

# AI视网膜影像模型对糖尿病视网膜病变的预测价值



刘德友<sup>1</sup>, 计江东<sup>2</sup>, 李 渤<sup>3</sup>

1. 江苏省人民医院栖霞分院眼科 (南京 210046)
2. 江苏省人民医院眼科 (南京 210029)
3. 扬州大学附属医院/扬州市第一人民医院眼科 (江苏扬州 225000)

**【摘要】目的** 基于眼底彩照与光学相干断层扫描血管造影 (OCTA) 图像, 构建评估糖尿病视网膜病变 (DR) 患者分级等多任务的人工智能 (AI) 模型。**方法** 纳入 2020 年 1 月至 2023 年 12 月于江苏省人民医院栖霞分院、江苏省人民医院或扬州大学附属医院就诊的糖尿病患者为研究对象, 收集患者眼底彩照和 OCTA 图像并标准化预处理。基于眼底彩照和 OCTA 特征, 融合多模态卷积神经网络构建预测模型, 并设立 DR 分级、增殖性 DR (PDR) 进展预测、系统性并发症风险评估三个任务分支。采用受试者工作特征曲线及其曲线下面积 (AUC)、Fleiss' Kappa 系数、灵敏度、特异度、F1 分数评估模型性能。**结果** 共纳入 482 例糖尿病患者, 340 例出现 DR。训练集与验证集损失曲线和分类准确率曲线变化趋势一致且差距较小, 表明预测模型未出现过拟合, 训练集中预测模型 DR 五级分类准确率达 94.2%。在测试集中, 预测模型 DR 五级分类 AUC 值均 > 0.90, 分级结果与眼科专家判定结果一致性较高 (Fleiss' Kappa 值 = 0.78,  $P < 0.001$ ); 预测中度非 PDR 患者向 PDR 进展的 AUC 为值 0.896; 预测未来发生糖尿病肾病、心血管事件与神经病变的 AUC 值分别为 0.854、0.839 与 0.812。**结论** 基于 AI 的多模态视网膜图像分析系统能够基于视网膜影像实现 DR 精准分级、进展风险预测、糖尿病系统性并发症风险评估, 具有临床推广与基层筛查应用潜力。

**【关键词】** 人工智能; 糖尿病视网膜病变; 光学相干断层扫描血管成像; 深度学习; 预测模型

**【中图分类号】** R587.1 **【文献标识码】** A

## The predictive value of AI-based retinal images model for diabetic retinopathy

LIU Deyou<sup>1</sup>, JI Jiandong<sup>2</sup>, LI Bo<sup>3</sup>

1. Department of Ophthalmology, Qixia Branch of Jiangsu Province Hospital, Nanjing 210046, China
  2. Department of Ophthalmology, Jiangsu Province Hospital, Nanjing 210029, China
  3. Department of Ophthalmology, Yangzhou University Affiliated Hospital/ Yangzhou First People's Hospital, Yangzhou 225000, Jiangsu Province, China
- Corresponding author: LI Bo, Email: ceciliacharlene@126.com

**【Abstract】Objective** Based on fundus color photography and optical coherence tomography angiography (OCTA) images, an artificial intelligence (AI) model was constructed to assess multiple tasks such as the grading of diabetes retinopathy (DR). **Methods** The study population comprised diabetic patients who received treatment at the Qixia Branch of Jiangsu Province Hospital, Jiangsu Province Hospital, or Yangzhou University Affiliated Hospital between

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202511011

通信作者: 李渤, 副主任医师, Email: ceciliacharlene@126.com

January 2020 and December 2023. Fundus color photographs and OCTA images were collected from these patients and subjected to standardized pre-processing. Based on fundus color photography and OCTA features, a predictive model was constructed using a multimodal convolutional neural network. Three task branches were established: DR grading, prediction of proliferative diabetic retinopathy (PDR) progression, and assessment of systemic complication risk. Model performance was evaluated using receiver operating characteristic curves and their area under the curve (AUC), Fleiss' Kappa coefficient, sensitivity, specificity, and F1 score. **Results** A total of 482 diabetic patients were included, 340 with DR. The validation set and training set exhibited consistent trends in loss curves and classification accuracy curves with minimal divergence, indicating that the predictive model did not overfit. The training set achieved a DR five-level classification accuracy of 94.2%. Within the test set, the model achieved an AUC value exceeding 0.90 for all five DR severity classifications, demonstrating high concordance with ophthalmologist assessments (Fleiss' Kappa=0.78,  $P<0.001$ ). The AUC for predicting progression from moderate non-PDR to PDR was 0.896; the AUCs for predicting future diabetic nephropathy, cardiovascular events, and neuropathy were 0.854, 0.839, and 0.812 respectively. **Conclusion** The AI-based multimodal retinal image analysis system can achieve accurate grading, future progression risk prediction of DR, and assessment of systemic diabetic complications based on retinal imaging. It holds potential for clinical implementation and primary-level screening applications.

