

• 综 述 •

利用人工智能在眼底照片中发现青光眼的研究进展

张佳玲^{1,2}, 蔡 岩^{1,2△}

(1. 新疆医科大学研究生院, 新疆 乌鲁木齐 830011; 2. 中国人民解放军新疆军区总医院全军眼科中心, 新疆 乌鲁木齐 830000)

[摘要] 青光眼是一种常见的眼科疾病, 往往会导致视神经损害和视野缺损, 如果不及及时治疗, 可能导致永久性视力丧失。青光眼在眼底的病变表现主要集中在视神经盘的形态改变、视网膜神经纤维层的损伤、杯盘比增大及青光眼可能导致视网膜和视神经盘区域的血管异常。而眼底照相是一种非侵入性、可快速获取的检查, 可以客观地展现出视网膜、视盘、视杯、黄斑、血管、神经等结构, 加上经济效益方面的考量, 眼底照相作为一个较为低廉的检查方法, 可为青光眼在大范围人群中的筛查提供了可行性。早期发现并治疗青光眼非常重要, 但人工检查容易受到医生经验和主观判断的影响。近年来, 人工智能(AI)技术在医疗领域得到广泛应用, 特别是在利用眼底照片进行青光眼筛查和诊断方面, AI技术展现出了巨大的潜力。该文旨在探讨利用AI在眼底照片中发现青光眼的最新研究进展, 系统梳理了AI技术在青光眼眼底图像分析中的最新进展, 为进一步推动AI在眼科领域的应用提供了有价值的参考。

[关键词] 人工智能; 深度学习; 青光眼; 眼底图像; 综述

DOI: 10.3969/j.issn.1009-5519.2025.01.048 **中图法分类号:** R775

文章编号: 1009-5519(2025)01-0222-05 **文献标识码:** A

Glaucoma screening and diagnosis in fundus photographs using artificial intelligenceZHANG Jialing^{1,2}, CAI Yan^{1,2△}

(1. Graduate School of Xinjiang Medical University, Urumqi, Xinjiang 830011, China;

2. Military Ophthalmology Center, General Hospital of Xinjiang Military Command,

Graduates School, Xinjiang Medical University, Urumqi, Xinjiang 830000, China)

[Abstract] Glaucoma is a common eye disease that often results in optic nerve damage and visual field loss, which can lead to permanent vision loss if left untreated. The pathological manifestations of glaucoma in the fundus mainly focus on the morphological changes of the optic nerve disc, the damage of the retinal nerve fiber layer, the increase of the cup-to-disc ratio, and the vascular abnormalities in the retina and optic nerve disc region caused by glaucoma. Fundus photography is a non-invasive, rapidly accessible examination that can objectively show the retina, optic disc, optic cup, macula, blood vessels, nerves and other structures. In addition to economic benefits, fundus photography, as a relatively inexpensive examination method, can provide feasibility for the screening of glaucoma in a large range of people. Early detection and treatment of glaucoma is very important, but manual examination is susceptible to the influence of the doctor's experience and subjective judgment. In recent years, artificial intelligence(AI) technology has been widely used in the medical field, especially in the use of fundus photos for glaucoma screening and diagnosis, AI technology has shown great potential. This paper aimed to discuss the latest research progress of using AI to find glaucoma in fundus photos, systematically combs the latest progress of AI technology in the analysis of glaucoma fundus images, and provided a valuable reference for further promoting the application of AI in the field of ophthalmology.

[Key words] Artificial intelligence; Deep learning; Glaucoma; Retinal fundus image; Review

青光眼是一组眼病的总称, 以特征性视神经萎缩和视野缺损为共同特征的疾病。眼压升高水平和视神经对压力损害的耐受性与青光眼视神经萎缩和视野缺损的发生和发展有关^[1-2]。青光眼作为目前全球

第 2 位致盲眼病,严重威胁着人类的视觉健康,青光眼到 2020 年影响约 7 600 万人,到 2040 年将影响约 1.118 亿人^[3-5]。这种疾病的主要原因可归因于房水液体引流和流动之间的不平衡,导致眼压升高^[5]。另外,年龄、种族和家族史等因素也会增加患青光眼的概率。青光眼有必要在早期发现,原因如下:(1)早期青光眼没有明显的症状及明确的定义及量化指标。(2)青光眼造成的眼部损害是永久的,若没有得到及时的治疗干预,严重者会造成无法逆转的眼部失明^[6]。(3)青光眼虽然没有明确的预防方法,但若在早期发现可以干预、控制青光眼的发生发展^[5]。

