

引文格式:《人工智能在 OCTA 图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南(2024)》专家组,国际转化医学会眼科专业委员会,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会. 人工智能在 OCTA 图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南(2024)[J]. 眼科新进展,2024,44(5):337-345. doi:10.13389/j.cnki.rao.2024.0066

【述评】

## 人工智能在 OCTA 图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南(2024)<sup>△</sup>

《人工智能在 OCTA 图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南(2024)》专家组  
国际转化医学会眼科专业委员会  
中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会



通信作者:邵毅(ORCID: 0000-0003-1571-2433),男,1982年10月出生,江西上饶人,医学博士,主任医师,欧洲自然科学院院士,井冈学者,国际转化医学会眼科专业委员会主任委员,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会主任委员,博士生/博士后导师。研究方向:角膜病与眼科影像。E-mail: freebee99@163.com



通信作者:陈新建(ORCID: 0000-0002-5851-6849),男,1979年3月出生,江西赣州人,二级教授,国家优秀/国家高层次人才计划入选者,博士生/博士后导师,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会副主任委员。研究方向:眼科人工智能。E-mail: xjchen@suda.edu.cn



通信作者:杨卫华(ORCID: 0000-0002-7629-0193),男,1978年11月出生,江苏泰州人,医学博士,主任医师,硕士生导师,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会副主任委员兼秘书长,国际转化医学会眼科专业委员会副主任委员。研究方向:智能眼科、眼科影像学。E-mail: benben0606@139.com

收稿日期:2024-01-17

修回日期:2024-03-16

本文编辑:付中静,刘雪立

△基金项目:国家自然科学基金(编号:82160195);江西省双千计划科技创新高端领军人才项目(编号:jxsq2023201036);江西省重大(重点)研发专项计划(编号:20223BBH80014)

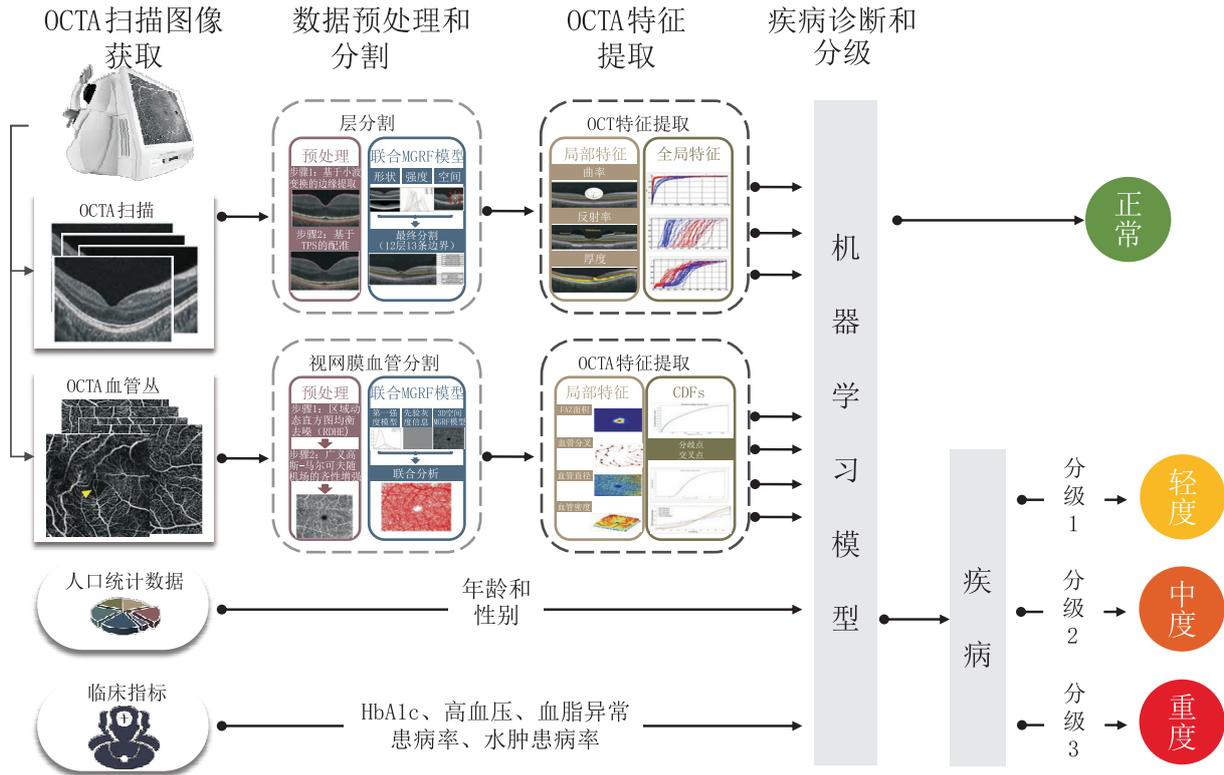
注:本指南的国际实践指南注册号为 PREPARE-2023CN663 (<http://www.guidelines-redistry.cn/>)。

**【摘要】** 光学相干断层扫描血管成像(OCTA)是一种无创成像技术,可提供三维、信息丰富的血管图像。大量研究表明,OCTA技术在影像生物标志物量化、诊断和监测方面具有独特的优势,因此在实验及临床研究中得到了迅速的应用。图像分析工具可快速、准确地量化 OCTA 的血管和病理特征,从而大大提高了 OCTA 成像的价值。近年来,人工智能(AI)已成为最强大的图像分析方法,特别是基于深度学习的图像分析可提供各种情况下的精确测量,包括不同的疾病和眼部区域。在此,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会和国际转化医学会眼科专业委员会组织专家总结了国内外 AI 在 OCTA 图像分析和疾病诊断中的应用,其中包括脉络膜新生血管等病变的准确检测、视网膜灌注的精确量化以及可靠的疾病诊断,并分析目前面临的挑战和发展方向,经过多轮讨论和修改,形成了 AI 在 OCTA 图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南,该指南旨在为临床提供新的见解和参考。