**【Keywords】** Artificial intelligence; Diabetic retinopathy; Optical coherence tomography angiography; Deep learning; Predictive model

糖尿病是一种全球流行的慢性代谢性疾病, 据国际糖尿病联盟预测, 2040 年全球糖尿病患者将超 6.4 亿人<sup>[1-2]</sup>。糖尿病可引发包括心、肾、眼、神经等多系统并发症, 其中糖尿病视网膜病变 (diabetic retinopathy, DR) 是最常见的微血管并发症, 其病理变化包括毛细血管微动脉瘤形成、血管渗漏、视网膜出血及新生血管增生等, 严重损害患者视功能, 病情进展者可发生视网膜脱落甚至失明<sup>[3-4]</sup>。DR 的早期筛查、激光治疗、抗血管内皮生长因子治疗等干预手段已较成熟, 但 DR 早期无明显症状, 患者诊疗依从性较差, 常错过最佳干预时机<sup>[5]</sup>。传统 DR 筛查依赖于眼科医师对眼底彩照的人工判读, 不仅工作量大、主观性强、重复性差, 且在基层医疗机构难以实现高覆盖率的持续性筛查<sup>[6]</sup>。

近年来, 深度学习等人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术在医学影像分析中取得了显著进展。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 已被广泛用于眼科图像分类、病变检测与自动分级任务中, 其 DR 识别准确率已接近人类专家水平<sup>[7]</sup>。视网膜不仅反映眼部局部病变, 更能作为评估全身微血管状态的“窗口”, 通过其结构变化预测糖尿病系统性并发症已成为

研究热点<sup>[8]</sup>。

本研究基于眼底彩照与光学相干断层扫描血管造影 (optical coherence tomography angiography, OCTA), 构建一种集 DR 识别、进展预测与系统性风险评估于一体的多任务 AI 系统, 在提高 DR 筛查效率的同时, 探索非侵入式预测糖尿病肾病、心血管疾病等并发症的可行性。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

纳入 2020 年 1 月至 2023 年 12 月期间于江苏省人民医院栖霞分院、江苏省人民医院或扬州大学附属医院连续就诊的糖尿病患者为研究对象, 回顾性分析患者临床资料。纳入标准: ①符合 WHO 糖尿病诊断标准; ②病程  $\geq 1$  年并接受眼底彩照及 OCTA 扫描; ③具备完整临床资料及至少 12 个月随访记录。排除标准: ①合并其他严重眼科疾病 (如晚期年龄相关性黄斑变性、严重屈光不正); ②缺失关键临床数据或随访信息。本研究已获得江苏省人民医院、扬州大学附属医院医学伦理委员会批准 (批号: 2025-QX-022、2025-YY-024), 眼底彩照及 OCTA 扫描由本研究经费支持, 患者知情同意并签署知情同意书。

## 1.2 资料收集

通过电子病历系统结构化提取 DR 患者一般资料,包括性别、年龄、身体质量指数(BMI)、糖尿病病程、糖化血红蛋白(HbA1c)、空腹血糖、DR 分级等。

采集患者双眼眼底彩照及 OCTA 图像。使用 Topcon TRC-NW400 相机拍摄眼底彩照,每眼至少 1 张以黄斑为中心的后极部图像。OCTA 图像采用 Zeiss Cirrus 6000 系统采集,包括 3 mm × 3 mm 及 6 mm × 6 mm 两种视野,每眼各采集 1 张,图像覆盖视网膜中心凹及黄斑区域。图像预处理步骤包括:①对比度增强:采用 CLAHE 算法局部增强血管对比度;②降噪处理:结合中值滤波与高斯滤波去除噪声;③血管增强:基于 Frangi 滤波器强化微血管结构;④质量评估:计算峰值信噪比与结构相似性指数,并辅以两名眼科影像专家人工审核,剔除模糊或不合格图像。

