

# 影像组学在视网膜疾病的应用进展

罗绍照<sup>1</sup>, 梁雪梅<sup>1,2</sup>

引用:罗绍照,梁雪梅. 影像组学在视网膜疾病的应用进展. 国际眼科杂志, 2026,26(4):618-622.

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(No.2023JJ70038)

作者单位:<sup>1</sup>(510071)中国广东省广州市,暨南大学附属爱尔眼科医院;<sup>2</sup>(530012)中国广西壮族自治区南宁市,南宁爱尔眼科医院

作者简介:罗绍照,男,暨南大学在读硕士研究生,住院医师,研究方向:眼底病。

通讯作者:梁雪梅,女,硕士,副主任医师,硕士研究生导师,研究方向:眼底病. lxmyanke@163.com

收稿日期:2025-09-04 修回日期:2026-02-11

## 摘要

影像组学(radiomics)技术通过从眼科影像中提取高通量定量特征,挖掘人眼难以辨识的亚视觉信息,为视网膜疾病的精确诊疗提供了新思路。该技术能够量化视网膜在结构、纹理及血流特征等方面的细微差异,并与临床信息相结合,在视网膜疾病的早期筛查、疾病分层、治疗反应预测及个体化风险评估中展现出显著潜力,尤其有助于糖尿病视网膜病变、年龄相关性黄斑变性等常见视网膜疾病的个体化管理。然而,现阶段影像组学的临床转化仍面临一定挑战,包括部分研究模型效能及泛化能力不足,以及影像组学特征与疾病病理机制之间的临床可解释性有限,从而制约其在实际诊疗流程中的推广应用。文章基于近5年发表的相关研究,对组学结合机器学习在视网膜疾病诊断与预后评估中的应用进展进行了系统综述,并对其当前局限性及未来发展方向进行了总结与展望。

**关键词:**影像组学;机器学习;视网膜疾病;诊断;疾病分层;预后预测;临床应用

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2026.4.11

## Progress in the application of radiomics in retinal diseases

Luo Shaozhao<sup>1</sup>, Liang Xuemei<sup>1,2</sup>

**Foundation item:** Hunan Provincial Natural Science Foundation of China (No.2023JJ70038)

<sup>1</sup>Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China; <sup>2</sup>Nanning Aier Eye Hospital, Nanning 530012, Guangxi Zhuang Autonomous Region, China

**Correspondence to:** Liang Xuemei. Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou 510071, Guangdong Province, China; Nanning Aier Eye Hospital, Nanning 530012, Guangxi Zhuang Autonomous Region, China. lxmyanke@163.com

Received:2025-09-04 Accepted:2026-02-11

## Abstract

• Radiomics enables the extraction of high-throughput quantitative features from ophthalmic images, allowing the identification of subvisual information that is imperceptible to the human eye and offering a novel strategy for the precise diagnosis and treatment of retinal diseases. By quantitatively characterizing subtle differences in retinal structure, texture, and hemodynamic characteristics, and integrating these features with clinical data, radiomics has demonstrated substantial potential in early screening, disease stratification, prediction of treatment responses, and individualized risk assessment of retinal diseases, particularly in common conditions such as diabetic retinopathy and age-related macular degeneration. Despite these promising advances, the clinical translation of radiomics remains challenging. Current limitations include suboptimal model performance and generalizability, as well as insufficient clinical interpretability of radiomic feature and predictive models, which hampers their integration into existing imaging systems and routine clinical workflows. Based on a systematic analysis of relevant articles published over the past five years, this paper summarizes recent progress in the application of radiomics combined with machine learning for the diagnosis and prognostic assessment of retinal diseases, and to discuss the key challenges and future directions for its clinical implementation.

• **KEYWORDS:** radiomics; machine learning; retinal diseases; diagnosis; disease stratification; prognosis prediction; clinical implementation

**Citation:** Luo SZ, Liang XM. Progress in the application of radiomics in retinal diseases. Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci), 2026,26(4):618-622.

