综　　述 DOI: 10.11724/jdmu.2026.03.09

深度学习在肌骨超声中的研究进展

刘伟杰[1], 葛春璐[2], 闫玉梅[1], 李姝君[1], 吕欣阳[1]

(1. 大连医科大学附属第一医院 超声科, 辽宁 大连 116011; 2. 大连医科大学附属第一医院 外科门诊, 辽宁 大连 116011)

[摘要] 肌骨超声在肌肉骨骼系统疾病诊疗中发挥着重要作用, 但其诊断效能受限于操作者经验与主观视觉评估, 而深度学习技术通过图像高维特征的自动提取、像素级分割及目标智能检测, 有效降低了对主观经验的依赖, 为肌骨超声的客观化、定量化分析提供了重要技术支撑。本文充分阐述深度学习的基本原理, 并重点围绕骨骼、关节与软骨、骨骼肌与肌腱、外周神经等关键解剖结构, 详细评述深度学习模型在病灶自动分割、目标识别、疾病分类与参数定量测量中展现出的优异效能, 有效促进肌肉骨骼疾病诊疗的精准化与智能化。

[关键词] 人工智能; 超声检查; 肌肉骨骼; 关节; 神经

[中图分类号] R445.1; TP391.41　　[文献标志码] A　　文章编号: 1671-7295(2026)03-0252-07

Research progress of deep learning in musculoskeletal ultrasound

LIU Weijie[1], GE Chunlu[2], YAN Yumei[1], LI Shujun[1], LYU Xinyang[1]

(1. *Department of Ultrasound, the First Affiliated Hospital of Dalian Medical University, Dalian* 116011, *China*; 2. *Surgery Outpatient Department, the First Affiliated Hospital of Dalian Medical University, Dalian* 116011, *China*)

[**Abstract**] Musculoskeletal ultrasound plays a crucial role in the diagnosis and treatment of musculoskeletal system diseases. However, its diagnostic performance is limited by operator's experience and subjective visual assessment. Deep learning technology, through the automatic extraction of high-dimensional image features, pixel-level segmentation, and intelligent detection of targets, effectively reduces dependence on subjective experience and provides important technical support for the objective and quantitative analysis of musculoskeletal ultrasound. This article comprehensively describes the basic principles of deep learning and focuses on key anatomical structures, such as bones, joints and cartilage, muscles and tendons, peripheral nerves, etc., to provide a detailed review of the excellent performance of deep learning models in automatic lesion segmentation, target recognition, disease classification, and parameter quantitative measurement, effectively promoting the precision and intelligence of musculoskeletal disease diagnosis and treatment. Finally, this article looks forward to future research directions based on existing limitations.

[**Keywords**] artificial intelligence; ultrasonography; musculoskeletal; joints; nerve

随着超声探头频率的不断提升, 以及高频超声、超声弹性成像、增强超声、三维超声、动态超声等技术的持续革新, 肌骨超声已在形态、回声、血流、硬度等多方面为临床疾病诊断、分级以及预后评估提供了更为动态、实时、全面的依据。尽管如此, 超声检查仍高度依赖操作者手动采集图像, 并依靠视觉判断来识别疾病, 具有较强的主观依赖性, 在一定程度上制约了其诊断的稳定性和准确性。在人工智能快速发展的背景下, 深度学习在图像自动识别与成像数据定量评估方面表现出色, 有助于提高诊断的准确性和可重复性。目前, 深度学习在超声数据分析中的三项基本任务为分割、识别与分类, 并在此基础上实现解剖定位、目标检测、病变分割、计算机辅助诊断和预后评估等功能。本文拟系统梳理人工智能核心技

基金项目: 辽宁省研究生教育教学改革研究项目(LNYJG2024223)

