人工智能辅助眼表疾病多模态成像在眼科教学中的应用与评价

赵新荣[1],练海东[1],华 耘[2],陈冬梅[1],樊凌花[1]

1.石河子大学第一附属医院眼科,新疆维吾尔自治区 石河子 832003;2.四川大学华西医院眼科,成都 610000

【摘要】目的 随着眼表成像技术的发展已进入多模态时代,传统的教学模式难以满足当前日益增长的教学需求。本研究着重探究人工智能(artificial intelligence,AI)辅助眼表疾病多模态成像在眼科教学中的实践意义和应用前景。**方法** 本研究纳入石河子大学医学院临床本科班的64名学生参与实验,其中32人组成传统教学组接受常规授课,另外32人则通过AI辅助的多模态影像教学完成学习。教学开始前一周,所有受试者均接受了标准化的眼表疾病基础理论知识测试和单模态图像分析能力测试。教学方法实施后,通过综合评估理论考试成绩、影像解读能力及临床案例分析水平三个层面,对两种教学方式的效果进行了分析与评价。**结果** 教学初期,两组学生在眼表疾病基础理论知识测试和单模态影像分析方面的表现无统计学差异($P>0.05$)。课程中期评估(第8教学周)数据显示,在多模态协同分析的考核中AI多模态教学组成绩(89.6±4.2)分相较于传统教学组成绩(83.7±5.1)分展现出优势($P<0.001$)。期末综合考评中,试验组理论综合考试成绩(90.7±4.3)分、临床病例分析总分(92.2±4.7)分及AI决策模拟考核成绩(93.8±2.3)分均高于对照组[分别为(84.2±6.0)分、(81.5±6.8)分、(83.7±6.2)分],差异均有统计学意义(均$P<0.001$);且试验组理论成绩提升幅度[(12.4±4.7)分]、病例分析能力提升幅度[(12.2±4.6)分]均优于对照组[分别为(5.31±6.38)分、(3.75±8.03)分],差异具有统计学意义(均$P<0.001$);主观满意度调查显示,在课程满意度(37.5% vs. 78.13%)、学习主动性(40.63% vs. 71.88%)、知识获取能力(31.25% vs. 78.13%)、临床推理能力(28.13% vs. 75.00%)及病例分析能力(25.00% vs. 81.25%)等维度的满意率试验组均高于对照组(均$P<0.05$)。**结论** AI技术辅助眼表疾病多模态成像的教学方法能够有效提高医学生对于眼表疾病的鉴别能力和临床诊疗水平,值得在眼科专科医师培训中进一步推广。

【关键词】人工智能;多模态成像;眼科教学;眼表疾病;医学教育

【中图分类号】G434 **【文献标志码】**A **【文章编号】**1004-5287(2026)03-0325-07

【DOI】10.13566/j.cnki.cmet.cn61-1317/g4.202603006

Application and evaluation of AI-assisted multimodal imaging of ocular surface diseases in ophthalmic teaching

ZHAO Xinrong[1], *LIAN Haidong*[1], *HUA Yun*[2], *CHEN Dongmei*[1], *FAN Linghua*[1]

1. *Department of Ophthalmology, the First Affiliated Hospital of Shihezi University, Shihezi* 832003, *China*;

2. *Department of Ophthalmology, West China Hospital of Sichuan University, Chengdu* 610000, *China*

【Abstract】Objective With the development of ocular surface imaging technology entering the multimodal era, traditional teaching modes can hardly meet the growing educational demands. This study aims to explore the practical significance and application prospects of artificial intelligence (AI)-assisted multimodal imaging of ocular surface diseases in ophthalmic teaching. **Methods** This study enrolled 64 undergraduate medical students from the School of Medicine at Shihezi University. Partici-

