

人工智能在青光眼图像诊断中的应用

马婧一¹ 综述 李元媛² 原慧萍² 审校

¹哈尔滨医科大学 150086; ²哈尔滨医科大学附属第二医院眼科 150086

通信作者:原慧萍, Email: yuanhp2013@126.com

【摘要】 随着计算机技术及图像识别技术的不断发展,人工智能(AI)在医学领域的应用不断拓展,对于利用机器学习及深度学习诊疗眼科疾病的研究日益增多。青光眼作为首位不可逆性致盲眼病,早期诊断、及时治疗对于维持患者视功能和生活质量至关重要。目前,AI在青光眼诊疗过程中的应用主要集中在青光眼辅助诊断图像,如眼底照相、视野、光相干断层扫描(OCT)等的结合,研究者们通过建立AI模型,对图像检查结果进行分割、分类及预测,达到辅助诊断及预测青光眼进展的目的。随着算法、技术的不断发展,诊断的准确性、灵敏度及特异性都在日趋完善。青光眼的诊治需要综合考量多方面辅助检查结果,因此,筛选高质量的数据并开发更加系统、全面的AI模型仍待探索。目前与青光眼相关的眼前节辅助诊断AI模型屈指可数,因此我们可以着手研究与超声生物显微镜和眼前节OCT相关的机器、深度学习模型。本文就AI在青光眼图像诊断中应用的研究进展进行综述。

【关键词】 青光眼; 人工智能; 图像诊断

基金项目: 国家重点研发计划“智能机器人”重点专项项目(2017YFB1302700); 黑龙江省博士后资助项目(LBH-Z17112)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20190122-00026

Application of artificial intelligence in the diagnostic imaging of glaucoma

Ma Jingyi¹, Li Yuanyuan², Yuan Huiping²

¹Harbin Medical University, Harbin 150086, China; ²Department of Ophthalmology, the Second Affiliated Hospital of Harbin Medical University, Harbin 150086, China

Corresponding author: Yuan Huiping, Email: yuanhp2013@126.com

【Abstract】 Along with the continuous renewal of computer technology, artificial intelligence (AI) has been widely and gradually applied in the medical field of medicine. Research concerning machine learning and deep learning for making ophthalmological diagnosis is expanding. As glaucoma is an irreversible, blinding disease, early diagnosis and treatment are extremely important for improving patients' prognosis. Currently, AI is mainly combined with several auxiliary examinations (fundus photography, visual field tests, optical coherence tomography, etc.) to diagnose and treat glaucoma. AI models are built to segment, classify, and predict the results of image examinations, which is helpful for making diagnoses and predicting glaucoma progression. With the development of algorithms and technologies, the accuracy, sensitivity, and specificity of diagnosis gradually improve. Diagnosing and treating glaucoma require comprehensive consideration of multiple auxiliary examination results, so screening high-quality data and developing more systematic and comprehensive AI models remain to be explored. Currently, only several AI models are associated with glaucoma in the anterior examinations, so it is possible to begin studying the machine and deep learning models associated with ultrasonic biological microscopy and anterior segment optical coherence tomography. This paper, therefore, reviews the application of AI in glaucoma diagnosis.

【Key words】 Glaucoma; Artificial intelligence; Diagnostic imaging

Fund program: National Key Research and Development Plan 'Intelligent Robot' Key Special Project (2017YFB1302700); Heilongjiang Postdoctoral Fund (LBH-Z17112)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20190122-00026

随着计算机技术及图像识别技术的不断发展,人工智能(artificial intelligence, AI)在医学领域的应用不断拓展,对于利

用机器学习及深度学习诊疗眼科疾病的研究日益增多。青光眼作为首位不可逆性致盲眼病,早期诊断、及时治疗对于维持

患者视功能和生活质量至关重要。目前, AI 在青光眼诊疗过程中的应用主要集中在青光眼辅助诊断图像, 研究者们通过建立 AI 模型, 对图像检查结果进行分割、分类及预测。本文就 AI 在青光眼图像诊断中应用的研究进展进行综述。

1.1 AI 概述

1.1.1 AI 的概念 AI 是计算机科学的一个分支, 包括研究、开发智能技术和应用系统等, 用于模拟、延伸和扩展人类智能, 它可以模仿人类思想行为, 如学习和解决问题等^[1]。近年来, AI 被广泛应用于各个领域, 如自动驾驶、金融、游戏及医疗卫生等诸多领域, 为人类带来了极大的便利^[2-3]。AI 可以将医疗信息迅速、安全、有效地整合, 把疾病的诊断和治疗带入一个全新的时代。

