

分类号: _____
U D C: _____

密级: _____
编号: _____

学 位 论 文

肌电信号控制下肢假肢关键技术研究

周丽红

指导教师姓名: 杨 鹏 教 授 河北工业大学

申请学位级别: 硕 士 学科、专业名称: 控制科学与工程

论文提交日期: 2010 年 11 月 论文答辩日期: 2010 年 12 月

学位授予单位: 河北工业大学

答辩委员会主席: _____

评 阅 人: _____

2010 年 12 月

Thesis Submitted to
Hebei University of Technology
for
The Master Degree of
Control Science and Engineering

**THE KEY TECHNOLOGIES RESEARCH OF LOWER
LIMB PROSTHESIS CONTROLLED THROUGH
EMG SIGNAL**

by
Zhou Lihong

Supervisor: Prof. Yang Peng

December 2010

This work supported by the National Natural Science Foundation of China. No. 60575009, and National Science and Technology Support Program of China. No. 2006BAI22B07.

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文不包含任何他人或集体已经发表的作品内容，也不包含本人为获得其他学位而使用过的材料。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人或集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：周丽红

日期：2010年11月25日

关于学位论文版权使用授权的说明

本人完全了解河北工业大学关于收集、保存、使用学位论文的以下规定：学校有权采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供本学位论文全文或者部分内容的阅览服务；学校有权将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索、交流；学校有权向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：周丽红

日期：2010年11月25日

导师签名：杨鹏

日期：2010年11月25日

肌电信号控制下肢假肢关键技术研究

摘 要

人体下肢最重要的功能就是能够帮助人完成行走、跑步等运动，能够使人达到基本交通的目的。以往的下肢假肢主要是通过机械结构来完成残疾人日常所需动作的，对行走速度等有一定的限制，为了适应不同的步速和环境的变化，将微处理器引入下肢假肢，使下肢假肢能够跟随健肢侧，使人体行走更加协调。

本论文通过人体生理信号——肌电信号作为信息源，可以克服普通传感器的磨损等现象，并且肌电信号能够更加直接的表达人体活动意图，许多研究表明人体下肢肌电信号与行走速度是存在必然联系的，由于在跨步长恒定的条件下，行走步速同步态周期是成反比关系的，所以肌电信号在一定程度上也影响了人体行走的步态周期。本文主要内容如下：

1. 针对表面肌电信号的非平稳特性，利用移动平均滤波等低通滤波算法处理肌电信号，得到信号的低频信息，本文针对肌电信号传感器的零点漂移现象，提出了峰-谷分段积分和峰-谷线性插值分段积分两种算法，即通过该两种算法分别对肌电信号低频信息进行处理，得到信号特征值，通过阈值法，识别出人体行走步态周期；

2. 通过 VisualC++环境中的基础类库 MFC 设计了实验系统界面，该界面主要通过峰-谷分段积分（或峰-谷线性插值分段积分）算法实现了人体行走步态周期识别，其主要包括：肌电信号显示模块，用户信息输入存储模块，人体行走步态动画显示模块，识别结果及与脚底压力结果对比模块等。

3. 通过 MSP430 超低功耗单片机实现智能假肢的步速控制，主要通过膝关节角度信号及肌电信号两种信号作为信息源进行步态周期识别的，控制步进电机的行程，改变气缸针阀开度，从而达到协调行走步态的目的。设计了一款行走步态协调性显示的装置，用于实验调试验证控制方法有效性。

关键词：肌电信号，智能假肢，峰-谷分段积分算法，峰-谷线性插值分段积分算法，膝关节，单片机控制系统

THE KEY TECHNOLOGIES RESEARCH OF LOWER LIMB PROSTHESIS CONTROLLED THROUGH EMG SIGNAL

ABSTRACT

The most important function of lower limb is the ability to help people complete the walking, running and other motions, and it can make to achieve the basic purpose of transportation. Lower limb prosthesis mainly depended on the mechanical structure to satisfy everyday needs of people before. There is some limit for walking speed and other factors. Therefore, in order to adapt to the different pace and environment changes, the microprocessor could be introduced into limb prosthesis. Then the prosthesis can follow the healthy limb, and human walking gait can be more coordinating.

In this paper, EMG, one kind of physiological signals, is choosed as information source to overcome the phenomenon of ordinary wear sensors, and EMG signals can more directly express the intent of human activities. Many studies have shown that lower limb muscles have unescapable relation with walking speeds. EMG signals can effect walking gait cycle because walking gait cycle have inverse relation with walking speed if the stride length is constant. Main content in this paper as follows:

1. The low_frequency information could be getted through moving average filter and other low-pass filter in allusion to the non-stationary characteristics of sEMG signal. In this paper, peak-valley piecewise integrator algorithm and peak-valley linear interpolation and piecewise integrator algorithm are proposed to avoid the zero drift of EMG sensors. The low-frequency signals of EMG can be processed through these two arithmetics to get the characteristic value of signals. Then the gait cycle can be identified by the proper threshold.
2. The experimental system interface could be designed through Microsoft Foundation Class libraries in the Visual C++. The identification of walking gait cycle is achieved through peak-valley piecewise integrator algorithm (or peak-valley linear interpolation and piecewise integrator algorithm). There are the display module of EMG signals, the input module of user information, the animation display module of human gait, the identification results, the contrast result with the result of plantar pressure signals.
3. Walking gaitcycle of the intelligent prosthesis could be controled through MSP430 microcontroller which required ultra-low power. The gait and gait cycle could be getted from the knee angle signal and the EMG signal from one muscle. Then the number of steps to the stepper motor and the valve aperture could be changed so that the walking gait could be coordinated. An display equipment is designed to show the harmony of walking gait. Then the effectiveness of the control method to limb prosthesis could be proved by this equipment.

