

深度学习框架下鱼类疾病分类检测探索

叶敏辉 林轩毅 陈铠沣 王宇辉 陈梁

漳州职业技术学院, 中国·福建 漳州 363000

摘要: 本研究聚焦于深度学习技术框架在鱼类疾病分类检测领域的应用与探索, 实施构建专门的鱼类疾病图像资料库的行动, 采用数据增强与归一化等预处理手段, 显著提升数据质量档次, 以卷积神经网络 (CNN) 及其衍生模型为核心构建分类分析体系, 实施多网络架构的对比实验, 以探究其性能差异。对模型在训练及测试两个阶段所呈现的性能指标进行详尽的性能分析, 对精确度、召回率以及 F1 值等关键评估要素进行综合考量, 实证研究证实, 深度学习模型经过优化调整, 在鱼类疾病诊断领域实现了高精度识别, 为解决水产养殖业疾病防控问题, 本研究推出了一种智能化、高效的防控策略, 有效提高养殖业的收益水平并保障水产品安全品质。

关键词: 深度学习; 卷积神经网络; 鱼类疾病; 分类检测

Exploration of Fish Disease Classification and Detection under Deep Learning Framework

Minhui Ye Xuanyi Lin Kaifeng Chen Yuhui Wang Liang Chen

Zhangzhou Vocational and Technical College, Zhangzhou, Fujian, 363000, China

Abstract: This study focuses on the application and exploration of deep learning technology frameworks in the field of fish disease classification and detection. The action of constructing a specialized fish disease image database is implemented, and preprocessing methods such as data enhancement and normalization are used to significantly improve the quality of data. A classification analysis system is constructed with convolutional neural networks (CNN) and its derivative models as the core, and comparative experiments are conducted on multiple network architectures to explore their performance differences. A detailed performance analysis was conducted on the performance indicators presented by the model in the training and testing stages, and key evaluation factors such as accuracy, recall, and F1 value were comprehensively considered. Empirical research confirmed that the deep learning model, after optimization and adjustment, achieved high-precision recognition in the field of fish disease diagnosis. To solve the problem of disease prevention and control in aquaculture, this study proposes an intelligent and efficient prevention and control strategy, effectively improving the profitability of aquaculture and ensuring the safety and quality of aquatic products.

Keywords: deep learning; convolutional neural network; fish diseases; classification detection

0 前言

伴随着全球水产养殖业的迅猛扩张, 频繁发生的鱼类疾病现象是制约渔业产业可持续发展的核心障碍, 既有的鱼类疾病检测技术途径, 借助人工目视、显微镜下的微观观察及生化分析方法等多种检测手段进行验证^[1]。本表述揭示了主观性显著、工作效率不高、对早期病症检测灵敏度不足等局限, 在养殖产业的大规模生产阶段, 当前所采用的方法在应对疾病诊断的时效性与精确度方面存在不足, 疾病诊疗周期延长, 引发显著的经济损失后果。深度学习构成了人工智能学科中的一个核心领域, 在图像识别及语音处理等多个技术领域实现了突破性成就, 本系统在特征自动提取及模式识别领域表现出强大的技术实力, 创新技术为鱼类疾病诊断开辟了新的研究途径, 以深度学习为基础构建模型结构, 对大量鱼类疾病图像资料实施学习性处理与分析, 实施自动化策略, 对疾病相关特征性规律模式进行精准挖掘, 探索并实施

一套针对各类鱼类疾病进行精准分类与检测的技术策略。该策略极大地促进了检测作业的效率增长, 降低人工干预引起的误差值, 本措施对疾病早期预警及防控工作的实施具有关键性作用, 本表述所展现的理论价值和实际应用价值显著。

1 相关技术基础

1.1 深度学习基本原理

深度学习的发展离不开人工神经网络的构建框架, 基于大规模数据集对网络参数进行深度优化, 力求实现对复杂数据模式的深入挖掘与准确预测, 神经网络由众多神经元单元紧密组合而成, 权值是神经元间连接的桥梁。在训练实施阶段, 网络各层对输入数据进行正向传播处理, 输出预测性实验结果, 在深度学习模型训练阶段, 误差值计算采用反向传播算法, 旨在评估预测结果与真实标签的吻合程度, 据此对网络权重进行同步性修正, 通过迭代优化, 模型预测性能持续改进, 逐步实现性能的稳步增长^[2]。

1.2 卷积神经网络 (CNN)