机器学习是 AI 的一个重要分支, 经典的机器学习过程是将数据的特征作为标签, 使用一部分数据对其进行训练, 再输入新的数据, 使其识别新数据的标签, 达到分类的效果。机器学习过程中应用了人工神经网络 (artificial neural networks, ANNs), 而随着 2006 年深度神经网络 (deep neural networks, DNNs) 的发明, 深度学习的概念应运而生, DNNs 的优势在于其自动提取特征的能力, 可用来识别和分割图像^[4]。随后, 卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNNs) 的出现简化了神经网络, 减少了训练参数的样本量, 使得机器能够更加高效地识别更复杂的特征, 引领 AI 的应用更加广泛^[5]。

1.1.2 AI 模型的评价指标 用于评价 AI 模型质量的指标为准确性、灵敏度及特异性, 由真阳性、假阳性、真阴性、假阴性 4 个量化指标计算得出^[6]。将 4 种量化指标体现在概率图上, 加以阈值分析, 可绘制受试者工作特征曲线 (receiver operating characteristic curve, ROC 曲线) 和曲线下面积 (area under the curve, AUC), AUC 越接近 1 表明该模型越趋于精准。

2 AI 与青光眼

目前, AI 诊疗青光眼常用的检查指标数据主要有眼底照相、光相干断层扫描 (optical coherence tomography, OCT)、视野检查等结果, 研究者们通过建立 AI 模型, 对图像检查结果进行分割、分类及预测, 以达到辅助诊断及预测青光眼进展的目的。

2.1 AI 与眼底照相

青光眼视盘改变是诊断青光眼的客观依据之一, 表现为视盘凹陷进行性扩大、加深, 杯盘比增大, 盘沿切迹形成, 眼底照相可对眼底视盘改变进行客观记录, 因此许多 AI 相关研究也围绕眼底照相逐渐展开。对于视杯、视盘的精准定位及杯盘比的准确计算一直是 AI 通过眼底照相诊断可疑青光眼的研究热点。2013 年, Cheng 等^[7]利用超像素分类将眼底照相中视盘及视杯进行分割, 识别视杯的 AUC 可达到 0.811, 接近于人工识别 (AUC 为 0.813), 并能较为准确地计算出杯盘比, 为青光眼的初步诊断提供了一种算法。Koh 等^[8]则使用费舍尔向量提取眼底照片图像特征, 随机森林分类器对特征进行分类, 最终将眼底照相分类为正常眼、青光眼、年龄相关性黄斑变性和糖尿病视网膜病变, 验证准确率可达 96.79%。此外, 还有一些研究团队使用相对少量的眼底照相训练集, 在自动识别视杯、

视盘及计算杯盘比上开发出新模型, 在图像分割中使用不同的分割算法, 增加了图像识别的灵敏性与准确度^[9-11]。

随着大数据时代的来临, 眼底照相图片库不断扩充, 2017 年, 谷歌开发的深度学习模型^[12], 将杯盘比 ≥ 0.8 、出现盘沿切迹、视盘出血或神经纤维层缺损的眼底图像定义为可疑青光眼, 并将其作为图像特征, 由眼科专家读片作为诊断标准, 使用近 12.5 万张眼底照片训练该模型, 识别上述特征, 再使用 7 万张图像对其进行评估, 识别青光眼的 AUC 达到 0.942, 灵敏度为 96.4%, 特异度为 87.2%。随后还开发出了深度学习热图模式, 能够显示青光眼性视神经损害的具体部位^[13]。Fu 等^[14]也使用深度学习分析方法分析眼底照相, 能够更准确地识别视盘位置, 使用 SCES 数据库检测该模型 AUC 可达 0.91。相信随着算法的不断优化, 使用 AI 辅助眼底照相简易、高效地筛查青光眼指日可待。

