

引文格式:《人工智能在神经眼科疾病诊断中的应用指南(2023)》专家组,中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会,国际转化医学会眼科专业委员会,中国眼科影像研究专家组.人工智能在神经眼科疾病诊断中的应用指南(2023)[J].眼科新进展,2023,43(12):925-933. doi:10.13389/j.cnki.rao.2023.0185

【述评】

人工智能在神经眼科疾病诊断中的应用指南(2023)[△]

《人工智能在神经眼科疾病诊断中的应用指南(2023)》专家组 中国医药教育协会
眼科影像与智能医疗分会 国际转化医学会眼科专业委员会 中国眼科影像研究专
家组



收稿日期:2023-08-01

修回日期:2023-10-09

本文编辑:盛丽娜,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-2023CN483 (<http://www.guidelines-redistry.cn/>)。

【摘要】 人工智能技术的快速发展推动了医疗保健系统的智能化进程。神经眼科是眼科领域中新兴的分支学科,其常见疾病包括视神经盘病变和眼球运动障碍等。由于机器学习和深度学习等技术的不断提高,人工智能在神经眼科疾病诊断和治疗中的应用日益广泛。本文就人工智能在神经眼科疾病诊断中的应用形成指南,为人工智能在该领域中的进一步研究和应用提供参考。

【关键词】 人工智能;神经眼科;视神经盘病变;眼球运动障碍

【中图分类号】R774

随着计算能力的进步、学习算法和架构的完善以及大数据的普及,人工智能(AI)技术不断发展,为临床医生提供了快速、准确和自动化的诊疗手段,推动了医疗保健系统的“智能化”发展^[1]。机器学习(ML)是一种先进的统计技术,是AI的重要分支,它使用算法对提取的特征数据集进行排序和“学习”,不断训练计算机程序,使其能够不断学习并优化决策。而深度学习(DL)则是ML中的重要高级算法,由称为神经网络的相互连接的算法网络组成,几乎类似于人脑中的神经网络。DL通过使用多层神经网络来处理和学习的多数据、自动识别特征,从而自动建立多级抽象概念和模型^[2]。

近年来, AI 在眼科领域得到了广泛应用, 为眼科疾病诊疗途径的提升改进提供了助力^[3]。神经眼科是一门综合医学学科, 涉及视觉通路疾病和神经系统相关的视觉障碍, 任何兼有神经系统和眼部异常的疾病均属于其研究范围。神经眼科疾病主要包括视觉传入系统疾病与眼球运动传出系统疾病两大类, 前者指视觉通路的各种病变导致的视力下降和(或)视野缺损; 后者主要与眼肌麻痹和复视相关, 其中视神经盘(ONH)病变和眼球运动障碍则是神经眼科中常见的疾病类型。尽管借助 AI 通过眼部检查发现全身或神经系统疾病有良好的前景, 但在神经眼科领域的研究和应用仍然相对滞后^[4], 这种现象归因于以下几点: (1) 神经眼科疾病的低发病率和疾病多样性导致训练 DL 算法所需的数据短缺; (2) 与其他眼科亚专业相比, 神经眼科医生规模相对较小; (3) 在确定诊断所需的“基本事实”的认定上, 神经眼科中心之间存在异质性, 甚至在某些情况下, 由神经内科医师提供最终诊断, 这可能导致随访数据丢失以及用于训练 AI 算法所需的“基本事实”的可靠性降低。然而, AI 在神经眼科学领域的应用也不乏进展。作为 AI 临床应用的新兴领域, 神经眼科疾病如何利用 ML 和 DL 算法实现快速、准确的诊断已经成为热门研究方向之一。然而, 对于 AI 在神经眼科疾病诊断中的应用尚缺乏指南, 因此, 本文对经典机器学习(CML)和 DL 算法在常见神经眼科疾病

诊断中的应用进行总结,将针对 CML 和 DL 在神经眼科疾病,如 ONH 异常和眼球运动障碍中的应用进行探讨,同时概述 AI 在神经眼科中的优势和局限性,以期对神经眼科的进一步发展提供新的视角与思考方向。

1 AI 辅助诊断视神经病变

1.1 ONH 水肿

视网膜的光化学信号转导过程中产生的神经电生理信号沿视觉传导通路传至大脑,视觉传导通路的损伤通常会导致 ONH 出现多种病理性改变。其中,颅内压升高(尤其是颅内占位性病变或静脉窦血栓形成所致)导致的 ONH 水肿十分常见,如果未能及时诊治,不仅可能导致视神经功能障碍和永久性视力丧失,持续的颅内压升高甚至会导致患者死亡。相反,对 ONH 水肿的错误判断可能会导致不必要的、昂贵的、侵入性的检查,因此,对其进行准确的判断至关重要。虽然眼科医生通常能够使用检眼镜识别大多数 ONH 异常,但未经眼科专科培训的卫生保健人员(包括急诊科医生、神经内科医生等),往往因缺乏足够的经验而难以通过检眼镜观察得出准确的判断。相较于传统检眼镜检查,非散瞳眼底照相技术对于病变的探查更为灵敏,不仅有助于提高视神经病变的诊断准确率和改善患者预后^[5-6],还可以输出高质量的 ONH 照片,为 AI 对疾病做出精确诊断提供重要的数据基础^[7]。Akbar 等^[8]使用 CML 从眼底照片中提取了 ONH 特征,使用具有径向基函数内核的支持向量机对其进行处理,从而对 ONH 水肿患者进行诊断和严重程度的分级,该模型诊断和分级的准确度分别达到了 92.9% 和 97.9%。然而,CML 存在一些局限性,例如它需要大量高质量的标记数据进行训练才能确保模型的准确性。此外,由于数据的标注、分类和筛选往往依赖于临床医生的手动处理,需要耗费大量的人工成本。因此,单独使用 CML 的 AI 模型可能无法满足临床工作对精度、实时性等方面的要求,通过结合 DL 等其他技术手段有望进一步完善这些模型。

相较于 CML 算法,DL 具有更高的准确性、泛化能力和自适应性,在大规模数据处理方面更有优势。假性 ONH 水肿是一种常见良性疾病,其临床表现与 ONH 水肿类似,因此临床上对于两者的区分存在一定的困难^[9]。Ahn 等^[10]利用 DL 技术开发了一种 AI 模型,将照片按照正常眼、ONH 水肿及假性 ONH 水肿进行了分类,该模型利用数据扩充技术,并融合卷积神经网络(CNN)及迁移学习方法等技术,在区分 ONH 水肿和假性 ONH 水肿方面准确度达 95.8% 以上,尽管如此,由于缺乏严格的纳入标准及外部验证数据集,其普遍应用仍受到限制。针对这一问题,人工智能脑和视神经研究(Brain and Optic Nerve Study with Artificial Intelligence,BONSAI)联盟与全球多家

