

基于人工智能的白内障新诊疗模式

王婷 综述 汪瑞昕 林浩添 审校

中山大学中山眼科中心 眼科学国家重点实验室, 广州 510060

通信作者: 林浩添, Email: gddlht@aliyun.com

【摘要】 随着全球人口老龄化趋势的逐渐加快, 白内障患病率也逐年升高, 白内障成为我国, 乃至全世界人群视力受损和盲的主要原因。近年来, 随着人工智能 (AI) 技术的高速发展, 其在医疗领域, 尤其是眼科的应用范围不断扩大, 有望成为缓解医疗资源匮乏、提高诊疗效率、降低医疗成本的重要方法。在白内障领域, AI 主要应用于白内障筛查诊断、术前评估、人工晶状体屈光度计算及白内障手术步骤的分析。本文旨在综合国内外 AI 基于裂隙灯显微镜眼前节照片或眼底照片、超声影像、白内障手术视频、健康档案数据对白内障诊断、混浊程度分级、人工晶状体屈光度的计算、白内障手术步骤识别以及白内障患者管理中的应用现状和最新进展进行综述, 为 AI 在白内障领域的进一步应用及推广提供更多信息。

【关键词】 白内障; 人工智能; 深度学习; 诊疗模式

基金项目: 广东省科技厅-广东省重点领域项目 (2018B010109008)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20200608-00405

New diagnosis and treatment pattern for cataract based on artificial intelligence

Wang Ting, Wang Ruixin, Lin Haotian

State Key Laboratory of Ophthalmology, Zhongshan Ophthalmic Center, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510060, China

Corresponding author: Lin Haotian, Email: gddlht@aliyun.com

【Abstract】 With the increase in the aging of the global population, the prevalence of cataract has increased gradually, and cataract has become a significant cause of blindness and visual impairment in China and even in the whole world. In recent years, artificial intelligence (AI) technology has developed rapidly, and has been applied widely in medical fields, especially in ophthalmology. AI is expected to become a vital method to alleviate the lack of medical resources, improve the efficiency of diagnosis and treatment and reduce medical costs. For cataract, AI is mainly applied in cataract screening and diagnosis, preoperative evaluation, the calculation of intraocular lens power and the analysis of cataract surgery procedure. In this article, the researches on the applications of AI technology in the diagnosis and classification of cataract based on the slit-lamp/fundus photograph, ultrasound image, cataract surgery video and health record data, the grading of opacity, the calculation of intraocular lens power as well as the recognition of cataract surgery and the management of cataract patients at home and abroad were summarized and reviewed in order to provide more references for the application and promotion of AI in ophthalmology.

【Key words】 Cataract; Artificial intelligence; Deep Learning; Diagnosis and treatment pattern

Fund program: The Science and Technology Planning Projects of Guangdong Province (2018B010109008)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20200608-00405

白内障是我国, 乃至全世界人群视力受损和盲的主要原因, 发展中国家白内障致盲人数占总盲人数的 50% 以上^[1]。白内障的病因主要为年龄相关性晶状体混浊, 部分还与全身性疾病、眼部创伤及先天性因素等有关^[2-5]。随着全球人口老龄化的逐渐加快, 白内障患病率也呈现逐年升高的趋势^[6]。预计到 2050 年, 中国因白内障导致的视力低下, 甚至“白内障盲”的人数将达到 2 000 万。白内障的早期诊断和及时管理对于提高患者的生活质量至关重要^[7]。目前, 据中华医学会眼科学分会统

计, 中国 60~89 岁人群白内障的发病率为 80%, 而 90 岁以上人群白内障的发病率为 90% 以上, 而我国眼科医生从业人员只有 4.48 万人^[8]。由此可见, 医患数量间的巨大差距严重影响白内障患者的诊断和治疗^[6,9]。人工智能 (artificial intelligence, AI) 作为近年来发展迅猛的一门学科, 是研究人类各种智能活动的基本理论、方法和技术, 进而通过计算机的软、硬件构建一个智能系统来完成平时由人类施行的工作^[10]。众所周知, AI 在图像识别方面具有极大的优势, 其能通过学习大量图像数据

