络。共比较了 ResNet50、EfficientNet、ViT 三种传统的卷积神经网络。

实验结果如表 3-1 所示。ResNet50 在水色图像识别任务上表现最优，达到了 99.970% 的准确率，高于 EfficientNet 和 ViT 的准确率。这可能是因为 ResNet50 具有较深的网络结构和残差连接机制，能够有效地提取水色图像的特征并避免梯度消失问题。其余两种模型在一些其他的图像识别任务上有较好的表现，但是在水色图像识别任务上可能不够适应。因此，本步骤选择了 ResNet50 作为迁移学习的基础模型，以期通过进一步的微调和优化，得到更高的准确率。

表 3-1 卷积神经网络实验结果

模型名称	ResNet50	EfficientNet	ViT
准确率	99.970	99.493	96.981

3.2.3 迁移学习的应用

迁移学习是一种利用已经明确的结果来解决新问题的机器学习方法，它可以有效地提高模型的泛化能力和学习效率。在计算机视觉领域，迁移学习是指把在一个规模较大的数据块上预先训练好的模型，应用到一个新设计与实现的任务或数据集上，如分类、检测或分割等。这样可以节省重新训练模型所需的时间和计算资源，同时也借助了预训练模型的特征提取能力来增强模型的性能。

本文通过利用 timm 中预训练模型库的 ResNet50 网络模型进行迁移学习，并应用到训练水色图像识别模型上，进行图像识别功能的操作。实验结果如表 3-2 所示，添加迁移学习可以再次提高模型的训练精度。试验结果表明使用迁移学习，可以更有效的借助已经在大数据集上训练过的模型中学到的通用特征，来提高识别模型在新任务或新领域上的泛化能力。

表 3-2 迁移学习实验结果

	使用迁移学习	未使用迁移学习
准确率	99.970	99.678

3.2.4 基于卷积神经网络的识别模型

本实验利用 ResNet50 神经网络模型，并基于 Pytorch 框架进行训练，同时利用 timm 中预训练模型库的预训练模型进行迁移学习操作。在训练开始前固定随机种子，确保实验结果是可以复现的，同时设定训练轮次为 10 轮，批次大小为 4，学习率设定为 10^{-3} ，学习率衰减设置为 10^{-5} 。

在通过从预训练库加载模型的过程中，要对模型的全连接层数目进行修改，确保其层数与当前任务所需的类别数相匹配。修改完成将返回模型并进行前向传播。本实验的任务是对水色图像识别分类，因此全连接层的输出节点按水质类别数自动划分。

本模型的训练流程如下：设置指标监视器，模型设置为训练模式后开始训练。首先需进行加载数据和模型操作，让模型能够学习数据的特征和规律并使其能够有效地进行学习和预测。同时评估模型的性能，以及为反向传播提供必要的信息，需将上步操作结果送入训练模型中进行前向传播。接下来开始进行计算操作，计算损失、f1 分数、recall 分数、准确率分数，完成计算操作后对刚计算的参数进行更新操作。接下来清空学习率，将损失反向传播同时更新优化器并调整学习率。

本模型的验证流程如下：模型设置为验证格式后开始推理。首先读取图片和标签并进行前向传播操作，接下来计算损失、f1 分数、recall 分数、计算 acc。

在进行按批次加载训练集和验证集后，设置损失函数和优化器后开始训练。在训练

完成保存模型时设置一个保存的间隔，或者就按照目前的情况，如果前面的比后面的效果好，就保存一下。若按照间隔保存的话得不到最好的模型。

3.3 模型测试评估

3.3.1 识别准确率对比

为了评估各个网络结构的性能，本文采用了识别和验证准确率、识别和验证损失率作为评价指标。三种模型的识别和验证准确率、识别和验证损失率分别见图 3-3、图 3-4、图 3-5。识别准确率是指网络在训练集上正确识别水色图像的比例，验证准确率是指网络在测试集上正确识别水色图像的比例。识别损失率是指网络在训练集上预测水色图像与真实水色图像之间的差异程度，验证损失率是指网络在测试集上预测水色图像与真实水色图像之间的差异程度。