## 0 引言

影像组学是一种基于医学影像的高通量定量分析方法,通过从常规医学影像中提取大量可量化特征,挖掘影像中肉眼难以识别的潜在信息,并将其与疾病的诊断、治疗反应及预后等临床结局建立关联,从而为临床决策提供客观、可重复的辅助依据<sup>[1-5]</sup>。该方法强调影像特征与疾病生物学行为之间的联系。

视网膜是一种高度分层且结构精细的神经组织,其疾病多具有起病隐匿、进展缓慢及个体差异显著等特点<sup>[6-7]</sup>。眼科临床诊疗中,医生高度依赖影像学检查实现疾病的诊断与随访,但影像评估主要基于定性或半定量观察,对早期微结构及微血管改变的识别能力有限,可能延误干预时机<sup>[8]</sup>。因此,如何在现有影像基础上更充分挖掘疾病相关信息,是视网膜疾病精准诊疗面临的重要问题。

影像组学的概念自 2012 年提出以来已在肿瘤学领域取得成熟应用<sup>[1,9]</sup>,但在眼科,尤其是视网膜疾病中的临床价值仍处于探索阶段。本文旨在系统回顾影像组学在视网膜疾病中研究进展,重点关注其具体影像学特征及临床应用价值,同时分析当前存在的局限性,以期为后续研究及临床转化提供参考。

## 1 影像组学技术在视网膜疾病中的应用

**1.1 应用现状** 影像组学技术在视网膜疾病中的应用研究目前主要集中于糖尿病视网膜病变 (diabetic retinopathy, DR) 及其并发症糖尿病性黄斑水肿 (diabetic macular edema, DME)、年龄相关性黄斑变性 (age-related macular degeneration, ARMD) 和视网膜静脉阻塞继发黄斑水肿 (retinal vein occlusion-related macular edema, RVO-ME) 等常见病种。此外,也有少数研究关注中心性浆液性脉络膜视网膜病变 (central serous chorioretinopathy, CSC)、全层黄斑裂孔 (full-thickness macular hole, FTMH)、早产儿视网膜病变 (retinopathy of prematurity, ROP) 及近视性黄斑病变 (myopic maculopathy, MM) 等其他视网膜疾病。

### 1.2 DR

**1.2.1 早期诊断及分期** DR 和 DME 是糖尿病最常见的微血管并发症之一。其早期阶段常缺乏典型临床症状,病理改变主要发生于微血管及神经视网膜层面,常规检查手段对这些早期、微观改变的识别能力有限,导致部分患者错失最佳干预时机。因此,实现 DR 的早期识别及客观分期始终是临床诊疗中的难点。影像组学通过对视网膜影像进行定量分析,为 DR 的早期诊断提供了新的研究思路。Oliveira 等<sup>[10]</sup> 基于光学相干断层扫描 (optical coherence tomography, OCT) 视网膜纹理分析发现,在糖尿病诱导早期阶段,多种纹理特征 (如相关性、均匀性) 随病程进展显著降低,并与视网膜结构变薄、功能受损及小胶质细胞激活等病理变化同步出现,提示 OCT 纹理可能反映 DR 早期的微结构损伤。但该研究基于动物模型,且目前并没有一种动物模型可以完美模拟人 DR 的所有特征<sup>[11]</sup>,因此该研究在临床转化上还存在一定的争议,未来仍需临床适用性仍需进一步验证。

在临床影像应用研究中,Carrera-Escalé 等<sup>[12]</sup> 比较了眼底照相 (fundus photography, FP)、OCT、光学相干断层扫描血管造影 (optical coherence tomography angiography, OCTA) 结合传统机器学习建立模型在 DR 不同阶段中的诊断价值。研究结果显示,OCT 结构影像更适用于糖尿病患者的初筛,其受试者工作特征曲线下面积 (AUC) 为  $0.82 \pm 0.03$ ,而 OCTA 黄斑区  $3 \text{ mm} \times 3 \text{ mm}$  浅层毛细血管丛 (superficial capillary plexus, SCP) 血流密度下降对 DR 的识别具有较高判别力 ( $AUC = 0.77 \pm 0.03$ ),提示早期微血管灌注减少;同时,深层毛细血管丛 (deep capillary plexus, DCP) 血流密度降低更有助于识别需转诊的 DR (referable-DR, R-DR) 患者 ( $AUC = 0.87 \pm 0.12$ ),反映更严重的微循环损伤。该研究为临床在不同阶段合理选择影像检查方式提供了参考,但其结论仍需在 2 型糖尿病及更大样本中进一步验证。