特征进行迁移学习并训练出自动识别的模型。将 AI 运用于医学领域是缓解医疗资源匮乏、提高诊疗效率、降低成本的良好方法^[11]。随着眼科检查设备的发展,大多数眼前节及眼后节的基本情况特征能够以图片形式被记录保存,使得 AI 在眼科领域具有极大的发展前景。在白内障领域,目前, AI 主要被应用于白内障的筛查诊断、术前评估、人工晶状体屈光度的计算及白内障手术步骤的分析。利用深度学习和神经网络构建的智能化识别可以使白内障分级更加客观和标准化,这些都有利于白内障诊断和治疗水平的进步。本文就 AI 在白内障领域的最新研究进展进行综述。

1 AI 在白内障检测及分级中的应用

早发现、早诊断、早治疗对提高白内障患者的生活质量及降低医疗成本具有重要意义。然而由于医疗资源匮乏,难以对高发人群进行大范围的筛查,因此基于裂隙灯照相和眼底照相对白内障 AI 诊断系统应运而生。

1.1 基于裂隙灯照相的 AI 辅助诊断系统

Gao 等^[12]提出了一种可以从裂隙灯显微镜图像中自动学习特征且对核性白内障严重程度进行分级的系统,该系统首先通过局部滤波器对相同等级的晶状体混浊图像进行聚类,滤波器滤过的特征先是被输入卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),然后输入一组递归神经网络,以进一步提取高阶特征,最后应用支持向量机(support vector machine, SVM)来确定白内障严重程度等级;该研究采用 ACHIKO-NC 数据库里的 5 378 张裂隙灯显微镜照片(白内障等级为 1~5 级)进行模型训练,得到平均绝对误差(ϵ)为 0.304,精确积分一致性比(R0)为 70.7%,十进制分级误差 ≤ 0.5 (Re0.5)为 88.4%和十进制分级误差 ≤ 1.0 (Re1.0)为 99.0 的分级系统。Cheng^[13]也报道了一种将新的稀疏矩阵约束学习(sparse range-constrained learning, SRCL)算法用于裂隙灯显微镜下晶状体图像自动分级系统,与大多数现有的学习算法不同,SRCL 集成了寻找稀疏表示和图像分级功能,根据数据或特征以及医学等级评分中最相似的原子,找到测试图像的稀疏表示;该研究同样采用 ACHIKO-NC 数据集,将白内障分为 5 个等级,该白内障分级系统的 ϵ 为 0.322, R0 为 69.1%, Re0.5 为 78.0%, Re1.0 为 98.9%。为了进一步提高白内障 AI 系统的使用范围,有研究提出了一种使用数码相机拍摄的眼前节照片来诊断角膜溃疡和白内障的多类计算机辅助诊断系统,该系统首先对输入的眼前节照片进行预处理以去除镜面反射,并使用圆形霍夫变换方法对虹膜圆形区域进行分割,从分割的虹膜圆形中提取一阶统计特征和基于小波变换的特征,并将其用于 SVM 和最小顺序优化算法中进行分类;该研究共采用 228 张眼前节照片(100 张正常+128 张异常)进行模型训练,模型预测准确率为 96.96%,灵敏度为 97%,特异度为 99%^[14]。

由于先天性白内障的特殊性,其较年龄相关性白内障的诊断更加依赖医生对患儿裂隙灯显微镜下晶状体情况的判别^[15]。Liu 等^[16]利用 886 张不同程度先天性白内障患儿和正常儿童的晶状体裂隙灯显微镜图像(476 张正常儿童图

像,410 张来自中国卫生部儿童白内障计划),采用深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)来自动定位晶状体区域和严重程度分级;为了验证 CNN 提取图像深层特征的有效性,该研究结合了 SVM 和 SoftMax 分类器的特征,并将其与传统的代表性方法进行比较,定性和定量实验结果表明,该方法具有出色的性能,对白内障判定的平均准确度、灵敏度和特异度分别为 97.07%、97.28% 和 96.83%,其在晶状体混浊面积、混浊位置和密度分级中的准确度分别为 89.02%、92.68% 和 89.28%。Long 等^[17]建立 AI 辅助诊断平台对健康儿童和白内障患儿的眼前节裂隙灯显微镜图像进行二分类识别,该研究纳入 1 349 张小儿眼前节裂隙灯显微镜照片进行模型开发与验证, CNN 根据晶状体混浊的位置(中央或周围)、密度(密集或非密集)和面积(广泛或有限)评估疾病严重程度,并提供治疗建议(手术或随访);通过与眼科专家给出的结果进行比较发现, AI 算法识别出先天性白内障患者的准确率为 98.87%,对晶状体轻、中、重混浊程度判定的准确率分别为 93.98%、95.06%、95.12%,并对 97.56% 以上的先天性白内障患者给出了正确的治疗建议。

