

人工智能在中心性浆液性脉络膜视网膜病变中的研究进展

夏玉佳^{1,2}, 马红婕^{1*}

¹暨南大学附属爱尔眼科医院, 广东 广州

²暨南大学附属第一医院, 广东 广州

收稿日期: 2026年1月27日; 录用日期: 2026年2月22日; 发布日期: 2026年3月3日

摘要

中心性浆液性脉络膜视网膜病变(Central Serous Chorioretinopathy, CSC)是常见的致视力损害黄斑疾病, 其诊断与治疗监测高度依赖光学相干断层扫描(OCT)及其血管成像(OCTA)等多模态影像。近年来, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)尤其是深度学习, 在医学影像自动分析方面进展迅速, 为CSC的筛查、分型与疗效评估提供了新的技术路径。本文系统综述深度学习在CSC自动筛查、病灶分割与量化、疾病分期、疗效预测及预后评估中的研究现状, 归纳常用模型、应用场景与验证结果, 并讨论其外部验证、可解释性与临床转化等关键挑战, 以为后续研究与临床落地提供参考。

关键词

中心性浆液性脉络膜视网膜病变, 深度学习, 光学相干断层扫描, 多模态影像, 生物标志物, 预后预测

Research Advances of Artificial Intelligence in Central Serous Chorioretinopathy

Yujia Xia^{1,2}, Hongjie Ma^{1*}

¹Aier Eye Hospital, Jinan University, Guangzhou Guangdong

²The First Affiliated Hospital of Jinan University, Guangzhou Guangdong

Received: January 27, 2026; accepted: February 22, 2026; published: March 3, 2026

Abstract

Central serous chorioretinopathy (CSC) is a common vision-threatening macular disorder, and its

*通讯作者。

文章引用: 夏玉佳, 马红婕. 人工智能在中心性浆液性脉络膜视网膜病变中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 507-515. DOI: 10.12677/acm.2026.163817

diagnosis and treatment monitoring rely heavily on multimodal imaging, particularly optical coherence tomography (OCT) and OCT angiography (OCTA). In recent years, artificial intelligence, especially deep learning—has advanced rapidly in automated medical image analysis, providing new technical approaches for CSC screening, subtyping, and treatment-response assessment. This review systematically summarizes the current research on deep learning applications in CSC, including automated screening, lesion segmentation and quantification, disease staging, therapeutic response prediction, and prognostic evaluation. We synthesize commonly used models, clinical application scenarios, and validation results, and discuss key challenges such as external validation, model interpretability, and clinical translation, with the aim of informing future research and facilitating real-world implementation.

Keywords

Central Serous Chorioretinopathy, Deep Learning, Optical Coherence Tomography, Multimodal Imaging, Biomarkers, Prognostic Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

中心性浆液性脉络膜视网膜病变(Central Serous Chorioretinopathy, CSC)属于厚脉络膜(Pachychoroid)相关疾病谱系,典型表现为黄斑区视网膜下液(Subretinal Fluid, SRF)积聚,常伴浆液性色素上皮脱离(Pigment Epithelial Detachment, PED)。该病多见于中青年男性,可导致中心视力下降及视物变形。急性 CSC 的 SRF 常可自行吸收,但相当比例患者会复发或迁延为慢性,进而出现视网膜色素上皮(Retinal Pigment Epithelium, RPE)萎缩、椭圆体带(Ellipsoid Zone, EZ)受损及不可逆视功能下降[1]。CSC 的治疗决策(观察、激光、光动力治疗 PDT、抗血管内皮生长因子(Anti-VEGF)治疗以及并发脉络膜新生血管(MNV)的处理等)高度依赖影像学评估:OCT 用于 SRF、PED、视网膜下高反射物质(SHRM)、高反射灶(HF)等结构性指标分析;OCTA/吲哚菁绿血管造影(ICGA)用于脉络膜血管异常及 MNV 识别;荧光素眼底血管造影(FFA)用于渗漏点定位;眼底自发荧光(FAF)用于 RPE 代谢及损伤评估。随着广角/超广角(UWF)成像、三维数据及扫频源(SS-OCT)等技术发展,单次就诊的影像数据量显著增加,传统人工判读与手工测量在效率与可重复性方面面临挑战。深度学习能够从高维影像中自动提取表型特征并完成分类、分割与预测,因此已成为推进 CSC 精准诊疗的重要技术方向。系统综述指出,CSC 相关深度学习模型在诊断与分割任务上已取得较高性能,但外部验证、开放数据、可解释性与临床落地仍是关键瓶颈[2]-[4]。

2. AI 在 CSC 的 OCT 影像自动诊断与分型中的应用

近年来,深度学习在 OCT 图像分析中的进展为 CSC 的自动诊断与分型提供了技术基础。Yoon 等基于 SD-OCT 构建深度学习模型,实现 CSC 的自动识别并区分急性与慢性亚型,报告了较高的准确率及 AUROC,其表现与眼科医生相当[5]。Han 等在多疾病/多亚型分类框架下,将 CSC (含急性/慢性)与新生血管性年龄相关黄斑变性(nAMD)等疾病共同纳入任务,通过迁移学习与数据增强提升模型鲁棒性,并以临床诊断作为参照验证模型可靠性[6]。在分期与精细分型方面,Yoon 等进一步开展涵盖急性、非吸收、不活动、慢性萎缩等亚型的多分类研究,提示深度网络可辅助临床分型,但模型性能更易受数据质量及标签一致性影响[7]。Zhang 等利用广角扫频源 OCT (Widefield SS-OCT)自动生成 Bruch 膜层 enface 图像,

