

人工智能在糖尿病视网膜病变诊疗中的应用进展

栗飞雨^{1,2}, 格日勒图^{1,2}

引用: 栗飞雨, 格日勒图. 人工智能在糖尿病视网膜病变诊疗中的应用进展. 国际眼科杂志, 2026, 26(9): 1585–1591.

基金项目: 公立医院科研联合基金科技项目 (No. 2024GLLH0086)

作者单位:¹(010020) 中国内蒙古自治区呼和浩特市, 内蒙古医科大学;²(010017) 中国内蒙古自治区呼和浩特市, 内蒙古自治区人民医院眼科

作者简介: 栗飞雨, 在读硕士研究生, 研究方向: 眼底病、白内障理论与实践。

通讯作者: 格日勒图, 博士, 主任医师, 硕士研究生导师. geriletu007@sina.com

收稿日期: 2025–12–22 修回日期: 2026–07–23

摘要

糖尿病视网膜病变 (DR) 是糖尿病 (DM) 最常见的微血管并发症, 已成为工作年龄人群首位致盲原因, 早期筛查与干预防治视力丧失至关重要。近年来, 人工智能 (AI) 技术在眼科领域迅速应用, 尤其在 DR 的筛查、诊断、预后预测与个性化管理等方面展现出显著潜力, 成为研究与实践的热点。文章系统综述了 AI 在 DR 全流程管理中的研究进展: 在筛查诊断方面, 基于深度学习的系统已实现高效、自动化的病变检测与分级, 其性能媲美甚至超越眼科专家, 并可通过多种模式部署至基层及偏远地区; 在预后预测方面, AI 能够基于眼底图像与临床数据预测疾病进展风险, 为个体化随访提供依据; 在治疗与管理方面, AI 可辅助制定激光治疗规划、预测药物疗效, 并支持构建整合多源数据的智能管理平台。文章旨在总结 AI 技术在 DR “筛查–诊断–预测–个体化管理” 全流程中的实际应用模式、关键方法、临床验证情况, 同时分析当前面临的技术、伦理与推广挑战, 并对未来发展方向进行展望, 以期 AI 在 DR 防治中的进一步研究与应用提供参考。

关键词: 人工智能; 糖尿病视网膜病变; 糖尿病视网膜病变筛查; 机器学习; 深度学习

DOI: 10.3980/j.issn.1672–5123.2026.9.14

Advances in the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of diabetic retinopathy

Li Feiyu^{1,2}, Geriletu^{1,2}

Foundation item: Joint Scientific Research Foundation of Public Hospital of Inner Mongolia Academy of Medical Sciences (No. 2024GLLH0086)

¹Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010020, Inner Mongolia Autonomous Region, China; ²Department of Ophthalmology, Inner Mongolia Autonomous Region People's

Hospital, Hohhot 010017, Inner Mongolia Autonomous Region, China

Correspondence to: Geriletu. Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010020, Inner Mongolia Autonomous Region, China; Department of Ophthalmology, Inner Mongolia Autonomous Region People's Hospital, Hohhot 010017, Inner Mongolia Autonomous Region, China. geriletu007@sina.com

Received: 2025–12–22 Accepted: 2026–07–23

Abstract

• Diabetic retinopathy (DR) represents the most prevalent microvascular complication of diabetes mellitus (DM) and has emerged as the primary cause of blindness among working-age individuals. Timely screening and intervention are essential for preventing and treating vision loss. Recently, artificial intelligence (AI) technology has been increasingly integrated into ophthalmology, exhibiting considerable promise in the screening, diagnosis, prognosis prediction, and personalized management of DR, thus becoming a focal point of research and practice. This article systematically reviews the advancements in AI concerning the comprehensive management of DR. In the domains of screening and diagnosis, deep learning-based systems have achieved efficient and automated lesion detection and grading, demonstrating performance that is comparable to, or even exceeds, that of ophthalmologists. These systems can be deployed in grassroots and remote areas through various modalities. In the realm of prognosis prediction, AI can assess the risk of disease progression by analyzing fundus images and clinical data, thereby establishing a foundation for personalized follow-up. Regarding treatment and management, AI can aid in the development of laser treatment plans, forecast drug efficacy, and facilitate the creation of intelligent management platforms that integrate data from multiple sources. This article seeks to summarize the practical application models, key methodologies, and clinical validation of AI technology throughout the entire continuum of “screening–diagnosis–prediction–individualized management” of DR. Additionally, it examines the current technical, ethical, and promotional challenges while anticipating future developmental directions, with the aim of providing valuable insights for further research and application of AI in the prevention and treatment of DR.

• KEYWORDS: artificial intelligence; diabetic retinopathy; diabetic retinopathy screening; machine learning; deep learning

Citation: Li FY, Geriletu. Advances in the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of diabetic retinopathy. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026, 26(9): 1585–1591.