Wu 等^[18]报道了一个集成 AI 的远程医疗平台,用于筛查和转诊白内障患者,其中包括 2 个部分内容:第一部分使用残差网络(ResNet)和 37 638 张裂隙灯照片开发 AI 系统,该系统包含 3 个任务,即白内障图像拍摄模式的识别、白内障诊断和白内障转诊与否;第二部分将这些 AI 算法集成到 AI 系统中用于现实世界操作的远程医疗平台。该研究中将需要进一步转诊治疗的病例定义为:(1)根据晶状体混浊分类系统 III(Lens Opacities Classification System III, LOCS III)^[19]分级为 3 级和 4 级的核硬化性白内障患者;(2)成年和小儿晶状体视轴混浊。这一研究大大推动了 AI 在白内障临床诊断实际场景中的使用。

1.2 基于眼底照片的 AI 辅助诊断系统

随着技术的发展,眼底照片和 OCT 图像等依赖屈光介质透明的检查结果逐渐成为白内障分级的依据^[20]。Zhang 等^[21]提出了一种基于眼底照片多特征融合智能识别六分类晶状体核硬度的方法,该团队利用 ResNet18 和灰度共生矩阵从 1 352 张眼底相片中提取特征,采用 2 个 SVM 作为分类器得到了平均准确度为 92.66% 的模型;同时,该模型用于白内障严重程度 4 级分类的准确率达到 94.75%。Yang 等^[22]提出一种基于整体学习的方法,以提高白内障分级诊断的准确性;该方法采用 1 239 张眼底照片对模型进行训练,从每个眼底图像中提取 3 个独立的特征集,即基于小波变换、图像轮廓和图像纹理的特征,建立 SVM 和反向传播神经网络学习模型,然后采用多数表决和堆叠方法,结合多个基础学习模型进行眼底图像分类,该集成分类器对白内障检测和分级任务的最佳性能分别为 93.2% 和 84.5%。该研究结果表明,集成分类器明显优于单一学习模型。与先前针对具有预定义特征和基于全局特征的眼底图像中自动白内障分级的研究不同, Xu 等^[23]提出了一种深度学习方法来整合白内障的全局和局部特征,对 8 030 张眼底照片(正常、轻度、中度、重度白内障)进行图像预处理,通过 DCNN 提取特征并量化必要的点特征,构建混合的全局-局部

特征表示模型,平均准确率为 86.24%,同时,该研究还利用反卷积网络方法,研究 CNN 是如何通过中间层特征的逐层变换过程来判定白内障,结果发现主血管和视盘并不是识别白内障严重程度的最佳特征,眼底血管的细节信息在白内障分级任务中起着更重要的作用。

1.3 基于其他影像学资料的 AI 辅助诊断系统

Tian 等^[24]开发了基于视频的智能识别与决策 (VeBIRD) 系统,构建了一个自动跟踪超声乳化过程并在白内障超声乳化手术视频中对白内障等级进行分类的通用框架。VeBIRD 能够在超声乳化这一步骤中进行眼定位,追踪眼内超乳手柄的头端,同时对晶状体核硬度进行分级(六分类);截取的 10 000 个手术画面中,眼定位的准确率为 92.3%,采用 SVM 分类器对白内障进行分级的准确率为 96.3%。Caixinha 等^[25]提出应用 B 型超声图像对白内障进行自动诊断和分级,利用 SVM、贝叶斯、多层感知器和随机森林分类器提取了 27 个时域和频域特征进行核性白内障的检测和分类,其中 23 个特征与核硬度之间存在中等至良好的相关性,结果显示 SVM 分类器对白内障严重程度的自动分类显示出更高的性能,其精确度、灵敏度和特异度均为 99.7% (相对绝对误差为 0.4%)。

