



人工智能辅助脑类淋巴系统影像学研究进展

杨柳琦, 王静静, 吴小芳, 杨艳丽, 姚倩东

Research Progress of Artificial Intelligence-assisted Neuroimaging of Glymphatic System

YANG Liuqi, WANG Jingjing, WU Xiaofang, YANG Yanli, and YAO Qiantong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2026.223>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

DTI-ALPS联合gBOLD-CSF技术评估偏头痛患者类淋巴系统功能

Assessment of Glymphatic System Function in Migraine Patients Using DTI-ALPS Combined with gBOLD-CSF Technique
CT理论与应用研究. 2025, 34(6): 1092-1098

人工智能辅助诊断系统在肺结节检测及良恶性判断中的应用价值

Artificial Intelligence-assisted Diagnosis in Detecting Lung Nodules and Differentiating Benign from Malignant Nodules
CT理论与应用研究. 2024, 33(3): 325-331

探讨CT扫描剂量对人工智能检测肺结节效能的影响

To Explore the Effect of CT Scan Dose on the Efficacy of Artificial Intelligence in Detecting Lung Nodules
CT理论与应用研究. 2021, 30(4): 455-465

人工智能重建算法在临床CT成像中的应用与挑战

Applications and Challenges of Artificial-intelligence-based Image Reconstruction in Clinical Computed Tomography Imaging
CT理论与应用研究. 2026, 35(1): 7-14

基于胸部CT的人工智能骨密度测量系统机会性筛查骨质疏松症的可行性研究

Feasibility of Opportunistic Osteoporosis Screening Using an Artificial Intelligence-based Bone Density Measurement on Chest CT Scans
CT理论与应用研究. 2025, 34(6): 1182-1187

基于CT和MRI的影像组学在缺血性脑卒中的研究进展

Research Progress in Imaging Radiomics Based on Computed Tomography and Magnetic Resonance in Ischemic Stroke
CT理论与应用研究. 2024, 33(1): 83-89



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

杨柳琦, 王静静, 吴小芳, 等. 人工智能辅助脑类淋巴系统影像学 research 进展 [J]. CT 理论与应用研究 (中英文), xxxx, x(x): 1-11. DOI:10.15953/j.ctta.2026.223.
YANG L Q, WANG J J, WU X F, et al. Research Progress of Artificial Intelligence-assisted Neuroimaging of Glymphatic System [J]. CT Theory and Applications, xxxx, x(x): 1-11. DOI:10.15953/j.ctta.2026.223. (in Chinese).

人工智能辅助脑类淋巴系统影像学 research 进展

杨柳琦, 王静静, 吴小芳, 杨艳丽, 姚倩东[✉]

四川省科学城医院, 四川 绵阳 621000

摘要: 脑类淋巴系统 (GS) 是中枢神经系统代谢废物清除的关键通路, 其结构损伤与功能障碍与多种神经系统疾病的密切相关。常规磁共振 (MRI) 评估 GS 依赖人工半定量测量, 重复性差、难以规模化应用。人工智能 (AI) 可实现 MRI 影像特征自动提取与精准量化, 近年在 GS 影像研究中快速应用。本文检索 2023~2026 年 48 篇中英文核心文献, 从 GS 核心结构智能分割、功能影像 AI 定量分析、AI 联合 GS 影像临床转化 3 个维度系统梳理研究进展: 横向对比血管周围间隙 (PVS) 的主流分割模型技术架构与性能差异; 总结 AI 在沿血管周围间隙扩散张量分析 (DTI-ALPS) 自动化、物理信息驱动、多模态融合等技术突破; 创新性提出“结构-功能”GS 损伤分类框架, 阐述 AI 量化标志物在疾病早期筛查、鉴别分型、机制探索、疗效评估中的临床价值。当前该领域仍存在跨中心泛化能力不足、微小病灶金标准缺失等局限, 据此分短期、中长期提出发展建议和落地策略, 为 AI 辅助 GS 影像的科研与临床转化提供参考。

关键词: 脑类淋巴系统; 磁共振成像; 人工智能; 血管周围间隙; DTI-ALPS 指数

DOI:10.15953/j.ctta.2026.223 中图分类号: 文献标识码: A

Research Progress of Artificial Intelligence-assisted Neuroimaging of Glymphatic System

YANG Liuqi, WANG Jingjing, WU Xiaofang, YANG Yanli, YAO Qiandong[✉]

Sichuan Science City Hospital, Mianyang 621000, China

Abstract: The glymphatic system (GS) is a critical pathway for metabolic waste clearance in the central nervous system, with its structural damage and dysfunction closely associated with various neurological disorders. Conventional magnetic resonance imaging (MRI)-based evaluation of the GS relies on manual semi-quantitative measurements, which renders it unrepeatable and challenging to scale. Artificial intelligence (AI) enables automatic extraction and accurate quantification of MRI imaging features; thus, it has been rapidly adopted in GS imaging research in recent years. A total of 48 core Chinese and English studies published between 2023 and 2026 were retrieved in this study. We systematically reviewed research advances from three dimensions: intelligent segmentation of core GS structures, AI-aided quantitative analysis of functional imaging, and clinical translation of combined AI and GS imaging. Specifically, we horizontally compared the technical architectures and performance differences of mainstream segmentation models for perivascular spaces; summarized technical breakthroughs including automated diffusion tensor image analysis along the perivascular space, physics-informed deep learning, and multimodal fusion; and innovatively proposed a “structure-function” classification framework for GS injury. We further elaborated on the clinical value of AI-derived quantitative biomarkers in early disease screening, subtype differentiation, pathological mechanism exploration, and therapeutic efficacy assessment. Currently, this field is limited by insufficient cross-center generalizability and the absence of a gold standard for tiny lesions. Accordingly, we propose developmental suggestions and implementable strategies for short- and long-term stages, thus providing references for scientific research and the clinical translation of AI-assisted GS imaging.

Keywords: glymphatic system; magnetic resonance imaging; artificial intelligence; perivascular spaces; DTI-ALPS index

收稿日期: 2026-06-26。

基金项目: 四川省卫生健康委员会科技项目 (25QNMP177); 绵阳市卫生健康委员会科技项目 (2025032)。

第一作者: 杨柳琦, 女, 硕士, 主治医师, 主要从事神经影像与智能影像分析方面的研究, E-mail: 714157085@qq.com。

通信作者: 姚倩东[✉], 男, 主任医师, 主要从事神经影像方面的研究, E-mail: eastsunyao@126.com。

脑类淋巴系统 (glymphatic system, GS) 是近年来神经科学领域的重要发现之一, 是以脑脊液 (cerebrospinal fluid, CSF) - 脑间质液 (interstitial fluid, ISF) 交换为核心的中枢神经系统代谢废物清除机制^[1]。近年来大量研究表明, GS 结构损伤和功能障碍与阿尔茨海默病 (Alzheimer's disease, AD)^[2]、帕金森病^[3]、脑小血管病 (cerebral small vessel disease, CSVD)^[4]等多种中枢神经系统疾病的发生、进展密切相关。

当前, 磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 已成为临床与科研中评估 GS 的主要手段, 包括: 血管周围间隙 (perivascular spaces, PVS) 视觉评分^[5]、沿血管周围间隙扩散张量分析 (diffusion tensor image analysis along the perivascular space, DTI-ALPS) 指数检测^[6]、动态对比增强 MRI (dynamic contrast-enhanced MRI, DCE-MRI)^[7]。然而, 传统 MRI 方法普遍存在高度依赖人工、半定量评估、重复性欠佳、难以规模化应用等瓶颈, 严重制约了其向多中心临床转化的进程。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术凭借全自动特征挖掘、大数据快速处理等优势, 有效突破了上述瓶颈, 在 GS 影像学研究中快速发展。