第一作者简介: 刘伟杰(1999—), 女, 硕士研究生。E-mail: 961317607@qq.com

通信作者: 葛春璐, 副主任护师。 E-mail: 107424002@qq.com

术原理及其在肌骨超声领域的研究进展，重点探讨深度学习在骨骼、关节、肌肉、肌腱及外周神经等结构中的应用效能，分析现有局限，并探讨未来优化方向。

1 深度学习

深度学习是人工智能与机器学习的重要分支，突破了传统机器学习高度依赖人工特征提取的瓶颈[1-2]，其依托多层人工神经网络架构[3]，能够直接从海量超声原始数据中自动学习并提取组织纹理、边界和形态等高阶特征，从而实现从输入图像到输出诊断结果的“端到端”分析。在处理医学影像任务中，卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）是深度学习中最核心且应用最广泛的基础模型[4]。典型的CNN模型通常由卷积层、非线性层、池化层及全连接层交替堆叠而成，这种深层网络架构赋予了模型逐层提取并解析超声图像中解剖结构与病变细节的能力[5]。CNN的临床应用主要聚焦于目标检测、图像分割与疾病分类三大核心任务。针对不同的临床诊疗需求，各类经典CNN架构展现出了良好的自适应性与应用前景，在解剖结构与病灶的“图像分割”任务中，全卷积神经网络（fully convolutional neural networks, FCN）[6]及其衍生的U-Net模型[7]最为常用，U-Net通过融合医学影像数据的上下文信息，可显著提升复杂解剖结构的分割精度和鲁棒性[8-9]。而在“目标检测”与“疾病分类”任务中，DenseNet[10]和ResNet[11]等经典CNN架构凭借其优异的特征提取能力，能够敏锐捕捉病变组织的细微声学改变，为临床精准诊断与病情客观分级提供了坚实的技术支撑。

2 深度学习在肌骨超声中的应用进展

在肌骨超声诊疗中，深度学习模型通常执行两大关键任务：一是目标区域的识别定位，二是疾病的诊断与严重程度的分级。模型可首先通过定位算法确定感兴趣区域，继而对解剖结构进行精确的轮廓分割。在决策输出上，模型支持二分类定性诊断或多分类病情评估，然而，此类模型的泛化与分类性能表现直接受制于原始超声图像质量。因此，基于深度学习的图像增强技术已成为当前的研究热点[3]，可为后续深度特征的挖掘提供更优质的图像基础。

2.1 骨 骼

受伪影干扰、对比度不足及超声视野局限等因素影响，骨骼超声成像中边界识别难度较大，深度学习通过自动分割与特征提取，可显著提升骨骼结构的识别精度与分析效率[12]。

在特发性脊柱侧弯的诊断与评估中，传统的Cobb角测量依赖于X线片，它通过测量脊柱冠状面上弯曲的倾斜角度来量化脊柱侧弯的严重程度，但患者存在辐射暴露风险[13]，而超声在脊柱侧弯的长期随访与监测中展现出与X线成像相当的准确性和可靠性。Wong等[14]开发的基于CNN的三维超声算法，可自动识别椎板并计算Cobb角，其测量结果与金标准测量结果高度一致，平均绝对误差（3.6±3.0）°，成功为临床提供了一种安全、无辐射且可高频重复的长期监测替代方案，极大地优化了学龄期患者的随访管理。

在婴幼儿髋关节发育不全（developmental dysplasia of the hip, DDH）的早期筛查中，Graf方法是目前临床应用最广泛的诊断方法，该方法需获取标准的髋关节冠状切面，并精准构建由髂骨下缘基线、骨性髋臼顶线及纤维软骨顶线组成的三条基准线，通过测量α角（反映骨性覆盖）与β角（评估软骨覆盖）对髋关节形态结构进行静态量化评估。然而，Graf方法对超声标准切面的要求极高，且存在严重的观察者内部及观察者间主观变异性，极易导致误诊或漏诊[15]。深度学习技术的介入有效打破了这一人工测量的瓶颈。Huang等[16]开发了一种基于深度学习的DDH自动诊断系统，能够自动检测与分割关键区域，并测量α、β角等关键指标，实现“端到端”的自动化诊断，准确率达98.64%，但其“黑箱”特性在一定程度上限制了关键解剖特征的临床可解释性。为提升模型的可解释性，Chen等[15]构建了一种通过识别髋关节5个关键解剖点来自动测量α角和β角的CNN模型，该模型对异常髋关节（α角＜60°）和发育不良髋关节（α角＜50°）的诊断准确率分别为93.7%和97.4%。此外，另有研究进一步对比了“端到端”回归、关键标志点检测、基线识别等三种不同CNN架构的性能差异，发现基于关键标志点测量角度的CNN诊断准确性最佳[17]。与上述延续传统Graf量化体系的思路不同，Sezer等[18]采取了更为创新的路线，其开发的定制化CNN则完全规避传统Graf方法中易出错的α、β角测量环节，直接通过提取超声图像的形态学与纹理特征来实现儿童髋关节分类，将分类准确率从基准值92.29%提升至97.70%，不仅克服了人工测量变异性的固有局限，也为大规模、标准化的儿童髋关节群体筛查提供了可靠的技术支撑。

