

人工智能在息肉样脉络膜血管病变诊疗中的研究进展

杨玉婷^{1,2,3}, 廖兴明^{1,2,3}, 马红婕^{1,4}

引用: 杨玉婷, 廖兴明, 马红婕. 人工智能在息肉样脉络膜血管病变诊疗中的研究进展. 国际眼科杂志, 2025, 25(3): 416-421.

基金项目: 湖南省自然科学基金项目 (No.2023JJ70012); 广州市科技计划项目 (No.202201020026)

作者单位: ¹(510071) 中国广东省广州市, 暨南大学附属爱尔眼科医院; ²(510630) 中国广东省广州市, 暨南大学附属第一医院眼科; ³(510632) 中国广东省广州市, 暨南大学; ⁴(410004) 中国湖南省长沙市, 中南大学爱尔眼科研究院

作者简介: 杨玉婷, 在读硕士研究生, 研究方向: 眼底病。

通讯作者: 马红婕, 毕业于中山大学, 博士, 主任医师, 博士生导师, 研究方向: 眼底病. eyemhj@163.com

收稿日期: 2024-10-10 修回日期: 2025-01-15

摘要

息肉样脉络膜血管病变 (PCV) 是新生血管性年龄相关性黄斑变性 (nARMD) 的重要亚型, 是导致严重视力下降的主要黄斑病变之一, 准确区分 nARMD 亚型有助于指导临床治疗方案及预测疾病转归。近年来, 人工智能 (AI) 广泛应用于眼科疾病的诊疗与研究, 利用机器学习或深度学习结合检查图像进行疾病分类、病灶分割和定量评估等。文章对近年来 AI 通过多种检查图像对 PCV 的鉴别诊断、分割量化生物标志物及预测基因型、抗 VEGF 治疗反应和短期发生玻璃体出血风险等方面进行回顾, 总结其在临床应用中的困难与挑战, 并展望未来 AI 在 PCV 应用中的优势及发展趋势, 为其进一步应用研究提供更多信息, 从而提高 PCV 诊断率, 优化治疗方案, 改善患者的视力预后。

关键词: 息肉样脉络膜血管病变; 人工智能; 机器学习; 深度学习; 卷积神经网络

DOI: 10.3980/j.issn.1672-5123.2025.3.14

Research progress of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of polypoidal choroidal vasculopathy

Yang Yuting^{1,2,3}, Liao Xingming^{1,2,3}, Ma Hongjie^{1,4}

Foundation items: Natural Science Foundation of Hunan Province (No.2023JJ70012); Science and Technology Program of Guangzhou (No.202201020026)

¹Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China; ²Department of Ophthalmology, the First Affiliated Hospital of Jinan University, Guangzhou 510630, Guangdong Province, China; ³Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong Province, China; ⁴Aier Academy of Ophthalmology, Central South University, Changsha 410004, Hunan

Province, China

Correspondence to: Ma Hongjie. Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China; Aier Academy of Ophthalmology, Central South University, Changsha 410004, Hunan Province, China. eyemhj@163.com

Received: 2024-10-10 Accepted: 2025-01-15

Abstract

Polypoidal choroidal vasculopathy (PCV) is one of the important subtypes of neovascular age-related macular degeneration (nARMD), which causes severe vision loss. It is necessary to distinguish PCV from other nARMD subtypes to guide the clinical treatment plans and predict disease outcomes. In recent years, artificial intelligence (AI) has been widely used in the diagnosis and research of ophthalmic diseases. By utilizing machine learning or deep learning combined with examination images in disease classification, lesion segmentation, and quantitative assessment, etc. This article reviews the recent applications of AI in the differential diagnosis of PCV through various examination images, the segmentation and quantification of biomarkers, as well as the prediction of genotype, response to anti-vascular endothelial growth factor (VEGF) therapy, and the short-term risk of vitreous hemorrhage. It summarizes the difficulties and challenges in clinical practice of AI and looks forward to the advantages and development trends of AI in PCV applications in the future. The article aims to provide more information for further research and application, thereby improving the diagnostic rate of PCV, optimizing treatment plans, and improving patients' visual prognosis.

KEYWORDS: polypoidal choroidal vasculopathy; artificial intelligence; machine learning; deep learning; convolutional neural network

Citation: Yang YT, Liao XM, Ma HJ. Research progress of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of polypoidal choroidal vasculopathy. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2025, 25(3): 416-421.

