

硕士学位论文

下肢外骨骼机器人步态规划与控制方
法研究

Gait Planning And Control Method Of Lower
Extremity Exoskeletal Robot

李石磊



哈尔滨工业大学
2017年12月

国内图书分类号：
国际图书分类号：

学校代码：10213
密级：

工程硕士学位论文

下肢外骨骼机器人步态规划与控制方法研究

硕士研究生：李石磊
导师：楼云江 教授
申请学位：工程硕士
学科：控制工程
所在单位：深圳研究生院
答辩日期：2017年12月
授予学位单位：哈尔滨工业大学

Classified Index:

U.D.C:

Dissertation for the Master's Degree in Engineering

Gait Planning And Control Methods Of Lower Extremity Exoskeletal Robot

Candidate:	Li Shilei
Supervisor	Prof. Lou Yunjiang
Academic Degree Applied for:	Master in Engineering
Speciality:	Control Engineering
Affiliation:	Shenzhen Graduate School
Date of Defence:	December, 2017
Degree-Conferring-Institution:	Harbin Institute of Technology

摘要

下肢外骨骼机器人是一种可以穿戴的人机一体化机械装置，在医疗领域和军事领域具有巨大的应用前景。研究表明，在医疗领域，下肢外骨骼机器人对于脑中风、脑损伤、多发性硬化、神经康复、脊柱损伤等疾病具有显著的效果；在军事领域，下肢外骨骼机器人在单兵负重、山地巡逻、单兵装弹、安全防护等方面具有良好的应用潜力。

下肢外骨骼机器人与人体共同构成一个复杂人机耦合系统，其技术涉及人体运动感知及人机交互感知、运动意图估计、运动模式判别、机器人控制等多个方面。其中，人体运动的采集与分析一方面可以为外骨骼机器人的结构设计提供理论支持，另一方面也是外骨骼机器人实现类人步态行走的重要条件；人体运动意图估计和运动模式判别可以有效获取人体运动状态的深层信息，有助于下肢外骨骼机器人控制策略的制定和运动规划；外骨骼机器人控制则是其功能实现的关键，其内容一方面涵盖传统的机器人运动学和动力学，还包括人机工程学，人机自然交互等。针对上述问题，本文将在人体步态采集和分析；人体关节轨迹预测和步态分相；下肢外骨骼机器人运动学动力学以及控制策略三个方面展开研究。

步态是人类步行的行为特征，步态的采集和分析是外骨骼机器人功能实现的一个前提条件。针对光学动作捕捉仪器具有设备昂贵、使用场地受限、数据处理繁琐等缺点，设计了机械式轻量化人体步态采集架，使用角度传感器和薄膜压力传感器搭建了人体步态采集系统，以获取人体步态运动信息和足底压力信息。在此基础上，使用 LABVIEW 设计了人体步态采集系统上位机界面，使用 MYSQL 构建步态数据库，实现了步态数据的显示和存储。更进一步，通过对步态数据进行分析，获得了函数化的标准步态，并成功应用在外骨骼机器人的固定步态行走中。

人体意图估计可以通过对关节角度预测实现。根据人体运动的周期性和节律性，将 Takens 非线性时间序列预测算法应用在人体步态预测上，并针对该算法在历史数据少时预测错误、人体运动模式改变时预测数据波动严重等问题，设计了改进的 Takens 预测算法。针对 Takens 算法短时预测效果差的问题，提出了牛顿预测法，牛顿预测法与改进 Takens 算法优势互补，两种预测算法合理使用可以有效提高预测精度和预测曲线光滑度。

步态相位是人体步行状态的重要体现。步态相位通常可以通过模糊逻辑、隐马尔可夫等方法实现。模糊逻辑策略受参数阈值影响大，容易出现分相反复，隐马尔可夫模型需要带有步态相位标签的数据进行训练，而有标签步态相位数据通常难以获得。基于此，将无监督分类算法混合高斯模型应用在步态分相上，并针对该算法分相物理意义不够明确以及稳定性不高的问题，对该算法进行改进，改进的算法

具有更好的分相准确性和鲁棒性。

在下肢外骨骼机器人控制方面，分析了外骨骼机器人运动学模型和动力学模型，对动力学模型进行了参数辨识，使用了基于末端的主从控制策略完成了下肢外骨骼机器人的控制，并针对摆动态和支撑态使用不同的控制策略。实验表明，该控制策略可以实现人体与下肢外骨骼机器人 2km/h 以下的平地行走、上下楼梯、蹲起、坐下、跨越障碍，可以满足日常生活中的多数生活场景。

关键词：下肢外骨骼机器人；步态采集；步态预测；步态分相；运动规划；控制策略；阻抗控制

Abstract

Lower extremity exoskeleton robot is a wearable man-machine integrated mechanical device, which has great application prospect in medical field and military field. Studies have shown that in the medical field, lower extremity exoskeleton robots have significant effects on stroke, brain injury, multiple sclerosis, neurological rehabilitation, spinal injury and other diseases. In the military field, lower extremity exoskeleton robots have significant effects on load bearing, mountain patrol and other aspects.

The lower extremity exoskeleton robot and the human body form a complex man-machine coupling system, and its technology involves perception of human motion, estimation of motion intention, determination of motion mode, and robot control. The gait perception , acquisition and analysis can provide theoretical support for the structural design of exoskeleton robot; human motion intentions estimation and motion pattern discrimination can effectively excavate human motion information ,which is helpful for the control strategy. Robot control is the key to realize the function of lower extremity exoskeleton robot. Its contents include robot kinematics and dynamics, human-machine interaction , impedance control and so on. In view of the above problems, this article will expend in three aspects, which includes gait acquisition and analysis, human joint trajectory prediction and gait phase separation, lower limb exoskeleton robot kinematics ,dynamics and control.

Gait is the behavioral characteristics of human walking. Gait acquisition and analysis are prerequisite of exoskeleton robot realization. Human gait capture methods include visual methods, footprints, optical signal, ultrasonic signals, pressure signals. At present, the most popular is the optical method which using camera and the force-measuring board. The disadvantages of optical method include expensive device, limited using place and complicated data processing. In view of its shortcomings, a mechanical light-weight human gait collecting rack is designed, which using angle sensor and the film pressure sensor to obtain human gait motion information and plantar pressure information. On this basis, LABVIEW was used to design the PC interface of the human gait acquisition system, and the gait database is constructed by MYSQL to realize to store the gait data. Further, by analyzing the gait data, the functionalized standard gait is obtained and successfully applied in the fixed gait walking of the exoskeleton robot.

Estimation of human intent refers to the estimation of the body's next movement,

which can be realize by joint angle prediction. According to the periodicity and rhythmicity of human motion, the Takens nonlinear time series prediction algorithm is applied to the human gait prediction. In view of the problem that the algorithm predicts the data errors with a few history data, this article improved the Takens' prediction algorithm and get a better result. Because of the poor behaver of short-term prediction with Takens' algorithm, Newton's prediction method is improved, which has a better performance in short-term prediction.

An important part of human motion pattern recognition is the gait phase. The gait phase usually can be descriminated by methods such as fuzzy logic and the hidden Markov. The fuzzy logic strategy is greatly affected by the parameter threshold, while the hidden Markov model requires the tagged data to be trained, however the tagged data usually is difficult to get. Therefore, a strategy of unsupervised classification ,mixed Gaussian model ,is proposed. In order to solve the problem that the physical meaning of phase separation is not clear enough and its stability is not high enough, The article improved the algorithm and peform a better phase separation accuracy and robustness.

In the control of lower limb exoskeleton robot, the kinematics model and dynamic model of exoskeleton robot are analyzed, the parameters of dynamic model are identified, the control of lower exoskeleton robot is completed by using the master-slave control strategy on the end, the strategy uses different control method according to gait phase. Experiments show that the control strategy can realize human-machine system walking on the ground below 2 km/h, going up and down stairs, squatting, sitting down and crossing the obstacle.

Keywords: Lower extremity gait collection, gait prediction, gait phase, motion planning, impedance control

目 录

摘 要	III
ABSTRACT	V
目 录	VII
第 1 章 绪 论	1
1.1 课题背景及研究的目的和意义	1
1.2 国内外研究现状	1
1.3 下肢外骨骼机器人研究综述	4
1.3.1 人体运动捕捉	5
1.3.2 运动预测及步态分相	6
1.3.3 外骨骼机器人控制策略	8
1.4 本文主要研究内容	11
第 2 章 人体步态采集系统	12
2.1 人体步态采集系统平台	12
2.2 上位机显示及步态信息存储	13
2.3 人体步态运动分析	16
2.3.1 步态数据分析	16
2.4.2 步态回归模型	18
2.4 外骨骼固定步态实验	22
2.5 本章小结	23
第 3 章 人体步态运动预测	24
3.1 响应延迟测试	24
3.2 预测策略简介	26
3.3 TAKENS 步态预测策略	27
3.4 改进的 TAKENS 步态预测策略	32
3.5 牛顿预测法	36
3.6 实验结果及分析	38
3.7 本章小结	39
第 4 章 人体步态分相	41
4.1 步态分相硬件平台	41
4.2 多种步态分相策略实现	43
4.2.1 模糊逻辑步态分相	43
4.2.2 高斯混合模型分相	45

4.3 有约束的高斯混合模型步态分相策略	47
4.3.1 足跟着地足尖离地时刻获取	48
4.3.2 足跟着地及足尖离地约束	49
4.3.3 隐马尔可夫模型与步态相位转移	50
4.4 本章小结	52
第 5 章 下肢外骨骼机器人运动学动力学模型	54
5.1 下肢外骨骼机器人运动学建模	54
5.1.2 单腿摆动运动学模型	54
5.1.3 上端固定运动学模型	56
5.2 下肢外骨骼机器人动力学建模	57
5.3 上端固定的下肢外骨骼动力学建模及参数辨识	59
5.3.1 动力学方程建模	59
5.3.2 参数系统辨识	60
5.4 动力学参数验证	64
5.5 本章小结	65
第 6 章 下肢外骨骼机器人控制策略	66
6.1 人机交互感知及绑缚方式	66
6.2 控制框架	67
6.3 关节角度预测与人体末端运动获取	69
6.4 阻抗控制	72
6.4.2 足跟着地和足尖蹬地的运动模拟	73
6.4.3 摆动态的柔顺策略	76
6.5 实验验证	77
6.5.1 安全防护	77
6.5.2 步态预测及足底阻抗	79
6.5.3 步态分相及扰动观测器	80
6.5.4 多场景下外骨骼机器人行走实验	82
6.6 本章小结	82
结 论	83
参考文献	84
攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果	91
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限	92
致 谢	93

第1章 绪论

1.1 课题背景及研究的目的和意义

下肢外骨骼机器人在医疗康复领域和军事领域具有广泛的应用前景。在医疗领域，下肢外骨骼机器人已经成功应用在多种康复治疗上面。其中，苏黎世理工大学研发的康复外骨骼机器人 LOCOMAT 在脑损伤^[1-2]、脑中风^[3]、多发性硬化^{[4][5]}、神经康复^{[6][7]}等病症上具有显著的治疗效果；埃尔格医学技术（Argo Medical Technologies）研发的 REWALK，加州伯克利大学研发的下肢外骨骼机器人 SUITX 等也成功用在脊柱损伤、偏瘫等疾病的治疗上，并且获得了美国食品药品监督管理局（FDA）认证；在军事领域，下肢外骨骼机器人主要用在力量增强和负载增强方向，包括美国加州伯克利大学研发的外骨骼机器人 BLEEX、美国洛克希德·马丁公司研发的 HULC、哈佛大学研发的哈佛柔性外骨骼机器人、以及中国兵器集团 202 所研发的单兵外骨骼机器人等。

在医疗领域，随着我国经济和社会的发展，对于服务于人民医疗健康、服务于老龄化社会康复等方面的需求也越来越强烈。相对于一些发达国家，我国目前提供健康服务的医疗机构和设施相对较少，特别是优质的医疗服务资源更加有限。下肢康复外骨骼机器人可以采用运动疗法对患者进行康复训练^[9]，对残疾人、老年人、慢性病患者、疾病或损伤急性期及恢复早期的患者、运动伤病患者、儿童和青少年中枢步态损伤患者具有良好的治疗效果^[10-12]。对上述患者进行及时有效的治疗，有助于改善患者的健康状况，提高生活质量。在军事领域，早在 2001 年，美国国防高级研究计划署就启动了外骨骼人体增强计划，并为该计划的参与者提供了持续 5 年多达 5000 万美金支持，以期提高士兵的单兵负载能力，行军能力以及作战能力，外骨骼机器人与士兵的合理结合，可以有效放大士兵力量，增强士兵耐力。

研究外骨骼机器人关键技术，开发先进的外骨骼机器人产品在医疗方面有助于运动缺失或损伤患者实现运动功能补偿与重建，提高运动损伤康复训练人群康复速度，缓解医疗康复领域压力，推动医疗改革和医疗健康领域的发展；军事方面有助于增强士兵力量，提高士兵的负载和作战能力，对军队现代化的建设具有重要的意义。

1.2 国内外研究现状

人体外骨骼助力机器人可以追溯到 1966 年美国研制的哈德曼助力机器^[14]，最初被定义为一种助力的机械装置。进入 21 世纪后受到世界范围内的研究人员的广泛关注，目前外骨骼机器人按应用领域划分主要有：应用于军事及工业领域的长时

间负重外骨骼及力量增大外骨骼；应用于医疗领域的康复训练外骨骼；应用于民事领域的助力行走及体重支撑外骨骼；以及其他应用于特殊领域的外骨骼。

1) 长时间负重行走外骨骼及力量增大外骨骼包括：美国加州伯克利大学的 BLEEX^[15]、MIT 外骨骼、哈佛大学的 Soft Exosuit、新加坡南洋理工大学外骨骼（NTU Exoskeleton）、俄罗斯勇士-21 外骨骼、美国雷神公司的 XOS 全身外骨骼系统、意大利的 Body Extender (BE)、韩国大宇造船厂设计的用于帮助工人搬运钢材的 DSME 全身外骨骼、韩国现代汽车公式研发的 HUMA 外骨骼机器人^[16]，美国洛克希德·马丁公司研发的 HULC 外骨骼机器人，法国 RB3D 防务公司与武器装备总署设计的主要用于消防领域的“大力神”外骨骼等。其中，BLEEX, Soft Exosuit, XOS, HUMA 如图 1-1 所示。

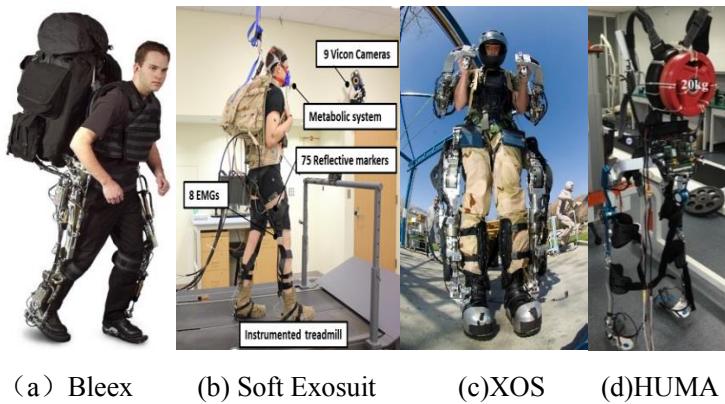


图 1-1 负重增强外骨骼机器人

2) 以康复治疗为目的的下肢外骨骼机器人包括：埃尔格医学技术研发的 Rewalk、美国 EKSO Bionics 公司联合 UC Berkeley、Lockheed Martin 公司共同研发的 EKSO 外骨骼机器人、日本筑波大学 Cybernics 实验室研发的 HAL^[17-19]、美国加州伯克利分校的 eLEGS、美国 Parker Hannifin 公司的 Indego、新西兰 Rex Bionics 的 Rex、欧盟研究开发的基于脑机接口 BCI 控制的 MindWalker、瑞士的联邦技术大学、Hocoma AG 公司和德国神经康复训练中心分别开发了外骨骼系统 Locomat^[20] 和 Hapticwalker 等。Locomat, Rewalk, Hal-5, eLags 如图 1-2 所示。

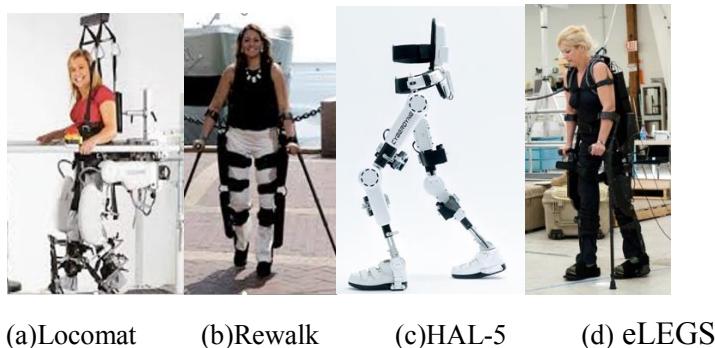


图 1-2 医用外骨骼机器人

3) 助力行走外骨骼机器人及体重支撑外骨骼机器人包括: 日本本田公司研发的体重支撑外骨骼机器人^[21], 日本本田公司研发的步距管理外骨骼机器人 SMA^[22], 蒙彼利埃大学和法国科学研究中心研究的 Moon Walker 体重支撑外骨骼机器人^[23], 日本东京农业科技大学研发的准被动外骨骼机器人^[24]。具体如图 1-3 所示。

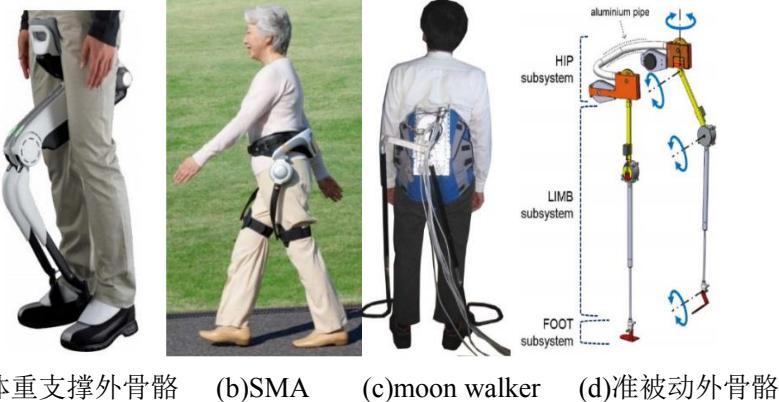


图 1-3 体重支撑及助行外骨骼机器人

(4) 特殊领域的外骨骼包括由美国宇航局和佛罗里达人机互动研究所和休顿海洋空间系统研究室共同研发的应用在航天领域的 X1 外骨骼等。

国内关于下肢外骨骼机器人的研究起步较晚, 其中, 电子科技大学、浙江大学、中科院合肥智能机械研究所等机构为国内较早开展下肢外骨骼机器人研究的科研单位。电子科技大学的程洪和邱静教授团队设计开发了 PRMI 助行外骨骼机器人, 主要面向偏瘫和截瘫患者, 开展了理论和试验研究^[25-26], 同时也进行了助力方向的研究^[27]; 张向刚和秦开宇教授团队也同时对助力和康复两个方向进行了研究^[28-33]; 葛树志教授团队主要对面向康复的外骨骼进行了研究^[34]。浙江大学的杨灿军教授团队开发了采用气压驱动的面向助力外骨骼下肢机器人, 欧阳小平团队开发了面向负重的采用发电机的和液压驱动的外骨骼下肢机器人^[35], 此外王东海在佐治亚理工交换期间对面向骨关节炎疾病的带有摆动相助力的被动式下肢外骨骼进行了研究, 该机器人在髋关节具备动力提供摆动相随动功能, 膝关节采用柔性仿生关节, 支撑功能通过弹性结构吸收人体支撑相的重力实现, 并进行了研究性的试验^[36]。中国科学院合肥智能机械研究所采用多传感器数据融合技术来判断意图和实现控制, 采用两种通用的控制策略, 分别为“关节对关节”的主从随动控制策略和基于人与外骨骼机器人之间的接触力作为输入进行的控制策略。北京理工大学的宋道志教授团队对下肢外骨骼结构、负重机理、动力学和平衡性、腿部约束方式以及多种驱动方式等技术细节和理论进行了研究^[37-39]。哈尔滨工业大学有多个团队开发了不同的下肢外骨骼机器人平台。其中, 杜志江和王伟东教授团队开展了外骨骼的基于灵敏度放大的控制策略研究, 并开展了基于人体运动意图卡尔曼预测的外骨骼机器人控制及实验; 徐本洲教授团队开发了负重增力型外骨骼机器人平台, 崔谨

想在徐本洲教授的指导下研究了人体生物力学^[40]、外骨骼的运动学和动力学，对控制器进行了设计和研究，许长华在金弘哲教授指导下对该外骨骼平台的控制策略和控制系统进行了研究和设计，并进行了几种非负载工况的试验^[41]；郭伟教授团队开发了外骨骼试验平台，指导杨丛为研究了步态样本库，采用逆向动力学的方法对关节扭矩进行预测，并对外骨骼的助力效果进行了初步评估^[42]；孙立宁教授团队开发了康复用下肢外骨骼机器人，完成了结构设计和控制算法的研究，并进行了患者试验^[43]。

中南大学邓华教授课题组开发了下肢外骨骼机器人试验平台，并对步态识别、规划、预测等进行了试验^[44-45]；北京航空航天大学的刘棣斐等开发了液压驱动的下肢外骨骼^[46]；华东理工大学开发了负重型下肢外骨骼机器人平台 ELEbot，并进行了分析测试^[47-48]；西北工业大学和西安交通大学主要对外骨骼机器人所需的脑电、机电和光纤感知技术进行了试验研究^[49]；上海交通大学的谢叻教授指导饶玲军、朱小标设计开发了康复下肢外骨骼机器人^[50-51]；东南大学的王兴松教授、韩亚丽老师团队开发了外骨骼试验平台，进行了步态、动力学和控制的研究^[52-55]，毛玉良教授团队开发了髋关节外骨骼，指导徐继刚开展了外骨骼人机械协调控制计算的研究^[56]。南方医科大学的柴虎等^[57-58]、中科院的朱昕毅^[59]等人和谭先锋^[60]等人、装甲兵工程学院的赖庆仁^[61]、张学胜^[62]等都开展了外骨骼的研究。同时，北京大艾机器人公司和傅里叶智能公司也针对脑所伤，脑中风患者的康复治疗研发了艾动下肢外骨骼机器人和 Fourier X1 下肢外骨骼机器人并面向市场销售。电子科技大学外骨骼 PRMI，哈尔滨工业大学外骨骼 HIT，中科院外骨骼，大艾机器人外骨骼艾动以及傅里叶智能外骨骼 X1 实物图如图 1-4 所示。



(a)电子科大外骨骼 (b)哈工大外骨骼 (c)中科院外骨骼 (d)艾动 (e)傅里叶 X1

图 1-4 国内外外骨骼机器人

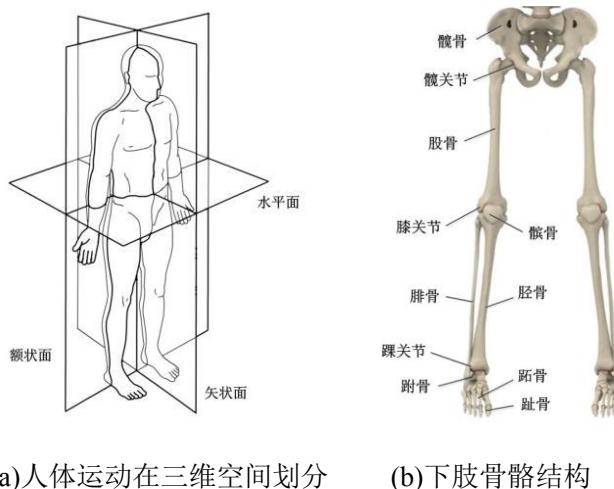
1.3 下肢外骨骼机器人研究综述

目前国内外外骨骼机器人的研究热点方向主要集中在三个方面，一是面向

医疗市场的医疗康复机器人，主要针对脑中风，偏瘫，截瘫，术后运动恢复等运动功能恢复和神经重建。二是面向老年人或正常人的体重支撑，助力助行类外骨骼机器人，三是面向军事领域的负载增强和力量增强外骨骼机器人。三个方向的应用领域不同，但全部与以下三个方面研究高度相关：1) 人体步态运动感知以运动信息提取。2) 人体运动预测及步态相位判别。3) 人机交互协同控制策略。其中，对人体步态的认知是下肢外骨骼机器人机械设计和控制的基础，也是良好穿戴体验的必要条件。人体运动预测和步态相位判别是对人体运动感知的进一步深化，运动预测和相位判别可以帮助外骨骼机器人感知人体将要进行的动作以及当前所处的步态相位，有助于外骨骼机器人制定合理的控制策略。人机交互协同控制策略是下肢外骨骼机器人功能实现的关键，也是研究热点和难点。

1.3.1 人体运动捕捉

人体运动的研究始于解剖学，一般将人体的运动在三维空间中进行划分，分别为矢状面，冠状面和水平面。从关节运动自由度上讲，髋关节和踝关节各有3个自由度，髋关节包括屈曲/拉伸、内展/外收，内旋/外旋，踝关节包括趾屈/背屈，内翻/外翻和自旋，膝关节是旋转和平移组成的复合运动，盆骨关节有3个旋转运动和3个平移运动^[63]。人体在三维空间中的划分和人体关节结构如图1-5所示。



(a)人体运动在三维空间划分 (b)下肢骨骼结构

图 1-5 人体运动在三维空间划分及下肢外骨骼结构

人体步态运动的获取可以通过目测法、足印法、光学信号法、超声信号、压力信号等^[64]。其中，基于摄像头的光学动作捕捉设备配合足底测力板是目前步态测量最精确的设备。一般光学动作捕捉实验需要在生物力学实验室进行，通过在人体关键部位贴光点，使用光学动作捕捉系统捕捉人体运动，进而提取人体运动信息，通过足底测力板检测足底和地面的作用力，获取人体足底与地面力的信息。典型的光学动捕系统如图1-6所示。



图 1-6 Qualisys 动作捕捉系统

人体步态动作捕捉系统数据准确，可靠性高，缺点是设备昂贵，实验过程和数据处理繁琐，实验场地受限，数据无法实时处理和呈现。因此，伯克利大学 Tomizuka 团队使用可穿戴被动外骨骼采集架和智能鞋相结合，设计符合人体工程学的轻量被动外骨骼，通过外骨骼的关节编码器获得人体关节运动数据，通过安装在足底的压力传感器感知人体与足底压力信息，从而获取人体运动状态的实时数据，具体如图 1-7(a)所示^[65]。南洋理工大学设计了基于关节角度传感器的内外骨骼用于捕获人体运动信息，如图 1-7(b)所示。中国的诺亦腾公司使用惯性传感器附着于身体表面，其全身动作捕捉系统多达 32 个节点，分布在足部，小腿，大腿，背部，手部，小臂，大臂，头部，通过获取穿戴者的运动学参数，计算穿戴者的空间运动轨迹，达到捕捉人体运动的目的，具体如图 1-7 (c) 所示。



(a)BLEEX 人体运动捕捉设备 (b)南洋理工内外骨骼 (c)诺亦腾人体动作捕捉系统

图 1-7 人体运动捕捉系统

1.3.2 运动预测及步态分相

人体运动预测和步态相位划分是对人体运动感知的进一步深化，由于人体的关节运动信号及人机交互力信号迟后于人体运动意图，不利于下肢外骨骼机器人的实时控制，因此通常需要使用一定的手段加以预测。针对人体关节角度或者人机交互力迟后于人体运动意图的问题，中南大学的吴昌伟实验了卡尔曼滤波、牛顿预测器和改进牛顿预测器来预测下一采样周期时关节角度^{[45]46-61}；中科大的孙兆君使

用了自回归模型 AR、递推最小二乘法和最小预报误差准则组成的新方法预测行走过程中人机交互力^[66]；哈工大的杨丛为使用相似性作为度量标准，匹配度高时使用相似度大的样本步态的关节力矩作为预测值，相似度低时使用 ARMA 模型进行预测^{[42]23-38}。河北工业大学的申森则使用了极限学习机，OIF Elman 神经网络和快速正交搜索算法进行了对人体关节角度预测进行了仿真研究^[67]，周攀使用非线性时间预测 Takens 算法实现了对人体关节角度的预测。

人体运动过程中的相位变化情况是人体步态评估的重要指标，不同的步态相位对应不同的动力学模型。一般可以将人体分为 8 个相位，包括：初始接触，负载响应，站立中期，站立后期，摆动前期，初始摆动，摆动中期和摆动末期。整个步态周期中，站立态包括初始接触，负载响应，站立中期，站立后期五个相位，约占步态周期的 62%，摆动态包括初始摆动，摆动中期，摆动末期三个相位，约占步态周期的 38%，人体行走的步态相位变化情况如图 1-8 所示。

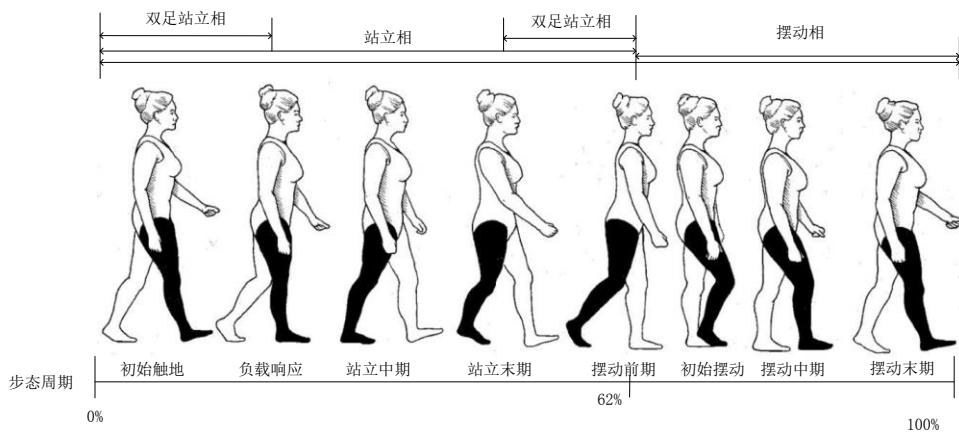


图 1-8 行走步态相位变化

人体步态相位可以通过足底压力进行划分，足底压力的获取方式包括测力板，气囊压力传感器，薄膜压力传感器等。其中，由于足底测力板一般价格昂贵，虽然可以获得精确的足底力的测量，但难以满足长时间多场景的足底压力获取。因此，美国加州伯克利大学开发了基于足底气囊压力的智能鞋以获得行走过程中足底与地面的作用力，如图 1-9(a)所示。根据行走过程中足底压力的变化情况，北京大学的陈宝军等使用了有薄膜压力传感器构成的鞋垫以感知行走过程中压力变化情况，如图 1-9(b)所示。Hyun D 使用了足底压力阈值判断实现了对摆动态和支撑态的划分^{[16]7-8}，Kong K 制定了步态分相模糊逻辑表，使用模糊逻辑策略成功实现初始接触，负载响应，站立中期，站立末期，摆动前期共六个相位的划分^[68]，针对行走过程中隐含的步态转移特性，Bae J 使用了隐马尔可夫策略实现了对步态的六个相位的划分，并比较了正常人的步态相位转移矩阵和帕金森病人的步态相位转移矩阵^[69]。对步态进行合理的分相，根据不同的步态相位所表征的运动学、动力学特征采

用不同的控制策略，对于实现外骨骼机器人的协调控制至关重要。



图 1-9 足底压力获取方式

1.3.3 外骨骼机器人控制策略

外骨骼运动规划和控制策略是外骨骼机器人功能实现的关键问题。目前国内对外骨骼机器人步态的规划方法大致可以分为以下几种。

1) 约定步态规划策略：预先将采集好的健康成人临床步态分析（CGA）数据存入外骨骼控制器中，然后根据不同步态提供相应的 CGA 数据对各个关节进行驱动^[70]。X1、本田助行器、eLEGS、Rewalk、REX、Mind Walker、HAL-5、Indego 等均采用了这种控制策略。

2) 主从控制法：通过传感器（如附着在人体上的角度传感器，姿态传感器，足底压力传感器，肌肉电传感器，脑机接口等）实时捕获人体运动信息，通过分析得到各个关节的轨迹信息，下发给外骨骼机器人，实现外骨骼机器人与人体的主从随动。南洋理工大学大学的 Xiaopeng Liu 通过内外骨骼获取人体运动信息，根据人体运动状态及 ZMP 策略规划外骨骼机器人的运动，实现人体的力量放大及负载增强^[71]，其内外骨骼和外骨骼机器人如图 1-10 所示。