基于 RPE 改变实现简单型与复杂型 CSC 的快速区分, 显示了 AI 在非侵入性分层评估中的潜力[8]。

为进一步提升诊断与分型性能, 研究者开始探索多视角集成与多模态信息融合。Ko 等将多张 SD-OCT 图像联合输入, 并采用“单图预测 + 最终决策模块”的集成策略, 其效果优于 3D CNN 或 CNN-LSTM 等端到端方法, 提示多视角集成在 CSC 影像分析中具有实际价值[9]。Jee 等融合 B-scan 与多层 enface 图像预测 CSC 病情是否持续, 发现不同层面信息(如 EZ 层、视网膜厚度(RT)相关层面)对预测贡献不同, 且多模态融合可进一步提升模型性能[10]。在临床应用层面, Yoon 等开发的 AI-CAD 系统在 66 名眼科医生参与的观察者研究中显示: 向医生提供模型输出的概率分数及热图解释后, 非视网膜专科医生的诊断表现显著提升, 提示 AI 有望用于分级诊疗与基层筛查[11]。

3. AI 在 CSC 的 OCT 影像病灶分割与量化中的应用

在 CSC 的影像量化研究中, AI 主要用于视网膜下液(SRF)、高反射灶(HF)及色素上皮脱离(PED)等关键结构的自动分割与测量, 为疾病活动度评估和疗效随访提供客观指标。Yoo 等基于彩色眼底照相采用 U-Net(结合 pix2pix 思路)分割 SRF 区域, 为资源受限场景提供了可行方案, 但对形态不典型的 SRF 仍可能出现边界误差[12]。Goyanes 等面向 OCT 数据提出三维特征融合分割方法, 可精确量化液体体积并用于比较 PDT 前后的体积变化, 提示体积及指标在疗效评估中具有重要价值[13]。

针对更复杂的病理结构识别及病程鉴别, 研究进一步将分割结果与临床分期结合。Ferro Desideri 等依托商业化 AI 平台(OCT Fluid and Biomarker Detector)自动检测 SRF、视网膜内液(IRF)、HF 及扁平不规则 PED(FIPED)等指标, 并探索其在急性与慢性 CSC 鉴别中的作用; 结果显示 HF 与 FIPED 在两类人群中均较常见, 单次基线影像难以实现可靠区分, 提示需结合纵向随访与多维特征综合判断[14]。该团队随后报道, AI 提取的视网膜层厚度、体积及 SRF 体积等量化指标与急慢性病程相关, 为构建更具可解释性的量化评估体系提供了证据[15]。此外, Desideri 等将人工标注与 AI 体积测量结合, 强调 FIPED 相关形态特征对慢性化风险评估的潜在价值, 提示单纯体积指标可能不足以全面反映进展风险[16]。

围绕特定指标的自动化检测, 研究者提出了多种针对性方法。Wei 等设计轻量化网络实现 HF 自动分割, 并在包含 CSC 的多疾病队列中验证其推理速度与 Dice 相似系数(DSC), 提示 HF 作为炎症与病理活动相关指标, 适合用于随访量化评估[17]。针对病灶边界点定位与尺寸测量的一致性, Xu 等提出多任务学习结合强化学习、以及级联纠正等策略, 实现病灶直径及边界点的自动定位, 从而降低人工测量负担并提升一致性[18][19]; 其后又将“高度测量”分解为深度学习粗定位与自适应梯度阈值精修的级联流程, 在样本量有限时仍获得较稳定结果[20]。值得关注的是, Koidala 等针对脉络膜 OCT 特征开展图像质量评估模型训练, 并使用 Grad-CAM 可视化与专家判读对照, 强调在开展分割/预测前进行质量控制是构建可靠 AI 工具链的重要前置步骤[21]。

4. 基于多模态影像的脉络膜及厚脉络膜量化

在 CSC 及相关厚脉络膜疾病的影像分析中, AI 被用于挖掘脉络膜血管特征、结构模式及量化指标, 以支持分型与鉴别诊断。Aoyama 等基于 OCT enface 脉络膜血管图像训练深度学习分类模型, 并通过热图可视化定位模型关注区域, 提示血管分布均匀性及血管占比等特征可能有助于区分不同疾病状态[22]。Lee 等针对 enface 大血管层图像训练深度卷积神经网络(DCNN), 实现厚脉络膜与非厚脉络膜的自动判别, 为厚脉络膜疾病谱系管理提供了高效的分型工具[23]。