本研究检索 PubMed、Web of Science、arXiv、Scopus、CNKI 等中英文数据库, 检索时限 2023 ~ 2026 年。英文以 glymphatic system 联合人工智能、影像分割相关主题词构建布尔检索式; 中文以“脑类淋巴系统”搭配人工智能、分割、量化等词汇检索。纳入标准: 中英文同行评审论著、综述、预印本, 研究聚焦 AI 辅助 GS MRI 分析; 排除会议摘要、短篇评述、纯动物实验等文献。本研究参照 PRISMA 指南, 由 2 名研究者独立完成初筛与复筛, 去重初筛获文献 65 篇, 最终纳入 48 篇核心文献开展叙述性综述, 重点在于梳理和提炼技术进展。

本综述围绕 AI 在 GS 影像学研究前沿进展, 从 GS 核心结构智能分割、功能影像智能定量以及临床转化应用 3 个维度, 横向对比主流深度学习模型的技术架构与性能差异, 剖析当前跨中心泛化性弱、微小病灶金标准缺失等关键瓶颈, 并展望可解释 AI、多模态融合评估等未来发展方向, 旨在为后续相关研究提供参考。

1 智能赋能脑类淋巴系统 (GS) 结构影像分割

GS 的结构完整性是维持 CSF/ISF 交换、代

谢废物清除和液体引流功能的重要基础。PVS、脉络丛 (choroid plexus, ChP)、上矢状窦旁组织 (perisinusoidal tissue, PT) 等共同构成了“CSF 生成-ISF 交换-外周引流”的完整循环通路^[7-8]。然而, 上述结构普遍具有体积微小、形态不规则、边界模糊、与周围 CSF 信号相似等特点, 传统测量手段难以实现亚毫米级病灶的精准量化。基于 AI 的自动分割技术可实现上述结构的高精度定量评估, 是当前 GS 结构影像分析的技术突破方向。

为帮助临床读者理解, 本综述将 GS 影像分析常用的 AI 技术可分为 3 类: ① 深度学习类, 其中 2D/3D U-net 系列是 PVS、ChP 等结构分割的主流架构, 就是让 AI 给目标描边, 2D 模型运算快但只看单层切片, 3D 模型能看整个大脑但硬件需求更高; 目标检测网络 (如 YOLO) 多用于感兴趣区 (region of interest, ROI) 自动定位, 就是让 AI 在图像中“框出”ROI, 适配 DTI-ALPS 指数的批量定量计算。② 传统机器学习类, XGBoost、SVM 等多用于影像组学与遗传风险建模, 适合小样本关联分析, 但特征需要人工设计。③ 前沿 AI 类, 包括自监督预训练、大模型等, 是当前 AI 发展方向。

本章分别从 PVS、ChP、PT 三类核心结构切入, 横向对比主流智能分割模型的技术架构与性能差异, 并梳理自监督预训练、大模型等 AI 前沿技术在该领域的应用空白。

1.1 血管周围间隙 (PVS) 智能分割

PVS 是 GS 中 CSF 与 ISF 交换的核心通路, 其扩张是 GS 结构损伤最直观的影像特征, 也是多种神经系统疾病的早期预警生物标志物^[9]。近 3 年来, 基于 AI 的 PVS 自动分割模型经历了“从单中心定制→多中心通用→融合先验知识”的技术演进, 核心性能显著提升, 但微小 PVS、跨区域分割仍是共性难题。需要说明的是, 当前学界对微小 PVS 的界定尚未统一: 3.0T 主流研究多以直径 < 1mm 作为阈值, 但在高分辨研究中, 可靠检出的 PVS 最小直径约为 0.8mm; 而在部分 7.0T 研究中则以 < 0.5mm 作为界定标准。本综述统一采用 < 1mm 作为微小 PVS 的泛指阈值。

Huang 等^[10]基于 nnU-Net 框架研发了 mcPVS-Net 模型, 通过纳入西门子、GE、飞利浦多厂商影像训练, 保障了跨设备稳定性。在多中心测试集中整体 Dice 系数为 0.800, 跨厂商 Dice 最大差值约 9%, 为多中心临床研究提供了 PVS 自动分割工具。Sinclair 等^[11]推出了通用型 PINGU 模型, 仅依赖常

表 1 2023~2026 年 3 个代表性血管周围间隙 (PVS) 智能分割模型对比
Table 1 Comparison of three representative AI perivascular spaces (PVS) segmentation models from 2023 to 2026

模型名称	核心技术创新	关键性能指标	主要优势	局限性
mcPVS-Net (2024)	多厂商、多中心数据联合训练	平均 Dice = 0.800, 精确度 = 0.81, 召回率 = 0.79	跨厂商设备性能高度稳定 (最大差值 9%)	仅能分割明显扩张的 PVS
PINGU (2026)	0.8 mm 高分辨率预处理 + 多维度数据增强	白质: Dice = 0.500 (体素级) / 0.630 (病灶级) 基底节: Dice = 0.540 (体素级) / 0.660 (病灶级)	仅需常规临床 T1 WI, 无需特殊序列, 临床实用性强	基底节区微小 PVS 簇检测精度不足
segcsvd_PVS (2026)	融合 FreeSurfer SynthSeg 解剖先验	基底节病灶级 Dice = 0.780, 灵敏度 = 0.80	基底节区 PVS 分割精度显著优于现有模型	对白质 PVS 的分割性能未明显提升

注: 体素级 Dice 以单个体素为单位计算分割结果与金标准的空间重合度, 反映边界分割精度, 对微小结构的边缘偏差高度敏感; 病灶级 (部分文献亦称簇级、对象级) Dice 以单个独立病灶为单位计算检出重合度, 反映病灶识别能力, 更贴近临床阅片需求。二者评价维度不同, 数值不具备直接可比性。Dice 越接近 1, 精度越高。各模型 Dice 系数来自不同独立测试集, 标注标准与数据分布存在差异, 谨慎直接横向对比绝对值。数据增强就是通过对有限病例图像进行旋转、缩放、加噪声等变换, 模拟各种扫描场景, 扩充训练样本。

规 T1 WI、无需特殊扫描, 但受图像分辨率与数据异质性限制, 体素级 Dice 偏低, 但病灶级病灶检出表现更稳定, 在公开可用的通用型工具中, 跨数据集适配性相对突出, 适用于多中心、基层临床常规影像研究。Gibson 等^[12]开发了 segcsvd_PVS 模型, 通过引入 FreeSurfer SynthSeg 全脑解剖分区掩膜提供先验信息, 将特征提取范围约束在基底节区域, 排除 CSF、白质等背景噪声干扰, 从而提升目标区域 PVS 分割精度。基底节区 PVS 的病灶级 Dice 系数为 0.780, 但对白质等非基底区的分割性能提升有限。需要说明的是, 3 类模型的测试数据集、标注标准等定义存在差异, Dice 系数绝对值不宜直接横向对比。

整体来看, 3 类模型的技术路线各有侧重: mcPVS-Net 侧重同标准多设备数据下的高精度分割, segcsvd_PVS 聚焦基底节区 PVS 精准检出、PINGU 则在一定程度上保障了跨异质数据的泛用性。在实际应用中, 建议根据自身数据特征与临床场景进行选择。此外, 目前尚无统一模型可同时兼顾微小病灶检出、全脑均衡分割与跨扫描仪泛化, 且 3 类模型均未报告按 PVS 尺寸分层的检测灵敏度与召回率, 无法横向对比亚毫米级微小 PVS 识别能力, 是该领域关键短板。

1.2 脉络丛 (ChP) 智能分割

ChP 是 CSF 生成的主要器官, 其体积增大与功能异常可能影响 GS 代谢废物清除功能^[13]。ChP 与 CSF 分界模糊, 个体形态差异大, 开源工具容易产生分割偏移。

Yazdan-Panah 等^[14]提出了两步级联式 3D U-net 深度学习分割模型。该模型先通过低分辨率全图粗分割快速定位 ChP 候选区域, 再对候选区域的高分