针对图像数据处理的深度学习模型中，卷积神经网络占据着核心地位，该网络结构由卷积层、池化层及全连接层等核心组件构成，图像分析领域，卷积核在图像上滑动，实现卷积运算，对图像局部区域进行特征提取分析，大幅降低了模型参数的总量，通过简化计算复杂度，实现了对图像空间结构信息的完整保留。卷积层输出的特征图经过池化层的下采样处理，实现了维度的降低，对数据规模实施进一步的缩减，降低计算工作量，显著提升模型对平移变换的鲁棒性，池化层输出的特征向量经全连接层处理以实现分类预测，呈现最终分类结论，就深度学习而言，LeNet、AlexNet、VGG 和 ResNet 等卷积神经网络 (CNN) 模型结构，已成为深度学习领域的重要里程碑，网络架构在深度、卷积核配置及连接策略等方面呈现出多样性特征，适用于不同规模及复杂度级别的图像识别任务^[3]。

2 数据集构建与预处理

2.1 数据采集

力求编制高标准的鱼类疾病图像资料集，本研究基于对众多水产养殖场、渔业科研机构及网络资源的整合，搜集并分析了鱼类疾病相关图像，本表述对养殖鱼类中的普遍品种进行了归纳，如鲤鱼、鲫鱼、草鱼等鱼类，涉及多种鱼类疾病的典型类型，涉及细菌感染性疾病（如烂鳃病、赤皮病）、病毒感染性疾病（如草鱼出血病）以及寄生虫感染性疾病（如车轮虫病、指环虫病）等不同病原引起的病症。原始图像的收集量累计达到了五千张，本实验所依赖的训练样本集包含 3500 个样本点，对 1000 个样本实施验证集的验证分析，样本集合达到五百例，必须保证各类疾病图像在各个数据集中均匀分布，以实现数据集的平衡分布，增强模型对未知样本的识别与分类能力。

2.2 数据标注

对所搜集图像进行细致标注是构建深度学习模型不可或缺的先决条件，采用专业的图像标记技术手段，具有深厚渔业背景的资深专家对每张图像中的病患部位及疾病类型

进行细致标注。对标注信息实施记录，采用边界框与类别标签相结合的方式，通过边界框技术，实现对疾病侵袭区域的精确界定，疾病分类标记具体揭示了疾病的种类归属，通过多主体间的相互审核与交叉验证，必须维护标注信息的准确性及整体一致性，为后续模型训练阶段，确保数据资源的可靠性，提供有力支撑。

2.3 数据预处理

原始图像在尺寸、亮度及对比度等关键维度上呈现出的一致性，直接采用该方法进行模型训练，将直接影响到训练效率的提升与模型性能的优化。对数据实施基础预处理活动，所有图像需进行标准化处理，统一调整为 224 像素 × 224 像素的分辨率，满足模型输入的既定技术参数。实施图像数据的归一化策略，对图像数据中的像素值域进行界定，其范围为 [0,0] 区间内，255 的数值映射实现，提高数据分布的稳定性水平，加速模型收敛进程的有效途径，着力拓展数据集的多样性层次，遏制模型过度拟合现象，采用数据增强途径，对所选取的训练集图像实施 ± 15° 的随机旋转、水平镜像变换以及 ± 0.2 的亮度调节等预处理操作，扩大训练数据集的样本数量至一万个。

3 深度学习模型构建与训练

3.1 模型选择与架构设计

在纷繁复杂的深度学习模型群体中，在图像分类领域，卷积神经网络以其卓越表现成为构建基础模型的首选模型，针对鱼类疾病图像的特定性质及其分类任务的复杂特性进行综合考量。本项工作以 ResNet50 作为起始的模型结构实施，在解决深层网络训练中的梯度消失问题上，ResNet50 采用了残差连接技术，能够有效地挖掘并学习图像的深层结构特性。依托于 ResNet50 的原始结构，对模型进行逐层参数的细致微调以实现性能提升，在网络结构的末端增设一层全局平均池化模块，对特征图进行降维处理，以生成一维向量形式，加强参数规模精简力度以推动其进一步减少至新水平；采用全连接层与 Softmax 分类器相结合的方法进行数据分类，实施各类疾病概率的预测分析（见表 1）。

表 1 模型结构

层类型	描述	输出尺寸
输入层	输入 224 × 224 × 3 的彩色图像	224 × 224 × 3
卷积层 1	7 × 7 卷积核，步长 2，填充 3，64 个卷积核	112 × 112 × 64
最大池化层	3 × 3 池化核，步长 2，填充 1	56 × 56 × 64
残差块组 1	包含 3 个残差块，每个残差块内部结构为卷积层 - 批量归一化层 - ReLU 激活函数 - 卷积层 - 批量归一化层，第一个残差块有下采样	56 × 56 × 256
残差块组 2	包含 4 个残差块，结构同残差块组 1，有下采样	28 × 28 × 512
残差块组 3	包含 6 个残差块，结构同残差块组 1，有下采样	14 × 14 × 1024
残差块组 4	包含 3 个残差块，结构同残差块组 1，有下采样	7 × 7 × 2048
全局平均池化层	对特征图进行全局平均池化	1 × 1 × 2048
全连接层	神经元个数为 256，使用 ReLU 激活函数	1 × 1 × 256
输出层	Softmax 分类器，输出类别数为 10（对应 10 种鱼类疾病）	1 × 1 × 10

