

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，吕品副教授

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

本文介绍如何使用N_UA² T_{HESIS} 文档类撰写南京航空航天大学学位论文。

首先介绍如何获取并编译本文档，然后展示论文部件的实例，最后列举部分常用宏包的使用方法。

关键词：学位论文，模板，N_UA² T_{HESIS}

Design of Control System for Ankle Exoskeletons

Abstract

This document introduces NUAA²THESIS, the L^AT_EX document class for NUAA Thesis.

First, we show how to get the source code and compile this document. Then we provide snippets for figures, tables, equations, etc. Finally we enforce some usage patterns.

Key Words: NUAA thesis, document class, space is accepted here

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	6
1.3 外骨骼机器人控制的研究现状	7
1.4 “人在环中” 的外骨骼优化.....	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	11
2.1 dSPACE 实时目标机 MicroLabBox	11
2.1.1 dSPACE 的硬件平台.....	12
2.1.2 dSPACE 的软件平台.....	12
2.2 外骨骼力矩测量.....	13
2.3 步态分析与步态周期测量.....	15
2.3.1 人体下肢运动步态分析.....	15
2.3.2 基于足底开关的步态周期测量	17
2.4 IMU 原理	18
2.4.1 IMU 原理与 Kalman 滤波.....	18
2.4.2 IMU 姿态解算与数据融合	19
2.4.3 姿态采集系统设计	21
2.5 肌电信号采集与处理	23
2.5.1 肌电信号原理.....	23

2.5.2 sEMG 信号的采集与处理.....	24
2.6 本章小结	26
第三章 外骨骼力矩控制.....	27
3.1 外骨骼系统动力学建模	28
3.1.1 电机动力学模型	29
3.1.2 传动模型	29
3.1.3 力-位置关系	30
3.1.4 力矩-角度关系.....	30
3.1.5 外骨骼关节动力学模型.....	30
3.2 期望力矩曲线生成.....	30
3.3 底层控制算法	32
3.3.1 PD 反馈控制.....	32
3.3.2 前馈控制	33
3.3.3 迭代学习控制.....	35
3.4 力矩控制实验与分析	35
3.4.1 本章小结	38
参考文献	39
致谢	42

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柔软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》中火石救援队的作战装甲等。



图 1.1 电影钢铁侠中的 Mark 战甲

实际上，外骨骼机器人技术作为一个富有活力的课题，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了传感器技术、信号处理、智能控制、人机交互的一体化可机械装置。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，而具有人机协作功能的机器人成为研究热点。外骨骼机器人作为其最典型的应用，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（XXX）。

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。根据第二次全国残疾人抽样调查和第六次人口普查的数据推算，2013 年中国的肢体残疾人数量达到了 3700 万，占全国人口的 2.65%^[3]，下肢外骨骼机器人使广大残疾人和老年人获得了重新行走的可能。

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。本项目研究为正常人设计的脚踝式助力外骨骼，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

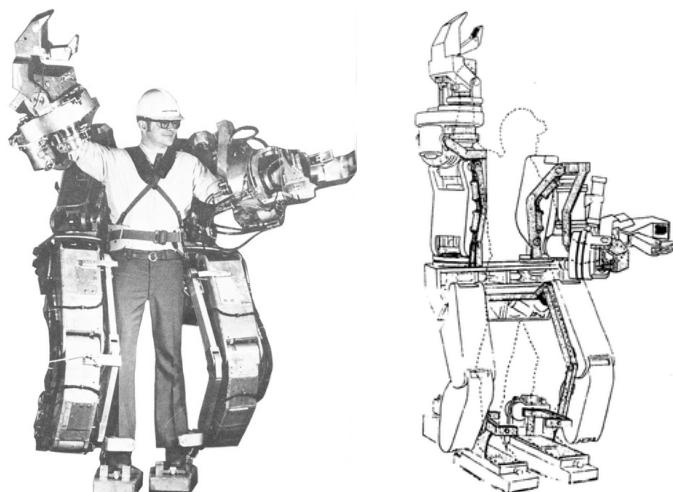


图 1.2 通用公司研制的全身型外骨骼机器人 Hardiman^[4]

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^[4]。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。



图 1.3 伯克利下肢外骨骼机器人 BLEEX^[5,6]

从 2000 年开始，美国先进国防项目研究署 DARPA(the Defense Advanced Research Projects Agency) 开始了“增强人体机能的外骨骼项目 EHPA”(Exoskeletons for Human Performance Augmentation)，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^[5,6](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。作为外骨骼领域最初的研究，BLEEX 外骨骼系统自身重量大、运动范围较小，影响了穿戴者的正常运动惯性。

之后 BLEEX 的研究人员设计一套更方便穿戴的下肢外骨骼^[7]，并将其专利卖给了军火商 Lockheed Martin 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。

在 BLEEX 项目进行的同时，H. Kazerooni 教授的团队也对医用下肢外骨骼进行了研究，并于 2010 年推出了 eLEGS^[8]，后改名为 Ekso。Ekso 下肢外骨骼系统能够帮助下肢



图 1.4 洛克希德马丁公司的负重外骨骼 HULC^[7]

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。



图 1.5 下肢康复外骨骼 Ekso^[8]

另一个受到 DARPA EHPA 支持的项目为 XOS^[9]，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。

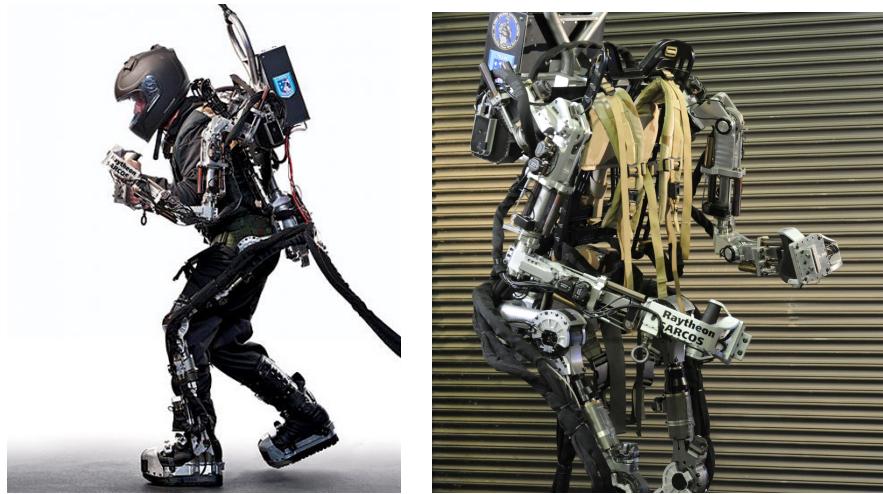
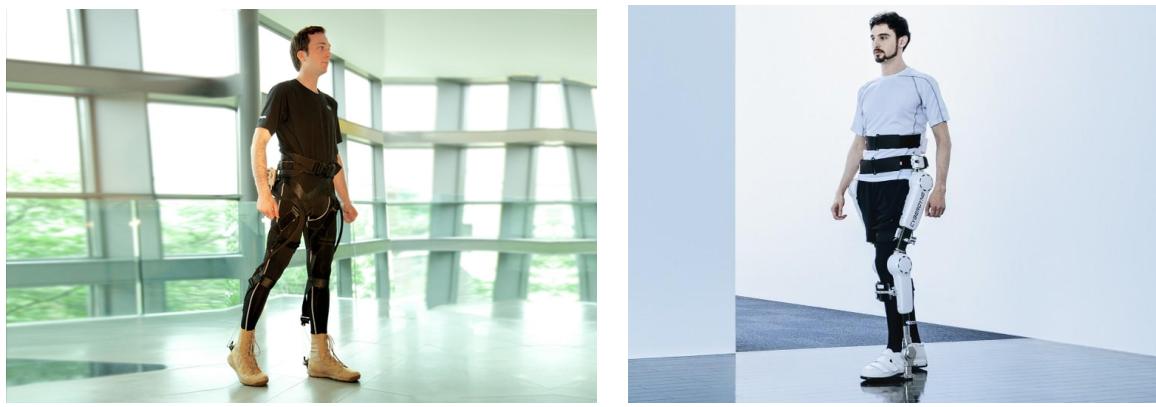


图 1.6 XOS2 全身型军用外骨骼^[9]

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^[10](MIT Exoskeleton)，其采用了串联弹性驱动单元 SEA(Series Elastic Actuator) 对关节进行驱动，能够使穿戴者在负重 36kg 的情况下依然可以正常运动。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^[11]，如图 ① 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^[11]

(b) 康复型外骨骼 HAL^[12]

图 1.7 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，其中最成功的为筑波大学的混合助力机器人 HAL^[12](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，但经过各大高校和研究机构十几年的发展，外骨骼的相关技术已经逐步接近国际水平。

