



智能技术驱动的骨科康复: 进展与应用

薛涛, 白玉琦, 张涛*

清华大学自动化系, 北京 100084

* E-mail: taozhang@tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2025-04-14; 接受日期: 2025-08-11; 网络版发表日期: 2025-10-10

清华海峡研究院(厦门)(编号: HXY-Med-20240627-03)和河南省洛阳正骨医院(河南省骨科医院)(编号: 20252001200)资助项目

摘要 骨科疾病的运动康复具有周期长、运动复杂、个体差异显著等特点, 传统康复方法高度依赖人工, 存在效率偏低、标准化不足等问题, 亟需智能化技术以提高康复效率和质量. 近年来, 大模型技术与外骨骼机器人技术的突破为智能化骨科康复提供了新的技术路径. 大模型通过自然语言理解 and 专业知识整合, 能够根据患者的个性化需求自动生成康复方案, 开展患者教育, 并进行健康评估与数据分析, 从而提高康复效率. 外骨骼机器人结合机械驱动和多传感器反馈, 提供运动引导、对抗训练、平衡训练和数据监测等功能, 有效促进神经肌肉功能恢复, 确保康复过程中的标准化和个性化, 进而提高康复质量. 尽管智能康复技术面临可解释性、人机交互安全性和医学伦理等挑战, 但随着技术的进步和政策的支持, 未来智能化康复技术还有望广泛应用, 推动实现更高效、更高质量的康复服务.

关键词 运动康复, 大模型, 外骨骼机器人, 智能康复技术

1 引言

1.1 研究背景

据统计, 全球约10亿人患有肌肉骨骼相关疾病^[1], 且数量在持续增长. 骨科疾病具有如下特点: (1) 康复周期长, 关节功能和力量恢复需数月至数年; (2) 需要多种类型的康复运动; (3) 康复方案高度个性化. 对于骨科患者而言, 科学的运动康复方案能够显著提升康复效果^[2], 加速关节功能恢复, 增强肌肉力量, 减少血栓、关节僵硬、粘连等并发症发生率.

在当前医疗改革和医保费用控制的背景下, 骨科手术患者的住院时间显著缩短, 术后康复正逐渐由院

内转向居家完成. 在此趋势下, 以大模型(large language model, LLM)和外骨骼机器人为代表的智能化运动康复技术应运而生. 大模型可替代医生或康复师与患者进行交互, 制定个性化运动康复处方, 监督并指导康复动作, 分析临床数据并进行健康评估. 穿戴式外骨骼机器人则通过机械动力辅助患者完成标准康复动作, 开展对抗训练增强肌肉力量, 改善身体协调和平衡功能, 同时借助机身传感器实时监测患者的运动状态和生理数据. 上述智能化康复技术提供了去中心化、个性化、科学化主被动康复解决方案, 不仅显著提升了康复效率和质量, 还有效缓解了对人工资源的高度依赖, 降低了整体康复成本.

引用格式: 薛涛, 白玉琦, 张涛. 智能技术驱动的骨科康复: 进展与应用. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 1659–1673

Xue T, Bai Y Q, Zhang T. Intelligent technology-driven orthopedic rehabilitation: Progress and applications (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 1659–1673, doi: 10.1360/SST-2025-0075

1.2 研究意义

骨科手术或保守治疗患者通常选择在医院或康复机构通过人工方式进行运动康复, 但这一传统康复模式存在多重弊端: (1) 康复质量一致性不足, 康复医师专业水平良莠不齐, 难以确保患者获得科学的康复治疗; (2) 康复效率低下, 康复医师每日服务患者数量有限, 患者往往需长时间等待治疗, 影响康复进程; (3) 康复成本高昂, 传统康复方式高度依赖人工、场地和设备, 还需额外承担交通、住宿和家属陪护等费用, 进一步增加患者负担。因此, 当前人工主导的康复方式亟需智能化技术的赋能与优化。大模型通过大规模文本的自监督学习, 具备强大的自然语言理解和专业知识处理能力, 可作为虚拟AI医生与患者开展互动。它能够基于患者运动数据和生理反馈, 制定个性化的康复方案, 并以自然语言形式提供康复指导、患者教育、数据分析和健康评估等, 从而提升康复效率、患者依从性和整体治疗体验。与此同时, 外骨骼机器人作为穿戴式智能装备, 可通过机械结构与患者肢体并联工作, 为关节提供动力辅助或阻力对抗, 帮助患者完成规范化动作及对抗训练, 有效改善身体协调性和平衡能力, 促进神经肌肉功能的恢复。研究表明外骨骼辅助康复方法能显著提高运动能力和关节灵活性^[3]。综上所述, 研究基于大模型的主动康复方法和基于外骨骼机器人被动康复方法是解决当前康复困境的关键技术路径, 具有显著的经济价值和社会意义。

1.3 论文结构与独创性

如图1所示, 本文第1节介绍骨科疾病特点、运动康复需求、现有康复模式和智能康复新技术。第2节分别阐述大模型和外骨骼机器人的技术发展及其在辅助康复中的潜在应用。第3和第4节重点说明大模型和外骨骼机器人在运动康复中的典型应用实例。第5节总结智能康复技术面临的瓶颈和挑战。第6节展望该领域的未来发展方向。第7节对智能康复技术的进展和应用进行总结。

已有综述主要聚焦于大模型技术在辅助诊断、分诊及医疗文本处理等领域的应用^[4]以及外骨骼机器人在机械设计、控制策略、助行助残等方面的研究^[5], 但均未深入讨论这两类技术在运动康复中的应用。本文聚焦骨科运动康复, 立足其阶段性特征, 系统综述

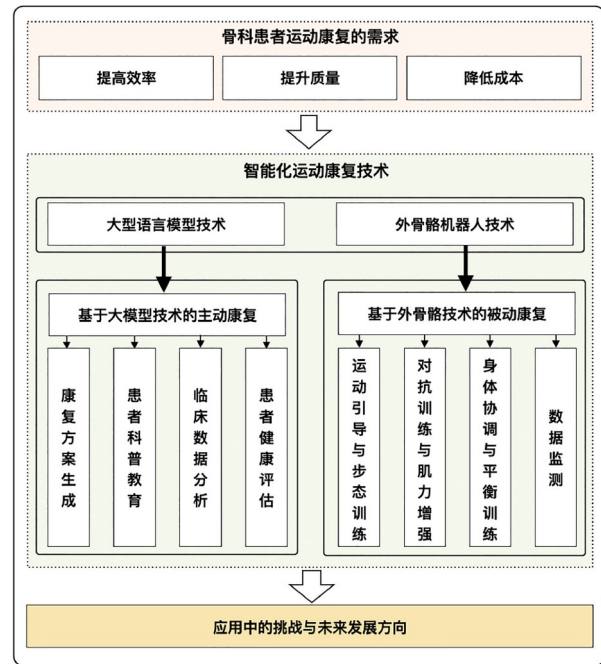


图1 (网络版彩图)论文内容和组织结构图

Figure 1 (Color online) Content and organizational framework of the paper.

了相关智能化技术的研究与实践。首先总结了大模型技术在主动康复中的应用, 重点在于指导患者执行科学康复动作, 适用于康复后期的患者在院内或居家的康复场景。随后总结外骨骼技术在被动康复中的应用, 侧重于通过机械引导患者执行康复动作, 适用于恢复早期患者或运动能力较弱的患者, 主要应用于院内场景。此外, 本文还探讨了大模型和外骨骼技术融合应用的潜力, 旨在实现全流程智能化运动康复, 重点分析融合过程中的动态匹配、数据准确交互等关键问题, 并展望未来的研究方向, 包括: 可信可解释康复大模型、多任务泛化外骨骼康复机器人以及基于大模型-外骨骼-患者耦合系统的智能康复新范式。

2 智能康复技术

2.1 大模型技术

语言模型(language model, LM)是一种基于统计或神经网络的计算模型, 用于理解、生成和处理自然语言, 主要功能包括: 文本生成、语言理解、信息检索与预测、辅助决策等。语言模型的发展经历了四个

阶段.

