

· 综 述 ·

人工智能在眼科光相干断层扫描图像中的应用

段恺睿 综述 张弘 审校

哈尔滨医科大学附属第一医院眼科医院 150001

通信作者:张弘, Email:13804505456@163.com

【摘要】 人工智能(AI)作为计算机科学的前沿研究领域,在医学领域已有广泛的应用。眼科诊疗过程中产生大量影像学资料,而 AI 在图像识别方面具有极大优势,将 AI 应用于眼科影像已逐渐成为眼科领域的研究热点。目前,已有大量研究报道 AI 技术成功应用于眼科疾病的诊断、分型、分期、治疗途径和治疗效果随访跟踪,如闭角型青光眼、年龄相关性黄斑变性和糖尿病视网膜病变等。此外,近年来有越来越多的研究发现将 AI 技术应用于光相干断层扫描(OCT)和光相干断层扫描血管成像(OCTA)图像识别、判读,进而诊断眼科疾病,同样具有较高的特异性和准确性。本文就目前 AI 结合 OCT 和 OCTA 图像在眼前节疾病、眼底疾病等眼部疾病中的临床应用作一综述。

【关键词】 人工智能;深度学习;光相干断层扫描;年龄相关性黄斑变性;糖尿病视网膜病变;青光眼

基金项目: 国家自然科学基金项目(81970776、81671844);黑龙江省医学科学院 2017—2018 年度科研转化专项基金项目(CR201809)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20191231-00566

Application of artificial intelligence in ophthalmic optical coherence tomography

Duan Kairui, Zhang Hong

Eye Hospital, The First Affiliated Hospital of Harbin Medical University, Harbin 150001, China

Corresponding author: Zhang Hong, Email:13804505456@163.com

【Abstract】 Artificial intelligence (AI) has become the forefront of research in computer science, which has been widely used in the medical field. Ophthalmology is a discipline highly dependent on imaging inspection. AI has great advantages in image recognition. The combination of the two has gradually become a research focus in ophthalmology. Recent research results have promoted the development of the diagnosis, classification, staging, treatment approach and follow-up of treatment effects of ophthalmic diseases, such as angle-closure glaucoma, age-related macular degeneration and diabetic retinopathy. In recent years, the rapid development of optical coherence tomography (OCT) and optical coherence tomography angiography (OCTA) has become an indispensable part of the ophthalmic auxiliary examination. More and more researchers have applied deep learning technology in AI to identify and interpret OCT and OCTA images to diagnose eye diseases. Some researchers have applied AI to OCTA to improve the quality of images. AI shows excellent specificity and accuracy in interpretation and diagnosis for disease through images which can even be comparable to human experts. This article mainly outlines the concept and characteristics of AI as well as the current application of AI combined with OCT and OCTA images in eye diseases.

【Key words】 Artificial intelligence; Deep learning; Tomography, optical coherence; Age-related macular degeneration; Diabetic retinopathy; Glaucoma

Fund program: National Natural Science Foundation of China (81970776, 81671844); 2017–2018 Special Fund for Scientific Research Transformation of Heilongjiang Academy of Medical Sciences (CR201809)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20191231-00566

随着眼科的发展,大部分眼科疾病的诊疗越来越依赖影像学检查,同时产生了大量的眼科检查图像。人工智能(artificial intelligence, AI)在图像识别方面具有极大优势,因此,将 AI 应用于眼科图像的识别以进一步提高眼科疾病的诊疗效率,近年来逐渐成为眼科领域的研究热点。有研究发现将 AI 应用于光

相干断层扫描(optical coherence tomography, OCT)和光相干断层扫描血管成像(optical coherence tomography angiography, OCTA)图像的识别、判读,进而诊断眼科疾病,具有较高的特异性和准确性。因此,将 AI 应用于眼科 OCT 和 OCTA 图像中的研究具有重要的临床意义。本文对目前 AI 结合 OCT 和 OCTA

