

# 青岛黄海学院优秀结题项目

## 2、《智眼逐明--眼表疾病 AI 诊断系统》

青岛黄海学院 2024 年结题项目《智眼逐明--眼表疾病 AI 诊断系统》，编号为 202313320473。

眼表疾病是最常见且复杂的眼部疑难杂症，具有潜在患病因素的人群众多。早诊早治是提升眼表疾病治疗效果的关键，但目前眼科 AI 诊疗市场尚缺乏有效的眼表疾病筛查工具。本项目聚焦“AI 医疗+眼健康”的广阔市场，提出“一张照片筛查眼表疾病”的解决方法。为此，团队自主研发以眼表疾病 AI 诊断算法为核心的数字医学解决方案，开发能够嵌入可移动设备中的“智眼逐明”系统，实现筛查眼表疾病和提供就诊建议的目的。本系统可将眼科护理模式从“医院-医生-生物显微镜”演变为“家庭-患者-智能手机”，核心 AI 算法可实现早、准、快、廉四大优势。本项目能够促进眼表疾病的早筛、早诊、早治，有望改善我国医疗资源匮乏的基层医院或村镇卫生院，实现优质医疗资源异地化。

第一阶段，首先确定研究问题并成立调研小组和核心研究团队，利用网络资源充分查阅资料。然后，对现有材料进行整理和分析。为了保证图像数据的完整性，研究团队在青岛市市立医院眼科门诊采集了眼表疾病就诊患者的眼表照片。在项目初期阶段结束前团队已采集到形成规模且符合规范的完整数据集。

第二阶段，对数据进行预处理，通过青岛市市立医院眼科门诊几位专家对数据集图像依次进行眼表疾病诊断后，团队获得了数据集的标签，实验数据集包含 953 张眼表图像，像素为  $682 \times 512$ ，其中训练集 667 张，测试集 286 张，实验采用水平翻转和随机裁剪扩充训练数据以缓解过拟合问题。然后分别使用 VGGNet-19、GoogleNet、ResNet、DenseNet 等经典深度学习算法进行初步实验，实验结果显示 Bi-DenseNet 识别眼表疾病平均准确率达到了 91.26%，识别眼表疾病 ROC 曲线反映了 Bi-DenseNet 在选择不同概率阈值时自动识别眼表疾病灵敏度和特异性的变化趋势，实验中识别眼表疾病的平均曲线下面积（AUC）约为 0.96，说明诊断效果较好。

第三阶段，团队专注于眼表疾病诊断系统的 UI 界面设计与系统实现，完成了功能模块的编写，构建成了数据库。通过与青岛市市立医院眼科门诊的几位专家和医院管理人员的深入交流，收集了大量实际场景下的需求，并以此为基础完成了系统的需求分析文档。根据需求分析结果，设计了系统的整体架构，并确定了各个模块之间的交互方式。团队使用 PyQt5 设计并编写了系统的 UI 界面，并对上传图片，识别疾病，返回识别结果，返回诊断建议等进行编码实现，实现了用户交互功能。根据系统需求，设计了诊断记录、疾病种类、患者眼表图像数据等多个数据表的数据库结构，并实现了数据的增删改查等基本操作。

最后我们把之前训练好的模型设置了 API 接口，当用户进入 UI 界面上传好眼表图像后，点击“诊断”按钮即调用 API 接口把数据输入进模型，最后输出诊断结果并显示在交互界面。本阶段团队完成了交互界面的设计，形成了眼表疾病 AI 诊断系统，经过团队半个月的测试，效果良好。

通过对眼表疾病 AI 诊断系统的深入研究，团队成员都收获了属于自己的心得与体会。在这个过程中，大家切实体会到人工智能时代下，神经网络方法与计算机视觉相结合应用在不同的专业领域所具有的普适性和广阔的应用前景。随着人工智能领域不断地发展，算力硬件的突破，医学影像大规模数据的构建。疾病自动诊断，将不再像目前一样只能预测单个类别疾病，或许通用的疾病诊断模型将会问世，通过各种信息载体进行的全部疾病的自动诊断将成为一种可能。就让我们搭乘 AI 这趟新时代列车，以己之力不断推动人工智能迈向下一个阶段，作为人工智能专业的我们必将全力以赴！