在 DR 的分期方面,传统方法主要依赖医师对眼底影像的主观判断,容易受到经验差异影响。近年来,基于常规 FP 的影像组学研究显示,纹理特征可量化反映微动脉瘤、出血及渗出等典型病变的形态分布与灰度变化<sup>[13]</sup>,从而辅助实现 DR 的自动化判断、客观分级<sup>[14-15]</sup>。进一步研

究在上述基础上,Shamsan 等<sup>[16]</sup> 引入“纹理特征+深度学习特征”相互融合的方式,提升了不同 DR 分级间的区分能力 ( $AUC = 0.996$ )。此类方法通过量化病变形态和影像纹理特征,降低了人工评估的主观性,实现 DR 分期的自动化与标准化判断,适用于大规模筛查及基层医疗场景,有助于及时识别高危患者并指导后续干预。总体而言,影像组学在 DR 分期中的核心优势在于将复杂影像信息转化为可重复的定量指标,从而提高分级的一致性和临床可操作性。

**1.2.2 预测治疗预后** 抗血管内皮生长因子 (anti-vascular endothelial growth factor, anti-VEGF) 治疗是 DME 的一线方案,但不同患者间治疗反应和疾病复发风险差异显著。目前临床上缺乏可用于指导个体化治疗间隔和方案选择的标准化分层工具,治疗决策在一定程度上仍依赖经验判断,部分患者因此出现反复复发或接受不必要的频繁注射<sup>[17]</sup>。在此背景下,利用影像组学特征预测 DME 治疗反应和预后逐渐成为研究热点。

OCT 是评估 DME 发生、发展及治疗反应的核心影像手段<sup>[18]</sup>,相关影像组学研究亦主要基于光谱域 OCT (spectral-domain OCT, SD-OCT) 展开。Kar 等<sup>[19]</sup> 较早从 DME 患者的视网膜内液 (intraretinal fluid, IRF)、视网膜下液 (subretinal fluid, SRF) 与视网膜组织中提取纹理特征,结合机器学习算法,用于预测抗 VEGF 治疗后的复发风险。研究发现,IRF 区域纹理异质性较高以及内界膜 (internal limiting membrane, ILM) 至椭圆体带 (ellipsoid zone, EZ) 区域结构紊乱的患者,更容易在延长治疗间隔后出现复发 ( $AUC = 0.78 \pm 0.08$ );相反,纹理特征相对均一的患者则更可能耐受延长给药间隔。该研究首次明确了 IRF 区及 ILM 至 EZ 区的纹理特征可作为评估抗 VEGF 治疗耐久性的潜在影像学生物标志物,为后续相关研究提供了重要参考。

针对连续抗 VEGF 治疗效果欠佳的持续性 DME (persistent diabetic macular edema, PDME),Meng 等<sup>[20]</sup> 基于 OCT 影像构建了 OCT 影像学 (OCT-omics) 特征评分模型 ( $AUC = 0.982$ ),对 PDME 风险进行预测。研究结果提示,该模型可在基线阶段识别 PDME 高风险患者,从而为临床提前考虑更长效抗 VEGF 药物或联合治疗方案提供依据,避免因疗效不佳而延误病情。为进一步揭示 DME 的潜在异质性,不同于以往以明确结局为目标的有监督学习方法,Liang 等<sup>[21]</sup> 基于 OCT 影像组学特征开展无监督聚类分析,识别出具有不同治疗反应特征的 DME 亚型。其中,与复发风险显著相关的纹理异质性特征提示,影像结构越紊乱,疾病生物学行为越不稳定,治疗反应越差。基于此,可将 DME 患者划分为治疗敏感型、中等预后型及难治型等不同亚型,为减少低风险患者不必要注射、对高风险患者提前强化治疗提供客观依据,体现了影像组学在疾病分层管理中的潜在价值。