KEY WORDS: electromyography signal, intelligent prosthetics, peak-valley piecewise integrator algorithm, peak-valley linear interpolation and piecewise integrator algorithm, knee joint, singlechip controller system

目 录

| | |
|-----------------------------------|----|
| 第一章 绪论 | 1 |
| § 1-1 研究背景 | 1 |
| § 1-2 国内外的研究现状 | 1 |
| 1-2-1 国外发展概况 | 1 |
| 1-2-2 国内发展概况 | 2 |
| § 1-3 本论文主要研究内容 | 3 |
| 1-3-1 研究目的 | 3 |
| 1-3-2 研究理论基础 | 3 |
| 1-3-3 研究方法 | 3 |
| 1-3-4 关键技术 | 4 |
| 1-3-5 研究意义 | 4 |
| 第二章 肌电信号及其对人体下肢步态影响概述 | 5 |
| § 2-1 人体肌电信号概述 | 5 |
| 2-1-1 肌电信号产生的机理 | 5 |
| 2-1-2 肌电信号的特点 | 5 |
| 2-1-3 表面肌电信号及其测量 | 6 |
| 2-1-4 肌电测量传感器的零点漂移现象 | 7 |
| 2-1-5 肌电信号的预处理 | 8 |
| § 2-2 人体下肢行走步态概述 | 8 |
| § 2-3 行走速度对正常人下肢肌肉影响 | 10 |
| § 2-4 小结 | 12 |
| 第三章 肌肉动作起始时刻识别算法——PVPI 算法 | 13 |
| § 3-1 滤波后肌电信号的趋势判断 | 13 |
| § 3-2 峰—谷分段积分算法 | 14 |
| 3-2-1 峰—谷分段积分算法概述 | 14 |
| 3-2-2 PVPI 算法的基本思想 | 16 |
| 3-2-3 简化算法——峰—谷线性插值分段积分算法 | 16 |
| § 3-3 通过 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻 | 17 |
| 3-3-1 PVPI (PVLI&PI) 算法识别肌肉动作起始时刻 | 17 |
| 3-3-2 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻的优点 | 19 |
| § 3-4 小结 | 20 |
| 第四章 肌电信号识别人体行走步态周期 | 21 |
| § 4-1 基于 PVPI 算法的步态周期识别 | 21 |
| § 4-2 实验仿真与研究 | 21 |
| 4-2-1 异常情况 | 22 |
| 4-2-2 峰谷时刻及趋势上升下降判断 | 22 |

| | |
|--|-----------|
| 4-2-3 峰、谷时刻的准确提取 | 23 |
| 4-2-4 趋势变化的阈值选择 | 24 |
| 4-2-5 仿真实验流程图 | 25 |
| §4-3 步态周期识别结果分析 | 26 |
| 4-3-1 理想信号的分析 | 27 |
| 4-3-2 实际信号的分析 | 27 |
| §4-4 小结 | 32 |
| 第五章 肌电信号识别及控制下肢假肢步态周期实验系统设计 | 33 |
| §5-1 实验系统主界面设计 | 33 |
| 5-1-1 肌电信号的显示 | 33 |
| 5-1-2 个人信息输入模块 | 33 |
| 5-1-3 人体行走步态动画显示 | 35 |
| 5-1-4 识别结果的显示 | 37 |
| §5-2 智能假肢单片机控制系统的设计 | 37 |
| 5-2-1 基于速度模式识别的膝上假肢控制方法 | 38 |
| 5-2-2 假肢系统调试 | 40 |
| §5-3 本章小结 | 43 |
| 第六章 结论 | 44 |
| §6-1 总结 | 44 |
| §6-2 工作展望 | 45 |
| 参考文献 | 46 |
| 附录 A 人体下肢肌肉解剖图 | 49 |
| 致 谢 | 50 |
| 攻读学位期间所取得的相关科研成果 | 51 |

第一章 绪论

§ 1-1 研究背景

在国家统计局 2006 年第二次全国残疾人抽样调查结果显示, 现在我国残疾人总数已经达到了将近 8300 万人, 其中上肢或者下肢残疾的占到了总数的 29.07%。由于我国科技发展的加快, 人们生活节奏加快, 生产安全以及交通事故、地震等原因已经在某种程度使很多人失去了生活能力, 残疾或者是瘫痪等等, 同时也给社会和家庭带来了沉重的负担。所以下肢假肢的研究对于失去肢体的人来说至关重要, 它可以帮助残疾人重新回归社会、正常的活动、可以减轻社会不必要的负担, 所以社会各界非常重视该领域的研究。

目前安装的假肢对于截肢患者, 尤其是膝上截肢患者来说, 是使截肢患者恢复基本运动功能的唯一方法, 现在假肢行业已经取得了重要的突破, 从原有的纯机械结构式的假肢变为智能假肢, 引入了微处理器, 对假肢进行实时控制, 使其能够很好的适应残疾人行走特征。下肢截肢患者完成日常所需最需要的功能就是站立与行走, 而站立功能在机械假肢中已经能够完成, 但是机械结构由于其自身性能的缺陷, 不能够进行步速跟随, 所以残疾人行走过程中会产生疲劳感。将微处理器引入膝上假肢 (Above knee prosthesis, 简称 AK prosthesis), 通过传感器检测假肢的状态实现步速跟随的目的, 但是由于传统的运动学信息需要某些特定的传感器, 例如角度传感器、脚底压力传感器或者位置传感器等, 这些传感器是根据人体运动驱动或触发传感器产生的信息, 传感器在实际使用期间会磨损或者产生异位等现象, 会使得信息不够准确,