从图中可以了解到 ResNet50 网络和 EfficientNet 网络的起始识别精准度和最终识别精准度都明显高于 VIT 网络。三种网络结构的验证准确率也都随着训练轮数的增加而逐渐提高，但是 ResNet50 和 EfficientNet 的提升速度和幅度也都明显高于 VIT。这说明 ResNet50 和 EfficientNet 在泛化拟合水色图像特征方面具有更强的能力，可以更好地适应水色图像识别工作，而 VIT 则相对较弱。同时 ResNet50 网络与 EfficientNet 网络相比波动幅度较小，相比之下训练更加稳定，准确率更高。同时，在 ResNet50 网络结构与 EfficientNet 网络结构之间进行比较时，发现两者性能相当，没有显著差异。因此，本文最终选择了 ResNet50 网络结构作为本实验训练模型。

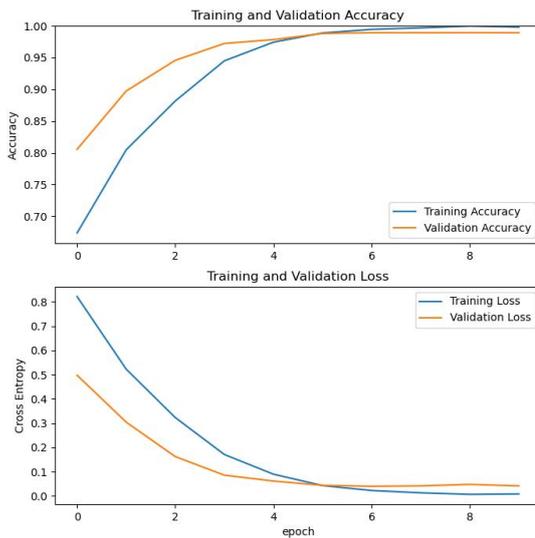


图 3-3 ResNet50 的训练过程

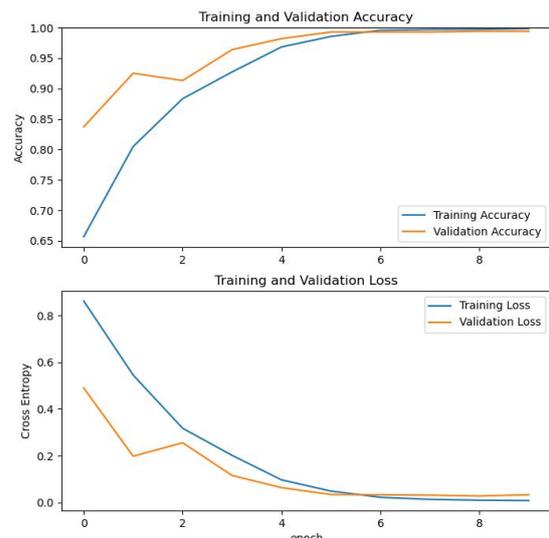


图 3-4 EfficientNet 的训练过程

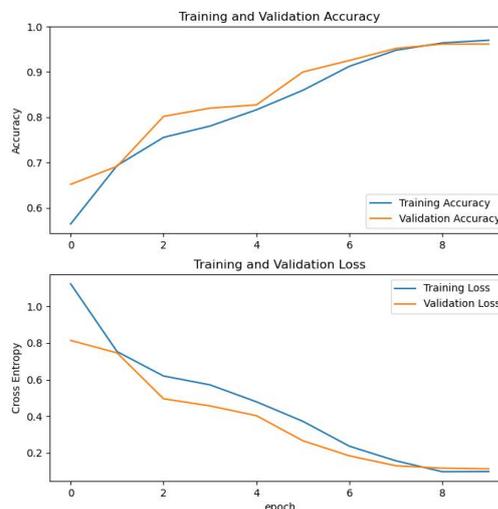


图 3-5 VIT 的训练过程

3. 3. 2 热力图对比

本小节旨在提高模型选择的可解释性，为此采用了一种基于识别准确度的热力图的方法。该方法根据不同图片区域对识别结果的影响程度，利用一种算法生成相应的热力图，以对角线颜色深浅表示识别准确率的高低。三种模型的热力图分别见图 3-6、图 3-7、图 3-8。用户可以通过观察热力图，直观地了解哪些区域是影响模型选择的重要因素，从而提高模型选择的可解释性和可信度。

通过分析热力图，可以发现 VIT 网络在识别上存在较高的错误率，而 ResNet50 网络和 EfficientNet 网络则表现出较高的准确率和稳定性。综合考虑上一部分的识别性能与准确率，本文最终选择 ResNet50 作为训练网络。

