

编号_____

南京航空航天大学

毕业论文

题 目 踝关节外骨骼的控制系统设计

学生姓名 陈建宇

学 号 051510626

学 院 自动化学院

专 业 自动化

班 级 0315106

指导教师 张娟娟副教授

二〇一九年五月

南京航空航天大学

本科毕业论文诚信承诺书

本人郑重声明：所呈交的毕业论文（题目：踝关节外骨骼的控制系统设计）是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的成果。尽本人所知，除了毕业论文中特别加以标注引用的内容外，本毕业论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。

作者签名： 年 月 日

（学号）：

踝关节外骨骼的控制系统设计

摘要

外骨骼是一种用来提高人体机能的可穿戴设备，在军事作战、医疗康复等领域具有重要意义。提高人机交互的舒适性与安全性为当前外骨骼领域的研究热点。本文研究对象为一种踝关节式外骨骼。在现有机械结构的基础上，对外骨骼传感系统、力矩控制方法、人在环中优化进行了研究。

可靠、准确、稳定的人机交互数据对外骨骼至关重要。本文首先搭建了外骨骼的传感系统。针对所研究的踝关节式外骨骼，使用应变片测量外骨骼对人体施加的力矩，采用足底开关和惯性测量单元分析人体步态运动信息，通过表面肌电信号测量肌肉的激活水平。

在传感系统的基础上，本文对外骨骼的力矩控制方法进行了研究。力矩控制由上层控制器与底层控制器组成。上层控制器用来产生期望力矩曲线，底层控制器实现对期望力矩曲线的跟踪。对于上层控制器，本文采用基于时间的直接力矩控制，并通过三次函数插值得到期望力矩曲线。针对底层控制器，本文提出了三种控制算法，设计了四种不同组合的控制器，通过实验发现融合三种控制算法的控制器具有较好的力矩跟踪效果。

最后，本文研究了人在环中的参数优化方法。针对最佳助力模式因人而异的问题，本文以穿戴者的肌肉激活水平为目标函数，使用贝叶斯优化外搜寻最佳助力参数。实验表明，外骨骼系统能够在五分钟内寻找到最佳助力参数。在最佳助力参数下，受试者肌肉活动度平均下降 12.2%。

关键词： 外骨骼，力矩控制，人在环中优化

Design of Control System for Ankle Exoskeletons

Abstract

Exoskeletons are wearable device used to enhance human mobility, which can be used in military, medical rehabilitation and many other fields. Improving the comfort and safety is one key research interest in the field of physical human-robot interaction. We focus on an ankle exoskeleton in this thesis. Based on an existing mechanical design, we studied the sensing system, torque control methods and the human-in-the-loop optimization.

Accurate and reliable sensor data are critical for exoskeleton control. In this thesis, we developed a sensory system. The torque exerted on exoskeleton was measured by strain gauge, gait cycle stages were detected by a foot switch, and muscle activation level was measured by electromyography signal.

Based on the sensory system, we studied torque control methods, which consisted of high- and low-level controllers. The high-controller is used to generate desired torque curve, while the lower controller is used for tracking the desired torque curve. This thesis adopted the direct torque control based on time, and obtained the desired torque curve by cubic spline interpolation. We proposed three control algorithms and designed four different combinations of lower controller. Through experiments, we found that the controller contains all three algorithms has better torque tracking performance.

Finally, we studied human-in-the-loop optimization. We found that the optimal assistance mode varied from person to person, which we planed to identify using an optimization method. In the thesis, the target function was set to be human muscle activation level, and Bayesian Optimization was chosen to search the optimal assistance. Five experiment sessions were conducted, in which the assistance mode of the subject was optimized within 5 minutes. With the optimized assistance parameters, the subject's muscle activation level dropped by 12.2% on average.

Key Words: exoskeleton, torque control, human in loop optimization

目录

摘要	i
Abstract	ii
第一章 绪论.....	1
1.1 研究课题的背景与意义	1
1.2 助力外骨骼的研究现状	2
1.2.1 助力外骨骼的国外研究现状	2
1.2.2 助力外骨骼的国内研究现状	5
1.3 外骨骼控制方法的研究现状.....	7
1.4 “人在环中”外骨骼优化的研究现状.....	8
1.5 本文主要研究内容.....	9
第二章 外骨骼数据采集与步态分析系统	10
2.1 MicroLabBox 控制器.....	10
2.1.1 MicroLabBox 的硬件平台.....	11
2.1.2 MicroLabBox 的软件平台.....	11
2.2 外骨骼力矩测量.....	12
2.3 步态分析与步态周期测量.....	14
2.3.1 人体下肢运动步态分析.....	14
2.3.2 基于足底开关的步态周期测量	16
2.4 IMU 与人体姿态测量.....	17
2.4.1 IMU 原理与 Kalman 滤波.....	17
2.4.2 IMU 姿态解算与数据融合	18
2.4.3 姿态采集系统设计	20
2.5 肌电信号采集与处理	22
2.5.1 肌电信号原理.....	22

2.5.2 sEMG 信号的采集与处理.....	23
2.6 本章小结	25
第三章 外骨骼力矩控制.....	26
3.1 外骨骼系统动力学建模	27
3.1.1 电机动力学模型	28
3.1.2 传动模型	28
3.1.3 力-位置关系	28
3.1.4 力矩-角度关系.....	29
3.1.5 外骨骼关节动力学模型.....	29
3.2 期望力矩曲线生成.....	29
3.3 底层控制算法	31
3.3.1 PD 反馈控制.....	31
3.3.2 前馈控制	32
3.3.3 迭代学习控制.....	33
3.4 力矩控制实验与分析	34
3.4.1 本章小结	37
第四章 “人在环中”的外骨骼优化.....	38
4.1 贝叶斯优化	39
4.1.1 高斯过程模型.....	40
4.1.2 采集函数	40
4.1.3 贝叶斯优化算法	41
4.2 基于肌肉激活指标的生理反馈信号	41
4.3 “人在环中”的外骨骼助力参数优化实验	43
4.4 本章小结	44
第五章 结论.....	45
5.1 研究内容总结	45
5.2 课题展望	45

参考文献	47
致谢	50

第一章 绪论

1.1 研究课题的背景与意义

在自然界，外骨骼是一种能为生物内部组织和器官提供保护的外部结构，如虾、蟹、昆虫等节肢动物体表坚韧的几丁质的骨骼。近些年的科幻电影中，频繁出现一些能够提高人体机能的可穿戴外骨骼，如《钢铁侠》中的 Mark 战甲、《流浪地球》中救援队的作战装甲等。

实际上，外骨骼机器人并非仅存于幻想，其在人体运动机能提升^[1] 和医疗康复^[2] 领域的研究已存在超过半个世纪。外骨骼机器人是一种综合传感技术、信号处理、智能控制、人机交互的一体化可穿戴机械装置。随着机器人技术的发展，传统的独立作业机器人，如工业机器人、无人机等，已相对成熟，而具有人机协同功能的机器人成为研究热点。外骨骼机器人作为其典型的应用，正逐渐受到研究人员的重视。近些年随着检测技术、控制理论、人工智能等相关领域的发展，可穿戴设备的研究取得了巨大的进步。

在现代战争士兵需要背负越来越多的武器和设备，进行远距离机动和长时间作战，其体力和耐力受到严重考验。使用助力外骨骼可以有效减轻士兵负担，从而提高单兵作战能力和战场生存能力。另一方面，随着人口老龄化趋势的增加和人们健康意识的提高，医疗康复设备的需求量日益增长。下肢外骨骼机器人能够使残疾人和老年人重新获得行走与生活自理能力，从而减轻对家庭和社会的负担。

下肢外骨骼的研究主要聚焦于三个方向：一是为正常人设计、旨在提高人体运动机能的助力设备，其主要应用于军事作战、抢险救灾和工业负重；二是为运动障碍者设计的助力设备，穿戴者可以在外骨骼的辅助下重新获得行走能力；三是可穿戴式康复医疗设备，旨在通过预先设定的重复性动作帮助患者恢复身体机能。本项目研究脚踝式助力外骨骼，通过在运动过程中为穿戴者提供关节力矩辅助，从而减轻穿戴者的运动负担，提高穿戴者的运动机能。

1.2 助力外骨骼的研究现状

1.2.1 助力外骨骼的国外研究现状

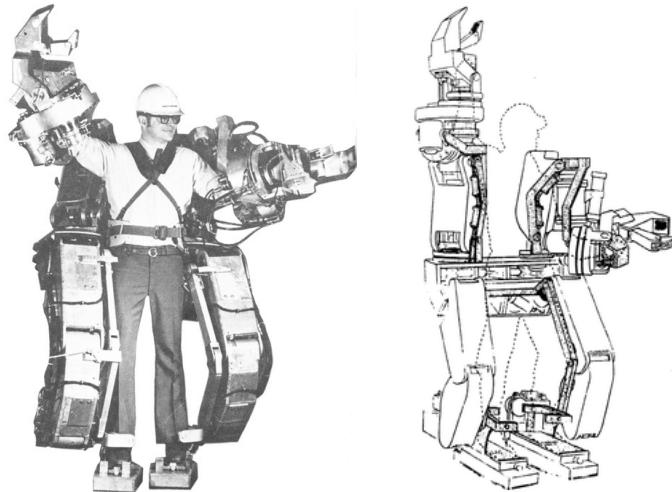


图 1.1 通用公司研制的全身型外骨骼机器人 Hardiman^[3]

上世纪 60 年代晚期，美国通用公司与康奈尔大学的研究人员联合研制了一种全身驱动的外骨骼机器人 Hardiman^[3]。其拥有 30 个自由度，整机重量 650Kg，关节由液压驱动，可以放大穿戴者 25 倍的重量。这项工作最先尝试了外骨骼设计的驱动选型与人机交互等问题，并由此开创了外骨骼机器人的研究。

从 2000 年开始，美国先进国防项目研究署 (DARPA) 开始了“增强人体机能的外骨骼项目”(EHPA)，计划研制一种外骨骼，用以提高士兵的军事作战能力。其中最为知名是美国加州伯克利大学分校的研究人员研制的 BLEEX^[4,5](Berkeley Lower Extremity Exoskeleton)，如图 1.3 所示。BLEEX 下肢外骨骼机器人自重 50Kg，驱动采取液压驱动，结构上采用拟人的设计方式，每条腿共有 7 个自由度：髋关节 3 自由度，膝关节 1 自由度，踝关节 3 自由度。穿戴时负载能够通过外 BLEEX 骨骼传递到地面从而减轻穿戴者的负重感，在负重 34Kg 时穿戴者的感受仅为 2Kg。

之后，BLEEX 的研究人员设计一套更方便穿戴的下肢外骨骼^[6]，并将其专利卖给了军火商洛克希德马丁公司。此后洛克希德马丁公司推出了一款军用外骨骼 HULC(Human Universal Load Carrier)，用于单兵负载的长距离机动，可以使士兵获得 11 公里每小时的奔跑速度，极限可达到 16 公里每小时。目前 HULC 已在美国陆军完成了作战测试。



图 1.2 伯克利下肢外骨骼机器人 BLEEX^[4,5]



图 1.3 洛克希德马丁公司的负重外骨骼 HULC^[6]

在 BLEEX 项目进行的同时，项目团队也对医用下肢外骨骼进行了研究，并于 2010 年推出了 eLEGS^[7]，后改名为 Ekso。Ekso 下肢外骨骼系统能够帮助下肢截瘫患者重新获得行走能力，并在长期训练后可以恢复患者的运动。目前 Ekso 已经获得美国食品和药物管理局的认证，在美国多个医院和医疗机构中用于截瘫患者的康复治疗。

另一个受到 DARPA EHPA 支持的项目为 XOS^[8]，由 Sarcos 公司研发，并后来被 Raytheon 公司收购，如图 1.6 所示。XOS 为全身型的助力外骨骼，关节采用液压驱动，能



图 1.4 下肢康复外骨骼 Ekso^[7]

够帮助穿戴者在负重 90Kg 的情况下进行长时间的运动。XOS 外骨骼的自由度非常多，可以灵活的完成跑、跳，甚至是俯卧撑、拳击、踢足球等运动。但 XOS 对供电的需求非常大，自身携带的电池仅能运转 40 分钟，测试时必须拖着一条电缆进行供电，因此并不是完全的可穿戴设备。

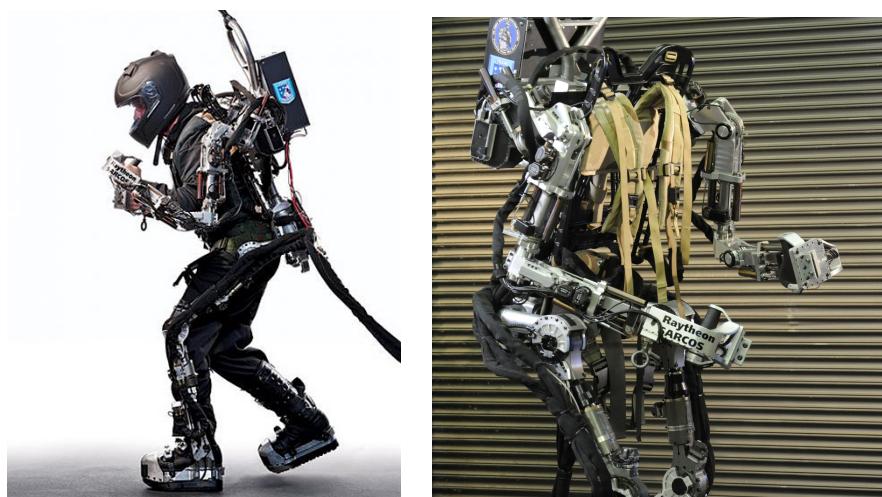


图 1.5 XOS2 全身型军用外骨骼^[8]

除了伯克利系列的下肢外骨骼外，其他科研机构也研究出许多成功的助力外骨骼。麻省理工学院研究了一种下肢负重外骨骼 MIT Exoskeleton^[9]，驱动上采用了串联弹性驱动

SEA(Series Elastic Actuator)，能够使穿戴者在负重 36kg 的情况下依然可以顺畅运动。哈佛大学的研究人员针对刚性的外骨骼系统质量大、穿戴不舒适等问题，研制出一种柔性外骨骼^[10]，如图 1.7(a) 所示。该外骨骼采用鲍登线与身体各部分的锚点相连，电机转动时拉动锚点，从而带动肢体运动。



(a) 哈佛大学的柔性外骨骼 Soft-Exosuit^[10]



(b) 康复型外骨骼 HAL^[11]

图 1.6 其他研究机构研发的助力外骨骼

日本的许多大学和研究所也对外骨骼展开了深入的研究，其中较成功的为筑波大学的混合助力机器人 HAL^[11](Hybrid Assistive Limb)。HAL 外骨骼的设计目的是帮助脊柱损伤患者和中风病人。不同于以往的外骨骼，HAL 外骨骼采用 EMG 信号进行控制，可以有效降低肌肉的使用率。

1.2.2 助力外骨骼的国内研究现状

国内助力外骨骼的研究起步相对较晚，但经过十几年的发展，相关技术已经逐步接近国际水平。

中科院合肥智能所的余勇研究员和葛运建研究员早在 2004 年就带领团队研究出了下肢助行外骨骼 WPAL^[15](Walking Power Assist Leg)。WPAL 能够通过足底压力传感器获取穿戴者的运动负重，并调整其模型和控制器中的参数，从而提高外骨骼的负重效率^[16]。

哈尔滨工业大学的朱延河教授于 2013 年带领团队研制了一款下肢助力外骨骼 HIT-LEX^[13]，如图 1.9(b) 所示。该外骨骼主要为抢险救灾的救援人员所设计，在机械结构上和 BLEEX 一样采用拟人化设计，在后背与足底均装有压力传感器用来检测穿戴者的运动意图。经测试，该外骨骼最大负重 50kg，续航距离 5km，续航时间 2h。



图 1.7 国内高校和机构研发的外骨骼机器人

成都电子科技大学研发了一种电机驱动的下肢外骨骼机器人，并且设计了分布式的控制系统，由低层感知与上层控制器相结合，使用灵敏度放大的控制方法对系统进行整体控制^[17]。

浙江大学采用气动系统设计了一种新型的下肢助力外骨骼，并基于自适应模糊神经网络进行控制，对人机耦合控制策略进行了研究^[14]；上海交通大学研究了一款基于混联结构的下肢外骨骼机器人，该机器无膝关节，通过储能式弹簧降低关节利用^[18]；此外，中国兵器工业集团 202 所、航天科工二院 206 所、中国兵器工业集团 208 所等，都对助力