图 1-10 南洋理工外骨骼机器人

3) 灵敏度放大策略：将人施加的力到外骨骼输出的传递函数定义为灵敏度函数，目标是通过控制器的设计使得该灵敏度函数最大化，从而实现用很小的力就能

改变外骨骼的动作^[72]。美国加州伯克利大学下肢外骨骼机器人 BLEEX 首次使用了这种控制策略，并建立了 3 种步态的动力学模型：单腿支撑态（七连杆动力学模型）、双腿支撑态（每条腿都建立三连杆动力学模型）、一腿支撑及一腿冗余态（支撑腿建立三连杆动力学模型，冗余腿建立四连杆动力学模型），根据逆动力学模型和力传感器共同感知人机交互信息，设计控制器使人施加到外骨骼上的力放大，实现人机协同运动^[73]，其双腿支撑态和单腿支撑态控制策略分别如图 1-11 和图 1-12 所示。

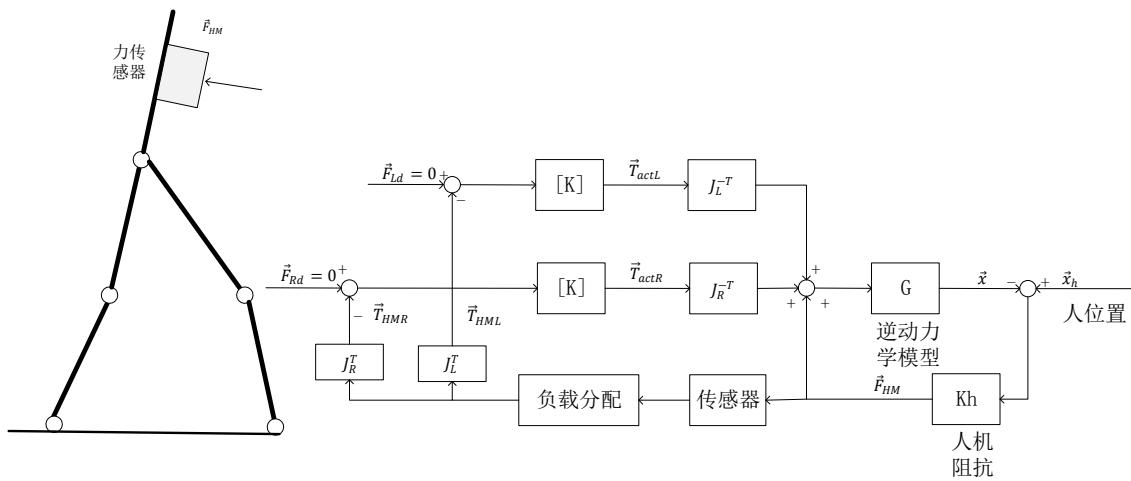


图 1-11 BLEEX 双腿支撑态控制策略

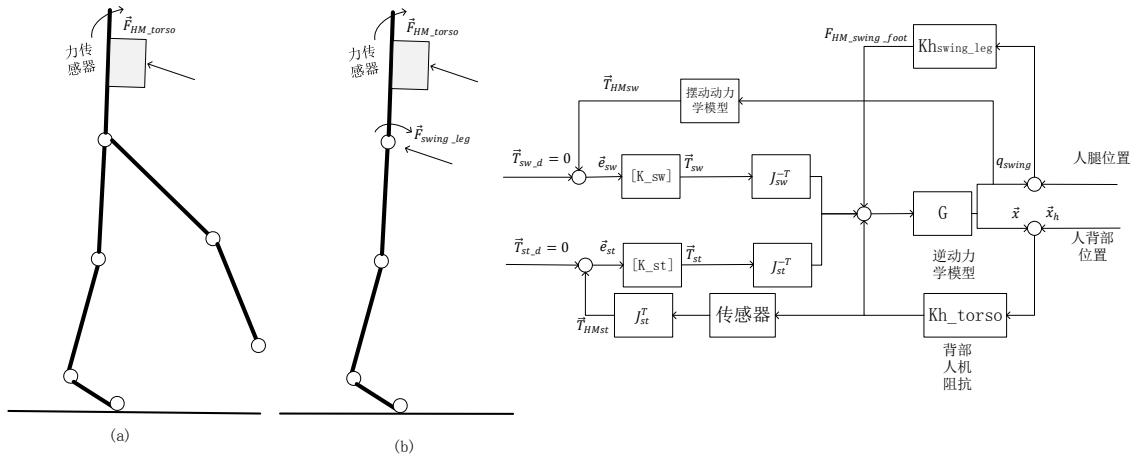


图 1-12 BLEEX 单腿支撑态控制策略

4) 最小人机交互力策略：通过力传感器检测人机交互力，构建合理的人机交互模型，根据获取的人机交互力和人体运动状态改变外骨骼机器人的运动状态，达到人机之间协调运动的目的。哈工大机器人国家重点实验室的外骨骼机器人^[74]，中科院合肥智能制造所^[75]的外骨骼机器人控制均采用了这种方法，其中，哈工大国家重点实验室外骨骼控制策略如图 1-13 所示。

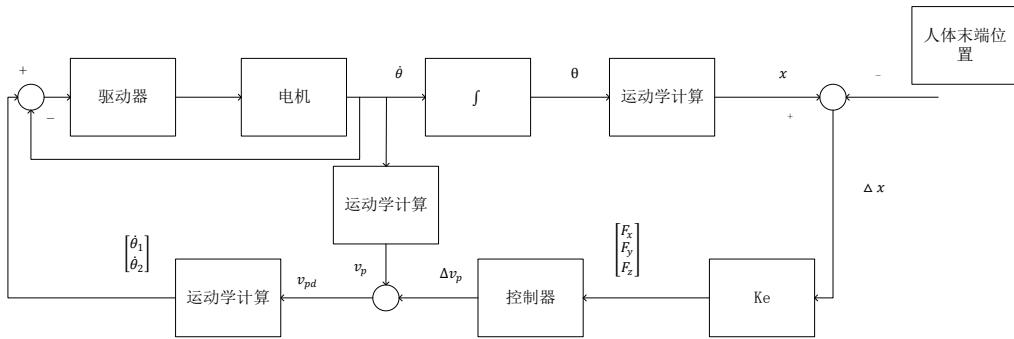


图 1-13 哈尔滨工业大学国家重点实验室外骨骼控制策略

5) 导纳成型法及足底压力法: 本田美国研发中心使用导纳成型法完成了对步距管理设备 SMA 的控制, 其思想是通过建立单关节人机耦合系统模型, 设计控制器, 其控制目标为 人机耦合系统的幅频曲线可以在需要的频域范围内覆盖人体关节运动模型的幅频曲线, 以达到放大人体步距, 减少肌肉用力的目的^[76]。而东京农业大学研发的准被动外骨骼机器人则足底压力传感器感知机器人与地面接触力的大小, 在摆动态是外骨骼随人体自由摆动, 在支撑态膝关节锁死提供支撑^[77]。步距管理设备及人机耦合模型以及准被动外骨骼如图 1-14(a)和图 1-14(b)所示。

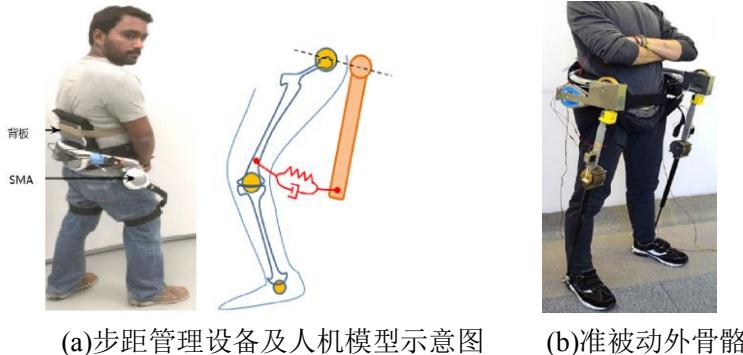


图 1-14 助力及体重支撑外骨骼

以上的外骨骼控制策略中, 约定步态策略会降低人体行走的自由程度, 只能实现人体被动跟随机器行走, 难以实现人体对外骨骼机器人的主动控制。主要控制方案难点是人体运动数据和运动意图获取困难, 外骨骼机器人迟后于人体运动。灵敏度放大策略需要构建精准的系统动力学模型, 系统参数的摄动对控制效果的影响较大, 而且系统动力学模型时变; 基于最小人机交互力的控制策略需要合理区分人机交互力和外骨骼机器人与环境的交互力, 并且交互力信号迟后于人体意图信号; 导纳成型控制则主要应用在髋关节助行机器人上, 机器人与要求地面不接触(有地面接触时, 不容易构建人机耦合模型), 足底压力控制则一般用于被动式或准被动式外骨骼机器人, 使用场景受限。综上所示, 下肢外骨骼机器人尚无成熟统一的控制框架^[78], 其控制策略一直是研究热点和难点。

1.4 本文主要研究内容

基于对国内外外骨骼机器人研究现状的调查和分析，总结了下肢外骨骼机器人研究的重点内容，针对人体步态运动采集，人体运动预测和步态识别，下肢外骨骼机器人控制几个方面分别展开研究。

(1) 拟开发轻量化人体步态运动采集设备，通过其与人体绑缚获取人体运动数据，研发智能压力鞋，使用安装在足底合适位置的薄膜压力传感器感知人体运动过程中的足底压力。拟使用 Labview 设计上位机显示界面，实现关节曲线的在线显示存储及简单分析，使用 MYSQL 构建步态数据库，存储健康人体的步态数据信息。分析不同个体不同速度下人体步态运动信息，拟合合适的步态运动函数，并进一步在外骨骼机器人上实现固定步态的运动。

(2) 在人体步态预测方面，拟使用绑缚在身体表面的惯性传感器获取人体运动信息，针对惯性传感器信号迟后于人体运动意图的问题，将 Takens 非线性时间序列预测的方法应用在步态数据的预测上，更进一步，改进现有的 Takens 预测算法，提高步态预测的准确率和稳定性。针对 Takens 算法短时预测效果差的问题，提出基于高增益观测器的牛顿预测法，在短时预测上取得了更好的效果。

(3) 在人体步态分相方面，针对现有的模糊逻辑分相受设定阈值和灵敏度系数影响大，稳定性差的问题，提出改进的模糊逻辑分相策略；由于人体相位的分布概率密度函数近似高斯分布，拟采用混合高斯模型进行人体步态分相，结合足底与地面接触时信号变化的规律以及人体步态相位转移的规律，引入足跟着地，足尖离地约束并使用隐马尔可夫模型对步态分相结果进行进一步校正，新的步态分相策略具有更加好的准确性和鲁棒性。

(4) 拟分析下肢外骨骼机器人的运动学和动力学特性，构建外骨骼机器人运动学模型和动力学模型，对下肢外骨骼机器人动力学模型进行辨识，并对辨识结果进行实验验证。拟采用带有预测的末端空间主从控制策略实现外骨骼机器人与人体的协同运动问题，在支撑态和摆动态使用不同的控制策略控制下肢外骨骼机器人。具体策略为在支撑态构建机器人与地面接触的阻抗模型，提高人机系统的步行效率；在摆动态通过扰动观测器估计人体对外骨骼机器人施加力，进而使用基于位置的阻抗控制提高外骨骼机器人在摆动态的柔顺性。

第2章 人体步态采集系统

步态采集是认识和了解人体步态运动的前提条件，也是下肢外骨骼机器人结构设计和功能实现的前提。传统的光学动作捕捉系统受限于设备昂贵、场地受限、数据处理繁琐等问题，难以广泛应用。本章将搭建基于角度传感器和薄膜压力传感器的人体步态采集系统，编写上位机显示界面并搭建人体步态数据库，同时，对采集到的人体步态数据进行分析，获取函数化的人体步态曲线并将其应用在下肢外骨骼机器人的固定步态控制中。

2.1 人体步态采集系统平台

机械式可穿戴式的人体步态采集设备相比于绑缚在身体表面的惯性传感器具有更强的鲁棒性和稳定性，因此采用拟人结构设计了下肢人体步态采集系统，采集外骨骼本体采用碳纤维材料，以降低其质量，由于关注人体在矢状面上的关节运动，且下肢外骨骼机器人踝关节没有动力，设计了具有四个关节自由度的人体步态采集设备，包括髋关节、膝关节的屈曲/拉伸自由度。整个人体步态采集设备传感器主要由两部分构成，包括检测关节运动的角度传感器和检测足底压力的压力传感器，角度传感器使用磁编码器 AS5600，具有 12 位采样精度，压力传感器使用薄膜压力传感器 FlexiForce A401，其标准量程为 0-110N，可以通过改变输入电压或比较电阻改变其量程，外骨骼采集架示意图如图 2-1(a)所示，足底压力采集设备如图 2-1(b)所示。



(a)人体关节运动采集设备 (b)足底压力测量设备及传感器分布

图 2-1 人体步态运动采集设备

足底压力变化是反应人体步态运动规律的一个重要特征，薄膜压力传感器比较其他压力传感器具有更加轻便的重量和更小的体积，利于集成在鞋底有限的空间中，研究表明，足底压力分布可以有效降维到足跟，第四趾指，第一趾指，足尖四处^[79]，因此将四个薄膜压力传感器放置在相应位置上。实验显示，自研的人体步态采集设备可以有效获取人体运动过程中的髋关节、膝关节运动数据和足底压力

变化数据。

2.2 上位机显示及步态信息存储

人体步态采集系统共由 2 个髋关节角度传感器和 2 个膝关节角度传感器构成以及两路足底压力传感器构成，为了增加数据的传输速度以及数据采集的灵活性，采用左腿和右腿分别使用 2 个节点控制器分别负责数据的采集和上传，为了提高数据上传的速度，节点控制器与上位机使用 USB 通讯，整个通讯拓扑结构如图 2-2 所示。

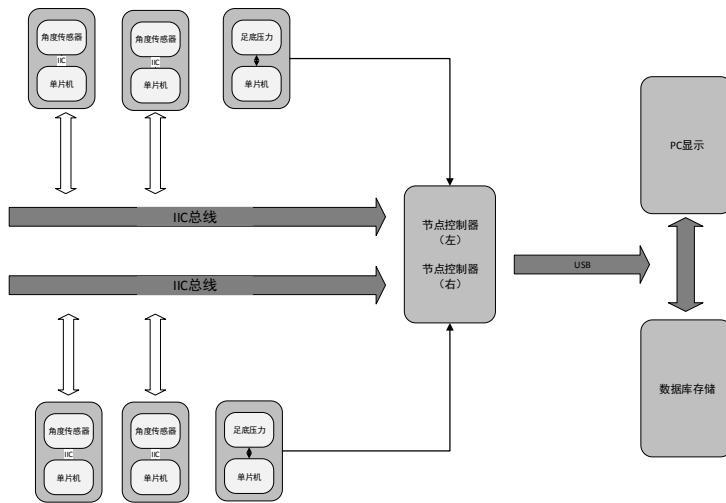


图 2-2 人体步态采集设备通讯拓扑

使用该人体步态采集设备获取的一组典型关节步态曲线和足底压力变化曲线如图 2-3 所示。

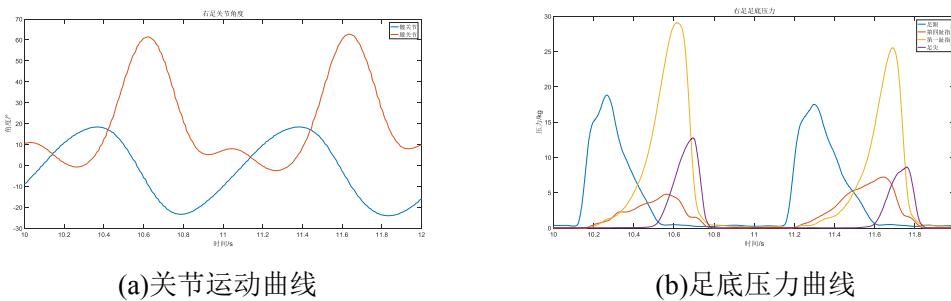


图 2-3 典型人体关节运动曲线及足底压力曲线

基于人体步态采集系统数据实时显示的需求，使用 LABVIEW 搭建了步态采集实时显示平台，LABVIEW 作为一种图形化编程语言，有友好的图像化显示接口和数据存储接口。针对人体步态采集系统，设计了如图 2-4 所示的人体步态采集系统上位机显示界面。其主要功能包括两路并行通讯接口，使左节点控制器和右节点控制器可以与上位机同时通讯或单独通讯，设计了左髋关节，左膝关节，右髋关节，

右膝关节共四个图像化角度界面，可以实时显示上传的关节角度信息，通过对关节角度信息求导，获得图像化的关节速度信息。与此同时，使用 LABVIEW 提供的插件，可以实现对图像的收缩，放大，平移，清除以及存储，可以实现对数据进行滤波等数据处理。为了进一步显示三维人体步态的运动姿态，使用 LABVIEW 的 ROBOTICS 模块导入了下肢外骨骼机器人的模型跟随人体步态运动，可以观察到实时变化的三维模型会产生同样的三维步态运动。

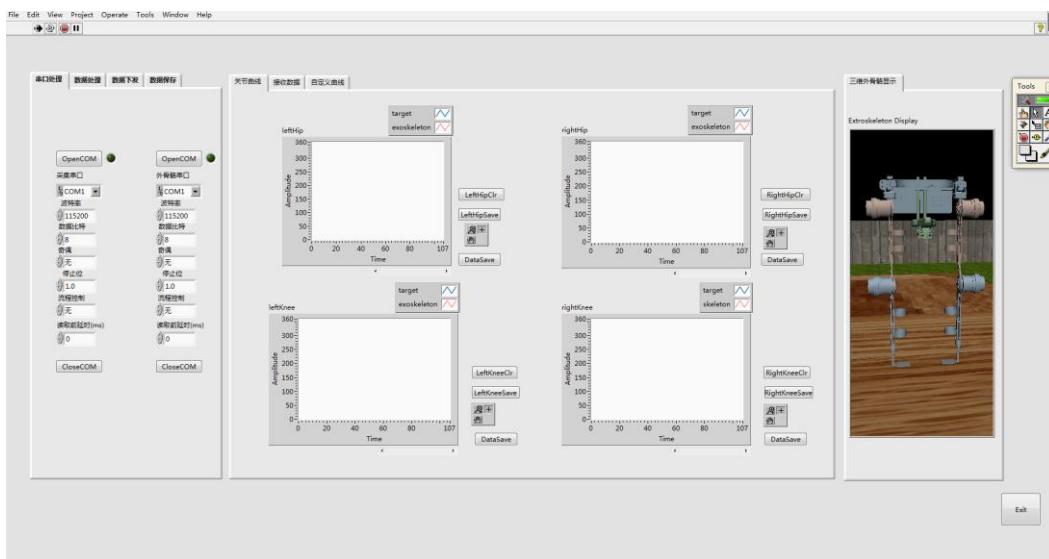


图 2-4 人体运动采集设备上位机

分析人体步态的数据特征和规律离不开大量步态数据的采集，文件夹式的人体步态数据存储不利于大量数据的存储和分析，因此，选用合适的数据库对人体步态数据进行存储是必要的。

MySQL 是一种开放源代码的关系型数据库管理系统（RDBMS），MySQL 数据库系统使用最常用的数据库管理语言--结构化查询语言（SQL）进行数据库管理。

MySQL 数据库具有以下优点：

- 1) 速度：MySQL 速度很快，开发者声称 MySQL 可能是目前能得到的最快的数据库
- 2) 容易使用：MySQL 使用结构化查询语言 SQL，相对简单，与一些更大系统的设置和管理相比，其复杂程度较低。
- 3) 价格：针对个人免费
- 4) 兼容性强：可以在 Windows, Linux, Unix 不同平台使用，兼容 C, C++, Eiffel, Java, Perl, PHP, Python, Ruby, and Tcl 等不同语言
- 5) 连接性和安全性：MySQL 是完全网络化的，其数据库可在因特网上的任何地方访问，因此，可以和任何地方的任何人共享数据库。而且 MySQL 还能进行访问控制，可以控制哪些人不能看到您的数据。

因此选用 MYSQL 数据库搭建步态采集信息的数据库。

基于对步态数据存储的要求，构建了 MYSQL 数据库，用于存储采集到的数据，主要包括对采集人的基本信息，采集时间，采集地点，数据采集方式，步态数据的存储，存储需求如图 2-5 所示。基于单次步态采集过程中的关系，可以在 MYSQL 中建立采集人，采集地点，采集时间，采集参数，步态数据这样 5 个基本表。基于存储需求整理表与表之间的具体关系，考虑到每个采集人可以进行多次采集，因此采集人与采集参数是一对多的关系；每个采集人可以对应不同的采集时间和采集地点，相同的采集时间和采集地点可以对应不同的人，相同的时间可以对应不同的地点，不同的地点可以对应同一个时间，因此采集人与采集地点以及采集时间互为多对多的关系。一次采集参数和一次采集数据为一一对应关系，一次采集数据要分为很多行来存储，因此采集参数与步态数据是一对多的关系。另外考虑到可能要对步态数据做一些其他处理或滤波，因此新构建了一个表数据处理表，每个采集参数对应多种数据处理方式。根据表与表之间的对应关系，可以构建数据库 EER 图，更进一步，使用 Mysql workbench 实现步态数据的存储。

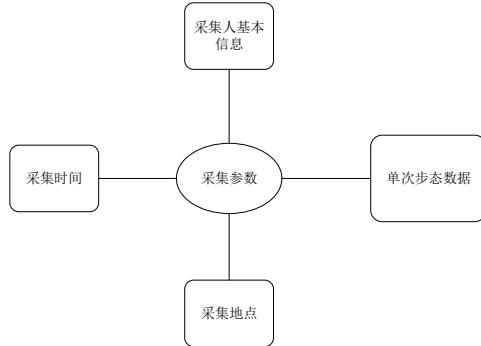


图 2-5 数据库存储需求

构建步态数据库后，由于 MATLAB 具有较强的数据分析和处理能力，设计了 MATLAB 和 MYSQL 的联合查询接口，可以在 MATLAB 上使用命令行直接查询步态数据库中的数据，查询命令和查询曲线如图 2-6(a), 2-6(b)所示。

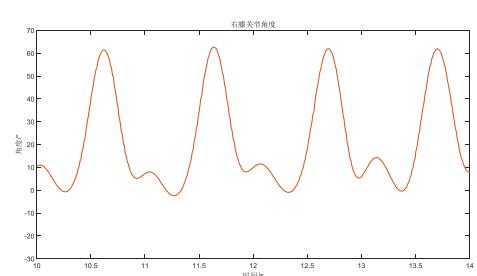
```

Please input a command(varchar):"query"
please input a query_command(varchar):"name"
'李晓智'
choose a name:'李晓智'
序号 姓名 性别 地址 手机 邮箱 身高 体重 大腿长 小腿长
[1] 李晓智 '男' [23] 安徽省蚌埠市 '18018799074' '1172313314' [170] [60] [49] [38]

show collection record;"showall"
选择序号 采集方法 步态类型 步速 步距 采集时间 采集地点
[1] excodeletem 'treddll1-walk' [1] [0] '2016-9-14-21:0-37' '2016-9-14-21:0-37'
[2] excodeletem 'treddll1-walk' [1,2000] [0] '2016-9-14-21:16-12' '2016-9-14-21:0-37'
[3] excodeletem 'treddll1-walk' [1,4000] [0] '2016-9-14-21:23-50' '2016-9-14-21:0-37'
[4] excodeletem 'treddll1-walk' [1,6000] [0] '2016-9-14-21:26-0' '2016-9-14-21:0-37'
[5] excodeletem 'treddll1-walk' [1,8000] [0] '2016-9-14-21:28-37' '2016-9-14-21:0-37'
[6] excodeletem 'treddll1-walk' [1,8] [0] '2016-9-14-21:35-0' '2016-9-14-21:0-37'
[7] excodeletem 'treddll1-walk' [2,2000] [0] '2016-9-14-21:38-22' '2016-9-14-21:0-37'
[8] excodeletem 'treddll1-walk' [2,4000] [0] '2016-9-14-21:40-10' '2016-9-14-21:0-37'
[9] excodeletem 'treddll1-walk' [2,6000] [0] '2016-9-14-21:42-13' '2016-9-14-21:0-37'
[10] excodeletem 'treddll1-walk' [2,8000] [0] '2016-9-14-21:44-27' '2016-9-14-21:0-37'
[11] excodeletem 'treddll1-walk' [3,2000] [0] '2016-9-14-21:45-37' '2016-9-14-21:0-37'
[12] excodeletem 'treddll1-walk' [3,4000] [0] '2016-9-14-21:49-33' '2016-9-14-21:0-37'
[13] excodeletem 'treddll1-walk' [3,6000] [0] '2016-9-14-21:51-29' '2016-9-14-21:0-37'
[14] excodeletem 'treddll1-walk' [3,8000] [0] '2016-9-14-21:54-31' '2016-9-14-21:0-37'

```

(a) 查询命令



(b)查询曲线

图 2-6 Matlab 联合 MySql 查询步态数据命令及显示

2.3 人体步态运动分析

人体步态运动数据的分析与研究在许多领域具有重要作用，包括临床诊断，康复工程，人机工程学，体育科学，仿生机构与仿生制造等。研究人体步态运动规律和运动特征，有助于下肢外骨骼机器人的结构设计，认识人体行走规律和行走原则，有助于外骨骼机器人控制策略的实现。

2.3.1 步态数据分析

整个步态周期中髋关节膝关节踝关节的角速度变化如下图所示，其中，髋关节角度增大方向为屈曲方向，角度减小方向为拉伸方向，膝关节角度增大方向为拉伸方向，角度减小方向为屈曲方向，踝关节角度增大方向为背屈方向，减小方向为趾屈方向，关节曲线变化如图 2-7 所示。

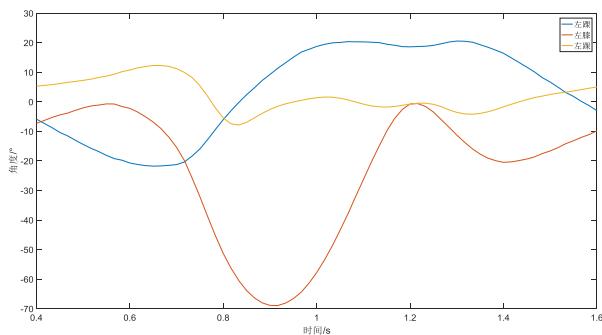


图 2-7 典型步态周期下关节角度变化

使用图 2-1 所示的人体步态采集系统，采集者在跑步机上运动，采集人体步速从 1.0km/h 到 5.8km/h 每隔 0.2km 下的人体步态轨迹。在 2km/h，身高 170cm，体重 55kg 的测试者的一段人体步态曲线如下所示，其中，膝关节角度增加方向为屈曲方向，角度减小方向为拉伸方向，髋关节角度增加方向为拉伸方向，角度减小方向为屈曲方向，运动数据如图 2-8 所示。

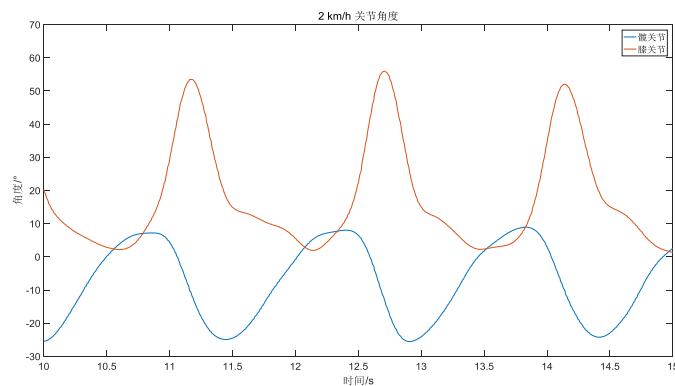


图 2-8 2 km/h 下人体关节运动

对测试者步态相位进行分析，截取的时间从 25.81s 到 28.97s 的步态片段，此时髋关节和膝关节角度如图 2-13 中所示，截取的片段中包含两个步态周期，结合拍摄的步态视频和关节数据以及足底压力数据，对右腿进行分相，其中 25.81s 到 26.46s 过程中右腿处于摆动态，26.46s 到 26.64s 处于双足支撑态，该状态从右足足跟着地开始，到左足足尖离地结束，26.64s 到 27.22s 处于单足支撑态，此时左足悬空，27.22s 到 27.41s 处于双足支撑态，其状态从左足足跟着地开始，到右足足尖离地结束，从 25.81s 到 27.41s 组成了一个完整的步态周期。整个时间段的相位变化如图 2-9 所示。

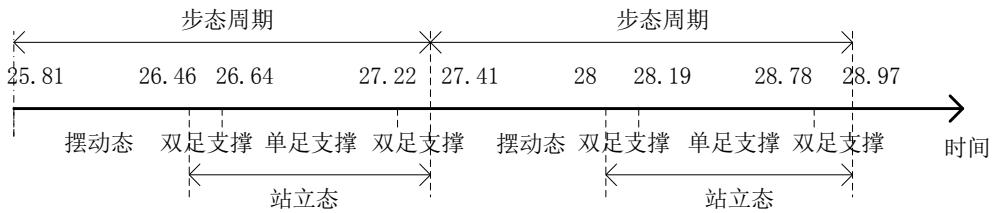


图 2-9 运动过程中步态相位变化

可以看到，一个典型的步态周期中支撑态占 59%-62%，其中双足支撑态大概占 23%-24%，步态进行过程中，摆动态，双足支撑态，单足支撑态，双足支撑态交替出现。结果表明，采集到的步态数据符合人体行走相位变化的一般规律。身高 170cm，体重 55kg 的健康成年人在跑步机上以 2km/h 速度运动，对获得的数据进行三次样条插值，滤波，一次求导获得关节转动速度，两次求导获得加速度，其髋关节角度，加速度，角加速度变化情况如下表 2-1 所示。

表 2-1 2km/h 下髋关节角度，加速度，角加速度数据统计

参数	角度 (°)	角速度 (° /s)	角加速度 (° /S ²)
最大峰值	9.6597	99.0622	708.1079
最小峰值	6.2787	61.0312	285.9461
平均峰值	8.2259	76.7769	494.5211
最大峰谷	-28.28	-123.5658	-686.7112
最小峰谷	-24.2705	-92.4727	-264.5565
平均峰谷	-26.4465	-106.5799	-510.6622

相应的，同样速度下膝关节角度，加速度，角加速度变化情况如下表 2-2 所示。

可以发现，2 km/h 行走时人体最大角速度及最大角加速度已经很大，对人体步态进行统计和分析对于下肢外骨骼机器人的结构设计，电机减速器等关零部件选型具有重要意义。

表 2-2 2km/h 下膝关节角度、加速度、角加速度数据统计

参数	角度 (°)	角速度 (° / s)	角加速度 (° / S ²)
最大峰值	59.379	256.5512	1515.684
最小峰值	50.3553	147.9744	816.3106
平均峰值	55.0602	209.1031	1092.0131
最大峰谷	-2.8271	-214.2467	-2682.9469
最小峰谷	4.8867	-140.5274	-1783.8497
平均峰谷	1.0202	-173.0336	-2193.603

2.4.2 步态回归模型

人体步态的图像描述有直观，易于表达的特点，广泛应用在步态运动学和动力学分析中，但图形化的数据只可以用以定性分析问题，难以深刻认识步态运行的本质。实际上，人的直立行走涉及个人意志、众多神经、肌肉、骨骼和关节及外部复杂环境^[80]，就自然步态讲，具有身体平稳、步长适当和能耗最少的特点^[81]。单就摆动态讲，腿在摆动相的运动仅受重力影响，可以近似为一个复合钟摆模型已经得到证实^[82]，中枢模式发生器（CPG）理论认为，人体的步态运动是一种节律性运动，由位于生物体脊髓中的中枢模式发生器控制^[83]。这些研究为人体步态运动回归模型提供了基础。

人体的步态运动看为有一定规律的节律运动，从频率的角度分析，固定步速的人体步态运动具有固定的频率特性，步态运动的基波周期主要由步态运动的神经中枢控制，步态运动的谐波周期主要由一些平衡原则，肌肉，外界环境等因素造成。因此在对步态数据模型进行回归分析时，可以先对步态数据进行傅里叶变换，分析不同速度下步态的频谱特性曲线，分析其频率组成，使用最小二乘拟合获得步态回归模型。比如当步速为 2km/h 时，对人体右髋关节进行频谱分析，进行 fft 变换后如图 2-10 所示。