0 引言

糖尿病(diabetes mellitus,DM)已成为 21 世纪全球公共卫生领域最为严峻的挑战之一。国际糖尿病联盟(International Diabetes Federation, IDf)统计显示,2025 年全球 DM 患者约 5.89 亿,预计 2050 年将上升至 8.53 亿^[1]。糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy, DR)作为 DM 最常见且危害显著的微血管并发症,已成为工作年龄人群首位致盲原因^[2]。随着全球人口老龄化加剧及 DM 患者生存期延长,DR 的患病率持续上升,预计到 2045 年患病人数将升至 1.61 亿^[3]。DR 从非增殖期(nonproliferative diabetic retinopathy, NPDR)发展到增殖期(proliferative diabetic retinopathy, PDR),整个过程可能短至数天或长达数年^[4]。早期常无明显症状,待视力受损时多已进入晚期,因此早期诊断与干预对降低视力丧失风险至关重要^[5]。

传统 DR 管理模式面临多方面挑战:(1)筛查覆盖率不足,因眼底设备缺乏、专业人员短缺及患者依从性低,导致大量病例漏诊^[6];(2)诊断依赖医师主观经验,存在一致性与可重复性问题;(3)随访问隔缺乏个体化调整,国际指南推荐的固定周期难以针对高风险患者实现及时监测;(4)医疗资源分布不均衡,基层医疗机构眼科服务能力薄弱,难以开展规范化的 DR 筛查与诊断工作^[7]。

人工智能(artificial intelligence, AI)技术的发展为上述困境提供了创新路径。AI 可通过自动分析眼底图像,实现 DR 的快速筛查与分级;基于疾病进展风险预测,为患者制定个体化随访方案;在治疗阶段辅助临床决策,优化治疗策略;并通过整合多源数据,支持全程化疾病管理。近年来,随着深度学习(deep learning, DL)、生成对抗网络等技术的推进,AI 在 DR 领域的应用已从单一筛查逐步拓展至全流程管理,展现出变革性的潜力。本文旨在系统阐述 AI 技术在 DR“筛查-诊断-预后预测-个体化管理”全流程中的应用现状、关键方法、临床验证情况及面临的挑战,并展望未来发展趋势,以期对相关科研与临床工作者提供参考。

1 AI 在 DR 筛查与诊断中的应用

1.1 AI 在 DR 筛查与诊断中应用的发展及演变过程 AI 的概念可追溯至 20 世纪中叶^[8],Samuel^[9]于 1959 年提出了机器学习(machine learning, ML)的概念,强调其核心是通过数据驱动实现机器自动学习模式,而非依赖显式编程。DL 作为 ML 的子领域,基于多层神经网络结构,能自动提取数据的复杂特征,有效解决高维数据处理问题,并实现比传统 ML 更高的特异性和灵敏度^[10-11]。其中,卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)作为一种专用于图像处理的 DL 模型,其优化推动了 AI 在医学影像分析中的广泛应用^[12],眼科因影像资料丰富、获取便捷,成为 AI 技术应用的重点领域之一。

2016 年,Gulshan 等^[10]在 JAMA 上发表了一项里程碑式的研究,首次系统验证了 DL 算法在 DR 检测中的卓越性能。该研究基于 CNN 的 DL 系统,使用 128 175 张视网膜眼底图像数据进行训练与验证。在独立外部数据集 EyePACS-1 和 Messidor-2 上,模型曲线下面积(area under curve, AUC)分别达到 0.991 和 0.990,敏感度和特异度均超过 90%,其筛查能力已达到或超越专业眼科医师水平。这一成果标志着 AI 在 DR 辅助诊断领域达到新成熟度,

为后续临床转化和大规模筛查奠定了基础。2018 年, IDx-DR 系统获得美国食品药品监督管理局(Food and Drug Administration, FDA)批准,成为全球首个用于初级护理机构 DR 检测的自主 AI 诊断系统,标志着 AI 在 DR 筛查领域正式进入临床应用阶段^[13]。该系统基于 DL 算法构建,通过分析眼底图像,可自动判断图像质量并输出诊断建议,多中心临床试验(纳入 900 例患者)进一步验证其对中重度 DR 的检测灵敏度为 87.2%,特异度为 90.7%,成功将专科级诊断能力下沉至基层医疗机构^[14]。

2020 年, EyeArt 系统获得 FDA 批准,与仅适用于轻度至中度糖尿病视网膜病变(mild to moderate diabetic retinopathy, mtmDR)的 IDx-DR 相比, EyeArt 具备同时检测 mtmDR 与威胁视力的糖尿病视网膜病变(vision-threatening diabetic retinopathy, VTDR)的能力^[15]。2024 年, AEYE Health 的 AEYE-DS 算法获 FDA 批准,成为第一个完全自主的 AI 算法,可根据手持相机拍摄的视网膜图像诊断可参考的 DR^[14,16]。

综上所述,AI 在 DR 筛查中已展现出高特异度和灵敏度,其检测性能等同或优于人工,不仅能减轻医生工作负担、提升诊疗效率,还能显著提高 DM 患者进行眼底筛查的依从性。尽管自动化 DR 筛查系统仍面临数据标准化、临床验证不足等挑战,但其在识别可转诊 DR 方面具有广阔的临床应用前景。