外骨骼进行了研究。

1.3 外骨骼控制方法的研究现状

早期的外骨骼系统大多使用位置轨迹追踪的控制方法^[19,20]，但位移控制在人机动作不一致时会产生大的作用力，从而产生人机交互的安全风险。因此外骨骼控制正越来越多的从单纯的轨迹控制，转向对穿戴者动作反应更加柔和的力矩控制。这不仅出于安全性与舒适型的考量，也包含了对人体动力学更深刻的理解^[21,22]。

经典的 PID 反馈控制方法和其变化形式，由于简单、实用的特点，被广泛的应用到外骨骼系统的控制中。积分控制模块用于减小稳态误差，在低阻抗的外骨骼中有较好效果^[23]。在系统阻抗较高且模型不确定的情况下，PD 控制更为合适^[24,25]。基于模型的控制方法经常用来提高力矩追踪的性能，典型的有使用逆动力学模型的前馈力矩补偿^[26]，但这种方法只有在模型准确的时候才有较好的效果。自适应控制也被用到外骨骼系统中，例如基于 SEA 的被动控制方法^[27]。迭代学习方法也被应用到腿式机器人的运动控制中^[28]，这种方法通过一步一步的迭代来学习并消除误差，对于周期性轨迹的跟踪比积分控制有更好的效果。

在实际的应用中，力矩控制一般由底层控制器和上层控制器组成。底层控制器(如 PID 控制器)用来控制驱动器对期望关节力矩进行追踪，而顶层控制器用来产生期望的关节力矩。在这种控制策略中，期望力矩并不是事先选定好的控制目标，而是由人机交互过程中产生的动态信号。典型的上层控制器有直接力矩控制、阻抗控制、灵敏度放大控制和 EMG 信号控制方法。

直接力矩控制是最为简单的上层控制器形式，通过一个关于时间的函数来生成期望力矩曲线^[29,30]，这里时间一般为步态周期百分比而非绝对时间。直接力矩控制只在稳定运动下才能产生有效的助力效果，并且其曲线参数对个体、环境的变化较为敏感，需要针对不同实验条件进行精心调整。阻抗控制模仿了正常人类行走时关节角度与关节力矩的关系，根据关节角度来生成期望力矩^[31]。它是典型的柔顺控制方法，具有较好的人机交互性，对扰动和不确定性有很大的鲁棒性。但是由于在控制过程中很难得到精确的位置轨迹，所以使得其控制精度有所欠缺。灵敏度放大控制是加州伯克利大学应用于 BLEEX 外骨骼的控制方法^[32]，它需要精确的动力学模型。当穿戴者施加较小力矩带动外骨骼运动时，系统感受到人体运动意图并通过外骨骼将此运动放大，使穿戴者感受到较小的运

动阻力。但其依赖精确的模型，对不同个体的适应度较差。基于 EMG 信号的控制方法是通过测量穿戴者的 EMG 信号，使用前向动力学的方法估计出外骨骼所需要的施加的力矩，从而实现端到端的直接控制^[33]。但这种方法对于环境和 EMG 信号测量的要求较高，且容易受穿戴者个体因素的影响。

这些上层的控制策略均在特定环境和条件下有较好的效果，但无论那种控制方法，均需要根据穿戴者的个体特性对控制参数进行调整，以达到最佳的助力效果。

1.4 “人在环中” 外骨骼优化的研究现状

正如上节所述，由于人类个体之间生理学和神经学的差异，不同个体对同一个助力参数的反应大相径庭^[34]。因此上层控制器的控制参数或助力模式需要根据个体差异进行调整。为了能够充分发挥外骨骼的潜力，控制器需要根据个体差异的不同，自动寻找其适合的助力模式，实时的调整控制策略使得穿戴者的身体机能达到最大值，这种方法被称为“人在环中”的优化方法^[35]。

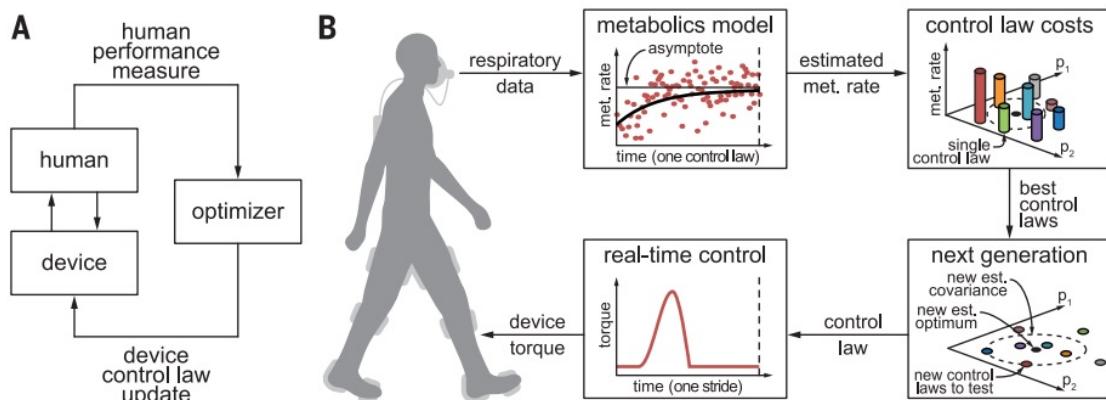


图 1.8 人在环中的参数优化方法^[36]

具体来说，人在环中优化以人体机能为反馈，以每个控制模式的控制器参数为优化对象，通过测量每组参数的生理反馈值，采用一定的优化算法找到适合个体的最佳参数，从而达到提高人体机能的目的。

“人在环中”的优化方法刚刚兴起，相关研究较少。最初的研究使用线性搜索^[35]或梯度下降^[37]的方法优化单个控制器参数，前者对于高维参数优化效率较低，而后者对噪声非常敏感。Zhang 等人^[36] 使用自适应协方差进化算法优化踝关节外骨骼的四个控制参

数，优化后穿戴者在常速行走状态下的代谢耗能下降了 24%。Ding 等人^[38] 使用 Bayesian 优化算法对柔性髋关节外骨骼的两个控制参数进行优化。

人在环中的方法将穿戴者视为外骨骼系统的一部分。但目前以人体机能为反馈的人在环中优化还存在很多问题。基于人体代谢耗能的反馈虽然较为稳定，但测量时间较长，优化效率很低，优化过程容易导致人体疲劳。另外适用于人在环中优化的算法目前尚无定论。稳定且灵敏的人体反馈数据，快速而高效的优化算法，仍有待进一步研究。

1.5 本文主要研究内容

本文主要研究内容包括以下三个部分：

(1) 搭建外骨骼的数据采集与处理系统。针对所研究的踝关节式外骨骼，搭建了基于应变片的外骨骼力矩测量模块、基于足底开关的步态周期检测模块、基于 EMG 信号和肌肉激活度检测模块和基于 IMU 的人体姿态数据采集系统。

(2) 设计外骨骼的力矩控制系统。力矩控制由上层控制器与底层控制器组成，上层控制器用来产生期望力矩曲线，底层控制器实现对期望力矩曲线的跟踪。针对上层控制器，本文采用基于时间的直接力矩控制器，通过三次函数插值得到期望力矩曲线。针对底层控制器，本文提出了三种控制算法，设计了四种不同组合形式的控制器，并对其进行验证与对比。

(3) 研究“人在环中”的外骨骼优化方法。由于个体差异性，最佳助力模式因人而异。为了充分发挥外骨骼的潜能，本文以穿戴者的肌肉激活水平为目标函数，使用贝叶斯优化外搜寻最佳助力参数。实验表明，外骨骼系统能够在五分钟内寻找受试者的最佳助力参数。在优化后的助力参数下，受试者肌肉激活度平均下降 12.2%。

第二章 外骨骼数据采集与步态分析系统

本文所研究的踝关节外骨骼解构如图 2.1 所示。外骨骼分为小腿框架和足部框架，可以在矢状面上以踝关节为轴进行转动，电机通过鲍登线和末端弹性驱动与外骨骼相连，并控制关节进行跖屈运动。



图 2.1 踝关节外骨骼的数据采集系统

外骨骼是一个融合各种传感器的智能系统，可靠的传感器数据才能保证控制算法的性能。在外骨骼机械结构的基础上，本文首先搭建了外骨骼的传感系统，包括以 MicroLabBox 为核心的控制器、测量外骨骼力矩的应变电桥、步态周期检测的足底开关、惯性测量单元 IMU、表面肌电信号 sEMG 等。

2.1 MicroLabBox 控制器

MicroLabBox 是由 dSPACE 公司开发的一套基于 MATLAB/Simulink 的快速原型控制器，它可以方便的与 Matlab/Simulink 进行连接，实现快速原型控制（RCP）或硬件在环仿真（HIL）。MicroLabBox 使用 Simulink 进行控制算法的快速开发、代码生成与测试

调试，具有强实时性、可靠性高、扩充性好的特点，目前已广泛应用于汽车、机器人、航空航天等领域。

2.1.1 MicroLabBox 的硬件平台



图 2.2 dSPACE 的实时目标机 MicroLabBox

MicroLabBox 具有高速的计算能力和快速的输入输出特性。CPU 采用 Freescale Power QorIQ 5020 双核 2GHz 的实时处理器，最快可以实现 15us 的闭环控制周期，另外还可以通过内部的 FPGA 加速计算，进一步提高运算能力。MicroLabBox 同时具有丰富的外设，48 通道数字 I/O 接口、32 通道模拟量输入接口、16 通道模拟量输出接口，同时配有 2 个 CAN 总线收发器、1 个 RS-232 串口、1 个网络接口、6 通道正交编码器接口，为信号采集与数据通信提供多种选择。

2.1.2 MicroLabBox 的软件平台

(1) 实时接口 RTI

MicroLabBox 与 Simulink 的连接是通过实时接口 RTI 来实现的，它可以看做是 Simulink 下关于 MicroLabBox 的一些模块。通过这些模块可以在 Simulink 中实现对 MicroLabBox 各种 I/O 接口的初始配置与数据采集，并可以与 Simulink 中的其他模块（控制模块、滤波模块）相连接，从而实现数据处理和控制系统搭建。由 Simulink 搭建的模型，可以通过 MATLAB 的 RTW 工具自动生成适用于 MicroLabBox 的目标代码，并下载到 MicroLabBox 中完成模型预期的功能。

(2) ControlDesk

ControlDesk 是 dSPACE 公司开发的一种图形化的人机交互软件，能够提供虚拟示波

器、虚拟按钮、虚拟表盘等功能(图 2.2)。根据 ControlDesk 提供的各种工具，用户可以快速设计出适合项目的可视化界面，方便的对程序中的变量进行监控、修改参数、记录数据。

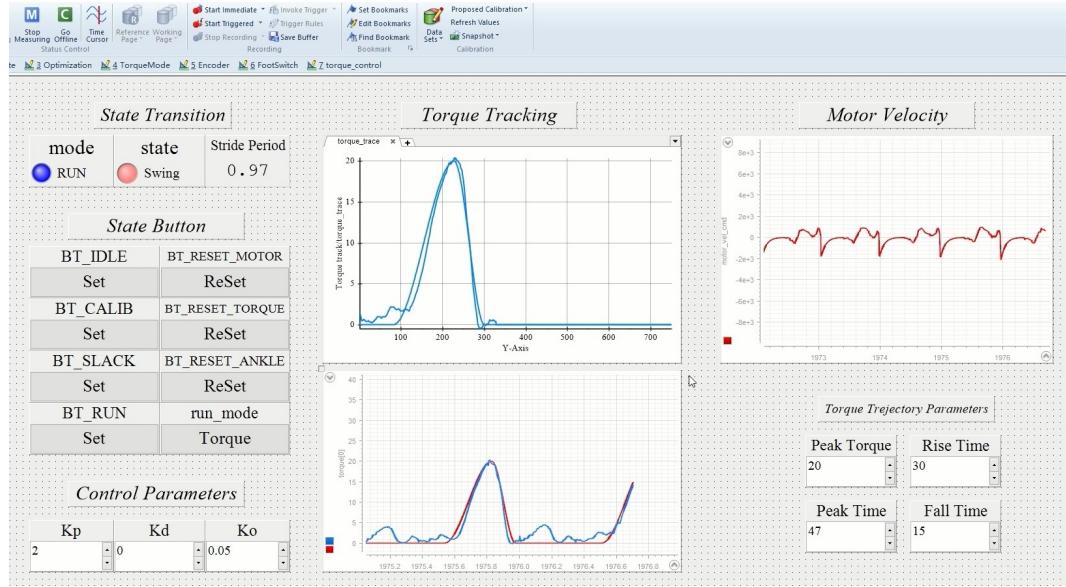


图 2.3 dSPACE 的实时目标机 MicroLabBox

由于 MicroLabBox 可以借助 Simulink 以模块化的方式进行开发，并可以利用 ControlDesk 快速设计出对应的上位机界面，因此本文工作将以 MicroLabBox 为核心，进行数据采集、处理与外骨骼控制。

2.2 外骨骼力矩测量



图 2.4 外骨骼结构与受力

为了实现外骨骼的力矩控制，必须要对人机之间的交互力矩加以测量。外骨骼的结构与受力如图 2.4 所示。当电机通过鲍登线和 SEA 对外骨骼施加作用力 F_1 时，由材料力学可知外骨骼的钛合金悬臂会在拉力的作用下发生变形（图 2.5-a）。其中钛合金悬臂的上表面会发生压应变，下表面会发生拉应变。通过应变片测量出钛合金悬臂应变大小，即可得到电机施加的驱动力矩。

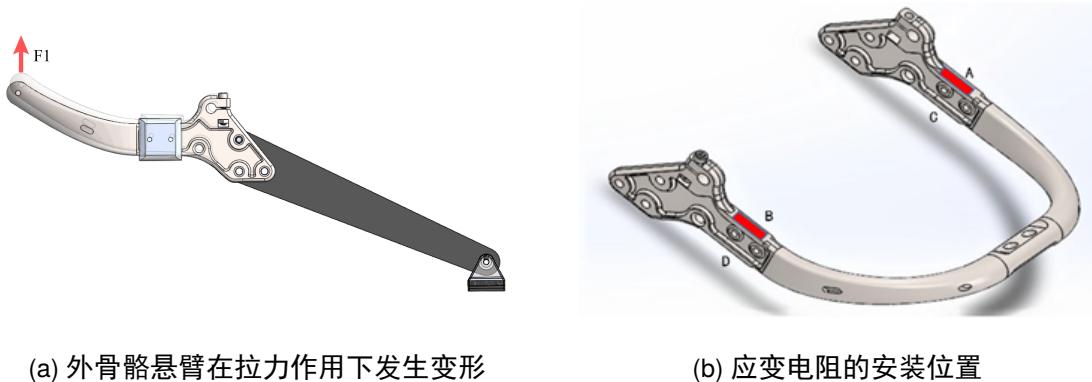


图 2.5 外骨骼力矩测量原理

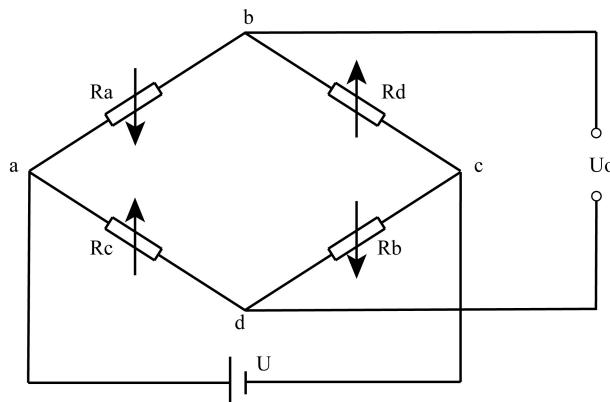


图 2.6 差动全桥应变测量电路

这里使用全桥电路对应变进行测量，桥臂上的四个应变电阻分别安装在图 2.5-b 所示位置。应变测量电路如图 2.6 所示。由电路可知：

$$U_o = U \cdot \frac{(R_a - \Delta R_a)(R_b - \Delta R_b) - (R_c + \Delta R_c)(R_d + \Delta R_d)}{(R_a - \Delta R_a + R_d + \Delta R_d)(R_b - \Delta R_b + R_c + \Delta R_c)} \quad (2.1)$$

由于四片应变电阻型号相同，且对称的安装在金属悬臂上，近似认为 $R_a = R_b = R_c = R_d$

$R_d, \Delta R_a = \Delta R_b = \Delta R_c = \Delta R_d$, 则:

$$U_o = U \cdot \frac{\Delta R_a R_b + \Delta R_b R_a + \Delta R_c R_d + \Delta R_d R_c}{(R_a + R_d)(R_b + R_c)} = U \cdot \frac{\Delta R_a}{R_a} \quad (2.2)$$

