

人工智能在腕管综合征诊断中的应用进展

牟行健¹，宋渊¹，傅文婷²

1.甘肃省中医院手外二科，甘肃兰州 730050，2.甘肃省妇幼保健院麻醉手术科，甘肃兰州 730050

摘要：腕管综合征（carpal tunnel syndrome, CTS）是常见的周围神经卡压性疾病，诊断主要依赖病史、体格检查、临床评分以及超声、神经传导研究（nerve conduction study, NCS）/肌电图（electromyography, EMG）等辅助检查。近年来，人工智能（artificial intelligence, AI）被用于 CTS 诊断相关研究，主要涉及超声图像自动分割与分类、NCS/EMG 数据模式识别、临床信息建模以及多模态辅助决策。本文围绕上述四类应用路径进行综述，并对代表性研究的方法、输入数据、主要性能指标和局限性进行比较。目前超声图像 AI 研究最为集中，可用于正中神经定位、横截面积测量和 CTS 图像分类；NCS/EMG AI 可辅助复杂参数或波形数据的模式识别；基于临床信息和数字表型的模型更适合初筛或风险预测；多模态模型更接近真实临床决策流程，但对数据配对、采集标准化和外部验证要求更高。总体而言，AI 目前宜定位为 CTS 规范化诊断流程中的辅助工具，尚不能替代 CTS-6、超声或 NCS/EMG 等既有诊断方法。未来研究需加强多中心前瞻性验证、模型可解释性、伦理监管、数据安全和临床工作流适配评价。

关键词：腕管综合征；人工智能；机器学习；超声；神经传导研究；多模态融合
中图分类号：R686.1

腕管综合征（carpal tunnel syndrome, CTS）是正中神经在腕管内受压所致的临床综合征，患者常表现为桡侧三指麻木、针刺感、夜间症状加重及精细运动受限，严重者可出现鱼际肌萎缩，影响工作和生活^[1-2]。2024 年美国骨科医师学会（American Academy of Orthopaedic Surgeons, AAOS）指南强调 CTS-6 可作为诊断工具，超声和神经传导研究（nerve conduction study, NCS）/肌电图（electromyography, EMG）不宜对所有患者常规使用，磁共振成像（Magnetic Resonance Imaging, MRI）和上肢神经动力学检查亦不推荐作为常规诊断手段^[3]。这提示 CTS 诊断正在由“检查依赖”转向“临床优先、检查分层”。人工智能（artificial intelligence, AI）可在图像、信号、结构化病历和多模态数据中提取稳定特征，有望提升诊断标准化和工作效率，但其价值必须置于既有临床路径中评价，而非替代医生判断^[4]。本文围绕传统诊断基础、AI 技术框架、主要应用方向和临床转化限制进行综述（如图 1），为后续研究设计与临床应用评价提供参考。

10.12201/bmr.202605.00051V1

基金项目：甘肃省自然科学基金（23JRRA1244）

作者简介：牟行健，男，研究方向：中医药治疗骨伤科疾病，傅文婷（联系人），主管护师，E-mail:765894159@qq.com



图 1. 人工智能在腕管综合征诊断的机制图

Figure 1. Mechanism Diagram of Artificial Intelligence in the Diagnosis of Carpal Tunnel Syndrome

1. 腕管综合征传统诊断体系及局限

CTS的传统诊断首先依赖病史和体征，包括拇、示、中指麻木，夜间症状加重，甩手后缓解，以及鱼际肌无力等，临床中常结合 CTS-6 等评分工具提高诊断一致性^[5]。AAOS 2024 指南明确将 CTS-6 置于诊断路径的重要位置，反映出规范化临床评估在现代 CTS 诊断中仍具有基础地位^[6]。在辅助检查方面，超声和 NCS/EMG 是目前最常用的两类工具，超声可用于观察正中神经横截面积、扁平率、回声变化及周围结构情况，具有无创、便捷和可重复的优势；NCS/EMG 则能从功能层面评估正中神经受损程度，在疑难病例和分级评估中仍具有重要价值^[7]。研究发现神经肌骨超声与 NCS/EMG 配对准确性，以及超声与 NCS/EMG 联合使用的专家共识，都提示两者并非简单替代关系，而更可能是互补关系^[8]。然而，传统诊断模式也有明显不足。首先，超声检查对操作者经验依赖较强，不同检查者之间存在测量误差；其次，NCS/EMG 检查虽然客观，但存在一定不适感，对设备和人员要求较高，且并不适合所有门诊快速筛查场景；再次，不同机构在检查指征、判读阈值和流程整合方面存在较大差异^[9]。正因如此，如何借助 AI 提升标准化和效率，成为近年来文献关注的重要方向。