图像在眼前节疾病、眼底疾病等眼部疾病中的临床应用研究进展进行综述。

1 AI 在医学领域应用的基础

AI 是计算机科学的一个分支,其可以模仿人类或类人类大脑的功能来完成任务,包括识别语音、识别图像和解决问题^[1-2]。大量医疗数据的产生以及医疗设备和数字记录系统的日益增多,驱动了 AI 在医学领域的发展。深度学习(deep learning, DL)作为 AI 的一个分支,其概念在 2006 年首次由 Hinton 等^[3]提出,与传统技术相比,DL 在许多领域,包括自然语言处理、计算机视觉和语音识别,都显示出更高的准确性^[4],因此也使 AI 在医学领域有更好的应用前景。

目前,医疗领域已被认为是 AI 应用的最佳领域之一,借助其高效、准确的特点,AI 有望解决医疗资源不足、医生培养周期长、医疗质量层次不齐等医疗行业的问题^[5]。医疗数据爆炸式的增长、计算机能力的不断提升以及神经网络算法的革新驱动了 AI 在各行各业的应用^[6]。Lewis-Kraus^[7]强调 AI 取得的巨大进步,并提出了使用机器学习算法的计算机将很快取代影像科医生的前景。2016 年, Hinton 表示 5 年后 DL 的成果会比影像科医生做得更好^[8]。除此之外,机器学习(machine learning, ML)领域的专家已经取得了显著的成就,比如在斯坦福 ImageNet 挑战赛中,在识别日常生活图片中物体上,计算机视觉的性能令人印象深刻^[9],以及 2016 年谷歌的 AlphaGo AI 机器人击败人类围棋冠军^[10]。基于以上成就,无监督学习的 ML 将快速并广泛地应用于医学图像的识别和诊断^[11]。虽然类似的自我强化学习在围棋、象棋等规则简单的游戏中是可行的,但其在医学影像学中却不容易实现,因为缺乏一套简单的“影像学游戏”规则来进行这种自我强化学习。除非有重大技术突破,否则人类的标注和指导很可能在医学影像 ML 发展的每个阶段都是必需的^[12]。所以影像科医生在 AI 计算机辅助下对图像进行识别与诊断是未来研究的发展方向。

2 OCT 检查的特点

OCT 最早出现于 1991 年,主要用于对眼后节进行成像,在识别与新生血管性或干性年龄相关性黄斑变性(age-related macular degeneration, AMD)相关的视网膜和视网膜下病变方面高度敏感^[13-15]。非接触和非侵入性的眼前节 OCT(anterior segment OCT, AS-OCT)成像技术于 1994 年首次被提出,其可获得高分辨率眼前节横断面图像,并可实现眼前节结构评估以及不同眼前节疾病的诊断和鉴别^[16]。2012 年, Jia 等^[17]引入了 OCTA 技术,以增强 OCT 图像中视网膜和脉络膜血管的可视化。OCTA 可将视网膜和脉络膜血管三维可视化,无需注射任何造影剂,完全以非侵入性方式进行检测,且与形态学检测数据匹配良好。因此, OCTA 能够同时评估视网膜或脉络膜的结构和功能特征,可用于检测 AMD 中脉络膜新生血管(choroidal neo vascularization, CNV),并确定其相对于视网膜色素上皮和 Bruch 膜的位置,可显示出比荧光素眼底血管造影(fluorescein fundus angiography, FFA)更明显的脉络膜新生血管特征^[18]。由

于 OCT 和 OCTA 检查无创的特点,有效降低了患者检查的风险,并且可以达到与传统 FFA 相近的检查效果,未来可能成为眼科重要的检查手段,所以将 AI 与 OCT 和 OCTA 图像结合在眼部疾病诊断中的应用具有重要的临床意义。

3 AI 结合 OCT 图像在眼部疾病中的临床应用

3.1 眼前节疾病

后弹力层角膜内皮移植术(Descemet membrane endothelial keratoplasty, DMEK)术后早期容易发生内皮植片贴附不良,从而影响患者术后视力恢复。Treder 等^[19]运用基于 DL 的自动分类器对已行 DMEK 患者的 AS-OCT 图像进行检测以判断植片是否完全附着,结果显示该自动分类器判断植片情况的灵敏度和准确性均达到 95% 以上。Hayashi 等^[20]尝试运用 DL 结合 AS-OCT 图像判断 DMEK 术后是否需要重新进行前房注气以改善植片贴附,发现 VGG19 模型在所有模型中的受试者工作特征曲线下面积(area of the ROC curve, AUC)最大,并且灵敏度、特异性均高于 90%,结果表明该自动化分类系统可以在一定程度上辅助眼科医师对内皮植片情况进行综合分析,决定患者是否需要重新进行前房注气,为手术医师观察 DMEK 术后患者的恢复情况提供了帮助。