通常诊断青光眼的眼部检查包括测量眼压、测试视野和评估视神经头,但这些检查常需要有大量的时间、昂贵的特殊设备、专业人员。眼底图像作为一种非侵入性、简便快捷的检查手段,可通过观察眼底血管、视神经盘(OD)和视网膜等结构来获取大量的眼底信息,这对眼科疾病的筛查和诊断具有重要的临床意义^[7]。在青光眼的筛查和诊断中,眼底图像可以直观地显示 OD 的形态、视网膜血管的情况及其他结构的异常变化,为医生提供重要的诊断依据^[7]。然而,传统的眼底图像分析通常依赖于医生的经验和专业知识,存在主观性和可变性的问题,因此需要更准确、客观的分析方法来辅助临床决策^[8-10]。

随着科技的进步,人工智能(AI)的发展已进入医学领域的研究^[11]。在眼科方面,AI 可以利用眼底照片来筛查和诊断青光眼,已有众多研究表明该项技术在诊断青光眼方面具有较高的灵敏度和特异度,并且在大规模筛查青光眼人群方面有着巨大潜力^[8-9]。具体来说,AI 技术可以通过分析眼底图像中的特征,如 OD 的形态、视网膜血管的变化等,来辅助医生进行青光眼的诊断和分级^[12]。与传统的眼底图像分析方法相比,基于 AI 的自动诊断系统具有更高的准确性和稳定性,可以帮助医生及早发现潜在的青光眼患者,并制定个体化的治疗方案^[13]。本文将梳理和归纳 AI 利用眼底图像在青光眼筛查诊断中的应用研究,并对其优缺点进行分析总结,以期在后续研究中提供参考。

1 AI 概述

AI 是当今世界科技领域最引人注目的发展方向之一,其核心是通过模拟人类的智能行为,实现机器对数据的分析和理解,从而为人类社会带来各种便利和服务^[14-15]。机器学习(ML)和深度学习(DL)作为实现 AI 的重要方法,正逐渐成为各个领域的关键技术^[15]。

ML 是一种利用算法让计算机系统从数据中学习

的技术,监督学习和无监督学习是其两大分支^[16]。在监督学习中,机器通过标记的数据样本进行学习,从而能够对新的数据进行准确的分类和预测。而无监督学习则是让机器自行学习数据之间的关系,从而发现其中的模式和规律^[16]。这些方法在数据分析中发挥着重要作用,帮助人们理解和利用海量数据中的信息。DL 是 ML 的一个分支,其核心是通过构建多层神经网络来模拟人脑的学习过程^[15,17]。在 DL 中,人工神经网络(ANN)扮演着重要角色,尤其是卷积神经网络(CNN)。CNN 通过多个卷积层和池化层来提取图像中的特征,并在输出层进行分类。这种方法在图像识别中取得了巨大成功,广泛应用于人脸识别、物体检测等领域^[17]。

随着技术的不断创新和发展,ML 和 DL 将继续在数据分析和图像识别领域发挥关键作用。未来,可以期待这些技术在医疗诊断、智能交通、智能制造等领域的更广泛应用,为社会的进步和发展带来新的契机。

2 AI 与眼底图像

AI 已成功开始应用于基于影像的医学诊断,例如糖尿病视网膜病变、乳腺癌、皮肤癌、肝胆疾病等方面^[18-21]。作为眼科学影像,眼底照相可以客观地反映出 OD、视杯(OC)、血管、神经、视网膜和黄斑中央凹等结构,其中对 OD 和 OC 的评估是青光眼诊断的基础^[22-23]。青光眼对眼底的改变包括:(1)OD 的形态改变,如 OD 边缘的变薄、颜色改变(通常呈现出灰白色至深棕色),OD 边缘模糊或不规则;(2)由于青光眼导致眼内压升高,可能会引起视网膜神经纤维层的损伤。在眼底图像中,可以看到神经纤维层的稀疏或缺失;(3)杯盘比(CDR)增大;(4)青光眼可能导致视网膜和 OD 区域的血管异常,如血管变细、变曲或异常分布。但人工评估眼底图像需要高度依赖训练有素的专家对于图像的解释,这就意味着青光眼筛查的成本效益将会显著提高^[24],因此,青光眼筛查策略并没有在普通人群中广泛实施。为了降低青光眼对大众视力的损害,改进青光眼的筛查方法是必要的。

