

生成式人工智能在眼科影像与临床应用中的研究进展

黄卓,杜雅莉

引用:黄卓,杜雅莉. 生成式人工智能在眼科影像与临床应用中的研究进展. 国际眼科杂志, 2026,26(10):1838-1843.

基金项目:2025 年中央引导地方科技发展专项资金 (No. STKJ2025083)

作者单位:(515041)中国广东省汕头市,汕头大学·香港中文大学联合汕头国际眼科中心 汕头大学医学院第五临床学院 广东省眼病精准诊疗工程技术研究中心 眼病智能诊疗广东省工程研究中心 汕头市眼病防治研究重点实验室

作者简介:黄卓,女,在读硕士研究生,研究方向:白内障、眼科人工智能。

通讯作者:杜雅莉,女,硕士,主任医师,硕士研究生导师,研究方向:白内障. dyl@jsiec.org

收稿日期:2026-04-07 修回日期:2026-08-21

摘要

生成式人工智能(Gen-AI)作为人工智能(AI)领域的重要分支,近年来在医学影像分析与临床决策支持中受到广泛关注。与传统判别式模型不同,生成式 AI 通过学习数据的潜在分布特征,能够生成高质量、多样化的新数据,在缓解训练样本不足、改善数据分布不均及提升模型泛化能力等方面展现出独特优势。眼科学是一门高度依赖影像信息的学科,使其成为生成式 AI 的重要应用场景。文章综述了生成对抗网络、扩散模型及大语言模型等生成式 AI 核心技术的发展现状,总结其在眼科疾病筛查与诊断、影像合成与数据增强以及疾病预后预测与个体化治疗中的研究进展,并分析其临床转化过程中面临的数据质量、模型可信性及伦理监管等挑战,以期为其规范化应用提供参考。

关键词:生成式人工智能;眼科学;生成对抗网络;扩散模型;大语言模型

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2026.10.25

Research progress of generative artificial intelligence for ophthalmic imaging and clinical applications

Huang Zhuo, Du Yali

Foundation item:2025 Central Government-Guided Local Science and Technology Development Special Fund (No.STKJ2025083)

Joint Shantou International Eye Center of Shantou University and the Chinese University of Hong Kong; Fifth Clinical Institute of Shantou University Medical College; Guangdong Engineering Technology Research Center of Precision Treatment for Ocular Diseases; Guangdong Engineering Research Center of Intelligent Diagnosis and Treatment for Ocular Diseases; Shantou Key Laboratory of Ocular Disease Prevention, Treatment, and Research, Shantou 515041,

Guangdong Province, China

Correspondence to:Du Yali. Joint Shantou International Eye Center of Shantou University and the Chinese University of Hong Kong; Fifth Clinical Institute of Shantou University Medical College; Guangdong Engineering Technology Research Center of Precision Treatment for Ocular Diseases; Guangdong Engineering Research Center of Intelligent Diagnosis and Treatment for Ocular Diseases; Shantou Key Laboratory of Ocular Disease Prevention, Treatment, and Research, Shantou 515041, Guangdong Province, China. dyl@jsiec.org

Received:2026-04-07 Accepted:2026-08-21

Abstract

• Generative artificial intelligence (Gen-AI), an important branch of artificial intelligence (AI), has attracted increasing attention in medical image analysis and clinical decision support. Different from traditional discriminative models, Gen-AI can generate high-quality and diverse new data by learning the underlying distribution features of data. It exhibits unique advantages in alleviating insufficient training samples, mitigating uneven data distribution, and improving the generalization ability of models. Ophthalmology is highly dependent on multimodal imaging, making it a particularly suitable field for the application of Gen-AI. This review summarizes recent advances in major Gen-AI techniques, including generative adversarial networks, diffusion models, and large language models, and discusses their applications in ophthalmic disease screening and diagnosis, image synthesis and data augmentation, prognostic prediction, and individualized treatment planning. It also analyzes challenges in the course of clinical translation, including data quality, model credibility, ethical supervision and other issues, so as to provide references for its standardized application.

• **KEYWORDS:** generative artificial intelligence; ophthalmology; generative adversarial networks; diffusion models; large language models

Citation: Huang Z, Du YL. Research progress of generative artificial intelligence for ophthalmic imaging and clinical applications. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(10): 1838-1843.