青光眼是一种进行性的多因素疾病,其特征为视神经损伤和进行性视力丧失,如不及时治疗,可致盲,因此其早期诊断尤为重要。Naithani 等^[21]在该领域进行探索并设计了一种 OCT 自动分类系统,用于区分青光眼与健康眼;该研究将此系统与内嵌于海德堡视网膜断层扫描仪(Heidelberg retina tomograph, HRT)中的检测青光眼损害的自动分类系统进行了比较,基于 OCT 自动分类系统的线性判断分析、人工神经网络和分类回归树产生的 AUC 高于 HRT 中摩尔场回归分析、RB 和 FSM 函数产生的 AUC,因此 OCT 自动分类系统的性能优于 HRT 分类系统。Shigueoka 等^[22]比较了 OCT 和有标准自动视野检查参数的机器学习分类器(machine learning classifier, MLC)区分健康眼和青光眼的能力,并将 MLC 与联合结构-功能指数(combined structure-function index, CSFI)、普通眼科医生和青光眼专家的诊断能力进行比较,结果表明在无青光眼专家参与的情况下,MLC 和 CSFI 可有效地辅助普通眼科医生对青光眼的诊断。闭角型青光眼主要由过度的晶状体膨胀、瞳孔阻滞、周边虹膜增厚及高原虹膜 4 种机制引起,不同致病机制需采用不同的治疗方案,因此明确发病机制对患者治疗来说尤为重要。Niwas 等^[23]设计了一种基于 AS-OCT 图像对不同闭角型青光眼发病机制进行分类的全自动方法,通过留一交叉验证法和十折交叉验证法对该方法进行了验证后,该方法的总体准确率分别为 89.2% 和 85.12%,将 AI 与 AS-OCT 相结合可以对眼前节结构的变化做出较为准确的判断,辅助医师对患者的发病机制进行判断,并采取相应的治疗方法,改善青光眼患者预后。

3.2 眼底疾病

3.2.1 AMD OCT 是一种分辨率高、成像快的、非侵入性和非接触性检查,并且对与 AMD 相关的视网膜病变高度敏感,近年来已成为诊断 AMD 的重要检查之一,因此,将 AI 与 OCT 检查

结合后用于诊断 AMD 可以进一步提高筛查的效率,具有重要的临床意义。Kermany 等^[24]构建了拥有 108 312 张黄斑 OCT 图像的多中心数据库,让模型运用迁移学习算法自动学习 OCT 图像,该模型在筛查糖尿病黄斑水肿和 AMD 的敏感性和特异性、准确率均在 95% 以上。表明 AI 通过迁移学习能够有效辅助医生对眼底疾病的诊断,尤其是对 AMD 进行诊断,并且进一步提高了模型学习的效率,开启了 AI 在眼科 OCT 图像中应用的新思路。De Fauw 等^[25]提出了一个分析临床三维 OCT 扫描图像的新型框架,通过对图像的分割及转化,将 OCT 原始图像转化为组织分割图,再对 DL 网络进行训练,发现该网络对包括 AMD 在内的视网膜疾病的诊断与临床专家水准相当。尽管该研究仅专注于眼科三维 OCT 图像,但在未来可以将该研究中的框架应用到更广泛的眼科图像中,为 AI 在眼科图像中的进一步应用开启新的研究方向。