在脉络膜结构模式与量化指标挖掘方面, 已有研究提出新的表型表征方法。Saito 等基于 EDI-OCT 脉络膜图像纹理模式构建深度学习指数(HUPI), 在实验设计中刻意避免 SRF 信息对模型训练的“泄漏”, 仍可有效区分急性 CSC 与正常眼, 并显示其诊断能力优于脉络膜厚度(CT)、脉络膜血管指数(CVI)等传统

指标, 提示纹理模式特征具有独立的诊断价值[24]。Mirshahi 等采用无监督聚类, 将 CT、CVI、Haller 比率等量化指标组合用于区分厚脉络膜与正常脉络膜, 并提出可操作的临床阈值思路, 说明无监督表型发现可作为有监督模型的有效补充[25]。

为满足更广泛的影像模态与临床需求, 相关研究进一步拓展至 ICGA 等检查及三维量化。Chen 等采用人机协同学习(Human-in-the-Loop, HITL)策略, 在 55°及 200°超广角吲哚菁绿血管造影(UWF-ICGA)图像上训练分割模型, 并由分割结果构建多维“脉络膜血管指纹”, 在 CSC、息肉样脉络膜血管病变(PCV)和病理性近视等疾病间进行关联比较, 强调 ICGA 可提供更接近病理机制的血管结构量化信息[26]。Kim 等利用自动化机器学习(AutoML)平台对 UWF-ICGA 图像进行厚脉络膜相关疾病分类, 并提出通过左右眼翻转等预处理改善模型表现, 提示工程细节对提升泛化能力与诊断公平性具有重要影响[27]。Maruyama 等结合深度学习增强与三维分割生成脉络膜血管体积图, 提取脉络膜体积、血管体积及血管指数等指标, 可区分 CSC 与其他脉络膜炎性疾病及正常眼, 进一步表明三维量化在机制研究与鉴别诊断中具有潜力[28]。

5. AI 在 CSC 预后预测与随访管理中的应用

在 CSC 的预后预测与随访管理中, AI 通过提取 OCT 结构特征、整合纵向随访信息与多维关联分析, 为临床决策提供量化依据。Jee 等融合多张 OCT 图像(B-scan 及多层 enface)构建预测模型, 用于评估 6 个月时病情是否持续; 结果显示椭圆体带(EZ)及视网膜厚度(Retinal Thickness, RT)等层面信息对预测贡献显著, 多模态融合可进一步提升模型性能, 从而为“观察随访或早期干预”的选择提供客观参考[10]。Ferro Desideri 等在多中心队列中利用 AI 平台提取基线视网膜各层厚度与体积特征, 发现外层视网膜及脉络膜相关厚度在急性与慢性 CSC 间存在差异, 提示基线结构特征可用于预判病程走向[15]。Desideri 等进一步指出, FIPED 的存在及分布可能与慢性化相关, 但单纯体积测量未必能够充分反映进展风险, 提示需要将结构形态特征与纵向证据结合以提升预测效能[16]。

在复发监测与随访策略优化方面, 相关研究逐步从“识别病灶”延伸至“提取可用于预测的生物标志物”。Seiler 等在包含数千张 OCT 图像的大样本研究中, 利用 U-Net 等算法提取多项 OCT 衍生指标, 并结合统计分析 with 逻辑回归识别与 CSC 复发相关的关键标志物, 包括视网膜内液(IRF)/视网膜下液(SRF)、PED、脉络膜血管指数(CVI)以及光感受器/RPE 完整性等, 为制定个体化复发监测与随访方案提供了量化依据[29]。Pfau 等将 PLACE 试验的 OCT 分割结果与眼底微视野数据配准, 通过机器学习推断并预测局部视敏度, 展示了结构-功能映射在治疗决策与疗效精准评估中的潜力[30]。此外, Ra 等使用生成对抗网络(GAN)生成 3 个月后的预测 OCT 图像, 并对残余液体、PED 及 SHRM 等关键结构进行一致性评估, 该“可视化预后”方式有助于临床理解与医患沟通, 但也提出了对预测结果真实性验证及临床风险控制的更高要求[31]。

6. AI 在 CSC 治疗决策支持与疗效预测中的应用

在 CSC 治疗决策与疗效预测中, AI 主要围绕光动力治疗(PDT)与激光等干预手段, 借助多模态影像融合、结构化特征提取与精准量化, 构建从治疗前风险分层到治疗后疗效评估的辅助流程。Fernández-Vigo 等基于 PDT 治疗前 SD-OCT 影像建立模型, 对 3 个月后 SRF 吸收情况进行分组预测; 尽管准确度受个体治疗反应异质性影响, 该研究提示 AI 可提供客观的先验概率, 从而辅助医患沟通与方案选择[32]。Yoo 等提出 DeepPDT-Net, 通过跨模态迁移学习从眼底照相提取 CSC 相关特征, 并融合临床指标与 OCT 结构特征预测 PDT 治疗 1 年结局, 显示“跨模态预训练 + 结构化数据融合”可在小样本情境下改善预测性能[33]。Goyanes 等强调三维液体分割与疗效分析的紧密结合, 指出缺乏稳定可靠的 3D 定量指标将限

