

· 综 述 ·

生成式人工智能在青光眼领域的研究进展

龚迪¹ 王宇宁² 综述 许言午² 杨卫华¹ 汪建涛¹ 审校¹深圳市眼科医院,南方医科大学深圳眼科医学中心,深圳 518040;²华南理工大学未来技术学院,广州 510641

通信作者:汪建涛,邮箱:wangjiantao65@126.com

【摘要】 生成式人工智能(AI)技术近年来在青光眼的早期筛查、风险预测、疾病进展评估以及临床试验设计中取得了显著进展。基于生成对抗网络、变分自编码器及扩散模型等先进算法,研究者通过合成高质量的视神经乳头、黄斑区及视网膜神经纤维层结构影像,有效缓解了真实临床影像样本稀缺及标签不平衡的问题,显著提升了深度学习模型在视野损伤预测、结构-功能映射及纵向进展模拟中的准确性与泛化能力。同时,多模态数据融合策略融合影像、视野测试及临床特征,推动了个体化疾病进展预测的实现。生成式大语言模型已在眼科图像理解、临床文本信息抽取及辅助诊断方面展现出初步应用潜力,为眼科智能诊疗提供了新的思路。然而,生成式 AI 在临床推广中仍面临特定挑战:模型生成影像的病理真实性与跨设备一致性验证不足,可能影响早期青光眼识别的可靠性;不同分型青光眼(如开角型与闭角型)特征差异明显,合成数据的泛化能力有待提高;此外,模型的“黑箱”特性、伪影风险、隐私保护及伦理监管仍是临床转化的关键瓶颈。未来,构建包含多中心、多模态和多种族数据的大规模训练体系,有望提升模型的稳定性和临床转化适用性。更进一步,生成式 AI 将通过低质量图像增强、缺失数据重建及病程动态模拟,有效促进远程医疗和个体化精准治疗的实现。本文综述了生成式 AI 在青光眼诊疗中的研究现状、关键技术及应用挑战,并展望其未来发展方向与临床转化潜力。

【关键词】 生成式人工智能; 青光眼; 生成对抗网络; 深度学习; 生成式大语言模型**基金项目:** 深圳市科创委基础研究重点项目(JCYJ20220818103207015); 深圳市卫健委三名工程项目(SZSM202311012)

DOI:10.3760/cma.j.cn115989-20250609-00189

Advances in the application of generative artificial intelligence in glaucoma researchGong Di¹, Wang Yuning², Xu Yanwu², Yang Weihua¹, Wang Jiantao¹¹Shenzhen Eye Hospital, Shenzhen Eye Medical Center, Southern Medical University, Shenzhen 518040, China; ²School of Future Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China

Corresponding author: Wang Jiantao, Email: wangjiantao65@126.com

【Abstract】 In recent years, generative artificial intelligence (AI) technologies have achieved remarkable progress in the early screening, risk prediction, disease progression assessment, and clinical trial design of glaucoma. Using advanced algorithms, such as generative adversarial networks, variational autoencoders, and diffusion models, researchers have synthesized high-quality structural images of the optic disc, macular region, and retinal nerve fiber layer, which effectively alleviates the limitations of scarce clinical imaging data and label imbalance. These methods have substantially improved the accuracy and generalization of deep learning models in visual field defect prediction, structure-function mapping, and longitudinal disease progression simulation. Meanwhile, multimodal generative approaches that integrate imaging data, visual field tests, and clinical features have facilitated individualized prediction of glaucoma progression. In addition, large language models have shown preliminary potential in ophthalmic image interpretation, clinical text information extraction, and decision support, providing new insights into intelligent ophthalmic diagnosis and treatment. However, the clinical implementation of generative AI in glaucoma faces challenges. The pathological authenticity and cross-device consistency of generated images require further validation, which may affect the reliability of early glaucoma detection. The heterogeneous characteristics of different glaucoma subtypes, such as open-angle and angle-closure glaucoma, also limit the generalization of synthetic data. Moreover, issues related to model interpretability ("black-box" nature), artifact generation, data privacy, and ethical governance remain key barriers to clinical translation. In the future, it is expected that establishing large-scale training frameworks that incorporate multicenter, multimodal, and multiethnic datasets will enhance model robustness and clinical

applicability. Furthermore, generative AI may contribute to remote ophthalmic care and personalized precision therapy by enhancing low-quality image, reconstructing missing data, and simulating dynamic disease courses. This article reviews the current applications, core technologies, and challenges of generative AI in glaucoma diagnosis and management, and discusses its future directions and translational potential in clinical ophthalmology.

[Key words] Generative artificial intelligence; Glaucoma; Generative adversarial networks; Deep learning; Generative large language models

Fund program: Shenzhen Science and Technology Program (JCYJ20220818103207015); Sanming Project of Medicine in Shenzhen (SZSM202311012)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20250609-00189

青光眼是全球范围内不可逆性致盲的主要眼病之一,随着人口老龄化的加剧,其患病率持续上升^[1-2]。据估计,到 2040 年,全球青光眼患者将超过 1.1 亿^[3-4]。由于青光眼发病隐匿、早期症状多不典型,且对视神经的损害具有不可逆性,早期诊断和病程管理成为临床面临的核心挑战^[5]。传统的诊疗方法依赖于眼底照相、光学相干断层扫描(optical coherence tomography, OCT)图像、视野检查等多模态数据,但这些数据的解读存在主观性强、评估效率低等问题,制约了青光眼早期筛查和个体化诊疗的广泛开展^[1,6]。