系统性并发症的判定:糖尿病肾病、心血管事件(如心肌梗死、卒中)、外周神经病变的诊断均依据国际公认的临床指南标准,由两名专科医生根据随访期间新出现的临床事件或检查结果(如尿白蛋白/肌酐比值持续升高、冠状动脉造影阳性结果、神经传导异常等)独立确认,并将确诊日期记录为事件发生时间。本研究终点定义为首次发生上述任一系统性并发症、失访或至研究截止日期(2024 年 12 月 31 日)。对于在研究截止时未发生目标事件或失访的患者,其数据在生存分析框架下进行右删失处理。

## 1.3 预测模型构建

(1) 输入。将配对的眼底彩照与 OCTA 图像,输入至自研的深度学习框架(基于 PyTorch 1.10.0)。

(2) 特征提取与融合。采用在 ImageNet 数据集上预训练的 ResNet50 模型提取眼底彩照的结构性特征(如出血点、渗出、微动脉瘤的形态与分布等),采用预训练的 EfficientNet-B4 模型提取 OCTA 图像的功能性特征(如血管密度、灌注密度、黄斑区无血管区面积、血管形态学参数等)。两种模态的特征通过注意力机制融合模块进行整合,得到多模态影像特征表示。

(3) 输出分支。分支一:DR 分级。采用全连接层结合 Softmax 激活函数,输出 5 类别概率,将 DR 分为五个级别:增殖性 DR(PDR)、重度

非 PDR、中度非 PDR、轻度非 PDR 和非 DR(无视网膜病变)。分支二:进展预测。采用全连接层结合 Sigmoid 激活函数,输出二分类概率。任务定义:基于中度非 PDR 患者的影像,预测其在后续 12 个月随访期内是否进展为 PDR。该阶段是向增殖期进展的关键节点,早期识别进展高风险人群有助于及时干预。分支三:采用全连接层后接 Sigmoid 激活函数,为每种并发症(糖尿病肾病、心血管事件、外周神经病变)输出一个独立的二分类概率(发生/不发生)。任务定义:基于基线影像,预测患者在后续随访期内是否新发特定的系统性并发症。在并发症风险评估分支中,模型同时纳入部分关键临床基线变量作为补充输入,包括年龄、糖尿病病程、HbA1c、BMI 以及 DR 分级标签,以提升预测性能。

(4) 数据集划分与验证策略。根据 DR 分级,按 7:1:2 比例将患者随机分为训练集、验证集和测试集。为优化模型,在训练集内采用 5 折交叉验证进行架构选择与超参数初步调优。验证集用于训练过程中的早停和超参数调优。测试集不参与任何训练或调优过程,仅用于最终性能评估。

(5) 训练细节。训练过程使用加权交叉熵损失函数(适用于上述三个分类任务),Adam 优化器初始学习率  $1 \times 10^{-4}$ ,批量大小 32,训练周期设为 100 轮。早停策略:以内部验证集的损失值作为监控指标,若连续 10 轮验证集损失未出现下降(无性能提升),则立即终止训练过程。

## 1.4 模型性能评估

所有性能指标均在测试集上报告。对于三个任务分支,采用如下评估方式:① DR 分级:报告每种分级的受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线及其曲线下面积(area under curve, AUC)、灵敏度、特异度、F1 分数。邀请 3 名副主任及以上职称眼科专家对独立测试集中随机抽取的 150 张图像进行盲法 DR 分级,使用 Fleiss' Kappa 评估模型与专家组判读结果间的一致性。② DR 进展预测:报告模型的 AUC、准确率、灵敏度、特异度。③ 系统性并发症风险预测:由于任务已定义为二分类(发生或不发生),仅报告模型的 AUC、灵敏度、特异度。

## 1.5 统计学分析

采用 SPSS 22.0 软件进行统计学分析。计数资料以例数和百分比( $n, \%$ )表示,组间比较采

用  $\chi^2$  检验；正态分布的计量资料以均数和标准差 ( $\bar{x} \pm s$ ) 表示，组间比较采用独立样本  $t$  检验；不符合正态分布的计量资料，采用中位数和四分位数 [ $M(P_{25}, P_{75})$ ] 表示，组间比较行 Mann-Whitney  $U$  检验。 $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 一般情况