1.2 AI 系统与人类专家的多维度对比分析 AI 系统与人类专家的多维度对比分析见表 1。近年来,AI 系统在 DR 诊断中展现出与人类专家相当甚至更优的性能^[17-18]。多项荟萃分析表明,AI 在 DR 检测中具有高灵敏度和高特异性^[17-18]。例如,一项涵盖 60 项研究的分析显示,AI 系统的总灵敏度为 0.93-0.97,总特异性为 0.90-0.98;其合并灵敏度不仅显著优于人类专家使用间接检眼镜的检查水平,还高于专家解读数字眼底照片的水平^[19],这表明 AI 在识别病变患者方面具有高度可靠性^[18]。基于彩色眼底照片的 ML 算法在 DR 检测任务中展现出与临床医生相当的诊断能力,尤其在早期微细病变识别方面,AI 的敏感性甚至可超过普通眼科医师或视网膜专科医生^[19-20]。在诊断一致性方面,人类专家诊断易受经验、疲劳及主观判断影响,存在显著变异性,而 AI 则能输出高度一致的结果^[18]。在效率方面,AI 系统能够大幅减少人工分级的工作量,并加快诊断速度^[18,21]。例如, DeepMind 与 Moorfields Eye Hospital 联合开发的 AI 系统可在数秒内完成诊断,这在大规模筛查中具有重要价值^[21]。然而,AI 系统在 DR 严重程度的精细分级方面仍存在一定局限性^[22],需人类专家参与评估,以进一步提升其综合性能^[22]。

此外,AI 从研究环境向真实临床场景的转化过程中,面临泛化能力不足、数据偏倚、算法可解释性欠缺、工作流集成困难以及临床接受度有限等诸多挑战。因此,当前的发展趋势并非 AI 完全取代人类,而是构建深度融合的人机协同诊疗模式。

1.3 AI 在多样化临床场景下的部署与应用模式 AI 在 DR 筛查中的部署与应用模式呈现多样化发展,覆盖了从基层医疗机构到专科医院的多类临床场景,见表 2。未来,AI 在 DR 筛查中的推广需进一步优化工作流程、开展成本效益研究,并建立遵循公平、透明、可信、问责的 AI 治理框架,以实现其在多样化临床场景中的可持续发展。

表 1 DR 传统筛查与 AI 辅助筛查的对比

筛查模式	传统筛查模式	AI 辅助筛查模式
筛查效率	医生手动评估每张眼底照需要数分钟,处理大批量图像耗时巨大	数秒完成单张图像的识别与分级
专业依赖 ^[23]	专业眼科医生	基层医护人员
准确性 (敏感度/特异性) ^[23]	高特异性:对可转诊 DR 的特异性通常很高 (约 99%) 敏感度可变:受读片师疲劳、经验影响,在未散瞳条件下敏感度较低 (约 79%)	特异性良好:略低于专家,但仍在高水平 (约 87%–94%) 高敏感度:对可转诊 DR 的敏感度通常优于或媲美人工筛查 (散瞳下约 95%, 未散瞳下约 90%)
覆盖范围 ^[7]	有限,多集中于城市医疗中心	广泛,可延伸至基层和偏远地区
成本效益 ^[24]	人力成本高,总体费用高	初始投入高,长期成本效益显著

表 2 AI 在多样化临床场景下的部署与应用模式

部署模式	核心机制与流程	典型适用场景	主要优势
全自动化模式 ^[13,25]	AI 系统直接分析眼底图像,无需眼科医生介入,自动输出“转诊”或“不转诊”的明确建议 ^[25]	(1) 初级卫生保健机构与社区大规模筛查,如:美国 10 个初级保健执业点对于 IDx-DR 诊断系统的应用 ^[13] (2) 国家级公共卫生筛查项目,如:新加坡综合糖尿病视网膜病变项目 (SiDRP) ^[26]	(1) 极高的效率与可扩展性 ^[27] (2) 决策标准化与一致性 ^[27] (3) 降低对专科人力的依赖与长期成本效益 ^[26] (4) 提升筛查可及性与公平性 ^[13]
半自动化辅助模式 ^[25]	AI 作为初级分诊工具,自动筛选出阴性 (正常) 病例,而将阳性或疑难病例标记出来,交由眼科医生进行最终复核与确诊 ^[25]	同全自动化模式	(1) 显著提升筛查效率与可及性 (2) 降低成本与资源负担 ^[28] (3) 人机协同,保障筛查安全性与质量 ^[26]
离线便携模式 ^[29–30]	将 AI 模型集成于便携设备 (如手机、平板电脑) 或小型计算单元中,结合便携式眼底相机,在无网络或网络信号差的地区进行现场采集与即时分析 ^[29–30]	(1) 基层与社区医疗中心,如:Medios AI (Remidio) ^[30] (2) 偏远及农村地区 ^[29] (3) 移动医疗单元 (4) 初级保健诊所	(1) 不依赖网络与云端 ^[30] (2) 实时性与高效性 ^[29] (3) 低成本与高可及性 ^[31]
远程医疗整合模式 ^[32–33]	基层医疗机构采集眼底图像后,通过加密网络上传至云端 AI 平台。AI 自动分析后,将结果和分级建议同时返回给基层机构并同步至区域分级诊疗平台,实现高危患者的自动转诊预约 ^[33–34]	(1) 资源匮乏与偏远地区,如:澳大利亚的偏远原住民社区、西澳大利亚的皮尔巴拉地区 9 个社区进行 DR 筛查 ^[35] (2) 基层医疗机构与 DM 综合管理 (3) 大型医院门诊分流,如:蒙特利尔大学医院中心 (CHUM) 基于 AI 的计算机辅助视网膜膜分析 (CARA) 筛查 ^[36]	(1) 突破地理限制,提高可及性 ^[34] (2) 提升筛查效率,优化资源配置 ^[32] (3) 支持多学科协同与数据整合 ^[32]