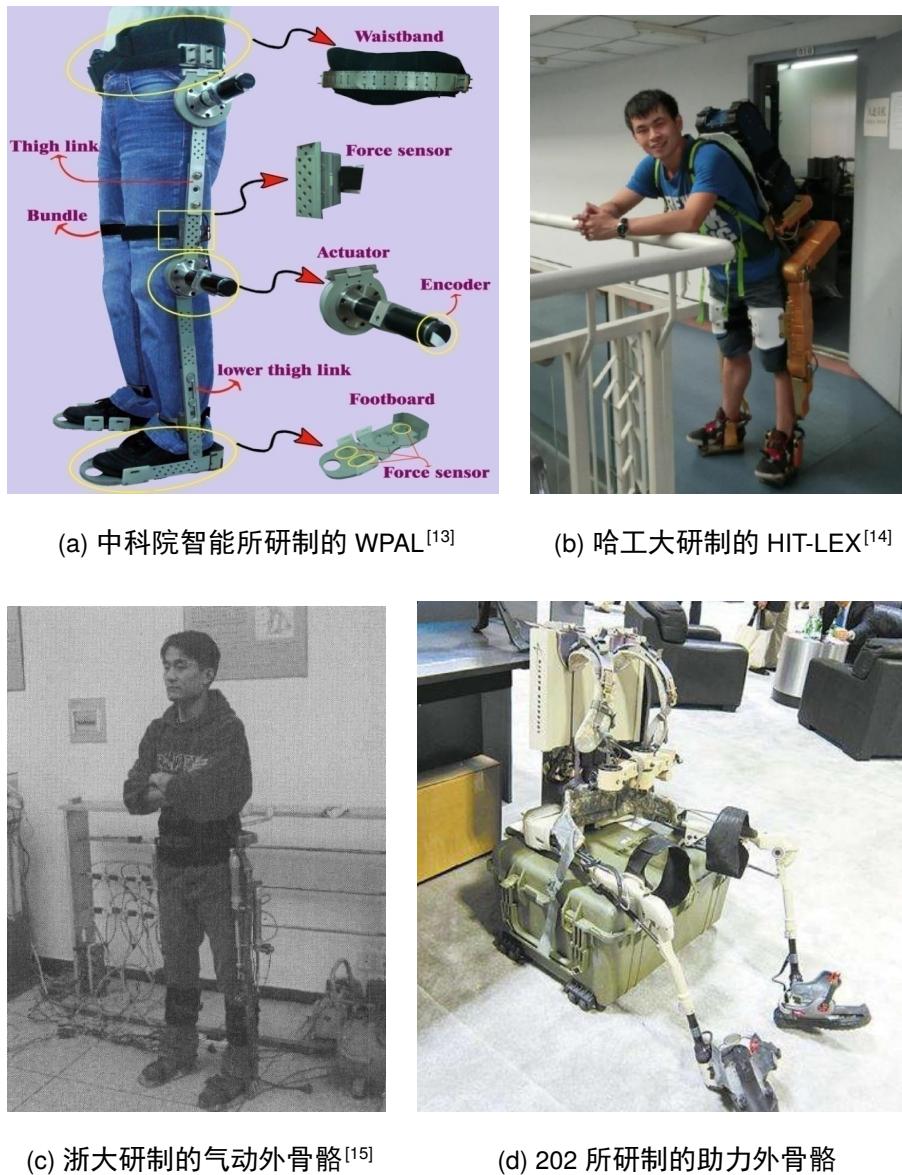


图 1.8 国内高校和机构研发的外骨骼机器人

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^[16](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^[17]。

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^[14]，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。

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^[18]。

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^[15]；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^[19]；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 外骨骼机器人控制的研究现状

早期的外骨骼系统大多使用运动轨迹追踪的控制方法^[20,21]，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^[22,23]。

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^[24]。而在系统阻抗较高且模型不确定的情况下，PD 控制更为合适^[25,26]。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^[6,21,27]，但这种方法只有在模型准确的时候才有较好的效果。自适应控制也经常用于人机交互系统中，例如基于 SEA 的被动控制方法^[28]。迭代学习方法也被应用到腿式机器人的运动控制中^[29]，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^[30,31]，这里时间一般为测量的步态周期百分比。直接力矩控制只在稳定的运动模式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，根据关节角度信息来生成期望力矩^[32]。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好的鲁棒性。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^[33]，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。由于其依赖精确的模型，因此针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^[34]。但这种方法对于环境的要求较高，且受穿戴者的个体因素影响较大。

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来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”的外骨骼优化

正如上节所述，由于人类个体之间生理学和神经学的差异，导致不同个体对同一个助力参数的反应大相径庭^[35]，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^[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。

由于“人在环中”优化刚被应用到外骨骼领域，相关研究较少，但也有一些代表性方法。最初的研究使用线性搜索^[36]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^[38]，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^[39]，但没有解决 Bayesian 优化在高维情况下维度爆炸的问题。

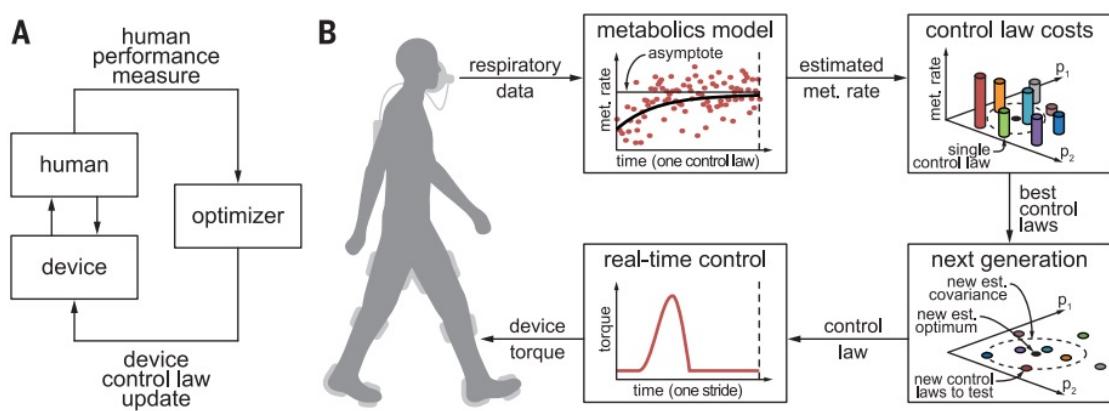


图 1.9 人在环中的参数优化方法^[38]

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，导致优化效率很低，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、快速且有效的优化算法，仍有待进一步研究。

1.5 本文主要研究内容

本文主要研究一种踝关节式的助力外骨骼^[40]。如图所示，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，并控制关节转动。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。

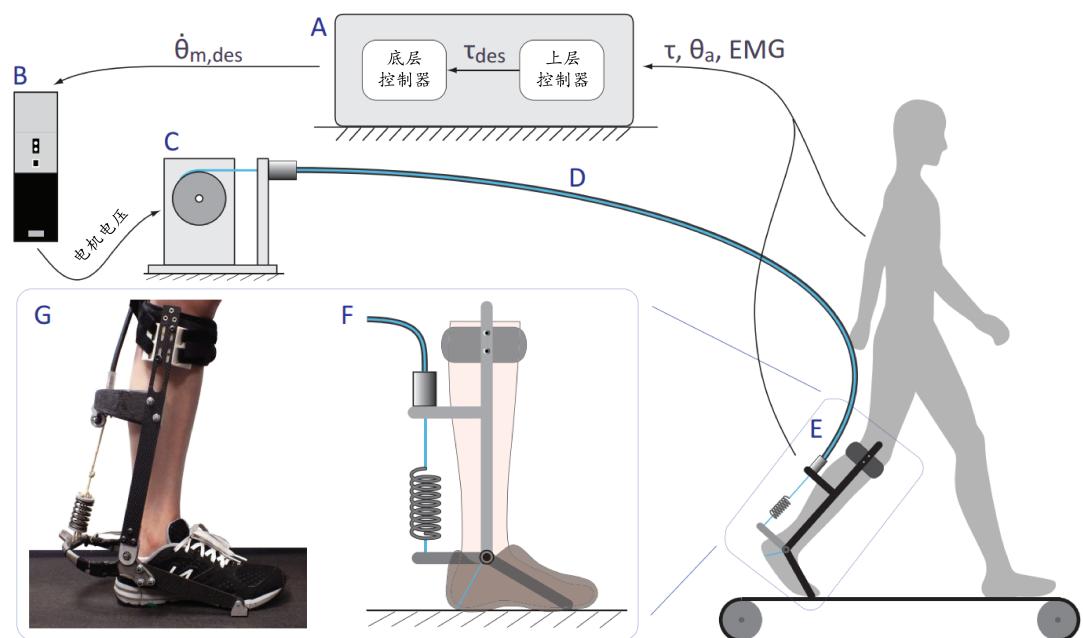


图 1.10 一种踝关节式助力外骨骼^[41]

第二章 外骨骼数据采集与步态分析系统

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。本章针对研究的踝关节式外骨骼搭建了一套传感器系统，包括以 dSPACE 为核心的处理器、测量外骨骼力矩的应变电桥、测量步态周期的足底开关、惯性测量单元 IMU、表面肌电信号 sEMG 等，如图 2.1 所示。