2. AI 在 CTS 诊断中的技术基础

AI 在医学诊断中的应用包括机器学习、深度学习、计算机视觉和多模态融合等技术路线^[10]。机器学习强调从结构化数据中提取规律，如年龄、性别、症状评分、NCS/EMG 参数等；深度学习则更适用于图像、波形等非结构化数据；计算机视觉常用于图像中的目标识别、分割与分类；多模态融合则试图整合临床信息、影像和 NCS/EMG 结果，构建更接近真实诊断流程的模型^[11]。从技术流程看，AI 诊断系统一般包括数据采集、数据标注、特

征提取、模型训练、模型验证和临床评估几个环节^[12]，其性能通常用准确率、灵敏度、特异度、受试者工作特征（Receiver Operating Characteristic，ROC）曲线下面积（area under the curve，AUC）等指标评价^[13]。

3. AI 在 CTS 诊断中的主要应用方向

3.1 基于超声图像的 AI 诊断

目前 AI 在 CTS 诊断是基于超声图像的自动识别与分类，正中神经在腕管入口处的横截面积增大，是 CTS 常见影像表现之一。深度学习或影像组学模型可自动分割正中神经、测量横截面积，并完成 CTS 与非 CTS 图像分类^[14]。Shinohara 等直接利用神经及周围组织回声模式识别 CTS^[15]；Faeghi 等基于超声组学和支持向量机建立 CAD 系统，AUC 达 0.926，优于放射科医师单纯形态判断^[16]；Shi 等开发 CTSGrader，将临床信息与 CSA、回声、纵向形态和神经内血流等特征融合，用于严重程度分级^[17]；Peng 等构建“一站式”超声自动诊断系统，报告 Dice 系数 85.78%、IoU 76.00%^[18]。超声 AI 的优势在于与床旁检查场景匹配度较高，可在图像采集后快速输出测量或分类结果，并有助于降低初学者描记差异。其主要限制包括：多数研究仍为回顾性或静态图像分析；不同超声设备、探头频率、增益设置和操作者习惯可能导致域偏移；轻度 CTS 和临界病例的判别价值仍需验证；AI 辅助是否能改善真实临床结局尚缺乏前瞻性证据。

3.2 基于 NCS/EMG 数据的 AI 分析

除影像外，AI 也被用于 CTS 的神经传导和肌电数据分析。由于 CTS 的 NCS/EMG 诊断涉及远端潜伏期、感觉传导速度、运动传导异常等多个指标，传统判读仍然依赖经验综合判断。AI 尤其适合在此类结构化或半结构化数据中寻找模式，用于轻中重度分层、异常组合识别以及辅助判读^[19]。Öten 等研究为“标准机器学习化”：一方面输入变量全部来自常规 NCS/EMG；另一方面系统比较了不同特征选择方法和分类器的效果，说明经典 CTSNCS/EMG 参数在机器学习框架下如何重组并提高判别能力^[20]。Bakalis 等进一步细化了 NCS/EMGAI 的输入方式，评估了 NCS 应用于 CTS 自动诊断的两种方法：第一种是将正中神经运动信号转换为短时傅里叶变换时频谱图后进行分类；第二种则直接基于另一类神经传导输入建立分类模型，该研究报告的结果准确率可达 94%^[21]。它不再只把 NCS 当作几个静态数值，而开始利用原始波形/时频表示进行机器学习分析，这说明 CTSNCS/EMGAI 正从表格特征分类逐渐走向信号级建模。Nui 等将 AI 从“辅助诊断”扩展到“辅助治疗决策”，相较于纯诊断模型，这类预后模型更接近精准医疗，但也更依赖长期随访数据与外部验证^[22]。Dong 等将标准化结构化临床数据与 EMG 报告、影像报告中的非结构化文本结合，并从中提取 EMG 严重度分级，提示未来的 CTS AI 系统可能同时具备信号分析、数值分类和报告文本理解三种能力^[23]。与超声 AI 相比，NCS/EMG AI 的研究数量相对较少，主要受限于原始波形数据共享不足、设备与采样协议差异、参数命名和报告格式不统一。该方向的临床价值在于辅助复杂病例分层、提高报告标准化程度和开展治疗结局预测，但模型推广前需明确输入格式、参考标准和跨设备泛化能力。