0 引言

息肉样脉络膜血管病变 (polypoidal choroidal vasculopathy, PCV) 由 Yannuzzi 等^[1] 在 1990 年首次提出, 包含息肉样病变 (polypoidal lesion, PL) 和分支新生血管网 (branching neovascular network, BNN) 两种关键病变成分^[2-3]。PCV 是新生血管性年龄相关性黄斑变性 (neovascular age-related macular degeneration, nARMD) 的重

要亚类^[2],常见于亚洲人群,约占中国 nARMD 患者的 40%^[3],与其他 nARMD 亚型在流行病学、自然病程、组织病理学和治疗反应上均存在显著差异^[4-7]。PCV 更容易出现复发性浆液性或出血性视网膜色素上皮脱离 (pigment epithelium detachment, PED),出血性 PED 可突破视网膜导致玻璃体积血 (vitreous hemorrhage, VH),引起视力下降^[4]。在强调个体化治疗的年代,对 nARMD 准确分型有助于医生预测疾病的转归、优化治疗策略,对改善 PCV 患者的视力预后至关重要^[7]。

PCV 的传统诊断金标准是吲哚菁绿血管造影 (indocyanine green angiography, ICGA)^[4],但 ICGA 是侵入性检查,耗时较长且不适用于对造影剂过敏或有严重肾功能不全的患者。光学相干断层扫描 (optical coherence tomography, OCT) 及光学相干断层扫描血管成像 (optical coherence tomography angiography, OCTA) 技术的发展使医生能快速、无创地观察视网膜各层结构, OCT 及 OCTA 逐渐成为目前诊断和随访监测 nARMD 活动性的重要成像方法^[8]。然而无论哪种影像方法,疾病的诊断与评估都有赖于医生对疾病影像的认知水平与临床经验,具有一定的主观性,不同从业年限及亚专业的医生之间在影像结果判读中可能存在较大差异。

近年来人工智能 (artificial intelligence, AI) 作为辅助诊断手段引入临床应用。AI 是模拟人类智能的广泛技术领域,机器学习 (machine learning, ML) 是 AI 的分支,在医学图像分析中利用大量标注数据训练模型。深度学习 (deep learning, DL) 是 ML 的子领域,通过多层神经网络自动提取医学图像特征,卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 则是一种应用于疾病诊断、预测和分类的 DL 模型^[9]。通过 AI 辅助临床诊断可以在短时间内处理大量影像数据,提高疾病诊断效率,且 AI 算法具有一致的决策标准,不受个体经验和疲劳因素影响,可以减少不同医生之间的诊断差异,提供更为一致和可靠的结果^[9]。

在眼科领域, AI 目前已应用于糖尿病视网膜病变、青光眼、早产儿视网膜病变、年龄相关性黄斑变性的筛查和诊断^[10]。本文对近年来 AI 应用于 PCV 的鉴别诊断、分割量化及临床研究及预测等方面进行回顾,总结在该领域中遇到的困难和挑战,为其进一步应用研究提供更多信息。

1 AI 应用于 PCV 与其他疾病的诊断与分类

既往研究显示, PCV 对玻璃体腔内注射抗血管内皮生长因子 (vascular endothelial growth factor, VEGF) 治疗的反应与 nARMD 其他亚型存在显著差异^[7]。与典型 nARMD 的主要治疗方法是抗 VEGF 不同, PCV 治疗选择相对较多^[4]。EVEREST I 和 II 的研究结果显示,玻璃体腔内注射雷珠单抗联合维替泊芬介导的光动力疗法 (photodynamic therapy, PDT) 治疗 PCV 的效果在改善视力、消退 PL 和减少治疗次数方面均优于雷珠单抗单药治疗^[11-12]。2022 年中国 PCV 治疗指南指出,对于未经治疗的患者建议抗 VEGF 单药治疗或抗 VEGF 联合 PDT 治疗,后者的理想结果可能略好于前者^[3]。鉴别 PCV 与 nARMD 其他亚型对治疗方案的选择至关重要,这将直接影响 PCV 患者视力预后。目前多项研究通过 ICGA、眼底荧光素血管造影 (fundus fluorescein angiography, FFA)、

OCT、眼底彩照 (fundus photography, FP) 检查图像构建 AI 模型区分 PCV 与其他视网膜疾病 (表 1)。

1.1 基于 ICGA 的 AI 疾病分类

尽管 OCTA 可以快速、无创地显示 PCV 病灶,但与 ICGA 相比, OCTA 对 PL 的检出率要低得多,目前鉴别 PL 的金标准仍是 ICGA^[4]。

ICGA 中 PL 病灶显示的局灶性高荧光是训练 AI 模型进行疾病分类的理想影像学特征。Yang 等^[13]在公开的 AI 平台使用 430 张 ICGA 图像训练两种 ML 模型,模型一同时区分正常、典型 nARMD 和 PCV 图像;模型二先区分正常和异常图像,再从异常图像中诊断 PCV。在 45 张 ICGA 图像组成的测试集中,模型二能正确区分正常和异常图像,并以 83% 的准确率诊断 PCV,与视网膜专家相当,优于模型一。Kim 等^[14]使用中心性浆液性脉络膜视网膜病变、PCV、nARMD 共 783 张超广角 ICGA 图像,在同一平台训练模型区分厚脉络膜与非厚脉络膜图像,并比较使用原始图像和将左眼图像水平翻转匹配右眼方向训练的效果。标准化处理眼别方向再进行训练的模型在测试集中分类性能提升,精确度达 86.36%。标准化处理图像消除眼别对特征提取的影响,可以提高模型分类性能,但该研究未进一步在厚脉络膜图像中区分 PCV。