除辅助诊断外，人工智能在肌骨超声中的应用还可拓展至协助骨科手术、脊神经阻滞等临床实践的精准操作。Ruixuan等[19]提出了一种融合机器人辅助超声系统的自动化框架：通过U-Net模型自动分割解析解剖特征，实现脊柱结构的高质量三维重建，该方

法在仿真体模和人体标本中的重建精度分别达到（1.28±0.87）mm 和（1.74±0.89）mm，为脊柱手术导航提供了可靠的无辐射创新方案。在脊神经阻滞方面，可视化的重点是外部骨骼解剖，以引导针头穿过软组织[20]，基于 U-Net 框架开发的实时识别系统在胸椎旁阻滞关键解剖结构的识别中表现出色[21]，其中椎旁间隙的 Dice 相似系数达到 0.86，肺组织识别准确率高达 95.4%。这种实时辅助机制可帮助临床医师更精准地引导穿刺针避开关键结构，从而显著提升操作的成功率与安全性。

2.2 关节与软骨

在关节疾病的评估中，肌骨超声可以清楚地看到关节内骨皮质表面、软骨、滑膜、韧带等的精细结构，但传统的视觉分析或半定量分析很容易受屏幕亮度、对比度和观察者临床经验的影响，深度学习技术通过对病变区域的精准定位与自动化特征量化，可有效克服主观视觉评估的局限性，使关节疾病的诊断与严重程度分级更加客观、准确。

类风湿性关节炎（rheumatoid arthritis, RA）是一种常见的全身性炎症疾病，滑膜炎是其核心的病理特征，在超声中主要表现为滑膜增厚与异常血流信号[10]。目前，临床通用的 EULAR-OMERACT 半定量评分系统高度依赖高年资医师的主观视觉判断，容易产生观察者间的评分偏差，深度学习系统的引入，使烦琐的滑膜区域识别与分级过程得以自动化[10, 22]。针对滑膜炎检测的常见分类算法通常包括皮肤边界、骨边界的勾画以及滑膜区域的分割三个关键步骤[23]，在此基础上，Tang 等[22] 开发的深度 CNN 滑膜炎分类算法在 RA 的检出率（＞90%）及四点量表分级任务中均表现优异。而针对传统计算机辅助诊断系统主要依赖灰度图像的局限性，He 等[24] 提出了一种基于 ResNet 架构的多模态深度学习框架，创新性地融合了静态灰度、动态灰度、静态功率多普勒和动态功率多普勒对滑膜炎进行自动化分级，其中动态模型在评分任务中的表现不仅优于静态模型，甚至超越了高年资超声医师的水平（类内相关系数 0.239～0.756，P＜0.05）。尽管多模态融合大幅提升了诊断精度，但该技术对数据标准化采集的严苛要求仍是目前临床推广的主要瓶颈。

除滑膜病变外，软骨损伤也是导致 RA 患者关节功能受损的关键因素，其中软骨厚度是重要的评估指标。目前，人工智能模型对软骨的评估主要聚焦于图像增强、自动分割以及厚度测量三个核心技术环节。Fiorentino 等[25] 基于 CNN 框架实现了掌指关节软骨厚度的全自动测量，其测量结果与专业人士手工标注表现出高度一致性［平均绝对误差（0.032±0.026）mm］，有效解决了临床测量中可重复性差的问题。

膝关节软骨变薄、回声不均同样也是骨性关节炎的重要影像学特征，由于关节软骨极薄且边界模糊，传统的人工手动测量软骨厚度不仅费时，且重复测量误差大。Hossain 等[26] 提出的直方图均衡化技术可显著提升膝关节软骨图像的对比度，为自动化检测系统提供更优质的图像基础，后续的研究表明，基于 U-Net 算法的软骨分割模型与人工标注结果具有良好的一致性，Dice 相似系数达（73.1±3.9）%[27]，可为膝关节软骨厚度的重复性测量提供可靠工具。这些技术不仅限于影像评估，在手术导航中也展现出独特价值。Antico 等[28] 基于 U-Net 框架开发的动态容积超声分割算法，可实现股骨软骨的实时精确定位（误差＜1.2 mm），有效降低了机器人辅助膝关节镜手术中误伤健康软骨的风险，为微创外科手术提供了精准诊疗的新途径。