通过全桥电路得到的信号还需进行放大与校准。本文采用 OMEGA 公司 KFH-6-350-C1-11L1M2R 型电阻应变片，并使用 FUTEK-IAA100 放大器对信号进行放大。之后经 MicroLabBox 模拟量输入接口进行采集，校准得到电压-力矩关系后用于力矩反馈控制。



图 2.7 KFH-6-350-C1-11L1M2R 应变电阻 (左) 与 FUTEK-IAA100 信号放大器 (右)

2.3 步态分析与步态周期测量

2.3.1 人体下肢运动步态分析

为了能够对穿戴者提供有益的辅助作用，需要对对人体行走过程进行加以分析。步态周期是人体基本的运动之一，它定义为连续发生两次重复的步行事件之间的时间间隔。虽然可以选择任何事件来定义步态循环，但通常使用一只脚接触地面的瞬间（初始接触）作为开始。如果决定从右脚的初始着地开始，则到右脚再次接触地面为止，并如此循环。

如图 2.8 所示，在步态分析的教材^[39]中，一般以 7 个典型事件对步态周期进行划分。这些事件将循环分为 7 个阶段，其中 4 个阶段发生在脚着地时的站立相，3 个阶段发生在脚在空中向前移动时的摆动相。站立相从脚跟初始着地一直持续到脚趾离地，并分为以下四个部分：

1. 支撑初期 (Loading response)
2. 支撑中期 (Mid-stance)
3. 支撑末期 (Terminal stance)
4. 预摆动 (Pre-swing)

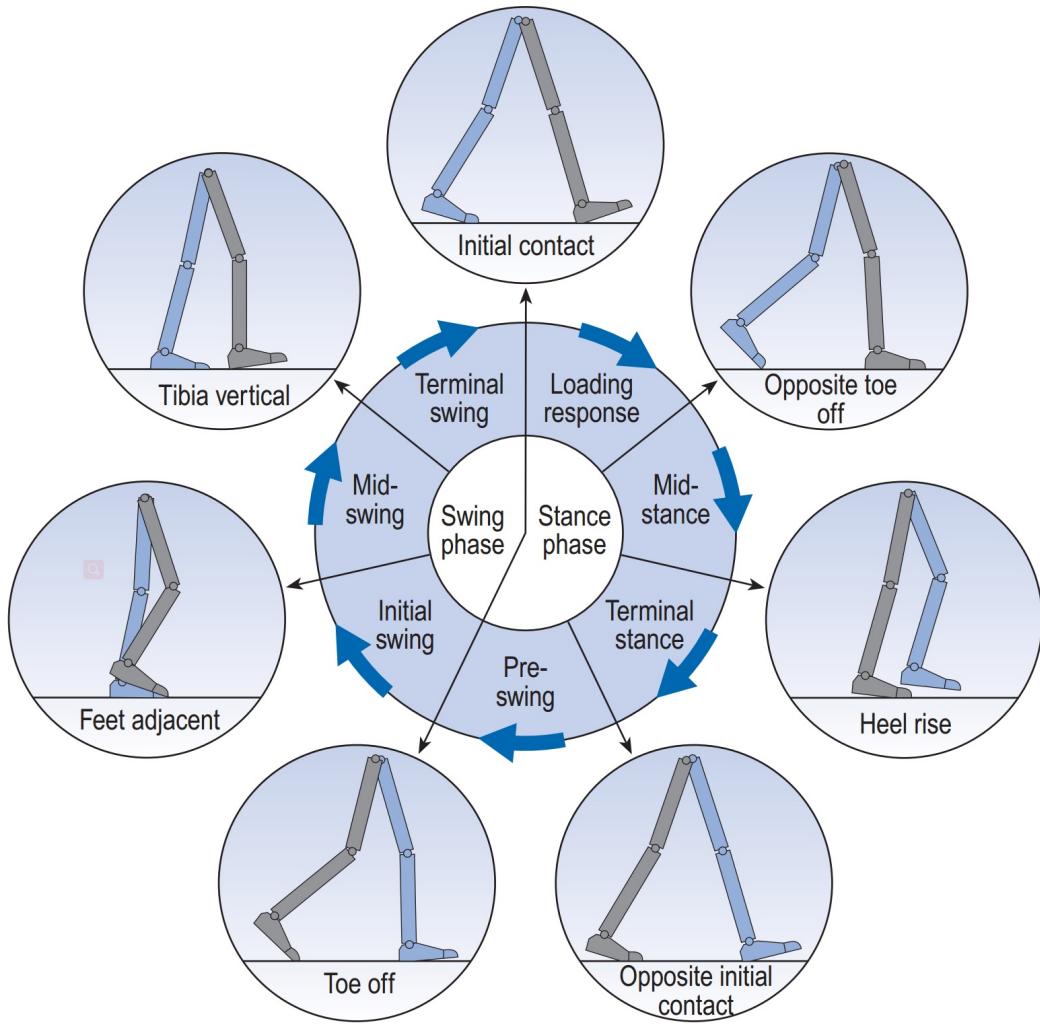
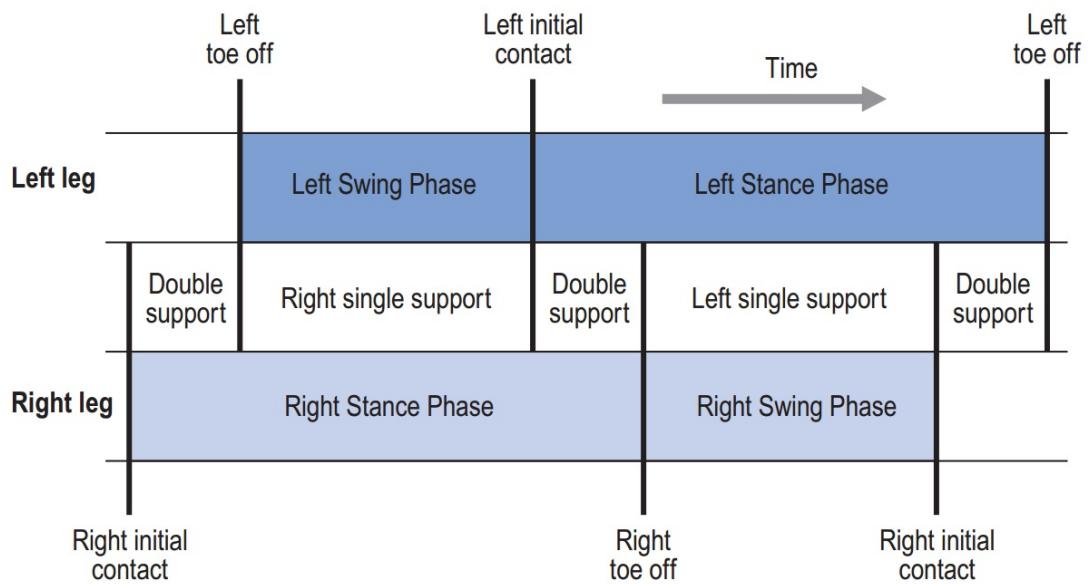


图 2.8 步态周期经历的过程^[39]

摆动相从脚趾离地开始持续到到下一次的脚跟着地，并细分为：

1. 摆动初期 (Initial swing)
2. 摆动中期 (Mid-swing)
3. 摆动末期 (Terminal swing)

图 2.9 显示了在一个步态周期内，两只脚初始着地和脚趾离地的时序。当左脚还在地面上时，右脚开始接触地面进入支撑相，在左脚离开地面之间为两脚同时着地的双支撑阶段。之后左脚离开地面进入摆动相，右脚单支撑一段时间。接着左脚着地，进入另一段双支撑期。在每个步态周期中，有两个双支撑周期和两个单支撑周期。支撑相通常持续 60% 的周期时间，摆动相约 40%，每段双支撑约 10%。然而，这是随行走速度变化

图 2.9 步态周期的时序^[39]

而变化的。随着速度的增加，摆动相成比例地变长，站立相和双支撑变短。双支撑阶段的消失也标志着从步行转变为跑步。

2.3.2 基于足底开关的步态周期测量

在进行外骨骼力矩控制时，所施加的力矩曲线与步态周期具有密切关系。为了做到外骨骼与人体运动的同步，必须对步态周期进行准确的测量。本文采用足底开关来实现此功能。

如图 2.10-a 所示的薄膜式接触开关被粘贴在鞋内脚跟处。传感器的两端连接到 MicroLabBox 的数字引脚上，一端配置为高电平的数字输出，另一端配置为下拉状态的数字输入。当足底开关所在腿处于摆动阶段时，开关处于断开状态，输入信号为低电平；当其切换到支撑阶段时，开关连通使输入信号变为高电平。由此可以对摆动相和支撑相进行检测，每次摆动相切换到支撑相时，便进入到一个新的步态循环，两个上升沿之间的时间便为一个步态周期的时间。

在实验中使用足底开关进行测量时会出现毛刺现象，通过信号高低电平来判断相位变化的方法不可靠。为此本文提出一种步态检测状态机，如图 2.10-b 所示，摆动相转换支撑相时，只通过高电平判断，这样可以准确得到步态周期的开始时刻。在支撑相转换到摆动相时，除了低电平外还要进行时间检测。只有当前步经历的时间大于前一步完整

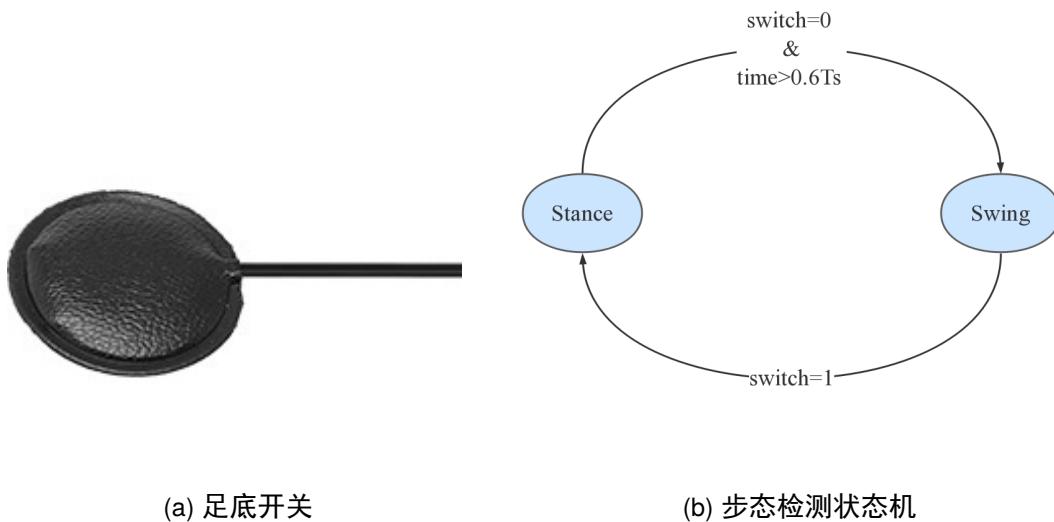


图 2.10 足底开关与步态检测状态机

时间的 60% 时，才由支撑相转换到摆动相。通过此方法能准确检测摆动相到支撑相的转换，同时可以消除信号毛刺的影响。

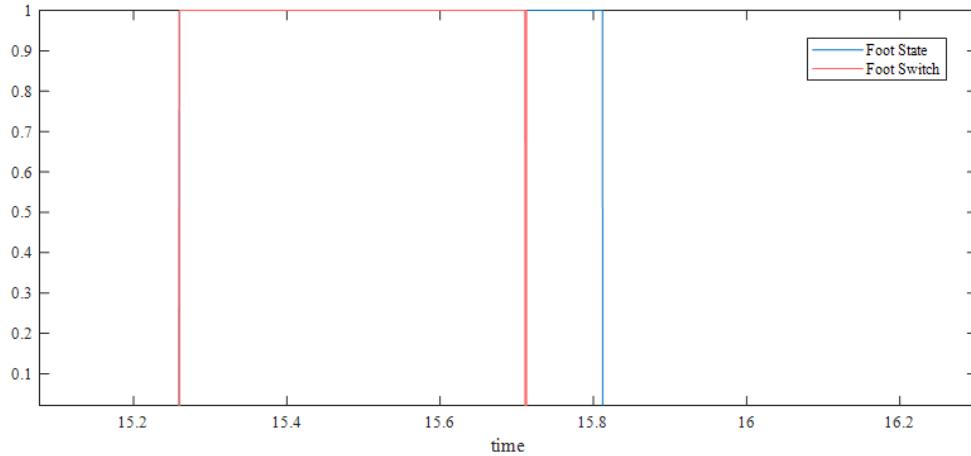


图 2.11 足底开关信号与步态检测

2.4 IMU 与人体姿态测量

2.4.1 IMU 原理与 Kalman 滤波

IMU 即惯性测量单元，它可以测量得到物体的加速度和角速度信息。IMU 可以根据自由度 (DoF) 的不同分为不同的类型，6DoF 的 IMU 中包含三轴加速度计和三轴陀螺仪。

三轴加速度计能够测量三个方向上加速度的大小，三轴陀螺仪能够测量三个轴角速度的大小 (2.12-a) 所示。



图 2.12 IMU 与其内部构成

加速度的测量利用了牛顿第二定律。如图 2.12-b 所示，中间红色物体为质量块，两头通过具有弹簧性质的杆状结构与基底相连，红色的短栅与绿色的短栅分别为电容的极板。当传感器在箭头方向受到加速度 a 时，由于质量块与基底相连因而有相同的加速度，这个加速度由弹簧产生。根据 $f = ma = kx$ ，质量块会沿加速度相反的方向移动一定距离，即红色极板与绿色极板之间的距离会发生变化。通过测量极板电容 C 的变化就可以得到加速度的大小。在三轴加速度计中，这样的结构在三个方向各有一个，且做到了微米的尺寸，并配合相应的测量电路集成在一个芯片中，构成一个微机电系统 (MEMS)。

角速度测量的原理比加速度要复杂一些，它利用了科里奥里力 (Coriolis Force)。当物体在旋转的坐标系下运动时，由于坐标系的旋转会在垂直其运动方向上受到一个作用力，即科里奥里力， $F = -2mv$ 。陀螺仪的物理实现如图 2.12-c 所示，外侧的蓝色与黄色部分为驱动电极，内部的红色与蓝色为测量电极。在模块的驱动方向施加正弦驱动电压，使模块沿驱动方向做正弦运动。当模块发生旋转时，质量块受科里奥里力影响在测量方向会发生正弦运动，且正弦运动的幅值与角速度成正比，通过电极测量出此幅值，便可以得到模块角速度。与三轴加速度计一样，这样的结构在三轴陀螺仪的三个方向上各有一个，从而测量出三个方向的角速度。

2.4.2 IMU 姿态解算与数据融合

加速度计和陀螺仪都无法直接得到角度数据，需要从加速度和角速度解算出角度信息。可以把加速度计中的质量块当做左图中的小球，由加速度计的原理可知，在传感器

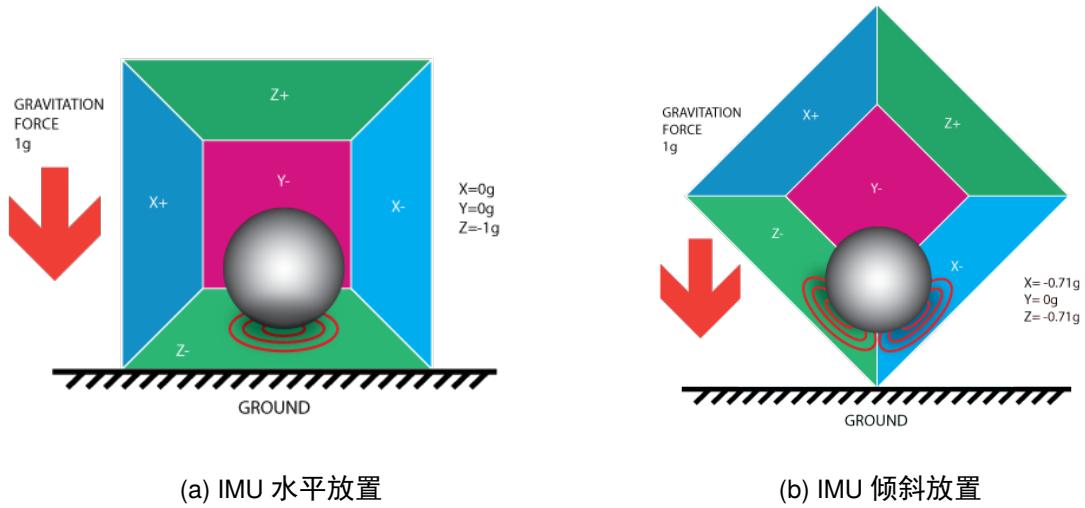


图 2.13 通过加速度计解算角度信息

静止的时候，测量的结果为重力加速度，因此当传感器倾斜时，如右图所示，可以根据重力加速的在三轴分量的大小来解算出角度：

$$\theta_y = \arccos \frac{a_x}{-g} \quad (2.3)$$

从角速度解算出角度更简单，只需要知道初始角度然后对角速度进行积分就可以了：

$$\theta_y = \theta_0 + \int_0^t \omega_y dt \quad (2.4)$$

这里分析的仅为单轴的情况，对于三轴角度解算还需要涉及坐标系转换。

通过加速度和角速度都可以解算出角度信息，但这两种方式都存在很大的问题。加速度计由于容易受到振动的影响，噪声很大，所以解算出角度的噪声也很大；通过角速度积分得到角度的方式，由于初始角度并不能准确得到，而且角速度存在零漂，偏移误差会被累积导致角度不断漂移。因此，两种方式解算出来的角度都无法直接使用。