2.2 AI 与 OCT

OCT 是一项无创的高分辨生物成像技术, 可对视网膜进行断层成像, 并进行定量分析, 通过 OCT 扫描可以发现青光眼特征性的视神经纤维层缺损和视盘改变, 许多学者将 OCT 量化分析的各项数值与 AI 的分类能力结合, 进而展开研究。Nicolela 等^[15]将开角型青光眼患者的视盘形态分为 4 种, 即局灶缺血型、近视青光眼型、老年硬化青光眼型和普遍增大型, 并提出不同视盘形态对应出现不同的视野损害模式, 例如局灶缺血型及近视青光眼型更易出现局部视野缺损, 而普遍增大型更易对应弥散性视野缺损。Omodaka 等^[16]依据 Nicolela 等^[15]提出的视盘形态对开角型青光眼患者进行分类, 将扫频 OCT 测量值, 如视网膜神经纤维层 (retinal nerve fiber layer, RNFL) 厚度、视杯最大凹陷深度和视杯面积等作为特征训练模型的参数, 训练了一种新的机器学习模式, 同时由 3 名青光眼专家读片验证其准确性, 结果显示该模型准确率可达 87.8%。An 等^[17]使用 OCT 视盘测量参数及激光散斑血流成像测量参数对上述视盘形态进行分类, 在 91 个视盘参数中选取 10 个重要的特征数据, 然后分别使用 4 种不同的机器学习方法进行分类, 分别为神经网络 (neural network, NN)、朴素贝叶斯 (naïve bayes, NB)、支持向量机 (support vector machine, SVM) 和梯度提升决策树 (gradient boosted decision trees, GBDT), 发现 NN 仅需要使用 9 个特征参数即可获得最为准确的分类结果, 准确率为 87.8%。Yousefi 等^[18]将 AI 应用于监测原发性开角型青光眼 (primary open angle glaucoma, POAG) 进展, 该研究使用多种机器学习模型进行分析, 发现单独使用 RNFL 厚度训练机器学习分类器即可识别早期至中期 POAG, 而加入视野检测结果训练模型后, 分类结果并无明显变化, 结果敏感度可达到 0.80, 特异度 0.73, AUC 为 0.88。

为了使机器更精准地识别图像, 研究者在 OCT 图像的分割上也取得了一些成果。Christopher 等^[19]建立了一个机器学习模型, 使用 OCT 多次检测正常人及青光眼患者的盘周视网膜组织结构, 建立主成分分析 (principal component analysis, PCA) 模型, 对 OCT 图像进行分析, 更准确地识别 RNFL 厚度, 从而对青光眼及健康眼进行分类, 结果证明 RNFL-PCA 在诊断

青光眼时 AUC 为 0.95, 同时也能较为准确地预测青光眼进展 (AUC 为 0.74)。Devalla 等^[20]在 U-Net 的基础上开发了一种深度学习模型, 该模型可以将 OCT 图像中视盘组织分层, 更加准确地分割筛板层及 RNFL。近年来, 检测 Bruch 膜最小开口边缘直径 (Bruch's membrane opening-minimum rim width, BMO-MRW) 被认为是一种新的检测青光眼的方式, 更准确地识别 Bruch 膜开口可以使 BMO-MRW 计算更加准确。Miri 等^[21]则使用机器学习识别频域 OCT 中 Bruch 膜开口, 与之前的方法相比更为准确。Bai 等^[22]和 Niwas 等^[23]则根据闭角型青光眼患者的眼前节 OCT 图像结果将闭角型青光眼患者按不同发病机制分为瞳孔阻滞型、高褶虹膜型、晶状体膨隆型和周边虹膜肥厚型, 利用 2 种机器学习方法提取图像特征对图像进行分类, 加权平分类准确率分别为 87.65% 和 86.66%, 2 种分类方法都可以方便医师针对不同发病机制进行诊疗。也有研究借助深度学习将眼前节 OCT 的图像质量分为高、中、低级, 用来辅助筛选高质量的 OCT 图像^[24]。

2.3 AI 与视野分析

视野缺损是青光眼诊断及病情评估的重要指标之一, 视野检查不仅可以判断有无视神经损害, 也可以检测病情进展情况。Yousefi 等^[25]记录了 POAG 患者及正常人的视野进展变化, 每例患者分别在为期 10 周的时间内采集 10 次视野结果, 使用其团队开发的机器学习模型来检测视野变化, 进而预测视野缺损, 与常用评价指标平均偏差 (mean deviation, MD) 值相比, 该模型检测视野缺损进展更敏感, 且对视野缺损进展缓慢的患者预测更有效。Asaoka 等^[26]则采用前馈神经网络, 使用 52 个总偏差概率值、模型标准变异值 (pattern standard deviation, PSD) 及 MD 值对机器进行训练, 将视野检查结果进行分类为健康眼及视野前青光眼, 结论证明该方法有效, 且 AUC 为 92.6%, 为早期诊断青光眼提供了便利。