除 OCT 外,亦有研究尝试基于超广域荧光素血管造影 (ultra-widefield fluorescein angiography, UWFA) 开展影像组学分析,Prasanna 等<sup>[22]</sup> 通过量化全视网膜血管形态和渗漏灶分布预测 DME 的复发风险。尽管该类方法在识别耐受延长治疗间隔患者方面具有一定价值,但受限于 UWFA 的有创性、空间分辨率及微结构评估能力,其临床适用性和预测精度 ( $AUC = 0.77 \pm 0.14$ ) 仍有待进一步提高。

### 1.3 ARMD

**1.3.1 早期精准诊断** ARMD是老年人不可逆视力损害的重要原因,其中湿性ARMD(neovascular age-related macular degeneration, nARMD)以脉络膜新生血管渗漏和视网膜下纤维化为特征,进展迅速,预后较差。研究表明,抗VEGF治疗仅在疾病早期启动时才能显著降低严重视力丧失风险<sup>[23]</sup>。因此,在症状明显出现前实现ARMD的早期识别对改善预后具有关键意义。

近年来,影像组学在ARMD早期筛查中的应用逐渐受到关注。基于超广域眼底自发荧光成像(ultra-widefield fundus autofluorescence imaging, UWF-FRT)的研究表明,通过提取并分析影像纹理及强度特征,可有效识别早期ARMD相关的微小影像改变,从而辅助实现快速筛查。这类方法在一定程度上缓解了传统UWF-FRT解读对医生经验依赖较高、耗时较长的问题,为高危人群筛查和早期干预提供了技术支持<sup>[24]</sup>。基于OCT的影像组学研究进一步验证了其在ARMD诊断中的临床价值。相关研究发现,灰度共生矩阵(gray-level cooccurrence matrix, GLCM)相关纹理特征可从“结构边界完整性”和“纹理粗糙程度”等维度反映视网膜层状结构的破坏情况,这些变化与玻璃膜疣形成及视网膜退行性改变密切相关<sup>[25]</sup>。此外,针对临床中ARMD与息肉样脉络膜血管病变(polyoidal choroidal vasculopathy, PCV)视网膜结构改变重叠度高,特征区分度不足<sup>[26]</sup>,鉴别诊断依赖有创吲哚菁绿血管造影(indocyanine green angiography, ICGA)的现状,影像组学亦显示出潜在优势。基于OCT影像提取的多维影像组学特征可实现nARMD与PCV的无创鉴别(AUC>91%),其诊断效能已在多项研究中得到验证,为减少侵入性检查、优化临床诊疗流程提供了新的可能<sup>[27]</sup>。

**1.3.2 疾病进展风险预测** 干性ARMD虽进展相对缓慢,但仍存在10%-15%的5a内湿性ARMD转化风险,一旦发生转化,病情进展迅速,未及时干预者可在短期内出现明显视力下降。因此,在临床上提前识别具有高进展风险的患者,并据此制定差异化随访与干预策略,对改善患者预后具有重要意义<sup>[28-29]</sup>。

基于OCT的影像组学研究为ARMD进展风险评估提供了新的方法。Banerjee等<sup>[30]</sup>通过分析ARMD患者不同时间点的SD-OCT影像,结合常规临床信息,量化了患者在随访期间进展为湿性ARMD的风险。研究结果显示,影像组学模型(AUC=0.96)可有效区分短期内具有较高转化风险的患者,使临床能够对高风险人群实施更密集的随访,而对低风险患者维持常规检查频率,从而实现更合理的疾病风险管理。该研究同时表明,玻璃膜疣的数量、形态及空间分布特征是预测ARMD进展的重要影像学指标,进一步支持其作为关键生物标志物的临床价值。

此外,影像组学在预测干性ARMD向中心凹下地图样萎缩(subfoveal geographic atrophy, sfGA)进展方面亦显示出潜在优势。相关研究团队基于SD-OCT对视网膜色素上皮(sub-RPE)区域进行定量分析,发现sub-RPE区域结构紊乱程度越高, sfGA进展风险越大<sup>[31]</sup>。在此基础上,进一步将光感受器功能相关的EZ-RPE区域纳入分析后,模型预测效能得到提升(AUC=0.89)<sup>[32]</sup>,提示多区域+多类型特征融合分析有助于更全面地反映疾病进展风险。总体而言,影像组学通过对ARMD关键结构的定量评估,使疾病进展风险由传统经验判断转变为可量化的