AI 诊断作为一个新兴领域,其涉及在标记图像的大型数据集上训练算法,以便其可以从数据本身而不是从预定义的规则中学习特征^[25]。最近的证据表明,DL 算法在识别糖尿病视网膜病变等疾病时,可以对图像进行分级,具有出色的诊断准确性^[26-27],如果这项技术能够用于青光眼的准确评估,将会带来巨大的潜在益处,包括提高特定和高危人群青光眼筛查的可及性和可负担性,特别是在偏远和服务不足的地区,从而降低青光眼筛查的费用^[24]。

3 AI 与青光眼

AI 技术可以利用大规模眼底图像数据库进行 DL, 并建立青光眼筛查模型。这些模型能够自动识别眼底图像中的关键结构, 如 OD、视网膜血管和视网膜组织, 从而评估青光眼的风险^[28-29]。通过这种方式, AI 可以辅助医生对大量眼底图像进行快速筛查, 提高早期青光眼患者的识别率。

通过对相关研究文献的分析, 发现在基于眼底图像的研究中, 目前 AI 模型通常以 2 种特定识别方式来诊断青光眼: 计算 CDR 或在 OD 区域识别青光眼模式。首先, 关于计算 CDR 是指通过测量 OD 的杯部(OD 中心的凹陷部分)和盘部(非凹陷部分)之间的比例来评估青光眼的发展程度。这种方法是使用 AI 模型对眼底图像进行分析来自动计算 CDR, 从而辅助医生进行青光眼的诊断和监测。ZHAO 等^[30]精心设计一种半监督学习方案, 提出了一种直接的 CDR 估计方法, 同时取消了 CDR 分割。该方法通过 DL 技术直接回归 CDR 值, 用视神经头部特征表示的同时绕过中间分割。该方案是一种两阶段级联方法, 即由 2 个阶段组成: (1) 使用 CNN 对图像进行无监督特征表示, 以及用随机森林回归器的 CDR 值回归。有实验结果表明, 该研究可以实现 0.056 3 的较低平均 CDR 误差和约 0.726 的相关性^[30]。MVOULANA 等^[31]则开发了一种可以高效计算的算法, 可以便于该模型在移动设备上进一步实施。首先, 该方法提供了一种强大的 OD 检测方法, 即结合了亮度标准和模板匹配技术, 即使在存在与病理病例相关的明亮病变的情况下, 该模型也能有效检测 OD。其次是使用基于纹理和模型的方法可以实现执行高效的 OC 和 OD 分割。最后通过计算 CDR 来筛查青光眼, 对青光眼患者和健康人群之间进行分类^[31]。SHARATH 等^[32]则在对 OD 和 OC 进行精确分割的同时提出了一个 DL 框架, 即从眼底图像中估计 ONH 区域的深度变化。总之, 以上研究均体现了 AI 模型通过计算 CDR 实现青光眼早期筛查的可行性。(2) 关于识别青光眼模式是 AI 模型通过在眼底图像中检测特定的青光眼特征或模式, 如 OD 的变形、CDR 的异常等来辅助诊断青光眼。这种方法利用了 AI 模型对大量眼底图像数据的学习和分析能力, 能够帮助医生快速准确地识别青光眼患者, 并进行进一步的治疗。LI 等^[33]通过使用 DL 系统通过分析眼底照片中的特征, 如 OD 的形态、CDR 等来识别青光眼的典型特征, 从而实现了对青光眼视神经病变的检测, 该方法的灵敏度为 95.6%, 特异度为 92.0%, 曲线下面积为 0.986。PHENE 等^[25]也应用同样的模式获得了较高的检测灵敏度及特异度。