制疗效预测及随访对比分析的可行性与准确性[13]。

在激光治疗辅助与个体化管理方面, AI 亦展现出一定应用前景。Chen 等针对 FFA 时序图像采用注意力网络检测渗漏点, 并结合视盘与黄斑定位减少假阳性, 提示 AI 可辅助激光治疗前的病灶定位并提升操作一致性[34]。Xu 等提出多模态眼底图像融合策略, 将 FFA 与彩色眼底照相信息联合用于激光治疗引导, 认为影像融合有助于术者更直观地理解病灶空间位置并优化治疗操作[35]。Arrigo 等在前瞻性随访研究中构建 AI 模型, 分析结构 OCT 量化指标与治疗反应及 MNV 发生风险的关联, 提示脉络膜 HF、年龄以及 RPE 厚度、视网膜厚度(RT)、外核层厚度(SLT)等阈值指标可能与治疗结局相关, 为建立“预测-分层-干预”的临床闭环提供了可行性证据[36]。此外, Xu 等基于真实世界多中心数据融合临床信息与多模态影像特征, 预测激光治疗后的视力恢复及 OCT 影像表现, 并利用 pix2pixHD 生成术后 OCT 预测图像, 展示了“多任务、多输出”模式在 CSC 个体化管理中的潜在发展方向[37]。

7. 现有研究的不足与挑战: 研究内容、方法与临床转化的系统反思

尽管人工智能在 CSC 影像研究中已取得积极进展, 但在数据、方法学与临床证据层面仍存在多项关键挑战, 限制其进一步走向临床常规应用。从研究主题分布看, 现有工作多聚焦于“CSC 识别、慢性性分类及核心结构分割”等基础任务, 而围绕临床关键问题——何时启动治疗、如何个体化选择方案、如何预测复发并优化随访——的闭环证据仍相对不足。尽管已有研究尝试开展 PDT 治疗反应预测或病情持续性预测[10] [32] [33], 但多缺乏跨设备/跨人群的多中心外部验证与前瞻性设计, 且与真实临床决策流程的耦合度不高, 因此证据强度仍有限。

在病程刻画与数据质量方面, CSC 具有波动性强、易复发的特点, 其演变往往呈现“液体波动-RPE 损伤累积-功能衰退”的长期动态过程。然而, 多数 AI 模型基于单次或短期影像建立, 难以捕捉长期轨迹; 综述亦指出, 静态研究框架不足以反映疾病的动态进展[4]。另一方面, 脉络膜改变是 CSC 的重要病理基础, 但现有研究在脉络膜层分割标准、血管量化指标定义及厚脉络膜(Pachychoroid)判定阈值方面缺乏统一规范, 更关键的是, 脉络膜-巩膜界面(CSI)/外边界的定义在文献中并不一致, 客观上会带来脉络膜厚度与相关指标的跨研究差异与可比性下降[38]。此外, 单中心、小样本、类别不平衡(如 SRF/非 SRF 比例失衡)及开放数据匮乏较为常见, 容易诱发过拟合并削弱模型泛化能力[2] [4]。

模型性能的稳定性与证据可迁移性亦值得关注。许多模型在内部测试中表现良好, 但跨设备、跨人群、多中心应用时的性能衰减及其原因往往缺乏系统报告。同时, 不同研究在评价指标与结局定义上不统一, 如分割任务常用 Dice 系数、分类任务使用 AUC/准确率, 而预测任务的时间窗与终点定义差异较大, 这进一步削弱了证据的可比性与可迁移性[2] [3]。在标注与亚型分层方面, CSC 亚型划分依赖专家共识, 真实世界病例存在较多边界模糊情形; 加之分割标注主观性强, CSC 的 SRF 边界相对清晰, 但 PED 内部反射信号复杂、RPE/BM 形态受抬升影响而不规则, 且脉络膜外边界(CSI)常因信噪比与对比度不足而模糊, 导致不同标注者(或同一标注者不同时间)的一致性下降, 进而影响模型上限与跨中心泛化[39], 即便已有 HITL 与平台化工具用于降低标注成本[14] [26], 仍亟需建立标准化标注协议与一致性评估体系。

在模型解释性与临床安全性方面, 现有研究多借助热图或 Grad-CAM 等可视化方法提供解释[11] [22], 但对模型错误模式、置信度校准、分布外检测(Out-of-Distribution, OOD)与安全边界的系统评估仍不足。这不仅影响临床医生对模型的信任, 也增加了临床使用中的责任界定难度。生成式模型方面, GAN 用于生成“未来 OCT 影像”可增强预后沟通的可视化效果[31], 但也可能引入“逼真但不真实”的伪影; 目前缺乏统一的伪影识别与风险控制框架, 仍是临床落地的重要障碍。

从临床转化角度看, 综述指出 PACS 兼容性、部署基础设施以及临床医生信任度是主要障碍[4]。然而, 许多研究对模型推理时间、接口形态、失败回退策略以及质量控制链路(例如先进行 OCT 图像质量