2 AI 在人工晶状体屈光度计算方面的应用

白内障手术不仅需要改善患者视力,获得理想的术后屈光效果也至关重要。通过计算提高植入人工晶状体 (intraocular lens, IOL) 屈光度准确性并限制术后屈光不规则,以帮助患者达到期望的术后屈光效果。

Carmona González 等^[26]收集 260 例 260 眼白内障手术患者术前角膜曲率、术后角膜曲率、眼轴长度、前房深度、晶状体厚度、角膜直径、IOL 植入方式和屈光度数、术后 3 个月主观屈光度,利用这些数据训练不同的机器学习模型来预测 IOL 的度数和患者的屈光状态,随后将训练好的模型 Karmona 与幂公式 Holladay 2、Haigis、Barrett Universal II 和 Hill-RBF v2.0 的精度进行比较,结果显示预测误差的标准差由低到高依次为 Karmona (0.30)、Haigis (0.36)、Holladay 2 (0.38)、Barrett Universal II (0.38) 和 Hill-RBF v2.0 (0.40),并且由 Karmona 计算得出的 100% IOL 度数误差在 ± 1.00 D 以内,90.38% 在 ± 0.50 D 以内。Sramka 等^[27]使用数据挖掘从 Gemini 眼科诊所的电子健康记录系统数据库中获取 2 194 例患者的眼部信息,采用 SVM 回归模型 (SVM-RM) 和多层神经网络集成模型 (MLNN-EM) 计算需植入的 IOL 度数并与临床结果比较,结果显示 SVM-RM 和 MLNN-EM 在 IOL 屈光度计算中均较临床结果更佳,因此具有改善临床白内障手术后屈光结局的强大潜力。Gillner 等^[28]还提出一种基于 OCT 图像,能够实现多级校准和降噪的自动分割和检测植入性 IOL 的新算法。

3 AI 在白内障手术中的应用

手术仍是目前治疗白内障的有效方法^[29],机器学习和深度学习技术可以有效地对白内障手术视频进行智能识别与分割,以便进行自动的技能评估及反馈。同时,为了提高手术步

骤的规范性、减少手术过程中可能发生的错误,许多研究者开展了一系列关于 AI 在白内障手术中应用的研究。

为了避免手术信息核对错误带来的危害,Yoo 等^[30]开发了一项基于深度学习的智能语音播报技术,用来帮助手术开始前医务人员核对患者身份、手术眼别及手术类别,该模型在验证集和测试集中的识别准确率分别达到了 96.5% 和 93.5%。一项来自霍普金斯大学的横断面研究使用深度学习技术对白内障手术视频进行分割,以便进行自动化技能评估和反馈;该研究收集 100 例白内障手术视频,手动标注了手术视频中的 10 个阶段标签及手术中使用的 14 种器械,同时采用 5 种具有不同输入数据的算法:(1)使用器械标签的横截面二进制特征的 SVM;(2)使用器械标签作为时间序列数据的循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 算法;(3)使用图像中的空间特征作为输入的 CNN 算法;(4)利用 CNN-RNN 算法对图像的时空特征进行建模;(5)利用 CNN-RNN 算法对图像中的时空特征进行建模,并将器械标签作为时间序列数据。每种算法均经过 5 倍交叉验证后得到的未加权准确度为 0.915~0.959^[31]。Zisimopoulos 等^[32]采用生成式的对抗网络及 CNN 算法对手术模拟装置收集的白内障手术数据中的 3 个手术步骤(患者准备、晶状体超声乳化、IOL 植入)共 17 118 个视野图片来进行手术器械识别训练,随后选取 25 个真实的白内障手术数据用于测试,结果表明模拟的白内障手术视频也可以作为深度学习算法的输入数据来训练对手术器械的识别能力。14 个团队共同参与的一项白内障手术视频标注项目汇集了 50 个白内障手术视频,总时长超过 9 h,共出现了 21 种手术器械,由 2 名专家手动标注后运用于深度学习算法中,AI 对手术器械的识别任务中受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线下面积最高可达 0.997 (95% CI = 99.6%~99.8%)^[33]。Kim 等^[34]通过 AI 对专家/新手白内障手术技术的娴熟程度进行客观评估,该研究包含 99 个不同白内障手术的撕囊步骤视频,采用时间卷积网络并关注手术器械的轨迹及光流建立了准确率为 0.848、ROC 曲线下面积为 0.863 的评估模型。Quellec 等^[35]介绍了一种在视频流中实时识别手术任务的新算法,目的是在视频监控的手术过程中,在适当的时间将患者、手术工具或植入物的相关信息传达给外科医生。为了补偿眼球运动和变焦级别的变化,首先对白内障手术视频进行归一化,然后利用时空多项式对短视频子序列的运动内容进行刻画,提出了一种基于自适应时空多项式的多尺度运动刻画方法。该研究者收集了由 10 位不同水平眼科医生操作的 186 个白内障手术视频,结果表明该算法在手术任务识别方面和手术任务的分割、识别方面均具有较高的性能,ROC 曲线下面积分别为 0.851 和 0.856。Lecuyer 等^[36]采用依赖深度学习的辅助系统对白内障手术视频的步骤进行标注并且划分每个手术阶段的时间,发现使用该辅助系统进行标注较人工标注节省约 10 min 且准确率较人工标注高约 7%。