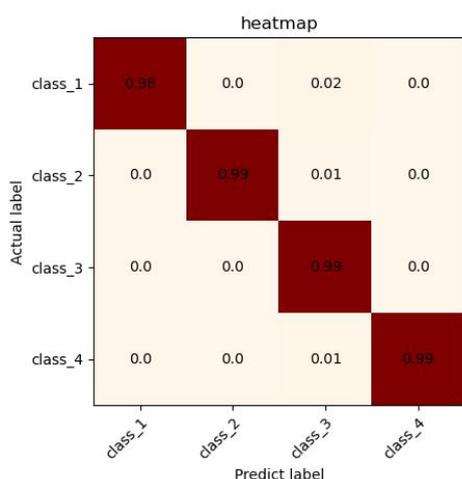


图 3-6 ResNet50 的热力图

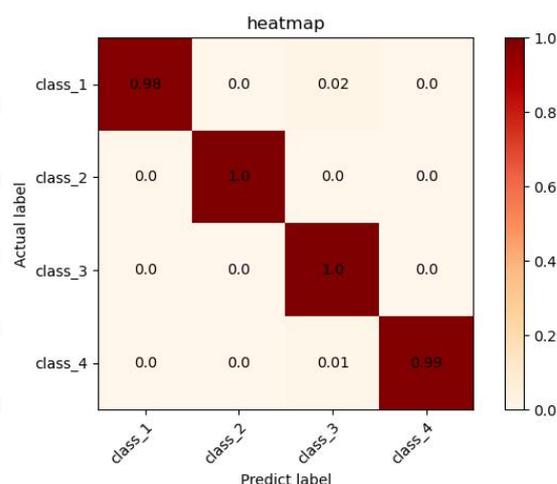


图 3-7 EfficientNet 的热力图

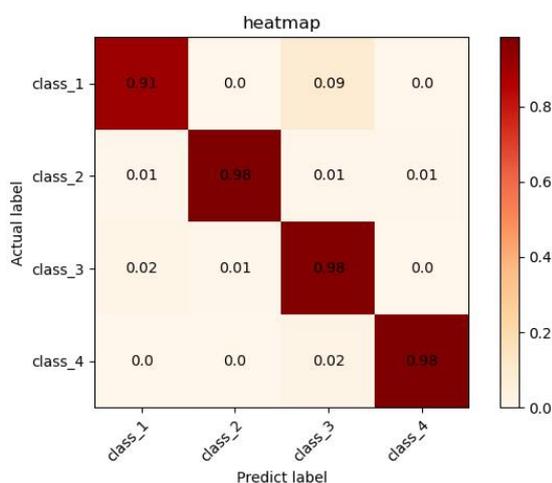


图 3-8 VIT 的热力图

3. 4 本章小结

与传统水色图像识别评价水质相比，卷积神经网络具有准确率高，易扩展，高效等优点。本章基于卷积神经网络提出基于深度学习的水色图像识别和水质评价方法。主要内容在以下三个方面：（1）通过对比不同卷积神经网络在水色图像识别上的准确度，试验结果表明 ResNet50 的识别准确度最高。（2）在利用 ResNet50 为原始网络的基础上添加迁移学习方法，通过实验对比其获得了更高的准确率，同时也有着更快的收敛速度。（3）通过训练过程图和热力图显示，更加直观的展示了为何选择 ResNet50 作为训练网络。提高了训练结果的可解释性。

4 基于深度学习的水质评价系统的设计与实现

4.1 需求分析

4.1.1 功能需求分析

本小节对系统的功能需求进行了分析，主要包括数据采集和预处理、水色识别、水质评价和结果展示四个方面。

(1) 数据采集和预处理：该系统需要能够从不同来源获取水色图像数据，并进行必要的预处理，如去噪、校正、裁剪、增强等，以提高数据的质量和可用性。

(2) 水色识别：该系统需要能够对水色图像进行分类，识别出不同类型的水质，并且不受时间和季节对图像的影响。

(3) 水质评价：该系统需要能够根据水色图像的特征，如颜色、透明度、反射率等，计算出水质的相关指标，并根据国家或地方的标准，对水质进行等级划分和评价。

(4) 结果展示：该系统需要能够将水色识别和水质评价的结果以可视化的方式展示出来，以帮助用户了解和掌握水环境的状况和变化。

4.1.2 性能需求分析

该系统应该具有较高的准确性和稳定性，应能够准确地识别出水体颜色的类别，如蓝色、绿色、黄色等，并根据水体颜色计算出水质参数。同时能够快速处理输入图像，并给出合理的输出结果。其次还应具有较强的可靠性，系统应能够稳定地运行，不受外界干扰或异常情况的影响。最后应具有较好的可扩展性，系统的可扩展性应具备一定的灵活性和泛化能力，如能够支持多种图像格式，多种深度学习模型，多种输出方式等。同时能够支持不同类型和规模的数据集，并能够随着数据量和用户需求的增长而进行相应的优化和更新。