收稿日期:2025-07-22

作者简介:赵新荣,副主任医师,博士,硕士研究生导师,研究方向为眼表疾病、白内障。E-mail:zxr_yk@163.com

pants were divided into two groups: a traditional teaching group (n=32), which received conventional lecture-based instruction, and an AI-assisted multimodal imaging teaching group (n=32). One week before the start of teaching, all subjects underwent a standardized test on basic theoretical knowledge of ocular surface diseases and a test on single-modal image analysis ability. After the implementation of the teaching methods, the effectiveness of the two teaching modes was analyzed and evaluated by comprehensively assessing three aspects: theoretical examination results, image interpretation ability, and clinical case analysis level. **Results** In the early stage of teaching, there were no statistically significant differences between the two groups in the tests of basic theoretical knowledge of ocular surface diseases and single-modal image analysis (P>0.05). Data from the mid-term assessment (the 8th teaching week) showed that the AI multimodal teaching group exhibited an advantage in the assessment of multimodal collaborative analysis (89.6±4.2) compared with that of the traditional teaching group (83.7±5.1) (P<0.001). In the final comprehensive evaluation, the scores of the experimental group in the comprehensive theoretical examination (90.7±4.3), total score of clinical case analysis (92.2±4.7), and AI decision-making simulation assessment (93.8±2.3) were all significantly higher than those of the control group [(84.2±6.0), (81.5±6.8), and (83.7±6.2), respectively], with statistically significant differences (all P<0.001). Moreover, the improvement ranges of theoretical scores (12.4±4.7) and case analysis ability (12.2±4.6) in the experimental group were superior to those in the control group [(5.31±6.38) and (3.75±8.03), respectively], and the differences were statistically significant (all P<0.001). Subjective satisfaction survey results showed that the proportions of high satisfaction in the experimental group were significantly higher than those in the control group in dimensions including course satisfaction (37.5% vs 78.13%), learning initiative (40.63% vs 71.88%), knowledge acquisition ability (31.25% vs 78.13%), clinical reasoning ability (28.13% vs 75.00%), and case analysis ability (25.00% vs 81.25%) (all P<0.05). **Conclusion** Through an AI-assisted teaching approach using multimodal imaging for ocular surface diseases, medical students' ability to differentially diagnose these conditions and their clinical diagnostic and management skills have improved.

【Keywords】 AI; multimodal imaging; ophthalmology education; ocular surface diseases; medical education

眼表结构由角膜与结膜上皮、神经支配系统、免疫组织及泪膜装置共同构成，是维持眼部功能与视觉舒适度的核心结构[1]。当代社会生活方式与环境因素的演变，重塑了眼表疾病的流行特征，表现为初发年龄降低、病理类型多样且症状日趋复杂[2]，给临床教学带来挑战。其中干眼症已成为全球性问题，全球患病率达5%～50%，我国最新调查显示患者比例高达21.0%～52.4%[3]。角膜接触镜的普及则导致感染性角膜炎发病率上升，耐药菌株的出现更增加了治疗难度[4]。眼表疾病的重要特征表现为临床症状与组织病理学改变之间常存在不一致性，部分患者仅轻度角膜上皮缺损却主诉剧痛，而严重角膜神经病变者可能主观不适轻微[5]。加之眼表疾病与类风湿性关节炎、干燥综合征等全身性疾病密切相关[6]，且严重影响患者视功能与生活质量。这种临床—病理表现分离的现象让医学生难以建立准确的认知框架。而授课方式仍以传统课堂讲授为主，学生的知识获取处于被动接受状态。该模式呈现出一些明显局限：静态图像无法呈现疾病动态演变，单一模态影像割裂病症综合特征，不利于系统临床思维培养[7]。伴随着眼表病症种类的日益复杂和教学内容的持续扩充，这些问题愈发突出，亟须更有效的教学方案。

