

封面：

分类号_____

密级_____

U D C _____

编号_____

中国科学院自动化研究所
博士后研究工作报告

康复机器人主动训练模式关键技术研究

张东旭

合作导师：侯增广 研究员

工作完成日期：2018.03.15

报告提交日期：2018.03.15

中国科学院自动化研究所
复杂系统管理与控制国家重点实验室

摘要

由于中风、脊柱损伤以及意外事故等原因，神经损伤患者的人数逐年递增，经过药物和手术等手段治疗之后，绝大多数患者需要进行长时间的康复训练，以促进神经系统功能上的恢复，进而使患肢逐步恢复运动功能。目前，机器人辅助康复训练的临床应用效果已得到证实，并且相对于传统的完全依靠治疗师的临床康复，具有提高效率、减少治疗师体力消耗和缩减康复费用等优势，因此越来越得到医生和患者的认可。机器人康复训练模式主要分为被动训练和主动训练，被动训练针对肌力较弱的患者，被动地由机器人带动患肢沿着预设轨迹运动，而主动训练则结合患者运动意图，由机器人配合患者完成康复训练，该种训练方式由于患者主动参与，因此更为充分的刺激神经回路，康复效果优于被动训练。本文面向主动康复训练模式，建立了人体下肢运动轨迹估算模型，在此基础上，研发了其输入向量的降维方法。主要内容和创新点如下：

首先，以人体下肢为对象，科学设计试验，分别在踏车、走步和蹬踏等 3 种不同运动模式下，测量下肢浅层肌群的宏观加速度和肌音信号以及髋、膝、踝各关节角度值，构建训练集和测试集数据，并初步探索宏观加速度、肌音信号与关节角之间的变化关系规律；基于 ϵ -支持向量回归机(ϵ -support vector regression, ϵ -SVR)，以宏观加速度和肌音信号为输入向量、各关节角度值为输出向量，训练建立运动轨迹估算模型，并应用测试集数据对模型的有效性与可行性进行验证。

然后，在前述估算模型的基础上，为了减少传感器使用数量进而减轻治疗师的工作强度，建立了一种输入向量降维方法，引入影响因子 f_e ，通过其数值的计算，完成下肢浅层肌群中对于运动轨迹估算为非重要作用肌肉的剔除，使用具有高影响因子的肌肉的宏观加速度和肌音信号，作为估算的输入向量，最终在保证估算精度基本不变的前提下，实现输入向量的降维，即传感器使用数量的减少。

关键词：康复机器人；主动训练；轨迹跟踪；降维

Abstract

For the reasons of stroke, spinal injury and accidents, the number of patients with neural damage increases year by year. After acute stage treated which contains medicine and surgeries, most of patients need a long-time rehabilitation training in order to recover the movement ability of injured limbs and functions of neural system. To date, the clinical function of rehabilitation robots have been verified, and the robots have many advantages compared with traditional trainings which completely depend on therapists, such as improving efficiencies, reducing physical consumption of therapists, cutting down costs and so on. So rehabilitation robots have been accepted by doctors and patients. The training modes of robots mainly include passive and active. The former mode is applied to patients with weak muscle strength, and in this case, the injured limbs of the patients passively moves with the predetermined trajectory following the drive of a rehabilitation robot. In contrast, patients can decide how to motion during the rehabilitation training process in the case of active mode, while the robot plays an auxiliary role. Since the active participation of patients, the neural circuit of the injured limbs can be stimulated more sufficiently. Therefore, the rehabilitation effect of the active mode is better than that of the passive mode. Oriented active training mode, we have built the estimation model for motion trajectories of human lower limbs, and then proposed the dimension reduction method of the input vectors. The main innovation points are as follows:

First, a novel estimation method was proposed based on ε -support vector regression (ε -SVR) using acceleration signals of lower limbs. Some qualitative variation regularities between acceleration signals of lower limb superficial muscle group and angle values of hip, knee and ankle joints were obtained through the preliminary analysis of the data, which were acquired in the experiments designed and performed in different motion trajectories that were cycling, walk and pedaling. According to the regularities, the input vectors and the output vectors of ε -SVR were determined for the estimation model. After that, experimental data were divided into training data and test data. The estimation model was built based on ε -SVR using

training data, and was verified through the test data.

Then, for reducing the number of sensors, decreasing workload of therapists and increasing comfort of patients, a new dimension reduction method was proposed, in which effect factor (fe) was introduced to quantitatively evaluate the effect degree of every muscle for a certain motion trajectory of lower limbs. And then chose the acceleration signals of the muscles that had high fe as the new input vectors.

Key words: Rehabilitation robot; Active training; Trajectory tracking; Dimension reduction

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 康复机器人研究现状	3
1.2.1 上肢康复机器人	3
1.2.2 下肢康复机器人	6
1.3 康复机器人主动训练模式研究现状	13
1.3.1 患者主动运动意图识别及轨迹预测	13
1.3.2 预测算法输入向量降维方法	15
1.4 本文主要研究内容	15
1.5 小结	16
第二章 人体下肢运动轨迹自适应跟踪算法	17
2.1 前言	17
2.2 试验	17
2.2.1 试验方案设计	17
2.2.2 试验执行	18
2.2.3 试验数据的初步分析	19
2.3 数学建模	20
2.4 数据分析	21
2.4.1 验证方案	21
2.4.2 数据计算结果与分析	22
2.5 小结	24
第三章 跟踪算法输入向量降维方法	25
3.1 前言	25
3.2 降维方法	25
3.2.1 fe 的计算方法	25
3.2.2 降维的约束条件	27
3.3 试验	28
3.4 结果与分析	28
3.4.1 评价方案	28
3.4.2 fe 的计算	29
3.4.3 输入向量的降维	33
3.4.4 降维方法的验证与分析	34
3.5 小结	37
第四章 总结与展望	38
4.1 总结	38
4.2 展望	39
参考文献	40
博士研究生期间获得的科研成果	46
博士后期间获得的科研成果	50
个人简历	51
致 谢	54
通讯地址	55

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

如今，由于疾病、意外事故、自然灾害以及先天性缺陷等多种原因导致的致残率不断攀升，根据国家统计局发布的第二次全国残疾人抽样调查结果显示：至 2015 年底，我国残疾人口总数高达 8715 万，其中肢体残疾(Physical disability)人口达 2533 万^[1]，这给患者参与社会活动甚至自理生活造成了严重障碍，也给患者个人、家庭以及社会带来了沉重的负担。以脑卒中疾病为例，致死性卒中仅占 27%，大部分患者能够延续生命，但却遗留了偏瘫甚至全瘫等严重的残疾，我国每年用于治疗该方面的费用高达约 120 亿元，如计算上各类间接经济损失，每年所支出的费用近 200 亿元^[2]。

对于前述患者，经过手术等急性期的治疗之后，服用药物的同时，绝大部分需要长期且专业的康复训练，一方面，这源于避免因长期不运动引起的肌肉萎缩、血管狭窄等并发症的医学要求；另一方面，也是最大程度恢复运动功能、提高生活自理能力乃至回归社会的有效手段。当今，神经系统的可塑性(Plasticity)相关研究成果为康复医疗奠定了理论基础，并且，在众多的改善残疾程度的治疗方法中，如康复训练、生长因子、细胞生物制剂或药物等，康复训练是唯一经过循证医学(Evidence-based medicine)证实有效的治疗方法^[3-4]。此外，对于康复训练的临床效果也已经得到广泛认同，2015 年英国科学家发表的一项具有 19 项随机对照试验(Randomised controlled trials)、包含了 3840 位患者的关于脑损伤康复的 Cochrane 系统评价结果显示：对于中度至重度脑损伤患者，患病后早期开展正规的康复治疗有利于功能恢复，且训练强度与早期获得功能恢复相关^[5]。

康复训练因具备坚实的医学理论基础，且其临床效果已经被循证医学所证实，所以，在发达国家的医疗体系中已经成为必要环节，如欧美等国已经形成了完备的从急性期到恢复期、从综合性医院到社区医院和家庭的全程康复体系，针对不同残疾患者有相应的临床康复指南或康复路径，如美国已经颁布的“脑卒中康复指南”。从已有的康复体系中，可以看出，康复训练具有长时间、重复性的特点，需要花费大量的时间、精力和成本。传统的训练方式主要依靠人工，即由治疗师

基于医生的指导辅助患者肢体进行康复训练，但是，我国目前的康复治疗师严重匮乏，缺口高达 10 万余人，因此现阶段平均一位治疗师需面对 130 余名患者^[6]，这对治疗师来讲需承受沉重的体力负担，工作强度巨大，也影响了其自身的健康；而对患者来讲，无法保证康复训练时间、强度达到最优，而且费用高昂。此外，我国目前开设康复医学科的医院仅 3000 余家，仅占全国综合医院总数的 24.6%，这之中仅 50% 开设康复病区，编制床位仅占全国卫生机构床位总数的 1.18%，以上海为例，每 60 个需要康复的病人中，只有 1 人能够住院接受康复治疗^[7]，这样的现实情况也使得很多患者望而却步，影响了康复的效果与积极性。

为解决这一突出矛盾和难题，将机器人技术引入康复领域，开发专业的康复机器人(Rehabilitation robots)，辅助甚至替代治疗师完成康复训练成为了发展趋势，相对于传统的人工方式，康复机器人具有诸多优势：

(1) 机器人可以长时间连续性的执行重复任务，且具有优良的运动一致性，这可以在保证康复训练时间和强度的前提下，极大的减轻治疗师的体力负担，还可缓解治疗师缺乏的现实压力，降低患者的康复成本；

(2) 机器人具有更高的控制精度，且运动平稳安全，这可以减少对治疗师水平的过度依赖，定量控制力/速度/位置等参数；

(3) 机器人可以配合使用丰富的传感系统，对患者做出量化评价，减少人为主观因素，为医生评估、改进康复治疗方案提供客观依据。因此，康复机器人在世界范围内已经成为当前的研究热点。

我国对于康复机器人的发展，也已经提升至国家层面，国家“九五”计划期间，就已经将脑卒中康复确立为重大研究项目，此后的“十五”、“十一五”及“十二五”计划期间，均将康复医疗作为重点课题支持，在 2012 年出版了首部《中国脑卒中康复治疗指南》。但是，比起欧美发达国家，我国康复起步较晚，目前仍存在诸多问题，如贯穿于急性期到社区、家庭的全程康复体系尚未在全国范围内普及，一些高效、低成本的康复机器人尚未得到有效推广，少数应用于临床的产品主要为国外厂商供应且具有的训练模式较少，国产康复机器人还处于仿制的初步阶段。因此，如何提高康复疗效、降低康复成本，如何研发出基于医生的要求面向患者个性化需求的康复机器人，成为了世界性难题，特别是在发展中国家，这个问题更为突出。

在上述社会背景和重大现实需求引导下,康复机器人成为了当前的研究热点和未来的发展方向。根据功能目的的不同,康复机器人大体上可以分为治疗型康复机器人和辅助型康复机器人两类。本文的重点研究对象为治疗型康复机器人,该类型康复机器人的大部分研究主要集中在促进神经损伤患者的运动能力再学习方面,该类主要面向的患者群体为脑卒中和脊髓损伤患者,所应用的康复方法主要为运动疗法^[8];运动疗法主要分为被动训练和主动训练两种模式,被动训练针对肌力较弱的患者,被动地由机器人带动患肢沿着预设轨迹运动,而主动训练则结合患者运动意图,由机器人配合患者完成康复训练,该种训练方式由于患者主动参与,因此更为充分的刺激神经回路,具有更加积极的康复效果^[9]。辅助型康复机器人主要用来帮助肢体残疾患者或肢体功能障碍的老年人,部分补偿甚至替代他们弱化的肢体功能,如智能假肢、助力外骨骼辅具等,这对假肢控制的“本能性”和“灵巧性”提出非常高的要求^[10]。

基于前述分析,康复机器人具有重要的社会价值和广阔的临床应用前景,为了充分发挥机器人的作用,达到更好的临床效果,对其主动训练模式的应用不可或缺。目前,相对成熟的上肢治疗型康复机器人大多实现了主动训练功能,但是,距离医生和治疗师的要求还有相当的差距,而下肢治疗型康复机器人的主动训练方法研究不足,这成为了本文开展研究的出发点。本文面向康复机器人主动训练模式,从患者主动运动意图识别及轨迹预测、预测算法输入向量的降维方法两个方面具体展开研究工作。

1.2 康复机器人研究现状

关于康复机器人的研究,国外兴起于上个世纪 90 年代,目前也已经推出一系列商业化产品,并且针对更丰富有效的机器人主动训练模式还在进行更为深入的研究;我国的众多科研院所、高校以及企业也已经在该领域迅速展开研究并取得了相关成果。

1.2.1 上肢康复机器人

康复机器人的研究,首先是从上肢康复机器人开始的。根据机器人与患者交互方式的不同,上肢康复机器人可以分为末端牵引式和外骨骼式康复机器人,前者只与患者的手部接触,后者的机械结构设计则与患者的关节一一对应。最早的

康复机器人系统研究以美国麻省理工学院的 MIT-MANUS 上肢康复机器人为代表，由 Newman 实验室于 1991 年设计完成，主体结构采用平面五连杆，有 2 个自由度，能够同时提供运动疗法和作业疗法，主要用于中风患者肩、肘关节的康复运动训练^[11]，该机器人基于虚拟现实(Virtual Reality, VR)技术为患者提供了系列进阶式训练游戏，此外，集成了主动训练功能，采用力控制技术实现患者驱动末端手柄的平滑快速运动^[12]，如图 1-1 所示。图 1-2 所示为 MIT-MANUS 的商业化应用版本 InMotion Arm 上肢康复机器人。



图 1-1 MIT-MANUS 上肢康复机器人 图 1-2 InMotion Arm 上肢康复机器人

由英国雷丁大学牵头，联合欧洲多家科研机构联合研制的 GENTLE/S 机器人也是末端牵引式上肢康复机器人的典型代表，主体结构采用三维力反馈机器人 Haptic Master，具有一个旋转自由度和两个平动自由度，手部交互部件由三自由度旋转机构构成，依靠上方的悬吊减重装置对患者的上肢进行支撑。该机器人可以提供被动训练、主动训练等多种运动模式，同时具备虚拟现实训练环境，能够辅助患者完成较多灵巧的操作任务^[13]，如图 1-3 所示。



图 1-3 GENTLE/s 上肢康复机器人

美国加州 Palo Alto 市康复研究与开发中心研制的 MIME(Mirror Image

Movement Enabler) 上肢康复机器人由一台 PUMA560 机械臂和一台 6 自由度运动采集系统组成。该机器人实现了患者手部的三维空间运动模式, 更加接近真实运动状态, 同时具备主动训练功能, 提供单侧和双侧两种训练模式, 单侧训练模式下, 仅由机械臂带动患者患肢进行康复训练, 如图 1-4(a)所示, 双侧训练模式下, 患者健侧上肢固定在运动采集系统上, 患侧上肢固定在机械臂末端, 基于健侧轨迹的镜面对称映射, 生成患侧的训练轨迹^[14], 如图 1-4(b)所示。



(a) 单侧训练模式



(b) 双侧训练模式

图 1-4 MIME 上肢康复机器人

在外骨骼式上肢康复机器人方面, 由苏黎世联邦理工大学研发的 ARMin 上肢康复机器人是较为典型的代表, 共有 5 个自由度, 其中肩部 3 个、肘部 1 个、前臂 1 个, 能够实现肩关节内收/外展、旋内/旋外、前屈/后伸, 肘关节屈/伸, 前臂旋前/旋后等动作, 手部设计了用以辅助抓握训练的模块, 并配有力传感器, 提供主动训练模式。该机器人还集成了虚拟现实训练环境, 可以模拟做饭、打扫等日常动作。相关临床试验结果表明, 对于患者的康复能够取得较好效果^[15]。如图 1-5 所示。图 1-6 所示为 ARMin 的商业化应用版本 ArmeoPower 上肢康复机器人。



图 1-5 ARMin 上肢康复机器人

图 1-6 ArmeoPower 上肢康复机器人

国内对于康复机器人的研究也开始于上肢康复机器人,清华大学最早研发了上肢复合运动康复机器人 UECM(Upper extremity compound movements),该机器人采用串联机构,具有两个自由度,能够实现辅助患者在水平面内进行康复训练^[16],如图 1-7 所示。哈尔滨工业大学也自主研发了外骨骼式上肢康复机器人,该机器人共有 5 个自由度,可以完成肩部、肘部和腕部的单关节和复合运动训练,也可以辅助患者完成简单的日常动作,如进食、提裤等^[17],如图 1-8 所示。

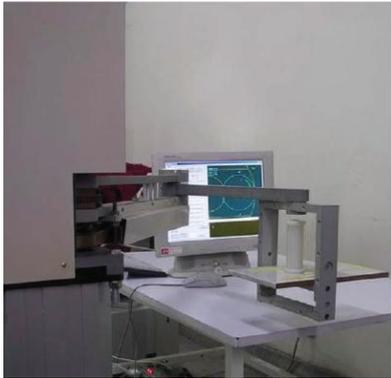


图 1-7 UECM 上肢康复机器人

图 1-8 哈尔滨工业大学上肢康复机器人

本人所在课题组自行研发了一款具有力反馈功能的平面两自由度末端牵引式上肢康复机器人,其机械结构如图 1-9 所示,采用五连杆并联机构,直流电机驱动和绳传动方式,具有主动、被动等训练模式,集成虚拟训练游戏,可以实时记录运动、交互力等训练数据,并在中国康复研究中心进行了初步的临床试验,取得了较好的试验效果^[18],训练场景如图 1-10 所示。