2.3 骨骼肌与肌腱

骨骼肌与肌腱病变的超声评估高度依赖对组织回声、纹理变化及形态学参数的精准判读，传统人工评估不仅耗时，且极易受主观经验限制。深度学习技术有效推动了该领域超声评估向自动化与客观量化方向发展。

在肌肉病变的智能分类方面，回声性与纹理特征的改变是评估病理状态的关键参数。Yi 等[11] 采用迁移学习策略，将预训练的 VGG19、ResNet-50 和 DenseNet121 模型应用于股直肌的灰阶与剪切波弹性图像，直接挖掘灰阶或剪切波弹性图像中肉眼难以察觉的高阶纹理特征，用于预测肌肉减少症，结果显示，基于弹性成像的模型（最高 80.0% 准确率）略优于基于灰阶图像的模型（75.0%），但该研究尚局限于单一肌肉部位的特征分析。相比之下，Burlina 等[29] 则系统性采集了 7 个不同肌肉部位的超声图像，其构建的 AlexNet 架构在区分特发性肌炎和健康肌肉时达到 86% 的准确率，但该模型在区分肌炎亚型方面表现有限（准确率仅为 68%），这可能与不同亚型间病理改变较为相似及样本量不足有关。

在肌肉形态量化与功能评估领域，基于人工智能的模型在预测肌肉神经生物力学状态方面也展现出良好潜力。Cunningham 等[30] 创新性地结合二维超声与同步肌电图检查，用 CNN 模型动态解码小腿肌肉在不同关节角度及肌电活动下的神经生物力学特性，为肌营养不良症等疾病的个性化评估提供了无创的新方案，有望成为传统肌电图检查的重要补充。在肌肉厚度测量方面，Saleh 等[31] 通过改进前馈神经网络实现了二维超声中肌肉厚度的全自动测量，其平均绝

对误差仅为 0.312 mm，几乎达到了超声技术人员的专业水准。此外，肌肉横截面积的自动分割与测量也取得了突破，有研究基于预训练 VGG16 为编码器的改进型 U-Net 模型构建了三种肌肉特异性卷积神经网络，实现了人体股直肌、股外侧肌、腓肠肌内侧肌和外侧肌全景超声图像的分割和面积测量[32]，在减少测量时间的同时提高了可重复性，有望成为临床评估肌肉萎缩及康复进展的可靠工具[33]。

在肌腱病变诊断与手术导航领域，计算机辅助分割系统同样展现出重要价值。Chiu 等[34] 开发了基于 DenseNet 的诊断模型，通过挖掘钙化灶的后方声影、边缘锐利度等微细回声特征，在肩袖钙化性肌腱炎的诊断中达到 91% 的准确率。而在介入治疗方面，Kuok 等[35] 则利用 DenseNet 模型实现了肌腱与腱鞘的实时动态识别，并将其集成到超声引导系统中，为辅助扳机指手术开辟了智能化、可视化导航的新途径。总之，人工智能在肌肉和肌腱疾病中的应用不仅提高了诊断的准确性和效率，还为个性化治疗和手术规划提供了新的技术支持。

2.4 外周神经

外周神经疾病的超声诊断主要依托于对神经形态结构的定性评估以及横截面积等指标的定量测量，同时也是神经阻滞不可或缺的可视化导航手段。近年来，深度学习算法凭借在结构快速识别、高精度分割与自动化定量领域的独特优势，正在显著提升卡压性神经病的智能化诊断效能与介入操作的安全性。

在腕管综合征的诊疗中，传统人工测量不仅耗时，且极易受主观经验干扰，深度学习技术在静态断层量化与动态特征追踪均取得了重要进展。Smerilli 等[36] 利用 CNN 实现了腕管水平正中神经横截面积的自动识别与测量，有效解决了单一切面高精度量化的问题，其准确率高达 94%。为了进一步克服静态影像无法评估神经动态形变的局限，Festen 等[37] 采用 99 例腕管综合征的 5 560 帧动态超声序列训练 U-Net，实现了正中神经的帧到帧跟踪与通路的可视化，通过自动化测量神经周长、面积并量化其运动幅度，将复杂的解剖运动转化为标准化的数字指标，从而在显著缩短检测时间的同时，大幅提升了不同观察者间评估的一致性。此外，对于肘管综合征，研究者基于迁移学习框架，利用 ResNet-50、MobileNet_v2 与 EfficientNet 三种架构对肘部尺神经超声图像进行训练，最终模型在测试中达到 0.90 的准确率与 1.00 的召回率。通过可解释性方法分析发现，模型决策主要依赖于尺神经外膜及其周围软组织的回声特征，降低了对传统量化指标的依赖，展现了深度学习挖掘影像中隐含诊断信息的潜力[38]。