近年来人工智能(artificial intelligence, AI)技术,尤其是基于深度学习的模型,在青光眼图像识别、风险预测、病情评估等方面显示出显著优势^[7-8]。已有大量研究利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、迁移学习等方法开发了青光眼筛查与辅助诊断系统^[9-12]。然而,AI 在青光眼领域的进一步发展正面临诸如数据不足、样本分布不均、模型可解释性弱等关键瓶颈^[13-14]。生成式 AI 作为近年来快速发展的技术分支,具备从有限数据中生成高质量图像、文本、结构化数据等的的能力^[15];特别是生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)、变分自编码器(variational autoencoder, VAE)、扩散模型等技术在医学影像合成、数据增强、诊断预测等方面展现出巨大潜力^[14,16-17]。生成式 AI 不仅可以缓解真实临床数据获取困难的瓶颈,还可提升 AI 模型在复杂病理条件下的鲁棒性和泛化能力,为青光眼的早期筛查、进展预测及治疗方案拟定等提供了新的技术路径^[13,18]。

本文系统回顾并总结生成式 AI 在青光眼领域的最新应用进展,涵盖图像生成与增强、辅助诊断建模及临床试验设计及分析等多个维度,重点讨论各类生成模型的应用场景、优劣势和实际应用中面临的挑战,并展望其在该领域未来的发展方向。

1 生成式 AI 技术概述

生成式 AI 主要包括文本生成和图像生成 2 个方向,近年来逐步融合形成多模态生成能力,广泛应用于医学图像合成、伪影校正及数据增强等场景,推动青光眼智能诊疗的发展。

在文本生成方面,基于 Transformer 架构的预训练语言模型(如 GPT、T5、BART)显著提升了自然语言处理能力。2023 年发布的 GPT-4 引入图文多模态输入,初步实现了跨模态推理与感知能力。该类模型已应用于放射学报告生成及临床文本摘要抽取任务,如 Flamingo-CXR 系统自动生成的胸片报告已达

到放射科医师水平,为医学辅助决策提供新路径^[19]。图像生成方面,GAN 自 2014 年提出以来,已广泛应用于图像合成、风格迁移及图像翻译等任务^[16]。后续如 Pix2Pix (2016)^[20] 和 CycleGAN (2017)^[21] 等模型在医学图像中被用于视网膜图像增强、OCT 图像伪影校正及结构-功能预测等应用。此外,VAE 因其潜在空间的连续性和稳定性,在青光眼视神经纤维层厚度映射预测等场景中亦显示出应用价值^[17]。自 2020 年起,扩散模型迅速崛起,已成为图像生成的新主流。denoising diffusion probabilistic model^[14]、Latent Diffusion Model^[22] 等模型显著提升了图像质量与多样性,已用于肺部计算机断层扫描(computer tomography, CT)、脑部核磁共振成像及眼底图像合成等任务^[23]。

随着语言与视觉建模能力的提升,多模态生成成为研究热点。其中,文本生成图像(Text-to-Image, T2I)是典型代表。OpenAI 的 DALL·E、Google 的 Imagen、Meta 的 CM3leon,开源模型如 Stable Diffusion,以及非开源模型 Midjourney 均推动了该技术在医学图像领域的应用。T2I 已被用于合成 CT、眼底图像等,支持稀缺病灶数据增强和辅助教学。如 Nwoye 等^[24] 提出的 Surgical Imagen 模型可生成外科场景图像;Li 等^[25] 提出的 GLIGEN 模型则在零样本设定下实现高效医学图像生成。图像生成图像(Image-to-Image)方面,早期 Pix2Pix 与 CycleGAN 提供了图像翻译解决方案。近年来扩散模型如 InstructPix2Pix、ControlNet 和 Image Editing Diffusion 在图像修复、风格迁移与精细编辑中表现优异^[26-27]。

总体而言,生成式 AI 经历了从单模态 GAN/VAE 模型到融合 Transformer 和扩散模型的多模态大模型阶段,现已具备跨任务、跨模态生成与理解能力,为青光眼等复杂疾病的智能诊疗带来新的可能。

2 生成式 AI 技术在青光眼影像中的应用

2.1 眼底彩照

彩色眼底照相作为青光眼诊断与管理的基础影像手段,因其能够直观反映视盘及视网膜结构的细微变化,成为临床评估视神经损伤和疾病进展的重要工具。随着 AI 技术的迅猛发展,眼底彩照在青光眼自动检测和辅助诊断中的应用已成为 AI 研究和临床转化的前沿热点领域^[28-29]。视盘作为青光眼诊断的关键影像指标,其图像质量直接影响诊断的准确性与可靠性^[30]。图像超分辨率增强方面,Ha 等^[31] 基于超分辨率 GAN

提出了一种动态图像增强方法,实现了眼底照相中视盘分辨率 4 倍的提升,显著增强了视盘边缘及周围血管细节,从而提高了青光眼相关异常(如视盘出血)的检测准确率。

此外,眼底影像数据的稀缺性限制了深度学习模型的泛化能力。为了解决这一瓶颈,Chen 等^[32]利用生成式自编码器技术合成大量高质量视盘彩色图像,成功扩充了训练数据集,显著提升了青光眼检测模型的性能,降低了对真实标注数据的依赖。然而,不同设备采集的眼底彩照存在显著的图像风格和分布差异,这对深度学习模型的泛化能力构成了挑战。针对这一问题,He 等^[33]基于 GAN 的图像到图像转换技术,提出视盘彩照跨设备域适应方法。该方法将 Optain 相机采集的视盘图像转换为与 Topcon 相机图像一致的风格,有效弥合设备间图像域差距,进而提升了青光眼自动诊断模型在不同设备数据上的准确性和一致性。