共纳入 482 例糖尿病患者（训练集 338 例、验证集 48 例、测试集 96 例），无系统并发症组患者 251 例，有系统并发症组患者 231 例。二组患者在年龄、BMI、病程、HbA1c、血糖、DR 分级等方面差异具有统计学意义 ( $P < 0.05$ )，见表 1。

### 2.2 模型构建与训练结果

基于训练集数据对多任务模型进行训练。训

练与验证损失均随训练轮次增加而下降并趋于稳定，训练与验证准确率同步上升。验证集曲线与训练集曲线变化趋势一致且差距较小，表明模型未出现过拟合。验证集损失设置的早停机制在第 51 轮触发，该轮次的模型权重被保留用于后续所有验证集评估，见图 1。模型在训练集上表现出良好的学习能力，DR 五级分类准确率达 94.2%，为后续在独立验证集上的评估奠定了基础。

### 2.3 DR 自动分级性能验证

将训练完成的最佳模型在独立测试集上进行性能评估。如表 2 所示，模型对 DR 五级分类表现出色，各个级别的 AUC 值均在 0.90 以上，其中对 PDR 的识别能力最强 (AUC=0.941)。模型在各分类级别上均保持了较高的灵敏度 (86.4%~91.7%) 与特异度 (85.1%~88.9%)，

表 1 患者一般情况比较 (n, %)

Table 1. Comparison of general information of patients (n, %)

变量	总体 (n=482)	无系统并发症组 (n=251)	有系统并发症组 (n=231)	$t/\chi^2/Z$ 值	P值
性别				0.847	0.358
男性	268 (55.6)	135 (53.8)	133 (57.6)		
女性	214 (44.4)	116 (46.2)	98 (42.4)		
年龄 (岁)*	59.1 ± 11.3	56.8 ± 10.9	61.7 ± 11.4	4.823	<0.001
BMI (kg/m <sup>2</sup> )*	25.8 ± 4.1	25.3 ± 3.8	26.4 ± 4.3	2.981	0.003
糖尿病相关指标					
糖尿病病程 (年)*	7.8 ± 4.2	6.2 ± 3.6	9.6 ± 4.3	9.438	<0.001
HbA1c (%)*	8.1 ± 1.7	7.6 ± 1.4	8.7 ± 1.8	7.521	<0.001
空腹血糖 (mmol/L)#	8.9 (7.2, 11.4)	8.2 (6.8, 10.1)	9.8 (8.1, 12.6)	11.331	<0.001
DR 分级				45.670	<0.001
非DR	142 (29.5)	98 (39.0)	44 (19.0)		
轻度非PDR	78 (16.2)	52 (20.7)	26 (11.3)		
中度非PDR	96 (19.9)	51 (20.3)	45 (19.5)		
重度非PDR	58 (12.0)	28 (11.2)	30 (13.0)		
PDR	108 (22.4)	22 (8.8)	86 (37.2)		

注：\*计量资料符合正态分布，以均数和标准差 ( $\bar{x} \pm s$ ) 表示；#计量资料不符合正态分布，以中位数和四分位数 [ $M(P_{25}, P_{75})$ ] 表示。

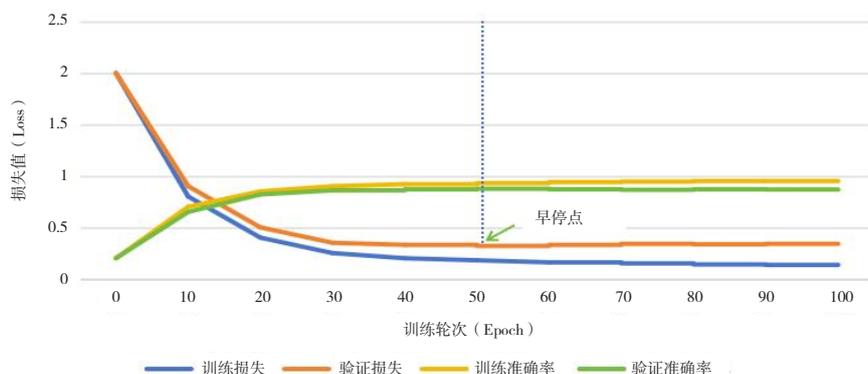


图 1 训练集和验证集的损失曲线与分类准确率曲线

Figure 1. The loss curve and classification accuracy curve of the training and validation sets