人工智能在神经分割和解剖标志物识别技术的另一个重要应用是为外周神经阻滞过程提供实时引导。传统的超声引导极度依赖麻醉医师的实时解剖辨识能力，而基于深度学习的系统有效解决了“穿刺定位慢、易误伤”的临床痛点。Berggreen 等[39] 和 Huang 等[40] 报告了基于 U-Net 框架的深度学习模型在股神经实时识别方面的良好表现，其中 Berggreen 研究团队收集了 48 例患者的 1 410 幅超声图像进行训练，结果显示模型平均交并比达到 74%，在稳定识别股神经解剖结构的同时大幅缩短了定位时间，有潜力提高股神经阻滞的成功率。在此基础上，Gungor 等[41] 进一步将视角泛化至周围解剖标志物，开发了一种实时环境下的智能标注工具，该工具能够在 93.5% 的案例中正确识别目标结构，实现了穿刺路径的动态规划，有效降低穿刺过程中误伤血管或其他重要组织的风险，显著提高了外周神经阻滞的安全性。

深度学习在骨骼、关节与软骨、骨骼肌与肌腱、外周神经等解剖部位肌骨超声中的临床应用进展见表 1。

表 1 深度学习在肌骨超声中的研究进展

Tab. 1 Research progress of deep learning in musculoskeletal ultrasound

部位	文献	年份/年	图像	算法	临床应用
骨骼	[14]	2022	三维超声图像	CNN	特发性脊柱侧弯中Cobb角的测量
	[15]	2024	灰阶超声图像	ResNet-50	髋关节发育不良的Graf分型自动识别
	[16]	2023	灰阶超声图像	Mobilef，NetV2	婴儿髋关节发育不良自动化诊断
	[17]	2022	灰阶超声图像	CNN	婴儿髋关节角度的自动化测定
	[18]	2020	灰阶超声图像	CNN	髋关节发育不良的Graf分型自动识别
	[19]	2023	三维超声图像	U-Net	在机器人辅助超声（rUS）系统中，自动处理解剖特征并进行高质量的三维超声重建，用于脊柱手术指导

表 1（续）

Tab. 1 (continued)

部位	文献	年份/年	图像	算法	临床应用
	[21]	2023	灰阶超声图像	U-Net	自动识别胸骨旁的解剖结构，指导脊神经阻滞
关节与软骨	[22]	2019	灰阶超声图像	CNN	RA中滑膜炎的诊断与分级
	[10]	2022	灰阶超声图像	DenseNet	RA中滑膜炎的诊断与分级
	[24]	2024	静态灰阶超声图像、动态灰阶超声图像、静态功率多普勒超声图像、动态功率多普勒超声图像	ResNet	采用多模态超声图像的深度学习模型评估滑膜炎严重程度
	[25]	2022	灰阶超声图像	CNN	自动分割并测量软骨的厚度
	[27]	2022	灰阶超声图像	U-Net	自动分割膝关节软骨，进一步行三维重建
	[28]	2020	动态容积超声	U-Net	实时、动态定位并分割膝关节软骨，为构建自主化机器人手术平台提供了关键技术支持
骨骼肌与肌腱	[11]	2022	灰阶超声图像和剪切波弹性图像	VGG19、ResNet-50、DenseNet121	对股直肌进行分类并预测肌肉减少症
	[29]	2017	灰阶超声图像	AlexNet、随机森林	炎症性肌炎的识别与亚型区分
	[30]	2020	灰阶超声图像	CNN	同步肌电图检查，评估小腿肌肉在不同关节角度和肌电活动下的神经生物力学特性
	[31]	2021	灰阶超声图像与视频	FCN	自动测量腹部肌肉厚度，用于诊断并制定针对腰痛患者的治疗计划
	[32]	2022	全景超声图像	U-Net	自动分割并测量股直肌、股外侧肌、腓肠肌内侧肌和外侧肌横截面积
	[34]	2022	灰阶超声图像	DenseNet	计算机辅助诊断肩袖钙化性肌腱炎
	[35]	2020	灰阶超声图像	DenseNet	识别与分割手指肌腱与腱鞘，辅助扳机指手术
周围神经	[36]	2022	灰阶超声图像	Mask R-CNN	自动识别及测量腕管水平正中神经横截面积
	[37]	2021	灰阶超声图像	U-Net	自动分割并测量正中神经的横截面积与周长，量化其运动幅度
	[38]	2022	灰阶超声图像	ResNet-50、MobileNet、EfficientNet	识别尺神经外膜及周围软组织，实现肘管综合征的超声诊断
	[39]	2023	灰阶超声图像	U-Net	自动识别股神经，提高神经阻滞成功率
	[40]	2019	灰阶超声图像	U-Net	自动识别股神经，提高神经阻滞成功率
	[41]	2021	灰阶超声视频	基于人工智能的实时解剖识别软件	解释周围神经阻滞的超声图像，协助超声引导下斜角肌间、锁骨上、锁骨下和腹横平面神经阻滞