此外,Yu 等^[34]通过结合血管树、视盘和视杯特征信息,提出了一种基于 GAN 的视网膜彩色图像合成方法,该方法在青光眼辅助诊断领域具有广泛应用潜力。该方法通过生成高质量的视网膜图像,尤其在数据稀缺的情况下,不仅提升了图像的分辨率,还通过数据增强技术,弥补了视网膜图像常见的质量缺陷,进而提高了青光眼相关病变的检测准确性。另外,Lei 等^[35]提出一种无监督域适应方法,通过结合边界信息和对抗学习,有效地解决了不同数据集和成像设备间的图像域差异问

题;该方法提升了不同测试集中视盘和视杯分割结果的准确性,缓解了临床实践中常见的设备差异对诊断结果的影响,进而提高了青光眼诊断模型的稳定性和可靠性。

在模型结构创新方面,Krishna 等^[36]提出融合 EffUnet 卷积网络与空间生成模型的混合算法 EffUnet-SpaGen,实现了视盘和视杯的高效、精准分割。该算法利用空间几何关系增强分割准确性,在公开数据集上的曲线下面积(area under the curve, AUC)高达 0.997,且计算资源消耗低,展现了较强的临床推广潜力。此外,Chowdhury 等^[37]则基于教师-学生 GAN 和轻量级 SqueezeNet,成功实现了视盘边缘的细粒度分割,有效辅助青光眼筛查,提高诊断稳定性和准确率。Govindharaj 等^[38]结合迁移学习和 GAN,利用预训练的 MobileNetV2 模型实现视盘图像合成与视杯自动分割,显著提升青光眼检测准确率至 98.9%。Pandey 等^[39]基于扩散概率模型生成多样化、高质量眼底彩照,经专家评估确认合成的图像逼真度高。基于此合成图像数据训练的多疾病分类模型,不仅提升了青光眼检测性能,还可扩展至多种视网膜病变识别,充分展现了生成式 AI 在复杂眼科疾病诊断中的潜力。

可见,生成式 AI 通过增强图像超分辨率、生成式数据扩充、跨设备域适应及创新模型结构设计等多维度技术革新,显著推动了彩色眼底照相在青光眼自动诊断领域的应用发展,如表 1 所示。

表 1 生成式 AI 在青光眼相关眼底彩照中的研究进展

作者	年份	研究方向	模型类型	数据概况	应用目标	主要结果
Ha 等 ^[31]	2020	视盘图像超分辨率增强	超分辨率 GAN	临床采集的眼底彩照,含小瞳孔及介质混浊	视盘图像质量提升	图像分辨率提升 4 倍,增强视盘边缘及血管细节,提高青光眼异常检测准确率
Chen 等 ^[32]	2024	视盘图像数据扩增	生成式自编码器	合成的高质量视盘图像	训练数据集扩充,提升模型检测性能	有效缓解数据稀缺,显著提升青光眼检测模型性能
He 等 ^[33]	2023	跨设备视盘图像域适应	GAN 图像风格转换	Optain 与 Topcon 相机视盘图像	跨设备域差距弥合	实现不同设备间图像风格转换,提升跨设备青光眼自动诊断准确性与一致性
Yu 等 ^[34]	2019	多地标输入视网膜图像合成	GAN (Pix2pix + ResU-net)	DRIVE 和 DRISHTI-GS 数据集	合成高质量视网膜彩照,辅助诊断	MCML 输入方法显著优于单血管掩码,生成图像 PSNR 和 SSIM 性能最佳,具备青光眼辅助诊断潜力
Lei 等 ^[35]	2022	基于无监督域适应的视盘视杯分割	GAN+图像合成与特征对齐	REFUGE 训练集、Drishti-GS 和 RIM-ONE_r3,多设备视盘图像数据	跨设备域适应,提升分割鲁棒性	在 Drishti-GS 数据集视杯分割 Dice 提升约 3%,显著缓解域间差异,提高模型泛化能力
Krishna 等 ^[36]	2021	视盘和视杯分割及空间建模	EffUnet 与空间生成模型 (SpaGen) 混合	ORIGA 及 DRISHTI 数据集	高效精准分割,提高诊断准确性	分割的 AUC 达 0.997,计算资源消耗低,具备良好临床应用潜力
Chowdhury 等 ^[37]	2025	视盘边缘细粒度分割	教师-学生 GAN 与 SqueezeNet	视盘边缘标注图像	提升视盘边缘分割及青光眼筛查	精准分割视盘边缘,提升筛查稳定性和准确率
Govindharaj 等 ^[38]	2025	视盘图像合成与视杯分割	迁移学习结合 GAN	预训练 MobileNetV2 及合成数据	提升检测准确率与泛化能力	青光眼检测准确率 98.9%,表现优异,跨数据集泛化能力强
Pandey 等 ^[39]	2025	多疾病眼底彩照生成与分类	扩散概率模型	合成多样化高质量眼底彩照	多疾病分类及青光眼检测	合成图像高度逼真,训练模型的多疾病分类性能提升,扩展临床诊断应用范围

注:AI:人工智能;GAN:生成对抗网络;MCML:多通道多地标;PSNR:峰值信噪比;SSIM:结构相似性指数;AUC:曲线下面积

2.2 OCT 图像

近年来,生成式 AI 尤其是基于 GAN 和其他深度生成模型的图像增强及合成技术,在基于 OCT 图像的青光眼筛查和诊断中的应用取得了一定的进展。相关研究不仅改善了 OCT 图像质量,还为青光眼检测与定量分析提供了新的手段,具体研究进展如表 2 所示。