**【关键词】** 光学相干断层扫描血管成像;人工智能;图像分析;疾病诊断

**【中图分类号】** R770.4

光学相干断层扫描血管成像(OCTA)是 OCT 的功能扩展,具有与 OCT 相同的基本特征,它是非侵入性、三维(3D)、微米级分辨率的眼科成像技术。从临床角度来看,它比视网膜血管造影更安全、更快速,同时也能呈现视网膜和脉络膜血管结构及血流信息,包括新生血管化、缺血和微动脉瘤,这些特征已被证明可以预测疾病进展<sup>[1]</sup>。这种非侵入性和检测亚临床病理变化的能力使 OCTA 非常适合早期诊断及病情监控。尽管最近针对 OCTA 的研究量很多,但该技术仍有很大的改进潜力。虽然一些 OCTA 指标,如血管密度(BVD),可以使用简单的算法临时估计,但如果严格执行操作规范,即使简单的测量也可能不准确。而造成这种情况的一个重要原因是 OCTA 图像中存在伪影<sup>[2]</sup>。同样重要的是,由于测量技术有限,OCTA 可检测的特征可能难以进行简单或快速的手动定量。这个问题对于 OCTA 来说尤其严重,因为 3D、高分辨率数据需要更多的精力来识别和分级。为解决这些问题,必须找到快速有效的方法,以便通过大规模研究验证 OCTA 指标,并使 OCTA 在临床中充分发挥潜力。与此同时,医学成像是从人工智能(AI)引入中受益最多的领域之一,基于 AI 的算法在多种模式(包括 MRI、CT、X 射线)的特征识别和分类方面实现了最先进的性能<sup>[3]</sup>。许多 AI 方法,尤其是深度学习,非常适合对 OCTA 数据进行解释和测量,但需要大量数据来开发,随着临床实践和协作的不断增加,研究人员和临床医生可用的 OCTA 数据量也正在不断增加。我们不仅可以从获取和积累的数据中学习,还可以通过开发可靠且准确的分析工具来充分利用这些数据,通过 AI 可以在 OCTA 数据分析方面实现精准诊断<sup>[4]</sup>(图1)。



HbA1c: 糖化血红蛋白。

图1 AI辅助OCTA图像分析诊断眼底血管性病变系统流程图

基于AI在OCTA图像分析和疾病诊断中的应用尚未形成统一的可遵守的指南,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会和国际转化医学会眼科专业委员会于2023年1月成立《人工智能在OCTA图像分析和眼部疾病诊断中的应用指南(2024)》专家组,组织执笔专家、眼科影像专家认真学习国内外AI在OCTA图像分析及疾病诊断中的应用方面的研究类文献,并结合眼科AI临床研究的实践经验,召开线下和线上会议,针对AI在OCTA图像分析及疾病诊断应用方面进行充分讨论和论证,并分析当前面临的挑战以及未来发展方向,由执笔专家组成员撰写指南初稿,初稿形成后通过电子邮件和微信方式由各位专家独立阅读并提出修改意见,分别提交指南撰写组核心成员,修改意见经过整理并通过微信、电子邮件和线上会议形式进行讨论和归纳,指南在修改期间充分接受参与专家的建议和指导意,最终达成指南终稿。本指南制定过程历时1年余。

### 1 OCTA中的AI

机器学习是AI的一个分支,在机器学习实践中,一般会将会数据分为两个主要数据集,即训练集和测试集。训练集用于优化算法,测试集用于评估模型的性能<sup>[5]</sup>。多年来,人们开发了各种不同的机器学习算法。常见的算法包括支持向量机(SVM)、k-近邻(kNN)、线性回归、朴素贝叶斯和集成学习

等。对于视网膜图像分类,要应用这些算法,一般有两个部分,即数字图像处理和机器学习<sup>[6]</sup>。在数字图像处理部分,用户必须首先执行数字图像处理,并从图像中提取特征或测量值。特征提取和选择完成后,就可以在第二个环节中用于训练机器学习模型。模型训练完成后,必须对其性能进行评估。深度学习是机器学习的一个子集,一般是指使用一种特定的算法——卷积神经网络(CNN),与传统的机器学习算法不同,CNN的输入是图像本身。CNN在图像数据集上接受训练,学习如何进行特征提取和分类,因此,无需手动开发和提取特征。深度学习能够直接从图像数据中学习,从而减轻了手动特征提取的负担,降低了临床使用的复杂性,其缺点之一是具有“黑匣子”性质<sup>[7]</sup>。由于CNN是自动进行特征提取的,相比于传统的机器学习方法,输入到算法中的是定量特征,因此具有很高的可解释性。不同的视网膜疾病会影响血管内的血流,导致血管结构发生变化。OCTA非常适合捕捉这些血管变化。利用数字图像处理技术,可以得出不同类型的血管图,并用于定量特征的开发。常用的OCTA的定量特征包括: BVD、血管口径(BVC)、血管迂曲度(BVT)、血管分型维数(VDF)、血管灌注指数(VPI)、血管性认知功能损害(VCI)、黄斑无血管区(FAZ)面积(FAZA)、黄斑无血管区周长(FAZP)和黄斑无血管区轮廓不规则度(FAZCI)<sup>[7]</sup>(表1)。AI中最强大的技术是以

机器学习为基础的,每个 OCTA 数据量都可以重新采样,生成数百张图像,因此 AI 非常适合利用 OCTA 获取大量详细信息。另外,OCTA 中的许多图像分析任务需要智能算法。OCTA 图像经常包含难以通过

手工算法去除的伪影。此外,我们想要量化的许多病理学本身会产生复杂的信号,这些信号并不总是适合通过手工算法进行分析,这表明利用 AI 进行 OCTA 分析的可行性。