3 小结与展望

深度学习为肌骨超声的疾病诊断、评估以及临床操作指导提供了强大的“端到端”自动化工具，但其“黑箱”特性与数据依赖性会影响临床应用的可解释性与泛化能力。目前，深度学习面临三大共性难题：

图像采集与处理缺乏统一标准、模型训练依赖单一模态数据，以及算法决策过程透明度不足，限制了其临床信任度。针对上述问题，未来可从三方面突破技术瓶颈：（1）建设多中心标准化共享数据库：统一图像采集协议，提升模型的鲁棒性与泛化能力；（2）开发多模态融合分析技术：整合超声弹性成像、三维超声、多普勒血流等多模态数据，挖掘高阶特征以增强诊断全面性；（3）构建可解释性人工智能框架：结合注意力机制、特征可视化等技术解析模型决策依据，提升临床信任度并适配实际场景需求。通过上述途径，人工智能驱动的肌骨超声未来有望成为肌骨疾病精准诊疗的核心工具。

参考文献：

[1] Rana M, Bhushan M. Machine learning and deep learning approach for medical image analysis: diagnosis to detection[J]. Multimed Tools Appl, 2023, 82(17): 26731-26769. DOI: 10.1007/s11042-022-14305-w.

[2] 刘艳东, 程晓光, 于爱红. 基于深度学习的人工智能在肌骨影像中的研究进展 [J]. 医学影像学杂志, 2022, 32(2): 339-341.

[3] Yi J, Kang HK, Kwon JH, et al. Technology trends and applications of deep learning in ultrasonography: image quality enhancement, diagnostic support, and improving workflow efficiency[J]. Ultrasonography, 2021, 40(1): 7-22. DOI: 10.14366/usg.20102.

[4] Lin TM, Lee HY, Chang CK, et al. Identification of tophi in ultrasound imaging based on transfer learning and clinical practice[J]. Sci Rep, 2023, 13: 12507. DOI: 10.1038/s41598-023-39508-5.

[5] Shen YT, Chen L, Yue WW, et al. Artificial intelligence in ultrasound[J]. Eur J Radiol, 2021, 139: 109717. DOI: 10.1016/j.ejrad.2021.109717.

[6] Zhu FC, Liu MY, et al. Automatic measurement of fetal femur length in ultrasound images: a comparison of random forest regression model and SegNet[J]. Math Biosci Eng, 2021, 18(6): 7790-7805. DOI: 10.3934/mbe.2021387.

[7] 袁琳, 张雨, 丁炎, 等. 基于优化 U-Net 神经网络模型在乳腺肿瘤超声图像分割中的应用 [J]. 医学影像学杂志, 2023, 33(6): 1081-1085. DOI: 10.20258/j.cnki.1006-9011.2023.06.033.

[8] Tang SY, Yang X, Shajudeen P, et al. A CNN-based method to reconstruct 3-D spine surfaces from US images *in vivo*[J]. Med Image Anal, 2021, 74: 102221. DOI: 10.1016/j.media.2021.102221.

[9] Lyu J, Bi XJ, Banerjee S, et al. Dual-task ultrasound spine transverse vertebrae segmentation network with contour regularization[J]. Comput Med Imaging Graph, 2021, 89: 101896. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101896.