新生血管性 AMD 表现为脉络膜毛细血管在黄斑部突破 Bruch 膜进入视网膜色素上皮层下或视网膜神经上皮层下形成 CNV,易发生渗漏或出血,损害患者视力,甚至致盲。龚雁等^[26]运用基于弱监督的 DL(仅依赖整张图像的标签结果进行训练),应用微调后的 ResNeT-101 深度模型对眼科 OCT 图像的湿性 AMD 病灶区域进行检测,诊断准确率为 94.9%,优于经典 CNN AlexNet 的 85.3%、VGG 的 88.7% 和 Google-Net 的 89.2%。并且 ResNeT-101 深度模型可以生成和分析病灶热力图,会对判定的患病图像自动根据病灶区域生成一个包含病灶热力图的边框,进一步协助医生快速定位病灶相应位置。可见目前 AI 在 OCT 图像的应用不仅能够进行疾病诊断,还能够检测出病灶区域,提供相应的诊断依据,这可能是未来 AI 在 OCT 图像中应用的整体发展趋势。

Schmidt-Erfurth 等^[27]根据中期 AMD 患眼每个月的标准 OCT 图像来诊断 CNV 或地图样萎缩(geographic atrophy, GA),通过 SD-OCT 图像获得了黄斑区各部分自动体积分割的图像,开发并验证了一种基于机器学习的预测模型,该模型通过学习 AMD 是否进展的关键定量特征以及 CNV 和 GA 典型预测标志,评估中期 AMD 转化为晚期 AMD 的风险,其在 CNV 和 GA 诊断上的 AUC 分别为 0.68 和 0.80。通过对图像标志物进行自动分析,AI 系统可实现对 AMD 的进展进行个体化预测,证实了 AI 在 AMD 诊疗中的巨大潜力。

Hwang 等^[28]设计出一种基于 AI 和云的远程医疗交互工具,用于 AMD 的诊断和治疗建议的提出,通过迁移学习和 DL,该 AI 系统对图像的检测准确率普遍高于 90.00%,达到与所在医院 2 位视网膜专科医师的准确率(92.73% 和 91.90%, $P=0.99$),显著优于 2 位医学生的准确率(69.40% 和 68.90%, $P<0.001$)。由此可见,AI 辅助诊断系统有望实现 AMD 疾病筛查工作,而眼科医师将更多地充当监督者的角色,共同完成对图像的诊断。

3.2.2 黄斑水肿 临床上黄斑水肿的主要类型有浆液性视网膜脱离(serous retinal detachment, SRD)、弥漫性视网膜增厚(diffuse retinal thickening, DRT)和黄斑囊样水肿(cystoid macular edema, CME)。准确识别和描述黄斑水肿特征有助于诊断、确

定疾病的严重程度,从而能够对患者进行精确诊断和合理治疗。Jemshi 等^[29]用来自杜克大学眼科的标准 OCT 图像,使用支持向量机分类器自动区分正常眼底图像与黄斑水肿图像,准确率为 99.4 975%,灵敏度为 100%,特异度为 99%。Samagaio 等^[30]提出了一种结合 OCT 图像对 3 种类型的黄斑水肿进行鉴别的全新自动识别系统,该研究采用多层图像阈值方法鉴别 SRD 和 CME,并采用一种利用强度、纹理和基于临床的信息来识别 DRT 的复杂区域外观,结果显示该系统对 OCT 图像中 3 种不同类型黄斑水肿实现了准确识别,即使 3 种黄斑水肿类型同时存在也能够正确识别,进一步体现了 AI 区分复杂 OCT 图像的能力。

近年来高分辨率的黄斑区 OCT 图像提供了视网膜的详细解剖数据,被广泛应用于临床医生判断抗 VEGF 治疗适应证和抗 VEGF 治疗的随访。Prahs 等^[31]收集了 183 402 张视网膜 OCT B 型扫描图像,参考 OCT 图像与医院玻璃体内药物注射记录,将进行 OCT 扫描后 21 d 内行玻璃体内注射患者的 OCT 图像分配至注射组,将相同数量的无玻璃体内注射患者的 OCT 图像分配至未注射组,对图像进行预处理,并对 google integration 深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)进行训练。经过训练的 DCNN 对验证数据集中的图像识别的预测准确率达到 95.5%。对于验证数据集中的单个视网膜 OCT B 型扫描图像,DCNN 的灵敏度和特异性分别达到了 90.1% 和 96.2%。经过训练的 DCNN 可以在临床决策中为医生提供帮助,但也要注意的,不能将 DCNN 的识别结果直接当作治疗建议,应确保由医师进行最终的全面评估。