筛查再开展分割/预测)报告不足, 不利于评估其在真实流程中的可用性与安全性[21]。在证据等级方面, 除少数研究将模型与临床试验数据结合并实现功能预测外, 多数工作仍停留在回顾性验证阶段; 而 AI 工具的临床采用通常需要前瞻性、对照性研究, 并需证明其能够改变临床决策并改善患者结局或诊疗效率[30]。与此同时, 年龄、性别、种族、屈光状态以及是否合并 PCV/MNV 等因素均可能影响模型表现, 但多数研究缺乏系统的亚组分析与偏倚评估报告[2] [3], 进一步限制了临床适配性。

8. 未来研究趋势与发展前景

CSC 兼具急性自限与慢性损害的特点, 使“识别持续/复发/慢性化高风险患者”成为核心临床需求。现有研究表明, 融合多层 OCT 信息可预测病情持续性[10], 大样本分析亦能识别与复发相关的关键指标[29], 但目前仍缺乏可直接嵌入临床流程的统一工具, 提示该方向还需进一步高质量研究。鉴于 PDT 费用较高、侵入性相对较强且疗效个体差异明显[32], 若能在治疗前由 AI 提供可靠的疗效反应概率及结构或功能结局预测, 将有助于优化医患沟通与资源配置[30] [33], 并通过治疗路径分层减少无效治疗、缩短反复观察周期[10] [32] [33]。在随访量化方面, CSC 管理依赖多次 OCT 与多模态成像, SRF、PED、HF 等结构的人工分割耗时且一致性有限, 现有自动分割与平台化检测已显示可行性[13] [14] [17], 未来需开展更广泛的多中心验证, 形成统一技术标准与操作规范, 以降低设备与人群差异带来的性能波动。随着广角扫频源 OCT 成为临床常用, 其提供的 enface 图像与体积数据结合多中心队列将促进大样本指标提取与模型迭代[14] [15] [29]。工程落地方面, “可信 AI”组件已具备一定基础: 观察者研究证实“概率 + 热图”可提升医生诊断表现[11], 质量评估模型可筛除低质 OCT 图像[21]。未来应进一步整合上述模块, 完善推理效率、接口兼容性与失败回退策略等细节, 提升临床适配性。就机制研究而言, 脉络膜血管异常是 CSC 的重要病理基础, ICGA 所示脉络膜血管高通透性(CVH)及其不同渗漏模式与疾病慢性化/功能损害存在关联, 为“可计算表型”提取提供了直接靶点[40] [41]。在此基础上, 未来值得进一步探讨多模态预测模型: 将 AI 从 OCT/ICGA 中提取的亚临床表型(如 CVH 模式、脉络膜血管/厚度/体积参数、enface 血管结构特征)与基因型信息(如慢性 CSC 相关遗传位点/通路)以及全身危险因素(如内源性或外源性皮质醇暴露、应激相关心理行为特征如 A 型性格)联合建模, 用于复发风险、慢性化倾向、以及治疗反应的个体化预测与分层管理[42]-[46]。未来研究应聚焦统一的脉络膜量化指标体系, 并通过纵向队列积累更高等级证据, 阐明血管分布、厚度、密度等指标与疾病发生、进展及转归的关联, 推动从经验描述向可计算表型转化, 为 Pachychoroid 谱系与 CSC 异质性研究提供新范式[24] [26]。方法学层面, 分类、分割、表型提取与预测等任务均已有成功实践[10] [13] [28] [31], 后续可结合 HITL、联邦学习与少样本学习等技术, 应对标注成本、样本量与隐私保护等瓶颈[2] [4] [26]。临床价值拓展方面, AI 有望用于基层筛查与分级诊疗: 观察者研究显示, AI 辅助可提升非视网膜专科医生的诊断水平并缩小与专家差距[11]; 结构 - 功能映射亦证实 AI 预测视功能结局的可行性[30]。在更广泛的学科发展层面, 通用视觉 - 语言模型(Visual-Language Model, VLM)在眼科细粒度任务中的局限性提示, 需要构建眼科专用基准数据集、专病数据库与可解释评测体系, 以推动眼科 AI 的规范化发展[47]。

9. 结论

总体而言, 人工智能在 CSC 诊疗相关影像分析中已取得进展, 尤其在自动识别、病灶分割与量化、分期分型以及疗效/预后预测等方面显示出提升效率与客观性的潜力。与此同时, 现有证据多来自单中心、小样本回顾性研究, 外部验证不足, 且模型可解释性与安全性评估仍有限, 这些因素共同制约了其在临床流程中的广泛应用。

