

## 基于神经-肌骨-外骨骼耦合仿真框架的平地 and 上坡行走动力学分析

靳 威, 刘佳奇, 张琦炜, 方虹斌

### DYNAMIC ANALYSIS OF HORIZONTAL AND UPHILL WALKING BASED ON THE NEURO-MUSCULOSKELETAL-EXOSKELETAL COUPLED SIMULATION FRAMEWORK

Jin Wei, Liu Jiaqi, Zhang Qiwei, and Fang Hongbin

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.6052/0459-1879-23-538>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 多柔体系统动力学建模与优化研究进展

ADVANCES IN DYNAMIC MODELING AND OPTIMIZATION OF FLEXIBLE MULTIBODY SYSTEMS

力学学报. 2019, 51(6): 1565-1586

#### 折叠翼飞行器的动力学建模与稳定控制

DYNAMIC MODELING AND STABILITY CONTROL OF FOLDING WING AIRCRAFT

力学学报. 2020, 52(6): 1548-1559

#### 在轨组装空间结构面向主动控制的动力学建模

ACTIVE-CONTROL-ORIENTED DYNAMIC MODELLING FOR ON-ORBIT ASSEMBLY SPACE STRUCTURE

力学学报. 2020, 52(3): 805-816

#### 四连杆膝关节假肢的动力学建模与分析

DYNAMIC MODELING AND ANALYSIS OF THE LOWER LIMB PROSTHESIS WITH FOUR-BAR LINKAGE PROSTHETIC KNEE

力学学报. 2020, 52(4): 1157-1173

#### 考虑剪切效应的旋转FGM楔形梁刚柔耦合动力学建模与仿真

DYNAMIC MODELING AND SIMULATION OF ROTATING FGM TAPERED BEAMS WITH SHEAR EFFECT

力学学报. 2018, 50(3): 654-666

#### 柔性铰柔性杆机器人动力学建模、仿真和控制

DYNAMICS MODELING, SIMULATION, AND CONTROL OF ROBOTS WITH FLEXIBLE JOINTS AND FLEXIBLE LINKS

力学学报. 2020, 52(4): 965-974



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

# 基于神经-肌骨-外骨骼耦合仿真框架的平地 and 上坡行走动力学分析<sup>1)</sup>

靳 葳<sup>\*,†</sup> 刘佳奇<sup>\*\*</sup> 张琦炜<sup>\*,†</sup> 方虹斌<sup>\*,†,2)</sup>

<sup>\*</sup>(复旦大学智能机器人研究院, 上海 200433)

<sup>†</sup>(复旦大学义乌研究院, 浙江义乌 322000)

<sup>\*\*</sup>(同济大学航空航天与力学学院, 上海 200092)

**摘要** 评估人体穿戴外骨骼后的运动性能是指导外骨骼硬件迭代和控制策略优化的重要依据. 与传统的基于实验的评估相比, 基于人-外骨骼耦合系统动力学仿真的评估避免了平台搭建和实地测试、实验数据分析处理的巨大人力和时间成本. 此外, 如将人体神经肌骨动力学纳入人-外骨骼耦合系统, 动力学仿真还能够生成肌肉激活、肌肉力和关节力矩等实验中难以测量的生理学和生物力学信息, 从而可以从肌肉发力的层面评估不同环境下穿戴外骨骼对人体运动的影响. 本研究以人体肌骨-髌关节外骨骼耦合系统为研究对象, 基于考虑人体神经肌骨动力学、足地接触和人-外骨骼交互作用的完整神经-肌骨-外骨骼耦合正向动力学仿真框架, 对系统在平地 and 上坡 (5.71°, 10%) 两种场景以 0.8 m/s 步速行走的动力学进行了比较研究. 通过给定模型中的神经肌肉反射参数, 综合考虑系统运动状态、肌肉收缩动力学、肌骨运动学、肌肉代谢、不同环境下的地反力和人机交互力等因素, 并采用协方差矩阵自适应进化策略进行分阶段多目标优化, 可以在不需要实验数据输入的条件下, 高效完成全系统的动力学仿真. 计算结果表明, 所提仿真框架不仅能够生成包括肌肉激活、肌肉力、关节力矩和关节角度在内的完整生理学和生物力学信号, 还能够反映和解释不同肌肉的激活模式随步行环境的适应性变化. 此外还在与仿真情况一致的步行条件下进行了人体穿戴外骨骼行走测试, 并进一步将肌肉激活数据与测得的肌电信号对比. 结果表明, 仿真与实验的肌肉激活结果保持了较高的相关性, 并呈现出相对于地形坡度基本一致的变化规律; 在上坡行走时, 腓绳肌、臀大肌、髂腰肌和比目鱼肌的肌肉激活程度的 RMS 值均显著高于平地行走的情况, 而股直肌与胫骨前肌的肌肉激活程度的 RMS 值则有所下降. 上述结果表明, 提出的动力学仿真框架可以在无实验数据输入的条件下有效且准确地捕捉在不同地形中行走时肌肉激活模式的定性差异. 本研究为人体肌骨-外骨骼耦合系统在多场景下的行走仿真与性能评估提供了新的途径, 也为外骨骼设计与控制策略的优化提供了理论参考和仿真分析方法.

**关键词** 下肢动力外骨骼, 动力学建模, 人机动力学, 肌肉骨骼模型, 肌肉激活

中图分类号: O313.7 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-23-538

2023-11-13 收稿, 2024-01-30 录用, 2024-01-31 网络版发表.

1) 上海市基础研究特区计划 (21TQ1400100-22TQ009) 和国家自然科学基金 (12272096) 资助项目.

2) 通讯作者: 方虹斌, 教授, 主要研究方向为仿生移动机器人、折纸结构和折纸超材料、外骨骼人机协同动力学和多体动力学与控制. E-mail: fanghongbin@fudan.edu.cn

引用格式: 靳葳, 刘佳奇, 张琦炜, 方虹斌. 基于神经-肌骨-外骨骼耦合仿真框架的平地 and 上坡行走动力学分析. 力学学报, 2024, 56(3): 817-831  
Jin Wei, Liu Jiaqi, Zhang Qiwei, Fang Hongbin. Dynamic analysis of horizontal and uphill walking based on the neuromusculoskeletal-exoskeletal coupled simulation framework. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2024, 56(3): 817-831

# DYNAMIC ANALYSIS OF HORIZONTAL AND UPHILL WALKING BASED ON THE NEURO-MUSCULOSKELETAL-EXOSKELETAL COUPLED SIMULATION FRAMEWORK<sup>1)</sup>

Jin Wei <sup>\*,†</sup> Liu Jiaqi <sup>\*\*</sup> Zhang Qiwei <sup>\*,†</sup> Fang Hongbin <sup>\*,†,2)</sup>

<sup>\*</sup> (Institute of AI and Robotics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

<sup>†</sup> (Yiwu Research Institute, Fudan University, Yiwu 322000, Zhejiang, China)

<sup>\*\*</sup> (School of Aerospace Engineering and Applied Mechanics, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract** The motion performance evaluation of human walking with an exoskeleton is an important guide for exoskeleton hardware iteration and control strategy optimization. Compared to the conventional experimental-based evaluation, that based on the dynamic simulation of the musculoskeletal-exoskeletal coupled system avoids the immense time and labor expense of platform establishing, experimenting and data processing. Moreover, further taking the human neuromuscular dynamics into account, the forward dynamic simulation of the coupled musculoskeletal-exoskeletal system can also generate physiological and biomechanical information such as muscle activation, muscle force, and joint torque that are unmeasurable during the experiment. This enables the muscle-level evaluation of human kinematics wearing the exoskeleton under various environments. Based on a comprehensive neuro-musculoskeletal-exoskeletal coupled dynamic simulation framework that integrates the human neuromusculoskeletal dynamics, foot-ground contact, and human-exoskeleton interaction, this study focuses on the human-exoskeleton coupled system and researched the kinematics of the system walking on the horizontal and uphill ( $5.71^\circ$ , 10%) treadmill at 0.8 m/s. The neuromuscular reflex parameters in the model are decided using the covariance matrix adaptation evolution strategy with the stepwise, multi-objective optimization, with multidimensional criteria considered, including the system motion, muscle expenditure, foot-ground reaction forces, etc., and then efficient system dynamic simulation can be accomplished without experiment data input. Results showed that the proposed framework can not only generate a full range of physiological and biomechanical signals including muscle activation, muscle force, joint torque, and joint angle, but also reflex and explain the adaptive change of muscle activation patterns to the walking environment variation. We further conducted experiments where the subject wore the exoskeleton walking under the same conditions, and compared the muscle activation with the measured sEMG signals. Results demonstrated that the muscle activities and their changing tendency concerning the ground slope in simulation and experiment maintained high consistency; The RMS values of activation of hamstrings, gluteus maximus, iliopsoas, and soleus when walking uphill increased significantly compared to those when walking horizontally, while that of rectus femoris and tibialis anterior reduced comparatively. The results above confirmed the effectiveness and accuracy of the proposed simulation framework in capturing qualitative variance of muscle activation patterns induced by terrain variation without experimental input. The study provides a new approach to conducting walking simulation and performance evaluation of the human-exoskeleton coupled system under multiple scenarios, and offers a theoretical reference and a simulation method for future research on hardware design and control strategy optimization of the exoskeleton.

**Key words** lower-extremity powered exoskeleton, dynamic modeling, human-machine dynamics, musculoskeletal model, muscle activation

## 引言

外骨骼机器人作为一种通过与人的肢体进行交互,从而提供支持、辅助或保护的穿戴式机器人,近年来,在康复辅助、工业生产和军事作战等领域展现出巨大应用潜力<sup>[1-6]</sup>.以康复辅助领域为例,步行辅助外骨骼根据当前步态和环境信息提供辅助支撑

力或推进力,从而强化穿戴者,尤其是老年人或步态障碍患者的步行能力<sup>[7]</sup>;被动外骨骼利用弹性元件储能特性,实现穿戴者行走时的代谢耗能降低,并能增强步态失调患者行走的平衡性<sup>[8-10]</sup>;而在恢复脊髓损伤患者的下肢运动能力方面,康复训练外骨骼也已被证明比传统治疗方法效果更佳<sup>[11]</sup>.

