

# 基于人工智能和步态分析的 骨科疾病辅助诊疗方法

季心宇,余思沂,孙圆圆,姬冰

(山东大学控制科学与工程学院,山东 济南 250061)

**摘要:**作为非侵入性方法,步态分析在骨科疾病诊疗中发挥着重要作用。通过观察和分析患者的行走方式,步态分析可以揭示步幅变化、步速减慢和关节角度异常等运动功能问题。这些变化都是脊髓型颈椎病、腰椎管狭窄、骨关节炎等疾病的早期症状。传统的步态分析方法通常需要专业人员人工分析步态测量设备的结果,人工智能技术与步态数据相结合的智能分析方法不仅能够实现步态分析的自动化,还显著提高了分析的客观性、一致性以及准确性。将智能分析方法应用于骨科疾病辅助诊疗有助于骨科疾病的高效准确诊断,并能够通过实时监测患者步态变化,为个性化康复治疗方案的制定提供依据。然而,多模态步态数据融合、人工智能模型可解释性以及步态测量设备的便携易用仍需开展进一步的研究工作,是未来的主要研究方向。本文主要探讨步态智能分析在骨科疾病辅助诊疗中的研究进展以及存在的问题,以期推动步态智能分析技术在更多的临床场景中应用。

**关键词:**步态分析;人工智能;辅助诊疗;骨科疾病;步态数据

中图分类号:R681;TP181

文献标志码:A

## Orthopedic disease diagnosis and treatment assistance methods based on artificial intelligence and gait analysis

Ji Xinyu, Yu Siyi, Sun Yuanyuan, Ji Bing

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, Shandong, China)

**Abstract:** As a non-invasive method, gait analysis plays an important role in the diagnosis and treatment of orthopaedic diseases. By observing and analysing a patient's walking style, gait analysis can reveal motor function problems such as changes in stride length, decreased stride speed and abnormal joint angles, all of which are early symptoms of cervical spondylotic myelopathy, lumbar spinal stenosis, osteoarthritis and other diseases. Traditional gait analysis methods typically require professionals to manually interpret the results from gait measurement devices. The integration of artificial intelligence (AI) technology with gait data has led to intelligent analysis methods that not only automate gait analysis but also significantly enhance the objectivity, consistency, and accuracy of the process. The application of intelligent analysis methods in orthopedic disease diagnosis and treatment can facilitate more efficient and accurate diagnoses and provide valuable insights for personalized rehabilitation plans through real-time monitoring of gait changes. However, challenges such as multimodal gait data fusion, the interpretability of AI models, and the portability and ease of use of gait measurement devices remain areas that require further research and development. These issues represent key directions for future studies. This paper primarily explored the research progress and existing challenges of intelligent gait analysis in assisting orthopedic diagnosis and treatment, with the aim of promoting the wider clinical application of gait analysis technology.

**Key words:** Gait analysis; Artificial intelligence; Assisted diagnosis and treatment; Orthopaedic diseases; Gait data

步态异常可因运动或感觉障碍引起,其特点与病变部位有关,常见于运动系统和神经系统疾病。步态分析在骨科等疾病诊疗中扮演着关键角色。骨科疾病诊断通常依赖于影像学检查,其中脊髓型颈椎病(cervical spondylotic myelopathy, CSM)和腰椎管狭窄(lumbar spinal stenosis, LSS)的诊断金标准为磁共振成像,骨关节炎的诊断金标准为X线成像,而复杂骨折的三维重建、骨结构异常等则依赖于计算机断层扫描成像。然而,影像学检查结果仅能体现患处组织结构的静态特征和病变。步态分析作为影像学检查的有效补充,适用于长时动态监测和功能评估。例如,CSM和LSS患者由于脊髓受压,可能出现行走困难、踉跄、摔倒等步态异常,骨关节炎可能导致患者关节疼痛、肿胀和僵硬,从而影响步态。步态分析能够捕捉患者行走过程中的动态特征,有助于CSM、LSS或骨关节炎等疾病的早期诊断和疗效评估。随着人工智能技术的快速进步,结合先进的传感器和计算机视觉算法,步态智能分析方法能够自动提取异常步态的深层特征,实现疾病早期诊断和疗效评估。本文从步态分析辅助骨科疾病诊疗、人工智能算法、步态数据采集等方面对步态智能分析与骨科疾病辅助诊疗的研究进展进行阐述。

## 1 基于步态分析的骨科疾病辅助诊疗

步态分析是指利用生物力学研究方法对人类行走过程进行定性和定量研究<sup>[1]</sup>。临床上,步态分析能够评估步态功能,为疾病诊断、治疗方案制定以及疗效评估提供辅助<sup>[2]</sup>,例如小儿骨科基于步态分析方法辅助制定患儿的治疗方案,评估其步态改善程度,优化康复训练方案<sup>[3]</sup>。对于关节疾病,特别是类风湿关节炎和骨关节炎,步态分析能够依据患者的关节运动学和动力学数据,描述手术和非手术干预后步态的变化<sup>[4]</sup>。在足踝关节疾病中,步态分析能够评价患者步态异常的程度和性质,为疾病的诊断、异常步态的纠正及相关治疗方法的制定提供重要依据<sup>[5]</sup>。

测力平台、光学或惯性动作捕捉系统、肌电图设备等能够准确测量步态数据。获得上述步态数据后,传统的步态分析方法需要人工分析受试者步态的时空参数、运动学参数和动力学参数等数据,存在效率低、专业要求高、一致性差等问题。此外,步态数据的复杂性也增加了传统步态分析的难度。步态分析涉及多种生物力学特征和运动参数,例如关节

角度、步幅、步速、步频、身体重心轨迹等。这些特征可能通过多个传感器、摄像头或其他测量设备来获取,从而生成大量的高维数据。此外,为了精确描述步态,数据采集设备往往以高频率进行采样,又进一步增加数据的维度。