表 1 OCTA 的定量特征汇总

特征	定义	方程
FAZA	视网膜连续毛细血管丛所包围的区域面积,其本身没有任何毛细血管结构	$FAZA = \text{单位像素面积} \times \sum_{i=1,j=1}^n A(i,j)$ , $A(i,j)$ 表示分割的血管区域所占的像素。
FAZP	视网膜连续毛细血管丛所包围的黄斑区域周长	$FAZP = \text{单位像素长度} \times \sum_{i=1,j=1}^n P(i,j)$ , $P(i,j)$ 表示周长图所占的像素。
FAZCI	FAZ 的不规则程度	$FAZCI = \frac{\sum_{i=1,j=1}^n O(i,j)}{\sum_{i=1,j=1}^n R(i,j)}$ , $O(i,j)$ 表示 FAZ 等高线图上的像素, $R(i,j)$ 表示相同面积参考圆的周长。
BVC	血管面积和血管长度之比	$BVC = \frac{\sum_{i=1,j=1}^n B(i,j)}{\sum_{i=1,j=1}^n S(i,j)}$ , $B(i,j)$ 表示血管图中的像素, $S(i,j)$ 表示骨架图中的像素。
VPI	血管周边面积与总图像面积的比率	$VPI = \frac{\sum_{i=1,j=1}^n P(i,j)}{\sum_{i=1,j=1}^n I(i,j)}$ , $P(i,j)$ 表示周长图所占的像素, $I(i,j)$ 表示周长图中所有像素。
BVT	欧式距离 (ED) 和测地距离 (GD) 的比值	$ED = \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2}$ $GD = \int_{t_0}^{t_1} \sqrt{\left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2 + \left(\frac{dy(t)}{dt}\right)^2} dt$ $BVT = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{GD_i}{ED_i}\right)$ ( $x, y$ ) 指血管各点在坐标系中的坐标; ED: 分支血管端点最短的空间距离; GD: 分支血管端点在该血管路径上最短路径的距离; $i$ 为第 $i$ 个分支血管, $n$ 为分支血管总数。
VDF	测量血管网络分支结构的密度和复杂性	$VDF = \frac{\ln N(\varepsilon)}{\ln \frac{1}{\varepsilon}}$ , $N$ 为非空白像素, $\varepsilon$ 为单位像素和区域尺寸的比例。
VCI	由于血管因素引起的不同程度的认知障碍	$VCI = \frac{(\sum_{i=1,j=1}^n P(i,j))^2}{4\pi \sum_{i=1,j=1}^n B(i,j)}$ , $P(i,j)$ 表示周长图所占的像素, $B(i,j)$ 表示血管图中的像素。
BVD	血管所占面积与图像总面积的比值	$BVD = \frac{\sum_{i=1,j=1}^n B(i,j)}{\sum_{i=1,j=1}^n I(i,j)}$ , $B(i,j)$ 表示血管图中的像素, $I(i,j)$ 表示血管图中的所有像素。

注:除非另有说明,  $i, j$  分别代表图像中每个像素的行和列位置。

## 2 AI 在 OCTA 图像分析中的应用

### 2.1 OCTA 伪影去除或抑制

#### 2.1.1 整体运动伪影

微扫视导致的整体运动伪影表现为极具破坏性的亮条纹。它们通常可以通过硬件方法来删除,然而,有些残留的微扫视伪影将仍然存在,信息仍然会从扫描中丢失或被硬件重新扫描所取代<sup>[8]</sup>。OCTA

采集过程中的眼球运动、眨眼和其他运动可能会导致伪影。受影响的扫描显示为高强度(白色)或缺失(黑色)区域,导致信息丢失。Hossbach 等<sup>[9]</sup>训练了一种类似 U-Net 的 CNN 模型,从 OCTA 中提取血管造影信息,在推断时,检测算法根据其周围环境找到异常 OCTA 扫描,然后用经过训练的模型为微扫视影响的 B 扫描生成 OCTA 数据,这证明了深度生成模型可以增强缺失的扫描,增强的区域可以用于 3D

分割或增加诊断值,从而填补丢失的信息。OCTA 协议包含整体运动消除算法,但这些算法通常只是根据单个测试统计数据估计整体运动<sup>[10]</sup>。根据图像信噪比和对比度,一种基于回归的整体运动去除技术能够更彻底地去除 OCTA 反射相关性的整体运动伪影,该算法已被证明可改善多种设备的图像质量<sup>[11]</sup>。

### 2.1.2 阴影伪影

阴影伪影为 OCTA 图像上表现为局部密度降低的阴影区域,阴影伪影对 OCTA 产生数据影响较大,因为在严重的情况下信号衰减可以完全消除反射信号。在这种情况下最好的办法就是检测受伪影影响的区域,以便将它们排除在量化之外。未能从分析中排除阴影伪影会降低 BVD,并可能导致非灌注面积(NPA)的错误检测。虽然无法去除阴影伪影,但仍然可以根据结构 OCT 和 OCTA 数据集中的信号来识别阴影伪影。阴影伪影会不加区别地使结构 OCT 和 OCTA 信号变暗,这种同时发生的现象可以被 AI 算法利用。随机森林是一种围绕决策树构建的机器学习技术,它们已被证明能够准确分割受阴影影响的区域<sup>[12]</sup>。与任何可以手动分割的特征一样,只要有足够的信息,CNN 就可以检测阴影。由于阴影伪影很容易与 NPA 混淆,因此最先进的 NPA 分割也应包括阴影检测。Guo 等<sup>[13]</sup>采用具有类似 U-Net 的 CNN 模型实现 NPA 和阴影分割,该算法可以作为深度学习辅助 OCTA 特征量化的一个工具。

## 2.2 OCTA 特征分析

### 2.2.1 BVD 测量和血管分割

BVD 经常在 OCTA 中测量,这在一定程度上可以归因于测量的简便性,因为 BVD 可以通过阈值提取<sup>[14]</sup>。研究发现,BVD 与多种常见眼部疾病的严重程度相关,包括糖尿病视网膜病变(DR)<sup>[15]</sup>和青光眼<sup>[16]</sup>。从 OCTA 图像中提取 BVD 测量值是一项分割任务,因此适合使用 U-Net 等深度学习方法来解决。CNN 模型已应用于脉络膜血管的分割,这是一项比视网膜更困难的任务,因为脉络膜中较大口径血管的密度很高,并且在更深的组织中信号衰减更强,Liu 等<sup>[17]</sup>研究发现,使用该方法进行的 BVD 测量与手动分割产生的结果一致<sup>[17]</sup>。不同的 U-Net 模型可以消除仪器间 BVD 测量的差异,并更稳健地应对投影伪影造成的干扰。最后,血管分割也可以通过图像增强技术得到改善,因为随着图像质量的提高,血流和背景像素之间的差异会更加明显<sup>[18]</sup>。与大多数 OCTA 测量方法一样,这些方法也是在正视图像上操作的,而正视图像是准确解剖切片分割的必要条件。另一种方法是图像投影网络(image projection network, IPN),它使用 CNN 同时提取特征并进行投影,测试了 IPN 在两个关键的视网膜图像分割问题上的性能:视网膜血管分割和 FAZ 分割,试验结果表明,IPN 是 3D 至 2D 分割网络的有效实现,多模态信息和体积信息的使用使 IPN 的性能优于基线