以下为结题相关材料：

## 论文 1

<p>安徽省优秀期刊 安徽省优秀科技期刊</p> <h1>电脑知识与技术</h1> <p>COMPUTER KNOWLEDGE AND TECHNOLOGY 2023 年 10 月上旬刊 (第 28 期)</p> <ul style="list-style-type: none"><li>◆ 基于轻量级网络的眼表疾病识别方法研究</li><li>◆ 安徽省历史文化名镇名村知识图谱的构建</li><li>◆ 面向二维近邻架构的启发式量子线路映射算法</li></ul> <p>本期导读</p> <p>主管单位：安徽出版集团有限责任公司 主办单位：时代出版传媒股份有限公司 中国计算机学会 邮发代号：26-1009 (ISSN 1009-3044) 国内统一刊号：CN 34-1205/TP</p>	<h2>Contents</h2> <h3>本期推荐</h3> <p>1 基于轻量级网络的眼表疾病识别方法研究 ..... 陈 荣, 冯子昂, 姜永春, 谢鹏飞</p> <p>5 安徽省历史文化名镇名村知识图谱的构建 ..... 汪俊逸, 史东辉, 胡 涛</p> <p>10 面向二维近邻架构的启发式量子线路映射算法 ..... 徐怡然, 全梦楠, 王 菲, 王海燕, 沈 洋, 朱鹏程</p> <h3>人工智能</h3> <p>14 基于 Node.js 的低代码人脸识别系统的设计与实现 ..... 胡 娟, 蒲 勇</p> <p>18 基于 AutoDL Transfer 的中草药识别系统的设计与实现 ..... 刘子涵, 魏书伟, 王新桥, 赵浩天, 李康宁</p> <p>21 基于不同性别的生理信号情感识别 ..... 梅贵文</p> <p>24 深度学习在图像识别中的应用与性能分析 ..... 宁静涛, 苏达新</p> <p>27 基于 YOLOv5 的涉密场所敏感行为检测研究 ..... 吴燕菊, 胡峰源, 徐 岩, 董佑豪</p> <p>31 基于 CiteSpace 的我国中小学人工智能教育研究可视化分析 ..... 张奕奕, 张 浩</p> <p>34 基于深度学习的火情识别技术研究 ..... 王尉尉, 贾 伟, 王 伟, 马 云, 张永水</p> <h3>软件技术</h3> <p>37 基于 Python 的个性化在线学习系统的设计与实现 ..... 陈 俊</p> <p>40 面向微服务产品的标准工时全生命周期智能管理研究与探索 ..... 崔之超, 寇宇路, 涂小凤, 李 君, 同飞龙</p> <p>43 基于 WordPress 的预约系统开发研究 ..... 郭训华, 莫李亭, 刘 武</p> <p>47 基于智能语音健康养老系统的设计与实现 ..... 贺 娟, 苗中文, 王魏帆, 郭明海, 姜 雪, 何爱华</p> <p>50 基于 WMS 系统的医药物流系统设计与分析 ..... 刘金花</p> <p>54 “卓越中医”App 的设计与实现 ..... 刘向阳, 孙梓轩, 李嘉敏, 段日鑫, 张天宇, 朱 亮</p> <p>57 医学院校 Java 程序设计课程思政的教学设计与实践 ..... 杨罗坤, 李祥子, 黎青青, 王培培</p> <p>60 基于 tesseract.js Web 图片文字搜索定位浏览器扩展 ..... 张斌和</p> <h3>数据库与大数据技术</h3> <p>63 基于区块链的社区矫正系统数据分布式安全存储方法 ..... 王爱兵</p> <p>66 财经类高校数据库类课程课程思政设计研究 ..... 王纪群, 徐 彬</p> <p>69 跨境电商大数据应用及供应链管理中的设计与应用研究 ..... 王志强, 张 雷</p> <p>72 健康医疗数据治理与共享服务体系设计 ..... 苏 冬</p>
---	---