本文采用 Kalman 滤波的方法，把两个传感器的数据融合在一起，得到一个既没有累计误差、噪声又小的角度信息。首先建立 Kalman 滤波器的状态观测方程。本文选择需要观测的角度 θ 和陀螺仪角速度偏置 ω_b 作为状态变量，陀螺仪的角速度为控制变量，加速度计解算得到的角度 θ_{accel} 作为观测变量，并由此得到状态空间方程：

$$\begin{bmatrix} \theta(k+1) \\ \omega_b(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(k) \\ \omega_b(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} dt \\ 0 \end{bmatrix} \omega_{gyro}(k) \quad (2.5)$$

$$\theta_{accel}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(k) \\ \omega_b(k) \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

其中式 2.5 为公式 2.4 的推广，式 2.6 中的 θ_{accel} 由式 2.3 计算得到。之后令：

$$X(k) = \begin{bmatrix} \theta(k) \\ \omega_b(k) \end{bmatrix}, \quad U(k) = \omega(k), \quad Y(k) = \theta_{accel}(k) \quad (2.7)$$

并将状态空间方程表示成如下标准形式：

$$X(k+1) = AX(k) + BU(k) + GW(k) \quad (2.8)$$

$$Y(k) = CX(k) + V(k) \quad (2.9)$$

式中 $W(k)$ 为输入白噪声，表示系统建模的不准确性；而 $V(k)$ 表示观测噪声，反应传感器信号的噪声。

对于上面建立的状态空间方程，使用卡尔曼滤波器^[40]进行滤波。Kalman 滤波方程组由五个方程组成：

$$\hat{X}(k+1|k) = A\hat{X}(k|k) + BU(k) \quad (2.10)$$

$$\hat{X}(k+1|k+1) = A\hat{X}(k+1|k) + K(k+1)[Y(k+1) - C\hat{X}(k+1|k)] \quad (2.11)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)C^T [CP(k+1|k)C^T + R]^{-1} \quad (2.12)$$

$$P(k+1|k) = AP(k|k)A^T + GQG^T \quad (2.13)$$

$$P(k+1|k+1) = [I_n - K(k+1)C]P(k+1|k) \quad (2.14)$$

在实际使用时，需要为滤波器设置合适的状态初始值和协方差矩阵初始参数。同时需要适当调整方差阵 Q 和 R 的参数，方能得到较好的滤波效果。对于本文所建立的模型而言，观测噪声远大于模型噪声，因此方差阵 R 中的参数比 Q 要大一些。

2.4.3 姿态采集系统设计

为了测量人体的运动学数据，本文设计基于 IMU 的姿态测量系统，如图 2.14 所示，左图所示的为单个 IMU 模块，它可以被安装在身体的各个部分；右图为是数据采集与处

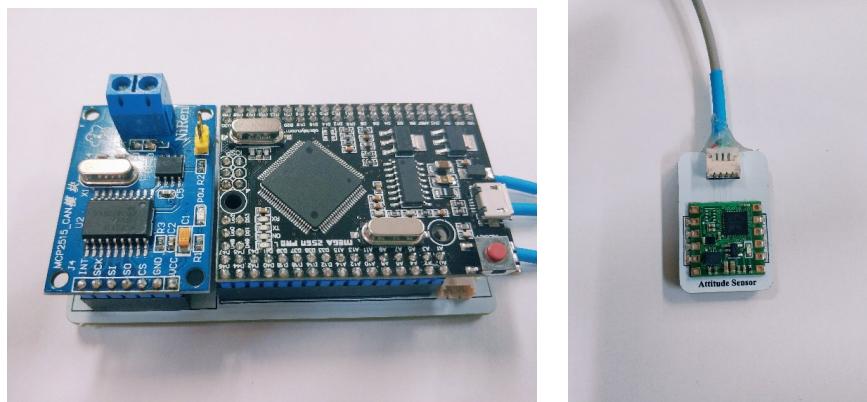


图 2.14 基于 IMU 的姿态采集系统

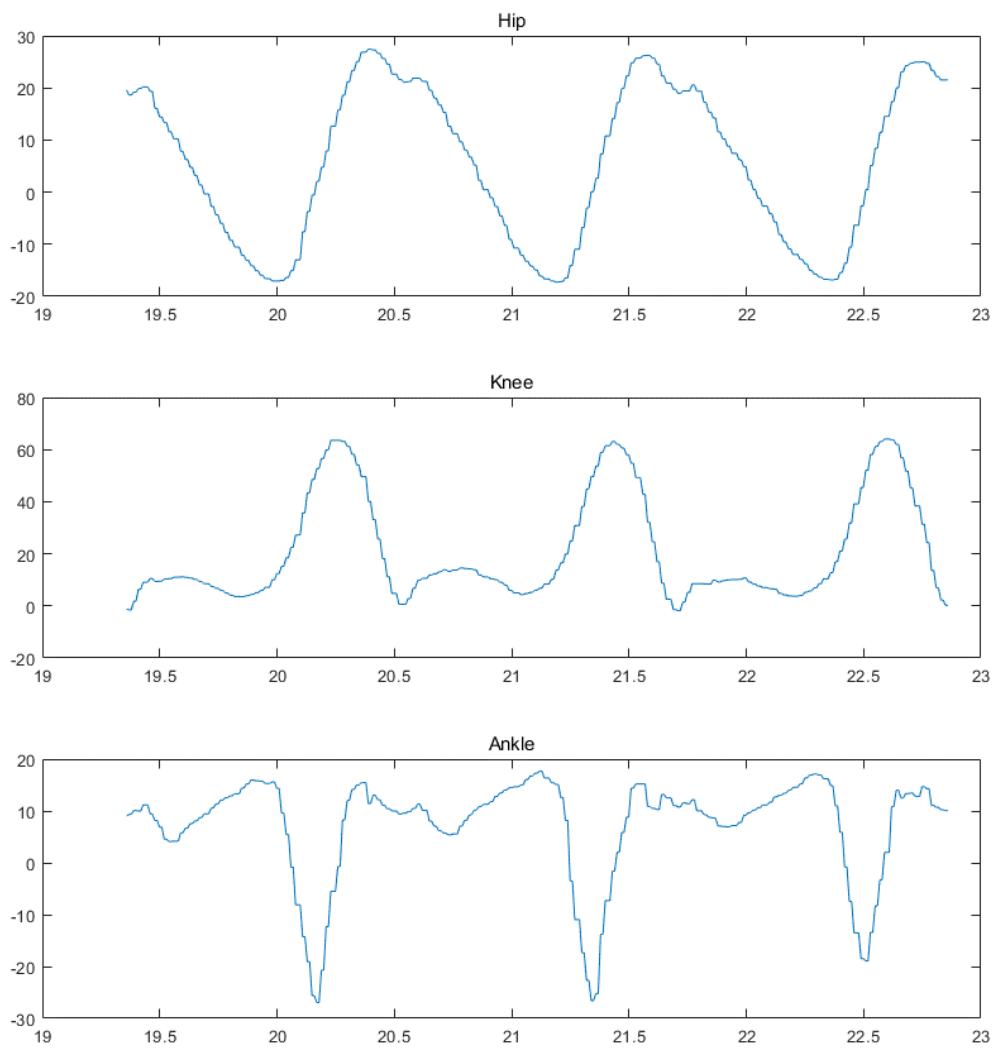


图 2.15 姿态采集系统得到的关节角度曲线

理模块，它通过 I2C 总线连接三个 IMU 模块，通过 Kalman 滤波解算出相应的姿态角。之后将模块间的相对角度转换为人体的关节角度，并通过 CAN 总线发送给 MicroLabBox 控制器。通过本文设计的姿态采集系统得到的关节角度曲线如图 2.15 所示。

2.5 肌电信号采集与处理

2.5.1 肌电信号原理

人体有三种肌肉：平滑肌、心肌和骨骼肌，其中负责四肢的运动主要为骨骼肌。肌肉由数百个束组成，每个束又由数百条肌纤维组成，而每条肌纤维由数百个肌原纤维组成。这些肌原纤维是肌动蛋白和肌球蛋白有规则的排列，通过桥接和滑动导致肌肉收缩。在肌肉纤维的外面是毛细血管和运动神经的末端分支，它们在运动终端（神经肌肉接头）与肌肉纤维连接，控制肌肉运动并提供养料。

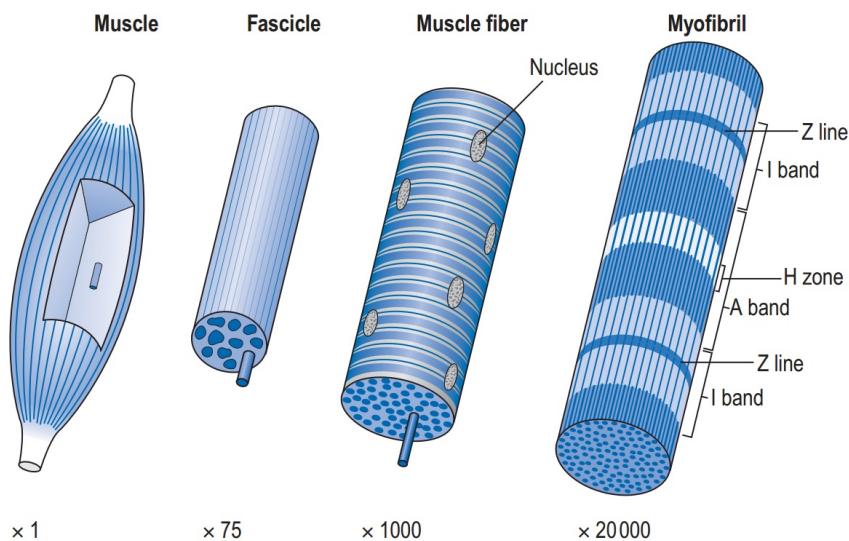
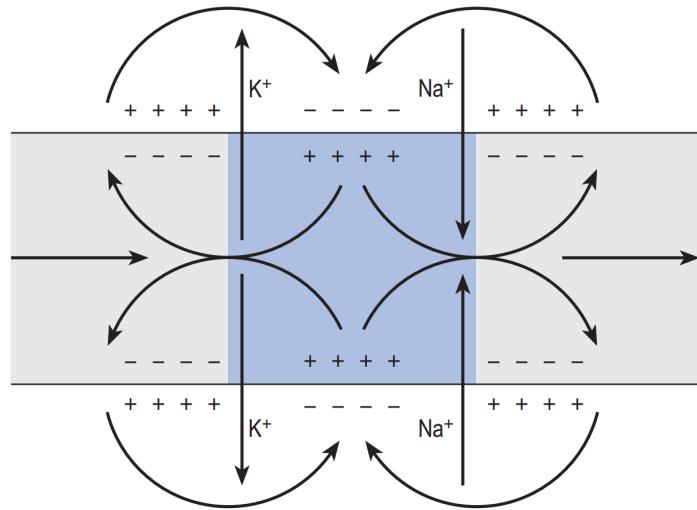


图 2.16 人体肌肉机结构示意图^[39]

当动作电位通过神经传递到运动终端时，会导致传递物质乙酰胆碱的释放，使肌纤维的细胞膜去极化而产生动作电位，并在肌肉纤维中扩散（图 2.17）。它会导致钙离子释放，从而触发肌肉收缩。肌肉的动作电位可以通过电极检测出来，称之为肌电图（electromyogram, EMG）。

EMG 信号是众多运动单元动作电位在时间和空间上叠加而成，根据具体测量方式又可分为针电极信号 NEMG 和表面肌电信号 sEMG。表面肌电信号是浅层肌肉和神经电活动在皮肤表面的综合效应，能在一定程度上反映出神经肌肉的活动，具有非侵入性、操

图 2.17 细胞动作电位示意图^[39]

作简单等优点，因此广泛应用于临床医学、体育科学等领域。

2.5.2 sEMG 信号的采集与处理



图 2.18 DELSYS 16 通道 EMG 测量系统

sEMG 信号非常微弱，需要专用仪器进行采集。本文采用 DELSYS 公司生产的 16 通道 EMG 测量系统，可以实现 16 通道 EMG 数据的同时采集，采集的信号以模拟量形式连接到 MicroLabBox 的模拟量输入通道。以手臂的肱二头肌为例，采集的 EMG 如图 2.19 所示。

由图可以看出，sEMG 原始信号非常复杂。由于 sEMG 信号是众多运动单元不同频率、不同波幅的动作电位在时间和空间上的叠加，因此需要采取合适的信号处理方法提取出有用信息。本文主要通过 sEMG 信号得到肌肉激活度。生物医学领域的研究从 sEMG 信号提取肌肉激活度^[41]，较多采用图 2.20 所示的信号处理方法。由于采集仪器和测量电路的影响，EMG 信号中存在直流偏置，所以首先需要进行高通滤波(截止频率 25Hz)；之

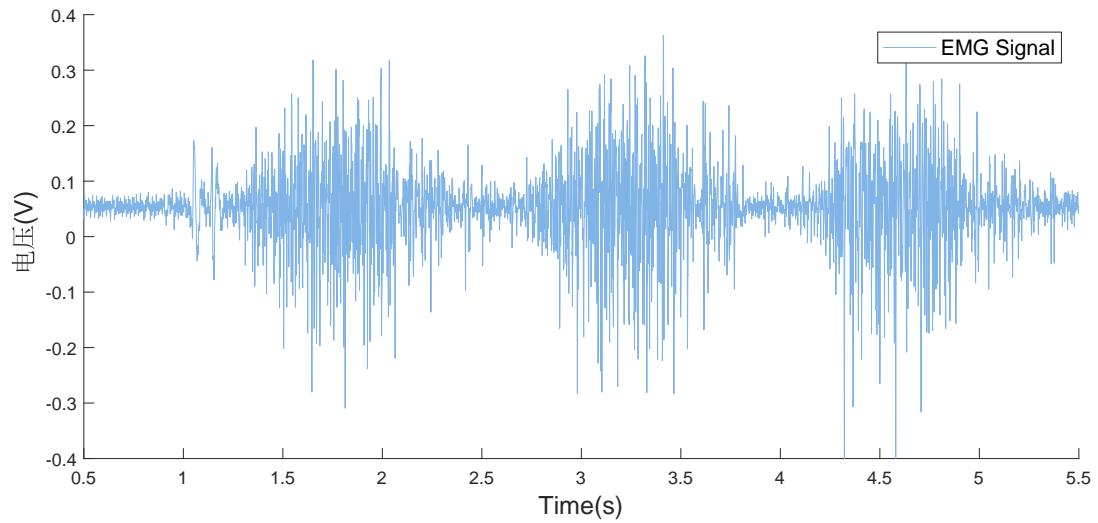


图 2.19 肱二头肌收缩时的 EMG 信号



图 2.20 EMG 信号处理流程

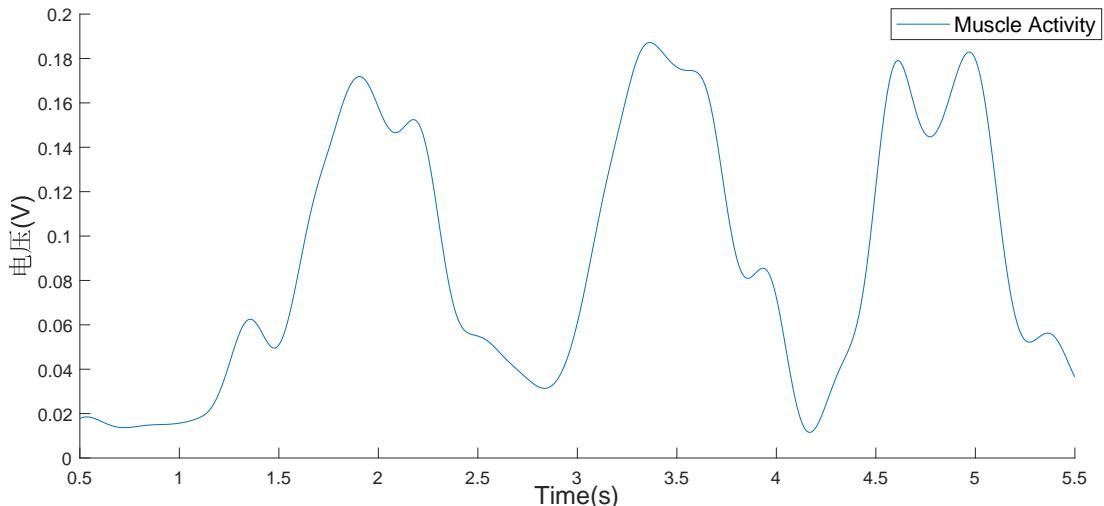


图 2.21 肱二头肌收缩时的肌肉激活度曲线

后对信号进行整流，再通过低通滤波器(截止频率4Hz)滤除高频分量。通过此方法最终得到sEMG信号的包络曲线，如图2.21所示，能用以反映出肌肉的激活水平。

2.6 本章小结

可靠、准确、稳定的人机交互数据对外骨骼而言至关重要。本章针对所研究的踝关节式外骨骼搭建了一套传感系统，通过应变片测量外骨骼的人机交互力矩，使用足底开关检测人体的步态周期，设计了基于IMU的人体姿态测量系统，实现了基于sEMG信号的肌肉激活度测量。除上述部分外，该传感系统还包括测量电机角度的编码器、测量人体代谢数据的心肺呼吸仪等(图2.22)，在此不再加以赘述。