1.2 基于 FFA 的 AI 疾病分类

FFA 是 nARMD 的常规影像学检查, PCV 在 FFA 常表现为斑点状高荧光,造影晚期逐渐扩大并融合,与 nARMD 中隐匿型脉络膜新生血管 (choroidal neovascularization, CNV) 亚型表现相似, PCV 可能被误诊为 nARMD 其他亚型^[6,15]。ICGA 虽然是诊断 PCV 的金标准,但并非每家医院均有 ICGA 检查设备及条件,因而如何在有限条件下用 FFA 对 PCV 与其他亚型进行鉴别诊断,是临床面临的实际问题和挑战。

Tsai 等^[16]用 167 例 PCV 和 70 例 CNV 的 FFA 图像序列,构建区分 PCV 与 CNV 并分割 PCV 在 FFA 图像中 PL 及 BNN 的 DL 模型。研究者使用对齐算法将 ICGA 图像中 PL 及 BNN 病灶的人工标注转移到对应的 FFA 图像上,模型通过像素级标注不断优化参数,学习 FFA 图像的病灶特征,并结合 ConvLSTM 架构^[17]处理 FFA 随时间变化的信息进行分割。分类 CNN 诊断 PCV 的准确率为 86.21%, 优于 ResNet-50, 模型自动分割结果与人工标注对比 Dice 相似系数 (dice similarity coefficient, DSC) 为 0.43, 优于 U-Net。研究使用梯度加权类激活映射 (gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM)^[18]通过颜色展示图像各像素对模型分类决策的贡献程度。医生通过对比模型在图像的重点关注区域是否与病变特征一致检查模型决策的合理性,使 DL 模型的“黑箱”特性变得更加透明。该研究首次展示 AI 应用 FFA 区分 PCV 与 nARMD 其他亚型的可能性,但 FFA 本身在诊断 PCV 就存在一定的局限性,在某些复杂病例中难以清晰呈现 PCV 典型病变特征,增加模型训练难度,影响分类和分割的准确率。

1.3 基于 OCT 的 AI 疾病分类

2021 年亚太眼科影像学会提出非 ICGA 的 PCV 诊断标准:当 OCT 中同时出现视网膜色素上皮层 (retinal pigment epithelium, RPE) 下环状病变、en face OCT 复杂的 RPE 隆起和尖峰状 PED 这 3 条征象时,诊断 PCV 的受试者工作特征曲线下面积 (area under the receiver operating characteristic curve, AUC) 为

表1 AI应用于PCV与其他疾病的分类汇总表

年份 (年)	作者	图像模态	疾病类别与数据集	算法模型	技术运用	准确率 (%)	灵敏度 (%)	特异度 (%)
2020	Yang 等 ^[13]	ICGA	160张PCV、151张 典型nARMD、164张 正常图像	Auto MLVision 平台,ML模型	神经架构搜索	83	87	80
2022	Tsai 等 ^[16]	FFA 图像 序列	167例PCV、 70例CNV	AG-CNN, AG-PCVNet	ConvLSTM、 Grad-CAM、 自动分割	86.21	86.21	78.57
2021	Hwang 等 ^[19]	OCT	122例PCV、107例 RAP、85名健康者	VGG-19	数据增强、 Grad-CAM、 迁移学习	89.1	89.4	88.8
2022	Ma 等 ^[20]	OCT	PCV 31眼、 nARMD 42眼	ResNet34	多数投票法、 Grad-CAM	91.9	-	93.3
2022	Wongchaisuwat 等 ^[21]	OCT	PCV、nARMD 共3 505张	ResNet with attention	SHapley Additive exPlanations、 迁移学习	-	85	71
2023	Kaothanthong 等 ^[22]	OCT	PCV、DME、nARMD、 BRVO、其他、正常 图像共14 327张	ResNet50	ReLayNet、Graph-cut (Caserel)自动分割	94.8	71.36	96.42
2024	Shen 等 ^[23]	OCT	PCV 150眼、 nARMD 155眼	DRFNet	自动分割+ 人工标注	91.08	89.22	92.9
2021	Xu 等 ^[26]	FP+OCT	PCV、nARMD、干性 ARMD、正常图像(1 099张FP、 821张OCT图像)	DCNN	迁移学习	87.4	88.8	95.6
2021	Chou 等 ^[27]	FP+OCT	208例PCV、 491例nARMD	EfficientNet	多重对应分析	83.67	80.76	84.72
2023	E 等 ^[28]	FP+OCT	PCV、nARMD、其他 (1 096张FP、4 927张 OCT图像)	KFWC	临床先验 知识预训练	AUC:0.99		