## 基于轻量级网络的眼表疾病识别方法研究

陈荣<sup>1</sup>, 周子昂<sup>2</sup>, 姜永春<sup>3</sup>, 谢鹏飞<sup>2</sup>

(1. 青岛黄海学院 大数据学院, 山东 青岛 266427; 2. 哈药集团医药研究院 眼科, 阿勒泰 阿勒泰市 127788)

**摘要:** 由于内存和计算资源的限制, 在可移动设备部署识别眼表疾病的深度卷积神经网络模型十分困难。对此, 文章设计一种轻量级网络用于构建轻量化眼表疾病识别模型, 网络通过减少深度和宽度, 并融合深度可分离卷积、标准卷积和曲线卷积, 并行生成特征图, 同时引入通道混洗操作改善不同特征通道之间的信息交互。通过对眼表图像数据集进行实验验证, 与当前其他轻量化网络方法相比, 本文方法以更少的参数量0.24M、更少的计算成本1.88B和更高的准确率90.56%显示了最佳性能。

**关键词:** 眼表疾病识别; 轻量化网络; 医学图像处理; 人工智能; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A

文章编号: 1009-3044(2023)28-0001-04

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



### 0 引言

眼表是由角膜、结膜及其附件组成的特殊黏膜系统。眼表疾病(Ocular Surface Disease, OSD)泛指任何损害眼表结构和功能的疾病。临床上常见的眼表疾病包括翼状胬肉、结膜色素痣和角膜炎等, 严重影响日常生活质量, 影响着全球20%以上的人口。眼科医生通常使用专业的医疗资源来检查OSD, 如裂隙灯、共聚焦显微镜和光学相干断层成像等。但这些传统医学检查方法存在一些缺点, 如设备昂贵且只能在医院使用, 患者就诊成本高昂以及专业眼科医师供需紧张。

近年来, 人工智能在医学图像识别方面取得了巨大进展和突破, 具有高分辨率摄像头和智能手机可以移动设备高质量的眼表图像数据, 许多常见的眼表疾病在不借助医疗仪器的情况下, 就已经具备了清晰且易辨别的临床特征, 这使得依靠智能手机采集的眼表照片来自动筛查疾病成为可能。因此, 通过人工智能技术处理和智能分析眼表照片, 可以及时筛查和监控眼表疾病的发展。

目前许多研究团队采用经典的卷积神经网络方法, 在眼表疾病识别上取得了一定的进展。Li等采用卷积神经网络对角膜裂、翼状胬肉等常见的眼表疾病进行自动识别。Xu等使用5种深度学习算法(VGG-16、ResNet-101、InceptionV3、Xception和Inception-ResNetV2)自动检测和评估角膜炎症患者。但是研究数据依然是裂隙灯和共聚焦显微镜等医学仪

器采集的眼表图像。后来, Li等融合裂隙灯图像和智能手机图像构建AI角膜疾病筛查系统, 研究中对除了GoogleNet、ResNet和DenseNet三种网络的性能。Chen等使用改进的DenseNet方法对智能手机采集的眼表图像来诊断眼表疾病是否患病。尽管以上方法取得了良好效果, 但先进的网络模型通常存在大量的参数和较深的网络层, 导致在嵌入式设备、智能手机等低资源平台上难以部署。

为了进一步平衡计算资源和识别性能的关系, 许多轻量化网络被研究, 与标准卷积(Conv)来构建深度网络不同, 设计轻量级的构建单元被证明是开发更轻、更高效网络架构的有效途径。MobileNetV1引入深度可分离卷积(DWConv)轻量单元开发了一个全新高效的轻量化网络, 并应用于移动设备视觉任务, 进而通过级联连接的倒残差块提高了性能。Zhang等利用分组卷积和通道混洗操作构建了ShuffleNetV1和ShuffleNetV2。华为设计的GhostNet<sup>[1]</sup>提出廉价且高效的曲线(Ghost)模块来生成更多样化的图像特征。CondenseNetV2<sup>[2]</sup>提出稀疏特征重激活模块构建轻量化网络, 增加了特征图的有效率。轻量化网络的出现, 在一定程度上弥补了深度网络计算效率的问题, 但轻量化网络提取图像特征的效果较差, 从而导致识别眼表疾病的准确率较低。