客观指标,为制定个体化随访和干预策略提供了新的工具。

**1.3.3 治疗反应及预后预测** 抗VEGF药物是nARMD的一线治疗方案,但不同患者对治疗的反应程度及疗效持续性差异显著。目前临床尚缺乏可靠的影像学标志物,用于在治疗早期预测患者的疗效及长期获益,从而指导个体化给药策略。Kar等<sup>[33]</sup>基于患者治疗前及早期随访阶段的OCT影像,对视网膜液体区、视网膜下高反射物质(subretinal hyperreflective material, SHRM)及视网膜组织结构进行定量分析,结合OCT结构参数构建预测模型。研究结果显示,该模型可在治疗初期区分对抗VEGF治疗反应显著且疗效持久的患者与反应不佳者(AUC=0.81±0.07),为临床提前调整治疗方案提供依据。进一步研究在扩大样本量后证实了该模型的稳定性和预测效能,提示SHRM区域的结构异质性变化与治疗反应持续性密切相关,具有潜在的临床预测价值<sup>[34]</sup>,但研究纳入的nARMD患者未按脉络膜新生血管(choroidal neovascularization, CNV)亚型分层分析影像组学特征在不同nARMD亚型中的鉴别效能,导致研究结果无法很好地说明该特征在各类亚型中的临床预测价值,未来可通过纳入不同亚型进一步分析。

此外,针对伴有色素上皮脱离(pigment epithelial detachment, PED)的nARMD亚型,相关研究基于OCT对PED区域进行影像组学分析,成功区分了稳定应答、复发及无应答患者<sup>[35]</sup>。研究发现, PED区域的灰度分布及纹理有序性特征可反映病变的结构稳定性,有助于判断患者在抗VEGF治疗过程中的复发风险。该类模型为nARMD不同亚型的疗效分层管理提供了新的思路。总体来看,影像组学通过对OCT影像中液体、异常反射物及组织结构的量化分析,使nARMD抗VEGF治疗反应的预测从经验判断迈向客观评估,有望在未来辅助临床制定更加精准的治疗与随访策略。

**1.4 RVO** RVO是仅次于DR的第二大视网膜血管性疾病,其发病机制与VEGF介导的血-视网膜屏障破坏密切相关,常并发黄斑水肿并导致明显视力下降。目前抗VEGF药物是RVO继发黄斑水肿(RVO-ME)一线治疗手段,但不同患者对治疗的反应及疗效持续性差异较大,临床上同样缺乏可靠的影像学预测指标。相较于DR和ARMD,影像组学在RVO中的研究较少,现有研究主要集中在抗VEGF治疗反应的预测。既往研究在分析DME治疗反应时,已将部分RVO-ME患者纳入模型,结果显示,基于OCT对视网膜积液区及视网膜组织结构的定量分析,同样可对RVO-ME的治疗反应进行有效评估<sup>[19]</sup>,提示液体分布及组织结构异质性可能是影响疗效的重要影像学基础。

Chen等<sup>[36]</sup>基于OCT视网膜全层影像组学特征,构建了用于预测RVO-ME早期抗VEGF治疗反应的模型。研究将患者分为早期应答和应答受限两类,结果显示该模型在治疗早期即可较为准确地区分不同应答类型,为临床提前识别可能疗效不佳的患者、调整治疗策略提供了依据。相关特征主要反映了视网膜灰度分布、纹理结构及空间异质性的差异,提示影像组学在揭示RVO病变结构复杂性方面具有一定潜力,但研究缺乏针对中央型与分支型RVO的分层分析,无法明确不同RVO亚型的特征差异对预测效能的影响。总体而言,当前影像组学在RVO中的