一项发表于《NPJ Digital Medicine》的研究中, Bellemo 等^[40]开发的生成式深度学习模型增强了频域 OCT (spectral-domain OCT, SD-OCT) 图像中脉络膜的可视性,弥补了成像深度不足的问题。该方法生成的增强图像与真实扫频源 OCT (swept-source OCT, SS-OCT) 图像在定量指标(如脉络膜厚度和面积)上表现出较高的一致性,展示了其在临床应用中的潜力。Kim 等^[41]利用 Cycle-GAN 提升了不同设备采集 OCT 图像的质量,使其在视网膜神经纤维层(retinal nerve fiber layer, RNFL)自动分割边界的表现优于传统方法,从而提高了低质量图像的诊断准确性,解决了设备差异对诊断一致性带来的挑战。

此外,在 OCT 信号增强方面, Lazaridis 等^[42]利用 GAN 提升时域 OCT 图像的信噪比,使其在结构方面的测量结果接近于光谱域 OCT 图像,且该方法生成的合成图像对视野进展的预测能力也优于原始图像,验证了生成图像在纵向研究中的应用价值。在眼前节 OCT 领域, Zheng 等^[43]采用 GAN 合成开角型与闭角型青光眼的眼前节 OCT 图像以辅助闭角筛查,以其作为训练集所获得的模型在独立验证数据集房角闭合检测中的表现(AUC 为 0.94)与使用真实图像训练的模型相当(AUC 为 0.97),提示合成图像可替代昂贵或难以获取的大规模真实

数据集。此外, Sreejith 等^[44]针对青光眼患者的视神经周围 OCT 图像合成进行研究,采用渐进式 GAN 构建高分辨率 OCT 图像;专家评估结果显示,合成图像在可分级性与真实性方面与真实图像无明显差异;同时基于合成图像训练的模型在内部(AUC 为 0.97)与外部(AUC 为 0.90)测试数据上均表现出优异的青光眼检测性能,且激活图显示该模型关注区域与真实图像训练模型一致。

这些研究表明,生成式 AI 方法在 OCT 图像增强、合成及结构定量分析方面展现出巨大潜力,不仅可以提高成像质量与可视性,还能在多种眼病诊断中辅助建模与训练,具有广阔的临床转化前景。

3 生成式 AI 技术在青光眼预测中的应用

生成式 AI 技术在青光眼风险预测与疾病进展评估中展现出显著的潜力。其优势在于能够通过生成逼真的合成图像、补充缺失信息以及增强数据质量,从而提升深度学习模型的预测性能与泛化能力^[45]。

Hussain 等^[46]的研究提出一种结合 GAN 的多模态深度学习框架,融合了结构性 OCT 图像、视野测试数据、人口统计学与临床特征,并利用 GAN 模拟未来的 OCT 图像,从而预测 12 个月后的视野变化;结果表明,该方法在预测进展速度较快的青光眼患者(视野检测平均偏差>3 dB)中 AUC=0.83,且相较于单独使用结构性或功能性数据,融合生成图像后模型的预测提前了 9 个月。此研究强调了 GAN 生成的合成影像在补充真实数据不足、改善时序预测能力方面的重要价值。

表 2 生成式 AI 在青光眼相关 OCT 图像中的研究

作者	年份	研究方向	模型类型	数据概况	应用目标	主要结果
Bellemo 等 ^[40]	2024	增强 SD-OCT 脉络膜可视化	生成式深度学习模型	150 784 张图像(正常、青光眼、DR 眼)	模拟 SS-OCT 成像效果以替代设备	合成图与 SS-OCT 图像脉络膜厚度、面积、体积和血管分布指数的测量结果高度一致(ICC 达 0.99);专家区分的正确率仅为 47.5%
Kim 等 ^[41]	2025	RNFL 边界增强与图像标准化	Cycle-GANvs. Pix2Pix	多设备来源 OCT 图像	提升图像质量同时分割 RNFL 边界	Cycle-GAN 在 Fréchet Inception Distance 及边界重叠等指标上明显优于 Pix2Pix
Lazaridis 等 ^[42]	2021	TD-OCT 图像增强	多 GAN 融合+贝叶斯集成	UKGTS 数据, 77 名患者 OCT 图像作为训练集, 284 名患者 OCT 图像作为测试集	提升 TD-OCT 图像质量至 SD-OCT 水平	RNFL 测量一致性提高, 进展预测风险比由 1.09 升至 1.24
Zheng 等 ^[43]	2021	房角闭合检测中 AS-OCT 图像合成	GAN	28 643 张 AS-OCT 前房角图像	用于训练房角闭合识别 AI 模型	合成图质量接近真实图像, 基于其训练获得的深度学习模型识别闭角型青光眼 AUC 达 0.97
Sreejith 等 ^[44]	2022	青光眼 OCT 图像生成	Progressive GAN	990 正常眼图像, 862 青光眼图像	替代真实图像训练深度学习分类器	合成图训练模型识别青光眼 AUC 达 0.90, 优于部分真实数据训练模型

注: AI: 人工智能; OCT: 光学相干断层扫描; SD-OCT: 频域 OCT; RNFL: 视网膜神经纤维层; TD-OCT: 时域 OCT; AS-OCT: 眼前节 OCT; DR: 糖尿病性视网膜病变; SS-OCT: 扫频源 OCT; ICC: 组内相关系数; GAN: 生成对抗网络; AUC: 曲线下面积



另一项研究则将生成扩散模型应用于 OCT 图像的伪影校正,以提高 Transformer 模型对青光眼视野损伤的预测能力;研究者使用了 DINO Vision Transformers,并在训练前对 1 674 对 OCT-视野图像进行伪影校正,显著改善了预测精度;此外,通过 GradCAM 与特征可视化工具验证了结构-功能之间的关联性增强^[47]。Chen 等^[48]基于 VAE 开发了一种创新性方法,通过风格迁移技术,并结合学习眼底彩照与 OCT 厚度图谱之间的对应关系,实现将普通眼底彩照“迁移”为具有临床参考价值的 RNFL 厚度图。

