

· 临床研究 ·

基于 AS-OCT 图像的核性白内障多级排序分类算法研究

方利鑫¹ 周愉² 顾愿愿^{3,4} 蒋紫园² 牟磊^{3,4} 王阳⁵ 刘芳² 赵一天^{3,4}¹浙江工业大学机械工程学院, 杭州 310014; ²同济大学附属第十人民医院眼科, 上海 200072;³宁波慈溪生物医学工程研究所, 慈溪 315300; ⁴中国科学院宁波材料技术与工程研究所, 宁波 315201; ⁵中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

通信作者: 顾愿愿, Email: guyuanyuan@nimte. ac. cn; 刘芳, Email: fangliu2022@qq. com

【摘要】 目的 探讨基于眼前节光学相干断层扫描 (AS-OCT) 图像的核性白内障智能辅助分级算法对白内障分级的诊断价值。 **方法** 采用诊断试验研究方法, 收集 2020 年 11 月至 2021 年 9 月间同济大学附属第十人民医院电子病例系统中核性白内障患者 939 例 1 608 眼的 AS-OCT 图像资料, 所有资料均符合临床阅片清晰度要求。其中男 398 例 664 眼, 女 541 例 944 眼, 年龄 18~94 岁, 平均年龄 (65.7±18.6) 岁。由 3 名经验丰富的临床医生基于晶状体混浊分类系统 (LOCS III 分级系统), 对所收集的 AS-OCT 图像进行 1~6 级人工标注。构建一种基于多级排序的全局-局部白内障分级算法, 该算法包含 5 个基本的二元分类全局-局部网络 (GL-Net), 每个 GL-Net 聚合白内障核区域、原始图像等多尺度信息进行核性白内障分级。基于消融实验和模型对比试验, 采用准确率、精确率、灵敏度、F1 指标及 Kappa 系数对模型性能进行评价, 且所有结果均通过五折交叉验证。 **结果** 模型在核性白内障数据集上的准确率、精确率、灵敏度、F1、Kappa 分别为 87.81%、88.88%、88.33%、88.51%、85.22%。消融实验结果表明, ResNet18 结合局部特征和全局特征进行多级排序分类, 模型在准确率、精确率、灵敏度、F1、Kappa 指标上均有提升。与 ResNet34、VGG16、Ranking-CNN、MRF-Net 模型比较, 本研究模型各性能指标均有提升。 **结论** 基于深度学习的 AS-OCT 核性白内障图像多级排序分类算法对白内障分级具有较高的准确度, 有望辅助提高眼科医生对核性白内障的诊断精度以及效率。

【关键词】 深度学习; 眼前节光学相干断层扫描; 核性白内障分级; 多尺度融合; 多级排序算法

基金项目: 浙江省博士后科研项目 (ZJ2022118); 上海市科委项目 (20142203200); 上海市级医院临床研究培育项目 (SHDC12019X30); 上海市第十人民医院临床研究中心资助项目 (YNCR2B010)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20221205-00567

Multi-level ranking classification algorithm for nuclear cataract based on AS-OCT image

Fang Lixin¹, Zhou Yu², Gu Yuanyuan^{3,4}, Jiang Ziyuan², Mou Lei^{3,4}, Wang Yang⁵, Liu Fang², Zhao Yitian^{3,4}¹College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China; ²Department of Ophthalmology, Shanghai Tenth People's Hospital of Tongji University, Shanghai 200072, China; ³Ningbo Cixi Institute of Biomedical Engineering, Cixi 315300, China; ⁴Ningbo Institute of Materials Technology & Engineering, CAS, Ningbo 315201, China; ⁵Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Corresponding authors: Gu Yuanyuan, Email: guyuanyuan@nimte. ac. cn; Liu Fang, Email: fangliu2022@qq. com

[Abstract] Objective To investigate the diagnostic value of an intelligent assisted grading algorithm for nuclear cataract using anterior segment optical coherence tomography (AS-OCT) images. **Methods** A diagnostic test study was conducted. AS-OCT image data were collected from 939 cases of 1 608 eyes of nuclear cataract patients at the Shanghai Tenth People's Hospital of Tongji University from November 2020 to September 2021. The data were obtained from the electronic case system and met the requirements for clinical reading clarity. Among them, there were 398 cases of 664 male eyes and 541 cases of 944 female eyes. The ages of the patients ranged from 18 to 94 years, with a mean age of (65.7±18.6) years. The AS-OCT images were labelled manually from one to six levels according to the Lens Opacities Classification System III (LOCS III grading system) by three experienced clinicians. This study proposed a global-local cataract grading algorithm based on multi-level ranking, which contains five basic binary