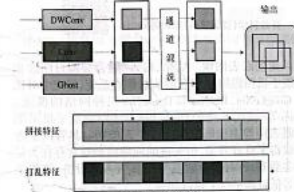
针对上述问题, 本文以标准卷积为基, 引入深度可分离卷积和Ghost模块这两个轻量单元来辅助构建一个聚集模块, 以低成本和高效的方式并行学习丰富

多样的眼表图像特征, 增强特征提取的能力。并且基于聚集模块进一步开发轻量化网络应用于眼表疾病识别, 大大减少了网络模型的参数量, 实现了眼表疾病的精准筛查, 较好地平衡了计算效率和识别性能之间的关系。

### 1 网络模型概述

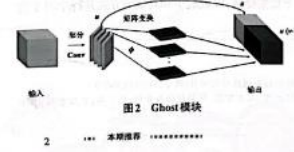
#### 1.1 聚集模块

聚集模块先将标准卷积、深度可分离卷积和Ghost模块集成到一起, 并行地提取并拼接眼表图像特征, 再采用通道混洗操作实现不同特征通道之间的信息交流, 如图1所示。该模块每条路径生成相同数量的特征图, 代表不同特征提取方式学习到的信息, 可以增加提取眼表图像特征多样性。



深度可分离卷积使用经过分解的卷积算子来替代完整卷积提取眼表图像特征。它把标准卷积分成两个建立的过程, 能够打破标准卷积中卷积核尺寸之间的交互。第1层是深度卷积层, 对每个输入通道用单个的一维卷积核来提取轻量级的滤波操作; 第2层是逐点卷积层, 对上一层的输出用尺寸为1x1的卷积核进行滤波操作。

Ghost模块由部分通道的卷积和矩阵变换组成, 如图2所示。针对n维的输入, 首先采用部分通道的卷积核生成u个特征图, 再对每一个输出特征图进行高效的矩阵变换来得到新的特征图, 最后将部分通道卷积和矩阵变换所得的所有特征图拼接起来, 就得到了Ghost模块的全部输出结果, 即n= u+u(n-1)个特征图。简单高效的Ghost操作可以与任何的矩阵变换运算相结合, 如小波变换、仿射变换和分组卷积等。



收稿日期: 2023-04-14

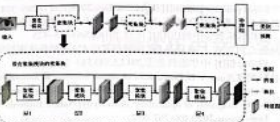
基金项目: 青岛黄海学院科技计划项目(编号: 2022KJ16); 国家大学生创新创业训练计划项目(编号: 202313320473)

作者简介: 陈荣(1997-), 男, 湖北洪湖人, 硕士, 主要研究方向为医学图像处理、人工智能、数据挖掘与分析; 周子昂, 在读本科; 姜永春, 副教授, 硕士; 谢鹏飞, 在读博士。

本栏目责任编辑: 李一

第19卷第28期 (2023年10月)