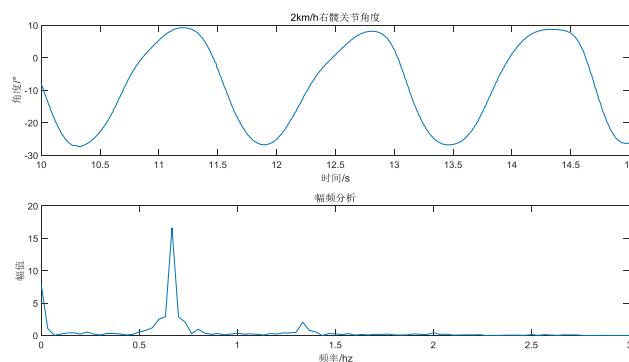


图 2-10 2km/h 下右髋关节 FFT 变换

图 2-10 中，上面是步速为 2km/h 时右髋关节的步态数据，下面是 FFT 变化后的频谱图，根据步态的频谱图，可以看到整个髋关节的步态曲线可以看做由直流分量，一次谐波，二次谐波，三次谐波组成，四次谐波组成成分共同组成的曲线，更高阶的谐波分量幅值已经比较小，基本可以忽略，步态数据的频率成分如表 2-3 所示。

表 2-3 2km/h 右髋关节曲线频率成分组成

右髋关节	直流分量	一次谐波	二次谐波	三次谐波	四次谐波
幅值	-6.804	17.16	2.851	0.6484	0.3271
频率(hz)	0	0.6993	1.399	2.098	2.797

在获得步态髋关节的 fft 变化信息后，可以使用 matlab 曲线拟合工具 cftool 对髋关节步态曲线进行最小二乘法拟合，根据表 2-3，可以假设人体髋关节的步态曲线公式如下：

$$\begin{aligned} f(t) = & -0.618 + 17.16 \sin(2\pi \times 0.6993(t + \varphi_1)) \\ & + 2.851 \sin(2\pi \times 1.399(t + \varphi_2)) \\ & + 0.6484 \sin(2\pi \times 2.098(t + \varphi_3)) \\ & + 0.3271 \sin(2\pi \times 2.797(t + \varphi_4)) \end{aligned} \quad (2-1)$$

其中，参数 t 为时间，参数 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ 为相角偏移，使用 Matlab 工具箱 cftool 进行最小二乘曲线拟合，右腿髋关节拟合结果如图 2-11 所示。

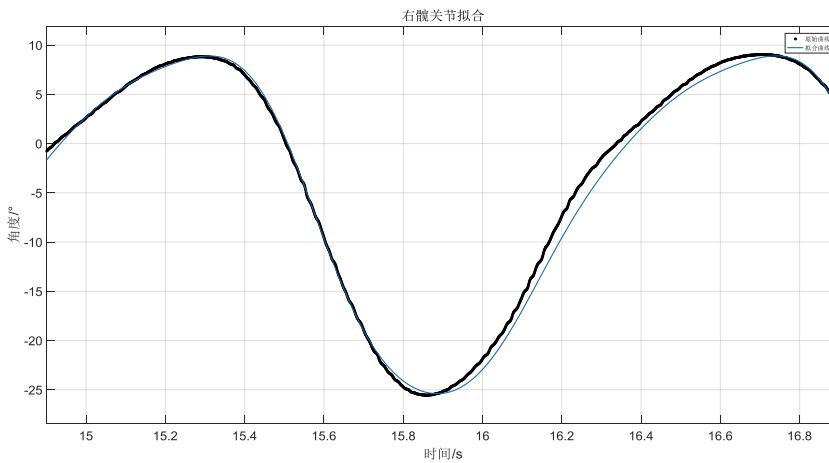


图 2-11 髋关节最小二乘拟合

图 2-11 中黑色曲线是原有曲线，蓝色曲线是拟合后的步态曲线，拟合曲线和实际曲线稍有偏差，拟合曲线和时间曲线差异见表 2-4 所示。根据拟合后的结果，我们可以获得相角偏移如式（2-2）所示。

$$\begin{aligned}
 \varphi_1 &= 0.8866 \\
 \varphi_2 &= 0.4431 \\
 \varphi_3 &= 0.4296 \\
 \varphi_4 &= 0.7132
 \end{aligned} \tag{2-2}$$

表 2-4 右髋关节拟合误差

参数	和方差	确定系数	均方根
值	7.249	0.9996	0.334

为了表达上的简便以及更好的寻找不同步速下的步态规律变化，把上面的函数写成矩阵的形式如下所示：

$$rh = \begin{pmatrix} -6.804 & 0 & 0 \\ 17.16 & 0.6993 & 0.8866 \\ 2.851 & 1.399 & 0.4431 \\ 0.6484 & 2.098 & 0.4296 \\ 0.3271 & 2.797 & 0.7132 \end{pmatrix} \tag{2-3}$$

其中 rh 代表右髋关节，矩阵的第一列表示不同频率的幅值大小，分别为直流分量，一次谐波幅值，二次谐波幅值，三次谐波幅值，四次谐波幅值，第二列为相应的频率大小，第三列为相应的相角偏移。

对 2km/h 下的膝关节步态函数曲线进行 fft 变换，结果如图 2-12 所示。膝关节曲线相对髋关节更加复杂，其频率成分也比髋关节复杂一些，包含了直流分量，一到五次谐波分量。使用同样的方法对膝关节曲线进行拟合，膝关节的步态拟合结果如图 2-13 所示。

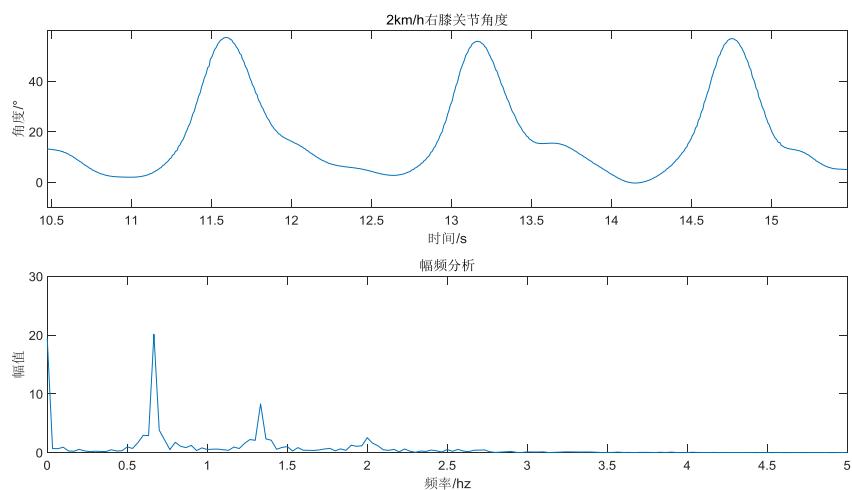


图 2-12 2 km/h 下右膝关节 FFT 变换

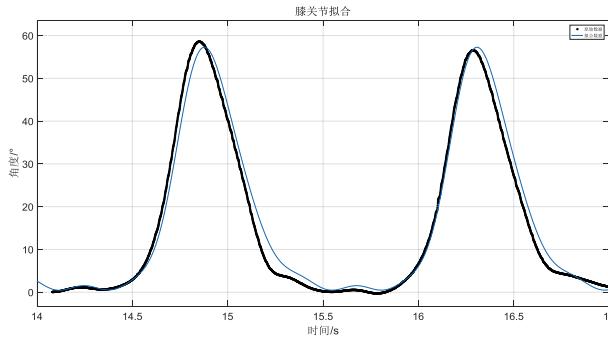


图 2-13 髋关节最小二乘拟合

获得拟合公式如下所示：

$$\begin{aligned}
 f(t) = & 16.82 + 24.18 \sin(2\pi * 0.6993(t + \varphi_1)) \\
 & + 11.26 \sin(2\pi * 1.399(t + \varphi_2)) \\
 & + 4.032 \sin(2\pi * 2.098(t + \varphi_3)) \\
 & + 1.145 \sin(2\pi * 2.797(t + \varphi_4)) \\
 & + 0.8177 \sin(2\pi * 3.497(t + \varphi_5))
 \end{aligned} \quad (2-4)$$

写成矩阵形式如下所示：

$$rk = \begin{pmatrix} 16.82 & 0 & 0 \\ 24.18 & 0.6993 & -0.2531 \\ 11.26 & 1.399 & 1.011 \\ 4.023 & 2.098 & 0.5013 \\ 1.145 & 2.797 & 0.2505 \\ 0.8177 & 3.497 & 0.1175 \end{pmatrix} \quad (2-5)$$

其中 rk 表示膝关节。使用同样的方法可以分别对 1km/h 到 6km/h 每间隔 1km/h 的人体步态运动进行函数化表示，其他步态速度可以通过对相邻步步态参数进行插值实现。其中，人体步态速度为 4km/h 时，经过函数化步态模型获得的人体各关节步态如图 2-14 所示。

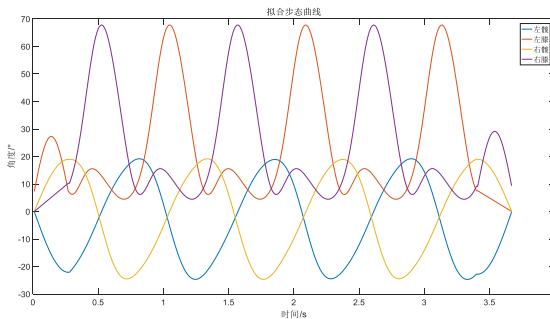


图 2-14 函数化步态拟合曲线

2.4 外骨骼固定步态实验

为验证拟合离线步态和实用性，将下肢外骨骼机器人腰部固定在架子上，足部悬空，其髋关节和膝关节可以沿矢状面运动，如图 2-15 所示。对外骨骼机器人下发拟合的函数化的 2 km/h 固定步态曲线，下肢外骨骼机器人可以正常响应，并类似人的行走步态，其相应角度和角速度曲线如图 2-16 所示。



图 2-15 下肢外骨骼机器人固定步态实验

在下肢外骨骼机器人的固定步态控制中，函数化的固定步态相较与原始的步态数据好处主要包括以下几点：1) 减少外骨骼机器人主控系统存储的压力，函数化的步态曲线不需要存储大量的步态数据；2) 容易实现步态的变幅，变速，为自适应固定步态提供了基础；3) 更加接近行走的本质，为认识人体行走动力学和运动学提供了便利。

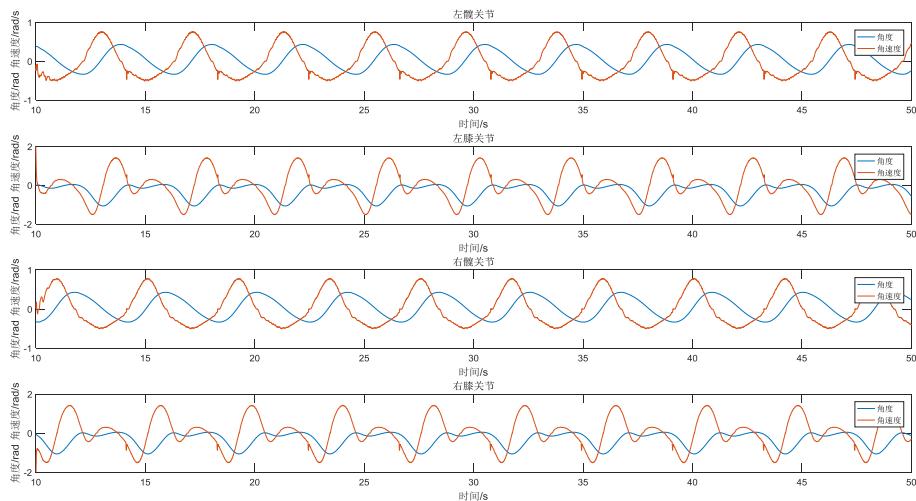


图 2-16 2km/h 固定步态实验

使用固定步态进行下肢外骨骼机器人行走实验，穿戴上外骨骼后，对下肢外骨骼机器人下发表达固定步态，人体被动跟随下肢外骨骼机器人行走。由于机器人主动自

由度只包括左右髋关节和左右膝关节，在矢状面上髋关节为被动自由度，因此难以自主在矢状面保持平衡，穿戴者需要配备拄拐，实验如图 2-17 所示。



图 2-17 外骨骼机器人固定步态行走测试

2.5 本章小结

针对光学动作捕捉系统设备贵，场地受限，处理数据繁琐的问题，本章设计了一套可穿戴人体步态捕捉系统，该系统可以获取人体步态过程中的关节角度变化和足底压力变化，使用 LABVIEW 设计了人体步态上位机显示界面，并设计了 MYSQL 数据库存储步态数据以及开发的 Matlab 与数据库的接口，可以通过 Matlab 直接访问数据库。针对健康成年人采集了速度从 1.0km/h 到 6.0km/h 的步态数据，对数据进行预处理并进行了频谱分析，拟合了函数化的人体步态运动数据。使用该函数化的步态数据进行了悬挂式下肢外骨骼机器人固定步态实验和进行了下地行走测试。

第3章 人体步态运动预测

主从控制策略是下肢外骨骼机器人的重要控制策略之一，随着惯性测量单元（IMU）的快速发展，IMU 在人体动作捕捉方面已经获得了越来越多的应用^[84-86]。由于人体的运动信号迟后于人体的运动意图，使用运动信号进行外骨骼机器人的主从控制往往会导致机器人的运动滞后于人体的运动^[87]，在实际穿戴过程中，这样的延迟会导致外骨骼机器人对人体运动的一定程度拖拽，轻微的会造成不好的人机体验，严重的会导致无法有效行走。因此，选择合适的下肢步态预测算法，超前预测人体的步态运动，可以有效补偿通讯和执行造成的时间滞后，甚至可以使外骨骼的运动超前于人体运动，产生助力的效果。

3.1 响应延迟测试

获取人体关节运动信号并下发给外骨骼机器人的过程中，由于机器人带宽有限性，其跟踪一条曲线的过程中其响应曲线不可避免会出现幅值的改变和相角的偏移。为具体评估其相角延迟程度，使用下肢外骨骼机器人进行离线步态实验，比较命令曲线与相应曲线关系。将下肢外骨骼机器人固定在架子上进行测试，下肢外骨骼机器人使用马可松 EC90 电机，使用 copley ACJ 系列驱动器，外骨骼机器人示意图如图 3-1 所示。

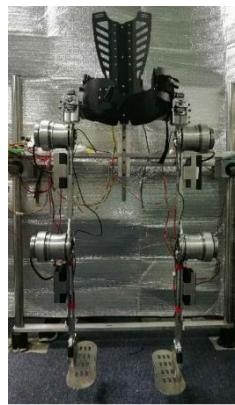


图 3-1 下肢外骨骼机器人

当给外骨骼机器人下发函数化的 1.6km/h 人体步态时，其左髋关节，左膝关节，右髋关节，右膝关节的命令曲线和响应曲线如图 3-2 所示，观察可以发现，关节响应曲线相对于命令下发曲线有一定的时间延迟和幅值变化，同一时刻，髋关节命令下发曲线角度和实际关节角度误差可以达到 4 度，膝关节命令下发曲线角度和实际角度误差可以达到 8 度。这样的角度关节空间的角度误差在人体穿戴过程当中是难以容忍的。

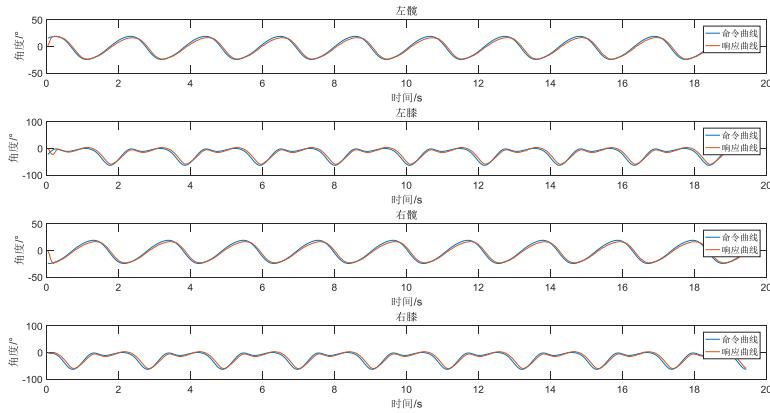


图 3-2 下肢外骨骼机器人及离线步态响应延迟测试

为了进一步了解下肢外骨骼机器人对不同步态曲线的响应特性，对下肢外骨骼机器人膝关节和髋关节设计了扫频曲线，其扫频频率为 0.01HZ 到 1HZ。部分扫频数据如图 3-2 (a) 和图 3-2 (b) 所示。

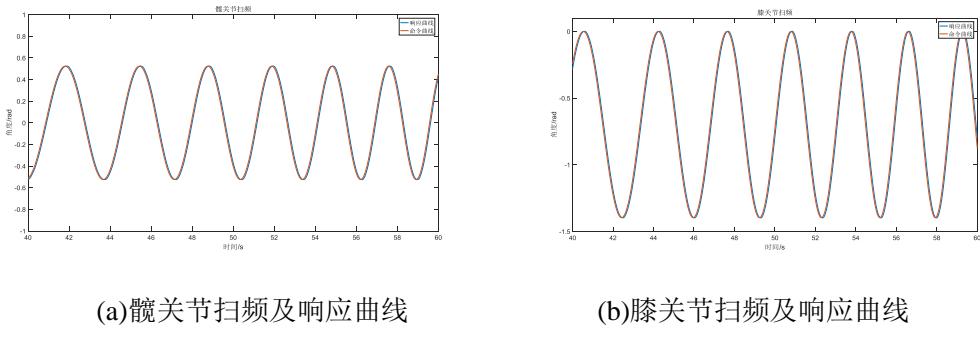


图 3-3 下肢外骨骼机器人扫频曲线

可以观察到响应曲线会迟后于下发命令的曲线，且随着扫频频率的增高，其延迟相角会有轻微增加，而幅值衰减则幅度很小。相角迟后的问题在控制中可以通过设计前馈环节或者对命令数据进行预测解决，根据获得的扫频曲线，对系统进行系统辨识，分析系统的幅频特性曲线，针对系统的特性可以设计如下前馈控制器。

$$G = \frac{1.5405(s + 2.325)}{s + 3.571} \quad (3-1)$$

控制框图如图 3-4 所示，关节曲线的命令经过前馈校正后发送给外骨骼机器人驱动器，驱动器内部进行位置闭环控制，最终电机输出实际响应角度。

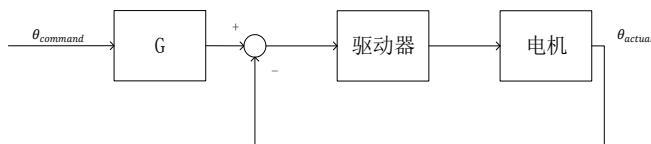


图 3-4 下肢外骨骼机器人前馈控制框图

使用可超前校正后，命令曲线与实际响应曲线关系如图 3-5 所示。实验表明，执行延迟造成的相角迟后问题难以通过前馈解决，其原因是超前校正环节在弥补相角迟后的同时会放大高频噪声的幅值响应。前馈控制器的引入会造成实际响应角度与下发曲线角度的幅值不相同，这种幅值的变化不利于外骨骼机器人的控制的稳定性。与此同时，预测则可以比较完美解决相角迟后问题而不影响响应曲线的幅值，这要求准确性，光滑性和鲁棒性足够好的步态预测算法。

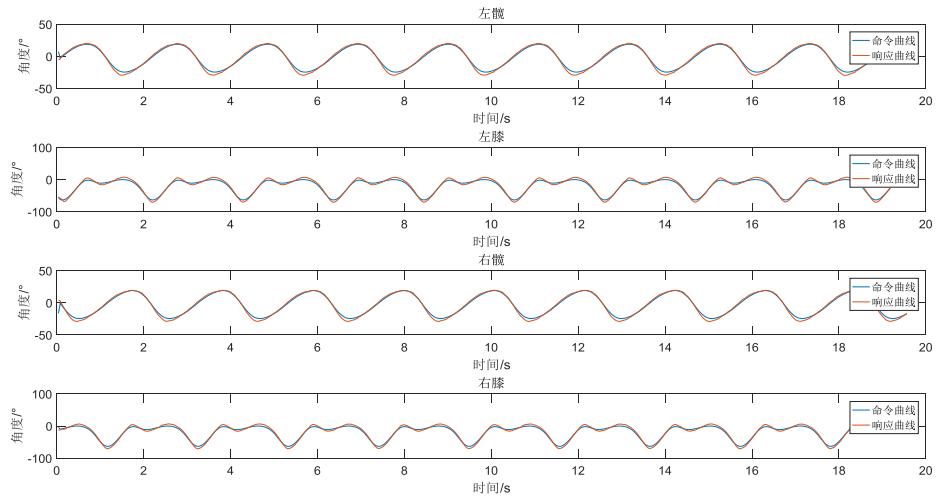


图 3-5 下肢外骨骼机器人超前校正

3.2 预测策略简介

在主从控制策略下的下肢外骨骼机器人控制框架中，由于人体运动信号迟后于生物信号，以及机器人的带宽有限性、通讯的时滞性，会导致外骨骼的运动迟后于人体的运动，基于这样的原因，需要对人体的运动数据加以预测，以弥补其造成的时间滞后问题。

人体步态运动信号中明显的类周期性和隐含的混沌特性，可以看做非线性时间序列，早在 20 世纪 80 年代，Packard 等人第一次提出通过非线性时间序列来重构奇异吸引子相空间的思想方法，并研究其非线性动力学特性^[88]，同一时期，Takens 提出了著名的嵌入式定理，该定理使用延迟坐标法利用标量时间序列，重构奇异吸引子相空间，并且证明原系统和重构系统的一一对应关系。非线性时间序列的预测模型可以分为全局预测模型和局部预测模型，局部预测模型需要比较少的观测序列，更加适合做在线步态曲线的预测。

加权零阶局部预测法使用改进的局部平均预测法，相比较众多的预测算法，该算法原理相对简单，预测效果突出，且算法本身加权平均的思路也带来了更好的预测光滑性，由于该算法以 Takens 嵌入式定理为理论基础，通常称为非线性时间序

列 Takens 算法。

3.3 Takens 步态预测策略

Takens 步态预测方法步骤如下所示：

- 1) 在每个采样时刻，构建延迟矢量 $D(t)$

$$D(t) = [y(t) \ y(t-h) \ \dots \ y(t-h(p-1))] \quad (3-2)$$

其中 $y(t)$ 代表当前时刻关节的运动， h 代表采样时间， p 代表延迟矢量长度。

- 2) 将当前时刻获得的延迟矢量 $D(t)$ 与之前所有观测到的延迟矢量 $D(t_i)$ 进行二阶范数匹配，获得对应的欧氏距离 $\delta(i)$ 。

$$\delta(i) = \| D(t) - D(t_i) \|_2 \quad (3-3)$$

- 3) 衡量历史延迟矢量与当前延迟矢量匹配程度，选取前 M 个最小欧氏距离的延迟匹配矢量并计算每个延迟矢量权重，其中 $\delta(\tilde{t}_j)$ 表示当前延迟矢量与 \tilde{t}_j 时刻延迟矢量欧氏距离， ω_j 代表对应的延迟矢量权重。

$$N = \sum_{j=1}^M \frac{1}{\delta(\tilde{t}_j)} \quad (3-4)$$

$$\omega_j = \frac{1}{N} \frac{1}{\delta(\tilde{t}_j)} \quad j = 1, 2, \dots, M$$

- 4) 获得预测步态数据 $\hat{y}(t + \Delta t_k)$ ，其中 \hat{y} 代表预测的关节角度值， Δt_k 代表预测时间。

$$\hat{y}(t + \Delta t_k) = \sum_{j=1}^M \omega_j y(\tilde{t}_j + \Delta t_k) \quad (3-5)$$

为了检验预测算法的性能，使用惯性传感器（IMU）获取人体行走左髋关节，左膝关节，右髋关节，右膝关节的步态运动数据，采集频率为 50HZ，IMU 与人体绑缚位置及绑缚方式如图 3-6 所示。



(a)IMU 与人体绑缚方式 (b)IMU 实物

图 3-6 基于惯性传感器的人体运动捕捉

步态数据测试集的组成为先从椅子上站起坐下四次，前行 5 个半步并转向 180 度并重复此动作 3 次，走上跑步机（类似上台阶），按照 1km/h, 2km/h, 3km/h 的速度行走，走下跑步机（类似下台阶），前行 5 步，坐下。这样的一个测试步态包括了不同速度下的步行步态，步态的起始、停止、上下台阶，原地转弯，涵盖了人体行走的多种步态，有助于对预测算法进行全面的测试。使用基于惯性传感器的人体运动捕捉系统，获取人体运动过程左右髋关节和左右膝关节矢状面的运动数据，关节运动如图 3-7 所示。

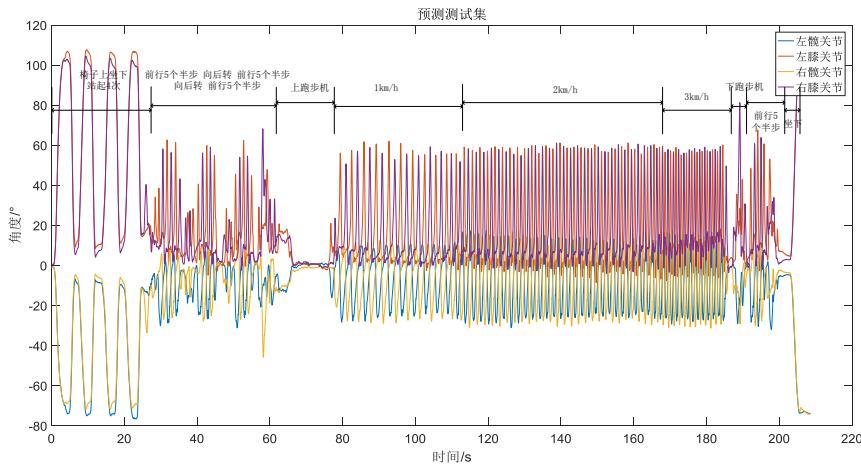


图 3-7 人体矢状面髋关节膝关节运动数据

定义公式 PR 评估预测准确性，定义公式 SF 评估预测曲线的光滑程度^[89]:

$$e_k(t) = y(t) - \hat{y}(t | t - \Delta t_k) \quad (3-6)$$

$$PR(e_k, y) = \left(1 - \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_k(t))^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_k(t))^2} \right) * 100\% \quad (3-7)$$

$$SF(\hat{y}(t)) = \frac{1}{n(\max(\hat{y}(t)) - \min(\hat{y}(t)))} \int_0^t |f(t) - \hat{y}(t)| \quad (3-8)$$

其中 $f(t)$ 定于为 $\hat{y}(t)$ 的零相位滤波，滤波方法为巴特沃斯滤波，截止频率为 5HZ。根据公式可知，预测准确度越高， PR 值越大，曲线光滑性越好， SF 值越小。因此，步态预测效果的评价效果是对 PR 值和 SF 值的一个综合评价，其具体评价标准与算法的应用的场合和应用方式有关。

Takens 预测算法的准确性和光滑性与选取的历史数据长度、延迟矢量的长度、选取的最佳匹配矢量个数，预测长度相关。为分析预测效果与这些参数的关系，针对不同的历史数据长度，不同的延迟矢量长度，不同的最佳匹配矢量个数，预测长度，分别进行步态预测仿真，仿真参数如表 3-1 所示。

表 3-1 Takens 算法参数列表

参数	值	可变范围
历史数据长度	450	200-600
延迟矢量长度	20	6-20
匹配个数	5	1-8
预测长度	3	1-10

使用单一变量法对可变参数进行仿真，在延迟矢量长度，匹配个数，预测长度不变时，随着历史长度变化导致的预测准确度和光滑准确度如图 3-8 所示。

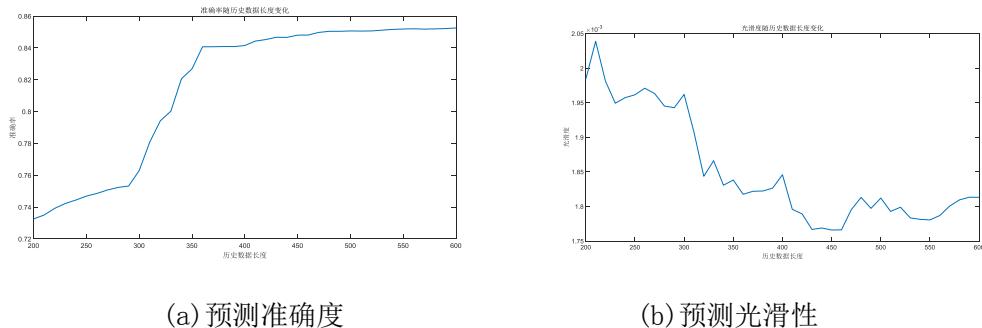


图 3-8 Takens 算法随历史长度变化准确率和光滑性变化情况

可以发现，Takens 预测算法预测数据对历史长度比较敏感，过少的历史数据长度会导致延迟矢量无法在有限的样本数据中获得最优的匹配，导致预测准确性的下降。在历史数据长度大于 400 后，预测准确性变化不大，原因是人体运动具有一定的节律性，因此有限长的步态数据可以满足算法的要求，通常这个长度可以设定为 3-5 个步态周期所需要的数据长度。

在历史数据长度，匹配个数，预测长度不变时，随着延迟矢量长度变化的预测准确度和光滑度变化如图 3-9 所示。

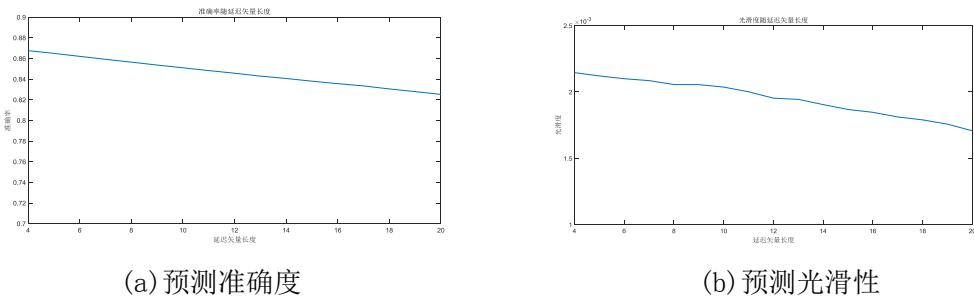
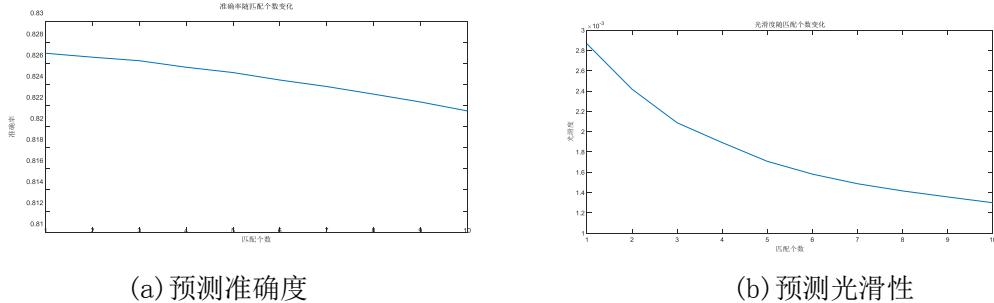


图 3-9 Takens 算法随延迟矢量长度变化准确率和光滑性变化情况

仿真结果表明，随着延迟矢量长度的增加，曲线的预测准确率变差，但预测曲线的光滑度有所上升。延迟矢量的长度代表的是当前数据的特征情况，比较短的延迟矢量在匹配过程中，容易找到与之欧氏距离小的历史延迟矢量，因此预测准确率

会比较高，但较短的延迟矢量会导致上一个延迟矢量和下一个延迟矢量的相似性比较差，会导致预测数据的光滑性变差，反之亦然。

在历史数据长度，匹配矢量长度，预测长度不变时，随着匹配个数变化的预测准确度和光滑度变化如图 3-10 所示，可以发现，随着匹配个数的提高，曲线的预测准确率基本保持不变，而曲线的光滑性有所上升，即合理的匹配个数有助于预测效果的提升。