3.2.3 糖尿病视网膜病变 Sandhu 等^[32]对 80 例接受常规筛查和定期随访的 2 型糖尿病患者进行了单中心横断面研究,使用 OCT 图像来确定计算机辅助诊断系统对非增生性糖尿病视网膜病变(non-proliferative diabetic retinopathy, NPDR)诊断和分级的可行性和准确性;结果显示,在对 40 例独立测试集患者进行测试时,系统区分正常和 NPDR 受试者的准确率为 92.5%,区分亚临床和轻度/中度 NPDR 受试者的准确率为 95.0%,表明结合 OCT、OCTA、临床和人口统计学数据进行 NPDR 自动诊断可行且准确度高。将容易收集的临床数据与影像学数据相结合,增强了计算机辅助诊断的能力,可被视为现有 ML 和 DL 系统的补充。随着 OCT 检查的普及,未来这些方法有可能应用于 DR 的筛查。

以上研究表明,AI 结合 OCT 图像已在眼底疾病的诊断、分型以及治疗预后中得到广泛应用,未来的研究潜力巨大。

4 AI 结合 OCTA 图像在眼底疾病中的临床应用

AI 结合眼科 OCTA 图像,可用于眼底血管类疾病的智能诊断。Nagasato 等^[33]使用 DL 方法自动检测 OCTA 图像中由视网膜静脉阻塞(retinal vein occlusion, RVO)引起的非灌注区;研究纳入 322 张 OCTA 图像,包括正常及 RVO(包括分支 RVO 和中央 RVO)图像,训练使用 DCNN 算法构建 DL 模型,结果显示该模型对 OCTA 图像中非灌注区的检测具有较高的准确性,在临床实践和视网膜疾病筛查中有一定的意义。此外,Guo 等^[34]还

将 MEDnet 神经网络用于自动检测 OCTA 图像中的无血管区域,在不同阶段 DR 受试者以及健康受试者的黄斑中央凹中均有效检测到无血管区域。

Lauermann 等^[35]使用 DL 算法对 OCTA 图像质量进行自动评估,由 1 位经验丰富的 OCTA 阅片员对 200 张随机选择的中央 3 mm×3 mm 浅血管丛层面的黄斑 OCT 图像进行了回顾性评价,并根据运动伪影评分和分割精度评分将 200 张图像分为图像质量合格组(100 张)和图像质量不足组(100 张),每组使用其中 80 张,共 160 张对模型进行训练,并用余下 40 张图像进行测试,发现该模型对 90% 的图像进行了准确的分类,敏感度为 90.0%,特异度为 90.0%,准确率为 90.0%,图像质量不足组和图像质量合格组变异系数分别为 $(0.96 \pm 1.9)\%$ 和 $(1.14 \pm 1.6)\%$ 。Guo 等^[36]进一步开发了一个用于区分 OCTA 中的非灌注区和信号减少伪影的卷积神经网络,发现该网络在不同严重程度 DR 患者中和扫描质量范围内实现了对非灌注区高特异性和敏感性的检测。由此可见,AI 不仅能够判读图像,还能评价和有效提高图像质量,从而进一步提高 OCTA 的应用价值。Told 等^[37]应用新型 DL 辅助模型对 24 眼初治型新生血管性 AMD 的 OCTA、FFA 和吲哚菁绿血管造影(indocyanine green angiography, ICGA)图像中血管进行分割,使用血管注释和连接来估计缩放、平移和旋转的方式训练基于 U-Net 和 R-CNN 的模型,发现采用 DL 辅助方法进行图像配准后, OCTA 与 FFA 和 ICGA 的面积测量值之间差异无统计学意义。在不久的将来, OCTA 有可能与 FFA 和 ICGA 一样,作为新生血管性 AMD 的一线诊断工具。