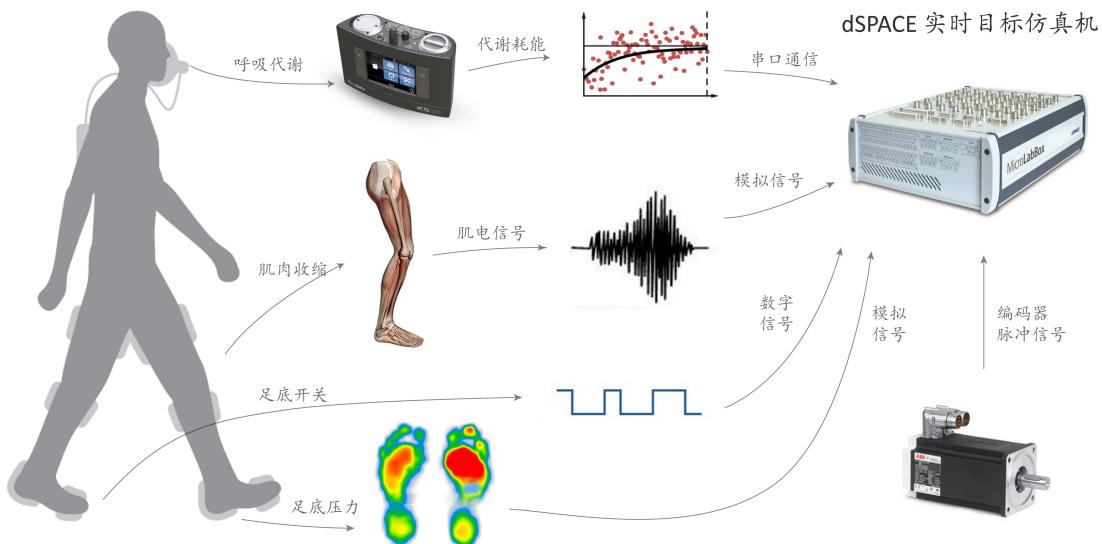


图 2.1 踝关节外骨骼的数据采集系统

2.1 dSPACE 实时目标机 MicroLabBox

实时目标机是由德斯拜斯 (dSPACE) 公司开发的一套基于 MATLAB/Simulink 的控制系统开发及半实物仿真软硬件工作平台，它可以方便的与 Matlab/Simulink 进行连接，实现快速控制原型 (RCP) 或硬件在环仿真 (HIL)。dSPACE 通过 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。



图 2.2 dSPACE 的实时目标机 MicroLabBox

2.1.1 dSPACE 的硬件平台

MicroLabBox 是 dSPACE 面向实验室推出的一款紧凑型实时仿真平台, 如图 2.1 所示, 具有高速的计算能力和快速的输入输出特性。CPU 采用 2GHz 双核实时处理器 (Freescale Power QorIQ 5020), 最快可以实现 15us 的闭环控制周期, 同时还可以使用内部集成的 FPGA 加速并行计算。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、一个网络接口、6 通道正交编码器接口等。除此之外, MicroLabBox 中集成的稳压电源可以为传感器进行供电, 使系统使用起来更加方便。

2.1.2 dSPACE 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, 通过这些模块可以实现对 MicroLabBox 各种 I/O 接口的配置与初始化, 并可以与 Simulink 中的其他模块, 如控制模块、滤波模块相连接, 从而实现数据采集与处理和控制系统的搭建。模型搭建完毕后, 可以通过调用 MATLAB 的 RTW 工具对模型进行编译, 自动生成适用于 MicroLabBox 的目标代码, 并下载到 MicroLabBox 中完成 Simulink 模型预期实现的功能。

(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，如图 2.2 所示。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。

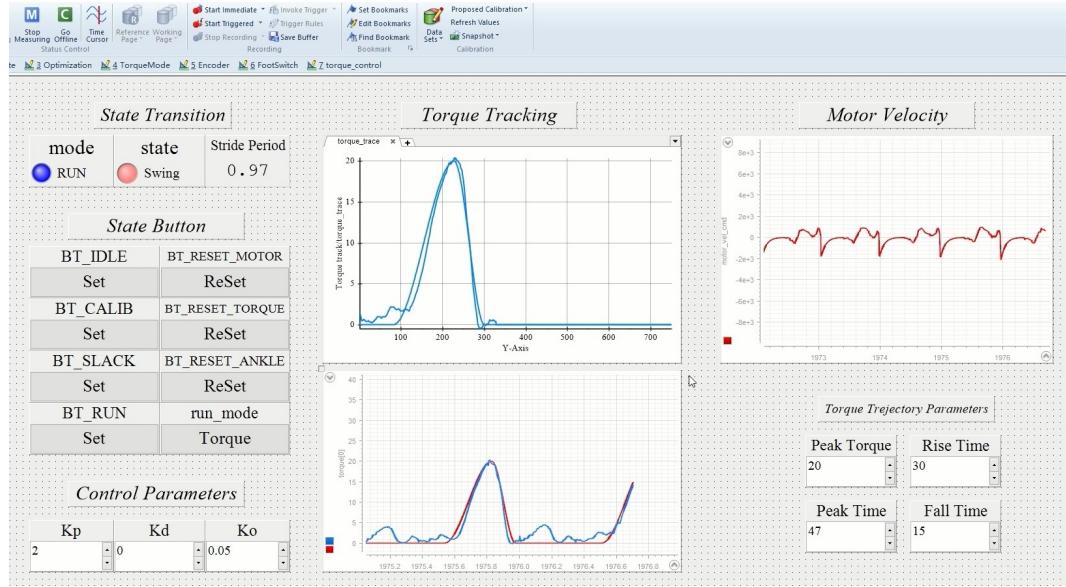


图 2.3 dSPACE 的实时目标机 MicroLabBox

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 dSPACE 的实时目标机 MicroLabBox

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分布如图 2.3 所示。当电机通过鲍登线和 SEA 对外骨骼和穿戴者施加作用力 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，如图 2.4 a) 所示。通过应变片测量出钛合金悬臂的变形程度，即可得到电机施加的驱动力矩。

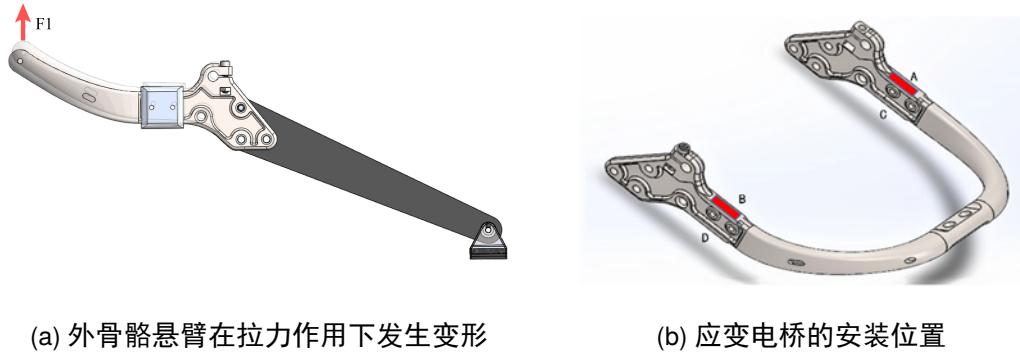


图 2.5 外骨骼力矩测量原理

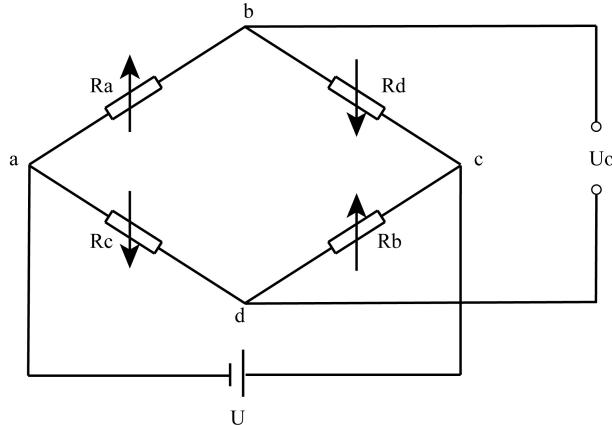


图 2.6 差动全桥应变测量电路

这里使用差动全桥对应变进行测量，由如图 2.5 电路可得：

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

设 $R_a = R_b = R_c = R_d$ ，则：

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

选型上，项目中采用 OMEGA 公司的 KFH-6-350-C1-11L1M2R 的电阻应变片，使用 FUTEK-IAA100 放大器对全桥电路信号进行测量和放大，之后通过 MicroLabBox 的模拟量输入接口进行读取，并用于后续的力矩反馈控制。