[10] Wu M, Wu H, Wu LL, et al. A deep learning classification of metacarpophalangeal joints synovial proliferation in rheumatoid arthritis by ultrasound images[J]. J Clin Ultrasound, 2022, 50(2): 296-301. DOI: 10.1002/jcu.23143.

[11] Yi J, Shin Y, Hahn S, et al. Deep learning based sarcopenia prediction from shear-wave ultrasonographic elastography and gray scale ultrasonography of rectus femoris muscle[J]. Sci Rep, 2022, 12: 3596. DOI: 10.1038/s41598-022-07683-6.

[12] Pandey PU, Quader N, Guy P, et al. Ultrasound bone segmentation: a scoping review of techniques and validation practices[J]. Ultrasound Med Biol, 2020, 46(4): 921-935. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2019.12.014.

[13] Jin C, Wang SR, Yang GD, et al. A review of the methods on Cobb angle measurements for spinal curvature[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3258. DOI: 10.3390/s22093258.

[14] Wong J, Reformat M, Parent E, et al. Convolutional neural network to segment laminae on 3D ultrasound spinal images to assist Cobb angle measurement[J]. Ann Biomed Eng, 2022, 50(4): 401-412. DOI: 10.1007/s10439-022-02925-0.

[15] Chen YP, Fan TY, Chu CC, et al. Automatic and human level Graf's type identification for detecting developmental dysplasia of the hip[J]. Biomed J, 2024, 47(2): 100614. DOI: 10.1016/j.bj.2023.100614.

[16] Huang BX, Xia B, Qian JK, et al. Artificial intelligence-assisted ultrasound diagnosis on infant developmental dysplasia of the hip under constrained computational resources[J]. J Ultrasound Med, 2023, 42(6): 1235-1248. DOI: 10.1002/jum.16133.

[17] Oelen D, Kaiser P, Baumann T, et al. Accuracy of trained physicians is inferior to deep learning-based algorithm for determining angles in ultrasound of the newborn hip[J]. Ultraschall Med, 2022, 43(5): e49-e55. DOI: 10.1055/a-1177-0480.

[18] Sezer A, Sezer HB. Deep convolutional neural network-based automatic classification of neonatal hip ultrasound images: a novel data augmentation approach with speckle noise reduction[J]. Ultrasound Med Biol, 2020, 46(3): 735-749. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2019.09.018.

[19] Li RX, Davoodi A, Cai YY, et al. Robot-assisted ultrasound reconstruction for spine surgery: from bench-top to pre-clinical study[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2023, 18(9): 1613-1623. DOI: 10.1007/s11548-023-02932-z.

[20] Gueziri HE, Santaguida C, Collins DL. The state-of-the-art in ultrasound-guided spine interventions[J]. Med Image Anal, 2020, 65: 101769. DOI: 10.1016/j.media.2020.101769.

[21] Zhao YP, Zheng SQ, Cai N, et al. Utility of artificial intelligence for real-time anatomical landmark identification in ultrasound-guided thoracic paravertebral block[J]. J Digit Imag, 2023, 36(5): 2051-2059. DOI: 10.1007/s10278-023-00851-8.

[22] Tang J, Jin ZB, Zhou X, et al. Enhancing convolutional neural network scheme for rheumatoid arthritis grading with limited

clinical data[J]. Chin Phys B, 2019, 28(3): 038701. DOI: 10.1088/1674-1056/28/3/038701.

[23] Hemalatha RJ, Vijaybaskar V, Thamizhvani TR. Automatic localization of anatomical regions in medical ultrasound images of rheumatoid arthritis using deep learning[J]. Proc Inst Mech Eng H, 2019, 233(6): 657-667. DOI: 10.1177/0954411919845747.

[24] He XL, Wang M, Zhao CY, et al. Deep learning-based automatic scoring models for the disease activity of rheumatoid arthritis based on multimodal ultrasound images[J]. Rheumatology (Oxford), 2024, 63(3): 866-873. DOI: 10.1093/rheumatology/kead366.

[25] Fiorentino MC, Cipolletta E, Filippucci E, et al. A deep-learning framework for metacarpal-head cartilage-thickness estimation in ultrasound rheumatological images[J]. Comput Biol Med, 2022, 141: 105117. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.105117.