2 AI 在 DR 预后预测中的探索

当前, AI 在 DR 筛查与诊断领域已取得长足进展,能够基于眼底影像实现病变的高精度识别与分级,有效解决了“病变是否存在”及其“严重程度”的静态诊断问题。然而, DR 本质上是一种动态演进性疾病,其病理进展轨迹存在显著的个体异质性:部分患者可长期停滞于 NPDR,而另一些则可能在短期内快速演进至 VTDR。因此,仅依赖单一时点的评估不足以支撑真正的早期干预,临床实践对 AI 技术提出了更深层的需求:能否在精准判读当前病变的基础上,进一步预测其未来的演进风险? 这一需求正驱动该领域的研究范式从“静态诊断”向“动态预后”延

伸。通过挖掘时序性的影像与临床数据,实现对疾病进展风险的量化评估与个体化分层,从而为关键的治疗干预赢得宝贵的时间窗口。

2.1 基于眼底图像的 DR 进展风险预测 AI 模型正从单纯的 DR 筛查诊断,向预测疾病动态进展的方向发展^[37–38]。这些模型通过分析单张或系列眼底图像,构建 DL 模型,预测患者在未来特定时间 (如 1、2 a 甚至 5 a) 内 DR 进展的概率,为个性化随访策略的制定提供了可能^[37–38]。2019 年, Arcadu 等^[38]利用基线彩色眼底照片构建 DL 模型,预测 DR 患者在 12 mo 内发生 ≥2 级恶化的风险, AUC 达到 0.79。研究表明,模型关注的周边视网膜微

血管异常(如微动脉瘤、出血)在传统筛查中常被忽略,却蕴含关键的预后信息^[38]。2020年,Bora等^[39]开发了一种基于三视野眼底图像的深度学习系统(deep learning system,DLS)用于预测2 a内DR的发生风险,其在内部验证中,AUC达到0.79,但在外部验证中降至0.70,表明DLS对数据多样性较为敏感;当结合DM病程、糖化血红蛋白等临床因素后,AUC可提升至0.81,体现了多模态信息整合的潜力。2024年,Dai等^[37]发布的DeepDR Plus系统进一步提升了个性化预测能力,其使用717 308张眼底图像进行预训练,能够预测最长5 a的个体化DR进展时间。该系统可将平均筛查间隔从12 mo个性化延长至约32 mo,而延迟检测到VTDR的风险仅为0.18%^[37]。基于眼底图像的AI模型不仅能够预测短期进展风险,还能提供长期的动态风险评估,为临床制定个体化筛查与干预策略提供了有力支持。

2.2 整合临床数据与影像数据的预测模型构建 基于眼底图像的AI模型在DR预测中已展现出良好性能,但仅依赖影像特征仍存在一定局限性^[40]。通过整合眼底图像与电子病历(electronic medical record, EMR)中的结构化数据(如糖化血红蛋白、血压、血脂等),可构建更强大的多模态预测模型,以提升风险评估的全面性与准确性^[40]。2019年,Hua等^[40]提出的双模态学习系统(Tri-SDN)通过融合眼底照片与EMR临床指标,显著提升了DR进展风险的识别性能。Zhao等^[41]针对住院2型糖尿病(type 2 diabetes mellitus, T2DM)患者的回顾性队列研究,基于EMR数据构建了多种ML模型,其中XGBoost模型表现最佳(AUC 0.803,准确率88.9%),能够预测T2DM患者在未来1-8 a甚至更长时间内是否及何时发展为DR。2024年,Dai等^[37]发布的DeepDR Plus系统包含眼底模型、元数据模型及组合模型,其中组合模型的C指数为0.833,其预测性能优于单一模态模型。融合眼底影像与临床数据的多模态模型利用不同数据源之间的互补信息,不仅提高了DR风险预测的准确性,还为临床提供了更可靠的风险分层工具,有助于全面评估患者的个体风险,从而制定更为精准的管理策略。

2.3 预后预测的应用价值 AI驱动的DR预后预测模型是精准医学理念在眼科领域的具体实践,能够根据个体风险特征制定差异化的筛查与干预策略^[38,42]。以DeepDR Plus系统为例,该系统通过DL对患者进行风险分层,为低风险人群推荐更长的筛查间隔,同时几乎不增加VTDR的漏诊风险;而对于高风险人群,则建议维持每年筛查并接受更密集的临床干预。实际数据显示,约30.6%的低风险患者可将筛查间隔延长至5 a,20.0%延长至4 a,19.6%延长至3 a,而17.9%的高危患者仍需每年复查,从而显著提升筛查效率并减轻医疗负担^[37]。Arcadu等^[38]开发的预测模型专注于识别VTDR的高危人群,即使在资源有限的环境中仍表现出良好的区分能力,有助于在中低收入国家优先分配筛查资源。此外,预后模型不仅优化了筛查策略,还可指导治疗决策:对于进展风险较高的患者,即使当前病变较轻,也可建议更严格的血糖、血压和血脂控制,并尽早探讨视网膜激光光凝(retinal laser photocoagulation, RLP)或抗血管内皮生长因子(anti-vascular endothelial growth factor, anti-VEGF)治疗等积极干预手段,从而延缓不可逆性视力损伤的发生^[42]。