3.3 基于临床信息的机器学习模型

近年来大量研究将年龄、性别、症状持续时间、夜间麻木、握力下降、CTS-6 相关条目等输入机器学习模型，用于门诊快速筛查或风险预测，这类模型的优势在于数据获取方便、成本低，便于基层和大规模初筛使用^[24]。Fujita 等开发平板端 CTS 筛查应用，记录拇

指运动速度和时序特征，在 22 例女性 CTS 患者（29 只手）和 11 名非 CTS 受试者中报告灵敏度 93%、特异度 73%、阳性预测值 90%^[24]。Koyama 等基于智能手机异常检测的手功能筛查进一步把 CTS 筛查迁移到智能手机平台，结合异常检测与自编码器建模，也更容易受到年龄、使用习惯、非优势手操作能力和合并肌骨疾病的影响^[25]。Watanabe 等利用手写/画图过程中的笔尖轨迹与压力变化作为 CTS 数字表型，在平板上记录受试者描绘螺旋图形时的轨迹和压力，这种方法受到非优势手书写能力、年龄相关肌力下降以及其他影响精细运动疾病的干扰，因此更适合作为初筛工具，而不是独立确诊手段^[26]。Manoochehri 等根据术前资料预测术后满意度、Boston 量表症状严重度和功能状态，虽然该模型中也纳入了部分术前检查结果，但其总体框架仍以临床和患者管理信息为核心，目标是术前结局预测而非影像或 NCS/EMG 自动判读，这项研究进一步将预测目标扩展到患者满意度与功能结局，更贴近实际随访和医疗价值评估^[27]。Yetiş 等将手部人体测量指标、握力和捏力能否作为 CTS 的预测指标，检验这些指标经机器学习处理后对 CTS 识别的价值，研究表明简单的手部外形和力量信息在经过机器学习的非线性组合后，具有较高识别能力^[28]。不过，这类模型的泛化性受到人群差异、性别比例、职业负荷和测量标准化程度的影响，仍需更大样本和多中心验证。

3.4 多模态融合模型

临床诊断并非单一信息源完成，多模态 AI 正逐步成为 CTS 研究的新方向^[29]。Park 等开展了 CTS 融合建模研究，虽然它不直接使用影像原图，但属于典型的多变量临床融合模型，说明 CTS 严重度并不需要完全依赖单一检查，而可以通过多项临床变量的联合模式识别来实现分层^[30]。Elseddik 等提出的 bagging + random forest 诊断模型在测试集上的准确率为 0.955，AUC 为 0.946；同时还建立了治疗后改善概率预测模型，在 6 个月时准确率达到 0.912，优于 1 个月和 3 个月时的预测，多模态信息进一步用于预后预测^[31]。El-Maghraby 等设计的 CTS 多模态融合是非常典型的“参数级融合”，研究比较了多种组合指标，多参数联合判别本身就已经能显著提升效能，并且更易解释，更接近临床接受方式，提示后续 AI 模型完全可以把这些高价值参数作为融合输入^[32]。Yu 等把体表面积校正后的 CSA 与多模态超声联合起来改进 CTS 诊断，该研究将个体体型差异校正后的 CSA 与多模态超声指标进行联合分析，以提升诊断准确性^[33]。Wu 等通过联合形态学指标、硬度指标和微血流指标，构建了一个用于 CTS 术前诊断、严重度分层及术后短期评估的多模态超声框架，可支持早期诊断、严重度分层，并可能用于短期术后监测，不仅用于“确诊”，还用于手术前后纵向追踪。从临床转化角度发现多模态超声从一次性诊断工具，变成了动态随访工具^[34]。多模态模型的理论优势在于可处理轻度 CTS、合并疾病和诊断不一致病例，并为治疗选择提供更完整的信息。但其开发难度高，需要配对完整的数据、统一采集时点、清晰参考标准和足够样本量。当前多模态研究仍以探索性模型居多，未来应重点报告外部验证、缺失数据处理、校准性能和 AI 辅助医师决策的增量价值。