眼科中心合作发起了一项大规模研究。Milea 等^[11]构建了一个由 U-Net 分割网络和 DensNet 分类网络组成的深度学习系统(DLS),用于对 ONH 水肿和其他 ONH 异常进行分类。为确保 DLS 的可靠性,他们对来自全球 19 个中心的 14 341 张散瞳眼底照片进行 DLS 训练,照片来自 6 779 例不同种族的患者,训练集包括正常 ONH 图像 9 156 张、ONH 水肿图像 2 148 张和其他异常 ONH 图像 3 037 张。最终模型结果显示,BONSAI-DLS 对正常 ONH、ONH 水肿与其他 ONH 异常的分类具有较高的准确性,受试者工作特征曲线(ROC 曲线)的曲线下面积(AUC)为 0.96 [95% 可信区间(CI):0.95~0.97],灵敏度为 96.4% (95% CI:93.9~98.3),特异度为 84.7% (95% CI:82.3~87.1)。此外,BONSAI-DLS 对正常 ONH 和伴有其他异常的 ONH(如 ONH 萎缩、非动脉炎性缺血性视神经病变、ONH 玻璃疣等)的分类也具有更高的准确性,AUC 分别为 0.98 和 0.90^[11]。对另一个关键的问题:与人类相比,DLS 能否提供更准确的分类?最近一项研究表明,BONSAI-DLS 的总体分类准确率为 84.7%,至少与 2 名接受过专科培训、具有 25 年以上临床经验的神经眼科医师(80.1% 和 84.4%)相当^[12],证实了即使采用较小的训练和测试数据集,DLS 在检测 ONH 水肿和其他 ONH 异常方面 also 具有很高的稳健性^[13-14]。Liu 等^[14]采用眼底照片进行训练开发 DL 算法,并在智能手机拍摄的图像测试数据集中进行正常和异常 ONH 的分类测试,仍然获得了良好的效果(准确度为 83%,灵敏度为 100%,特异度为 50%)。区分 ONH 水肿的严重程度对于预测视力结局以及监测疾病进展和治疗效果尤为重要。为此 BONSAI 联盟开展研究,采用 DLS 对 1 052 张有轻度/中度 ONH 水肿的散瞳眼底照片和 1 051 张有重度 ONH 水肿的散瞳眼底照片进行分类训练,结果显示,DLS 将 ONH 水肿分为轻度/中度与重度时,AUC 为 0.93 (95% CI:0.89~0.96),准确度为 87.9%,灵敏度为 91.8%,特异度为 82.6%。这一分类性能与神经眼科医师的分类性能无显著差异^[15]。

1.2 视神经萎缩

视神经萎缩是多种疾病引起的视网膜神经节细胞及其轴突病变的结局,表现为视神经传导功能障碍、视野变化和视力减退甚至丧失等。ONH 颜色变淡或苍白是视神经萎缩的一大特征^[16],通过观察 ONH 色调有助于临床医生早期检测视神经萎缩。然而,由于 ONH 色调评估的主观性以及视神经萎缩诊断标准和严重程度分级标准的缺乏,对于视神经萎缩的诊断及评估存在一定难度。Yang 等^[17]基于 CML 技术设计了一种计算机辅助检测(CAD)系统,自动分割和增强 ONH 的外观,然后在 230 张不同程度 ONH 苍白的眼底照片和 123 张正常 ONH 眼底照片的训练集中提取 ONH 苍白的特征和参数,其灵敏

度和特异度分别达到了 95.3% 和 96.7%。该 CAD 系统的整体准确度为 96.1%，优于单次人工检测结果。这表明该系统可以协助眼科医生诊断眼底照片中的 ONH 苍白，并提高视神经萎缩的早期诊断率。此外，一些常见的视神经病变在早期临床表现上较为相似，因此难以进行区分，从而导致疾病诊疗的延误。针对上述问题，Cao 等^[18]开发了一种 CAD 系统，用于同时自动诊断 5 种视神经病变（包括前部缺血性视神经病变、ONH 水肿、ONH 炎、ONH 血管炎和视神经萎缩），该系统首次将视野检测结果运用于眼科疾病的自动诊断，并提出了一种基于 DL 的多模态融合学习网络，用于对以上 5 种视神经病变进行分类，其准确率达到了 87.8%。

1.3 慢性青光样视神经病变

青光眼通常表现为 ONH 生理凹陷扩大加深和视野损伤，是导致不可逆失明的最常见疾病^[19]。正确识别慢性青光样视神经病变至关重要，而 AI 技术有助于青光眼的有效筛查和评估。Cao 等^[18]开发了一种 DL 系统用于慢性青光样视神经病变的自动分类，该系统的 ROC 曲线的 AUC 为 0.986，灵敏度为 95.6%，特异度为 92.0%。导致该系统假阳性结果的主要原因是生理性 ONH 凹陷，以及其他眼部疾病导致的 ONH 凹陷扩大^[20]。因此，如何正确区分慢性青光样视神经病变和非青光样视神经病变（NGON）是该研究方向未来拟重点解决的问题。Yang 等^[21]利用 DL 通过使用残差神经网络（ResNet）-50 架构的 CNN 成功区分了慢性青光样视神经病变与 NGON，该 DL 系统检测正常眼、NGON 和慢性青光样视神经病变的准确度分别达到了 99.7%、86.4% 和 92.5%，总体准确度为 99.1%，在特异性区分慢性青光样视神经病变和 NGON 方面的准确度为 93.4%，特异度为 81.8%，精确召回率曲线的 AUC 为 0.87。其中，大多数导致假阳性的错误分类发生在广泛 ONH 周围萎缩和 ONH 倾斜的患者中。另外，也有研究利用一种基于 ResNet-101 的 DL 方法来自动检测慢性青光样视神经病变，在确诊慢性青光样视神经病变、疑似慢性青光样视神经病变和正常眼之间的多类比较中，该模型的准确度、灵敏度和特异度分别达到了 94.1%、95.7% 和 92.9%，而在识别确诊慢性青光样视神经病变和疑似慢性青光样视神经病变方面，该模型 ROC 曲线的 AUC 为 0.992。上述研究结果说明了 DL 算法有利于实现快速、高效、低成本的青光眼辅助诊断，并协助临床医生进行大规模青光眼的筛查^[22]。

2 AI 辅助诊断眼球运动障碍

眼球运动的精细调节涉及大脑皮层、皮层下中枢、眼球共轭运动前调整以及眼外肌和眼运动相关的脑神经（尤其是第Ⅲ、第Ⅳ和第Ⅵ对脑神经）的综合作用。这一复杂的系统目的在于实现稳定的双眼