参考文献

- [1] Fung, A.T., Yang, Y. and Kam, A.W. (2023) Central Serous Chorioretinopathy: A Review. *Clinical & Experimental Ophthalmology*, **51**, 243-270. <https://doi.org/10.1111/ceo.14201>
- [2] Shojaeina, M., Hosseini, A., Naderi, M., Baloutch, B., Yekta, M.S., Akbarpour, L., et al. (2025) A Comprehensive Overview: Deep Learning Approaches to Central Serous Chorioretinopathy Diagnosis. *BMC Ophthalmology*, **25**, Article No. 549. <https://doi.org/10.1186/s12886-025-04372-6>
- [3] Nouri, H., Hasan, N., Abtahi, S.H., et al. (2025) Deep Learning in Central Serous Chorioretinopathy. *Survey of Ophthalmology*, **71**, 718-748.
- [4] Zhang, P., Zhang, Q., Hu, X., Chi, W. and Yang, W. (2025) Research Progress in Artificial Intelligence for Central Serous Chorioretinopathy: A Systematic Review. *Ophthalmology and Therapy*, **14**, 2083-2107. <https://doi.org/10.1007/s40123-025-01209-9>
- [5] Yoon, J., Han, J., Park, J.I., Hwang, J.S., Han, J.M., Sohn, J., et al. (2020) Optical Coherence Tomography-Based Deep-Learning Model for Detecting Central Serous Chorioretinopathy. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 18852. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-75816-w>
- [6] Han, J., Choi, S., Park, J.I., Hwang, J.S., Han, J.M., Ko, J., et al. (2023) Detecting Macular Disease Based on Optical Coherence Tomography Using a Deep Convolutional Network. *Journal of Clinical Medicine*, **12**, Article 1005. <https://doi.org/10.3390/jcm12031005>
- [7] Yoon, J., Han, J., Ko, J., Choi, S., Park, J.I., Hwang, J.S., et al. (2022) Classifying Central Serous Chorioretinopathy Subtypes with a Deep Neural Network Using Optical Coherence Tomography Images: A Cross-Sectional Study. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 422. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-04424-z>
- [8] Zhang, Z., Deng, C., Duan, J., Wu, S., Lu, S., Chen, T., et al. (2026) The Role of En Face Imaging of Retinal Pigment Epithelium Alterations in Rapid Classification of Central Serous Chorioretinopathy Using Widefield Swept-Source Optical Coherence Tomography. *Retina*, **46**, 373-382. <https://doi.org/10.1097/iae.0000000000004693>
- [9] Ko, J., Han, J., Yoon, J., Park, J.I., Hwang, J.S., Han, J.M., et al. (2022) Assessing Central Serous Chorioretinopathy with Deep Learning and Multiple Optical Coherence Tomography Images. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 1831. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-05051-y>
- [10] Jee, D., Yoon, J.H., Ra, H., Kwon, J. and Baek, J. (2022) Predicting Persistent Central Serous Chorioretinopathy Using Multiple Optical Coherence Tomographic Images by Deep Learning. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 9335. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-13473-x>
- [11] Yoon, J., Han, J., Ko, J., Choi, S., Park, J.I., Hwang, J.S., et al. (2023) Developing and Evaluating an AI-Based Computer-Aided Diagnosis System for Retinal Disease: Diagnostic Study for Central Serous Chorioretinopathy. *Journal of Medical Internet Research*, **25**, e48142. <https://doi.org/10.2196/48142>
- [12] Yoo, T.K., Kim, B.Y., Jeong, H.K., Kim, H.K., Yang, D. and Ryu, I.H. (2022) Simple Code Implementation for Deep Learning-Based Segmentation to Evaluate Central Serous Chorioretinopathy in Fundus Photography. *Translational Vision Science & Technology*, **11**, 22. <https://doi.org/10.1167/tvst.11.2.22>
- [13] Goyanes, E., de Moura, J., Fernández-Vigo, J.I., García-Feijóo, J., Novo, J. and Ortega, M. (2025) 3D Features Fusion for Automated Segmentation of Fluid Regions in CSCR Patients: An OCT-Based Photodynamic Therapy Response Analysis. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, **38**, 476-495. <https://doi.org/10.1007/s10278-024-01190-y>
- [14] Ferro Desideri, L., Anguita, R., Berger, L.E., Feenstra, H.M.A., Scandella, D., Sznitman, R., et al. (2024) Analysis of Optical Coherence Tomography Biomarker Probability Detection in Central Serous Chorioretinopathy by Using an Artificial Intelligence-Based Biomarker Detector. *International Journal of Retina and Vitreous*, **10**, Article No. 42. <https://doi.org/10.1186/s40942-024-00560-6>
- [15] Ferro Desideri, L., Anguita, R., Berger, L.E., Feenstra, H.M.A., Scandella, D., Sznitman, R., et al. (2024) Baseline Spectral Domain Optical Coherence Tomographic Retinal Layer Features Identified by Artificial Intelligence Predict the Course of Central Serous Chorioretinopathy. *Retina*, **44**, 316-323. <https://doi.org/10.1097/iae.0000000000003965>
- [16] Desideri, L.F., Scandella, D., Berger, L., et al. (2024) Prediction of Chronic Central Serous Chorioretinopathy through Combined Manual Annotation and AI-Assisted Volume Measurement of Flat Irregular Pigment Epithelium. *Ophthalmologica*, **247**, 187-190.
- [17] Wei, J., Yu, S., Du, Y., Liu, K., Xu, Y. and Xu, X. (2023) Automatic Segmentation of Hyperreflective Foci in OCT Images Based on Lightweight DBR Network. *Journal of Digital Imaging*, **36**, 1148-1157. <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00786-0>
- [18] Xu, J., Shen, J., Wan, C., Yan, Z., Zhou, F., Zhang, S., et al. (2023) An Automatic Image Processing Method Based on Artificial Intelligence for Locating the Key Boundary Points in the Central Serous Chorioretinopathy Lesion Area. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2023**, Article 1839387. <https://doi.org/10.1155/2023/1839387>