生成式 AI 技术在青光眼预测模型中的应用,不仅提高了结构与功能信息之间的协同预测能力,还通过补全数据、校正伪影与翻译图像等方式显著提升了模型的准确性与临床实用性^[45]。

4 生成式大语言模型在青光眼中的应用

近年来,生成式大语言模型在眼科领域的潜力日益受到关注,尤其是在青光眼等复杂眼病的辅助诊断中初见成效。Srinivasan 等^[49]开展的一项研究探讨了现有视觉大语言模型——GPT-4V 和 Google Gemini,在识别和诊断视网膜图像中眼病表现方面的能力,涵盖了包括青光眼在内的 6 种眼病;该研究显示,GPT-4V 在视网膜异常检测方面表现出较高的灵敏度(97.1%),但其诊断描述质量仍有不足,仅 21.2% 的诊断描述被眼科主治医师评为“良好”。该研究指出,目前通用模型虽具备初步检测能力,但尚不足以替代临床判断,强调了需开发面向眼科领域定制化的专用大语言模型。

另一项由 Ming 等^[50]开展的横断面研究,根据病史和检查结果评估了 ChatGPT 在眼科门诊挂号建议与临床诊断方面的表现。结果显示,在包含青光眼在内的多个眼科子专科中,GPT-4.0 在诊断正确率方面接近甚至超过了住院医师,特别是在青光眼、晶状体疾病以及眼睑泪道疾病等方向的诊断准确性较高。此外,GPT-4.0 还表现出较低的误诊率及更强的正确诊断能力,显示其在眼科初筛和临床辅助诊断中具有潜力。尽管如此,该研究仍指出,现阶段将大语言模型全面应用于临床实践仍需进一步验证和监管支持。

5 生成式 AI 技术在青光眼临床试验设计及分析中的作用

近年来,生成式 AI 技术在提升青光眼临床试验设计效率 and 数据处理能力方面展现出广阔前景,主要体现在增强统计功效与结构化信息提取 2 个方面。

首先,为了解决传统 TD-OCT 图像信噪比较低、无法充分反映 RNFL 微小变化所带来的临床试验统计功效不足的问题,Lazaridis 等^[51]提出了一种循环 GAN 集合模型,能够将 TD-OCT 图像合成转化为更高质量的频域 OCT 图像。该方法通过多网络集成与贝叶斯标签融合技术实现对合成图像进行自动分割,并最终提高了青光眼临床试验中治疗组间效应的识别能力。研究结果显示,该生成模型显著提升了 TD-OCT 在统计功效上的表现,使统计功效接近甚至达到视野测试的水平,从而有望减少临床试验所需样本量与随访时间,降低成本,提高研究效

率。其次,在临床试验文本信息处理方面,Schmidt 等^[52]提出了一种基于语法约束解码的结构化信息抽取方法,利用微调后的生成式大模型对糖尿病和青光眼相关的 211 份临床试验摘要进行结构化语义建模;该方法结合上下文无关文法和模板填充任务,在小样本数据集上依然取得了优异的表现,青光眼数据集的 F1 分数提高至 0.47,显著优于传统信息抽取方法。由此可见,生成式 AI 正逐步成为提升青光眼临床试验设计质量与数据处理效率的重要工具。

6 挑战与伦理问题

随着生成式 AI 在眼底影像分析,尤其是青光眼诊断领域的快速发展,相关挑战与伦理问题日益突显^[53-55]。一方面,尽管合成图像可缓解训练数据不足问题,但其真实性和可靠性仍存疑,部分图像可能包含难以察觉的伪影或非真实病变,影响模型训练效果及临床判断的准确性。同时,深度学习模型缺乏可解释性,“黑箱”特性阻碍其在临床中的推广及医师信任建立^[56]。另一方面,生成式 AI 技术也可能被滥用于虚假医学图像制作,进而引发诊断误导、学术造假乃至医疗诈骗等风险,当前医疗领域对此类虚假影像的监管体系仍不完善,亟需建立有效的技术规范和法律监管框架^[57]。

在隐私与安全层面,尽管生成式 AI 可通过合成数据减少对真实患者信息的依赖,但仍需严格执行数据匿名化、访问控制和传输加密等安全措施,确保患者隐私不被泄露^[58]。此外,AI 辅助诊断的法律责任尚不明晰,其潜在的误诊风险亦需审慎评估。另一个核心问题在于模型的泛化能力,多中心数据间在设备、参数和入组人群上的差异,易导致系统性偏倚,限制了模型的临床适用性与公平性^[59]。因此,未来应加强青光眼多样化代表性数据集的构建,推动跨中心模型验证与公平性评估,确保生成式 AI 技术的在青光眼诊疗领域的可持续与可信应用^[15,60]。

7 展望与小结

未来生成式 AI 在青光眼诊疗中的应用将持续深化,尤其在模型泛化能力和跨中心验证方面有待进一步突破。当前大多数模型主要依赖单中心数据集进行训练与测试,难以适配多设备、多种族、多地理区域来源的真实临床场景。因此,构建包含多中心、多模态数据的大规模训练框架,并开展跨域验证,将是未来发展的重要方向^[53]。在数据融合方面,将眼底影像与临床指标(如视野检测、眼压测量)、遗传信息进行整合,有望通过 Transformer 或多模态深度融合网络实现对患者病程状态的更全面建模,助力青光眼亚型识别与精准预测^[12]。此外,结合可穿戴眼科设备与远程医疗平台,生成模型可用于低质量图像的增强、缺失数据的重建及连续病程演化的模拟,提升远程诊疗的准确性与时效性^[61-63]。最终,生成式 AI 有潜力迈向基于个体影像和风险特征的治疗方案生成,如辅助个体手术时机判断、个性化用药方案推荐等,推动青光眼临床管理由“辅助诊断”向“主动决策”演进^[64]。