多模态成像技术的发展为教学改革提供了支撑。当前，临床教学多采用前段光学相干断层扫描（anterior segment optical coherence tomography，AS-OCT）、活体共聚焦显微镜（in vivo confocal microscopy，IVCM）、角膜地形图和泪膜干涉成像等多种互补性技术[8]。AS-OCT能够提供角膜各层的微米级分辨率断层图像，使学者直观地观察角膜组织病理改变[9]。IVCM则突破了传统显微镜的限制，实现了活体状态下角膜细胞水平的高分辨率成像，为理解干眼症和感染性角膜炎的发病机制提供了全新视角[10]。研究显示，多模态成像技术在细菌性与真菌性角膜炎分型诊断中准确率达90.7%，高于单一检测方法[11]。这些技术不仅能展示形态学特征，还可为疾病分期和疗效评估提供客观依据，促进了“结构—功能”关联的教学模式，帮助学习者深入理解临床表现背后的病理生理机制。

人工智能（artificial intelligence，AI）技术为眼表疾病教学模式的革新带来开创性的新可能。深度学

习方法在眼表影像分析领域表现优异，可自动检测并量化各类病理特征[12]。相关研究证实，基于卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）的AI模型能有效区分细菌性角膜炎、真菌性角膜炎，以及其他非感染性角膜病变与正常组织[13]。这些技术可转化为教学工具：通过特征可视化帮助识别典型病症，借助模拟诊疗系统培养临床思维，更能整合多源数据构建完整评估框架，推动互动性学习[7, 14]。鉴于当前阶段，AI技术有望打造更具互动性的眼表疾病学习模式。这些变革将推动眼科教育的转型升级，提高眼表疾病教学的成效。本研究聚焦常见眼表病症，采用多模态影像整合的教学策略，探究并评估AI辅助多模态成像在眼表疾病培训中的应用价值。

1　研究对象与方法

1.1　研究对象和分组

本研究纳入石河子大学医学院临床医学专业2021级五年制本科生共64名，所有研究对象均处于眼科理论课程学习阶段，且未系统接受过眼表疾病临床培训。将学生分为两组后分别接受不同的教学方法研究，其中对照组（n=32）采用常规教学方法，试验组（n=32）采用AI辅助的多模态成像教学方法。两组于2024年9月 — 12月完成眼表疾病课程学习。所有参与者均签署知情同意书，并完整参加教学全过程及效果评估。

1.2　教学设计与实施

研究初期，教师组成员对全部64名学生实施了8课时的基础理论与技能培训，重点讲授AS-OCT设备工作原理与标准化操作流程、IVCM检测关键技术参数、角膜曲率地形图采集规范以及健康眼表的多维成像特征。为保证教学的同质性，5位具有五年以上临床经验的专科医师组建教学团队，每人负责固定教学内容，统一使用经专家论证的教学方案、标准化视觉教具以及精选的50套典型病例影像资料，所有教师组成员均通过教学能力准入测试。传统教学组维持传统“课堂讲授＋图片识别”教学模式，AI多模态教学组重点针对8类典型眼表疾病（包括临床常见的干眼症及感染性角膜炎等），由专家组共同完善教学病例库，每个病例均包含AS-OCT、IVCM及角膜地形图三种成像数据。挑选典型临床案例作为教学素材，利用AI辅助的教学平台同步展示多种先进影像技术的特征表现（如AS-OCT检测的结构异常、IVCM观察的细胞改变以及地形图记录的曲率变化）；随后运用AI辅助工具对关键影像进行标记，采用启发式教学分析各特征间的病理联系（比如组织结构损伤区与炎症反应的对应关系）；最后利用AI建模技术将不同维度的影像数据重建成三维动态模型，结合病因分析系统全面揭示疾病的影像特征与病理机制。

1.3　教学效果评估

本研究按照教学进度规划设置了三个阶段共五次标准化考核评估体系，全体学生考核内容与考核方式无差异，全面记录教学效果动态变化。主要评估指标包括各阶段理论考核、图像分析考核和病例分析考核成绩三大模块，每项考核总分均为100分，具体实施流程如下。

第一阶段（教学开始前一周，教学前基线评估）对所有参与者实施基础知识考查，重点测试各类影像技术的原理认知（AS-OCT、IVCM）、正常眼表组织的影像学特征（角膜显微结构识别等）以及病理区域辨识能力（总计30个测试题）。