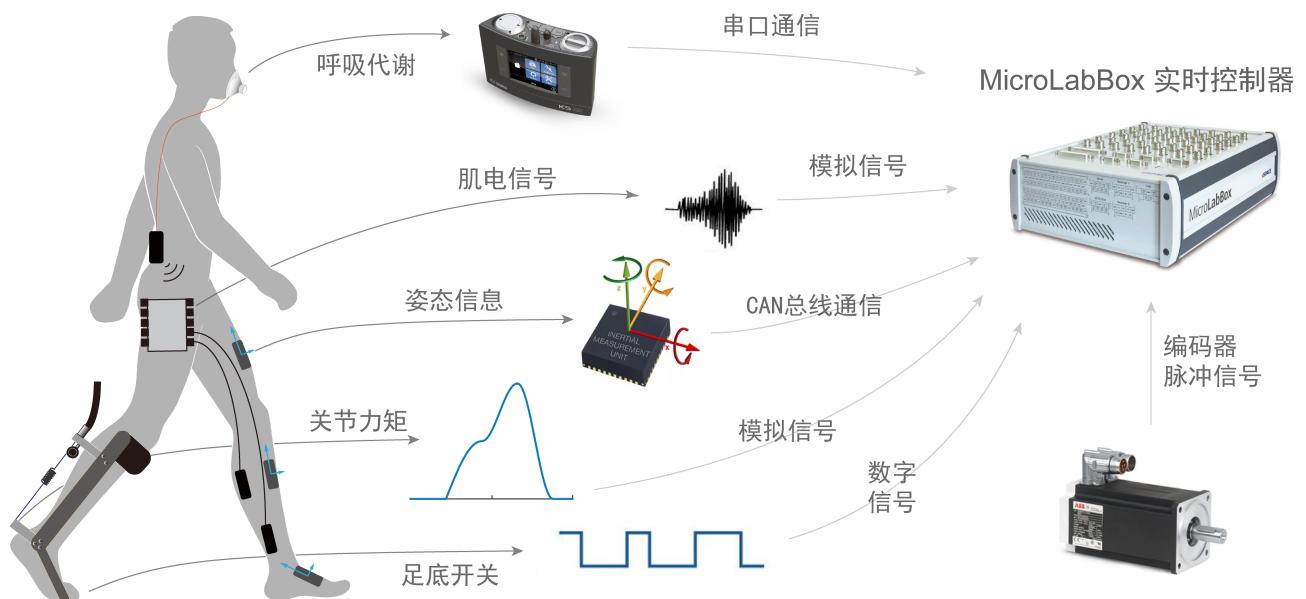


图2.22 踝关节外骨骼的数据采集系统

第三章 外骨骼力矩控制

早期的外骨骼系统大多使用运动轨迹追踪的控制方法，但位移控制在人机动作不一致时会产生大的作用力，从而产生人机交互的安全风险。因此外骨骼控制正越来越多的从单纯的轨迹控制，转向对穿戴者动作反应更加柔和的力矩控制。

在实际的应用中，力矩控制一般由底层控制器和上层控制器组成。上层控制器（如阻抗控制器）用来产生期望的外骨骼力矩，而底层控制器（如 PID 控制器）用来控制驱动器对外骨骼期望的力矩进行追踪。在这种控制策略中，期望力矩并不是事先选定好的控制目标，而是由人机交互过程中产生的动态信号。典型的上层控制器有直接力矩控制^[29,30]、阻抗控制^[31]、灵敏度放大控制^[32] 和基于 EMG 信号的控制方法^[33]，这些上层的控制策略均需要根据穿戴者的个体特性来对控制调整参数，以达到最佳的助力效果。底层控制器的形式较为多样，如经典的 PID 反馈控制^[24,25]、基于逆动力学模型的前馈力矩补偿^[5,20,26]、自适应控制^[27]、迭代学习^[28] 等。

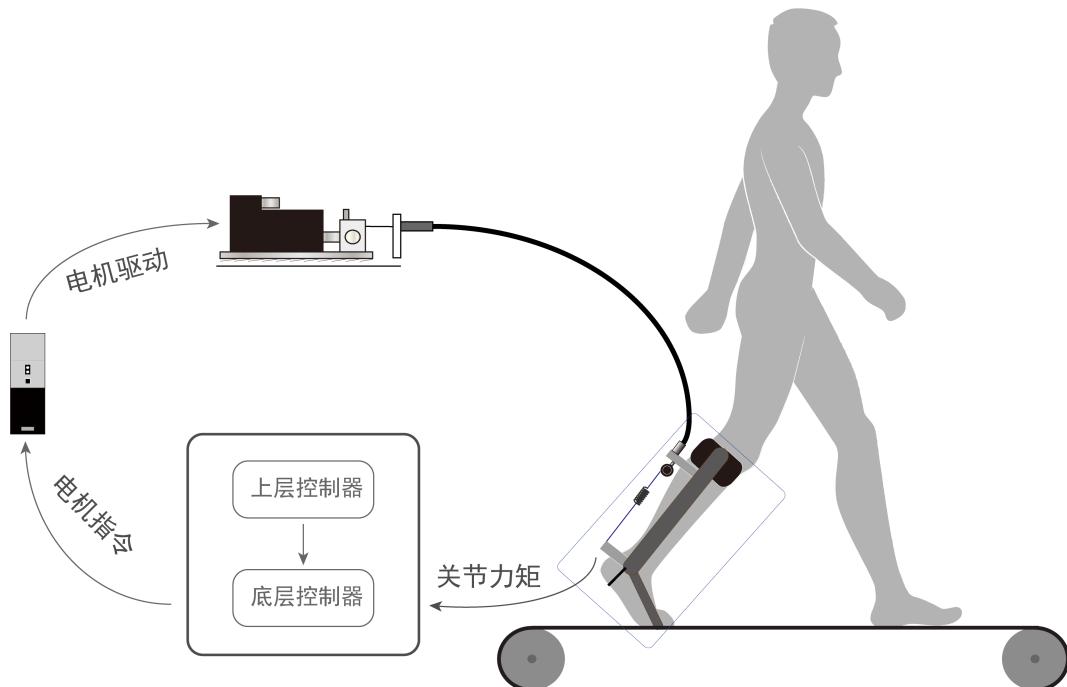


图 3.1 外骨骼力矩控制的硬件结构

本章研究外骨骼的力矩控制算法。外骨骼力矩控制的硬件结构与组成如图 3.1 所示。受试者穿戴外骨骼在跑步机上以 4.5Km/h 的速度稳定行走。通过传感系统采集外骨骼和人体的相关数据，在 MicroLabBox 控制器中编写上层控制器产生期望力矩曲线，设计底层控制器追踪期望力矩曲线，控制电机转动产生作用力，为穿戴者提供力矩辅助。所使用的电机为 ABB 公司的 BSM90N-175AA，驱动器型号为 MFE180。

3.1 外骨骼系统动力学建模

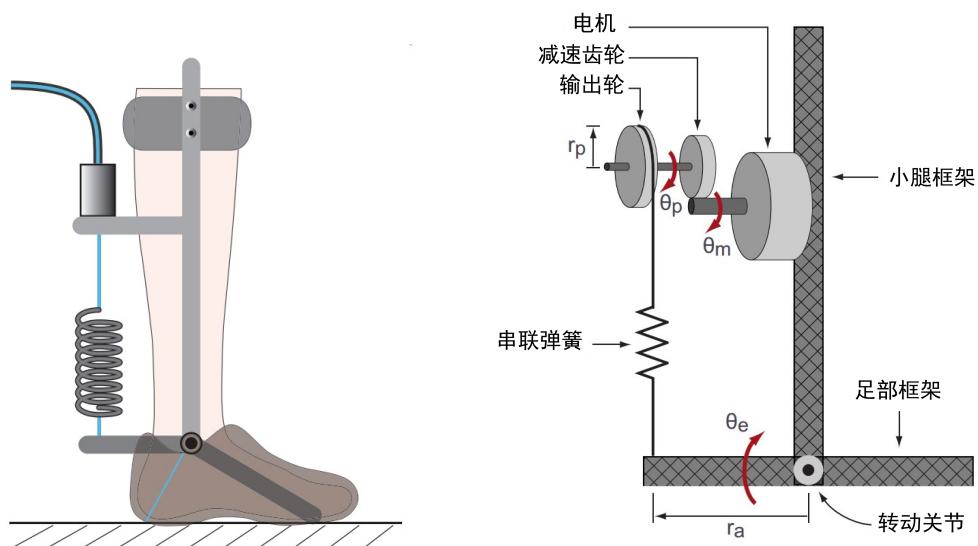


图 3.2 外骨骼结构简化模型

为了方便建模与理解，这里将电机和外骨骼视为一个整体。系统的简化模型如图 3.2 所示。电机通过减速箱和输出轮拉动鲍登绳，鲍登绳经串联弹簧连接外骨骼的足部框架。串联弹簧作为串联弹性驱动机构，将外骨骼与电机分离开，从而降低人机交互时的界面阻抗，提高力矩控制的柔顺度。

θ_m 为电机角度， θ_p 为减速机输出轴角度，电机齿轮减速比 $N = 5$ ， θ_e 为外骨骼的关节角度。

3.1.1 电机动力学模型

在忽略电枢电感影响下，建立直流电机的动力学模型：

$$K_a \cdot i_a(t) = I_e \cdot N \cdot \ddot{\theta}_p(t) + f_e \cdot N \cdot \dot{\theta}_p(t) + \frac{1}{N} \cdot \tau_o(t) \quad (3.1)$$

$$U_a(t) = R_a \cdot i_a(t) + K_b \cdot N \cdot \dot{\theta}_p(t) \quad (3.2)$$

其中 K_a 为电机的转矩常数， i_a 为电枢电流， I_e 为电机与传动齿轮的等效转动惯量， f_e 为电机旋转时产生的粘性摩擦系数， τ_o 为电机输出的力矩， U_a 为电枢电压， R_a 为电枢电阻， K_b 为电机电压常数。

将式 (3.1) 带入 (3.2) 可得：

$$U_a = \frac{R_a I_e N}{K_a} \ddot{\theta}_p + \left(\frac{R_a f_e N}{K_a} + K_b N \right) \dot{\theta}_p + \frac{R_a}{K_a} \tau_o \quad (3.3)$$

$$= \frac{R_a I_e}{K_a} \ddot{\theta}_m + \left(\frac{R_a f_e}{K_a} + K_b \right) \dot{\theta}_m + \frac{R_a}{K_a} \tau_o \quad (3.4)$$

当电机角加速度为零，且电枢电阻较小时，可近似认为：

$$U_a = \left(\frac{R_a f_e}{K_a} + K_b \right) \dot{\theta}_m \quad (3.5)$$

即电机的控制电压与电机速度成线性关系

3.1.2 传动模型

鲍登线的张力 F 与电机输出的力矩 τ_o 存在如下关系：

$$\tau_o = F \cdot r_p \quad (3.6)$$

其中 r_p 为电机减速器输出轮的半径。假定作用力经鲍登线传输过程中无摩擦影响，则作用在外骨骼上的力矩由如下关系：

$$\tau = F \cdot r_a \quad (3.7)$$

这里进一步假设踝关节角度的变化量很小，即认为外骨骼的作用力臂为常数。

3.1.3 力-位置关系

假设相对于串联弹簧而言，鲍登线的刚度系数可以忽略。由胡克定律可知：

$$F = K_c \cdot \Delta x_c = K_c \cdot (r_p \cdot \theta_p - r_a \cdot \theta_e) \quad (3.8)$$

式中 K_c 为等效刚度系数， θ_p 和 θ_e 分别为电机输出轴角度和外骨骼踝关节角度。

3.1.4 力矩-角度关系

定义传动比系数 R 为：

$$R = \frac{r_a}{r_p} \quad (3.9)$$

则作用在外骨骼上的力矩可以写成如下形式：

$$\tau = F \cdot r_a \quad (3.10)$$

$$= r_p \cdot r_a \cdot K_c \left(\theta_p - \frac{r_a}{r_p} \theta_e \right) \quad (3.11)$$

$$= K_t (\theta_p - \theta_e R) \quad (3.12)$$

其中传动刚度系数 K_t 定义为：

$$K_t = r_p \cdot r_a \cdot K_c \quad (3.13)$$

3.1.5 外骨骼关节动力学模型

对外骨骼的踝关节应用角动量定理可得：

$$\tau - \tau_h - B_e \cdot \dot{\theta}_e = I_e \cdot \ddot{\theta}_e \quad (3.14)$$

式中人体对外骨骼所有的作用力矩被简化为一个合力矩 τ_h , B_e 为外骨骼关节的阻尼系数, I_e 为外骨骼转动惯量。

3.2 期望力矩曲线生成

本文力矩控制的上层控制器(期望力矩曲线生成器)采用基于时间的直接力矩控制。这里的时间并非绝对时间，而是步态周期百分比。具体来说是在足底开关测量得到的步态周期基础上，根据步态周期百分比进行力矩曲线的规划。基于时间的直接力矩控制，形式简单，方便实现，因此被集成在许多外骨骼系统中。

对于直接力矩控制的理解，可以从人体行走时自身的踝关节力矩出发。如图 3.3 所示，在步态周期的支撑阶段，踝关节持续施加一个作用力矩，且随着步态周期时间成单调上升和单调下降的过程，并且在即将地面时产生一个较大的关节功率输出。基于时间的直接力矩控制可以看做是一种稳态条件下的助力模式，通过外骨骼的助力矩减小人体自身的由肌肉产生的关节力矩，从而提供助力效果。

本文所使用的力矩曲线如图 3.4 所示。曲线由四个参数确定，分别为：

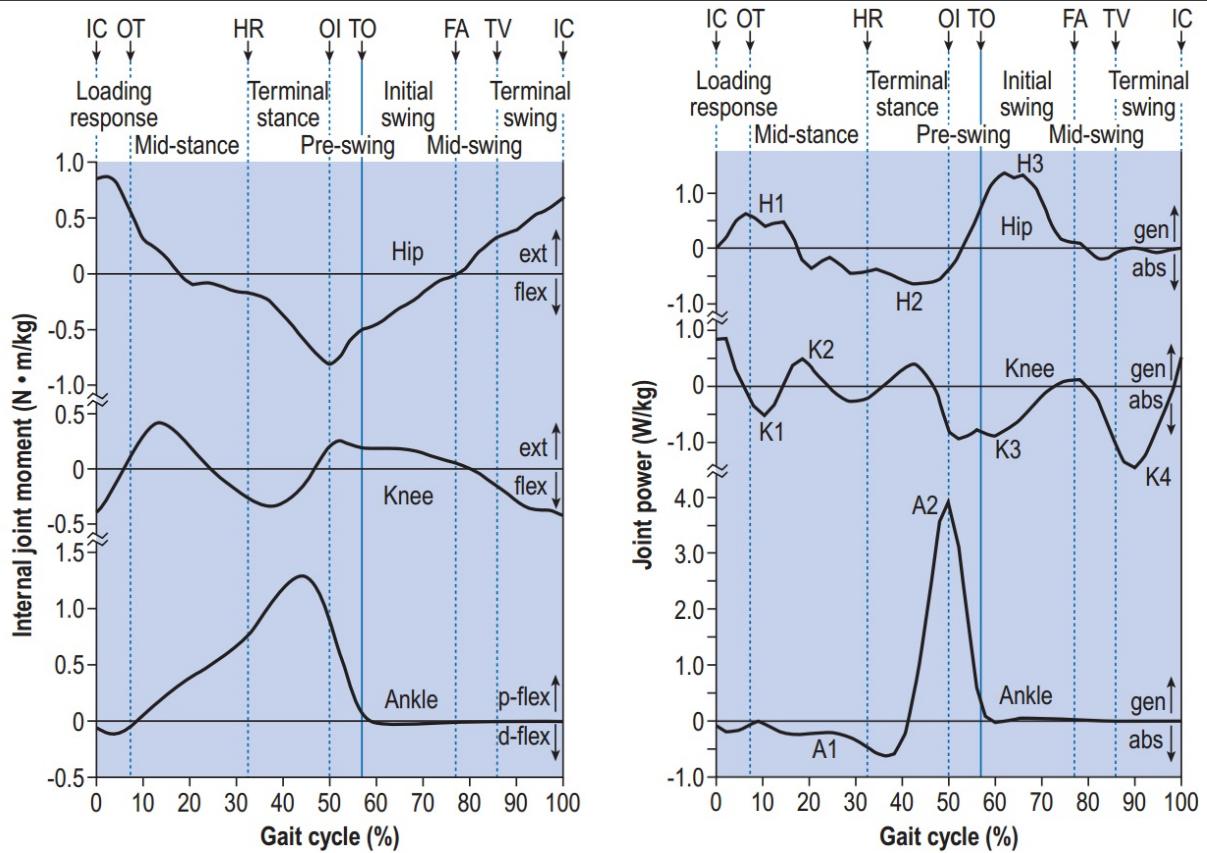


图 3.3 人体行走过程的关节力矩与关节功率^[39]