4.1.3 安全需求分析

本小节对系统的安全需求进行了分析，旨在保证系统的可靠性、完整性、可用性和保密性。

(1) 数据安全：系统需要保护水色图像数据和水质评价结果的完整性、可用性和保密性，防止数据被篡改、丢失或泄露。

(2) 算法安全：系统需要保证深度学习算法的正确性、稳定性和鲁棒性，防止算法出现错误、崩溃或被攻击。系统需要采用验证、测试、更新等技术来实现算法安全。

(3) 通信安全：系统需要保护水色图像数据和水质评价结果在传输过程中的完整性、可用性和保密性，防止数据被截取、篡改或泄露。

(4) 系统安全：系统必须对系统的完整性、可用性和保密性进行有效的管理和保护，以防止系统被破坏、感染或入侵，以保证系统的稳定和安全。

4.1.4 可行性分析

本章提出了一种基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统，该系统利用水色的变化来反映水体中的污染物含量，从而实现对水质的快速、直观和准确的评价。

与传统的生物化学检测方法相比，该系统无需复杂的仪器和化学试剂，只需使用数码相机采集水体表面的图像，然后通过深度学习模型进行特征提取和分类，即可得到水质的等级。该方法简单、快速、低成本，适合用于大面积的水体监测和评价。该系统采用了数据增强策略，可以提高水色图像的处理效率和准确度，减少人工干预和误差。同时，该系统可以获取更多更细致的水质信息，提高水质评价的全面性和客观性。同时还可以根据水色图像的时空分布，分析水体的变化规律，提高水质预测和预警的能力。通过该系统，可以实现优化水资源管理和保护策略，提高水资源利用率和可持续性。

因此，本章设计的基于深度学习的水色图像识别和水质评价系统是一种有效的水质评价方法，可以帮助相关机构对水质进行评价。用户可以上传自己拍摄的水色图像，使用增强网络数据增强，并通过上章训练好的模型进行图像识别。识别过后输出当前的水

质等级，便于用户了解水质信息。

4.2 系统设计

本小节主要介绍了水色图像识别与水质评价系统实现的主要模块：水色数据集构建模块和水色图像识别评价水质模块。

(1) 水色图像数据集构建模块

该模块的主要功能是管理员根据用户的需求，进行水色图像数据集的构建，该模块的主要功能有扩充数据集功能、数据增强功能、模型训练功能。本文通过利用 PIL 中的 ImageEnhance 图像增强模块实现扩充数据集功能。利用 torchvision 库中的 transforms 模块实现对现有的数据集进行数据增强功能。模型训练功能主要基于 Pytorch 框架实现，可以实现给定数据集的情况下依据给定的模型进行训练。

(2) 水色图像识别评价水质模块

该模块的主要功能是通过训练好的神经网络模型进行水色图像识别，并返回识别的水色图像的水质等级。用户上传完图片后，会利用训练好的网络模型，将图片导入进行特征提取，然后基于预测结果判断水质等级，并将结果输出。识别模块主要基于 Pytorch 框架实现，使用由管理员训练好的模型对相关图像进行特征提取并进行水质评价预测。

4.3 系统实现

4.3.1 运行环境

本系统使用基于 Python 语言的 QT 框架，他有着强大的图像程式框架和 Python 接口，可在多个平台中运行。因为 QT 的易用性和易扩展性，所以使用 QT 作为界面开发框架。使用 Pytorch 深度学习框架，并在 PyCharm 上开发运行。相关系统版本信息如表 4-1 所示。