第二阶段（第8教学周，单元教学中期评估）依据教学方式差异设计两套考核体系，传统教学组在每项单模态技术（AS-OCT或IVCM）学习完成后立即进行该模块的图像分析测试（各20题），综合计算各单项成绩；AI多模态教学组在完成特定疾病（如干眼症）的多模态系统教学后，开展融合多模态影像的综合诊断评估（10个临床案例）。为保持测评一致性，AI多模态教学组的学生同样需要参与传统教学组相同内容的单模态技术考核。

第三阶段（第16教学周，教学终末评估）设置三项核心测评内容。①理论综合测验（50题），内容涵盖成像原理（20%）、特征判读（30%）、异常影像辨别（30%）及典型病种诊断要点（20%）；②病例解析能力测评，随机选取5例完整临床资料（含人口学特征、病史）及配套的多模态影像，要求完成特征归纳（30分）、病理分析（40分）和最终诊断（30分）；③创新型AI临床决策模拟评估，借助AI教学系统还原诊疗场景，全程追踪受试者的诊断思路、关键征象判读准确性和决策时效等动态指标。所有评价结果先由AI辅助的评分系统初筛，再经2位高级专家（盲法）双重验证，确保数据客观可靠。

1.4　系统评价

为全面评估教学效果和研究参与者的学习体验，在实验周期结束时对两组学生开展匿名问卷调查，采用标准化评估工具分析其学习收获与课程评价。该问卷以修订版课程评价问卷为基础进行设计，并参照Kirkpatrick模型的前两个层级构建而成[19]。本次调查包括主观认知层面（学习体验与动机水平）和客观

能力层面(专业能力提升实效)两大评估模块。通过教研组多次论证,最终选取五项关键评估指标:①教学方案认可度(课程结构与教学方法适配性);②学习驱动力(探究专业知识的持续兴趣);③自主学习效能(知识获取路径的优化程度);④临床决策能力(综合分析与诊断推理的进步);⑤影像诊断技能(多模态影像特征识别与整合能力的提升)。评估采用五分制Likert量表(1分表示"极不认可",2分表示"不太认可",3分表示"一般",4分表示"比较赞同",5分表示"完全赞同"),所有研究对象均完成问卷填写且回收数据完整有效。

1.5 统计分析方法

采用SPSS 26.0软件进行数据整理和分析。正态分布的计量资料采用($\bar{x}\pm s$)表示,组间比较采用t检验;五分制数据转化为二分类资料(≥4分为满意,<4分为不满意),两组满意率的比较采用χ^2检验。以$P<0.05$为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 研究对象的基本情况

研究对象为石河子大学医学院临床医学专业2021级五年制本科生共64名,试验组和对照组学生的年龄分别为(22.4±0.7)岁和(22.0±0.9)岁($P=0.414$),随机分为试验组与对照组,每组32人,其中试验组男生14名(43.7%)、女生18名(56.3%),对照组男生13名(40.6%)、女生19名(59.4%),两组学生性别分布无统计学差异($P=0.768$)。教学开始前一周,对所有研究对象进行初始基线测试评估,测试结果显示,对照组和试验组的平均得分[(78.9±5.2)分和(79.3±4.8)分,$P=0.723$]和单模态图像分析能力测试成绩[(76.8±6.4)分和(77.5±5.9)分,$P=0.648$]均无统计学差异。如表1所示。

表1 两组学生基线特征的比较

组别与评估项目		对照组[$n=32$]	试验组[$n=32$]	t/χ^2	P
性别[n(%)]	男	13(40.6)	14(43.7)	−0.087*	0.768
	女	19(59.4)	18(56.3)		
年龄[($\bar{x}\pm s$),岁]		22.0±0.9	22.4±0.7	−0.821	0.414
眼表疾病基础理论知识考试[($\bar{x}\pm s$),分]		78.9±5.2	79.3±4.8	−0.348	0.723
单模态图像分析能力测试[($\bar{x}\pm s$),分]		76.8±6.4	77.5±5.9	−0.502	0.648