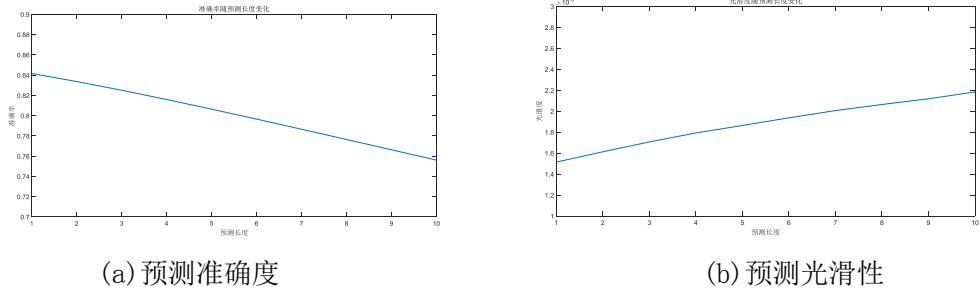


(a) 预测准确度

(b) 预测光滑性

图 3-10 Takens 算法随匹配个数变化准确率和光滑性变化情况

在历史数据长度，延迟矢量长度，延迟个数不变时，随着预测长度的变化预测准确度和光滑度变化如图 3-11 所示。



(a) 预测准确度

(b) 预测光滑性

图 3-11 Takens 算法随预测长度变化准确率和光滑性变化情况

结果表明，随着预测时间的增加，Takens 预测算法具有比较平缓的预测准确性下降和预测光滑性下降，即随着预测时间的增长，Takens 算法有比较好的预测效果。

表 3-2 Takens 预测参数及预测结果

参数	值
历史数据长度	450
延迟矢量长度	20
匹配个数	5
预测长度	3
预测准确度	82.51%
预测光滑度	0.0017

综合图 3-8 到 3-11 的仿真结果, 可以发现 Takens 预测算法应用在人体步态预测过程中, 应该选取合理有限的历史数据长度、延迟矢量长度、以及延迟矢量匹配个数。兼顾预测的准确度、预测的光滑度以及预测算法的计算量, 以左髋关节为例, 按照表 3-2 中的参数对步态进行预测, 其中, 数据采样频率为 20ms, 预测时间为 60ms, 可以获得左髋关节运动曲线和预测获得曲线如图 3-12 所示。可以发现, 预测曲线具有比较差的预测准确度 (82.51%), 且存在没有历史数据的情况下预测数据迟后于实际数据, 在步态变化剧烈的情况下预测错误, 曲线光滑度变差等问题。

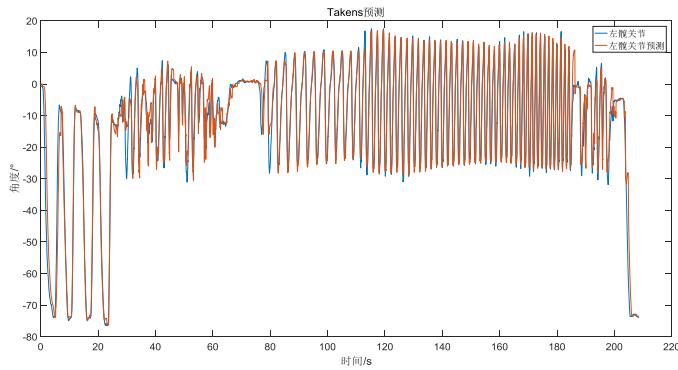


图 3-12 髋关节步态数据及 Takens 算法预测髋关节步态数据

放大图 3-12 中数据, 可以发现在 0-10 秒处, Takens 算法在没有历史数据时预测数据迟后于实际数据, 如图 3-13 所示。在 28-34 秒人体运动模式突变并且曲线震荡剧烈时会出现预测错误, 如图 3-14 所示。在 130- 140 秒人体规律运动时预测效果良好, 如图 3-15 所示。

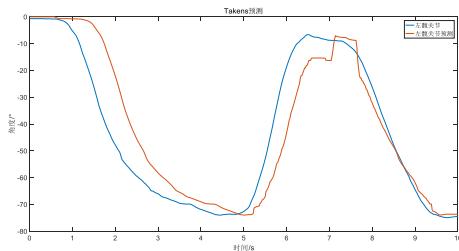


图 3-13 历史数据少时预测效果

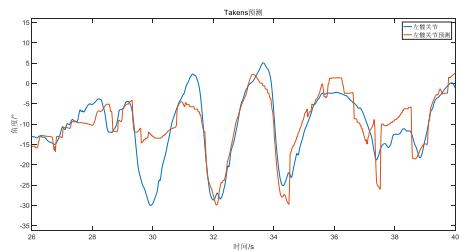


图 3-14 运动模式改变预测效果

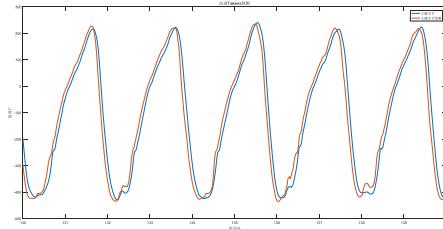


图 3-15 规律运动时预测效果

3.4 改进的 Takens 步态预测策略

Takens 预测方法难以应用在实际的实时外骨骼机器人控制中，其原因在于当人体和外骨骼绑缚后，其关节控制空间运动基本一致，因此难以忍受比较大的关节角度误差，而原 Takens 算法在历史数据少时预测数据迟后于真实数据，在人体运动模式改变是会预测错误，这在外骨骼机器人实时控制中是无法忍受的，基于这样的原因，对 Takens 预测方法进行了改进。

基于原 Takens 算法在步态预测过程中出现的问题，在以下方面对步态曲线进行改进：考虑到人体行走过程中左腿和右腿的运动具有相关性，在进行延迟矢量匹配过程中分别于关节的历史关节矢量匹配和对偶关节的延迟匹配，其目的在于获得更多的变异步态样本库；使用带有高斯回归系数的延迟矢量代替原有的延迟矢量解决原有算法敏感于延迟矢量长度的问题；对预测的数据进行跳变校正。改进的 Tankes 预测算法步骤如下所示：

- 1) 在每个采样时刻，构建历史关节运动延迟矢量 $D(t)$ 和对偶关节运动矢量 $D_o(t)$ ，其中 h 为采样时间， p 为延迟矢量长度，以左髋关节为例，其历史关节是左髋关节，其对偶关节是右髋关节，左髋关节和运动和右髋关节的运动具有一定的相关性。

$$\begin{aligned} D(t) &= [y(t) \ y(t-h) \dots y(t-h(p-1))] \\ D_o(t) &= [y_o(t) \ y_o(t-h) \dots y_o(t-h(p-1))] \end{aligned} \quad (3-9)$$

- 2) 将当前时刻获得的延迟矢量 $D(t)$ 与之前观测到的历史关节延迟矢量 $D(t_i)$ 及对偶腿的延迟矢量 $D_o(t_i)$ 进行带有高斯系数回归的欧氏距离计算，获得 $\delta(i)$ 和 $\delta_o(i)$ ，其中 $G_{coef}(p)$ 为高斯系数， p 为延迟矢量长度， Q 为常数， Q 的主要作用是调节高斯系数变化剧烈程度，此处，取 $Q=4$ 。

$$\begin{aligned} \delta(i) &= \sqrt{\sum_{k=1}^p ((y(t_i - \Delta t_{k-1}) - y(t - \Delta t_{k-1}))G(k))^2} \\ \delta_o(i) &= \sqrt{\sum_{k=1}^p ((y_o(t_i - \Delta t_{k-1}) - y(t - \Delta t_{k-1}))G(k))^2} \\ G(k) &= e^{-\frac{1}{2}(\frac{k-1}{Q/p})^2} \end{aligned} \quad (3-10)$$

3) 对历史关节和对偶关节分别取前 M 个最小匹配延迟矢量并计算每个延迟矢量权重 w_j , w_{oj} , 计算方法如下所示。

$$\begin{aligned} w_j &= \frac{1}{N} \frac{1}{\delta(\tilde{t}_j)} \\ N &= \sum_{j=1}^M \frac{1}{\delta(\tilde{t}_j)} \\ w_{oj} &= \frac{1}{N_o} \frac{1}{\delta_o(\tilde{t}_{oj})} \\ N_o &= \sum_{j=1}^M \frac{1}{\delta_o(\tilde{t}_{oj})} \end{aligned} \quad (3-11)$$

4) 获得历史关节和对偶关节加权最佳匹配延迟矢量 \bar{D} , \bar{D}_o 以及历史关节预测数据和对偶关节预测数据 $\hat{y}(t + \Delta t_k)$, $\hat{y}_o(t + \Delta t_k)$ 。

$$\begin{aligned} \bar{D}(\tilde{t}_j) &= \sum_{j=1}^M w_j D(\tilde{t}_j) \\ \bar{D}_o(\tilde{t}_{oj}) &= \sum_{j=1}^M w_{oj} D_o(\tilde{t}_{oj}) \\ \hat{y}(t + \Delta t_k) &= \sum_{j=1}^M w_j y(\tilde{t}_j + \Delta t_k) \\ \hat{y}_o(t + \Delta t_k) &= \sum_{j=1}^M w_{oj} y_o(\tilde{t}_{oj} + \Delta t_k) \end{aligned} \quad (3-12)$$

5) 对获得的数据进行跳变校正, 公式如下所示。

$$\begin{aligned} \bar{y}(t + \Delta t_k) &= \hat{y}(t + \Delta t_k) + y(t) - \sum_{j=1}^M w_j y(\tilde{t}_j) \\ \bar{y}_o(t + \Delta t_k) &= \hat{y}_o(t + \Delta t_k) + y(t) - \sum_{j=1}^M w_{oj} y_o(\tilde{t}_{oj}) \end{aligned} \quad (3-13)$$

6) 计算当前延迟矢量和加权最佳匹配历史延迟矢量以及当前延矢量和加权对偶最佳匹配延迟矢量相似度及权重。

$$\begin{aligned} \gamma &= \frac{\text{cov}(D, \bar{D})}{\sigma_D, \sigma_{\bar{D}}} \\ \gamma_o &= \frac{\text{cov}(D, \bar{D}_o)}{\sigma_D, \sigma_{\bar{D}}} \\ w_E &= \frac{\gamma}{\gamma + \gamma_o}, w_{OE} = \frac{\gamma_o}{\gamma + \gamma_o} \end{aligned} \quad (3-14)$$

7) 获得最终预测结果:

$$\hat{y}(t + \Delta t_k) = w_E \bar{y}(t + \Delta t_k) + w_{Eo} \bar{y}_o(t + \Delta t_k) \quad (3-15)$$

改进 Takens 算法流程图 3-16 所示，使用与原算法同样的参数对左髋关节进行步态数据的预测，其结果如表 3-3 所示。

表 3-3 改进 Takens 算法预测参数及预测结果

参数	值
历史数据长度	450
延迟矢量长度	20
最佳匹配个数	5
预测长度	3
预测准确度	95.29%
预测光滑度	0.0018

比较表 3-3 和表 3-2 可以发现，原 Takens 算法预测准确率只有 82.51%，改进后的 Takens 算法准确率上升到 95.29%，准确率提升 15.49%；原算法光滑性为 0.0017，改进后的算法光滑性为 0.0018，相比较光滑性变差 5.88%。光滑性变化的一种重要因素在公式 3.13 跳变校正上。

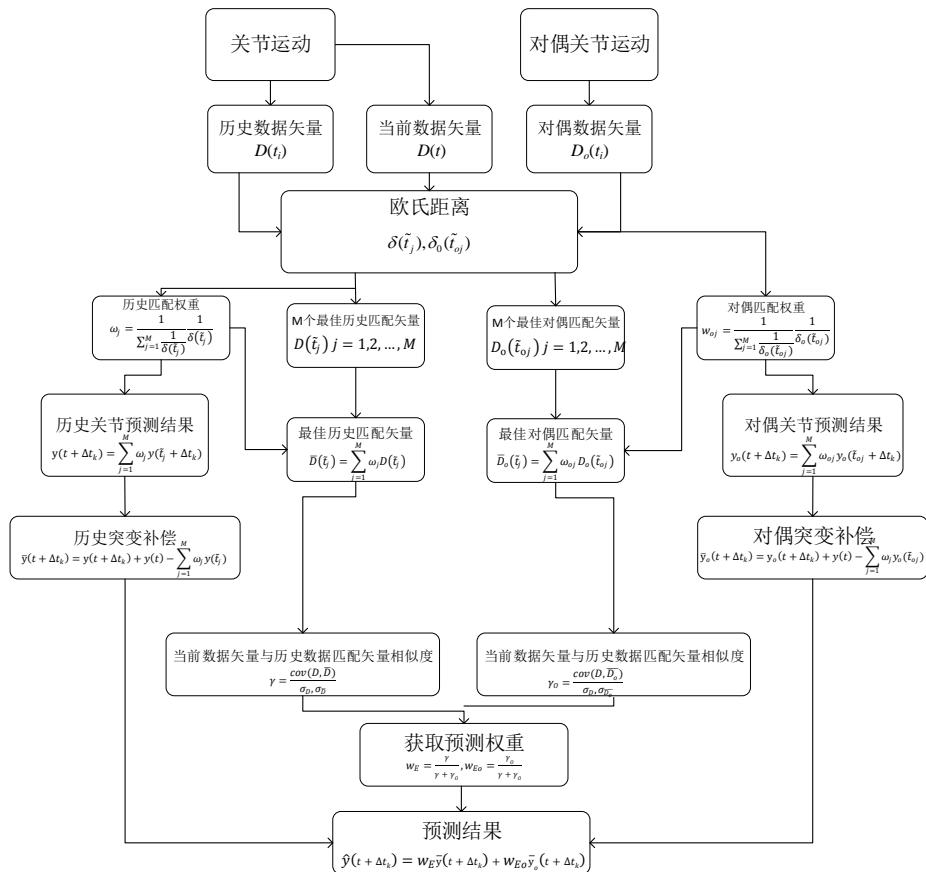


图 3-16 改进 Takens 算法流程图

使用改进的 Takens 预测算法对左髋关节进行预测，其结果如图 3-17 所示，可以发现，改进后的算法在没有相似样本数据时，预测数据基本不会迟后于当前运动数据，而是与当前数据保持一致；在运动变化比较剧烈时相比原算法具有更好的预测效果。改进后的 Takens 预测算法预测准确性大大提高，尤其在没有样本数据和运动状态变化比较剧烈时相比原算法具有更大的优势，可以满足实时控制下肢外骨骼机器人的要求。

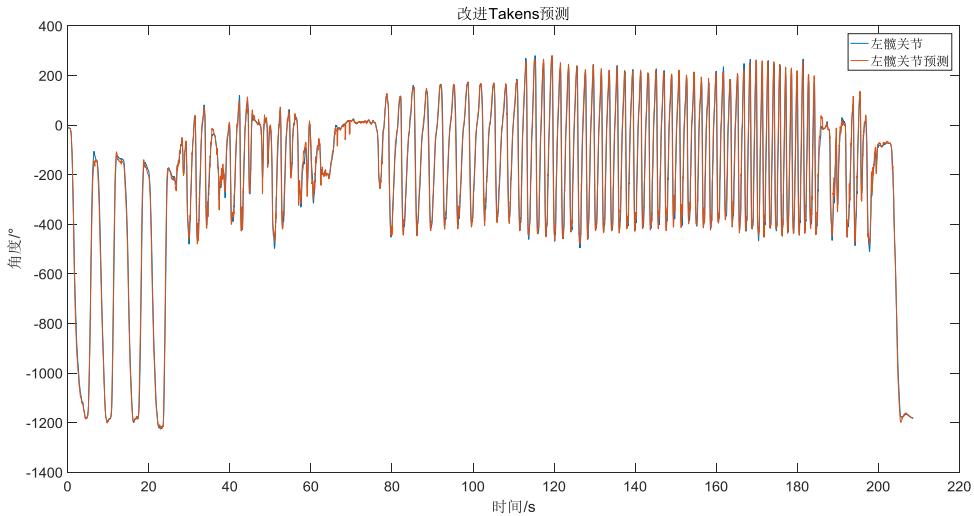


图 3-17 改进 Takens 算法预测左髋关节运动结果

同样状况下，在 0-10 秒历史数据比较少的情况下，步态预测效果如图 3-18 所示，在运动模式变化时预测效果如图 3-19 所示。比较图 3-13 和图 3-18，可以发现，改进的算法在历史数据数量比较少时预测数据和真实数据基本重合，不会出现滞后现象。比较图 3-14 和图 3-19，可以发现，改进的算法在人体运动模式改变时具有良好的预测效果。通过仿真可以发现，改进的 Takens 算法在保留了原始 Takens 算法在人体规律运动时预测效果良好的情况下，在历史数据比较少，人体运动模式切换等情况下也可以比较良好的预测，具有更强的稳定性和鲁棒性。

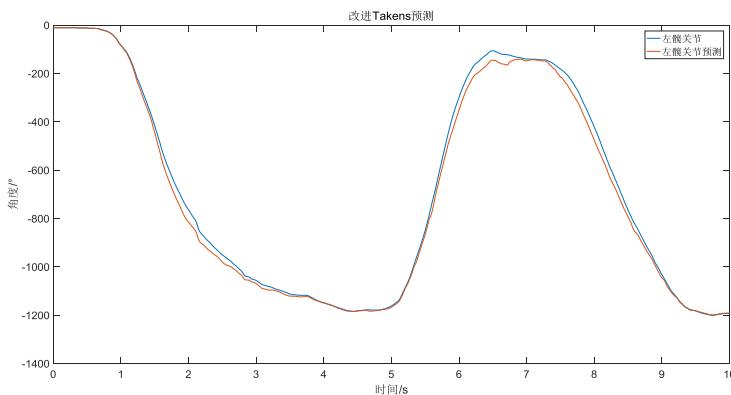


图 3-18 改进 Takens 算法在历史数据少时预测效果

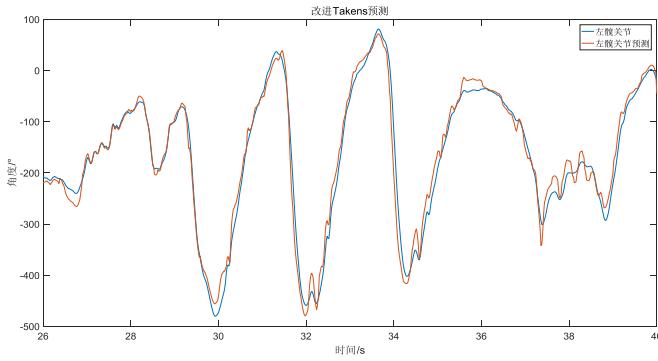


图 3-19 改进 Takens 算法运动模式突变预测效果

3.5 牛顿预测法

改进的 Takens 预测法比原来的预测方法具有更加准确的预测精度，但由于算法本身的限制，该种方法只能预测整数采样时间，无法预测任意采样时间，且算法在短时预测上也没有明显优势，基于这样的原因，提出牛顿预测法。牛顿预测法的预测公式如下所示。

$$y_{Newton}(t + \Delta t_k | t) = y(t) + \hat{y}(t)\Delta t_k + \frac{1}{2} \hat{y}'(t)(\Delta t_k)^2 \quad (3-16)$$

其中 Δt_k 为预测时间长度， \hat{y} ， \hat{y}' 是估计速度和加速度。为了获取波动较小的速度和加速度，使用高增益观测器获取运动速度和加速度。

$$\begin{aligned} \hat{y} &= \frac{\varepsilon s}{\frac{\varepsilon^3 s^2}{a_2} + \frac{a_1 \varepsilon^2 s}{a_2} + \varepsilon} y \\ \hat{y}' &= \frac{\varepsilon s}{\frac{\varepsilon^3 s^2}{a_2} + \frac{a_1 \varepsilon^2 s}{a_2} + \varepsilon} \hat{y} \end{aligned} \quad (3-17)$$

其中 $a_1 = 100$ ， $a_2 = 80$ ，采样时间 $\varepsilon = 0.02 \text{ s}$ 。

为了减小使用牛顿预测带来的预测的不光滑，使用 Kalman 滤波平滑预测后的数据，步骤如下所示：

1): 预测

$$\begin{aligned} \bar{x}_t &= A_t x_{t-1} + B_t u_t \\ \bar{p}_t &= A_t p_{t-1} + R_t \end{aligned} \quad (3-18)$$

2): 校正

$$\begin{aligned}
 K_t &= \bar{p}_t H_t^T (H_t \bar{p}_t H_t^T + Q_t)^{-1} \\
 x_t &= \bar{x}_t + K_t (z_t - H_t \bar{x}_t) \\
 p_t &= (I - K_t H_t) \bar{p}_t
 \end{aligned} \tag{3-19}$$

其中观测值 z_t 为当前观测到的角度值， A_t 和 H_t 值均取 1。

使用与原算法同样的参数对左髋关节进行步态数据的预测，其结果如表 3-4 所示。

表 3-4 牛顿算法预测参数及预测结果

参数	值
历史数据长度	450
延迟矢量长度	20
匹配个数	5
预测长度	3
预测准确度	97.06%
预测光滑度	0.0021

相比较原 Takens 算法，其准确率由 82.51 提升到 97.06%，提升率为 17.63%，光滑性由 0.0017 变为 0.0021，光滑性下降 23.53%。即预测准确性有比较大的提高，曲线光滑性有所下降。预测曲线与实际曲线结果比较如图 3-20 所示。

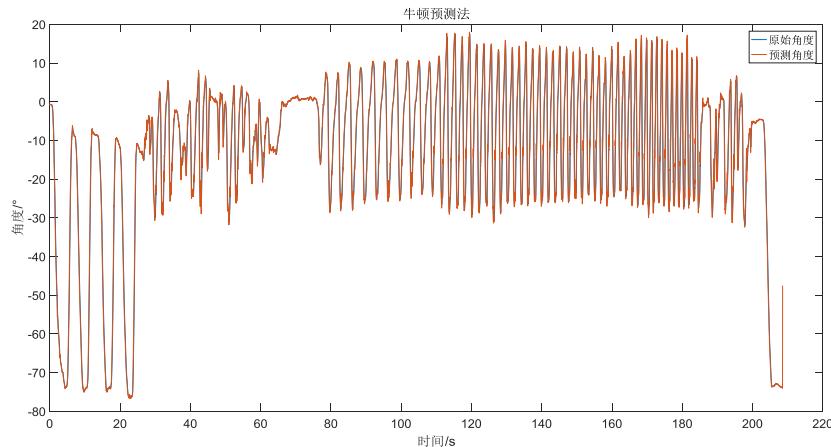


图 3-20 牛顿预测曲线

牛顿预测法预测不依赖于历史数据，因此在 0-10 刚开始进行步态运动时具有良好的预测效果，如图 3-21 所示。牛顿预测同样不敏感与人体运动模式的改变，在人体运动模式改变时仍有良好的预测效果，如图 3-22 所示。由公式（3-16）可知，牛顿预测法敏感于预测时间和曲线的加速度，如图 3-23 所示，在人体规律运

动时,牛顿预测法相对 Takens 方法会引入更多的跳变,预测效果相对较差。牛顿预测法和 Takens 算法功能互补,牛顿预测法在预测时间短,历史数据数量少,运动模式切换频繁时具有良好的预测效果,而 Takens 预测方法则在运动规律,预测时间长时具有更加明显的效果。两种算法的合理结合,可以获得最优的预测效果。

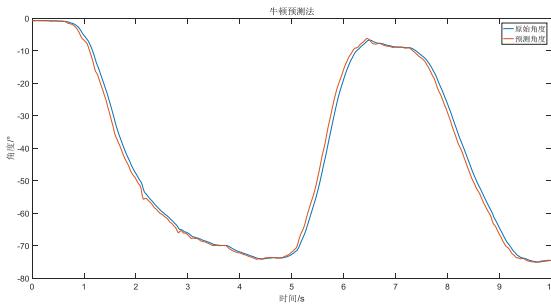


图 3-21 数据少时牛顿预测表现

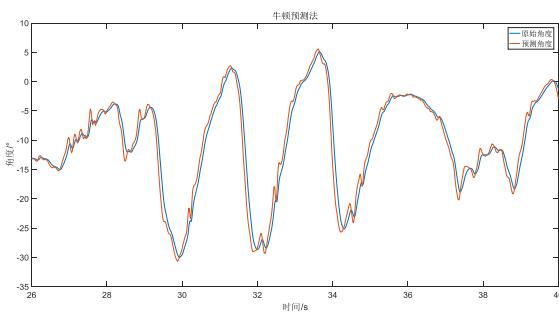


图 3-22 运动模式改变时预测表现

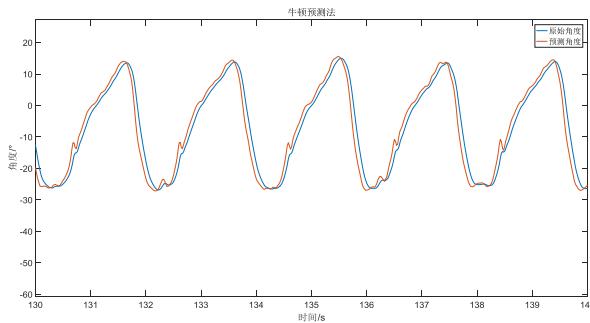


图 3-23 规律运动预测表现

3.6 实验结果及分析

进一步比较原 Takens 算法,改进的 Takens 算法,牛顿预测法三者性能,比较三者随着预测长度变化预测准确率和预测光滑度的变化情况,具体如图 3-24 和图 3-25 所示。

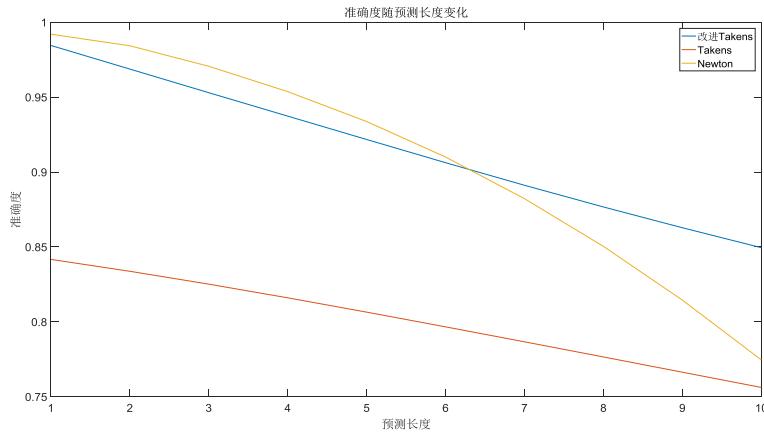


图 3-24 Takens 算法、改进 Takens 算法、顿预测法随预测长度准确率变化

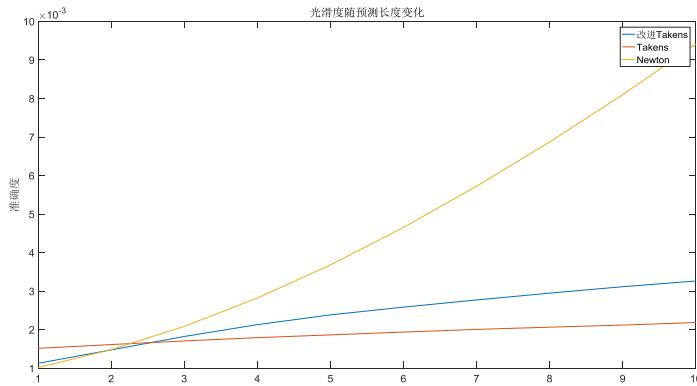


图 3-25 Takens 算法、改进 Takens 算法、顿预测法随预测长度光滑性变化

可以看到，改进的 Tankes 算法相比较原 Takens 算法预测准确性有较大提高，在预测长度较短时，改进 Takens 算法具有更好的曲线光滑性，但随着预测长度上升，其光滑性下降较快。牛顿预测法相比较 Taknes 预测算法在预测长度较低时有很好的预测准确度和光滑性，随着预测长度变长，其预测性能下降迅速。根据不同的场所使用不同的预测算法，可以获得较好的预测效果。

3.7 本章小结

本章针对下肢外骨骼主从控制策略中，外骨骼关节角度迟后于人体关节角度的问题，分析了其产生原因，通过扫频观测了其延迟大小，并说明传统前馈校正难以解决其相角迟后问题。在此基础上，提出了使用步态预测解决主从控制中的延时问题。针对 Takens 步态预测策略在历史数据少或步态变异时预测错误，预测准确度不够的问题，本章提出了改进的 Takens 步态预测策略，结果表明，改进的步态预测策略有效提高了原算法的预测准确率。针对 Takens 预测方法只能预测整数个

采样周期问题以及该算法在短时预测不足够准确问题，提出牛顿预测策略，该方法在短时预测的光滑性和准确性上都取得了不错的效果。仿真结果表明，牛顿预测法在短时预测中具有较好的准确性和鲁棒性，但其性能随预测长度迅速下降，而改进的 Takens 算法则在预测时间比较长时比牛顿预测法更加准确且曲线光滑性更好。两个算法的合理使用及切换，可以获得良好的预测效果。

第4章 人体步态分相

人体运动过程中的相位变化情况是人体步态评估的重要指标，不同的步态相位对应不同的动力学模型。对步态进行合理的分相，根据不同的步态相位所表征的运动学、动力学特征采用不同的控制策略，对于实现外骨骼机器人的协调控制至关重要。

利用足底压力进行步态分相是主流的步态分相方法，通常步态相位可以分为初始接触，负载响应，站立中期，站立后期，摆动前期，摆动期一共六个相位^{[68]363-364}，从工程实践的角度讲，这样细分的步态切换在实际的应用中会导致步态相位比较频繁的切换，增加了步态分相的困难。由于初始接触相位和负载响应相位所表现的动力学特征基本一致，站立后期和摆动前期的动力学特性同样类似，可以将步态划分为站立前期，站立中期，站立后期，摆动期四个相位，简化的步态分相有利于步态划分的准确性和鲁棒性。

4.1 步态分相硬件平台

步态分相主要依靠感知足底和地面的相互作用力来对不同的相位加以区分。常见足底压力测量方法包括足底气囊获得足底压力、测力板获得足底压力、薄膜压力传感器获得足底压力三种。其中气囊压力传感器存在漏气、响应迟后的缺点，足底测力板存在价格昂贵、位置固定的缺点，因此采用薄膜压力传感器获取足底压力的变化。在复杂环境中运动时，足底压力的数值会收到地面环境的影响，因此在足跟上添加了惯性传感器 IMU，用来获得足跟姿态的变化，足跟姿态数据相对足底压力数据具有更好的鲁棒性和光滑性，有助于足底分相的校正，步态分相硬件平台如图 4-1 所示。

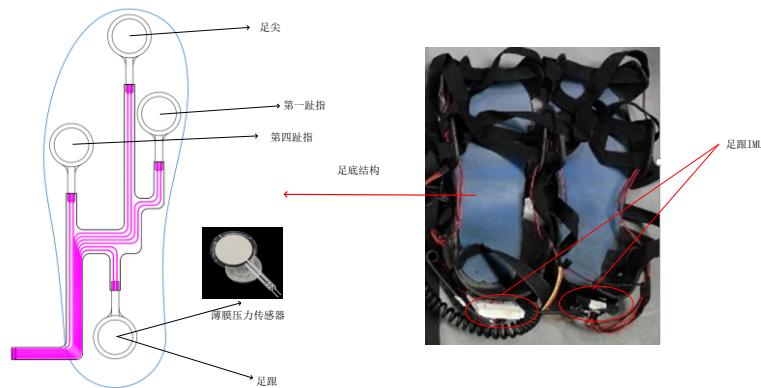


图 4-1 步态分相硬件平台

足底分相硬件平台组成如图 4-1 所示，包括位于足跟，第四趾指，第一趾指，足尖的 4 个薄膜压力传感器和位移足跟的 IMU 惯性传感器，其中薄膜压力传感器通过力传感器校正，校正方法如图 4-2 所示。

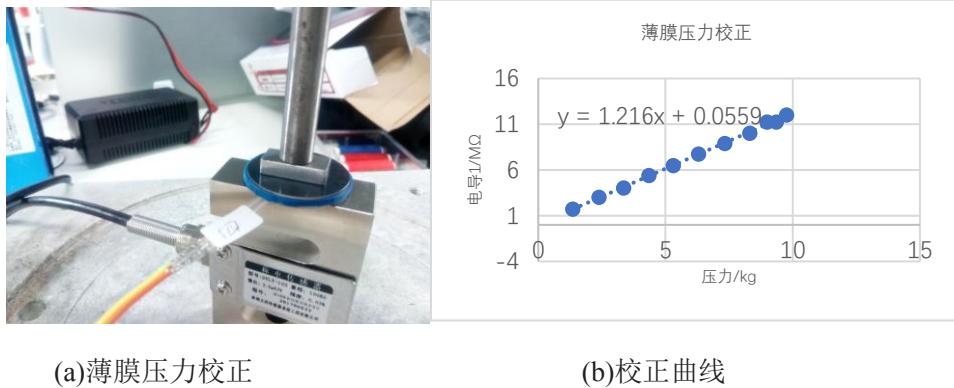


图 4-2 足底压力薄膜传感器校正

足跟 IMU 坐标系在世界坐标系的表示如图 4-3 所示。其中踝关节趾屈/背屈方向对应实际坐标系统 y 轴的旋转方向。

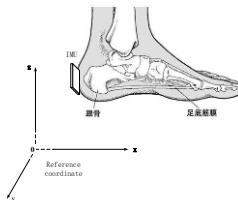


图 4-3 足跟 IMU 在世界坐标系中位置

使用步态采集平台采集人体步态数据，采集步态包括正常前行 8m，然后静坐，之后反向前行 8m，重复该动作 8 次，最后静止不动，数据共由 25 段数据组成，考虑了正常行走过程中步态起始，步态终止，静止站立，正常行走的不同步态过程并考虑了这几种步态之间的切换。获得的数据包括位于足跟，第四趾指，第一趾指以及足尖的压力数据和足跟 IMU 获得的三轴姿态角度以及原始的三轴陀螺仪和三轴加速度计数据，数据集如图 4-4 所示。