视觉。眼球运动通路的损伤可以引发眼球错位、共轭注视异常或眼球震颤^[23]。在儿童和成人中观察到的先天性斜视和获得性斜视可能与肌肉限制、集合或分开不足及屈光不正相关^[23]。临床上可采用 Hirschberg 法、Krimsky 法以及其他方法检测眼位偏斜，检测的金标准是棱镜遮盖（PCT）^[23]。上述方法的实施对眼科医生或屈光科医生的专业技能要求较高。目前已开发出采用眼球运动数据建模的 AI 技术^[24]，用于预测与先天性眼球震颤相关的特征及斜视检测^[25]。这些技术有可能扩展应用于其他原因导致的眼球运动障碍，如眼运动颅神经麻痹。

2.1 麻痹性斜视

麻痹性斜视是视觉传出系统障碍引起的常见神经眼科疾病，AI 技术可以通过识别人脸照片来检测斜视^[26]。de Almeida 等^[27]利用 Hirschberg 反射在 5 种不同的凝视位置下的特征成功构建了一种计算机辅助斜视诊断系统，对外斜视的鉴别准确度为 100%，内斜视为 88%，远视为 80%，低视为 83%。一项类似的研究使用了对角膜映光法光反射的分析，但仅针对儿童的主要凝视，准确度为 94.2%，灵敏度为 97.2%，特异度为 73.1%^[28]。de Figueiredo 等^[29]使用 DL 算法，通过移动应用程序对成人面部照片的眼睛状态进行自动分类。他们对模型进行 9 个注视位置的训练，并采用 ResNet-50 作为神经网络架构进行处理，根据眼睛类型的不同，该应用程序的准确度从 42% 到 92% 不等，精确度从 28% 到 84% 不等。最近，Zheng 等^[30]也采用 7 026 张图像作为训练集，277 张图片作为测试集，开发了一种基于主凝视照片的 DL 方法，用于筛查儿童水平斜视。该算法的准确度达到 95%，优于眼科住院医师（准确度为 81% 至 85%）。为了促进自动筛查技术的进展，Lu 等^[31]开发了一种深度神经网络，用于在远程医疗环境中使用患者自己拍摄的眼睛照片检测斜视，检测准确度为 93.9%，灵敏度为 93.3%，特异度为 96.2%。Jung 等^[32]的一项研究提出使用全脸照片来检测基于面部不对称的斜视，准确度达到 95%。但在确认这些技术的实用性之前，需要进一步进行更大规模的前瞻性临床研究进行验证。除使用患者静态人脸照片外，也有一些研究通过分析不同注视方向的眼球运动视频进行斜视的诊断。Chen 等^[33]开发了一种使用眼球运动追踪数据和 CNN 来识别斜视的程序，该程序使用了先前在 ImageNet 数据库上训练的不同 CNN 模型，从眼动仪中提取数据，生成注视偏移图像以代表受试者在 3 个不同凝视角度（左、右、中）的注视精度，然后将注释偏移图像输入 CNN，并将其归类为斜视或正常。在 17 名成年斜视患者和 25 名对照者的小样本测试中，获得了最佳性能，准确度为 95%，灵敏度为 94%，特异度为 96%。Yang 等^[34]使用一种带有特殊遮挡物的红外摄像机来测量儿童和成人内斜视和外斜视的水平偏差，该方法

与2名独立的眼科医生进行的手工PCT测量具有强正相关性(相关系数为0.90, $P < 0.001$)。Valente等^[35]试图避免使用特殊照相机或过滤器来分析遮盖试验的视频,检测外斜视的准确率为93.3%,灵敏度为80.0%,特异度为100.0%。

然而,尽管这些AI技术展示了光明的应用前景,但面对某些特定情况,如角膜或结膜异常时,角膜边缘和角膜光反射无法确定,AI的应用可能会受到限制。为解决这一问题,Gramatikov等^[36]根据眼睛反射光线的偏振变化,采用视网膜双折射扫描来检测中央注视点,并结合特殊设计的人工神经网络(ANN)进行分析,该系统在39名受试者上检测眼位不正时达到了98.5%的灵敏度和100.0%的特异度。

对常见垂直斜视的PCT测量,ANN算法也展现了良好的测试效果。采用StrabNet反向传播学习系统,利用多层感知器将垂直斜视分为单侧或双侧上斜肌麻痹、下斜肌麻痹、布朗上斜肌腱鞘综合征、甲状腺眼病或眼眶爆裂骨折等不同类型^[37-38],诊断准确度达94%,特异度达100%,与骨科专家的匹配度为84%。眼外运动异常可用于中枢神经系统病变的定位,Viikki等^[24]采用决策树法,研究桥小脑角肿瘤切除术后、成血管细胞瘤切除术后、小脑-脑干梗塞、梅尼埃病患者及正常对照者的共轭眼球运动试验参数和病变位置的关系,评估包括随机追逐眼球运动和眼球跳动,当被分为3类(对照组、中心病变组和周围病变组)时,该程序的平均分类准确率为91%;当使用5个分类(对照组、脑干病变组、小脑病变组、小脑-脑干病变组和外周病变组)时,该程序的平均分类准确率达到88%。

在神经眼科领域,AI的应用展现了巨大的潜力。然而,为了使这些技术真正进入临床实践并广泛应用于远程医疗项目,需要进一步的大规模研究和验证。

2.2 眼球震颤

眼球运动是由复杂的神经和肌肉组织协调作用调控的,眼球运动通路任何部分的损伤都可能导致眼球震颤,即非自主性、有节律的眼球摆动^[39]。眼球震颤通常由中枢神经系统病变、外周前庭疾病或严重的视功能丧失引起,可分为先天性和后天性^[40]。鉴于其临床表现的复杂性,眼球震颤的识别和病因解释对于临床医生而言具有一定挑战性。D'addio等^[25]在先天性眼球震颤的研究中采用了基于随机森林和逻辑回归树的预测模型,通过对20例患者(成人和儿童)的眼电图数据进行分析,预测人眼的视敏度和眼位变异性,其决定系数分别为0.70和0.73。此研究可能为其他类型眼球震颤的研究提供了研究框架。Wagle等^[41]采用DL系统从眼球运动视频记录中收集数据,识别出正常或至少两次连续的眼球震颤,ROC曲线的AUC、灵敏度、特异度及准确度分别为0.86、88.4%、74.2%和82.7%,在验证组中该模型ROC曲线的AUC、灵敏度、特异度和

准确度分别为0.86、80.3%、80.9%和80.4%。此外,当图像分辨率降低且采样率保持恒定时,该模型眼球震颤检测的准确度变化很小,说明DL在图像分辨率和视频采样率较低时仍具有较高准确性,有望成为未来辅助眼球震颤诊断的有效手段^[41]。