(1) 20世纪80年代到21世纪初的统计语言模型. 统计语言模型是基于概率统计的自然语言处理工具, 通过分析大量文本数据中的词语共现规律, 计算词序列出现的概率, 从而预测或生成符合语言习惯的文本. 马尔可夫链通过 n -gram模型对单词序列进行建模, 利用前 $N-1$ 个词预测下一个词, 广泛应用于语音识别、机器翻译和文本生成等自然语言处理任务中.

(2) 21世纪初到第二个十年初期的神经语言模型. 该方法通过词嵌入表示词汇, 并利用浅层神经网络预测词序列概率, 取代传统的 n -gram统计方法. 这类模型通过学习词语的分布式表示, 初步解决了统计语言模型的数据稀疏问题, 但受限于计算能力和网络深度, 对长上下文的建模能力较弱.

(3) 21世纪第二个十年中期的循环神经网络语言模型. 基于循环神经网络(recurrent neural network, RNN)架构, 循环神经网络模型通过引入循环结构捕捉序列中的时间依赖关系和词语间的复杂语义, 克服了传统统计语言模型上下文建模的局限性. 针对训练过程中长距离词语梯度消失问题, 基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络的语言模型能够有选择地保留或遗忘前文信息, 同时保留了捕捉全局信息的优势.

(4) 2017年至今的基于Transformer架构的预训练模型. Vaswani等人^[6]首次提出Transformer网络架构,

采用自注意力机制高效捕捉词序列中的长距离依赖关系, 设计了并行计算架构替代循环神经网络的顺序计算模式, 大幅提升了训练速度和上下文理解能力, 成为了语言模型研究的主流范式. 截至目前, 大模型领域持续快速发展, 如图2所示, 最新模型包括xAI的Grok 3(2025年2月发布, 强调推理能力与实时数据整合)、OpenAI的o3(2024年12月推出, 专注复杂推理)、Google的Gemini 2.0 Flash(2024年末发布, 支持多模态与代理功能)、Anthropic的Claude 3.7 Sonnet(2025年2月发布, 优化编程与长对话能力)以及DeepSeek的R1(2025年1月发布, 性价比高且推理出色). 这些模型展现了更强的上下文理解、多模态处理及高效推理能力, 推动了人工智能在各领域的应用.

预训练语言模型具有强大的上下文建模能力、泛化性、高效性和迁移学习优势, 显著超越了传统模型, 成为现代自然语言处理的核心技术. 大模型在预训练过程中获取知识的途径分为三个阶段.

(1) 自监督预训练. 通过在大规模无标注文本数据(如网页、书籍、论坛帖子)中进行自监督学习, 掌握语言的语法、语义和上下文规律, 建立广泛的语言理解能力. 这一阶段通常采用掩码建模或因果建模, 以token为单位处理输入, 基于模型预测token与样本真实token间误差进行参数更新, 实现模型自学习训练.

(2) 指令微调是预训练后的精细化阶段. 通过使用带标注的指令数据集(问答对话、任务描述或特定领

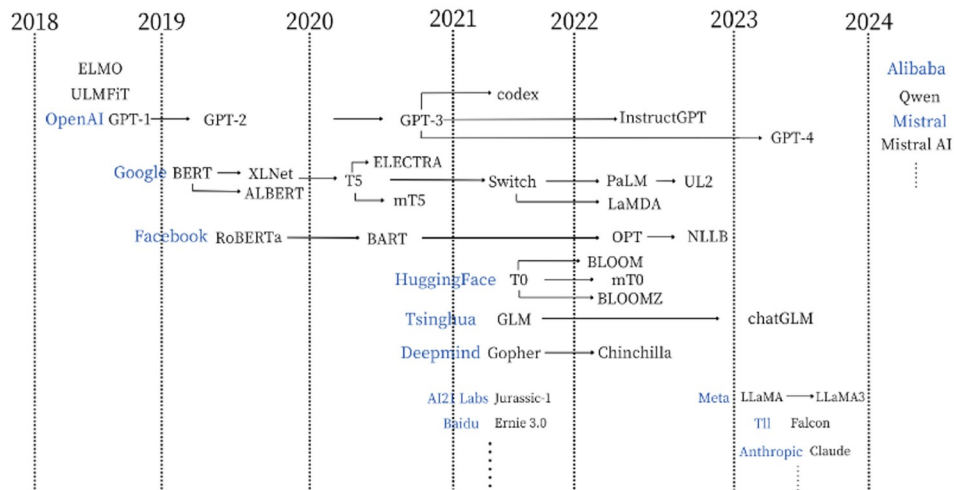


图2 (网络版彩图)大模型发展脉络图

Figure 2 (Color online) Development roadmap of LLMs.

域对话), 采用监督学习方法对模型进行微调, 使其输出更符合预期. 指令微调数据格式为(instruction, input, output)三元组形式, 在这一过程中, 预训练模型与少量特定任务数据一起继续训练, 从而使得模型能够更好地理解并执行用户提供的具体任务.

(3) 人工反馈强化学习(reinforcement learning with human feedback, RLHF)是训练的高级优化阶段. 通过收集人类对模型输出的评价, 结合强化学习算法(如近端策略优化PPO)调整模型行为. 这一阶段旨在确保模型生成更符合人类价值观、安全性及伦理标准的输出, 从而增强其在实际应用中的可靠性和用户接受度.

通用大模型的训练语料库主要来自公开的网络数据, 而医疗领域数据通常不公开, 这导致其在垂直领域应用中存在知识匮乏的问题. 大模型在垂直领域应用中获取知识的方式可分为如下三部分.

(1) 检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG). RAG通过将外部知识库与大模型集成提升生成质量, 该方法动态获取最新信息而无需重新训练. 模型在生成回复时先从外部数据库中检索与输入查询相关的上下文信息, 再将检索结果作为额外输入提供给生成模型, 从而生成更准确、事实依据更充分的回答.

(2) 模型微调. 使用特定任务或领域的小规模标注数据集, 通过监督学习调整模型参数, 以提升其在目标任务上的性能. 模型微调充分利用预训练阶段学到的通用语言知识, 只需少量数据和计算资源即可实现高效适配.

(3) 增量预训练. 增量预训练是在已有预训练模型的基础上, 利用新增或特定领域的文本数据进行进一步训练, 以扩展模型的知识范围或提升其在特定场景下的表现. 增量预训练保留原模型的参数, 仅对新增数据进行学习.

三种方法的算力消耗、数据需求、知识获取能力对比如表1所示. 从 n -gram简单统计模型到Transformer预训练模型, 语言模型经历了从规则驱动到数据驱

动、从浅层到深层的转变, 并在运动康复领域展现了巨大的应用潜力. 大模型在垂直运动康复领域的应用包括个性化方案制定、患者教育、数据分析和健康评估等. 然而, 在这些专业化场景中, 通用大模型面临医学康复知识匮乏、生成结果不可解释等挑战, 实际应用中可通过模型微调注入专业知识, 并通过检索增强生成技术提升输出结果的可解释性.

2.2 外骨骼机器人技术

外骨骼机器人是一种可穿戴设备, 通过模仿人体骨骼与关节结构, 为用户提供动力支持或运动辅助, 广泛应用于医疗、养老和军事等领域. 如图3所示, 外骨骼机器人的发展经历了四个阶段.

(1) 20世纪60年代, 以“哈曼迪(Hardiman)”为代表的外骨骼机器人揭开了动力型力量放大外骨骼的序幕. 美国通用电气公司研制了首款用于放大肢体力量的穿戴式机器人“哈曼迪”, 设备为液压驱动, 配备30个液压驱动关节, 通过力反馈机制感知并放大操作者的动作, 重约680 kg, 能够放大25倍肢体力量, 理论上外骨骼机器人可支持完成如装卸弹药、搬运重型机械等高强度复杂任务. 然而, 受限于当时的技术水平, 该项目面临多重挑战: 结构笨重导致机动性差, 液压系统响应迟缓且复杂, 穿戴者行走速度仅为0.7 m/s, 控制系统难以实现平稳的人机协同, 尤其在动态平衡和精细操作方面表现欠佳. 尽管Hardiman未能实现商业化应用, 但作为人类增强技术的早期探索, 还为后续外骨骼在轻量化与智能化方向的发展奠定了重要基础.