classification global local network (GL-Net). Each GL-Net aggregates multi-scale information, including the cataract nucleus region and original image, for nuclear cataract grading. Based on ablation test and model comparison test, the model's performance was evaluated using accuracy, precision, sensitivity, F1 and Kappa, and all results were cross-validated by five-fold. This study adhered to the Declaration of Helsinki and was approved by Shanghai Tenth People's Hospital of Tongji University (No. 21K216). **Results** The model achieved the results with an accuracy of 87.81%, precision of 88.88%, sensitivity of 88.33%, F1 of 88.51%, and Kappa of 85.22% on the cataract dataset. The ablation experiments demonstrated that ResNet18 combining local and global features for multi-level ranking classification improved the accuracy, recall, specificity, F1, and Kappa metrics. Compared with ResNet34, VGG16, Ranking-CNN, MRF-Net models, the performance index of this model were improved. **Conclusions** The deep learning-based AS-OCT nuclear cataract image multi-level ranking classification algorithm demonstrates high accuracy in grading cataracts. This algorithm may help ophthalmologists in improving the diagnostic accuracy and efficiency of nuclear cataract.

[Key words] Deep learning; Anterior segment optical coherence tomography; Nuclear cataract grading; Multi-scale fusion; Multi-level ranking algorithm

Fund program: Zhejiang Postdoctoral Scientific Research Project (ZJ2022118); Shanghai Science and Technology Commission project (20142203200); Shanghai Municipal Hospital Clinical Research Cultivation Project (SHDC12019X30); Supported by Clinical Research Center of Shanghai Tenth People's Hospital (YNCR2B010)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20221205-00567

白内障是全球首位致盲眼病, 预计至 2050 年, 我国白内障患者将超过 1.87 亿, 白内障早期分级诊断对有效防止白内障病情恶化意义重大^[1]。由于国内医疗资源分布不均、患者比例不均衡以及医生经验水平不同等因素, 临床亟需一种快速、精准且客观的分级诊断方法, 以提高白内障分级诊断的患者覆盖率, 同时提升分级诊断准确率^[2]。白内障临床表现为晶状体混浊, 根据混浊的位置不同, 可大致分为核性白内障、皮质性白内障和后囊性白内障^[3], 其中核性白内障最常见。临床上通常应用晶状体混浊分类系统 (lens opacities classification system III, LOCS III)^[4]来评估核性白内障的严重程度 (0.1~6.9 级)。核心区域的混浊对视力影响很大, 且核性白内障发展的不同阶段需要采取的干预措施不同。因此, 核性白内障的精准分级可辅助医生决策最佳治疗时机和方案, 也有助于监测患者晶状体核性区域混浊程度发展情况。目前, 临床上主要通过比对测试者的裂隙灯显微镜图像和标准裂隙灯显微镜图像来确定核性白内障的级别。该方法不仅受临床医师经验水平的影响, 导致分级结果存在较大的主观差异性, 而且相邻级别的核性白内障图像高度相似, 进一步增加了分级的难度。近年来, 为了提高核性白内障分级诊断的准确率和筛查效率, 基于裂隙灯显微镜图像和眼部超声图像的核性白内障分级诊断的人工智能方法研究取得了长足进步^[5-8]。

眼前节光学相干断层扫描 (anterior segment optical coherence tomography, AS-OCT) 因其高灵敏度、高分辨率和快速响应等优势广泛应用于眼科疾病的临床检测

诊断。相较于裂隙灯显微镜、眼底照相机等设备, IOLMaster 700 等 AS-OCT 相关设备使眼科医生可以观察到整个眼部的纵向截面, 既能精确测量人工晶状体度数, 又能测量晶状体的密度, 为进一步将晶状体密度客观分级提供支撑。近年来, 基于 AS-OCT 图像的核性白内障分级诊断系统的研究已陆续开展。这类系统主要利用 AS-OCT 图像, 通过线性拟合技术分析晶状体核性白内障区域像素密度均值间的相关性, 辅助临床辨别核性白内障的严重程度^[9]。章晓庆等^[10]通过提取 AS-OCT 图像中晶状体的核性区域, 采用皮尔逊相关技术方法分析核性区域像素特征与白内障严重程度之间的关联, 利用随机森林构建分级模型, 成功实现了核性白内障的三分类, 且该模型的分分类准确率达到约 75%。随后, 章晓庆等^[11]进一步设计了一种基于深度学习的多区域融合注意力网络, 该网络能够融合不同核性区域的特征, 从而显著提高核性白内障的分分类准确率, 该模型的三分类准确率高达 87.78%。然而, 目前基于 AS-OCT 图像的核性白内障分级方法仍无法完全对标 LOCS III 分级系统。因此, 本研究提出一种基于多级排序的全局-局部白内障分级算法, 通过多级排序二分类算法扩大类间差异, 再通过对核性白内障 AS-OCT 图像进行全局与局部特征提取, 进一步扩大毗邻核性白内障级别间核性区域差异, 以期实现核性白内障的精准分级诊断。