Computer Knowledge and Technology 电脑知识与技术



序号	输入通道	输出通道	步长	激活函数
1	3	32	2	ReLU
2	32	32	2	ReLU
3	32	32	2	ReLU
4	32	32	2	ReLU
5	32	32	2	ReLU
6	32	32	2	ReLU
7	32	32	2	ReLU
8	32	32	2	ReLU
9	32	32	2	ReLU
10	32	32	2	ReLU
11	32	32	2	ReLU
12	32	32	2	ReLU
13	32	32	2	ReLU
14	32	32	2	ReLU
15	32	32	2	ReLU
16	32	32	2	ReLU
17	32	32	2	ReLU
18	32	32	2	ReLU
19	32	32	2	ReLU
20	32	32	2	ReLU
21	32	32	2	ReLU
22	32	32	2	ReLU
23	32	32	2	ReLU
24	32	32	2	ReLU
25	32	32	2	ReLU
26	32	32	2	ReLU
27	32	32	2	ReLU
28	32	32	2	ReLU
29	32	32	2	ReLU
30	32	32	2	ReLU
31	32	32	2	ReLU
32	32	32	2	ReLU
33	32	32	2	ReLU
34	32	32	2	ReLU
35	32	32	2	ReLU
36	32	32	2	ReLU
37	32	32	2	ReLU
38	32	32	2	ReLU
39	32	32	2	ReLU
40	32	32	2	ReLU
41	32	32	2	ReLU
42	32	32	2	ReLU
43	32	32	2	ReLU
44	32	32	2	ReLU
45	32	32	2	ReLU
46	32	32	2	ReLU
47	32	32	2	ReLU
48	32	32	2	ReLU
49	32	32	2	ReLU
50	32	32	2	ReLU
51	32	32	2	ReLU
52	32	32	2	ReLU
53	32	32	2	ReLU
54	32	32	2	ReLU
55	32	32	2	ReLU
56	32	32	2	ReLU
57	32	32	2	ReLU
58	32	32	2	ReLU
59	32	32	2	ReLU
60	32	32	2	ReLU
61	32	32	2	ReLU
62	32	32	2	ReLU
63	32	32	2	ReLU
64	32	32	2	ReLU
65	32	32	2	ReLU
66	32	32	2	ReLU
67	32	32	2	ReLU
68	32	32	2	ReLU
69	32	32	2	ReLU
70	32	32	2	ReLU
71	32	32	2	ReLU
72	32	32	2	ReLU
73	32	32	2	ReLU
74	32	32	2	ReLU
75	32	32	2	ReLU
76	32	32	2	ReLU
77	32	32	2	ReLU
78	32	32	2	ReLU
79	32	32	2	ReLU
80	32	32	2	ReLU
81	32	32	2	ReLU
82	32	32	2	ReLU
83	32	32	2	ReLU
84	32	32	2	ReLU
85	32	32	2	ReLU
86	32	32	2	ReLU
87	32	32	2	ReLU
88	32	32	2	ReLU
89	32	32	2	ReLU
90	32	32	2	ReLU
91	32	32	2	ReLU
92	32	32	2	ReLU
93	32	32	2	ReLU
94	32	32	2	ReLU
95	32	32	2	ReLU
96	32	32	2	ReLU
97	32	32	2	ReLU
98	32	32	2	ReLU
99	32	32	2	ReLU
100	32	32	2	ReLU

### 2 实验及结果分析

#### 2.1 实验数据

本文实验数据集为GitHub网站的开源数据集, 眼表照片均采用智能手机拍摄。数据集中眼表照片共953张, 其分辨率为682x512, 每张照片的症状由多名专业眼科医生共同标注, 其中正常眼表467张, 异常眼表486张。本文将数据集以7:3的比例分为训练集和测试集, 并采用水平翻转和随机裁剪来扩充数据集, 以缓解网络训练时数据量较少导致的过拟合问题。

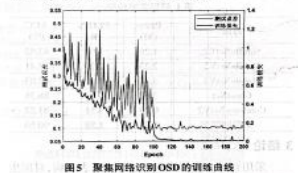
#### 2.2 实验环境

硬件环境: 显示12GB的NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti GPU; 软件环境: Windows 10, Python 3.7, 深度学习框架Pytorch 1.6.0, CUDA 10.1。

#### 2.3 训练参数设置

本文实验采用交叉熵损失函数和带动量的随机梯度下降算法训练模型, 在优化算法中参数数量和衰减因子分别设置为0.9和0.0001。网络训练轮次Ep-

och和批尺寸Batchsize分别设置为200和16, 初始学习率设置为0.15, 训练到第100和150个Epoch时将学习率分别衰减10倍。实验过程中的训练损失、测试误差与Epoch的关系如图5所示, 可以看出损失曲线的整体趋势比较平滑, 早期训练损失下降较快, 在经过100个Epoch之后, 模型便趋于收敛。



#### 2.4 结果分析

为了验证本文所提出的轻量化网络方法识别眼表疾病的性能, 将其应用于眼表图像数据集, 计算出识别效果; 再与ShuffleNetV2、MobileNet系列、GhostNet和CondenseNetV2等当前先进的轻量化网络方法进行对比实验, 以证实其高效性。