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。

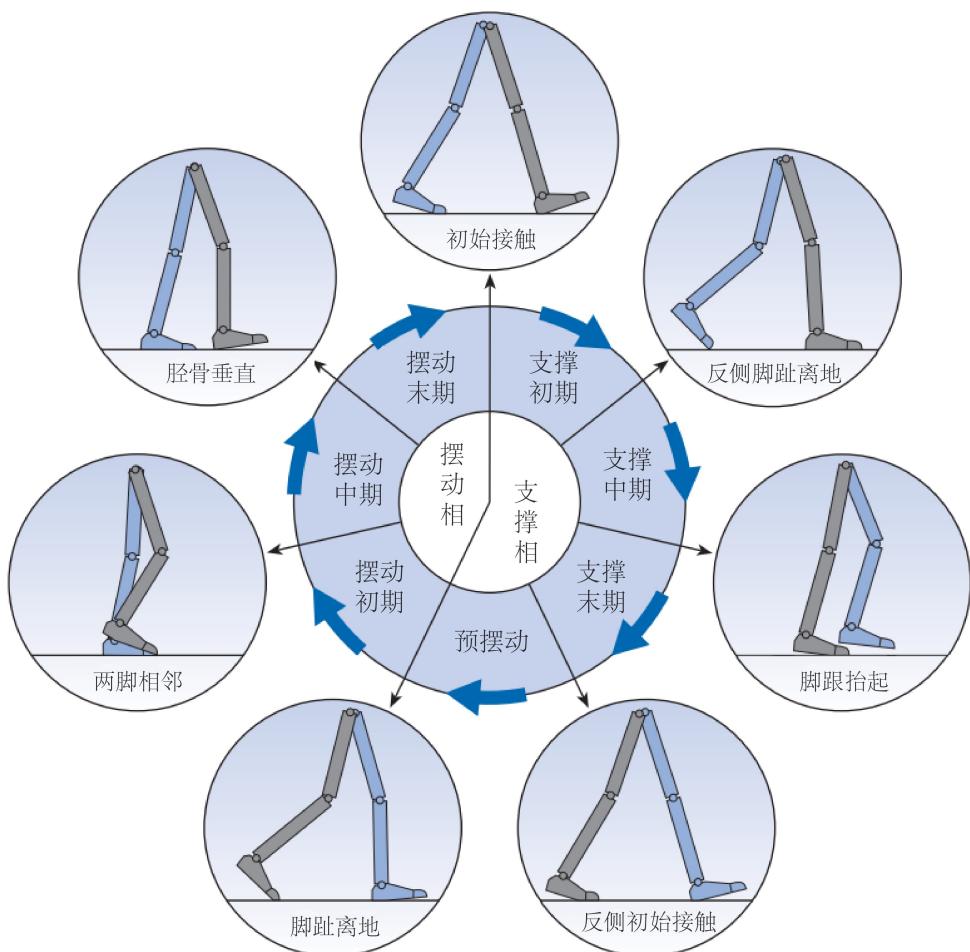


图 2.7 步态周期经历的过程

如图 2.7 所示，在步态分析的教材^[42] 中，一般以 7 个术语来定义步态周期的主要事件：

1. 初始着地 (Initial contact, IC)
2. 反向脚趾离地 (Opposite toe off, OT)
3. 脚跟抬起 (Heel rise, HR)
4. 反侧初始着地 (Opposite initial contact, OI)
5. 脚趾离地 (Toe off, TO)
6. 双脚靠近 (Feet adjacent, FA)
7. 胫骨垂直 (Tibia vertical, TV)

这七个事件将步态循环分为 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)

摆动相从脚趾离地开始持续到到下一次的初始着地。它又细分为：

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

图 2.8 显示了在一个多步态周期内，两只脚初始着地和脚趾离地的时间。当左脚还在地面上时，右脚开始接触地面，在右脚开始接触和左脚脚趾离开之间有一段时间的双支撑。在左腿摆动期间，只有右脚着地，右脚单支撑一段时间，并以左脚初始着地地面结束。然后是另一段双支撑期，直到右脚脚趾离地。左脚单支撑对应于右摆动相，周期结束时，下一个初始着地点在右侧。

因此，在每个步态周期中，有两个双支撑周期和两个单支撑周期。支撑相通常持续约 60% 的周期，摆动相约 40%，每一阶段的双支撑约 10%。然而，这是随着行走速度的增加而变化的，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

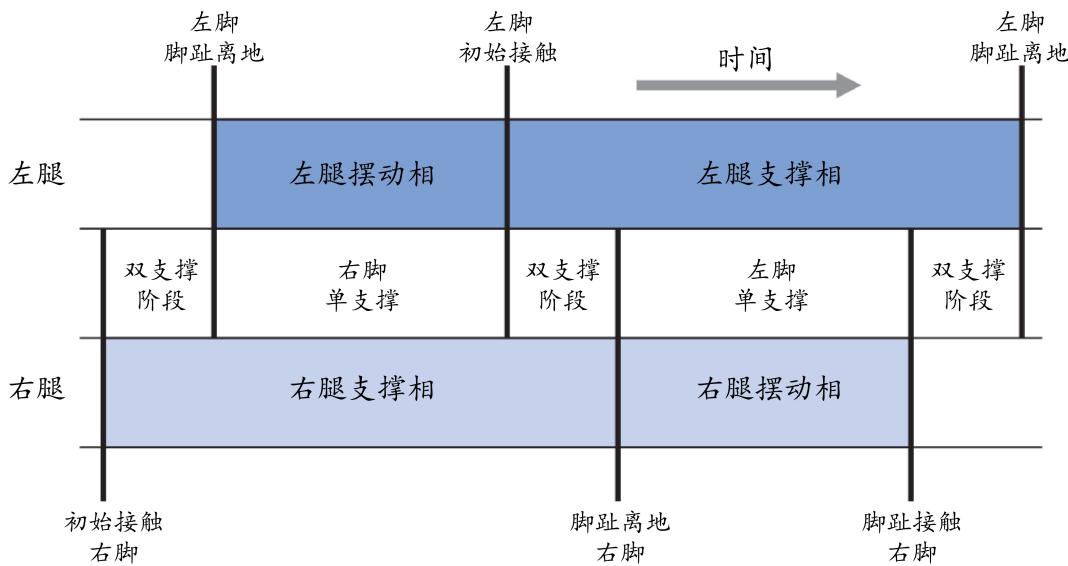


图 2.8 步态周期的时序

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

本文第三章在进行外骨骼力矩控制时，施加的力矩曲线与步态周期百分比具有密切关系。为了做到外骨骼控制与人体运动的同步，必须对步态周期进行准确的测量。常用的有使用足底开关、足底压力、关节角度等方法，本文采用简单且可靠的足底开关。

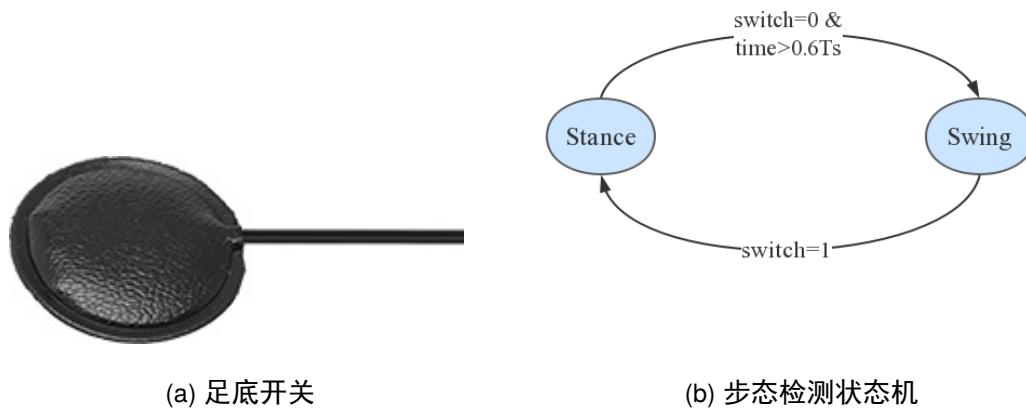


图 2.9 足底开关与步态检测状态机

如图 2.9 a) 所示的薄膜式接触开关被粘贴在外骨骼鞋子内部脚跟处，用以测量步态

周期。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，因此单纯通过采集信号的高低电平来判断相位变化不甚可靠。为此本文提出一种步态检测状态机，如图 2.9 b) 所示，摆动相转换支撑相时，只通过高电平判断，这样可以准确测量到步态周期的开始时刻。在支撑相转换到摆动相时，除了电平还要做一个时间检测，只有在当前步的时间大于前一步完整步态周期时间的 60% 时，才由支撑相转换到摆动相。通过此方法可以准确检测摆动-支撑的转换，同时可以有效的消除信号毛刺，但无法检测出支撑-摆动的转换，此转换根据人体步态过程的统计规律得到。

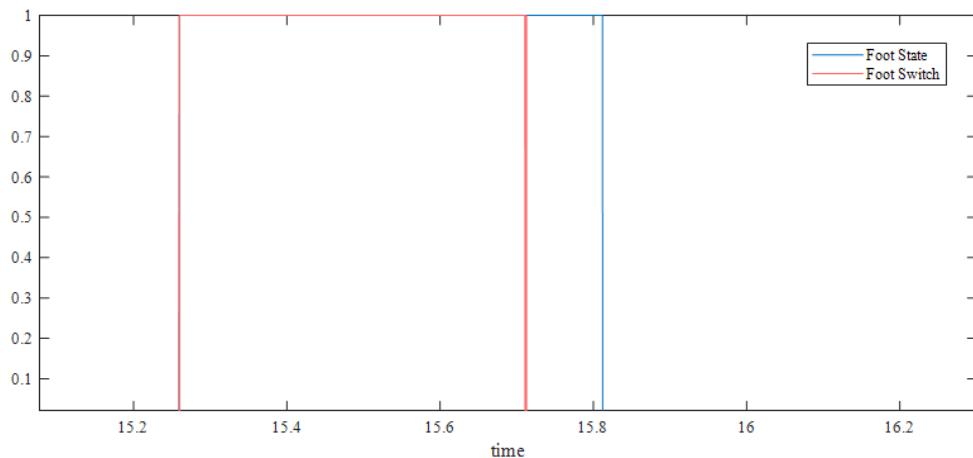


图 2.10 足底开关信号与步态检测

2.4 IMU 原理

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，如图中 2.11(a) 所示。



图 2.11 IMU 与其内部构成

加速度的测量利用了牛顿第二定律。如图 2.11(b) 所示，中间红色的为一个质量块，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， $F = -2mv$ 。科里奥里力是由坐标系的转动与物体在动坐标系中的相对运动引起的，其本质是物体的惯性。

陀螺仪的物理实现如图 2.11 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。首先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运动，而且是正弦运动，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