正确识别不同特征的眼球震颤有利于其病因的探索,目前AI技术检测已被应用于分析由前庭外周性眩晕引起的眼球震颤。眼球震颤主要分为水平、垂直和扭转三个方向,然而现有的方法难以有效地将它们进行区分。针对垂直眼球震颤,Li等^[42]提出了一种基于DL算法的识别方法,该方法使用膨胀卷积层模块、深度可分离卷积模块、卷积注意力模块、Bilstm-GRU模块等,具有较高的准确度。此外,为了提高AI模型识别不同类型眼球震颤的性能,有研究提出了一种基于DL算法和光流法的眼球震颤模式自动识别方法^[43]。该方法构建了一种新的眼球震颤视频分类网络,分别使用ConvNeXt提取眼球运动特征和长短期记忆网络提取时间特征,在眼球震颤模式分类上的准确率为0.949,F1分数为93.70%。针对扭转性眼球震颤识别,该分类网络的准确率为0.978,F1分数为97.48%,表明AI技术可以有效识别不同模式的眼球震颤,以帮助临床医生确定前庭外周性眩晕的类型^[43]。

3 AI辅助诊断眼科其他神经疾病

眼肌型重症肌无力是重症肌无力的一个亚群,其病理特征是眼外肌和眼睑肌肉受损,可变性、疲劳性上睑下垂和眼肌麻痹是眼部重症肌无力最常见的表现^[44]。目前尚未出台检测眼肌型重症肌无力的明确标准,所以眼部重症肌无力的临床诊断仍存在一定难度^[45]。基于眼肌型重症肌无力的临床表现,Liu等^[46]开发了一个CAD系统帮助诊断。该系统使用眼肌型重症肌无力患者在进行新斯的明试验期间拍摄的面部图像,以及包含眼球运动和眼睑位置的视频,通过检测眼睑距离、巩膜距离和上睑疲劳试验时间等参数,辅助诊断了眼肌型重症肌无力。与临床医生手动测量结果相比,该系统能够成功确定眼球位置和眼睑位置等参数,具有较高的应用价值。

糖尿病可引起各种眼表疾病,主要包括干眼、复发性角膜溃疡和糖尿病周围神经病变(DPN)等^[46]。DPN是糖尿病最常见的长期并发症之一^[47]。约10%的糖尿病患者患病前期发生DPN^[48]。DPN的早期诊断对于预防进展、降低发病率和死亡率至关重要^[49-50]。目前检测和量化DPN的方法很难发现小神经纤维的病变^[47]。Williams等^[51]开发了一种基于DL的分析软件。该软件结合角膜共聚焦显微镜(CCM),利用CNN实现“端到端”的分类结果,它将传统上独立的ML组合在一个模型中,允许图像分割,提高了效率、客观性和可重复性,该系统的分类效果良好,ROC曲线的AUC、特异度、灵敏度分

别为 0.83、87%、68%。该算法能快速且准确地定量角膜神经生物标志物,有望被纳入 DPN 的临床筛查计划。Teh 等^[52]通过 ML 训练了一种基于三维卷积神经网络(3D-CNN)进行治疗评价的算法。该算法使用静息状态功能成像提取功能连接性特征,经由独立成分分析,通过 3D-CNN 算法预测利多卡因治疗疼痛性 DPN 患者的反应,在验证实验中,ROC 曲线下面积为 0.966,F1 分数为 0.95。该实验证明了 3D-CNN 算法能区分疼痛性 DPN 患者对神经性疼痛治疗是否有反应。Mou 等^[53]提出一种基于 CCM 图像和分割的角膜神经的 DL 方法,该方法可广泛用于各种角膜神经病变引发的神经曲折严重程度的分级。该方法首先提取主特征,经双线性关注模块微调,用于预测感兴趣区域(ROIs)和图像的粗分级,利用一种辅助弯曲度分级网络获得最终准确的分级结果,在四级分类中其总体准确度达 85.64%,有望用于更大视野的 CCM 图像和眼底成像。

AI 技术还可用于神经眼科疾病的视野分析。视觉传入通路的异常病变可影响视野。临床上,当患者出现的视野缺陷伴随多种病理改变时,确诊将变得困难^[54-55],例如,对于表现出颞侧视野缺损恶化的患者,鉴别垂体压迫性肿块和青光眼的进展既关键又具挑战性^[56-57]。在 DL 的应用中,Thomas 等^[58]开发并训练了一种前瞻反向传播 ANN 来检测青光眼患者视野中由垂体瘤引起的视野损失。他们对该 ANN 模型进行了两方面的评估:(1)模型在 70% 的双侧视野数据上进行了训练,并在 15% 的数据上验证,最后 15% 的数据进行了测试;(2)使用“大海捞针”算法,从 121 个经神经影像学证实有垂体病变的垂体视觉缺陷的训练数据集中挑选 1 个典型或不典型的双眼颞侧偏盲的视野数据,将其置于 907 个青光眼损伤视野中并评估训练后的 DLS 的检测效果。模型的预测结果以双颞偏盲缺陷的可能性概率排序,其中 67%(1 631/2 420)的受测试网络模型认为该病变最有可能为垂体源性,这种方法的灵敏度高达 95.9%,特异度为 99.8%。但需要注意,该算法在真实临床应用中可能存在假阳性率高,可能导致进行不必要且昂贵的神经成像。除了 DL,探测视觉传入通路的功能还可以通过视觉电生理诊断测试,如视觉诱发电位(VEP)。早期的研究已指出,ML 和 ANN 在 VEP 的异常检测方面具有显著的准确性。然而,目前大多数的 VEP 诊断仍依赖于经验丰富的专家来解读^[59-60]。综上,AI 驱动的眼科诊断工具,特别是基于 DL 的工具的应用,预示着未来眼科、神经眼科以及其他非眼科领域(如急诊医学、神经内科、神经外科等)在神经系统疾病的检测、治疗和监测上的模式转变。尽管多数研究聚焦于利用彩色眼底照相检测神经眼科环境下的 ONH 异常,但新兴研究正探索如何利用 DL 在其他成像方式(如 OCT)中分辨 ONH 的各种异常。然而,在全面采纳这些技术

前,仍需要在真实世界的数据集上进行更多的前瞻性研究,确保其作为决策支持工具的有效性,并与现有的治疗标准进行比较。眼球运动障碍与多种神经系统疾病有关,因此脑部疾病可以通过眼球运动进行筛查^[61]。神经退行性病变的患者可能会出现眼部表现,例如退行性脑部疾病可能会改变眼球运动,因此 ML 技术可以通过识别眼部特征分析神经退行性疾病^[62],已有研究通过测量面部和眼球运动并分析其关联性,实现了对阿尔茨海默病的快速筛查^[63]。除检测眼球运动外,也有研究使用 DL 技术通过彩色眼底照相筛查阿尔茨海默病^[64]。另外,AI 也被有效应用于评估神经疾病的 VEP 参数^[65]。