注:*为χ^2值。

2.2 阶段性教学效果变化

随着教学进程推进,中期评估(第8教学周)数据显示,两组学生的成绩呈现不同的结果。在第二阶段的单模态影像分析评估中,对照组在AS-OCT模块获得(82.4±5.6)分,IVCM模块(83.0±6.1)分,角膜地形图模块(81.5±5.9)分;试验组相应得分分别为(83.1±5.3)、(82.8±5.8)和(82.0±5.7)分,差异均无统计学意义(均$P>0.05$)。然而,在多模态协同分析考核中,试验组得分为(89.6±4.2)分,高于对照组的(83.7±5.1)分($P<0.001$)。这一结果表明,试验组虽然在单一技术学习方面与对照组效果基本一致,但在多模态信息整合方面展现出优势,如表2所示。

表2 两组学生阶段性教学效果比较

组别与评估项目	对照组[$n=32$,($\bar{x}\pm s$),分]	试验组[$n=32$,($\bar{x}\pm s$),分]	t	P
AS-OCT(满分100分)	82.4±5.6	83.1±5.3	−0.543	0.590
IVCM(满分100分)	83.0±6.1	82.8±5.8	0.159	0.874
角膜地形图(满分100分)	81.5±5.9	82.0±5.7	−0.362	0.721
多模态协同分析(满分100分)	83.7±5.1	89.6±4.2	−5.517	<0.001

2.3 主观评价反馈分析

课程结束后,采用问卷调查评估两组学生的教学满意度。结果显示,试验组课程满意度为78.13%,高于对照组的37.50%($P<0.001$);学习主动性满意率为71.88%,高于对照组的40.63%($P=0.012<0.05$);知识获取能力满意率为78.13%,高于对照组的31.25%($P<0.001$);临床推理能力满意率为75.00%,高于对照组的28.13%($P<0.001$);病例分析能力满意率为81.25%,高于对照组的25.00%($P<0.001$),如表3所示。

表3 两组学生教学满意度比较

评估项目	对照组[$n=32$,n(%)]	试验组[$n=32$,n(%)]	χ^2	P
课程满意度	12(37.50)	25(78.13)	10.827	<0.001
学习主动性	13(40.63)	23(71.88)	6.349	0.012
知识获取能力	10(31.25)	25(78.13)	14.187	<0.001
临床推理能力	9(28.13)	24(75.00)	14.076	<0.001
病例分析能力	8(25.00)	26(81.25)	20.329	<0.001

2.4 整体效果综合评价

综合分析期末考核结果和主观评价反馈,AI辅

助的多模态成像教学模式在多个关键指标上表现优异。课程结束时（第16教学周）的综合考评显示，两组学生的学习效果出现差异。试验组理论综合考试得分（90.7±4.3）分，高于对照组的（84.2±6.0）分（$P<0.001$）。在临床病例分析测试中，试验组在影像特征描述、病理机制分析和最终诊断三大关键项目均获得更高成绩（$P<0.001$）。在AI辅助决策模拟考核中，试验组的关键特征识别准确度达到（93.8±2.3）分，高于对照组的（83.7±6.2）分（$P<0.001$）。在知识掌握深度方面，AI教学组学生的理论成绩相较于基线成绩提高（12.38±4.68）分，高于对照组的（5.31±6.38）分（$P<0.001$）。临床思维能力评估中，AI教学组的病例分析能力相较于基线成绩提升分数达（12.22±4.56）分，对照组仅为（3.75±8.03）分（$P<0.001$）。此外，对两组学生的多方面数据整合显示，AI教学组学生的诊断决策路径选择得分（91.6±3.4）分相较于对照组（82.4±5.8）分更符合临床规范（$P<0.001$）。教学满意度调查证实新型教学模式（92.4±3.8）分在提升学习兴趣和激发学习动力等综合满意度方面得分相较于传统教学模式（80.3±5.6）分具有优势（$P<0.001$）。如表4所示。