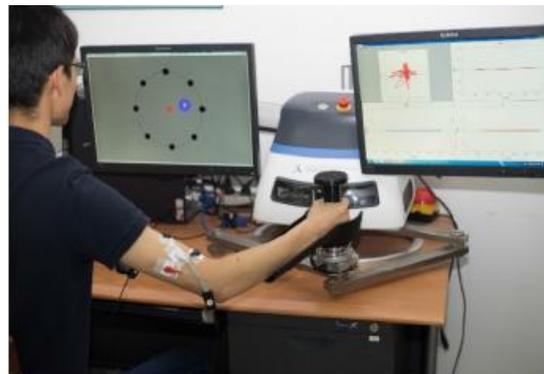
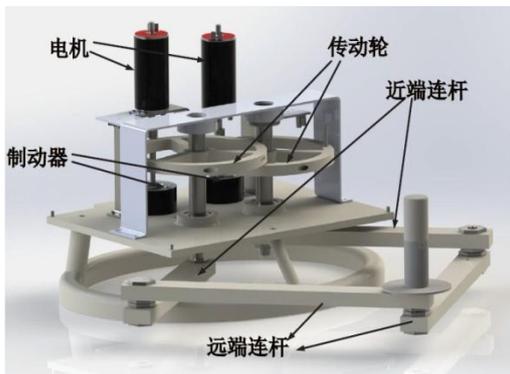


图 1-9 康复机器人机械结构图

图 1-10 康复机器人训练场景

1.2.2 下肢康复机器人

下肢康复机器人由于面向的康复对象为下肢,其所需扭矩较大,加之同时需

要考虑支撑人体部分甚至全部重量，且具有多种位置姿态，因此，单纯的将其分为末端牵引式和外骨骼式康复机器人，难以全面清晰总结其研究现状，本文将从以下四个类别进行介绍：末端牵引式、坐/仰卧式、悬吊减重式和穿戴外骨骼式下肢康复机器人。

(1) 末端牵引式下肢康复机器人

末端牵引式下肢康复机器人在训练使用过程中，通常只与患者足部接触，通过对足部的牵引实现整个下肢的运动。瑞士洛桑理工学院研制的 Lambda 机器人，是目前该类型机器人中自由度最多的设备，采用并联结构，两侧对称设计，每侧都有两个平移关节和一个旋转关节，可以实现下肢在矢状面内的运动^[19]，如图 1-11 所示。该种类机器人已经产业化的主流产品为康复踏车，主要用于下肢关节肌力和协调功能训练，并提供痉挛保护功能，具有代表性的产品有广州人来康复设备制造有限公司生产的 RL-XZ-27 卧式功率车以及北京宝达华技术有限公司生产的 PT-2-AXG 自动康复机，分别如图 1-12—1-13 所示^[20-21]。哈尔滨工程大学自主研发了步态康复机器人，能够通过步态和姿态控制系统模拟正常人行走的步态和踝关节的运动姿态^[22]，如图 1-14 所示。



图 1-11 Lambda 康复机器人



图 1-12 RL-XZ-27 卧式功率车



图 1-13 PT-2-AXG 自动康复机



图 1-14 步态康复机器人

(2) 坐/仰卧式下肢康复机器人

坐/仰卧式下肢康复机器人主要面向康复初期的患者，在训练使用过程中，患者的姿态为坐姿或躺姿。目前，该类机器人最具代表性的应为 MotionMaker 下肢康复机器人，由瑞士洛桑理工学院机械人系统实验室开发，后来由瑞士 Swotec 公司将其产业化^[23]，其产品如图 1-15 所示。MotionMaker 机器人采用下肢外骨骼式结构，具有三个自由度，分别对应髋膝踝三个关节的矢状面运动并具备力感知功能，此外，集成了闭环控制的功能性电刺激装置，可以通过电刺激调整患者的肌肉收缩状态^[24]。日本安川电机公司研制的 TEM LX1 机器人面向急性期患者通过两个关节电机带动患者下肢进行康复训练^[25]，如图 1-16 所示。



图 1-15 MotionMaker 下肢康复机器人



图 1-16 TEM LX1 下肢康复机器人

台湾国立成功大学研制出了 CPM/CAM 系统，该系统在膝关节处安装角度传感器、在脚踏板处安装力传感器，采用阻抗控制及模糊神经网络的方法实现患者康复过程中轨迹的跟踪^[26]。哈尔滨工程大学研发了一种为仰卧式下肢康复机器人，另一种为步态康复机器人，如图 1-18 所示，共有三个自由度，一个为左右腿机构在水平方向进行往复运动以完成大腿、小腿的屈伸动作，另外两个自由度则用于实现踝关节的姿态训练^[27]。



图 1-17 CPM/CAM 下肢康复机器人



图 1-18 仰卧式下肢康复机器人

本人所在课题组自行研发了具备集成生物信号反馈和功能性电刺激(FES)的坐卧式下肢康复机器人，其机械结构如图 1-19 所示。研究实现了康复机器人与 FES 联合助力、基于患者生物信号的主动训练等辅助训练方法，并在中国康复研究中心进行了初步的临床试验，如图 1-20 所示，取得了较好的试验效果。

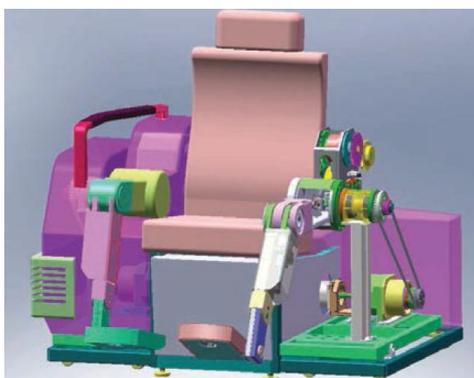


图 1-19 康复机器人机械结构图



图 1-20 康复机器人训练场景

(3) 悬吊减重式下肢康复机器人

该类机器人目前在临床上应用最为广泛，因为其可以提供步态训练形式，而该形式已经被科学证实对患者的康复十分有效^[28-29]。悬吊减重式下肢康复机器人总体上可以分为使用跑步机和不使用跑步机两种类型。

对于使用跑步机的类型，目前，国际上最具影响力的应为由瑞士苏黎世联邦理工学院、苏黎世大学、Hocoma 公司和德国 Woodway 公司联合研发，由 Hocoma 公司（在 2016 年 9 月其与中国的蝶和科技公司进行了合并）进行生产销售的 Lokomat 下肢康复机器人，如图 1-21 所示。Lokomat 主要由跑步机、悬吊系统和步态矫形器三部分组成，步态矫形器有 2 个，分别对应左右下肢，配备四个主动关节，分别驱动两肢的髋、膝关节，并且充分考虑了不同患者腿长不同，可以依据患者个体情况进行几何尺寸调节。此外，基于 Lokomat 进行康复训练的临床试验研究也已非常丰富，在与人工手动辅助步态训练的临床效果对比、提升患者步行能力、改善患者步行持久力和规范性等诸多方面得出了很多相关结论^[30]。在该类型康复机器人中，其他较为主流的代表性的产品还有：美国 HealthSouth Corporation 公司开发、由 Motorika 公司生产并销售的 ReoAmbulator 康复机器人^[31]，如图 1-22 所示；美国 Lokohelp 公司生产的 LokoHelp 康复机器人^[32]，如图 1-23 所示；美国 LiteGait 医疗设备公司研制的 Litegait I 400E 康复机器人，如图 1-24 所示。



图 1-21 Lokomat 下肢康复机器人



图 1-22 ReoAmbulator 下肢康复机器人



图 1-23 Lokohelp 下肢康复机器人



图 1-24 Litegait I 400E 下肢康复机器人

不使用跑步机的悬吊减重式下肢康复机器人，可以不受跑步机束缚，具有更灵活多样的训练轨迹和方式。德国柏林自由大学研制的 GaitTrainer GT-1 康复机器人，如图 1-25 所示，由德国 RehaStim 公司进行商业化应用，其仅通过两个脚踏板与患者的下肢进行交互，脚踏板可以模拟人体行走过程中站立和摇摆周期脚部运动，并根据患者的病情调整步速，但是，训练过程中，患者下肢得到的力反馈很弱，无法模拟步行状态下地面对脚部反馈作用的感觉和影响^[33]。查尔特-柏林医科大学在 GaitTrainer GT-1 基础上进行了较大程度的技术改进，研制出了 HapticWalker 下肢康复机器人，如图 1-26 所示，其可以进行步态训练之外，还具备爬楼梯式攀登、障碍路面行走等多种训练形式，而且在矢状面内可以根据医生要求任意规划轨迹^[34]。由瑞士洛桑理工学院开发的 WalkTrainer 康复机器人，如图 1-27 所示，在其悬吊支架底部安装带有主动驱动功能的轮子，在患者训练过程中，机器人可以随患者进行运动，同时，集成了一个 20 通道的电刺激仪，可以对腿部肌肉进行刺激^[35]。GaitMaster 系列康复机器人，由日本筑波大学开发，如图 1-28 所示，在矢状面内具有两个自由度，直线电机驱动，可以提供多种不

行情景的模拟能力和轨迹^[36]。



图 1-25 GaitTrainer GT-1 下肢康复机器人 图 1-26 Haptic Walker 下肢康复机器人



图 1-27 WalkTrainer 下肢康复机器人 图 1-28 GaitMaster 下肢康复机器人

国内研发的悬吊减重式下肢康复机器人，还处于初步发展阶段，已推向市场的相关产品主要模拟仿制国外类似产品，且集中在使用跑步机的类型，对于不使用跑步机的康复机器人还鲜见于市场。其中，发展较好的企业主要有广州一康医疗设备实业有限公司、上海璟和技创机器人有限公司和天津漫步者康复设备有限公司，其康复机器人的代表性产品分别为 A 系列康复机器人，Flexbot 系统和 GR-A1 下肢康复机器人，如图 1-29——1-31 所示。



图 1-29 A3 机器人

图 1-30 Flexbot 机器人

图 1-31 GR-A1 机器人

(4) 穿戴外骨骼式下肢康复机器人

穿戴外骨骼式康复机器人比起其他类型机器人，具有极大的灵活性和空间拓展性，其穿戴于患者身上，虽然具有一定的对人体运动能力的延伸、补偿甚至超越的功能，但是，对于康复机器人，我们关注的是其对患者肢体运动能力的恢复和改善效果以及受损神经功能性康复成效。

美国加州大学伯克利分校所属 Ekso Bionics 公司（原名为 Berkeley Bionics）公司研发并产业化的 eLEGS 机器人，如图 1-32 所示，通过采集并存储人的自然步态，帮助截瘫患者进行相对自然的行走，为了保证机器人在辅助患者行走过程中不会双脚同时离地，在机器人脚后跟和脚掌处安装了压力传感器形成闭环控制^[37]。Rex 机器人由新西兰 Rex Bionics 公司研发生产，如图 1-33 所示，其功能与 eLEGS 相似，不同之处在于摆脱了对拐杖的依赖，解放了患者的双手，通过遥控器或摇杆实现对方向的控制^[38]。由以色列 Argo Medical Technologies 公司开发生产的 ReWalk 机器人，如图 1-34 所示，结构功能与 eLEGS 相近，主要为脊髓损伤患者提供康复训练^[39]。HAL(Hybrid Assistive Limb)由日本筑波大学研制，现为第五代，为全身外骨骼式穿戴机器人，如图 1-35 所示，可以辅助患者完成行走、坐下、上下楼梯等诸多日常活动，并已延伸至加强肢体力量和功能的应用层面^[40]。



图 1-32 eLEGS 下肢康复机器人



图 1-33 Rex 下肢康复机器人



图 1-34 ReWalk 下肢康复机器人



图 1-35 HAL 下肢康复机器人

国内对于穿戴外骨骼式康复机器人的研究,也已经取得了相关进展。清华大学研制的截瘫步行机,如图 1-36 所示,采用欠驱动模式,单腿仅用一个电机实现大、小腿联动,可以实现步态、自然坐姿等训练形式^[41]。中国科学院深圳先进技术研究院自主研发了一款面向下肢康复的穿戴外骨骼式机器人,如图 1-37 所示,每条腿有 3 个自由度,髋、膝关节主动驱动,踝关节为被动驱动,可以完成人体下肢矢状面内的运动,患者通过拐杖上的按键进行人机交互^[42]。



图 1-36 截瘫步行机

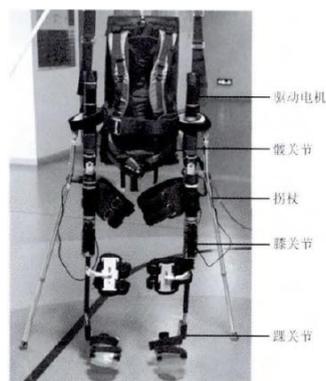


图 1-37 中科院深圳先进技术研究院研制

1.3 康复机器人主动训练模式研究现状

康复机器人主动训练模式的实现,需要多种关键技术支撑,如机器人机械结构设计及优化、人机动力学模型辨识、患者主动运动意图识别、轨迹跟踪及预测、人机交互柔顺性控制方法、功能性电刺激、人体肌肉骨骼建模等^[43-46],结合本文研究的核心内容,本节将从主动运动意图识别及轨迹预测、预测算法输入向量降维方法两个方面介绍主动训练模式的研究现状。

1.3.1 患者主动运动意图识别及轨迹预测

患者的主动运动意图识别的实质是模式识别,关键在于对相关信号的特征分析和模式分类设计,在此基础上进行的运动轨迹预测,实质是回归计算。依据所应用的信号种类不同,主要分为以下两种方法:1)基于生物信号的方法,具体来讲,在康复训练过程中,实时检测患者的生物信号,如表面肌电信号、脑电信号等,通过预先建立好的数学模型对信号进行处理,进而实现对患者主动运动意图的获取^[47-48];2)基于物理信号的方法,具体来讲,在康复训练过程中,实时采集力/位置等物理信号,如机器人各关节的输出力矩、机器人与患者的交互力或患者患肢的加速度信号等,通过信号处理等方法,实现患者主动运动意图的提取

[49-50]。Naik 等使用来源于 4 块前臂肌肉的表面肌电信号(Surface electromyogram, sEMG)和孪生支持向量机(Twin support vector machine)方法成功对 7 种手指及腕部弯曲动作进行了分类, 得到了平均 84.83%的敏感性和 88.1%的特异性^[51]; Yoshikawa 等利用布置在前臂上的不同位置的四个电极采集 sEMG, 经全波整流与低通滤波预处理后, 采用 64ms 采样窗口内的 sEMG 平均强度、倒谱系数、差量倒频谱系数组合特征向量, 作为多类支持向量机分类器的输入, 对前臂的七种动作进行识别, 得到了 92%的识别正确率^[52]; Sebastian 等利用布置于前臂的十个电极和支持向量机对 DLR 四指假手的六种开合运动控制问题进行了研究, 重点探讨了支持向量机对不同上臂姿态、不同时段、重新布置电极的分类效果的影响, 试验结果表明上臂姿态对识别率影响较大, 若训练与应用间的时间间隔过长或电极位置改变过多, 将严重影响识别正确率, 重新训练不可避免^[53]; Francesco 等针对肌电假手控制问题, 初步研究了模型自适应问题, 将不同患者、不同条件下采集的 sEMG 变化看作为概率分布的改变, 将自适应支持向量机算法引入 sEMG 识别中, 并以存储的预训练模型集为基础, 使得仅使用较少的新样本就训练出新模型, 初步实现了模型的自适应能力, 减小了预训练的工作量^[54-55]; Takeshi 等针对癌症患者的翻身辅助问题, 引入 sEMG 作为人机接口, 利用布置在腹部的电极采集信号, 设计宏微神经网络识别患者翻身动作, 继而控制机器人予以助力辅助^[56]; Kim 等运用肌音信号(MMG), 建立神经网络模型, 实现对肘部弯曲力的估算^[57]; Shrirao 等建立了手指屈伸过程中的伸趾浅肌 sEMG 与指关节运动轨迹的神经网络模型, 试验获得了较小的均方根误差及 200ms 的延迟^[58]。

近年来, 国内科研机构也开展了基于 sEMG 和 MMG 等信号获取患者主动运动意图的工作, 华东理工大学的夏春明团队通过采集腿部肌肉 5 个通道的 MMG, 综合利用近似熵、样本熵和改进的模糊熵 3 种特征, 对跑步、上楼、下楼、走路和静止 5 种步态动作进行模式识别, 分类准确率达到了 98.76%^[59]; 中国科学院自动化研究所的张峰等分别建立了踏车和蹬踏运动过程下肢 7 块主要肌群 sEMG 和髌、膝、踝关节角度的 20 阶 BP 神经网络模型, 在角度估算准确度上获得了平均 5° ~6° 的均方根误差^[60]; 清华大学王人成教授等对记录的上肢 sEMG 信号进行多尺度分解, 利用小波系数的方差构造一种新的特征空间来识别人手动作^[61]; 哈尔滨工业大学、上海交通大学、浙江大学、中国科技大学、大

连理工大学和中国科学院深圳先进技术研究院等均在患者主动运动意图识别方面进行了研究探索,取得了相关成果。但与国外比较,国内的研究总体上处于追踪国外的研究动态阶段,理论、技术水平还有明显差距;此外,国际国内在此方面的研究大都处于试验阶段,临床应用的还比较少。