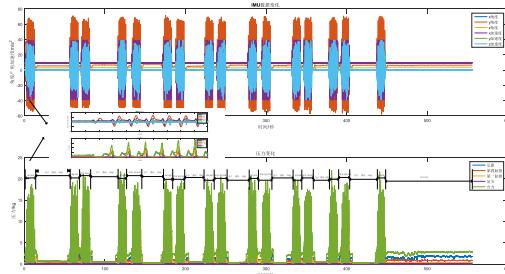


图 4-4 步态分相数据集

该数据集中包含了人体起始行走，站立，停止行走，静坐，前行等多个状态，涵盖了人体正常平地行走的多种状态，有利于对步态分相算法进行全面的测试，其中部分数据如图 4-5 所示。

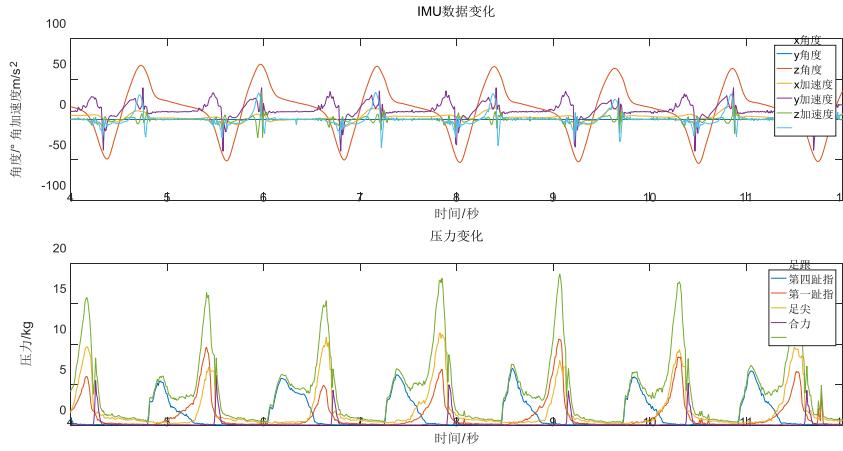


图 4-5 步态分相数据

4.2 多种步态分相策略实现

正常的步态相位循环有助于人体以合理的速度和功率实现长时间的行走并保持敏捷，如上下楼梯、转弯、越障等。步态相位是人体行走过程中步态的重要特征，研究人体行走过程中步态相位的变化有助于了解人体行走的本质。同时，在下肢外骨骼机器人中，不同的步态相位对应不同的下肢外骨骼机器人动力学特性，应该使用不同的控制策略。因此，步态分相是下肢外骨骼机器人的内在需求。

4.2.1 模糊逻辑步态分相

模糊逻辑步态分相策略用于步态分相最早由美国加州伯克利大学 Kyoungchul Kong 提出，使用气囊作为足底压力传感器，对气囊的滞后特性进行了补偿，构建了模糊逻辑表并实现了步态初始接触，负载响应，站立中期，站立后期，摆动前期，摆动期共六个相位的划分。由于初始接触和负载响应以及站立后期和摆动前期的动力学特征区别特征不明显，且具有相似的动力学特性，因此可以将其统一作为站立前期和站立后期考虑，这样，我们可以将人体步态重新划分为站立前期，站立中期，站立后期，摆动期四个相位考虑^[78]，根据人体行走过程中薄膜压力数据变化情况，重新构建模糊逻辑表和模糊逻辑规则，获取人体行走过程中步态相位变化情况。

根据人体行走过程的物理规律，可以构建四相划分的模糊逻辑表如表 4-1 所示。使用反正切双曲函数对压力数据进行逻辑回归并分辨压力大和压力小，将压力的大小转化为压力属于大或者小的概率，具体公式如（4-1）所示，表 4-1 中 N/A

表示没有条件约束。

表 4-1 步态分相模糊逻辑表

隶属度\模糊成员值	足跟	第四趾指	第一趾指	足尖
$\mu_{prestance} \rightarrow 1$	large	N/A	small	small
$\mu_{midstance} \rightarrow 1$	N/A	large	large	small
$\mu_{terstance} \rightarrow 1$	small	N/A	N/A	large
$\mu_{swing} \rightarrow 1$	small	small	small	small

$$f^{large}(x) = \frac{1}{2}[\tanh(s(x - x_0)) + 1] \in [0, 1] \quad (4-1)$$

$$f^{large}(x) = 1 - f^{large}(x) \in [0, 1]$$

模糊后的模糊值实际上返回的是一个该数值为大或为小的一个概率（程度），参数 s 可以调整概率变化的灵敏度，考虑到在不同的控制策略切换过程中需要进行参数过渡以及为了系统的安全性考虑，灵敏度不宜过大。但与此同时，过小的灵敏度会导致可能会导致步态相位判断的不连续。 x_0 是判断步态压力的一个阈值，参数 s 和参数 x_0 对分相效果有较大的影响。

为了判断步态处于哪个相位，构建隶属度函数如下所示。

$$\begin{aligned} \mu_{prestance} &= f^{large}(x_{heel}) \times f^{small}(x_{meta1}) \times f^{small}(x_{toe}) \\ \mu_{midstance} &= f^{large}(x_{meta4}) \times f^{large}(x_{meta1}) \times f^{small}(x_{toe}) \\ \mu_{terstance} &= f^{small}(x_{heel}) \times f^{large}(x_{toe}) \\ \mu_{swing} &= f^{small}(x_{heel}) \times f^{small}(x_{meta4}) \times f^{small}(x_{meta1}) \times f^{small}(x_{toe}) \end{aligned} \quad (4-2)$$

选取如表 4-2 所示参数进行步态分相，对其中 132s 到 146s 的步态数据进行分相，分相结果如图 4-5 所示。

表 4-2 模糊逻辑分相参数

参数	灵敏度 s	足跟 (kg)	第四趾指 (kg)	第一趾指 (kg)	足尖 (kg)
值	30	0.60	0.68	1.40	1.0

模糊逻辑的步态分相结果依赖于薄膜压力阈值 x_0 的选取以及灵敏度系数 s 的选取，如图 4-5 所示，大部分步态分相结果正确，但对于不同环境以及不同人的适应性相对较差。放大 140 秒到 145 秒的分相结果，如图 4-6 所示，可以发现在 124.3s 附近由于某些原因导致第四趾指部位压力数据异常时，模糊逻辑分相在摆动相位时出现了一个错误分相；在 144.1 秒附近时，此时是步行的最后一步，由于人体要

停止步行并站立不动导致取压力曲线稍稍区别于其他步态，因而导致了步态分相的跳变。因此，模糊逻辑分相在数据出现跳变时，尤其数据在阈值附近跳变，以及步态模式改变时容易出现错误分相。

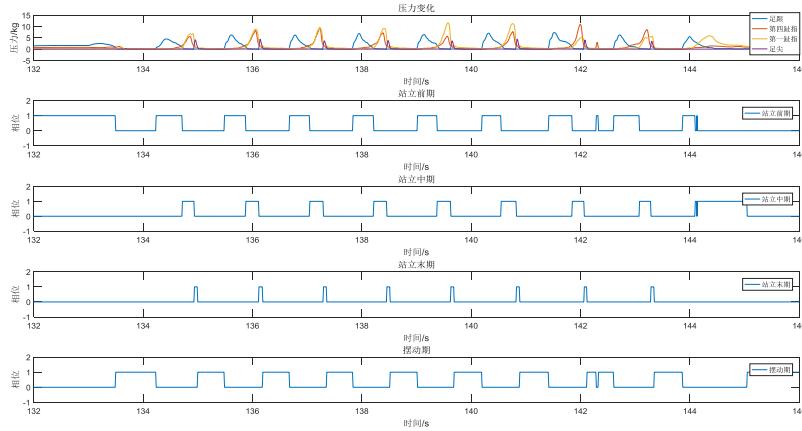


图 4-6 模糊逻辑分相

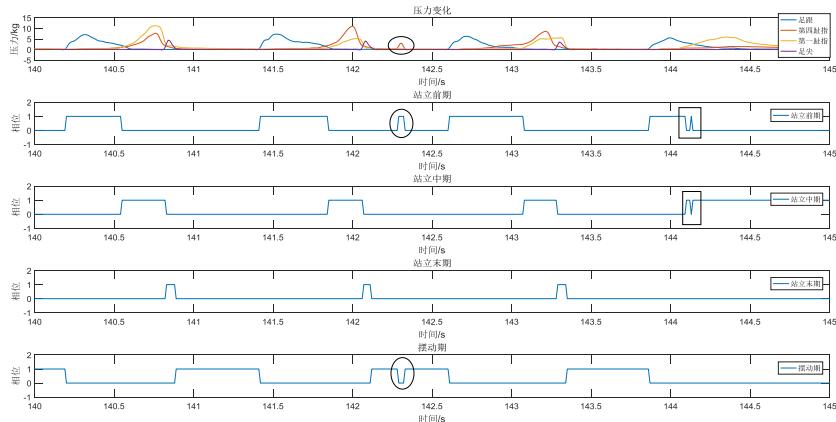


图 4-7 数据异常时模糊逻辑分相结果

4.2.2 高斯混合模型分相

人体正常行走过程中足跟，第四趾指，第一趾指，足尖的压力随步行周期变化可以近似看做高斯分布，因此，可以使用高斯混合模型进行步态分相，即认为足底相位的概率密度函数同样符合高斯分布。高斯混合模型计算步骤如下所示：

1) 构建步态分相概率密度函数：

$$p(x) = \sum_{k=1}^K p(k) p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (4-3)$$

其中 K 代表类别数，此处为 4， $p(k)$ ， π_k 代表属于某一类的概率， $p(x|k)$

代表数据 x 属于该类的概率， N 为高斯模型。

2) 构建混合高斯分布的极大似然函数：

$$J = \sum_{i=1}^N \log \left(\sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k) \right) \quad (4-4)$$

3) 由于无法直接求解对数里面带有加法的极大似然函数，使用迭代法进行求解。

1: 对每个数据来说，其由 k 类的生成的概率为：

$$\gamma(i, k) = \frac{\pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k)} \quad (4-5)$$

其中 $N(x | \mu_k, \Sigma_k)$ 是后验概率， $N(x | \mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)}$ ，

D 为数据维度。

2: 通过极大似然估计可以得到：

$$\begin{aligned} \mu_k &= \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N \gamma(i, k) x_i \\ \Sigma_k &= \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N \gamma(i, k) (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T \end{aligned} \quad (4-6)$$

其中， $N_k = \sum_{i=1}^N \gamma(i, k)$ ，并且 $\pi_k = \frac{N_k}{N}$ 。

由于将步态分为站立前期、站立中期、站立后期、摆动期共四个相位，因此 $K=4$ ，分相时使用 4 个足底压力数据和踝关节矢状面角度数据，即 $D=5$ 。使用高斯混合模型获得的步态分相会与初值有关，为了减小随机的初值对步态分相的结果，可以先通过 K-means 算法获得高斯混合模型计算的初值，K-means 算法是一种聚类算法，基本思想是：以空间中 K 个点为中心进行聚类，对最靠近他们的对象归类。通过迭代的方法，逐次更新各聚类中心的值，直至得到最好的聚类结果。其算法的目标函数如下所示，其目标是获取 K 个不同的中心，使所有类中的点到其中心的欧氏距离之和最小。

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^K \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (4-7)$$

其计算步骤如下所示：

1) 对于每一数据 i ，计算其应属于的类

$$c^i := \arg \min_j \|x^{(i)} - \mu_j\|^2 \quad (4-8)$$

2) 对于每一类 j , 重新计算该类的质心

$$\mu_j := \frac{\sum_{i=1}^m \mathbf{1}\{c^i = j\} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m \mathbf{1}\{c^i = j\}} \quad (4-9)$$

其中 $\mathbf{1}\{c^i = j\}$ 表示若数据 i 属于类 j 则取 1, 否则取 0, m 为数据总量, $j=1,2,3,4$, 分别代表站立前期, 站立中期, 站立后期, 摆动期。

使用 4 个足底压力数据和踝关节趾屈/背屈角度数据训练模型, 数据一部分用来自训练, 一部分测试, 同样数据段内步态分相结果如图 4-8 所示。

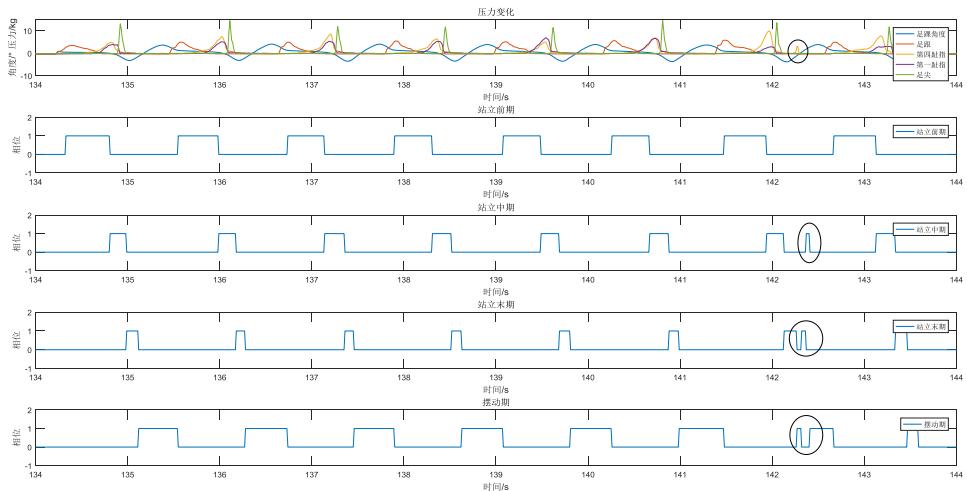


图 4-8 混合高斯模型步态分相

观察结果可以知道, 高斯混合模型分相存在两个问题, 一是由于算法本身是无监督分类方法, 因此分相结是否和真实的步态相位可能存在一定程度的时间上的偏移, 其次是高斯混合模型对于异常数据仍然敏感, 如上图所示, 在 142.3 秒附近的异常数据会导致分相的错误。

4.3 有约束的高斯混合模型步态分相策略

在实际外骨骼机器人的控制中, 希望获得更加鲁棒的步态分相结果, 即使足底压力由于外界环境等原因出现数据异常, 仍然可以正常分相, 基于这样的原因构造了带约束的混合高斯分相方法。

人体行走过程中, 足跟着地和足尖离地可以有效通过足底压力数据和足跟姿态数据加以判别。同时, 人体行走过程中步态隐含着步态转移过程, 即正常的行走步态转移是有规律的。基于这样的一些理论基础, 可以通过足底压力和足跟姿态数据判别足跟着地和足尖离地时刻, 将这个约束增加到混合高斯模型分相中以增加分相时刻的准确性, 同时, 将高斯混合模型的步态分相概率看做隐马尔可夫模型中

的观测概率，通过解决马尔可夫模型的评估问题，获得最终的步态相位。

4.3.1 足跟着地足尖离地时刻获取

人体运动过程中，足跟着地和足尖离地的判别可以通过足底压力获取，足尖离地可进行判断^[89]，当足跟着地时，足底压力增大、踝关节趾屈，足尖离地过程中，足底压力逐渐减小、踝关节将达到最大趾屈角度。基于这样的行走规律，足跟离地的判别可以使用足底压力，足底压力导数，足踝角度，足踝角速度作为判别条件，而足尖离地判别则使用足底压力，足底压力导数，踝关节角度为判定标准，具体判定原则如表 4-3 和表 4-4 所示。

表 4-3 足跟着地判别

足跟着地判别	足底压力阈值	足底压力导数阈值	脚踝角度	脚踝角速度
值	1.0759	>0	>0	>0

表 4-4 足尖蹬地判别

足尖着地判别	足底压力阈值	足底压力导数阈值	踝关节角度
值	1.0759	<0	峰谷

使用上面的判别方法对步态数据进行足跟着地判别和足尖离地判别，结果如下所图 4-7 所示。

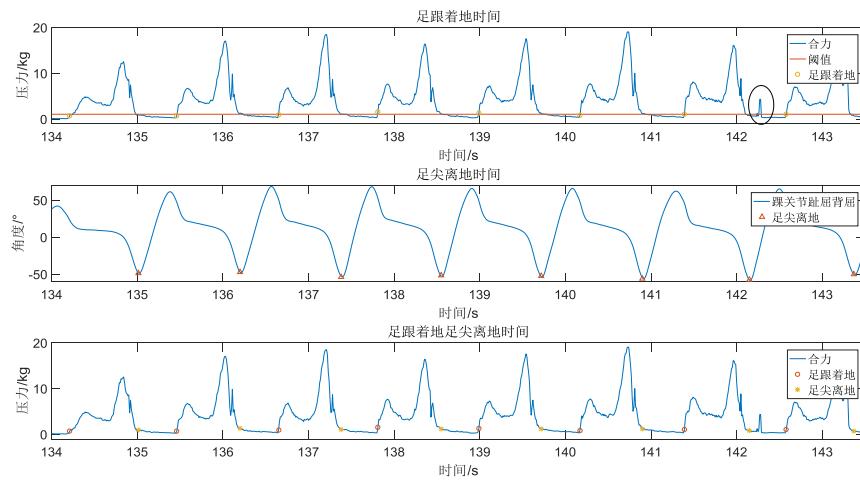


图 4-9 足跟着地及足尖离地判别

可以看到，使用上面的方法可以有效判别足跟着地和足尖离地时刻，即使在某些原因下，数据表现不完美时，依然可以有效对足跟着地和足尖离地加以区分。足

踝角度的增加提高的足跟着地和足尖离地判别的准确性和稳定性。

4.3.2 足跟着地及足尖离地约束

人体的行走过程中，站立前期、站立中期、站立末期，摆动期交替出现，其中站立前期以足跟着地开始，站立末期以足尖离地结束，足尖离地到足跟着地的区间内步态处于摆动期。混合高斯模型分类是一种无监督分类策略，其算法核心是希望寻找到一组参数，使其所确定的概率分布生成这些给定的数据点的概率最大，由于混合高斯模型是一种无监督分类模型，在实际进行步态分相过程中，其相位的划分与实际物理步态相位的划分可能会存在时间偏移，而使用足底压力之和和足踝转动角度进行足跟着地和足尖离地的划分具有很强的准确性和稳定性，如果两种方法可以加以结合，对混合高斯模型添加如下约束：在足跟着地时刻和足尖离地时刻步态相位切换，在足尖离地到足跟着地期间步态相位保持在摆动态不变。增加了上述约束的分相结果将会具有更高的稳定性和鲁棒性。

由于混合高斯模型算法本身难以添加约束，可以通过对原始数据进行诱导的方式达到在足跟着地和足尖离地时刻进行步态相位切换的目的，即在通过表 4-4 和表 4-3 获取到足尖离地时刻和足跟着地时刻后，将足尖离地到足跟着地期间的数据全部置为某一特定数据，使高斯混合模型在模型训练过程中可以明显区分出这一阶段的数据并将其分类为单独的一相，达到对分相结果添加上述约束的目的。

仿真过程中，数据零与其他数据具有明显的数据区分度，因此可以在足尖离地到足跟着地期间将足底处足跟，第四趾指，第一趾指，足尖四处足底压力数据和足踝角度数据全部置为零，添加约束数据和未添加约束数据对比如图 4-10 所示。

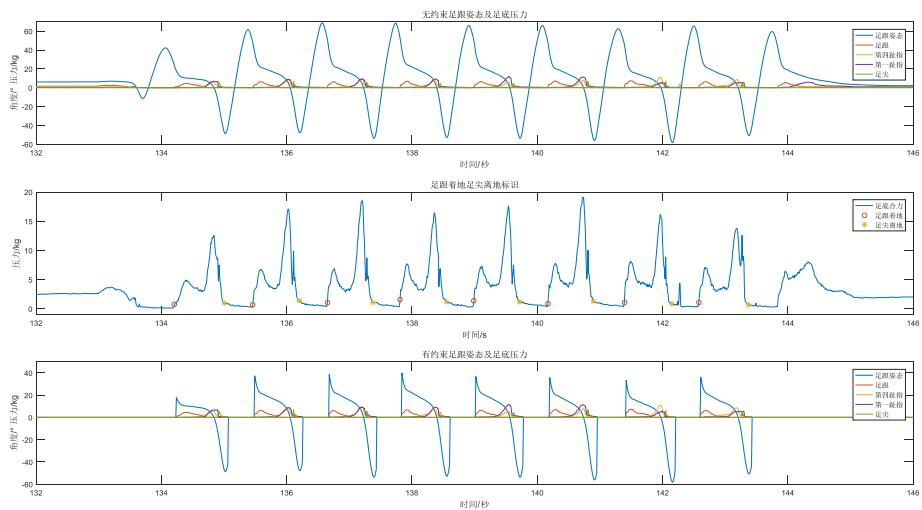


图 4-10 添加约束的训练数据

4.3.3 隐马尔可夫模型与步态相位转移

隐马尔可夫模型(HMM)是序列数据处理和统计学习的一种重要概率模型。HMM 被定义为双重嵌入的随机过程，其中基本过程是不可观察的(它是隐藏的)，但只能通过另一个集合来观察的随机过程产生观测序列。这意味着潜在的数据生成过程是隐藏的，它们可以通过观察来推断。HMM 在许多应用中已被成功应用，包括语音识别，基因检测和手势识别等。

人体行走过程中隐含着步态相位的转移，其状态无法直接观测到，但可以通过四个足底压力数据和足跟角度数据加以体现。正常人体步态相位具有一定转移过程，通常从顺序是站立前期，站立中期，站立末期，摆动期顺序摆动，但同时存在出现异常步态相位的概率。文献[69]采集了正常人体步态数据，并使用隐马尔可夫的学习算法估计了正常人步态相位转移矩阵，根据其研究结果，将人体步态 6 相划分的步态转移矩阵转变为 4 相划分的相位转移矩阵，其相位转移概率表如表 4-5 所示。

表 4-5 人体步相位转移概率表

相位	PS	MS	TS	SW
PS	0.9710	0.0290	0.0000	0.0000
MS	0.0074	0.9809	0.0116	0.0000
TS	0.0000	0.0040	0.8916	0.1043
SW	0.0001	0.0000	0.0000	0.9999

写成矩阵形式，矩阵的行和列分别对应站立前期，站立中期，站立末期和摆动期，具体如下所示。

$$A = \begin{bmatrix} 0.9710 & 0.0290 & 0 & 0 \\ 0.0074 & 0.9809 & 0.0116 & 0 \\ 0 & 0.0040 & 0.8916 & 0.1043 \\ 0.0001 & 0 & 0 & 0.9999 \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

其中，PS 代表站立前期，MS 代表站立中期，TS 代表站立末期，SW 代表摆动期，元素 A_{ij} 表示矩阵由相位 i 转移到相位 j 的概率。将步态相位看做隐马尔可夫中的隐含状态，混合高斯步态分相获得的概率可以看做观测概率，状态转移矩阵如公式 4.10 所示，此时步态分相问题可以等价为隐马尔可夫的解码问题，可以使用维特比算法解决这个问题。马尔可夫步态分相模型如图 4-11 所示。其中 $y_t^{hallux}, y_t^{meta4}, y_t^{meta1}, y_t^{toe}, y_t^{ankle}$ 代表 t 时刻足跟，第四趾指，第一趾指，足尖的足底压力值和足踝的关节角度值。 q_t 代表 t 时刻步态隐含的步态相位，其具体计算步骤如下所示。

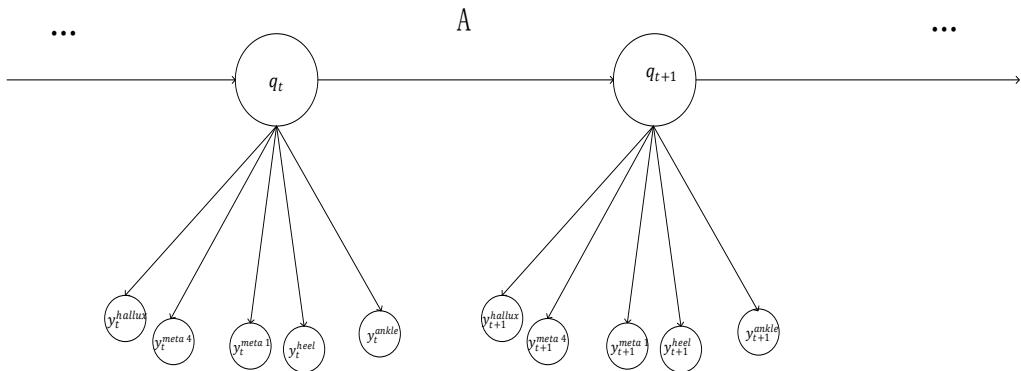


图 4-11 隐马尔可夫步态分相模型

1: 初始化

$$\begin{aligned}\delta_1(i) &= \pi_i b_i(o_1) \quad i=1,2,3,4 \\ \varphi_1(i) &= 0 \quad i=1,2,3,4\end{aligned}\tag{4-11}$$

其中, $i=1,2,3,4$ 分别代表站立前期, 站立中期, 站立末端, 摆动期四个相位, π_i 代表代表某个相位的初始发射概率, 此处设为 $\pi_i = 0.25 \quad i=1,2,3,4$, $\delta_1(i)$ 代表时刻 1 时相位 i 的概率, $\varphi_1(i)$ 代表转移到该相位的概率。

2: 递推, 对 $t=2,3,4,\dots,T$

$$\begin{aligned}\delta_t(i) &= \max_{1 \leq j \leq 4} [\delta_{t-1}(j) a_{ji}] b_i(o_t) \quad i=1,2,3,4 \\ \varphi_t(i) &= \arg \max_{1 \leq j \leq 4} [\delta_{t-1}(j) a_{ji}] \quad i=1,2,3,4\end{aligned}\tag{4-12}$$

其中, $\delta_t(i)$ 表示时刻 t 时相位 i 的概率, $\varphi_t(i)$ 代表时刻 t 时相位转移到 i 的概率。

3: 寻找 T 时刻最大可能概率

$$\begin{aligned}P^* &= \max_{1 \leq j \leq 4} \delta_T(j) \\ i_T^* &= \arg \max_{1 \leq j \leq 4} [\delta_T(j)]\end{aligned}\tag{4-13}$$

4: 回溯最优路径 对 $t=T-1, T-2, \dots, 1$ 可以求

$$i_t^* = \varphi_{t+1}(i_{t+1}^*) \tag{4-14}$$

5: 获得最优路径

$$I^* = (i_1^*, i_2^*, \dots, i_T^*) \tag{4-15}$$

对足底四个压力数据和足踝角度数据进行足跟着地和足尖离地约束, 使用高斯混合模型获得各个步态相位的观测概率, 使用隐马尔可夫模型的解码问题求解隐含的步态相位, 其分相结果如图 4-12 所示。

比较分相结果与实际足底压力的对应情况, 如图 4-13 所示。观察可以看到, 带有约束的高斯混合模型步态分相对于异常数据的容忍性更高, 在足底压力数据异常时仍然可以很好的进行步态分相, 同时, 获取的分相结果与实际足跟着地时刻

以及足尖离地时刻一致，保证了其分相的准确性。

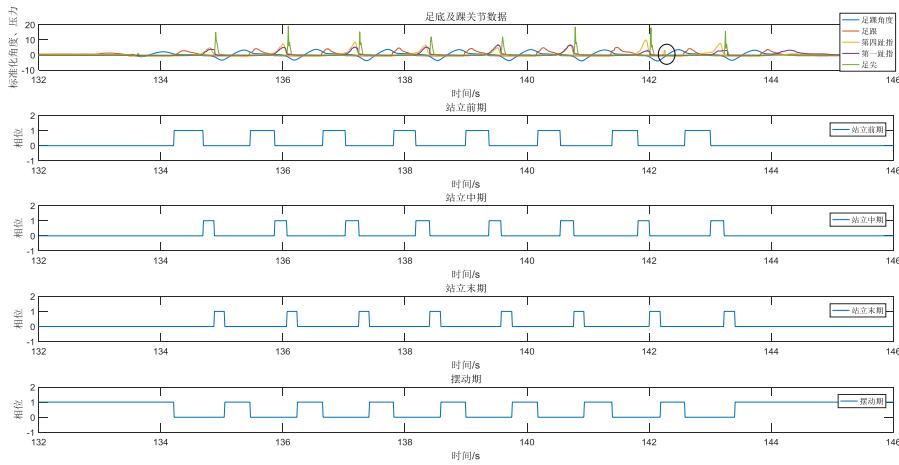


图 4-12 有约束的高斯混合模型分相结果

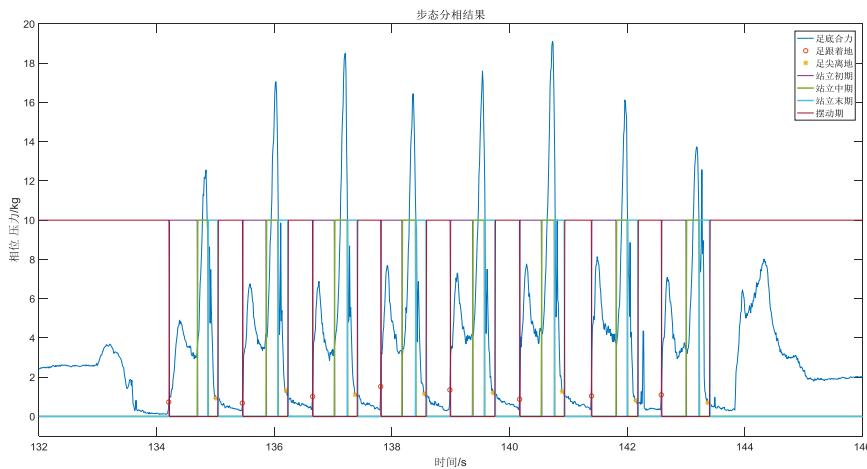


图 4-13 步态分相结果与足底压力对应情况

4.4 本章小结

人体步态分相是下肢外骨骼机器人控制的重要环节，不同的步态相位对应不同的人体步态运动的动力学模型，有效的相位判别有助于了解步态运动规律以及下肢外骨骼机器人的控制。传统的使用模糊逻辑策略对步态进行六相划分的方法对压力阈值和灵敏度系数敏感，容易出现相位错误划分和相位震荡。针对原有的步态划分方法，结合人体行走动力学规律，本章提出人体步态四相划分法，重新构建模糊逻辑表并对步态数据进行分相，在此基础上，尝试使用无监督分类方法混合高斯模型方法对步态进行分相，针对分相结果对异常数据敏感的问题，对混合高斯模型添加两方面的约束：一是通过获取足底压力和足踝转动角度，获得足跟着地和足

尖离地时刻的判别，进而将足尖离地到足跟着地时刻的数据置为零，实现对训练数据的重构和另类约束；二是将人体步态转移的特性添加到步态相位判别中，引入隐马尔可夫的维特比算法解决相位判别问题，结果表明，新的步态分相结果具有更好的准确性和鲁棒性。

第 5 章 下肢外骨骼机器人运动学动力学模型

下肢外骨骼机器人的运动学模型和动力学模型是其控制的基础，人体行走过程中，单腿支撑态和双腿支撑态交替出现，其中，单腿支撑态一般可以将运动学和动力学基坐标系建立在支撑腿末端，双腿支撑态时，下肢外骨骼机器人与地面组成闭链，可以使用闭链拉格朗日动力学进行分析。为简化运动学及动力学模型计算，可以建立上端固定的运动学和动力学模型，对获得的模型进行参数辨识和实验验证。

5.1 下肢外骨骼机器人运动学建模

下肢外骨骼机器人如 5-1 所示，单腿具有 7 个自由度，其中踝关节和髋关节各三个自由度，髋关节和膝关节的矢状面具有主动自由度，其他为被动自由度。外骨骼机器人的背部与腰部通过阻尼轴连接，整个外骨骼重约 23kg。



图 5-1 下肢外骨骼机器人

5.1.1 单腿摆动运动学模型

单腿支撑时下肢外骨骼机器人运动学模型如下所示，将基座建立在支撑腿上，设其坐标系为 x_0, y_0, z_0 ，使用 D-H 运动学方法依次建立坐标系，为了简化模型，只考虑外骨骼在矢状面上的运动，具体如图 5-2 所示。