生成式 AI 正以前所未有的速度重塑青光眼风险预测、辅

助诊断与临床研究的范式。通过合成图像生成、伪影校正、数据补全与风格迁移等多样化技术路径,生成模型有效弥补了传统深度学习在小样本、单模态和低质量数据场景下的性能瓶颈,显著提升了预测模型的准确性、鲁棒性和临床适用性。与此同时,生成式大语言模型在多任务协同诊断、结构化文本信息提取以及跨语种医学知识整合方面亦展现出强大应用潜力,正逐步拓展 AI 在青光眼领域的认知边界。作为新一代智能工具,生成式 AI 在青光眼领域的持续深化应用,将有望推动精准眼科向“全病程建模—个体化预测—主动决策”的闭环演进,加速实现智能医学与临床实践的高水平融合。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Jayaram H, Kolko M, Friedman DS, et al. Glaucoma: now and beyond [J]. *Lancet*, 2023, 402(10414): 1788–1801. DOI: 10.1016/S0140-6736(23)01289-8.
- [2] Shan S, Wu J, Cao J, et al. Global incidence and risk factors for glaucoma: a systematic review and meta-analysis of prospective studies [J]. *J Glob Health*, 2024, 14: 04252. DOI: 10.7189/jogh.14.04252.
- [3] Tham YC, Li X, Wong TY, et al. Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040: a systematic review and meta-analysis [J]. *Ophthalmology*, 2014, 121(11): 2081–2090. DOI: 10.1016/j.ophtha.2014.05.013.
- [4] Reis TF, Paula JS, Furtado JM. Primary glaucomas in adults: epidemiology and public health—a review [J]. *Clin Exp Ophthalmol*, 2022, 50(2): 128–142. DOI: 10.1111/ceo.14040.
- [5] Weinreb RN, Aung T, Medeiros FA. The pathophysiology and treatment of glaucoma: a review [J]. *JAMA*, 2014, 311(18): 1901–1911. DOI: 10.1001/jama.2014.3192.
- [6] Schuster AK, Erb C, Hoffmann EM, et al. The diagnosis and treatment of glaucoma [J]. *Dtsch Arztebl Int*, 2020, 117(13): 225–234. DOI: 10.3238/arztebl.2020.0225.
- [7] Huang Y, Gong D, Dang K, et al. The applications of anterior segment optical coherence tomography in glaucoma: a 20-year bibliometric analysis [J/OL]. *PeerJ*, 2024, 12: e18611 [2025-06-01]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39619196/>. DOI: 10.7717/peerj.18611.
- [8] Jiang Y, Gong D, Chen XH, et al. Analysis and comparison of retinal vascular parameters under different glucose metabolic status based on deep learning [J]. *Int J Ophthalmol*, 2024, 17(9): 1581–1591. DOI: 10.18240/ijo.2024.09.02.
- [9] Zeppieri M, Gardini L, Culiersi C, et al. Novel approaches for the early detection of glaucoma using artificial intelligence [J]. *Life (Basel)*, 2024, 14(11): 1386. DOI: 10.3390/life14111386.
- [10] Guo M, Gong D, Yang W. In-depth analysis of research hotspots and emerging trends in AI for retinal diseases over the past decade [J]. *Front Med (Lausanne)*, 2024, 11: 1489139. DOI: 10.3389/fmed.2024.1489139.
- [11] Huang X, Islam MR, Akter S, et al. Artificial intelligence in glaucoma: opportunities, challenges, and future directions [J]. *Biomed Eng Online*, 2023, 22(1): 126. DOI: 10.1186/s12938-023-01187-8.
- [12] 钱朝旭, 周凌霄, 冯雪丽, 等. 基于多模态数据的深度学习在青光眼诊断和严重程度分级中的应用 [J]. *中华实验眼科杂志*, 2024, 42(12): 1149–1154. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20240104-00005.
Qian CX, Zhou LX, Feng XL, et al. Application of deep learning with multimodal data in glaucoma diagnosis and severity grading [J]. *Chin J Exp Ophthalmol*, 2024, 42(12): 1149–1154. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20240104-00005.
- [13] Li F, Wang D, Yang Z, et al. The AI revolution in glaucoma: bridging challenges with opportunities [J]. *Prog Retin Eye Res*, 2024, 103: 101291. DOI: 10.1016/j.preteyres.2024.101291.
- [14] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models [J/OL]. *ArXiv e-prints*, 2020 [2025-06-01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239>.
- [15] 王振常. 深入挖掘医学数据要素价值助力数字医学与健康发展 [J]. *数字医学与健康*, 2023, 1(1): 3–5. DOI: 10.3760/cma.j.cn101909-20230602-00008.
Wang ZC. Unlocking the productive potential of healthcare data elements for robust development of digital medicine and health [J]. *Digital Medicine And Health*, 2023, 1(1): 3–5. DOI: 10.3760/cma.j.cn101909-20230602-00008.