1.3.2 预测算法输入向量降维方法

基于 1.3.1 的分析,目前对于人体主动运动意图识别及轨迹预测方面的研究,主要集中在提高预测精度和实时性方面,所应用的理论主要为在多个领域得到广泛应用的机器学习理论^[62-64],为了得到包含丰富信息的输入向量,所使用的传感器数量较多,这样一方面大大增加了治疗师的工作量,另一方面,患者在康复训练过程中舒适感下降。因此,研发输入向量的降维方法,实现传感器使用数量的减少具有重要的临床应用意义。Narayanan 等基于心电图(Electrocardiogram)和加速度(Acceleration)信号,提出了人体运动识别算法,其中应用了异方差线性判别分析法对加速度信号进行了降维,对于多种测试方案获得了 79.3%-97.3%的识别精度^[65]; Krovi 等针对膝关节关节炎的运动功能康复问题,基于 Kinect 传感器,建立了个性化定量评价临床相关的深蹲训练效果模型,其中应用了主成分分析法对原始数据进行降维,取得了 95.6%的辨识精度^[66];戴等基于主成分分析法对肌电信号数据进行降维,用于减小预测踝关节角度值的数学模型的输入向量数据量^[67];吴等针对患者上肢主动运动意图的辨识问题,选择结点能量作为特征对肌音信号数据进行特征降维,并提出了一种伴随状态树的方法避免降维过程中出现类内离散度矩阵奇异问题^[68];邱等为了实现表面肌电信号的特征提取,建立了基于向量自回归模型的特征提取方法,在该方法中应用了 Fisher 线性判别分析法进行特征降维,实验结果显示该方法对于前臂的内翻、外翻等八个动作的识别准确率达到了 98.8%^[69];余等在应用人体脚部静电信号进行膝关节步态姿势识别研究中,采用主成分分析法对频域信息进行了降维,将得到的特征参数用于 k 最近邻算法,识别率达到了 84.75%^[70]。

1.4 本文主要研究内容

本文面向康复训练机器人主动训练模式,基于前述分析内容,从患者运动轨迹自适应跟踪及其输入向量降维方法两个方面展开研究,主要内容安排如下:

第一章，介绍了课题研究背景及意义，系统性介绍了国内外上肢/下肢康复机器人的研究进展，而后，面向康复机器人主动训练模式，重点介绍了其中两方面关键技术：患者主动运动意图识别及轨迹预测、预测算法输入向量降维方法，最后介绍了本文的内容安排。

第二章，详述了本文提出的运动轨迹自适应跟随方法。以人体下肢为对象，科学设计试验，分别在踏车、走步和蹬踏等 3 种不同运动模式下，测量下肢浅层肌群的宏观加速度和肌音信号以及髋、膝、踝各关节角度值，构建训练集和测试集数据，并初步探索宏观加速度、肌音信号与关节角之间的变化关系规律；基于 ϵ -支持向量回归机(ϵ -support vector regression, ϵ -SVR)，以宏观加速度和肌音信号为输入向量、各关节角度值为输出向量，训练建立运动轨迹估算模型，并应用测试集数据对模型的有效性与可行性进行验证。

第三章，详述第二章提出的轨迹跟随方法输入向量的降维方法。在前述估算模型的基础上，为了减少传感器使用数量进而减轻治疗师的工作强度，建立了一种输入向量降维方法，引入影响因子 f_e ，通过其数值的计算，完成下肢浅层肌群中对于运动轨迹估算为非重要作用肌肉的剔除，使用具有高影响因子的肌肉的宏观加速度和肌音信号，作为估算的输入向量，最终在保证估算精度基本不变的前提下，实现输入向量的降维，即传感器使用数量的减少。

第四章，总结与展望。对全文的内容进行总结和梳理，并对本文后续将要开展的工作进行了展望。

1.5 小结

本章首先介绍了课题研究背景及意义，系统性介绍了国内外上肢/下肢康复机器人的研究进展；而后，面向康复机器人主动训练模式，重点介绍了其中两方面关键技术：患者主动运动意图识别及轨迹预测、预测算法输入向量降维方法；最后介绍了本文的内容安排。

第二章 人体下肢运动轨迹自适应跟踪算法

2.1 前言

基于本文第一章 1.3 节的总结与分析, 目前, 对于面向康复机器人主动训练模式的患者主动运动意图识别及轨迹预测方面的研究, 主要集中在对于运动模式的识别以及对单一关节的运动轨迹自适应跟随, 但是, 在实际的康复训练中, 很多情况下, 需要对患肢整体进行康复训练, 因此需要对患肢的运动轨迹进行跟踪, 即需要同时跟踪肩、肘、腕或髌、膝、踝关节的运动轨迹。本章针对此方面不足, 以人体下肢为具体研究对象, 提出基于支持向量回归机(ϵ -support vector regression, ϵ -SVR)的运动轨迹自适应跟随方法, 利用对加速度信号的采集与分析, 实现在下肢康复训练过程中对下肢运动轨迹的自适应跟随。

2.2 试验

为了建立下肢运动轨迹估算模型, 应首先分析下肢浅层肌群的加速度信号和运动轨迹之间的变化规律, 以确定模型的输入向量和输出向量。此外, 还需采集大量数据, 用于训练建立 ϵ -SVR 数学模型。因此, 本章首先设计并进行了试验。

2.2.1 试验方案设计

对于下肢康复训练, 已有研究表明, 踏车、步行较于其他运动训练方式具有更为显著的恢复疗效^[71-72], 此外, 对于力量型康复训练, 蹬踏的运动形式较为合适, 因此, 本章的试验采用踏车、步行与蹬踏三种运动形式, 具体如表 2-1 所示。蹬踏的运动形式为克服运动器材给予的作用力, 因此无速度设定选项。关节角的零点设为志愿者自然状态站立时各关节角度。

表 2-1 不同运动形式的条件设定

运动形式	识别代号	速度	测试时间
踏车	1	25 圈/分	40s
步行	2	0.8km/h	40s
蹬踏	3	—	40s

本章的研究目的为应用加速度信号,实现运动轨迹的准确跟随,因此,试验中对右侧下肢浅层肌群主要肌肉进行加速度信号的测量,具体选取了髂腰肌(iliopsoas, IP)、臀大肌(gluteus maximus, GM)、股直肌(rectus femoris, RF)、股内侧肌(vastus medialis, VM)、股二头肌(biceps femoris, BF)、胫骨前肌(tibialis anterior, TA)以及腓肠肌(gastrocnemius, GC)^[73],如图 2-1 所示。

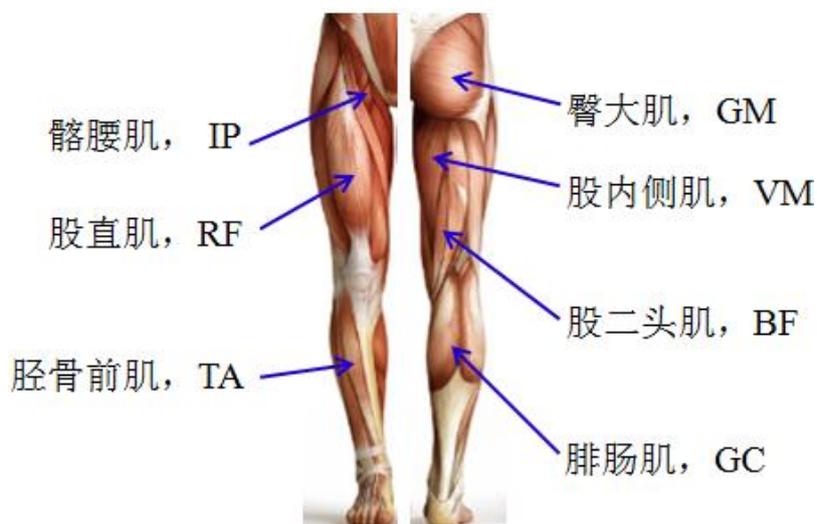


图 2-1 选取的 7 块主要肌肉

2.2.2 试验执行

试验中,对 6 名健康志愿者进行了加速度信号和关节角度值的测量,其生理参数如表 2-2 所示。

表 2-2 志愿者生理参数

性别	人数	年龄	身高(cm)	体重(kg)	脂肪含量
男性	3	26±3	173±7	60±10.5	中等
女性	3	26±3	160±7	50±6.5	中等

对于髋、膝、踝关节的角度测量,采用的是加拿大 Thought Technology 公司研制的 Flex-Comp Infiniti 关节角采集设备,加速度的信号的测量,采用的是江苏联能公司研制的 CA-DR-1001 电容式加速度传感器,具体参数指标如表 2-3 所示,具体测量场景如图 2-2 所示,其中(a)、(b)、(c)分别表示踏车、步行以及蹬踏运动形式下的信号采集。

表 2-3 各信号采集参数设置

传感器类型	通道数	灵敏度	采样频率(Hz)
关节角	7	0.001 °	250
加速度	7	98.4mV/mS ⁻²	250

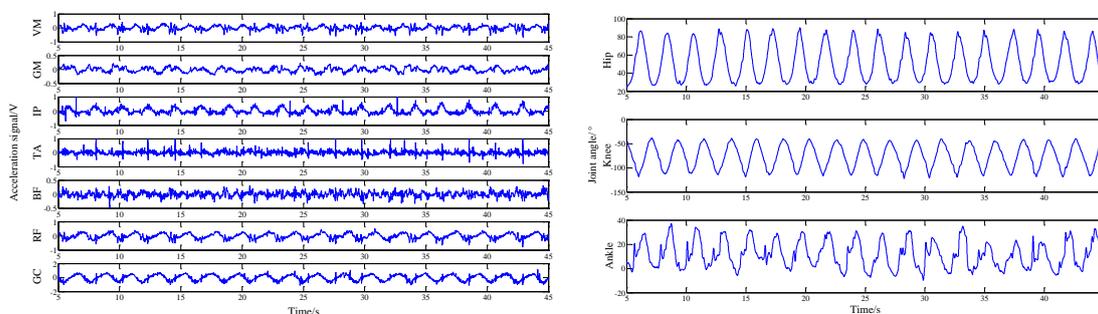


(a) 踏车运动形式 (b) 步行运动形式 (c) 蹬踏运动形式

图 2-2 加速度信号及关节角度的采集

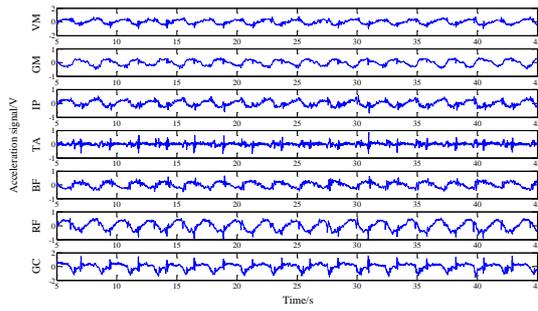
2.2.3 试验数据的初步分析

试验获得的原始数据量很大，本试验共计测试 6 个志愿者，每个志愿者在 3 种不同的运动形式下进行试验，同时测量浅层肌群 7 块肌肉的加速度信号及髋、膝、踝关节的关节角度，因此，试验结束后，共计获得加速度信号数据 126 组，关节角数据 54 组，限于篇幅，本文给出一名受试志愿者（代号 1）分别在踏车、步行和蹬踏运动形式下的浅层肌群加速度信号以及髋、膝、踝关节角度值的原始数据，如图 2-3 所示，其中(a)、(c)、(e)分别为踏车、步行以及蹬踏运动形式下的加速度信号，(b)、(d)、(f)分别为对应的关节角度值。但是，在数据的初步分析中，相应结论是基于全部数据而得出。

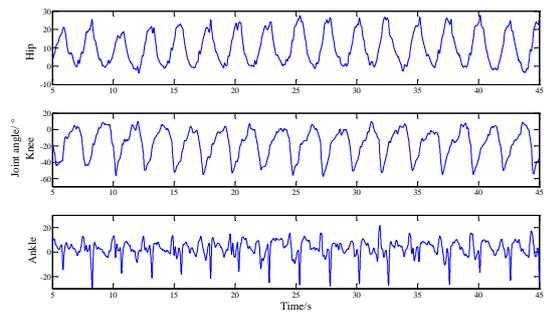


(a) 踏车运动形式下加速度信号

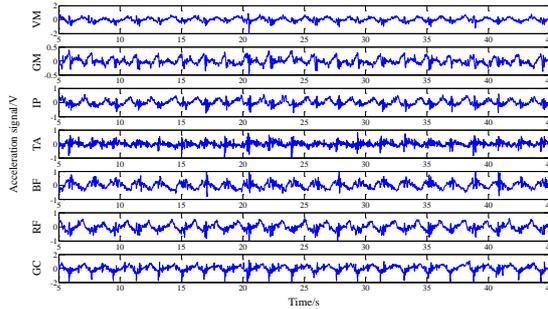
(b) 踏车运动形式下关节角度值



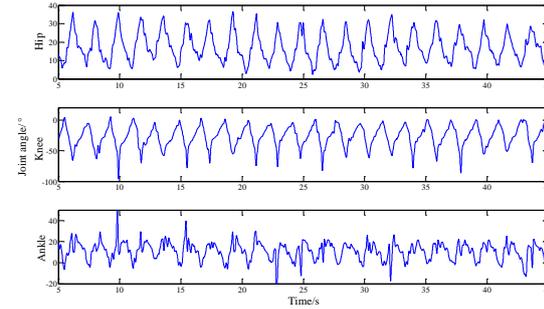
(c) 步行运动形式下加速度信号



(d) 步行运动形式下关节角度值



(e) 蹬踏运动形式下关节角度值



(f) 蹬踏运动形式下关节角度值

图 2-3 受试志愿者 1 原始信号数据

通过对原始数据的初步分析，可以得到以下结论：

(1) 加速度信号，随着志愿者的不同以及运动形式的不同，呈现不同的变化趋势，并且随着运动形式的周期性变化呈现出稳定性的周期变化，可以用于表征人体下肢的运动轨迹；

(2) 同一个志愿者在同一运动形式下，肌群中不同处肌肉的加速度信号不同；

(3) 同一个志愿者的同一处肌肉，在不同的运动形式下，加速度信号不同；

(4) 同一个志愿者在不同运动形式下，所需要髋、膝、踝关节相互配合的角度不同；

(5) 不同的志愿者在同一种运动形式下，所需要髋、膝、踝关节相互配合的角度不同。

2.3 数学建模

通过对以上试验数据的初步分析，本文基于 ε -SVR 建立自适应跟随模型，如图 2-4 所示，具体来讲，将浅层肌群中各处肌肉的加速度信号、运动形式识别代码及相应的运动速度作为输入向量，将髋、膝、踝关节角度值作为输出向量。

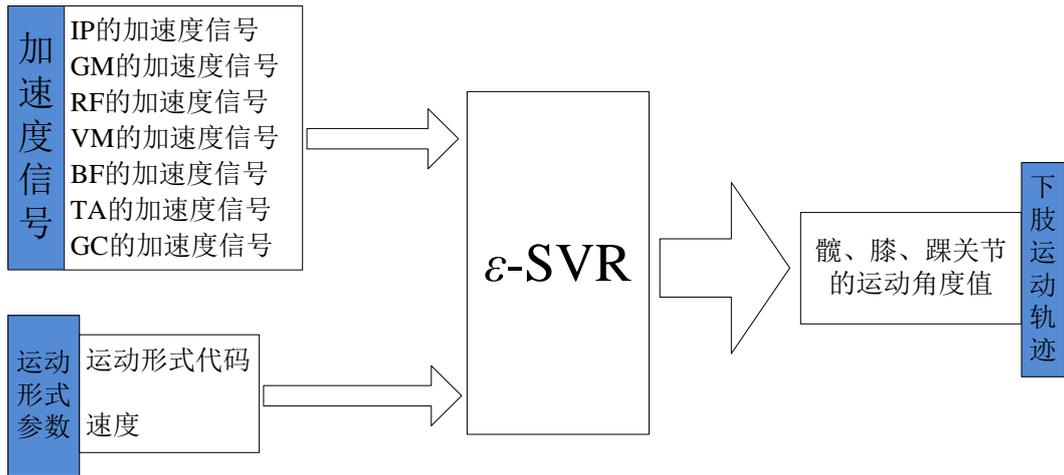


图 2-4 基于于 ε -SVR 的自适应跟随模型

模型中采用的是径向基核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \quad (2-1)$$

对于每一位受试志愿者, 分别建立自适应跟随模型, 选取试验中测试时间的第 5s—34s 数据作为训练集数据, 进行训练建模, 第 35s—45s 时间的数据, 作为测试集数据, 用于评估与验证模型的有效性。

2.4 数据分析

2.4.1 验证方案

综合考虑下肢康复训练过程中的实际要求和支撑向量机评价体系的特点, 本章采用预测值与实测值的差值绝对值的平均值 $\bar{\sigma}$ 和平均准确率 r 对预测精度进行评估, 即:

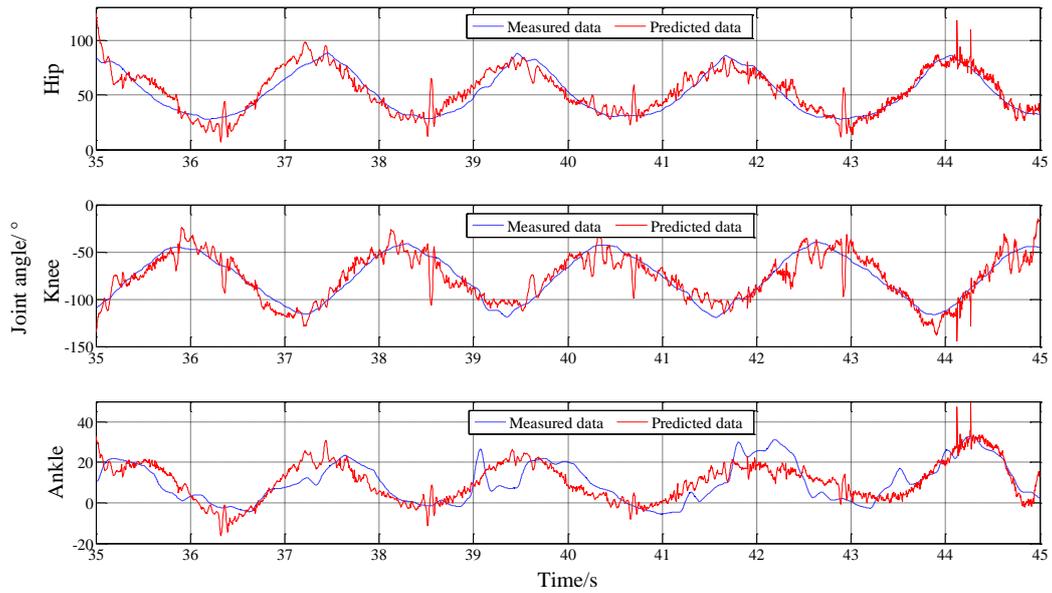
$$\bar{\sigma} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (|f(x_i) - y_i|) \quad (2-2)$$

$$r = \begin{cases} \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [f(x_i) / y_i] & f(x_i) \square y_i > 0 \ \&\& \ |f(x_i)| < |y_i| \\ \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [y_i / f(x_i)] & f(x_i) \square y_i > 0 \ \&\& \ |f(x_i)| > |y_i| \\ \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [|y_i| / (|f(x_i)| + |y_i|)] & f(x_i) \square y_i \leq 0 \end{cases} \quad (2-3)$$

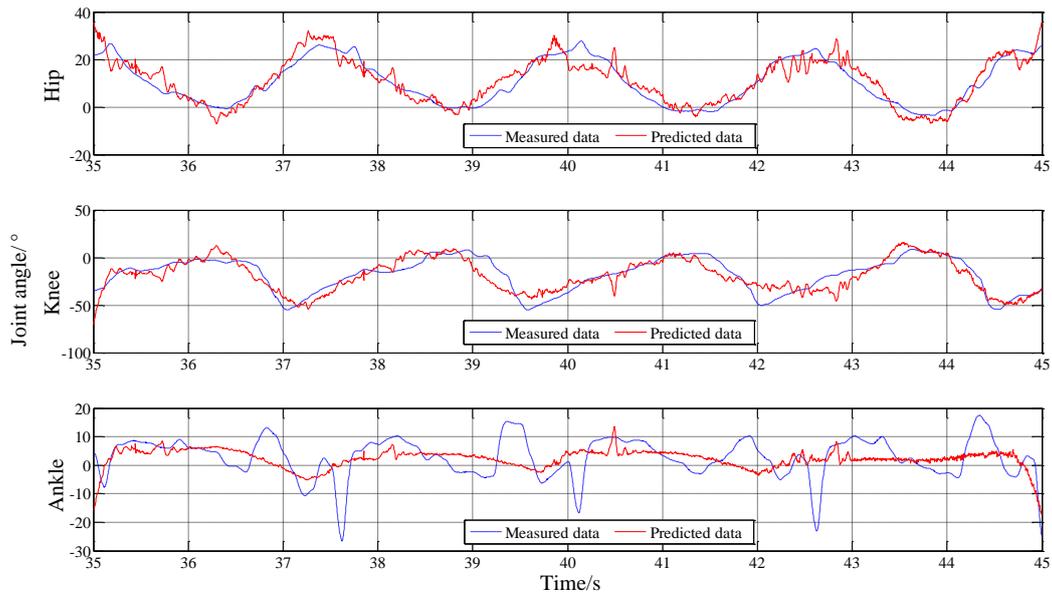
式中, $f(x_i)$ 为与输入的加速度信号所对应的时刻髋、膝、踝关节角度的预测值, y_i 为相应时刻的髋、膝、踝关节角度实测值, l 为所评价数据的样本空间。

2.4.2 数据计算结果与分析

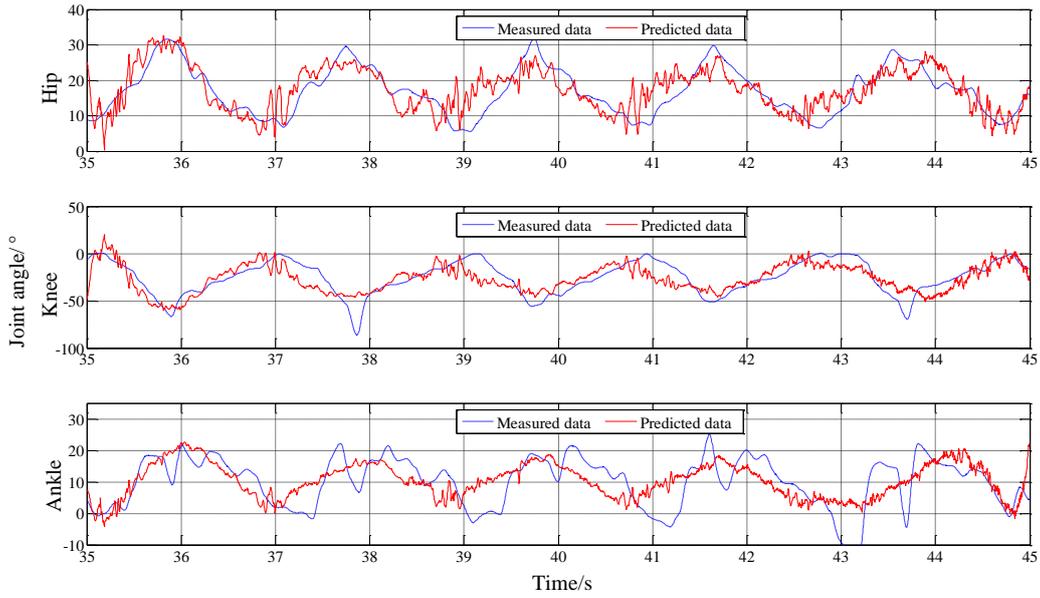
应用自适应数学模型对测试集数据的计算结果与试验中实测结果进行对比，限于篇幅，本章给出一名受试志愿者（代号 1）分别在踏车、步行和蹬踏运动形式下的髋、膝、踝关节全部角度值的对比结果，如图 2-5 所示，其中(a)、(b)、(c)分别对应该志愿者的踏车、步行和蹬踏运动形式，表 2-4 给出了该志愿者的 $\bar{\sigma}$ 和 r 的具体值。其他受试志愿者的 $\bar{\sigma}$ 和 r 的具体值在图 2-6 中给出。



(a) 志愿者 1 踏车运动轨迹跟随结果



(b) 志愿者 1 走步运动轨迹跟随结果



(c) 志愿者 1 蹬踏运动轨迹跟随结果

图 2-5 结果对比

表 2-4 预测结果

志愿者 编号	运动 形式	关节	角度活动范围	误差均值	跟随准确率	
					各关节	下肢整体
1	踏车	髋	[25.14,90.16]	6.75	86.55%	
		膝	[-122.43,-38.63]	8.45	85.70%	82.53%
		踝	[-9.96,37.40]	3.57	75.35%	
	走步	髋	[-3.90,28.07]	3.31	77.28%	
		膝	[-57.55,10.78]	6.23	74.08%	71.95%
		踝	[-29.68,21.46]	5.05	64.50%	
	蹬踏	髋	[2.63,36.58]	3.58	84.48%	
		膝	[5.14,-96.05]	8.54	83.18%	80.24%
		踝	[-32.80,51.94]	5.13	73.07%	

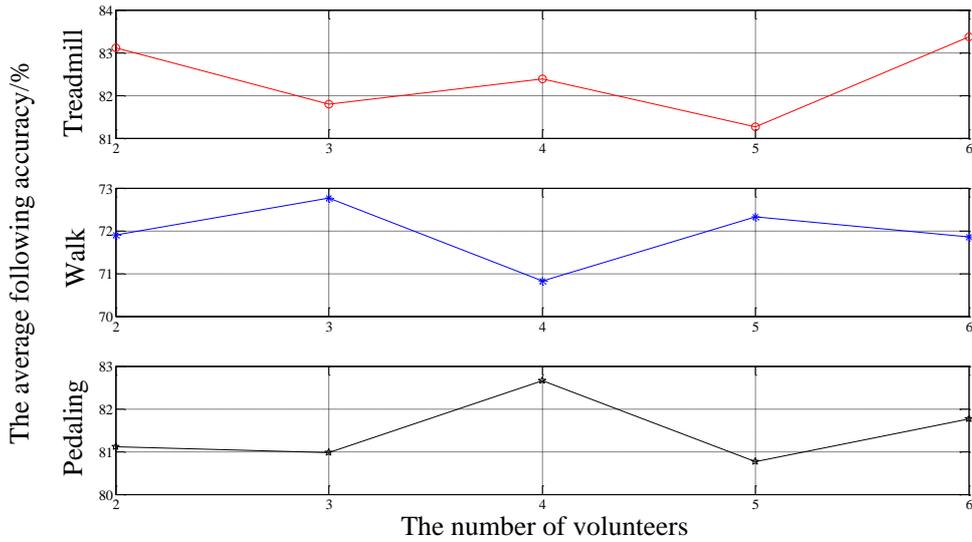


图 2-6 其他志愿者的轨迹跟随对比结果

从图 2-5 中可以看出，应用本章建立的自适应跟随模型得到的预测结果的变化趋势与实测值的变化趋势基本一致，从表 2-4 及图 2-6 中可以看出，对于踏车的运动形式，其整体的跟随准确率为 82%， $\bar{\sigma}$ 的最大值出现在膝关节处，为 8°；对于走步的运动形式，其整体的跟随准确率为 72%， $\bar{\sigma}$ 的最大值出现在膝关节处，为 6°；对于蹬踏的运动形式，其整体的跟随准确率为 80%， $\bar{\sigma}$ 的最大值出现在膝关节处，为 8°。试验结果表明，将本文所建立的自适应模型进行实际的工程应用具备有效性和可行性。

2.5 小结

本章基于 ε -SVR 建立了人体下肢运动轨迹自适应跟随模型，科学设计试验，对于在康复训练中常用的踏车、走步以及蹬踏等 3 种运动形式进行了实际应用与验证。得到以下结论：

- (1) 加速度信号随着不同的志愿者和不同的运动形式而不同，并且体现出稳定的变化规律与趋势，可以应用于下肢运动轨迹的跟随与控制；
- (2) 本章建立的自适应跟随模型，具备应用于机器人控制的可行性与有效性。
- (3) 踝关节的跟随精度差于髋关节与膝关节的跟随精度，这主要是由于对于踝关节角度的测量误差较大，因为关节角度测量装置安于鞋上，抖动以及随机误差非常大，在后续的研究工作中，将对其进行处理。

第三章 跟踪算法输入向量降维方法

3.1 前言

目前对于人体运动轨迹辨识与估算方面的研究,主要集中在提高估算精度和实时性方面,所应用的理论主要为在多个领域得到广泛应用的机器学习理论,为了得到包含丰富信息的输入向量,所使用的传感器数量较多,这样一方面大大增加了医护人员的工作量,另一方面,患者在康复训练过程中舒适度下降且训练过程容易因为传感器线路干涉等问题而中断。本文第二章已经基于 ε -支持向量回归机(ε -support vector regression, ε -SVR),应用 7 个加速度传感器,建立了下肢运动轨迹的自适应跟随模型,对于踏车、走步和蹬踏等 3 种不同运动模式的平均跟随精度分别为 82.53%、71.95%和 80.24%。本章将在前述成果的基础上,重点研究如何在保证跟随精度的前提下,减少传感器数量的使用,即减少模型的输入向量维数。

关于该方面的研究,基于本文 1.3 节的分析,国际国内也已经取得了长足进展,但是,当前的数据降维大多是针对已有的原始数据,通过建立映射函数,对原始特征进行变换创建一个新的特征子集,进而达到降低维数的目的,并没有对原始数据进行更改和减少。而本章旨在减少在康复训练过程中所应用的传感器数量,这就需要从原始数据上进行降维,因此已有的成果难以直接加以应用。针对上述问题与不足,本章建立了一种新的数据降维方法,实现在保证跟踪精度的前提下,减少加速度传感器的使用数量,既能提升患者在康复训练过程中的舒适度,也减少了医护人员的工作量。

3.2 降维方法

本降维方法引入影响因子 fe ,用于定量描述每一块肌肉对某种运动轨迹的影响程度,进而通过计算每一块肌肉的 fe ,确定不同肌肉对不同运动形式的贡献程度,剔除影响较弱的肌肉的加速度信号。

3.2.1 fe 的计算方法

fe 的计算方法如图 3-1 所示,首先,通过试验获取计算 fe 所需建立的 ε -SVR

数学模型的训练集数据，保持训练集的输出向量即人体下肢各关节角度值不变，分别逐个除去输入向量属性维，即 7 块肌肉的加速度信号，利用其余属性维分别训练建立 ε -SVR 数学模型；然后，从训练集数据中等距选取数据组成 fe 测试集，并保证 fe 测试集数据量不少于训练数据集的 30%，进而对 fe 测试集数据进行预测；基于式(3-1)~(3-3)，分别计算预测值与实测值差值绝对值的平均值 $\bar{\Delta}$ 和差值绝对值与实测值比值的平均值 $\bar{\Gamma}$ 以及 Pearson's 相关系数的平方 r^2 ，

$$\bar{\Delta}_j = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (|f(x_i)_j - y_i|) \quad (3-1)$$

$$\bar{\Gamma}_j = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{|f(x_i)_j - y_i|}{y_i} \quad (3-2)$$

$$r_j^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^l (f(x_i)_j y_i) - \sum_{i=1}^l f(x_i)_j \sum_{i=1}^l y_i \right]^2}{\left[\sum_{i=1}^l f(x_i)_j^2 - \left(\sum_{i=1}^l f(x_i)_j \right)^2 \right] \left[\sum_{i=1}^l y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^l y_i \right)^2 \right]} \quad (3-3)$$

式中， x 为输入向量， y 为输出向量， i 为输入向量的计数值， j 为输入向量属性维的计数值， $f(x_i)_j$ 为除去第 j 个属性维的预测值， y_i 为实测值， l 为 fe 测试集数据的样本空间；最后，按方程组(3-4)计算得到影响因子 fe 。

$$\begin{cases} F_j = \bar{\Delta}_j / \sum_{j=1}^n \bar{\Delta}_j + (1 - r_j^2) \\ fe_j = \frac{F_j}{\sum_{j=1}^n F_j} \end{cases} \quad (3-4)$$

式中， $\bar{\Delta}$ 、 $\bar{\Gamma}$ 、 r^2 、 j 含义与上文所述相同， fe_j 为输入向量第 j 个属性维的影响因子，即第 j 块肌肉的加速度信号对于下肢运动轨迹的跟随精度影响程度的定量表征。

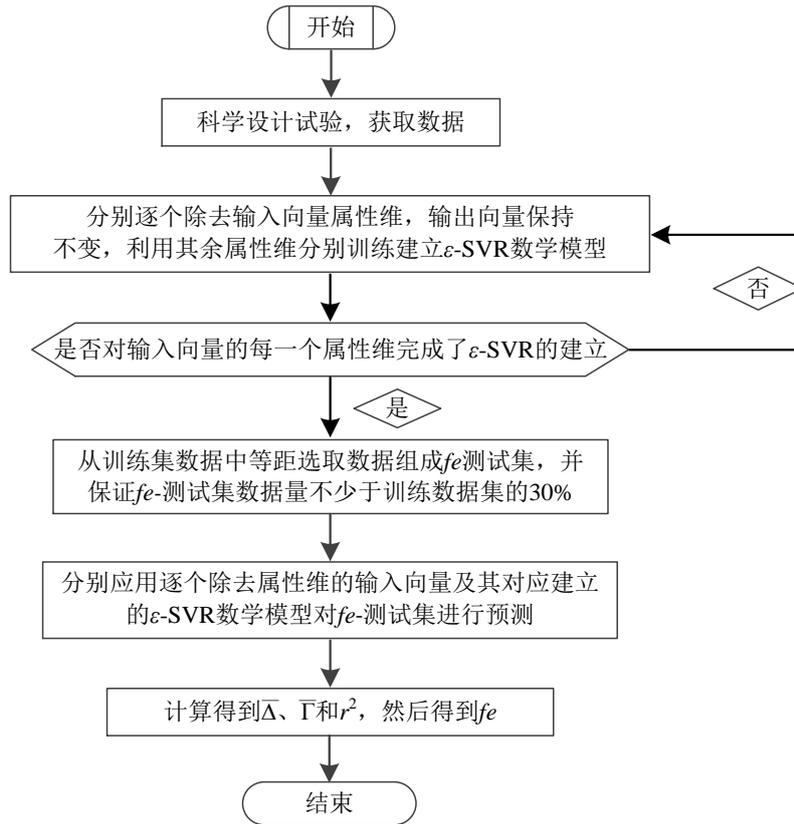


图 3-1 fe 计算方法流程图

3.2.2 降维的约束条件

得到每块肌肉的 fe 后, 按照如下约束条件对输入向量进行降维, 如图 3-2 所示: 首先, 依据 fe 从大到小对下肢浅层肌肉群中的 7 块肌肉进行排序, 选取影响因子最大的肌肉的加速度信号作为输入向量, 输出向量不变; 然后, 应用训练集数据建立 ε -SVR 数学模型, 并对 fe 测试集数据进行预测, 计算预测值与实测值差值绝对值的平均值 $\bar{\Delta}'$, 若满足式(3-5), 则完成降维工作, 若不满足式(3-5), 则需增加影响因子排在其下一位所对应的肌肉的加速度信号, 组成新的输入向量, 重复上述步骤, 直至满足式(3-5), 完成降维工作。