方法<sup>[19]</sup>。

### 2.2.2 动静脉的区分

全身性疾病和各种视网膜病变可对动脉和静脉产生不同的影响,OCTA 数据中的动静脉差异分析已被证明可以提高视网膜病变的分期。研究表明,OCTA 中的动静脉差异分析具有临床潜力,但 OCTA 数据对血流方向不敏感,仅通过流量大小来判断血管是静脉还是动脉是不可能的<sup>[20]</sup>。相反,OCTA 中的动脉/静脉分类必须考虑解剖学和形态学因素,或补充其他模式(包括结构 OCT)的信息<sup>[21]</sup>。在一项研究中测试了类似 U-Net 的 CNN 模型,能够以 86.75% 的准确度识别动脉和静脉,为了验证该模型的结果,他们将正面 OCTA 图像与彩色眼底照片进行配准<sup>[22]</sup>。使用深度学习网络增强图像作为动脉/静脉识别分析流程中的处理步骤是使用 AI 图像重建来改善量化的一个很好的例子,因为降噪可以提高形态测量的准确性。

### 2.2.3 NPA

BVD 测量通常用来量化整个图像的灌注损失。然而,某些疾病(如 DR)中的灌注损失通常局限于特定区域<sup>[23]</sup>。通过计算 NPA 可以更好地捕获这种灌注损失模式,因此 NPA 对 DR 进展比 BVD 更敏感<sup>[24]</sup>。NPA 被定义为任何高于阈值的病理缺血斑块,并且可以通过计算血管分割后的距离图来自动测量<sup>[24]</sup>。然而,通过深度学习可以获得更好的结果<sup>[25]</sup>。NPA 检测结合了多个软件解决方案,最重要的是它与阴影伪影相似性问题。尽管表面上相似,但 OCT 和 OCTA 数据的智能组合可以区分 NPA 和阴影伪影。研究发现,使用 CNN 在检测 DR 的每个阶段(轻度或中度 DR、重度 DR、无 DR 的糖尿病和健康对照组)时,NPA 检测的准确率至少达到 95%,而且不受图像质量影响<sup>[26]</sup>。与深层血管中的其他量化一样,深部毛细血管丛(DCP)和中间毛细血管丛(ICP)中的 NPA 检测是一个比浅层中更棘手的问题。这是由于投影伪影的存在以及较深层的信号质量通常较低<sup>[26]</sup>。另一个研究结合了类似 U-Net 模型的不同 CNN 网络设计在此任务中表现出了强大的性能,该算法的性能在浅表血管复合体(SVC)中对健康个体性能最强,而在深层血管复合体(DVC)中对严重 DR 患者性能最差(F1 分数分别为  $0.97 \pm 0.03$  和  $0.78 \pm 0.07$ )<sup>[27]</sup>。然而,该网络在更难的任务(病理眼低信号区域的检测)上的表现并未达到同等水平,这表明 CNN 需要更好的伪影去除方法或更多的训练数据重复才能发挥其潜力。

### 2.2.4 脉络膜新生血管形成

OCTA 成像中的另一个重要生物标志物是新生血管形成。视网膜新生血管(RNV)和脉络膜新生血管(CNV)分别是 DR 和年龄相关性黄斑变性(AMD)这两种主要致盲病变的重要进展标志物<sup>[28-29]</sup>。由于解剖结构不同,RNV 通常比 CNV 更容易量化。特别

是通过精确的视网膜层分割,可以根据 RNV 在内界膜上方的位置来识别 RNV<sup>[30]</sup>。由于投影伪影和信号衰减的存在,CNV 的准确量化和识别要困难得多。投影伪影看起来与 CNV 非常相似,因为它们保留了血管特征。此外,投影伪影可能出现在真实 CNV 之上,对任何相关的量化产生不利影响。即使成功消除了投影伪影,CNV 也可以呈现出许多形态和特征,这需要结合临床信息才能识别。这些复杂性意味着即使是智能设计的图像分析程序(例如显著性映射)在某些扫描中也无法表现良好<sup>[30]</sup>。尽管存在这些相同的复杂性,深度学习网络仍可以稳健地执行<sup>[31]</sup>。然而,由于这是一个缺乏大量数据来训练深度学习网络的难题,因此需要智能的模型和输入选择。在一项研究中,使用大量输入目录、输入列表确保网络能够访问正确量化 CNV 所需的上下文信息。为此任务训练了两个专门的网络:一个根据 CNV 病变大小诊断 CNV 的诊断网络,以及专门用于从输入图像中分割血管的血管分割网络。该算法实现了 95% 的特异度和 100% 灵敏度的诊断准确率,并且与手动分割相比,病灶重叠区域的 F1 分数为  $0.93 \pm 0.08$ <sup>[31]</sup>。

### 2.2.5 视网膜液

即使是传统上与血管无关的特征,也能通过加入 OCTA 数据得到改善。由于传统结构 OCT 包含许多视网膜液体分割方法,具有一定的诊断潜力<sup>[32]</sup>。虽然结构 OCT 比 OCTA 更容易识别视网膜液,但视网膜液在 OCTA 检查中仍然具有特征,因为液体区域中不存在血管。那么,OCTA 数据中包含一些用于流体分割的补充信息。研究发现,当输入图像加权(OCTA/结构 OCT)为 20/80 时,相同的类似 U-Net 的模型实现了最佳性能<sup>[33]</sup>。同样的工作也证明了视网膜液体积表示的合理性,因为它澄清了视网膜液体积和投影二维面积可能存在巨大差异的病理情况。Enface 渲染技术还可以利用 OCTA 数据来清楚地识别视网膜液和脉管系统之间的相互作用。

### 2.2.6 其他特征

可以从 OCTA 数据收集许多其他血管测量和生物标志物量化。例如可以量化 FAZA<sup>[34]</sup>;然而,由于健康眼睛的 FAZ 大小变化很大,因此 FAZA 测量作为疾病指标并不是特别敏感。FAZ 形状特征<sup>[35]</sup>或与基线统计数据有时用于提高诊断性能<sup>[34]</sup>。任何此类指标都将通过更准确的 FAZ 分割来改进,这可以通过 CNN 来实现<sup>[19]</sup>。扩张的毛细血管是另一个可以自动检测的特征<sup>[36]</sup>。光感受器损失虽然不是纯粹的血管生物标志物,但也可以使用 OCTA 数据结合 AI 来检测<sup>[37]</sup>。随机森林算法已被用来表征脉络膜毛细血管血症<sup>[38]</sup>。