肌电信号 (electromyography signal, 或 myoelectric signal, 简称 EMG) 作为一种重要的生理学信息源, 与肌肉的活动状态和功能状态之间存在着不同程度的关联性, 能在一定程度上反映神经肌肉的活动, 在许多肌肉的疾病以及康复领域等方面均具有重要的实用价值^[1-3]。肌电信号是人体自主运动时从骨骼肌表面通过电极记录下来的神经肌肉活动发放的生物电信号, 由于不同肢体运动的肌肉伸缩模式不同, 导致相应 EMG 的特征也具有差异^[4], 因此可以用来识别人体的运动意图, 而且 EMG 比肌肉收缩提前保证了肌电假肢良好的实时性, 成为假肢的理想控制信号^[5]。由于下肢运动的特殊性和复杂性, 下肢肌电信号的运动模式识别成为膝上假肢技术研究的核心之一。本文通过对肌电信号进行采集、分析与行走步态周期判断, 用来控制下肢假肢的运动, 为下肢假肢的实际应用打下良好的基础。

§ 1-2 国内外的研究现状

假肢是康复工程中发展最早的一个领域, 从它的初级到高级发展已将经历了一个世纪的时间。近几十年将原先的纯机械式的膝上假肢转变为了智能假肢, 即通过微处理器对假肢进行控制, 有研究利用微型计算机控制电磁阀或流体阀门的开度来调节阻尼^[6, 7]。

1-2-1 国外发展概况

传统假肢膝关节的基本功能是提供机械阻尼, 为了能够适应速度和环境的变化, 将微处理器引入膝上假肢, 主要是通过传感器检测假肢的状态来实现膝关节的控制。早在上世纪七十年代初期, 麻省理工大学的 Woodie Flowers 就开始对微处理器控制假肢膝关节技术进行研究, 他的学生 Grimes 也致力于对健肢信息反馈式假肢样机进行设计^[8], 开创了微处理器控制下肢假肢研究的先河。

运动是由肌肉的收缩完成的, 有研究利用置于肌肉表面的传感器测量肌肉的硬度^[9, 10], 识别肌肉作用的开始并计算肌肉力, 有研究利用脑机接口^[11, 12]识别人体的运动意图, 这些方法的传感器不容易使

用且使用不方便,所以也不适宜控制膝上假肢。当大脑中枢神经系统有了运动意图之后,肌肉收缩产生动作之前,并会产生肌电信号,这种信号比肌肉开始收缩早大约 20~80ms^[13, 14]。运动是意志通过神经兴奋来刺激肌肉收缩而实现的,因此肌电信号直接与人体的期望动作相关,即便由于各种原因而实际动作没有发生,人体为完成这一动作目标的主体意图仍然可以利用肌电信号检测到。残疾人截肢后,大脑仍然发送支配肢体运动的信号给残肢,这种信号是患者直觉上的一种响应方式。随着电子技术的迅猛发展和电子计算机的出现,肌电信号处理手段的发展与肌电信号处理的广泛应用成为肌电信号研究的一个突出特点,尤其是表面肌电信号(surface EMG, 简称 sEMG)以其无创伤测量,易提取的优点成为肌电控制假肢的理想选择。EMG 直接反映了人们运动的意图,当人们的运动成为习惯时,便不需要人去思考,减轻了人体运动的思想负担,因此,通过康复训练可以使得残疾人恢复肢体运动功能,另外,利用 EMG 来控制假肢有助于残肢肌肉的训练,可以保持血液循环和残肢健康,有研究证明还可以减轻幻肢痛^[15]。

目前,表面肌电信号主要集中应用于上肢假肢的控制,通过提取截肢残端的 sEMG 控制假手的张合,已经成功地实现了假肢的控制,使之动作更自然,控制更方便。例如 Osamu Fukuda 等人(2002)^[16]利用神经网络识别上肢常见动作; Bekir Karlik (2003)^[17]利用模糊簇神经网络识别肘关节弯曲/伸展、腕内旋/外旋等六种动作,控制多功能上肢假肢; S. Bitzer 与 P. van der Smagt (2006)^[18]通过分析小臂的表面肌电信号,识别拇指、食指和其他手指的开合情况,成功地控制四指机器人手抓取物体;美国芝加哥康复研究所^[19]和我国西北大学等合作,通过目标肌肉神经移植术,将控制上肢运动的神经移植到代用肌肉(靶肌肉)中,利用靶肌肉的信号控制多自由度假肢,使双肩关节离断的患者可以用靶肌肉电信号实现对肘关节伸展、假手开合与旋腕的意念控制。

虽然肌电信号在上肢假肢控制中已经得到了成功的应用,但是对于肌电下肢假肢的研究仍处于探索阶段,并且下肢运动与上肢具有明显区别,一方面下肢与外界直接接触(例如大地),另一方面也是非常重要的一方面,即下肢运动具有明显的周期性。G. Cheron 等人(2003)^[20]利用动态递归神经网络分析肌电信号与下肢关节角度之间的关系,通过对肌电信号进行模式识别,预测膝关节角度。Samuel K. Au 等人(2005)^[21]提出了基于 EMG 的膝下假肢主动踝关节的位置控制方法。He Huang 等人(2008)^[22]利用脚底压力与肌电信号相结合的方式,采集臀部及大腿的 11 组肌肉的肌电信号,识别平地行走,跨越障碍,楼梯和转身等 7 种运动模式,取得了值得借鉴的较好结果。

另外,国外在肌电信号与人体运动分析方面具有深入地研究,例如 Balestra G 等人(2001)^[23]对运动员运动过程中的表面肌电信号进行时/频域分析; Den Otter AR 等人(2004)^[24]分析一般步速到非常慢速过程中肌肉活动的变化;斯坦福大学神经生物力学实验室的 M. Q. Liu 等人(2008)^[25]研究不同步速下肌肉在支撑和前进过程中的贡献; Paul J. Cordo 等人(2006)^[26]分析从坐姿到站立过程中的肌电信号; Anders Holsgaard Larsen 等人(2008)^[27]通过分析不同测试者上楼梯过程中的地面反作用力与肌电信号,研究年龄对上楼梯运动的影响; Tae Soo Bae 等人(2008)^[28]通过建立肌骨模型,预测肌肉力和关节力矩,对膝上假肢的上楼梯运动进行动力学分析。肌电信号与人体运动分析方面的深入研究为肌电膝上假肢提供了理论支持,具有借鉴意义。