- [19] Xu, J., Shen, J., Yan, Z., Zhou, F., Wan, C. and Yang, W. (2022) An Intelligent Location Method of Key Boundary Points for Assisting the Diameter Measurement of Central Serous Chorioretinopathy Lesion Area. *Computers in Biology and Medicine*, **147**, Article 105730. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.105730>
- [20] Xu, J., Zhou, F., Shen, J., Yan, Z., Wan, C. and Yao, J. (2024) Automatic Height Measurement of Central Serous Chorioretinopathy Lesion Using a Deep Learning and Adaptive Gradient Threshold Based Cascading Strategy. *Computers in Biology and Medicine*, **177**, Article 108610. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.108610>
- [21] Koidala, S.P., Manne, S.R., Ozimba, K., Rasheed, M.A., Bashar, S.B., Ibrahim, M.N., *et al.* (2023) Deep Learning Based Diagnostic Quality Assessment of Choroidal OCT Features with Expert-Evaluated Explainability. *Scientific Reports*, **13**, Article No. 1570. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-28512-4>
- [22] Aoyama, Y., Maruko, I., Kawano, T., Yokoyama, T., Ogawa, Y., Maruko, R., *et al.* (2021) Diagnosis of Central Serous Chorioretinopathy by Deep Learning Analysis of En Face Images of Choroidal Vasculature: A Pilot Study. *PLOS ONE*, **16**, e0244469. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0244469>
- [23] Lee, K., Ra, H., Lee, J.H., Baek, J. and Lee, W.K. (2021) Classification of Pachychoroid on Optical Coherence Tomographic in Face Images Using Deep Convolutional Neural Networks. *Translational Vision Science & Technology*, **10**, Article 28. <https://doi.org/10.1167/tvst.10.7.28>
- [24] Saito, M., Mitamura, M., Ito, Y., Endo, H., Katsuta, S. and Ishida, S. (2025) A Deep Learning-Based Pachychoroid Index Based on Choroidal Image Patterns of Central Serous Chorioretinopathy Using Enhanced-Depth-Imaging Optical Coherence Tomography. *Japanese Journal of Ophthalmology*. <https://doi.org/10.1007/s10384-025-01312-1>
- [25] Mirshahi, R., Naseripour, M., Shojaei, A., Heirani, M., Alemzadeh, S.A., Moodi, F., *et al.* (2022) Differentiating a Pachychoroid and Healthy Choroid Using an Unsupervised Machine Learning Approach. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 16323. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20749-9>
- [26] Chen, R., Zhao, Z., Yusufu, M., Shang, X., He, M. and Shi, D. (2025) Choroidal Vascular Fingerprints from Indocyanine Green Angiography Unveil Chorioretinal Disease State. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, **66**, Article No. 3. <https://doi.org/10.1167/iovs.66.13.3>
- [27] Kim, I.K., Lee, K., Park, J.H., Baek, J. and Lee, W.K. (2021) Classification of Pachychoroid Disease on Ultrawide-Field Indocyanine Green Angiography Using Auto-Machine Learning Platform. *British Journal of Ophthalmology*, **105**, 856-861. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2020-316108>
- [28] Maruyama, K., Mei, S., Sakaguchi, H., Hara, C., Miki, A., Mao, Z., *et al.* (2022) Diagnosis of Choroidal Disease with Deep Learning-Based Image Enhancement and Volumetric Quantification of Optical Coherence Tomography. *Translational Vision Science & Technology*, **11**, Article No. 22. <https://doi.org/10.1167/tvst.11.1.22>
- [29] Seiler, E., Delachaux, L., Cattaneo, J., Garjani, A., Martin, T., Duriez, A., *et al.* (2024) Importance of OCT-Derived Biomarkers for the Recurrence of Central Serous Chorioretinopathy Using Statistics and Predictive Modelling. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 23940. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75275-7>
- [30] Pfau, M., van Dijk, E.H.C., van Rijssen, T.J., Schmitz-Valckenberg, S., Holz, F.G., Fleckenstein, M., *et al.* (2021) Estimation of Current and Post-Treatment Retinal Function in Chronic Central Serous Chorioretinopathy Using Artificial Intelligence. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 20446. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-99977-4>
- [31] Ra, H., Jee, D., Han, S., Lee, S., Kwon, J., Jung, Y., *et al.* (2025) Prediction of Short-Term Anatomic Prognosis for Central Serous Chorioretinopathy Using a Generative Adversarial Network. *Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*, **263**, 1523-1531. <https://doi.org/10.1007/s00417-025-06786-w>
- [32] Fernández-Vigo, J.I., Gómez Calleja, V., de Moura Ramos, J.J., Novo-Bujan, J., Burgos-Blasco, B., López-Guajardo, L., *et al.* (2022) Prediction of the Response to Photodynamic Therapy in Patients with Chronic Central Serous Chorioretinopathy Based on Optical Coherence Tomography Using Deep Learning. *Photodiagnosis and Photodynamic Therapy*, **40**, Article 103107. <https://doi.org/10.1016/j.pdpdt.2022.103107>
- [33] Yoo, T.K., Kim, S.H., Kim, M., Lee, C.S., Byeon, S.H., Kim, S.S., *et al.* (2022) DeepPDT-Net: Predicting the Outcome of Photodynamic Therapy for Chronic Central Serous Chorioretinopathy Using Two-Stage Multimodal Transfer Learning. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 18689. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-22984-6>
- [34] Chen, M., Jin, K., You, K., Xu, Y., Wang, Y., Yip, C., *et al.* (2021) Automatic Detection of Leakage Point in Central Serous Chorioretinopathy of Fundus Fluorescein Angiography Based on Time Sequence Deep Learning. *Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*, **259**, 2401-2411. <https://doi.org/10.1007/s00417-021-05151-x>
- [35] Xu, J., Wan, C., Yang, W., Zheng, B., Yan, Z. and Shen, J. (2021) A Novel Multi-Modal Fundus Image Fusion Method for Guiding the Laser Surgery of Central Serous Chorioretinopathy. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **18**, 4797-4816. <https://doi.org/10.3934/mbe.2021244>
- [36] Arrigo, A., Calamuneri, A., Aragona, E., Bordato, A., Grazioli Moretti, A., Amato, A., *et al.* (2021) Structural OCT Parameters Associated with Treatment Response and Macular Neovascularization Onset in Central Serous Chorioretinopathy. *Ophthalmology and Therapy*, **10**, 289-298. <https://doi.org/10.1007/s40123-021-00336-3>