对人穿戴外骨骼运动的评估,一直是外骨骼领域的研究重点之一。一方面,外骨骼硬件系统和控制方法是否可用、助力是否有效,需要外骨骼穿戴和运动测试进行验证;另一方面,人与外骨骼作为一个系统在运动过程中的动力学响应,也可作为外骨骼系统设计迭代、控制策略优化的依据。目前,对人穿戴外骨骼运动进行评估的途径主要是实验测试<sup>[12-14]</sup>。这种方法能够较准确、直接地获得系统的运动动力学数据,因而被研究者们广泛使用。但基于实验的人-外骨骼系统评估也存在许多挑战:首先,外骨骼作为与人肢体进行直接交互的机器人,其微小的技术缺陷或故障都可能引发严重后果,这对硬件的安全性、控制的鲁棒性等提出了更高的要求<sup>[15]</sup>;其次,外骨骼的硬件迭代、实验场地和配套测试设备成本昂贵,实验评估往往需要招募数名受试者进行多次实验,时间、人力和物力消耗大<sup>[16]</sup>;同时,外骨骼应用环境和穿戴者的运动往往复杂多变,这也进一步增大了实验评估的难度<sup>[17]</sup>。

为克服上述困难,可以对人-外骨骼耦合系统的运动进行动力学建模与仿真,从而在无需实验测试的条件下对人穿戴外骨骼的运动进行预测和评估。与实验测试相比,基于动力学仿真的方法能够大大降低评估的成本,提高外骨骼优化迭代的效率<sup>[18-20]</sup>;以人体神经-肌骨-外骨骼耦合模型为基础的动力学仿真,还可以使研究者从肌肉激活、肌肉力和关节力矩等层面开展人体生物力学分析,而这些信号往往极难通过实验采集得到。Ferrati 等<sup>[21]</sup>基于 OpenSim 神经肌肉系统仿真平台建立了肌骨-外骨骼耦合模型并进行了行走动力学仿真,其中人体下肢髋、膝关节由 5 组肌肉驱动,同时受到外骨骼施加的辅助力矩。Li 等<sup>[22]</sup>基于生物运动预测平台 SCONE 对肌骨-外骨骼耦合模型在平地 and 上坡行走的肌肉激活度进行了研究,其中人体下肢由 7 组肌肉驱动。Farris 等<sup>[23]</sup>基于 OpenSim 平台进行了踝关节外骨骼辅助下的跳跃运动中仿真,其中踝关节由 4 组肌肉驱动。综合来看,面向肌骨-外骨骼耦合模型的动力学仿真研究目前还比较少,且主要聚焦于依托开源肌骨模型和成熟仿真平台进行的单一环境、单一动力学模型的动力学仿真;更重要的是,多数现有的人-外骨骼耦合动力学仿真研究仍需要实验测得的运动学或 sEMG 信号作为仿真框架的输入,这使得其面对新的环境、任务或外骨骼硬件时受到掣肘<sup>[23-25]</sup>。Geyer 等<sup>[26]</sup>观察了人步行时下肢的动力学响应规

律,提出了基于神经肌肉反馈控制的行走机制,即人体受肌肉驱动产生运动,而人体的运动和肌肉的状态又作为反馈,影响下一时刻的肌肉活动。该方法从仿生和控制的角对肌肉活动的机制进行了设计,实现高效和稳定的人体步态,并且摆脱了对实验数据的依赖。但这一仿真框架尚未广泛应用于人-外骨骼耦合的动力学仿真。总的来说,基于动力学仿真的人穿戴外骨骼运动评估尚处于起步阶段,特别是无实验输入的人体神经-肌骨-外骨骼耦合系统的动力学仿真尚属空白,其难点包括考虑肌骨-外骨骼的耦合系统建模、肌肉反馈机制的设计与参数优化和对复杂环境下仿真结果的分析等,相关研究水平仍然较低。

本研究的目的是利用无实验数据输入的人-外骨骼耦合系统仿真框架,进行不同环境下人穿戴外骨骼行走的动力学仿真,并尝试对仿真过程中的人体生理学和生物力学信号进行分析。在前期工作中,Jin 等<sup>[27]</sup>提出了考虑神经-肌骨-外骨骼耦合的行走动力学仿真框架,且无需实验数据的输入;本研究中,选取平地 and 上坡地形作为仿真实例,使用所提框架进行模型参数优化和动力学仿真。同时,开展了同样条件下的行走测试实验,并将仿真与实验的肌肉激活信号进行对比,分析在不同行走条件下人体下肢肌肉活动的变化规律,并验证在无实验数据输入条件下,基于人-外骨骼耦合系统动力学仿真进行人穿戴外骨骼行走评估的有效性。

本文的贡献在于,利用创新性建立的神经-肌骨-外骨骼耦合系统的动力学仿真框架,开展了不同环境下人体穿戴外骨骼行走的模型参数优化和动力学仿真,完善了无实验输入的人-外骨骼动力学优化和仿真方法;对仿真和实验中肌肉激活结果进行了对比分析,证明了基于所提仿真框架进行人-外骨骼运动评估的可行性和有效性,揭示了人体下肢肌肉的活动模式随不同行走条件的客观变化规律。

## 1 神经-肌骨-外骨骼耦合动力学仿真框架

### 1.1 框架概述

本研究拟开展的动力学仿真基于 Jin 等<sup>[27]</sup>所提出的神经-肌骨-外骨骼耦合系统动力学仿真框架,考虑到工作的完整性,本章将首先对其进行简述。如图 1 所示,仿真框架包含肌肉动力学和刚体动力学两个子系统,其中肌肉动力学子系统包含神经肌肉反射、肌肉激活动力学、肌肉收缩动力学和肌骨几何



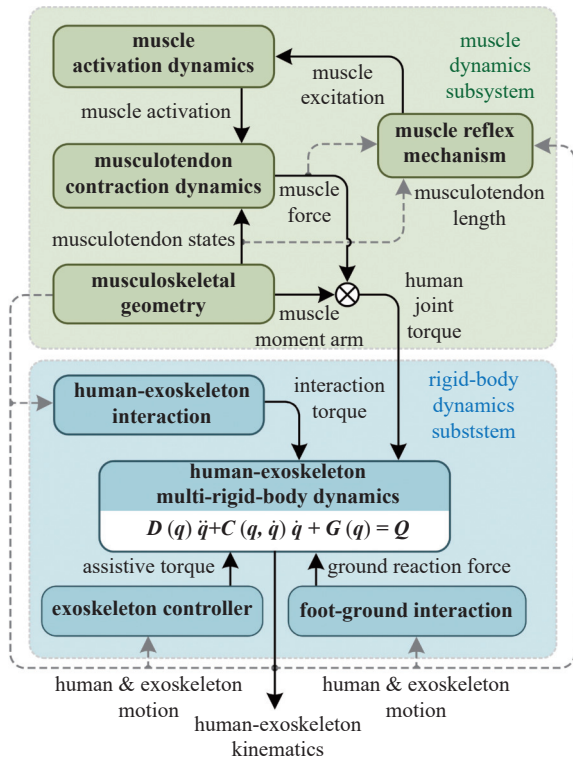


图 1 神经-肌骨-外骨骼耦合动力学仿真框架

Fig. 1 Dynamic simulation framework of the neuro-musculoskeletal-exoskeletal coupled system

关系计算等一切与肌肉相关的动力学过程;刚体动力学子系统则代表耦合系统多刚体动力学过程,且考虑了外骨骼助力、人-外骨骼交互作用和地面反作用力等因素.该框架的一个重要的创新点在于,在动力学仿真过程中,人体肌肉激活、肌肉力和关节力矩等信号不再由实验数据或时域下的直接优化结果给出,而是通过神经肌肉反射机制经由前向动力学逐步计算得到,这使得模型能够适应更复杂的环境且人体生理信号更贴近实际.神经肌肉反射机制中的参数将作为优化对象,以肌肉耗能、人体运动范围和地反力等为优化目标进行多目标优化,确保模型生成的步态更加符合生理学期望.

肌肉兴奋用于描述人体神经系统中,运动神经元传递至肌肉的神经电刺激信号.在肌肉动力学子系统中,肌肉兴奋通过神经肌肉反射机制生成,兴奋值与关节运动、步态阶段、肌肉长度和肌肉力等运动学和生理学因素密切相关.肌肉兴奋产生后,将通过肌肉激活动力学计算得到肌肉激活,从而驱动肌肉收缩产生肌肉力.

另一方面,利用肌骨几何关系,可以根据关节运动状态计算得到肌肉相对关节转轴的力臂、肌肉长度和肌肉速度.这样,通过肌肉力与力臂相乘,即得

到肌肉对关节贡献的力矩.最终,关节力矩、人机交互力、外骨骼助力和地反力共同输入人-外骨骼多刚体动力学,生成系统运动.而系统运动、肌肉力和肌肉长度则会作为反馈进入神经肌肉反射模型中,进而生成下一时刻的肌肉兴奋.

为了在神经肌骨层面反映下肢关键肌肉对人体矢状面行走步态的影响,我们选取了下肢对步行贡献最大的 7 组肌肉<sup>[28]</sup>,如图 2(a)所示.这些肌肉对于关节运动的产生起到重要作用.其中,有 5 组为跨单关节肌肉:髂腰肌 (ILI) 驱动髋关节屈曲、臀大肌 (GLU) 驱动髋关节伸展、股直肌 (FEM) 驱动膝关节伸展、比目鱼肌 (SOL) 驱动踝关节跖屈和胫骨前肌 (TA) 驱动踝关节背屈;两组为跨双关节肌肉:腓肠肌 (HAM) 同时驱动髋关节伸展和膝关节屈曲,腓肠肌 (GAS) 同时驱动膝关节屈曲和踝关节跖屈.