但对于目前 AI 筛查青光眼的研究模型来说, 大部分模型是结合了 2 种识别模式来进行筛查的。

除了在青光眼的筛查、诊断中发挥作用外, AI 技术还可以应用于青光眼的疾病预测。通过分析大量的临床数据和眼底图像, AI 算法可以识别出潜在的青光眼高危人群, 并预测其未来发展为青光眼的风险。这有助于医生及时干预, 采取预防措施。LI 等^[34]开发了一个基于彩色眼底照片(CFP)且临床上可行的 DL 系统来预测和分层青光眼发病和进展的风险, 并对人群队列中的表现进行了临床验证。他们建立了一个从纵向队列中收集的 CFP 和视野的数据集。整个数据集的平均随访持续时间为 3~5 年。该研究的模型是根据 9 346 例患者的 17 497 只眼睛的 CFP 来预测未来青光眼的发病率和进展, 最终 AI 模型结果预测青光眼发病率在验证集中得出了 0.90(0.81~0.99)的受试者操作特征曲线下面积, 并表现出良好的可推广性^[34]。

4 小 结

当探讨 AI 在医学影像领域的应用时, 我们不能忽视其在青光眼筛查方面所带来的革新。医学影像在青光眼诊断中扮演着关键角色, 而 AI 技术的引入使得这一过程更加智能化、高效化。通过自动化分析眼底图像, AI 极大地提高了筛查的速度和效率, 从而减轻了眼科专家的工作负担^[6]。这意味着, 即使在资源匮乏的地区, 也可以更轻松地地进行青光眼筛查, 有助于尽早诊断和干预患者的病情。AI 算法的快速准确性是其另一个关键优势, 它们能够在眼底图像中迅速识别青光眼的特征, 甚至可能比人类专家更准确地发现患者的病变, 这种高度精确地诊断有助于医生及早发现青光眼并进行治疗, 从而最大限度地保护患者的视力。然而, 尽管 AI 在青光眼筛查中具有巨大潜力, 但也存在一些挑战。首先, AI 算法对高质量的眼底图像数据的依赖性较高, 眼底图像的质量和标注的准确性对于 AI 模型的训练至关重要, 而目前的眼底图像数据库还存在着质量不一和标注不统一的问题^[35-36]。这使得算法的性能受到影响, 限制了其在临床中的有效性。其次, 一些 AI 算法的内部机制复杂, 缺乏可解释性。医生可能会对这些算法的诊断结果产生怀疑, 因为他们无法理解算法是如何得出这些结论的。这种缺乏可解释性可能会影响医生对 AI 技术的接受程度, 从而降低了其在临床中的实际应用率。最后, 当前 AI 技术在临床验证和监管标准方面仍存在不足。大规模的临床验证是确保 AI 算法准确性和可靠性的关键步骤, 但目前缺乏足够的临床验证数据。此外, 监管标准的制定也需要加强, 以确保 AI 技

术在青光眼筛查中的安全性和有效性。

为了克服这些挑战,未来需要加强 AI 与医生的合作,使医生能够更好地理解和信任 AI 技术。此外,还需要进一步提高算法的可解释性,推动临床验证和监管标准的制定,以确保 AI 在青光眼筛查中的可靠应用。通过这些努力,我们有望实现 AI 技术在青光眼筛查中的有效应用,从而最大限度地保护患者的视力健康。未来,随着眼科影像技术的进步和 AI 算法的不断优化,相信 AI 在眼底图像诊断青光眼方面将发挥越来越重要的作用。我们期待 AI 技术能够与临床医生紧密合作,共同为青光眼患者的早期诊断和治疗提供更加准确和有效的支持,最终实现青光眼防治的新突破。