为了预测白内障术后疾病的进展,Jiang 等^[37]提出了一种端到端的时间序列网络 (TempSeq-Net),包括使用 CNN 从连续的裂隙灯显微镜图像中提取高层特征,并应用长短期记忆方法

挖掘特征之间的时间关系,得到了最优的 TempSeq-Net 模型,定量结果表明该模型具有优异的性能,其平均准确度、灵敏度、特异度和 ROC 曲线下面积分别为 92.22%、88.55%、94.31% 和 0.971 8。

4 AI 在建立白内障患者管理体系中的应用

为了检测深度学习训练出来的先天性白内障评估模型在真实世界中的性能, Lin 等^[38] 对该模型进行了 I 期临床试验,该试验涉及中国不同地区的 5 个眼科门诊,招募了 700 名志愿者,该模型对白内障诊断和治疗判断的准确率分别为 87.4% 和 70.8%,明显低于高年资眼科专家的 99.1% 和 96.7%;但患者从模型处获得诊断的平均时间为 2.79 min,明显低于在眼科专家处的就诊时间 8.53 min;问卷满意度调查结果显示患者对该模型提供的整体医疗服务质量表示满意。Wu 等^[18] 还描述了一种远程医疗平台,该平台可实现家庭监护(家庭成员使用手机拍摄的眼表图像、视力和简短的临床病史),然后筛选出需转诊至社区医疗机构的患者,使用裂隙灯显微镜获取眼前节图像,具有 AI 分析功能的远程医疗平台结合诊断和可参考的资料进行综合评估,并将所有已获得数据储存到数据库,确认需转诊后将通过快速通道通知系统将患者信息发送至上级医疗机构。此护理模式已在 4 个独立的社区保健中心进行了进一步测试,并取得了良好的效果。该诊疗模型充分利用电信网络、深度学习和 AI 分析的强大功能,能显著提高眼科医生的诊疗效率,使一位医生每年诊疗患者数量从 4 000 名增加到 40 806 名,增加了 9.2 倍。

5 总结与展望

随着人口老龄化趋势的加剧,白内障患者人数逐年增加,偏远地区专业医疗人员数量的不足及医疗设备的匮乏给原本紧张的医疗卫生管理带来了极大的挑战。AI 的出现及迅猛发展为偏远地区白内障患者获得更好的医疗服务提供了便利条件。研究者们将基于裂隙灯显微镜照片、眼底照片、超声影像、白内障手术视频、健康档案数据作为输入数据训练,利用 AI 的迁移学习能力,构建用以辅助临床医生对白内障的诊疗模型。从白内障的普查初筛、对混浊晶状体的分级和白内障分诊建议,到对白内障手术步骤的识别评估, AI 都展现出其独特的优势。