人工智能技术能够自动学习和分析大数据,对真实世界中的事件做出决策和预测<sup>[6]</sup>。作为人工智能的一种实现技术,机器学习算法可以处理和大量数据,通过训练数据不断改进自身,提高预测的准确性和可靠性。机器学习算法还擅长识别和处理人类难以识别和解释的复杂数据模式,从而减少人为错误或偏见导致的错误决策并提高效率<sup>[7-8]</sup>。作为机器学习的一个重要分支,近年来深度学习在包括医学等诸多领域取得了巨大的进展。深度学习算法不仅能够自动从步态数据中提取并处理丰富的特征,极大减少特征工程的工作量,还擅长处理高维度数据,通过多层神经网络捕捉数据中的复杂模式和关系。此外,它具备良好的扩展性,能够适应更复杂的任务和更大的数据集<sup>[9]</sup>。

人工智能技术与步态数据相结合,在骨科疾病辅助诊疗场景中获得广泛应用。Ji等<sup>[10]</sup>使用确定学习算法,基于CSM患者与健康受试者下肢关节角度特征的差异,实现对CSM的早期检测,二分类准确率达到95.56%。Watanabe等<sup>[11]</sup>对两类LSS患者、外周动脉疾病患者和健康受试者的下肢关节和肌肉的运动学特征进行提取,利用支持向量机进行四分类,准确率达到83%。在深度学习领域,Kwon等<sup>[12]</sup>利用Inception-ResNet-v2和支持向量机处理364例膝骨关节炎(knee osteoarthritis, KOA)患者的步态特征和患处影像图片的深度图像特征,实现KOA严重程度的自动分级,最终Kellgren-Lawrence(KL)0~4级受试者工作特征曲线的曲线下面积(area under curve, AUC)分别为0.93、0.82、0.83、0.88、0.97。Zhou等<sup>[13]</sup>将1050例青少年受试者按科布角大小分为阳性、中性和阴性,构建增强的多任务学习模型ScoNet-MT对其1493个视频序列的447900张人体轮廓图像进行分类,实现脊柱侧凸的检测,三分类准确率达到82%。将步态分析与人工智能技术结合,有助于更好地提取患者步态的异常特征,从而提高步态分析的准确性。

## 2 步态数据采集

当前的步态采集技术可大致分为视频摄像、可穿戴传感器、力平台/力板,以及动作捕捉系统四类。

其中,可穿戴传感器的类别有很多种,包括加速度计、陀螺仪、压力传感器等。动作捕捉系统又分为光

学动作捕捉系统和惯性动作捕捉系统。不同步态采集技术的工作原理和优缺点见表1。

表1 不同步态采集技术的工作原理和优缺点

Table 1 Working principles, advantages and disadvantages of different gait acquisition techniques

采集方式	工作原理	优点	缺点
视频摄像	通过一个或多个摄像头实时记录人体运动的动态影像	简单易行,成本较低,适用广泛,具有非侵入性	受光照和视角限制,测量精度受限,依赖图像处理
可穿戴传感器	通过安装在人体不同部位的各种传感设备记录佩戴者的部分身体运动、姿势变化、肌肉活动等数据	便携舒适,可全天候佩戴,实时监测,适合长时间数据采集,不受环境影响	电池寿命有限,数据受传感器位置偏移影响,信号易受到干扰或失真
力平台/力板	通过安置于地面的力板测量人体的垂直地面反作用力	能够提供高精度和高灵敏度的力和力矩数据	成本较高,需要专门的空间和安装,受限于实验室环境,不利于现场或户外使用
动作捕捉系统	通过光学或惯性传感系统追踪人体在三维空间中的运动轨迹	能够提供高精度的三维运动数据,适用于复杂运动分析,可以捕捉高速和大范围的运动	设备和维护成本高昂,光学系统可能受到遮挡和光线条件的影响

## 2.1 视频摄像

视频摄像<sup>[13-14]</sup>作为最直观的视觉数据采集手段,通过摄像设备记录实时的动态影像,直观可视,有助于直接观察和分析步态特征和变化,为步态分析提供了丰富的视觉信息<sup>[15]</sup>。图1为使用摄像机录制受试者行走过程视频的示例。这种方法简单易行,成本相对较低,且适用于各种环境,从实验室到户外场所皆可实施。视频摄像系统通常由一个或多个摄像头组成,可以固定安装在特定地点,用于长期监控,也可以是便携式设备,用于灵活的现场拍摄。随着技术的发展,高清乃至超高清摄像头已经普及,视频摄像的分辨率和帧率显著提升,能够捕捉更为细腻的动作细节。这种非侵入性的步态采集方式使得受试者无需穿戴额外的传感器或设备,适用于各个年龄段的受试人群,减少了实验的干扰因素。后期通过视频分析软件,可以提取步态的关键帧,进行姿势分析、步长测量、步态周期计算等。



图1 使用摄像机录制受试者行走过程视频的示例

Figure 1 Example of using a camera to record video of a subject's walking process

## 2.2 可穿戴传感器

可穿戴传感器是步态分析中广泛使用的一类设备,因其便携性和灵活性而受到青睐。这些传感器通常被安装在人体的不同部位,如脚、腿、腰和上半身,以捕捉步态相关的运动数据。常见的可穿戴传感器包括加速度计、陀螺仪、压力传感器、磁阻传感器、柔性测角仪、电磁跟踪系统和传感织物等。

加速度计用于测量线性加速度,其操作原理基于一个机械感应元件,包括一个质量块和一个机械悬挂系统。当传感器受到加速度或重力的作用时,质量块会发生偏转。通过测量质量块的位移,可以计算出加速度。常见的加速度计类型有压电式、压阻式和电容式,其中压阻式和电容式加速度计能够提供双重加速度分量,并具有较高的稳定性,适用于步态分析中测量脚或腿的运动状态。