1 资料与方法

1.1 一般资料

采用诊断试验研究方法,收集 2020 年 11 月至 2021 年 9 月于同济大学附属第十人民医院眼科中心确诊的核性白内障患者 939 例 1 608 眼的电子病例系统中患眼 IOLMaster 700(德国 Carl Zeiss 公司)拍摄的 AS-OCT 图像,其中男 398 例 664 眼,女 541 例 944 眼;年龄 18~94 岁,平均 (65.7 ± 18.6) 岁。所有图像均符合临床阅片清晰度要求。纳入标准:(1)诊断为核性白内障;(2)无眼部疾病,瞳孔活动正常;(3)眼压为 10~20 mmHg($1 \text{ mmHg} = 0.133 \text{ kPa}$);(4)眼轴长度为 20.0~26.0 mm。排除标准:(1)有角膜病变、葡萄膜炎、玻璃体相关疾病、视网膜脱离硅油注入术等原因引起的屈光间质混浊者;(2)皮质性、后囊下性混浊度 ≤ 2 级者。本研究遵循《赫尔辛基宣言》,研究方案经同济大学附属第十人民医院伦理委员会批准(批准文号:21K216)。

1.2 方法

1.2.1 数据集的标注与预处理 由于现阶段临床缺少 AS-OCT 图像的核性白内障分类临床诊断标准,因此本研究中核性白内障分级数据集中的核性白内障级别通过裂隙灯显微镜图像映射得到。每例患者同时拍摄了 AS-OCT 图像和裂隙灯显微镜图像,由同济大学附属第十人民医院的 3 名经验丰富的医师根据 LOCS III^[4]将每例患者的核性白内障严重程度划分为 0~5.9 级,并四舍五入将其映射为 1~6 级,从而得到 AS-OCT 图像的分级标准。剔除眼睑遮挡晶状体的不完整图像,最终获得 AS-OCT 图像 1 608 张。鉴于核性白内障仅与晶状体核性区域有关,利用 Unet^[12]分割算法得到晶状体核性区域作为模型的输入(图 1)。

1.2.2 分级模型构建 本研究分级模型算法总体框架主要由聚合二值排序分类算法与全局-局部网络(global local network, GL-Net)2 个部分组成,其中聚合二值排序分类算法通过多个二元模型对不同白内障级别之间的序数特性进行提取,有效区分毗邻核性白内障级别;GL-Net 通过融合核性白内障 AS-OCT 图像的全局特征与局部特征,捕获相邻级别之间更具有区分性的特征(图 2)。

1.2.2.1 聚合二值排序分类算法 传统的核性白内障分级忽略了核性白内障级别的顺序信息,将核性白内障的分级过度简化成线

性模型。因此,为了在核性白内障分级模型中融合核性白内障不同级别的毗邻关系,本算法模型采用 Ranking-CNN^[13]思想来针对不同核性白内障级别的图像进行独立特征提取,使得学习的特征能更有效区分毗邻核性白内障级别,整个算法详细步骤如下:首先将训练集和测试集中的 1 级核性白内障作为一类,把 2~6 级当作另一个类,构成一个二元分类数据集。并将该数据集上训练的第 1 个二分类网络记为 Level-1。然后,把等级为 1 级的核性白内障图像从训练集和测试集中删去,并将训练集和测试集中的 2 级核性白内障归为一类,其余 3 到 6 级作为另一类,以此构成第 2 个二元分类数据集,并将该数据集训练的第 2 个二分类网络记为 Level-2。依次类推,最终将 5 级白内障与 6 级白内障各自分成单独的一类,并训练第 5 个分类网络,记为 Level-5(图 2)。在得到 5 个二分类网络后,首先将测试集数据送入到 Level-1 中得到第 1 级与其他级的分级结果。然后将得到的第 1 级预测结果从测试集中删去得到新的测试集,并把新的数据集送入到 Level-2 网络中得到第 2 级与其他级的预测结果。以此类推,在最后的 Level-5 中得到第 5 级与第 6 级的分级结果。最后,把各个级别的分级结果进行聚合,得到最后的分级结果。

1.2.2.2 GL-Net 为了更好地提取 AS-OCT 图像的全局和局部特征,本研究提出了 GL-Net。对于图 3 中的特征提取网络,本研究采用 ResNet18^[14]作为骨干网络来学习不同核性白内障之间的区别性特征。首先,GL-Net 将分割出的晶状体核性区域输入到特征提取网络中获得高级语义特征,再送入到全局平均池化层,最后得到特征向量 $F_l \in \mathbb{R}^{512}$ 。之后,GL-Net 将 AS-OCT 原始图像送入到另一特征提取器 ResNet18 中,得到全局的特征 $F_g \in \mathbb{R}^{512}$ 。最后,GL-Net 将 F_l 与 F_g 分别输入到 Sigmoid 层,得到输出结果后相加取均值,通过全连接层后可得到二分类结果计算公式为 $P = FC((\text{Sigmoid}(F_l) + \text{Sigmoid}(F_g))/2)$,其中, P 代表