[26] Hossain MB, Lai KW, Pingguan-Murphy B, et al. Contrast enhancement of ultrasound imaging of the knee joint cartilage for early detection of knee osteoarthritis[J]. Biomed Signal Process Control, 2014, 13: 157-167. DOI: 10.1016/j.bspc.2014.04.008.

[27] du Toit C, Orlando N, Papernick S, et al. Automatic femoral articular cartilage segmentation using deep learning in three-dimensional ultrasound images of the knee[J]. Osteoarthr Cartil Open, 2022, 4(3): 100290. DOI: 10.1016/j.ocarto.2022.100290.

[28] Antico M, Sasazawa F, Dunnhofer M, et al. Deep learning-based femoral cartilage automatic segmentation in ultrasound imaging for guidance in robotic knee arthroscopy[J]. Ultrasound Med Biol, 2020, 46(2): 422-435. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2019.10.015.

[29] Burlina P, Billings S, Joshi N, et al. Automated diagnosis of myositis from muscle ultrasound: exploring the use of machine learning and deep learning methods[J]. PLoS One, 2017, 12(8): e0184059. DOI: 10.1371/journal.pone.0184059.

[30] Cunningham RJ, Loram ID. Estimation of absolute states of human skeletal muscle *via* standard B-mode ultrasound imaging and deep convolutional neural networks[J]. J R Soc Interface, 2020, 17(162): 20190715. DOI: 10.1098/rsif.2019.0715.

[31] Saleh A, Laradji IH, Lammie C, et al. A deep learning localization method for measuring abdominal muscle dimensions in ultrasound images[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2021, 25(10): 3865-3873. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3085019.

[32] Ritsche P, Wirth P, Cronin NJ, et al. DeepACSA: automatic segmentation of cross-sectional area in ultrasound images of lower limb muscles using deep learning[J]. Med Sci Phys Exerc, 2022, 54(12): 2188-2195. DOI: 10.1249/mss.0000000000003010.

[33] Nhat PTH, Van Hao N, Yen LM, et al. Clinical evaluation of AI-assisted muscle ultrasound for monitoring muscle wasting in ICU patients[J]. Sci Rep, 2024, 14: 14798. DOI: 10.1038/s41598-024-64564-w.

[34] Chiu PH, Boudier-Revéret M, Chang SW, et al. Deep learning for detecting supraspinatus calcific tendinopathy on ultrasound images[J]. J Med Ultrasound, 2022, 30(3): 196-202. DOI: 10.4103/jmu.jmu_182_21.

[35] Kuok CP, Yang TH, Tsai BS, et al. Segmentation of finger tendon and synovial sheath in ultrasound image using deep convolutional neural network[J]. BioMedical Eng OnLine, 2020, 19(1): 24. DOI: 10.1186/s12938-020-00768-1.

[36] Smerilli G, Cipolletta E, Sartini G, et al. Development of a convolutional neural network for the identification and the measurement of the Median nerve on ultrasound images acquired at carpal tunnel level[J]. Arthritis Res Ther, 2022, 24(1): 38. DOI: 10.1186/s13075-022-02729-6.

[37] Festen RT, Schrier VJMM, Amadio PC. Automated segmentation of the Median nerve in the carpal tunnel using U-net[J]. Ultrasound Med Biol, 2021, 47(7): 1964-1969. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2021.03.018.

[38] Shinohara I, Inui A, Mifune Y, et al. Diagnosis of cubital tunnel syndrome using deep learning on ultrasonographic images[J]. Diagnostics, 2022, 12(3): 632. DOI: 10.3390/diagnostics12030632.

[39] Berggreen J, Johansson A, Jahr J, et al. Deep learning on ultrasound images visualizes the femoral nerve with good precision[J]. Healthcare (Basel), 2023, 11(2): 184. DOI: 10.3390/healthcare11020184.

[40] Huang CY, Zhou Y, Tan WL, et al. Applying deep learning in recognizing the femoral nerve block region on ultrasound images[J]. Ann Transl Med, 2019, 7(18): 453. DOI: 10.21037/atm.2019.08.61.

[41] Gungor I, Gunaydin B, Oktar SO, et al. A real-time anatomy ıdentification *via* tool based on artificial ıntelligence for ultrasound-guided peripheral nerve block procedures: an accuracy study[J]. J Anesth, 2021, 35(4): 591-594. DOI: 10.1007/s00540-021-02947-3.

（收稿日期：2025-06-23；修回日期：2026-06-10）
责任编辑：李雅楠