OCTA 图像黄斑中心凹微血管系统一直是手动分割的。Prenatašic 等^[38]使用 DL 网络对 6 名健康志愿者的 12 眼 80 张 OCTA 图像黄斑中心凹微血管系统进行自动分割,并与手动分割结果进行比较,结果显示自动分割的最大平均准确度为 0.83,与眼科医师的水平相当。手动分割微血管是一项繁琐的工作,因此拥有可靠的血管自动分割系统后,眼科医师可以将更多的精力和时间投入到关键的临床工作中。

5 小结

近年来, AI 技术逐渐多样化地应用于眼科 OCT 领域,并取得了许多新的研究进展,包括基础算法的革新和更广泛的应用场景,但大多数的研究进展来自于国外团队,如何以我国庞大眼科患病人群和丰富的眼病检查图像资源为基础,运用前沿的 AI 技术,在眼科 OCT 领域作出更多应用的探索,是我国眼科 AI 研究团队所面临的挑战。如何能让已有的眼科 AI 研究成果成功应用于临床,而非仅局限于研究层面,真正通过 AI 为拥有 OCT 检查设备的下级医院赋能,辅助基层眼科医生进行准确和快速诊断,并提高医生的诊疗水平,从而提高眼病的筛查效率,在一定程度上解决我国眼科医疗资源不足和分配不平衡的问题,是我们面临的另一个挑战。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

[1] Rahimy E. Deep learning applications in ophthalmology[J]. Curr Opin

Ophthalmol, 2018, 29(3): 254-260. DOI: 10.1097/ICU.0000000000000470.

- [2] 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.
- [3] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Comput, 2006, 18(7): 1527-1554. DOI: 10.1162/neco.2006.18.7.1527.
- [4] Hinton G, Deng L, Yu D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition; the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal processing magazine, 2012, 29(6): 82-97. DOI: 10.1109/MSP.2012.2205597.
- [5] 袁进, 李萌. 重视我国眼科人工智能发展面临的机遇和挑战[J]. 中华实验眼科杂志, 2019, 37(8): 599-602. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.002.
- [6] Yuan J, Li M. Attach importance to the opportunities and challenges facing the development of ophthalmic artificial intelligence in China[J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2019, 37(8): 599-602. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.002.
- [7] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 24-29. DOI: 10.1038/s41591-018-0316-z.
- [8] Lewis-Kraus G. The great A. I. awakening [N/OL]. The New York Times, 2016-12-14 [2021-05-20]. <https://www.nytimes.com/2016/12/14/magazine/the-great-ai-awakening.html>.
- [9] Mukherjee S. A. I. versus M. D. What happens when diagnosis is automated? [N/OL]. The New Yorker, 2017-03-27 [2021-05-20]. <https://www.newyorker.com/magazine/2017/04/03/ai-versus-md>.
- [10] Russakovsky O, Deng J, Su H, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge [J/OL]. arXiv, 2015: 1409.0575 [2021-05-20]. <https://arxiv.org/abs/1409.0575>.
- [11] Koch C. How the computer beat the Go master [N/OL]. Scientific American, 2016-03-19 [2021-05-20]. <https://www.scientificamerican.com/article/how-the-computer-beat-the-go-master/>.
- [12] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge[J]. Nature, 2017, 550(7676): 354-359. DOI: 10.1038/nature24270.
- [13] Chan S, Siegel EL. Will machine learning end the viability of radiology as a thriving medical specialty? [J/OL]. Br J Radiol, 2019, 92(1094): 20180416 [2021-05-20]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30325645>. DOI: 10.1259/bjr.20180416.
- [14] Doors M, Berendschot TT, de Brabander J, et al. Value of optical coherence tomography for anterior segment surgery [J]. J Cataract Refract Surg, 2010, 36(7): 1213-1229. DOI: 10.1016/j.jcrs.2010.05.002.
- [15] Huang D, Swanson EA, Lin CP, et al. Optical coherence tomography [J]. Science, 1991, 254(5035): 1178-1181. DOI: 10.1126/science.1957169.
- [16] Drexler W, Fujimoto JG. State-of-the-art retinal optical coherence tomography[J]. Prog Retin Eye Res, 2008, 27(1): 45-88. DOI: 10.1016/j.preteyeres.2007.07.005.
- [17] Izatt JA, Hee MR, Swanson EA, et al. Micrometer-scale resolution imaging of the anterior eye *in vivo* with optical coherence tomography [J]. Arch Ophthalmol, 1994, 112(12): 1584-1589. DOI: 10.1001/archophth.1994.01090240090031.
- [18] Jia Y, Tan O, Tokayer J, et al. Split-spectrum amplitude-decorrelation angiography with optical coherence tomography [J]. Opt Express, 2012, 20(4): 4710-4725. DOI: 10.1364/OE.20.004710.
- [19] Lupidi M, Cerquaglia A, Chhablani J, et al. Optical coherence tomography angiography in age-related macular degeneration; the game changer [J]. Eur J Ophthalmol, 2018, 28(4): 349-357. DOI: 10.1177/1120672118766807.
- [20] Treder M, Lauermann JL, Alnawaiseh M, et al. Using deep learning in automated detection of graft detachment in descemet membrane endothelial keratoplasty: a pilot study [J]. Cornea, 2019, 38(2): 157-161. DOI: 10.1097/ICO.0000000000001776.