表 4-1 系统版本信息

系统信息	Python 版本	Pytorch 环境	QT 框架
Windows10, 64Bit	Python 3.7.16	1.13.1	5.9.2

4.3.2 功能实现

系统使用的神经网络模型基于 Pytorch，来源于前文的训练模型。本系统主要包括三个功能模块，具体分为数据收集与扩充、界面制作、模块集成三个方面。

(1) 数据收集扩充阶段

第一阶段的主要任务是进行数据收集，并将收集到的数据进行扩充处理，然后将扩充完毕的水色图像进行神经网络训练。具体实现如下：1) 首先将收集到的小数据集进行人工筛选，将不符合要求的图片去除，形成原始数据集，并进行等级划分。2) 将划分好的数据通过 PIL 中的 ImageEnhance 进行数据扩充，增大数据集样本数。3) 基于 torchvision 库中的 transforms 模块对扩充完的数据集进行数据增强，得到水色图像水质等级数据集。4) 基于 Pytorch 框架使用 ResNet50、EfficientNet、ViT 多种模型基于水色图像数据集进行模型训练，将得到的模型对比选最优卷积神经网络模型。

(2) 界面制作阶段

第二个阶段的主要任务是针对面向用户的水色图像识别和水质评价功能进行界面制作。具体实现如下：1) 针对主程序界面，添加了上传图片按钮和识别按钮。2) 针对水色图像识别和水质评价功能，添加了图片展示窗口和结果输出窗口。

(3) 模块集成阶段

第三阶段任务是将不同模块进行系统集成。具体实现如下：1) 集成数据集扩充和数据集划分功能。2) 集成数据增强和 Pytorch 神经网络训练功能。3) 集成水色图像识别构建功能，将加载神经网络模型功能置于系统中，将上传图片功能与神经网络模型加载图片功能相关联，对应输出水色类别。

4.4 系统测试

为确保系统成功运行并对功能进行实现，本次测试主要测试了系统的主要模块，分

别为水色图像数据集构建划分模块和水色图像识别评价水质模块，并对测试与实现结果进行展示。

(1) 水色图像数据集构建与划分模块：该模块主要有数据集扩充与划分功能，主要在后台管理界面中。数据集扩充关键代码和数据增强核心代码如下

代码 4-1 数据集扩充关键代码

```
def brightnessEnhancement(root_path, img_name):#亮度增强
    image = Image.open(os.path.join(root_path, img_name))
    enh_bri = ImageEnhance.Brightness(image)
    # brightness = 1.1+0.4*np.random.random()#取值范围 1.1-1.5
    brightness = 1.2
    image_brightened = enh_bri.enhance(brightness)
    return image_brightened

def contrastEnhancement(root_path, img_name): # 对比度增强
    image = Image.open(os.path.join(root_path, img_name))
    enh_con = ImageEnhance.Contrast(image)
    # contrast = 1.1+0.4*np.random.random()#取值范围 1.1-1.5
    contrast = 1.2
    image_contrasted = enh_con.enhance(contrast)
    return image_contrasted

def rotation(root_path, img_name):
    img = Image.open(os.path.join(root_path, img_name))
    random_angle = np.random.randint(-2, 2)*90
    if random_angle==0:
        rotation_img = img.rotate(-90) #旋转角度
    else:
        rotation_img = img.rotate( random_angle) # 旋转角度
    # rotation_img.save(os.path.join(root_path, img_name.split('.')[0] +
'_rotation.jpg'))
    return rotation_img

def flip(root_path, img_name): #翻转图像
    img = Image.open(os.path.join(root_path, img_name))
    filp_img = img.transpose(Image.FLIP_LEFT_RIGHT)
    # filp_img.save(os.path.join(root_path, img_name.split('.')[0] +
'_flip.jpg'))
    return filp_img
```

代码 4-2 数据增强核心代码

```
def get_torch_transforms(img_size=224):
    data_transforms = {
        'train': transforms.Compose([
            # transforms.RandomResizedCrop(img_size), # 随机裁剪
            transforms.Resize((img_size, img_size)), # 重置图像分辨率
            transforms.RandomHorizontalFlip(p=0.2), # 依概率 p 水平翻转
```

```

        transforms.RandomRotation((-5, 5)),           # 随机旋转
        transforms.RandomAutocontrast(p=0.2),       # 随机调整对比度
        transforms.ToTensor(),                       # 转为 tensor
        transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406], [0.229, 0.224,
0.225])      # 标准化
    ]),
    'val': transforms.Compose([
        # transforms.Resize((img_size, img_size)),
        # transforms.Resize(256),
        # transforms.CenterCrop(img_size),
        transforms.Resize((img_size, img_size)),
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406], [0.229, 0.224,
0.225])
    ]),
}
return data_transforms