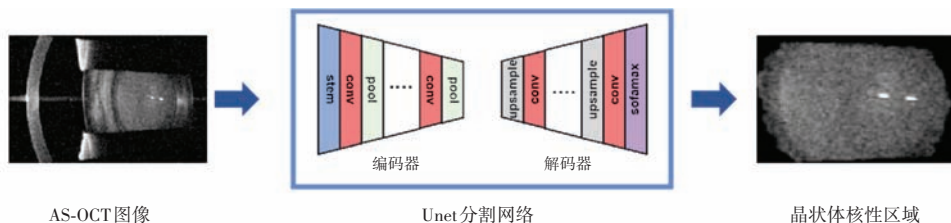


图 1 晶状体核性区域自动分割 通过 Unet 分割网络从 AS-OCT 图像中分割出晶状体核性区域
AS-OCT:眼前节光学相干断层扫描

Figure 1 Automatic segmentation of the lens nuclear region Segmentation of the lens nuclear region from AS-OCT images by the Unet segmentation network AS-OCT:anterior segment optical coherence tomography

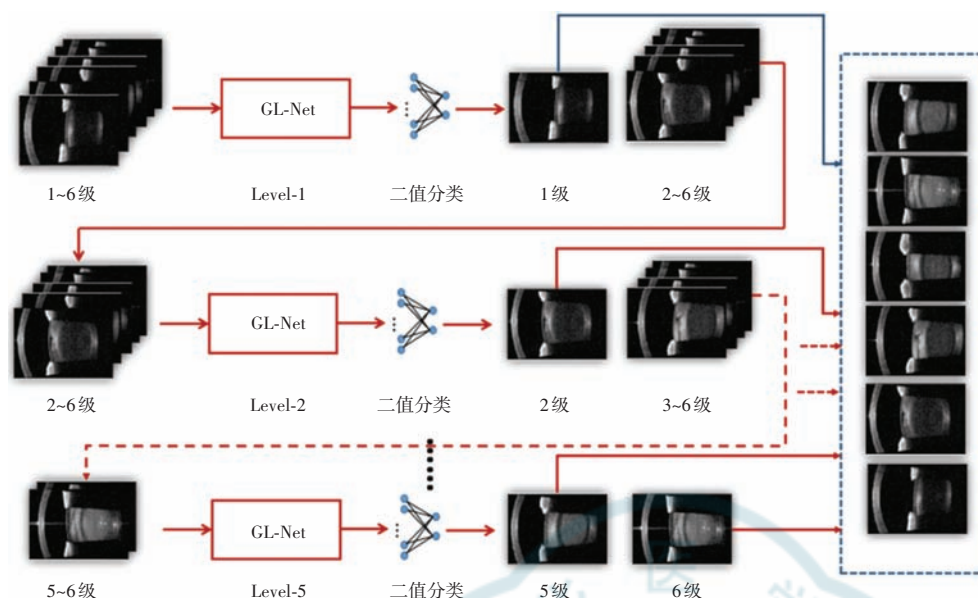


图2 分级模型算法总体框架 该算法由多个二分类子网络构成,通过二分类网络依次提取1、2、3、4、5、6级,最后聚合得到核性白内障分级结果 GL-Net:全局-局部网络

Figure 2 Overall framework of hierarchical model algorithm The algorithm consisted of multiple binary classification sub-networks that sequentially extracted grades 1, 2, 3, 4, 5, and 6, which were then aggregated to obtain the results of nuclear cataract grading GL-Net: global local network

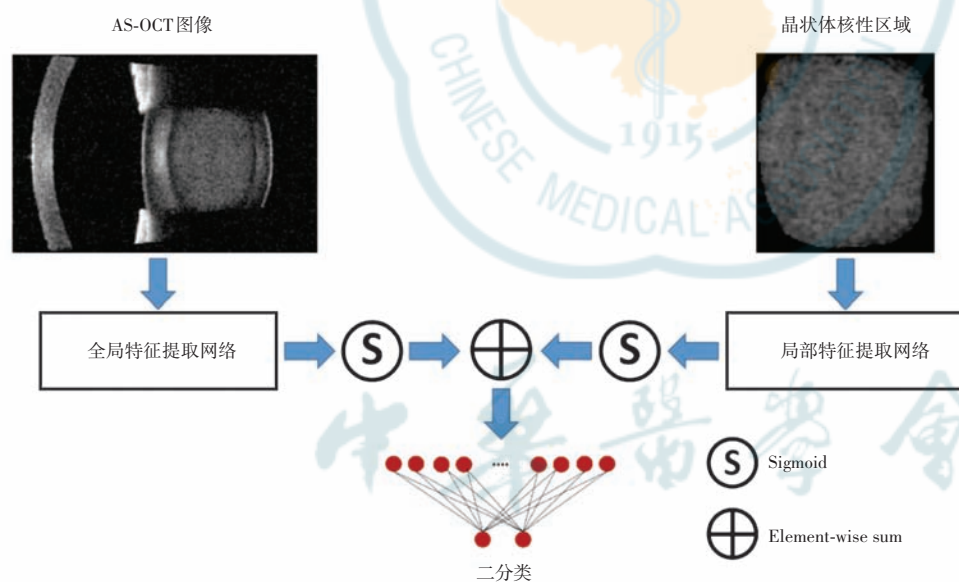


图3 GL-Net 网络框架图 该网络主要由晶状体核性区域和原始 AS-OCT 图像的特征提取网络组成 AS-OCT:眼前节光学相干断层扫描

Figure 3 GL-Net network frame diagram The network mainly consisted of a feature extraction network for the lens nuclear region and the original AS-OCT images AS-OCT: anterior segment optical coherence tomography