4 结束语

面对神经眼科诊疗需求,当前我国面临的一个显著挑战是眼科医生,尤其是神经眼科医生的严重短缺^[66],基于 AI 技术学者们设计了众多成功的系统用于筛选和提取 ONH 结构和功能的特点,以及部分眼球运动障碍的特征,大大简化了复杂的诊断流程,实现了自动化、及时准确的量化诊断,一定程度上缓解了神经眼科医生短缺带来的压力^[67]。凭借 AI 辅助神经眼科疾病的诊断和筛查,我们可以进一步提高医疗效率和准确性,为患者提供更为满意的就诊体验。此外,AI 辅助神经眼科疾病诊断可以有效减少人工误差和主观性干扰,提高神经眼科疾病诊断的可靠性和临床应用价值^[68]。

然而,AI 辅助神经眼科疾病诊断也面临着一些问题和挑战^[69]。例如,不同个体间可能存在较大的解剖和生理差异,这要求 AI 算法必须具备针对不同群体的优化和调整能力,具有良好的泛化性。此外,AI 算法需要学习大量数据集从而实现分类和预测,训练数据集的质量和样本容量会影响模型的准确性和可靠性,因此需要明确的影像质量评价标准快速筛选出高质量的神经眼科疾病影像图像^[70]。另外,神经眼科疾病的表现受患者年龄、健康状况等多种因素的影响,因此,在使用 AI 进行诊断时需谨慎考虑多种因素,并结合临床医生意见进行综合评估和判断。未来可能需要更多研究来评估 AI 系统在神经眼科疾病诊断中的实际效用,以进一步完善神经眼科疾病的诊断方法。从长远来看,眼科医生可能会受益于 AI 辅助的疾病预测和监测,从而实现更加个性化的治疗,同时,非神经眼科专科的医生亦可通过 AI 辅助的眼科检查快速识别出患者可能存在的神经眼科疾病。

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 |
| 龚岚 | 复旦大学附属眼耳鼻喉科医院 |
| 刘婷婷 | 山东省眼科医院 |

谭 钢	南华大学附属第一医院	陈 波	四川省人民医院
刘祖国	厦门大学眼科研究所	陈 程	南昌大学第一附属医院
陈 蔚	温州医科大学附属眼视光医院	陈景尧	昆明市第一医院
张铭志	汕头大学·香港中文大学联合汕头国际眼科中心	陈 俊	江西中医药大学
李世迎	厦门大学附属翔安医院	陈新建	苏州大学
黄锦海	复旦大学附属眼耳鼻喉科医院	陈 序	荷兰马斯特里赫特大学
孙传宾	浙江大学医学院附属第二医院	成 喆	长沙爱尔眼科医院
计 丹	中南大学湘雅医院	戴 琦	温州医科大学附属眼视光医院
迟 玮	中山大学中山眼科中心	旦增仁青	西藏眼科中心
杨卫华	深圳市眼科医院 深圳市眼病防治研究所	邓德勇	上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院
许言午	华南理工大学	邓宇晴	中山大学中山眼科中心
接 英	首都医科大学附属北京同仁医院	杜慧怡	广州爱尔眼科医院
胡 亮	温州医科大学附属眼视光医院	葛倩敏	南昌大学第一附属医院
魏雁涛	中山大学中山眼科中心	耿志鑫	天津视达佳科技有限公司
马 健	浙江大学医学院附属第二医院	韩 忆	厦门大学眼科研究所
杨文利	首都医科大学附属北京同仁医院	何 欢	厦门大学附属厦门眼科中心
张 慧	昆明医科大学第一附属医院	何良琪	南昌大学第一附属医院
蔡建奇	中国标准化研究院	何 昕	厦门大学附属第一医院
苏兆安	浙江大学医学院附属第二医院	何 媛	西安医学院第二附属医院
李 程	厦门大学眼科研究所	贺 佳	济宁医学院
邹文进	广西医科大学第一附属医院	胡瑾瑜	南昌大学第一附属医院
刘 映	南京中医药大学附属南京市中医院	胡守龙	河南省儿童医院
王佰亮	温州医科大学附属眼视光医院	胡晓琴	南昌大学附属眼科医院
李贵刚	华中科技大学同济医学院附属同济医院	黄彩虹	厦门大学眼科研究所
黄晓丹	浙江大学医学院附属第二医院	黄丽娟	福建医科大学附属第二医院
谢华桃	华中科技大学同济医学院附属协和医院	黄晓明	四川眼科医院
李凯军	广西医科大学第一附属医院	黄永志	四川大学华西医院
陆培荣	苏州大学第一附属医院	蒋 慧	绵阳万江眼科医院
邱坤良	汕头大学·香港中文大学联合汕头国际眼科中心	康红花	厦门大学眼科研究所
胡丽丹	浙江大学医学院附属儿童医院	康 敏	南昌大学第一附属医院
邓志宏	中南大学湘雅三医院	李恩辉	浙江省台州医院
文 丹	中南大学湘雅医院	李海波	厦门大学附属厦门眼科中心
刘春玲	四川大学华西医院	李亨辉	南昌大学第一附属医院
姚 勇	广州希玛林顺潮眼科医院	李 洁	温州医科大学附属眼视光医院
黄明海	南宁爱尔眼科医院	李 娟	陕西省眼科医院
邵婷婷	复旦大学附属眼耳鼻喉科医院	李乃洋	中山市人民医院
彭 娟	广州医科大学附属第二医院	李清坚	复旦大学附属华山医院
赵 慧	上海交通大学医学院附属第一人民医院	李正日	延边大学附属医院
刘光辉	福建中医药大学附属人民医院	李植源	郴州市第一人民医院
温 鑫	中山大学附属孙逸仙纪念医院	林 祥	厦门大学附属翔安医院
李中文	温州医科大学附属宁波市眼科医院	林志荣	厦门大学附属厦门眼科中心
石文卿	复旦大学附属金山医院	令 倩	南昌大学第一附属医院
唐丽颖	厦门大学附属中山医院	刘 华	锦州医科大学附属第三医院
王 燊	新乡医学院附属第一医院	刘红玲	哈尔滨医科大学第一附属医院
梁荣斌	复旦大学附属金山医院	刘秋平	南华大学附属第一医院
		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
		欧尚坤	贵州医科大学附属医院
		彭志优	南昌大学第一附属医院
		秦 牧	湘南学院附属医院

参与起草的专家(按姓名拼音排列):