1. 峰值力矩
2. 峰值时间
3. 上升时间
4. 下降时间

其中峰值力矩的单位为 $N \cdot m \cdot kg^{-1}$ ，三个时间参数的单位均为步态周期的百分比。之后使用三次样条函数对力矩曲线进行插值，从而得到期望力矩的曲线。

由于直接力矩控制反应的是一种稳态条件下的助力模式，一组力矩曲线参数都表示一种独特的助力模式，且适合每个人的助力模式都不尽相同，因此需要针对每个穿戴者配置适合其行走的助力模式。对于本实验的受试者（本文作者），一组适合的助力参数如表 3.1 所示，后面所有的底层控制实验均在此参数下完成。

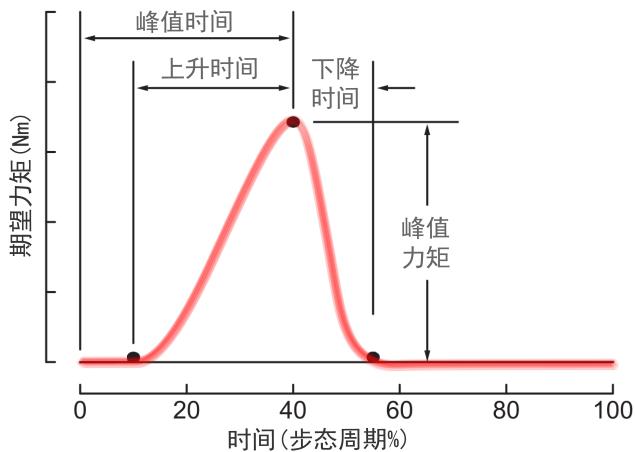


图 3.4 期望关节力矩曲线

表 3.1 力矩曲线参数

峰值力矩	峰值时间	上升时间	下降时间
30	45	25	20

3.3 底层控制算法

3.3.1 PD 反馈控制

PID 控制是控制理论中最简单最常见的控制方法，由于其简单、容易理解、方便调参的特点，广泛的在工业系统中。PID 控制是反馈控制的一种基本形式，其中 P 为比例，D 为微分，I 为微积分。在实际应用中，根据实际需求的不同，PID 控制器会有多种组合和变形。

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_d \cdot \dot{e}(t) + K_i \int e(t) dt \quad (3.15)$$

PID 控制器的三个部分各自具有不同的功能。比例项用来减小误差，代表着反馈控制本质，比例调节的参数 K_p 越大，则误差越小，响应速度越快。但参数过大时控制器会变得不稳定，在阶跃响应时会出现明显的超调现象。微分项的主要作用是减小由比例参数过大导致的超调问题，从二阶模型的角度来看，微分项的加入改变了系统的阻尼，因此微分调节也被称为阻尼调节。在真实的系统中，任何采集的信号都会含有噪声，噪声经微分后会被放大，因此微分项受噪声的干扰较为严重。积分环节主要是来消除稳态误

差，在精度要求较高的场合下使用，但会减小系统的稳定性。由于本文所研究的底层控制器的输入信号为时变信号，属于随动跟踪系统，积分环节并不适合，所以最终使用 PD 控制器进行力矩控制。

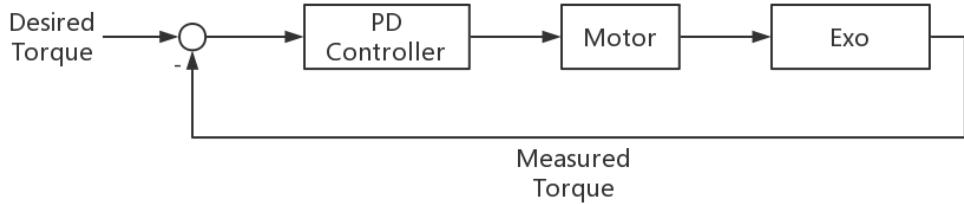


图 3.5 PD 反馈控制的系统框图

控制系统框图如 3.5 所示，PD 控制器根据力矩误差产生电机的控制电压：

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_d \cdot \dot{e}(t) \quad (3.16)$$

$$e(t) = \tau_{des} - \tau_{real} \quad (3.17)$$

$$\dot{e}(t) = \dot{\tau}_{des} - \dot{\tau}_{real} \quad (3.18)$$

3.3.2 前馈控制

将式 (3.12) 中的 τ 换为期望力矩 τ_{des} 可得：

$$\tau_{des} = K_t(\theta_p - \theta_e R) \quad (3.19)$$

对上式求导可得：

$$\dot{\tau}_{des} = K_t(\dot{\theta}_p - \dot{\theta}_e R) \quad (3.20)$$

整理得：

$$\dot{\theta}_p = \frac{1}{K_t} \tau_{des} + \dot{\theta}_e R \quad (3.21)$$

进一步忽略 $\dot{\theta}_e R$ ，并考虑到电机减速比：

$$\dot{\theta}_m = \frac{N}{K_t} \dot{\tau}_{des} \quad (3.22)$$

带入式(3.5)得：

$$U_a = \left(\frac{R_a f_e}{K_a} + K_b \right) \frac{N}{K_t} \dot{\tau}_{des} \quad (3.23)$$

$$= K_o \dot{\tau}_{des} \quad (3.24)$$

因为过程中的许多参数未知，所以参数 K_o 可以通过系统辨识或试错得到。

由于模型的不确定性和建模过程中简化，以单纯的前馈控制无法达到较好的控制效果，一般会与反馈控制相结合构成复合控制。具有前馈控制与 PD 反馈控制的系统框图如 3.6 所示。

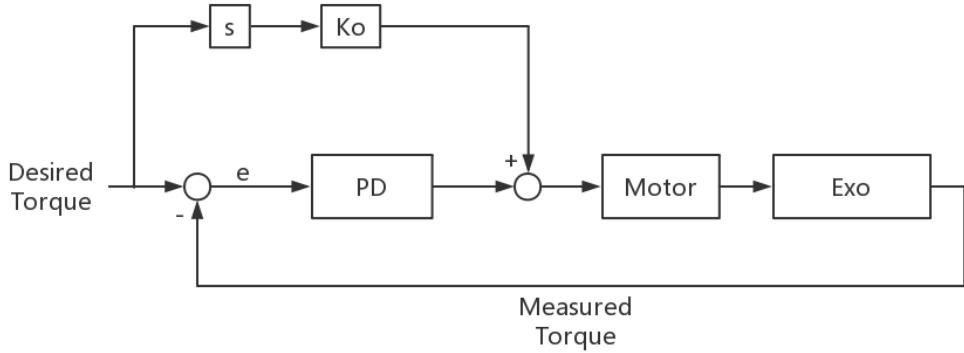


图 3.6 前馈 +PD 控制的系统框图

3.3.3 迭代学习控制

迭代学习控制(Iterative Learning Control, ILC)属于智能控制的一种,最早由 Uchiyama^[42]于 1978 年首先提出。该控制方法适合具有重复运动性质的被控对象,它不依赖于系统精确的数据模型,能够以非常简单的方式处理不确定、非线性、强耦合的动态系统,且具有较高的跟踪精度。它通过反复应用先前试验得到的信息,以迭代的形式补偿系统复杂的动力学过程,产生优化输入信号,使系统输出尽可能逼近理想值。虽然步态过程不像工业机器人有固定的循环周期,但在稳定行走时也有着一种周期特性,因此可以使用迭代学习进行力矩控制。

本文采用 Arimoto^[43]提出的 D 型迭代学习控制律,假设外骨骼系统在第 n 个步态循

环的第 i 个时刻力矩跟踪的误差为 $e(i, n)$:

$$e(i, n) = \tau_{res} - \tau_{real} \quad (3.25)$$

迭代学习控制器根据 $e(i, n)$ 通过周期迭代的方式学习一个输出序列 $u(i, n)$, 每个运动周期结束时更新一次迭代:

$$u(i, n + 1) = u(i, n) + K_l e(i + D, n) \quad (3.26)$$

其中参数 D 考虑了延时问题, K_l 为迭代学习的误差学习参数。

迭代学习控制可以作为一个独立的控制器, 也可以与其他控制器组合使用。单纯的 ILC 无法对抗扰动甚至胡不稳定, 因此较多的将 ILC 与 PD 控制相结合, PD 控制进行扰动抑制, ILC 用于消除反馈控制所残留的轨迹跟踪误差, 从而使跟踪达到更高的精度。

3.4 力矩控制实验与分析

本文对上一小节所提出的三种控制算法, 设计了如下四种控制器形式, 并进行了实验和对比:

1. PD 控制
2. PD 控制 + 前馈控制
3. ILC
4. PD 控制 + 前馈控制 + ILC

表 3.2 三种控制算法的参数值

K_p	K_d	K_o	K_l	D
5	0.4	1	2	9

三种控制算法都需要进行参数整定以达到较好的控制效果。对 PD 控制器的参数本文使用曲线响应法进行整定, 对于前馈控制和 ILC 的参数使用试错法。三种控制算法的最终参数如表 3.2 所示。

力矩控制实验时, 受试者穿戴外骨骼以 $4.5m/s$ 的速度在跑步机上稳定的行走。其中无 ILC 的控制器在参数调整一分钟开始记录数据, 含有 ILC 的控制器在学习稳定后开始记录。每个控制器记录两分钟, 约 120 步的数据。

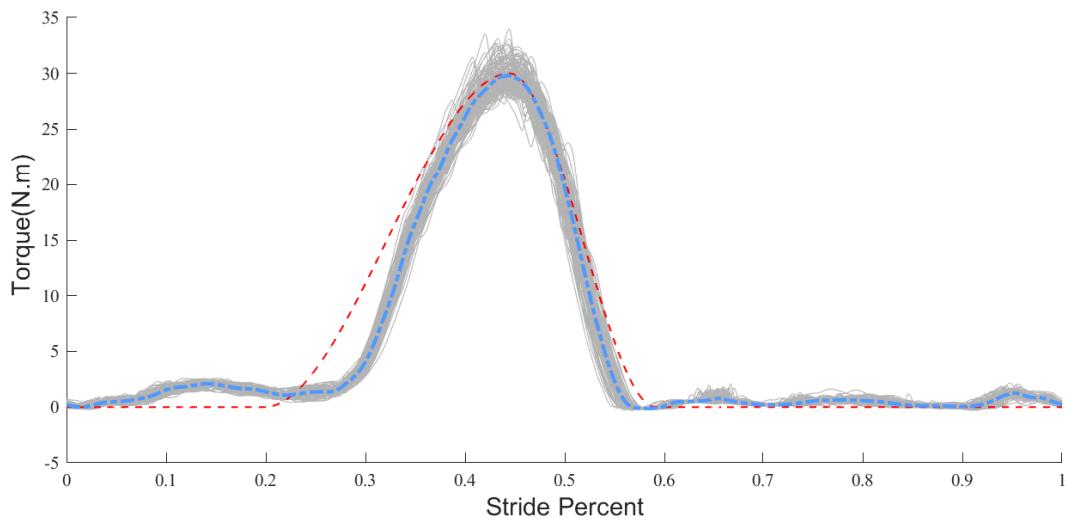


图 3.7 PD 控制的力矩跟踪效果

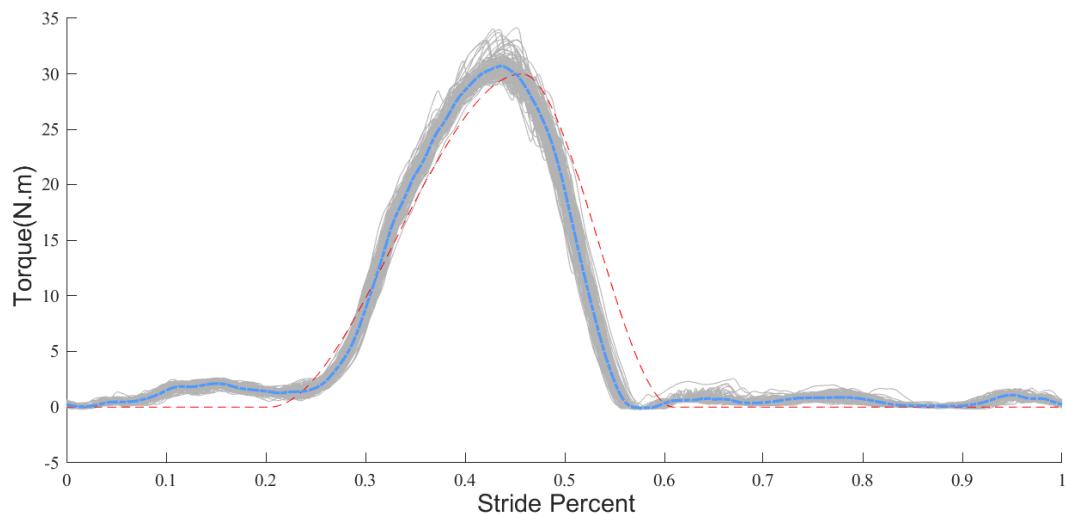


图 3.8 PD + 前馈控制的力矩跟踪效果

表 3.3 四种种控制器力矩跟踪的均方根误差

PD	PD + 前馈	ILC 控制	PD + 前馈 + ILC
2.226	1.729	1.605	0.968

实验结果如图 3.7-3.10 所示，图中红色虚线为期望力矩曲线，灰色实线为每一步实际的跟踪结果，蓝色实线为平均力矩跟踪结果，表 3.3 为四种控制器力矩跟踪的均方根