(2) 2000年左右, 以BLEEX外骨骼为代表的体能增强负重外骨骼在单兵作战系统得到了应用. 美国加利福尼亚大学伯克利分校(UC Berkeley)研制了体能增强下肢外骨骼系统BLEEX, 旨在增强士兵、救援人员及工人在高负载任务中的承重能力与体能耐力. 该系统采用仿人形设计, 配置液压驱动的七自由度腿部结构, 并引入创新的敏感度放大控制算法, 使穿戴者在

表 1 大模型获取领域知识的方法

Table 1 Domain knowledge acquisition methods of large language models

方法	算力消耗	数据需求	知识深度	知识精度	时效性
RAG	低	取决于数据库	较低	较高	较高
模型微调	中等	中等	中等	中等	中等
增量预训练	较大	较大	较高	中等	较低



图 3 (网络版彩图)外骨骼机器人发展脉络图

Figure 3 (Color online) Development roadmap of exoskeleton.

携带34 kg负载的情况下,能够以0.9~1.3 m/s的速度完成蹲下、弯腰、扭转、跑步等动作^[7]. BLEEX是全球首个实现功能性负载承载与自供电的外骨骼,其核心技术推动了HULC、eLEGS等军用及医疗外骨骼的开发.然而,BLEEX本体质量高达75 kg,加之动力系统效率较低,限制了其便携性和续航能力.尽管如此,其部分关键技术已由Ekso Bionics等公司成功转化应用,并为现代外骨骼在人机交互优化与轻量化设计方面奠定了重要基础.

(3) 2010年前后,以机器服混合辅助肢体(hybrid assistive limb, HAL)为代表的运动辅助外骨骼进入了助行助残领域.日本筑波大学(University of Tsukuba)和日本Cyberdyne公司共同研制了运动辅助外骨骼机器人HAL,旨在帮助行走障碍人群完成行走、起蹲、上下楼梯等动作.外骨骼设备自重23 kg,其中纯下肢外骨骼重约15 kg,配备髋、膝和踝主动关节,由电池与电机驱动,续航时间约2小时40分钟.系统集成足底压力、关节角度、角速度/角加速度、表面肌电传感器等多个传感器,支持两种工作模式:基于表面肌电的主动控制和基于运动检测的被动控制.2013年,HAL获得了全球首个安全认证和欧洲首个医疗认证,至今已在超过130家医疗机构用于康复训练.

(4) 2020年后,以ExoSuit为代表的轻量化外骨骼已在日常行走助力和医疗运动康复得到了应用.美国哈佛大学创新研发的柔性外骨骼ExoSuit,旨在为肌肉力量不足、运动功能损伤人群或者骨科术后患者进行

运动助力和运动康复.与传统刚性外骨骼相比,ExoSuit由纤维布和鲍登线构成,具有更大的运动自由度、轻便的质量、良好的穿戴舒适性和运动相容性. Soft ExoSuit通过大腿两侧的IMU测量髋关节转角,结合腰部IMU测量的重心纵向加速度轨迹,基于走路与跑步时重心轨迹相位反向的特点,设计了分类方法在线识别走路与跑步状态,实现自适应助力调节^[8].其他轻量化外骨骼的硬件参数如表2所示.

外骨骼机器人的特点为“人在回路中”,将人的感知决策纳入控制回路中.根据人的控制作用强弱可分为被动控制、半主动控制和主动控制三种模式.在被动控制中外骨骼机器人严格按照预定义的运动轨迹和模式强迫肢体运动,在半主动控制中外骨骼根据人机间的交互作用在线学习并调整预定义的运动模式,在主动控制中外骨骼机器人评估人的运动意图并主动协同佩戴者完成运动任务.随着人体控制作用增强,其环境适应性和所能执行的任务复杂度也随之提升.运动康复场景涉及助力运动引导、对抗训练、平衡训练及数据监测等功能,面临着混杂动作和个体差异等挑战,对外骨骼意图响应准确性、助力规划协同性和人机交互安全性提出了较高的要求.下面将分别对外骨骼机器人的三大关键技术进行说明.

(1) 意图在线感知技术.运动意图感知可从肢体内部神经传导链路出发,从脑电(electroencephalo-graph, EEG)^[9]、肌电(electromyography, EMG)^[10]、肌动(mechanomyography, MMG)^[11]、肌肉电容^[12]、肌肉硬

表 2 代表性外骨骼机器人的主要参数

Table 2 Key parameters of representative robotic exoskeletons

设备名称	驱动结构	自由度配置	传感器	重量	续航时间
SMA	准直驱关节 最大扭矩4 N m	主动前屈/后伸 被动外展/内收	编码器, 电流反馈	2.7 kg	2 h
GEMS-H	准直驱关节 最大扭矩12 N m	主动前屈/后伸 被动外展/内收	编码器, 电流反馈, IMU	2.1 kg	2 h
APO	SEA柔性关节 最大扭矩35 N m	主动前屈/后伸 被动外展/内收	编码器, 扭矩传感器, 足底压力	4.2 kg	—
GT-RHE	SEA柔性关节 滚珠丝杠传动 最大扭矩60 N m	主动前屈/后伸 被动外展/内收	编码器, 扭矩传感器, IMU	7.0 kg	—
NREL-Exo	SEA 柔性关节 最大扭矩80 N m	主动前屈/后伸 主动外展/内收	编码器, 扭矩传感器, IMU	9.2 kg	—
Soft ExoSuit	鲍登线绳驱 最大驱动力300 N	后伸牵拉	编码器, IMU	—	7.5 km
PH-EXOS	刚性电机关节 鲍登线传动	主动前屈/后伸 被动外展/内收 被动内旋/外旋	编码器, 力传感器	3.5 kg	—
CAS-RHE	刚性关节电机 最大扭矩15 N m	主动前屈/后伸 被动外展/内收	编码器, IMU	—	—
HIT-RHE	刚性关节电机 最大扭矩40 N m	主动前屈/后伸	编码器, IMU, 力传感器, 足底压力	10.8 kg	—

度^[13]等生理信号中解码运动意图, 也可从肢体运动学动力学角度出发, 通过对步态规律和肢体建模实现状态预测。前者具有动态性好、低延时的特点, 但生理信号幅值微弱, 采集困难, 极易受到干扰。后者步态识别研究集中在步态分类和相位估计。Kim等人^[14]基于行走和跑步重心模型的反相特性设计了走跑在线识别算法。Gao等人^[15]和Camargo等人^[16]分别设计了贝叶斯分类器和神经网络分类器, 基于肢体运动学动力学特征识别多种步态。步态相位估计的研究主要分为步态事件插值和自适应振荡器^[17]两类, 两者虽然都能够实现平稳步态的相位估计, 但是在非周期和突变步态下存在严重滞后。为此, Guo等人^[18]利用肌肉预激活的超前性, 设计了肌肉协同网络模型表征肌肉形变与相位映射关系, Zhao等人^[19]提出将包含步态先验信息的地形图像纳入到预测框架中, 设计了多模态Transformer网络建立地形图像到步态预测的映射, 有效提升了实时性。

(2) 高效助力规划技术。助力规划相关研究主要分为基于预定义轨迹的离线规划和基于阻抗整形的在线规划两类。在离线规划中, 来自人体运动捕获^[20]或模型生成的关节角度、角速度和力矩等轨迹预先定义,

在应用中复现离线轨迹。上述方法的人机适应性较差, 虽然可通过阻抗控制^[21]、反馈死区^[22]、边界层法^[23]等方法改善, 但是本质上仍属于人在回路外的被动规划方法, 仅适用于低速简单任务。为此, Aguirre-Ollinger等人^[24]和Zhang等人^[25]提出了基于人机耦合动力学模型的阻抗整形规划方法, 通过施加正比于关节角度、角速度和角加速度的转矩, 实现虚拟刚度、阻尼和惯量补偿, 达到等效减重助力效果。针对交互动力学时变问题, Sun等人^[26]提出了一种基于事件触发型评价学习的阻抗控制算法, 通过阻抗参数自适应抑制了正反馈不稳定问题。阻抗整形助力规划方法不影响佩戴者的运动主导地位, 但负阻抗补偿通常为正反馈形式, 降低了系统稳定裕度, 在参数不当情况下甚至出现不稳定发散振荡的情况。

(3) 柔顺控制技术。低阻抗柔顺控制分为阻抗控制和直接力/力矩控制两类方法。阻抗控制不直接控制力或轨迹, 而是控制力与轨迹间的阻抗特性实现与环境的柔性接触^[27]。阻抗控制的参数整定高度依赖环境, 在快速变化和不确定交互环境下的应用受限^[28]。针对此问题, Brahmi等人^[29]结合了参数自适应和扰动观测器方法, 提升了对人机交互不确定的鲁棒性。显式力

控通过力闭环反馈直接控制输出力, 然而力控回路中存在大惯量扰动、高度非线性摩擦和未知负载交互扰动等不确定因素, 在设计控制器时需重点考虑扰动抑制能力和误差收敛性能. 线性控制器可保证误差的渐近收敛, 但收敛时间趋于无穷大, 收敛速度和扰动抑制性能受限. 为此, Calanca等人^[30]和Zhao等人^[31]利用滑模控制的不变性原理, 使用标准滑模控制、积分滑模控制、超螺旋控制等多种非线性控制方法对系统的扰动进行抑制. 以滑模控制为代表的非线性控制具备较快的误差收敛速度和较好的扰动抑制能力, 但非连续形式的控制律难以在实际物理系统中应用.