参考文献

- [1] SOH Z, YU M, BETZLER B K, et al. The global extent of undetected glaucoma in adults: a systematic review and meta-analysis[J]. *Ophthalmology*, 2021, 128(10): 1393-1404.
- [2] JAYARAM H, KOLKO M, FRIEDMAN D S, et al. Glaucoma: now and beyond[J]. *Lancet*, 2023, 402(10414): 1788-1801.
- [3] STEIN J D, KHAWAJA A P, WEIZER J S. Glaucoma in Adults-Screening, diagnosis, and management: a review[J]. *JAMA*, 2021, 325(2): 164-174.
- [4] Glaucoma[J/OL]. *Am Fam Physician*, 2023, 107(3): Online. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36920818/>.
- [5] KANG J M, TANNA A P. Glaucoma[J]. *Med Clin North Am*, 2021, 105(3): 493-510.
- [6] LIANG Y B, JIANG J H, OU W, et al. Effect of community screening on the demographic makeup and clinical severity of glaucoma patients receiving care in urban China[J]. *Am J Ophthalmol*, 2018, 195: 1-7.
- [7] XU L, WANG Y X, LI Y B, et al. Causes of blindness and visual impairment in urban and rural areas in Beijing: the Beijing Eye Study[J]. *Ophthalmology*, 2006, 113(7): 1134. e1-1134. 11.
- [8] ZEDAN M J M, ZULKIFLEY M A, IBRAHIM A A, et al. Automated glaucoma screening and diagnosis based on retinal fundus images using deep learning approaches: a comprehensive review[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(13): 2180.
- [9] COAN L J, WILLIAMS B M, KRISHNA ADITHYA V, et al. Automatic detection of glaucoma via fundus imaging and artificial intelligence: a review[J]. *Surv Ophthalmol*, 2023, 68(1): 17-41.
- [10] SAEED A Q, SHEIKH ABDULLAH S N H, CHE-HAMZAH J, et al. Accuracy of using generative adversarial networks for glaucoma detection: systematic review and bibliometric analysis[J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23(9): e27414.
- [11] LI J P O, LIU H R, TING D S J, et al. Digital technology, tele-medicine and artificial intelligence in ophthalmology: a global perspective[J]. *Prog Retin Eye Res*, 2021, 82: 100900.
- [12] NAIR M, TAGARE S, VENKATESH R, et al. Artificial intelligence in glaucoma[J]. *Indian J Ophthalmol*, 2022, 70(5): 1868-1869.
- [13] LIU H R, LI L, WORMSTONE I M, et al. Development and validation of a deep learning system to detect glaucomatous optic neuropathy using fundus photographs[J]. *JAMA Ophthalmol*, 2019, 137(12): 1353-1360.
- [14] CHEN M, DECARY M. Artificial intelligence in health-care: an essential guide for health leaders[J]. *Health Manage Forum*, 2020, 33(1): 10-18.
- [15] CURRIE G, HAWK K E, ROHREN E, et al. Machine learning and deep learning in medical imaging: intelligent imaging[J]. *J Med Imaging Radiat Sci*, 2019, 50(4): 477-487.
- [16] TING D S W, PENG L, VARADARAJAN A V, et al. Deep learning in ophthalmology: the technical and clinical considerations[J]. *Prog Retin Eye Res*, 2019, 72: 100759.
- [17] CHOI R Y, COYNER A S, KALPATHY-CRAMER J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 14.
- [18] RUAN S, LIU Y, HU W T, et al. A new handheld fundus camera combined with visual artificial intelligence facilitates diabetic retinopathy screening[J]. *Int J Ophthalmol*, 2022, 15(4): 620-627.
- [19] BALKENENDE L, TEUWEN J, MANN R M. Application of deep learning in breast cancer imaging[J]. *Semin Nucl Med*, 2022, 52(5): 584-596.
- [20] ZAFAR M, SHARIF M I, SHARIF M I, et al. Skin lesion analysis and cancer detection based on machine/deep learning techniques: a comprehensive survey[J]. *Life-Basel*, 2023, 13(1): 146.
- [21] XIAO W, HUANG X, WANG J H, et al. Screening and identifying hepatobiliary diseases through deep learning using ocular images: a prospective, multicentre study[J]. *Lancet Digital Health*, 2021, 3(2): e88-e97.
- [22] SHABBIR A, RASHEED A, SHEHRAZ H, et al. Detection of glaucoma using retinal fundus images: a comprehensive review[J]. *Math Biosci Eng*, 2021, 18(3): 2033-2076.
- [23] HEMELINGS R, ELEN B, BARBOSA-BREDA J, et al. Author correction: deep learning on fundus images detects