图6展示了眼表图像自动识别眼表疾病的混淆矩阵。模型将13例正常眼表误分类为异常, 将14例异常眼表识别为正常, 其中近一半被识别的眼表图像为结膜充血一级, 主要因为患有轻度充血症状的眼表图像与正常眼表十分相似, 图像显著性特征不够明显难以区分。同时计算了眼表疾病识别的精确率、召回率、精度、F1分数和准确率, 分别达到了90.71%、90.41%、91.03%、90.72%和90.56%, 各项指标均在90%以上, 说明总体上聚集网络对眼表图像的识别效果良好。



表1对比了不同轻量化网络方法对眼表疾病识别的结果。本文所提出的聚集网络模型参数量(Paras)为0.24M, 比其他轻量化网络减少到原来的1/10。聚集网络需要1.88B的计算量(FLOPs), 尽管GhostNet模型采用的高效曲线模块和减少碎片化操作在计

Computer Knowledge and Technology 电脑知识与技术

第19卷第28期 (2023年10月)

算效率方面比较有效, 只需要0.82B的FLOPs, 但其识别效果不佳, 而聚集网络则实现了90.56%的眼表疾病识别准确率(ACC)。因此, 当前先进的轻量化网络方法在识别眼表疾病方面的准确率普遍较低, 本文所提出的基于聚集模块开发的轻量化网络能够较好地实现计算成本与性能之间的平衡。

方法	Paras (M)	FLOPs (B)	ACC (%)
ShuffleNetV2	1.26	1.04	83.92
MobileNetV2	2.23	2.20	87.41
MobileNetV3	4.20	1.56	87.03
GhostNet	3.62	0.82	86.36
CondenseNetV2	0.20	5.51	83.22
聚集网络	0.24	1.88	90.56

### 3 结论

采用智能手机拍照来自动筛查眼表疾病, 对医生辅助诊断、后续精准治疗以及康复具有重大意义。本文针对轻量化神经网络难以在可移动设备部署、现有轻量化神经网络识别效果不佳和标准计算资源与性能的关系等问题, 提出了基于聚集模块的轻量化眼表疾病自动识别方法。该方法构建的聚集模块以低成本、高效的方式并行提取丰富多样的眼表特征, 能够改善不同特征通道之间的信息流。通过实验对比证明, 本文所提出的方法以更少的参数量和计算成本实现了更高的识别准确率。但训练模型数量较少, 当眼表数据集量不足时, 其参数不足以表示海量数据中的所有图像特征, 在模型训练过程中, 聚集网络只会尽可能地学习大部分可分辨的特征, 从而表现出一定的泛化能力。未来可以进一步优化网络体系架构, 并考虑神经网络结构自动搜索技术, 按照合适的网络宽度和深度来实现速度与识别性能之间的最优平衡。

#### 参考文献:

[1] Akpek E K, Amescus G, Farid M, et al. Dry eye syndrome pre-

- ferred practice pattern[J]. Ophthalmology, 2019, 126(12): 3286-334.  
[2] 潘志雄, 廖晓娟, 张德松. 裂隙灯照相及手术录像系统在眼表疾病临床教学中的应用[J]. 眼科, 2016, 25(6): 423-425.  
[3] 张志明, 张庆平, 张庆平, 等. 裂隙灯照相及手术录像系统在眼表疾病临床教学中的应用[J]. 眼科, 2016, 25(6): 423-425.  
[4] Li W T, Yang Y H, Zhang K, et al. Dense anatomical annotation of slit-lamp images improves the performance of deep learning for the diagnosis of ophthalmic disorders[J]. Nature Biomedical Engineering, 2020, 4(8): 767-777.  
[5] Xu F, Qiu Y, He W, et al. A deep transfer learning framework for the automated assessment of corneal inflammation on in vivo confocal microscopy images[J]. PloS one, 2021, 16(6): e0252633.  
[6] Li Z W, Jiang J W, Chen K, et al. Preventing corneal blindness caused by keratitis using artificial intelligence[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 3738.  
[7] Chen R Z, Feng W K, Fan W K, et al. Automatic recognition of ocular surface diseases on smartphone images using densely connected convolutional networks[C]. 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), November 1-5, 2021, Mexico. IEEE, 2021: 2786-2789.  
[8] Sandler M, Howard A, Zhu M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 4510-4520.  
[9] Zhang X Y, Zhou Y X, Lin M X, et al. ShuffleNet: extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 6848-6856.  
[10] Han K, Wang Y, Yu Y, et al. Channel-wise feature fusion for cheap operations[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 1577-1586.  
[11] Yang L J, Han H, Cai R L, et al. CondenseNet V2: zooming feature resolution for deep networks[C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 3568-3577.