同时,该仿真框架能够通过改变刚体动力学子系统中的人机交互项,灵活地与各类下肢外骨骼进

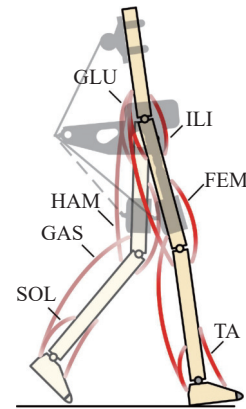
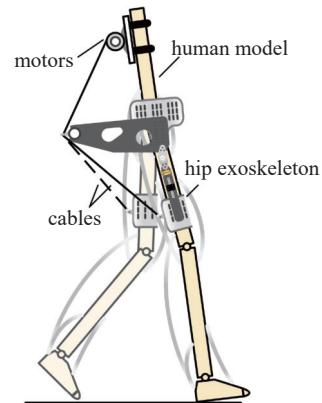
(a) 参与运动的下肢肌肉  
(a) Lower limb muscles that participate in locomotion(b) 绳驱式髋关节外骨骼示意图  
(b) Diagram of the cable-driven hip exoskeleton

图 2 仿真框架中涉及的下肢肌肉及外骨骼

Fig. 2 Lower limb muscles and the exoskeleton involved in the simulation framework

行耦合, 方便外骨骼硬件的定制化设计与迭代. 在本研究中, 我们以前设计的一款绳驱式髋关节外骨骼为例<sup>[6]</sup>, 来说明人体模型与外骨骼的耦合关系. 如图 2(b) 所示, 外骨骼的驱动电机置于人体后背处, 其产生的拉力通过绳索传递至外骨骼大腿环箍部分. 随后根据模型几何关系, 可以通过拉力计算出外骨骼绕髋关节的转动力矩.

## 1.2 系统动力学建模

### 1.2.1 神经肌肉反射模型

从生理学角度看, 人骨骼肌的激活由中枢神经系统传递至肌纤维的电化学信号控制. 这种信号即肌肉兴奋, 其大小受人体运动和肌肉状态影响. 该影响机制可以用神经肌肉反射模型进行数学表示. 通过对步行时人下肢运动力学原理的分析以及步态阶段划分算法的完善, 在 Geyer 等<sup>[26]</sup> 和 Geijtenbeek 等<sup>[29]</sup> 研究的基础上, 我们提出了一种改进的神经肌肉反射模型. 根据肌肉兴奋的产生来源, 设计肌肉常值刺激  $\sigma_{\text{const}}$ 、肌肉力正/负反馈  $\sigma_{F\pm}$ 、肌肉长度正/负反馈  $\sigma_{L\pm}$  和关节角度 PD 反馈  $\sigma_{\text{PD}q\pm}$  4 种基本反射机制, 最终的肌肉兴奋就由这 4 种基本反射机制叠加而成

$$\left. \begin{aligned} \sigma_{\text{const}}^{\text{mus}} &= C \\ \sigma_{F\pm}^{\text{mus}} &= \pm K_F^{\text{mus}} \tilde{F}^{\text{mus}'} \\ \sigma_{L\pm}^{\text{mus}} &= \pm K_L^{\text{mus}} (\tilde{l}^{\text{mus}'} - \tilde{l}_0^{\text{mus}'}) \\ \sigma_{\text{PD}q\pm}^{\text{mus}} &= \pm [K_q^{\text{mus}} (q - q_0) + K_{\dot{q}}^{\text{mus}} \dot{q}] \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中,  $\sigma$  为肌肉兴奋, 其上标 mus 表示其所属肌肉简称;  $K_L$  和  $K_F$  分别表示肌肉长度增益系数和肌肉力增益系数;  $\tilde{F}$  为根据肌肉最大力进行归一化后的肌肉力,  $\tilde{l}$  和  $\tilde{l}_0$  分别表示根据最大肌力时的肌肉长度进行归一化后的肌肉长度和初始肌肉长度, 即  $\tilde{F} = F/F_{\text{opt}}$ ,  $\tilde{l} = l/l_{\text{opt}}$ ,  $\tilde{l}_0 = l_0/l_{\text{opt}}$ ;  $\{\}_+$  表示内部运算值为正时不变, 否则为 0. 在 4 种基本反射机制中, 肌肉常值刺激  $\sigma_{\text{const}}$  表示对肌肉施加的恒定兴奋值. 肌肉力正/负反馈  $\sigma_{F\pm}$  和肌肉长度正/负反馈  $\sigma_{L\pm}$  分别表示肌肉力及肌肉的拉伸/收缩对肌肉兴奋的促进/抑制作用. 特别地, 当肌肉力来源为其他肌肉 ( $\text{mus} \neq \text{mus}'$ ) 时, 肌肉力和肌肉长度反馈机制可描述两肌肉间的协同或拮抗关系. 躯干角度 PD 反馈  $\sigma_{\text{PD}q\pm}$  表示上肢躯干倾角对肌肉兴奋的促进/抑制作用.

肌肉兴奋的变化模式同样与一侧腿在步态周期

内所处的阶段有关. 一般地, 一个步态周期被定义为同一只脚连续两次脚跟着地之间的时间间隔<sup>[28]</sup>. 在本模型中, 我们将一个完整的步态周期分为 5 个不同的阶段, 包括支撑相的 3 个阶段 (early stance, late stance, lift off) 和摆动相的两个阶段 (early swing, landing). 相邻步态阶段间的切换由包括对双脚位置及地反力的综合评估决定<sup>[29]</sup>. 因此, 可以根据各肌肉在人行走的每个步态阶段的功能和收缩特征, 设计控制其产生兴奋的基本反射机制的组合模式<sup>[26]</sup>. 与前人的神经肌肉反射模型研究<sup>[26, 29]</sup> 相比, 我们通过对步态阶段的进一步细化, 得以更精确地捕捉步行过程中的肌肉反射规律, 并大大提高了后续的系统动力学仿真的真实性.

为保证本节描述的神经肌肉反射模型能够最大限度反映人体运动时肌肉兴奋产生的真实情况, 模型中共有 29 个参数需要通过优化来确定. 这些参数构成反射参数向量  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{29}$ , 包括 18 个比例项系数 ( $K_L^{\text{TA}}$ ,  $K_F^{\text{TA}}$ ,  $K_F^{\text{SOL}}$ ,  $K_F^{\text{GAS}}$ ,  $K_{F_1}^{\text{FEM}}$ ,  $K_{F_2}^{\text{FEM}}$ ,  $K_q^{\text{HAM}}$ ,  $K_q^{\text{HAM}}$ ,  $K_q^{\text{HAM}}$ ,  $K_q^{\text{GLU}}$ ,  $K_q^{\text{GLU}}$ ,  $K_q^{\text{GLU}}$ ,  $K_{q_1}^{\text{ILI}}$ ,  $K_{q_1}^{\text{ILI}}$ ,  $K_{L_1}^{\text{ILI}}$ ,  $K_{q_2}^{\text{ILI}}$ ,  $K_{q_2}^{\text{ILI}}$  和  $K_{L_2}^{\text{ILI}}$ ), 3 个归一化期望肌肉长度 ( $\tilde{l}_0^{\text{TA}}$ ,  $\tilde{l}_0^{\text{ILI}}$  和  $\tilde{l}_0^{\text{HAM}}$ ), 3 个关节角度阈值 ( $q_0^{\text{UB}}$ ,  $q_1^{\text{UB}}$  和  $\hat{q}_0^{\text{knee}}$ ) 以及 5 个常值肌肉刺激 ( $C^{\text{FEM}}$ ,  $C^{\text{HAM}}$ ,  $C^{\text{GLU}}$ ,  $C_1^{\text{ILI}}$  和  $C_2^{\text{ILI}}$ ). 具体优化过程将在 2.1 小节阐述.

### 1.2.2 肌肉激活动力学模型

肌肉激活度表示肌肉肌浆中结合的钙离子浓度与其生理最大浓度的比值, 记为  $a$ , 取值范围为  $[a_{\text{min}}, 1]$ <sup>[30]</sup>. 值得注意的是, 肌肉的激活与去激活行为并不伴随肌肉兴奋立即产生, 而是存在一个延时. 我们通过一个一阶微分方程描述肌肉激活与肌肉兴奋之间的时间延迟. 尽管目前已有研究提出更精确的肌肉激活模型<sup>[31-32]</sup>, 但其复杂的形式也带来计算效率的牺牲, 因而难以应对大规模和长时间的肌肉动力学仿真问题, 如考虑神经肌骨系统的人体步行仿真等.

### 1.2.3 肌肉收缩动力学模型

肌肉收缩力的产生不仅取决于肌肉激活程度, 还与肌纤维状态、肌腱状态、羽状角和最大肌力等相关联. 本研究采用 Millard 改进的 Hill 肌肉模型来描述肌肉收缩动力学<sup>[33]</sup>.

在改进的 Hill 肌肉模型中, 一个完整的骨骼肌由 4 个单元组成: 收缩单元 (CE) 根据肌肉激活程度产生肌纤维主动收缩力, 其大小与肌肉激活度、肌

纤维长度和肌纤维收缩/舒张速度有关; 阻尼单元 (DE) 与收缩单元并联, 表征肌纤维的阻抗特征, 其大小仅与肌纤维收缩/舒张速度有关; 并联弹性单元 (PE) 与收缩单元、阻尼单元并联, 产生被动弹性力, 表征肌纤维的弹性特征, 其大小仅与肌纤维拉伸长度有关; 肌腱 (T) 与肌纤维串联, 产生肌腱弹性力, 表征肌腱的弹性特征, 其大小仅与肌腱拉伸长度有关. 收缩单元、阻尼单元和并联弹性单元三者并联, 共同产生肌肉力. 图 3 展示了上述部分肌肉力与肌

纤维长度、收缩/舒张速度的关系曲线.

#### 1.2.4 肌肉-骨骼几何关系

在前向动力学步行仿真中, 人体运动由关节力矩驱动, 而关节力矩由跨越该关节的多个肌肉产生, 其大小受关节角度、肌肉力、肌肉接头位置和肌肉缠绕路径等因素影响<sup>[34]</sup>. 我们参考生物运动预测软件 SCONE 中的 H0914 人体肌骨模型<sup>[35]</sup>, 以获得人体下肢肌肉和骨骼的位置、形状、路径和最大主动肌力等信息, 从而计算肌肉力作用线到关节的力臂, 最后得到肌肉绕关节的力矩.