0 引言

近年来,AI 在眼科影像识别、疾病筛查和临床辅助决策中的应用迅速发展^[1]。既往眼科 AI 研究多以判别式模型为主,通过学习已标注影像与疾病类别、病变分级或临床转归之间的对应关系,完成分类、分割、风险评估和转诊建议等任务,并已在糖尿病视网膜病变(diabetic

retinopathy, DR) 筛查、视网膜疾病 (retinal diseases) 诊断和转诊决策等场景中取得较好表现^[2-5]。然而,眼科 AI 从受控数据集走向真实世界临床应用仍面临多重限制,包括高质量标注数据获取困难、疾病类型和严重程度分布不均、不同成像设备及人群来源导致的数据异质性,以及跨中心泛化能力不足等问题^[6-8]。这些问题在罕见病、小样本疾病亚型、晚期病变及多模态复杂临床场景中尤为突出,限制了传统 AI 模型在更广泛眼科临床任务中的应用。

生成式 AI 通过学习数据的潜在分布并生成新的影像、文本或多模态信息,为缓解样本不足、改善数据分布不均和拓展临床决策支持提供了新的研究路径^[9-12]。目前,生成式 AI 已逐渐应用于眼科影像合成、图像质量增强、数据扩增、跨模态转换、治疗反应预测和手术规划等方向^[13-18]。但其临床价值并不取决于生成结果的视觉真实性本身,而在于其能否保留关键病理信息、提升下游临床任务表现,并在真实世界场景中保持安全性和稳定性^[12,14,19-22]。本文梳理生成式 AI 在眼科影像与临床应用相关研究进展,重点讨论其临床价值、适用边界及转化条件,并展望未来研究方向。

1 生成式 AI 的核心技术进展

生成式 AI 的共同特征在于通过学习训练数据的潜在分布,建立从隐变量、条件信息或多模态输入到目标数据的生成映射,从而实现新样本生成、影像重建、模态转换或文本生成等任务。不同于以分类、分割或预测为主要目标的判别式模型,生成式模型的输出本身即构成可被进一步评价和利用的数据对象。因此,在医学影像和眼科研究中,生成式 AI 的评价不仅涉及生成结果的相似性和多样性,还需关注其病理结构保真性、任务相关性和临床安全边界^[12-14,23]。目前,眼科领域应用较多的生成式 AI 技术主要包括生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN)、扩散模型 (diffusion models) 和大语言模型 (large language models, LLM) 与多模态生成框架。

1.1 GAN GAN 由 Goodfellow 等^[9]于 2014 年提出,其基本思想是在生成器与判别器的对抗训练中逐步逼近真实数据分布。生成器用于生成合成样本,判别器则判断输入样本来自真实数据还是生成数据,二者在反复优化中提高生成结果的真实性。相较于传统旋转、裁剪、亮度调整等数据增强方法,GAN 能够学习更复杂的影像分布特征,并生成具有较高视觉相似性和多样性的样本,因此在医学影像合成和数据增强中受到广泛关注^[24-25]。

在眼科研究中,GAN 的应用主要集中于影像合成、图像质量增强及数据分布平衡等方面^[25]。针对罕见眼病或晚期疾病表型样本不足的问题,GAN 可通过条件生成或引入病灶掩膜的方式合成特定类型的眼底或光学相干断层扫描 (optical coherence tomography, OCT) 图像,从而缓解训练数据匮乏对判别式模型性能的限制^[13]。此外,基于对抗学习的图像增强方法在去除噪声、校正成像伪影及提升低质量影像可读性方面亦显示出一定优势^[26-28]。

然而,GAN 在训练过程中可能存在模式崩塌和训练不稳定等问题,且其生成结果的真实性高度依赖训练数据的代表性^[14]。从临床转化角度看,GAN 生成影像的评价不应局限于视觉真实性,还应进一步验证其对病理结构和疾病特征的保真程度,以及其在疾病分级、病灶分割和治疗决策等下游任务中的实际效用。

1.2 扩散模型 扩散模型近年来在高保真图像生成领域

取得突破性进展,并逐渐被引入医学影像研究^[29]。该类模型通常通过正向扩散和反向去噪两个阶段实现图像生成:在正向过程中逐步向真实图像中加入噪声,使其演化为近似纯噪声分布;在反向过程中,模型学习逐步去除噪声并重建图像结构,最终生成新的样本。与 GAN 相比,扩散模型在训练稳定性和生成多样性方面具有一定优势,其生成影像在细节结构和整体一致性方面表现较好,尤其适用于对结构真实性要求较高的医学影像任务^[30]。

在眼科领域,扩散模型已被用于合成高质量眼底影像和 OCT 图像,其生成结果已接近真实影像^[15]。这一特性使其在构建大规模训练数据集、开展反事实分析及模拟疾病进展方面具有潜在应用价值。然而,扩散模型通常需要较高的计算资源,且生成过程相对耗时,这在一定程度上限制了其在临床实时应用场景中的推广^[11]。此外,当前研究多集中于影像视觉质量评价,其在疾病特征保真性和临床有效性方面仍需通过系统验证^[23]。