卜敬华 厦门大学附属翔安医院

邱伟强	北京大学第三医院
任胜卫	河南省人民医院
邵一磊	温州医科大学附属眼视光医院
施 策	浙江大学医学院附属第二医院
宋秀胜	湖北省恩施州中心医院
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
王海燕	陕西省眼科医院
王 贺	徐州医科大学附属医院
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
王雪林	江西医专第一附属医院
魏 红	南昌大学第一附属医院
闻思敏	南昌大学第一附属医院
吴洁丽	长沙爱尔眼科医院
吴 漾	复旦大学附属中山医院厦门医院
吴振凯	常德市第一人民医院
夏 蔚	苏州大学附属第一医院
修阳晖	厦门大学附属厦门眼科中心
徐三华	南昌大学第一附属医院
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
杨青华	中国人民解放军总医院
杨 舒	昆明市第一医院
杨 阳	岳阳市中心医院
杨怡然	河南省立眼科医院
杨于力	陆军军医大学第一附属医院
应 平	南昌大学第一附属医院
余 瑶	南昌大学第一附属医院
俞益丰	南昌大学第二附属医院
袁 晴	九江市第一人民医院
张 冰	杭州市儿童医院
张 丽	浙江大学医学院附属第二医院
张丽颖	贵州医科大学附属医院
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
张雨晴	重庆医科大学第二附属医院
张 真	厦门大学第一附属医院
张振豪	苏州科技城医院
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
邹笃雷	山东第一医科大学附属眼科医院
邹 洁	南昌大学第一附属医院

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] TING D S J, FOO V H, YANG L W Y, SIA J T, ANG M, LIN H, et al. Artificial intelligence for anterior segment diseases: emerging applications in ophthalmology [J]. *Br J Ophthalmol*, 2021, 105 (2): 158-168.

[2] TING D S W, PENG L, VARADARAJAN A V, KEANE P A, BURLINA P M, CHIANG M F, et al. Deep learning in ophthalmology: the technical and clinical considerations [J]. *Prog Retin Eye Res*, 2019, 72: 100759.

[3] 杨卫华, 邵毅, 许言午, 《眼科人工智能临床研究评价指南》专家组, 中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会, 中国医药教育协会智能医学专业委员会. 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.

[4] YANG W H, SHAO Y, XU Y W, Expert Workgroup of Guidelines on Clinical Research Evaluation of Artificial Intelligence in Ophthalmology (2023), Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association, Intelligent Medicine Special Committee of Chinese Medicine Education Association. Guidelines on clinical research evaluation of artificial intelligence in ophthalmology (2023) [J]. *Int Eye Sci*, 2023, 23 (7): 1064-1071.

[5] LEONG Y Y, VASSENEIX C, FINKELSTEIN M T, MILEA D, NAJJAR R P. Artificial intelligence meets neuro-ophthalmology [J]. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2022, 11 (2): 111-125.

[6] BRUCE B B, BIOUSSE V, NEWMAN N J. Nonmydriatic ocular fundus photography in neurologic emergencies [J]. *JAMA Neurol*, 2015, 72 (4): 455.

[7] SACHDEVA V, VASSENEIX C, HAGE R, BIDOT S, CLOUGH L C, WRIGHT D W, et al. Optic nerve head edema among patients presenting to the emergency department [J]. *Neurology*, 2018, 90 (5): e373-e379.

[8] BIOUSSE V, BRUCE B B, NEWMAN N J. Ophthalmoscopy in the 21st century [J]. *Neurology*, 2018, 90 (4): 167-175.

[9] AKBAR S, AKRAM M U, SHARIF M, TARIQ A, YASIN U U. Decision support system for detection of papilledema through fundus retinal images [J]. *J Med Syst*, 2017, 41 (4): 66.

[10] TRICK G L, BHATT S S, DAHL D, SKARF B. Optic disc topography in pseudopapilledema: a comparison to pseudotumor cerebri [J]. *J Neuro Ophthalmol*, 2001, 21 (4): 240-244.

[11] AHN J M, KIM S, AHN K S, CHO S H, KIM U S. Accuracy of machine learning for differentiation between optic neuropathies and pseudopapilledema [J]. *BMC Ophthalmol*, 2019, 19: 178.