-
- [37] Xu, F., Wan, C., Zhao, L., Liu, S., Hong, J., Xiang, Y., *et al.* (2021) Predicting Post-Therapeutic Visual Acuity and OCT Images in Patients with Central Serous Chorioretinopathy by Artificial Intelligence. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, **9**, Article 649221. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2021.649221>
- [38] Huynh, E., Chandrasekera, E., Bukowska, D., *et al.* (2017) Past, Present, and Future Concepts of the Choroidal Scleral Interface Morphology on Optical Coherence Tomography. *Asia-Pacific Journal of Ophthalmology*, **6**, 94-103.
- [39] Liu, X., Li, X., Zhang, Y., Wang, M., Yao, J. and Tang, J. (2024) Boundary-Repairing Dual-Path Network for Retinal Layer Segmentation in OCT Image with Pigment Epithelial Detachment. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, **37**, 3101-3130. <https://doi.org/10.1007/s10278-024-01093-y>
- [40] Chang-Wolf, J.M., Pauleikhoff, L.J.B., Ruiters, C., Moll, A.C., Schlingemann, R.O., van Dijk, E.H.C., *et al.* (2025) Choroidal Vascular Hyperpermeability Patterns in Central Serous Chorioretinopathy Correlate with Microperimetry: Certain Study Report 4. *Acta Ophthalmologica*. <https://doi.org/10.1111/aos.17588>
- [41] Zhang, X., Lim, C.Z.F., Chhablani, J. and Wong, Y.M. (2023) Central Serous Chorioretinopathy: Updates in the Pathogenesis, Diagnosis and Therapeutic Strategies. *Eye and Vision*, **10**, Article No. 33. <https://doi.org/10.1186/s40662-023-00349-y>
- [42] Schellevis, R.L., van Dijk, E.H.C., Breukink, M.B., Altay, L., Bakker, B., Koeleman, B.P.C., *et al.* (2018) Role of the Complement System in Chronic Central Serous Chorioretinopathy. *JAMA Ophthalmology*, **136**, 1128-1136. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2018.3190>
- [43] Chen, Z.J., Lu, S.Y., Rong, S.S., Ho, M., Ng, D.S., Chen, H., *et al.* (2021) Genetic Associations of Central Serous Chorioretinopathy: A Systematic Review and Meta-Analysis. *British Journal of Ophthalmology*, **106**, 1542-1548. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2021-318953>
- [44] Haimovici, R., Rumelt, S. and Melby, J. (2003) Endocrine Abnormalities in Patients with Central Serous Chorioretinopathy. *Ophthalmology*, **110**, 698-703. [https://doi.org/10.1016/s0161-6420\(02\)01975-9](https://doi.org/10.1016/s0161-6420(02)01975-9)
- [45] Nicholson, B.P., Atchison, E., Idris, A.A. and Bakri, S.J. (2018) Central Serous Chorioretinopathy and Glucocorticoids: An Update on Evidence for Association. *Survey of Ophthalmology*, **63**, 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.survophthal.2017.06.008>
- [46] Mansour, A.M., Koaik, M., Lima, L.H., Casella, A.M.B., Uwaydat, S.H., Shahin, M., *et al.* (2017) Physiologic and Psychologic Risk Factors in Central Serous Chorioretinopathy. *Ophthalmology Retina*, **1**, 497-507. <https://doi.org/10.1016/j.oret.2017.02.009>
- [47] Antaki, F., Chopra, R. and Keane, P.A. (2024) Vision-Language Models for Feature Detection of Macular Diseases on Optical Coherence Tomography. *JAMA Ophthalmology*, **142**, 573-576. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2024.1165>