应用仍处于探索阶段,但现有研究表明,其在治疗反应早期预测方面具有可行性。未来仍需在更大样本及多中心研究中进一步针对 RVO 不同分型验证其稳定性与临床实用价值。

**1.5 其他** 视网膜疾病除上诉疾病外,影像组学在其他视网膜疾病中的应用亦有少量探索性研究,但整体仍处于起步阶段,证据水平有限。在 CSC 方面,已有研究基于扫描源 OCT(swept source-OCT,SS-OCT)影像的定量分析,初步证实影像组学特征可用于区分 CSC 眼、对侧未受累眼及健康眼<sup>[37]</sup>。相关结果提示,影像纹理特征能够反映 CSC 相关的脉络膜结构改变,为疾病的客观评估提供了新的研究思路,但其临床应用价值仍需进一步验证。在 ROP 领域,影像组学结合机器学习被用于开发自动辅助诊断系统<sup>[38]</sup>。该类研究通过量化眼底血管纹理特征,实现了对 ROP 与正常眼底的有效区分,在一定程度上缓解了专业医师不足、筛查资源有限的问题,具有潜在的公共卫生意义。此外,在 MM 及 FTMH 中,影像组学亦被用于疾病分层及预后评估。相关研究显示,基于 OCT 或眼底影像提取的定量特征可反映视盘及黄斑区结构异常程度,与疾病严重程度或术后解剖结局存在一定相关性<sup>[39]</sup>,为临床风险评估提供了补充信息。

影像组学在上述视网膜疾病中的应用多为单中心、小样本的探索性研究,其临床转化仍面临标准化不足和外部验证缺乏等问题。未来需通过多中心研究进一步明确其稳定性与实际应用价值。

## 2 总结和展望

既往关于视网膜疾病影像分析的研究,多聚焦于单一影像学指标或特定算法模型在疾病诊断中的性能评估,部分综述亦主要从人工智能或计算机技术角度归纳相关研究进展,强调模型结构或算法差异<sup>[40]</sup>。相较之下,本文从临床视角出发,对影像组学在视网膜疾病中的应用进行了系统梳理,重点关注其在具体临床场景中的实际价值,而非方法学层面的技术演进。

本文以临床决策需求为主线,围绕 DR、ARMD 及 RVO 等常见疾病,按照早期识别、疾病分层、进展预测及治疗反应评估等关键问题重新整合既往研究证据,使不同研究结果能够更直接对应临床应用。同时,本文有意弱化影像组学及人工智能的技术细节,强调影像特征所反映的解剖和病理意义,以提升综述的可读性与实用性。

此外,本文比较了不同成像方式(如 OCT、OCTA 及 FP)在不同疾病阶段和临床问题中的适用性,指出影像组学当前更具潜力的应用主要集中于疾病早期精确诊断、分层和治疗反应预测,而非全面替代传统影像评估,从而避免对其应用前景的过度解读。

因此,通过设计严谨的多中心、前瞻性临床试验系统验证模型的效能与稳健性、通过可视化技术与大模型开发适用于眼科多模态影像的可解释人工智能算法,推动影像组学从方法探索走向视网膜疾病诊疗的常规实践是将来研究的重要方向。

影像组学通过对常规眼科影像进行定量分析,为视网膜疾病的早期识别、分型评估、进展风险预测及治疗反应判断提供了新的研究视角。现有研究表明,该方法在 DR、ARMD 及 RVO 等疾病的特定临床场景中已展现出一定的应用潜力,尤其在辅助疾病早期精确诊断、分层和治疗决策方面具有价值。

但需要指出的是,目前影像组学在视网膜疾病中的应用仍以探索性研究为主,不同研究成像协议缺乏统一标准,设备及分析软件的差异影响了研究结果的可比性与重复性;大量核心影像组学预测特征的生物学意义尚不明确,且多数模型多缺乏多中心、大样本的前瞻性验证,其稳定性和临床可推广性仍有待进一步确认。未来研究应以临床需求为导向,在标准化成像流程、明确影像特征与疾病生物学机制之间关系的基础上,推动影像组学由研究工具逐步发展为眼科临床实践中的辅助决策手段。