[12] MILEA D, NAJJAR R P, ZHUBO Z, TING D, VASSENEIX C,

- XU X, *et al.* Artificial intelligence to detect papilledema from ocular fundus photographs [J]. *N Engl J Med*, 2020, 382 (18):1687-1695.
- [12] BIOUSSE V, NEWMAN N J, NAJJAR R P, VASSENEIX C, XU X, TING D S, *et al.* Optic disc classification by deep learning versus expert neuro-ophthalmologists [J]. *Ann Neurol*, 2020, 88(4):785-795.
- [13] SABA T, AKBAR S, KOLIVAND H, ALI BAHAJ S. Automatic detection of papilledema through fundus retinal images using deep learning [J]. *Microsc Res Tech*, 2021, 84 (12):3066-3077.
- [14] LIU T Y A, WEI J, ZHU H, SUBRAMANIAN P S, MYUNG D, YI P H, *et al.* Detection of optic disc abnormalities in color fundus photographs using deep learning [J]. *J Neuroophthalmol*, 2021, 41(3):368-374.
- [15] VASSENEIX C, NAJJAR R P, XU X, TANG Z, LOO J L, SINGHAL S, *et al.* Accuracy of a deep learning system for classification of papilledema severity on ocular fundus photographs [J]. *Neurology*, 2021, 97(4):e369-e377.
- [16] OSAGUONA V B. Differential diagnoses of the pale/white/atrophic disc [J]. *Community Eye Health*, 2016, 29(96):71-74.
- [17] YANG H K, OH J E, HAN S B, KIM K G, HWANG J M. Automatic computer-aided analysis of optic disc pallor in fundus photographs [J]. *Acta Ophthalmol*, 2019, 97(4):e519-e525.
- [18] CAO Z, SUN C, WANG W, ZHENG X, WU J, GAO H. Multi-modality fusion learning for the automatic diagnosis of optic neuropathy [J]. *Pattern Recognit Lett*, 2021, 142:58-64.
- [19] JONAS J B, AUNG T, BOURNE R R, BRON A M, RITCH R, PANDA-JONAS S. Glaucoma [J]. *Lancet*, 2017, 390(10108):2183-2193.
- [20] LI Z, HE Y, KEEL S, MENG W, CHANG R T, HE M. Efficacy of a deep learning system for detecting glaucomatous optic neuropathy based on color fundus photographs [J]. *Ophthalmology*, 2018, 125(8):1199-1206.
- [21] YANG H K, KIM Y J, SUNG J Y, KIM D H, KIM K G, HWANG J M. Efficacy for differentiating nonglaucomatous versus glaucomatous optic neuropathy using deep learning systems [J]. *Am J Ophthalmol*, 2020, 216:140-146.
- [22] LI F, YAN L, WANG Y, SHI J, CHEN H, ZHANG X, *et al.* Deep learning-based automated detection of glaucomatous optic neuropathy on color fundus photographs [J]. *Graefes Arch Exp Ophthalmol*, 2020, 258(4):851-867.
- [23] HENGST T C, HENGST T C, GILBERT S. Fatal flaws in the design of pediatric ophthalmology and strabismus studies [M]. Berlin: Springer International Publishing, 2013:59.
- [24] VIIKKI K, ISOTALO E, JUHOLA M, PYYKKÖ I. Using decision tree induction to model oculomotor data [J]. *Scand Audiol*, 2001, 30(1):103-105.
- [25] D'ADDIO G, RICCIARDI C, IMPROTA G, BIFULCO P, CESARELLI M. Feasibility of machine learning in predicting features related to congenital nystagmus [C]//HENRIQUES J, NEVES N, DE CARVALHO P. Mediterranean conference on medical and biological engineering and computing. Berlin: Springer International Publishing, 2020:907-913.
- [26] 黎彪, 丁雅璐, 邵毅. 人工智能在小儿眼科领域的应用研究进展 [J]. 国际眼科杂志, 2020, 20(8):1363-1366.
LI B, DING Y J, SHAO Y. Research progress on application of artificial intelligence in pediatric ophthalmology [J]. *Int Eye Sci*, 2020, 20(8):1363-1366.
- [27] DE ALMEIDA J D S, SILVA A C, TEIXEIRA J A M, PAIVA A C, GATTASS M. Computer-aided methodology for syndromic strabismus diagnosis [J]. *J Digit Imaging*, 2015, 28(4):462-473.
- [28] VAN EENWYK J, AGAH A, GIANGIACOMO J, CIBIS G. Artificial intelligence techniques for automatic screening of amblyogenic factors [J]. *Trans Am Ophthalmol Soc*, 2008, 106:64-74.
- [29] DE FIGUEIREDO L A, DIAS J V P, POLATI M, CARRICONDO P C, DEBERT I. Strabismus and artificial intelligence app: optimizing diagnostic and accuracy [J]. *Trans Vis Sci Tech*, 2021, 10(7):22.
- [30] ZHENG C, YAO Q, LU J, XIE X, LIN S, WANG Z, *et al.* Detection of referable horizontal strabismus in children's primary gaze photographs using deep learning [J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2021, 10(1):33.
- [31] LU J W, FAN Z, ZHENG C, FENG J G, HUANG L T, LI W J, *et al.* Automated strabismus detection for telemedicine applications [J]. *arXiv*, 2018:1809.02940v3.
- [32] JUNG S M, UMIRZAKOVA S, WHANGBO T K. Strabismus classification using face features [C]//2019 International Symposium on Multimedia and Communication Technology (ISMAC). New York: IEEE, 2020:1-4.
- [33] CHEN Z, FU H, LO W L, CHI Z. Strabismus recognition using eye-tracking data and convolutional neural networks [J]. *J Healthc Eng*, 2018, 2018:7692198.
- [34] YANG H K, SEO J M, HWANG J M, KIM K G. Automated analysis of binocular alignment using an infrared camera and selective wavelength filter [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2013, 54(4):2733-2737.
- [35] VALENTE T L A, DE ALMEIDA J D S, SILVA A C, TEIXEIRA J A M, GATTASS M. Automatic diagnosis of strabismus in digital videos through cover test [J]. *Comput Meth Programs Biomed*, 2017, 140:295-305.
- [36] GRAMATIKOV B I. Detecting central fixation by means of artificial neural networks in a pediatric vision screener using retinal birefringence scanning [J]. *Biomed Eng Online*, 2017, 16(1):52.
- [37] FISHER A C, CHANDNA A, CUNNINGHAM I P. The differential diagnosis of vertical strabismus from prism cover test data using an artificially intelligent expert system [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2007, 45(7):689-693.
- [38] CHANDNA A, FISHER A C, CUNNINGHAM I, STONE D, MITCHELL M. Pattern recognition of vertical strabismus using an artificial neural network (StrabNet) [J]. *Strabismus*, 2009, 17(4):131-138.
- [39] THURELL M J, LEIGH R J. Treatment of nystagmus [J]. *Curr Treat Options Neurol*, 2012, 14(1):60-72.
- [40] ABADI R V. Mechanisms underlying nystagmus [J]. *J R Soc Med*, 2002, 95(5):231-234.
- [41] WAGLE N, MORKOS J, LIU J, REITH H, GREENSTEIN J, GONG K, *et al.* aEYE: a deep learning system for video nystagmus detection [J]. *Front Neurol*, 2022, 13:963968.
- [42] LI H, YANG Z. Vertical nystagmus recognition based on deep learning [J]. *Sensors*, 2023, 23(3):1592.
- [43] KONG S, HUANG Z, DENG W, ZHAN Y, LV J, CUI Y. Nystagmus patterns classification framework based on deep learning and optical flow [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 153:106473.
- [44] NAIR A G, PATIL-CHHABLANI P, VENKATRAMANI D V, GANDHI R A. Ocular myasthenia gravis: a review [J]. *Indian J Ophthalmol*, 2014, 62(10):985-991.
- [45] SMITH S V, LEE A G. Update on ocular myasthenia gravis [J]. *Neurol Clin*, 2017, 35(1):115-123.
- [46] LIU G, WEI Y, XIE Y, LI J, QIAO L, YANG J J. A computer-aided system for ocular myasthenia gravis diagnosis [J]. *Tsinghua Sci Technol*, 2021, 26(5):749-758.
- [47] SHIH K C, LAM K S L, TONG L. A systematic review on the impact of diabetes mellitus on the ocular surface [J]. *Nutr Diabetes*, 2017, 7(3):e251.
- [48] GWATHMEY K G, PEARSON K T. Diagnosis and management of sensory polyneuropathy [J]. *BMJ*, 2019, 365:l1108.
- [49] WEN X, LI Z, XIAO J H, LIU X, ZHANG Y, LAN Y. Association of myopia with microvascular alterations in patients with type 2 diabetes: an optical coherence tomography angiography study [J]. *Front Med (Lausanne)*, 2021, 8:715074.
- [50] KIRTHI V, PERUMBALATH A, BROWN E, NEVITT S, PETROPOULOS I N, BURGESS J, *et al.* Prevalence of peripheral neuropathy in pre-diabetes: a systematic review [J]. *BMJ Open Diabetes Res Care*, 2021, 9(1):e002040.
- [51] WILLIAMS B M, BORRONI D, LIU R, ZHAO Y, ZHANG J, LIM J, *et al.* An artificial intelligence-based deep learning algorithm for the diagnosis of diabetic neuropathy using corneal confocal microscopy: a development and validation study [J]. *Diabetologia*, 2020, 63(2):419-430.
- [52] TEH K, ARMITAGE P, TESFAYE S, SELVARAJAH D. Deep learning classification of treatment response in diabetic painful neuropathy: a combined machine learning and magnetic resonance neuroimaging methodological study [J]. *Neuroinformatics*, 2023, 21(1):35-43.
- [53] MOU L, QI H, LIU Y, ZHENG Y, MATTHEW P, SU P, *et al.* DeepGrading: deep learning grading of corneal nerve tortu-

osity [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41 (8) : 2079-2091.