1-2-2 国内发展概况

早在上个世纪,我国就已经开始了下肢假肢的研究并取得了一定的成果。清华大学精密仪器与机械系的学者、教授在这方面做了很多开创性的工作。他们设计的六连杆假肢膝关节在支撑期保持稳定性的同时,在摆动期内膝、踝关节运动轨迹,以及大小腿的角度变化关系相对于正常人都具有很好的逼近效果,能有效改善截肢者的步态^[29, 30]。上海理工大学的喻洪流等人(2007)^[31]研究了跟随健康腿步速控制的智能膝上假肢系统。健康腿步态在线检测机构将健康腿的步态数据通过数据传送系统送至假肢的微处理器中,微处理器通过信号分析,计算出健康腿的瞬时角度和角速度,作为假肢的跟随目标对假肢进行控制。

随着表面肌电信号检测技术的逐步提高,近些年国内的肌电信号研究获得了迅速的发展,主要集中在健康人肌电信号的采集、处理,临床医学的神经肌肉疾病诊断,肌肉功能评价及运动分析等方面^[32-35]。

例如清华大学的张瑞红等人(2004)^[36]对肌电信号进行检测和分析处理;罗志增等人(2009)^[37]提出了基于 Hermite 插值的小波模极大值重构滤波的肌电信号消噪方法,提高信噪比。但是,针对残疾人下肢残肢的表面肌电信号的研究还非常少。在肌电假肢方面主要集中在上肢肌电假肢控制^[38,39],例如清华大学研制的肌电假手使前臂截肢者可以像健康人那样直接控制假手的动作,其运动直接自然,仿生性能好。在下肢肌电假肢方面,清华大学的金德闻等人(2006)^[40]研究在行走过程中的路况识别算法(平地、上下坡、上下楼梯),其特征向量是从整个步态周期的肌电信号中提取的,这样一个步态周期只能做出一个决策,在实时性控制方面会导致一个步态周期的延迟。总的来说,我国在下肢假肢的研究方面已经取得了一定的成果,但在肌电下肢假肢的研究方面尚处于起步阶段。与欧美、德国等发达国家相比,国内在膝上假肢方面仍存在较大的差距,相关产业相对落后。本文主要针对下肢假肢的关键技术——步速跟随进行研究,通过步态周期来对人体行走步速进行衡量,并设计了峰-谷分段积分算法识别肌电信号低频信息得到人体行走步态周期,实验结果准确率高,且应用广泛、稳定、可靠。

§ 1-3 本论文主要研究内容

1-3-1 研究目的

由于自然灾害、车祸等原因,当今社会残疾人越来越多,下肢截肢患者也越来越多,由于普通机械式假肢能够完成站立功能,但是在行走过程中只能以恒定的步速行走,容易使残疾人感到疲劳,所以本论文研究主要目的是进行步态周期及相关步态识别,以往研究中判别行走步态周期所用到的信息,即运动信息,均是通过人体运动带动相关传感器运动产生的信号,没有肌电信号更加直接的表达了人体行走意图,且长时间使用容易发生磨损、异位等问题。所以本文主要通过人体生理学信号进行研究,对肌电信号进行分析、识别得到控制下肢假肢所必须的信息来源,主要目的是达到残疾人穿戴假肢的步速跟随的目的。

1-3-2 研究理论基础

针对肌电信号的非平稳特性以及肌电信号传感器的零点漂移现象,提出了峰-谷分段积分(Peak-valley piecewise integrator, 简称: PVPI)和峰-谷线性插值分段积分(Peak-valley linear interpolation and piecewise integrator, 简称: PVLI&PI)两种算法,该算法可以识别信号的动作起始时刻及信号幅值最大时刻,由于本文主要研究人体行走步态周期的识别,所以根据肌电信号识别肌肉动作起始时刻是本文研究关键。本算法仅需要以信号波谷为基准的信号幅值,所以避免了肌电信号传感器由于温度、时间等因素造成的零点漂移现象所带来的影响。由于肌电信号具有非平稳特性,且人体肌肉动作必然会引起肌电信号的幅值变化,所以会存在许多肌肉动作起始时刻,但是各个动作的幅值变化趋势能够通过观察很容易判断出来我们真正需要识别的。该算法仅需要单通道信号作为信息源,根据不同被测者的信号质量,可以有多种选择,即一个被测者可以选择多块信号较理想的肌肉中的一块作为信息源,这样就大大增加了该算法应用的广泛性。通过实验反复验证了该方法的可靠性、准确性、广泛性、实用性、实时性等优点。

1-3-3 研究方法

本文主要通过 PVPI 和 PVLI&PI 两种算法对肌电信号进行识别,得到信号的特征值,从所得到的特征值数据可以看出,在人体行走到支撑起前,有多块肌肉会出现大幅度的动作,且在整个周期表现最为明显,这些肌肉包括:股外侧肌(Vastus Lateralis, 简称: VL)、股内侧肌(Vastus Medialis, 简称: VM)、股二头肌(Biceps Femoris, 简称: BF)或者半腱肌(Semitendinosus, 简称: ST),该四块肌肉均在支撑起前期存在一个肌肉动作起始时刻 t_{up} , 本文在识别步态周期时主要在于提取该时刻,将其定义为步态周期划分点。对于步态识别,在由支撑起向摆动期过渡中,部分肌肉会存在小幅值变化,通过这些微小变化可以将摆动期起始时刻提取出来。