辨率图像执行精细分割, 无需依赖侧脑室预分割。在包含 97 例多发性硬化患者和 44 例健康对照的研究队列中, 其独立测试数据集 (50 例) 的 Dice 系数为 0.720, ChP 体积测量与人工金标准的 Pearson 相关系数 r 为 0.86, 性能显著优于 FreeSurfer、FastSurfer 等传统分割工具。Storelli 等^[15]提出了基于高斯混合模型 (GMM) 的全自动 ChP 分割方法。该方法以 T1 WI 序列脑组织分割提取侧脑室掩膜为解剖约束, 映射至 FLAIR 序列后, 通过双层 GMM 算法完成 ChP 精准提取。整体平均 Dice 系数约为 0.650, ChP 体积测量与人工金标准的 Pearson 相关系数 r 为 0.7, 分割精度显著优于 FreeSurfer、FS-GMM 等方法, 且无需 GPU 算力支持, 适合在计算资源有限的基层医疗机构应用。

现有两类 ChP 智能分割模型虽可实现 ChP 自动量化, 但在微小 ChP 分支分割上仍存在明显技术短板: ① 脑室边缘微小 ChP 与 CSF 信号相似、灰度边界模糊, 3D U-net 仍易漏检末梢细小分支。② GMM 轻量化模型依赖相对均匀的背景信号, 在高噪声、对比度不均的临床扫描下, 微小 ChP 识别准确率会出现下降; ③ 目前所有 ChP 智能分割模型均未针对脑室角等特殊区域开展分层训练验证, 缺少按 ChP 尺寸、部位分层的 Dice 系数、灵敏度数据, 难以满足早期 GS 损伤的精细评估需求。

1.3 上矢状窦旁组织 (PT) 智能分割

PT 内含脑膜淋巴管 (meningeal lymphatic vessels, MLVs), 是 CSF 从脑内向外周引流的重要区域, 也是 GS 外周循环的重要组成部分^[16]。由于该结构体积较小, 且沿矢状窦薄层分布, 与周围硬脑膜及静脉窦边界不清, 且 T2-FLAIR/T2 WI 高信号不具备 MLVs 生物学特异性, 人工与传统分割均难

以实现精准定量^[8,17]。

目前, PT 智能分割形成了两条互补的技术路线。在亚结构精细分割方面, Hett 等^[18]采用级联双阶段 3D U-net 架构, 在 80 例亚毫米 T2 加权图像实现了 PT 中 2 个亚结构——矢状窦旁硬膜下腔 (parasagittal dural space, PSD) 和静脉内蛛网膜颗粒 (arachnoid granulation, AG) 的自动分割与区分。其中, PSD 分割的 Dice 系数为 0.807, AG 分割为 0.746, 且总体积与人工金标准的 Pearson 相关系数 r 为 0.96、0.97。该架构适用于高分辨率研究队列的精细分型。在整体泛用分割方面, Holz 等^[19]基于 nnU-net v2 框架, 在 35 例单中心 3D T2-FLAIR 数据上训练了全自动三维分割模型。在测试集上取得了与人工标注者间一致性相当的分割精度: 算法-人工 Dice 系数为 0.756 (人工标注者间 Dice = 0.755, $P=0.957$), 总体积测量与人工金标准的 Pearson 相关系数 r 为 0.927。该模型优势在于适配常规临床扫描数据, 无需特殊高分辨序列。

然而, PT 智能分割仍面临以下局限: ① 信号非特异性。T2-FLAIR 或 T2 加权图像上的高信号不能 MLVs, 生物学特异性不足; ② 训练样本量偏小。两项研究均为单中心数据, 缺乏多中心外部验证。

值得注意的是, 当前 GS 智能分割模型以全监督深度学习为主, 依赖稀缺的专家标注数据, 成本高且泛化受限。近年来, 自监督预训练与视觉大模型在医学影像领域快速发展, 为突破该瓶颈提供了新思路: 在基础大模型方面, SAM 模型^[20]展现了强大的零样本分割能力; MedSAM 模型^[21]在超百万医学图像-掩码对上微调 SAM, 在 10 种模态、30 余种疾病的医学影像分割上达到或超越专用模型

水平; SAM-Med2D 模型^[22]构建了 4.6M 图像、19.7M 掩码的最大医学分割数据集, 性能显著优于 SAM。在自监督预训练方面, Swin UNETR 自监督版^[23]采用 3 种代理任务联合预训练, 在 BTCV 和 MSD 挑战中取得当时最优性能, 仅需 60% 标注数据即可达到全监督基线水平; UniMiSS 模型^[24]通过可切花补丁嵌入模块打破 2D、3D 障碍, 在海量 2D X-ray 辅助下提升 3D 自监督性能; VoCo 模型^[25]利用体积对比学习预训练编码器, 在腹部多器官分割 Dice 系数为 0.8385。在弱监督分割方面, SC-Ne^[26]等弱监督方法在稀疏标注下展现出显著性能提升, 可大幅降低精细标注成本。然而, 上述方法目前尚未直接应用于 PVS 等 GS 系统微小结构分割, 其对低对比度、高精度的识别能力仍有待验证, 是该领域重要前沿空白。

2 智能增强脑类淋巴系统 (GS) 功能影像分析

相较于静态结构分割, GS 功能成像技术可直接反映 CSF 转运、代谢废物清除、血脑屏障通透等动态病理过程, 是评估 GS 整体功能状态的重要手段^[27]。AI 技术与 DTI、相位对比 MRI (phase-contrast MRI, PC-MRI)、DCE-MRI 等功能磁共振成像 (functional magnetic resonance imaging, fMRI) 技术的融合, 突破了传统方法的局限, 实现了 GS 功能的全自动、高精度、多维度整合评估。表 3 对比了目前主流 GS 功能评估方法及其 AI 优化效果。

2.1 沿血管周围间隙扩散张量分析 (DTI-ALPS) 指数智能计算

DTI-ALPS 指数是目前应用最广泛的 GS 无创

表 2 脉络丛 (ChP) 与上矢状窦旁组织 (PT) 智能分割模型对比
Table 2 Comparison of AI segmentation models for choroid plexus (ChP) and perisinusoidal tissue (PT)

脑结构	模型名称	核心技术创新	关键性能指标	局限性
脉络丛 (ChP)	两级串联 3D U-net (2023)	两阶段级联分割	Dice = 0.720; 体积与人工金标准 $r=0.86$;	① 数据增强反而性能下降; ② 未检出 ChP 内微小囊肿和钙化
脉络丛 (ChP)	双层 GMM 算法 (2024)	无需深度学习训练、无需 GPU	平均 Dice = 0.650; 体积与人工金标准 $r=0.70$; 计算时间约 32 分钟;	微小结构分割评估指标受限
上矢状窦旁组织 (PT: PSD/AG)	级联双阶段 3D U-net (2024)	两级级联 FCNN, 同时分割 PSD、AG 亚结构	PSD: Dice = 0.807, 体积与人工金标准 $r=0.96$; AG: Dice = 0.746, 体积与人工金标准 $r=0.97$;	AG 分割可靠性待提高
上矢状窦旁组织 (PT)	nnU-net v2 (2026)	常规 T2-FLAIR 三维分割	Dice = 0.756; 与人工金标准 $r=0.927$;	T2-FLAIR 高信号非仅 MLVs, 还包含硬脑膜基质和蛛网膜颗粒

注: Dice 越接近 1, 精度越高。各模型 Dice 系数来自不同独立测试集, 标注标准与数据分布存在差异, 谨慎直接横向对比绝对值。

表 3 脑类淋巴系统 (GS) 功能评估方法及其 AI 优化效果对比
Table 3 Comparison of glymphatic system (GS) functional assessment methods and their optimization via AI