3 AI 驱动的 DR 个性化管理

随着AI技术在医学领域的深入应用,其在DR领域的应用逐步向更深层次的个性化治疗和全病程管理演进。**3.1 个性化治疗决策支持系统** 个性化治疗是精准医疗的核心。在DR治疗中,不同患者对相同治疗方案的反应存在显著差异。AI通过深入挖掘影像学 and 临床数据中的复杂模式,为制定高度个体化的治疗策略提供了前所未有的机遇,旨在实现疗效最大化和治疗负担最小化。

3.1.1 辅助制定视网膜激光光凝治疗方案 RLP是治疗PDR的经典且有效的方法^[43-44]。然而,传统RLP的精准性、均匀性和完整性仍有提升空间。近年来,AI与先进RLP技术的结合为精准定位和个性化方案规划提供了更好的支持^[45]。AI能够通过分析眼底彩照和荧光素眼底血管造影(fundus fluorescein angiography, FFA)图像,自动分割新生血管、微血管瘤密集区以及无灌注区,为医生提供靶向治疗的精确坐标^[43]。在治疗规划方面,AI展现出自动生成功能性激光光凝计划的潜力,通过标准化光斑布局 and 能量参数建议,提升治疗的一致性与质量,同时最大限度地保留健康视网膜组织^[46]。此外,AI还能识别已治疗的激光斑痕,避免重复烧灼^[45]。例如,2023年的一项研究利用DL模型在眼底图像中检测激光斑痕,在图像、眼和患者层面的AUC分别达到0.950、0.979和0.981,为评估既往治疗覆盖范围和指导补充治疗提供了可靠依据^[45]。综上所述,AI在RLP的定位、规划与随访中均展现出重要价值,有望推动该治疗向更精准、个性化的方向发展。

3.1.2 预测抗 VEGF 药物治疗的反应性 玻璃体腔内注射抗VEGF是治疗糖尿病性黄斑水肿(diabetic macular edema, DME)的一线疗法,但仍有约30%-40%的患者疗效欠佳^[47]。利用AI分析光学相干断层扫描(optical coherence tomography, OCT)和光学相干断层血管成像(optical coherence tomography angiography, OCTA)图像寻找预测疗效的生物标志物,是实现DME精准治疗的关键方向。研究表明OCT结构性生物标志物,如视网膜内层结构紊乱、高反射灶、外界膜(external limiting membrane, ELM)及椭圆体带的完整性,均与治疗反应及视力预后密切相关^[48-49]。OCTA则提供了视网膜微血管网络的量化信息,浅层或深层毛细血管丛的血管密度及中心凹无血管区的形态,也被证实为预测视力改善的因素^[50-51]。近年来,利用这些特征构建的ML与DL模型显示出良好的预测效能。例如,一项研究利用集成ML算法,结合3D-OCT特征和临床变量构建的预测模型,在测试集中取得了AUC 0.976、准确率91.2%的优异表现^[47];另一项DL模型亦达到AUC为0.90,灵敏度85%,特异性79%^[48]。这些进展标志着AI自动预测抗VEGF治疗反应是迈向精准医疗的重要一步,能够帮助临床医生为患者选择最合适的药物或及时调整治疗方案^[52]。

3.2 面向全病程管理的集成化智能平台

3.2.1 系统集成的概念框架与关键技术要素 为实现DR的个性化决策支持并融入全病程管理,需构建面向全病程的DR智能平台,该平台不仅是AI算法的运行载体,同时也是连接临床数据、医生与患者的枢纽^[53]。平台需遵循国际医疗信息交换标准,如快速医疗互操作性资源(fast healthcare interoperability resources, FHIR),其以轻量、灵活的特性实现电子健康记录(electronic health record, EHR)

的双向数据交换,实现与医院信息系统的无缝对接,安全调取患者临床资料^[54]。针对眼科专科数据,如视力、眼压等,目前正通过“Eyes on FHIR”等计划在 FHIR 框架下推进标准化。影像数据的无损传输与标准化存储依赖于 DICOM,平台需兼容 PACS 系统以确保 OCT、眼底等影像的可靠交换^[55]。核心 AI 引擎必须具备多模态数据融合能力,统一处理影像、临床文本以及 IoT 实时生理数据^[56]。通过安全 API 接入连续血糖监测、智能手环等可穿戴设备,可实现患者院外的连续监测与动态风险评估^[57]。然而,当前该领域仍面临标准采纳率不高、设备数据格式多样以及临床工作流集成复杂等技术挑战。

3.2.2 现有 DM 管理平台中 AI 应用的初步探索 在 DM 管理领域,商业化数字健康平台正逐步引入 AI 技术,聚焦血糖控制与生活方式干预。通过整合连续血糖监测、膳食及运动等多维数据,AI 算法能够预测短期血糖变化趋势,协助用户提前采取干预措施,避免血糖波动^[58]。AI 还可根据用户的行为模式与生理反应,提供个性化的饮食、运动及用药建议,实现精细的自我管理^[59]。这些平台为 DR 管理提供了可参照的框架。一个积累了长期血糖与生活习惯数据的平台是引入 DR 风险管理的理想载体^[60]。其延伸路径包括:集成 DR 筛查提醒与眼底照片上传功能;融合长期血糖控制数据、新型生物标志物与眼底图像分析,提供综合性的 DR 进展风险评估;在风险升高时,同步强化血糖管理与行为干预,形成“血糖管理-DR 监测-行为干预”的闭环^[61]。该路径实现了从普遍性 DM 管理向特异性并发症管理的延伸,推动全病程整合照护,将传统被动处理转为主动风险防控,为 DR 的早期干预与系统化管理提供了新思路。