1-3-4 关键技术

PVPI 和 PVLI&PI 两种算法的提出对肌电信号识别步态周期起着非常重要的作用,该两种方法相对其他模式识别算法来说非常简单易行,但是简单的理论却往往存在许多关键因素,这些因素直接影响到识别结果,在这两种算法的应用过程中,涉及了许多处理上的参数选择,例如:如果选择相对简单的移动平均滤波算法对低频信息进行提取,那么滤波周期会直接影响到识别结果的精确性。

对于该两种算法中关键在于提取滤波后信号的波峰波谷时刻,而这两个时刻的识别主要通过信号趋势判断进行选择的,因为经过低通滤波后的信号在一个步态周期内依然存在许多波峰-波谷对(相邻的波峰与波谷会成对出现),其中包括许多干扰点,即由于行走过程中的一些小动作引起的,这些时刻并不是我们所需要的,所以通过大趋势判断能够将较小的波动忽略掉。

对信号处理后得到特征值,对于 t_{up} 时刻的特征值相对比较大,所以通过合适的阈值就能够将该时刻提取出来,从而达到步态周期的划分的目的。阈值的选取非常重要,由于个体差异等原因,不同的被测者信号幅值范围不同,则幅值范围大的信号的特征值阈值的选取范围较大,幅值范围小的信号的特征值阈值选取范围较小,因此,信号幅值越大,其识别的准确性、可靠性越高,反之,则越低。

通过 VisualC++ 中的 MFC 类库设计了步态周期识别系统,将 PVLI&PI 算法通过 C++ 语言实现,并移植到 MFC 界面中,该界面主要包括:肌电信号显示模块,用户信息输入存储模块,人体行走步态动画显示模块,识别结果及与脚底压力结果对比模块等。

通过 MSP430 超低功耗单片机实现智能假肢的步速控制,主要通过膝关节角度信号及肌电信号两种信号作为信息源进行步态周期识别的,控制步进电机的行程,改变气缸针阀开度,从而达到协调行走步态的目的。设计了一款行走步态协调性显示的 LED 显示装置,用于实验调试验证控制方法有效性。

1-3-5 研究意义

本文设计了 PVPI 和 PVLI&PI 两种算法,是针对肌肉动作起始时刻的识别,划分步态周期。所设计方法简便易行,实时效果好,实用性较强,且具有适用范围广、结果准确性、可靠性高等优点。肌电信号直接反映了人的活动意识,从实验结果可以看出,肌电信号比人体运动信号更加准确表达了行走步速的信息。算法有效的回避了肌电信号采集放大器的零点漂移问题。但慢速时动作起始时刻的准确率不高,一方面由于慢速的信号幅值小,特征不够明显,另一方面是由于移动平均滤波的低通滤波效果影响的。如果选择更加理想的低通滤波器滤波,将会得到更准确、可靠的识别结果。

第二章 肌电信号及其对人体下肢步态影响概述

由于人体下肢在实现行走、跑步、上楼梯或下楼梯等动作时，均是一个重复的过程，所以这些动作均可以划分为单个的步态周期进行分析，从肌电信号图可以看出其在每一步内是存在一定规律的。所以分析人体行走步态首先要从信号的特征点入手，下面介绍肌电信号的产生机理、特点、测量及零点漂移现象、预处理，以及人体行走步态的划分和定义，行走速度对正常人下肢肌肉的影响。

§2-1 人体肌电信号概述

2-1-1 肌电信号产生的机理

肌电信号是产生人体运动的生理信号源，是电信号形式的，许多个运动单元产生的动作电位叠加而成的，属于一维的时间序列信号，来源于中枢神经的某些脊髓中的神经元，是采集信号所使用的电极所接触到的运动单元所发出的动作电位的总和。根据胡寄南的信息转化物理论和密勒的生物反馈学说，由脑部发出的指令到达肌肉的电化学表现就称为肌电信号^[41]。肌电信号产生的机理如图 2.1 所示：

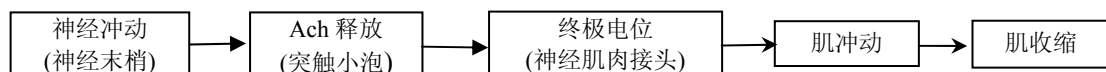


图 2.1 肌电信号产生框图

Fig. 2.1 Block diagram of producing EMG signals

肌电信息与肌肉收缩的关系可以概述如下：由中枢神经系统发出传向运动神经末梢分支的运动电位，传递着驱使肌肉收缩的信息。由于神经末梢分支的电流太小，常不足以直接兴奋大得多的肌纤维，但是通过神经肌肉接头处的特殊终板的类似放大作用（当神经冲动传到终板时，释放一些乙酰胆碱，增加膜对各种离子的通透性而有效地使细胞膜去极化），这样就爆发一个动作电位沿着肌纤维而传播，在动作电位的激发下随之产生一次肌肉收缩，这种兴奋和收缩之间的联结是通过肌纤维内部几种特殊的传导系统实现的^[42]。因此，可以明确以下概念：

- 1) 动作电位不是肌肉收缩的表现，而是发动肌肉收缩机制的重要部分。
- 2) 由于肌肉信号只与给予肌肉的指令成比例，因此肌肉实际上不需要产生力，但工作了肌肉仍然是发放肌电的适当源泉。