1.3 LLM 与多模态生成框架 LLM 是一类基于 Transformer 架构的生成式模型,通过在大规模文本语料上进行自监督学习,能够理解并生成具有语义一致性的自然语言文本^[31]。近年来,LLM 在医学文本处理、临床知识整合及辅助决策支持等方面展现出应用潜力^[10,32]。作为基础模型的重要组成部分,其能力已不再局限于文本生成,而是逐步向多模态方向拓展。

在眼科研究中,LLM 更多作为多模态系统的核心组件,与医学影像生成模型相结合,实现影像与文本信息的协同建模^[33]。例如,通过将眼底影像特征与病历文本、检查报告进行联合分析,可为疾病诊断、风险评估及治疗方案制定提供结构化辅助信息。相较于单一模态模型,多模态生成框架在整合复杂临床信息方面具有潜在优势^[16-17]。需要指出的是,LLM 在医学应用中仍面临“幻觉”风险,其生成内容可能在语言层面合理但在医学事实上存在偏差^[18]。因此,在眼科临床场景中,LLM 更适合作为辅助工具,而非独立决策主体,其输出结果需在严格的专业审查和规范约束下使用。

2 生成式 AI 在眼科领域中的应用实践

生成式 AI 在眼科中的应用并非旨在取代既有判别式模型,而是通过影像合成、数据增强及多模态协同等方式,为传统深度学习模型和临床决策过程提供支持。大量研究显示其应用价值主要体现在疾病筛查与诊断、影像数据增强以及疾病预后预测与个体化治疗等方面。

2.1 眼科影像分析与临床辅助

2.1.1 视网膜疾病 视网膜疾病是眼科 AI 研究最成熟的领域之一,其中 DR 和年龄相关性黄斑变性 (age-related macular degeneration, ARMD) 等疾病均具有明确的影像学表型,为 AI 模型训练提供了良好的数据基础。尽管基于卷积神经网络的判别式模型在该领域已取得较高诊断准确率,但其性能高度依赖大规模、均衡且高质量的训练数据^[4-5]。受限于隐私保护、标注成本及疾病分布不均等因素,真实世界数据往往难以满足上述要求。生成式 AI 通过合成高质量眼底影像,为缓解这一瓶颈提供了新的解决思路^[34]。

在 DR 研究中,生成式 AI 主要用于缓解疾病分级过程中类别不平衡及严重病变样本不足的问题。Zhou 等^[35]构建了条件生成对抗网络 (DR-GAN),通过引入血管、视盘及病灶区域信息,根据不同疾病等级生成具有特定病理

特征的DR眼底图像,并进一步合成50 000张图像用于数据增强。研究显示,与仅使用真实图像训练相比,加入合成数据后,DR分级模型在EyePACS测试集中的平均准确率和二次加权Kappa值分别提高1.75和1.87个百分点;在外部FGADR Grade-set测试集中,两项指标分别提高1.08和1.15个百分点^[35]。该研究提示,条件生成对抗框架可通过补足类别不平衡及病灶表型不足,改善DR分级模型在真实及外部数据上的表现。然而,需要注意的是,其性能提升幅度相对有限,且模型收益可能受到生成样本质量、真实数据分布以及合成数据比例的影响,因此合成数据是否能够稳定提高模型泛化能力,仍需进一步通过多中心研究验证。

在ARMD领域,晚期病变及特定影像表型样本在真实临床数据中相对有限,且受检查方式、数据共享和隐私保护等因素影响,相关数据获取仍存在一定困难^[36]。Burlina等^[34]利用渐进式生成对抗网络(progressive generative adversarial network,ProGAN)生成具有ARMD特征的高分辨率视网膜图像,并评价专家对真实图像和合成图像的疾病分级一致性。研究结果显示,专家能够根据合成影像识别ARMD相关表型,提示生成模型已经能够在一定程度上重建玻璃膜疣、色素异常等典型结构。然而,该研究主要验证了生成影像的视觉真实性及疾病表型表达能力,并不能直接证明其可替代真实影像用于临床诊断或疾病进展预测。因此,未来研究需要进一步关注合成影像是否准确保留病灶数量、位置及形态等关键病理信息,而不仅是整体视觉相似性。

近年来,跨模态影像生成成为视网膜疾病领域的重要探索方向。不同影像模态包含互补的疾病信息,但部分检查由于成本、设备条件或操作复杂性,在临床应用中存在限制。Chen等^[37]利用深度学习模型将彩色眼底照片(color fundus photography,CF)转换为吲哚菁绿血管造影(indocyanine green angiography,ICGA)图像,并将生成的早、中、晚期虚拟ICGA用于ARMD四分类任务。在13 887张CF图像组成的数据集中,与单独使用CF相比,联合三时相虚拟ICGA后,ARMD分类模型AUC由0.9312提高至0.9688^[37]。该研究提示,生成式AI可以通过学习不同影像模态之间的潜在关联,补充传统影像中未充分表达的特征信息。然而,虚拟ICGA本质上仍是基于CF信息推断生成的合成影像,并不等同于真实血管造影所提供的生理和血流信息,因此生成式AI合成影像是否能够真实反映疾病演进的生物学特征及治疗反应,仍有待进一步验证。