外骨骼机器人在运动康复领域的应用包括运动引导、对抗训练、平衡训练及数据监测等, 面临着混杂动作和个体差异等挑战, 对外骨骼意图响应准确性、助力规划协同性和人机交互安全性提出了较高的要求. 在实际应用中可通过设计在线意图感知算法、高效助力规划算法和柔顺控制算法提升人机交互协同安全性, 从而促进神经肌肉恢复与运动能力提升.

3 大模型技术在运动康复中的应用

本文将大模型技术在骨科康复领域的应用总结为四个方面, 分别为个性化康复方案生成、实时指导与患者教育、临床辅助诊断与决策、数据分析与健康评估. 如图4所示, 患者科普教育一般用于运动康复前, 对当前的疾病属性、康复治疗、康复预期等知识进行教育科普. 临床数据分析基于运动学数据、生理学数据和病例诊断报告等多模态数据, 提取关键病情信息, 生成预诊判断, 为康复方案生成提供了数据支撑. 康

复方案生成结果直接作为运动处方, 指导患者进行运动康复. 患者健康评估主要用于运动康复过程中, 量化评估康复效果, 给予反馈和建议. 下面将对上述四个方面分别介绍.

3.1 康复方案生成

大模型通过在大量预训练文本上学习医生的专业知识, 并将其存储在模型结构和参数中, 因此大模型可以作为虚拟医生, 在获取患者的医疗记录、伤情类型等信息后, 利用自身知识和经验生成个性化康复计划. Zhang等人^[32]和Chatterjee等人^[33]将GPT-4大模型接入临床系统, 将患者生理数据和临床指南作为提示词先验信息输入大模型, 用于生成个性化康复处方和国际功能、残疾和健康分类(international classification of functioning, disability and health, ICF)编码, 并招募两名临床医生评估生成内容准确性, 结果表明生成运动处方和康复方法符合临床规范, 与指南一致, 但ICF编码类别判断存在一些错误. Caterson等人^[34]、Wilhelm等人^[35]和Zhang等人^[36]系统性评估了多种大模型的运动康复方案生成性能, 模型包含了GPT, Claude-instant-v1.0, GPT-3.5-Turbo, Command-xlarge-nightly, Bloomz等, 设计了15个骨科疾病的康复场景, 测试不同模型生成康复管理计划的能力, 并由三名专业骨科医生对结果的准确性和安全性进行评估. 实验表明所有大模型均能够快速生成康复方案, 其中Claude-instant-v1.0性能最佳, 但在复杂病例方案生成上的准确性和个性化存在不足. 综上, 大模型通过整合患者数据和医学知识, 可显著提升个性化康复方案生成的效率, 但仍存在可靠性、安全性和准确性不足的问题.

3.2 患者科普教育

大模型具有强大的自然语言理解和文本生成能力, 可以通过与患者问答交互进行疾病、症状和康复相关的科普, 辅助骨科患者完成术前准备-术中-术后康复的全流程科普答疑, 从而提高患者依从性和参与度, 有效改善了医患沟通的流畅性和效率. 针对康复护理中大量依赖人工的问题, Chatterjee等人^[33]、Bains等人^[37]和Aydin等人^[38]将大模型GPT作为虚拟医生, 与术后患者进行交流和答疑. 研究发现, GPT能够将复杂的医学文献和患者数据转化为通俗易懂的事实性解释, 帮助患者更好地理解病情和治疗方案, 并在术

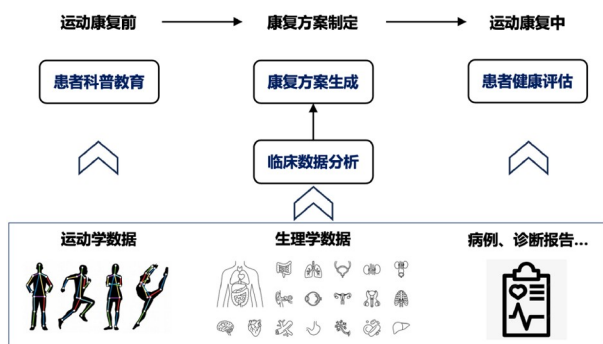


图4 (网络版彩图)大模型在运动康复场景中的应用
Figure 4 (Color online) Applications of LLM in motor rehabilitation.

前准备中解答常见问题, 解释手术过程. 为了评估大模型生成内容的有效性和安全性, 将模型结果与护理护士答复进行了横向比较, 并由三名骨科医生和患者分别对两者进行评价. 医生评价结果显示, GPT在73.3%的问题中被认为是合适的, 其表现与护士答复相当. 在患者评价结果中, 53.8%的患者更倾向于和大模型进行交流, 表明GPT在骨科患者科普教育中的有效性. Aydin等人^[38]系统性总结分析了包括GPT-4o, Claude 3.5 Sonnet和Gemini等大模型在患者教育中的应用, 结果表明大模型在生成医学教育材料、解释医学术语、提供生活方式建议以及解决患者对复杂医疗信息理解不足等方面, 比专业医师更有优势. 综上, 大模型能够与患者进行流畅交互, 并将病情和康复知识有效传递给患者, 增强其在康复过程中的依从性和参与度.

3.3 临床数据分析

大模型可通过分析文献、临床指南和患者数据, 自动生成病例摘要、病情概述和康复小结等, 辅助制定康复诊疗方案. 针对医疗信息处理效率低、复杂性问题, Nazi等人^[4]系统评估了大模型在临床语言理解任务(如命名实体识别、关系抽取、自然语言推理、多模态医疗应用、文档分类和问答)中的表现, 比较了最新的医疗领域模型与开源模型, 结果表明大模型能显著提升医疗任务的效率和效果. 针对大模型在临床应用中缺乏系统性医学知识的问题, Oniani等人^[39]提出将临床实践指南(clinical practice guidelines, CPGs)知识引入模型推理过程用于增强大模型决策输出, 并设计了三种融合方法, 包括二元决策树(binary decision tree, BDT)、程序辅助图构建(program-assisted graphic construction, PAGC)和思维链少样本提示(chain of thought-few shot prompting, CoT-FSP), 并以COVID-19门诊治疗作为案例, 评估了GPT-4, GPT-3.5 Turbo, LLaMA和PaLM2四种模型的表现. 实验结果表明融入CPGs后, 所有模型性能均显著优于基线, 表明大模型结合结构化专业知识可生成更准确、更可靠的治疗建议. 综上, 大模型在处理临床复杂文本数据任务中表现出较强能力, 融入专业知识(如CPGs)后, 其在临床数据分析与决策支持中的应用潜力进一步增强.