二分类结果, FC 代表全连接层, F_l 代表局部特征向量, F_g 代表全局特征向量。

1.2.2.3 损失函数设计 在网络训练过程中,采用带有标签平滑的交叉熵损失 L_{lsr} 对网络进行优化,公式为 $L_{lsr} = (1 - \varepsilon) ce(i) + \varepsilon \sum \frac{ce(j)}{N}$, 其中, $ce(i)$ 表示 i 的标准交叉熵损失, ε 是一个很小的正数, i 是正确的类,

N 是类的数量。

1.2.3 模型训练参数设置与图像预处理 本研究所提出的方法是在 Ubuntu 16.04 LTS 的 PyTorch 平台上使用单个 NVIDIA GPU (GeForce GTX 1080TI) 实现的。训练模型批量大小设置为 32, 使用随机梯度下降优化器作为优化器并采用默认参数设置, 初始学习率为 0.01, 使用余弦退火算法对学习率进行衰减, 共进行 200 次数据训练。为了扩充数据集, 对训练集中的图像进行随机的上下翻转、左右翻转、旋转等增强操作, 最后将图像统一缩放至 224×224 像素大小, 并输入到模型中进行训练。

1.3 模型评价

1.3.1 消融实验 本研究提出的算法包括聚合二值排序分类法、局部特征提取、全局特征提取, 以 ResNet18 作为白内障分级基础框架, 采用消融实验逐步测试各模块的有效性。

1.3.2 模型对比实验 以 ResNet18 模型为评价基线, 与经典分类算法 ResNet34^[14]、VGG16^[15]、排序思想起源算法 Ranking-CNN^[13], 及领域内最新的核性白内障分级算法 MRF-Net^[11] 进行性能对比, 并通过混淆矩阵详细展

示本研究中的算法与 MRF-Net 算法各级分类性能差异。

1.3.3 评价指标 根据消融实验与模型对比实验, 通过准确率、灵敏度、精确率、F1 指标、Kappa 系数等评价指标对比本文方法与其他模型性能, 以上指标均应用 Python sklearn 库统计计算。

1.3.4 五折交叉验证 采用五折交叉验证来评估模

型性能:(1)将数据集随机平分成 5 个小的子集;(2)随机挑选其中的 1 个子集作为测试集,将其他 4 个子集作为训练集,然后训练 1 个核性白内障分级模型;(3)重复第二步 5 次,每个子集都有 1 次机会作为测试集,其余作为训练集;(4)取 5 组测试结果的平均值作为模型精度的估计,并作为五折交叉验证下模型的性能。

2 结果

2.1 数据集的划分及标注

临床医生根据核性白内障的严重程度将白内障划分为 6 个级别,并随机等分为 5 个小的子集,其分级及性别构成信息见表 1。

2.2 模型评价

2.2.1 各模块消融实验 将核性白内障的序列信息协同全局特征或局部特征融入到 ResNet18 白内障分级中时,模型分类的准确率分别提升 0.029 与 0.035, Kappa 系数分别提升约 0.033 与 0.043。相较于仅使用局部或全局特征的分类网络,本研究模型的准确率分别提高了 0.011 和 0.005(表 2)。

通道加权类激活映射能够通过加载模型参数,对特征图权重进行梯度的加权平均从而生成热图,因此能够将网络诊断时所依赖的病灶区域可视化。图 4 展示了本研究的方法对 6 种不同级别的核性白内障 AS-OCT 图像及其核性区域 CAM(class activation mapping)可视化结果。可以看出,热图所定位的病灶区域集中于核性区域,且聚焦于白内障核性区域上的不透明区域。

2.2.2 各模型对比实验 与传统的深度卷积网络 ResNet18、ResNet34、VGG16 相比,本研究模型在准确率、精确率、灵敏度和 F1 上均获得了提升。相较于 MRF-Net,本研究模型的灵敏度和精确率分别提升了约 0.033 和 0.036。相较于其他 5 个模型,本研究模型在 Kappa 系数评价指标上获得了最佳结果(表 3)。

表 1 数据集子集划分情况
Table 1 Subset division of the dataset

数据集分类	眼数	性别构成(n)		不同白内障分级眼数(n)					
		男性	女性	1 级	2 级	3 级	4 级	5 级	6 级
子集 1	318	128	190	46	67	67	49	55	34
子集 2	318	130	188	46	67	67	49	55	34
子集 3	318	127	191	46	67	67	49	55	34
子集 4	318	134	184	46	67	67	49	55	34
子集 5	336	145	191	50	69	67	53	59	38