#### 1.2.5 人-外骨骼耦合系统多刚体动力学模型

在前文肌肉反射机制、肌肉激活动力学、肌肉收缩动力学和肌骨几何模型的基础上, 进行人-外骨骼耦合系统的平面多刚体动力学建模. 其中, 人体简化为上肢躯干、左右大腿、左右小腿和左右脚共 7 个刚体, 并穿戴 1.1 节介绍的绳驱式髋关节外骨骼; 外骨骼简化为背部部分、腰部部分和腿部部分共 3 个刚体, 其中背部部分和腰部部分与人体上肢躯干固连. 系统共有 11 个自由度, 分别为: 躯干倾角和平面位置, 左右髋、膝、踝关节角度, 以及左右外骨骼腿部部分与大腿的夹角. 需要说明的是, 考虑到在平面模型中引入髋关节在冠状面的内收-外展自由度会造成非常大的计算困难, 因此本文暂未考虑这一自由度.

人-外骨骼耦合系统的多刚体动力学模型可以由第二类拉格朗日方程表示, 形式为

$$\mathbf{D}(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \mathbf{Q} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^{11 \times 1}$  为广义坐标向量,  $\mathbf{D}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{11 \times 11}$  为质量矩阵,  $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^{11 \times 11}$  为科氏力和离心力矩阵,  $\mathbf{G}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{11 \times 1}$  为重力项.  $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{11 \times 1}$  为广义力向量, 包含人体关节力矩 (由肌肉进行驱动)、外骨骼助力力矩、人-外骨骼交互力矩和足地接触力. 其中, 人体关节力矩由各肌肉绕该关节的力矩求和得到; 外骨骼腿部部分与大腿间因相对位移产生的交互力矩通过 Kelvin-Voigt 模型<sup>[36]</sup> 进行描述, 模型参数参考文献<sup>[37]</sup>; 足地接触中受到的地面正压力和摩擦力分别由 Hunt-Crossley 模型<sup>[38]</sup> 和 Hollars 模型<sup>[39]</sup> 描述.

至此, 1.2.1 ~ 1.2.5 节中对肌肉兴奋-激活-收缩动力学、肌骨几何关系和多刚体动力学等的建模, 共同构成了一个完整的神经-肌骨-外骨骼耦合动力学模型.

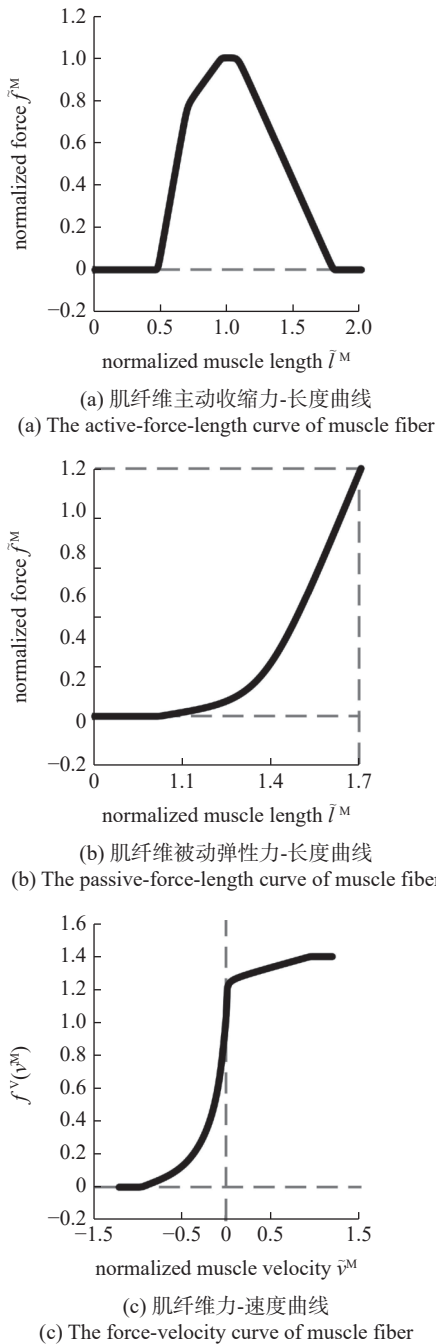


图 3 肌肉力-长度-速度关系曲线

Fig. 3 The muscle force-length-velocity relationship curve



## 2 模型优化与仿真

### 2.1 模型参数优化

#### 2.1.1 优化问题构造

在 1.2.1 节描述的肌肉反射模型中, 共有 29 个参数需要通过优化来确定. 构成肌肉反射参数向量  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{29}$ . 构造优化问题为

$$\begin{aligned} \min J = J(\mathbf{w}), J(\mathbf{w}) = & \begin{cases} J_1, & \text{step 1} \\ J_2, & \text{step 2} \end{cases} \\ \text{s.t. } F_M - F_{\text{opt}} \mathbf{f}^T(\vec{\mathbf{l}}) = & 0 \\ \mathbf{D}(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = & \mathbf{Q} \\ 0 \leq \sigma \leq 1 & \\ a_{\min} \leq a \leq 1 & \end{cases} \quad (3)$$

使用分阶段优化方法确定待优化参数向量  $\mathbf{w}$  的值. 在第一阶段, 优化目标  $J_1$  为模型在给定时间下的行走距离尽可能远; 在第二阶段, 优化目标  $J_2$  为模型在限定速度下产生更自然和更真实的步态, 即行走过程中的关节角度活动范围和地反力大小均在合理范围内, 且肌肉的能量消耗尽可能小.  $J_1$  和  $J_2$  和具体表达式将在下一小节给出. 在两阶段优化过程中, 都需满足肌肉-肌腱二力平衡等式约束、多刚体动力学约束, 以及肌肉兴奋和肌肉激活范围. 分阶段优化策略可有效提升优化速度和鲁棒性, 从而在无法精确预知参数初值的情况下也能快速收敛至较优值.

#### 2.1.2 优化目标函数设计

由于待优化参数的初始值往往与其最优解偏差较大, 优化难以一步到位, 因此第一阶段优化的目标是在给定仿真时间下使模型行走距离最大化. 此时的目标函数定义为

$$J_1 = \psi - \sqrt{\nu^2 + 1} \cdot x_{\text{COM}}(T) \quad (4)$$

其中,  $x_{\text{COM}}$  为模型质心的横向移动距离,  $T$  为从仿真开始至仿真结束或模型跌倒所经历的时间步数,  $\nu$  为地面坡度的正切值,  $\psi$  表示模型从起点行走至期望目标点的移动距离.

若  $J_1 < 0$ , 说明模型已能够在  $T$  时间步中的行走  $\psi$  米, 一阶段优化结束, 此时对应的参数向量将作为第二阶段优化中参数的初始值.

第二阶段的优化目标为下列多个目标函数的加权之和

$$J_2 = \omega_{\text{vel}} J_{\text{vel}} + \omega_{\text{angle}} J_{\text{angle}} + \omega_{\text{GRF}} J_{\text{GRF}} + \omega_{\text{effort}} J_{\text{effort}} \quad (5)$$

其中,  $J_{\text{vel}}$  用于评估模型质心按限定速度行走的能力, 并对模型跌倒行为进行惩罚;  $J_{\text{angle}}$  用于对膝和踝关节过屈或过伸进行惩罚;  $J_{\text{GRF}}$  用于限制产生的地反力的大小;  $J_{\text{effort}}$  用于评估行走期间肌肉的能量消耗<sup>[40]</sup>.  $\omega_{\text{vel}}$ ,  $\omega_{\text{angle}}$ ,  $\omega_{\text{GRF}}$  和  $\omega_{\text{effort}}$  为每个目标函数对应的权重系数, 根据优化经验分别确定为 100, 0.1, 1 和 10.

#### 2.1.3 优化策略设计

采用协方差矩阵自适应进化策略 (CMA-ES) 对 29 个肌肉反射参数进行优化. CMA-ES 算法是一种适用于非线性、非凸函数的实参数连续域随机优化方法<sup>[4, 41]</sup>, 因其优化效率高、抗噪声能力强、全局寻优能力强和对于高维黑箱优化问题有良好表现, 目前已成功用于求解大规模、多目标及复杂函数优化问题<sup>[42-44]</sup>. 优化框架可分为人-外骨骼行走仿真、目标函数评估和 CMA-ES 参数寻优 3 步, 不断迭代直至满足优化结束条件.

(1) 人-外骨骼行走仿真: 在每一代优化开始前, CMA-ES 算法将产生  $N$  个肌肉反射参数向量  $\mathbf{w}$ ; 对于每个  $\mathbf{w}$ , 分别进行人-外骨骼耦合系统的步行动力学仿真, 并记录仿真过程中的肌肉状态、关节运动和地反力等数据.

(2) 目标函数评估: 根据记录的相关仿真数据计算出当前肌肉反射参数下的目标函数值.

(3) CMA-ES 参数寻优: 根据不同参数条件下的目标函数值, 通过 CMA-ES 算法寻优, 产生新一代的  $N$  个肌肉反射参数向量  $\mathbf{w}$ .

## 2.2 动力学仿真

为验证动力学仿真框架的有效性, 并评估模型在不同场景下捕捉人-外骨骼耦合系统的动力学响应的能力, 我们进行了人-外骨骼耦合模型的动力学仿真. 由于模型的建立过程不依赖特定步行条件、环境或实验数据, 因此可以对不同步行任务下的人-外骨骼耦合系统响应变化进行系统研究. 需要说明的是, 由于仿真的重点在于验证所提仿真框架在预测人-外骨骼系统动力学响应方面的有效性和准确性, 而非评估人体所穿戴外骨骼的助力的影响, 因此在仿真和后续的实验中, 对人-外骨骼交互的考虑不以外骨骼开机主动提供助力为前提.