4 问题与展望

过去 10 a 间,AI 在 DR 管理中的应用已从理论探索逐步迈向临床验证,以 AI 为驱动的新型诊疗范式正在逐步形成。在筛查与诊断领域,基于 DL,尤其是 CNN 的 AI 系统性能已得到广泛验证。多数系统的灵敏度与特异性在检测 DR 时均超过 90%,达到甚至超越眼科专家的水平。此类系统可通过全自动、半自动、离线便携及远程整合等多种模式部署,显著提升筛查效率,扩展服务可及性,并提高诊断一致性,成为解决基层及医疗资源匮乏地区筛查难题的有效工具。在疾病进展预测方面,AI 研究已从静态检测迈向动态风险评估。通过分析眼底图像,AI 模型能够预测患者未来 1-5 a 内 DR 进展的风险,为制定个体化随访间隔提供量化依据。进一步融合糖化血红蛋白、病程等多模态临床数据,可显著提升预测准确性,助力临床识别高风险人群并实施早期干预。在个性化治疗与全病程管理层面,AI 正推动 DR 诊疗向精准化、闭环化管理发展。AI 能够辅助规划 RLP 的靶区,并基于 OCT 影像特征预测抗 VEGF 药物治疗的反应性。

尽管前景广阔,AI 在 DR 领域的全面应用与深度临床整合仍面临多重挑战:技术层面,当前主流 DL 模型普遍存在“黑箱”特性,其决策过程缺乏可解释性,这深刻影响了临床医生的信任与采纳。当 AI 的输出与临床经验判断相悖时,医生无法追溯其推理路径,可能导致对结果的忽视或盲从。因此,未来的研究亟需超越对单一准确率指标的追求,着力开发与验证可解释 AI 方法,将算法的决策逻辑可视化,从而建立基于理解的临床信任。同时,AI 的性

能高度依赖于训练数据的质量与代表性。现有高质量数据集多来源于特定地区、种族和医疗中心,导致模型在面对不同人群特征(如肤色差异、合并症等)或不同影像采集设备时,可能出现显著的性能下降。在伦理与法律层面,AI 的引入带来了新的复杂问题。首要挑战是责任归属的模糊性:当系统发生误诊或漏诊时,责任应如何在算法开发者、设备制造商、医疗机构及最终审核的临床医生之间划分?海量眼底影像与患者健康信息的集中存储与传输,使得数据隐私与安全面临严峻考验。且当前基于静态、固定性能医疗设备的监管审批路径,难以适应需要持续学习与迭代更新的 AI 系统,存在法规滞后的风险。

为系统性地应对上述挑战,未来的研究应聚焦于核心瓶颈的突破。这包括构建高质量、多样化的多中心数据集以提升算法泛化能力;大力发展可解释 AI 模型以增强临床可信度;并通过严谨的真实世界临床验证与卫生经济学评价,证实其长期效益与成本效果。前沿探索方向涵盖推动多模态数据融合,整合基因组学、代谢组学、连续血糖监测及 EHR 等多维度信息,构建超越单一眼底影像的综合风险评估体系;促进 AI 与可穿戴设备、远程监测平台的深度整合,形成智能、闭环的慢病管理生态;以及设计适用于资源有限环境的轻量化模型与推广模式。最终建立完善、透明且能适应技术快速迭代的治理与监管框架。综上所述,AI 正在逐步重塑 DR 的防治体系,其进一步深化与整合有望为早期精准干预、降低全球范围内 DR 相关视力损伤负担提供关键动力。

利益冲突声明: 本文不存在利益冲突。

作者贡献声明: 栗飞雨论文选题与修改,初稿撰写,文献检索,数据分析;格日勒图选题指导,论文修改及审阅。所有作者阅读并同意最终的文本。

参考文献

- [1] Zhang Q, Zhang JH, Ouyang YJ, et al. Sea buckthorn flavonoids and their derivatives: potential natural compounds for the treatment of diabetic cardiomyopathy. *Front Pharmacol*, 2025,16:1599756.
- [2] Vujosevic S, Aldington SJ, Silva P, et al. Screening for diabetic retinopathy: new perspectives and challenges. *Lancet Diabetes Endocrinol*, 2020,8(4):337-347.
- [3] Teo ZL, Tham YC, Yu M, et al. Global prevalence of diabetic retinopathy and projection of burden through 2045: systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*, 2021,128(11):1580-1591.
- [4] Perais J, Agarwal R, Evans JR, et al. Prognostic factors for the development and progression of proliferative diabetic retinopathy in people with diabetic retinopathy. *Cochrane Database Syst Rev*, 2023,2(2):CD013775.
- [5] Oh K, Kang HM, Leem D, et al. Early detection of diabetic retinopathy based on deep learning and ultra-wide-field fundus images. *Sci Rep*, 2021,11(1):1897.
- [6] Stewart MW. Treatment of diabetic retinopathy: Recent advances and unresolved challenges. *World J Diabetes*, 2016,7(16):333-341.
- [7] Li JJ, Guan ZY, Wang J, et al. Integrated image-based deep learning and language models for primary diabetes care. *Nat Med*, 2024,30(10):2886-2896.
- [8] Haigh T. Conjoined twins: artificial intelligence and the invention of computer science. *Commun ACM*, 2023,66(6):33-37.
- [9] Samuel AL. Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM J Res Dev*, 1959,3(3):210-229.
- [10] 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.