在一些研究中, 研究者将视野检测结果与其他指标相结合, 用以共同诊断、预测青光眼。例如, Kim 等^[6]使用随机森林模型收集患者的信息, 包括年龄、眼压、角膜厚度、RNFL 平均厚度、青光眼半视野检测、MD、PSD 值, 通过以上信息对该模型进行训练, 预测结果准确度 0.98, 敏感度 0.983, 特异度 0.975, AUC 为 0.979, 证明该模型对早期 POAG 患者有较好的预测能力。许多研究也证明, 将视野检查与 OCT 检相结合的诊断模型能够获得更好的诊断结果。2008 年, Bowd 等^[27]使用关联向量机 (relevance vector machine, RVM) 学习 OCT 及 SAP, RVM 结果表现比单独学习 OCT 效果更好 (AUC 分别为 0.845 和 0.809), 而单独学习 SAP 结果 (AUC 为 0.815) 与结构-功能结合效果相似。Racette 等^[28]使用海德堡视网膜断层扫描仪 (Heidelberg retina tomograph, HRT) 和短波长自动视野计 (short-wavelength automated perimetry, SWAP) 结果参数训练 RVM, AUC 值为 0.93, 而单独训练 HRT 或 SWAP 结果均低于二者结合时的结果 (AUC 分别为 0.88 和 0.76)。Raza 等^[29]使用聚类分析方法识别 OCT 和 SAP 的异常区域, 将 OCT 和 SAP 结果相结合后诊断结果也得到了提高 (AUC 为 0.868), 而单独分析 OCT 得到 0.818 的 AUC 值, 单独使用 SAP 则为 0.797。

Shigueoka 等^[30]则将 OCT 和 SAP 结果相结合训练 MLCs, 得到 AUC 最高为 0.948。以上研究进一步说明将结构与功能相结合能够得到更好的诊断效果。

2.4 AI 与其他检查

Oh 等^[31]利用 ANNs 建立了一个无视野检测的 OAG 风险预测模型, 其中包括非眼部因素 (性别、年龄、更年期和高血压的病程时间) 和眼部因素 (眼压、屈光不正、垂直杯盘比、颞上方 RNFL 缺损及颞下方 RNFL 缺损), 预测 OAG 的准确率为 84.0%, 灵敏度为 78.3%, 特异性为 85.9%, 为无视野检测设备的诊所提供了鉴别 OAG 患者与可疑青光眼患者的有效工具。近年来, 角膜接触式传感器 (contact lens sensor, CLS) 的发明实现了眼压相关眼球容量的 24 h 动态监测, 研究证明健康人与 POAG 患者的 CLS 曲线有差异, CLS 参数与视野进展相关。Martin 等^[32]使用 CLS 监测健康人及 POAG 患者的 24 h CLS 曲线, 并使用压平式眼压计测量基线眼压。使用 CLS 参数及基线眼压共同训练机器学习模型, 用以区分健康眼与青光眼, 该模型的 AUC 为 0.759, 为诊断 POAG 提供了新的诊疗思路。

3 小结

近年来, AI 逐渐广泛应用在医疗领域上, AI 在图像处理及数据分析上体现了巨大的优势, 青光眼作为不可逆的致盲疾病, 在其发生和发展过程中准确地诊断、早期治疗显得尤为重要, AI 在青光眼辅助诊断、评估、预测中起到一定作用, 随着算法、技术的不断发展, 诊断的准确性、灵敏度及特异性均日趋完善。青光眼的诊治需要综合考量多方面辅助检查结果, 并且病例标签的准确诊断、大量检查结果的取舍仍是难点^[33]。因此, 筛选高质量的数据并开发更加系统、全面的 AI 模型仍有待进一步探索。目前与青光眼相关的眼前节辅助诊断 AI 模型屈指可数, 研究者可以着手与超声生物显微镜和眼前节 OCT 相关的机器、深度学习模型的研究。希望随着医学与计算机学科不断深化的结合, 能够开发出更加简便、更加有效的青光眼 AI 诊疗工具, 并建立远程共享模式平台^[34], 为防盲治盲提供高效推进作用, 为患者的健康带来福音。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Ting DSW, Pasquale LR, Peng L, et al. Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology [J]. Br J Ophthalmol, 2019, 103 (2): 167-175. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2018-313173.
- [2] Buch VH, Ahmed I, Maruthappu M. Artificial intelligence in medicine: current trends and future possibilities [J]. Br J Gen Pract, 2018, 68 (668): 143-144. DOI: 10.3399/bjgp18X695213.
- [3] Marwala T, Hurwitz E. Artificial intelligence and economic theory [J/OL]. Springer, 2017, arXiv: 1703.06597 [2019-08-12]. https://arxiv.org/abs/1703.06597.
- [4] Schmidt-Erfurth U, Sadeghipour A, Gerendas BS, et al. Artificial intelligence in retina [J]. Prog Retin Eye Res, 2018, 67: 1-29. DOI: 10.1016/j.preteyeres.2018.07.004.
- [5] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机学报, 2017, 40 (6): 1229-1251. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2017.01229. Zhou FY, Jin LP, Dong J. Review of convolutional neural network [J]. Chin J Computers, 2017, 40 (6): 1229-1251. DOI: 10.11897/SP.J.