- [16] Goodfellow IJ, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets [J/OL]. *ArXiv e-prints*, 2014 [2025-06-01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>.
- [17] Kingma DP, Welling M. Auto-encoding variational bayes [J/OL]. *ArXiv e-prints*, 2013 [2025-06-01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>.
- [18] 卓业鸿, 吴建. 人工智能在青光眼防治中的应用潜力和方向 [J]. *中华眼科杂志*, 2023, 59(9): 691–695. DOI: 10.3760/cma.j.cn112142-20230519-00204.
Zhuo YH, Wu J. The application potential and direction of artificial intelligence in the prevention and treatment of glaucoma [J]. *Chin J Ophthalmol*, 2023, 59(9): 691–695. DOI: 10.3760/cma.j.cn112142-20230519-00204.
- [19] Tanno R, Barrett D, Sellergren A, et al. Collaboration between clinicians and vision-language models in radiology report generation [J]. *Nat Med*, 2025, 31(2): 599–608. DOI: 10.1038/s41591-024-03302-1.
- [20] Isola P, Zhu JY, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]. *Honolulu*; 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 5967–5976. DOI: 10.1109/CVPR.2017.632.
- [21] Zhu JY, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. *Venice*; 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 2242–2251. DOI: 10.1109/ICCV.2017.244.
- [22] Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2022: 10684–10695.
- [23] Müller-Franzes G, Niehues JM, Khader F, et al. A multimodal comparison of latent denoising diffusion probabilistic models and generative adversarial networks for medical image synthesis [J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 12098. DOI: 10.1038/s41598-023-39278-0.
- [24] Nwoye C I, Bose R, Elgohary K, et al. Surgical text-to-image generation [J/OL]. *arXiv e-prints*, 2024 [2025-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2025.02.002>.
- [25] Li Y, Liu H, Wu Q, et al. Gligen: open-set grounded text-to-image generation [J/OL]. *arXiv e-prints*, 2023 [2025-06-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.07093>.
- [26] Zhang L, Rao A, Agrawala M. Adding conditional control to text-to-image diffusion models [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2023: 3936–3847.
- [27] Kavar B, Zada S, Lang O, et al. Imagic: text-based real image editing with diffusion models [J/OL]. *arXiv e-prints*, 2022 [2025-06-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.09276>.
- [28] Haja SA, Mahadevappa V. Advancing glaucoma detection with convolutional neural networks: a paradigm shift in ophthalmology [J]. *Rom J Ophthalmol*, 2023, 67(3): 222–237. DOI: 10.22336/rjo.2023.39.
- [29] Ramesh PV, Subramaniam T, Ray P, et al. Utilizing human intelligence in artificial intelligence for detecting glaucomatous fundus images using human-in-the-loop machine learning [J]. *Indian J Ophthalmol*, 2022, 70(4): 1131–1138. DOI: 10.4103/ijo.IJO_2583_21.
- [30] 中华医学会眼科学分会青光眼学组, 中国医学装备协会眼科人工智能学组. 中国基于眼底照相的人工智能青光眼辅助筛查系统规范化设计及应用指南 (2020 年) [J]. *中华眼科杂志*, 2020, 56(6): 423–432. DOI: 10.3760/cma.j.cn112142-20200102-00003.
- [31] Ha A, Sun S, Kim YK, et al. Deep-learning-based enhanced optic-disc photography [J/OL]. *PLoS One*, 2020, 15(10): e0239913 [2025-06-02]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33002080/>. DOI: 10.1371/journal.pone.0239913.
- [32] Chen D, Han Y, Duncan J, et al. Generative artificial intelligence enhancements for reducing image-based training data requirements [J]. *Ophthalmol Sci*, 2024, 4(5): 100531. DOI: 10.1016/j.xops.2024.100531.
- [33] He S, Joseph S, Bulloch G, et al. Bridging the camera domain gap with