【通信作者: 姜永春】







## Artificial Intelligence and Application

数据不足的情况下也能识别成功。

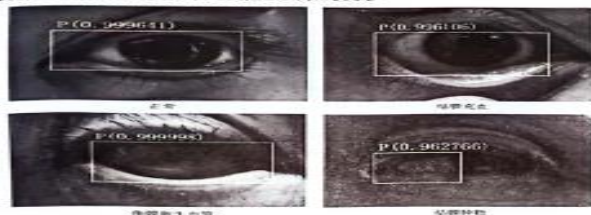


图4 Bi-DenseNet识别眼表疾病的案例

表1对比了不同深度学习方法对眼表疾病识别的效果。分别计算了每个模型的参数量(百万),记为Params (M);浮点计算次数(十亿),记为FLOPs (B);以及识别准确率ACC (%)。与VGGNet、GoogLeNet、ResNet模型相比,DenseNet与Bi-DenseNet凭借其以密集连接构建网络的方式能够减少近百倍的模型参数量,尤其是,52层的Bi-DenseNet只有0.25 M的参数量和3.03 B的计算量,并获得了91.26%的平均识别准确率,明显优于VGGNet、GoogLeNet、ResNet和DenseNet系列。另外,ResNet和DenseNet系列识别眼表疾病的准确率会随网络层数的加深呈现出先上升后下降。可能的原因是当网络层数较少时,模型训练不足而导致识别效果不好,当网络加深时,网络复杂度上升容易产生过拟合现象。

表1 模型实验结果对比

方法	Params (M)	FLOPs (B)	ACC (%)
VGGNet-19	139.58	19.64	84.62
GoogLeNet	10.32	1.60	86.01
ResNet-50	23.51	4.81	82.87
ResNet-101	42.50	7.83	84.62
ResNet-151	58.15	11.56	82.17
DenseNet-52	0.18	2.47	87.06
DenseNet-121	1.00	4.03	89.51
DenseNet-161	26.48	7.78	86.71
Bi-DenseNet-52	0.25	3.03	91.26

#### 5 结语

“人工智能+眼表图像”为眼科医生提供了一种计算机辅助诊断眼表疾病的新途径。使患者无需去眼科专科医院就能准确、方便地筛查眼表疾病,极大地减少了医

生和患者的精神负荷及就诊成本。所提出的双边密集块在训练眼表图像过程中,可以增加密集连接中特征利用效率,在一定程度上避免了冗余特征的计算。同时,双边密集块中的矩阵变换能够提取更多样化的眼表图像特征,以满足眼表疾病识别的需要。

#### 参考文献

- [1] PULT H, WOLFFSOHN J S. The development and evaluation of the new ocular surface disease index-6 [J]. The ocular surface, 2019, 17(4): 817-821.
- [2] LI Z, JIANG J, CHEN K, et al. Preventing corneal blindness caused by keratitis using artificial intelligence [J]. Nature communications, 2021, 12(1): 1-12.
- [3] 朱敏颖,林晓蕾,张祖辉,等.基于卷积神经网络的睑板腺形态人工智能分析系统的构建[J].浙江医学, 2021, 43(18): 1946-1952.
- [4] LI Y, WANG Y, DONG L, et al. Light annotation fine segmentation: histology image segmentation based on vgg fusion with global normalisation cam[C]/International workshop on computational mathematics modeling in cancer analysis. Cham: Springer, 2022.
- [5] 陈荣,周子昂,姜永春,等.基于轻量级网络的眼表疾病识别方法研究[J].电脑知识与技术, 2023, 19(28): 1-4.
- [6] HUANG C, LIU Z, VAN D M L, et al. Densely connected convolutional networks[C]/Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 4700-4708.

### 获奖证书