迄今已进行的关于 AI 在白内障领域的应用研究多基于实验室条件,提前筛选出质量合格的图像、视频数据以利于构建出性能良好的算法模型。然而真实世界的情况复杂多样,文字数据的缺失、图像质量的参差不齐等因素都极大限制了 AI 的推广应用。截至目前,仅有一项临床随机对照试验报道了 AI 应用于临床白内障诊断的可行性,结果证实了 AI 在真实世界的表现要比实验室条件下得到的准确率低^[38]。未来还需要更多相关的临床研究来进一步验证各类 AI 模型在真实世界中的性能。另一方面,从白内障的诊断到治疗以及预后的评估,各个阶段都有单独的 AI 研究在进行,为了让 AI 更好地协助临床眼科医生及服务白内障患者,集成式 AI 或许是未来 AI 在白内障领域的研究趋势。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Liu YC, Wilkins M, Kim T, et al. Cataracts [J]. *Lancet*, 2017, 390(10094): 600-612. DOI:10.1016/S014-6736(17)30544-5.
- [2] Tang Y, Wang X, Wang J, et al. Prevalence of age-related cataract and cataract surgery in a chinese adult population: the taizhou eye study [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2016, 57(3): 1193-1200. DOI:10.1167/iovs.15-18380.
- [3] Mohammad-Rabie H, Malekifar P, Esfandiari H. Visual outcomes after primary iris claw artisan intraocular lens implantation during complicated cataract surgery [J]. *Semin Ophthalmol*, 2017, 32(3): 337-340. DOI:10.3109/08820538.2015.1090610.
- [4] Sharma AK, Aslami AN, Srivastava JP, et al. Visual outcome of traumatic cataract at a tertiary eye care centre in North India: a prospective study [J]. *J Clin Diagn Res*, 2016, 10(1): NC05-08. DOI:10.7860/JCDR/2016/17216.7049.
- [5] Wu X, Long E, Lin H, et al. Prevalence and epidemiological characteristics of congenital cataract: a systematic review and meta-analysis [J/OL]. *Sci Rep*, 2016, 6: 28564 [2020-10-12]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27334676>. DOI:10.1038/srep28564.
- [6] Song P, Wang H, Theodoratou E, et al. The national and subnational prevalence of cataract and cataract blindness in China: a systematic review and meta-analysis [J/OL]. *J Glob Health*, 2018, 8(1): 010804 [2020-10-12]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29977532>. DOI:10.7189/jogh.08-010804.
- [7] Limwattananon C, Limwattananon S, Tungthong J, et al. Association between a centrally reimbursed fee schedule policy and access to cataract surgery in the universal coverage scheme in Thailand [J]. *JAMA Ophthalmol*, 2018, 136(7): 796-802. DOI:10.1001/jamaophthalmol.2018.1843.
- [8] 国家卫生健康委员会. 中国眼健康白皮书 [R/OL]. (2020-06-06) [2020-10-24]. <http://www.nhc.gov.cn/xcs/s3574/202006/1f519d91873948d88a77a35a427c3944.shtml>.
- [9] Ramke J, Zwi AB, Lee AC, et al. Inequality in cataract blindness and services: moving beyond unidimensional analyses of social position [J]. *Br J Ophthalmol*, 2017, 101(4): 395-400. DOI:10.1136/bjophthalmol-2016-309691.
- [10] Cuzzolin F, Morelli A, Cirstea B, et al. Knowing me, knowing you: theory of mind in AI [J]. *Psychol Med*, 2020, 50(7): 1057-1061. DOI:10.1017/S0033291720000835.
- [11] Park SJ, Lee EJ, Kim SI, et al. Clinical desire for an artificial intelligence-based surgical assistant system: electronic survey-based study [J/OL]. *JMIR Med Inform*, 2020, 8(5): e17647 [2020-10-26]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/32412421>. DOI:10.2196/17647.
- [12] Gao X, Lin S, Wong TY. Automatic feature learning to grade nuclear cataracts based on deep learning [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2015, 62(11): 2693-2701. DOI:10.1109/TBME.2015.2444389.
- [13] Cheng J. Sparse range-constrained learning and its application for medical image grading [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2018, 37(12): 2729-2738. DOI:10.1109/TMI.2018.2851607.
- [14] Mahesh Kumar SV, Gunasundari R. Computer-aided diagnosis of anterior segment eye abnormalities using visible wavelength image analysis based machine learning [J/OL]. *J Med Syst*, 2018, 42(7): 128 [2020-11-01]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29860586>. DOI:10.1007/s10916-018-0980-z.
- [15] Lin H, Lin D, Liu Z, et al. A novel congenital cataract category system based on lens opacity locations and relevant anterior segment characteristics [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2016, 57(14): 6389-6395. DOI:10.1167/iovs.16-20280.
- [16] Liu X, Jiang J, Zhang K, et al. Localization and diagnosis framework for pediatric cataracts based on slit-lamp images using deep features of a convolutional neural network [J/OL]. *PLoS One*, 2017, 12(3): e0168606 [2020-11-02]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28306716>. DOI:10.1371/journal.pone.0168606.
- [17] Long E, Lin H, Liu Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts [J/OL].