[54] LEE I H, MILLER N R, ZAN E, TAVARES F, BLITZ A M, SUNG H, *et al.* Visual defects in patients with pituitary adenomas; the myth of bitemporal Hemianopsia [J]. *Am J Roentgenol*, 2015, 205 (5) : W512-W518.

[55] OGRA S, NICHOLS A D, STYLLI S, KAYE A H, SAVINO P J, DANESH-MEYER H V. Visual acuity and pattern of visual field loss at presentation in pituitary adenoma [J]. *J Clin Neurosci*, 2014, 21 (5) : 735-740.

[56] DRUMMOND S R, WEIR C. Chiasmal compression misdiagnosed as normal-tension glaucoma; can we avoid the pitfalls? [J]. *Int Ophthalmol*, 2010, 30 (2) : 215-219.

[57] GREENFIELD D S, SIATKOWSKI R M, GLASER J S, SCHATZ N J, PARRISH R K 2nd. The cupped disc. Who needs neuroimaging? [J]. *Ophthalmology*, 1998, 105 (10) : 1866-1874.

[58] THOMAS P B M, CHAN T, NIXON T, MUTHUSAMY B, WHITE A. Feasibility of simple machine learning approaches to support detection of non-glaucomatous visual fields in future automated glaucoma clinics [J]. *Eye*, 2019, 33 (7) : 1133-1139.

[59] KARA S, GÜVEN A. Neural network-based diagnosing for optic nerve disease from visual-evoked potential [J]. *J Med Syst*, 2007, 31 (5) : 391-396.

[60] GÜVEN A, POLAT K, KARA S, GÜNEŞ S. The effect of generalized discriminate analysis (GDA) to the classification of optic nerve disease from VEP signals [J]. *Comput Biol Med*, 2008, 38 (1) : 62-68.

[61] MAO Y, HE Y, LIU L, CHEN X. Disease classification based on eye movement features with decision tree and random forest [J]. *Front Neurosci*, 2020, 14 : 798.

[62] TÁUTAN A M, IONESCU B, SANTARNECCHI E. Artificial intelligence in neurodegenerative diseases; a review of available tools with a focus on machine learning techniques [J]. *Artif Intell Med*, 2021, 117 : 102081.

[63] NAM U, LEE K, KO H, LEE J Y, LEE E C. Analyzing facial and eye movements to screen for Alzheimer's disease [J]. *Sensors*, 2020, 20 (18) : 5349.

[64] CHEUNG C Y, RAN A R, WANG S, CHAN V T T, SHAM K, HILAL S, *et al.* A deep learning model for detection of Alzheimer's disease based on retinal photographs; a retrospective, multicentre case-control study [J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4 (11) : e806-e815.

[65] QIAO N, SONG M, YE Z, HE W, MA Z, WANG Y, *et al.* Deep learning for automatically visual evoked potential classification during surgical decompression of sellar region tumors [J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2019, 8 (6) : 21.

[66] 魏世辉, 宋宏鲁. 我国神经眼科的十年回顾与展望 [J]. 中华眼底病杂志, 2020, 36 (4) : 253-256.

[67] 孙铁, 张雨晴, 邵毅. 人工智能及其在眼科疾病诊疗中的应用 [J]. 眼科新进展, 2020, 40 (8) : 793-796, 800.

[68] SUN T, ZHANG Y Q, SHAO Y. The application of artificial intelligence on ophthalmic diseases [J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2020, 40 (8) : 793-796, 800.

[69] 《人工智能在干眼临床诊断中的应用专家共识 (2023) 》专家组, 中国医药教育协会眼科影像与智能医疗分会, 中国人口文化促进会角膜病与眼表疾病分会. 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.

Expert Consensus on Clinical Application of Artificial Intelligence in Dry Eyes (2023) Expert Group, Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of China Medical Education Association, Corneal and Ocular Surface Diseases Branch of Chinese Population and Society Promotion Association. Expert consensus on clinical application of artificial intelligence in dry eyes (2023) [J]. *Rec Adv Ophthalmol*, 2023, 43 (4) : 253-259.

[69] 《眼科人工智能临床应用伦理专家共识》专家组, 中国医药教育协会数字影像与智能医疗分会, 中国医药教育协会智能医学专业委员会. 眼科人工智能临床应用伦理专家共识 (2023) [J]. 中华实验眼科杂志, 2023, 41 (1) : 1-7.

Expert Workgroup of Expert consensus for ethics of clinical application of artificial intelligence in ophthalmology (2023), Digital Imaging and Intelligent Medicine Branch of China Medical Education Association, Intelligent Medicine Special Committee of China Medical Education Association. Expert consensus for ethics of clinical application of artificial intelligence in ophthalmology (2023) [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2023, 41 (1) : 1-7.

[70] CHAN E J J, NAJJAR R P, TANG Z, MILEA D. Deep learning for retinal image quality assessment of optic nerve head disorders [J]. *Asia Pac J Ophthalmol*, 2021, 10 (3) : 282-288.

Guidelines for the application of artificial intelligence in the diagnosis of neuro-ophthalmic diseases

Expert Workgroup of Guidelines for Application of Artificial Intelligence in the diagnosis of neuro-ophthalmic diseases (2023); Ophthalmic Imaging and Intelligent Medicine Branch of Chinese Medicine Education Association; Ophthalmology Committee of International Association of Translational Medicine; Chinese Ophthalmic Imaging Study Group

Corresponding author: SHAO Yi, E-mail: freebee99@163.com; GONG Lan, E-mail: lan.gong@fdeent.org; LIU Tingting, E-mail: tingtingliu@vip.sina.com

[Abstract] The rapid development of artificial intelligence technology has promoted the intelligentization of healthcare systems. Neuro-ophthalmology is an emerging branch of ophthalmology, which includes research in common diseases such as optic disc disorders and eye movement disorders. Due to the continuous improvement of machine learning and deep learning technologies, artificial intelligence is increasingly applied in the diagnosis and treatment of neuro-ophthalmic diseases. This paper aims to form a guideline on the application of artificial intelligence technology in the diagnosis of neuro-ophthalmic diseases, laying the foundation for further research and application of artificial intelligence in this field.

[Key words] artificial intelligence; neuro-ophthalmology; optic disc disorder; eye movement disorder