采用 D-H 方法对外骨骼的运动学进行描述。其中 a_{i-1} 和 α_{i-1} 分别称为连杆 $i-1$ 的长度和扭角， a_{i-1} 的指向规定为从轴线 $i-1$ 到轴线 i 的公法线的长度， α_{i-1} 规定为从轴线 $i-1$ 绕公垂线转至轴线 i 的角度。两条连杆之间的偏置 d_i 为两条公法线 a_{i-1}

和 a_i 之间的距离， θ_i 为 a_{i-1} 和 a_i 之间的夹角。下肢外骨骼机器人运动学参数描述如下所表 5-1 所示。

表 5-1 单腿支撑 D-H 运动学参数

参数\连杆	1	2	3	4	5
α_i	0	0	0	0	0
a_i	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
θ_i	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5
d_i	0	0	d_3	0	0

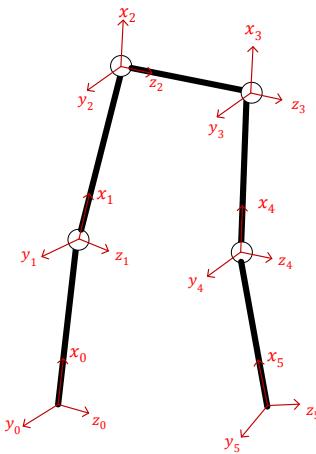


图 5-2 单腿摆动态运动学模型

D-H 方法的每一个变换都可以用一个变换矩阵来表示，其中第*i*次变换可以用矩阵 T_i^{i-1} 表示，其表达式如下所示：

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \cos \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-1)$$

以 $x_0y_0z_0$ 坐标系原点为基座，以 $x_5y_5z_5$ 为末端执行器，则末端执行器在基座中的表达式为：

$$T_5^0 = T_1^0 T_2^1 T_3^2 T_4^3 T_5^4 = \begin{bmatrix} R & p \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-2)$$

带入表 5-1 中的运动学参数，可以获取外骨骼机器人末端相对于基座的位置和姿态与关节角度的对应关系。

5.1.2 上端固定运动学模型

对外骨骼机器人处于摆动相时的状态进行运动学建模，此时可以简化为躯干固定，大腿，小腿简单串联的机构，整个机构如图 5-3 所示，利用 D-H 方法可以得到其运动学模型，其中逆时针旋转角度设为正，顺时针旋转角度设为负。

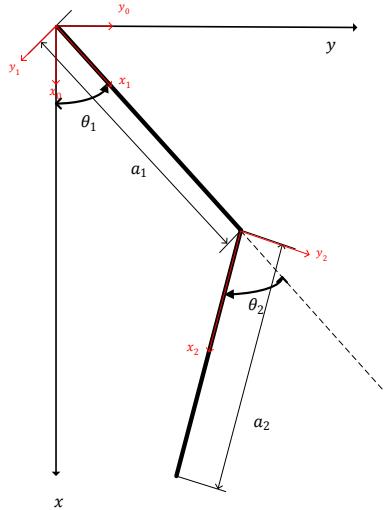


图 5-3 上端固定外骨骼动力学模型

可以得到下肢外骨骼机器人末端位置如下所示：

$$\begin{aligned} x &= a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + a_1 \cos \theta_1 \\ y &= a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) + a_1 \sin \theta_1 \end{aligned} \quad (5-3)$$

根据运动学正解，可以获得雅克比矩阵：

$$J = \begin{bmatrix} \frac{dx}{d\theta_1} & \frac{dx}{d\theta_2} \\ \frac{dy}{d\theta_1} & \frac{dy}{d\theta_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 \sin \theta_1 - a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & -a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ a_1 \cos \theta_1 + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix} \quad (5-4)$$

可以通过机器人末端位置反解出关节空间角度，如图 5-3 所示，设定逆时针旋转角度方向为正，下肢外骨骼机器人工作空间与人体近似，因此膝关节角度应该始终不大于 0 度，此时运动学逆解如式 (5-5) 所示。

$$\begin{aligned} \theta_2 &= \arccos\left(\frac{a_1^2 + a_2^2 - r^2}{2a_1a_2}\right) - \pi \\ \theta_1 &= \arctan \frac{x}{y} + \arccos\left(\frac{r^2 + a_1^2 - a_2^2}{2ra_1}\right) \end{aligned} \quad (5-5)$$

其中 $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ 。

5.2 下肢外骨骼机器人动力学建模

下肢外骨骼机器人的 5 连杆动力学模型如下所示，其动力学模型可以分为单腿支撑态和双腿支撑态，其中单腿支撑时是开链动力学问题，双腿支撑时可以看做闭链动力学问题，可以使用拉格朗日法进行动力学建模，单腿支撑和双腿支撑示意图如图 5-4 所示^[90]。

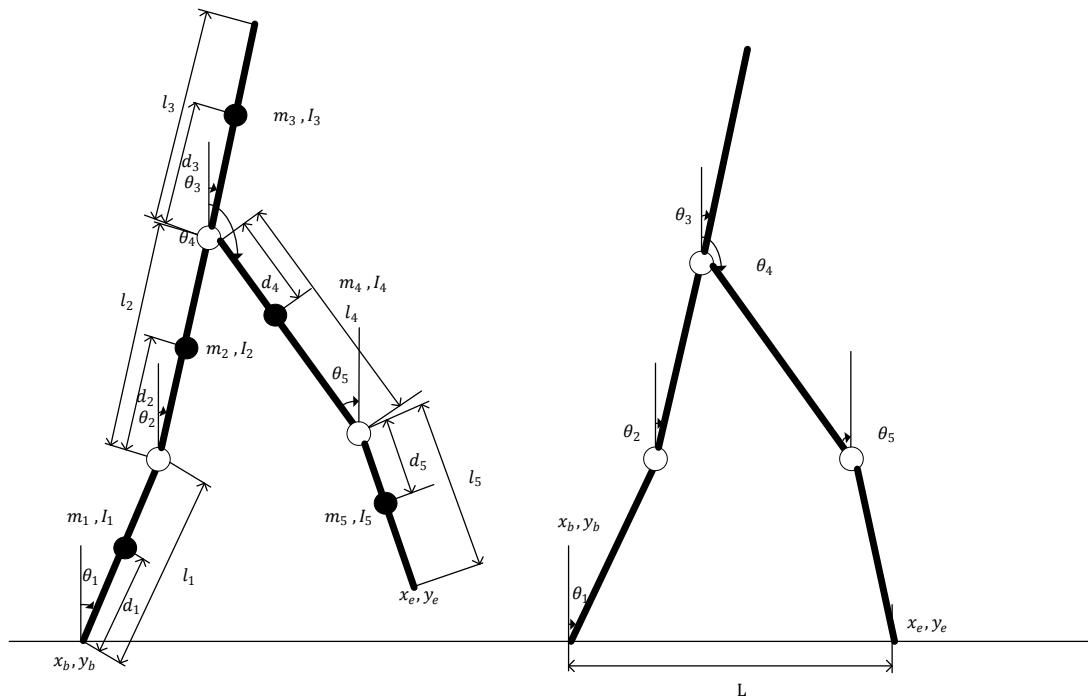


图 5-4 下肢外骨骼机器人动力学模型

图中符号说明：

m_i ——杆*i*的长度；

l_i ——杆*i*的长度；

d_i ——杆*i*质心到关节的距离；

I_i ——杆件*i*绕通过其质心并垂直于矢状面的转轴的转动惯量；

L ——步长；

τ_i ——关节*i*的力矩；

θ_i ——杆*i*与竖直方向的夹角，逆时针方向为正；

q_i ——相邻杆件的相对角度 $q_i = \theta_i - \theta_{i-1}$ ，并假设 $\theta_0 = 0$ ；

x_b, y_b ——单腿支撑的支撑脚坐标或者双足支撑时后脚的坐标；

x_e, y_e ——单腿支撑的摆动脚坐标或者双足支撑时前脚的坐标；

其中绝对角度 θ 和相对角度 q 之间对应关系如式(5-6)所示，在单腿支撑相中，支撑腿与地面连接，摆动腿悬在空中，此时下肢外骨骼机器人可以看做一只脚固连

在地面上的开链机构，如图 5-4 左侧示意图所示，此时其各个杆件的质心可以计算如式 (5-7)：

$$M_{q\theta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-6)$$

$$\begin{aligned} x_{ci} &= \sum_{j=1}^{i-1} (a_j l_j \sin \theta_j) + d_i \sin \theta_i + x_b \\ y_{ci} &= \sum_{j=1}^{i-1} (a_j l_j \cos \theta_j) + d_i \cos \theta_i + y_b \end{aligned} \quad (5-7)$$

系统的势能和动能分别为：

$$\begin{aligned} V &= \sum_{j=1}^5 m_i g y_{ci} \\ T &= \sum_{j=1}^5 \left(\left[\frac{1}{2} m_i (\dot{x}_{ci} + \dot{y}_{ci})_2 \right] + \left[\frac{1}{2} I_i (\dot{\theta}_i)^2 \right] \right) \end{aligned} \quad (5-8)$$

根据拉格朗日动力学方程，有：

$$\begin{aligned} L &= T - V \\ \frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}} - \frac{\partial L}{\partial q} &= 0 \end{aligned} \quad (5-9)$$

可以构建外骨骼机器人在单腿支撑相的动力学方程：

$$M(\theta) \ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) + N(\theta, \dot{\theta}) = \tau \quad (5-10)$$

其中 $M(\theta)$ 为 5×5 的正定对称矩阵，是动力学方程的惯性项， $C(\theta, \dot{\theta})$ 为包含离心力和科里奥利力的 5×5 矩阵， $N(\theta, \dot{\theta})$ 为包含重力和摩擦力的 5×1 矩阵。

在双腿支撑相时，前脚和后脚共同支撑地面，因此构成闭链拉格朗日动力学问题，可以引入闭链约束如下所示：

$$\Phi(\theta) = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_e - x_b \\ y_e - y_b \end{bmatrix} = 0 \quad (5-11)$$

约束方程的雅克比矩阵如下所示：

$$J = \frac{\partial \Phi}{\partial t} \quad (5-12)$$

可以构建有约束的动力学方程如下所示：

$$M(\theta) \ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) + J^T \lambda = \tau \quad (5-13)$$

其中参数 λ 表达式如下所示：

$$\lambda = (JM^{-1}J^T)^{-1}(JM^{-1}(-C\dot{q} - N) + \dot{J}\dot{q}) \quad (5-14)$$

5.3 上端固定的下肢外骨骼动力学建模及参数辨识

5.3.1 动力学方程建模

上端固定的外骨骼机器人模型如图 5-5 所示。其中下标 1、2 分别表示杆 1 和杆 2。各杆属性包括质量 m 、绕质心转动惯量 I 、杆长 l 、质心沿杆方向距关节距离 r 、质心偏移量 h ， τ 为关节驱动力矩， M_f 是关节摩擦力矩， g 为重力加速度。

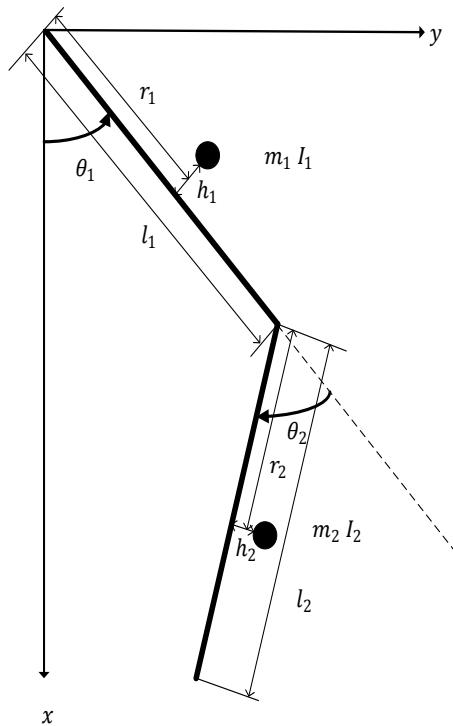


图 5-5 上端固定下肢外骨骼机器人动力学模型

根据图 5-5，可以确定杆一和杆二的重心位置如式 (5-15) 和式 (5-16) 所示。

$$\begin{aligned} \bar{x}_1 &= r_1 c_1 - h_1 s_1 \\ \bar{y}_1 &= r_1 s_1 + h_1 c_1 \end{aligned} \quad (5-15)$$

$$\begin{aligned} \bar{x}_2 &= l_1 c_1 + r_2 c_{12} - h_1 s_{12} \\ \bar{y}_2 &= l_1 s_1 + r_2 s_{12} + h_2 c_{12} \end{aligned} \quad (5-16)$$

两杆的动能，势能以及动能势能之和如式 (5-17) 所示。

$$\begin{aligned} T &= \frac{1}{2}m_1(\dot{\bar{x}}_1^2 + \dot{\bar{y}}_1^2) + \frac{1}{2}J_1\dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2}m_2(\dot{\bar{x}}_2^2 + \dot{\bar{y}}_2^2) + \frac{1}{2}J_2(\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_2^2) \\ V &= m_1 g \bar{x}_1 + m_2 g \bar{x}_2 \\ L &= T - V \end{aligned} \quad (5-17)$$

为了辨识方便，可以将质量参数和惯性参数改写成如下形式：

$$\begin{aligned}
 X_2 &= m_2 r_2 \\
 Y_2 &= m_2 h_2 \\
 X_1 &= m_1 r_1 + m_2 l_1 \\
 Y_1 &= m_1 h_1 \\
 J_2 &= I_2 + m_2(r_2^2 + h_2^2) \\
 J_1 &= J_2 + I_1 + m_1(r_1^2 + h_1^2) + m_2 l_1^2
 \end{aligned} \tag{5-18}$$

根据拉格朗日动力学方程：

$$\frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial L}{\partial q} = 0 \tag{5-19}$$

可以获得：

$$\begin{aligned}
 T_1 &= [J_1 + 2l_1(X_2 \cos(q_2) - Y_2 \sin(q_2))] \ddot{q}_1 + \\
 &\quad [J_2 + l_1(X_2 \cos(q_2) - Y_2 \sin(q_2))] \ddot{q}_2 \\
 &\quad + l_1(X_2 \sin(q_2) + Y_2 \cos(q_2))(\dot{q}_1^2 - (\dot{q}_1 + \dot{q}_2)^2) + \\
 &\quad g(X_1 \sin(q_1) + Y_1 \cos(q_1) + X_2 \sin(q_1 + q_2) + Y_2 \cos(q_1 + q_2))
 \end{aligned} \tag{5-20}$$

$$\begin{aligned}
 T_2 &= [J_2 + l_1(X_2 \cos(q_2) - Y_2 \sin(q_2))] \ddot{q}_1 + J_2 \ddot{q}_2 + \\
 &\quad l_1(X_2 \sin(q_2) + Y_2 \cos(q_2)) \dot{q}_1 + \\
 &\quad g(X_2 \sin(q_1 + q_2) + Y_2 \cos(q_1 + q_2))
 \end{aligned} \tag{5-21}$$

考虑关节摩擦力，使用如下摩擦模型：

$$f_f = f_v \dot{q}_s + f_c \text{sign}(\dot{q}_s) + f_a e^{-f_b |\dot{q}_s|} \text{sign}(\dot{q}) \tag{5-22}$$

其中 f_c, f_v 分别为库伦摩擦系数和粘滞摩擦系数， f_a 和 f_b 为摩擦力的非线性项。

5.3.2 参数系统辨识

为了降低辨识难度，对下肢外骨骼机器人进行分关节参数辨识，通过对外骨骼机器人施加扫频曲线，获取其运动状态，通过 MATLAB 最优化系统工具箱中的模拟退火算法获取最优动力学参数。

首先对膝关节进行辨识，由于膝关节角度存在限位，设计扫频曲线幅值范围为 -80 到 0 度，其扫频公式如下所示：

$$\begin{aligned}
 \theta_2 &= 40 \sin(2\pi ft) - 40 \\
 f &= \frac{1}{300}t + 0.01 \quad 0 \leq t \leq 100
 \end{aligned} \tag{5-23}$$

使用扫频公式获取的膝关节扫频曲线如图 5-6 所示，随着时间的增加，其频率越来越快。

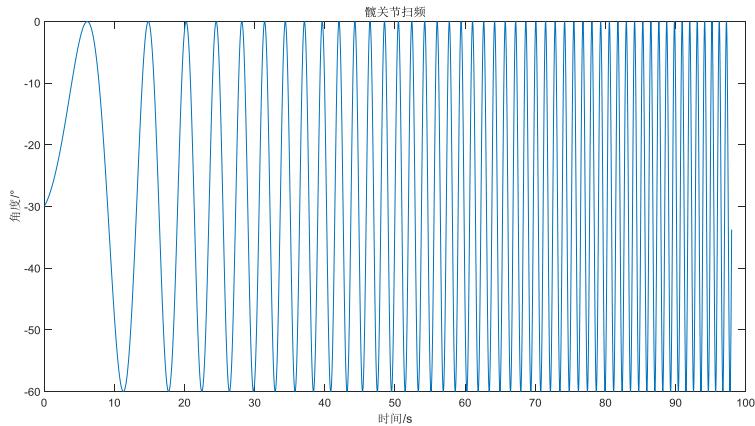


图 5-6 膝关节扫频曲线

膝关节扫频时，髋关节保持不动，即 $q_1 = 0, \dot{q}_1 = 0, \ddot{q}_1 = 0$ ，此时有

$$\bar{T}_2 = J_2 \ddot{q}_2 + g(X_2 \sin(q_2) + Y_2 \cos(q_2)) + M_{f2} \quad (5-24)$$

其中 M_{f2} 为膝关节摩擦力，如下所示：

$$M_{f2} = f_{v2} \dot{q}_2 + f_{c2} \text{sign}(\dot{q}_2) + f_{a2} e^{-f_{b2} |\dot{q}_2|} \text{sign}(\dot{q}_2) \quad (5-25)$$

下肢外骨骼机器人的位置和速度以及电流信号可以直接通过驱动器读取，由于电流信号存在高频干扰，对于辨识不利，使用同样的 Kalman 滤波器分别对位置信号，速度信号和电流信号进行同样的滤波，以较少滤波器的相角迟后带来的误差，外骨骼机器人的加速度信号可以通过对速度信号求导获得。以右膝关节为例，滤波前后信号位置，速度及电流和通过滤波后的速度求导获得的加速度曲线如图 5-7 所示。

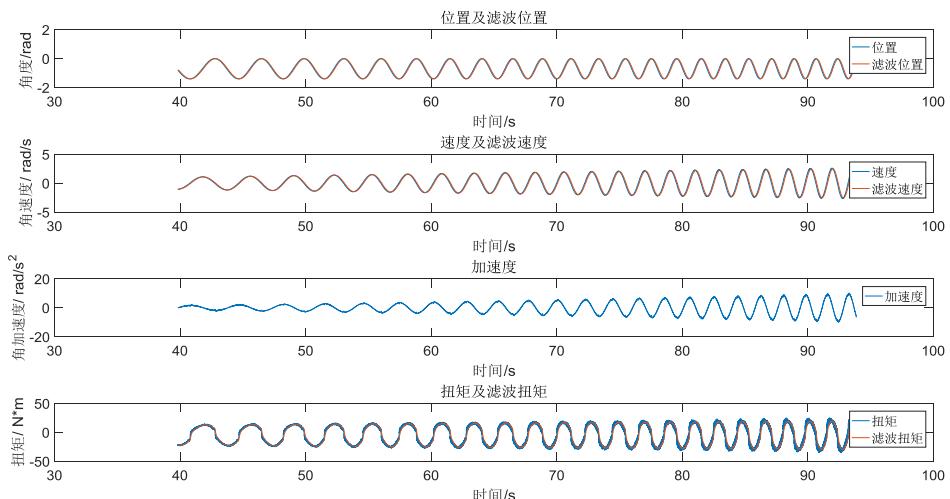


图 5-7 膝关节数据 Kalman 滤波

使用 MATLAB 最优化工具箱中模拟退火算法对外骨骼机器人进行参数辨识，辨识结果如图 5-8 所示。

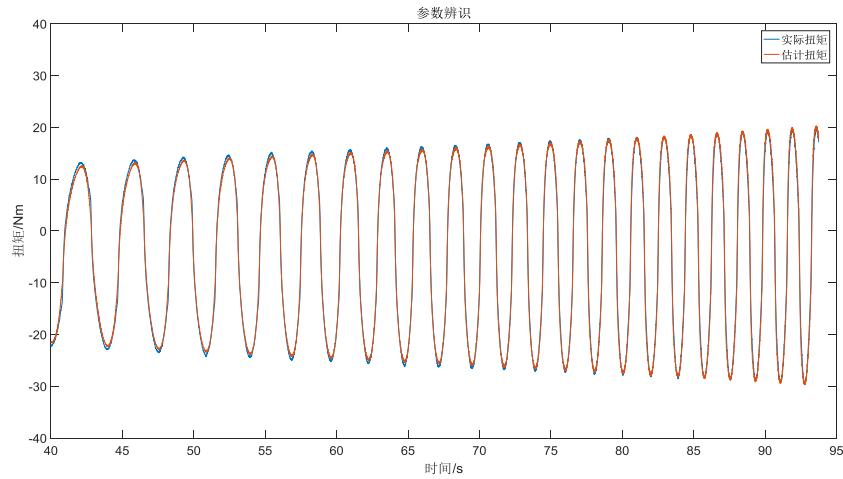


图 5-8 实际膝关节扭矩曲线和估计扭矩曲线

模拟退火算法求取的膝关节动力学参数如表 5-2 所示。

表 5-2 膝关节参数辨识结果

X_2	Y_2	J_2	f_{v2}	f_{c2}	f_{a2}	f_{b2}
0.9340	0.1320	0.9700	4.537	12.660	-12.10	1.973

使用同样的方法，对髋关节进行系统辨识，扫频函数如式（5-26）所示，扫频曲线如图 5-9 所示，髋关节数据滤波结果如图 5-10 所示。

$$\begin{aligned} \theta_1 &= 30 \sin(2\pi ft) \\ f &= \frac{1}{300}t + 0.01 \end{aligned} \quad (5-26)$$

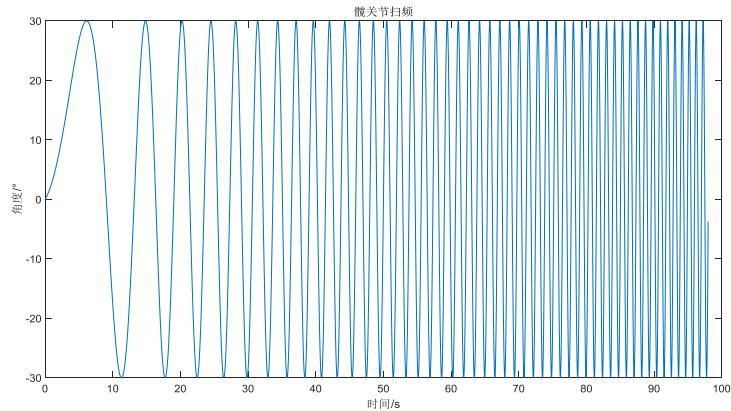


图 5-9 髋关节扫频曲线

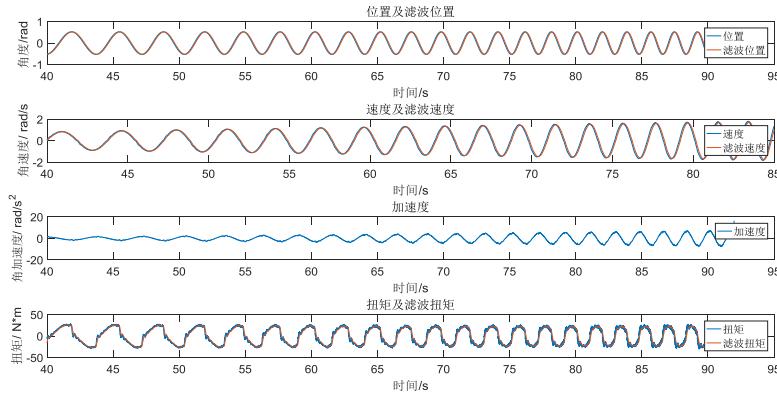


图 5-10 髋关节数据 Kalman 滤波

此时膝关节保持不动，即 $q_2 = 0, \dot{q}_2 = 0, \ddot{q}_2 = 0$ ，根据式 5.21，有：

$$\begin{aligned} \bar{T}_1 &= (J_1 + 2l_1 X_2)\ddot{q}_1 + g(X_1 \sin(q_1) + Y_1 \cos(q_1)) \\ &\quad + X_2 \sin(q_1) + Y_2 \cos(q_1) + M_{f1} \end{aligned} \quad (5-27)$$

其中 M_{f1} 摩擦力项，有

$$M_{f1} = f_{v1}\dot{q}_1 + f_{c1}\text{sign}(\dot{q}_1) + f_{a1}e^{-f_{b1}|\dot{q}_1|}\text{sign}(\dot{q}_1) \quad (5-28)$$

式中 X_2, Y_2 已经通过膝关节参数辨识获取，使用同样的方式进行处理，可以获得髋关节动力学参数如表 5-3 所示。实际扭矩与估计扭矩如图 5-9 所示。

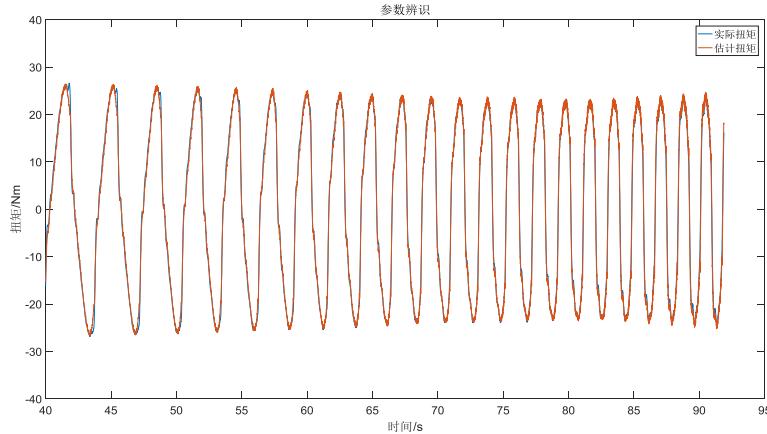


图 5-11 髋关节扭矩曲线和估计扭矩曲线

其右髋关节参数如下表 5-3 所示：

表 5-3 右髋关节辨识参数

X_1	Y_1	J_1	f_{v1}	f_{c1}	f_{a1}	f_{b1}
3.052	-0.152	2.345	5.596	12.850	-11.81	3.558

5.4 动力学参数验证

使用上一节中介绍的方法对下肢外骨骼机器人进行参数辨识，各关节辨识结果如表 5-4 所示。

表 5-4 下肢外骨骼机器人系统辨识参数

	左髋	左膝	右髋	右膝
X	3.5082	0.8574	3.0517	0.9340
Y	-0.1347	0.1016	-0.1518	0.1320
J	2.6688	1.0007	2.34543	0.9700
f_v	12.7810	7.6347	5.5962	4.5370
f_c	11.4736	7.4388	12.8495	12.6600
f_a	-15.3862	-10.7466	-11.8053	-12.1010
f_b	11.8210	31.0118	3.5582	1.9730

为了验证辨识的动力学模型的正确性，对外骨骼机器人下发固定步态，比较通过电流获得的关节扭矩和通过参数模型获得的动力学参数。下发关节角度和角速度如图 5-12 所示。

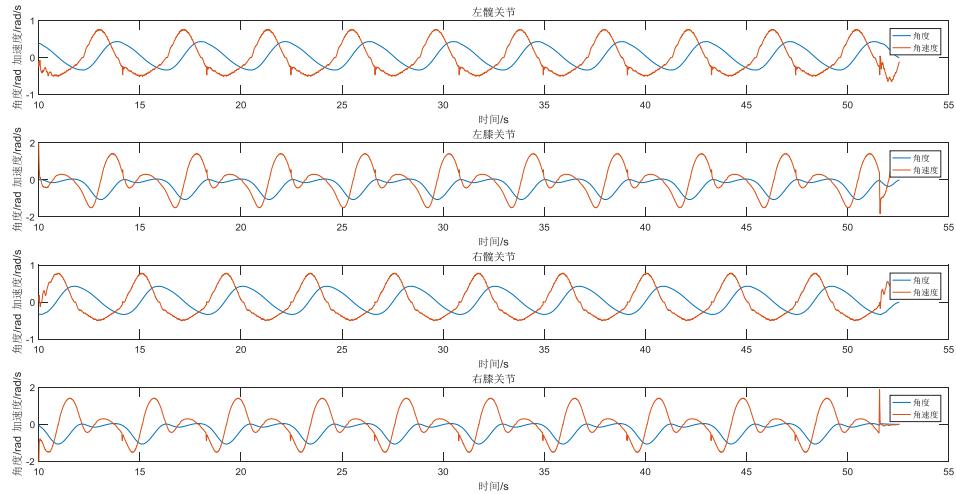


图 5-12 下发固定步态曲线角度及角速度

使用动力学模型计算得到关节扭矩和通过电流获得的扭矩比较如图 5-13 所示。可以发现，膝关节实际扭矩与辨识扭矩基本相等，髋关节辨识扭矩与实际扭矩有一定的偏差，其主要因素是系统辨识时兼顾各高速和低速等不同工况的动力学参数，因此辨识获得的动力学参数相对步态曲线可能不是最优的，并且分关节辨识实际上会将膝关节的动力学参数辨识误差耦合到髋关节上。

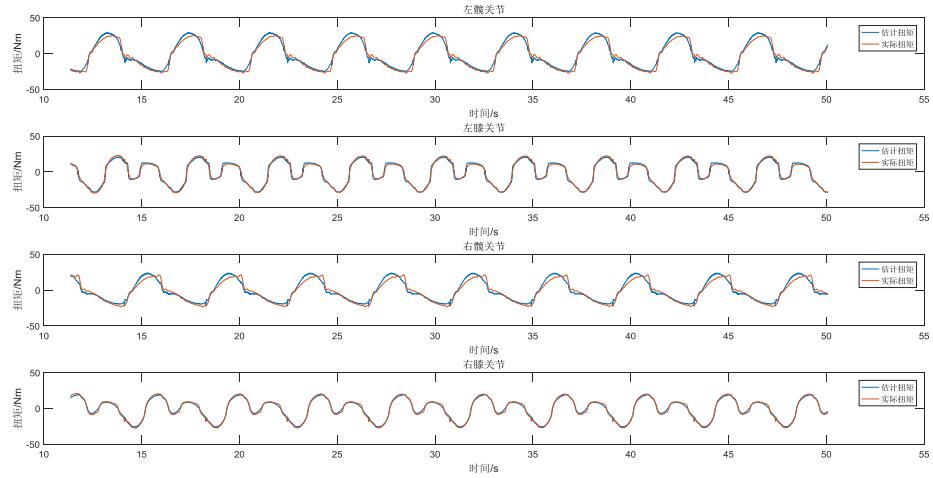


图 5-13 关节扭矩及估计扭矩

5.5 本章小结

本章中，讨论了下肢外骨骼机器人在矢状面的运动学和动力学模型。针对下肢外骨骼机器人单腿支撑态，分析了 5 连杆的下肢外骨骼机器人运动学。针对上端固定下肢外骨骼机器人模型，分析了 2 连杆上端固定外骨骼机器人正运动学和逆运动学。同时，针对行走过程中的单腿支撑相和双腿支撑相，分别使用了开链拉格朗日动力学方程和闭链拉格朗日动力学方程描述了其动力学特性。最后，对下肢外骨骼机器人进行了动力学参数辨识，获取的上端固定状态下的下肢外骨骼机器人动力学参数并使用固定步态进行了实验验证。

第6章 下肢外骨骼机器人控制策略

下肢外骨骼机器人的控制策略主要可以分为主动式和被动式两种，其中被动式主要用于截瘫病人的康复，如 Rewalk, SuitX 等外骨骼都是使用这种控制策略，该种方式控制相对简单，直接下发离线步态曲线即可实现人机协同运动。而主动控制下肢外骨骼机器人则相对困难，需要感知人的运动和人机交互力，估计人体运动意图，进而实现人机协同运动。

6.1 人机交互感知及绑缚方式

随着惯性传感器越来越成熟化和小型化，IMU 作为一种人体运动测量方式已经越来越成熟。为了感知人体运动信息，使用绑缚在人体髋关节和膝关节的惯性传感器获得人体矢状面的运动信息，由于 IMU 测量的角度是大腿和小腿相对于世界坐标系的角度，因此在矢状面有：

$$\begin{aligned}\theta_{\text{hip}} &= \theta_{\text{IMU_thigh}} \\ \theta_{\text{knee}} &= \theta_{\text{IMU_shank}} - \theta_{\text{IMU_thigh}}\end{aligned}\quad (6-1)$$