F1 分数介于 0.85~0.90 之间，显示出稳健的分类能力，见表 2。模型分级结果与眼科专家判读结果的一致性较高 (Fleiss' Kappa 值为 0.78,  $P < 0.001$ )，具有可靠的临床接受性。

### 2.4 PDR进展预测效果验证

针对独立测试集中基线诊断为中度非 PDR 的患者，使用预测模型进行 PDR 进展的预测验证。模型 AUC 值为 0.896 [ 95%CI ( 0.865, 0.927 ) ]，准确率为 83.7%，灵敏度为 85.3%，特异度为

82.1%，见图 2。进一步分析显示，模型预测权重较高的影像特征主要集中于 OCTA 图像中的新生血管萌芽区、微动脉瘤密度及血管不对称性指数。

### 2.5 系统性并发症风险预测验证

本研究的 AI 模型在预测糖尿病肾病、心血管事件和外周神经病变方面，AUC 值分别达到 0.854、0.839 和 0.812，其 95%CI 下限均高于 0.79，显示出良好且稳定的预测能力，见图 3、表 3。

表2 DR五级分类模型在测试集上的性能

Table 2. Performance indicators of DR five-level classification

DR级别	例数	AUC (95%CI)	灵敏度 (%)	特异度 (%)	F1分数
非DR	28	0.918 (0.905, 0.931)	88.7	87.3	0.88
轻度非PDR	16	0.901 (0.885, 0.917)	86.4	85.1	0.85
中度非PDR	19	0.912 (0.897, 0.927)	89.6	86.9	0.88
重度非PDR	12	0.925 (0.910, 0.940)	89.7	87.9	0.88
PDR	21	0.941 (0.928, 0.954)	91.7	88.9	0.90

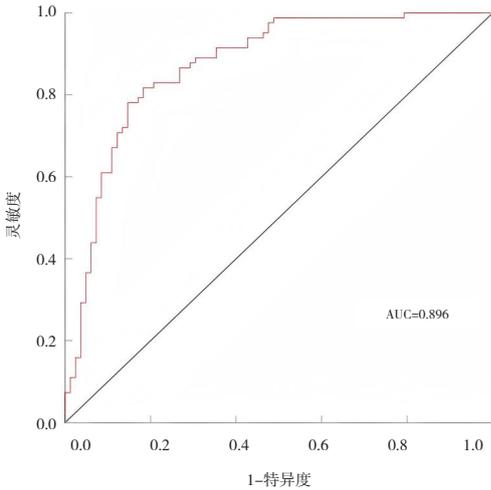


图2 预测模型预测PDR进展的ROC曲线

Figure 2. ROC curve of prediction model predicting PDR progression

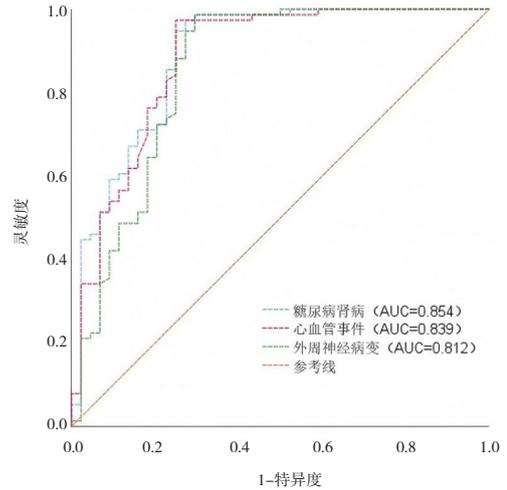


图3 预测模型预测系统性并发症风险的ROC曲线

Figure 3. ROC curve of prediction model predicting the risk of systemic complications

表3 系统性并发症风险预测模型在测试集中的性能对比

Table 3. Performance comparison of systemic complication risk prediction model in the test set