1016. 2017. 01229.
- [6] Kim SJ, Cho KJ, Oh S. Development of machine learning models for diagnosis of glaucoma [J/OL]. *PLoS One*, 2017, 12 (5) : e0177726 [2019-08-10]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5441603/>. DOI: 10.1371/journal.pone.0177726.
- [7] Cheng J, Liu J, Xu Y, et al. Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32 (6) : 1019-1032. DOI: 10.1109/TMI.2013.2247770.
- [8] Koh JEW, Ng EYK, Bhandary SV, et al. Automated retinal health diagnosis using pyramid histogram of visual words and Fisher vector techniques [J]. *Comput Biol Med*, 2018, 92 : 204-209. DOI: 10.1016/j.combiomed.2017.11.019.
- [9] Haleem MS, Han L, Hemert JV, et al. A novel adaptive deformable model for automated optic disc and cup segmentation to aid glaucoma diagnosis [J/OL]. *J Med Syst*, 2017, 42 (1) : 20 [2019-08-16]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5719827/>. DOI: 10.1007/s10916-017-0859-4.
- [10] Salam AA, Khalil T, Akram MU, et al. Automated detection of glaucoma using structural and non structural features [J/OL]. *Springerplus*, 2016, 5 (1) : 1519 [2019-08-16]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5017972/>. DOI: 10.1186/s40064-016-3175-4.
- [11] Zilly J, Buhmann JM, Mahapatra D. Glaucoma detection using entropy sampling and ensemble learning for automatic optic cup and disc segmentation [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2017, 55 : 28-41. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2016.07.012.
- [12] Ting DSW, Cheung CY, Lim G, et al. Development and validation of a deep learning system for diabetic retinopathy and related eye diseases using retinal images from multiethnic populations with diabetes [J]. *JAMA*, 2017, 318 (22) : 2211-2223. DOI: 10.1001/jama.2017.18152.
- [13] Keel S, Wu J, Lee PY, et al. Visualizing deep learning models for the detection of referable diabetic retinopathy and glaucoma [J]. *JAMA Ophthalmol*, 2019, 137 (3) : 288-292. DOI: 10.1001/jamaophthalmol.2018.6035.
- [14] Fu H, Cheng J, Xu Y, et al. Disc-aware ensemble network for glaucoma screening from fundus image [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2018, 37 (11) : 2493-2501. DOI: 10.1109/TMI.2018.2837012.
- [15] Nicoleta MT, Drance SM. Various glaucomatous optic nerve appearances: clinical correlations [J]. *Ophthalmology*, 1996, 103 (4) : 640-649. DOI: 10.1016/s0161-6420(96)30640-4.
- [16] Omodaka K, An G, Tsuda S, et al. Classification of optic disc shape in glaucoma using machine learning based on quantified ocular parameters [J/OL]. *PLoS One*, 2017, 12 (12) : e0190012 [2019-08-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5736185/>. DOI: 10.1371/journal.pone.0190012.
- [17] An G, Omodaka K, Tsuda S, et al. Comparison of machine-learning classification models for glaucoma management [J/OL]. *J Healthc Eng*, 2018, 2018 : 6874765 [2019-08-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6029465/>. DOI: 10.1155/2018/6874765.
- [18] Yousefi S, Goldbaum MH, Balasubramanian M, et al. Glaucoma progression detection using structural retinal nerve fiber layer measurements and functional visual field points [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2014, 61 (4) : 1143-1154. DOI: 10.1109/TBME.2013.2295605.
- [19] Christopher M, Belghith A, Weinreb RN, et al. Retinal nerve fiber layer features identified by unsupervised machine learning on optical coherence tomography scans predict glaucoma progression [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2018, 59 (7) : 2748-2756. DOI: 10.1167/iovs.17-23387.
- [20] Devalla SK, Renukanand PK, Sreedhar BK, et al. DRUNET: a dilated-residual U-Net deep learning network to segment optic nerve head tissues in optical coherence tomography images [J]. *Biomed Opt Express*, 2018, 9 (7) : 3244-3265. DOI: 10.1364/BOE.9.003244.