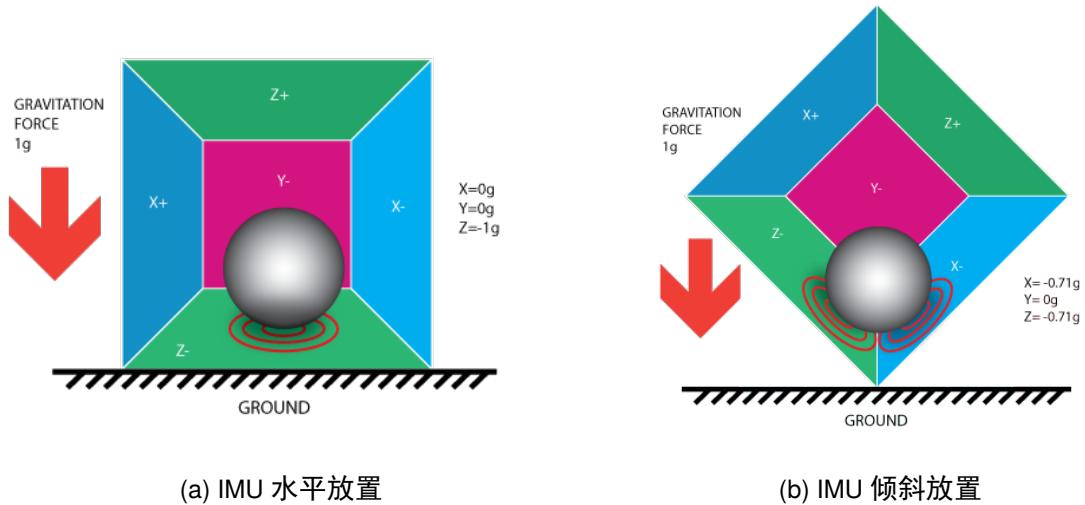


图 2.12 通过加速度计解算角度信息

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：

$$\text{Angle}_{\text{Accel}} = \arccos \frac{ax}{-g} \quad (2.3)$$

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：

$$\text{Angle}_{\text{Gyro}} = \text{Angle}_0 + \int_0^t \text{Gyro} dt \quad (2.4)$$

本文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，而且角速度存在零偏和零漂问题，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。

接下来采用 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：

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

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

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，反应系统建模的不准确性；而 $V(k)$ 表示观测噪声，反应传感器信号采集时的干扰噪声。

对于上面建立的状态空间方程，使用卡尔曼滤波器进行滤波。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 2.13 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

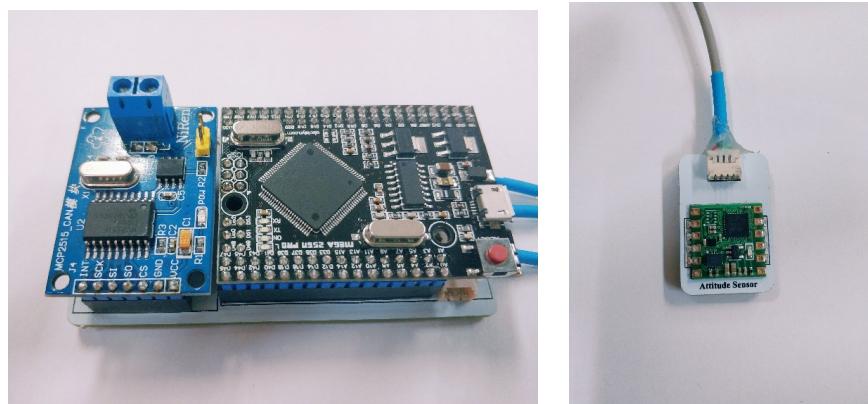


图 2.13 基于 IMU 的姿态采集系统

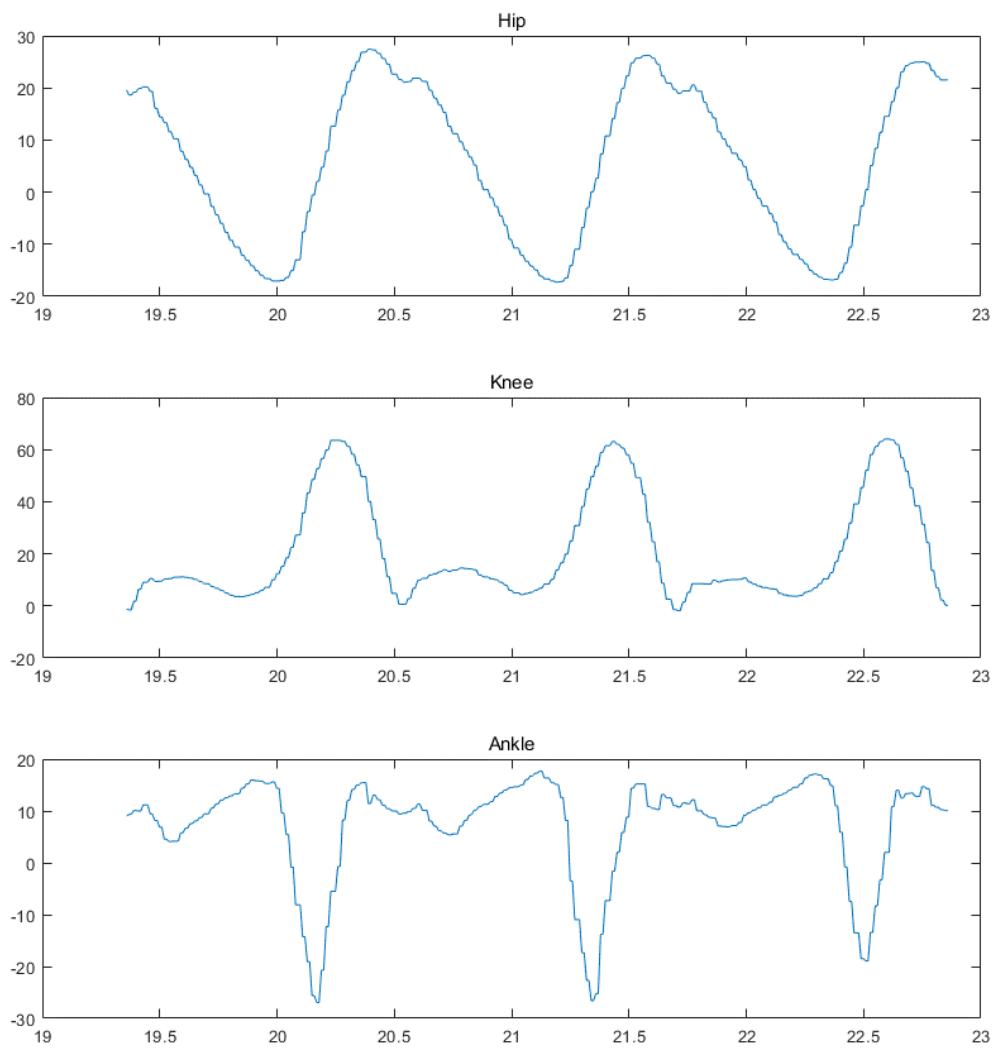


图 2.14 姿态采集系统得到的关节角度曲线

理模块，它通过 I2C 总线连接三个 IMU 模块，通过 Kalman 滤波解算三个模块的姿态角度，之后将姿态角转换为人体的关节角度，并通过 CAN 总线发送给 MicroLabBox。通过本文设计的姿态采集系统得到的关节角度曲线如图 2.14 所示。

2.5 肌电信号采集与处理

2.5.1 肌电信号原理

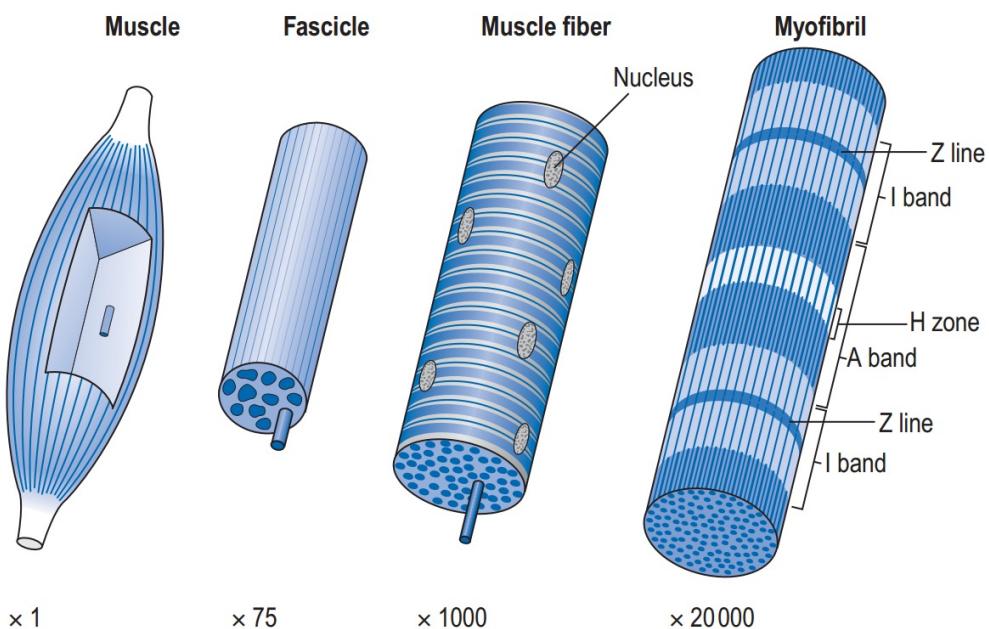
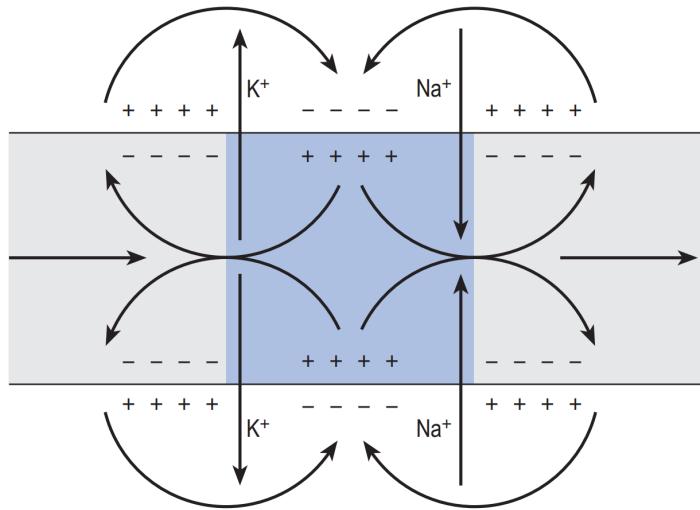