视网膜疾病领域的研究重点正由单纯生成影像转向检验合成影像能否改善临床任务。现有证据支持生成模型用于数据增强、稀缺表型模拟和跨模态影像转换,但仅凭图像质量或单一模型性能尚不能判断其临床价值。后续评价需同时考察影像真实性、病理信息保真性和临床任务获益,并通过外部验证和前瞻性研究明确其适用范围。

2.1.2 青光眼 青光眼(glaucoma)是一类以视神经损害 and 视野缺损为主要特征的慢性致盲性眼病,其AI辅助诊断主要依赖眼底照片和OCT等影像资料^[38]。近年来,基于深度学习的青光眼辅助诊断模型已取得较高的识别性能,但其临床推广仍受到数据分布差异的限制。由于不同医疗机构所使用的眼底照相设备、扫描参数以及患者人群存在差异,AI模型在训练数据与真实应用环境之间容易产

生域偏移(domain shift),导致模型性能下降^[6-7]。针对这一问题,已有研究探索利用生成式AI改善影像数据异质性,并提高模型在不同临床场景中的适应能力。

基于生成模型的图像转换技术为降低设备间差异提供了新的解决方案。He等^[39]利用GAN实现不同眼底照相设备之间的图像风格转换,通过将源设备影像转换为目标设备影像,减少设备差异对青光眼诊断模型性能的影响。该研究提示,生成式模型在影像域迁移方面具有一定应用价值。然而,图像风格转换是否能够同时保留视盘结构、神经纤维层缺损等关键青光眼特征,仍需要进一步验证。此外,生成式AI还可通过合成影像扩展训练数据规模,提高模型对复杂数据分布的适应能力。Diaz-Pinto等^[40]利用视网膜影像生成结合半监督学习方法,探索合成影像在青光眼评估模型训练中的作用,提示生成数据可能有助于提高模型对有限标注数据的利用效率。但目前相关研究仍主要停留在方法学验证阶段,合成影像是否能够真实反映疾病表型,以及是否能够改善跨中心临床应用中的诊断稳定性,尚缺乏充分证据。

现有证据仅初步支持生成式AI通过影像域迁移和数据扩展改善青光眼模型的数据适应性,其真实临床获益尚不明确。后续研究需比较生成式域适配与传统图像标准化、多设备联合训练等方法,并在多中心、跨设备数据中评价其对筛查效率和诊断准确性的影响。

2.1.3 白内障 白内障(cataract)是全球范围内导致视力损害和失明的主要原因之一,其诊断与手术治疗在眼科临床中占据重要地位^[41]。受晶状体混浊影响,部分患者的眼底影像质量较差,增加了术前评估和合并眼底疾病诊断的难度^[42]。现有AI研究多集中于判别式模型在术前评估、手术辅助和术后随访中的应用^[43],生成式AI在白内障领域的探索主要集中于影像增强和手术过程建模^[44]。

白内障导致的晶状体混浊不仅影响患者视觉功能,也会降低眼底影像质量,从而限制后续视网膜疾病筛查和AI模型分析。针对这一问题,已有研究探索利用生成式AI改善白内障患者眼底影像质量。Luo等^[45]利用非配对GAN对混浊白内障眼底图像进行去雾增强,提高了退化影像的视觉质量,为低质量眼底影像处理提供了新的技术路径。Liu等^[46]采用基于GAN的影像风格迁移方法构建“Digital Ray”模型,对白内障患者眼底照片进行增强,并进一步评价其对视网膜病变检测任务的影响,提示生成式模型可能改善低质量眼底影像在下游分析中的应用价值。然而,与眼底疾病相关生成式AI研究相比,目前生成式AI在白内障领域的临床证据仍较有限。现有研究主要集中于混浊介质条件下的眼底影像增强,但影像质量改善并不等同于真实信息恢复。生成模型在补充受遮挡影像细节时,可能同时引入原始影像中不存在的结构信息,从而影响后续病灶判断。因此,对此类模型的评价不应仅依赖图像清晰度或视觉质量指标,而应进一步比较增强前后病灶检出能力、诊断一致性以及潜在错误生成信息的风险。