$$\bar{\Delta}' - \bar{\Delta} \leq 20\% \bar{\Delta} \quad (3-5)$$

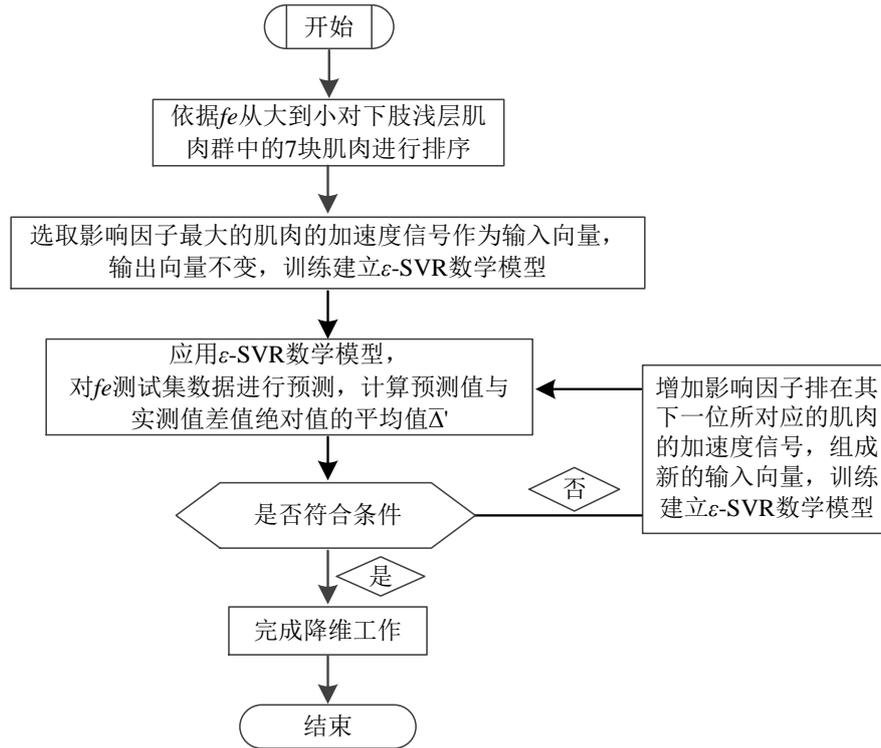


图 3-2 降维的约束条件

3.3 试验

根据前述建立的降维方法, 需要通过试验获取训练集数据, 因为本章是基于我们之前的研究成果继续开展的后续研究工作, 因此应用的试验与前述试验相同, 相关细节见于本文第二章 2.2 节, 此处不再详述。

3.4 结果与分析

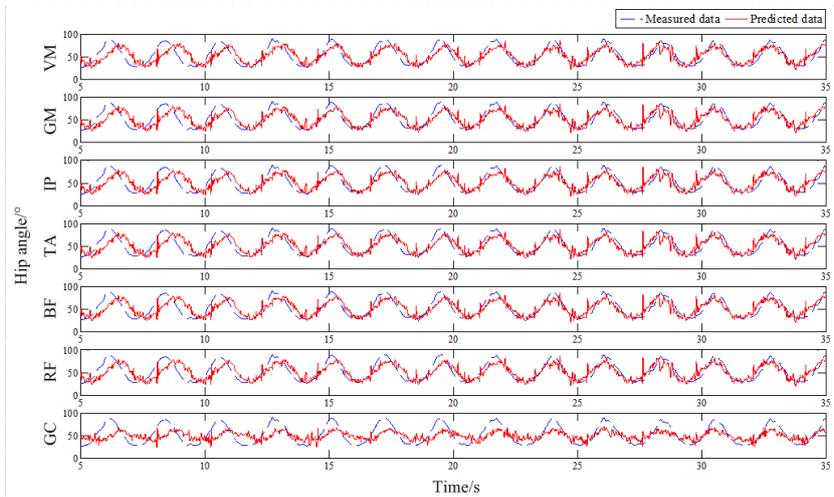
对于每一位受试志愿者, 选取实验中测试时间的第 5s—34s 数据作为训练集数据, 进行训练建模, 计算下肢浅层肌肉群 7 块肌肉的影响因子 f_e , 进而按照本文提出的降维方法进行输入向量的降维, 选取第 35s—45s 时间的数据, 作为测试集数据, 用于评估与验证本文提出方法的有效性。

3.4.1 评价方案

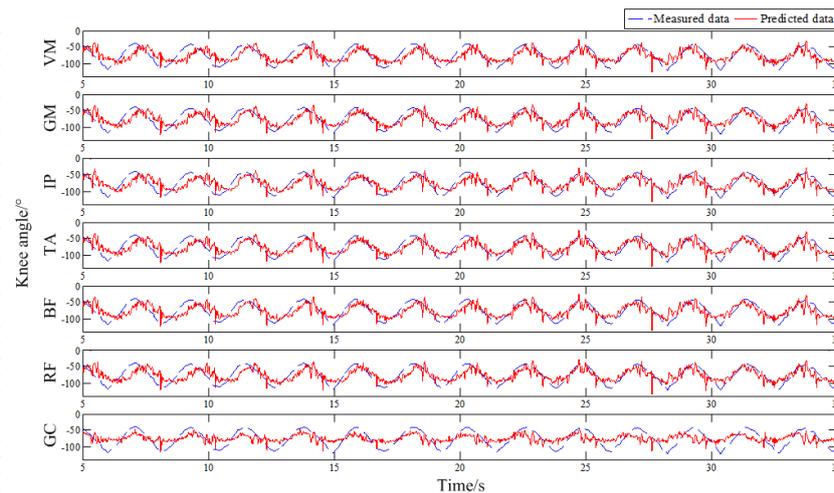
对于应用降维后输入向量的预测精度的评价, 为了便于比较降维前后的自适应跟随精度, 因此, 本处采取与本文第二章 2.4 节相同的评价方法, 此处不再详述。

3.4.2 f_e 的计算

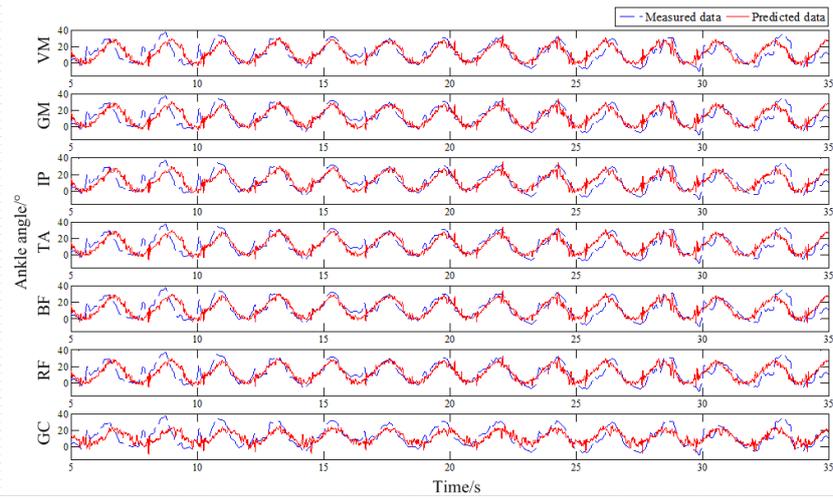
基于本文提出的降维方法,分别计算得到下肢浅层肌肉群 7 块肌肉对于踏车、步行和蹬踏三种运动形式的影响因子 f_e 。应用试验中获取的训练集数据,分别逐个去除某一块肌肉的加速度信号,训练建立 ϵ -SVR 模型; f_e 测试集数据从训练集数据中等距选取 2500 组数据组成,然后应用前述 ϵ -SVR 进行预测。图 3-3 显示了 f_e 测试集的预测结果,其中(a)代表踏车,(b)代表走步,(c)代表蹬踏,1、2、3 分别代表髋、膝、踝关节,图中每条预测结果曲线的标注意为应用剔除该标注的肌肉加速度信号所训练建立的 ϵ -SVR 进行预测的结果。限于篇幅,本章给出一名受试志愿者(代号 1)的预测结果。