惯性传感器绑缚在人体膝关节上下前侧位置，惯性传感器处于侧面时人体的膝关节弯曲时与绑带之间会有轻微干涉，导致获得的膝关节角度小于实际膝关节角度，处于前侧可以与人体骨骼比较好的贴合，获得比较准确稳定的关节运动数据，传感器位置和绑缚方式如图 6-1 所示。

人体与外骨骼机器人采用三点绑缚的方法，即绑缚人机之间的双足和腰部（或胸部），而不对大腿和小腿进行绑缚，其主要原因包括两点：1) 人体运动过程中，膝关节的运动实际上由旋转和平移共同组成，下肢外骨骼机器人膝关节只有单自由度，两者紧密绑缚不可避免产生运动干涉。2) 髋关节和膝关节进行绑缚会导致更小的人机关节允许角度误差，并且会增大人机耦合系统的复杂性，而简化的三点绑缚则可以简化模型并增大允许误差，更加有利于其控制实现。

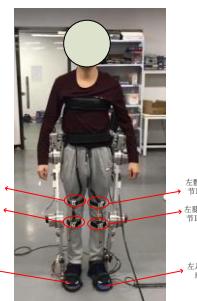


图 6-1 传感器绑缚方式

人体足底压力分布主要通过足底压力传感器获取，足底压力传感器有分布在足跟，第四趾指，第一趾指，足尖四处，IMU 和足底压力传感器示意图如图 6-2 所示。



图 6-2 人机交互传感器

6.2 控制框架

人体在运动过程中，其受力情况如下所示，其主要组成包括：足底对地面的力以及地面对足底的反作用力，这是一对作用力与反作用力；骨骼与骨骼连接处会有骨骼支撑力，与骨骼的位置姿态有关系；附着于骨骼上的肌肉会产生肌肉力，主要与人体运动有关；同时人体会收到重力和惯性力的影响，其中惯性力与运动有关 [21]4073-4074。行走过程中力的分布如图 6-3 所示。

下肢外骨骼机器人辅助人体走路的目的或功能可以主要划分为 3 种：1) 支撑部分人体体重，实现人体运动能耗的降低或降低疲劳程度，疲劳程度降低是指降低某些突出部位的能耗，以降低人体疲劳感。2) 负载增强，使穿戴者获得更强的负载能力，可以在同样能耗的条件下背负更多的重物。3) 运动增强，穿戴者在相同的运动下肌肉出更小的力或在出相同力的情况下获得更快的运动。从受力上分析，支撑人体体重或者使人体获得更强的负载能力的首要目标是减少骨骼与骨骼之间的支撑力，而运动增强则主要是减轻运动过程中的肌肉力。

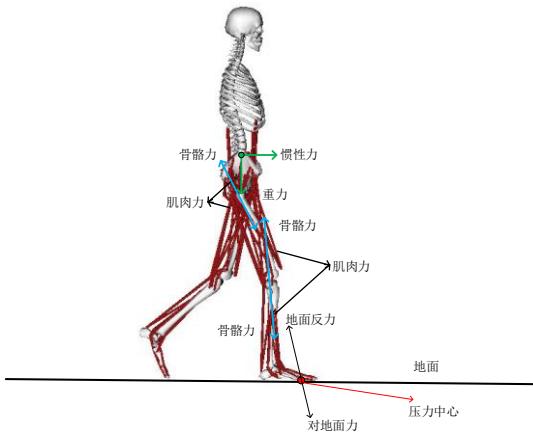


图 6-3 行走过程受力分析

负重下肢外骨骼机器人的一个重要问题是良好的人机协同运动，人机运动的不协调会对人的运动产生干涉，影响人体运动的敏捷性，甚至造成人机系统的不平衡。

鉴于人机下肢外骨骼动力学模型时变，受到步态相位和路面环境的影响，难以建立精确的动力学模型，而人机接触处的人机交互力不容易测量，足底的人机交互力和外骨骼机器人与地面的作用力区分困难，因此采用 IMU 感知人体运动姿态，使用基于末端空间规划的下肢外骨骼机器人控制策略。使用关节角度预测的方法弥补测量的机械角度迟后于人体运动意图的问题；建立上端固定的运动学模型，针对膝关节运动由旋转和平移共同组成，使用大腿长度随膝关节运动变化的运动学参数，计算人体运动末端位置并进行下肢外骨骼机器人的运动规划。同时，在摆动态和支撑态使用不同的控制策略，在摆动态使用扰动观测器观测人体对下肢外骨骼机器人的作用力，通过阻抗模型将交互力信号转化为期望位置信号偏差，增加人机之间的柔顺性和协调性；在支撑态，通过检测足底压力和踝关节与髋关节连线与垂直方向夹角，获得期望足底误差力，将力信号通过阻抗模型转化为位置信号偏差，减少步态行走过程中足跟触地的冲击和足尖蹬地的需要的能量。其中足底步态分相方法为第四章所用方法，其摆动态控制框图如图 6-4，支撑态控制框图如图 6-5 所示。其中，下肢外骨骼机器人扰动观测器使用上端固定的动力学模型，如图 5-5 所示，动力学参数如表 5-4 所示。

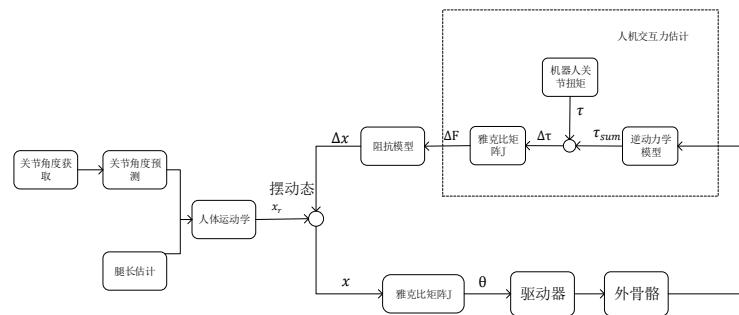


图 6-4 下肢外骨骼机器人摆动态控制策略

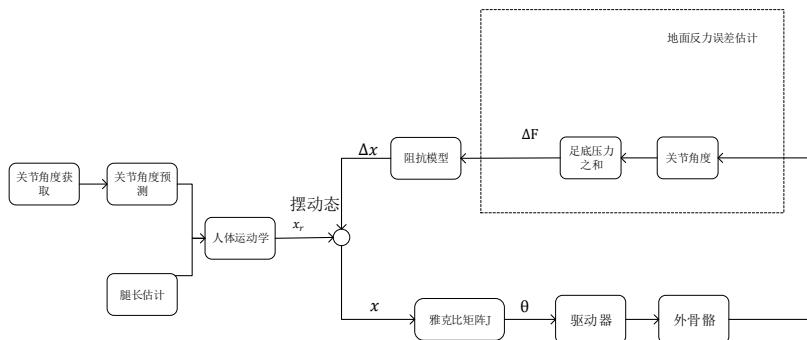


图 6-5 下肢外骨骼机器人支撑态控制策略

6.3 关节角度预测与人体末端运动获取

OPENSIM 是斯坦福大学开发的用于开发、分析和可视化肌肉骨骼系统的免费开源软件，它能应用在很多领域，如行走动力学分析、运动表现研究、手术过程仿真、医疗器械设计等。在 OPENSIM 中，一个肌肉骨骼模型是由各个关节把多块骨骼连接起来，其中肌肉附着在骨骼上，通过肌肉产生的力来带动关节运动。目前 OPENSIM 被用于全球上百个生物力学实验室的运动研究，并拥有一个活跃的开发者社区来不断完善其功能。

使用惯性传感器 IMU 获取的人体关节角度实际上迟后于人体运动意图，直接使用 IMU 获取的人体关节角度会导致下肢外骨骼机器人的运动迟后于人体运动，因此需要对关节角度进行预测，使用 OPENSIM 中提供的由 23 个自由度和 51 组肌肉组成的 3DGaitMode12354 模型^[91]，使用该模型提供的步态数据和足底压力数据以及关节位置变化数据，进行步态预测的仿真分析，比较运动过程中变大腿长度和不变大腿长度对人体末端位置带来的影响。

对关节运动预测进行仿真，验证步态预测的可行性。该模型中步态数据采样周期为 66HZ，使用三次样条插值，对该模型提供的步态进行重采样，频率变为 100HZ，使用第三章中的牛顿预测法对步态曲线进行预测，预测时间为 0.02s，预测前和预测后关节曲线如图 6-6 所示。

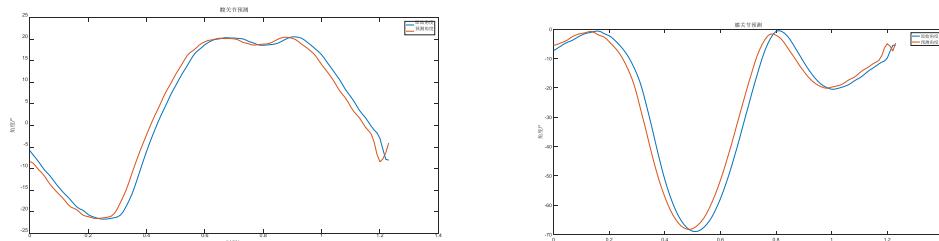


图 6-6 髋关节、膝关节预测曲线

预测的准确性和光滑性如表 6-1 所示。

表 6-1 关节预测准确率和光滑性

关节\指标	预测时间	预测准确率	光滑度
髋关节	20ms	97.90%	0.0027
膝关节	20ms	97.73	0.0015

可以看到，对步态进行 20ms 的步态预测可以获得比较好的步态预测曲线，具有良好的准确性和光滑度，满足下肢外骨骼机器人实时控制的要求。

人体运动过程中，膝关节的运动实际上可以近似为旋转运动和平移运动和合

成^[92]，因此，在人体实际运动过程中，膝关节轴心不断变化，因此实际上人体大腿长度随膝关节运动长度是变化的。OPENSIM 中的 3DGaitModel2354 模型中提供了大腿长度随膝关节运动长度变化的解剖数据如表 6-2 所示。

表 6-2 关节长度解剖学数据

$x(rad)$	-2.094	-1.2217	-0.5235	-0.3490	-0.1745	0.1591	2.0944
$L(m)$	0.4226	0.4082	0.399	0.3976	0.3966	0.395264	0.396

其中 x 为膝关节角度，单位为弧度， L 为膝关节到髋关节位移，单位为米，人体膝关节运动过程如图 6-7 所示。



图 6-7 膝关节运动示意图

使用 Matlab 的 cftool 工具箱对该位移进行 2 阶多项式拟合，结果如图 6-8 所示。

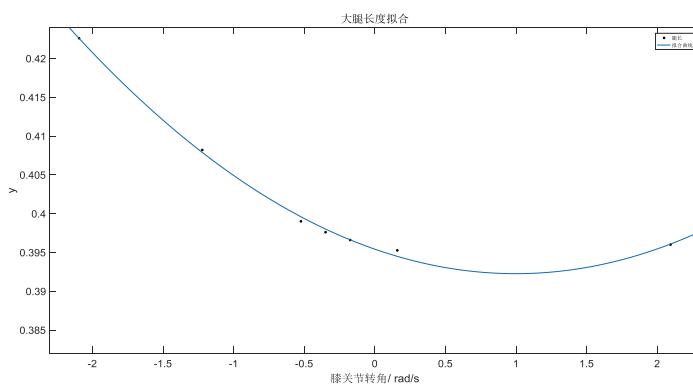


图 6-8 大腿长度随膝关节角度变化拟合

拟合结果如式（6-2）所示。

$$L = 0.003172x^2 - 0.006328x + 0.3954 \quad (6-2)$$

使用该模型提供的数据进行仿真，膝关节到髋关节位移与大腿长度大小相等，符号相反，比较使用变长的大腿长度和大腿长度保持不变两种运动学参数计算足部位置，结果如图 6-9 所示。结果表明，是否变大腿长度对于足部位置的计算有比

较大的影响，将大腿长度当做常量会导致足部末端位置计算的偏差。

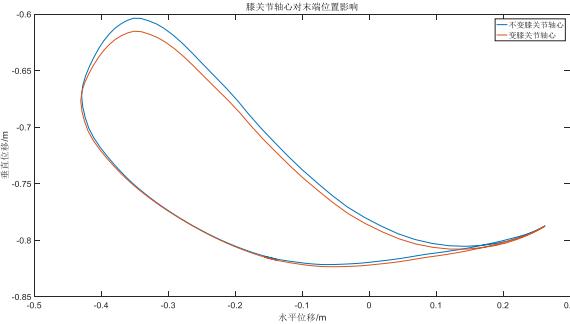


图 6-9 足部末端位置比较

获得人体运动水平方向和垂直方向足部位移后，需要通过运动学逆解算出相应的外骨骼关节角度，其运动学参数如下表 6-3 所示。

其中，为了使下肢外骨骼机器人操作空间覆盖人体步态运动的操作空间，下肢外骨骼机器人大腿小腿长度应不小于人体大腿小腿长度，如式（5-4）所示，当膝关节角度 $\theta_2 = 0$ 时，雅克比矩阵奇异。为了防止出现雅克比矩阵奇异，设定下肢外骨骼机器人大腿小腿长度之和少大于人体大腿小腿长度之和，此时人体膝关节角度为零时，下肢外骨骼机器人膝关节角度不为零，人体运动学参数和外骨骼运动学参数如表 6-3 所示。

表 6-3 人体运动学参数和外骨骼运动学参数

对象\参数	左大腿	左小腿	右大腿	右小腿
人体/m	L_{thigh}	0.43	L_{thigh}	0.43
外骨骼/m	0.42	0.43	0.42	0.43

获取人体和外骨骼运动学参数以及人体关节运动后，可以求出人体末端轨迹由于人机末端束缚，因此可以通过运动学反解获得机器人关节空间角度，人体关节空间角度和机器人关节角度比较如图 6-10 所示，可以看到，由于运动学参数的差异，人体关节空间角度和机器人关节空间角度有一定的差异。

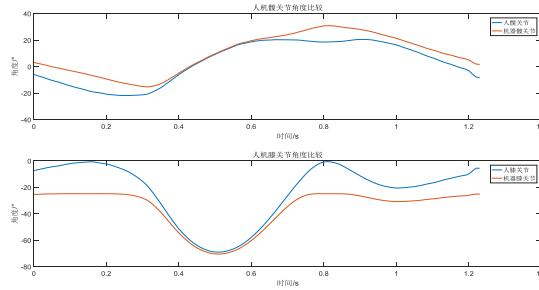


图 6-10 人体关节曲线与外骨骼机器人关节曲线比较

6.4 阻抗控制

在外骨骼控制中，单纯的位置控制或力控制不足以满足外骨骼机器人面向多场景复杂任务的需求，尤其在人机物理交互层面，人机之间的交互模型通常可以等价为弹簧阻尼模型^{[22]5642-5643}，由于人机耦合系统模型复杂，参数摄动大，下肢外骨骼机器人使用单纯的力控制可能难以保证稳定性，而单纯的位置控制则会造成比较大的机器刚度，影响人机交互的舒适性，因此，力/位混合控制已经越来越成为下肢外骨骼机器人的一种趋势。

力/位混合控制可以分为主动力/位混合控制和被动力/位混合控制，被动力/位混合控制通过储能或耗能元器件如弹簧阻尼器等实现被动的力位混合，主动力/位混合控制主要包括力位混合控制和阻抗控制，力位混合控制是在不同的方向上分别进行力控制和位置控制，而阻抗控制则是建立力和位置的动态关系，通过满足力位间的动态关系，是其在力的要求和位置要求之间掌握一个平衡^{[93]12-20}。力位混合控制需要对环境建立比较精确的模型，难以应用在下肢外骨骼机器人复杂不确定场景中，因此，在下肢外骨骼中使用阻抗控制显然是更好的选择。

阻抗控制实际上是将机器人与环境之间的接触等价为“弹簧-质量-阻尼”模型，建立机器人末端位移与力的关系，其输入是机器人末端期望轨迹 X_d 与实际轨迹 X 之差 $E = X_d - X$ ，输出是在机器人末端产生的接触力 F_{imp} ，其中 Z 为机器人等效阻抗^{[93]12-26}。如图 6-11 所示，物理系统一般可以表现出阻抗，即输入位置 E 输出力 F_{imp} 的特性，如图 6-11 (a) 所示，或表现出导纳特性，即输入力 F_{imp} 输出位置 E 的特性，如图 6-11 (b) 所示。人机接触过程中，可以认为外骨骼机器人具有阻抗特性，人具有导纳特性，如图 6-11 (c) 所示。

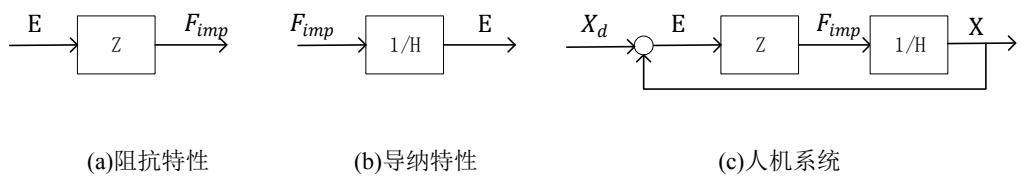


图 6-11 阻抗导纳示意图

机器人末端受到的作用力与位置偏离目标轨迹的差可以建立二阶阻抗关系式模型，即期望阻抗模型，常用的期望阻抗模型有三种形式。

$$\begin{aligned} M_d \ddot{X} + B_d \dot{X} + K_d (X - X_d) &= -E \\ M_d \ddot{X} + B_d (\dot{X} - \dot{X}_d) + K_d (X - X_d) &= -E \\ M_d (\ddot{X} - \ddot{X}_d) + B_d (\dot{X} - \dot{X}_d) + K_d (X - X_d) &= -E \end{aligned} \quad (6-3)$$

其中 M_d, B_d, K_d 分别为期望阻抗模型的惯性矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵，

\ddot{X}, \dot{X}, X 分别为机器人末端加速度、速度和位移，实际接触力与期望接触力之差 $E = F_e - F_d$ ， F_e 为机器人末端与环境接触时受到的作用力， F_d 为期望接触力。

实际中常采用第三种阻抗模型表达式：

$$M_d(\ddot{X} - \ddot{X}_d) + B_d(\dot{X} - \dot{X}_d) + K_d(X - X_d) = -E \quad (6-4)$$

其中 M_d, B_d, K_d 常设定为 $n \times n$ 正定对角矩阵， n 为机器人空间维数，阻抗模型参数 M_d, B_d, K_d 包含机器人机械结构和采用主动控制的阻抗特性，其中机器人机械结构阻抗特性一般是不变的，阻抗控制主要是在控制系统中调节主动控制的阻抗特性使系统达到期望阻抗模型。

研究机器人阻抗控制时，需要考虑环境动力学模型，简单的环境动力学模型为：

$$F_e = K_e(X - X_e) \quad (6-5)$$

其中 F_e, X, X_e 都是 $n \times 1$ 维矢量，分别表示机器人末端对环境作用力、机器人末端的实际位置和环境位置， K_e 为 $n \times n$ 维的环境刚度矩阵，通常为正定对角阵，即环境在笛卡尔坐标系各个轴方向上是解耦的。环境动力学考虑阻尼因素后为：

$$F_e = B_e(\dot{X} - \dot{X}_e) + K_e(X - X_e) \quad (6-6)$$

阻抗控制中机器人与环境接触的作用模型如图 6-12 所示，其中， x_d 为期望位置， x 为实际位置， x_e 为环境位置。根据环境阻抗 b_e, k_e ，设计合理的阻抗模型参数 b, k ，在位置和力之间取一个合适的平衡。

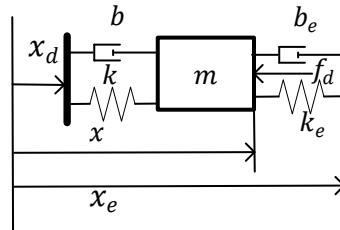


图 6-12 机器人与环境接触模型

6.4.1 足跟着地和足尖蹬地的运动模拟

下肢外骨骼机器人由于踝关节没有动力，而踝关节在人体运动过程中实际上作用很大，在足跟着地和足尖蹬地过程中有一个很大的能量吸收和能量爆发的过程，许多下肢外骨骼机器人忽略这个过程，导致足跟着地时下肢外骨骼机器人对地面的冲击较大，足尖离地时人体踝关节承担额外的负担，为了改善这一状况，使用基于足底反力的阻抗控制来模拟踝关节能量吸收和爆发的过程。

日本本田研发中心研究表明，人体行走过程中，足底压力中心 (COP) 与人体重心(COG)的连线近似于地面反作用力(FRF)的方向，并在一名 171cm、78kg、26 岁的成年男性进行了实验，实验结果如图 6-13 所示。

可以看到，在正常行走和上下楼梯过程中，足底压力中心与重心的连线方向与

足底反力方向基本一致，足底压力中心与重心的连线实际上与踝关节到膝关节的连线近似相等。因此，正常行走过程中，足底反力的方向与踝关节和髋关节的连线近似相等。足跟着地的能量缓冲和足尖蹬地的能量爆发时刻可以通过足底反力反应，由于外骨骼穿戴行走过程中，难以精确获得三维地面反力的大小和方向，因此可以使用踝关节到髋关节的方向近似为足底反力方向，并在足底反力方向上添加阻抗，模拟足底与地面的接触过程。

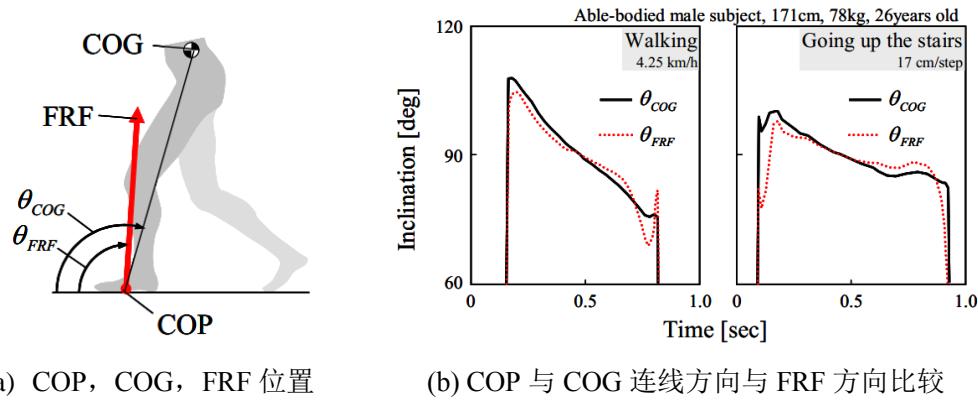


图 6-13 足底反力、足底压力中心与重心连线关系

实际上，足底压力中心与重心的连线与人体踝关节与髋关节的连线近似相等，基于这样的假设，可以认为足底反力的方向与踝关节和髋关节连线的方向近似相等。使用足底阻抗的主要目的是希望减小足底与地面在足跟着地时的冲击，并在足尖蹬地时给人一个助力，类似于在踝关节到髋关节力连线方向增加了一个弹簧阻尼器如图 6-14 所示。

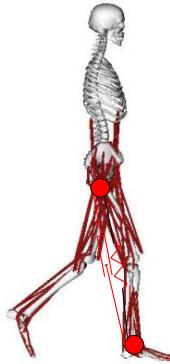


图 6-14 足底阻抗示意图

设计阻抗控制公式如下所示：

$$\begin{aligned} b(\dot{r} - \dot{r}_e) + k(r - r_e) &= F_e(t) \\ F_e(t) &= F(t) - F_r(t) \end{aligned} \quad (6-7)$$

其中 $F(t)$ 为通过足底压力传感器获得的足底压力， $F_r(t)$ 为上一时刻的足底压

力数据，两者的差为期望足底误差力的值。足跟着地时，足底反力增大， $F_e(t)$ 为正，等效弹簧阻尼压缩，机器人表现出吸收能量的特性，足尖离地时，足底反力减少时， $F_e(t)$ 为负，弹簧阻尼释放，表现出能量释放的特性。

实际接触力和期望接触力之差 $F_e(t)$ 与足底压力的导数方向近似相等，但在实际使用中，地面对足底的力的作用是三维力，一般通过测力板获取，而测力板难以运动在下肢外骨骼的实时控制中，同时，微分环节的引入实际上放大测量噪声，尤其是面对复杂环境时，足底压力数据本身带有比较大的噪声，使用其足底压力导数会获得比较差的结果。由于其测量困难和噪声引入，可以使用式 6.8 获取近似期望足底误差力 $F_e(t)$ 。

$$F_e(t) = K * F_y(t) * \theta(t) \quad (6-8)$$

其中 K 为常量， θ 为踝关节与髋关节连线与垂直方向夹角， F_y 为足底垂直方向的力，可以通过薄膜压力传感器获取， r 为踝关节到髋关节的距离。其足底力的坐标系及其他参数如图 6-15 所示：

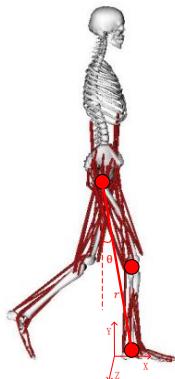


图 6-15 踝关节与髋关节连线与垂直方向夹角示意图

使用 OPENSIM 中的 3DGaitModel2354 模型提供的足底压力数据进行仿真，其足底三维压力数据如图 6-16 所示。

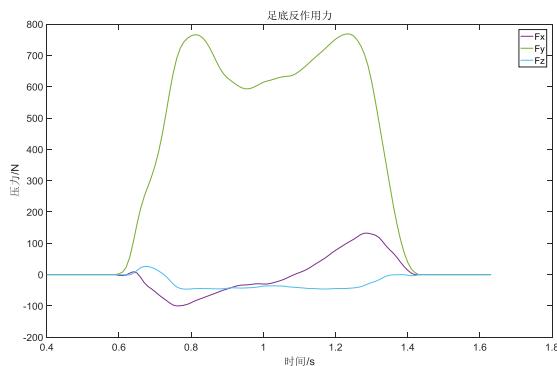


图 6-16 足底反力曲线

选取 K 选取为 0.23, 比较足底压力数据导数获得的期望误差力和使用近似公式获得虚拟误差力比较结果如图 6-17 所示。

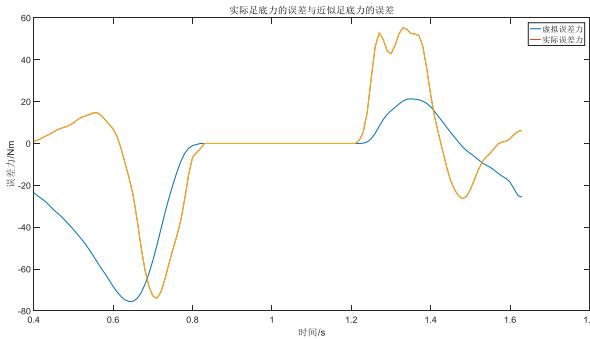


图 6-17 足底力与期望力之差模拟

结果表明, 虚拟足底误差力与足底压力误差具有类似的趋势, 因此可以使用虚拟足底误差代替实际的足底压力误差。设计阻抗模型如公式 6.9 所示。

$$10(\dot{r} - \dot{r}_e) + (r - r_e) = 0.001F_e \quad (6-9)$$

其中 $e_r = r - r_e$, 可以将阻抗重写为如下形式:

$$E_r(s) = \frac{0.001}{10s + 1} F_e(s) \quad (6-10)$$

根据公式 5.4, 可以计算出人体步行过程中足底末端位置, 使用模拟的足底期望误差力并踝关节到髋关节连线上添加阻抗, 修改期望末端位置, 仿真结果如图 6-18 所示。

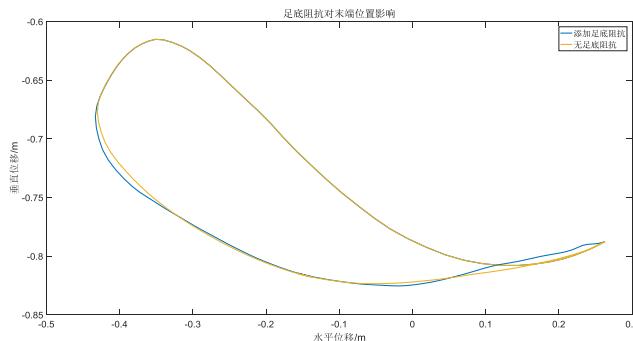


图 6-18 不带/带阻抗的足部末端位置

6.4.2 摆动态的柔顺策略

为了增加摆动态过程中摆动腿的柔顺性, 使用扰动观测器估计人对下肢外骨骼机器人的力的作用, 进而设计阻抗使下肢外骨骼机器人与人体运动交互更加柔顺。

根据第五章获得的下肢外骨骼机器人动力学模型, 可以构建扰动观测器如下图 6-19 所示, 扰动观测器使用上端规定的动力学模型, 其参数通过系统辨识获取。

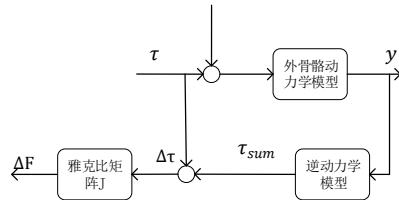


图 6-19 扰动观测器

选择阻抗参数如下所示：

$$10(\dot{x} - \dot{x}_e) + (x - x_e) = 0.001\Delta F \quad (6-11)$$

参数 x 是笛卡尔空间位置，是 2×1 阶矩阵， x_e 是环境笛卡尔空间位置， ΔF 是通过扰动观测器获得的估计末端人体或环境对下肢外骨骼机器人作用力。由于在支撑态时扰动观测器获得的是地面对外骨骼作用力和人体对下肢外骨骼机器人作用力之和，并且无法区分人体对下肢外骨骼机器人作用力和地面对下肢外骨骼机器人作用力，并且下肢外骨骼机器人在支撑态时需要提供一定的刚度来支撑自身负载，因此在支撑态时不使用观测到的力进行阻抗控制，而在支撑态时，观测器估计的力可以看做人对下肢外骨骼机器人的作用力，为了增加摆动态时下肢外骨骼机器人的柔顺性，使用基于位置的阻抗，将估计到的交互力信息转化为位置误差信息，增加下肢外骨骼机器人在摆动态时的柔顺性。

6.5 实验验证

6.5.1 安全防护

使用绑缚在人体表面的 IMU 获取人体运动位置过程中，传感器通过绑带与人体连接，绑带的两端通过魔术贴粘贴，在行走过程中，一些意外状况如下肢外骨骼机器人与 IMU 运动碰撞，其他物体如椅子把手或桌角碰撞 IMU，IMU 绑带被割破等会导致 IMU 数据震荡剧烈甚至数据错误，会导致下肢外骨骼机器人执行错误指令，进而对人体造成一定程度的伤害，为了防止这种状况出现，需要对 IMU 数据增加一定的安全监测机制，防止出现下肢外骨骼机器人响应错误数据和指令。

当 IMU 出现异常状况时，其常见表现是 1) IMU 数据震荡严重，本身曲线方差较大。2) 由于下肢外骨骼机器人本身带宽有限，在高频跟踪震荡曲线时会出现相角迟后和幅值衰减。根据这样两个特点，可以设置下肢外骨骼机器人传感器安全监测机制，其步骤如下所示。

1:计算人体足部末端位置 x_h, y_h 和下肢外骨骼机器人末端位置 x_e, y_e ，公式如下所示。参数 θ_{h1}, θ_{h2} 为人体髋关节，膝关节角度， l_1, l_2 为人体大小腿长度。 θ_{e1}, θ_{e2} 为下肢外骨骼机器人髋关节，膝关节角度， a_1, a_2 为下肢外骨骼机器人大小腿长度。

$$\begin{aligned}x_h &= l_2 \cos(\theta_{h1} + \theta_{h2}) + l_1 \cos(\theta_{h1}) \\y_h &= l_2 \sin(\theta_{h1} + \theta_{h2}) + l_1 \sin(\theta_{h1})\end{aligned}\quad (6-12)$$

$$\begin{aligned}x_e &= a_2 \cos(\theta_{e1} + \theta_{e2}) + a_1 \cos(\theta_{e1}) \\y_e &= a_2 \sin(\theta_{e1} + \theta_{e2}) + a_1 \sin(\theta_{e1})\end{aligned}\quad (6-13)$$

2: 构建人体足跟末端位置矢量 X_h, Y_h 和下肢外骨骼机器人末端位置矢量 X_e, Y_e 。

$$\begin{aligned}X_h &= [x_h(k) \ x_h(k-1) \ \dots \ x_h(k-(N-1))] \\Y_h &= [y_h(k) \ y_h(k-1) \ \dots \ y_h(k-(N-1))]\end{aligned}\quad (6-14)$$

$$\begin{aligned}X_e &= [x_e(k) \ x_e(k-1) \ \dots \ x_e(k-(N-1))] \\Y_e &= [y_e(k) \ y_e(k-1) \ \dots \ y_e(k-(N-1))]\end{aligned}\quad (6-15)$$