- [20] Hayashi T, Tabuchi H, Masumoto H, et al. A deep learning approach in rebubbling after Descemet's membrane endothelial keratoplasty [J]. *Eye Contact Lens*, 2020, 46 (2) : 121–126. DOI: 10. 1097/ICL. 0000000000000634.
- [21] Naithani P, Sihota R, Sony P, et al. Evaluation of optical coherence tomography and heidelberg retinal tomography parameters in detecting early and moderate glaucoma [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2007, 48 (7) : 3138–3145. DOI: 10. 1167/iov. 06-1407.
- [22] Shigueoka LS, Vasconcellos J, Schimith RB, et al. Automated algorithms combining structure and function outperform general ophthalmologists in diagnosing glaucoma [J/OL]. *PLoS One*, 2018, 13 (12) : e0207784 [2021-05-26]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30517157>. DOI: 10. 1371/journal.pone. 0207784.
- [23] Niwas SI, Lin W, Bai X, et al. Automated anterior segment OCT image analysis for angle closure glaucoma mechanisms classification [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2016, 130 : 65–75. DOI: 10. 1016/j.cmpb. 2016. 03. 018.
- [24] Kermany DS, Goldbaum M, Cai W, et al. Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning [J]. *Cell*, 2018, 172 (5) : 1122–1131. DOI: 10. 1016/j.cell. 2018. 02. 010.
- [25] De Fauw J, Ledsam JR, Romera-Paredes B, et al. Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease [J]. *Nat Med*, 2018, 24 (9) : 1342–1350. DOI: 10. 1038/s41591-018-0107-6.
- [26] 龚雁, 顾在旺, 胡衍, 等. 基于深度学习 OCT 辅助诊断湿性年龄相关性黄斑变性算法的应用 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2019, 37 (8) : 658–662. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2019. 08. 014.
- Gong Y, Gu ZW, Hu Y, et al. The application value of deep learning OCT on wet age-related macular degeneration assisted diagnosis [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2019, 37 (8) : 658–662. DOI: 10. 3760/cma. j. issn. 2095-0160. 2019. 08. 014.
- [27] Schmidt-Erfurth U, Waldstein SM, Klmscha S, et al. Prediction of individual disease conversion in early AMD using artificial intelligence [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59 (8) : 3199–3208. DOI: 10. 1167/iov. 18-24106.
- [28] Hwang DK, Hsu CC, Chang KJ, et al. Artificial intelligence-based decision-making for age-related macular degeneration [J]. *Theranostics*, 2019, 9 (1) : 232–245. DOI: 10. 7150/thno. 28447.
- [29] Jemshi KM, Gopi VP, Issac Niwas S. Development of an efficient algorithm for the detection of macular edema from optical coherence tomography images [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2018, 13 (9) : 1369–1377. DOI: 10. 1007/s11548-018-1795-6.
- [30] Samagaio G, Estévez A, Moura J, et al. Automatic macular edema identification and characterization using OCT images [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 163 : 47–63. DOI: 10. 1016/j.cmpb. 2018. 05. 033.
- [31] Prah P, Radeck V, Mayer C, et al. OCT-based deep learning algorithm for the evaluation of treatment indication with anti-vascular endothelial growth factor medications [J]. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2018, 256 (1) : 91–98. DOI: 10. 1007/s00417-017-3839-y.
- [32] Sandhu HS, Eltanboly A, Shalaby A, et al. Automated diagnosis and grading of diabetic retinopathy using optical coherence tomography [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59 (7) : 3155–3160. DOI: 10. 1167/iov. 17-23677.
- [33] Nagasato D, Tabuchi H, Masumoto H, et al. Automated detection of a nonperfusion area caused by retinal vein occlusion in optical coherence tomography angiography images using deep learning [J/OL]. *PLoS One*, 2019, 14 (11) : e0223965 [2021-06-16]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31697697>. DOI: 10. 1371/journal.pone. 0223965.
- [34] Guo Y, Camino A, Wang J, et al. MEDnet, a neural network for automated detection of avascular area in OCT angiography [J]. *Biomed Opt Express*, 2018, 9 (11) : 5147–5158. DOI: 10. 1364/BOE. 9. 005147.
- [35] Lauermaun JL, Treder M, Alnawaiseh M, et al. Automated OCT angiography image quality assessment using a deep learning algorithm [J]. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, 2019, 257 (8) : 1641–1648. DOI: 10. 1007/s00417-019-04338-7.
- [36] Guo Y, Hormel TT, Xiong H, 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. DOI: 10. 1364/BOE. 10. 003257.
- [37] Told R, Reiter GS, Orsolya A, et al. Swept source optical coherence tomography angiography, fluorescein angiography, and indocyanine green angiography comparisons revisited: using a novel deep-learning-assisted approach for image registration [J]. *Retina*, 2020, 40 (10) : 2010–2017. DOI: 10. 1097/IAE. 0000000000002695.
- [38] Prentašić P, Heisler M, Mammo Z, et al. Segmentation of the foveal microvasculature using deep learning networks [J/OL]. *J Biomed Opt*, 2016, 21 (7) : 75008 [2021-06-26]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27401936>. DOI: 10. 1117/1. JBO. 21. 7. 075008.