表 2 各模块消融实验结果
Table 2 Ablation test results of modules

方法	准确率	精确率	灵敏度	F1	Kappa 系数
ResNet18	0.837 7	0.845 5	0.842 1	0.843 1	0.803 3
ResNet18+RA+GF	0.866 9	0.880 2	0.870 6	0.874 1	0.836 5
ResNet18+RA+LF	0.873 1	0.885 0	0.877 8	0.880 9	0.846 1
本研究算法	0.878 1	0.888 8	0.883 3	0.885 1	0.852 2

注:RA:排序算法;GF:全局特征;LF:局部特征

Note:RA:ranking algorithm;GF:global feature;LF:local feature

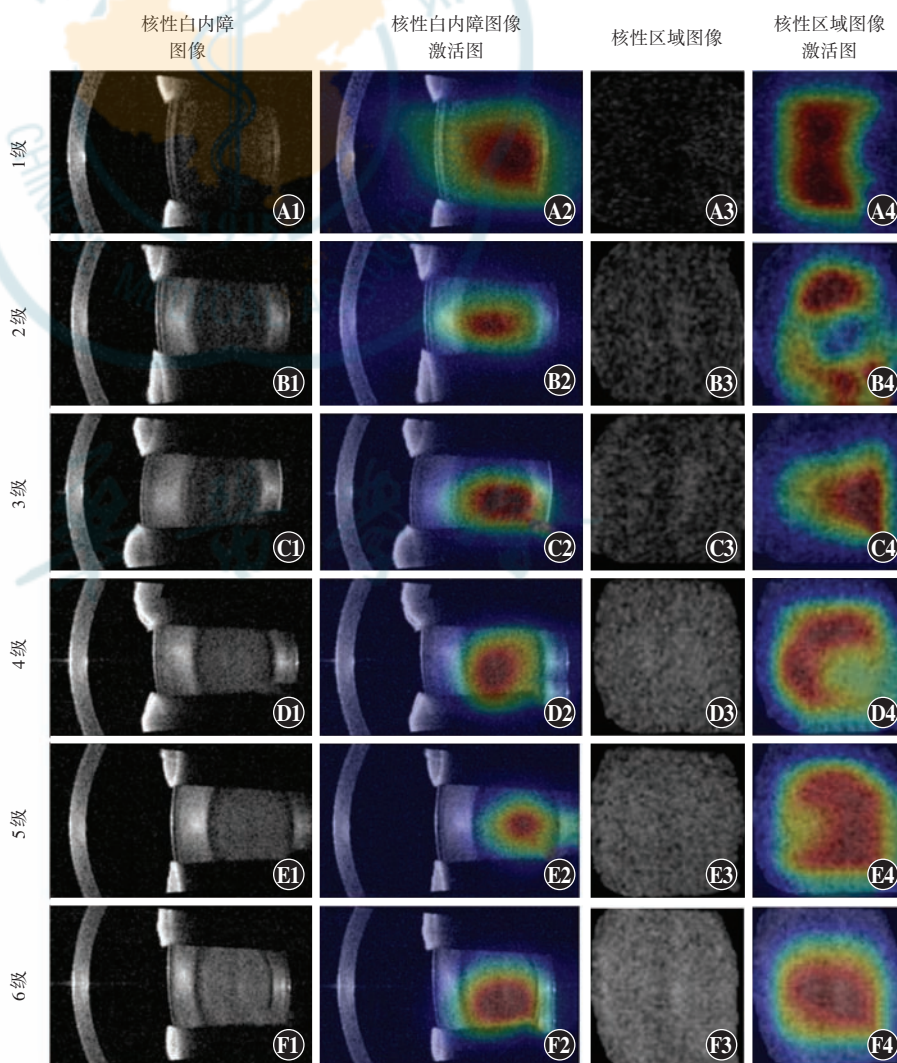


图 4 模型预测级别激活图

Figure 4 Activation maps of nuclear cataract grading predicted by our model

表 3 各模型对比实验结果
Table 3 Comparative study results of different models

模型	准确率	精确率	灵敏度	F1	Kappa 系数
ResNet18	0.837 7	0.845 5	0.842 1	0.843 1	0.803 3
VGG16	0.840 7	0.855 1	0.843 3	0.846 8	0.806 9
ResNet34	0.832 1	0.843 0	0.836 3	0.838 3	0.796 4
Ranking-CNN	0.857 0	0.870 0	0.860 2	0.863 9	0.836 5
MRF-Net	0.843 3	0.853 0	0.850 1	0.851 7	0.810 1
本研究模型	0.878 1	0.888 8	0.883 3	0.885 1	0.852 2

混淆矩阵结果(图 5)显示,本研究模型在每个级别的预测上均获得了提升,其中第 2 级的预测准确率相较于 ResNet18 和 MRF-Net 均提升了 0.06,第 6 级的预测准确率分别提升了 0.06 和 0.05。本研究模型对第 4 级的预测准确率较低,分别有 13% 和 8% 概率被分为 3 级和 5 级,但相较于另外 2 种对比方法,本研究模型仍达到了最优分类效果。