3.4 患者健康评估

大模型可以利用其自身强大的特征分辨能力对运

动生理数据进行处理分析, 实现运动损伤评估、康复效果评估、运动能力评估等功能. Zeng等人^[40]将大模型技术应用在康复效果的长期评估中, 针对传统量化评估耗时长、缺乏个性化数据的问题, 提出了基于大模型的个性化康复效果评估系统. 研究以150名慢性病患者为样本, 通过人工智能系统监测血糖、血压、血脂等指标生成健康管理方案, 结果表明观察组的生理指标显著改善, 康复效率有效提升. Sardari等人^[41]系统回顾了智能方法在康复动作评估中的应用. 为解决康复评估高度依赖人工的问题, 提出使用大模型技术在家庭康复环境中监测和评估患者康复进程, 通过计算机视觉提取人体动作骨架特征, 识别康复动作标准度, 统计康复运动处方的完成度, 从而实现康复过程的量化评估. 综上, 大模型具备处理和理解多模态运动与生理数据的能力, 结合其内嵌的专业知识, 可为患者提供准确、个性化的健康评估支持, 助力康复过程科学化、高效化.

4 外骨骼机器人在运动康复中的应用

本文将外骨骼机器人在骨科康复领域的应用总结为四个方面: 运动引导、对抗训练、平衡训练和数据监测, 下面将对上述四个方面进行介绍.

4.1 运动引导与步态训练

外骨骼机器人可用于引导佩戴者完成特定的康复动作, 如步态训练或手臂伸展, 促进神经肌肉系统重塑, 为下肢功能障碍、中风、脊髓损伤等患者的早期康复提供了高效康复手段. Gao等人^[42]研制了用于中风等运动功能障碍患者的下肢外骨骼康复机器人, 同时针对外骨骼步态规划无法适应患者意图和训练状态变化问题, 提出了自适应粒子群优化导纳控制(adaptive particle swarm optimization admittance control, APSOAC)算法, 通过在线调整刚度和阻尼参数, 降低人机交互力并自适应调整步态规划, 验证实验招募了三名受试者, 实验结果表明该算法在主动与被动行走中均能够适应不同地形和步速, 增强了人机协调性. 为辅助截瘫患者的步态训练, Inoue等人^[43]研发了一种结合外骨骼和功能性电刺激(functional electrical stimulation, FES)的步态康复机器人, 通过FES刺激双侧股四头肌和腓绳肌来提升患者的主动参与度, 实验招

募了9名受试者, 结果显示结合FES的外骨骼辅助作用, 人体髋膝关节的主动发力显著增加, 有效提升了康复过程中患者的主动参与度. 针对中风后上肢功能恢复困难的问题, Ou等人^[44]提出了一种专为中风偏瘫患者设计的可穿戴手部外骨骼系统, 通过辅助手指伸展和手掌张开促进上肢功能恢复. 实验结果表明手部外骨骼能够在家庭环境下辅助患者实现手指屈伸康复动作. Park等人^[45]对可穿戴外骨骼在神经损伤患者辅助步态训练中的效果和安全性进行了系统分析, 实验对象包含了28名患者, 评估指标包括了肌力、平衡、步行能力、躯干控制和下肢运动功能, 结果显示接受外骨骼训练后步态和平衡功能明显改善, 并且康复过程仅需治疗师监督, 大幅提升了康复效率. 综上, 外骨骼辅助下的运动引导与步态训练不仅显著改善了患者的运动功能, 还能够自适应调整训练方案, 提升了康复效果与患者的主动参与度.

4.2 对抗训练与肌力增强

外骨骼机器通过施加可控阻力与佩戴者的运动形成对抗, 从而促进肌肉力量和耐力的恢复, 适用于需要强化肌力的康复阶段或运动员的损伤修复, 为中风、帕金森病、脊髓损伤等病症的康复提供了高效支持. McGibbon等人^[46]研究了外骨骼辅助下渐进式高强度运动训练对帕金森病(Parkinson's disease, PD)患者记忆和步态的改善作用. 实验招募了27名中度PD患者, 随机分为外骨骼组和非外骨骼组, 实验结果表明外骨骼组的记忆分量表得分、6分钟步行测试距离、计时起立行走测试等指标显著优于对照组, 有效改善了帕金森患者因运动和认知障碍常陷入久坐生活的情况. 为解决中风后下肢运动功能障碍患者的安全康复训练问题, Chen等人^[47]提出了一种基于鲁棒导纳控制策略的人机协作下肢力量训练方法. 针对现有下肢外骨骼康复机器人忽视膝关节软组织保护的问题, 提出了一种结合可变刚度导纳控制和双输入鲁棒控制策略, 该方法根据膝关节生物力学特性设计刚度变化规律, 实时调整导纳模型刚度, 间接控制患者用力大小, 避免了关节软组织受到过度压迫, 同时有效增强股四头肌的力量训练. 综上, 外骨骼在对抗训练与肌力增强方向的应用有效促进了肌肉力量和耐力恢复, 尤其在帕金森病、中风及其他运动功能障碍的康复中展现了显著的疗效.

4.3 身体协调与平衡训练

外骨骼机器人可用于改善佩戴者的整体协调性和平衡能力. 针对脑瘫患者因神经系统疾病导致的平衡能力下降问题, Allahverdi等人^[48]设计了一款由8根缆绳驱动的外骨骼机器人, 控制系统引入安全区概念, 当患者偏离设定平衡区域时, 机器人自动识别潜在跌倒风险并调整缆绳张力, 将患者拉回安全区. 实验结果表明上述装置显著延长了患者平衡维持时间, 适合脑瘫患者的康复需求. 针对亚急性中风患者步行功能恢复缓慢的问题, Lin等人^[49]将REX外骨骼康复机器人用于亚急性中风患者的平衡和下肢功能恢复训练实验中, 实验招募了24名患者, 随机分为机器人组和对照组, 主要指标为Berg平衡量表(Berg balance scale, BBS), 次要指标包括Fugl-Meyer下肢运动功能量表(Fugl-Meyer assessment-lower extremity, FMA-LE)、中风患者姿势评估量表(posture assessment scale for stroke, PASS)和日常生活活动量表(modified Barthel index, MBI)等. 实验结果表明机器人组在BBS, PASS, FMA-LE等指标上显著改善, 表明外骨骼训练在促进平衡和下肢功能早期恢复方面发挥了正面作用. Gupta等人^[50]将外骨骼辅助康复系统用于不完全性脊髓损伤患者中的步态训练, 步态训练结果显示外骨骼辅助系统显著改善了平衡与步行能力, 并且所有参与者训练期间无安全性风险. 综上, 外骨骼有效改善了脑瘫、中风及脊髓损伤等患者的平衡性和协调性, 不仅提升了训练效果, 还增强了患者安全性和康复参与度.

4.4 数据监测

外骨骼机器人可利用配备传感器实时监测佩戴者的运动数据(如关节角度、肌电信号)和生理反馈(如心率、肌电), 并根据反馈数据调整个性化康复训练方案. Zhang等人^[51]提出了一种基于下肢外骨骼机器人的中风患者智能康复评估方法, 利用安装在机器人上的角度传感器和压力传感器采集髋、膝、踝关节的运动参数, 通过支持向量机(support vector machine, SVM)和LSTM构建智能模型, 分析步态模式并评估康复效果. 评估实验招募了10名中风患者, 评估指标包括步态对称性、关节活动范围和行走稳定性, 结果显示步态分类准确率超90%, 康复评分预测与专家评估的

相关系数高达0.88, 证明该方法能够高效识别患者运动状态并支持个性化康复方案制定. Wang等人^[52]通过融合外骨骼机器人运动信号和患者心率信号作为多模态输入, 利用深度学习框架构建运动强度感知模型, 用于提升康复训练的个性化与安全性. 实验结果表明该方法能有效识别患者运动强度并自动调整训练任务, 相比传统方法显著提升了人机交互性能. Cherni等人^[53]将Lokomat外骨骼机器人用于测量髌膝关节最大等长力矩, 实验结果显示上述方法能有效量化脑瘫儿童的下肢力量, 为脑瘫儿童的康复评估提供客观数据. 针对脊髓损伤患者运动控制中本体感觉恢复监测不足的问题, Chisholm等人^[54]提出了使用Lokomat外骨骼机器人量化患者下肢本体感觉缺陷的方法, 实验招募了10名健康对照者和10名不完全脊髓损伤患者, 实验结果表明该方法能客观量化脊髓损伤患者的感知缺陷, 有助于康复效果评估. 综上, 通过融合传感器数据和深度学习模型, 外骨骼机器人不仅能够有效评估患者的运动状态和康复进度, 还能提供更安全、个性化的康复训练方案.