在仿真环境中,人穿戴外骨骼以期速度  $v_{COM}^{des} = 0.8 \text{ m/s}$  的速度分别在平地 and 上坡 ( $5.71^\circ$ ,  $10\%$  坡度<sup>[22]</sup>) 环境下行走 10 s. 人-外骨骼耦合模型中,人身高 170 cm, 体重 74.53 kg, 外骨骼重 4.58 kg. 仿真的框架搭建及数值计算均在 MATLAB R2020b 中进行, 仿真步长为 5 ms. 模型中用微分方程描述的动力学过程由固定 0.5 ms 步长的 4 阶 Runge-Kutta 法求解. 附录 A 提供了仿真框架涉及的各项参数取值. 优化结果显示, 模型平地行走仿真在第一代即完成了第一阶段优化, 并经过 61 次迭代在第二次优化中收敛; 模型上坡行走仿真的一阶段优化共迭代了 166 代, 第二阶段共经历了 40 代完成收敛. 优化过程在台式机 (Intel Core i7-12700, 2.1 GHz, 16 GB RAM) 内进行, 全程未出现仿真不收敛的情况; 优化速度为 800 ~ 1400 s/代, 每个步态周期的仿真时间为 6.8 ~ 12 s, 与 Antoine 等<sup>[45]</sup> 提出的目前较先进的基于时域优化的人体肌骨动力学模型的仿真速度相当 (约 10.96 s/代). 另外, 与同样采用基于神经肌肉反射机制的人体肌骨动力学仿真平台 SCONE<sup>[35]</sup> 相比, 由于本文所提的仿真优化框架对人体行走的步态阶段和神经肌肉机制进行了更精细的设计, 同时采用了鲁棒性更强、更高效的分阶段的多目标 CMA-ES 优化策略, 因此在参数迭代效率上也优于 SCONE (相同条件下对人-外骨骼耦合模型平地行走的优化需迭代 200 ~ 400 代).

图 4 展示了模型平地行走仿真的结果, 其中图 4(a) 为模型行走定格图, 图 4(b) ~ 图 4(f) 为仿真过程中得到的生理学和生物力学信息. 可以看到, 仿真框架不仅具备生成接近真实且稳定的行走运动的能力, 且提供了丰富和细致的系统内部信息: 包括图 4(b) 和图 4(c) 中以腓绳肌 (HAM)、臀大肌 (GLU) 和比目鱼肌 (SOL) 为例分别展示的肌肉激活度和肌肉力信息; 图 4(d) 和图 4(f) 中以髌、膝和踝关节为例展示的关节力矩和关节角度信息; 图 4(e) 中展示的人-外骨骼交互力矩信息; 图 4(g) 中展示的足地正压力信息等, 根据步态周期用虚线分隔. 这些信息很难在实验中通过测量得到, 因此它们在模型动力学仿真分析中尤为重要. 从仿真结果来看, 外骨骼腿部部分与大腿之间的交互力矩在步态周期末期快速增加, 后快速减小, 这是由于人体摆动腿在摆动末期的快速伸直-弯曲运动导致, 这也与髌膝关节在同一时刻

的角度突变相对应. 另外注意到膝关节力矩重复性较差, 这可能与模型运动初期和末期行走时重心欠稳定导致; 踝关节角度总体变化略小, 而在摆动相变化幅度较大, 这可能与胫骨前肌神经反射机制的设计尚存不足, 导致胫骨前肌发力变化较大有关. 值得注意的是, 该动力学仿真框架的一大特点是无需实验数据输入, 因此可以在不受真实实验条件限制的情况下得到系统的生理学和生物力学信息, 进而帮助理解不同运动任务和环境下、甚至人穿戴不同外骨骼模型时的耦合系统动力学行为.

所提仿真框架除能够产生真实且自然的步态并提供丰富的生理学和生物力学信息外, 还能够捕捉行走环境的变化, 并在模型的动力学响应上有所体现. 以肌肉激活度为例, 图 5(a) 为模型在平地 and 上坡行走时右腿的股直肌 (FEM)、腓绳肌 (HAM)、臀大肌 (GLU)、髂腰肌 (ILI)、腓肠肌 (GAS)、比目鱼肌 (SOL) 和胫骨前肌 (TA) 的肌肉激活度变化曲线, 已根据步态周期进行归一化; 图 5(b) 为各肌肉在一个步态周期内的 RMS 值 ( $\text{mean} \pm \text{std}$ ). 通过对比模型平地 and 上坡的行走结果可以发现, 不同肌肉的激活程度对于行走坡度变化的反应也不尽相同, 这是由它们具体参与到人体步行运动的分工决定的. 举例来说, 腓绳肌、臀大肌和髂腰肌在模型平地行走时肌肉激活的 RMS 值分别为  $0.078 \pm 0.010$ ,  $0.339 \pm 0.016$ ,  $0.172 \pm 0.019$ , 而它们在上坡时的 RMS 值分别为  $0.247 \pm 0.014$ ,  $0.406 \pm 0.018$  和  $0.341 \pm 0.009$ , 同时臀大肌和髂腰肌的肌肉激活模式较平地行走有明显变化. 从神经肌肉反射机制来看, 腓绳肌和臀大肌提供了支撑相的髌关节伸展力矩以支持重心抬升; 髂腰肌在摆动相主要起到维持躯干稳定和髌关节前屈的作用, 而上坡使得人体在维持行走稳定性和大腿抬升方面需要付出更多努力<sup>[46-47]</sup>. 这也解释了这三类肌肉在模型上坡时的肌肉激活水平相较于平地环境均有显著上升 ( $p < 0.05$ ) 的原因. 同时, 注意到胫骨前肌主要负责步态摆动相中的踝关节背屈运动, 而上坡行走时髂腰肌发力的增加促进了髌关节前屈和大腿抬升, 从而只需较小的背屈力矩即可避免摆动相时脚尖触碰地面. 这导致了胫骨前肌的 RMS 值由平地 ( $0.064 \pm 0.006$ ) 到上坡 ( $0.049 \pm 0.002$ ) 时的显著下降 ( $p < 0.05$ ). 另外, 比目鱼肌在上坡时的 RMS 值 ( $0.382 \pm 0.010$ ) 与平地时 ( $0.257 \pm 0.006$ ) 相比有显著上升 ( $p < 0.05$ ), 这使其在步态支