4 研究挑战与前景分析

4.1 技术路线优先级与成本效益

从临床转化优先级看，超声 AI 应排在首位：它可直接嵌入门诊或床旁超声流程，边际成本较低，输出结果明确，包括正中神经定位、CSA 测量、图像质量提示和初步分类^[15,21]。NCS/EMG AI 适合第二阶段转化，重点不是替代 NCS/EMG 医师，而是提高报告结构

化、复杂参数组合判读和术后恢复预测。临床信息与数字表型模型成本最低，适合社区初筛和远程随访，但应以高敏感度和可解释风险提示为目标^[16]。多模态融合模型临床价值最高，却需要完整数据链和系统接口，短期内更适合专科中心研究和疑难病例决策支持。

4.2 数据标准化与模型泛化

数据标准化是当前核心瓶颈，超声研究应统一扫描部位、腕位、探头频率、增益、ROI 标注规范和图像质控标准^[17,34]；NCS/EMG 研究应公开参数定义、采样率、滤波方式、刺激记录方案和严重度分级规则；临床信息模型应明确症状量表、缺失值处理、类别不平衡处理及人群纳排标准。模型训练阶段应避免同一患者双腕数据同时进入训练集和测试集，报告内部验证、外部验证、校准性能和亚组表现^[15]。对于糖尿病周围神经病变、颈神经根病变、类风湿关节炎、术后复发等复杂场景，应单独进行性能分析。

4.3 工作流、可解释性与监管

AI 进入临床前，应证明其在目标人群中优于或至少不劣于现有流程，并能减少判读时间、提高一致性或改善转诊和治疗决策^[17]。研究设计可比较无 AI、AI 提示和 AI 解释辅助三种情境下不同年资医师的诊断一致性、判读时间和错误类型^[22]。图像模型应提供热力图、分割轮廓、CSA 数值和质量控制提示；结构化模型应提供变量贡献或 SHAP 解释；多模态模型应显示各模态对结论的贡献。当 AI 结论与临床表现不一致时，必须触发复核流程^[27]。CTS AI 涉及超声图像、NCS/EMG、病历文本和随访结局，应遵循最小必要数据、脱敏、访问控制、模型审计和持续性能监测原则。进入临床试验或真实世界评价阶段时，建议参考 CONSORT-AI、SPIRIT-AI 和 DECIDE-AI 等报告规范，完整披露模型输入、输出、使用环境、人机交互、错误处理和安全监测内容^[35]。

5 结论

AI 为 CTS 诊断与管理提供了新的技术路径，尤其在超声图像自动分割与分类、NCS/EMG 数据模式识别、临床初筛和多模态辅助决策方面已有较多探索。现有证据支持 AI 作为提高测量标准化、辅助分级和优化工作流的工具，但尚不足以支持其脱离临床评估、CTS-6、超声或 NCS/EMG 独立完成诊断。未来研究应减少单纯算法性能报道，转向多中心、前瞻性、真实工作流和人机协作评价，并同步处理可解释性、数据安全、算法偏倚和责任归属问题。随着高质量验证证据积累，AI 有望成为 CTS 精准诊断、风险分层和个体化管理中的重要辅助组成部分。