图 2.15 人体肌肉机结构示意图^[42]

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，如图 2.15，而每个束又由数百个肌纤维组成。肌纤维是肌肉组织的基本单位，其本身是由数百个肌原纤维组成的。这些肌原纤维具有典型的条纹状外观，条纹是由两种蛋白质——肌动蛋白和肌球蛋白——构成的有规则排列的丝状物，正是这些纤维通过桥的形成和破坏相互滑动导致肌肉收缩。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。平均一条运动神经会连接到大约 150 条肌纤维，神经元和它所支配的肌纤维的组合被称为运动单元。

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。当这种肌肉动作电位在肌肉纤维中扩散时，它会导致钙离子的释放，从而触发肌肉收缩。肌动蛋白和肌球蛋白分子之间形成了桥梁，将它们拉在一起，这种

图 2.16 细胞动作电位示意图^[42]

张力维持了很短的一段时间，如果没有进一步的动作电位发生，就释放出来，钙离子被钙泵移除。如图 2.16 所示，肌肉动作电位的电活动可以检测出来，称为肌电图 (EMG)。

EMG 信号是众多运动单元动作电位在时间和空间上的叠加，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；相对于 NEMG，SEMG 在测量上具有非侵入性、操作简单等优点，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 2.17 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 2.18 所示。

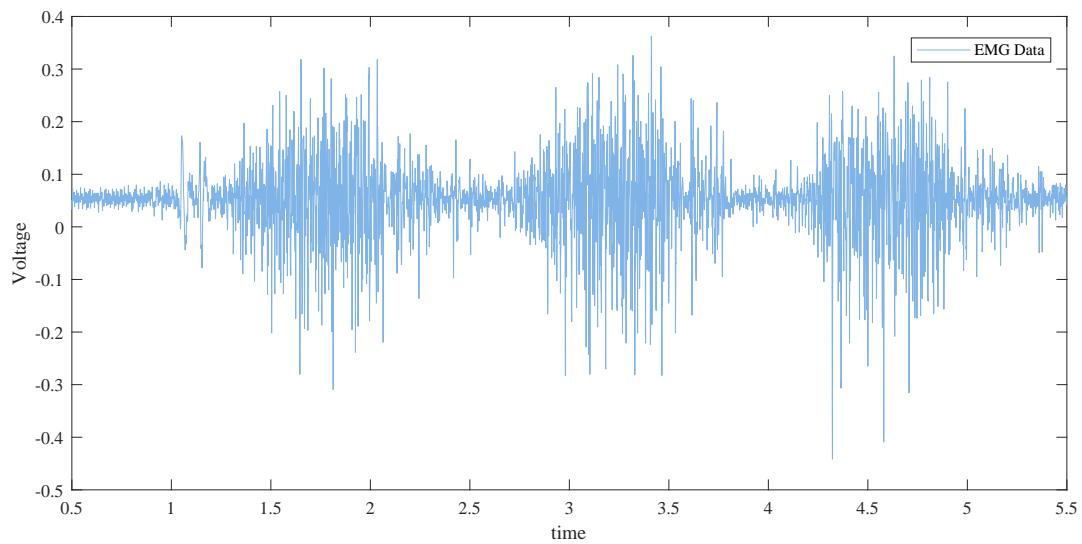


图 2.18 肱二头肌收缩时的 EMG 信号



图 2.19 EMG 信号处理流程

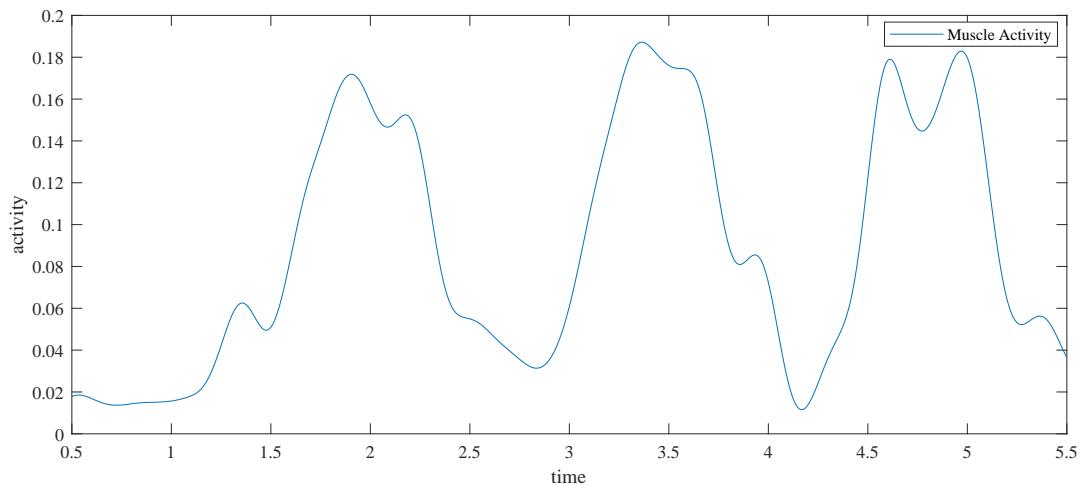


图 2.20 肱二头肌收缩时的肌肉激活度曲线

由于 EMG 信号是众多运动单元动作电位在时间和空间上的叠加，为典型的非平稳信号。生物学领域为从 EMG 信号中得到肌肉的激活的信息，较多的采用图 2.19 所示的方法对 EMG 进行滤波处理^[43]。由于采集仪器和测量电路的影响，EMG 信号中存在直流偏置，所以首先需要进行截止频率为 25Hz 高通滤波；之后对信号进行整流，再通过截止频率为 4Hz 的低通滤波器滤除高频分量，最终得到肌肉的激活信息。由图 2.18 EMG 信号滤波后的肌肉激活曲线如 2.20 所示。

2.6 本章小结

本章针对所研究的踝关节式外骨骼搭建了一套传感系统，搭建外骨骼力矩应变测量电路，使用足底开关检测人体的步态周期，设计了基于 IMU 的人体姿态数据采集系统，实现了基于 EMG 信号的肌肉激活度检测。除了上述部分外，该传感系统还包括测量电机角度的编码器、人体代谢数据的心肺呼吸仪和足底压力鞋垫等，但与本文后续内无密切关系，故不再加以赘述。

第三章 外骨骼力矩控制

外骨骼机器人作为一个富有活力的课题已存在超过半个世纪，然而最适合此类系统的控制方法至今尚无定论。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^[30,31]、阻抗控制^[32]、灵敏度放大控制^[33] 和基于 EMG 信号的控制方法^[34]，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^[25,26]、基于逆动力学模型的前馈力矩补偿^[6,21,27]、自适应控制^[28]、迭代学习^[29] 等。

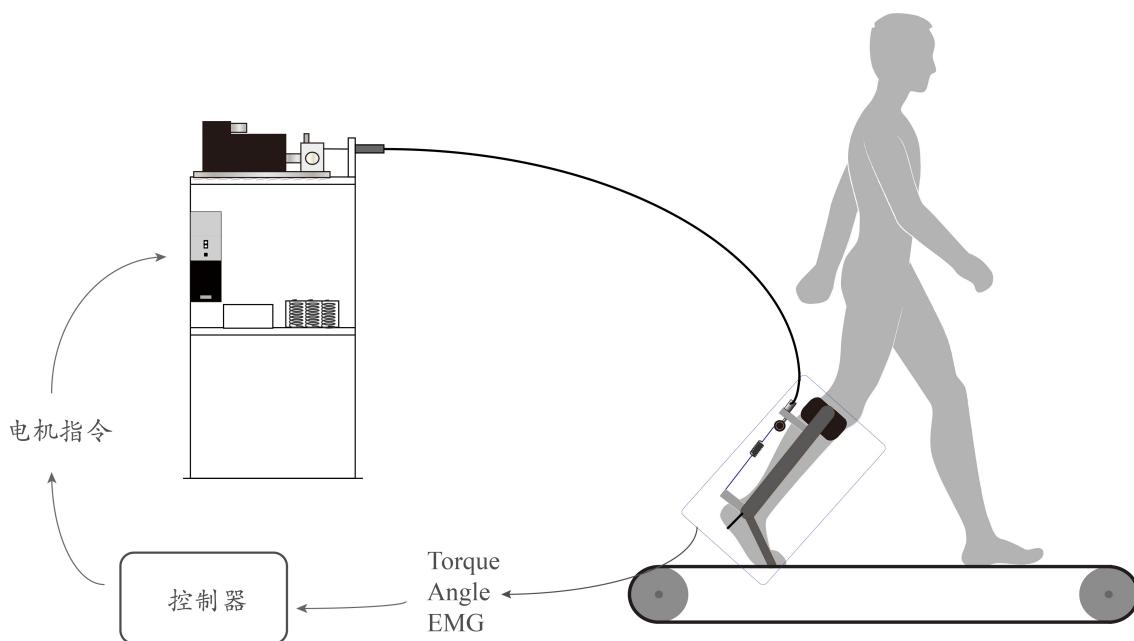


图 3.1 外骨骼力矩控制的硬件结构

本章研究外骨骼的底层力矩跟踪控制算法。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 的速度稳定的行走。通过第二章介绍的传感系统采集得到外骨骼和人体的相关数据送至 dSPACE 实时目标机，在 dSPACE 设计上层控制器产生期望力矩曲线，并搭建不同的底层力矩跟踪控制算法产生电机控制指令，控制电机转动产生作用力，作用力通过鲍登线和串联弹簧作用到外骨骼上，为穿戴者提供力矩辅助。