5 应用中的挑战

智能康复技术在骨科领域具有广阔的应用前景, 但在实际推广中仍面临技术局限、人机交互安全、医学伦理等问题, 具体如下.

5.1 大模型在康复领域应用的挑战

(1) 康复建议生成的可解释性. 在运动康复医疗场景中, 基于大模型的康复决策需具备充分的透明度和可追溯性. 生成的康复方案应符合康复路径、临床指南及专家经验等标准规范要求, 并且推理和决策过程必须透明可解释, 以确保康复建议的合理性. 然而, 当前大模型多采用黑箱式的深度学习架构, 其内部决策机制难以直观理解. 当模型为骨科患者推荐特定康复方案时, 医生和患者往往难以准确理解方案的依据, 显著影响了技术的临床接受度.

(2) 康复建议生成的可信度. 大模型在生成康复建议的过程中存在幻觉(hallucination)现象, 即模型输出看似合理但实则缺乏医学依据的内容^[55]. 例如, 模型建议骨折患者在骨痂形成初期进行不适当的负重训练, 或者为骨质疏松患者推荐高冲击性的运动方案. 这

类不准确的建议一旦被采纳, 可能导致严重的二次伤害, 严重影响患者安全与治疗效果, 制约了大模型在临床康复中的实际应用.

(3) 大模型辅助决策的伦理问题. 在大模型参与运动康复方案制定的过程中, 一旦发生不良后果, 责任归属难以明确. 目前法律框架尚未对模型开发者、医疗机构与临床医师之间的责任边界做出统一界定. 此外, 康复过程涉及大量敏感数据, 包括运动功能评估、影像资料和病史记录等, 其采集、存储与使用必须严格遵循医疗数据保护相关法规, 确保患者隐私不被侵犯.

5.2 外骨骼在康复领域应用的挑战

(1) 兼顾穿戴舒适性和运动相容性的通用外骨骼结构设计. 由于患者体型差异和病情多样性, 外骨骼设备需具备良好的适应性, 能够匹配不同患者的体型、残障程度及康复阶段. 然而, 现有设备在尺寸调节、关节活动自由度等方面往往难以满足实际临床需求. 此外, 如何研发轻量化、通用型外骨骼, 并在便捷穿戴、运动相容性和穿戴舒适性之间实现平衡, 将是提升康复体验和促进设备推广应用的关键方向.

(2) 多任务泛化人机协同控制策略设计. 运动康复具有高度个性化特征, 且康复任务需根据阶段动态调整, 例如早期以引导训练为主, 康复中后期以监督纠正模式为主. 设计具备多任务泛化的人机协同控制策略是当前的关键技术难点, 要求外骨骼系统能够根据患者康复进度自适应切换协同模式, 并在辅助力度与患者参与度间实现动态平衡, 避免过度助力以及辅助不足的情况.

(3) 人机交互安全保障. 外骨骼直接与人体进行力交互, 不当的辅助力不仅会影响康复效果, 甚至还可能造成二次伤害, 因此人机交互的安全性至关重要. 康复过程中需关注交互的柔顺性, 合理设置位置、速度与力交互限位, 防止关节超范围运动或因意图不一致而产生过大辅助力. 在下肢康复应用中, 还需主动增强行走稳定性, 通过实时监测肢体姿态判断摔倒风险, 并在风险过高时及时施加抗倾倒扭矩, 以最大限度降低跌倒概率, 确保康复过程的安全可靠.

5.3 大模型-外骨骼融合应用挑战

如图5所示, 在融合应用中, 大模型根据采集的生

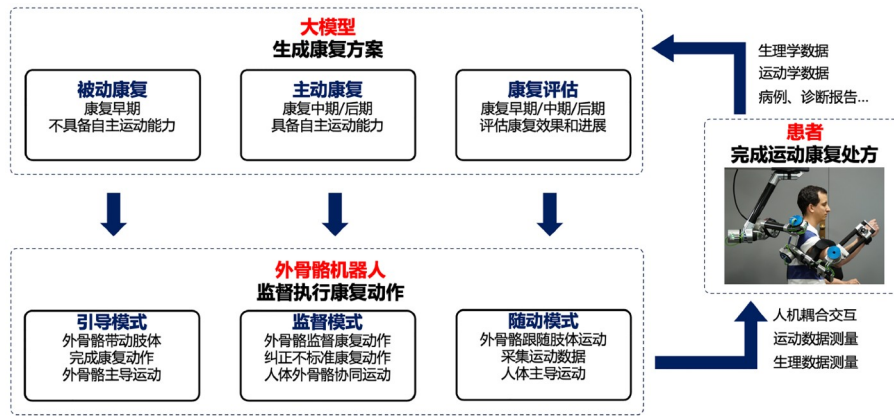


图 5 (网络版彩图)大模型-外骨骼在运动康复场景的融合应用

Figure 5 (Color online) Application of large language models in conjunction with exoskeletons in sports rehabilitation scenarios.

理数据、运动数据,结合病例、诊断报告、医嘱等,评判当前的康复阶段并生成康复方案。康复方案包含了被动康复、主动康复和康复评估,其中被动康复适用于康复早期,不具备自主运动能力,主动康复适用于康复中后期,具备自主运动能力,康复评估覆盖整个康复周期,用于评估康复效果和进展。外骨骼工作模式具备引导模式、监督模式和随动模式,引导模式对应被动康复方案,外骨骼带动肢体完成康复动作,主动康复对应外骨骼的监督模式,外骨骼监督并纠正康复动作,康复评估对应外骨骼随动模式,外骨骼跟随肢体运动,期间采集肢体生理学和运动学数据。外骨骼与人体直接产生力的交互,并采集患者的相关数据。将患者的数据、病例、诊断报告等信息输入大模型,生成相应的康复方案,指导外骨骼-患者协作系统完成康复动作。其中存在的挑战包括以下方面。

(1) 大模型-外骨骼-患者耦合系统的动态匹配。在大模型指导外骨骼完成康复动作过程中,如何实现患者需求、大模型个性化方案生成和外骨骼执行动作的精准匹配是关键难题。在此过程中,可能存在大模型建议的康复动作超出外骨骼的能力边界范围,或大模型建议的康复动作与患者需求的康复动作不一致的情况,这种不匹配可能导致训练效果下降,甚至增加运动损伤风险。

(2) 大模型-外骨骼-患者耦合系统的数据准确交互。在理想状态下,大模型可基于外骨骼传感器采集的患者生理、运动学与动力学等多模态数据动态优化康复策略。然而在实际应用中,受限于外骨骼与肢体自

由度的不完全匹配以及温湿度、人机接触特性等因素的影响,生理参数采集易产生误差,导致采集数据与实际状态存在偏差。数据偏差可能引发康复策略误判,降低训练效果,甚至对患者造成二次伤害。

6 未来发展方向

智能化康复技术通过提升康复流程的自动化水平与干预手段的规范性,有效提升了康复效率与康复质量。在康复效率方面,大模型具备强大的自然语言理解与知识整合能力,能够快速生成符合临床路径的个性化康复方案,并自动完成患者教育、康复进度评估及数据分析,从而显著减少人工干预,提升主动康复的响应速度。外骨骼机器人通过机械驱动与多传感器反馈系统,承担重复性高的康复动作执行任务,提升了训练的持续性和执行效率。在康复质量方面,依托其对医学知识与临床规范的深度融合能力,能够生成具有高度一致性与较高临床参考价值的康复决策,提升干预方案的科学性与专业水准。外骨骼机器人则保障了康复动作的标准化执行、安全性控制与状态监测,使被动康复过程更加精准可控。两者协同运行,可根据患者康复阶段动态匹配辅助策略,实现康复流程的个性化、自适应与全过程优化,最终实现高效率与高质量的骨科运动康复。为实现上述增效提质的目标,需重点发展以下三个方面。

(1) 可信可解释康复大模型。通用大模型在垂直领域应用中存在幻觉、输出不可解释等问题,无法判断

结果的准确性和可信度, 严重制约了其在骨科康复领域的应用. 建立运动康复预训练知识库, 覆盖骨科康复全领域的多模态数据, 整合专业术语、临床指南和典型病例数据, 通过增量预训练给通用大模型注入专业知识, 降低幻觉发生率. 建立运动康复知识图谱数据库, 从医患对话、医学书籍、研究文献、临床指南、电子病历等提取高信息熵知识图谱, 实现疾病、症状、处方等属性间的快速逻辑推理, 将推理逻辑链融入大模型中, 提升模型决策过程的透明度和可解释性. 设计专用运动康复领域的可信度评判模型, 对康复大模型输出结果的可信度进行量化评分, 实现大小模型协同工作, 可信度模型在训练过程中引导大模型学习方向, 在应用过程中提示输出结果的专业可信度. 此外, 研发骨科康复专用的轻量化大模型架构, 压缩参数量使其可在边缘设备上运行, 满足临床实时性和数据安全性需求.