- [21] Miri MS, Abràmoff MD, Kwon YH, et al. A machine-learning graph-based approach for 3D segmentation of Bruch's membrane opening from glaucomatous SD-OCT volumes [J]. *Med Image Anal*, 2017, 39 : 206-217. DOI: 10.1016/j.media.2017.04.007.
- [22] Bai X, Niwas SI, Lin W, et al. Learning ECOC code matrix for multiclass classification with application to glaucoma diagnosis [J/OL]. *J Med Syst*, 2016, 40 (4) : 78 [2019-08-21]. <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10916-016-0436-2>. DOI: 10.1007/s10916-016-0436-2.
- [23] Niwas SI, Lin W, Kwok CK, et al. Cross-examination for angle-closure glaucoma feature detection [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2016, 20 (1) : 343-354. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2387207.
- [24] Niwas SI, Jakhetiya V, Lin W, et al. Complex wavelet based quality assessment for AS-OCT images with application to angle closure glaucoma diagnosis [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2016, 130 : 13-21. DOI: 10.1016/j.cmpb.2016.03.011.
- [25] Yousefi S, Kiwaki T, Zheng Y, et al. Detection of longitudinal visual field progression in glaucoma using machine learning [J]. *Am J Ophthalmol*, 2018, 193 : 71-79. DOI: 10.1016/j.ajo.2018.06.007.
- [26] Asaoka R, Murata H, Iwase A, et al. Detecting preperimetric glaucoma with standard automated perimetry using a deep learning classifier [J]. *Ophthalmology*, 2016, 123 (9) : 1974-1980. DOI: 10.1016/j.ophtha.2016.05.029.
- [27] Bowd C, Hao J, Tavares IM, et al. Bayesian machine learning classifiers for combining structural and functional measurements to classify healthy and glaucomatous eyes [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2008, 49 (3) : 945-953. DOI: 10.1167/iovs.07-1083.
- [28] Racette L, Chiou CY, Hao J, et al. Combining functional and structural tests improves the diagnostic accuracy of relevance vector machine classifiers [J]. *J Glaucoma*, 2010, 19 (3) : 167-175. DOI: 10.1097/IJG.0b013e3181a98b85.
- [29] Raza AS, Zhang X, de Moraes CG, et al. Improving glaucoma detection using spatially correspondent clusters of damage and by combining standard automated perimetry and optical coherence tomography [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2014, 55 (1) : 612-624. DOI: 10.1167/iovs.13-12351.
- [30] Shigueoka LS, de Vasconcellos JPC, Schimiti RB, et al. Automated algorithms combining structure and function outperform general ophthalmologists in diagnosing glaucoma [J/OL]. *PLoS One*, 2018, 13 (12) : e0207784 [2019-09-03]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6281287/>. DOI: 10.1371/journal.pone.0207784.
- [31] Oh E, Yoo TK, Hong S. Artificial neural network approach for differentiating open-angle glaucoma from glaucoma suspect without a visual field test [J]. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2015, 56 (6) : 3957-3966. DOI: 10.1167/iovs.15-16805.
- [32] Martin KR, Mansouri K, Weinreb RN, et al. Use of machine learning on contact lens sensor-derived parameters for the diagnosis of primary open-angle glaucoma [J]. *Am J Ophthalmol*, 2018, 194 : 46-53. DOI: 10.1016/j.ajo.2018.07.005.
- [33] 张秀兰, 李飞. 人工智能和青光眼: 机遇与挑战 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2018, 36 (4) : 245-247. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.04.002.
- Zhang XL, Li F. Artificial intelligence and glaucoma: opportunities and challenges [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2018, 36 (4) : 245-247. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.04.002.
- [34] 林浩添, 吴晓航. 加快基于眼科图像数据库的眼病人工智能辅助诊断平台建设 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2018, 36 (8) : 577-580. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.08.001.
- Lin HT, Wu XH. Accelerating the construction of artificial intelligence diagnostic platform based on ophthalmic imaging database [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2018, 36 (8) : 577-580. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2018.08.001.

(收稿日期: 2019-10-22 修回日期: 2020-02-28)

(本文编辑: 刘艳)