## 3 AI 在 OCTA 疾病诊断中的应用

### 3.1 AI 在与 OCTA 特征有关疾病中的诊断应用

生物标志物和其他特征的组合可用于计算机辅

助诊断(CAD)系统,以帮助诊断疾病。解决此问题的传统方法包括逻辑回归等技术,但学习模型也可以执行此类诊断。已经开发出利用 OCTA 数据的 CAD 系统来诊断不同严重程度的 DR<sup>[39]</sup>。为此,研究发现使用随机森林模型,以结构 OCT 反射率、曲率和厚度、OCTA 的 BVC 和密度、血管分叉和交叉点的数量以及 FAZ 大小作为输入,该系统实现了受试者工作特征曲线下面积值大于 95%,用于区分 DR 和非 DR 眼,并对已确定为非增生型 DR 的患眼的严重程度进行分级<sup>[39]</sup>。此外,也有研究联合临床指标和 OCTA 特征,采用平衡优化器与支持向量机相结合的特征选择与分类方法实现了优异的伏格特-小柳-原田综合征分类性能<sup>[40]</sup>。还探索了一种结合黄斑 BVD 和神经节细胞/内丛状层厚度的深度学习系统<sup>[41]</sup>。这些测量结果的 AI 学习组合的表现优于单独测量的任何一个。深度学习也被用于 AMD 诊断。研究证实 CNN 可以准确预测将从中期发展为晚期的 AMD 患眼<sup>[42]</sup>。而且,如上所述,由于 CNN 可用于检测 CNV<sup>[31]</sup>,因此,深度学习可用于对 AMD 的新生血管形式进行分类。诸如此类的 CAD 系统的强度取决于用作输入的特征测量值,特征量化的持续改进将使 CAD 系统受益,然而,最终 CAD 系统受制于先前已确定的功能。这意味着他们无法利用这些设计中包含的与功能无关的信息,即使这些排除的信息可能对诊断目的有用。

### 3.2 AI 在与 OCTA 特征无关的疾病中的诊断应用

另一种不同的诊断方法放弃特征量化,并尝试直接从 OCTA 数据检测病理和疾病。部分原因是更容易为流行疾病构建大型数据集,因此这项工作主要集中在一种流行疾病 DR 上。然而,即使是 DR 数据集,对于训练此类分类的网络来说,仍然作用相对较小。因此,研究人员倾向于采用在有限数据环境下提高性能的方法。一种方法是迁移学习,其中为不同任务学习的参数值用于初始化训练参数。研究发现使用这种方法,实现了对健康眼、无视网膜病变的糖尿病眼和 DR 的准确识别(87.27%)<sup>[43]</sup>。另一种方法是集成学习,其中多个网络单独训练执行单个分类任务。然后,集成学习算法会考虑每个网络的输出,以做出最终的复合预测。研究发现使用这种方法,通过训练单独的网络来根据浅层和深层结构 OCT 和 OCTA 数据预测可参考的 DR,诊断准确率达到 90% 或 92%,具体取决于整体预测的执行方式<sup>[44]</sup>。由于某些类别之间的相似性(例如中度和重度非增生型 DR 患眼可能难以区分),最后一项任务比可参考与不可参考分类要困难得多。分类数量较多也意味着训练期间每个标签可用的类别较少。使用 CNN 直接从 OCTA 数据诊断疾病的优点之一是,此类网络可以生成类激活图(CAM),该图可用于可视化网络决策疾病的重要特征。活跃区域通常包含生物标记,因此 CAM 可以作为临床医生验证 AI 预

测的有效手段。CAM 最终可能揭示了可用于疾病诊断的新特征,因此也可以用作生物标志物发现工具。目前 OCTA 诊断视网膜疾病的一个重要障碍是缺乏 OCTA 特定的诊断标准。金标准 DR 诊断是通过眼底彩色照相确定的,它无法获得与 OCTA 相同的微血管信息。这意味着 OCTA 网络确定的某些分期可能会做出合理的预测,而眼底彩色照相根本无法验证这些预测。另外,眼底彩色照相的某些功能在 OCTA 中可能不可用。缓解这些担忧的最佳方法是继续研究新的 OCTA 生物标志物。有了此类生物标志物的全面列表,基于 OCTA 的新诊断标准可以取代对眼底彩色照相特征的依赖。

#### 4 AI 辅助 OCTA 图像分析和疾病诊断面临的挑战

目前基于 OCTA 图像分析的 AI 诊断系统,用于个体视网膜病变的分期以及识别多种眼部疾病。然而,这些经过验证的基于 AI 的诊断工具通常面临一些挑战。首先,眼底图像提供的分辨率和视网膜血管信息有限,限制了其量化中央凹区域附近和不同视网膜层中细微血管扭曲的能力。OCTA 图像通常具有各种复杂的血管结构,同时受到眼球运动、眼睑、眼球干涉等因素的影响,图像质量差异较大,从而会对人工标注产生影响,带来主观判断的标注差异性。因此,使用监督机器学习算法的诊断系统存在定量特征分析性能低下和诊断准确性低的问题。其次,AI 模型的决策依据在临床疾病诊断中也相当重要,提供令人信服的算法可解释性将成为 AI 辅助 OCTA 疾病诊断用于临床应用的关键。此外,使用深度机器学习的系统需要一个大型且有据可查的数据库(从 100 000 到数百万不等)来训练和优化 CNN。即使 AI 系统经过成功训练,来自多个成像中心的不同数据库之间的内在差异也使得提供可靠的准确性指标变得极其困难。同时,对于 OCTA 等新的视网膜成像模式,积累大型多中心数据库以高效部署基于 AI 的诊断工具是相当具有挑战性的。通过使研究人员和临床医生能够访问 OCTA 数据中潜伏的丰富信息,AI 可以帮助 OCTA 成像发挥其潜力。然而,我们必须等待许多 OCTA 技术在临床试验中的验证。同样,由于 OCTA 数据分析的复杂性,这些试验几乎肯定会依赖于某种形式的 AI 分析。

#### 5 结束语

先进的基于 AI 的方法应用于 OCTA 数据可以实现视网膜病理的检测和量化,有助于提高多种视网膜血管疾病诊断的准确性,并能够进一步形成新的诊断标准。OCTA 的非侵入性特点使其成为替代基于造影剂的视网膜血管造影技术的理想选择,尤其是在筛查和监测视网膜疾病方面。然而,OCTA 的应用不应仅限于替代视网膜血管造影的结果,它还