**利益冲突声明:** 本文不存在利益冲突。

**作者贡献声明:** 罗绍照论文选题与修改,初稿撰写,文献检索;梁雪梅选题指导,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] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*, 2012,48(4):441-446.
- [2] 冯源, 兰晓莉. 影像组学介绍. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023,43(1):55-60.
- [3] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology*, 2016,278(2):563-577.
- [4] Haneberg AG, Pierre K, Winter-Reinhold E, et al. Introduction to radiomics and artificial intelligence: a primer for radiologists. *Semin Roentgenol*, 2023,58(2):152-157.
- [5] Staal FCR, van der Reijdt DJ, Taghavi M, et al. Radiomics for the prediction of treatment outcome and survival in patients with colorectal cancer: a systematic review. *Clin Colorectal Cancer*, 2021,20(1):52-71.
- [6] Curcio CA, Sloan KR, Kalina RE, et al. Human photoreceptor topography. *J Comp Neurol*, 1990,292(4):497-523.
- [7] Bennett TJ, Barry CJ. Ophthalmic imaging today: an ophthalmic photographer's viewpoint—a review. *Clin Exp Ophthalmol*, 2009,37(1):2-13.
- [8] Schmidt-Erfurth U, Bogunovic H, Sadeghipour A, et al. Machine learning to analyze the prognostic value of current imaging biomarkers in neovascular age-related macular degeneration. *Ophthalmol Retina*, 2018,2(1):24-30.
- [9] Rispoli V, Schreglmann SR, Bhatia KP. Neuroimaging advances in Parkinson's disease. *Curr Opin Neurol*, 2018,31(4):415-424.
- [10] Oliveira S, Guimarães P, Campos EJ, et al. Retinal OCT-derived texture features as potential biomarkers for early diagnosis and progression of diabetic retinopathy. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2025,66(1):7.
- [11] 陈大年, 王钰娇. 重视不同糖尿病视网膜病动物实验模型的差异及应用. *中华实验眼科杂志*, 2018,36(6):404-409.
- [12] Carrera-Escalé L, Benali A, Rathert AC, et al. Radiomics-based assessment of OCT angiography images for diabetic retinopathy diagnosis. *Ophthalmol Sci*, 2023,3(2):100259.
- [13] Morales S, Engan K, Naranjo V, et al. Retinal disease screening through local binary patterns. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2017,21(1):184-192.
- [14] Ali A, Qadri S, Khan Mashwani W, et al. Machine learning based automated segmentation and hybrid feature analysis for diabetic retinopathy classification using fundus image. *Entropy*, 2020,22(5):567.
- [15] Ishtiaq U, Abdullah ERMF, Ishtiaque Z. A hybrid technique for diabetic retinopathy detection based on ensemble-optimized CNN and

texture features. *Diagnostics (Basel)*, 2023,13(10):1816.

[16] Shamsan A, Senan EM, Ahmad Shatnawi HS. Predicting of diabetic retinopathy development stages of fundus images using deep learning based on combined features. *PLoS One*, 2023, 18 (10): e0289555.

[17] Wubben TJ, Johnson MW, Anti-VEGF Treatment Interruption Study Group. Anti-vascular endothelial growth factor therapy for diabetic retinopathy: consequences of inadvertent treatment interruptions. *Am J Ophthalmol*, 2019,204:13-18.

[18] Virgili G, Menchini F, Casazza G, et al. Optical coherence tomography (OCT) for detection of macular oedema in patients with diabetic retinopathy. *Cochrane Database Syst Rev*, 2015, 1 (1): CD008081.

[19] Kar S, Sevgi DD, Dong V, et al. Multi-compartment spatially-derived radiomics from optical coherence tomography predict anti-VEGF treatment durability in macular edema secondary to retinal vascular disease; preliminary findings. *IEEE J Transl Eng Health Med*, 2021, 9:1000113.

[20] Meng Z, Chen Y, Li H, et al. Machine learning and optical coherence tomography-derived radiomics analysis to predict persistent diabetic macular edema in patients undergoing anti-VEGF intravitreal therapy. *J Transl Med*, 2024,22(1):358.

[21] Liang XM, Luo SZ, Liu ZG, et al. Unsupervised machine learning analysis of optical coherence tomography radiomics features for predicting treatment outcomes in diabetic macular edema. *Sci Rep*, 2025,15(1):13389.