在模型架构参数汇总记录单上，在模型的前处理阶段，输入层被设定为接收 224 像素 × 224 像素，具有三个颜色通道的彩色图像。在计算机视觉领域，此尺寸规格被普遍认定为执行各类视觉任务的基准尺度，该系统在计算效率与图像细节捕捉之间实现了有效平衡。本模型在第一层卷积层中，采用了 7×7 的卷积核，步长设定为 2，并实施了填充策略，填充值为 3，采用 64 个卷积核的配置方案，采用卷积算法对图像进行尺寸的压缩，实现图像尺寸减半的目标，同步捕捉 64 种各具特色的属性特征值，为后续的特征学习环节构筑坚实的学术根基，深度学习模型中，最大池化层对数据维度进行了进一步的缩减，降低计算负荷并提升模型抗干扰及稳定性^[4]。

作为模型架构的关键要素，残差模块占据核心地位，该架构采用多个残差模块的叠加方式，以提升网络的深度层次，有效缓解梯度消失现象的困扰。在残差模块的构成中，下采样操作逐步实现了特征图尺寸的递减，同步增加数据传输通道的规模，实现模型对更高级、抽象特征的学习能力，对残差模块序列中的第一至第四模块进行考察，特征图的面积从 56×56 减小到 7×7，经过技术革新，该系统的通道数量已从 256 个扩充至 2048 个，此过程充分展现了模型在特征提取与抽象层次上的逐步演进。在神经网络处理过程中，全局平均池化层将特征图映射为固定长度的一维向量，大幅减少参数集；全连接层与 Softmax 分类器联合构成了疾病分类系统的核心部分，整体系统结构设计科学合理，多层级间的互动与配合，图像信息输入阶段后，通过特征提取与抽象化处理，最终实现分类预测的目标，形成全面的作业流程链条，针对鱼类疾病分类检测，本研究提出了高效的网络结构模型，为其提供了有力的技术支撑。

3.2 模型训练过程

采用 PyTorch 深度学习框架，本模型训练得以高效实施，在装备有 NVIDIA RTX 3090 显卡的计算机工作站中实施作业。在模型构建中，本方案采纳交叉熵损失函数作为损失度量的核心手段，本模型所采用的损失函数在多分类任务中表现出卓越的适用性。本方法能够精准量化模型预测结果与真实标签间的差异幅度。本模型采用了 Adam 优化器以实现参数的最优调整，该模型具备的自适应调整学习率功能，有效促进了其收敛速度的提升，设定初始学习速率参数为 0.001，每经过 5 个训练周期，学习率将减少至其初始值的 0.1 倍，在训练实施阶段，为优化数据批量处理效率。本系统将批量大小参数设定为 32，完成了 30 个训练阶段的训练迭代，每当一个训练阶段告一段落，以验证集为基准对模型实施性能审查，对模型性能的准确度、损失函数等关键指标进行详实记录，基于验证集的测试结果对模型参数进行调整，防止模型过度拟合。

4 实验结果与分析

4.1 模型性能评估指标

对鱼类疾病分类检测任务中模型性能的综合性检验进

行深入剖析，本次评估主要采用准确率、召回率和 F1 分数这三个关键指标，以实现全面评估，准确率作为模型预测性能力的衡量标准。具体表现为正确预测样本与总预测样本的比例，依据本公式的规定，计算过程具体表现如下，精确度是衡量分类模型性能的关键指标，其计算公式为正确识别的样本数与正确识别的样本数、误识别的样本数以及错误识别的样本数之和的比值；在数据挖掘与机器学习领域，召回率是衡量模型对正样本识别效果的一个关键参数，它表示模型正确预测的正样本数量与实际正样本数量的比值，本计算公式的应用方式为：根据统计学原理，召回率系指正确识别的正例数量与所有实际正例数量之比，其计算公式为真阳性数除以真阳性数与假阴性数之和；F1 指标综合衡量了准确性与召回率的综合表现，此量值系依据两者调和平均数得出的具体数值。本计算公式的应用方式为：F1 值等于 2 倍精确率与召回率的乘积除以精确率与召回率之和，精确度作为性能评价指标，其计算方法为真阳性数除以真阳性与假阳性总数，具体公式为 $Precision=TP/(TP+FP)$ ，该系列指标可从多维度全面展现模型在分类任务上的表现优劣，对多个评价指标的全面综合分析 with 综合考量，能够更精准地鉴定模型的性能高低。