(收稿日期:2021-07-10 修回日期:2021-08-16)

(本文编辑:张宇 骆世平)

读者·作者·编者

本刊稿件处理流程

本刊实行以同行审稿为基础的三级审理制度(编辑初审、专家外审、编委会终审)稿件评审。编辑部在稿件审理过程中坚持客观、公平、公正的原则,郑重承诺审稿过程中尊重和保护审稿专家、作者及稿件的私密权。专家审理认为不宜刊用的稿件,编辑部将告知作者专家的审理意见,对稿件处理有不同看法的作者有权向编辑部申请复议,但请写出申请理由和意见。

稿件审理过程中作者可通过“中华医学会杂志社远程稿件管理系统”查询稿件的审理结果。作者如需要采用通知或退稿通知可与编辑部联系。编辑部发给作者修改再审的稿件,如 2 个月没有修回,视为作者自行撤稿。编辑部的各种通知将通过 Email 发出,投稿后和稿件审理期间请作者留意自己的电子信箱。作者自收到采用通知之日起,即视为双方建立合约关系,作者如撤稿必须向编辑部申诉理由并征得编辑部同意。一旦稿件进入编排阶段,作者不应提出自撤稿件,在此期间因一稿两投或强行撤稿而给本刊造成不良影响和/或经济损失者,编辑部有权给以公开曝光、通报并实施经济赔偿,作者自行承担一切责任和后果。

根据《中华人民共和国著作权法》的相关条文,本刊编辑可对待发表的来稿按照编辑规范和专业知识进行文字加工、修改和删减,修改后的稿件作者须认真校对核实,修改涉及文章的核心内容时双方应进行沟通并征得作者同意。除了编辑方面的技术加工以外,作者对已经发表论文的全部内容文责自负。稿件编辑流程中编辑退回作者修改的稿件逾期 2 个月不修回者,视作自行撤稿。

(本刊编辑部)