在人工晶状体(intraocular lens,IOL)度数计算方面,当前主流方法仍以判别式机器学习模型为主,生成式AI尚未形成成熟应用^[47-49]。准确预测术后IOL有效位置(effective lens position,ELP)是影响屈光结局的关键因素之一,未来若能利用生成式模型学习术前眼前节影像与术后IOL位置分布之间的映射关系,或可为ELP预测和IOL度数计算提供新的研究路径。但此类模型须以屈光预测

误差、外部验证和可解释性作为主要终点,而不能仅以生成影像的视觉质量作为评价依据。

2.1.4 眼眶疾病 眼眶手术依赖对复杂空间解剖关系的准确判断。CT 和 MRI 虽可用于二维观察和三维重建,但在复杂骨性缺损重建、术后形态预测和个体化手术规划方面仍有局限^[50]。生成式 AI 在该领域的应用主要体现在眼眶影像重建和术前规划,其研究重点主要集中于利用生成模型学习复杂解剖结构特征,并辅助医生进行空间结构分析。

在眼眶骨折领域,Xu 等^[50]基于先验结构信息构建 GAN 模型,用于眼眶爆裂性骨折缺损区域的三维重建。该研究纳入 150 例患者 CT 数据,模型生成结果的平均 Dice 系数为 $92.35\% \pm 2.13\%$,95% Hausdorff 距离为 0.59 ± 0.23 mm,提示生成模型能够较准确地恢复眼眶缺损区域的空间结构特征。该研究为生成式 AI 辅助复杂骨性结构重建提供了方法学依据,但需要注意的是,解剖结构重建精度并不等同于临床治疗获益,模型是否能够进一步改善植入物设计、手术方案选择或术后功能恢复,仍需结合临床终点进行评价。此外,生成式 AI 也被用于眼眶术后外观模拟。Yoo 等^[51]利用生成模型预测甲状腺相关眼病患者眼眶减压术后的面部外观变化,探索其在术前沟通和治疗预期管理中的应用价值。此类研究能够为患者提供更加直观的术后效果展示,但生成图像主要反映视觉外观变化,尚不能完全代表真实术后解剖状态。

总体而言,现阶段生成式 AI 在眼眶领域的研究仍处于探索阶段,现有证据主要支持其在解剖结构重建和术前规划辅助方面的潜在价值。未来研究需要进一步从单纯影像生成转向临床流程评价,关注生成结果是否能够改善手术决策、降低术后并发症以及提高患者治疗体验。

2.2 合成影像与数据增强 在眼科 AI 研究中,数据不足和数据分布不均是制约模型性能和泛化能力的重要因素。眼前节疾病、近视及罕见眼病等领域对影像质量和数据规模具有较高依赖性,而真实临床数据在获取、共享和标注方面仍存在局限^[52]。生成式 AI 可通过合成高质量眼科影像,为构建规模更大、结构更均衡的训练数据集提供了有效手段。GAN 模型和扩散模型已被广泛用于眼底影像和 OCT 图像的合成,其生成结果在视觉层面具有较高逼真度^[13-14,53]。

相较于传统数据增强策略,生成式方法能够生成具有明确病理特征的影像样本,从而更有针对性地补充训练数据^[54]。但合成影像的统计分布并不必然等同于真实临床数据;若训练集本身存在人群、设备或病种分布偏倚,生成模型可能进一步放大此类偏倚,影响下游模型的可靠性^[19]。因此,在使用合成影像进行模型训练时,需结合严格的质量控制和性能评估策略。

2.3 治疗反应与结局预测 除用于影像合成与数据增强外,生成式 AI 在疾病预后预测和个体化治疗规划方面亦逐渐受到关注。其基本思路是学习治疗前影像或临床特征与治疗后的映射,生成潜在的结局影像,为临床研究、术前沟通和决策支持提供辅助信息^[12,55]。Liu 等^[55]利用 GAN 预测新生血管性 ARMD 患者抗 VEGF 治疗后的短期 OCT 图像,为以影像变化表征治疗反应提供了早期探索。在眼整形等手术相关领域,Sun 等^[56]利用 GAN 模型预测术后外观变化,相关结果显示其在缓解患者术前焦虑和辅助手术规划方面具有一定应用价值。然

而,由于疾病发生机制复杂、影响因素众多,相关模型的预测结果仍需在多中心、真实世界环境中进一步验证,方可评估其临床可行性。

3 生成式 AI 在眼科应用的挑战与前景

尽管生成式 AI 在眼科影像合成与辅助分析方面展现出较大潜力,但其从方法学研究阶段走向常规临床应用仍面临多方面挑战。相较于判别式模型,生成式模型在数据利用方式、输出形式及风险特征等方面具有更高复杂性,其安全性、可靠性及可控性问题尤为值得关注。由此,评价重点需要从单纯的“视觉真实性”进一步转向病理信息保真性、临床决策有效性以及生成过程的可追溯性。只有在上述环节均得到充分验证后,生成式 AI 才能由技术研究工具转化为可靠的临床辅助工具。