能够包括对视网膜病变的三维量化,例如对新生血管病变的复杂性评估或 3D 中心凹旁 BVD 的测量,这些都能增强视网膜疾病的诊断准确性和预后能力。基于深度学习的分析技术已经在多项任务中证明了其相当于人类评分的能力。尽管大多数经过训练来辅助分析 OCTA 的 AI 神经网络都是在小型数据集上进行训练的,但随着 OCTA 在临床实践中的日益普及以及可用于 OCTA 的 AI 训练数据量的相应增加,基于 AI 的分析技术保持不断改进。随着 OCTA 数据集的扩大和算法的优化,AI 技术有望在视网膜疾病的诊断和治疗中提供新的见解,从而推动眼科诊断技术的进一步发展。

#### 形成指南专家组成员:

##### 执笔专家:

- |     |                       |
|-----|-----------------------|
| 邵毅  | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院         |
| 陈新建 | 苏州大学                  |
| 杨卫华 | 深圳市眼科医院 深圳市眼病防治研究所    |
| 谭钢  | 南华大学附属第一医院            |
| 刘祖国 | 厦门大学眼科研究所             |
| 陈蔚  | 温州医科大学附属眼视光医院         |
| 许言午 | 华南理工大学                |
| 柯碧莲 | 上海交通大学附属仁济医院          |
| 石磊  | 安徽省第二人民医院(安徽省眼科医院)    |
| 黄锦海 | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院         |
| 李世迎 | 厦门大学附属翔安医院            |
| 迟玮  | 中山大学中山眼科中心            |
| 计丹  | 中南大学湘雅医院              |
| 接英  | 首都医科大学附属北京同仁医院        |
| 龚岚  | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院         |
| 胡亮  | 温州医科大学附属眼视光医院         |
| 孙传宾 | 浙江大学医学院附属第二医院         |
| 马健  | 浙江大学医学院附属第二医院         |
| 杨文利 | 首都医科大学附属北京同仁医院        |
| 张慧  | 昆明医科大学第一附属医院          |
| 蔡建奇 | 中国标准化研究院              |
| 邵婷婷 | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院         |
| 彭娟  | 广州医科大学附属第二医院          |
| 赵慧  | 上海交通大学医学院附属第一人民医院     |
| 刘光辉 | 福建中医药大学附属人民医院         |
| 苏兆安 | 浙江大学医学院附属第二医院         |
| 李程  | 厦门大学眼科研究所             |
| 邹文进 | 广西医科大学第一附属医院          |
| 刘映  | 南京中医药大学附属南京市中医院       |
| 王佰亮 | 温州医科大学附属眼视光医院         |
| 李凯军 | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院         |
| 邱坤良 | 汕头大学·香港中文大学联合汕头国际眼科中心 |
| 胡丽丹 | 浙江大学医学院附属儿童医院         |
| 邓志宏 | 中南大学湘雅三医院             |

廖 莹 川北医学院附属医院  
文 丹 中南大学湘雅医院  
黄明海 南宁爱尔眼科医院  
温 鑫 中山大学附属孙逸仙纪念医院  
李中文 温州医科大学附属宁波市眼科医院  
肖 鹏 中山大学中山眼科中心  
石文卿 复旦大学附属金山医院  
唐丽颖 厦门大学附属中山医院  
王 燊 新乡医学院第一附属医院

#### 参与起草的专家(按姓名拼音排列):

陈 序 荷兰马斯特里赫特大学  
戴 琦 温州医科大学附属眼视光医院  
董 贺 大连市第三人民医院  
葛倩敏 南昌大学第一附属医院  
耿志鑫 天津视达佳科技有限公司  
韩 忆 厦门大学眼科研究所  
何 欢 厦门大学附属厦门眼科中心  
何 媛 西安医学院第二附属医院  
贺 佳 济宁医学院  
胡瑾瑜 南昌大学第一附属医院  
胡守龙 首都医科大学附属北京儿童医院  
黄彩虹 厦门大学眼科研究所  
黄晓明 四川眼科医院  
黄永志 四川大学华西医院  
蒋 慧 绵阳万江眼科医院  
李恩辉 浙江省台州医院  
李 娟 陕西省眼科医院  
李 笠 福建省立医院  
李清坚 复旦大学附属华山医院  
李植源 郴州市第一人民医院  
林志荣 厦门大学附属厦门眼科中心  
刘红玲 哈尔滨医科大学第一附属医院  
刘 华 锦州医科大学附属第三医院  
刘盛涛 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院  
刘昭麟 南华大学附属第一医院  
鲁 理 中国科技大学第一附属医院  
陆成伟 吉林大学第一医院  
彭志优 南昌大学第一附属医院  
秦 牧 湘南学院附属医院  
任胜卫 河南省人民医院  
施 策 浙江大学医学院附属第二医院  
苏 婷 武汉大学人民医院  
谭叶辉 南昌大学第一附属医院  
佟莉杨 温州医科大学附属宁波市眼科医院  
王 烽 梅州市人民医院  
王少攀 厦门大学人工智能研究院  
王晓刚 山西省眼科医院  
王晓宇 南昌大学第一附属医院  
王雪林 江西医专第一附属医院  
吴振凯 常德市第一人民医院

夏 蔚 苏州大学附属第一医院  
肖轶尘 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院  
谢仁艺 厦门大学附属厦门眼科中心  
徐向忠 南京医科大学眼科医院  
徐云芳 南昌大学第一附属医院  
杨海军 南昌普瑞眼科医院  
杨启晨 四川大学华西医院  
杨 舒 昆明市第一医院  
杨 阳 岳阳市中心医院  
余 瑶 南昌大学第一附属医院  
张 冰 杭州市儿童医院  
张 青 安徽医科大学第二附属医院  
张艳艳 温州医科大学附属宁波市眼科医院  
郑钦象 温州医科大学附属眼视光医院  
钟 菁 中山大学中山眼科中心  
朱佩文 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院  
朱欣悦 上海交通大学医学院附属第一人民医院  
朱卓婷 墨尔本大学眼科中心

#### 利益冲突:

所有作者均声明不存在利益冲突。本指南的制定未接受任何企业的赞助。

#### 指南声明:

所有参与本指南制定的专家均声明,坚持客观的立场,以专业知识、研究数据和临床经验为依据,经过充分讨论,全体专家一致同意后形成本指南,本指南为中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会及国际转化医学会眼科专业委员会部分专家起草。

#### 免责声明:

本指南的内容仅代表参与制定的专家对本指南的指导意见,供临床医师参考。尽管专家们进行了广泛的意见征询和讨论,但仍有不全面之处。本指南所提供的建议并非强制性意见,与本指南不一致的做法并不意味着错误或不当。临床实践中仍存在诸多问题需要探索,正在进行和未来开展的临床诊疗将提供进一步的证据。随着临床经验的积累和治疗手段的涌现,未来需要对本指南定期修订、更新,为受检者带来更多临床获益。