a.1 髋关节

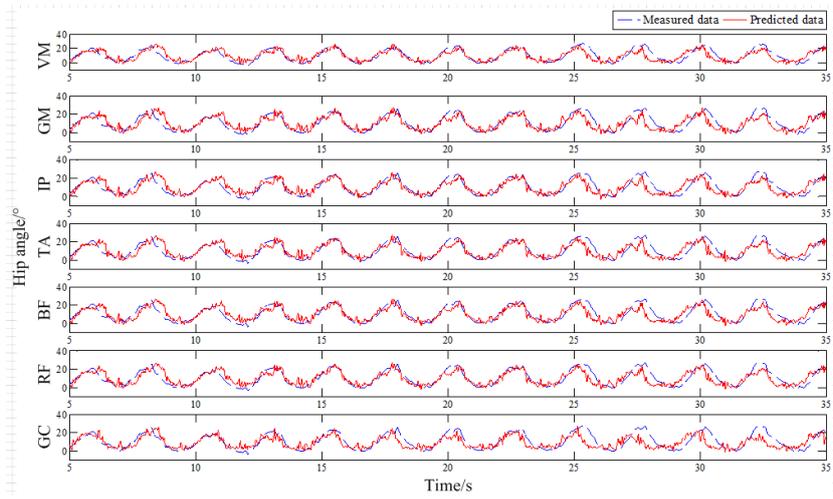


a.2 膝关节

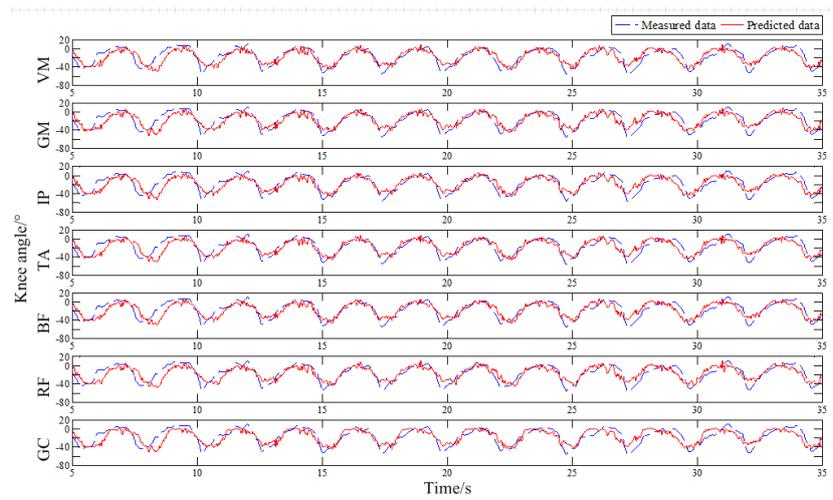


a.3 踝关节

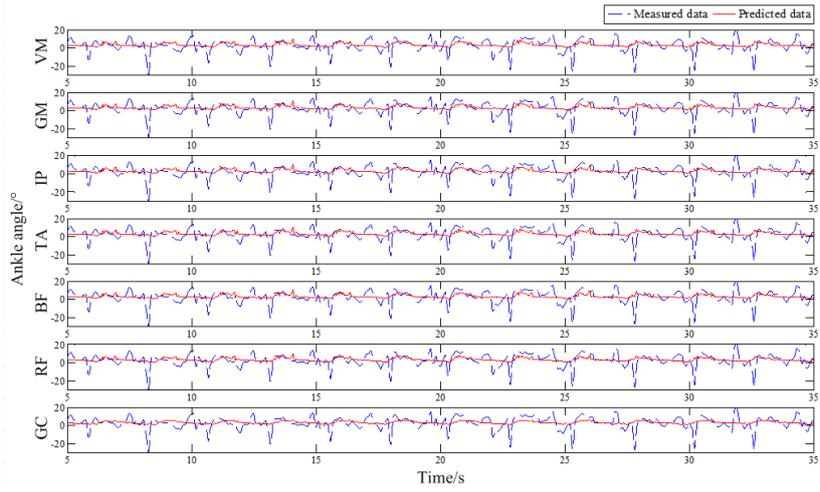
(a) 踏车运动形式下各个关节 fe 测试集预测结果



b.1 髋关节

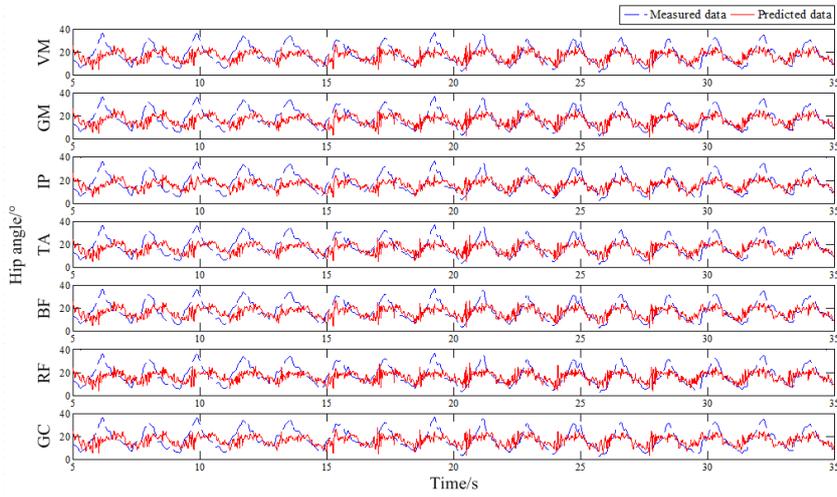


b.2 膝关节

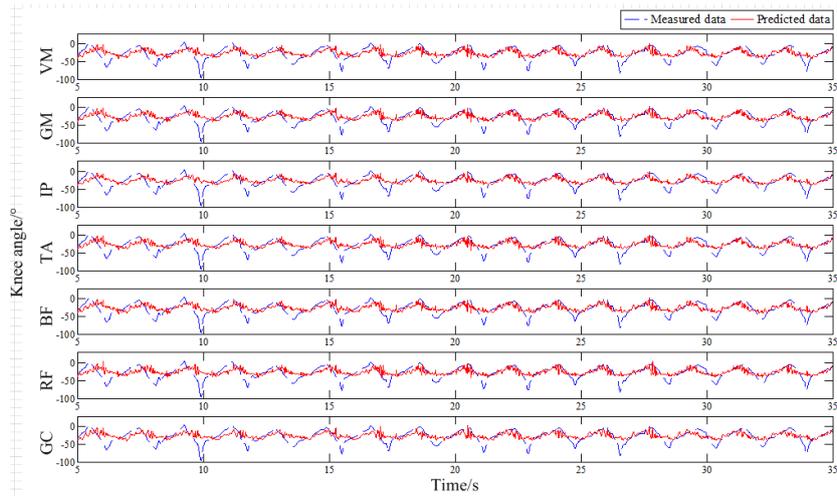


b.3 踝关节

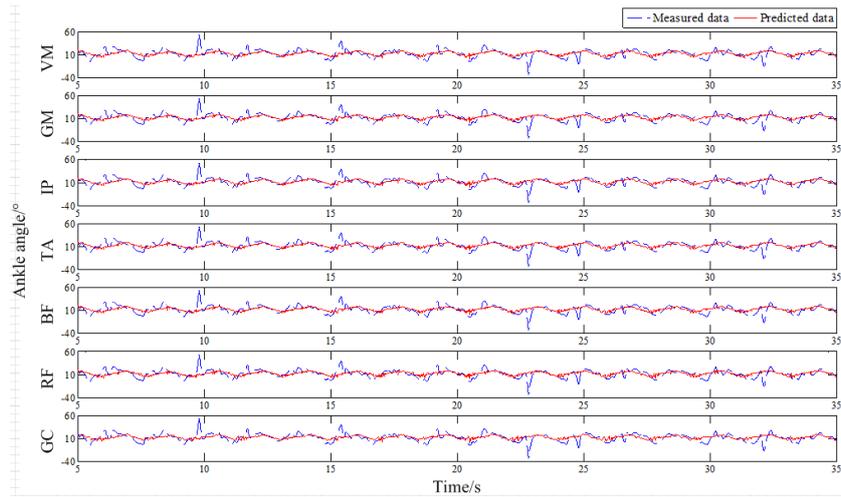
(b) 走步运动形式下各个关节 fe 测试集预测结果



c.1 髋关节



c.2 膝关节

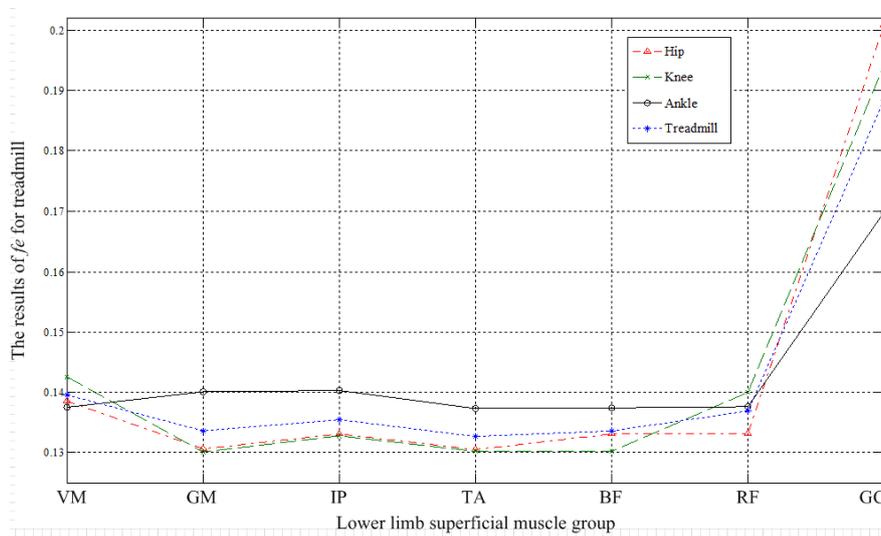


c.3 踝关节

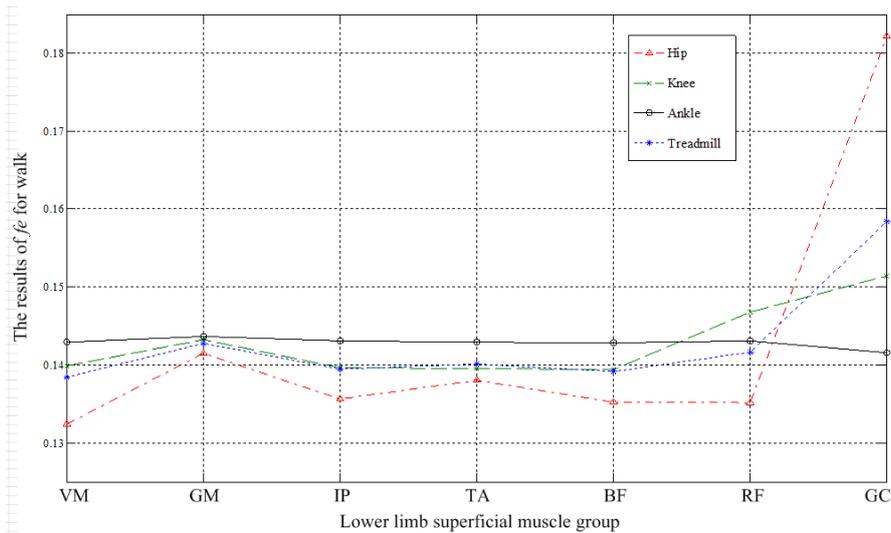
(c) 蹬踏运动形式下各个关节 f_e 测试集预测结果

图 3-3 志愿者 1 的 f_e 测试集预测结果

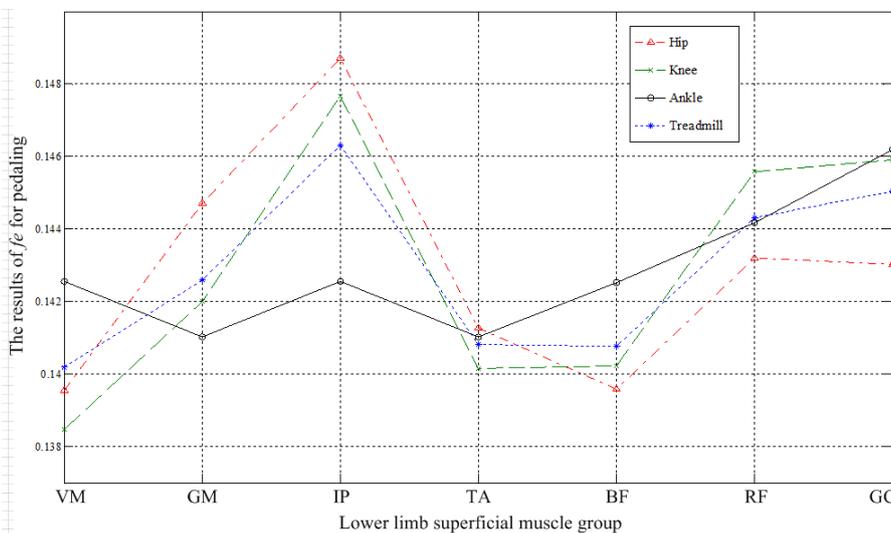
$\bar{\Delta}$ 、 $\bar{\Gamma}$ 和 r^2 应用式(3-1)-(3-3)计算得到，进而完成 f_e 的计算，限于篇幅，本文给出受试志愿者 1 的计算结果，如图 3-4 所示，其中(a)、(b)和(c)分别代表受试者 1 的 7 块肌肉对于踏车、步行和蹬踏的影响因子。其余受试志愿者的 f_e 计算方法相同。



(a) 踏车运动形式下的 f_e 计算结果



(b) 走步运动形式下的 f_e 计算结果



(c) 蹬踏运动形式下的 f_e 计算结果

图 3-4 受试者 1 的 f_e 计算结果

从 f_e 的计算结果可以看出，对于不同的运动轨迹，不同肌肉的影响程度不同；对于同一种运动轨迹，不同的肌肉对于不同关节的影响程度也不同。

3.4.3 输入向量的降维

得到 f_e 后，基于 f_e 数值，按照本章 3.2 节提出的约束条件进行降维，限于篇幅，本文详细给出志愿者 1 的降维数量及细节，如表 3-1 所示，对于踏车运动轨迹，髋关节轨迹的估算由 7 个降为 3 个，仅使用股内侧肌、髂腰肌和腓肠肌，膝关节轨迹的估算由 7 个降为 3 个，仅使用股内侧肌、股直肌和腓肠肌，踝关节轨迹的估算由 7 个降为 2 个，仅使用髂腰肌和腓肠肌，对于整个轨迹的估算，由 7 个降为 4 个，使用股内侧肌、髂腰肌、股直肌和腓肠肌；对于走步运动轨迹，

髋关节轨迹的估算由 7 个降为 2 个，仅使用臀大肌和腓肠肌，膝关节轨迹的估算由 7 个降为 2 个，仅使用股直肌和腓肠肌，踝关节轨迹的估算由 7 个降为 2 个，仅使用臀大肌和股直肌，对于整个轨迹的估算，由 7 个降为 3 个，仅使用臀大肌、股直肌和腓肠肌；对于蹬踏运动轨迹，髋关节的轨迹估算由 7 个降为 3 个，仅使用臀大肌、髂腰肌和股直肌，膝关节的轨迹估算由 7 个降为 2 个，仅使用髂腰肌和腓肠肌，踝关节的轨迹估算由 7 个降为 2 个，仅使用股直肌和腓肠肌，对于整个轨迹的估算，由 7 个降为 4 个，使用臀大肌、髂腰肌、股直肌和腓肠肌。对于其他 5 名志愿者，与志愿者 1 使用相同方法处理，对于踏车运动轨迹，由 7 个降维至 4-5 个；对于走步运动轨迹，由 7 个降维至 3-4 个；对于蹬踏运动轨迹，由 7 个降维至 4-5 个。

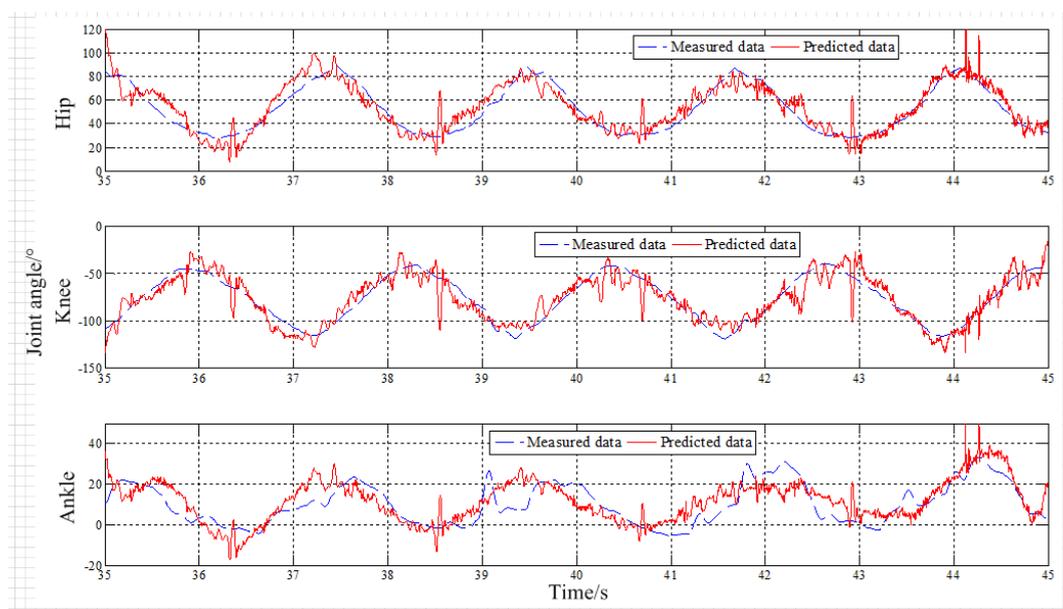
表 3-1 志愿者 1 降维结果统计

志愿者 编号	运动 形式	传感器使用数量				
		关节	各关节		下肢整体	
			降维前	降维后	降维前	降维后
1	踏车	髋	7	3		
		膝	7	3	7	4
		踝	7	2		
	走步	髋	7	2		
		膝	7	2	7	3
		踝	7	2		
	蹬踏	髋	7	3		
		膝	7	2	7	4
		踝	7	2		

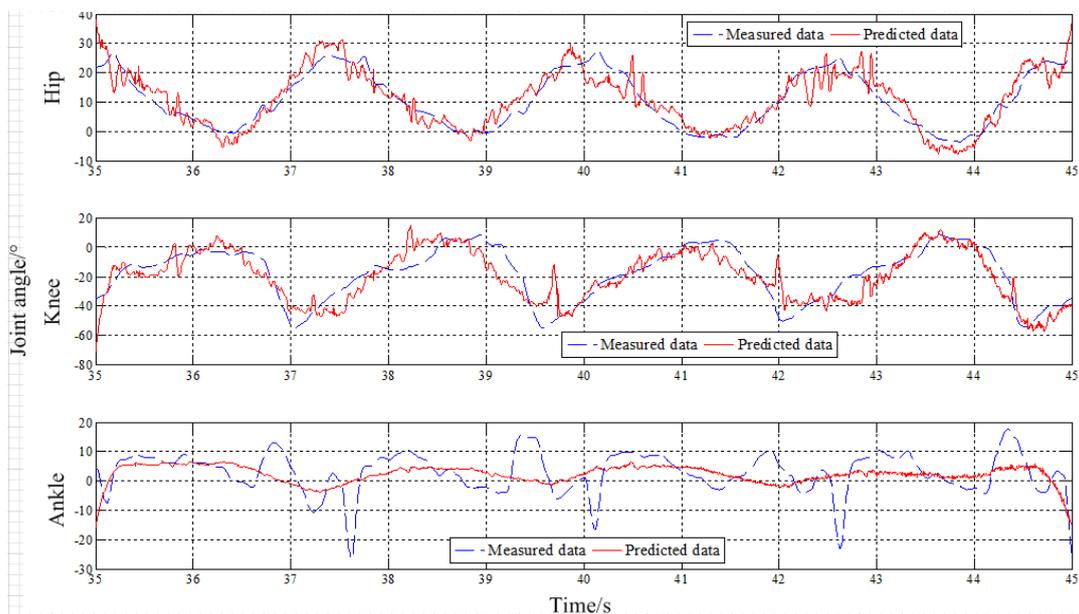
3.4.4 降维方法的验证与分析

基于降维结果，仅应用降维后的肌肉的加速度信号，对测试集数据进行轨迹预测，并将其与实测数据进行比较，得到比较结果后，与本文第二章 2.4 节中应用全部 7 块肌肉加速度信号的预测结果的准确率进行比较，以实现对本章提出的降维方法的有效性与可应用性的分析与验证。限于篇幅，本章给出志愿者 1 分别

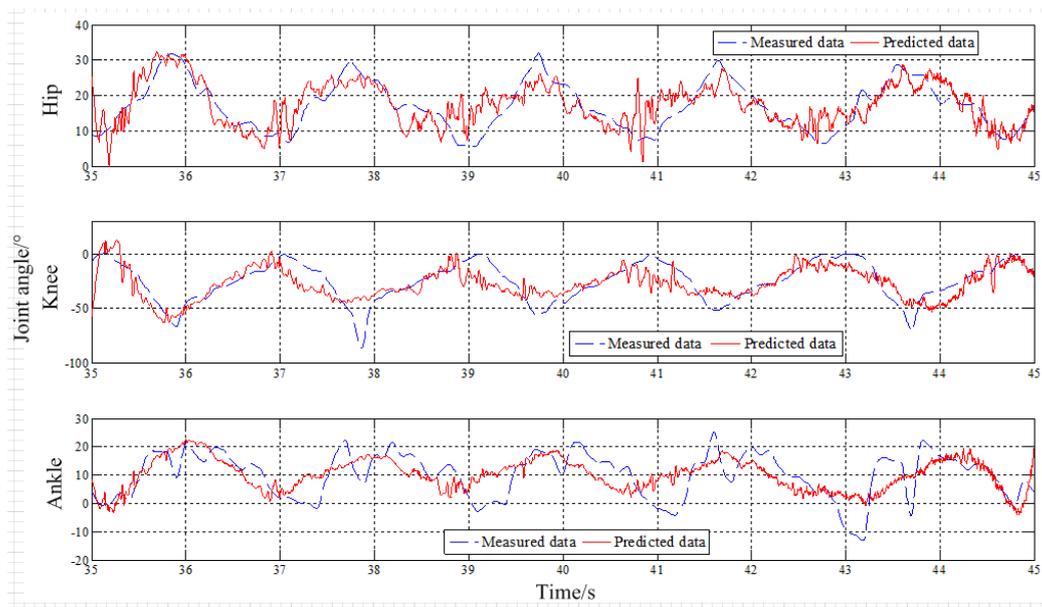
在踏车、走步和蹬踏 3 种运动轨迹下的髋、膝、踝关节全部角度值的对比结果，如图 3-5 所示，其中其中(a)、(b)、(c)分别对应该志愿者的踏车、步行和蹬踏运动形式。表 3-2 给出了该志愿者的 $\bar{\Delta}$ 和 $\bar{\sigma}$ 的具体值，也列出了与本文第二章 2.4 节的对比结果。



(a) 志愿者 1 踏车运动轨迹跟随结果



(b) 志愿者 1 走步运动轨迹跟随结果



(c) 志愿者 1 蹬踏运动轨迹跟随结果

图 3-5 降维后轨迹跟随结果

表 3-2 预测结果对比

编号	运动形式	关节	误差均值		跟随准确率			
			降维前	降维后	各关节		下肢整体	
					降维前	降维后	降维前	降维后
1	踏车	髌	6.75	6.85	86.55%	84.35%		
		膝	8.45	8.76	85.70%	82.11%	82.53%	79.49%
		踝	3.57	3.20	75.35%	72.01%		
	走步	髌	3.31	3.34	77.28%	76.86%		
		膝	6.23	6.51	74.08%	72.03%	71.95%	70.67%
		踝	5.05	5.11	64.50%	63.12%		
	蹬踏	髌	3.58	3.62	84.48%	83.79%		
		膝	8.54	8.56	83.18%	82.11%	80.24%	79.40%
		踝	5.13	5.15	73.07%	72.29%		

从图 3-5 中可以看出，应用本章提出的降维方法，仅使用降维后的肌肉加速度信号，基于本文第二站 2.3 节建立的自适应跟随模型得到的预测结果的变化趋势与实测值的变化趋势基本一致；从表 3-2 中可以看出，对于踏车的运动形式，对于髌、膝、踝关节的跟随准确率下降范围为 2.2%--3.59%，各关节的 $\bar{\sigma}$ 值的平

均值仅增加 0.01°，轨迹整体的跟随准确率仅下降 3.04%，下降比例仅为 3.68%；对于走步的运动形式，对于髌、膝、踝关节的跟随准确率下降范围为 0.42%--2.05%，各关节的 $\bar{\sigma}$ 值的平均值仅增加 0.12°，轨迹整体的跟随准确率仅下降 1.28%，下降比例仅为 1.78%；对于蹬踏的运动形式，对于髌、膝、踝关节的跟随准确率下降范围为 0.69%--1.07%，各关节的 $\bar{\sigma}$ 值的平均值仅增加 0.03°，轨迹整体的跟随准确率仅下降 0.84%，下降比例仅为 1.05%。对于其他 5 名志愿者，按照本文提出的降维方法降维后，与志愿者 1 进行同样的验证，踏车运动轨迹的跟随准确率下降范围为 2.97%--3.11%；走步运动轨迹的跟随准确率下降范围为 1.16%--1.28%；蹬踏运动轨迹的跟随准确率下降范围为 0.57%--0.92%。试验结果表明，本文所提出的人体下肢运动轨迹跟随模型输入向量降维方法具有有效性和可应用性。

3.5 小结

本章以减少主动康复训练模式下传感器使用个数为目的，以下肢为研究对象，提出了运动轨迹跟随模型输入向量降维方法，在本文第二章的基础上，对于在康复训练中常用的踏车、走步以及蹬踏等 3 种运动形式进行了实际应用与验证。得到以下结论：

(1) 引入影响因子 f_e ，基于 ε -SVR 建立了 f_e 的计算方法，实现了定量描述下肢浅层肌肉群各块肌肉加速度信号对于不同运动轨迹及髌、膝、踝各关节运动轨迹的跟随的贡献率，进而，提出重要肌肉的选择约束条件，实现输入向量的降维；