(2) 多任务泛化外骨骼康复机器人. 由于病情多样性和患者个体差异, 外骨骼在康复场景中面临着高度复杂的康复任务, 不仅涉及髋膝踝肩肘腕多个关节, 而且在不同的康复阶段, 外骨骼的工作模式还有所不同, 而传统的专家知识和规则方法无法穷尽个性化康复场景需求, 只适用于单一场景, 无法实现通用化. 研究通用外骨骼控制策略, 建立康复场景孪生人机交互仿真环境生成多样化人机交互数据, 设计基于数据驱动的端到端通用控制策略, 设计包含康复效果、人机交互安全性、舒适度等惩罚函数, 利用强化学习探索多目标均衡的控制策略, 突破任意复杂场景任意运动任务下的统一控制策略难题, 提升环境适应性、人体协同性和人机交互安全性, 是解决通用康复外骨骼不足的潜在技术路径. 此外, 突破轻量化材料制备工艺, 降低外骨骼设备自重, 研发新型柔性驱动元件, 提升患

者穿戴舒适度、运动相容性和长期使用依从性, 对于提升康复效果也至关重要.

(3) 基于大模型-外骨骼-患者耦合系统的智能康复技术. 当前大模型主要应用在主动康复过程中, 重点在于指导患者执行科学康复动作, 而外骨骼技术主要应用在被动康复中, 重点在于机械引导患者执行康复动作, 主动康复和被动康复技术无法流畅衔接. 设计大模型康复方案生成-外骨骼监督执行-患者数据反馈相融合的智能康复系统, 大模型输入患者生理数据、运动数据、病例、诊断报告等信息, 生成对应的主被动康复方案, 指导外骨骼-患者协作系统完成康复动作, 同时外骨骼与人体直接产生力的交互, 并采集患者的肢体数据, 用于大模型的康复评估, 形成完整的康复全流程闭环.

7 结论

以大模型和外骨骼机器人为代表的智能康复技术在提升康复效率与康复质量方面展现出显著优势. 大模型凭借其自然语言理解与专业知识整合能力, 推动了个性化康复方案生成、患者教育、临床数据分析和健康评估等环节的智能化, 加快了主动康复的决策与响应效率. 外骨骼机器人则通过机械驱动与多传感器反馈, 实现了运动引导、对抗训练、平衡训练及数据监测等被动康复任务的标准化执行与安全保障, 显著提升了康复过程的质量与可控性. 展望未来, 可信可解释的大模型构建、通用轻量化外骨骼系统研发以及主被动康复协同机制优化, 将成为推动智能康复技术广泛落地的关键方向, 有望切实提升骨科康复服务的整体效率与质量, 为患者提供更高效、更可靠、更科学的智能康复支持.

致谢 论文在清华海峡研究院(厦门)和河南省洛阳正骨医院(河南省骨科医院)的协作下完成, 在此深表谢忱.

参考文献

- 1 Cieza A, Causey K, Kamenov K, et al. Global estimates of the need for rehabilitation based on the Global Burden of Disease Study 2019: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *Lancet*, 2020, 396: 2006–2017
- 2 Zhang W H, Li J J, Gao F, et al. Research progress of wearable technology in rehabilitation medicine (in Chinese). *Chin J Rehabil Theory Pract*, 2017, 23: 792–795 [张文豪, 李建军, 高峰, 等. 可穿戴技术在康复医学领域中的研究进展. *中国康复理论与实践*, 2017, 23: 792–795]

- 3 Ni Z Q, Wang T M, Liu D. Survey on medical robotics (in Chinese). *J Mech Eng*, 2015, 51: 45–52 [倪自强, 王田苗, 刘达. 医疗机器人技术发展综述. 机械工程学报, 2015, 51: 45–52]
- 4 Nazi Z A, Peng W. Large language models in healthcare and medical domain: A review. *Informatics*, 2024, 11: 57
- 5 Shi D, Zhang W, Zhang W, et al. A review on lower limb rehabilitation exoskeleton robots. *Chin J Mech Eng*, 2019, 32: 74
- 6 Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need. *Adv Neural Inf Process Syst*, 2017, 30: 6000–6010
- 7 Zoss A B, Kazerooni H, Chu A. Biomechanical design of the Berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX). *IEEE ASME Trans Mechatron*, 2006, 11: 128–138
- 8 Lim B, Lee J, Jang J, et al. Delayed output feedback control for gait assistance with a robotic hip exoskeleton. *IEEE Trans Robot*, 2019, 35: 1055–1062
- 9 Araujo R S, Silva C R, Netto S P N, et al. Development of a low-cost EEG-controlled hand exoskeleton 3D printed on textiles. *Front Neurosci*, 2021, 15: 661569
- 10 Foroutannia A, Akbarzadeh-T M R, Akbarzadeh A. A deep learning strategy for EMG-based joint position prediction in hip exoskeleton assistive robots. *Biomed Signal Process Control*, 2022, 75: 103557
- 11 Caulcrick C, Huo W, Hoult W, et al. Human joint torque modelling with MMG and EMG during lower limb human-exoskeleton interaction. *IEEE Robot Autom Lett*, 2021, 6: 7185–7192
- 12 Yang C, Yu L, Xu L, et al. Current developments of robotic hip exoskeleton toward sensing, decision, and actuation: A review. *Wearable Technol*, 2022, 3: e15
- 13 Huang T H, Zhang S, Yu S, et al. Modeling and stiffness-based continuous torque control of lightweight quasi-direct-drive knee exoskeletons for versatile walking assistance. *IEEE Trans Robot*, 2022, 38: 1442–1459
- 14 Kim J, Lee G, Heimgartner R, et al. Reducing the metabolic rate of walking and running with a versatile, portable exosuit. *Science*, 2019, 365: 668–672
- 15 Gao F, Liu G, Liang F, et al. IMU-based locomotion mode identification for transtibial prostheses, orthoses, and exoskeletons. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2020, 28: 1334–1343
- 16 Camargo J, Flanagan W, Csomay-Shanklin N, et al. A machine learning strategy for locomotion classification and parameter estimation using fusion of wearable sensors. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, 68: 1569–1578
- 17 Xue T, Wang Z, Zhang T, et al. A new delayless adaptive oscillator for gait assistance. In: *Proceedings of the 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020. 3459–3464
- 18 Guo C, Li Y, Liu Z, et al. Continuous gait phase estimation by muscle deformations with speed and ramp adaptability. *IEEE Sens J*, 2024, 24: 23173–23182
- 19 Zhao R, Yang X, Fan Y. Terrain-aware stride-level human hip joint angle forecasting via vision and kinematics fusion. *IEEE Robot Autom Lett*, 2024, 9: 7685–7690
- 20 Liu B. Research on system design and control methods of lower limb rehabilitation exoskeleton robots (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Guangzhou: South China University of Technology. 2023 [刘彪. 下肢康复外骨骼机器人系统设计与控制方法研究. 博士学位论文. 广州: 华南理工大学. 2023]
- 21 Best T K, Welker C G, Rouse E J, et al. Data-driven variable impedance control of a powered knee-ankle prosthesis for adaptive speed and incline walking. *IEEE Trans Robot*, 2023, 39: 2151–2169
- 22 Campbell S M, Diduch C P, Sensinger J W. Autonomous assistance-as-needed control of a lower limb exoskeleton with guaranteed stability. *IEEE Access*, 2020, 8: 51168–51178
- 23 Wang Y, Wang H, Tian Y. Adaptive interaction torque-based AAN control for lower limb rehabilitation exoskeleton. *ISA Trans*, 2022, 128: 184–197
- 24 Aguirre-Ollinger G, Yu H. Lower-limb exoskeleton with variable-structure series elastic actuators: Phase-synchronized force control for gait asymmetry correction. *IEEE Trans Robot*, 2020, 37: 763–779
- 25 Zhang P, Zhang J, Elsabbagh A. Fuzzy radial-based impedance controller design for lower limb exoskeleton robot. *Robotica*, 2023, 41: 326–345
- 26 Sun Y, Peng Z, Hu J, et al. Event-triggered critic learning impedance control of lower limb exoskeleton robots in interactive environments. *Neurocomputing*, 2024, 564: 126963
- 27 Hogan N. Impedance control: An approach to manipulation. In: *Proceedings of the 1984 American Control Conference*. IEEE, 1984. 304–313