2-1-2 肌电信号的特点

a 微弱性：人体肌肉动作产生的肌电信号是非常微弱的，通常是微伏级的电压信号，需要通过专门的带有放大器的肌电信号传感器采集才可以得到。

b 交变性：肌电信号是由很多频率的正弦信号叠加得到的，所以其结果为交流的电压信号，其叠加的最终幅值大小与肌肉产生的力的大小是大致成比例的。例如快速行走时下肢所产生的肌肉力较大，则其电压信号的幅值也就相应较大。

c 对称性：由于肌电信号是由多种频率下的正弦信号叠加成的，所以决定了对其的采样数据的算术之和趋向 0，即信号的正相值与负向值相加后趋向 0。

d 低频特性：人体皮肤表面肌电信号的频谱范围为 0~1000Hz 之间，功率谱的最大频率随肌肉而定，通常在 30~300Hz 之间，EMG 信号的主要能量集中在 300Hz 以下（占了 80%以上）。经过多组实验可以看出，尽管不同肌肉各频段的能量分布有所差别，但是它们的主要能量分布在 300Hz 以下。

e 不同肌肉的 EMG 信号存在差别性：通过大量实验数据分析发现，不同的肌肉的信号无论在时域

还是频域,都是存在差别的,不同肌肉在做相同动作时,会随着动作状态的改变而变化,其时域表现形式也不同,在频域上,其幅值不仅存在数值范围上的差别,在其功率谱上的分布也是不一样的。

f 实验还发现,同一块肌肉在不同动作时,其幅值—频率特性曲线形状在一定程度上很相似,从而说明不同肌肉的 EMG 发放存在着一定的规律性。

这说明通过对不同肌肉肌电信号的幅—频特性加以分析,总结相应的特征向量,可以用于运动学的分析。

2-1-3 表面肌电信号及其测量

表面肌电信号是从肌肉表面通过电极引导、记录下来的神经肌肉系统活动时的生物电信号,主要是浅层肌肉 EMG 和神经干上电活动的综合效应^[43]。表面肌电信号同肌肉动作存在必然联系,可以在某种程度上反映神经肌肉的活动,临床医学的疾病诊断、康复工程领域的评价等都具有一定的价值。由于表面肌电信号采集的无创伤等特点决定了其应用的广泛性,并为临床医学领域创造了实用价值。

对肌电信号测量主要是为了对其进行分析,提取特征值,并分析研究表面肌电信号在时域和频域对不同动作的反应和特征,并通过各个信号的变化特征分析其原因,并统计表面肌电信号变化的原意及其反应了肌肉的功能特征。对表面肌电信号进行模式识别,判断分析得到有用的控制信息,为下肢假肢的控制提供可靠的信息源。

采集正确有效的信号是进行控制的前提和基础,针对表面肌电信号的特点,肌电信号采集系统应满足如下要求^[44]:

- 1) 选择合适的采集电极,能够对微弱信号进行拾取;
- 2) 有相关屏蔽功能,以利于肌电信号采集的稳定性和准确性;
- 3) 放大增益调节的灵活性,可以依据个体差异等原因选择;
- 4) 可以同时采集多路信号,以便步态分析和识别;
- 5) 可以对不同的信号进行分析;
- 6) 能够实时显示和界面交互能力;
- 7) 具有可扩展功能,方便后续开发。

最后,经实验筛选,我们采用了 Thought Technology 公司的肌电信号采集系统(如图 2.2),肌电传感器采用了该公司的 MyoScan 和 MyoScan-Pro 肌电传感器(如图 2.3)。前者测量原始的 sEMG 信号并将其放大后直接输出,后者能够将测得的 SEMG 信号进行放大、整流和均方根(RMS)处理,从而直接得到预处理后的肌电信号。并且,MyoScan-Pro 传感器有 1600W, 400W 和 400N 三个档位可供选择。其中,1600W 常用于测量大腿,背部等幅值较大的肌肉电信号,400W 用于测量上肢的肌电信号,400N 添加了去除心电干扰的功能。

在测量过程中,选用表面电极采集肌电信号应考虑如下因素^[45]:

1) 由于人体皮肤与皮下组织之间是存在阻抗的,所以肌电信号传感器采集系统的放大器应该选取合适的输入阻抗。

2) 人体皮肤表面有汗液等分泌物,接触到电极后可能会使导电膏发生电解等反映,在保证电极位置稳定性的同时也要避免对人体有害的物质产生,因为电极位置的微小变化也会导致采集结果的不准确,或者引入过多干扰信息。

3) 由于肌电信号是一种电信号,随着距离的增加会逐渐衰弱,所以肌电信号传感器的电极应该贴在肌腹部,以避免邻近肌肉电信号的干扰。

因此,在放置电极时需注意以下几点:

- 1) 所用电极三点式差动输入电极。其中,一个为参考地,另外两个为肌电的输入端,两电极的



图 2.2 信号采集盒

Fig. 2.2 Signal collection system



图 2.3 肌电测量传感器

Fig. 2.3 EMG sensor

距离均相等。三点式差动输入电极差分放大机理如图 2.4 所示：

- 2) 表皮的处理：去掉表皮的角质层，用酒精擦拭干净，尽量减小电极之间的阻抗。
- 3) 差分放大器电极的导电介质边缘距离严格保持。
- 4) 电极的放置要顺着肌肉纤维的方向，放置在肌腹处，如图 2.5 所示。
- 5) 相应的电极导线要固定好，最好能用固定带进行固定。