#### 参考文献

- [1] 王烽,梁栋. 光学相干断层扫描血管成像在神经退行性疾病中的应用进展[J]. 眼科学报,2021,36(10):804-809.  
WANG F, LIANG D. Advances in the application of optical coherence tomography angiography in neurodegenerative disorders[J]. *Eye Sci*, 2021, 36(10):804-809.
- [2] HOLMEN I C, KONDA S M, PAK J W, MCDANIEL K W, BLODI B, STEPIEN K E, et al. Prevalence and severity of artifacts in optical coherence tomographic angiograms [J]. *JAMA Ophthalmol*, 2020, 138(2):119-126.
- [3] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, SETIO A A A, CIOMPI F, GHAFORIAN M, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42:60-88.
- [4] HORMEL T T, HWANG T S, BAILEY S T, WILSON D J, HUANG D, JIA Y. Artificial intelligence in OCT angiography [J]. *Prog Retin Eye Res*, 2021, 85:100965.
- [5] 杨卫华,邵毅,许言午. 眼科人工智能临床研究评价指南(2023)

- [J]. 国际眼科杂志, 2023, 23(7):1064-1071.
- YANG W H, SHAO Y, XU Y W. Guidelines on clinical research evaluation of artificial intelligence in ophthalmology (2023) [J]. *Int Eye Sci*, 2023, 23(7):1064-1071.
- [6] ELADAWI N, ELMOGY M, KHALIFA F, GHAZAL M, GHAZI N, ABOELFETOUH A, et al. Early diabetic retinopathy diagnosis based on local retinal blood vessel analysis in optical coherence tomography angiography (OCTA) images[J]. *Med Phys*, 2018, 45(10):4582-4599.
- [7] 邵毅, 陈蔚, 杨卫华, 谭钢, 迟玮, 陈新建, 等. 人工智能在干眼临床诊断中的应用专家共识(2023) [J]. 眼科新进展, 2023, 43(4):253-259.
- SHAO Y, CHEN W, YANG W H, TAN G, CHI W, CHEN X J, et al. Expert consensus on clinical application of artificial intelligence in Dry Eyes(2023) [J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2023, 43(4):253-259.
- [8] WEI X, HORMEL T T, GUO Y, HWANG T S, JIA Y. High-resolution wide-field OCT angiography with a self-navigation method to correct microsaccades and blinks[J]. *Biomed Opt Express*, 2020, 11(6):3234-3245.
- [9] HOSSBACH J, HUSVOGT L, KRAUS M F, FUJIMOTO J G, MAIER A K. Deep OCT Angiography Image Generation for Motion Artifact Suppression[J]. *Bildverarb Med*, 2020, 2020:248-253.
- [10] MARIAMPILLAI A, LEUNG M K K, JARVI M, STANDISH B A, LEE K, WILSON B C, et al. Optimized speckle variance OCT imaging of microvasculature [J]. *Opt Lett*, 2010, 35(8):1257-1259.
- [11] CAMINO A, ZHANG M, LIU L, WANG J, JIA Y, HUANG D. Enhanced quantification of retinal perfusion by improved discrimination of blood flow from bulk motion signal in OCTA[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2018, 7(6):20.
- [12] CAMINO A, JIA Y, YU J, WANG J, LIU L, HUANG D. Automated detection of shadow artifacts in optical coherence tomography angiography[J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 10(3):1514-1531.
- [13] GUO Y, HORMEL T T, XIONG H, WANG B, CAMINO A, WANG J, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for distinguishing the nonperfusion area from signal reduction artifacts on OCT angiography[J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 10(7):3257-3268.
- [14] AL-SHEIKH M, TEPELUS T C, NAZIKYAN T, SADDA S R. Repeatability of automated vessel density measurements using optical coherence tomography angiography [J]. *Br J Ophthalmol*, 2017, 101(4):449-452.
- [15] 傅尧, 刘大川. 光学相干断层扫描血管成像在糖尿病性视网膜病变临床应用研究进展[J]. 国际眼科杂志, 2021, 21(10):1727-1731.
- FU R, LIU D C. Research progress of clinical application of optical coherence tomography angiography in diabetic retinopathy[J]. *Int Eye Sci*, 2021, 21(10):1727-1731.
- [16] 黄薇, 蒋沁, 曹国凡. 光学相干断层扫描血管成像技术在青光眼诊治中的研究进展[J]. 国际眼科杂志, 2017, 17(4):665-668.
- HUANG W, JIANG Q, CAO G F. Development of optical coherence tomography angiography in the diagnosis and treatment of glaucoma [J]. *Int Eye Sci*, 2017, 17(4):665-668.
- [17] LIU X, BI L, XU Y, FENG D, KIM J, XU X. Robust deep learning method for choroidal vessel segmentation on swept source optical coherence tomography images [J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 10(4):1601-1612.
- [18] GAO M, GUO Y, HORMEL T T, SUN J, HWANG T S, JIA Y. Reconstruction of high-resolution 6 × 6-mm OCT angiograms using deep learning[J]. *Biomed Opt Express*, 2020, 11(7):3585-3600.
- [19] LI M, CHEN Y, JI Z, XIE K, YUAN S, CHEN Q, et al. Image projection network: 3D to 2D image segmentation in OCTA images[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(11):3343-3354.
- [20] CHEN L, ZHANG X, WEN F. Venous beading in two or more quadrants might not be a sensitive grading criterion for severe nonproliferative diabetic retinopathy[J]. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2018, 256(6):1059-1065.
- [21] ALAM M, TOSLAK D, LIM J I, YAO X. Color fundus image guided artery-vein differentiation in optical coherence tomography angiography[J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59(12):4953-4962.
- [22] ALAM M, LE D, SON T, LIM J I, YAO X. AV-Net: deep learning for fully automated artery-vein classification in optical coherence tomography angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2020, 11(9):5249-5257.
- [23] NIKI T, MURAOKA K, SHIMIZU K. Distribution of capillary nonperfusion in early-stage diabetic retinopathy [J]. *Ophthalmology*, 1984, 91(12):1431-1439.
- [24] SCHOTTENHAMML J, MOULT E M, PLONER S, LEE B, NOVAIS E A, COLE E, et al. An automatic, intercapillary area-based algorithm for quantifying diabetes-related capillary dropout using optical coherence tomography angiography [J]. *Retina*, 2016, 36 (Suppl 1):S93-S101.
- [25] NESPER P L, SOETIKNO B T, TREISTER A D, FAWZI A A. Volume-rendered projection-resolved OCT angiography: 3D lesion complexity is associated with therapy response in wet age-related macular degeneration [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59(5):1944-1952.
- [26] GUO Y, HORMEL T T, XIONG H, WANG B, CAMINO A, WANG J, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for distinguishing the nonperfusion area from signal reduction artifacts on OCT angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 10(7):3257-3268.
- [27] WANG J, HORMEL T T, YOU Q, GUO Y, WANG X, CHEN L, et al. Robust non-perfusion area detection in three retinal plexuses using convolutional neural network in OCT angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 11(1):330-345.
- [28] ANTONETTI D A, KLEIN R, GARDNER T W. Diabetic retinopathy [J]. *N Engl J Med*, 2012, 366(13):1227-1239.
- [29] MITCHELL P, LIEW G, GOPINATH B, WONG T Y. Age-related macular degeneration [J]. *Lancet*, 2018, 392(10153):1147-1159.
- [30] LIU L, GAO S S, BAILEY S T, HUANG D, LI D, JIA Y. Automated choroidal neovascularization detection algorithm for optical coherence tomography angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2015, 6(9):3564-3576.
- [31] WANG J, HORMEL T T, GAO L, ZANG P, GUO Y, WANG X, et al. Automated diagnosis and segmentation of choroidal neovascularization in OCT angiography using deep learning [J]. *Biomed Opt Express*, 2020, 11(2):927-944.
- [32] GOPINATH K, SIVASWAMY J. Segmentation of retinal cysts from optical coherence tomography volumes via selective enhancement [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23(1):273-282.
- [33] GUO Y, HORMEL T T, XIONG H, WANG J, HWANG T S, JIA Y. Automated segmentation of retinal fluid volumes from structural and angiographic optical coherence tomography using deep learning [J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2):54.
- [34] WANG B, CAMINO A, PI S, GUO Y, WANG J, HUANG D, et al. Three-dimensional structural and angiographic evaluation of foveal ischemia in diabetic retinopathy: method and validation [J]. *Biomed Opt Express*, 2019, 10(7):3522-3532.
- [35] LU Y, SIMONETT J M, WANG J, ZHANG M, HWANG T, HAGAG A M, et al. Evaluation of automatically quantified foveal avascular zone metrics for diagnosis of diabetic retinopathy using optical coherence tomography angiography [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59(6):2212-2221.
- [36] DONGYE C, ZHANG M, HWANG T S, WANG J, GAO S S, LIU L, et al. Automated detection of dilated capillaries on optical coherence tomography angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2017, 8(2):1101-1109.
- [37] WANG J, ZHANG M, HWANG T S, BAILEY S T, HUANG D, WILSON D J, et al. Reflectance-based projection-resolved optical coherence tomography angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2017, 8(3):1536-1548.
- [38] GAO E, SHI F, ZHU W, JIN C, SUN M, CHEN H, et al. Graph search: active appearance model based automated segmentation of retinal layers for optic nerve head centered OCT images [J]. *Med Imaging*, 2017, 10133:101331Q.
- [39] SANDHU H S, ELMOGY M, TAHER SHARAFELDEEN A, ELSHARKAWY M, EL-ADAWY N, ELTANBOLY A, et al. Automated diagnosis of diabetic retinopathy using clinical biomarkers, optical coherence tomography, and optical coherence tomography angiography [J]. *Am J Ophthalmol*, 2020,