[11] 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.

[12] Kshatri SS, Singh D. Convolutional neural network in medical image analysis: a review. *Arch Comput Meth Eng*, 2023, 30 (4): 2793–2810.

[13] 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.

[14] Zhang ZW, Deng C, Paulus YM. Advances in structural and functional retinal imaging and biomarkers for early detection of diabetic retinopathy. *Biomedicines*, 2024,12(7):1405.

[15] Ipp E, Liljenquist D, Bode B, et al. Pivotal evaluation of an artificial intelligence system for autonomous detection of referable and vision – threatening diabetic retinopathy. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(11):e2134254.

[16] Lik Au SC. Artificial intelligence systems for diabetic retinopathy screening: appraisal on the 3rd US FDA approved algorithms– AEYE–DS. *J Ophthalmol Adv Res*, 2023;1–3.

[17] Li SC, Zhao RW, Zou HD. Artificial intelligence for diabetic retinopathy. *Chin Med J*, 2022,135(3):253–260.

[18] Wang ZB, Li ZJ, Li KY, et al. Performance of artificial intelligence in diabetic retinopathy screening: a systematic review and meta – analysis of prospective studies. *Front Endocrinol*, 2023, 14:1197783.

[19] Wu JH, Liu TYA, Hsu WT, et al. Performance and limitation of machine learning algorithms for diabetic retinopathy screening: meta – analysis. *J Med Internet Res*, 2021,23(7):e23863.

[20] Lim JJ, Regillo CD, Sadda SR, et al. Artificial intelligence detection of diabetic retinopathy. *Ophthalmol Sci*, 2023,3(1):100228.

[21] Hussain M, Hanif N, Imran Afzal M, et al. Biotechnology – artificial intelligence nexus: a mini review of advanced applications, benefits, and challenges in the healthcare domain. *Middle East J Appl Sci Technol*, 2024,7(1):185–200.

[22] Nguyen D M H, Alam H M T, Nguyen T, et al. Deep Learning for Ophthalmology: The State-of-the-Art and Future Trends. *arXiv*, 2025.

[23] Tahir HN, Ullah N, Tahir M, et al. Artificial intelligence versus manual screening for the detection of diabetic retinopathy: a comparative systematic review and meta-analysis. *Front Med*, 2025,12:1519768.

[24] Xie YC, Gunasekaran DV, Balaskas K, et al. Health economic and safety considerations for artificial intelligence applications in diabetic retinopathy screening. *Transl Vis Sci Technol*, 2020,9(2):22.

[25] Ramasamy K, Mishra C, Kannan NB, et al. Telemedicine in diabetic retinopathy screening in India. *Indian J Ophthalmol*, 2021, 69(11):2977–2986.

[26] Ta AWA, Goh HL, Ang C, et al. Two Singapore public healthcare AI applications for national screening programs and other examples. *Health Care Sci*, 2022,1(2):41–57.

[27] Grzybowski A, Singhanetr P, Nanegrungsunk O, et al. Artificial intelligence for diabetic retinopathy screening using color retinal photographs: from development to deployment. *Ophthalmol Ther*, 2023, 12(3):1419–1437.

[28] Heydon P, Egan C, Bolter L, et al. Prospective evaluation of an artificial intelligence – enabled algorithm for automated diabetic retinopathy screening of 30 000 patients. *Br J Ophthalmol*, 2021, 105(5):723–728.

[29] Rajalakshmi R, Subashini R, Anjana RM, et al. Automated diabetic retinopathy detection in smartphone – based fundus photography

using artificial intelligence. *Eye (Lond)*, 2018,32(6):1138–1144.

[30] Natarajan S, Jain A, Krishnan R, et al. Diagnostic accuracy of community – based diabetic retinopathy screening with an offline artificial intelligence system on a smartphone. *JAMA Ophthalmol*, 2019, 137(10):1182–1188.

[31] Kim TN, Aaberg MT, Li P, et al. Comparison of automated and expert human grading of diabetic retinopathy using smartphone – based retinal photography. *Eye (Lond)*, 2021,35(1):334–342.

[32] Grauslund J. Diabetic retinopathy screening in the emerging era of artificial intelligence. *Diabetologia*, 2022,65(9):1415–1423.

[33] Scanzera AC, Beversluis C, Potharazu AV, et al. Planning an artificial intelligence diabetic retinopathy screening program: a human – centered design approach. *Front Med*, 2023,10:1198228.

[34] Yao J, Lim J, Lim GYS, et al. Novel artificial intelligence algorithms for diabetic retinopathy and diabetic macular edema. *Eye Vis (Lond)*, 2024,11(1):23.

[35] Li Q, Drinkwater JJ, Woods K, et al. Implementation of a new, mobile diabetic retinopathy screening model incorporating artificial intelligence in remote western Australia. *Aust J Rural Health*, 2025, 33(2):e70031.

[36] Antaki F, Hammana I, Tessier MC, et al. Implementation of artificial intelligence – based diabetic retinopathy screening in a tertiary care hospital in Quebec: prospective validation study. *JMIR Diabetes*, 2024,9:e59867.

[37] Dai L, Sheng B, Chen TL, et al. A deep learning system for predicting time to progression of diabetic retinopathy. *Nat Med*, 2024, 30(2):584–594.