评估方法	传统方法局限性	AI 优化技术	AI 优化性能提升
沿血管周围间隙扩散张量分析 (DTI-ALPS)	人工勾画 ROI, 主观性强, 组间一致性差 (ICC = 0.29 ~ 0.62)	基于深度学习的自动切片筛选 + ROI 定位	组内相关系数 ICC 提升至 0.95
相位对比 MRI (PC-MRI)	无法直接定量流速, 灵敏度低	物理信息驱动的深度学习逆映射	与金标准一致性为 0.92, 可捕捉呼吸节律相关的微小波动
动态对比增强 MRI (DCE-MRI)	信噪比低, 动脉输入函数测量不稳定	深度学习超分辨率去噪算法	定量参数组内相关系数 ICC 从 0.43 提升至 0.79

注：组内相关系数 ICC 是衡量测量一致性，> 0.75 为良好，> 0.90 为优秀；各指标来自不同研究，数据集与评价标准不同，谨慎直接横向对比绝对值。

功能影像标志物之一，通过扩散张量成像 (diffusion tensor imaging, DTI) 图像量化血管周围间隙方向的水扩散情况，间接反映 GS 的废物清除能力。传统人工测量存在 ROI 解剖定位偏差大、关键层面选择主观强、扩散投影方向校准不一致等问题，不同中心测量结果可比性差，难以支撑大样本多中心研究^[28-29]。

针对上述瓶颈，Lin 等^[30]构建了基于深度学习增强的 ALPS 分析体系 (deep learning-enhanced ALPS, dALPS)，形成了“智能切片筛选-精准 ROI 定位-批量指数计算”的全自动化流程。该体系采用轻量级 VGG 卷积神经网络自动筛选侧脑室体部关键影像切片 (曲线下面积 (area under curve, AUC) = 0.989)，并依托 YOLOv5s 目标检测模型高精度定位 ROI 区域，最后实现多切片并行自动化 ALPS 指数计算。该流程的核心优势在于：以深度学习替代人工经验判断，从“单切片主观勾画”扩展为“多切片客观识别”，在保证测量精度的同时大幅提升了分析效率与可重复性。经过多中心千人级数据集验证，dALPS 与专家人工测量的组内相关系数 (intraclass correlation coefficient, ICC) 为 0.95，且跨设备、跨队列泛化性能稳定。依托该体系，研究团队对 UK Biobank 等队列 5.4 万受试者进行了 GS 功能全基因组关联分析，成功识别出 NUAK1、KANS1 等 5 个具有显著统计关联的遗传位点，提示 LRRC37AF、SOD3 等可能为 GS 功能调控的候选功能基因，初步分析了 GS 功能的遗传调控机制及其与神经精神疾病的关联。

尽管 dALPS 全自动流程大幅提升了 ALPS 批量检测的一致性，但该研究仍存在一定局限：① 样本以欧洲人群为主，多民族泛化性有待验证；② DTI 本身受分辨率与噪声限制，可能影响 ALPS 指数可靠性；③ dALPS 与类淋巴功能之间的因果关系仍需进一步验证。

2.2 前沿功能影像的智能优化

除 DTI-ALPS 分析外，AI 技术与新型 fMRI 技术的结合进一步拓展了 GS 功能评估的技术边界，实现了 CSF 流速定量、血脑屏障渗漏精准检测等前沿突破。

在 CSF 动态流速定量方面，PC-MRI 是目前应用较多的方法，但在低速 CSF 区域的定量灵敏度不足，测量参数与计算流程标准化程度低^[31]。Ashenagar 等^[32]创新性构建了物理信息驱动的深度学习的逆映射框架。首先建立时变流速驱动的 fMRI 流入效应正向物理模型，然后通过深度学习算法从 fMRI 信号中反推 CSF 流速时序。该模型凭借 fMRI 高采样率 (TR = 0.504s)，可有效捕捉呼吸、心脏节律相关的微小流速波动，检测灵敏度优于传统 PC-MRI。该模型是“物理模型驱动深度学习”的典型代表，它将 fMRI 的高时间分辨率优势转化为可量化的流速信息，弥补了 PC-MRI 在低速区域的检测短板。

在血脑屏障评估方面，DCE-MRI 是检测血脑屏障通透性的常用方法，但易受信噪比、动脉输入函数个体差异等因素干扰，测量稳定性不足^[33]。Lee 团队^[34-35]围绕 DCE-MRI 可靠性提升开展了系统工作，探索了 2 条互补的技术路径：① Lee 等提出的 DLSD 算法，通过超分辨率去噪提升 DCE-MRI 图像质量，在 306 例胶质瘤中使 SNR 从 27.21 提升至 52.09、CNR 从 4.71 提升至 9.40，血管外细胞容积分数对肿瘤等级鉴别 AUC 从 0.83 提升至 0.88。② Lyoo 等提出的时空概率深度学习模型，直接估算药代动力学参数并同步提供不确定性图谱，在 329 例胶质瘤中合成 Ktrans、Vp、Ve 参数图与金标准的 SSIM 分别达到 0.961、0.962、0.890，参数图可重复性优于传统 Tofts 模型 (组内相关系数 ICC1.00 vs 0.59-0.68)，后处理时间还缩短了 70 倍。这 2 条技术路径分别从不同的角度提升可靠性，共同推动了 DCE-MRI 在神经肿瘤领域的临床可及性。

上述 3 项技术的研究进展表明, AI 与功能影像的深度融合正在从“定性/半定量”走向“精准定量”, 为脑功能评估提供了更灵敏、更可靠的技术手段。

2.3 多模态影像智能融合评估

单一结构或功能指标仅能反映 GS 的局部病理改变, 无法全面诠释 GS 结构损伤与功能障碍的协同病理机制。AI 多模态融合技术可整合结构分割、功能定量等多维度特征, 实现 GS 病理状态的立体化、精准化评估。

Chen 等^[36]构建了用于早期认知障碍患者 GS 综合评估的结构-功能一体化 AI 评估框架。该框架的核心创新在于采用中期特征融合策略, 相较于早期融合(输入层直接拼接图像, 易引入模态间噪声, 微小病灶漏检率高)和晚期融合(输出层合并预测结果, 模态间信息交互不足, 分类精度有限), 中期融合兼顾了两种模态的独立特征提取与互补信息整合, 因此在微小病灶分割任务中表现最优。该框架在 VB-Net 网络的中间卷积层, 对 T1WI(解剖边界清晰)和 T2WI(CSF 高信号对比)分别独立编码提取的特征图像进行拼接和归一化, 实现信息交互, 可降低微小的扩大血管周围间隙(enlarged perivascular spaces, EPVS)漏检率 11.3%, 并将 AD 与遗忘型轻度认知障碍(amnesic mild cognitive impairment, aMCI)的分类 AUC 提升 0.06。在 89 例 AD 患者、24 例 aMCI 患者及 32 例健康对照的验证中, 该研究首次证实, GS 结构扩张(EPVS 体积升高)与功能衰竭(ALPS 指数降低)在认知障碍早期同步发生、显著负相关, 且二者均与认知评分显著相关。

除上述结构-功能融合外, Beer 等^[37]从遗传学维度探索了 GS 功能异常的分子机制。该团队基于 XGBoost 机器学习模型, 以 19 种 AQP4 单核苷酸多态性为特征, 构建了脑淀粉样蛋白负荷预测模型, 并通过 SHAP 可解释 AI 框架解析基因变异的致病机制。在 324 例 ADNI 队列数据构建了性别特异性风险评分, 并在 2987 例大规模筛查队列中验证有效, 证实该评分与脑淀粉样蛋白负荷、阳性发病风险显著相关, 且女性人群风险相关性更显著。

上述 2 项研究分别从结构-功能融合、影像-基因融合不同路径共同推进了 GS 病理状态的立体化评估, 为神经退行性疾病的早期识别和多维风险评估提供了技术支撑。但是当前研究以双模态融合为主, 影像-CSF-基因等多维度数据融合还处于起步阶段, 其协同评估 GS 病理状态潜力有待挖掘。