4.2 实验结果

依据表 2 所展示的数据内容，该模型在检测各类鱼类疾病时，准确率普遍较高，经过反复验证，该算法的平均准确率达到 93.4%，证明了其高精度特性，草鱼出血病的诊断准确率位居各检测方法之首，该实验结果精确度为 96.5%，针对疾病识别，该模型展现了较高的可信水准。针对各类疾病，复查的召回率普遍表现良好，符合医学标准，该模型的平均召回率数值为 91.9%，验证了其有效性，本模型在检测实际患病样本方面展现出良好的识别效果，F1 值全面展现了精确度与召回率的协调特性，本次测试的平均 F1 分数为 92.6%，实证研究表明，该模型在鱼类疾病分类检测任务上的有效性得到了进一步的确证^[5]。

表 2 测试性能

疾病类型	准确率 (%)	召回率 (%)	F1 值 (%)
烂鳃病	95.2	93.8	94.5
赤皮病	92.6	90.4	91.5
草鱼出血病	96.5	95.1	95.8
车轮虫病	93.4	92.1	92.7
指环虫病	94.8	93.5	94.1
水霉病	91.3	89.2	90.2
竖鳞病	90.5	88.7	89.6
打印病	92.1	90.8	91.4
肠炎病	93.7	92.4	93.0
鳃霉病	94.3	93.0	93.6
平均	93.4	91.9	92.6

4.3 结果分析

对实验资料的深入挖掘，针对特定疾病类型，所采用

的诊断模型在性能上未能达到行业平均水平,竖鳞病及水霉病,鉴于这些疾病在影像学表现上具有相近之处,这或许可以解释为何会出现此类情况,模型判断的可靠性存在不足,疾病图像数据样本的规模相对有限,该因素亦可能对模型在疾病特征学习方面的成效产生一定影响,对这些问题进行系统梳理。在现有基础上,建议进一步丰富样本集,尤其是针对那些性能表现不足的疾病类型,实施数据规模扩大行动;对模型结构进行优化或对训练参数进行微调,优化模型对类似症状疾病区分度的强化。

5 结语

本研究依托深度学习技术,成功搭建了模型架构,中国科研团队成功实现对多种鱼类疾病的分类诊断。实验结果证实,采用 ResNet50 架构改进的模型在鱼类疾病图像数据集上实现了显著的性能提升,拥有对鱼类疾病进行细致分类的专业手段,为解决水产养殖业疾病防控难题,一项高效、精确的技术手段应运而生,现有研究尚存在若干不足,若干疾病的检测性能,尚需进一步优化以提高其检测效果,该模型在应对复杂养殖环境时的鲁棒性有待进一步验证。对模型结构实施进一步的系统化与精细化优化,探讨深度学习在鱼类疾病检测中的应用,并构建相应的架构模型,整合注意力机制及生成对抗网络等现代技术手段,以实现技术融合,对模型进行系统改进,以增强其在特征提取与分类任务中的表现力;实施数据集规模的拓展策略,广泛搜集并整理多样生

态环境及拍摄角度的鱼类疾病图像资料集,疾病分类体系得到进一步深化,增强模型对未知数据的泛化能力和预测的可靠性;第三阶段将集中力量开展现场应用性研究活动,对养殖模型进行现场实施与部署,将传感技术及物联网技术深度结合,建立鱼类疾病实时监控预警体系,确保水产养殖业智能化发展的全面性,提供综合性的技术、政策及资金支持,凭借不懈的探索与发明创造,深度学习技术在鱼类疾病防控中的应用价值日益凸显,其作用有望得到进一步强化,助力水产养殖产业向高效与可持续发展的目标迈进。

参考文献:

- [1] 尤明亮.2018年天津市生食鱼类单增李斯特菌检测结果分析[J].继续医学教育,2021,35(2):59-60.
- [2] 沈诚,徐昆龙,代佳和,等.甲基睾酮在动物源性食品中残留危害及检测方法的研究进展[J].黑龙江畜牧兽医,2017(7):70-73.
- [3] 金莉.190例过敏性疾病变应原检测结果分析[J].浙江实用医学,2008(5):332-334.
- [4] 张谨华.鱼类细菌性疾病的检测及防治进展[J].山西科技,2007(6):120-121.
- [5] 王瑞旋,徐力文,冯娟.海水鱼类细菌性疾病病原及其检测、疫苗研究概况[J].南方水产,2005(6):72-79.

作者简介:叶敏辉(2005-),男,从事自然语言处理、深度学习、计算机视觉研究。