陀螺仪用于测量角速度,其工作原理基于科里奥利力,这种力与旋转参考框架中的角速度成正比<sup>[16]</sup>。通过检测科里奥利效应引起的线性运动并对陀螺信号进行积分,可以获得角速度。除了微机械陀螺仪外,还有基于其他原理的陀螺仪,如固态环形激光器、光纤陀螺仪和量子陀螺仪。在步态分析中,陀螺仪通常与加速度计结合使用,以构建一个完整的惯性测量系统。

压力传感器用于测量足底压力数据<sup>[17]</sup>,通过感应足底与地面接触时产生的压力变化,提供步态周期内不同阶段的压力分布信息。其工作原理基于压电效应、压阻效应或电容效应。当足底施加压力时,传感器材料的物理性质发生变化(如电阻、电容或电荷),从而生成相应的电信号。

此外,其他常用的可穿戴传感器包括磁阻传感器、柔性测角仪、电磁跟踪系统和传感织物等。磁阻传感器利用磁场变化测量运动;柔性测角仪通过检测弯曲角度捕捉运动;电磁跟踪系统通过电磁信号<sup>[18]</sup>跟踪位置和姿态;传感织物则整合多种传感器于织物中,能够灵活适应不同部位的运动监测。这些传感器各具特色,结合使用可以提供更加全面和精确的步态数据。

### 2.3 力平台/力板

力平台或力板<sup>[18-20]</sup>是步态分析中常用的设备,主要用于测量人体与地面之间的反作用力。力板一般由一块坚固的平板和一些测量传感器组成,其工作原理是通过内置的力传感器来记录在步态过程中人体施加在力板上的三维力和力矩数据。这些力传感器通常采用压电、压阻或电容技术,能够精确测量垂直、前后和左右方向的力。常见的力板类型有压力式力板和负荷式力板两种,它们分别适用于不同的测量场景和研究需求。压力式力板通过测量人体与地面接触的垂直反作用力,可以确定人体支撑力、步态周期、接触时间和着地冲击等参数。负荷式力板则通过测量物体的重量和力的作用点,可以确定物体的质心和支撑点位置、力矩等参数。两种力板在测量过程中都需要注意控制测试环境,如保持力板的平衡、避免外部干扰等。当今世界开发测力台的公司主要有美国 AMTI 公司、瑞士 Kistler 公司、美国 Bertec 公司和德国 Novel 公司等。力平台的优点包括高精度和高灵敏度,能够捕捉细微的力变化,适用于各种步态研究和应用。图 2 为使用 Kistler 测力板采集受试者行走过程中足底压力的示例。

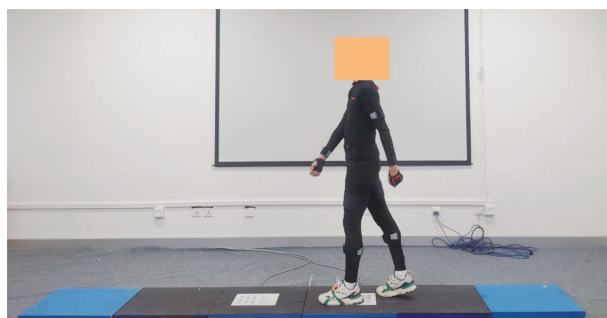


图 2 使用 Kistler 测力板采集受试者行走过程中足底压力的示例

Figure 2 Example of plantar pressure during a subject's walk was collected using a Kistler force plate

### 2.4 运动捕捉系统

目前常见的动作捕捉系统主要分为惯性运动捕捉系统和光学运动捕捉系统两大类。

惯性运动捕捉系统是一种基于惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 进行姿态和运动测量的系统,通过多个 IMU 传感器组成的网络,实时记录人体各个部分的运动数据<sup>[21]</sup>。图 3 为受试者穿戴惯性运动捕捉设备进行步态数据采集的示例。IMU 传感器包含加速度计、陀螺仪,部分还集成了磁力计,通过测量物体在不同轴向上的加速度和角速度来计算运动状态。这些传感器通常安装在身体的关键部位,如脚踝、膝盖和腰部,能够提供详细的三维运动轨迹数据。惯性运动捕捉系统具有高自由度,能够在各种复杂环境中进行运动捕捉,且便于携带和操作,适用于户外运动和日常生活场景。尽管惯性运动捕捉系统具备较高的便携性和性价比,但其精度可能受限于传感器的漂移和环境变化,且数据处理需要复杂的融合和校准算法以确保准确性。

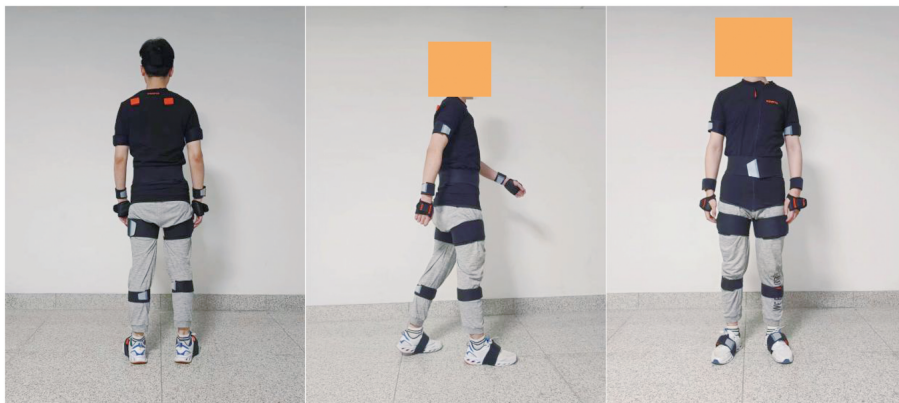


图 3 受试者穿戴惯性运动捕捉设备进行步态数据采集的示例

Figure 3 Example of a subject wearing an inertial motion capture device for gait data acquisition