3 智能联合脑类淋巴系统(GS)影像的神经系统疾病临床应用

依托 AI 技术优势, GS 影像定量标志物初步突破了传统定性/半定量局限, 可在临床症状出现前捕捉到 GS 早期病理改变, 在早期筛查、疾病鉴别、病理机制探索、干预疗效动态评估等方面展现出重要的临床价值。表 4 总结了不同临床任务下 GS 损伤模式及 AI 量化标志物的应用价值。

3.1 在早期筛查的应用

早期识别 GS 功能异常可在临床症状出现前预警疾病风险, AI 辅助的自动化量化技术突破传统半定量方法的精度瓶颈, 为神经系统疾病的超早期干预提供了客观影像依据。

在结构标志物探索方面, Deike 等^[38]开发了 CNN 模型自动分割半卵圆中心 PVS。在 1000 例 T2 加权 MRI 数据集上验证显示, 自动分割 PVS 体积与人工金标准 Pearson 相关系数 r 为 0.70, 簇检测率达 84.3%, 实现了 PVS 负荷的高效精准量化。后续 894 例纵向队列研究进一步证实, AD、轻度认知障碍(mild cognitive impairment, MCI)患者基线半卵圆中心 PVS 体积显著高于健康人群; 更关键的是, 基线认知正常但后续 4~5 年内进展为 MCI 的受试者, 其基线阶段已出现 PVS 扩张, 提示 AI 量化的 PVS 负荷可作为 AD 早期预警标志物, 预警时间较传统认知评分提前。

在功能标志物探索方面, Li 等^[39]将 AI 定量 DTI-ALPS 指数与机器学习预后模型结合, 用于轻度创伤性脑损伤(mild traumatic brain injury, mTBI)患者的认知预后评估。研究发现, 脑微出血阳性患者 GS 功能显著下降, 且 GS 功能损伤是微出血影像远期工作记忆的中介因素; 整合 GS 功能、影像损伤、睡眠指标的机器学习模型, 可精准预测 1 年后认知结局, 为 mTBI 个体化预后评估与康复指导提供了全新范式。

上述研究表明, AI 量化的 GS 结构(PVS 负荷)和功能(ALPS 指数)指标, 可在认知症状出现前(AD/MCI)或创伤早期(mTBI)识别高风险个体, 为神经退行性疾病和脑损伤的早期预警提供了客观影像依据。

3.2 在疾病鉴别的应用

不同神经系统疾病在 GS 损伤模式上存在显著差异, AI 量化技术可精准捕捉这些差异, 为疾病

表 4 不同临床任务下脑类淋巴系统 (GS) 损伤模式及 AI 标志物
Table 4 Patterns of glymphatic system (GS) injury and AI biomarkers under different clinical tasks

临床任务	疾病类型	结构损伤特征	功能异常特征	AI 量化标志物	临床应用价值
早期筛查	阿尔茨海默病 (AD)	半卵圆中心 PVS 负荷升高	ALPS 指数显著降低	半卵圆中心 PVS 体积、ALPS 指数	早期预警 (提前 4~5 年)
早期筛查	轻度创伤性脑损伤 (mTBI)	无明显结构改变或微出血	ALPS 指数显著降低	ALPS 指数、GS 功能损伤程度	认知预后预测
疾病鉴别	AD vs 血管性痴呆 (VaD)	AD: 半卵圆中心 PVS 扩张; VaD: 基底节区 PVS 扩张	ALPS 指数均降低, 程度不同	区域 PVS 体积、PVS 分布模式	AD 与 VaD 的亚型鉴别
疾病鉴别	脑淀粉样血管病 (CAA) vs 深穿支动脉病 (DPA)	CAA: 半卵圆中心 PVS 扩张; DPA: 基底节区 PVS 扩张	ALPS 指数显著降低 (CAA)	半卵圆中心 PVS 体积与 Aβ42/40 比值	脑血管病亚型精准鉴别
病理机制探索	癫痫	基底节区 PVS 显著扩张	ALPS 指数轻度降低	基底节区 PVS 体积、偏侧分布特征	共病认知障碍机制研究
病理机制探索	儿童自闭症 (ASD)	额叶 PVS 扩张为主	ALPS 指数轻度降低	PVS 总计数、额叶 PVS 负荷	神经发育障碍机制研究
病理机制探索	三叉神经痛 (TN)	无明显结构改变	ALPS 指数显著降低、自由水分数升高	ALPS 指数、自由水分数	慢性疼痛中枢敏化机制研究
干预疗效动态评估	AD (抗 Aβ 治疗)	脉络丛体积增加、PVS 轻度下降趋势	ALPS 指数短期无显著变化	脉络丛体积、PVS 体积、ALPS 指数	抗 Aβ 治疗疗效动态监测
干预疗效动态评估	高血压 (强化降压)	PVS 体积分数降低	—	PVS 体积分数	降压药改善 GS 功能评估
干预疗效动态评估	特发性正常压力脑积水 (iNPH)	—	ALPS 指数显著升高	ALPS 指数	分流手术疗效评估
干预疗效动态评估	缺血性卒中	脉络丛体积变化	梗死侧 ALPS 降低	脉络丛体积、ALPS 指数	认知结局预测

亚型鉴别提供影像学依据。

Hu 等^[40]系统综述了 AI 在 CSVD 八大类核心影像标志物分析中的应用进展, 指出 CNN、nnU-net 等深度学习模型可高效、精准量化基底节、半卵圆中心等区域的 PVS 损伤, 量化结果与人工评估一致性高, 且可揭示 GS 功能障碍与白质损伤、认知衰退的内在关联。同时总结了当前 AI 模型在微小病灶识别、多中心泛化性等方面的挑战, 为脑血管病相关 GS 研究提供了技术参考。

在此基础上, 两项研究进一步探索 AI 量化 PVS 在疾病亚型鉴别的应用。Liu 等^[41]利用 VB-Net 模型量化 4 个脑区 (基底节、半卵圆中心、颞叶、中脑) 的 EPVS 体积, 对比 93 例 AD 与 122 例血管性痴呆 (vascular dementia, VaD) 患者发现, 两类痴呆的 GS 损伤模式存在显著差异: VaD 患者以基底节区 PVS 扩张为主要特征, AD 患者半卵圆中心 PVS 损伤更显著。ROC 分析显示, 基底节区 (AUC = 0.791)、半卵圆中心 (AUC = 0.712) 和颞叶 (AUC = 0.700) 的 EPVS 体积均可作为区分痴呆亚型的独立影像标志物。Arndt 等^[42]将鉴别维度从疾病表型深入至病理机制, 通过对 186 例 CSVD 患者的分层研究发现, 脑淀粉样血管病 (cerebral amyloid angiopathy, CAA) 患者的半卵圆中心 PVS 扩张与 CSF Aβ42/40 比值呈显著负相关, 而深穿支动脉病 (deep perforator arteriopathy, DPA) 患者无此关联,

且该关联独立于年龄、微出血、白质高信号等混杂因素, 从病理层面证实, AI 量化的 PVS 负荷可作为 CAA 特异性 Aβ 清除障碍的影像标志物。

以上研究表明, AI 量化的区域 PVS 分布特征可从两个层面助力疾病鉴别: 在表型层面, EPVS 的空间分布模式可区分 AD 与 VaD 等临床综合征; 在病理层面, PVS 与生物标志物的特异性关联可鉴别 CAA 与 DPA 等不同血管病理机制。这为神经系统疾病的精准分型诊断提供了从宏观影像到微观病理的多维度支撑。