目前,生成式 AI 仍面临以下挑战:(1)训练数据的质量、代表性及异质性仍是制约模型泛化能力的基础性问题。现有研究多依赖单中心、特定设备或经过严格筛选的高质量数据,而真实临床环境中的眼科影像常受到患者年龄、种族、疾病严重程度、屈光介质混浊、设备参数及操作者经验等因素影响^[6-7]。当训练数据未能覆盖这些差异时,模型在真实世界环境中的泛化能力将受到限制。更值得注意的是,生成模型可能在合成数据中复制甚至放大原始数据的分布偏倚,使少数人群或罕见疾病在模型训练和诊断过程中进一步被忽视^[19]。因此,未来研究应加强多中心、跨设备和跨人群数据建设,并报告训练数据的来源、纳入标准及人群构成,以明确模型适用范围。

(2)生成式 AI 在医学应用中面临的“幻觉”风险不容忽视。生成模型可能输出在视觉或语言层面合理、但在医学事实上不准确的结果^[12,20-22]。对于眼科影像而言,这类问题可能表现为生成并不存在的病理结构或夸大真实病变特征,若未经严格审查即被用于模型训练或临床参考,可能对诊断决策产生误导。目前,针对生成式 AI 输出结果的评价标准尚未统一,如何在保证创新的同时建立可靠的质量控制与验证机制,是实现其安全应用的关键。

(3)数据隐私保护与伦理监管问题亦是生成式 AI 临床转化过程中必须面对的重要挑战^[19]。医学影像和病历数据具有高度敏感性,生成式模型在训练和应用过程中可能涉及大规模数据共享与跨机构协作,增加了隐私泄露和数据滥用的风险^[57]。建立符合医学伦理原则和法律规范的监管框架,是推动生成式 AI 规范化发展的必要前提。国内亦已发布 AI 眼科辅助筛查系统的相关规范性指南,对数据质量控制、模型验证及临床应用边界提出明确要求^[58]。在生成式 AI 应用不断拓展的背景下,如何在既有规范框架下进一步明确合成影像和生成内容的使用边界,仍有待进一步研究和共识形成。

目前生成式 AI 的评价仍偏重峰值信噪比、结构相似性和图像分布距离等技术指标,这些指标虽能反映影像质量和整体相似程度,却难以判断细微病灶是否得到保留,也不能直接证明生成影像能够改善临床决策。因此,评价体系应由影像清晰度和结构一致性,进一步延伸至病理信息保真性、分割或诊断等下游任务表现,以及外部数据和真实临床流程中的有效性与安全性。除自动化指标外,还应结合眼科医师盲法评价、重复性分析和失败案例分析,明确模型在不同疾病、影像质量及设备条件下的适用边界^[12,19]。同时部分模型在受控数据集上表现良好,但在实际临床应用中可能因患者来源复杂、成像条件多样而出

现性能下降^[7,19],因此后续研究应更多采用前瞻性、多中心设计,综合评价模型的稳定性、临床流程适配性及医疗服务可及性,从而为其临床推广提供循证依据^[8]。

4 小结

目前,生成式 AI 在眼科领域仍处于快速发展和临床转化探索阶段。现有研究提示其具有较好应用前景,但相关证据多来自回顾性、单中心或特定数据集研究,生成结果的病理真实性、跨中心泛化能力、安全性和可解释性仍需进一步验证。未来应建立适用于眼科生成式 AI 的质量评价体系和临床验证标准,重视多中心、前瞻性及真实世界研究,在保障数据安全、伦理合规和医生主体责任的基础上,推动其由技术探索逐步走向规范化临床应用。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 黄卓论文选题,文献检索,资料整理,初稿撰写及论文修订;杜雅莉选题指导,论文结构设计,重要学术内容修改及终稿审阅。所有作者均阅读并同意最终的文本。

参考文献

[1] 王家辉, 彭艳丽. 机器学习在屈光手术领域的应用研究进展. 中华眼科杂志, 2025,61(4):304-309.

[2] Abràmoff MD, Lavin PT, Birch M, et al. Pivotal trial of an autonomous AI - based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. NPJ Digit Med, 2018,1:39.

[3] De Fauw J, Ledsam JR, Romera - Paredes B, et al. Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. Nat Med, 2018,24(9):1342-1350.

[4] 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. JAMA, 2016,316(22):2402-2410.

[5] 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. JAMA, 2017,318(22):2211-2223.

[6] Hogarty DT, MacKey DA, Hewitt AW. Current state and future prospects of artificial intelligence in ophthalmology: a review. Clin Exp Ophthalmol, 2019,47(1):128-139.