- 28 Wang Q, Hu J P, Miao H B, et al. Impedance automatic dynamic control for static stability of exoskeleton robot (in Chinese). *Autom Instrum*, 2023, 38: 83–87 [汪强, 胡江平, 苗怀彬, 等. 面向静态稳定的外骨骼机器人阻抗自动化动态控制. *自动化与仪表*, 2023, 38: 83–87]
- 29 Brahmi B, Driscoll M, El Bojairami I K, et al. Novel adaptive impedance control for exoskeleton robot for rehabilitation using a nonlinear time-delay disturbance observer. *ISA Trans*, 2021, 108: 381–392
- 30 Calanca A, Capisani L, Fiorini P. Robust force control of series elastic actuators. *Actuators*, 2014, 3: 182–204
- 31 Zhao J, Yang T, Sun X, et al. Sliding mode control combined with extended state observer for an ankle exoskeleton driven by electrical motor. *Mechatronics*, 2021, 76: 102554
- 32 Zhang L, Tashiro S, Mukaino M, et al. Use of artificial intelligence large language models as a clinical tool in rehabilitation medicine: A comparative test case. *J Rehabilitation Med*, 2023, 55: jrm13373
- 33 Chatterjee S, Bhattacharya M, Pal S, et al. ChatGPT and large language models in orthopedics: From education and surgery to research. *J Exp Orthop*, 2023, 10: 128
- 34 Caterson J, Ambler O, Cereceda-Monteoliva N, et al. Application of generative language models to orthopaedic practice. *BMJ Open*, 2024, 14: e076484
- 35 Wilhelm T I, Roos J, Kaczmarczyk R. Large language models for therapy recommendations across 3 clinical specialties: Comparative study. *J Med Internet Res*, 2023, 25: e49324
- 36 Zhang C, Liu S, Zhou X, et al. Examining the role of large language models in orthopedics: Systematic review. *J Med Internet Res*, 2024, 26: e59607
- 37 Bains S S, Dubin J A, Hameed D, et al. Use and application of large language models for patient questions following total knee arthroplasty. *J Arthroplasty*, 2024, 39: 2289–2294
- 38 Aydin S, Karabacak M, Vlachos V, et al. Large language models in patient education: A scoping review of applications in medicine. *Front Med*, 2024, 11: 1477898
- 39 Oniani D, Wu X, Visweswaran S, et al. Enhancing large language models for clinical decision support by incorporating clinical practice guidelines. In: *Proceedings of the 2024 IEEE 12th International Conference on Healthcare Informatics (ICHI)*. IEEE, 2024. 694–702
- 40 Zeng C, Huang Y, Yu L, et al. Long-term assessment of rehabilitation treatment of sports through artificial intelligence research. *Comput Math Methods Med*, 2021, 2021: 1–8
- 41 Sardari S, Sharifzadeh S, Daneshkhah A, et al. Artificial intelligence for skeleton-based physical rehabilitation action evaluation: A systematic review. *Comput Biol Med*, 2023, 158: 106835
- 42 Gao X, Zhang P, Peng X, et al. Autonomous motion and control of lower limb exoskeleton rehabilitation robot. *Front Bioeng Biotechnol*, 2023, 11: 1223831
- 43 Inoue J, Kimura R, Shimada Y, et al. Development of a gait rehabilitation robot using an exoskeleton and functional electrical stimulation: Validation in a pseudo-paraplegic model. *Prog Rehabilitation Med*, 2022, 7: 20220001
- 44 Ou Y K, Wang Y L, Chang H C, et al. Design and development of a wearable exoskeleton system for stroke rehabilitation. *Healthcare*, 2020, 8: 18
- 45 Park G M, Cho S H, Hong J T, et al. Effects and safety of wearable exoskeleton for robot-assisted gait training: A retrospective preliminary study. *J Personalized Med*, 2023, 13: 676
- 46 McGibbon C A, Sexton A, Gryfe P. Exercising with a robotic exoskeleton can improve memory and gait in people with Parkinson's disease by facilitating progressive exercise intensity. *Sci Rep*, 2024, 14: 4417
- 47 Chen L, Zhou D, Leng Y. A systematic review on rigid exoskeleton robot design for wearing comfort: Joint self-alignment, attachment interface, and structure customization. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2024, 32: 3815–3827
- 48 Allahverdi F, Korayem M H. Design of a new balance rehabilitation cable robot focused on patient with cerebral palsy. *J Braz Soc Mech Sci Eng*, 2025, 47: 1–5
- 49 Lin M, Wang H, Yang C, et al. Human-robot cooperative strength training based on robust admittance control strategy. *Sensors*, 2022, 22: 7746
- 50 Gupta A, Prakash N B, Honavar P R. Gait training with robotic exoskeleton assisted rehabilitation system in patients with incomplete traumatic and non-traumatic spinal cord injury. *Ann Ind Acad Neurol*, 2023, 26: S26–S31
- 51 Zhang S, Fan L, Ye J, et al. An intelligent rehabilitation assessment method for stroke patients based on lower limb exoskeleton robot. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2023, 31: 3106–3117

- 52 Wang W D, Zhang J B, Wang X, et al. Motion intensity modeling and trajectory control of upper limb rehabilitation exoskeleton robot based on multi-modal information. [Complex Intell Syst](#), 2022, 8: 2091–2103
- 53 Cherni Y, Girardin-Vignola G, Ballaz L, et al. Reliability of maximum isometric hip and knee torque measurements in children with cerebral palsy using a paediatric exoskeleton—Lokomat. [Neurophysiologie Clinique](#), 2019, 49: 335–342
- 54 Chisholm A E, Domingo A, Jeyasurya J, et al. Quantification of lower extremity kinesthesia deficits using a robotic exoskeleton in people with a spinal cord injury. [Neurorehabil Neural Repair](#), 2016, 30: 199–208
- 55 Truhn D, Weber C D, Braun B J, et al. A pilot study on the efficacy of GPT-4 in providing orthopedic treatment recommendations from MRI reports. [Sci Rep](#), 2023, 13: 20159

Intelligent technology-driven orthopedic rehabilitation: Progress and applications

XUE Tao, BAI YuQi & ZHANG Tao

Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Orthopedic rehabilitation is characterized by a long duration, complex motor tasks, and significant individual variability. Traditional rehabilitation approaches heavily rely on manual intervention, leading to low efficiency and insufficient standardization. There is an urgent need for intelligent technologies to improve both the efficiency and quality of rehabilitation. In recent years, advances in large-scale models and exoskeleton robot technologies have provided new technical pathways for intelligent orthopedic rehabilitation. Large models, leveraging natural language understanding and domain-specific knowledge integration, can automatically generate personalized rehabilitation plans, support patient education, and perform health assessment and data analysis, thereby improving rehabilitation efficiency. Exoskeleton robots, integrating mechanical actuation and multi-sensor feedback, can deliver movement guidance, resistance training, balance training, and data monitoring, effectively promoting neuromuscular function recovery and ensuring both standardization and personalization in the rehabilitation process, thus enhancing rehabilitation quality. Although intelligent rehabilitation technologies still face challenges such as explainability, safety in human-robot interaction, and medical ethics, continued technological advances and supportive policies are expected to drive their widespread adoption, enabling more efficient and higher-quality rehabilitation services in the future.

motor rehabilitation, large language model, exoskeleton robot, intelligent rehabilitation technology

doi: [10.1360/SST-2025-0075](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0075)