注:DME为糖尿病性黄斑水肿;BRVO为视网膜静脉阻塞。

0.9,可以有效区分PCV与典型nARMD^[2]。因此针对OCT的PCV-AI诊断模型成为研究热点。

Hwang 等^[19]首次将nARMD的另一种亚型视网膜血管瘤样增生(retinal angiomatous proliferation, RAP)加入疾病分类,用229例nARMD(107例RAP,122例PCV)和85名健康者共3 951张OCT图像构建模型,区分nARMD和正常图像的准确率为99.1%,区分RAP和PCV的准确率为89.1%,优于8位眼科医生的平均分类表现。研究应用数据增强技术,对原始OCT图像进行水平翻转、移动和旋转生成新图像,增加训练数据的数量和多样性,提升模型分类性能。但该模型仅基于单张OCT图像进行疾病分类,当病灶特征不典型时准确率下降,而临床中眼科医生往往需查看同一患者的多张OCT图像进行综合诊断。

Ma 等^[20]聚合每张OCT图像的预测结果,选择预测数量最多的疾病作为整个OCT立方体扫描的模型诊断结果,避免仅基于单张OCT图像进行诊断的局限性。研究者比较三种不同分类和标注方法构建的模型,发现无论是粗略标注为PCV和nARMD,还是细致标注为PCV、nARMD和无病变特征图像,或先判断是否含病变特征再诊断疾病,分类性能差异无统计学意义,提示分类模型可能对标注工作要求不高。但Grad-CAM观察到三种模型重点关注区域有明显差异,不同的标注和分类策略可能以

微妙的方式指导模型学习病变的潜在表征,从而影响其预测模式。Wongchaisuwat 等^[21]使用CNN对PCV和nARMD其他亚型的OCT图像分类后用SHapley Additive exPlanations解释模型决策,与Grad-CAM侧重视觉解释不同,其通过数值量化每个图像特征对模型分类的贡献程度。研究还应用迁移学习,使用经含有多种疾病标注的ImageNet数据集预训练的AI模型作为基础框架,更新部分模型参数,使新模型适应区分PCV与nARMD的任务需求。

Kaothanthong 等^[22]用CNN对PCV、nARMD以及视网膜静脉阻塞等疾病进行分类,发现先自动分割OCT图像病灶边界再分类的准确率更高。Shen 等^[23]通过CNN自动分割OCT病灶区域再区分PCV和nARMD的准确率为87.55%;用医生的人工标注替代模型自动分割结果时分类准确率提升到91.08%。因为OCT的病灶特征对区分PCV与其他疾病至关重要,先分割使模型将注意力集中在病灶区域而非整个图像,减少不相关信息对分类的干扰。

1.4 基于FP联合OCT的AI疾病分类 多项研究表明联合FP与OCT可以有效区分PCV与nARMD其他亚型^[2,24-25]。Xu 等^[26]用两个分支分别提取并结合FP和OCT图像特征,区分nARMD、干性ARMD、PCV和正常图像的准确率达87.4%,优于仅使用FP或OCT分类的单模

态 CNN。Chou 等^[27]先将 FP 输入模型得到 nARMD 与 PCV 的预测值,结合多重对应分析技术将双层征、指状突起等 OCT 生物标志物转换成的连续变量进行分类,准确率达 83.67%,而使用 FP 分类仅为 77.55%。E 等^[28]根据临床经验将 FP 和 OCT 标注为黄斑出血、视网膜下橘红色病变和视网膜下积液(subretinal fluid, SRF)、PED 等 10 种常用于疾病鉴别的病变标志,对模型进行多标签分类预训练,使其快速定位图像的关键特征。结合先验知识的模型分类性能显著提高,区分 PCV 与 nARMD 及其他疾病的 AUC 达 0.99,优于眼科医生分类表现。

使用多模态影像进行分类可以互补地为病灶区域提供多维度信息,减少单一模态病灶特征不突出带来的误判。目前区分 PCV 与其他疾病的多模态分类模型主要使用 FP 和 OCT,未来研究可联合 ICGA、OCTA 等检查以及种族分布、吸烟等危险因素的人口统计学信息^[25]构建模型,以实现更高的分类准确性。

随着成像技术的发展和工具工具的运用,模型分类性能不断提升。虽然增加训练集数据量可以提高分类性能,但如 ICGA 等有创检查难以获取大量图像资料时,可通过数据增强、迁移学习等技术,或结合 CNN 的分割、临床先验知识以及多模态影像,利用有限的样本量更好地训练模型学习特征进行分类。然而目前多项研究构建的模型尚未广泛应用于临床实践,将这些模型转化为实际的临床诊断工具仍需进一步验证以及责任归属的完善^[9]。