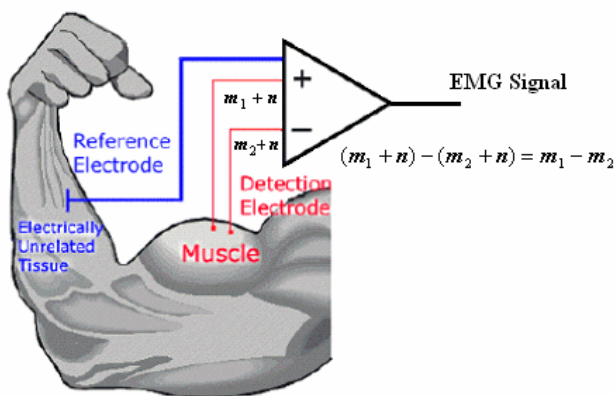


图 2.4 差分放大机理

Fig. 2.4 Difference amplification theorem

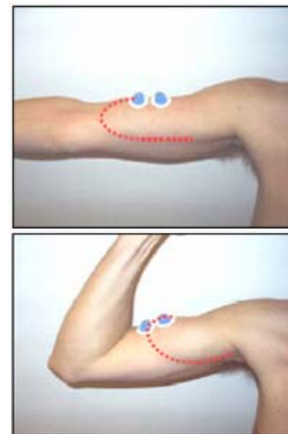


图 2.5 电极的贴放位置

Fig. 2.5 Electrode location

2-1-4 肌电测量传感器的零点漂移现象

本文中使用的肌电信号测量传感器使用的是多级放大电路，在实验过程中发现，将输入端短接，在输出端依然存在 2V 左右随着环境等因素变化不定的电压，即放大器零点出现漂移现象。这是由于运放第一级几乎无例外地采用差分放大器，差分放大器电路不可能完全对称，存在着严重的失调电压和失调电流，那么在运放的使用过程中就会出现零输入但有输出的零点漂移现象，这是不允许的^[46]。

产生零点漂移的原因：主要是温度对三极管的影响，温度的变化会使三极管的静态工作点发生微小而缓慢的变化，这种变化量会被后面的电路逐级放大，最终在输出端产生较大的电压漂移，因此零点漂移也叫温漂。温移电压和有效信号电压无法分辨，严重时，漂移电压甚至把有效电压淹没。使放大电路无法正常工作。此漂移电压随着时间不停地、没有规律的变化，使得肌电信号的分析受到影响，无法真正获得肌电信号的实际幅值。所以本文重点针对该现象研究、分析，并提出了相关算法。

2-1-5 肌电信号的预处理

肌电信号起源于神经元,具有微弱性、交变性、低频性等特点。表面肌电信号的预处理过程就是将各种模式肌电信号的样本空间转换成数据空间的过程。通常的预处理方法包括肌电信号的量化、归一化处理、噪声消除等。

肌电信号传感器能够将测得的信号进行放大、整流和均方根 (root mean square, RMS) 等处理,从而直接得到的肌电信号如图 2.6.1 所示,均方根可以反映信号的平均功率 (RMS EMG),其计算公式如下所示:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum x(i)^2}{n}} \quad (2.1)$$

同时, RMS 可以用来衡量肌电信号的功率,它能代表信号的能量,有明确的物理意义。在本文中使用的 Thought Technology 公司的肌电信号传感器自带均方根处理硬件电路,所以其采集到信号幅值均为正值。

肌电信号的能量集中在低频段 0~500HZ,主要在 300HZ 以下,在肌电传感器设计时,为了保留有用信息,其低通滤波截止频率不会很低,信号的非平稳特性使得判断肌肉运动起始时刻需要的所有特征参数都随时间不断变化,所以无法严格实时地通过信号特征参数获得运动的起始时刻^[47]。针对这一特点,需对采样得到的离散数据低通滤波,以便得到对识别动作起始时刻有用的信息,本文为了方法的简易和实时性,采用了简单的移动平均滤波。移动平均滤波法的基本原理是先确定一定的间隔,将间隔内的所有数据点加起来,然后除以该间隔内数据点的个数,取平均值。这种方法能对信号抖动,尤其对脉冲式噪声起到明显的压制作用。其计算公式如下所示:

$$y_s(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+N) + y(i+N-1) + \dots + y(i-N)) \quad (2.2)$$

其中, $y_s(i)$ 是第 i 个数据点的平均值, N 是 $y_s(i)$ 两侧相邻数据点的个数, $2N+1$ 是步长。将整流后的信号进行移动平均滤波所得的信号又称为平均整流值 (Average Rectified Value, AVR),可以用于评价肌电信号的幅值行为。图 2.6.2 为移动平均滤波后的结果。

为了方便说明实验结果,采集肌电信号数据的同时在被测一侧的鞋后跟和脚掌处分别安装了脚底压力开关,与肌电信号同步采集,如图 2.6.3 所示。脚底压力开关的工作原理是:当该开关压力传感器上压力大于某阈值(此阈值较小)时,其输出即为高电平,反之则为低电平,如图 2.6.1 中虚线所示。从而可以根据该信号判断人体行走过程中同一侧下肢运动到同一个位置的时间,即步态周期。本文将脚底压力开关计算结果同所设计算法的识别结果进行对比,说明本文方法的有效性,(但是由于脚底压力开关传感器安装在鞋底会影响其使用寿命,所以一般只用作实验)。以股外侧肌为例说明,如图 2.6.1 所示,脚底压力信号幅值上升沿处即为被测一侧鞋后跟着地时刻,可以看出该时刻与之前的肌电信号幅值开始上升时刻 t_{up} (即肌肉运动起始时刻、信号的波谷时刻) 较为相近,所以本文重点在于提取该时刻,以该时刻为标准对步态周期进行划分,后面几章将会介绍相关算法。

§2-2 人体下肢行走步态概述

步态分析在人体假肢、康复训练等领域是较为重要的技术。主要是通过生物力学的概念、处理方法和已经较为成熟的人体解剖学、生理学等知识,通过现代计算机技术和图形图像分析技术,对被测人体在行走过程中的各个功能状态进行分析和对比的研究方法。

对于人体下肢步态的分析,主要运动特征参数有以下几类^[48]:

1) 步态周期 (gait cycle) 和时相 (phase)

步行中,一侧足跟触地后,到同侧足跟再次触地为一个步态周期。此步态周期在人体行走过程中重复的过程,所以传统意义上的步态周期是以脚跟着地作为步态周期起点的,而实际分析时,并不局限