光学运动捕捉系统<sup>[10-11,20-23]</sup>使用多个高速摄像机和反光标记来捕捉人体的运动轨迹。系统通过在关键部位粘贴高反射性的标记点,利用摄像机从不

同角度拍摄标记点反射的光线,进而重建人体运动的三维坐标。图 4 为受试者穿戴光学运动捕捉设备进行系统校准的示例。光学系统的核心在于高分辨

率的红外摄像机和反光标记的结合,这使得它能够在各种光照条件下稳定工作。光学运动捕捉系统不仅能够提供高精度的三维运动数据,还能够同步跟踪多个运动物体,并且不受运动速度、距离或光照条件的影响。由于其卓越的测量精度和可靠性,光学运动捕捉系统被广泛视为临床运动分析的金标准<sup>[24]</sup>。

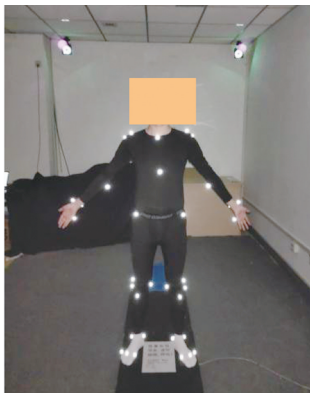


图4 受试者穿戴光学运动捕捉设备进行系统校准的示例  
Figure 4 Example of a subject wearing an optical motion capture device for system calibration

两种系统各具特点,其中惯性系统在灵活性和便携性方面表现突出,适用于多种应用场景。光学系统则在精度和数据质量方面具有明显优势,适合于需要高精度测量的应用,如临床运动分析。

### 3 步态数据类型

通过上述技术获取到的各类步态数据,根据表现形式,大致可以分为时序数据、图像数据和视频数据。时序数据来自传感器(如IMU和压力传感器),提供步态的动态时间序列信息,适用于分析步态的变化和异常模式。图像数据包括二维图像、足底压力分布图和能量场图等,能够详细展示步态的静态特征和足部压力分布,辅助识别步态中的异常和优化运动表现。视频数据则提供了步态的连续动态图像,结合时间和空间信息,支持对步态动态变化的深度分析和行为识别。不同数据类型的优缺点见表2。

表2 不同类型步态数据的优缺点

Table 2 Advantages and disadvantages of different types of gait data

步态数据类型	优点	缺点
时序数据	高频率采样、低存储需求、实时性	无法提供空间信息、对噪声敏感、数据解释复杂
图像数据	高分辨率的详细空间信息、直观性强、信息丰富	只能提供二维信息、数据处理复杂
视频数据	结合了时序和空间信息、直观性强、信息丰富	存储和计算需求高、受环境影响性高

时序数据通常指的是通过传感器采集的步态参数,如步频、步幅、加速度等。这类数据表现出高频率采样和低存储需求的特点,能够实时监测患者的步态变化,因此在康复医学和动态步态分析中非常适用。例如,Paragliola等<sup>[25]</sup>提出一种基于深度时序模型的方法,利用加速度数据来检测帕金森病患者的异常步态,并通过长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)和卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的结合提升检测精度。这种数据类型的优势在于其能够高效捕捉步态变化,从而帮助医生及时制定个性化的康复计划。

图像数据指高分辨率的步态姿态图,通常通过步态实验室的影像系统采集,并提取为轮廓图像,提供丰富的空间信息并直观展示运动轨迹,适用于精准的姿态分析。例如,Zhou等<sup>[13]</sup>提出一种基于步态分析的非侵入性脊柱侧弯分类方法,使用Scoliosis1K数据集中提取的轮廓图像,开发ScoNet和ScoNet-MT模型。这些模型通过分析步态姿态图中的特征来识别和分类青少年脊柱侧弯患者,提供一种低成本且无辐射风险的筛查方式。

视频数据则是结合时序和空间信息的综合数据类型,通过连续帧的方式捕捉完整的步态动作。这

种数据表现出直观且信息丰富的特点,适合在运动训练或康复医学中使用,以全面观察和评估个体的步态模式。例如,Albuquerque等<sup>[14]</sup>提出一种新的病理步态分类方法,采用单个RGB相机采集的视频数据,并结合CNN和LSTM处理步态周期中的关键帧,以提取时空特征并提升分类精度。视频数据的优势在于其能够提供丰富的时空信息,支持更复杂的分析,如动态行为预测和姿态识别。

在实际应用中,选择哪一类数据取决于具体的研究或临床需求。时序数据由于其高频率采样和较低的存储需求,适合用于动态分析和实时监测,然而,它们可能需要更复杂的数据处理和分析方法。相比之下,图像和视频数据能够提供更直观的步态信息,如足底压力分布和步态周期,但数据量较大且数据处理复杂。因此,在步态分析中,研究人员通常根据具体任务和需求选择合适的数据类型,以充分利用各自的优势,并针对其缺点进行有效处理。

### 4 公共数据库

公共数据集在步态分析和相关研究中扮演着至

关重要的角色:①为学术界和工业界提供了一个统一的研究基准,使不同算法和模型的性能可以在相同的环境下进行比较与评估,从而推动技术进步;②公开的步态数据集促进了可重复性研究,有助于研究人员验证和改进已有的方法;③这些数据集覆盖多样的人群和病症,为开发更具普适性和鲁棒性的步态分析技术提供丰富的资源,尤其是在医学和康复领域。通过共享真实的患者数据,研究人员能够更好地理解和预测不同疾病对步态的影响,为个性化治疗方案和自动诊断工具的研发奠定基础。因此,公共数据集在推动步态分析科学研究的发展中具有不可替代的价值,有助于实现从基础研究到临床应用的飞跃。下面将介绍几个具有代表性的步态数据集,展示它们在步态分析中的具体应用和独特贡献。