[7] Li ZW, Wang L, Wu XF, et al. Artificial intelligence in ophthalmology: The path to the real-world clinic. Cell Rep Med, 2023,4(7):101095.

[8] 杨卫华, 许言午, 迟玮. 人工智能时代:智能眼科发展的关键问题思考. 国际眼科杂志, 2025,25(1):13-16.

[9] Goodfellow I, Pouget - abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets. Advances in Neural Information Processing Systems 27, 2014: 2672-2680.

[10] OpenAI, Achiam J, Adler S, et al. GPT - 4 technical report. arXiv: 2023.

[11] Kazerooni A, Aghdam EK, Heidari M, et al. Diffusion models in medical imaging: a comprehensive survey. Med Image Anal, 2023,88:102846.

[12] Sonmez SC, Sevgi M, Antaki F, et al. Generative artificial intelligence in ophthalmology: current innovations, future applications and challenges. Br J Ophthalmol, 2024,108(10):1335-1340.

[13] Wang ZR, Lim G, Ng WY, et al. Generative adversarial networks in ophthalmology: what are these and how can they be used? Curr Opin Ophthalmol, 2021,32(5):459-467.

[14] You A, Kim JK, Ryu IH, et al. Application of generative adversarial networks (GAN) for ophthalmology image domains: a survey. Eye Vis (Lond), 2022,9(1):6.

[15] Ilanchezian I, Boreiko V, Kühlewein L, et al. Generating realistic counterfactuals for retinal fundus and OCT images using diffusion models. arXiv: 2023.

[16] Sorin V, Kapelushnik N, Hecht I, et al. Integrated visual and text-based analysis of ophthalmology clinical cases using a large language model. Sci Rep, 2025,15(1):4999.

[17] Shi DL, Zhang WY, Yang JC, et al. A multimodal visual - language foundation model for computational ophthalmology. NPJ Digit Med, 2025,8(1):381.

[18] Zhang Q, Wang SP, Wang X, et al. Advancing ophthalmology with large language models: Applications, challenges, and future directions. Surv Ophthalmol, 2025,70(5):1019-1028.

[19] Oulmalme C, Nakouri H, Jaafar F. A systematic review of generative AI approaches for medical image enhancement: Comparing GANs, transformers, and diffusion models. Int J Med Inform, 2025,199:105903.

[20] Betzler BK, Chen HC, Cheng CY, et al. Large language models and their impact in ophthalmology. Lancet Digit Heal, 2023,5(12):e917-e924.

[21] Jin K, Yuan L, Wu HK, et al. Exploring large language model for next generation of artificial intelligence in ophthalmology. Front Med, 2023,10:1291404.

[22] Tan TF, Thirunavukarasu AJ, Campbell JP, et al. Generative artificial intelligence through ChatGPT and other large language models in ophthalmology: clinical applications and challenges. Ophthalmol Sci, 2023,3(4):100394.

[23] Azad M, Fahad NM, Raiaan MAK, et al. A systematic review of diffusion models for medical image - based diagnosis: methods, taxonomies, clinical integration, explainability, and future directions. Diagnostics (Basel), 2026,16(2):211.

[24] Doorly R, Ong J, Waisberg E, et al. Applications of generative adversarial networks in the diagnosis, prognosis, and treatment of ophthalmic diseases. Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol, 2025,263(8):2117-2134.

[25] Paladugu PS, Ong J, Nelson N, et al. Generative adversarial networks in medicine: important considerations for this emerging innovation in artificial intelligence. Ann Biomed Eng, 2023,51(10):2130-2142.

[26] Wang SD, Li KW, Yin Q, et al. Semi - supervised generative adversarial learning for denoising adaptive optics retinal images. Biomed Opt Express, 2024,15(3):1437-1452.

[27] Mehdizadeh M, Saha S, Alonso - Caneiro D, et al. Employing texture loss to denoise OCT images using generative adversarial networks. Biomed Opt Express, 2024,15(4):2262-2280.

[28] Chen ZL, Zeng ZY, Shen HL, et al. DN - GAN: Denoising generative adversarial networks for speckle noise reduction in optical coherence tomography images. Biomed Signal Process Control, 2020,55:101632.

[29] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models. arXiv:2020.

[30] Saharia C, Chan W, Saxena S, et al. Photorealistic text-to-image diffusion models with deep language understanding. arXiv:2022.

[31] Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners. arXiv:2020.

[32] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge. Nature, 2023,620(7972):172-180.

[33] Özdemir H, Kırık F. Towards a paradigm shift with generative artificial intelligence in ophthalmology: opportunities, challenges, and future directions. Retvit, 2025,34(2):69.