- 216;201-206.
- [40] XIAO P, MA K, YE X, WANG G, DUAN Z, HUANG Y, *et al.* Classification of Vogt-Koyanagi-Harada disease using feature selection and classification based on wide-field swept-source optical coherence tomography angiography [J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2023, 11: 1086347.
- [41] PARK K, KIM J, LEE J. Macular vessel density and ganglion cell/inner plexiform layer thickness and their combinational index using artificial intelligence [J]. *J Glaucoma*, 2018, 27(9): 750-760.
- [42] RUSSAKOFF D B, LAMIN A, OAKLEY J D, DUBIS A M, SIVAPRASAD S. Deep learning for prediction of AMD progression; a pilot study [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2019, 60(2): 712-722.
- [43] LE D, ALAM M, YAO C K, LIM J I, HSIEH Y T, CHAN R V P, *et al.* Transfer learning for automated OCTA detection of diabetic retinopathy [J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 35.
- [44] HEISLER M, KARST S, LO J, MAMMO Z, YU T, WARNER S, *et al.* Ensemble deep learning for diabetic retinopathy detection using optical coherence tomography angiography [J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 20.

## Guidelines for the application of artificial intelligence in optical coherence tomography angiography image analysis and ocular disease diagnosis (2024)

Expert Workgroup of Guidelines for Application of Artificial Intelligence in OCTA Image Analysis and Ocular Disease Diagnosis (2024), Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association, Ophthalmology Committee of International Association of Translational Medicine

**Corresponding author:** SHAO Yi, E-mail: freebee99@163.com; CHEN Xinjian, E-mail: xjchen@suda.edu.cn; YANG Weihua, E-mail: benben0606@139.com

**[Abstract]** Optical coherence tomography angiography (OCTA) is a non-invasive imaging technique that provides three-dimensional, informative vascular images. Numerous studies have shown that OCTA technology has unique advantages in biomarker quantification, diagnosis and monitoring, and has therefore been rapidly applied in experiments and clinical studies. Image analysis tools can quickly and accurately quantify vascular and pathological features, greatly improving the value of OCTA imaging. In recent years, artificial intelligence (AI) has become the most powerful image analysis method, especially deep learning-based image analysis, which can provide accurate measurements in various situations, including different diseases and eye regions. The Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association and the Ophthalmology Committee of International Association of Translational Medicine designated experts to summarize the application of AI in OCTA image analysis and disease diagnosis at home and abroad, including accurate detection of choroidal neovascularization and other lesions, accurate quantification of retinal perfusion, and reliable disease diagnosis. They also analyzed the current challenges and development directions. After multiple rounds of discussion and revisions, they drafted the guidelines for the application of AI in OCTA image analysis and ocular disease diagnosis, aiming to provide new insights and references for clinical practice.

**[Key words]** optical coherence tomography angiography; artificial intelligence; image analysis; disease diagnosis