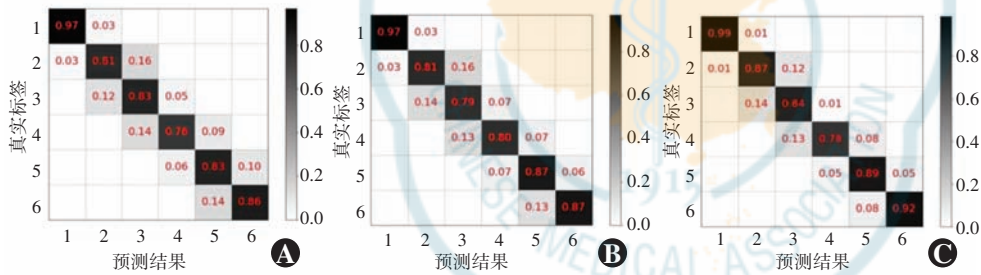


图 5 各模型的混淆矩阵 每一行数据表示该类别数据实例在预测值中所占的比例 A:ResNet18 模型 B:MRF-Net 模型 C:本研究模型
Figure 5 Confusion matrix of three models Each row of data indicated the percentage of data instances of that category in the predicted values A:ResNet18 model B:MRF-Net model C:Our model

3 讨论

本研究提出的模型将白内障分级转化为排序问题,在临床数据集上实现了 6 级白内障的精准分级。本研究模型在核性白内障分级任务上的准确率达到 87.81%,精确率、灵敏度、F1 系数和 Kappa 系数分别为 88.88%、88.33%、88.51% 和 85.22%。分级结果显示,本研究提出的分级方法对于核性白内障的分级具有较高的准确性和客观性,证明其在临床场景中的实用性,且在现阶段毗邻级别难以分级的核性白内障分级中也取得较好表现。此外,本研究通过引入热力图对模型的预测关注度进行了可视化,结果显示本模型对于晶状体核性区域,以及核性区域中的不透明区域给予了相对更大的关注度,这也很好地模拟了临床医师实际诊断核性白内障的方式。通过热力图可以帮助临床医生快速定位核性白内障的病灶,可作为临床医

师进行临床诊断和随访观察评估治疗效果的有效工具。此外,本研究提出的分级算法在核性白内障分级上的速度为 50 张/s。与人工分级相比,本研究的自动化分级方法在速度上优势明显,这也展示了该算法应用于大规模白内障筛查的可能。

本研究提出的方法存在一定的局限性。第一,深度学习的性能与训练数据的数量、标注的准确性以及数据的分布均密切相关。本研究中一些特定级别核性白内障的图像较少,其中 4 级的数量相对于 3 级少了近 30%,由于深度学习的性能与训练集的数量密切相关,因此 4 级的准确率较 3 级的准确率也有所下降。第二,本研究提出的方法现阶段仅能对核性白内障进行分级,未来需向实现多类型的白内障分级进行改进。第三,本研究仅使用 IOLMaster 700 拍摄的 AS-OCT 图像作为训练数据,未纳入其他 AS-OCT 设备拍摄的图像,模型的泛化性较差。而在真实的医疗场景中,每家医院使用的 AS-OCT 设备可能不同,因此后续研究需

要使用多种型号 AS-OCT 设备采集图像,从而提升模型在不同模态图像下的分级性能。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 方利鑫、顾愿愿:试验设计、研究实施、数据分析与文章撰写;周愉、蒋紫园:数据纳入及排除标准制定、数据收集与分析;牟磊:算法技术支持与数据校准分析;王阳:本研究涉及的算法与计算

资源支持;刘芳:参与试验设计、研究指导及论文定稿;赵一天:参与数据分析与论文修改

参考文献

[1] Hashemi H, Pakzad R, Yekta A, et al. Global and regional prevalence of age-related cataract: a comprehensive systematic review and meta-analysis[J]. Eye (Lond), 2020, 34(8): 1357-1370. DOI: 10. 1038/s41433-020-0806-3.

[2] 王婷,汪瑞昕,林浩添. 基于人工智能的白内障新诊疗模式[J]. 中华实验眼科杂志, 2021, 39(9): 832-836. DOI: 10. 3760/cma. j. cn115989-20200608-00405.

Wang T, Wang RX, Lin HT. New diagnosis and treatment pattern for cataract based on artificial intelligence[J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2021, 39(9): 832-836. DOI: 10. 3760/cma. j. cn115989-20200608-00405.

[3] Gali HE, Sella R, Afshari NA. Cataract grading systems: a review of past and present[J]. Curr Opin Ophthalmol, 2019, 30(1): 13-18. DOI: 10. 1097/ICU. 0000000000000542.

[4] Chylack LT Jr, Wolfe JK, Singer DM, et al. The lens opacities classification system III. The Longitudinal Study of Cataract Study Group[J]. Arch Ophthalmol, 1993, 111(6): 831-836. DOI: 10. 1001/archophth. 1993. 01090060119035.