2 AI 应用于 PCV 疾病状态的评估

PCV 生物标志物对评估疾病状态、决定是否治疗及疗效评价至关重要^[29-30]。既往研究使用传统图像处理方法分析 PCV 在 OCT 中视网膜层间积液(intraretinal fluid, IRF)、SRF、PED 和黄斑中心凹下脉络膜厚度与视力预后和治疗反应的相关性^[31-32],较耗时且易受人为误差影响。运用 AI 模型可以从大量数据中学习病变特征,自动分割量化生物标志物,提高数据处理效率并减少人为测量误差。

2.1 AI 自动识别分割与量化生物标志物 Xu 等^[33]使用双阶段深度神经网络(deep neural network, DNN)分割 50 例 PCV 患者 OCT 的浆液性和纤维血管性 PED 并量化体积,先通过第一个 DNN 定位 Bruch 膜,使其作为约束条件在第二个 DNN 分割 PED,表现优于直接分割 PED 的单阶段 DNN, DSC 为 0.857,自动量化的 PED 体积接近视网膜专家手动测量结果。但模型分割错误时会影响量化结果的准确性,临床实际应用中可先由医生审核,修正分割后再量化。Loo 等^[34]提取并联合 72 例 PCV 在 ICGA 和 OCT 的特征,自动分割 ICGA 图像中 PL 和 BNN 并量化面积,以及 OCT 中 IRF、SRF、RPE 下环状病变等生物标志物并量化其平均高度和总体积,使用皮尔逊相关系数评估量化性能。该模型分割视网膜与脉络膜层性能很好,但 SRF (DSC:0.61)与 IRF(DSC:0.45)分割效果一般,几乎不能正确分割 RPE 下环状病变(DSC:0.11)。训练分割模型的人工标注难以获得统一的金标准,且标注非常耗时,未来研究可通过半自动化或交互式标注^[35],减少工作量的同时保证其精确度。

2.2 AI 探究预测治疗反应和发生 VH 风险的生物标志物

Gigon 等^[36]纳入抗 VEGF 反应不佳的 26 例 nARMD(含

2 例 PCV),在每月抗 VEGF 治疗前基线访问并连续随访 4 wk。将 5 次 OCT 输入经 107 例 nARMD 的 OCT 训练的 DL 模型^[37],识别分割 IRF、SRF 和 PED 并量化体积。研究发现治疗后的残余液体量与基线时 SRF($P<0.0001$)和 PED($P=0.0001$)体积呈正相关,且 PCV 残余液体量显著高于其他 nARMD 患者,提示 PCV 可能对抗 VEGF 治疗反应较差。但研究中 PCV 患者数量过少,限制了进一步统计分析和结论的普适性。Lee 等^[38]将 132 例典型 nARMD 和 45 例 PCV 的基线及抗 VEGF 治疗 12 mo 后的 OCT 图像,输入经 93 例 nARMD 的 OCT 图像训练的 CNN 模型^[39],自动分割 IRF、SRF、PED、视网膜下高反射物质并量化面积。SRF 和视网膜下高反射物质的减少在无脉络膜增厚的典型 nARMD 患者中与视觉改善相关($P=0.04$);而在脉络膜增厚的典型 nARMD 和 PCV 患者中无显著关联。但该研究治疗前后对比仅基于单张 OCT 图像,不能反映病变成分体积变化。且 Gigon 和 Lee 等研究使用的模型构建时未针对 PCV 进行分割训练,PCV 与其他亚型 nARMD 在 OCT 的形态差异可能会影响模型对 PCV 生物标志物识别分割的精确度,从而影响量化结果及研究结论的准确性。Zhang 等^[40]应用 intalightOCT(A)的 DL 算法,分割 66 例 PCV 基线及至少 3 次随访的 PED 和脉络膜层并辅以人工调整,经多项回归分析后选择中心凹下脉络膜厚度和脉络膜血管指数作为预测 PCV 抗 VEGF 反应良好的生物标志物,构建的预测模型列线图在测试集中 AUC 达 0.901。通过 AI 探究预测治疗反应和视力预后的成分,有望发现 PCV 新的生物标志物和治疗靶点,为 PCV 病理机制研究、新药物和新疗法的研发提供有力支持。未来研究可考虑将治疗前后的检查图像及视力变化与抗 VEGF 种类、注射次数与间隔时间相结合,从而进一步指导临床治疗方案。

VH 是 PCV 的严重并发症,玻璃体切割术后最佳矫正视力明显低于发生 VH 前的视力^[41],因此早期识别 PCV 是否有 VH 风险至关重要。Cheng 等^[42]将 45 例发生 VH 和 102 例随访期间未发生 VH 的 PCV 纳入研究,结合临床资料及 OCT、OCTA 构建 6 种 PCV 发生 VH 的风险预测模型。其中用单因素分析筛选出黄斑中心凹视网膜厚度、出血性 PED 的高度与面积等 7 个变量构建的模型在验证集中 AUC 达 0.861,优于随机森林和 Lasso 回归构建的 AI 模型。研究中 OCT、OCTA 的评估由医生进行,未来研究可结合 AI 的分割量化进一步实现预测模型的自动化,医生仅提供患者资料即可得知患者发生 VH 的几率。