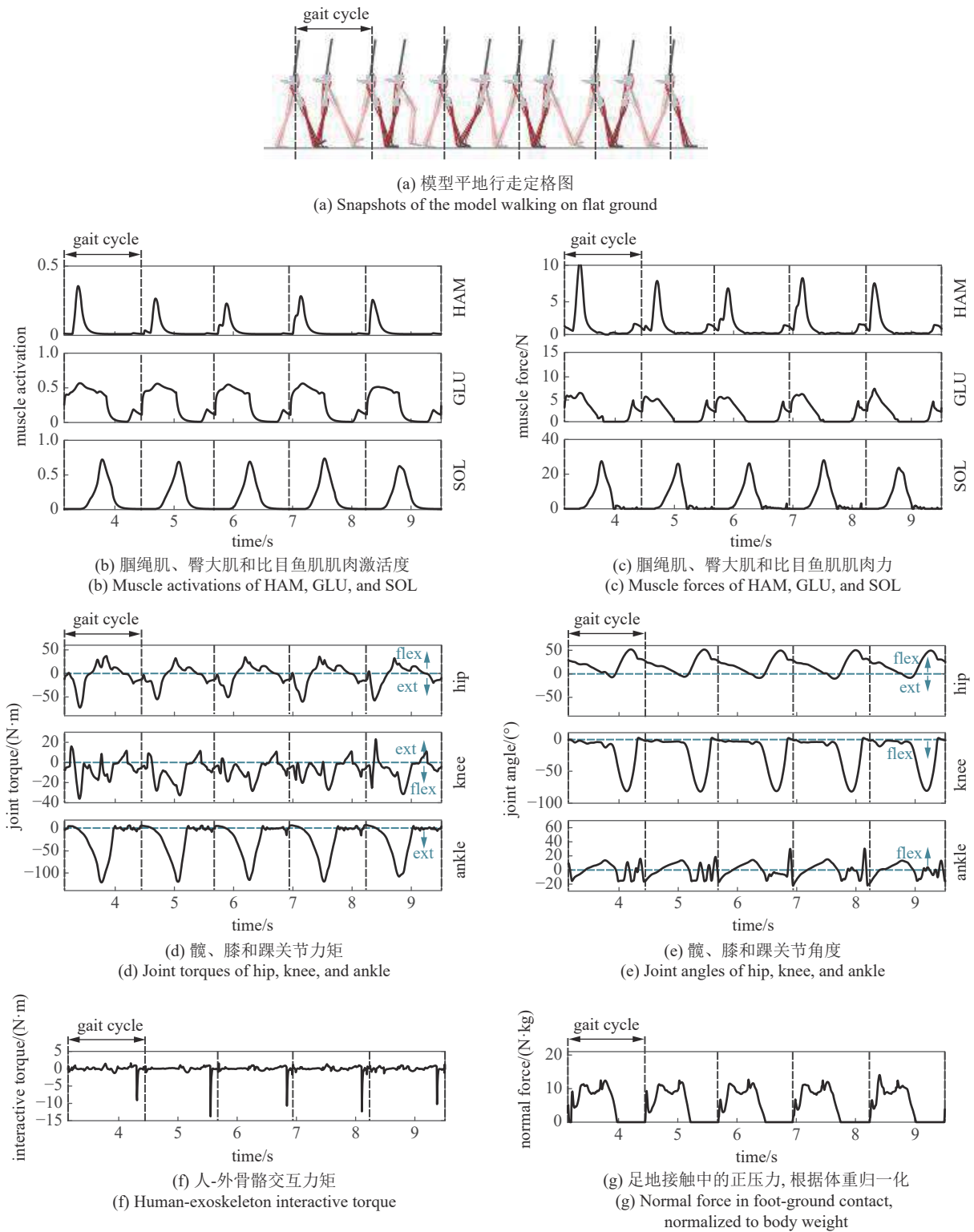


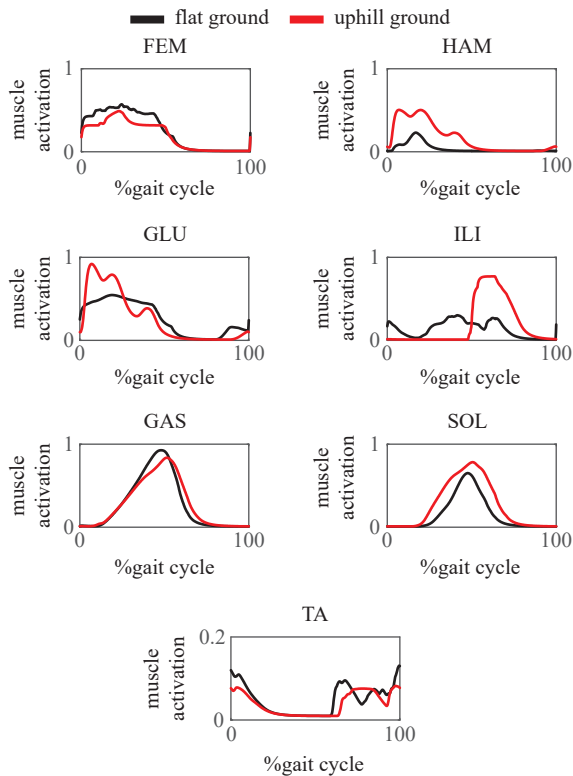
图 4 模型平地行走的仿真结果

Fig. 4 Simulation results of the model walking on flat ground

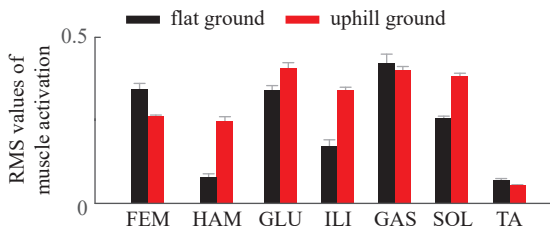
撑相末期能够提供更多的推进力矩. 而由于腓肠肌在步行中有着与比目鱼肌相似的功能和神经肌肉反射机制, 因此在上坡时后者肌肉激活的增加也间接导致了腓肠肌肌肉激活 RMS 值由平地时的  $0.423 \pm$

$0.026$  略下降至上坡时的  $0.400 \pm 0.012$ , 但没有明显差异 ( $p > 0.05$ ).

上述仿真结果表明, 在人-外骨骼模型行走环境多变的情况下, 所提的仿真及优化框架在能够捕捉



(a) 肌肉激活, 根据步态周期归一化  
(a) Muscle activations, normalized to the gait cycle



(b) 肌肉激活 RMS 值  
(b) RMS values of muscle activation

图 5 平地和上坡行走时的肌肉激活度及其 RMS 值, 仿真结果  
Fig. 5 Muscle activations and their RMS values of walking on flat and uphill ground, simulation results

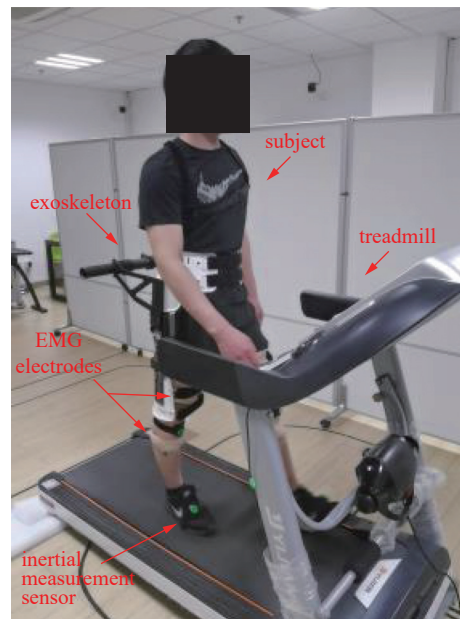
到行走坡度的不同, 并体现在肌肉激活模式的规律性变化中. 其中, 上坡行走条件下腓绳肌、臀大肌、髂腰肌和比目鱼肌的肌肉激活程度明显高于平地行走, 而股直肌和胫骨前肌的肌肉激活程度低于平地行走. 另外值得强调的是, 该框架在进行不同地形的仿真优化过程中不需要实验数据的输入, 从而在人穿戴外骨骼行走评估时进行动力学仿真的效率大大提升.

### 3 实验验证

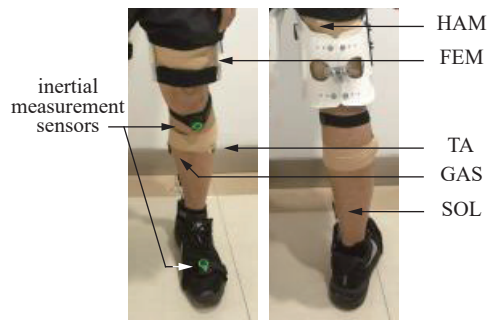
#### 3.1 实验方案与结果

为进一步验证所提动力学仿真框架用于人-外

骨骼行走评估的有效性和其预测结果的准确性, 我们开展了平地 and 上坡 (5.71°, 10% 坡度<sup>[22]</sup>) 行走测试实验. 本测试实验已获得复旦大学伦理委员会批准 (批准号: FE21124). 行走测试实验实景图如图 6 所示, 一位成年男性受试者 (28 岁, 70 kg, 171 cm) 穿戴髌关节外骨骼, 在平地 and 上坡地形下进行行走测试. 受试者两侧腿的胫骨前肌、腓肠肌、比目鱼肌、股直肌和腓绳肌处皮肤表面放置 Noraxon 肌电传感器并通过医用弹性绷带固定, 用于采集表面肌电信号; 在受试者背部、大腿外侧、小腿前侧和脚背处固定 Noitom 惯性传感器, 用于采集人体运动信



(a) 受试者穿戴外骨骼进行实验  
(a) Walking experiments while the subject wears the exoskeleton



(b) 受试者穿戴的惯性传感器和表面肌电传感器  
(b) Inertial measurement sensors and sEMG electrodes worn by the subject

图 6 受试者穿戴外骨骼、惯性传感器和表面肌电传感器的实验效果图

Fig. 6 Photos of experiment while the subject wears the exoskeleton, inertial measurement sensors and sEMG electrodes

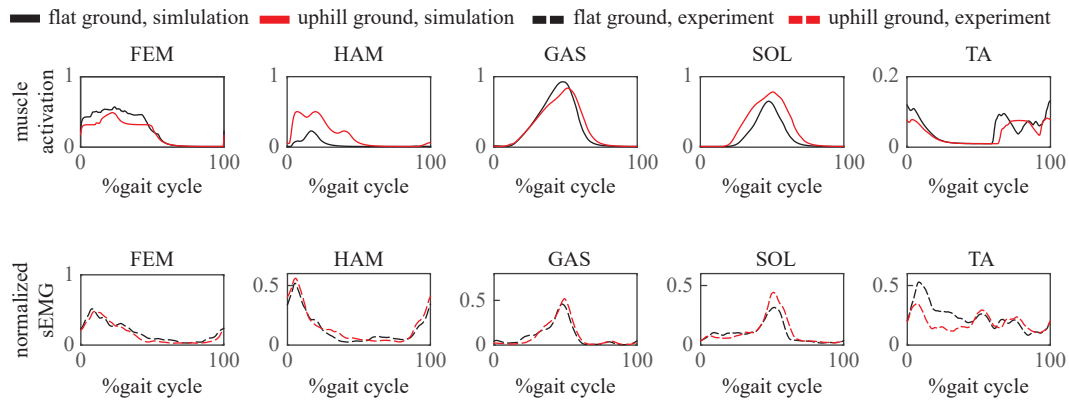
息并进行步态识别与划分. 实验开始后, 受试者首先穿戴惯性传感器完成姿态校准, 随后固定肌电传感器站立 2 min, 测量各肌肉静息状态下的肌电信号. 最后, 受试者穿上外骨骼分别在跑步机无坡度和 10% 坡度条件下以 0.8 m/s 行走, 并通过上位机采集受试者行走步态稳定区间内的 60 s 数据.

Noitom 惯性传感系统采样频率为 100 Hz, Noraxon 肌电传感系统采样频率为 2000 Hz. 对采样后的表面肌电信号原始数据, 首先使用二阶 Butterworth 滤波器进行 10 Hz 高通滤波, 再进行全波整流, 最后使用二阶 Butterworth 滤波器进行 5 Hz 的低通滤波<sup>[48]</sup>. 肌电信号的幅值根据对应肌肉的最大自主收缩值 (maximum voluntary contraction, MVC), 即受试者行走过程中测得的肌肉电信号的最大幅值, 进行归一化.

将实验中采样并滤波后的肌电信号与 2.2 节步态仿真中得到的肌肉激活进行比较, 结果如图 7 所示. 需要说明的是, 尽管肌电信号能够表征肌肉的激活程度, 但两者并非同一物理量, 因此不能进行幅值上的量化比较. 因此, 本节的重点在于对两者变化趋势的定性比较. 图 7(a) 的第一排展示了在平地 and 上坡条件下动力学仿真生成的肌肉激活度曲线, 第

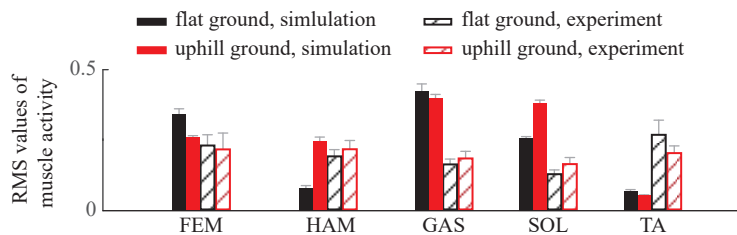
二排为测试实验得到的肌电信号曲线, 均已根据步态周期进行归一化处理. 在相同步行环境下, 各肌肉的仿真肌肉激活度与实测肌电信号变化趋势的相关性用相关系数衡量, 结果如表 1 所示: 除胫骨前肌外, 其余 4 个肌肉在平地 and 上坡条件下的相关系数均超过 0.45, 高于 Wren 此前报告的不同个体行走实验间肌电信号的相关度阈值 0.4<sup>[49]</sup>. 这表明在平地 and 上坡行走条件下, 肌肉激活的仿真和实验结果均具有较好的一致性.