[34] Burlina PM, Joshi N, Pacheco KD, et al. Assessment of deep generative models for high-resolution synthetic retinal image generation of age-related macular degeneration. JAMA Ophthalmol, 2019,137(3):

258–264.

- [35] Zhou Y, Wang BY, He XD, et al. DR – GAN: conditional generative adversarial network for fine – grained lesion synthesis on diabetic retinopathy images. *IEEE J Biomed Heal Inform*, 2022,26(1):56–66.
- [36] Ting DSW, Liu Y, Burlina P, et al. AI for medical imaging goes deep. *Nat Med*, 2018,24(5):539–540.
- [37] Chen RY, Zhang WY, Song F, et al. Translating color fundus photography to indocyanine green angiography using deep – learning for age – related macular degeneration screening. *NPJ Digit Med*, 2024,7(1):34.
- [38] Tham YC, Li X, Wong TY, et al. Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040. *Ophthalmology*, 2014,121(11):2081–2090.
- [39] He S, Joseph S, Bulloch G, et al. Bridging the camera domain gap with image – to – image translation improves glaucoma diagnosis. *Transl Vis Sci Technol*, 2023,12(12):20.
- [40] Diaz – Pinto A, Colomer A, Naranjo V, et al. Retinal image synthesis and semi – supervised learning for glaucoma assessment. *IEEE Trans Med Imaging*, 2019,38(9):2211–2218.
- [41] Liu YC, Wilkins M, Kim T, et al. Cataracts. *Lancet*, 2017,390(10094):600–612.
- [42] Miller KM, Oetting TA, Tweeten JP, et al. Cataract in the adult eye preferred practice pattern. *Ophthalmology*, 2022,129(1):P1–P126.
- [43] 王婷, 汪瑞昕, 林浩添. 基于人工智能的白内障新诊疗模式. *中华实验眼科杂志*, 2021,39(9):832–836.
- [44] Frisch Y, Fuchs M, Mukhopadhyay A. Temporally consistent sequence – to – sequence translation of cataract surgeries. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2023,18(7):1217–1224.
- [45] Luo YH, Chen K, Liu L, et al. Dehaze of cataractous retinal images using an unpaired generative adversarial network. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020,24(12):3374–3383.
- [46] Liu LX, Hong JM, Wu YX, et al. Digital ray: enhancing cataractous fundus images using style transfer generative adversarial networks to improve retinopathy detection. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(10):1423–1429.
- [47] Guo DL, He WW, Wei L, et al. The Zhu–Lu formula: a machine learning – based intraocular lens power calculation formula for highly myopic eyes. *Eye Vis*, 2023,10(1):26.
- [48] Stopyra W, Voytsekhivskyy O, Grzybowski A. Prediction of seven artificial intelligence – based intraocular lens power calculation formulas in medium – long Caucasian eyes. *Life*, 2025,15(1):45.
- [49] Stopyra W, Cooke DL, Grzybowski A. A review of intraocular lens power calculation formulas based on artificial intelligence. *J Clin Med*, 2024,13(2):498.
- [50] Xu JC, Wei YN, Jiang SL, et al. Intelligent surgical planning for automatic reconstruction of orbital blowout fracture using a prior adversarial generative network. *Med Image Anal*, 2025,99:103332.
- [51] Yoo TK, Choi JY, Kim HK. A generative adversarial network approach to predicting postoperative appearance after orbital decompression surgery for thyroid eye disease. *Comput Biol Med*, 2020,118:103628.
- [52] 周奕文, 杨燕宁. 人工智能技术在眼前节疾病及近视诊疗中的应用. *中华实验眼科杂志*, 2021,39(9):821–826.
- [53] Tavakkoli A, Kamran SA, Hossain KF, et al. A novel deep learning conditional generative adversarial network for producing angiography images from retinal fundus photographs. *Sci Rep*, 2020,10(1):21580.
- [54] Chen RJ, Lu MY, Chen TY, et al. Synthetic data in machine learning for medicine and healthcare. *Nat Biomed Eng*, 2021,5(6):493–497.
- [55] Liu YT, Yang JY, Zhou Y, et al. Prediction of OCT images of short – term response to anti – VEGF treatment for neovascular age – related macular degeneration using generative adversarial network. *Br J Ophthalmol*, 2020,104(12):1735–1740.
- [56] Sun YM, Huang XR, Zhang QN, et al. A fully automatic postoperative appearance prediction system for blepharoptosis surgery with image – based deep learning. *Ophthalmol Sci*, 2022,2(3):100169.
- [57] 王桢, 钦嫣, 徐晶. 生成式人工智能文生图在医学领域中的应用、挑战与应对. *医学与哲学*, 2025,46(13):27–32.
- [58] 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). *中华眼科杂志*, 2020,56(6):423–432.