表4　两组学生的整体效果综合评价

组别与评估项目	对照组 [$n=32$，($\bar{x}\pm s$)，分]	试验组 [$n=32$，($\bar{x}\pm s$)，分]	t	P
理论综合考试总分（满分100分）	84.2±6.0	90.7±4.3	5.314	<0.001
临床病例分析总分（满分100分）	81.5±6.8	92.2±4.7	6.286	<0.001
影像特征描述（满分30分）	23.4±2.5	27.8±1.8	6.801	<0.001
病理机制分析（满分40分）	32.6±3.7	37.2±2.7	6.634	<0.001
最终诊断（满分30分）	25.5±2.9	28.2±2.0	5.375	<0.001
AI决策模拟得分（满分100分）	83.7±6.2	93.8±2.3	9.871	<0.001
理论成绩提升分数	5.31±6.38	12.38±4.68	5.047	<0.001
病例分析提升分数	3.75±8.03	12.22±4.56	10.824	<0.001
决策路径符合得分（满分100分）	82.4±5.8	91.6±3.4	7.393	<0.001
综合满意度（满分100分）	80.3±5.6	92.4±3.8	9.232	<0.001

3　讨论

本研究通过随机对照试验探究了AI辅助眼表疾病多模态成像教学模式在临床医学本科生教学中的应用效果，结果显示该模式在多模态信息整合能力培养、临床诊疗思维提升及学生满意度改善等方面均展现出优势，为眼科教学改革提供了实证依据与实践参考。

教学效果的核心差异首先体现在多模态信息整合能力的培养上。阶段性评估结果显示，两组学生在AS-OCT、IVCM等单模态影像分析模块的成绩无统计学差异（均$P>0.05$），表明传统教学模式在单一技术知识点的传授上仍具备一定有效性；但试验组在多模态协同分析考核中得分高于对照组（$P<0.001$），这一结果印证了AI多模态教学的核心价值，与既往医学教育学研究中关于多模态影像教学模式能有效提升高阶临床思维能力的结论相一致[15-16]。多模态成像技术通过整合AS-OCT、IVCM和角膜地形图等不同模态的影像数据，能更全面地展示眼表疾病的病理特征，从而帮助学生在学习过程中建立系统性的认知框架。AI技术的介入进一步增强了这一教学效果，其智能标注和动态三维重建功能使学生能够更清晰地理解病灶的立体结构和病理演变过程。

期末综合考评结果进一步凸显了AI多模态教学模式的长效价值。试验组在理论综合考试、临床病例分析及AI决策模拟考核中均取得更高成绩（均$P<0.001$），且理论成绩与病例分析能力的提升幅度远超对照组（均$P<0.001$）。这一现象的本质是教学模式对学习深度的影响：传统教学以知识灌输为主，学生多处于被动接受状态，难以实现从“知识记忆”到“能力应用”的转化；而AI辅助教学通过模拟临床诊疗场景，让学生在多模态数据整合、关键特征识别及诊断逻辑推导的过程中主动建构知识，这种沉浸式学习不仅强化了知识掌握的牢固度，更锻炼了临床决策所需的高阶思维能力[15]，尤其在AI决策模拟考核中，试验组学生的诊断路径更符合临床规范，提示该模式能够帮助学生提前适应临床诊疗的思维范式，缩短理论与实践的距离，本研究的发现与案例教学法（case based learning，CBL）结合多模态影像教学研究相呼应，共同印证了综合教学模式在塑造临床决策能力中的关键作用[15,17-18]。

主观满意度调查结果为教学模式的可行性提供

了重要支撑。以4分及以上为满意标准，试验组在课程满意度、学习主动性等五大核心维度的满意度均高于对照组（均$P<0.05$），87.50%的试验组学生认可多模态同步展示对疾病本质理解的促进作用，81.30%的学生认为AI智能标注强化了特征识别能力。这一反馈与教学模式的设计优势密切相关，AI技术的介入简化了复杂数据的处理流程，降低了学生的认知负荷，使其能够聚焦于核心病理机制的探究；而多模态影像的动态展示与互动式分析，打破了传统教学的枯燥感，有效激发了学习兴趣与主动性。