- Nat Biomed Eng, 2017, 1(2) : 0024 [2020-11-02]. <https://doi.org/10.1038/s41551-016-0024>. DOI: 10.1038/s41551-016-0024.
- [18] Wu X, Huang Y, Liu Z, et al. Universal artificial intelligence platform for collaborative management of cataracts [J]. Br J Ophthalmol, 2019, 103(11) : 1553-1560. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2019-314729.
- [19] Gali HE, Sella R, Afshari NA. Cataract grading systems: a review of past and present [J]. Curr Opin Ophthalmol, 2019, 30(1) : 13-18. DOI: 10.1097/ICU.0000000000000542.
- [20] Xiong L, Li H, Xu L. An approach to evaluate blurriness in retinal images with vitreous opacity for cataract diagnosis [J/OL]. J Healthc Eng, 2017, 2017 : 5645498 [2020-11-08]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29065620>. DOI: 10.1155/2017/5645498.
- [21] Zhang H, Niu K, Xiong Y, et al. Automatic cataract grading methods based on deep learning [J/OL]. Comput Methods Programs Biomed, 2019, 182 : 104978 [2020-11-10]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31450174>. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.07.006.
- [22] Yang JJ, Li J, Shen R, et al. Exploiting ensemble learning for automatic cataract detection and grading [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2016, 124 : 45-57. DOI: 10.1016/j.cmpb.2015.10.007.
- [23] Xu X, Zhang L, Li J, et al. A hybrid global-local representation CNN model for automatic cataract grading [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(2) : 556-567. DOI: 10.1109/JBHI.2019.2914690.
- [24] Tian S, Yin XC, Wang ZB, et al. A video-based intelligent recognition and decision system for the phacoemulsification cataract surgery [J/OL]. Comput Math Methods Med, 2015, 2015 : 202934 [2020-11-10]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26693249>. DOI: 10.1155/2015/202934.
- [25] Caixinha M, Amaro J, Santos M, et al. *In-vivo* automatic nuclear cataract detection and classification in an animal model by ultrasounds [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(11) : 2326-2335. DOI: 10.1109/TBME.2016.2527787.
- [26] Carmona González D, Palomino Bautista C. Accuracy of a new intraocular lens power calculation method based on artificial intelligence [J]. Eye (Lond), 2021, 35(2) : 517-522. DOI: 10.1038/s41433-020-0883-3.
- [27] Sramka M, Slovak M, Tuckova J, et al. Improving clinical refractive results of cataract surgery by machine learning [J/OL]. PeerJ, 2019, 7 : e7202 [2020-11-12]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31304064>. DOI: 10.7717/peerj.7202.
- [28] Gillner M, Eppig T, Langenbucher A. Automatic intraocular lens segmentation and detection in optical coherence tomography images [J]. Z Med Phys, 2014, 24(2) : 104-111. DOI: 10.1016/j.zemedi.2013.07.002.
- [29] Singh R, Dohlman TH, Sun G. Immediately sequential bilateral cataract surgery: advantages and disadvantages [J]. Curr Opin Ophthalmol, 2017, 28(1) : 81-86. DOI: 10.1097/ICU.0000000000000327.
- [30] Yoo TK, Oh E, Kim HK, et al. Deep learning-based smart speaker to confirm surgical sites for cataract surgeries: a pilot study [J/OL]. PLoS One, 2020, 15(4) : e0231322 [2020-11-18]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/32271836>. DOI: 10.1371/journal.pone.0231322.
- [31] Yu F, Silva Croso G, Kim TS, et al. Assessment of automated identification of phases in videos of cataract surgery using machine learning and deep learning techniques [J/OL]. JAMA Netw Open, 2019, 2(4) : e191860 [2020-11-18]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30951163>. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.1860.
- [32] Zisimopoulos O, Flouty E, Stacey M, et al. Can surgical simulation be used to train detection and classification of neural networks? [J]. Healthc Technol Lett, 2017, 4(5) : 216-222. DOI: 10.1049/hlt.2017.0064.
- [33] Al Hajj H, Lamard M, Conze PH, et al. CATARACTS: challenge on automatic tool annotation for cataract surgery [J]. Med Image Anal, 2019, 52 : 24-41. DOI: 10.1016/j.media.2018.11.008.
- [34] Kim TS, O'Brien M, Zafar S, et al. Objective assessment of intraoperative technical skill in capsulorhexis using videos of cataract surgery [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(6) : 1097-1105. DOI: 10.1007/s11548-019-01956-8.
- [35] Quellec G, Lamard M, Cochener B, et al. Real-time task recognition in cataract surgery videos using adaptive spatiotemporal polynomials [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2015, 34(4) : 877-887. DOI: 10.1109/TMI.2014.2366726.
- [36] Lecuyer G, Ragot M, Martin N, et al. Assisted phase and step annotation for surgical videos [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2020, 15(4) : 673-680. DOI: 10.1007/s11548-019-02108-8.
- [37] Jiang J, Liu X, Liu L, et al. Predicting the progression of ophthalmic disease based on slit-lamp images using a deep temporal sequence network [J/OL]. PLoS One, 2018, 13(7) : e0201142 [2020-08-07]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30063738>. DOI: 10.1371/journal.pone.0201142.
- [38] Lin H, Li R, Liu Z, et al. Diagnostic efficacy and therapeutic decision-making capacity of an artificial intelligence platform for childhood cataracts in eye clinics: a multicentre randomized controlled trial [J]. EClinicalMedicine, 2019, 9 : 52-59. DOI: 10.1016/j.eclinm.2019.03.001.