图 7(b) 展示了仿真和实验下肌肉活动的 RMS 值 (mean ± std). 总体来看, 模型由平地行走走到上坡行走时, 股直肌和胫骨前肌的 RMS 值均有下降, 腓绳肌和比目鱼肌的 RMS 值均有上升, 在仿真和实验下呈现相同的变化趋势. 这表明人-外骨骼耦合模型中的神经肌肉反射机制能够比较精确地反映人体行走时肌肉活动的客观变化规律. 实验下腓肠肌在上坡时的 RMS 值 ( $0.186 \pm 0.026$ ) 高于平地 ( $0.164 \pm 0.019$ ), 与它在仿真中的变化趋势相反. 这可能归因于腓肠肌与比目鱼肌相似的肌肉功能和神经肌肉反射机制, 导致二者的肌肉活动之间出现了代偿. 这也解释了为什么比目鱼肌激活度在仿真中的增加程度远高于测量结果.



(a) 仿真和试验下的肌肉活动, 根据步态周期归一化

(a) Muscle activities in simulations and experiments, normalized to the gait cycle



(b) 仿真和试验下肌肉活动的 RMS 值

(b) RMS values of muscle activity in simulations and experiments

图 7 平地 and 上坡行走时的肌肉活动及其 RMS 值, 仿真与实验结果对比

Fig. 7 Muscle activities and their RMS values of walking on flat and uphill ground, comparison between simulation and experiment results



表 1 仿真与实验之间归一化肌肉激活曲线的相关系数  
Table 1 Correlation coefficients of the normalized muscle activities between the simulation and experiment results

	FEM	HAM	GAS	SOL	TA
Flat ground	0.792	0.451	0.936	0.878	0.333
Uphill ground (5.71°, 10%)	0.740	0.543	0.894	0.870	0.243

### 3.2 讨论

在本节中, 以一位受试者为例, 对人体穿戴外骨骼在平地 and 10% 坡度行走条件下的肌肉激活变化规律进行了实验对比验证. 综合来看, 在本文所提仿真框架下进行的人-外骨骼耦合模型行走动力学仿真能够精确捕捉不同地形下的行走差异, 各肌肉激活模式能够适应地形的变化, 与实测结果相符合. 从泛化性角度考虑, 本文关于肌肉激活模式随地形的变化规律, 在一定行走坡度和速度范围内具有参考价值. 但也应注意, 行走坡度的变化, 以及上坡/平地/下坡行走的变化, 都将影响人体下肢肌肉的激活与收缩模式; 同时, 由于人行走偏好的差异, 相同行走条件下肌肉激活的具体情况也因人而异. 后续工作中, 将继续探索所提仿真优化框架在表征不同行走条件和不同受试者的肌肉激活模式上的泛化能力. 我们也注意到, 本文所提框架下的行走仿真结果与实验结果对比尚有不符之处, 如胫骨前肌的仿真和实验结果相关系数低于其他肌肉: 这一方面是因为胫骨前肌在人体行走时的需要在支撑相前中发力以保持踝关节刚度<sup>[28]</sup>, 同时在摆动相初期收缩带动脚掌前摆, 而模型中对其神经肌肉反射机制的设计尚未兼顾这些复杂的功能; 另一方面, 个体间行走习惯的差异也可能导致仿真与实验结果相关度较低. 这表明在神经肌肉反射机制的设计方面还存在很大优化空间; 另外, 虽然该框架适用于不同任务, 但对于跑步、游泳和上下楼梯等相对复杂运动, 建立有效准确的神经肌肉反射机制依然存在很大挑战性, 值得深入研究. 同时, 本研究中进行仿真和实验的行走条件和参与行走测试实验的受试者比较少, 一定程度上限制了对所提框架有效性和泛用性的评估; 而通过大规模实验对其进行严格验证也将消耗大量人力物力, 存在一定困难. 但总体来说, 该仿真框架在多环境步态预测仿真方面与实验数据保持了较好的一致性, 同时能够输出丰富的生理学和生物力学信息, 无需实验数据输入. 这对评估人-外骨骼耦合

系统在复杂多变环境及运动中的性能, 以及指导外骨骼设计和控制具有重要意义.

## 4 结论

本文以人-外骨骼耦合系统为研究对象, 基于无实验输入的神经-肌骨-外骨骼耦合系统仿真框架, 选取平地 and 上坡两种地形进行了模型的动力学优化仿真, 系统分析了仿真框架捕捉不同场景下人-外骨骼耦合系统的动力学响应的能力. 最后, 本文将仿真与实验下平地 and 上坡行走的肌肉活动进行对比, 验证了所提仿真框架的准确性和有效性. 通过本文的研究, 主要结论如下.

(1) 考虑神经肌骨动力学、人-外骨骼交互和足地接触等因素的耦合动力学闭环仿真优化框架能够输出包括肌肉激活、肌肉力、关节力矩、人体运动和地反力等丰富的生物力学和生理学信息; 且无需实验数据输入, 使其对不同的运动环境有更强的适应性, 同时也意味着对于其他运动任务, 只需应用合适的神经肌肉反射机制, 即可进行快速的优化仿真和性能评估. 这为人-外骨骼耦合系统在环境和运动任务变化时的仿真与评估提供了新的途径.

(2) 对模型的行走动力学仿真分析表明, 上坡行走 (5.71°, 10% 坡度) 与平地行走相比, 主要起到维持躯干稳定作用的腓绳肌、臀大肌和髂腰肌的肌肉激活均有显著上升 ( $p < 0.05$ ), 负责站立末期提供推进力的比目鱼肌的肌肉激活同样有显著上升 ( $p < 0.05$ ). 而股直肌与胫骨前肌的肌肉激活发生了显著下降 ( $p < 0.05$ ). 腓肠肌的肌肉激活同样有略微下降, 但下降不明显. 与实验得到的肌电信号对比结果表明, 仿真下的肌肉活动曲线与实测结果基本相符, 同时仿真中肌肉激活的 RMS 值随坡度的变化趋势与实验数据总体保持一致. 上述结果从生理学的角度验证了本文提出的仿真框架在应对不同地形下行走动力学仿真的准确性和有效性.

综上所述, 本文的研究从动力学角度入手, 验证了基于无实验数据输入的人-外骨骼动力学仿真, 进行人穿戴外骨骼行走运动动力学评估的可行性和有效性, 为人-外骨骼耦合系统在多场景和多任务下的行走仿真与性能评估提供了新的途径, 具有指导性意义. 在后续工作中, 将针对人体穿戴/不穿戴外骨骼时行走的运动动力学特性, 以及人体穿戴外骨骼在更多步行场景下和执行更多复杂运动任务时的运

动动力学特性, 进一步开展人-外骨骼耦合系统的相关动力学仿真和实验研究。

### 参 考 文 献

- Asbeck AT, De Rossi SMM, Holt KG, et al. A biologically inspired soft exosuit for walking assistance. *The International Journal of Robotics Research*, 2015, 34(6): 744-762
- Lee H, Ferguson PW, Rosen J. Lower limb exoskeleton systems—overview//Wearable Robotics. Elsevier, 2020: 207-229
- 高钰清, 靳葳, 徐鉴等. 踝关节外骨骼人机耦合动力学与助力性能分析. *力学学报*, 2022, 54(12): 3496-3512 (Gao Yuqing, Jin Wei, Xu Jian et al. Human-machine coupling dynamics and assistance performance analysis of an ankle exoskeleton. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(12): 3496-3512 (in Chinese))
- 王伟. 下肢外骨骼机器人助行模式人在环中优化技术研究. [博士学位论文]. 天津: 南开大学, 2022 (Wang Wei. Research on human-in-the-loop assistance optimization of lower limb exoskeletons during human walking. [PhD Thesis]. Tianjin: Nankai University, 2022 (in Chinese))
- Wang W, Chen J, Ji Y, et al. Evaluation of lower leg muscle activities during human walking assisted by an ankle exoskeleton. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(11): 7168-7176
- Jin W, Fang H. Design and preliminary evaluation of a lightweight cable-driven hip exoskeleton for walking assistance//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2022: 291-296
- Yasuhara K, Shimada K, Koyama T, et al. Walking assist device with stride management system. *Honda R&D Review*, 2009, 21(2): 54-62
- Collins SH, Wiggin MB, Sawicki GS. Reducing the energy cost of human walking using an unpowered exoskeleton. *Nature*, 2015, 522(7555): 212-215
- Fasola J, Vouga T, Baud R, et al. Balance control strategies during standing in a locked-ankle passive exoskeleton//IEEE 16th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), 2019: 593-598
- Panizzolo FA, Cimino S, Pettenello E, et al. Effect of a passive hip exoskeleton on walking distance in neurological patients. *Assistive Technology*, 2022, 34(5): 527-532
- Nam KY, Kim HJ, Kwon BS, et al. Robot-assisted gait training (Lokomat) improves walking function and activity in people with spinal cord injury: A systematic review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2017, 14(1): 1-13
- Haufe FL, Kober AM, Schmidt K, et al. User-driven walking assistance: first experimental results using the MyoSuit//IEEE 16th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), 2019: 944-949
- 刘建辉, 骆伟岚, 白云峰等. 基于人机耦合的下肢外骨骼机器人动力学仿真与样机试验. *制造业自动化*, 2022, 44(7): 60-64 (Liu Jianhui, Luo Yilan, Bai Yunfeng, et al. Prototype test and dynamics simulation of lower limb exoskeleton robot based on human-machine coupling. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(7): 60-64 (in Chinese))
- Zhang J, Cheah CC, Collins SH. Experimental comparison of torque control methods on an ankle exoskeleton during human walking//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015: 5584-5589
- Poggensee KL, Collins SH. How adaptation, training, and customization contribute to benefits from exoskeleton assistance. *Science Robotics*, 2021, 6(58): eabf1078
- Bryan GM, Franks PW, Klein SC, et al. A hip-knee-ankle exoskeleton emulator for studying gait assistance. *The International Journal of Robotics Research*, 2021, 40(4-5): 722-746
- Qian Y, Wang Y, Chen C, et al. Predictive locomotion mode recognition and accurate gait phase estimation for hip exoskeleton on various terrains. *IEEE Robotics And Automation Letters*, 2022, 7(3): 6439-6446
- Ezati M, Ghannadi B, McPhee J. A review of simulation methods for human movement dynamics with emphasis on gait. *Multibody System Dynamics*, 2019, 47(3): 265-292
- 李洪武. 下肢助力外骨骼人机交互力传感器设计及控制方法研究. [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018 (Li Hongwu. Study on the design of human-machine interaction force sensors and associated control method for lower extremity assist exoskeleton. [Master Thesis]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018 (in Chinese))
- 范渊杰. 基于 sEMG 与交互力等多源信号融合的下肢外骨骼康复机器人及其临床实验研究. [博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2014 (Fan Yuanjie. Study on lower limb exoskeleton for rehabilitation based on multi-source information fusion including sEMG & interactive force and its clinical trial. [PhD Thesis]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014 (in Chinese))
- Ferrati F, Bortoletto R, Pagello E. Virtual modelling of a real exoskeleton constrained to a human musculoskeletal model//Biomimetic and Biohybrid Systems: Second International Conference, Living Machines, London, UK, July 29–August 2, 2013. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 96-107
- Li X, Chen J, Wang W, et al. Using predictive simulation methods to design suitable assistance modes for human walking on slopes//3rd International Conference on Control and Robots, 2020: 169-175
- Farris DJ, Hicks JL, Delp SL, et al. Musculoskeletal modelling deconstructs the paradoxical effects of elastic ankle exoskeletons on plantar-flexor mechanics & energetics during hopping. *Journal of Experimental Biology*, 2014, 217(22): 4018-4028
- Wang X, Guo J, Tian Q. A forward-inverse dynamics modeling framework for human musculoskeletal multibody system. *Acta Mechanica Sinica*, 2022, 38(11): 522140
- Bianco NA, Franks PW, Hicks JL, et al. Coupled exoskeleton assistance simplifies control and maintains metabolic benefits: A simulation study. *Plos One*, 2022, 17(1): e261318
- Geyer H, Herr H. A muscle-reflex model that encodes principles of legged mechanics produces human walking dynamics and muscle activities. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, 18(3): 263-273
- Jin W, Liu J, Zhang Q, et al. A comprehensive dynamic simulation framework for coupled neuromusculoskeletal-exoskeletal systems. *Arxiv*, 2023, doi: 10.48550/arXiv.2311.02346
- Whittle MW. An Introduction to Gait Analysis. 4th edition. Elsevier, 2007
- Geijtenbeek T, van de Panne M, van der Stappen AF. Flexible muscle-based locomotion for bipedal creatures. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(6): 1-11
- Rockenfeller R, Günther M, Schmitt S, et al. Comparative sensitivity analysis of muscle activation dynamics. *Computational and*