参考文献

[1] OSIAK K, ELNAZIR P, WALOCHA J A, et al. Carpal tunnel syndrome: state-of-the-art

- review[J]. *Folia Morphol (Warsz)*, 2022, 81(4): 851-862.
- [2] ROTEM G, ARAMI A. Carpal tunnel syndrome[J]. *Isr Med Assoc J*, 2023, 25(7): 507-510.
- [3] HOLBROOK H S, HILLESHEIM R A, WELLER W J. Acute carpal tunnel syndrome and median nerve neurapraxia: a review[J]. *Orthop Clin North Am*, 2022, 53(2): 197-203.
- [4] KIM S W, KIM S, SHIN D, et al. Feasibility of artificial intelligence assisted quantitative muscle ultrasound in carpal tunnel syndrome[J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2023, 24(1): 524.
- [5] KIM J, KIM M W, KIM J M. Enhanced diagnosis and severity assessment of carpal tunnel syndrome using combined shear wave elastography and cross-sectional area analysis: a prospective case-control study[J]. *PLoS One*, 2025, 20(3): e0320011.
- [6] BLAND J, RUBIN D, ROBINSON L, et al. AAOS 2024 CTS guidelines-comments by members of AANEM CTS Severity Scale Workgroup[J]. *Muscle Nerve*, 2025, 72(4): 566-569.
- [7] KURVER A, SMOLDERS J, VERHAGEN W I M, et al. The diagnostic sensitivity for ulnar neuropathy at the elbow is not increased by addition of needle EMG of ADM and FDI when nerve conduction studies are normal[J]. *Front Neurol*, 2019, 10: 196.
- [8] GHASEMI A, OLYAEI G R, BAGHERI H, et al. A randomized clinical trial on the changing of median nerve cross-sectional area and pain after extracorporeal shock wave and low-level laser therapy added to conventional physical therapy in patients with mild-to-moderate carpal tunnel syndrome[J]. *J Hand Ther*, 2024, 37(4): 555-562.
- [9] DUCKWORTH A D, JENKINS P J, MCEACHAN J E. Diagnosing carpal tunnel syndrome[J]. *J Hand Surg Am*, 2014, 39(7): 1403-1407.
- [10] MISCH M, MEDANI K, RHISHEEKESAN A, et al. Artificial intelligence and carpal tunnel syndrome: a systematic review and contemporary update on imaging techniques[J]. *Hand Surg Rehabil*, 2025, 44(5): 102264.
- [11] MEKKI Y M, RHIM H C, DANESHVAR D, et al. Applications of artificial intelligence in ultrasound imaging for carpal-tunnel syndrome diagnosis: a scoping review[J]. *Int Orthop*, 2025, 49(4): 965-973.
- [12] TEUNIS T, DOMICO A, RING D, et al. Diagnosis of mild-to-moderate idiopathic median neuropathy at the carpal tunnel based on signs and symptoms is discordant from diagnosis based on electrodiagnostic studies and ultrasound[J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2024, 482(1): 134-140.
- [13] SETH I, XIE Y, RODWELL A, et al. Exploring the role of a large language model on carpal tunnel syndrome management: an observation study of ChatGPT[J]. *J Hand Surg Am*, 2023, 48(10): 1025-1033.
- [14] SIM J, LEE S, KIM S, et al. Diagnosis of carpal tunnel syndrome using deep learning with comparative guidance[J]. *Clin Neurophysiol*, 2025, 174: 191-197.
- [15] SHINOHARA I, INUI A, MIFUNE Y, et al. Using deep learning for ultrasound images to diagnose carpal tunnel syndrome with high accuracy[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2022, 48(10): 2052-2059.
- [16] FAEGHI F, ARDAKANI A A, ACHARYA U R, et al. Accurate automated diagnosis of carpal

tunnel syndrome using radiomics features with ultrasound images: a comparison with radiologists' assessment[J]. *Eur J Radiol*, 2021, 136: 109518.

[17] SHI X, YU T, YUAN Y, et al. Multimodal deep learning for grading carpal tunnel syndrome: a multicenter study in China[J]. *Acad Radiol*, 2025, 32(8): 4705-4723.