```

(2) 水色图像识别界面。本系统的初始界面如图 4-1 所示，是图像上传于识别模块，允许用户上传本地图片用于水质评价。点击上传图片后如图 4-2 所示，上方显示上传的原始图片。点击识别按钮后效果如图 4-3 所示，在图像下方文本框中显示水质评价结果。



图 4-1 系统初始界面



图 4-2 上传图片展示界面



图 4-3 识别完成界面

4. 5 本章小结

本章基于数据集扩充、数据增强实现水色图像数据集构建功能，将识别与评价功能用 PyQt 框架集成。基于 Pytorch 框架和 PyQt 框架通过 Python 语言开发了一个可以识别

水色图像并评价水质的系统。

5 总结与展望

5.1 工作总结

随着人们对环境保护的要求越来越高，人们对水资源状况的认识及其后续处理变得日益重要。同是近些年来，随着人工智能的发展和硬件计算能力的进步，越来越多的研究人员开始利用卷积神经网络来进行水质评价。本论文主要从四个方面进行研究实现，即数据集的扩充与划分、数据增强与迁移学习的使用、基于 Pytorch 框架对比三种卷积神经网络并选取最优用于训练模型、在模型的基础上开发水色图像识别和水质评价系统。

(1) 数据集的扩充与划分：

针对数据集样本数量不足和数据来源缺乏多样性所带来的无法训练优秀的识别模型的问题，本文在保证数据质量的前提下，利用 PIL 中的 ImageEnhance 对数据集数量和种类进行多轮次扩充，通过调整图像的亮度、对比度、饱和度和等参数，生成了更多样本图像。最终共获得样本图 16745 张，按水质划分为四类，并在每类中按照 6: 2: 2 的比例划分为训练集、验证集和测试集，便于后续对模型的性能进行评估和调优。

(2) 数据增强操作与迁移学习方法的使用：

本文利用 torchvision 库中的 transforms 模块，对输入模型的数据进行了增强操作，包括随机旋转、随机调整亮度等操作，以提高模型的泛化能力和抗干扰能力。同时，为了利用已有的预训练模型来加速训练过程和提高准确率，本论文采用了迁移学习的方法，将预训练模型作为特征提取器，再次提高了训练准确率，提高拟合速度并减少过拟合。

(3) 比较三种卷积神经网络的识别精准度，选取最适用于本系统的模型作为训练模型：

本文基于 Pytorch 深度学习框架，使用 ResNet50、EfficientNet、ViT 三种网络模型作为候选模型，并基于扩充后的数据集进行了模型训练和精准度测试操作。通过比较各个模型在测试集上的精准度、损失函数值、混淆矩阵等指标，最终选择了 ResNet50 网络模型作为训练模型。

(4) 水色图像识别与水质评价系统的整合与搭建：

关于基于深度学习的水色图像识别算法，本文选择了 ResNet50 作为训练的网络模型，基于 Pytorch 框架搭建了训练模型。最后利用 Python 语言和 PyQt 框架搭建了水色图像识别和水质评价系统，实现了通过用户上传图像，系统就可以自动调用训练好的神经网络模型进行水质评价，展现水质类别。

5.2 研究展望

本文针对水色图像识别的问题和水质评价准则进行了探究，在传统生物化学测量水质的基础上引入了深度学习的相关内容。近些年来，随着人工智能技术在各个领域的广泛应用，卷积神经网络作为一种强大的图像处理工具，可以更加方便、简单地针对水色图像评价水质。随取得了一定的研究成果，但仍有不完善的地方值得进一步研究改进。

(1) 数据集的制作不够完善，受限于初始数据集的数量和类别过少，来源也较为单一，仅局限于相机拍摄的图片，缺乏其他形式的数据，且数据类别分布不均，需要与专业机构合作以获得更为准确的分类于相关数据。此外，数据集的标注也需要更加规范和统一，避免人为误差和偏差的影响。

(2) 目前的研究还仅局限于二维图像识别阶段，仅通过水面图像进行识别评价，未来希望可以基于相关水色数据对水文立体结构做探寻，实现对水色图像识别评价水质的空间定位和空间识别评价。例如，可以利用卫星遥感或无人机拍摄的高分辨率三维图像数据，结合深度信息和光谱信息，对水体进行更精细化和全面化的分析。这样可以更全面地反映水体的状态和变化，提高评价的精度和效率。