- Mathematical Methods in Medicine*, 2015, 2015: 585409
- 31 Hatze H. A general myocybernetic control model of skeletal muscle. *Biological Cybernetics*, 1978, 28(3): 143-157
- 32 Zajac FE. Muscle and tendon: Properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 1989, 17(4): 359-411
- 33 Millard M, Uchida T, Seth A, et al. Flexing computational muscle: modeling and simulation of muscletendon dynamics. *Journal of Biomechanical Engineering*, 2013, 135(2): 21005
- 34 Charles JP, Cappellari O, Spence AJ, et al. Musculoskeletal geometry, muscle architecture and functional specialisations of the mouse hindlimb. *Plos One*, 2016, 11(4): e147669
- 35 Geijtenbeek T. SCONE: open source software for predictive simulation of biological motion. *Journal of Open Source Software*, 2019, 4(38): 1421
- 36 Langlois K, Rodriguez-Cianca D, Serrien B, et al. Investigating the effects of strapping pressure on human-robot interface dynamics using a soft robotic cuff. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 2021, 3(1): 146-155
- 37 陈更. 面向穿戴式机器人的人机物理交互分析与控制器设计. [博士学位论文]. 北京: 北京大学, 2021 (Chen Geng. Physical human-robot interaction analysis and controller design for wearable robots. [PhD Thesis]. Beijing: Peking University, 2021 (in Chinese))
- 38 Hunt K, Crossley E. Coefficient of restitution interpreted as damping in vibroimpact. *Journal of Applied Mechanics*, 1975, doi: 10.1115/1.3423596
- 39 Simbody. SimTK: : Hunt Crossley Force Class Reference. [https://simbody.github.io/3.7.0/classSimTK\\_1\\_1HuntCrossleyForce.html](https://simbody.github.io/3.7.0/classSimTK_1_1HuntCrossleyForce.html). 2019-12-6
- 40 Wang JM, Hamner SR, Delp SL, et al. Optimizing locomotion controllers using biologically-based actuators and objectives. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4): 25
- 41 Hansen N, Müller SD, Koumoutsakos P. Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES). *Evolutionary Computation*, 2003, 11(1): 1-18
- 42 Xu L, Liu X, Chen Y, et al. Reducing the muscle activity of walking using a portable hip exoskeleton based on human-in-the-loop optimization. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2023, 11: 1006326
- 43 Ahn J, Im E, Lee Y. Learning impulse-reduced gait for quadruped robot using CMA-ES//20th International Conference on Ubiquitous, 2023: 261-266
- 44 Miyauchi Y, Maki A, Umeda N, et al. System parameter exploration of ship maneuvering model for automatic docking/berthing using CMA-ES. *Journal of Marine Science and Technology*, 2022, 27(2): 1065-1083
- 45 Falisse A, Serrancoli G, Dembia CL, et al. Rapid predictive simulations with complex musculoskeletal models suggest that diverse healthy and pathological human gaits can emerge from similar control strategies. *Journal of The Royal Society Interface*, 2019, 16(157): 20190402
- 46 Walsh GS, Harrison I. Gait and neuromuscular dynamics during level and uphill walking carrying military loads. *European Journal of Sport Science*, 2022, 22(9): 1364-1373
- 47 Leroux A, Fung J, Barbeau H. Adaptation of the walking pattern to uphill walking in normal and spinal-cord injured subjects. *Experimental Brain Research*, 1999, 126(3): 359-368
- 48 Buchanan TS, Lloyd DG, Manal K, et al. Neuromusculoskeletal modeling: estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command. *Journal of Applied Biomechanics*, 2004, 20(4): 367-395
- 49 Wren TAL, Patrick Do K, Rethlefsen SA, et al. Cross-correlation as a method for comparing dynamic electromyography signals during gait. *Journal of Biomechanics*, 2006, 39(14): 2714-2718

## 附录 A 仿真框架中的参数取值

附表 A1 平地步行仿真中神经肌肉反射模型参数优化结果

Table A1 Optimization results of the parameters in the neuromuscular reflex model in walking on flat ground

Symbol	Value	Symbol	Value	Symbol	Value
$K_L^{TA}$	1.087	$K_q^{GLU}$	0.119	$\bar{h}_0^{HAM}$	0.475
$K_F^{TA}$	0.741	$K_F^{GLU}$	1.116	$q_0^{UB}$	-0.105
$K_F^{SOL}$	1.283	$K_{q_1}^{LI}$	2.555	$q_1^{UB}$	0.644
$K_F^{GAS}$	1.218	$K_{q_1}^{LI}$	0.732	$\dot{q}_0^{knee}$	-0.406
$K_{F_1}^{FEM}$	1.673	$K_{L_1}^{LI}$	0.456	$C^{FEM}$	0.431
$K_{F_2}^{FEM}$	0.385	$K_{q_2}^{LI}$	0.804	$C^{HAM}$	-0.058
$K_q^{HAM}$	2.084	$K_{q_2}^{LI}$	0.301	$C^{GLU}$	0.528
$K_q^{HAM}$	0.844	$K_{L_2}^{LI}$	2.971	$C_1^{LI}$	0.028
$K_F^{HAM}$	0.094	$\bar{h}_0^{TA}$	0.800	$C_2^{LI}$	0.088
$K_q^{GLU}$	1.915	$\bar{h}_0^{LI}$	0.414		

附表 A2 上坡步行仿真中神经肌肉反射模型参数优化结果

Table A2 Optimization results of the parameters in the neuromuscular reflex model in walking uphill

Symbol	Value	Symbol	Value	Symbol	Value
$K_L^{TA}$	0.806	$K_q^{GLU}$	0.721	$\tilde{I}_0^{HAM}$	0.519
$K_F^{TA}$	0.121	$K_F^{GLU}$	0.794	$q_0^{UB}$	-0.194
$K_F^{SOL}$	1.643	$K_{q_1}^{IL1}$	2.832	$q_1^{UB}$	0.142
$K_F^{GAS}$	1.118	$K_{q_1}^{IL1}$	0.633	$\dot{q}_0^{knee}$	-0.375
$K_{F_1}^{FEM}$	1.624	$K_{L_1}^{IL1}$	0.309	$C^{FEM}$	0.402
$K_{F_2}^{FEM}$	0.363	$K_{q_2}^{IL1}$	1.464	$C^{HAM}$	-0.246
$K_q^{HAM}$	2.037	$K_{L_2}^{IL1}$	0.245	$C^{GLU}$	0.331
$K_q^{HAM}$	0.385	$K_{L_2}^{IL1}$	1.923	$C_1^{IL1}$	0.043
$K_F^{HAM}$	0.604	$\tilde{I}_0^{TA}$	0.797	$C_2^{IL1}$	0.95
$K_q^{GLU}$	0.738	$\tilde{I}_0^{IL1}$	0.000		

附表 A3 仿真中的肌肉最大主动肌力

Table A3 Peak forces of the muscle in walking simulation

Muscle abbreviation	Peak force/N	Muscle abbreviation	Peak force/N
FEM	4530	HAM	2594
GLU	1944	ILI	2342
GAS	2241	SOL	3549
TIB	1759		