并发症类型	例数	AUC (95%CI)	灵敏度 (%)	特异度 (%)	P值
糖尿病肾病	18	0.854 (0.837, 0.871)	82.5	76.1	<0.001
心血管事件	15	0.839 (0.820, 0.858)	80.8	74.3	<0.001
外周神经病变	13	0.812 (0.791, 0.833)	78.9	72.5	<0.001

## 3 讨论

本研究提出了一种多任务 AI 系统，通过融合眼底彩照与 OCTA 图像，针对 DR 分级、进展风险预测以及糖尿病相关系统性并发症发生风险评估进行了综合性探索。方法学上采用严格的

训练 - 内部验证 - 独立测试三划分策略，确保了模型评估的公正性和泛化能力的可靠性。这一创新性模型在精度、稳定性及泛化能力上表现出色，模型与眼科专家判读结果的 Kappa 值为 0.78，进一步验证了其临床应用的可靠性。本研究为临床实践中糖尿病并发症的早期筛查与干预提供

了可行的智能化路径。

传统 DR 筛查依赖于眼科医师人工判读眼底彩照，或仅基于临床变量（如年龄、病程、HbA1c）构建回归模型进行风险评估，方法信息单一，难以全面捕捉微血管变化<sup>[9-11]</sup>。眼底彩照和 OCTA 分别从不同维度反映了视网膜的结构性和功能性变化，本研究将两种影像信息结合，并利用注意力机制进行特征融合，不仅提升了 DR 分级的精度，还在预测疾病进展和识别全身微血管损伤方面表现出优异的性能。Ding 等<sup>[12]</sup>指出，通过 OCTA 影像提取的微血管功能性标志物能够有效预测非 PDR 的临床变化，与本研究结果一致，且结合多模态影像进一步提升了预测精度，尤其是在糖尿病并发症的早期识别方面。单模态分析方法局限性在于无法全面捕捉眼底影像中隐匿的细微变化，眼底彩照更多反映了视网膜的结构变化，而 OCTA 则能揭示视网膜的微血管功能性变化，这一差异使得多模态融合能够在更广泛的临床背景下提供有效的信息支持。Syed 等<sup>[13]</sup>通过深度学习模型结合眼底影像，成功预测了糖尿病患者的心血管疾病风险，但其并未涉及 OCTA 图像，且未能深入探索视网膜微血管功能性特征对全身并发症的预测价值。

本研究在模型构建过程中采用了多任务学习框架，并通过严谨的训练-验证-测试三划分进行了验证。DR 分类、DR 进展预测和糖尿病并发症风险评估三大任务之间的协同作用，使得系统在多个维度上都能发挥其优势，尤其是在处理复杂多变的临床数据时，具有较强的适应能力和精准性，这一策略与现有研究相比具有显著优势。例如，Nabrdalik 等<sup>[14]</sup>通过深度学习模型实现了糖尿病自主神经病变的自动分类，但该研究仅聚焦于单一任务，未考虑到任务之间可能存在的潜在关联性。相比之下，本研究通过多任务学习框架有效整合了来自不同任务的信息，提升了对复杂并发症的预测精度。

糖尿病的核心病理机制在于高血糖导致的全身微血管损伤，这一病理过程在不同器官间有着高度的同步性<sup>[15]</sup>。例如，视网膜毛细血管无灌注区的扩大往往先于肾小管硬化、心肌微梗死等病变的临床表现，视网膜作为“窗口”反映全身微血管状态的作用尤为重要<sup>[16-19]</sup>。现有研究表明，视网膜影像中某些特征与糖尿病并发症具有密切

关联，如视网膜血管密度、血管口径比和微动脉瘤分布等指标，已被证明是糖尿病肾病、心血管事件和神经病变的早期预警信号<sup>[20-22]</sup>。本研究所构建的 AI 模型不仅在 DR 分级和进展预测中表现较好，还能够基于基线视网膜影像，有效预测糖尿病患者后续随访期内新发系统性并发症的风险，为糖尿病并发症的早期筛查提供了新的技术手段。

此外，本研究中非 DR 患者并发症比例（44/142）较高，这一现象可能反映糖尿病微血管并发症的异质性，视网膜病变与肾、心、神经等器官的微血管损伤并非同步出现，血糖控制、炎症因子、氧化应激标志物等多种血液生物标志物与糖尿病并发症的发生密切相关<sup>[23]</sup>。部分患者可能先出现眼底外的微血管损伤，提示依靠传统 DR 分级评估全身风险存在局限性，为本研究探索基于视网膜影像特征预测全身风险提供了重要依据。