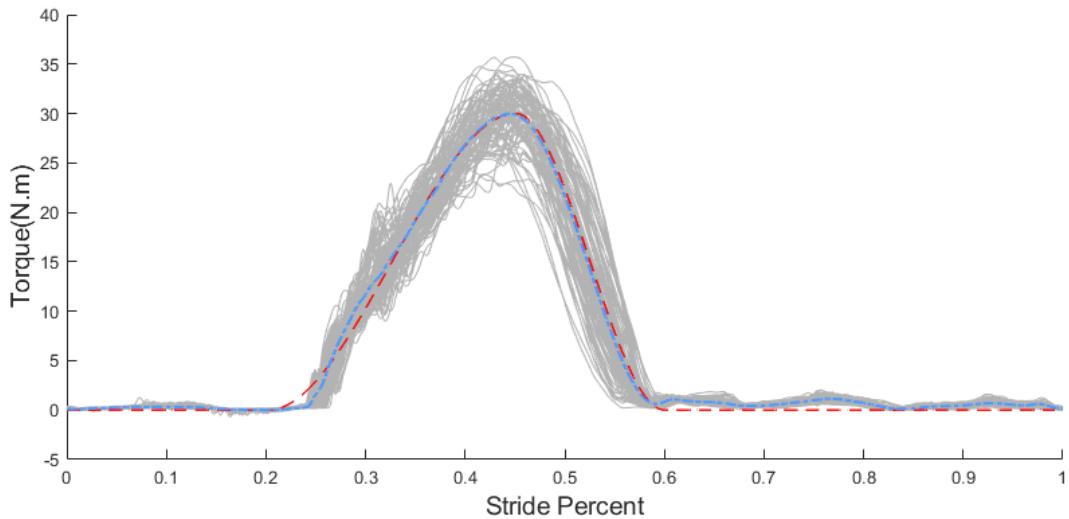


图 3.9 ILC 的力矩跟踪效果

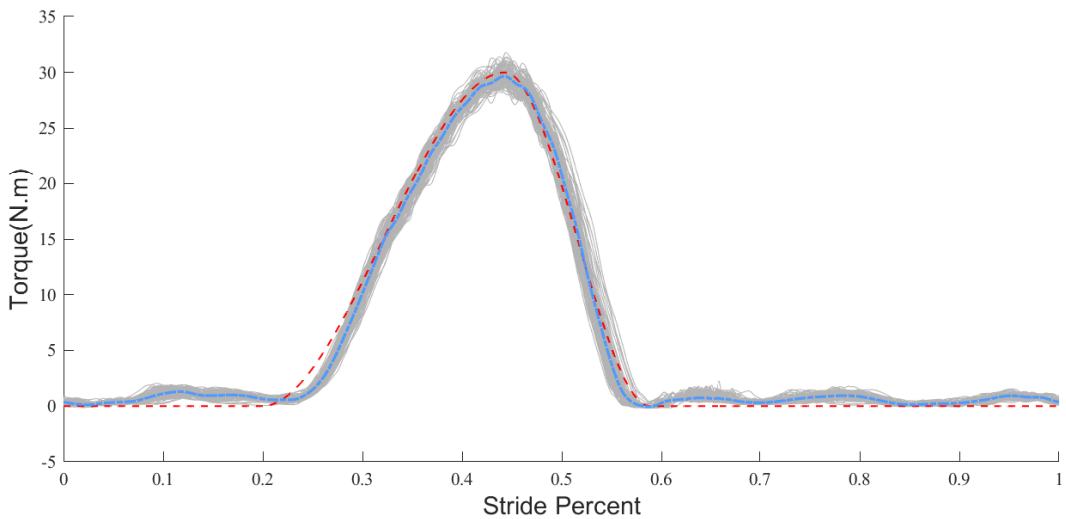


图 3.10 PD + 前馈 + ILC 的力矩跟踪效果

误差。

由图 3.8 可以看出，加入前馈控制后力矩曲线上升阶段追踪效果较 PD 控制好，但在下阶段有较大误差，这可能是源于鲍登线拉和松两种状态的非线性。迭代学习控制平均的追踪效果较好，但对于扰动的抑制能力较差，因此每一步的力矩跟踪波动较大。PD、前馈、ILC 组合在一起时有相对较好的控制效果，追踪精度较高且波动范围较小。

3.4.1 本章小结

本章研究了外骨骼力矩控制方法。力矩控制由上层控制器与底层控制器组成，上层控制器用来产生期望力矩曲线，底层控制器实现对期望力矩曲线的跟踪。针对上层控制器，本文采用基于时间的直接力矩控制器，通过三次函数插值得到期望力矩曲线。针对底层控制器，本文提出了三种控制算法，设计了四种不同组合形式的控制器，并对其进行验证与对比。实验结果表明，综合三种算法的控制器具有较好的力矩追踪效果。

第四章 “人在环中”的外骨骼优化

用于人机交互的外骨骼控制方法多种多样，但无一例外地需要根据穿戴者去精心的调节各种参数，这个过程多以经验和试错为主，并没有严格的标准。这些控制参数反映着外骨骼特定的助力模式。由于人类个体之间生理学与神经学的差异，每个人都有其偏好的行走习惯和行走模式。不仅同一个体对不同助力模式的感受不尽相同，不同个体对同一助力模式的反应也大相径庭。只有为穿戴者提供最佳的助力模式，才能真正的实现有效辅助与人体机能提升。因此，寻找适合穿戴者的助力模式是一项非常有挑战性的工作。

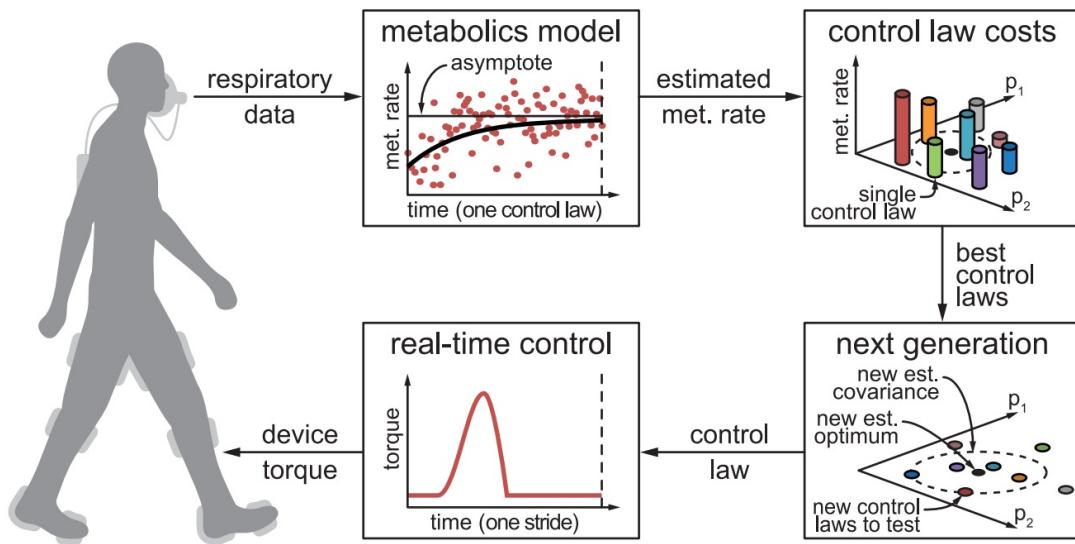


图 4.1 “人在环中”的优化方法^[36]

“人在环中”的优化方法正是在这种背景下被提出。针对不同的个体，根据其对助力模式反应，在助力行走过程中实时的调整助力参数，以达到为穿戴者提供最佳的助力模式，这种方法被称为“人在环中”的优化方法。在这种方法中，穿戴者成为外骨骼系统

的一部分，为助力参数的选择提供反馈信息，如图 4.1 所示。

$$p^* = \min_p f(p) \quad (4.1)$$

$$f(p) : p \rightarrow adaptedness \quad (4.2)$$

“人在环中”的优化方法把调整助力参数的过程看做是一个优化问题，其中被优化的目标函数为人体的生理反馈。通过最小化生理反馈，来得到穿戴者的最佳助力参数。然而人体的生理反馈并不是一个具有显示表达的函数，也不是一个可以描述的确定过程，而是穿戴者在与外骨骼交互的过程中生理、化学反应共同的结果。因此目标函数无法得知，只能通过采样得到。因此“人在环中”的优化本质上是一个黑箱优化，而且是一个目标函数采样困难、反馈数据包含大量噪声的黑箱优化问题。

本章以踝关节外骨骼为例，研究了人在环中的外骨骼参数优化方法。其中被优化的参数为期望力矩曲线的峰值力矩与峰值时间，选择肌肉活跃度为生理反馈，通过贝叶斯优化的方法搜寻受试者的最佳助力参数。

4.1 贝叶斯优化

任何一个足够复杂的系统都可以视为黑箱模型。研究人员探索了许多用于黑箱优化的算法^[44]，如随机搜索、遗传算法、模拟退火、单纯形法、贝叶斯优化等等。但由于进行“人在环中”优化时，人体的生理反馈信号含有巨大的噪声，因此很多方法并不适用。在现有的研究成果中，协方差矩阵自适应进化策略^[36](CMA-ES) 和贝叶斯优化^[38](BO)，已被证明是两种可行的方案。本文采用 Bayesian 优化的方法。

贝叶斯优化是一种序贯优化方法，它在每一次对目标函数采样后，主动选择下一个合理的参数进行采样，从而尽快的达到最优解。本质上来说，贝叶斯优化通过利用历史信息，用代理模型拟合真实目标，根据对拟合模型的估计，产生一个“最有意义”的采样点，不断迭代从而实现快速而高效的优化。

贝叶斯优化的核心为贝叶斯定理：

$$p(f|D_{1:t}) = \frac{p(D_{1:t}|f)p(f)}{p(D_{1:t})} \quad (4.3)$$

其中 f 表示位置的目标函数， $D_{1:t} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_t, y_t)\}$ 表示既有数据集； $p(D_{1:t}|f)$ 为数据集中观测量的似然分布，反应了观测数据的噪声； $p(f)$ 表示 f 的先验概率分布，

即对前一步对目标函数的估计； $p(f|D_{1:t})$ 表示 f 的后验分布，即在观测后对目标函数的更新估计。

贝叶斯优化主要由两部分组成：用于拟合观测数据的概率代理模型和产生新采样点的采集函数。本文所使用的概率代理模型和采集函数分别为高斯过程模型和 LCB 采集函数。

4.1.1 高斯过程模型

高斯过程 (GP) 是一种常用的非参数模型，用以对未知目标函数进行拟合，广泛应用于回归、分类等领域。高斯过程由一个均值函数和一个协方差函数构成：

$$f(x) \sim \mathcal{GP}(m(x), k(x, x')) \quad (4.4)$$

由 Sherman-Morrison-Woodbury 公式^[45] 可得，在数据集为 $D_{1:t} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_t, y_t)\}$ 时，高斯过程可表示为：

$$P(f|D_{1:t}, x) = N(\mu_t(x), \sigma^2(x)) \quad (4.5)$$

$$\mu_t(x) = \mathbf{k}^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{f}_{1:t} \quad (4.6)$$

$$\sigma^2(x) = k(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - \mathbf{k}^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k} \quad (4.7)$$

其中

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \dots & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_1) & \dots & k(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_t) \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$\mathbf{k} = [k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1) \quad k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_2) \quad \dots \quad k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t)] \quad (4.9)$$

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{1}{2} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2\right) \quad (4.10)$$

4.1.2 采集函数

采集函数用来选择下一次优化迭代的采样点。在进行下一次采样点选取时，有两个基本的出发点：

1. 对均值函数最小值处进行采样，提高对最优参数估计精度
2. 对方差函数最大值处进行采样，以降低模型估计的不确定度

前者表示对已知信息的利用，后者表示对未知数据的探索。

任何一种采样函数都需要在探索和利用之间进行权衡，使得算法能够搜索到全局最优解，且搜索结果具有较高精度。本文选择 LCB 形式的采集函数：

$$LCB(x) = \mu(x) - k\sigma(x) \quad (4.11)$$

LCB 函数描绘了由均值和方差构成的目标函数集合下界。超参数 k 用来调节探索与利用之间的比重， k 越大则越倾向于对未知区域进行探索。通过求取函数 $LCB(x)$ 的最小值，即可得到下一次优化迭代需要采样的参数。

4.1.3 贝叶斯优化算法

Algorithm 1 贝叶斯优化

-
- 1: **for** $i = 1, 2, \dots$ **do**
 - 2: 最小化高斯过程的采集函数，得到采样参数： $x_t = \min_x LCB(x)$
 - 3: 对目标函数进行采样： $y_t = f(x_t) + \epsilon_t$
 - 4: 更新高斯过程： $D_{1:t} = \{D_{1:t-1}, (x_t, y_t)\}$
 - 5: **end for**
-

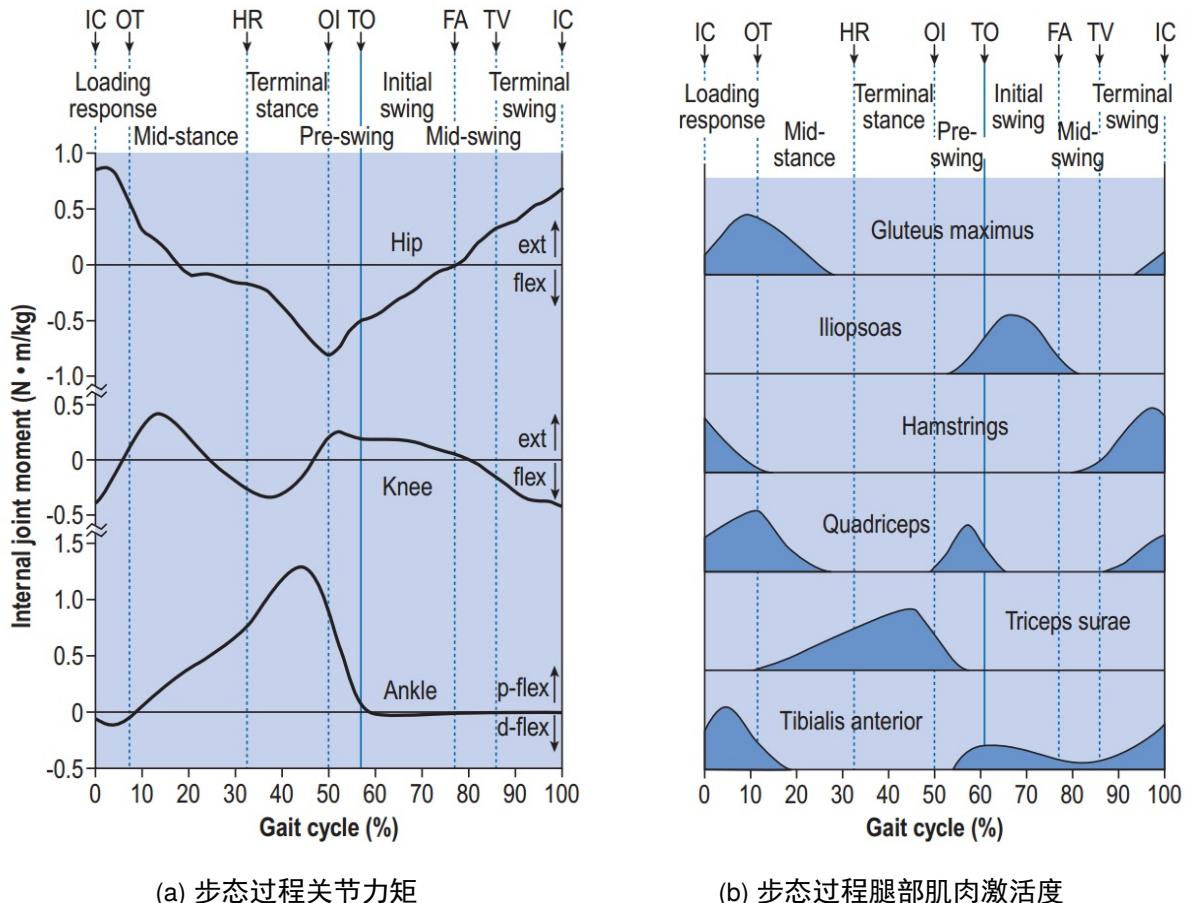
贝叶斯优化的算法流程如上所示，每一次迭代开始时当前对目标函数估计的高斯过程，计算采集函数的最小值，得到本次迭代的参数，之后对目标函数进行采样，最后用观测到的数据更新高斯过程。

贝叶斯优化可以看做是一个具有想象力的算法，它从已有数据想象出目标函数的大致形状，并选择有价值的点进行采样，以调整自己的想象，使得估计的参数不断地向最优参数靠近并收敛。

4.2 基于肌肉激活指标的生理反馈信号

目标函数的选取，是人在环中优化的另一个核心问题。目前使用较多的生理反馈为人体的代谢耗能，但代谢耗能数据获取较为困难，两分钟才能完成一次目标函数的采样，时间成本较高。因此本文选择肌肉活跃度作为生理反馈。

行走时人体踝关节的运动主要受小腿三头肌和胫骨前肌控制，其中小腿三头肌由腓肠肌和比目鱼肌组成，控制髋关节拓屈，而胫骨前肌位于小腿前侧，控制髋关节背屈。比

图 4.2 步态过程的关节力矩与肌肉激活^[39]

较图 4.2 中关节力矩曲线与肌肉激活度，可以看出小腿三头肌的收缩与踝关节力矩比较相似，而踝关节力矩与外骨骼助力紧密相关。因此可以考虑用肌肉的激活度来衡量穿戴者对助力模式的反应，若助力模式能够为人体提供有效辅助，则穿戴者的肌肉激活水平会随之而下降。

本文选择了腓肠肌内侧、比目鱼肌和胫骨前肌三块肌肉每周期肌肉激活度的均方根之和作为肌肉激活指标进行生理信号反馈。为了确认所选择的生理反馈信号能够用于优化实验，本文先对该生理反馈信号的有效性进行了验证，在优化参数空间内选择 45 个点进行采样，每个点的采样持续 30s（约 30 个步态循环），之后对采集到的数据在参数空间内进行三维插值，得到目标函数关于优化参数的近似估计。如图 4.3 所示，肌肉激活指标以热力图的形式进行显示，图中蓝色区域表示肌肉激活水平较低，此区域的助力模式比较适合受试者。实验结果表明肌肉激活指标在参数空间内具有明显的最小值，验证了肌