(2) 从 f_e 的计算结果可以看出，对于不同的运动轨迹，不同肌肉的影响程度不同；对于同一种运动轨迹，不同的肌肉对于不同关节的影响程度也不同；

(3) 降维后，对于踏车、走步和蹬踏 3 种运动轨迹的跟随精度与降维前相比，仅分别平均下降了 3.08%、1.20% 和 0.67%，下降幅度仅为预测精度的 3.73%、1.68% 和 0.83%，但是，对于患者，在加速度传感器使用总数为 7 个的情况下平均减少达到 4 个，实现了舒适患者感受和简化临床应用繁琐程度的目的。

第四章 总结与展望

4.1 总结

本文围绕着康复治疗过程中的主动训练模式相关关键技术展开研究。目前，由于中风、脊柱损伤以及意外事故等原因而造成的神经损伤患者的人数非常庞大，且绝大多数患者需要进行长时间的康复训练。而机器人辅助康复训练的临床应用效果已得到证实，并且相对于传统的完全依靠治疗师的临床康复，具有提高效率、减少治疗师体力消耗和缩减康复费用等优势，因此越来越得到医生和患者的认可。机器人康复训练模式主要分为被动训练和主动训练，被动训练针对肌力较弱的患者，被动地由机器人带动患肢沿着预设轨迹运动，而主动训练则结合患者运动意图，由机器人配合患者完成康复训练，该种训练方式由于患者主动参与，因此更为充分的刺激神经回路，康复效果优于被动训练。本文面向主动康复训练模式，建立了人体下肢运动轨迹估算模型，在此基础上，研发了其输入向量的降维方法。得到如下主要结论：

(1) 运动轨迹的自适应跟随是主动训练模式的一项很重要和基础性的工作，本文基于 ε -支持向量回归机(ε -support vector regression, ε -SVR)，应用加速度信号，以人体下肢为研究对象，建立运动轨迹的跟随模型。科学设计实验，分别在踏车、走步和蹬踏等 3 种不同运动模式下，测量下肢浅层肌群的加速度信号以及髋、膝、踝各关节角度值的原始数据，并通过对数据的初步分析，得到定性描述加速度和关节角度值的关系规律；然后，基于 ε -SVR，应用训练集数据，建立自适应跟随模型，实现应用下肢浅层肌群加速度信号预测各关节角度值；最后，基于测试集数据，对所建立模型进行验证，踏车、走步和蹬踏运动轨迹的预测角度误差均值分别为 6.26°、4.86°和 5.75°；证明所建模型进行实际应用的有效性与可行性。

(2) 在前述轨迹跟随模型基础上，提出了一种新的输入向量降维方法，引入影响因子 f_e ，通过其数值的计算，完成下肢浅层肌群中对于运动轨迹为非重要作用肌肉的剔除，使用具有高影响因子的肌肉的加速度信号，作为模型的输入向量。试验结果表明，对于踏车、走步和蹬踏 3 种运动轨迹，降维后的跟随精度与降维前相比，仅分别平均下降了 3.08%、1.20%和 0.67%，下降幅度仅为跟随精度的

3.73%、1.68%和 0.83%，但是，对于患者，在加速度传感器使用总数为 7 个的情况下平均减少达到 4 个，实现了舒适患者感受和简化临床应用繁琐程度的目的。

4.2 展望

本文对于主动康复训练模式中的肢体运动轨迹自适应跟随及其降维方法、人机柔顺性控制方法的临床应用效果开展了研究，在已有的成果基础上，未来将进一步开展以下研究：

(1) 目前的患者肢体运动轨迹自适应跟随精度平均值处于 80%的数量级，在未来的工作中，将进一步提升该精度，具体来讲，可以从下肢加速度信号的预处理方面入手，而后，将加速度信号细分为下肢宏观运动加速度信号和肌音信号，依据二者的信号特点、有利特征向量，完善自适应跟随数学模型，进而实现提高患者肢体运动轨迹自适应跟随精度的目标。

(2) 实现高精度轨迹预测后，应开展人机交互柔顺性控制方法在主动训练模式中的应用与验证方案的研究，一方面，开展阻抗控制方法的应用研究，如基于患者的具体训练情况，提供时变阻力等；另一方面，开展更多柔顺性控制方法，如力/位混合控制、导纳控制等，在康复训练中的应用研究。

参考文献

- [1] 第二次全国残疾人抽样调查领导小组, 中华人民共和国国家统计局: “2006 年第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报 (第一号), ”http://www.cdpf.org.cn/sjzx/cjrgk/200804/t20080407_387580.shtml.
- [2] 陈竺, “卫生部脑卒中筛查与防治工程简介,”<http://ncz.ayfy.com/html/xmjs/2012/0314/15.html>, 2012.
- [3] H. M. Jaeger, J. R. Pehlke, R. Jens, et al, "The indirect NMDAR inhibitor flupirtine induces sustained post-ischemic recovery, neuroprotection and angiogenesis," *Oncotarget*, vol. 6, no. 16, pp. 14033-14044, 2015.
- [4] Y. C. Wang, E. H. Sanchez-Mendoza, T. R. Doeppner, et al, "Post-acute delivery of memantine promotes post-ischemic neurological recovery, peri-infarct tissue remodeling, and contralesional brain plasticity," *Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism*, vol. 37, no. 3, 2017.
- [5] L. Turner-Stokes, A. Pick, A. Nair, et al, "Multi-disciplinary rehabilitation for acquired brain injury in adults of working age," *Cochrane Database of Systematic Reviews*, Issue 12, Article no.: CD00417, 2015.
- [6] 马跃, 袁雁, 许革, 丁永超, 龚旭. "浅谈我国康复医疗服务体系发展现状," *解放军医院管理杂志*, vol. 20, no. 11, pp. 1090-1092, 2013.
- [7] 中国产业洞察网, “中国康复治疗市场发展状况分析,” http://www.51report.com/2013/mr14_0805/3024452.html.
- [8] 张通, “中国脑卒中康复治疗指南(2011 完全版),” *中国医学前沿杂志*, vol. 4, no. 6, pp. 55-56, 2012.
- [9] L. L. Cai, A. J. Fong, C. K. Otsoshi, Y. Liang, J. W. Burdick, R. R. Roy, and V. R. Edgerton, "Implications of assist-as-needed robotic step training after a complete spinal cord injury on intrinsic strategies of motor learning," *The Journal of Neuroscience*, vol. 26, no. 41, pp. 10564-10568, 2006.
- [10] 彭龙, “基于表面肌电信号的康复机器人交互控制与康复评价方法,” 博士学位论文, 中国科学院大学, 2016.
- [11] S. P. Buerger, J. J. Palazzolo, H. I. Krebs, et al, "Rehabilitation robotics: adapting robot behavior to suit patient needs and abilities," in *Proceedings of the American Control Conference*, vol. 4, pp. 3239-3244, 2004.
- [12] H.I. Krebs, B.T. Volpe, M.L. Aisen, et al, "Increasing productivity and quality of care: robot-aided neuro-rehabilitation," *Journal of Rehabilitation Research and Development*. vol. 37,

- no. 6, pp. 639-652, 2000.
- [13] R. Loureiro, F. Amirabdollahian, M. Topping, et al, "Upper limb robot mediated stroke therapy—gentle/s approach," *Autonomous Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 35-51, 2003.
- [14] C.G. Burgar, P.S. Lum, A.M. Scremin, S.L. Garber, H.F. Van der Loos, D. Kenney, and P. Shor, "Robot-assisted upper-limb therapy in acute rehabilitation setting following stroke: Department of Veterans Affairs multisite clinical trial," *Journal of Rehabilitation Research and Development*, vol. 48, pp. 445-58, 2011.
- [15] T. Nef, M. Guidali, and R. Riener, "Armin III : arm therapy exoskeleton with an ergonomic shoulder actuation," *Applied Bionics and Biomechanics*, vol. 6, no. 2, pp. 127-142, 2009.
- [16] X. F. Zhang, L. H. Ji, and L. Y. Guo, "A novel robot neurorehabilitation for upper limb motion," in *Proceedings of Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5040–5043, 2005.
- [17] 王东岩, 李庆玲, 杜志江, 孙立宁, "外骨骼式上肢康复机器人及其控制方法研究," *哈尔滨工程大学学报*, vol. 28, no. 9, pp. 6-11, 2007.
- [18] 彭亮, "上肢康复机器人系统设计及康复训练方法研究," 博士学位论文, 中国科学院大学, 2015.
- [19] M. Bouri, B. L. Gall, and R. Clavel, "A new concept of parallel robot for rehabilitation and fitness: The Lambda," *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp. 2503–2508, 2009.
- [20] Available: <http://www.rl999.com/>.
- [21] Available: <http://www.bdhkf.com/>.
- [22] 颜庆, "下肢康复机器人控制及实验研究," 硕士学位论文, 哈尔滨工程大学, 2004.
- [23] Swortec, <http://www.swortec.ch/>.
- [24] P. M étrailler, V. Blanchard, I. Perrin, R. Brodard, R. Frischknecht, C. Schmitt, J. Fournier, M. Bouri, and R. Clavel, "Improvement of rehabilitation possibilities with the MotionMaker TM," *Proceedings of The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, pp. 359–364, 2006.
- [25] H. Tomisaki, "Development of portable therapeutic exercise machine TEM LX2 influences of passive motion for lower extremities on regional cerebral blood volume," *Proceedings of the 2006 Symposium on Biological and Physiological Engineering*, vol. 21, pp. 29–31, 2006.
- [26] H. Ho and T. Chen, "Hybrid CPM/CAM physiotherapy device by use of active feedback control loop," *Proceedings of the First International Conference on Innovative Computing, Information and Control*, vol. 2, pp. 146–149, 2006.
- [27] 孙红颖, "卧式下肢康复机器人研究," 博士学位论文, 哈尔滨工程大学, 2011.
- [28] A. Wernig, A. Nanassy, and S. Muller, "Maintenance of locomotor abilities following

- Laufband (treadmill) therapy in para- and tetraplegic persons: followup studies,” *Spinal Cord*, vol. 36, pp. 744–749, 1998.
- [29] A. L. Behrman and S. J. Harkema, “Locomotor training after human spinal cord injury: a series of case studies,” *Physical Therapy*, vol. 80, pp. 688–700, 2000.
- [30] 张峰, “坐卧式下肢康复机器人主被动训练控制方法研究,” 博士学位论文, 中国科学院大学, 2012.
- [31] Motorika, <http://www.motorika.com>.
- [32] Lokohelp Group, <http://www.lokohelp.net>.
- [33] C. Werner, S. V. Frankenberg, T. Treig, M. Konrad, and S. Hesse, “Treadmill training with partial body weight support and an electromechanical gait trainer for restoration of gait in subacute stroke patients: a randomized crossover study,” *Stroke*, vol. 33, pp. 2895–2901, 2002.
- [34] H. Schmidt, “HapticWalker-A novel haptic device for walking simulation,” *Proceedings of EuroHaptics 2004*, Munich Germany, pp. 60–67, 2004.
- [35] M. Bouri, Y. Stauffer, C. Schmitt, Y. Allemand, S. Gnemmi, R. Clavel, P. Metrailler, and R. Brodard, “The WalkTrainer: A robotic system for walking rehabilitation,” *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, December 17–20, Kunming, China, pp. 1616–1621, 2006.
- [36] H. Iwata, H. Yano, and F. Nakaizumi, “Gait master: A versatile locomotion interface for uneven virtual terrain,” *Proceedings of the 2001 International Conference on Virtual Reality*, pp. 131–137, 2001.
- [37] Eksobionics, <http://www.eksobionics.com/>.
- [38] Rexbionics, <http://www.rexbionics.com/>.
- [39] A. Goffer, “Gait-locomotor apparatus,” US patent number 7 153 242, 2006.
- [40] H. Kawamoto and Y. Sankai, “Power assist system HAL-3 for gait disorder person,” *Computers Helping People with Special Needs*. Springer Berlin / Heidelberg, 2002, vol. 2398, pp. 19–29.
- [41] 科学网, <http://news.sciencenet.cn/htmlnews/2010/4/231135.shtm>.
- [42] 陈春杰, 张邵敏, 王灿, 吴桂忠, 吴新宇, “基于稳定阈值分析的外骨骼动态步长规划方法,” *仪器仪表学报*, vol. 38, no. 3, pp. 523–529, 2017.
- [43] 陈翼雄, “基于功能性电刺激及生物信号反馈的下肢康复机器人设计及控制,” 博士学位论文, 中国科学院大学, 2014.
- [44] 胡进, “坐卧式外骨骼下肢康复机器人的运动训练策略和交互控制方法,” 博士学位论文, 中国科学院大学, 2014.
- [45] 王卫群, “坐卧式下肢康复机器人机构设计及人机系统动力学模型辨识,” 博士学位论文, 中国科学院大学, 2014.

- [46] 李鹏峰,“基于人体肌骨模型的截瘫患者用康复机器人控制系统研究,”博士学位论文,中国科学院大学, 2010.
- [47] L. N. Tong, Z. G. Hou, L. Peng, et al, "Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method," *Acta Automatica Sinica*, vol. 40, no. 5, pp. 810-821, 2014.
- [48] F. Artoni, C. Chisari, D. Menicucci, et al, "REMOV: EEG artifacts removal methods during Lokomat lower-limb rehabilitation," in *Proceedings of the 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*, pp. 992-997, 2012.
- [49] M. H. Rahman, C. Ochoa-Luna, M. J. Rahman, et al, "Force-position control of a robotic exoskeleton to provide upper extremity movement assistance," *International Journal of Modeling, Identification and Control*, vol. 21, no. 4, pp. 390-400, 2014.
- [50] H. D. Lee, B. K. Lee, W. S. Kim, et al, "Human-robot cooperation control based on a dynamic model of an upper limb exoskeleton for human power amplification," *Mechatronics*, vol. 24, no. 2, pp. 168-176, 2014.
- [51] G. R. Naik, D. K. Kumar, and Jayadeva, "Twin SVM for gesture classification using the surface electromyogram," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 2, pp. 301-308, 2010.
- [52] M. Yoshikawa, M. Mikawa, and K. Tanaka, "A myoelectric interface for robotic hand control using support vector machine," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2723-2728, 2007.
- [53] S. Bitzer, and P. V. Smagt, "Learning EMG control of a robotic hand: towards active prostheses," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2819-2823, 2006.
- [54] F. Orabona, and C. Castellini, "Model adaptation with least - squares SVM for adaptive hand prosthetics," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2897-2903, 2009.
- [55] J. Yang, R. Yan, and A. G. Hauptmann, "Adapting SVM classifiers to sata with shifted distributions," *IEEE International Conference on Data Mining Workshops*, pp. 69-76, 2007.
- [56] T. Ando, J. Okamoto, and M.G. Fujie, "Optimal design of a micro macro neural network to recognize rollover movement," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1615-1620, 2009.
- [57] W. Youn, and J. Kim, "Feasibility of using an artificial neural network model to estimate the elbow flexion force from mechanomyography," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 194, pp. 386-393, 2011.
- [58] Shrirao N A, Reddy N P, Kosuri D R. "Neural network committees finger joint angle

- estimation from surface EMG signals," *Biomedical Eng Online*, , vol. 8, no. 2, pp. 1-14, 2009.
- [59] J. Zhou, Q. Wu, C. M. Xia, "Discrimination of gait patterns based on mechanomyographic signal," *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, vol. 41, no. 6, pp. 836-845, 2015.
- [60] F. Zhang, P. F. Li, Z. G. Hou, et al, "sEMG-based continuous estimation of joint angles of human legs by using BP neural network," *Neurocomputing*, vol. 78, no. 1, pp. 139-148, 2012.
- [61] 王人成, 郑双喜, 莱付文等, "基于表面肌电信号的手指运动模式识别系统," *中国康复医学杂志*, vol. 23, no. 5, pp. 410-412, 2008.
- [62] Long Cheng, Zeng-Guang Hou, Yingzi Lin, Min Tan, Wenjun Zhang, Fang-Xiang Wu, "Recurrent neural network for non-smooth convex optimization problems with application to the identification of genetic regulatory networks," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 21, no. 5, pp. 714-726, 2011.
- [63] Dongxu Zhang, Guo Bi, Zhiji Sun, Yinbiao Guo, On-line monitoring of precision optics grinding using acoustic emission based on support vector machine, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 80, no. 5, pp. 761-774, 2015.
- [64] Dongxu Zhang, Ping Yang, Yanting Zhang, Guo Bi and YinBiao Guo. Effects analysis of processing factors on surface quality in optical grinding using ϵ -support vector regression[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 229, no. 18, pp. 3449-3458, 2015.
- [65] M. Li, V. Rozgic, G. Thatte, et al, "Multimodal physical activity recognition by fusing temporal and cepstral information," *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, vol. 18, no. 4, pp. 369-380, 2010.
- [66] S. K. Jun, S. Kumar, X. B. Zhou, et al, "Automation for individualization of Kinect-based quantitative progressive exercise regimen," *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*. 2013.
- [67] Dai Hong, Qian Jinwu, Zhang Zhen, Shen Linyong and Zhang Yanan. Application of GRNN in ankle movement prediction based on surface electromyography. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, vol. 34, no. 4, pp. 845-852, 2013.
- [68] Wu Jun. "The research on upper limb rehabilitation robot and related control problem", Ph.D. dissertation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, 2012.
- [69] Qiu Qingju. "Feature extraction and pattern classification of electromyographic signals", Ph.D. dissertation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, China, 2009.
- [70] Yu Junfei. "Gait analysis and classification of restricted knee based on human feet electrostatic", MS. D. dissertation, Beijing Institute of Technology, Beijing, China, 2016.
- [71] Werner C, Bardeleben A, Mauritz K H, Kirker S, Hesse S. Treadmill training with partial

body weight support and physiotherapy in stroke patients: a preliminary comparison. *European Journal of Neurology*, vol. 9, no, 6, pp. 639-644, 2002.