3.1 外骨骼系统动力学建模

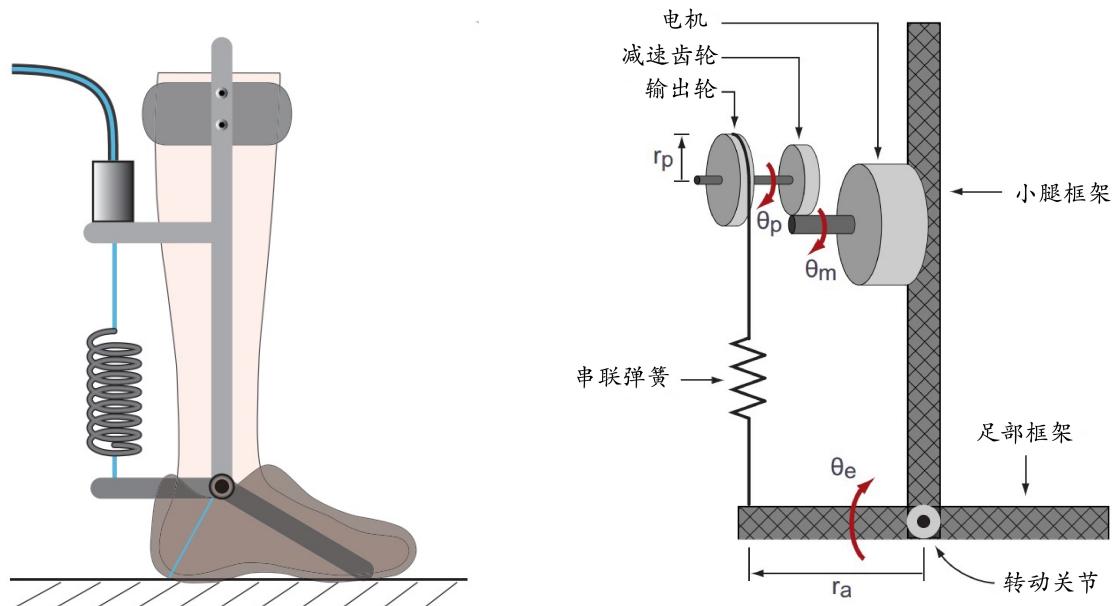


图 3.2 外骨骼系统简化模型

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。这里的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

文本使用的电机型号为 ABB 公司的 BSM90N-175AA，驱动器为 MFE180。在忽略电枢电感影响下，电机的动力学模型可表示为：

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

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

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。

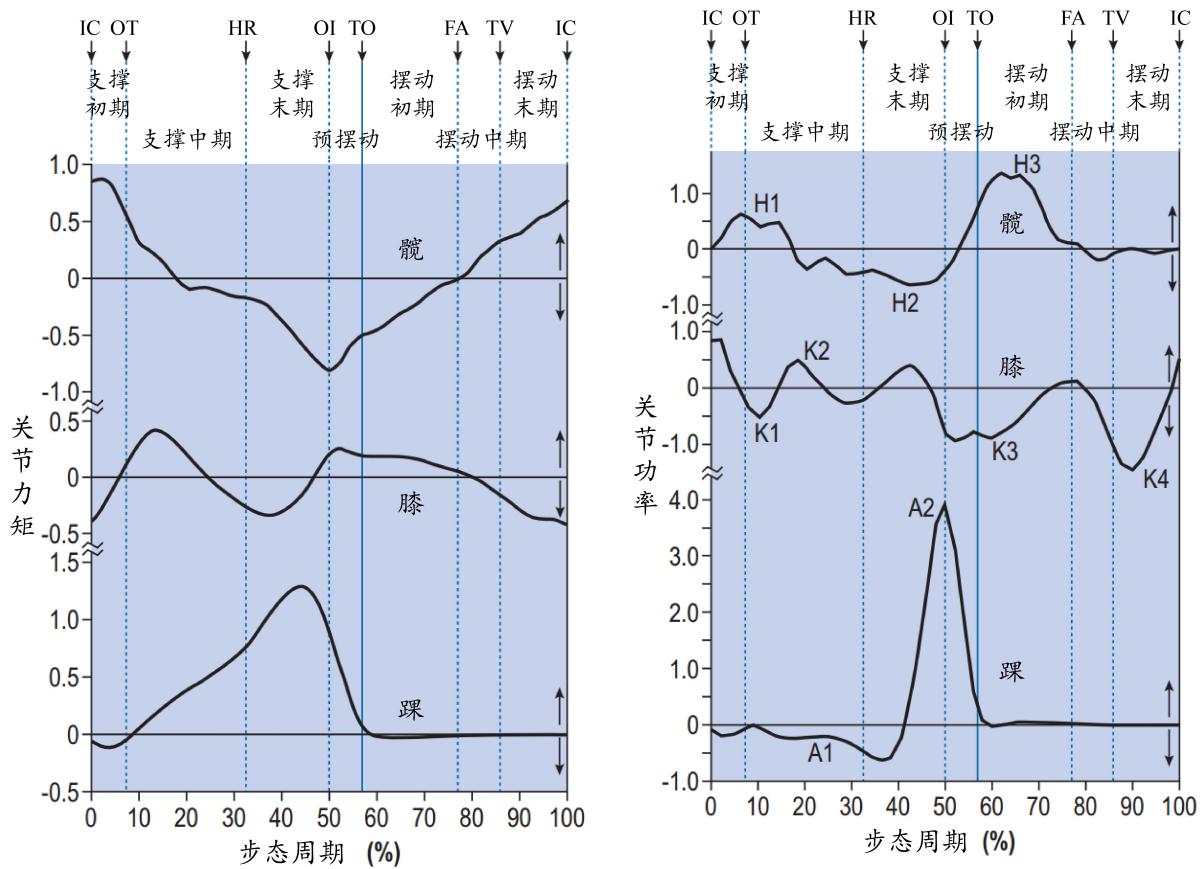


图 3.3 人体行走过程的关节力矩与关节功率^[42]

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，通过外骨骼的辅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：

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。

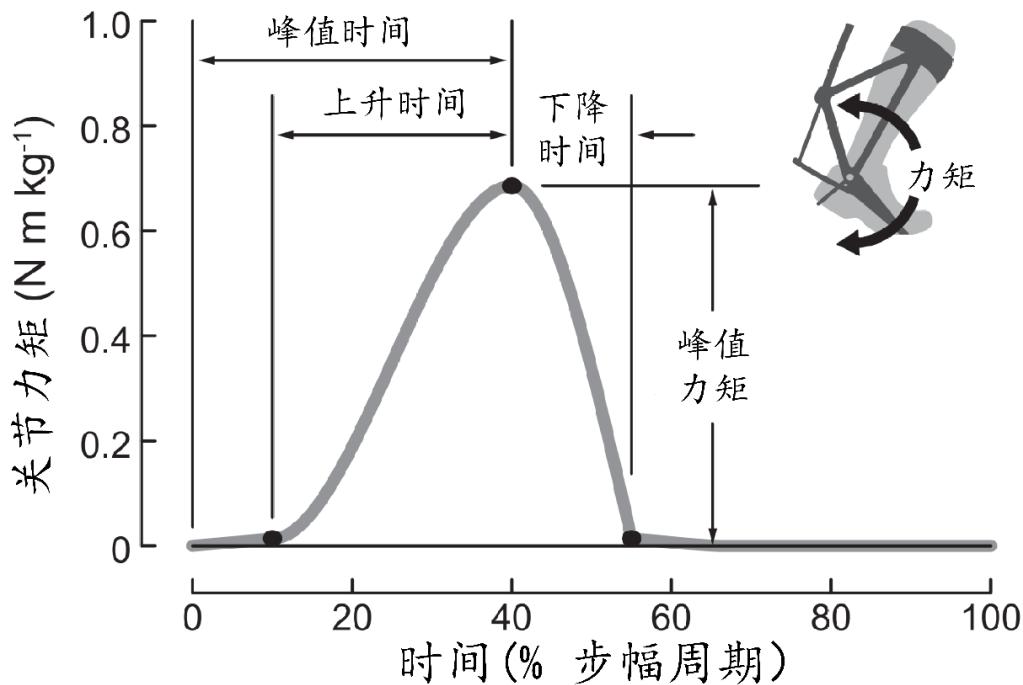


图 3.4 期望关节力矩曲线

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。

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。

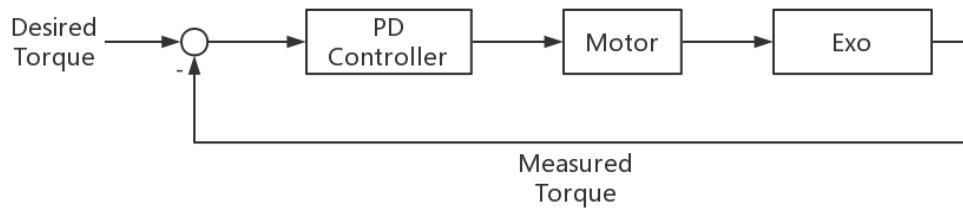


图 3.5 PD 反馈控制的系统框图

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：

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

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。

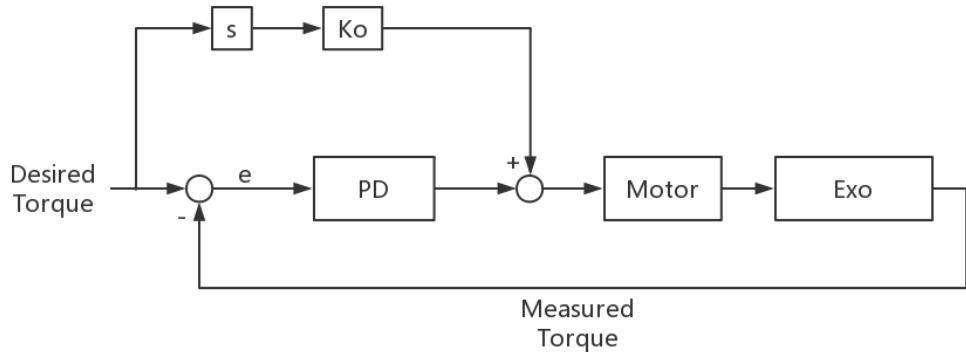


图 3.6 前馈 +PD 控制的系统框图

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^[44]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^[45] 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