3.3 在病理机制探索的应用

AI 联合 GS 影像评估已拓展至癫痫、自闭症、三叉神经痛等多种神经系统疾病, 为揭示 GS 功能障碍参与疾病病理机制提供了新视角。由于 GS 作为连接脑室、ChP、PVS、PT 等的 CSF 循环通路, 其不同环节的损伤会呈现出特异性的影像学表现, 可能与疾病比例机制密切相关。因此, 本研究基于现有已发表疾病研究中 GS 结构损伤与功能障碍的初步归纳, 创新性提出“结构-功能”GS 损伤分类框架, 可为研究不同神经系统疾病的病理机制提供多维度影像学依据, 但后续还需要再更多疾病队列中验证。

结构主导型损伤以 PVS 等解剖结构扩张为主要表现, 功能改变相对较轻, 典型代表为癫痫。

Sinclair 等^[43]利用 PINGU 模型完成了 467 例癫痫患者与 473 例健康对照的全脑 PVS 自动量化,结果显示所有癫痫亚型患者基底节区 PVS 体积分数较健康人升高 101%~140% (效应量 0.95~1.37),而白质 PVS 无明显差异;且颞叶癫痫伴海马硬化患者存在特征性 PVS 对侧偏侧分布,证实基底节 PVS 扩张是癫痫共性病理特征。

结构-功能混合型损伤同时存在结构扩张与功能下降,典型代表是儿童自闭症谱系障碍 (autism spectrum disorder, ASD)。Frigerio 等^[44]采用 WPSS 弱监督深度学习算法,量化了 66 例 ASD 患者的 PVS 负荷,发现 PVS 总计数与发育商 ($\beta = 0.0089$)、额外 CSF 体积 ($\beta = 0.0082$) 正相关,与疾病严重程度负相关 ($\beta = -0.0174$);且 ASD 患儿的 PVS 分布存在额叶优势特征 (占 32%),证实 GS 流体循环异常参与儿童神经发育障碍的病理过程。

功能主导型损伤以 GS 流体动力学异常为主,无明显结构改变,典型代表为三叉神经痛 (trigeminal neuralgia, TN)。Chu 等^[45]通过多模态 AI 影像分析发现, TN 患者存在特异性 GS 流体动力学异常,表现为 DTI-ALPS 指数降低、间质自由水分数 (free water fraction, FW) 升高,而 PVS 结构与 ChP 体积无明显异常,证实 GS 功能障碍是慢性疼痛中枢敏化的重要病理基础。

3.4 在干预疗效动态评估的应用

除疾病诊断与机制研究外, AI 量化 GS 影像标志物在干预疗效动态评估中的应用也开始起步,初步揭示了 AI 技术在捕捉细微结构变化、全流程自动化等方面的独特价值。

在药物干预方面, Li 等^[46]采用 3D U-Net 模型自动分割 ChP 和 PVS,发现 Lecanemab 治疗组 ChP 体积显著增加、PVS 体积呈轻度下降趋势 (错误发现率 (false discovery rate, FDR) 校正后 $P = 0.09$),且 ChP 体积变化与侧脑室扩张呈正相关 ($r = 0.66$),提示抗 A β 治疗可重塑 CSF 引流通路结构。相比之下, Oura 等^[47]利用基于图谱配准的 DTI-ALPS AI 辅助计算流程进行 3 个月随访,发现 DTI-ALPS 指数完全在预设等效界值内,证实无早期功能变化。以上 2 项研究提示, GS 结构标志物 (PVS、ChP) 较功能标志物 (ALPS) 更早出现治疗响应,而 AI 自动分割是捕捉这种细微结构变化的重要条件,为后续将 AI + GS 影像标志物纳入抗 A β 药物临床试验的疗效评估提供了参考。

在康复干预方面, Zhang 等^[48]结合 3D U-Net 模

型自动分割 ChP 与 DTI-ALPS 指数,对 51 例缺血性卒中患者进行康复前后纵向评估。研究发现,梗死侧 ALPS 指数可独立预测 6 个月后认知障碍 ($OR = 0.001$, $P = 0.045$),且发病至首次 MRI 间隔超过 42 天时 ALPS 恢复幅度 ($\Delta ALPS$) 显著减小 (回归系数 $\beta = -0.004$, $P = 0.024$)。还发现 ChP 和 PVS 体积比在卒中后无明显变化,但 ALPS 指数在康复期内呈非线性恢复。该研究首次将 ChP 智能分割与 DTI-ALPS 结合,为卒中后康复方案提供了 AI 驱动的影像学依据。其核心发现“42 天治疗窗”具有重要的临床转译价值。

4 总结与展望

近 3 年来, AI 技术为 GS 影像学的快速发展提供了技术支撑。在结构分割方面, mcPVS-Net、PINGU、segcsvd_PVS 等模型实现了 PVS 从体素级到病灶级、从单中心到多中心的自动量化突破, ChP 与 PT 分割也初步成形。在功能评估方面, dALPS 全自动体系将 DTI-ALPS 的组内相关系数 $ICC = 0.29 \sim 0.62$ 提升至 0.95,物理信息驱动的 fMRI 逆映射与 DCE-MRI 超分辨率去噪算法进一步拓展了 CSF 流速定量与血脑屏障评估的技术边界。在临床应用方面, AI 量化标志物已在早期筛查 (AD 预警提前 4~5 年)、疾病鉴别 (AD vs. VaD、CAA vs. DPA)、病理机制探索 (癫痫、ASD、TN) 及干预疗效评估 (抗 A β 治疗、卒中康复) 中展现出独特价值,推动 GS 评估从“定性/半定量”走向“精准定量”。值得注意的是,本文基于文献分析,提出了“结构-功能”GS 损伤分类框架,为理解不同神经系统疾病的 GS 损伤模式提供了系统视角,后续可在多中心研究中验证该框架。

然而,当前 AI 联合 GS 影像学研究仍面临从数据源头到临床落地的递进式瓶颈: ① 数据源头异质性: 磁场强度、线圈灵敏度、人群基线差异导致域偏移; ② 参考标准缺失: PVS 等微小结构无法活体检证,现有 Dice 指标掩盖 $< 1\text{mm}$ 病灶漏检等; ③ 算法黑箱: 深度学习模型缺乏解剖先验,可解释性工具尚未纳入医疗器械监管规范; ④ 技术路线单一: 全监督模式依赖高精度标注,自监督与弱监督技术尚未适配微小 PVS 结构。

针对上述瓶颈,本综述建议分阶段推进: 在短期 (1~3 年) 内, 优先推进影像采集标准化 (统一 3.0T MRI 参数与 ROI 模板)、量化指标阈值统一 (参照 CLAIM/TRIPOD-AI 等国际通行框架, 逐步

建立统一的性能评价阈值与分层标准)、基于 nnU-net 轻量化的边缘 AI 设备开发, 以及多中心公开 GS 标注数据集建设, 为临床落地打下基础。面向中长期(5~10 年), 着力引入自监督、大模型等先进 AI 技术, 结合物理信息驱动智能模型突破标注瓶颈; 强制集成 Grad-CAM/SHAP 可解释性输出以满足监管溯源要求; 搭建影像-CSF-基因-干预纵向多中心数据库, 推动 dALPS、PVS 负荷等进入临

床试验。

综上, AI 联合 GS 影像的发展瓶颈是采集标准、标注金标准、算法可解释与硬件适配的复合问题。短期内应以标准化规范、轻量化设备补齐临床落地基础; 中长期借助大模型等先进 AI 技术突破算法局限, 最终构建从 MRI 扫描、全自动量化、疾病分型到干预疗效监测的完整诊疗链条, 推动 AI+GS 影像从科研工具转化为临床常规评估手段。