- glaucoma beyond the optic disc[J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 21456.
- [24] THOMAS S M, JEYARAMAN M M, HODGE W G, et al. The effectiveness of teleglaucoma versus in-patient examination for glaucoma screening: a systematic review and meta-analysis[J]. *PLoS One*, 2014, 9(12): e113779.
- [25] PHENE S, DUNN R C, HAMMEL N, et al. Deep learning and glaucoma specialists: the relative importance of optic disc features to predict glaucoma referral in fundus photographs[J]. *Ophthalmology*, 2019, 126(12): 1627-1639.
- [26] 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.
- [27] TING D S W, CHEUNG C Y L, 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.
- [28] CHENG J, LIU J, XU Y W, et al. Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32(6): 1019-1032.
- [29] KOH J E W, NG E Y K, BHANDARY S V, et al. Automated retinal health diagnosis using pyramid histogram of visual words and fisher vector techniques[J]. *Comput Biol Med*, 2018, 92: 204-209.
- [30] ZHAO R C, CHEN X L, LIU X Y, et al. Direct Cup-to-Disc ratio estimation for glaucoma screening via Semi-Supervised learning[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(4): 1104-1113.
- [31] MVOULANA A, KACHOURI R, AKIL M. Fully automated method for glaucoma screening using robust optic nerve head detection and unsupervised segmentation based cup-to-disc ratio computation in retinal fundus images[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2019, 77: 101643.
- [32] SHARATH S M, RAM K, MITRA K, et al. Fully convolutional networks for monocular retinal depth estimation and optic Disc-Cup segmentation[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23(4): 1417-1426.
- [33] LI Z X, HE Y F, KEEL S, et al. Efficacy of a deep learning system for detecting glaucomatous optic neuropathy based on color fundus photographs[J]. *Ophthalmology*, 2018, 125(8): 1199-1206.
- [34] LI F, SU Y D, LIN F B, et al. A deep-learning system predicts glaucoma incidence and progression using retinal photographs[J]. *J Clin Invest*, 2022, 132(11): e157968.
- [35] ROSSETTO J D, MELO L A S J, CAMPOS M S, et al. Agreement on the evaluation of glaucomatous optic nerve head findings by ophthalmology residents and a glaucoma specialist[J]. *Clin Ophthalmol*, 2017, 11: 1281-1284.
- [36] LEE E B, WANG S Y, CHANG R T. Interpreting deep learning studies in glaucoma: unresolved challenges[J]. *Asia Pac J Ophthalmol(Phila)*, 2021, 10(3): 261-267.
- (收稿日期: 2024-05-19 修回日期: 2024-10-20)
-
- (上接第 221 页)
- [26] ERKEN PAMUKCU H, SUNMAN H, TAS A, et al. The role of prognostic nutritional index in predicting amputation in patients with lower extremity peripheral artery disease[J]. *J Cardiovasc Thorac Res*, 2021, 13(1): 43-48.
- [27] HOUGHTON J S, NICKINSON A T, HELM J R, et al. Associations of clinical frailty with severity of limb threat and outcomes in chronic limb-threatening ischaemia[J]. *Ann Vasc Surg*, 2021, 76: 406-416.
- [28] BOYLE J R, ATKINS E R, BIRMPILI P, et al. A best practice clinical care pathway for peripheral arterial disease[J]. *J Vasc Soc Great Br Ireland*, 2022, 1: S1-S13.
- [29] FANAROFF A C, DAYOUB E J, YANG L, et al. Association between diagnosis-to-Limb revascularization time and clinical outcomes in outpatients with chronic Limb-Threatening ischemia; insights from the CLIPPER cohort[J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13(9): e33898.
- [30] LEE M H, LI P Y, LI B, et al. Lower socioeconomic status is associated with higher rates of critical limb ischemia presentation and post-revascularization amputation[J]. *J Vasc Surg*, 2022, 75(3): 1121-1122.
- [31] HUGHES K, MOTA L, NUNEZ M, et al. The effect of income and insurance on the likelihood of major leg amputation[J]. *J Vasc Surg*, 2019, 70(2): 580-587.
- [32] HENRY A J, HEVELONE N D, BELKIN M, et al. Socioeconomic and hospital-related predictors of amputation for critical limb ischemia[J]. *J Vasc Surg*, 2011, 53(2): 330-339.
- (收稿日期: 2024-07-08 修回日期: 2024-11-05)