**髋关节骨性关节炎 (hip osteoarthritis, HOA)** 步态数据集描述 HOA 患者在全髋关节置换术前后的步态变化,同时也包含了健康志愿者的步态数据作为对照<sup>[26]</sup>。包含 80 名无症状的健康参与者和 106 例患有单侧 HOA 患者在关节置换术前和术后 6 个月的数据。所有参与者均在一条 6 m 长的直道上以自然速度行走,他们的步态通过记录 35 个反光标记的三维轨迹、关节角度、重心轨迹和地面反作用力来量化。数据集提供 Weka 文件格式和 C3D 文件格式,此外,还提供了步态视频、人体测量学和人口统计学信息。

**KOA-PD-NM; KOA-PD-NM** 步态数据集包含 96 例受试者的步态视频,其中包括 50 例 KOA 患者、16 例帕金森病患者和 30 名健康受试者<sup>[27]</sup>。每位受试者有两段视频序列,分别从左到右和从右到左在正面/矢状面拍摄。视频以 MOV 格式存储,由单台 NIKON DSLR 5300 相机在医院区域内的步态垫 8 m 外拍摄。受试者的身体关节上附有 6 个红色被动反光标记,以便更好地捕捉步态数据。数据集不仅包括步态视频,还提供详细的人口统计学信息,如参与者的年龄、性别和体质量。KOA 和帕金森病的受试者根据医疗诊断分为不同的严重程度等级,如轻度、中度和重度。这个数据集为步态分析和相

关的机器学习研究提供了丰富的资源。

**GaitRec: GaitRec** 是一个大规模的地面反作用力数据集,专为研究健康与受损步态而设计<sup>[28]</sup>。该数据集由位于奥地利的一家康复中心收集,涵盖 2 084 例患有多种肌肉骨骼损伤的患者以及 211 名健康对照者共 75 732 个双侧行走试验的记录。数据采集自 2007 年至 2018 年,使用嵌入式力板在约 10 m 的步行道上进行,要求参与者以自我选择的速度自然行走。为确保数据质量,研究团队运用专门的算法去除异常值,并进行详尽的手动注解。GaitRec 不仅能够支持大规模的步态模式分类,还允许分析患者从受伤至康复的全过程数据,为研究人员提供了宝贵的资源,用于开发和验证自动步态分析算法,尤其是那些利用机器学习技术的方法。

## 5 基于步态分析和人工智能的骨科疾病辅助诊疗应用研究

随着计算机技术的不断发展,人工智能方法被广泛应用于步态识别领域<sup>[29]</sup>。机器学习和深度学习是人工智能的分支,可通过分析与处理时序信号、图像和视频等数据对骨科疾病进行检测和区分,具有高度准确性。目前,机器学习和深度学习技术已被广泛应用于步态分析,例如步态障碍诊断,跌倒风险预测,治疗干预和康复规划等<sup>[30]</sup>。本文聚焦于骨科疾病的人工智能诊疗手段,依据不同类型的骨科疾病,分析描述现有研究工作。

### 5.1 CSM

CSM 是颈椎间盘和关节的退行性病变,通常会导致进行性痉挛、神经损伤和神经功能衰退。CSM 的临床症状包括手部笨拙、反射亢进、上肢麻木和灵活性丧失、颈部疼痛和步态障碍。由于缺乏特征性体征和异质性表现,CSM 的早期检测具有挑战性。利用机器学习和深度学习技术,研究者从 CSM 患者的步态数据中提取了各类特征,构建分类或预测模型,实现对 CSM 的检测和治疗效果预测,详细信息见表 3。

表 3 CSM 的检测和疗效评估研究

Table 3 Studies on the detection and efficacy assessment of CSM

作者	数据集	特征	模型	结果
Ji 等 <sup>[10]</sup>	45 例 CSM 患者, 45 名健康受试者	双侧髋、膝、踝关节角度时间序列平均幅值	确定学习模型	二分类准确率 95.56%
Ji 等 <sup>[31]</sup>	45 例 CSM 患者, 45 名健康受试者	双侧髋、膝、踝关节角度、角速度和角加速度三维时间序列中提取的 7 808 个深度特征	卷积神经网络提取特征,浅层分类器分类	二分类准确率 99.44%

续表

作者	数据集	特征	模型	结果
Khan 等 <sup>[32]</sup>	193 例轻度 CSM 患者	人口统计数据、就诊时症状和合并症、简明健康调查问卷的心理健康总分和生理健康总分	7 种机器学习模型(预测)	AUC 为 0.78
Ji 等 <sup>[20]</sup>	45 例 CSM 患者, 45 名健康受试者	双侧髋、膝、踝关节角度、角速度和角加速度三维时间序列中提取的 63 个时空参数、运动学参数、非线性参数	5 种机器学习浅层分类器	二分类准确率 95.56%

## 5.2 LSS

LSS 是指由各种形式的椎管、神经管以及椎间孔的狭窄,椎管容积改变及硬膜囊本身的狭窄等引起疾病,多见于中老年人,是腰腿疼和下肢行走无力的常见原因,常出现以间歇性跛行为主要特征的腰腿痛症状。LSS 患者的主要医疗目标为改善神经功

能和增强步行能力,因此亟需一种准确、客观且廉价的方法来评估患者的功能水平<sup>[7]</sup>。机器学习和深度学习技术为 LSS 治疗效果的评估提供了准确便捷的工具,提升了评估效率,相关研究的详细信息见表 4。