其中 N 为矢量长度。

3: 计算末端位置矢量光滑度指标 P_{smooth}

$$\begin{aligned}P_{smooth} &= \text{var}(X) + \text{var}(Y) \\ \text{var}(X) &= \frac{\sum (X - \mu X)^2}{N} \\ \text{var}(Y) &= \frac{\sum (Y - \mu Y)^2}{N}\end{aligned}\quad (6-16)$$

其中 μ_X, μ_Y 为 X, Y 期望。

4: 计算下肢外骨骼末端位置和人体末端位置欧氏距离 $P_{distance}$

$$P_{distance} = \|X_h - X_e\|_2 + \|Y_h - Y_e\|_2 \quad (6-17)$$

5: 评估 IMU 数据正常指标 P

$$P = k_1 P_{smooth} + k_2 P_{distance} \quad (6-18)$$

其中 k_1, k_2 为曲线光滑度和下肢外骨骼机器人与人体分离程度的衡量权重。当 P 超过设定阈值时，认为 IMU 数据出现异常，此时需要释放驱动器，防止出现危险。

当设定 $N = 3, k_1 = 1000, k_2 = 0.5$ 时进行单腿摆动测试，在大约 19.5s 处割断膝关节处 IMU 绑带，实验结果如图 6-20 所示。该方法能够有效监测到 IMU 数据异常。

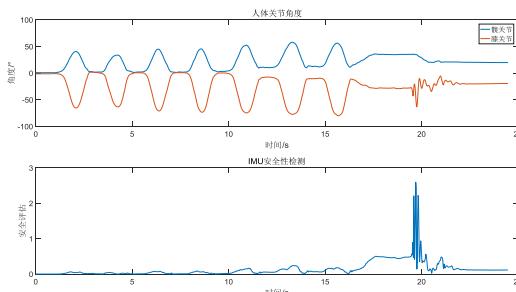


图 6-20 异常检测

6.5.2 步态预测及足底阻抗

使用 IMU 获取人体运动角度迟后于人体运动意图，因此需要对获得的关节角度数据进行预测以弥补其造成的滞后。进行平地行走实验，采样频率为 50HZ 时。行走过程中关节角度数据及足底压力之和数据如图 6-21 所示。

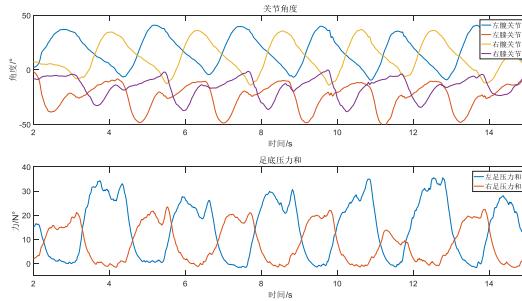


图 6-21 平地行走关节角度及足底压力和

对获取的关节运动使用牛顿预测法进行预测，预测长度为 1 个采样周期，即 20ms，根据预测的结果及运动学公式获得人体足部轨迹，根据测量，其运动学参数如下所示：

$$\begin{aligned} l_{thigh} &= 0.40 + 0.003172x^2 - 0.006328x + 0.000136 \\ l_{shank} &= 0.42 \end{aligned} \quad (6-19)$$

l_{thigh} , l_{shank} 为大腿，小腿长度， x 为膝关节转角，单位为弧度。使用其中一个步态周期数据 2.96s 到 5.48s 数据比较步态预测前角度和步态预测后角度及末端轨迹变化情况，如图 6-22 所示。

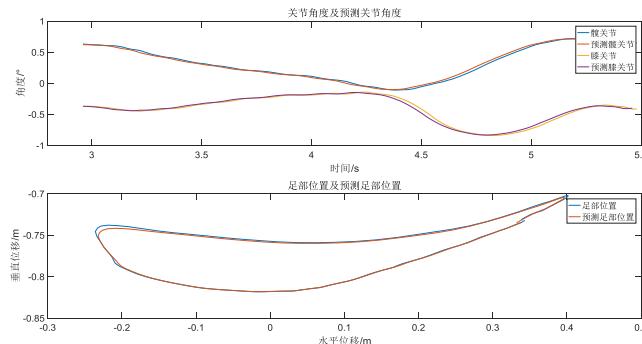


图 6-22 关节预测及足部末端位置变化

预测准确度及光滑度如表 6-4 所示。

表 6-4 步态预测效果

关节\指标	预测时间	预测准确率	光滑度
髋关节	20ms	98.60%	0.0021
膝关节	20ms	98.30%	0.0029

人体行走过程中，在站立初期，足跟着地，踝关节趾屈以减少地面对土地的冲击，站立末期，足跟抬起，足尖蹬地给人体一个向前的冲击力，足跟着地时的缓冲和足尖蹬地时的能量爆发有助于更加有效率和更加高效的行走，下肢外骨骼机器人由于踝关节没有动力，难以模拟人体运动过程中的足部能量吸收和能量释放这样一个过程，会导致行走过程中踝关节负载的增加，通过在踝关节到髋关节方向上进行阻抗控制可以有效解决该问题，使用其中一个步态周期数据 2.96s 到 5.48s 数据比较有阻抗和没有阻抗的足底末端位置如图 6-23 所示。

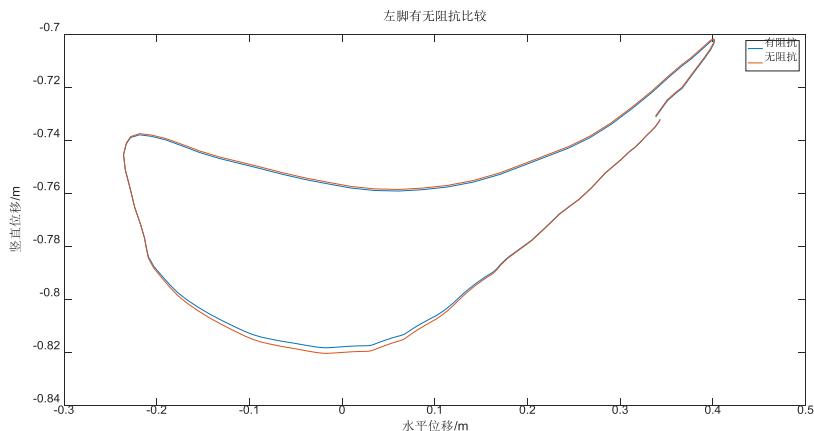


图 6-23 有/无阻抗足底末端位置比较

6.5.3 步态分相及扰动观测器

为验证步态分相结果及扰动观测器效果，进行行走测试，行走示意图如图 6-24 所示。



图 6-24 行走示意图

以右腿 5s-11s 数据为例，其传感器数据及步态分相结果如图 6-25 所示。

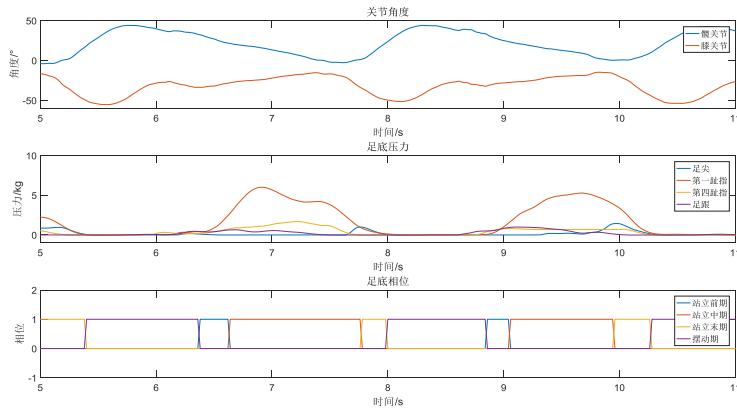


图 6-25 传感器数据及步态分相

扰动观测器计算得到的关节扭矩与实际扭矩比较及其与相位关系如图 6-26 所示。

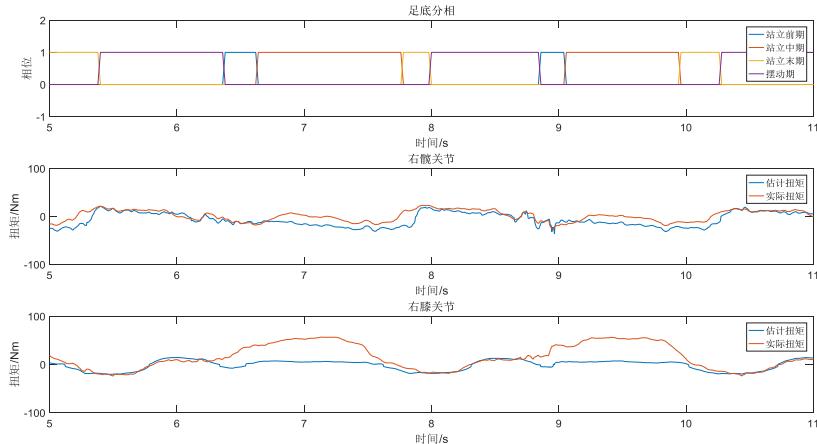


图 6-26 分相结果及扰动观测器数值

在摆动态使用扰动观测器估计的人机交互力，并进行阻抗控制，效果入下所图 6-27 所示。

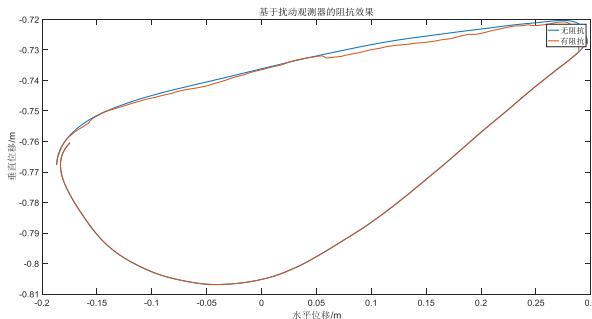


图 6-27 摆动态使用扰动观测器对足部末端位置的影响

可以看到，在摆动态和支撑态中扰动观测器的表现差异明显，其摆动态估计力矩和实际力矩近似相等，而支撑态时外骨骼受到了一个比较大的扰动力矩。但由于人体行走过程中，其关节角度光滑性较差，求二次导数后加速度变化剧烈，因此行走过程中使用动力学模型实际上难以准确估计摆动态中人体对外骨骼的扰动力矩，实验表明，在摆动态使用扰动观测器估计人机交互力的大小，将交互力信息转化为期望位置偏差效果一般，其主要原因是难以通过扰动观测器获取精确的人机交互力估计。

6.5.4 多场景下外骨骼机器人行走实验

为验证下肢外骨骼机器人性能，在多种场景下进行下肢外骨骼行走实验，包括平地负重 10.8kg 行走实验，跑步机上 2km/h 行走实验，上下楼梯实验，越障实验，以及深蹲实验，具体如图 6-28 所示。实验表明，人机系统可以有效在多场景下协同运动，同时可以有效提高人体负载能力。

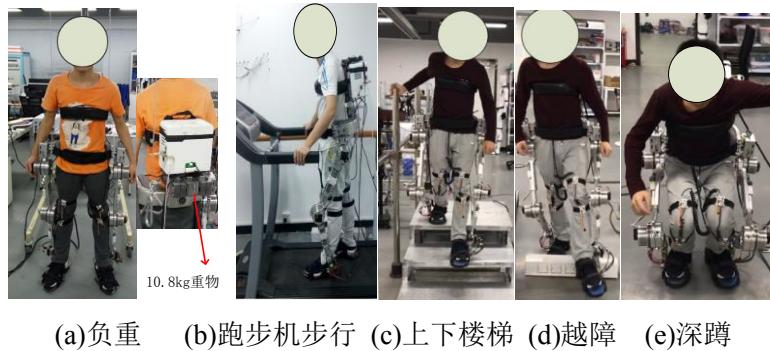


图 6-28 多场景行走实验

6.6 本章小结

本章使用了惯性传感器感知人体步态运动，使用了主从控制框架控制下肢外骨骼机器人，相对于传统主从控制框架，主要做了以下方面的改进：使用了角度预测的方法解决外骨骼机器人运动迟后于人体运动的问题；使用了变腿长的策略获取了更加准确的足部末端位置；使用了末端空间的主从控制并放弃对大腿小腿的束缚获取了更多的关节空间允许角度误差；使用了足底阻抗策略改善人机系统足跟触地的冲击和足尖蹬地乏力状况；针对摆动态人机交互感知，设计了扰动观测器观测人机交互力，并设计了阻抗以提高外骨骼在摆动态的柔顺性。实验表明，本章提出的控制策略可以实现人机系统协同行走，越障，上下楼梯，蹲起，坐下。在此基础上，可以背负 10.8kg 重物在多场景下进行运动，提高了人体的负载能力。

结 论

外骨骼机器人在医疗方面和军事方面具有广泛的应用前景，有助于推动医疗康复领域发展和提高士兵的单兵作战能力。本文针对下肢外骨骼机器人的步态规划及控制方法方向进行了研究，其主要研究内容包括以下 5 个部分。

(1) 针对光学动作捕捉系统昂贵、场地受限的问题，研发了可穿戴的人体运动捕捉系统，可以有效获取人体运动过程中髋关节、膝关节角度以及足底压力的变化。使用 Labview 开发了为步态采集系统开发了上位机，使用 Mysql 搭建了步态采集数据库。对采集到的步态数据进行分析，拟合了步态函数并成功应用在外骨骼机器人的固定步态行走中。

(2) 针对 Takens 步态预测算法在数据少时预测数据迟后于实际数据，在运动模式突变时预测错误的问题，分析其产生原因并改进了原 Takens 算法，改进后的 Takens 算法准确率大大提升。更进一步，针对 Takens 算法不适合短时预测的问题，提出了基于高增益观测器的牛顿预测法，在短时预测上取得了良好的效果。改进 Takens 算法和牛顿预测法合理结合，可以取得更好的预测效果。

(3) 使用模糊逻辑策略实现了对步态相四相的划分。更进一步，使用高斯混合模型对步态进行分相，并改进了高斯混合模型分相方法，通过对训练模型的数据添加约束和引入隐马尔可夫模型，取得了更好的分相准确性和稳定性。

(4) 分析了下肢外骨骼机器人的动力学和运动学模型，对下肢外骨骼机器人进行了参数辨识，获取了机器人动力学参数。设计了基于末端的主从控制框架，设计了基于虚拟期望力的足底控制。同时，使用扰动观测器观测外界对下肢外骨骼机器人的作用力并在摆动态设计了阻抗模型。实验表明，该控制策略可以实现人机系统的固定步态，平地负重前行，跑步机，跨越障碍，上下楼梯，深蹲等多场景下的人机协同运动。

下肢外骨骼机器人的研究还有待进一步深入。传统的主从位置控制框架中，仅考虑了人机系统位置的对应关系或人机系统交互处的阻抗关系，而忽略了人体关节刚度的变化情况，人机系统的刚度不匹配会降低穿戴的舒适性，因此人机系统的刚度匹配是下肢外骨骼机器人下一步的研究目标。

在人机物理交互的协调运动之外，外骨骼机器人和人还应该在感知，决策和执行三个层面上实现整体的规划。面向某一任务目标，人和外骨骼机器人可以作为两个互相独立的智能体，可以共享感知信息，共同思考，共同决策。针对不同的任务和目标，发挥各自的长处，达到功能互补，互相协作，迸发出比单独人或者机器人更大的能量，这是下肢外骨骼机器人发展的更加长远的目标。

参考文献

- [1] Dietz V, Müller R, Colombo G. Locomotor activity in spinal man: significance of afferent input from joint and load receptors[J]. Brain: a journal of neurology, 2002, 125(Pt 12): 2626-2634.
- [2] Dietz V, Müller R. Degradation of neuronal function following a spinal cord injury: mechanisms and countermeasures[J]. Brain, 2004, 127(10): 2221-2231.
- [3] Dietz V, Grillner S, Trepp A, et al. Changes in spinal reflex and locomotor activity after a complete spinal cord injury: a common mechanism?[J]. Brain: a journal of neurology, 2009, 132(Pt 8): 2196-2205.
- [4] Husemann B, Müller F, Krewer C, et al. Effects of locomotion training with assistance of a robot-driven gait orthosis in hemiparetic patients after stroke: a randomized controlled pilot study[J]. Stroke; a journal of cerebral circulation, 2007, 38(2): 349-354.
- [5] Straudi S, Fanciullacci C, Martinuzzi C, et al. The effects of robot-assisted gait training in progressive multiple sclerosis: A randomized controlled trial[J]. Multiple Sclerosis Journal, 2016, 22(3).
- [6] Schwartz I, Sajin A, Moreh E, et al. Robot-assisted gait training in multiple sclerosis patients: a randomized trial[J]. Multiple Sclerosis Journal, 2012, 18(6): 881.
- [7] Chang W, Kim M, Huh J, et al. Effects of robot-assisted gait training on cardiopulmonary fitness in subacute stroke patients: a randomized controlled study[J]. Neurorehabilitation and neural repair, 2012, 26(4): 318-324.
- [8] Alcobendas-Maestro M, Esclarín-Ruz A, Casado-López R M, et al. Lokomat Robotic-Assisted Versus Overground Training Within 3 to 6 Months of Incomplete Spinal Cord Lesion Randomized Controlled Trial[J]. Neurorehabilitation and Neural Repair, 2012, 26(9): 1058-1063.
- [9] 励建安. 临床运动疗法学[M]. 北京: 华夏出版社, 2005: 142-148.
- [10] Borggraffe I, Schaefer J, Klaiber M, et al. Robotic-assisted treadmill therapy improves walking and standing performance in children and adolescents with cerebral palsy [J]. European Journal of Paediatric Neurology, 2010, 14(6): 496-502.
- [11] Meyerheim A, Ammannreiffer C, Schmartz A, et al. Improvement of walking abilities after robotic-assisted locomotion training in children with cerebral palsy [J]. Archives of Disease in Childhood, 2009, 94(8): 615-620.

- [12] Borggraefe I, Meyer - Heim A, Kumar A, et al. Improved gait parameters after robotic - assisted locomotor treadmill therapy in a 6 - year - old child with cerebral palsy[J]. Movement Disorders, 2008, 23(2): 280-283.
- [13] Meyer - Heim A, Borggraefe I, Ammann - Reiffer C, et al. Feasibility of robotic - assisted locomotor training in children with central gait impairment[J]. Developmental Medicine & Child Neurology, 2007, 49(12): 900-906.
- [14] 杨晓红. 可穿戴的机器人——外骨骼机器人最新发展 [J]. 轻兵器, 2009,(08):10-13.
- [15] Kazerooni H, Guo J, Kazerooni H, et al. Human Extenders[J]. Journal of Dynamic Systems Measurement & Control, 1993, 115(2B):281-290.
- [16] Hyun D, Park H, Ha T, et al. Biomechanical design of an agile, electricity-powered lower-limb exoskeleton for weight-bearing assistance[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 95(C): 181-195.
- [17] Kawamoto H, Hayashi T, Sakurai T, et al. Development of single leg version of HAL for hemiplegia[C]// International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2009:5038.
- [18] Modar H, Hideki K, Kenji S, et al. Wearable Gait Measurement System with an Instrumented Cane for Exoskeleton Control[J]. Sensors, 2014, 14(1):1705-1722.
- [19] Fang Y. Research on Dynamic Analysis and Control of the Wearable Power Assist Robot[J]. Master Dissertation, University of Science and Technology of China, 2009: 65-66.
- [20] Lunenburger L, Colombo G, Riener R, et al. Clinical assessments performed during robotic rehabilitation by the gait training robot Lokomat[C]//Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005. 9th International Conference on. IEEE, 2005: 345-348 .
- [21] Ikeuchi Y, Ashihara J, Hiki Y, et al. Walking assist device with bodyweight support system[C]//Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2009: 4073-4079.
- [22] Aguirre-Ollinger G, Nagarajan U, Goswami A. An admittance shaping controller for exoskeleton assistance of the lower extremities[J]. Autonomous Robots, 2016, 40(4): 701-728.
- [23] Krut S, Benoit M, Dombre E, et al. Moonwalker, a lower limb exoskeleton able to sustain bodyweight using a passive force balancer[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on. IEEE, 2010: 2215-2220.

- [24] Collo A, Bonnet V, Venture G. A quasi-passive lower limb exoskeleton for partial body weight support[C]//Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2016 6th IEEE International Conference on. IEEE, 2016: 643-648.
- [25] 邱静, 陈启明, 卢军, 等. 下肢助力外骨骼机器人自适应阻抗控制研究[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4):689-695.
- [26] 邱静, 程洪, 过浩星. 面向康复工程的助行可穿戴外骨骼机器人的类人工效学设计[J]. 计算机科学, 2015, 42(10):31-34.
- [27] 郑航明. 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, 2014:57-70.
- [28] 张向刚, 唐海, 付常君, 等. 一种基于隐马尔科夫模型的步态识别算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(7):285-289.
- [29] 周奇方. 外骨骼服性能评估系统的研究[D]. 电子科技大学, 2013:17-33.
- [30] 李星星. 可穿戴式下肢康复机器人控制系统的设计[D]. 电子科技大学, 2013:50-67.
- [31] 张向刚, 秦开宇, 张羿, 等. 基于外骨骼技术的舱外作业下肢运动能力增强技术[J]. 载人航天, 2015(4):418-424.
- [32] 张向刚, 石宇亮, 张羿, 等. 基于事件检测的下肢康复外骨骼服的设计[J]. 计算机科学, 2016, 43(3):246-251.
- [33] 赵草原. 机器学习在可穿戴人体外骨骼系统步态识别中的应用研究[D]. 电子科技大学, 2013:18-69.
- [34] 麻天照. 下肢外骨骼康复机器人控制系统设计与研究[D]. 电子科技大学, 2015:20-40.
- [35] 欧阳小平, 范伯骞, 丁硕. 助力型下肢外骨骼机器人现状及展望[J]. 科技导报, 2015, 33(23):92-99.
- [36] 王东海. 基于行走步态的被动式重力支撑柔性下肢外骨骼系统[D]. 浙江大学, 2016:58-88.
- [37] 王阳, 宋道志, 王晓光. 下肢外骨骼机器人机腿约束分析[J]. 现代制造技术与装备, 2016(1):50-52.
- [38] 高羽翯, 张虎, 宋道志. 外骨骼助力机器人结构设计及动力学仿真[J]. 新技术新工艺, 2013(5):43-46.
- [39] 刘宁宁, 宋道志, 王晓光. 外骨骼人-机系统摆动态平衡稳定性研究[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(8):1201-1206.
- [40] 崔谨想. 下肢外骨骼机器人系统建模与仿真实验研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2014:27-53.

- [41] 许长华. 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, 2015:46-69.
- [42] 杨丛为. 基于下肢关节力矩解算与预测的人体运动趋势感知研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2015:10-50.
- [43] 周海涛. 下肢外骨骼康复机器人结构设计及控制方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2015:18-42.
- [44] 闫大富. 面向下肢机械外骨骼的人体运动状态识别及行走动态控制 [D]. 中南大学, 2016:15-47.
- [45] 吴昌伟. 下肢外骨骼动态稳定性分析与步态跟踪控制研究[D]. 中南大学, 2014:12-61.
- [46] 刘棣斐, 唐志勇, 裴忠才. 基于导纳原理的下肢外骨骼摆动控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(6):1019-1025.
- [47] 曹恒, 孟宪伟, 凌正阳, 等. 两足外骨骼机器人足底压力测量系统[J]. 传感技术学报, 2010, 23(3):326-330.
- [48] 方明周, 王瑜, 朱钧, 等. 负重型下肢外骨骼机器人机构研究与仿真[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2014, 40(5):656-659.
- [49] 王海莲, 张小栋, 李锴阳, 等. 下肢外骨骼机器人控制的脑电感知方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(6):95-97.
- [50] 饶玲军. 下肢外骨骼行走康复机器人研究[D]. 上海交通大学, 2012.
- [51] 朱小标. 下肢外骨骼康复行走机器人控制系统设计[D]. 上海交通大学, 2013:18-66.
- [52] 韩亚丽, 王兴松. 下肢助力外骨骼的动力学分析及仿真[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(1):61-67.
- [53] 韩亚丽, 祁兵, 于建铭, 等. 面向助力膝关节外骨骼的弹性驱动器研制及实验研究[J]. 机器人, 2014(6):668-675.
- [54] 贾山, 韩亚丽, 路新亮, 等. 基于人体特殊步态分析的下肢外骨骼机构设计[J]. 机器人, 2014, 36(4):392-401,410.
- [55] 贾山, 王兴松, 路新亮, 等. 基于踝关节处人机位姿误差的外骨骼摆动腿控制[J]. 机器人, 2015, 37(4): 403-414.
- [56] 徐继刚. 外骨骼人机协调控制技术的研究[D]. 东南大学, 2015:19-42.
- [57] 柴虎. 下肢外骨骼机器人跟随系统的研究[D]. 南方医科大学, 2013:12-66.
- [58] 柴虎, 侍才洪, 陈炜, 等. 下肢外骨骼机器人步态检测系统的设计[J]. 制造业自动化, 2013(15):3-7.
- [59] 朱昕毅, 梅涛, 王玉成, 等. 外骨骼机器人机耦合控制系统研究[J]. 制造业

- 自动化, 2016, 38(2):35-37.
- [60] 谭先锋, 王祖麟, 孙健铨, 等. 下肢负重外骨骼机器人的初步设计[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(4):1397-1400.
- [61] 赖庆仁, 张学胜, 赵永东, 等. 负重外骨骼机器人液压驱动系统的初步设计[J]. 液压与气动, 2011(9):34-37.
- [62] 张学胜, 赖庆仁, 陈亚宁, 等. 负重外骨骼机器人的设计及其运动学动力学仿真[J]. 机械科学与技术, 2013, 32(4):568-572.
- [63] 黄瑞. 基于虚拟样机技术的 PRMI 外骨骼机器人步态仿真研究[D]. 电子科技大学, 2013:24-47.
- [64] 仇森. 人体步态分析的多传感器数据融合研究[D]. 大连理工大学, 2016:2-18.
- [65] Kanjanapas K. Human Mechatronics Considerations of Sensing and Actuation Systems for Rehabilitation Application[D]. University of California, Berkeley, 2014:50-100.
- [66] 孙兆君. 可穿戴助力机器人传感器信号预测算法和控制器的设计[D]. 中国科学技术大学, 2009:20-45.
- [67] 申森. 下肢运动状态识别及预测算法研究[D]. 河北工业大学, 2014:17-53.
- [68] Kong K, Tomizuka M. A gait monitoring system based on air pressure sensors embedded in a shoe[J]. IEEE/ASME Transactions on mechatronics, 2009, 14(3): 358-370.
- [69] Bae J. Mechatronic Considerations of Assistive Systems for Gait Rehabilitation[D]. University of California, Berkeley, 2011:13-32.
- [70] Wang L, Wang S, van Asseldonk E H F, et al. Actively controlled lateral gait assistance in a lower limb exoskeleton[C]//Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2013: 965-970.
- [71] Low K H, Liu X, Yu H. Development of NTU wearable exoskeleton system for assistive technologies[C]//Mechatronics and Automation, 2005 IEEE International Conference. IEEE, 2005, 2: 1099-1106.
- [72] 杨智勇, 张静, 归丽华, 等. 外骨骼机器人控制方法综述[J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24(5):520-526.
- [73] Racine J. Control of a lower extremity exoskeleton for human performance amplification[D]. University of California, Berkeley, 2003:29-173.
- [74] Zhang C, Zang X, Leng Z, et al. Human-machine force interaction design and control for the HIT load-carrying exoskeleton[J]. 2016:1-14.
- [75] 陈峰. 可穿戴型助力机器人技术研究[D]. 中国科学技术大学, 2007:75-93.

- [76] Nagarajan U, Aguirre-Ollinger G, Goswami A. Integral admittance shaping for exoskeleton control[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015: 5641-5648.
- [77] Collo A, Bonnet V, Venture G. A quasi-passive lower limb exoskeleton for partial body weight support[C]//Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2016 6th IEEE International Conference on. IEEE, 2016: 643-648.
- [78] Oh S, Baek E, Song S, et al. A generalized control framework of assistive controllers and its application to lower limb exoskeletons[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 73: 68-77.
- [79] Chen B, Wang X, Huang Y, et al. A foot-wearable interface for locomotion mode recognition based on discrete contact force distribution[J]. Mechatronics, 2015, 32:12-21.
- [80] 周凌宏, 丁海曙, 王广志, 等. 正常成人步态与偏瘫步态的比较与分析[J]. 生物医学工程学杂志, 1995, 12(4): 315-320.
- [81] Mochon S, McMahon T A. Ballistic walking[J]. Journal of biomechanics, 1980, 13(1): 49-57.
- [82] Vallery H, Van Asseldonk E H F, Buss M, et al. Reference trajectory generation for rehabilitation robots: complementary limb motion estimation[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2009, 17(1): 23-30.
- [83] 石磊. 基于 CPG 网络的步态运动及环境自适应研究[D]. 昆明理工大学, 2015:20-30.
- [84] Novak D, Reberšek P, De Rossi S M M, et al. Automated detection of gait initiation and termination using wearable sensors[J]. Medical engineering & physics, 2013, 35(12): 1713-1720.
- [85] Kanjanapas K, Wang Y, Zhang W, et al. A Human Motion Capture System Based on Inertial Sensing and a Complementary Filter[C]//ASME 2013 Dynamic Systems and Control Conference. American Society of Mechanical Engineers, 2013: V003T40A004-V003T40A004.
- [86] Duan P, Li S, Duan Z, et al. Bio-Inspired Real-Time Prediction of Human Locomotion for Exoskeletal Robot Control[J]. Applied Sciences, 2017, 7(11): 1130.
- [87] Novak D, Riener R. A survey of sensor fusion methods in wearable robotics[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 73: 155-170.
- [88] Kantz H, Schreiber T. Nonlinear time series analysis[M]. Cambridge university press, 2004:30-139.

- [89] Herrmann C. Robotic motion compensation for applications in radiation oncology[J]. 2013:53-155.
- [90] 张佳帆. 基于柔性外骨骼人机智能系统基础理论及应用技术研究[D]. 浙江大学, 2009: 39-46
- [91] Anderson F C, Pandy M G. A dynamic optimization solution for vertical jumping in three dimensions[J]. Computer methods in biomechanics and biomedical engineering, 1999, 2(3): 201-231.
- [92] 孙康, 魏瑄. 何为膝关节运动自由度和限度?[J]. 中国骨与关节损伤杂志, 2001, 16(5):389-389.
- [93] 李正义. 机器人与环境间力/位置控制技术研究与应用[D]. 华中科技大学, 2011:12-27.

攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

(一) 发表的学术论文

- [1] Duan P, Li S, Duan Z, et al. Bio-Inspired Real-Time Prediction of Human Locomotion for Exoskeletal Robot Control[J]. Applied Sciences, 2017, 7(11): 1130. (SCI 收录, IF=1.679)
- [2] Duan P, Li S, Duan Z, et al. Human walking tracking compensation methods of robots implemented on a lower extremity exoskeletal robot[J]. Advanced in Mechanical Engineering(在投, IF=0.827)

(二) 申请及已获得的专利

- [1] 梁哲, 东人, 李石磊. 行走辅助设备及其控制方法:中国, 2017110860205[P](正在申请)

(三) 参与的科研及获奖情况

哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《下肢外骨骼机器人步态规划与控制方法研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名：

日期： 2017 年 1 月 10 日

学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

(1) 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；(2) 学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；(3) 研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名：

日期： 2017 年 1 月 10 日

导师签名：

日期： 2017 年 1 月 10 日

致 谢

时光转瞬即逝，匆忙而充实的研究生生涯马上就要结束了，两载多的岁月中，我收获的知识，增长了经验，收获了友情，也马上要跨上新的征程。

在这两年多的时光里，感谢家人一直对我的支持与理解，感谢一路以来支持帮助我的老师、朋友和师兄师弟师姐师妹，感谢奇诺动力公司的所有员工，是你们让我的生活更加精彩。

衷心感谢导师楼云江教授对我指导和教育。感谢老师在我迷茫时对我的开导，在我犹疑时对我的鼓励。感谢老师在学术上对我的支持。楼云江老师的言传身教与启示将让我终身受益。

感谢奇诺动力科技有限公司的所有人，从你能身上我收获了关怀，收获了成长。与你们一起奋斗，一起努力，一起嘻哈是我永远难忘的记忆。

感谢我的实验室同学陈倩云，李秀文，任若楠，王明良，张祥，马树杰，魏家豪，你们的帮助，你们的友情，是我走下去的动力。

感谢石然师兄，廖斌师兄对我学业和生活上的关怀。

最后，感谢这篇论文所涉及到的各位学者，是你们让我开阔了眼界，完成硕士课题。