3 AI 应用于 PCV 基因型的预测

既往研究发现 *HERPUD1* 基因 rs2217332 位点变异与 PCV 显著相关,而与其他亚型 nARMD 无明显关联^[43]。Alagappan 等^[44]采集 54 例 PCV 和 120 名健康者的 FP,抽取其静脉血检测 *HERPUD1* 基因 rs2217332 位点基因型,发现 AG 基因型与 PCV 病例显著相关。然后应用 ML 模型从 PCV 的 FP 提取纹理特征,建立表型与基因型的关联,从而利用 FP 预测 PCV 基因型,模型 F1 分值达 85.71%。研究表明 AI 在基因型与临床表型对应关系的研究中具有潜在应用价值,但 nARMD 非单基因疾病,其发病机制涉及较多遗传与环境风险因素,AI 在该领域的临床预测存在极大挑战。

4 总结与展望

与以往综述^[45-46]不同,本文讨论了鉴别 PCV 与其他亚型 nARMD 的重要性,结合多种模型总结了近年 AI 在 PCV 诊疗中的研究进展。AI 通过对检查图像进行疾病分类提高 PCV 诊断率;通过分割量化生物标志物探究其与视力预后的相关性;通过结合检查图像与临床资料,预测 PCV 基因型、抗 VEGF 治疗反应和短期发生 VH 的风险。

但 AI 在 PCV 的疾病分类和病灶分割仍存在挑战:(1)训练分割模型的人工标注非常耗时且缺乏统一的金标准。(2)患者数据隐私问题对大规模、多机构数据集的开发构成障碍^[9]。(3)不同设备采集的图像在清晰度、放大倍数、结构识别能力上的差异会影响模型的泛化能力^[10]。(4)模型训练集多为医生筛选的具有典型病变特征和良好质量的图像,若图像过于同质化可能会导致模型过拟合^[10]。(5)抗 VEGF 治疗后 PCV 在 OCT 的尖峰状 PED 可失去其典型性,影响模型识别分割的精确度,从而影响量化结果和研究结论的准确性。

尽管目前存在一定的局限性,AI 在 PCV 的诊疗中仍展现出广阔的应用前景。未来改进方向包括开发利用有限数据训练模型的技术,结合自动化检测图像质量是否可用于疾病分类的 AI 模型^[47]减少图像筛选的工作量,结合《眼科人工智能临床研究评价指南(2023)》^[48]的指标进一步完善对模型的评价。此外,还可应用 AI 通过大量图像识别 PCV 不同亚型,结合每例患者的治疗方案和视力变化,优化抗 VEGF 治疗的剂量和频率、进行 PDT 的时机,最大限度地提高疗效并减少经济负担。但在使用数据训练模型时必须获得患者的知情同意,去除可以识别个人身份的信息,同时强化数据安全措施,制定和实施严格的数据保护法规。相信随着模型和患者隐私保护的不断改进与完善,AI 将更好地简化疾病诊断和管理,为患者提供更精准有效的医疗服务,推动 PCV 诊疗进入智能化新时代。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 杨玉婷论文选题与修改,初稿撰写;杨玉婷、廖兴明文献检索,数据分析;马红婕选题指导,论文修改及审阅。所有作者阅读并同意最终的文本。

参考文献

- [1] Yannuzzi LA, Sorenson J, Spaide RF, et al. Idiopathic polypoidal choroidal vasculopathy (PCV). *Retina*. 1990;10(1):1-8.
- [2] Cheung CMG, Lai TYY, Teo K, et al. Polypoidal choroidal vasculopathy. *Ophthalmology*, 2021,128(3):443-452.
- [3] Chen YX, Zhang YQ, Chen CZ, et al. Chinese guideline on the management of polypoidal choroidal vasculopathy (2022). *Chin Med Sci J*, 2023,38(2):77-93.
- [4] Cheung CMG, Lai TYY, Ruamviboonsuk P, et al. Polypoidal choroidal vasculopathy. *Ophthalmology*, 2018,125(5):708-724.
- [5] Wong CW, Yanagi Y, Lee WK, et al. Age-related macular degeneration and polypoidal choroidal vasculopathy in Asians. *Prog Retin Eye Res*, 2016,53:107-139.
- [6] Spaide RF, Jaffe GJ, Sarraf D, et al. Consensus nomenclature for reporting neovascular age-related macular degeneration data: consensus on neovascular age-related macular degeneration nomenclature study group. *Ophthalmology*, 2020,127(5):616-636.
- [7] Izquierdo-Serra J, Martin-Pinardel R, Moll-Udina A, et al.