参考文献

- [1] 张永明. 脑淋巴系统在神经系统疾病中的研究进展[J/OL]. 中华脑科疾病与康复杂志 (电子版), 2025, 15(3): 129-133. DOI:10.3877/cma.j.issn.2095-123X.2025.03.001.
Zhang YM. Research progress of the brain lymphatic system in neurological diseases[J/OL]. Chinese Journal of Brain Diseases and Rehabilitation (Electronic Edition) 2025; 15(3): 129-133. DOI:10.3877/cma.j.issn.2095-123X.2025.03.001. (in Chinese).
- [2] 胡玉馨, 苏云燕, 姚辉, 等. 基于 MRI 的胶质淋巴系统在阿尔茨海默病中的研究进展[J]. 磁共振成像, 2025, 16(7): 109-116. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.07.018. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.07.018.
Hu Y X, Su Y Y, Yao H, et al. MRI-based research advances in the glymphatic system in Alzheimer's disease[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2025, 16(7): 109-116. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.07.018. (in Chinese).
- [3] 田佳祺, 张维. 脑类淋巴系统磁共振成像在帕金森病认知障碍中的最新研究进展[J]. 临床医学进展, 2026(5): 653-660.
Tian J Q, Zhang W. Advances in Magnetic Resonance Imaging of the Glymphatic System in Parkinson's Disease-Related Cognitive Impairment [J]. Advances in Clinical Medicine 2026(5): 653-660. (in Chinese).
- [4] 王昱斐, 张道培, 刘冰阳, 等. 基于脑类淋巴的影像学技术在脑小血管病相关认知障碍中的应用研究进展[J]. 磁共振成像, 2025, 16(8): 148-153. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.08.022.
WANG Y F, ZHANG D P, LIU B Y, et al. Research progress on the application of glymphatic system-based imaging techniques in cerebral small vessel disease-related cognitive impairment[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2025, 16(8): 148-153. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.08.022. (in Chinese).
- [5] 中华医学会放射学分会神经学组. 脑小血管病 MRI 规范化应用专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2024, 58(1): 6-17. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20231031-00334.
- [6] 牛训玲, 王承炎, 刘华琼, 等. DTI-ALPS 在脑类淋巴系统相关神经系统疾病中的应用进展[J]. 磁共振成像, 2024, 15(5): 192-197. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2024.05.031.
NIU X L, WANG C Y, LIU H Q, et al. Advances in the application of DTI-ALPS in the brain glymphoid system-related neurological diseases[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2024, 15(5): 192-197. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2024.05.031. (in Chinese).
- [7] 杨思懿, 向雨, 牛志豪, 等. 类淋巴系统磁共振成像在认知障碍疾病中的研究进展[J]. 磁共振成像, 2026, 17(4): 114-120. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2026.04.016.
Yang S Y, Xiang Y, Niu Z H, et al. Advances in MRI of the glymphatic system in cognitively impaired diseases[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging 2026, 17(4): 114-120. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2026.04.016. (in Chinese).
- [8] 陈子健, 刘艺鸣. 脑膜淋巴管在阿尔茨海默病中的研究进展[J]. 中华神经科杂志, 2025, 58(9): 995-1002. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20250214-00086.
CHEN Z J, LIU YM. Research progress of meningeal lymphatic vessels in Alzheimer's disease[J]. Chinese Journal of Neurology, 2025, 58(9): 995-1002. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20250214-00086. (in Chinese).
- [9] 周雅萍, 倪俊. 血管周围间隙定量评估及其临床相关性研究进展[J]. 中华神经科杂志, 2025, 58(9): 986-994. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20250427-00246.
ZHOU Y P, NI J. Research advances on quantification of perivascular spaces and their clinical relevance[J]. Chinese Journal of Neurology, 2025, 58(9): 986-994. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20250427-00246. (in Chinese).
- [10] HUANG P, LIU L, ZHANG Y et al. Development and validation of a perivascular space segmentation method for multicenter datasets[J]. NeuroImage, 2024, 298: 120803. DOI:10.1016/j.neuroimage.2024.120803.
- [11] Sinclair B, Pham W, et al. Perivascular space identification nnUNet for generalised usage (PINGU)[J]. Medical Image Analysis. 2026, 109: 103903. DOI:10.1016/j.media.2025.103903.
- [12] GIBSON E, RAMIREZ J, WOODS L A, et al. : SegcsvdPVS: A convolutional neural network-based tool for quantification of

- enlarged perivascular spaces (PVS) on T1-weighted images[J]. *Human Brain Mapping*, 2026, 47(2): e70462. DOI:10.1002/hbm.70462.
- [13] TIRELI D, CHRISTENSEN J R, MUNCH T N, et al. Choroid plexus volume in brain disorders: a systematic review[J]. *Fluids and Barriers of the CNS*, 2025, 22(1): 92. DOI:10.1186/s12987-025-00702-4.
- [14] Yazdan-Panah A, Schmidt-Mengin M, Ricigliano V A G, et al. Automatic segmentation of the choroid plexuses: Method and validation in controls and patients with multiple sclerosis[J]. *NeuroImage Clin*. 2023, 38: 103368. DOI:10.1016/j.nicl.2023.103368.
- [15] Storelli L, Pagani E, Rubin M, et al. Fully automatic method for segmenting choroid plexuses in multiple sclerosis using conventional MRI sequences[J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging* 2024; 59(5): 1643-1652. DOI:10.1002/jmri.28937.
- [16] 周子茜, 陈怡然, 吴琼, 等. 中枢神经系统淋巴引流在缺血性卒中的研究进展[J]. *中国脑血管病杂志*, 2026, 23(3): 210-218, 封 3. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5921.2026.03.007. Zhou Z Q, Chen Y R, Wu Q, et al. Research progress on central nervous system lymphatic drainage in ischemic stroke[J]. *Chinese Journal of Cerebrovascular Diseases* 2026, 23(3): 210-218, 封 3. DOI:10.3969/j.issn.1672-5921.2026.03.007. (in Chinese).
- [17] 林维绮, 张翔, 陈峰. 脑膜淋巴管影像学成像方法及其在神经系统中的研究进展[J]. *临床放射学杂志*, 2025, 44(4): 764-767. DOI:10.13437/j.cnki.jcr.2025.04.011. LIN W Q, ZHANG X, CHEN F. Imaging methods of meningeal lymphatic vessels and its research progress in nervous system[J]. *Journal of Clinical Radiology*, 2025, 44(4): 764-767. DOI:10.13437/j.cnki.jcr.2025.04.011. (in Chinese).
- [18] HETT K, MCKNIGHT C D, LEGUIZAMON M et al. Deep learning segmentation of peri-sinus structures from structural magnetic resonance imaging: Validation and normative ranges across the adult lifespan[J]. *Fluids and Barriers of the CNS*, 2024, 21(1): 15. DOI:10.1186/s12987-024-00516-w.
- [19] HOLZ A, KARMANN M, DELI S et al. Artificial intelligence-based segmentation of the perisinusoidal tissue along the superior sagittal sinus on human brain magnetic resonance imaging[J]. *Neuroradiology*, 2026, 68(7): 1897-1905. DOI:10.1007/s00234-026-03912-1.
- [20] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. segmentation anything[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2023: 3992-4003. DOI:10.1109/iccv51070.2023.00371.
- [21] Ma J, He Y, Li F et al. Segmenting anything in medical images[J]. *Nature Communications*. 2024, 15: 654. DOI:10.1038/s41467-024-44824-z.
- [22] Cheng J, Ye J, Deng Z et al. SAM-Med2D[EB/OL]. 2023: arXiv: 2308.16184. https://arxiv.org/abs/2308.16184
- [23] Tang Y, Yang D, Li W, et al. Self-supervised pretraining of swin transformers for 3D medical image analysis[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2022: 20698-20708. DOI:10.1109/CVPR52688.2022.02007.
- [24] Xie Y, Zhang J, Xia Y et al. UniMiSS: Universal medical self-supervised learning by breaking the dimensionality barrier[C]//Computer Vision – ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 558-575. DOI:10.1007/978-3-031-19803-8_33.
- [25] Wu L, Zhuang J, Chen H. VoCo: A simple-yet-effective volume contrastive learning framework for 3D medical image analysis[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2024: 22873-22882. DOI:10.1109/CVPR52733.2024.02158.
- [26] Zhou M, Xu Z et al. Weakly supervised medical image segmentation via superpixel-guided scribble walking and classwise contrastive regularization[C]//Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2023. Cham: Springer, 2023: 137-147. DOI:10.1007/978-3-031-43895-0_13.
- [27] 黄源, 王潇, 鲍建峰, 等. MRI 用于评估类淋巴系统功能进展[J]. *中国介入影像与治疗学*, 2026, 23(2): 121-124. DOI:10.13929/j.issn.1672-8475.2026.02.012. HUANG Y, WANG X, BAO J F, et al. Progress in MRI for evaluating the function of the glymphatic system[J]. *Chinese Journal of Interventional Imaging and Therapy*, 2026, 23(2): 121-124. DOI:10.13929/j.issn.1672-8475.2026.02.012. (in Chinese).
- [28] 朱小影, 周天宇, 黄强, 等. 基于 DTI-ALPS 评估中枢神经系统疾病患者类淋巴系统功能的研究进展[J]. *磁共振成像*, 2024, 15(6): 166-171. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2024.06.026. ZHU X Y, ZHOU T Y, HUANG Q, et al. Research on the glymphatic system of patients with central nervous system diseases is based on diffusion tensor image analysis along the perivascular space[J]. *Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2024, 15(6): 166-171. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2024.06.026. (in Chinese).
- [29] 廉馨莹, 高晓, 刘学焕, 等. 沿血管周围间隙扩散张量成像分析在脑类淋巴系统相关疾病中的应用进展[J]. *国际医学放射学杂志*, 2024, 47(1): 37-42. DOI:10.19300/j.2024.Z21094. LIAN X Y, GAO X, LIU X H, et al. Progress in the application of diffusion tensor image analysis along the perivascular space in brain glymphatic system-related diseases[J]. *International Journal of Medical Radiology*, 2024, 47(1): 37-42. DOI:10.19300/j.2024.Z21094. (in Chinese).