[72] Eich H J, Mach H, Werner C, Hesse S. Aerobic treadmill plus bobath walking training improves walking in subacute stroke: a randomized controlled trial. *Clinical Rehabilitation*, vol. 18, no, 6, pp. 640-651, 2004.

[73] Gao Shi-Lian. *Lower Limb Atlas of Practical Anatomy (3rd Edition)*. Shanghai: Shanghai Century Publishing Co., Ltd., 2012.

博士研究生期间获得的科研成果

论 文

1. **Dongxu Zhang**, Guo Bi, Zhiji Sun and Yinbiao Guo. Online monitoring of precision optics grinding using acoustic emission based on support vector machine. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 80(5): 761-774.
2. **Dongxu Zhang**, Ping Yang, Yanting Zhang, Guo Bi and Yinbiao Guo. Effects analysis of processing factors on surface quality in optical grinding using ϵ -support vector regression. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2015, 229(18): 3449-3458.
3. Ri Pan, Zhenzhong Wang, Chunjin Wang, Yinhui Xie, **Dongxu Zhang** and Yinbiao Guo. Research on control optimization for bonnet polishing system. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2014, 15(3): 483-488.
4. Ri Pan, Zhenzhong Wang, Chunjin Wang, **Dongxu Zhang**, Yinhui Xie and Yinbiao Guo. Movement modeling and control of precession mechanism for bonnet polishing based on static highest-stiffness strategy. *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, 2014, 37(7): 932-938.
5. Ri Pan, Zhenzhong Wang, Chunjin Wang, Yinbiao Guo and **Dongxu Zhang**. Optimization of key technological parameters in bonnet polishing using FEA. *Journal of the Chinese society of mechanical engineers*, 2012, 33(5): 373-382.
6. 张东旭, 杨平, 毕果, 杨旭, 叶世蔚, 郭隐彪. 磨削阶段大口径非球面拼接测量技术. *机械工程学报*, 2015, 51(4): 22-29.
7. 张东旭, 杨平, 杨峰, 王詹帅, 谢银辉, 郭隐彪. 基于多体系统理论的精密检测平台空间误差建模与补偿. *兵工学报*, 2014, 35(4): 501-508.
8. 张东旭, 毕果, 郭隐彪, 王健, 王詹帅, 潘日. 精密检测平台定位误差自适应

- 应补偿技术. 强激光与粒子束, 2014, 26(2): 022010-1—022010-6.
9. 潘日, 王振忠, 王春锦, **张东旭**, 谢银辉, 郭隐彪. 自由曲面光学元件气囊抛光进动运动控制技术. 机械工程学报, 2013, 49(3):186-193.
 10. 林晓辉, 王振忠, 郭隐彪, 姜涛, **张东旭**. 光学非球面磨削中的圆弧砂轮修整误差分析. 兵工学报, 2013, 34(1):60-65.
 11. 王振忠, 潘日, 郭隐彪, **张东旭**, 谢银辉, 王健. 大口径光学元件气囊抛光工具刚度可控性. 强激光与离子束, 2013, 25(9):2270-2274.
 12. 潘日, 王振忠, 郭隐彪, 王春锦, **张东旭**. 大口径轴对称非球面气囊抛光进动运动建模及控制. 机械工程学报, 2012, 48(11):183 ~ 190.
 13. **Dongxu Zhang**, Zhenzhong Wang, Zhaishuai Wang, Yanting Zhang, Xin Li, Ri Pan and Yinbiao Guo. Research for rejecting the redundant data during section splicing large-aperture aspheric optical elements. 2nd International Conference on Manufacturing Engineering and Process, Vancouver, Canada, 2013.04.13-04.14.
 14. **Dongxu Zhang**, Zhenzhong Wang, Yinbiao Guo, Feng Yang, Ningning Zhang, Yanting Zhang, and Hui Ye. Research on stitching algorithm of large aperture optical elements piecewise measurement data. 3rd International Conference on Manufacturing Science and Engineering, Xiamen, P.R. China, 2012.03.27-03.29.
 15. Ningning Zhang, Feng Yang, **Dongxu Zhang**, Meiyun Chen, Zhenzhong Wang and Yinbiao Guo. An adaptive interpolation method for tool path generation based on iso-phot for large scale wedge/aspheric lens element grinding. 6th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies: Advanced Optical Manufacturing Technologies, Proceedings of SPIE, Xiamen, P.R. China, 2012.04.26-04.29.
 16. Zhenzhong Wang, Xiaohui Lin, **Dongxu Zhang**, Yinbiao Guo and Jie Li. Data processing of on-machine measuring in fine grinding for optical lens. 2nd International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, Inner Mongolia, P.R. China, 2011.07.15-07.17.
 17. Ri Pan, Zhenzhong Wang, **Dongxu Zhang**, Chunjin Wang, Yinhui Xie and Yinbiao Guo. Study on range selection of key parameters in bonnet polishing using FEA. 6th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and

Testing Technologies: Advanced Optical Manufacturing Technologies, Proceedings of SPIE, Xiamen, P.R. China, 2012.04.26-04.29.

专 利

1. 郭隐彪, 张东旭, 张世汉. 深孔式压力可调电磁吸盘, 国家发明专利, 授权公告日: 2014年05月28日, 授权公告号: CN102430970B.
2. 郭隐彪, 张东旭, 刘强, 王振忠, 潘日. 用于磨床加工环境监测系统的数据采集与传输同步化方法, 国家发明专利, 授权公告日: 2015年02月04日, 授权公告号: CN103056776B.
3. 郭隐彪, 张东旭, 杨平, 叶世蔚. 用于磨削阶段大口径非球面光学元件轮廓测量方法, 国家发明专利, 授权公告日: 2016年11月30日, 授权公告号: CN103776391B.
4. 郭隐彪, 张东旭, 杨平, 杨旭. 一种用于检测平台的待测元件定位装置, 国家发明专利, 授权公告日: 2016年04月13日, 授权公告号: CN103776478B.
5. 郭隐彪, 张东旭, 杨平, 杨炜, 王詹帅. 用于大口径光学元件精密检测平台的空问误差计算方法, 国家发明专利, 授权公告日: 2016年04月06日, 授权公告号: CN103438800B.
6. 郭隐彪, 张东旭, 杨平, 杨旭. 一种三脚架的辅助定位装置, 国家发明专利, 授权公告日: 2015年05月03日, 授权公告号: CN103557417B.
7. 郭隐彪, 张东旭, 潘日, 白志扬, 叶卉. 一种床上悬挂机构, 实用新型专利授权, 授权号: CN202436630U.
8. 郭隐彪, 潘日, 张东旭, 杨峰, 陈梅云, 大口径平面光学元件抛光盘表面平整性在线检测系统, 国家发明专利, 授权公告日: 2014年07月23日, 授权公告号: CN102528639B.
9. 杨炜, 郭隐彪, 潘日, 张东旭, 一种大口径平面光学元件抛光装置, 国家发明专利, 授权公告日: 2014年07月23日, 授权公告号: CN102528607B.
10. 王振忠, 叶卉, 张东旭, 白志扬, 郭隐彪, 大口径非球面工件轮廓的测量方法, 国家发明专利, 授权公告日: 2014年09月10日, 授权公告号: CN102645202B.

11. 毕果, 胡陈林, 郭隐彪, 叶卉, 林桂丹, **张东旭**, 吴海韵, 一种表面粗糙度仪探针保护装置, 国家发明专利, 授权公告日: 2016年01月20日, 授权公告号: CN103616008B.
12. 彭云峰, 郭隐彪, **张东旭**, 一种超声振动在线砂轮修整的磨削加工方法及其装置, 国家发明专利, 授权公告日: 2012年08月15日, 授权公告号: CN102152238B.

软 件 著 作 权

1. 郭隐彪, **张东旭**, 王振忠, 杨旭, 陈金生, 潘日. 高精度大口径非球面轮廓拼接检测系统, 已登记授权, 授权号: 2013SR015981.
2. 郭隐彪, **张东旭**, 胡陈林, 唐恰恒, 王詹帅. 精密光学加工环境监测客户端系统, 已登记授权, 授权号: 2014SR015294.
3. 郭隐彪, **张东旭**, 潘日, 王振忠, 杨平. 五轴高效气囊抛光计算机辅助制造系统, 已登记授权, 授权号: 2015SR020002.
4. 郭隐彪, **张东旭**, 毕果. 光学元件气囊抛光加工智能监控系统, 已登记授权, 授权号: 2015SR127012.
5. 郭隐彪, 张宁宁, **张东旭**. 精密机床仿真与虚拟加工软件系统, 已登记授权, 授权号: 2012SR017311.

博士后期间获得的科研成果

1. **Dongxu Zhang**, Zengguang Hou, Yinbiao Guo, Yongqiang Hong and Ri Pan. Research on data fusion technology of the online monitoring system for bonnet polishing. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2016, Accepted & Online, Doi: 10.1177/0954405416667403.
2. **Dongxu Zhang**, Xiaoliang Xie, Long Cheng, Zengguang Hou, Ri Pan, Yinbiao Guo and Yongqiang Hong. Precession modeling of bonnet polishing robot for free-form optical lenses. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, submitted.
3. **Dongxu Zhang**, Zengguang Hou, Long Cheng, Xiaoliang Xie, and Liang Peng. Dimension reduction method of input vectors for motion trajectory estimation of human lower limb. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, submitted.
4. **Dongxu Zhang**, Zengguang Hou, Long Cheng, Guibin Bian, Xiaoliang Xie and Liang Peng. ϵ -SVR-based estimation for the motion trajectory of human lower limb using acceleration signals. IEEE International Conference on Information and Automation. Ningbo, P.R. China, 2016.08.01-08.03.

个人简历

基本信息

姓名：张东旭 性别：男
民族：蒙古 出生年月：1986-08
籍贯：辽宁 政治面貌：中共党员
最高学位：工学博士 最高学历：博士后
研究方向：精密设备运行状态监测，机器人智能控制，医疗服务机器人
工程能力：信号分析与处理、软件程序设计及编写、机械结构设计及优化
移动电话：18959210002
电子邮件：470643802@qq.com; 2005zhangdongxu@163.com



基本履历

- ◆ 2015.07—2017.05 中国科学院自动化研究所 控制科学与工程 博士后
- ◆ 2012.09—2015.06 厦门大学机电工程系 精密仪器及机械 工学博士
- ◆ 2010.09—2012.07 厦门大学机电工程系 精密仪器及机械 工学硕士
- ◆ 2009.08—2010.07 宁夏回族自治区海原县 海原县职业中学(支教) 数学教师
- ◆ 2005.09—2009.07 厦门大学机电工程系 机械设计制造及其自动化 工学学士

项目经历

- ◆ 2016.03—至今 中国博士后科学基金面上项目“光学气囊抛光复杂运动控制及加工过程在线控制技术研究”
主持，负责该项目自申请至结项的全部工作（项目经费 5 万）；
- ◆ 2017.06—至今 国家重点研发计划项目“单孔腔镜手术机器人的关键部件研发和系统集成”子课题“视觉引导下遥操作主从运动控制和软件系统工程”
主持，负责该项目自申请至结项的全部工作（项目经费 50 万）；
- ◆ 2016.12—至今 国家自然科学基金重点支持项目“基于人类行为模拟的机器人智能控制关键技术与应用研究”子课题“机器人人类行为柔顺性控制”
主持，负责该项目自申请至结项的全部工作（项目经费 30 万）；
- ◆ 2016.12—至今 国家自然科学基金重点支持项目“脑损伤康复机器人系统关键技术及康复功能评价方法”
第一合作单位的第二负责人，负责康复机器人机械结构设计、整机调试，以及面向主动康复训练模式的机器人智能控制；
- ◆ 2016.04—至今 福建省高校产学研合作科技重大项目“继电器智能制造系统关键技术研究”
第三负责人，负责继电器质量控制预测智能算法的开发与应用；

- ◆ 2015.07—2016.12 国家自然科学基金杰出青年项目“机器人系统的智能控制”
主要研究人员，从事多于六关节联动的冗余机器人通用运动学与动力学数学模型建立工作，并基于上述模型研究上位机控制系统编制算法；
- ◆ 2012.12—2015.06 国家高档数控机床与基础制造装备重大科技专项“大口径五轴数控气囊式抛光技术与装备研究”
主要研究人员，从事气囊抛光机床“五轴联动”核心运动控制算法研究，加工过程实时监控技术研究以及大口径非球面气囊抛光计算机辅助控制系统开发和工程应用调试；
- ◆ 2011.01—2013.12 国家自然科学基金面上项目“基于表面形貌检测的光学自由曲面加工环境识别技术研究”
主要研究人员，从事加工环境识别算法的研究，磨削加工过程实时监控硬件系统和软件系统的开发实现以及工程应用调试。

获奖情况（学术类）

- ◆ 2004 年，全国高中生数学奥林匹克竞赛二等奖
- ◆ 2006 年，国家奖学金
- ◆ 2007 年，厦门大学优秀本科生一等奖学金
- ◆ 2008 年，厦门大学“杨蓉蓉”奖学金
- ◆ 2010 年，厦门大学研究生一等奖学金
- ◆ 2012 年，厦门大学研究生一等奖学金
- ◆ 2013 年，厦门大学“自强”奖学金
- ◆ 2013 年，厦门大学物理与机电工程学院“菲达阀门”奖学金
- ◆ 2014 年，厦门大学“黄仲咸”奖学金
- ◆ 2015 年，“中国电信 天翼”奖学金（全国仅评选 50 人）

获奖情况（非学术类）

- ◆ 2006 年，厦门大学“优秀学生干部”
- ◆ 2007 年，厦门太古可口可乐饮料有限公司“优秀实习生”
- ◆ 2008 年，福建省“优秀学生干部”
- ◆ 2009 年，中国电信厦门分公司“优秀实习生”
- ◆ 2009 年，厦门大学“优秀本科毕业生”
- ◆ 2010 年，宁夏回族自治区“优秀青年志愿者”
- ◆ 2011 年，福建省“三好学生”
- ◆ 2013 年，福建省高校学生暑期社会实践“先进个人”
- ◆ 2014 年，厦门大学“优秀三好学生”
- ◆ 2015 年，全国“践行社会主义核心价值观先进个人标兵”

实践经历

中国康复研究中心

2016.10—2017.1

- ◆ 实地学习康复训练临床要求，了解临床需求
- ◆ 开展康复机器人临床实验

中国工程物理研究院——成都光学精密工程研究中心 2013.6—2013.9；2014.12—2015.4

- ◆ 气囊抛光机器人运动控制及加工实验，计算机辅助制造系统应用调试；
- ◆ 气囊抛光机器人在线控制技术实验；

福建省三明机床有限责任公司

2010.10—2011.4；2014.4—2014.11

- ◆ 现场学习机床装配，数控系统选型，连接等；
- ◆ 大尺寸非球面的磨削、抛光加工系列实验；

厦门大学博士生地方经济发展服务团扬州机电行业调研实践队

2013.7

- ◆ 参观学习并与扬州维扬经济开发区的扬杰电子有限公司、蓝宝汽车电子（扬州）有限公司、牧羊集团和扬州锻压机床有限公司等数家机电企业技术部交流参与解决技术难题；

教学助理

2012.9—2013.2；2011.2—2011.7

- ◆ 担任厦门大学机电工程系本科生课程《精密检测技术》、《CAD 应用》教学助理，协助任课教师完成课程教学任务。

致 谢

两年的博士后研究工作，随着这篇出站报告的撰写完毕，已经画上了句号，时光荏苒，感慨良多。在中国科学院自动化研究所的学习、工作和生活中，收获了很多，这对我一生来讲，将是一笔宝贵的成长经历和精神财富。

真心感谢我的合作导师侯增广研究员，在我学术研究道路上，给予了无私的、巨大的指导、支持和帮助。侯老师对机器人智能控制方法/医疗机器人领域前沿及发展方向的准确把握、深厚扎实的学术功底、开阔的视野以及严谨务实的治学方法，使我在科研道路上不断前进，受益良多。侯老师实事求是、尊重原则、积极进取、诚以待人的人生态度、工作信条，更是深深的影响着我。我要向侯增广老师致以最崇高的敬意和最衷心的感谢！也祝侯老师工作顺利、桃李芬芳！

在此，也发自内心的感谢侯老师对我的信任，我博士研究生期间的工作属于机械设计与光学加工工艺，虽然与康复机器人有技术上的相通性，但是，差异性为主要矛盾，当我博士毕业，申请博士后研究岗位的时候，第一次与侯老师见面，在我表达完自身的意愿和状态后，侯老师对我说：相信你。在以后的科研道路上，我会珍惜这份信任，继续在机器人智能控制/医疗机器人的研究方向上，刻苦努力，认真钻研。

在这两年的学习生活中，感谢复杂系统管理与控制国家重点实验室的老师和同学们，特别是课题组的程龙、谢晓亮、彭亮、边桂彬、王卫群和闫妍等老师和师弟、师妹们对我的指导和帮助，感谢博士后杨闵竣在工作和生活上的帮助。

我要特别感谢我的家人，尤其是我的爱人，对我博士后阶段的理解和支持，以及对家里的付出，正是因为有了家人的支持，我才得以安心开展研究工作，我的每一次进步都离不开家人的默默、无私的付出。

最后，向在我博士后研究期间，给予过我关心、帮助的老师、同学以及朋友，一并致以最诚挚的谢意！

通讯地址

中华人民共和国，北京市，海淀区，中关村东路 95 号，中国科学院自动化研究所，智能化大厦，1210 室，邮编 100190.