Macular neovascularization type influence on anti-VEGF intravitreal therapy outcomes in age-related macular degeneration. *Ophthalmol Retina*, 2024,8(4):350-359.

- [8] 中华医学会眼科学分会眼底病学组,中国医师协会眼科医师分会眼底病学组. 中国年龄相关性黄斑变性临床诊疗指南(2023年). *中华眼科杂志*, 2023,59(5):347-366.
- [9] Alowais SA, Alghamdi SS, Alsuhebany N, et al. Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC Med Educ*, 2023,23(1):689.
- [10] Ting DSW, Pasquale LR, Peng L, et al. Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology. *Br J Ophthalmol*, 2019,103(2):167-175.
- [11] Lim TH, Lai TYY, Takahashi K, et al. Comparison of ranibizumab with or without verteporfin photodynamic therapy for polypoidal choroidal vasculopathy: the EVEREST II randomized clinical trial. *JAMA Ophthalmol*, 2020,138(9):935-942.
- [12] Koh A, Lee WK, Chen LJ, et al. EVEREST study: efficacy and safety of verteporfin photodynamic therapy in combination with ranibizumab or alone versus ranibizumab monotherapy in patients with symptomatic macular polypoidal choroidal vasculopathy. *Retina*, 2012,32(8):1453-1464.
- [13] Yang J, Zhang C, Wang E, et al. Utility of a public-available artificial intelligence in diagnosis of polypoidal choroidal vasculopathy. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2020,258(1):17-21.
- [14] Kim IK, Lee K, Park JH, et al. Classification of pachychoroid disease on ultrawide-field indocyanine green angiography using auto-machine learning platform. *Br J Ophthalmol*, 2021,105(6):856-861.
- [15] Tan CS, Ngo WK, Lim LW, et al. EVEREST study report 4: Fluorescein angiography features predictive of polypoidal choroidal vasculopathy. *Clin Exp Ophthalmol*, 2019,47(5):614-620.
- [16] Tsai YY, Lin WY, Chen SJ, et al. Diagnosis of polypoidal choroidal vasculopathy from fluorescein angiography using deep learning. *Transl Vis Sci Technol*, 2022,11(2):6.
- [17] Majzoobi F, Khodabakhshi MB, Jamash S, et al. ConvLSNet: a lightweight architecture based on ConvLSTM model for the classification of pulmonary conditions using multichannel lung sound recordings. *Artif Intell Med*, 2024,154:102922.
- [18] Zhang HJ, Ogasawara K. Grad-CAM-based explainable artificial intelligence related to medical text processing. *Bioengineering*, 2023,10(9):1070.
- [19] Hwang DD, Choi S, Ko J, et al. Distinguishing retinal angiomatous proliferation from polypoidal choroidal vasculopathy with a deep neural network based on optical coherence tomography. *Sci Rep*, 2021,11(1):9275.
- [20] Ma D, Kumar M, Khetan V, et al. Clinical explainable differential diagnosis of polypoidal choroidal vasculopathy and age-related macular degeneration using deep learning. *Comput Biol Med*, 2022,143:105319.
- [21] Wongchaisuwat P, Thamphithak R, Jitpukdee P, et al. Application of deep learning for automated detection of polypoidal choroidal vasculopathy in spectral domain optical coherence tomography. *Transl Vis Sci Technol*, 2022,11(10):16.
- [22] Kaothanthong N, Limwattanayingyong J, Silpa-Archa S, et al. The classification of common macular diseases using deep learning on optical coherence tomography images with and without prior automated segmentation. *Diagnostics*, 2023,13(2):189.
- [23] Shen EW, Wang ZM, Lin T, et al. DRFNNet: a deep radiomic fusion network for nAMD/PCV differentiation in OCT images. *Phys Med Biol*, 2024,69(7).
- [24] ChongTeo KY, Sadda SR, Gemmy Cheung CM, et al. Non-ICGA treatment criteria for suboptimal anti-VEGF response for polypoidal

choroidal vasculopathy; APOIS PCV workgroup report 2. *Ophthalmol Retina*, 2021,5(10):945-953.

[25] Ruamviboonsuk P, Lai TYY, Chen SJ, et al. Polypoidal choroidal vasculopathy: updates on risk factors, diagnosis, and treatments. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2023,12(2):184-195.

[26] Xu ZY, Wang WS, Yang JY, et al. Automated diagnoses of age-related macular degeneration and polypoidal choroidal vasculopathy using bi-modal deep convolutional neural networks. 2021,105(4):561-566.

[27] Chou YB, Hsu CH, Chen WS, et al. Deep learning and ensemble stacking technique for differentiating polypoidal choroidal vasculopathy from neovascular age-related macular degeneration. *Sci Rep*, 2021, 11(1):7130.