- [30] LIN C, WU H, XIAN W et al. Deep learning-enhanced ALPS reveals the genetic and environmental factors of brain glymphatic function[J]. *eBioMedicine*, 2026, 124: 106133. DOI:10.1016/j.ebiom.2026.106133.
- [31] 张鹏, 张少军, 韩易. 相位对比磁共振电影技术在脑脊液动力学中的应用进展[J]. *大连医科大学学报*, 2021, 43(2): 171-176. DOI:10.11724/jdmu.2021.02.14.
- ZHANG P, ZHANG S J, HAN Y. Advances in application of cine phase-contrast MRI in CSF circulation[J]. *Journal of Dalian Medical University*, 2021, 43(2): 171-176. DOI:10.11724/jdmu.2021.02.14. (in Chinese).
- [32] Ashenagar B, Gomez D E P, Lewis LD. Modeling dynamic inflow effects in fMRI to quantify cerebrospinal fluid flow[J]. *Imaging Neuroscience* 2025; 3: IMAG. a. 9. DOI:10.1162/IMAG.a.9.
- [33] 王为森, 孙旭, 李丙翰, 等. 磁共振技术评估血脑屏障破坏在血管性认知障碍中的应用研究进展[J]. *中华神经科杂志*, 2024, 57(7): 795-799. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20240220-00102.
- WANG W S, SUN X, LI B H, et al. Assessment of blood-brain barrier dysfunction in vascular cognitive impairment: Advances in magnetic resonance imaging technology research[J]. *Chinese Journal of Neurology*, 2024, 57(7): 795-799. DOI:10.3760/cma.j.cn113694-20240220-00102. (in Chinese).
- [34] LEE J, JUNG W, YANG S, et al. Deep learning-based super-resolution and denoising algorithm improves reliability of dynamic contrast-enhanced MRI in diffuse glioma[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 25349. DOI:10.1038/s41598-024-76592-7.
- [35] LYOO Y W, LEE H, LEE J, et al. Deep learning enhances reliability of dynamic contrast-enhanced MRI in diffuse gliomas: Bypassing post-processing and providing uncertainty maps[J]. *European Radiology*, 2025, 35(10): 6229-6239. DOI:10.1007/s00330-025-11588-z.
- [36] CHEN F, HENG T, FENG Q, et al. Quantitative assessment of brain glymphatic imaging features using deep learning-based EPVS segmentation and DTI-ALPS analysis in Alzheimer's disease[J]. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 2025, 17: 1621106. DOI:10.3389/fnagi.2025.1621106.
- [37] BEER S, ELMENHORST D, BISCHOF G N, et al. Explainable artificial intelligence identifies an AQP4 polymorphism-based risk score associated with brain amyloid burden[J]. *Neurobiology of Aging*, 2024, 143: 19-29. DOI:10.1016/j.neurobiolaging.2024.08.002.
- [38] DEIKE K, DECKER A, SCHEYHING P, et al. Machine learning-based perivascular space volumetry in Alzheimer disease[J]. *Investigative Radiology*, 2024, 59(9): 667-676. DOI:10.1097/RLI.0000000000001077.
- [39] LI Y T, CHEN D Y, KUO D P, et al. Postconcussive sleep problems and glymphatic dysfunction predict persistent working memory decline[J]. *Journal of Neurotrauma*, 2026, 43(1/2): 123-133. DOI:10.1177/08977151251380701.
- [40] HU X, LIU L, XIONG M, et al. Application of artificial intelligence-based magnetic resonance imaging in diagnosis of cerebral small vessel disease[J]. *CNS Neuroscience & Therapeutics*, 2024, 30(7): e14841. DOI:10.1111/cns.14841.
- [41] LIU W, BU W, MENG L, et al. Spatial distribution of enlarged perivascular spaces as a potential biomarker for distinguishing vascular dementia from Alzheimer's disease in older adults[J]. *Clinical Neurology and Neurosurgery*, 2025, 257: 109098. DOI:10.1016/j.clineuro.2025.109098.
- [42] ARNDT P, PFISTER M, MÜLLER S J, et al. Perivascular spaces are associated with CSF $\text{A}\beta$ in cerebral amyloid angiopathy but not in deep perforator arteriopathy[J]. *Stroke*, 2026, 57(5): 1376-1381. DOI:10.1161/strokeaha.125.053794.
- [43] SINCLAIR B, YASUDA C L, NICOLO J P, et al. Enlarged perivascular spaces in the basal ganglia across epilepsy subtypes[J]. *Epilepsia*, 2026, 67(2): 815-829. DOI:10.1111/epi.18694.
- [44] FRIGERIO G, RIZZATO G, PERUZZO D, et al. Perivascular space burden in children with autism spectrum disorder correlates with neurodevelopmental severity[J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2025, 62(5): 1496-1506. DOI:10.1002/jmri.70023.
- [45] CHU T, XIONG F, GAO F, et al. Glymphatic dysfunction in trigeminal neuralgia: A multimodal MRI study[J]. *Neurobiology of Disease*, 2026, 220: 107312. DOI:10.1016/j.nbd.2026.107312.
- [46] LI Y, ZHAO Y, YANG A, et al. Lecanemab treatment modulates brain volume and cerebrospinal fluid pathways in early Alzheimer's disease: Insights from longitudinal magnetic resonance imaging[J]. *Alzheimer's & Dementia: Diagnosis, Assessment & Disease Monitoring*, 2026, 18(2): e70348. DOI:10.1002/dad2.70348.
- [47] OURA T, TATEKAWA H, TAKEDA A, et al. Unchanged early diffusion tensor imaging along perivascular space index after amyloid-targeting disease-modifying therapy in Alzheimer's disease: A preliminary study[J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2025, 62(6): 1892-1894. DOI:10.1002/jmri.70118.
- [48] ZHANG S, YU W, ZHANG X, et al. Glymphatic dysfunction as a biomarker for post-stroke cognitive impairment[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 19382. DOI:10.1038/s41598-025-04054-9.