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。

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

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就开始记录数据，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。

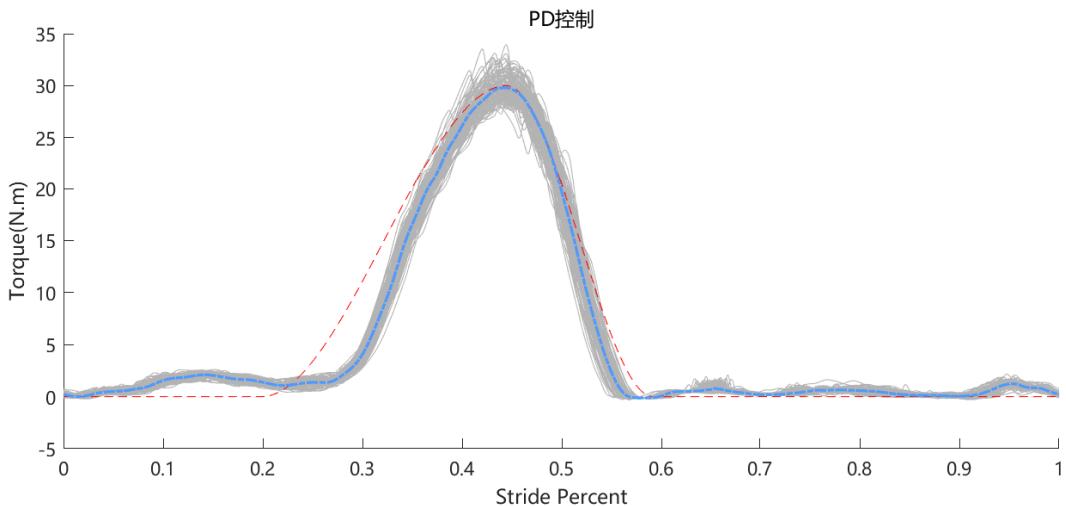


图 3.7 PD 控制的力矩跟踪效果

表 3.3 四种种控制器力矩追踪的均方根误差

PD	PD+ 前馈	ILC	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误差。

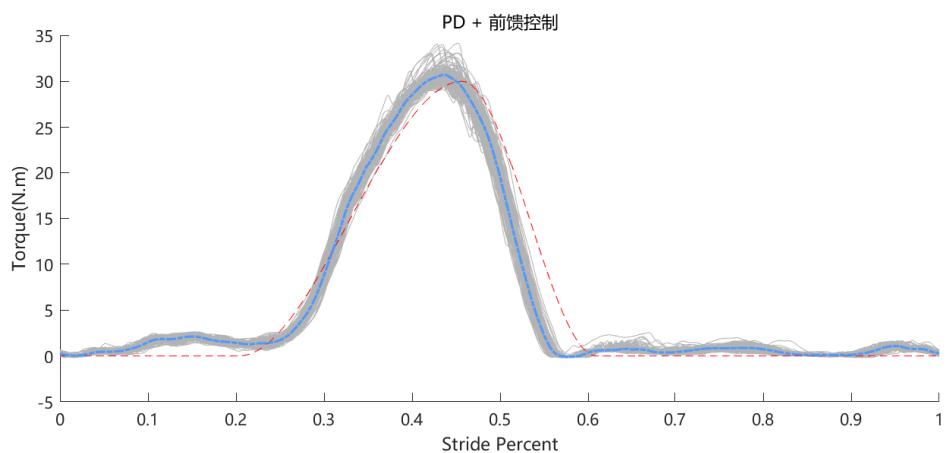


图 3.8 PD+ 前馈控制的力矩跟踪效果

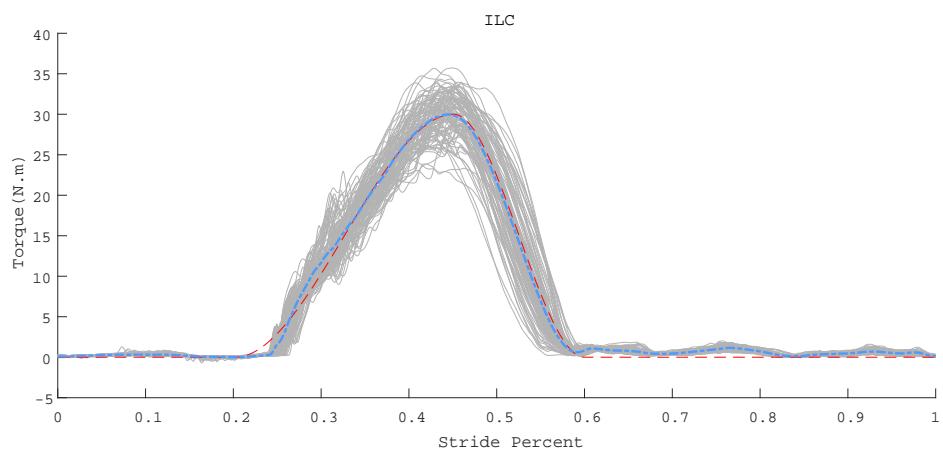


图 3.9 ILC 的力矩跟踪效果

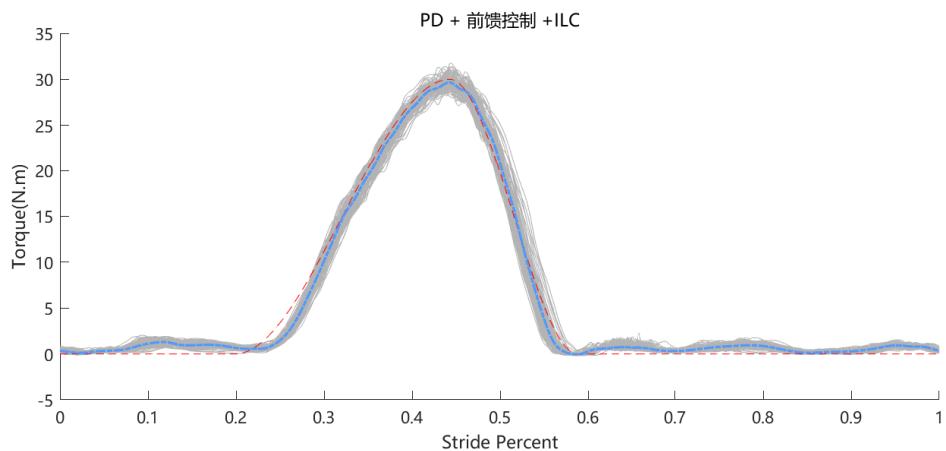


图 3.10 PD+ 前馈 + ILC 的力矩跟踪效果

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，但对于扰动较为敏感，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

本章介绍了外骨骼力矩控制的上层控制器与底层控制器，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。针对所提出三种控制算法，设计了四种不同组合形式的控制器，并对其进行了验证与对比。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。

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] 胡进, 侯增广, 陈翼雄. 下肢康复机器人及其交互控制方法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(11):2377–2390.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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..
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] Saso J, Gery C, Thierry K, et al. Robotic orthosis lokomat: a rehabilitation and research tool[J]. Neuromodulation, 2007, 10(2):131–138.

lation Technology at the Neural Interface, 2010, 6(2):108–115.

- [21] 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.
- [22] Mochon S, McMahon T A. Ballistic walking: an improved model[J]. Mathematical Biosciences, 1980, 52(3):241–260.
- [23] Mcgeer T. Passive Dynamic Walking[J]. Int.j.of Robotics Research, 1990, 9(9):62–82.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] 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.
- [32] Fite K B, Goldfarb M. Design and energetic characterization of a proportional-injector monopropellant-powered actuator[J]. IEEEASME Transactions on Mechatronics, 2006, 11(2):196–204.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [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] 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.
- [39] 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.

-
- [40] Witte K A, Zhang J, Jackson R W, et al. Design of Two Lightweight, HighBandwidth Torque-Controlled Ankle Exoskeletons[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2015.
 - [41] Zhang J, Cheah C C, Collins S H. Chapter 5 Torque Control in Legged Locomotion[J]. Bioinspired Legged Locomotion, 2017..
 - [42] Whittle M W. Gait analysis: an introduction[M]. Butterworth-Heinemann, 2014.
 - [43] 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.
 - [44] 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.
 - [45] 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.

致 谢

在此感谢对本论文作成有所帮助的人。