(收稿日期:2021-03-14 修回日期:2021-08-07)

(本文编辑:张宇 骆世平)

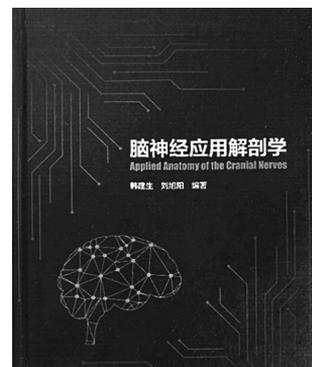
消息

《脑神经应用解剖学》一书正式出版

由解剖学家韩建生教授和厦门大学附属厦门眼科中心刘旭阳教授共同编著的《脑神经应用解剖学》于 2021 年 5 月由人民卫生出版社正式出版发行。《脑神经应用解剖学》采用了大量原创脑神经图谱、实体解剖资料、临床典型病例及部分 MRI 及 OCT 等现代影像学检查图片,详细阐述了十二对颅神经起源、走行、分布及效应器官,内容深入浅出,详实生动,清晰易懂。该书的编撰注重密切结合临床工作实践,从解剖学角度分析典型病例的症状和体征,解答临床上一些颅神经相关疾病的关联问题,是一本名副其实的“应用”解剖学参考书,能为从事临床医学(特别是眼、耳鼻喉科和神经内外科)的医生提供一把释难解惑的钥匙。

购买途径:《脑神经应用解剖学》共 8 章,207 页,总计 30 余万字,零售价 128 元。全国新华书店、专业书店、人卫智慧服务商城 (<http://www.pmphmall.com/>)、人卫天猫旗舰店、京东、亚马逊、当当网等各大网站均有出售。

人民卫生出版社购书热线 010-59787592, 010-59787584。



(樊宁)