本研究存在一定局限性。首先，本研究虽采用多中心研究设计和严格的独立测试集评估，但仍属于回顾性队列研究，样本量相对有限，可能影响结论的稳定性。其次，检测设备型号相对统一，可能在跨设备泛化性方面存在局限。未来仍需开展大规模、设计严谨的前瞻性研究以进一步验证和确立模型的临床预测价值与效用，并可考虑将生物标志物、基因多态性等信息结合到模型中，以提高预测的精准度。

综上所述，基于 AI 的多模态视网膜影像分析系统可实现 DR 的自动分级、进展预测，且具备基于基线影像预测未来发生糖尿病系统性并发症风险的能力。本研究结果不仅验证了视网膜作为全身微血管状态“窗口”的科学假设，也为糖尿病并发症的早期预警提供了新的技术手段。

**伦理声明：**本研究已获得江苏省人民医院、扬州大学附属医院医学伦理委员会审批（批号：2025-QX-022、2025-YY-024）

**作者贡献：**研究设计：李渤、刘德友、计江东；图像分析、数据采集、分析与模型构建：刘德友、计江东；论文撰写：刘德友；论文修改与审定：李渤、计江东

**数据获取：**本研究中使用和（或）分析的数据可联系通信作者获取

**利益冲突声明：**无

**致谢：**不适用

#### 参考文献

1 Jhaveri CD, Liu D, Maguire MG, et al. Risk factors for meeting

- criteria for switching from Bevacizumab to Aflibercept when treating eyes with diabetic macular edema and visual acuity of < 20/40[J]. *Ophthalmology*, 2024, 131(8): 967–974.
- 2 Chiavaroli L, Lee D, Ahmed A, et al. Effect of low glycaemic index or load dietary patterns on glycaemic control and cardiometabolic risk factors in diabetes: systematic review and Meta-analysis of randomised controlled trials[J]. *BMJ*, 2021, 374: n1651.
  - 3 李筱荣, 黎晓新, 许迅. 糖尿病视网膜病变社区筛查专家共识[J]. *中华眼底病杂志*, 2024, 40(2): 98–104. [Li XR, Li XX, Xu X. Expert consensus on community screening for diabetic retinopathy[J]. *Chinese Journal of Ocular Fundus Diseases*, 2024, 40(2): 98–104.]
  - 4 程泉, 查旭, 周丽琼, 等. 细胞焦亡在糖尿病视网膜病变发病机制中的作用[J]. *国际眼科纵览*, 2025, 49(1): 45–50. [Chen Q, Zha X, Zhou LQ, et al. The role of pyroptosis in the pathogenesis of diabetic retinopathy[J]. *International Review of Ophthalmology*, 2025, 49(1): 45–50.]
  - 5 刘念恩, 龙泽, 徐小同, 等. 糖尿病视网膜病变房水细胞因子的研究进展[J]. *中华眼科杂志*, 2025, 61(3): 221–229. [Liu NE, Long Z, Xu XT, et al. Research progress of aqueous humor cytokines in diabetic retinopathy[J]. *Chinese Journal of Ophthalmology*, 2025, 61(3): 221–229.]
  - 6 李青博, 邵彦. 代谢组学在糖尿病视网膜病变中的研究进展[J]. *中华眼底病杂志*, 2023, 39(6): 510–514. [Li QB, Shao Y. Research progress of metabolomics in diabetic retinopathy[J]. *Chinese Journal of Ocular Fundus Diseases*, 2023, 39(6): 510–514.]
  - 7 Yang Q, Bee YM, Lim CC, et al. Use of artificial intelligence with retinal imaging in screening for diabetes-associated complications: systematic review[J]. *EClinicalMedicine*, 2025, 81: 103089.
  - 8 Tanabe H, Sato M, Miyake A, et al. Machine learning-based reproducible prediction of type 2 diabetes subtypes[J]. *Diabetologia*, 2024, 67(11): 2446–2458.
  - 9 Hayati A, Abdol Homayuni MR, Sadeghi R, et al. Advancing diabetic retinopathy screening: a systematic review of artificial intelligence and optical coherence tomography angiography innovations[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2025, 15(6): 737.
  - 10 Waheed NK, Rosen RB, Jia Y, et al. Optical coherence tomography angiography in diabetic retinopathy[J]. *Prog Retin Eye Res*, 2023, 97: 101206.
  - 11 Dai L, Sheng B, Chen T, et al. A deep learning system for predicting time to progression of diabetic retinopathy[J]. *Nat Med*, 2024, 30(2): 584–594.