[28] E H, He J, Hu T, et al. KFWC: A Knowledge-Driven Deep Learning Model for Fine-grained Classification of Wet-AMD. *Comput Methods Programs Biomed*, 2023, 229: 107312.

[29] Ogura Y, Jaffe GJ, Cheung CMG, et al. Efficacy and safety of brolicizumab versus aflibercept in eyes with polypoidal choroidal vasculopathy in Japanese participants of HAWK. *Br J Ophthalmol*, 2022, 106(7):994-999.

[30] Selvam A, Shah S, Singh SR, et al. Longitudinal changes in pigment epithelial detachment composition indices (PEDCI): new biomarkers in neovascular age-related macular degeneration. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2024, 262(5): 1489-1498.

[31] Shu YY, Ye FX, Liu HY, et al. Predictive value of pigment epithelial detachment markers for visual acuity outcomes in neovascular age-related macular degeneration. *BMC Ophthalmol*, 2023,23(1):83.

[32] Jiménez-Santos M, Saenz-Francés F, Calvo-González C, et al. Subfoveal choroidal thickness as a potential predictor of treatment response after intravitreal ranibizumab injections for polypoidal choroidal vasculopathy. *Can J Ophthalmol*, 2023,58(2):82-89.

[33] Xu YP, Yan K, Kim J, et al. Dual-stage deep learning framework for pigment epithelium detachment segmentation in polypoidal choroidal vasculopathy. *Biomed Opt Express*, 2017,8(9):4061-4076.

[34] Loo J, Teo KYC, Vyas CH, et al. Joint multimodal deep learning-based automatic segmentation of indocyanine green angiography and OCT images for assessment of polypoidal choroidal vasculopathy biomarkers. *Ophthalmol Sci*, 2023,3(3):100292.

[35] Kim N, Kang B, Cho Y. Split-GCN: effective interactive annotation for segmentation of disconnected instance. *IEEE Trans Pattern Anal MachIntell*, 2023,45(7):9256-9263.

[36] Gigon A, Iskandar A, Eandi CM, et al. Fluid dynamics between

injections in incomplete anti-VEGF responders within neovascular age-related macular degeneration: a prospective observational study. *Int J Retina Vitreous*, 2022,8(1):19.

[37] Mantel I, Mosinska A, Bergin C, et al. Automated quantification of pathological fluids in neovascular age-related macular degeneration, and its repeatability using deep learning. *Transl Vis Sci Technol*, 2021, 10(4):17.

[38] Lee H, Jang M, Kim HC, et al. Association of imaging factors derived from convolutional neural network with visual outcomes in age-related macular degeneration and polypoidal choroidal vasculopathy. *Sci Rep*, 2019,9(1):19857.

[39] Lee H, Kang KE, Chung H, et al. Automated segmentation of lesions including subretinal hyperreflective material in neovascular age-related macular degeneration. *Am J Ophthalmol*, 2018,191:64-75.

[40] Zhang WF, Gu XW, Li B, et al. Exploring and identifying the imaging biomarkers for predicting anti-VEGF treatment response in polypoidal choroidal vasculopathy: a prospective multicenter study. *Ann Med*, 2024,56(1):2393273.

[41] Iwase T, Baba T, Saito Y, et al. Surgical outcomes of vitrectomy for breakthrough vitreous hemorrhage in eyes with exudative age-related macular degeneration. *Int Ophthalmol*, 2021,41(5):1835-1844.

[42] Cheng S, Zhao X, Zhao Q, et al. Development and validation of optical coherencetomography (OCT) and OCT angiography prediction model for short-term vitreous haemorrhage secondary to polypoidal choroidal vasculopathy. *Br J Ophthalmol*, 2024;bjo-2024-325246.

[43] Jin E, Bai Y, Huang L, et al. Evidence of a novel gene HERPUD1 in polypoidal choroidal vasculopathy. *Int J Clin Exp Pathol*, 2015, 8(11):13928-13944.

[44] Alagappan LP, Koh JEW, Jahmunah V, et al. Development of an automated system for the detection of genotype in polypoidal choroidal vasculopathy using retinal image phenotype. *Comput Methods Programs Biomed*, 2020,192:105460.

[45] 袁路, 杨卫华, 陆斌. 人工智能技术在视网膜母细胞瘤中的应用现状. *国际眼科杂志*, 2024,24(5):758-761.

[46] 周煜, 曾庆延. 人工智能在圆锥角膜中的应用研究进展. *国际眼科杂志*, 2024,24(7):1078-1083.

[47] Tang ZQ, Wang X, Ran AR, et al. Deep learning-based image quality assessment for optical coherence tomography macular scans: a multicentre study. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(11):1555-1563.

[48] 杨卫华, 邵毅, 许言午, 等. 眼科人工智能临床研究评价指南 (2023). *国际眼科杂志*, 2023,23(7):1064-1071.