(3) 对于评价的水质仅能大致按颜色进行划分处理，希望未来可以在评价水质的同时

直接反映出水体中的悬浮物、叶绿素、有机物等物质的含量和分布，为其他领域提供数据。这需要结合更多的物理、化学、生物等因素，建立更为科学和完善的水质评价模型和指标体系。这样也可以更深入地理解水体中各种因素之间的相互作用和影响，为水环境保护和治理提供科学依据。

致谢

行文至此，感触良多，转眼间大学四年时光已在指间悄悄溜走，完成这最后一个章节，也就意味着本科四年的学习生涯即将结束，不禁感慨万千。在这四年的学习生活中，我度过了人生最美好的青春年华，也是是我一生中最为宝贵的财富。

首先我要感谢我的论文指导老师张懿老师，在整个论文写作过程中，张老师始终认真负责，及时跟进论文进度，为我提出了许多建设性意义，并耐心的指出论文中所出现的问题，让我更加清晰地认识到自己的不足和改进之处。对此向老师表达诚挚的感谢。

其次我要感谢一直陪伴和鼓励我的家人，家是最坚实的后盾，也是我最温暖的港湾。在我遇到困难和挫折时，他们总是给我鼓励和支持，未来我也会带着他们的期望继续前行，在此也希望我的家人们能平安健康。

最后我要感谢我的室友和朋友们，他们是我大学生活中不可或缺的一部分，他们给了我无数的欢乐和温暖，他们与我共同经历了风雨和阳光，他们与我一起分享了忧愁和喜悦。相希望无论我们将来走到哪里，我们都会珍惜这份缘分，维系这份友谊与情谊。

写下这篇论文的最后一句话时，我的心中充满了无尽的感激和不舍。我会永远铭记这段经历，也会带着这段经历勇敢地前行，面对新的挑战 and 机遇。同时也在这祝愿我们未来事业有成，生活幸福，家庭美满。

参考文献：

- [1] 高雨亮. 基于深度学习的水稻病虫害识别系统设计与实现[D]. 江苏:扬州大学, 2022.
- [2] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale[J]. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.
- [3] Tan M, Le Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2019: 6105-6114.
- [4] 杨美艳, 任富顺, 顾志东. 基于深度学习的花卉识别系统设计与实现[J]. 科技创新导报, 2020, 17(6):130-131, 133.
- [5] 王新民, 张超超. 基于深度学习的旧金山湾水质预测[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, 51(1):222-230.
- [6] 周煜申, 康望星, 沈存, 等. 大数据在水环境综合评价预警中的应用研究[J]. 江苏科技信息, 2017(35):52-54, 64.
- [7] 李会民, 马桂英, 王延仓. 基于深度学习网络的水质图像分类[J]. 北华航天工业学院学报, 2018, 28(4):7-10.
- [8] 张仕军. 基于卷积神经网络与鱼类轨迹特征的水质异常状态分析[D]. 河北:燕山大学, 2019.
- [9] 方红卫, 孙世群, 朱雨龙, 等. 主成分分析法在水质评价中的应用及分析[J]. 环境科学与管理, 2009, 34(12):152-154.
- [10] 宁阳明, 尹发能, 李香波. 几种水质评价方法在长江干流中的应用[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2020, 42(12):126-133.
- [11] 陈润羊, 涂安国. 长江流域水质评价与预测[J]. 环境科学与技术, 2008, 31(12):169-173, 178.
- [12] 武仪辰, 徐征和, 马吉刚, 等. 引黄济青调水工程水质评价[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2023, 37(1):7-16.
- [13] 梁德华, 蒋火华. 河流水质综合评价方法的统一和改进[J]. 中国环境监测, 2002, 18(2):63-66.
- [14] Jia X. Image recognition method based on deep learning[C]//2017 29th Chinese control and decision conference (CCDC). IEEE, 2017: 4730-4735.
- [15] Sagan V, Peterson K T, Maimaitijiang M, et al. Monitoring inland water quality using remote sensing: Potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing[J]. Earth-Science Reviews, 2020, 205: 103187.

- [16] Peterson K T, Sagan V, Sidike P, et al. Machine learning-based ensemble prediction of water-quality variables using feature-level and decision-level fusion with proximal remote sensing[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2019, 85(4): 269-280.
- [17] Mikołajczyk A, Grochowski M. Data augmentation for improving deep learning in image classification problem[C]//2018 international interdisciplinary PhD workshop (IIPhDW). IEEE, 2018: 117-122.