- [5] Burlina PM, Joshi N, Pekala M, et al. Automated grading of age-related macular degeneration from color fundus images using deep convolutional neural networks[J]. JAMA Ophthalmol, 2017, 135(11): 1170-1176. DOI: 10.1001/jamaophthalmol.2017.3782.
- [6] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs[J]. JAMA, 2016, 316(22): 2402-2410. DOI: 10.1001/jama.2016.17216.
- [7] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[M/OL]//Pereira F, Burges CJ, Bottou L, et al. Advances in neural information processing systems 25, 2012. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf.
- [8] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 1-9.
- [9] de Castro A, Benito A, Manzanera S, et al. Three-dimensional cataract crystalline lens imaging with swept-source optical coherence tomography[J]. Invest Ophthalmol Vis Sci, 2018, 59(2): 897-903. DOI: 10.1167/iovs.17-23596.
- [10] 章晓庆, 方建生, 肖尊杰, 等. 基于眼前节相干光断层扫描成像的核性白内障分类算法[J]. 计算机科学, 2022, 49(3): 204-210. Zhang XQ, Fang JS, Xiao ZJ, et al. Classification algorithm of nuclear cataract based on anterior segment coherence tomography image[J]. Comput Sci, 2022, 49(3): 204-210.
- [11] 章晓庆, 肖尊杰, 东田理沙, 等. 多区域融合注意力网络模型下的核性白内障分类[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(3): 948-960. Zhang XQ, Xiao ZJ, Higashita R, et al. Nuclear cataract classification based on multi-region fusion attention network model[J]. J Image Graphics, 2022, 27(3): 948-960.
- [12] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference. Munich, Germany: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [13] Chen S, Zhang C, Dong M, et al. Using ranking-CNN for age estimation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 5183-5192.
- [14] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [15] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J/OL]. arXiv, 2014: 1409.1556[2023-04-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>. DOI: 10.48550/arXiv.1409.1556.

(收稿日期: 2023-08-19 修回日期: 2024-02-22)

(本文编辑: 张宇 骆世平)

读者·作者·编者

眼科常用英文缩略语名词解释

AMD: 年龄相关性黄斑变性 (age-related macular degeneration)
ANOVA: 方差分析 (analysis of variance)
BUT: 泪膜破裂时间 (breakup time of tear film)
DR: 糖尿病视网膜病变 (diabetic retinopathy)
EAU: 实验性自身免疫性葡萄膜炎 (experimental autoimmune uveitis)
EGF: 表皮生长因子 (epidermal growth factor)
ELISA: 酶联免疫吸附测定 (enzyme-linked immunosorbent assay)
ERG: 视网膜电图 (electroretinogram)
FFA: 荧光素眼底血管造影 (fundus fluorescein angiography)
FGF: 成纤维细胞生长因子 (fibroblast growth factor)
GFP: 绿色荧光蛋白 (green fluorescent protein)
IFN- γ : γ 干扰素 (interferon- γ)
IL: 白细胞介素 (interleukin)
IOL: 人工晶状体 (intraocular lens)
IRBP: 光间受体视黄类物质结合蛋白 (interphotoreceptor retinoid binding protein)
LASIK: 准分子激光角膜原位磨镶术 (laser in situ keratomileusis)
ICGA: 吲哚菁绿血管造影 (indocyanine green angiography)
LECs: 晶状体上皮细胞 (lens epithelial cells)
miRNA: 微小 RNA (microRNA)
MMP: 基质金属蛋白酶 (matrix metalloproteinase)
mTOR: 哺乳动物类雷帕霉素靶蛋白 (mammalian target of rapamycin)

MTT: 四甲基偶氮唑盐 (methyl thiazolyl tetrazolium)
NF: 核转录因子 (nuclear factor)
OCT: 光相干断层扫描 (optical coherence tomography)
OR: 优势比 (odds ratio)
PACG: 原发性闭角型青光眼 (primary angle-closure glaucoma)
PCR: 聚合酶链式反应 (polymerase chain reaction)
RGCs: 视网膜节细胞 (retinal ganglion cells)
POAG: 原发性开角型青光眼 (primary open angle glaucoma)
RB: 视网膜母细胞瘤 (retinoblastoma)
RPE: 视网膜色素上皮 (retinal pigment epithelium)
RNV: 视网膜新生血管 (retinal neovascularization)
RP: 视网膜色素变性 (retinitis pigmentosa)
S I t: 基础泪液分泌试验 (Schirmer I test)
shRNA: 短发夹 RNA (short hairpin RNA)
siRNA: 小干扰 RNA (small interfering RNA)
 α -SMA: α -平滑肌肌动蛋白 (α -smooth muscle actin)
TAO: 甲状腺相关眼病 (thyroid-associated ophthalmopathy)
TGF: 转化生长因子 (transforming growth factor)
TNF: 肿瘤坏死因子 (tumor necrosis factor)
UBM: 超声生物显微镜 (ultrasound biomicroscope)
VEGF: 血管内皮生长因子 (vascular endothelial growth factor)
VEP: 视觉诱发电位 (visual evoked potential)

(本刊编辑部)