表 4 LSS 的检测和疗效评估研究

Table 4 Studies on the detection and efficacy assessment of LSS

作者	数据集	特征	模型	结果
Lee 等 <sup>[17]</sup>	29 例 LSS 患者	76 个时空特征和 12 个临床变量	支持向量机,支持向量回归模型	估计的 Oswestry 功能障碍指数与报告分数显著相关
Toyoda 等 <sup>[33]</sup>	331 例 LSS 患者	人口统计数据、术前症状、放射学参数	决策树	敏感性、特异性和阳性预测值分别为 65.1%、69.8%和 64.7%
Watanabe 等 <sup>[11]</sup>	13 名健康受试者,10 例外周动脉疾病患者,13 例 L5 LSS 患者,10 例 L4 LSS 患者	9 个下肢关节角度和肌肉的运动学特征	支持向量机	四分类准确率 83%
Hayashi 等 <sup>[34]</sup>	13 名健康志愿者,11 例 L4 LSS 患者,22 例 L5 LSS 患者	下肢关节运动学参数	支持向量机	总体分类准确率 80.4%

## 5.3 骨关节炎

骨关节炎以关节软骨损害为主,并累及整个关节组织,最终发生关节软骨退变、纤维化、断裂、缺损及整个关节面的损害,表现为关节疼痛、僵硬、肥大及活动受限,好发于膝、髋、颈椎和腰椎等负重关节。

该病好发于中老年人,是老年人残疾的主要原因。随着病程发展,患者会出现典型疼痛症状,关节僵硬疼痛,常伴有跛行。本文主要讨论 HOA 和 KOA。使用机器学习和深度学习技术能够为骨关节炎的早期检测与治疗评估提供新方法,见表 5。

表 5 骨关节炎的检测与治疗评估研究

Table 5 Studies on the detection and efficacy assessment of OA

作者	数据集	特征	模型	结果
Laroche 等 <sup>[22]</sup>	20 例 HOA 患者和 20 名健康受试者	躯干、骨盆和下肢的运动学参数	支持向量机	二分类准确率高于 90%
Kwon 等 <sup>[23]</sup>	140 例轻度 KOA 患者,182 例中度 KOA 患者,53 例重度 KOA 患者	12 个髋关节特征,1 个骨盆特征,17 个膝关节特征,8 个踝关节特征,1 个足部特征,3 个时空参数特征	线性回归和随机森林	两个模型的均方根误差分别为 16.10 和 17.38
Zeng 等 <sup>[35]</sup>	19 例 KOA 患者和 28 例无症状对照者	膝关节内-外旋转、屈曲-伸展和近端-远端旋转参数	确定学习模型	二分类准确率 97.9%
Kwon 等 <sup>[12]</sup>	364 例 KOA 患者	65 个深度图像特征和 20 个步态特征	Inception-ResNet-v2 和支持向量机	KLO~4 级 AUC 分别为 0.93、0.82、0.83、0.88、0.97

## 5.4 脊柱侧凸

脊柱侧凸是一种脊柱的三维畸形,包括冠状

位、矢状位和轴位上的序列异常。轻度的脊柱侧凸从外观上通常观察不到躯体畸形,也不会产生

不适感,可以保守治疗;较重的脊柱侧凸则会使身体变形,严重者可能影响心肺功能,甚至累及脊髓,造成瘫痪,需实施手术。脊柱侧凸好发于青少

年和儿童,关键是要早发现、早治疗。人工智能手段越来越被广泛使用于脊柱侧凸的早期检测和治疗,相关研究见表6。

表6 脊柱侧凸的检测与治疗评估研究

Table 6 Studies on the detection and efficacy assessment of scoliosis

作者	数据集	特征	模型	结果
Sikidar 等 <sup>[18]</sup>	9例严重青少年特发性脊柱侧凸患者,3例轻度脊柱侧凸患者和4名健康受试者	从肌电信号和足底压力数据的32个特征中获得的耦合了时域和频域特点的15个主成分	K-近邻	三分类和验证准确率分别为90.6%和85.7%
Choi 等 <sup>[36]</sup>	12名健康女性青少年和16例患有特发性脊柱侧凸的女性青少年	11个步态变量	人工神经网络	二分类准确率96.3%±3.2%
Zhou 等 <sup>[13]</sup>	1 050例青少年参与者,按科布角大于、约等于、小于10°分为阳性、中性和阴性	来自1 493个视频序列的447 900张人体轮廓图像	增强的多任务学习模型 ScoNet-MT	三分类准确率82%
Cho 等 <sup>[37]</sup>	18名健康受试者和24例脊柱侧凸患者	20个步态特征(二分类) 10个步态特征(三分类)	支持向量机	二分类准确率95.2%,三分类准确率85.7%(对照、轻度、中度)

## 5.5 其他骨科疾病

步态分析和人工智能方法还被广泛结合使用于其他骨科疾病之中,包括前交叉韧带(anterior cruciate ligament injury, ACL)损伤、股骨骨折(femur

fracture, FF)、先天性马蹄内翻足(congenital talipes equinovarus, CTEV)和髌股关节疼痛综合征(patellofemoral pain syndrome, PFPS)等,均取得了不错的研究结果,见表7。

表7 其他骨科疾病的检测与治疗评估研究

Table 7 Studies on the detection and efficacy assessment of other orthopaedic diseases

作者	数据集	特征	模型	结果
Zeng 等 <sup>[38]</sup>	43例单侧ACL损伤患者	膝关节角度-髌关节角度循环图、膝关节和髌关节角度-角速度相位图	径向基函数神经网络	在正常和快速步行速度条件下,ACL损伤膝关节和对侧ACL完整膝关节之间的正确分类率分别为95.61%和93.03%
Ricciardi 等 <sup>[39]</sup>	1 082例FF患者	年龄、入院日期和时间、手术日期和时间、出院日期和时间、入院方式、并发症、美国麻醉医师协会评分	径向基函数网络	住院时间的预测准确率83.5%
Kothurkar 等 <sup>[40]</sup>	13例双侧CTEV患儿和17名健康儿童	站立阶段关节角度运动学和动力学特征	深度神经网络	健康儿童的归一化均方根误差为22.83%,CTEV患儿的归一化均方根误差为23.9%
Lai 等 <sup>[41]</sup>	14名健康受试者和13例PFPS患者	2个足底压力特征,4个足部运动学特征	支持向量机	二分类准确率88.89%