AI的智能辅助系统通过自动化数据处理减轻了学习者的信息整合压力，使其认知资源能够集中于疾病核心特征的识别和临床逻辑网络的建构[19-20]。例如，AI系统自动呈现角膜上皮缺损的AS-OCT形态、IVCM显示的炎性细胞浸润分布以及地形图对应的曲率异常区域，帮助学习者建立多模态影像的对应关系。这种整合式教学方法充分体现了眼表疾病“结构—功能”相互作用的病理机制，有效提升了学生的诊断能力。通过多模态数据关联分析，学生可以清晰地认识疾病发展规律，如准确识别干眼患者泪液分泌异常与角膜上皮病变程度的量化关系。该系统的智能影像解析功能既优化了教学过程的高效性，也确保了教学内容与临床实践的深度契合。

本研究结果对眼科教学改革具有一定的启示意义。AI辅助的多模态成像教学模式突破了传统教学中的局限性，使复杂眼表疾病的教学变得更加高效和直观。临床实践表明，该模式在提升学生诊断准确率和临床诊断速度等方面具有优势，尤其是在模拟临床场景的AI辅助诊断考核中，AI多模态教学组的表现更为突出。该教学体系不仅适用于医学本科生的基础课程，对于专科医师规范化培养及在职医生的继续教育同样具有应用价值。未来可以进一步探索AI技术与虚拟现实（virtual reality，VR）或增强现实（augmented reality，AR）的结合，以提供更加沉浸式的学习体验。当然，该模式的实施仍需注意师资培训、标准化病例库建设以及成本效益平衡等问题。

总之，AI辅助的多模态成像教学为眼表疾病教学提供了一种高效、互动性强的解决方案。该模式不仅提升了学生的知识掌握程度，还增强了其临床思维和病例分析能力。随着AI技术的不断发展和医学教育模式的革新，这种整合多模态数据和智能化工具的教学方法有望在眼科教育中发挥更大的作用，并为其他专科教学提供可借鉴的经验。

参考文献

[1] Roshandel D, Semnani F, Rayati D A, et al. Genetic predisposition to ocular surface disorders and opportunities for gene-based therapies[J]. Ocular Surface, 2023, 29: 150-165.

[2] Wolffsohn J S, Lingham G, Downie L E, et al. TFOS Lifestyle: Impact of the digital environment on the ocular surface [J]. Ocular Surface, 2023, 28: 213-252.

[3] 中华医学会眼科学分会角膜病学组. 中国干眼临床诊疗专家共识(2024年)[J]. 中华眼科杂志, 2024, 60(12): 968-976.

[4] Almutleb E S, Ramachandran S, Khan A A, et al. Synergistic effect of nilavembu choornam-gold nanoparticles on antibiotic-resistant bacterial susceptibility and contact lens contamination-associated infectious pathogenicity[J]. International Journal of Molecular Sciences, 2024, 25(4): 2115.

[5] Wareham L K, Holden J M, Bossardet O L, et al. Collagen mimetic peptide repair of the corneal nerve bed in a mouse model of dry eye disease[J]. Frontiers in Neuroscience, 2023, 17: 1148950.

[6] Liu Y Y, Wu M B, Ren Y R, et al. Evaluation of dry eye severity and ocular surface inflammation in patients with autoimmune rheumatic diseases[J]. Ocular Immunology and Inflammation, 2024, 32(9): 2018-2030.

[7] Pagano L, Posarelli M, Giannaccare G, et al. Artificial intelligence in cornea and ocular surface diseases[J]. Saudi Journal of Ophthalmology, 2023, 37(3): 179-184.

[8] Inferrera L, Aragona E, Wylegala A, et al. The role of hi-tech devices in assessment of corneal healing in patients with neurotrophic keratopathy[J]. Journal of Clinical Medicine, 2022, 11(6):1602.

[9] Sun Y M, Maimaiti N, Xu P F, et al. An AS-OCT image dataset for deep learning-enabled segmentation and 3D reconstruction for keratitis[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 627.