肉激活指标作为生理反馈的有效性。

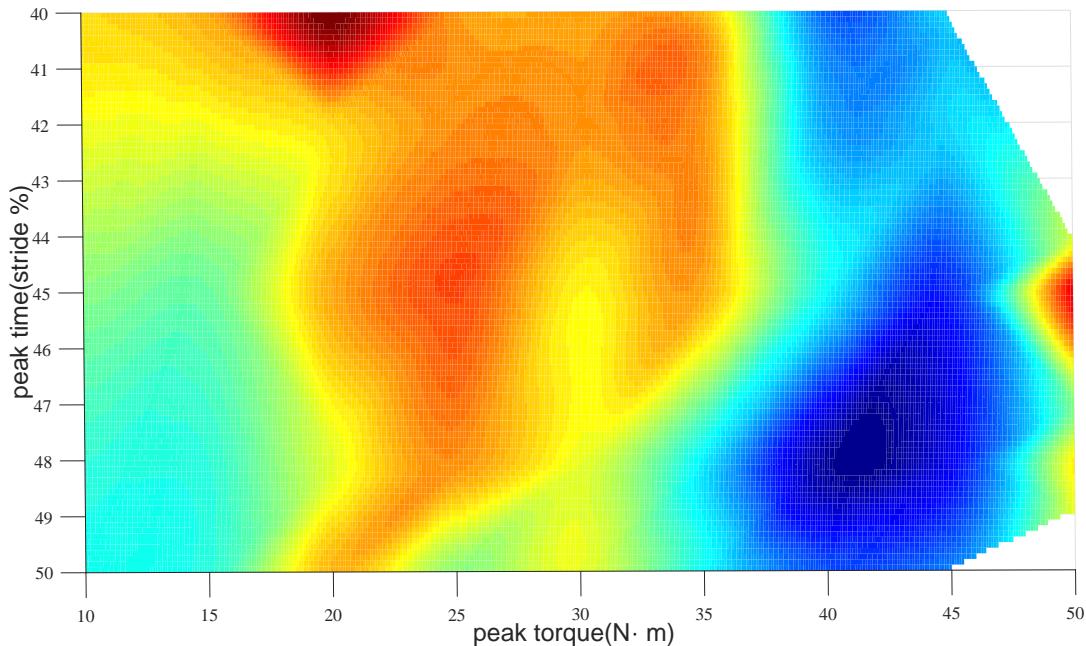


图 4.3 肌肉激活指标关于力矩参数近似估计

4.3 “人在环中”的外骨骼助力参数优化实验

本文使用贝叶斯优化的方法，选择肌肉活跃度为生理反馈信号，对外骨骼力矩控制上层控制器的峰值力矩和峰值时间两个参数进行优化。

实验时受试者(本文作者)处于连续行走状态，每间隔 15 步进行一次优化迭代，每次迭代使用 15 步中最后 5 步肌肉活跃度的平均值作为生理反馈，更新最优估计并进行下一次迭代。由于在先验实验中发现，Bayesian 优化在 30 次迭代后基本收敛，因此实验选择第 30 次迭代的参数估计作为优化结果。受试者的步态周期为 1s 左右，因此优化过程历时约 5 分钟。整个优化实验在相同条件下重复 5 次，每两次实验之间休息 10 分钟。

表 4.1 5 次优化实验的最优助力参数

峰值力矩 $N \cdot m$	43.8	46	43.6	47.6	44.6
峰值时间 %	49.6	50	49.1	46.5	48.9

实验得到的最佳助力参数如表 4.1 和图 4.4 所示。峰值力矩分布在 $45 N \cdot m$ 左右，峰

值时间分布在步态周期的 49% 左右。优化结果与 4.2 小节的先验实验相一致，且符合受试者的主观感受。

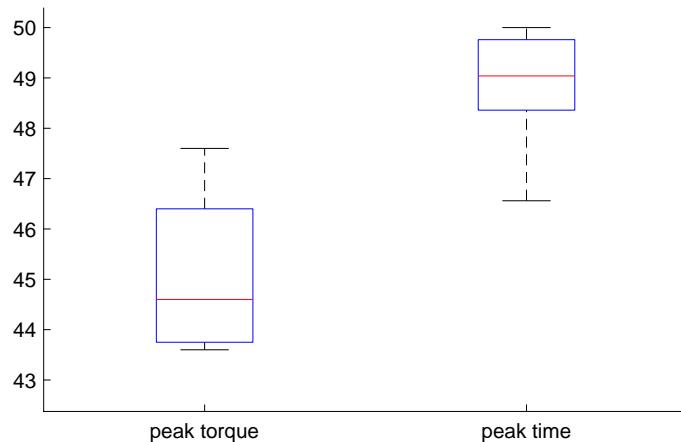


图 4.4 最优助力参数的分布

表 4.2 优化参数下肌肉激活水平的下降程度

平均肌肉激活水平下降百分比	最大肌肉激活水平下降百分比
12.2%	18.6%

之后对受优化结果进行验证实验，分别记录受试者在外骨骼不施加辅助与施加最优助力参数下 30 步的肌肉激活水平。表 4.2 显示了验证实验的结果。可以看出由优化得到的最优助力模式，均能够显著降低受试者的肌肉激活水平，其中平均肌肉激活水平下降 12.2%，最大下降 18.6%。

4.4 本章小结

本章针对外骨骼最佳助力模式因人而异的问题，研究了“人在环中”的外骨骼参数优化方法。本文以穿戴者的肌肉激活水平为目标函数，使用贝叶斯优化外搜寻最佳助力参数。实验表明，外骨骼系统能够在五分钟内寻找最佳助力参数。在最佳助力参数下，受试者肌肉激活度平均下降 12.2%，最大下降 18.6%。

第五章 结论

5.1 研究内容总结

本文主要对踝关节外骨骼的控制系统进行了研究，主要工作总结如下：

(1) 搭建了外骨骼的传感系统。

针对所研究的踝关节式外骨骼搭建了一套传感系统，通过应变片测量外骨骼的人机交互力矩，使用足底开关检测人体的步态周期，设计了基于 IMU 的人体姿态测量系统，实现了基于 sEMG 信号的肌肉激活度测量。

(2) 设计了外骨骼力矩控制系统。

力矩控制由上层控制器与底层控制器组成，上层控制器用来产生期望力矩曲线，底层控制器实现对期望力矩曲线的跟踪。针对上层控制器，本文采用基于时间的直接力矩控制器，通过三次函数插值得到期望力矩曲线。针对底层控制器，本文提出了三种控制算法，设计了四种不同组合形式的控制器。

(3) 研究了“人在环中”的外骨骼优化方法。

针对外骨骼最佳助力模式因人而异的问题，研究了“人在环中”的外骨骼参数优化方法。本文以穿戴者行走时肌肉激活度为目标函数，使用贝叶斯优化外搜寻最佳助力参数。实验表明，外骨骼系统能够在五分钟内寻找到最佳助力参数。在最佳助力参数下，受试者肌肉激活度平均下降 12.2%。

5.2 课题展望

本文对外骨骼系统中的传感、控制与优化问题进行了一系列基础工作，在此基础上对未来的研究工作有如下几点展望：

(1) 控制系统十分依赖由传感系统得到的反馈信息，可靠、准确、稳定的传感数据对外骨骼系统而言至关重要。本文研究过程中多次出现由传感器数据不稳定而导致的系统故障。后续会从多传感器数据融合的角度出发，搭建更为可靠的传感系统。

(2) 本文研究的期望力矩曲线是基于时间的函数，只能作为稳态行走时的助力模式。

后面将进一步研究具有动态特性的期望力矩曲线生成算法，并在不同上层控制器下验证力矩追踪控制的效果。

(3) “人在环中”优化最为一个较新的研究领域，至今还有很多问题亟待解决。本文的优化研究最为一个尝试，初步证明了基于肌电信号的生理反馈可以用于人在环中优化。但更合适的生理反馈形式，更高效的优化算法，仍有待进一步探讨。

参考文献

- [1] Cloud W. Man amplifiers: Machines that let you carry a ton[J]. Popular Science, 1965, 187(5):70–73.
- [2] Schmeisser G, Seamone W. An upper limb prosthesis-orthosis power and control system with multi-level potential[J]. Journal of Bone & Joint Surgery American Volume, 1973, 55(7):1493.
- [3] Dollar A M, Herr H. Lower Extremity Exoskeletons and Active Orthoses: Challenges and State-of-the-Art[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(1):144–158.
- [4] Kazerooni H. That which does not stabilize, will only make us stronger[C]. Proceedings of 2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2007. 18–18.
- [5] Kazerooni H, Steger R, Huang L. Hybrid Control of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)[J]. The International Journal of Robotics Research, 2006, 25(5-6):561–573.
- [6] Gregorczyk K N, Hasselquist L, Schiffman J M, et al. Effects of a lower-body exoskeleton device on metabolic cost and gait biomechanics during load carriage[J]. Ergonomics, 2010, 53(10):1263–1275.
- [7] Strausser K A, Kazerooni H. The development and testing of a human machine interface for a mobile medical exoskeleton[C]. Proceedings of 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2011. 4911–4916.
- [8] JACOBSEN S C. On the development of XOS, a powerful exoskeletal robot[J]. Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, San Diego, CA, 2007, 2007..
- [9] Walsh C J, Pasch K, Herr H. An autonomous, underactuated exoskeleton for load-carrying augmentation[C]. Proceedings of 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2006. 1410–1415.
- [10] Asbeck A T, De Rossi S M, Galiana I, et al. Stronger, smarter, softer: next-generation wearable robots[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2014, 21(4):22–33.
- [11] Kawamoto H, Sankai Y. Power assist system HAL-3 for gait disorder person[C]. Proceedings of International Conference on Computers for Handicapped Persons. Springer, 2002. 196–203.
- [12] 一种用于步态检测的柔性双足助力机器人感知系统的研究 [D]. 中国科学技术大学, 2010.
- [13] 外骨骼助力机器人控制系统设计与控制策略研究 [D]. 哈尔滨工业大学, 2015.
- [14] 牛彬. 可穿戴式的下肢步行外骨骼控制机理研究与实现 [D]. 浙江大学, 2006.
- [15] 孙建, 余永, 葛运建, et al. 基于接触力信息的可穿戴型下肢助力机器人传感系统研究 [J]. 中国科学技术大学学报, 2008, 38(12):1432–1438.
- [16] 孙兆君, 余永, 葛运建. 基于时间序列分析的可穿戴助力机器人传感器信号预测的研究 [J]. 传感技术学报, 2009, 22(3):345–349.
- [17] 自主减重外骨骼下肢机器人的混合控制系统设计与实现 [D]. 电子科技大学, 2014.
- [18] Zhu Y, Zheng T, Jin H, et al. Double closed-loop cascade control for lower limb exoskeleton with elastic actuation[J]. Technology & Health Care Official Journal of the European Society for Engineering & Medicine, 2015, 24 Suppl 1(s1):S113.
- [19] Saso J, Gery C, Thierry K, et al. Robotic orthosis lokomat: a rehabilitation and research tool[J]. Neuromodulation Technology at the Neural Interface, 2010, 6(2):108–115.

-
- [20] Aguirre-Ollinger G, Colgate J E, Peshkin M A, et al. Active-Impedance Control of a Lower-Limb Assistive Exoskeleton[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2007.
 - [21] Mochon S, Mcmahon T A. Ballistic walking: an improved model[J]. Mathematical Biosciences, 1980, 52(3):241–260.
 - [22] Mcgeer T. Passive Dynamic Walking[J]. Int.j.of Robotics Research, 1990, 9(9):62–82.
 - [23] Giovacchini F, Vannetti F, Fantozzi M, et al. A light-weight active orthosis for hip movement assistance[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2015, 73(C):123–134.
 - [24] Gupta A, O'Malley M K, Patoglu V, et al. Design, Control and Performance of RiceWrist: A Force Feedback Wrist Exoskeleton for Rehabilitation and Training[J]. International Journal of Robotics Research, 2007, 27(2):233–251.
 - [25] Kong K, Bae J, Tomizuka M. Control of Rotary Series Elastic Actuator for Ideal Force-Mode Actuation in Human-Robot Interaction Applications[J]. IEEE Transactions on Mechatronics, 2009, 14(1):105–118.
 - [26] Pratt G A, Willisson P, Bolton C, et al. Late motor processing in low-impedance robots: Impedance control of series-elastic actuators[C]. Proceedings of American Control Conference, 2004.
 - [27] Zhang J, Cheah C C. Passivity and Stability of Human-Robot Interaction Control for Upper-Limb Rehabilitation Robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(2):233–245.
 - [28] Van D W, Van d K H, Koopman B, et al. Improving the transparency of a rehabilitation robot by exploiting the cyclic behaviour of walking[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2013.
 - [29] Philippe M, Wim D, Samuel G, et al. A simple exoskeleton that assists plantarflexion can reduce the metabolic cost of human walking[J]. Plos One, 2013, 8(2):e56137.
 - [30] Jackson R W, Collins S H. An experimental comparison of the relative benefits of work and torque assistance in ankle exoskeletons[J]. Journal of Applied Physiology, 2015, 119(5):541–57.
 - [31] Fite K B, Goldfarb M. Design and energetic characterization of a proportional-injector monopropellant-powered actuator[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2006, 11(2):196–204.
 - [32] Kazerooni H, Racine J L, Huang L, et al. On the control of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)[C]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems, 2006.
 - [33] Kawamoto H, Lee S, Kanbe S, et al. Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller[C]. Proceedings of Proc International Conference on Systems, 2003.
 - [34] Zelik K E, Collins S H, Adamczyk P G, et al. Systematic variation of prosthetic foot spring affects center-of-mass mechanics and metabolic cost during walking[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2011, 19(4):411–419.
 - [35] Felt W, Selinger J C, Donelan J M, et al. "Body-In-The-Loop": Optimizing Device Parameters Using Measures of Instantaneous Energetic Cost[J]. Plos One, 2015, 10(8):e0135342.
 - [36] Zhang J, Fiers P, Witte K A, et al. Human-in-the-loop optimization of exoskeleton assistance during walking[J]. Science, 2017, 356(6344):1280–1284.
 - [37] Quesada R E, Caputo J M, Collins S H. Increasing ankle push-off work with a powered prosthesis does not necessarily reduce metabolic rate for transtibial amputees[J]. Journal of Biomechanics, 2016, 49(14):3452–3459.
 - [38] Ding Y, Kim M, Kuindersma S, et al. Human-in-the-loop optimization of hip assistance with a soft exosuit during walking[J]. Science Robotics, 2018, 3:eaar5438.
 - [39] Whittle M W. Gait analysis: an introduction[M]. Butterworth-Heinemann, 2014.

-
- [40] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of basic Engineering, 1960, 82(1):35–45.
 - [41] Buchanan T S, Lloyd D G, Manal K, et al. Neuromusculoskeletal modeling: estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command[J]. Journal of applied biomechanics, 2004, 20(4):367–395.
 - [42] Uchiyama M. Formation of High Speed Motion Pattern of Mechanical Arm by Trial[J]. Transactions of the Society of Instrument & Control Engineers, 2009, 14(6):706–712.
 - [43] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of dynamic systems by learning: A new control theory for servomechanism or mechatronics systems[C]. Proceedings of The 23rd IEEE Conference on Decision and Control, 1984. 1064–1069.
 - [44] Golovin D, Solnik B, Moitra S, et al., (eds.). Google Vizier: A Service for Black-Box Optimization[C], 2017.
 - [45] Williams C K, Rasmussen C E. Gaussian processes for machine learning[M], volume 2. MIT Press Cambridge, MA, 2006.

致 谢

在南航四年的时光，马上就要结束了。四年前，我怀着懵懂和好奇来到这里；四年后，我带着坚定与自信踏向远方。在这一路上，我有幸遇到了很多和蔼的老师，很多真心的朋友，为我指点迷津，为我排忧解难。在这里，我要对所有帮助过的人表示衷心的感谢。

首先我要感谢父母的哺育之恩，感谢他们的辛勤付出，对我生活、学习的关心与支持；感谢我在南开大学的毕设指导老师张娟娟副教授，将我这样一个对科研一无所知的小白领入科研的大门；感谢实验室的王伟师兄、张松师姐、任朋青师兄、刘一歌师兄，他们在我毕设过程中给予了很大的帮助；感谢吕品副教授的悉心指导，对我的毕设选题与内容给予了很多宝贵的意见；感谢我的好朋友陶略、程真，我们一起经历了工研的磨砺，一起经历了欢乐与泪水；最后感谢我的女朋友江毓彦，在我的大学最艰难的时光里给予我最坚定的支持。最后感谢南航，使我成为一个自信、爱国、努力、勇敢的人，我会为向着理想信念而不断奋斗。