- image-to-image translation improves glaucoma diagnosis[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2023, 12(12): 20. DOI: 10.1167/tvst.12.12.20.
- [34] Yu Z, Xiang Q, Meng J, et al. Retinal image synthesis from multiple-landmarks input with generative adversarial networks[J]. *Biomed Eng Online*, 2019, 18(1): 62. DOI: 10.1186/s12938-019-0682-x.
- [35] Lei H, Liu W, Xie H, et al. Unsupervised domain adaptation based image synthesis and feature alignment for joint optic disc and cup segmentation[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(1): 90–102. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3085770.
- [36] Krishna Adithya V, Williams BM, Czanner S, et al. EffUnet-SpaGen: an efficient and spatial generative approach to glaucoma detection[J]. *J Imaging*, 2021, 7(6): 92. DOI: 10.3390/jimaging7060092.
- [37] Chowdhury A, Lodh A, Agarwal R, et al. Rim learning framework based on TS-GAN: a new paradigm of automated glaucoma screening from fundus images[J]. *Comput Biol Med*, 2025, 187: 109752. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2025.109752.
- [38] Govindharaj I, Santhakumar D, Pugazharasi K, et al. Enhancing glaucoma diagnosis: generative adversarial networks in synthesized imagery and classification with pretrained MobileNetV2[J]. *MethodsX*, 2025, 14: 103116. DOI: 10.1016/j.mex.2024.103116.
- [39] Pandey PU, Miceli JA, Ong Tone S, et al. Realistic fundus photograph generation for improving automated disease classification[J]. *Br J Ophthalmol*, 2025, 109(7): 791–798. DOI: 10.1136/bjo-2024-326122.
- [40] Bellema V, Kumar Das A, Sreng S, et al. Optical coherence tomography choroidal enhancement using generative deep learning[J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7(1): 115. DOI: 10.1038/s41746-024-01119-3.
- [41] Kim YE, Lee EJ, Yoon JS, et al. Optical coherence tomography image enhancement and layer detection using Cycle-GAN[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2025, 15(3): 277. DOI: 10.3390/diagnostics15030277.
- [42] Lazaridis G, Lorenzi M, Mohamed-Noriega J, et al. OCT signal enhancement with deep learning[J]. *Ophthalmol Glaucoma*, 2021, 4(3): 295–304. DOI: 10.1016/j.ogla.2020.10.008.
- [43] Zheng C, Bian F, Li L, et al. Assessment of generative adversarial networks for synthetic anterior segment optical coherence tomography images in closed-angle detection[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2021, 10(4): 34. DOI: 10.1167/tvst.10.4.34.
- [44] Sreejith Kumar AJ, Chong RS, Crowston JG, et al. Evaluation of generative adversarial networks for high-resolution synthetic image generation of circumpapillary optical coherence tomography images for glaucoma[J]. *JAMA Ophthalmol*, 2022, 140(10): 974–981. DOI: 10.1001/jamaophthalmol.2022.3375.
- [45] 刘含若, 张悦, 王宁利. 人工智能在青光眼领域的应用前景重点在于筛查还是预测[J]. *中华眼科杂志*, 2021, 57(3): 191–193. DOI: 10.3760/cma.j.cn112142-20210103-00002.
- [46] Hussain S, Chua J, Wong D, et al. Predicting glaucoma progression using deep learning framework guided by generative algorithm[J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 19960. DOI: 10.1038/s41598-023-46253-2.
- [47] Sriwatanak K, Puttanawarut C, Suwan Y, et al. Explainable deep learning for glaucomatous visual field prediction: artifact correction enhances transformer models[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2025, 14(1): 22. DOI: 10.1167/tvst.14.1.22.
- [48] Chen HS, Chen GA, Syu JY, et al. Early glaucoma detection by using style transfer to predict retinal nerve fiber layer thickness distribution on the fundus photograph[J]. *Ophthalmol Sci*, 2022, 2(3): 100180. DOI: 10.1016/j.xops.2022.100180.
- [49] Srinivasan S, Ji H, Chen DZ, et al. Can off-the-shelf visual large language models detect and diagnose ocular diseases from retinal photographs? [J/OL]. *BMJ Open Ophthalmol*, 2025, 10(1): e002076 [2025-06-01]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40194867/>. DOI: 10.1136/bmjophth-2024-002076.
- [50] Ming S, Yao X, Guo X, et al. Performance of ChatGPT in ophthalmic registration and clinical diagnosis: cross-sectional study[J/OL]. *J Med Internet Res*, 2024, 26: e60226 [2025-06-02]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39541581/>. DOI: 10.2196/60226.
- [51] Lazaridis G, Lorenzi M, Ourselin S, et al. Improving statistical power of glaucoma clinical trials using an ensemble of cyclical generative adversarial networks[J]. *Med Image Anal*, 2021, 68: 101906. DOI: 10.1016/j.media.2020.101906.
- [52] Schmidt DM, Cimiano P. Grammar-constrained decoding for structured information extraction with fine-tuned generative models applied to clinical trial abstracts[J]. *Front Artif Intell*, 2024, 7: 1406857. DOI: 10.3389/frai.2024.1406857.
- [53] Gong D, Li WT, Li XM, et al. Development and research status of intelligent ophthalmology in China[J]. *Int J Ophthalmol*, 2024, 17(12): 2308–2315. DOI: 10.18240/ijo.2024.12.20.
- [54] 《眼科人工智能临床应用伦理专家共识(2023)》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. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20220905-00414. 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. DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20220905-00414.
- [55] 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.
- [56] Zheng B, Wu MN, Zhu SJ, et al. Attitudes of medical workers in China toward artificial intelligence in ophthalmology: a comparative survey[J]. *BMC Health Serv Res*, 2021, 21(1): 1067. DOI: 10.1186/s12913-021-07044-5.
- [57] Ning Y, Teixayavong S, Shang Y, et al. Generative artificial intelligence and ethical considerations in health care: a scoping review and ethics checklist[J/OL]. *Lancet Digit Health*, 2024, 6(11): e848–e856 [2025-06-02]. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/39294061>. DOI: 10.1016/S2589-7500(24)00143-2.
- [58] 杨春艳, 黄颜怡, 郑维鑫, 等. 信息化健康支持管理系统在青光眼日间手术患者中的应用现状与分析[J]. *数字医学与健康*, 2024, 2(4): 224–230. DOI: 10.3760/cma.j.cn101909-20240128-00013. Yang CY, Huang YY, Zheng WX, et al. Current status and analysis of the application of an information-based health support management system in patients with day surgery for glaucoma[J]. *Digital Medicine And Health*, 2024, 2(4): 224–230. DOI: 10.3760/cma.j.cn101909-20240128-00013.
- [59] Abdullah YI, Schuman JS, Shabsigh R, et al. Ethics of artificial intelligence in medicine and ophthalmology[J]. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila)*, 2021, 10(3): 289–298. DOI: 10.1097/APO.0000000000000397.
- [60] Yang WH, Shao Y, Xu YW, et al. Guidelines on clinical research evaluation of artificial intelligence in ophthalmology (2023)[J]. *Int J Ophthalmol*, 2023, 16(9): 1361–1372. DOI: 10.18240/ijo.2023.09.02.
- [61] Prabhakar B, Singh RK, Yadav KS. Artificial intelligence (AI) impacting diagnosis of glaucoma and understanding the regulatory aspects of AI-based software as medical device[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 87: 101818. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2020.101818.
- [62] Aravazhi PS, Gunasekaran P, Benjamin N, et al. The integration of artificial intelligence into clinical medicine: trends, challenges, and future directions[J]. *Dis Mon*, 2025, 71(6): 101882. DOI: 10.1016/j.disamonth.2025.101882.
- [63] Hallaj S, Chuter BG, Lieu AC, et al. Federated learning in glaucoma: a comprehensive review and future perspectives[J]. *Ophthalmol Glaucoma*, 2025, 8(1): 92–105. DOI: 10.1016/j.ogla.2024.08.004.
- [64] Mursch-Edlmayr AS, Ng WS, Diniz-Filho A, et al. Artificial intelligence algorithms to diagnose glaucoma and detect glaucoma progression: translation to clinical practice[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 55. DOI: 10.1167/tvst.9.2.55.

(收稿日期: 2025-06-09 修回日期: 2025-07-17)

(本文编辑: 张宇 骆世平)