  - 12 Ding X, Romano F, Garg I, et al. Expanded field OCT angiography biomarkers for predicting clinically significant outcomes in non-proliferative diabetic retinopathy[J]. *Am J Ophthalmol*, 2025, 270: 216–226.
  - 13 Syed MG, Trucco E, Mookiah MRK, et al. Deep-learning prediction of cardiovascular outcomes from routine retinal images in individuals with type 2 diabetes[J]. *Cardiovasc Diabetol*, 2025, 24(1): 3.
  - 14 Nabrdalik K, Irlík K, Meng Y, et al. Artificial intelligence-based classification of cardiac autonomic neuropathy from retinal fundus images in patients with diabetes: the Silesia Diabetes Heart Study[J]. *Cardiovasc Diabetol*, 2024, 23(1): 296.
  - 15 Ghenciu LA, Dima M, Stoicescu ER, et al. Retinal imaging-based ophthalmics: artificial intelligence as a tool in the diagnosis of cardiovascular and metabolic diseases[J]. *Biomedicine*, 2024, 12(9): 2150.
  - 16 Drinkwater JJ, Chen FK, Brooks AM, et al. Carotid disease and retinal optical coherence tomography angiography parameters in type 2 diabetes: the fremantle diabetes study phase II[J]. *Diabetes Care*, 2020, 43(12): 3034–3041.
  - 17 Horton WB, Barrett EJ. Microvascular dysfunction in diabetes mellitus and cardiometabolic disease[J]. *Endocr Rev*, 2021, 42(1): 29–55.
  - 18 DiKun KM, Gudas LJ. Vitamin A and retinoid signaling in the kidneys[J]. *Pharmacol Ther*, 2023, 248: 108481.
  - 19 Shamsan A, Senan EM, Ahmad Shatnawi HS. Predicting of diabetic retinopathy development stages of fundus images using deep learning based on combined features[J]. *PLoS One*, 2023, 18(10): e0289555.
  - 20 Heger KA, Waldstein SM. Artificial intelligence in retinal imaging: current status and future prospects[J]. *Expert Rev Med Devices*, 2023, 21(1–2): 73–89.
  - 21 Sacks FM, Hermans MP, Fioretto P, et al. Association between plasma triglycerides and high-density lipoprotein cholesterol and microvascular kidney disease and retinopathy in type 2 diabetes mellitus: a global case-control study in 13 countries[J]. *Circulation*, 2014, 129(9): 999–1008.
  - 22 Broe R, Rasmussen ML, Frydkjaer-Olsen U, et al. Retinal vascular fractals predict long-term microvascular complications in type 1 diabetes mellitus: the danish cohort of pediatric diabetes 1987 (DCPD1987)[J]. *Diabetologia*, 2014, 57(10): 2215–2221.
  - 23 王嘉鹏, 罗向霞, 庄家园, 等. 氧化应激在糖尿病视网膜神经变性中的作用机制与潜在治疗的研究进展[J]. *中华眼底病杂志*, 2024, 40(10): 813–818. [Wang JP, Luo XX, Zhuang JY, et al. Research progress on the mechanism and potential treatment of oxidative stress in diabetic retinal neurodegeneration[J]. *Chinese Journal of Ocular Fundus Diseases*, 2024, 40(10): 813–818.]

收稿日期: 2025 年 11 月 04 日 修回日期: 2026 年 02 月 12 日  
本文编辑: 杨室淤 曹越

引用本文: 刘德友, 计江东, 李渤. AI视网膜影像模型对糖尿病视网膜病变的预测价值[J]. 医学新知, 2026, 36(3): 282–288. DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202511011.

Liu DY, Ji JD, Li B. The predictive value of AI-based retinal images model for diabetic retinopathy[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2026, 36(3): 282–288. DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202511011.