[18] PENG J, ZENG J, LAI M, et al. One-stop automated diagnostic system for carpal tunnel syndrome in ultrasound images using deep learning[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2024, 50(2): 304-314.

[19] ŞAHİN H, ÇALIŞKAN H, USLUOY M Y. Comparison of the modified method and the median sensory-ulnar motor latency difference in the diagnosis of carpal tunnel syndrome[J]. *J Clin Neurosci*, 2022, 104: 103-106.

[20] ÖTEN E, AYGÜN BILECIK N, UĞUR L. Use of machine learning methods in diagnosis of carpal tunnel syndrome[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2026, 29(4): 838-848.

[21] BAKALIS D, KONTOGIANNIS P, NTAIS E, et al. Carpal tunnel syndrome automated diagnosis: a motor vs. sensory nerve conduction-based approach[J]. *Bioengineering (Basel)*, 2024, 11(2): 175.

[22] INUI A, TAKASE F, LUCCHINA S, et al. Prediction of electrophysiological severity and Carpal Tunnel Syndrome Instrument changes after carpal tunnel release using machine learning model[J]. *Appl Sci*, 2025, 15(4): 1812.

[23] DONG Y, ZHUANG Y, LI L, et al. Carpal tunnel syndrome diagnosis: a narrative review of complementary roles of neuromuscular ultrasound and electrodiagnostic studies[J]. *Med Sci Monit*, 2026, 32: e952034.

[24] FUJITA K, WATANABE T, KUROIWA T, et al. A tablet-based app for carpal tunnel syndrome screening: diagnostic case-control study[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2019, 7(9): e14172.

[25] KOYAMA T, SATO S, TORIUMI M, et al. A screening method using anomaly detection on a smartphone for patients with carpal tunnel syndrome: diagnostic case-control study[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2021, 9(3): e26320.

[26] WATANABE T, KOYAMA T, YAMADA E, et al. The accuracy of a screening system for carpal tunnel syndrome using hand drawing[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(19): 4437.

[27] MANOOCHEHRI Z, MANOOCHEHRI S, BAGHERI S R, et al. Machine learning applications in forecasting patient satisfaction and clinical outcomes after carpal tunnel release: a retrospective study[J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2025, 26(1): 813.

[28] YETİŞ M, KOCAMAN H, CANLI M, et al. Carpal tunnel syndrome prediction with machine learning algorithms using anthropometric and strength-based measurement[J]. *PLoS One*, 2024, 19(4): e0300044.

[29] REZAEI M, ROSHANDEL H, RAHIMIBARGHANI S, et al. Predictors of pain intensity in carpal tunnel syndrome: development and validation of a model[J]. *Clin Neurol Neurosurg*, 2024, 243: 108395.

[30] PARK D, KIM B H, LEE S E, et al. Machine learning-based approach for disease severity

classification of carpal tunnel syndrome[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 17464.

[31] ELSEDDIK M, ALNOWAISER K, MOSTAFA R R, et al. Deep learning-based approaches for enhanced diagnosis and comprehensive understanding of carpal tunnel syndrome[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(20): 3211.

[32] EL-MAGHRABY A M, ALMALKI Y E, BASHA M A A, et al. Diagnostic accuracy of integrating ultrasound and shear wave elastography in assessing carpal tunnel syndrome severity: a prospective observational study[J]. *Orthop Res Rev*, 2024, 16: 111-123.

[33] YU B, DU J, LIU Y, et al. Body surface area-adjusted median nerve cross-sectional area and multimodal ultrasound improve diagnosis of carpal tunnel syndrome[J]. *Front Surg*, 2026, 13: 1774737.

[34] WU C, WANG W, XIE X, et al. Multimodal ultrasound imaging for pre- and postoperative evaluation of carpal tunnel syndrome[J]. *Acad Radiol*, 2026, 33(4): 1600-1607.

[35] VASEY B, NAGENDRAN M, CAMPBELL B, et al. Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI[J]. *Nat Med*, 2022, 28(5): 924-933.