随着人工智能技术的不断发展,机器学习算法在骨科疾病辅助诊疗中的应用越来越广泛。由上述几种疾病的现有研究情况可知,当受试者数量或所使用的特征数量较少时,研究者们常使用机器学习算法实现疾病的检测与分类,或严重程度分级,并取得了较好的效果。近年来,作为机器学习的分支,深度学习也在不断的发展进步当中发挥出了巨大的作用。由于深度学习在处理大规模数据集和复杂模式识别方面具有显著优势,因此,当数据类型为较复杂的时间序列或图像或受试者数量较多时,可以考虑

使用深度学习算法。例如,CNN在图像识别领域表现出色,LSTM和循环神经网络则在时间序列数据分析中显示出强大的能力。这些深度学习模型能够自动提取特征,减少人工干预,提高诊断的准确性和效率。

## 6 展望

### 6.1 模型的医学可解释性

在骨科疾病诊断中,步态智能分析方法的医学

可解释性尤为重要。开发更透明的模型架构,并结合可解释性技术,如注意力机制、可视化工具和生成对抗网络,使骨科医生能够理解模型的决策过程。例如,通过可视化分析步态数据中的关键特征变化,帮助医生更好地理解和诊断步态异常特征的医学意义,如关节损伤或骨折,从而提高临床决策的准确性和可信度。

## 6.2 采集设备的智能化

目前,步态数据采集设备的接口不开放、价格昂贵,这是推广和应用步态分析的一大障碍。未来,通过有效打通数据采集和模型智能分析,可提高数据采集分析过程的效率、减轻临床医生的负担、提升用户体验,是推动步态分析方法在更多临床场景中应用的重要措施。

## 6.3 构建大规模多中心数据集

大规模多中心数据集的构建是推动深度学习在骨科疾病步态检查领域发展的关键。未来,研究机构和医疗机构将加强合作,构建包含不同年龄、性别、种族和健康状态的患者的多中心数据至关重要。这将有助于开发鲁棒性和普适性更好的骨科疾病步态分析模型。此外,数据共享平台和隐私保护技术的发展,如联邦机器学习和差分隐私,将确保数据安全和隐私的同时,促进大规模数据集的构建和利用。

## 6.4 通用多模态融合模型构建

骨科疾病步态测量与智能分析将越来越注重多种模态数据的结合。传统的步态测量主要依赖惯性传感器和摄像头等设备获取数据,但这些单一的数据源可能不足以进行精准的步态分析。以后更多类型的传感器和数据源将被引入,如心率传感器、肌电传感器、压力传感器等,以提供更全面的身体状态和运动特征信息。通过融合多模态数据,可以显著提升骨科疾病步态分析的准确性和全面性,从而进一步扩展其应用领域。

# 7 结论

步态异常是多种骨科疾病,如CSM、LSS、骨关节炎等的典型症状。步态分析作为影像学检查的有效补充,适用于长时动态监测和评估人体运动功能,实现疾病的辅助诊断。人工智能算法和步态分析的结合,有助于充分挖掘传统方法无法捕捉微弱步态异常特征,实现疾病的早期诊断和精准治疗。模型的医学可解释性、采集设备的智能化、大规模多中心数据集、多模型数据融合模型技术的发展,将进一步推动步态分析在骨科疾病诊断、治疗、康复中的应用。

## 参考文献:

- [1] 刘芳超,周谋望,李涛. 基于人工智能算法的步态分析在疾病临床诊疗中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2023, 38(6): 836-840.
- [2] Baker R, Esquenazi A, Benedetti MG, et al. Gait analysis: clinical facts[J]. Eur J Phys Rehabil Med, 2016, 52(4): 560-574.
- [3] Feng J, Wick J, Bompiani E, et al. Applications of gait analysis in pediatric orthopaedics[J]. Curr Orthop Pract, 2016, 27(4): 455-464.
- [4] Broström EW, Esbjörnsson AC, von Heideken J, et al. Gait deviations in individuals with inflammatory joint diseases and osteoarthritis and the usage of three-dimensional gait analysis[J]. Best Pract Res Clin Rheumatol, 2012, 26(3): 409-422.
- [5] Wang YF, Qi YS, Ma BX, et al. Three-dimensional gait analysis of orthopaedic common foot and ankle joint diseases[J]. Front Bioeng Biotechnol, 2024, 12: 1303035. doi:10.3389/fbioe.2024.1303035
- [6] Zhang CM, Lu Y. Study on artificial intelligence: the state of the art and future prospects[J]. J Ind Inf Integr, 2021, 23: 100224. doi:10.1016/j.jii.2021.100224
- [7] Mahesh B. Machine learning algorithms—a review[J]. Int J Sci Res IJSR, 2020, 9(1): 381-386.
- [8] Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. Science, 2015, 349(6245): 255-260.
- [9] Le CY, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [10] Ji B, Dai QH, Ji XY, et al. Detection of cervical spondylotic myelopathy based on gait analysis and deterministic learning[J]. Artif Intell Rev, 2023, 56(9): 9157-9173.
- [11] Watanabe T, Yoneyama T, Hayashi H, et al. Identification of the causative disease of intermittent claudication through walking motion analysis: feature analysis and differentiation[J]. Sci World J, 2014; 861529. doi:10.1155/2014/861529
- [12] Kwon SB, Han HS, Lee MC, et al. Machine learning-based automatic classification of knee osteoarthritis severity using gait data and radiographic images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 120597-120603. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3006335
- [13] Zhou ZR, Liang JH, Peng ZZ, et al. Gait patterns as biomarkers: a video-based approach for classifying scoliosis[EB/OL]. 2024; 2407.05726. (2024-07-08) [2024-07-20]. <https://arxiv.org/abs/2407.05726v3>