[10] Shetty R, Dua H S, Tong L, et al. Role of in vivo confocal microscopy in dry eye disease and eye pain[J]. Indian Journal of Ophthalmology, 2023, 71(4): 1099-1104.

[11] Gurnani B, Kaur K, Lalgudi V G, et al. Role of artificial intelligence, machine learning and deep learning models in corneal disorders: A narrative review[J]. Journal Français d' Ophtalmologie, 2024, 47(7): 104242.

[12] Zhang Z H, Wang Y, Zhang H Z, et al. Artificial intelligence-assisted diagnosis of ocular surface dis-

eases[J]. Frontiers in Cell and Developmental Biology, 2023, 11: 1133680.

[13] Satitpitakul V, Puangsricharern A, Yuktiratna S, et al. A convolutional neural network using anterior segment photos for infectious keratitis identification[J]. Clinical Ophthalmology, 2025, 19: 73-81.

[14] Kryszan K, Wylegala A, Kijonka M, et al. Artificial-intelligence-enhanced analysis of in vivo confocal microscopy in corneal diseases: A review[J]. Diagnostics , 2024, 14(7): 694.

[15] Shi X H, Wang H Y, Yang F, et al. Application and evaluation of case-based multimodal imaging in the ocular fundus disease teaching of postgraduate students[J]. BMC Medical Education, 2025, 25(1): 390.

[16] Ma R Q, Cheng Q, Yao J, et al. Multimodal machine learning enables AI chatbot to diagnose ophthalmic diseases and provide high-quality medical responses[J]. NPJ Digital Medicine, 2025, 8(1): 64.

[17] Varghese C, Harrison E M, O'Grady G, et al. Artificial intelligence in surgery[J]. Nature Medicine, 2024, 30(5): 1257-1268.

[18] Borsos B, Allaart C G, van Halteren A. Predicting stroke outcome: A case for multimodal deep learning methods with tabular and CT Perfusion data[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2024, 147: 102719.

[19] Waisberg E, Ong J, Kamran S A, et al. Generative artificial intelligence in ophthalmology[J]. Survey of Ophthalmology, 2025, 70(1): 1-11.

[20] Lee M J, Yang M K, Khwarg S I, et al. Differentiating malignant and benign eyelid lesions using deep learning[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 4103.

（上接第 313 页）

[8] 王艳凤，苏小敏，赵国星. 数智赋能“基础医学概论”实验教学创新与实践[J]. 中国生物化学与分子生物学报，2025,41(12): 1870-1882.

[9] 唐懿文，陈奇峰，肖寒，等. 基于AI大模型的“微机原理”课程思政教学智能体构建和应用[J]. 中国医学教育技术，2025,39(4): 526-531.

[10] Sweller J. Cognitive load theory[M]//The psychology of learning and motivation: Cognition in education. San Diego: Elsevier Academic Press, 2011.

[11] 王维民. 第四代医学教育的深度剖析与实施策略[J]. 中华医学教育杂志，2024,44(10): 721-725.

[12] 郑娅峰，赵亚宁，黄璟玥，等. 教育智能体：研究现状和发展趋势[J]. 现代远程教育研究，2025,37(4): 3-13.

[13] 刘明，郭烁，吴忠明，等. 生成式人工智能重塑高等教育形态：内容、案例与路径[J]. 电化教育研究，2024,45(6): 57-65.

[14] 毛刚，王良辉. 人机协同：理解并建构未来教育世界的方式[J]. 教育发展研究，2021,41(1): 16-24.

[15] Feng S H. Group interaction patterns in generative AI-supported collaborative problem solving: Network analysis of the interactions among students and a GAI chatbot[J]. British Journal of Educational Technology, 2025, 56(5): 2125-2145.

[16] 吴永和，姜元昊，陈圆圆，等. 大语言模型支持的多智能体：技术路径、教育应用与未来展望[J]. 开放教育研究，2024,30(5): 63-75.