[38] Arcadu F, Benmansour F, Maunz A, et al. Deep learning algorithm predicts diabetic retinopathy progression in individual patients. *NPJ Digit Med*, 2019,2:92.

[39] Bora A, Balasubramanian S, Babenko B, et al. Predicting the risk of developing diabetic retinopathy using deep learning. *Lancet Digit Heal*, 2021,3(1):e10–e19.

[40] Hua CH, Huynh – The T, Kim K, et al. Bimodal learning *via* trilogy of skip – connection deep networks for diabetic retinopathy risk progression identification. *Int J Med Inform*, 2019,132:103926.

[41] Zhao YD, Li XY, Li S, et al. Using machine learning techniques to develop risk prediction models for the risk of incident diabetic retinopathy among patients with type 2 diabetes mellitus: a cohort study. *Front Endocrinol*, 2022,13:876559.

[42] Rom Y, Aviv R, Ianchulev T, et al. Predicting the future development of diabetic retinopathy using a deep learning algorithm for the analysis of non – invasive retinal imaging. *BMJ Open Ophthalmol*, 2022,7(1):e001140.

[43] Jin K, Pan XJ, You K, et al. Automatic detection of non – perfusion areas in diabetic macular edema from fundus fluorescein angiography for decision making using deep learning. *Sci Rep*, 2020, 10(1):15138.

[44] Zhao PY, Bommakanti N, Yu G, et al. Deep learning for automated detection of neovascular leakage on ultra – widefield fluorescein angiography in diabetic retinopathy. *Sci Rep*, 2023,13:9165.

[45] Bressler I, Aviv R, Margalit D, et al. Autonomous screening for laserphotocoagulation in fundus images using deep learning. *Br J Ophthalmol*, 2024,108(5):742–746.

[46] Ilyasova N, Demin N, Andriyanov N. Development of a computer system for automatically generating a laser photocoagulation plan to improve the retinal coagulation quality in the treatment of diabetic retinopathy. *Symmetry*, 2023,15(2):287.

[47] Fang Y, Lin JW, Xie PW, et al. Ensemble machine learning algorithm for anti – VEGF treatment efficacy prediction in diabetic macular edema. *BMC Ophthalmol*, 2025,25(1):352.

- [48] Lu WR, Xiao KH, Zhang XM, et al. A machine learning model for predicting anatomical response to Anti-VEGF therapy in diabetic macular edema. *Front Cell Dev Biol*, 2025,13:1603958.
- [49] Koc F, Güven YZ, Egrilmez D, et al. Optical coherence tomography biomarkers in bilateral diabetic macular edema patients with asymmetric anti-VEGF response. *Semin Ophthalmol*, 2021,36(5-6):444-451.
- [50] Hein M, Vukmirovic A, Constable IJ, et al. Angiographic biomarkers are significant predictors of treatment response to intravitreal aflibercept in diabetic macular edema. *Sci Rep*, 2023,13(1):8128.
- [51] Elnahry AG, Noureldine AM, Abdel-Kader AA, et al. Optical coherence tomography angiography biomarkers predict anatomical response to bevacizumab in diabetic macular edema. *Diabetes Metab Syndr Obes*, 2022,15:395-405.
- [52] Rasti R, Allingham MJ, Mettu PS, et al. Deep learning-based single-shot prediction of differential effects of anti-VEGF treatment in patients with diabetic macular edema. *Biomed Opt Express*, 2020,11(2):1139-1152.
- [53] González-Gonzalo C, Thee EF, Klaver CCW, et al. Trustworthy AI: Closing the gap between development and integration of AI systems in ophthalmic practice. *Prog Retin Eye Res*, 2022,90:101034.
- [54] Raniga P, Min H, Leroux H. A FHIR Native Radiology Informatics Platform. *Stud Health Technol Inform*, 2024, 310: 1492-1494.
- [55] Schweitzer M, Flórez K, Steger B, et al. Integrating a novel eye imaging system into clinical practice: an open-source DICOM simulation platform. *Stud Health Technol Inform*, 2023,301:198-203.
- [56] Chen SY, Bai W. Artificial intelligence technology in ophthalmology public health: current applications and future directions. *Front Cell Dev Biol*, 2025,13:1576465.
- [57] Hosain MN, Kwak YS, Lee J, et al. IoT-enabled biosensors for real-time monitoring and early detection of chronic diseases. *Phys Act Nutr*, 2024,28(4):60-69.
- [58] Anjum M, Saher R, Saeed MN. Optimizing type 2 diabetes management: AI-enhanced time series analysis of continuous glucose monitoring data for personalized dietary intervention. *Peer J Comput Sci*, 2024,10:e1971.
- [59] Guldmond N. What is meant by 'integrated personalized diabetes management': a view into the future and what success should look like. *Diabetes Obes Metab*, 2024,26(Suppl 1):14-29.
- [60] Li HT, Jia WP, Vujosevic S, et al. Current research and future strategies for the management of vision-threatening diabetic retinopathy. *Asia Pac J Ophthalmol*,2024,13(5):100109.
- [61] Szulborski KJ, Ramsey DJ. Enhancing diabetic retinopathy screening: non-mydriatic fundus photography-assisted telemedicine for improved clinical management. *World J Diabetes*, 2024, 15(8):1820-1823.