- [14] Albuquerque P, Verlekar TT, Correia PL, et al. A spatio-temporal deep learning approach for automatic pathological gait classification [J]. *Sensors*, 2021, 21(18): 6202. doi:10.3390/s21186202
- [15] Cotton RJ, McClerkin E, Cimorelli A, et al. Transforming gait: video-based spatiotemporal gait analysis [C]//2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). New York: IEEE, 2022: 115-120. doi:10.1109/EMBC48229.2022.9871036
- [16] Tao WJ, Liu T, Zheng RC, et al. Gait analysis using wearable sensors [J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 2255-2283.
- [17] Lee SI, Park E, Huang A, et al. Objectively quantifying walking ability in degenerative spinal disorder patients using sensor equipped smart shoes [J]. *Med Eng Phys*, 2016, 38(5): 442-449.
- [18] Sikidar A, Vidyasagar KEC, Gupta M, et al. Classification of mild and severe adolescent idiopathic scoliosis (AIS) from healthy subjects *via* a supervised learning model based on electromyogram and ground reaction force data during gait [J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2022, 42(3): 870-887.
- [19] Visscher RMS, Sansgiri S, Freslier M, et al. Towards validation and standardization of automatic gait event identification algorithms for use in paediatric pathological populations [J]. *Gait Posture*, 2021, 86: 64-69. doi:10.1016/j.gaitpost.2021.02.031
- [20] Ji XY, Zeng W, Dai QH, et al. Machine learning-based detection of cervical spondylotic myelopathy using multiple gait parameters [J]. *Biomim Intell Robot*, 2023, 3(2): 100103. doi:10.1016/j.birob.2023.100103
- [21] Berner K, Cockcroft J, Morris LD, et al. Concurrent validity and within-session reliability of gait kinematics measured using an inertial motion capture system with repeated calibration [J]. *J Bodyw Mov Ther*, 2020, 24(4): 251-260.
- [22] Laroche D, Tolambiya A, Morisset C, et al. A classification study of kinematic gait trajectories in hip osteoarthritis [J]. *Comput Biol Med*, 2014, 55: 42-48. doi:10.1016/j.combiomed.2014.09.012
- [23] Kwon SB, Ku Y, Han HS, et al. A machine learning-based diagnostic model associated with knee osteoarthritis severity [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 15743. doi:10.1038/s41598-020-72941-4
- [24] Kidziński Ł, Yang B, Hicks JL, et al. Deep neural networks enable quantitative movement analysis using single-camera videos [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 4054. doi:10.1038/s41467-020-17807-z
- [25] Paragliola G, Coronato A. Gait anomaly detection of subjects with Parkinson's disease using a deep time series-based approach [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 73280-73292. doi:10.1109/ACCESS.2018.2882245
- [26] Bertaux A, Gueugnon M, Moissenet F, et al. Gait analysis dataset of healthy volunteers and patients before and 6 months after total hip arthroplasty [J]. *Sci Data*, 2022, 9(1): 399. doi:10.1038/s41597-022-01483-3
- [27] Kour N, Gupta S, Arora S. Gait dataset for knee osteoarthritis and Parkinson's disease analysis with severity levels [EB/OL]. (2020-01-01) [2024-07-20]. <https://data.mendeley.com/datasets/44pfny89/1>. doi:10.17632/44pfny89.1
- [28] Horsak B, Slijepcevic D, Raberger AM, et al. GaitRec, a large-scale ground reaction force dataset of healthy and impaired gait [J]. *Sci Data*, 2020, 7(1): 143. doi:10.1038/s41597-020-0481-z
- [29] 吕大治, 霍洪峰. 机器学习在步态识别中的研究综述 [C]//中国体育科学学会. 第十三届全国体育科学大会论文摘要集——墙报交流(运动生物力学分会). 石家庄: 河北师范大学体育学院, 2023: 3.
- [30] Khera P, Kumar N. Role of machine learning in gait analysis: a review [J]. *J Med Eng Technol*, 2020, 44(8): 441-467.
- [31] Ji B, Dai QH, Ji XY, et al. Exploring gait analysis and deep feature contributions to the screening of cervical spondylotic myelopathy [J]. *Appl Intell*, 2023, 53(20): 24587-24602.
- [32] Khan O, Badhiwala JH, Witiw CD, et al. Machine learning algorithms for prediction of health-related quality-of-life after surgery for mild degenerative cervical myelopathy [J]. *Spine J*, 2021, 21(10): 1659-1669.
- [33] Toyoda H, Terai H, Yamada K, et al. A decision tree analysis to predict clinical outcome of minimally invasive lumbar decompression surgery for lumbar spinal stenosis with and without coexisting spondylolisthesis and scoliosis [J]. *Spine J*, 2023, 23(7): 973-981.
- [34] Hayashi H, Toribatake Y, Murakami H, et al. Gait analysis using a support vector machine for lumbar spinal stenosis [J]. *Orthopedics*, 2015, 38(11): e959-964.
- [35] Zeng W, Ma LM, Yuan CZ, et al. Classification of asymptomatic and osteoarthritic knee gait patterns using gait analysis via deterministic learning [J]. *Artif Intell Rev*, 2019, 52(1): 449-467.
- [36] Choi A, Yun TS, Suh SW, et al. Determination of input variables for the development of a gait asymmetry expert system in patients with idiopathic scoliosis [J]. *Int J Precis Eng Manuf*, 2013, 14(5): 811-818.