[22] Prasanna P, Bobba V, Figueiredo N, et al. Radiomics-based assessment of ultra-widefield leakage patterns and vessel network architecture in the PERMEATE study: insights into treatment durability. *Br J Ophthalmol*, 2021,105(8):1155-1160.

[23] Rosenfeld PJ, Brown DM, Heier JS, et al. Ranibizumab for neovascular age-related macular degeneration. *N Engl J Med*, 2006,355(14):1419-1431.

[24] Interlenghi M, Sborgia G, Venturi A, et al. A radiomic-based machine learning system to diagnose age-related macular degeneration from ultra-widefield fundus retinography. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(18):2965.

[25] Loganathan R, Latha S. Enhanced AMD detection in OCT images using GLCM texture features with Machine Learning and CNN methods. *Biomed Phys Eng Express*, 2025,11(2).

[26] Zhang C, Zhang W, Wang T, et al. Polypoidal choroidal vasculopathy: from clinicopathological and molecular perspectives. *Ophthalmic Res*, 2025,68(1):521-530.

[27] Shen E, Wang Z, Lin T, et al. DRFNet: a deep radiomic fusion network for nAMD/PCV differentiation in OCT images. *Phys Med Biol*,

2024,69(7):075012.

[28] Keenan TDL, Cukras CA, Chew EY. Age-related macular degeneration; epidemiology and clinical aspects. *Adv Exp Med Biol*, 2021,1256:1-31.

[29] Bohigian GM. Stereoscopic atlas of macular diseases: diagnosis and treatment. *JAMA*, 1997,277(17):1411.

[30] Banerjee I, de Sisternes L, Hallak JA, et al. Prediction of age-related macular degeneration disease using a sequential deep learning approach on longitudinal SD-OCT imaging biomarkers. *Sci Rep*, 2020, 10(1):15434.

[31] Kar SS, Cetin H, Abraham J, et al. Novel fractal-based sub-RPE compartment OCT radiomics biomarkers are associated with subfoveal geographic atrophy in dry AMD. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2023, 70(10):2914-2921.

[32] Kar SS, Cetin H, Abraham J, et al. Combination of optical coherence tomography-derived shape and texture features are associated with development of sub-foveal geographic atrophy in dry AMD. *Sci Rep*, 2024,14:17602.

[33] Kar SS, Cetin H, Lunasco L, et al. OCT-derived radiomic features predict anti-VEGF response and durability in neovascular age-related macular degeneration. *Ophthalmol Sci*, 2022,2(4):100171.

[34] Sil Kar S, Cetin H, Srivastava SK, et al. Texture-based radiomic SD-OCT features associated with response to anti-VEGF therapy in a phase III neovascular AMD clinical trial. *Transl Vis Sci Technol*, 2024, 13(1):29.

[35] Williamson RC, Selvam A, Sant V, et al. Radiomics-based prediction of anti-VEGF treatment response in neovascular age-related macular degeneration with pigment epithelial detachment. *Transl Vis Sci Technol*, 2023,12(10):3.

[36] Chen BY, Qiu JN, Meng YA, et al. Radiomics analysis based on optical coherence tomography to prognose the efficacy of anti-VEGF therapy of retinal vein occlusion-related macular edema. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 2025,66(4):74.

[37] Williamson RC, Vupparaboina KK, Bollepalli SC, et al. Radiomics-based OCT analysis of choroid reveals biomarkers of central serous chorioretinopathy. *Transl Vis Sci Technol*, 2025,14(4):23.

[38] Attallah O. GabROP: Gabor wavelets-based CAD for retinopathy of prematurity diagnosis via convolutional neural networks. *Diagnostics (Basel)*, 2023,13(2):171.

[39] Hu YQ, Meng YA, Liang YL, et al. Machine learning and optical-coherence-tomography-derived radiomics analysis to predict the postoperative anatomical outcome of full-thickness macular hole. *Bioengineering (Basel)*, 2024,11(9):949.

[40] 金玲, 王成虎. 人工智能在视网膜新生血管性疾病中的应用进展. *国际眼科杂志*, 2026,26(1):135-141.