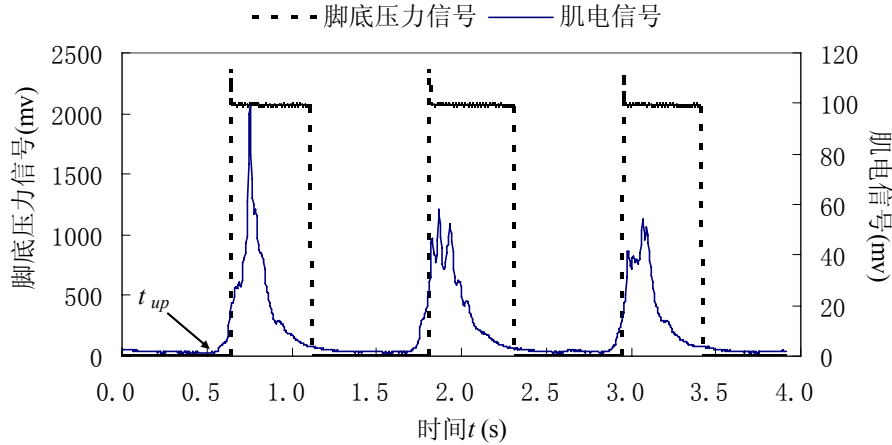


图 2.6.1 肌电信号与脚底压力开关信号对比

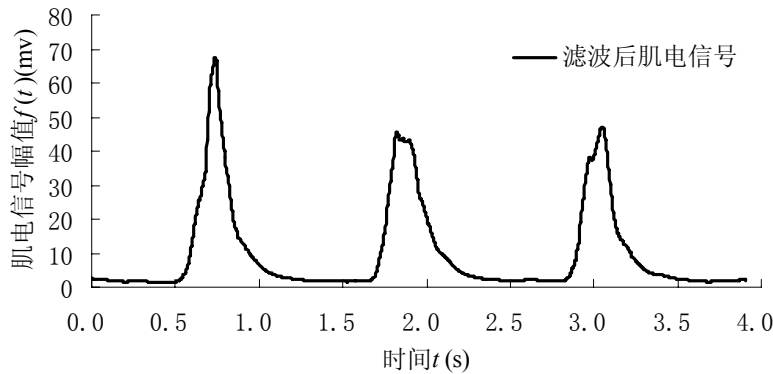


图 2.6.2 经移动平均滤波后肌电信号



图 2.6.3 脚底压力开关的安装

图 2.6 脚底压力信号和肌电信号及其滤波后信号

Fig. 2.6 Plantar pressure signals, EMG signals and the signals after filtering

于此,可以以一个步态周期中任意一个步态(即动作)作为步态周期划分点,在本文中划分步态周期就是以脚跟离地前动作起始时刻作为划分步态周期的划分点的。无论是从哪一个步态进行划分,整个被测下肢步态周期都经过支撑期和摆动期两个时期。

支撑期(stance phase)是指从足跟触地到足趾离地的时期。是以足跟着地这个步态作为起点的,接着是脚跟与脚尖部分都着地,即全足着地期,这时全部体重降移到了固定在地面的足上,即支撑期中期。此后脚跟开始离地,身体向前移动,达到行走目的,最后脚尖离地,即支撑期结束。支撑期的时间大约占整个步行周期的 60%。

摆动期(swing phase)是指支撑期过后,从趾离地到再次踵触地的期间。当支撑期结束后,即足趾离地后,被测下肢的小腿加速向前摆动,从身体后方过度到前方,为下一个支撑期做准备,然后足跟着地并逐渐减小摆动速度直至停止,于是一个支撑期开始,按照传统定义,即是下一个步态周期开始。这一时期所用时间大约占一个步行周期的 40%。

双足支撑期(double support)即在一个步态周期中有两次是双足均处于支撑期的时期。这个时候双腿中其中一个处于支撑期的后蹬期,而另一侧腿处于支撑期中冲击吸收期。这两个双足支撑期占整个步态周期的 10%。在快速行走时双足支撑期缩短,而慢速行走时则较长。

单侧下肢站立时称“单支撑期”,双侧下肢同时站立时称为“双支撑期”(如图 2.7)。

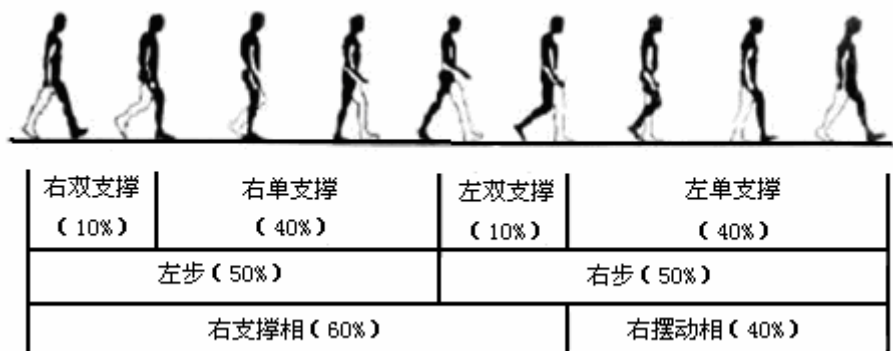


图 2.7 正常步态周期时相图

Fig. 2.7 The diagram of normal gaits

2) 跨步特征参数

步态的跨步特征是足着地的空间特征量, 包括跨步长、步长、步宽和步角, 如图 2.8 所示:

步长 (step length): 指被测足跟触地点到非被测足跟触地点之间的线性距离。严格讲, 步长与下肢长短有直接关系, 下肢越长, 则步长越大。正常人大约为 50-80cm。

跨步长 (stride length): 同一侧足跟相邻两次着地位置的距离差值, 正常情况下跨步长为两倍的步长距离, 约为 100~150cm。

步宽 (step width): 两足行进所在直线之间的宽度。

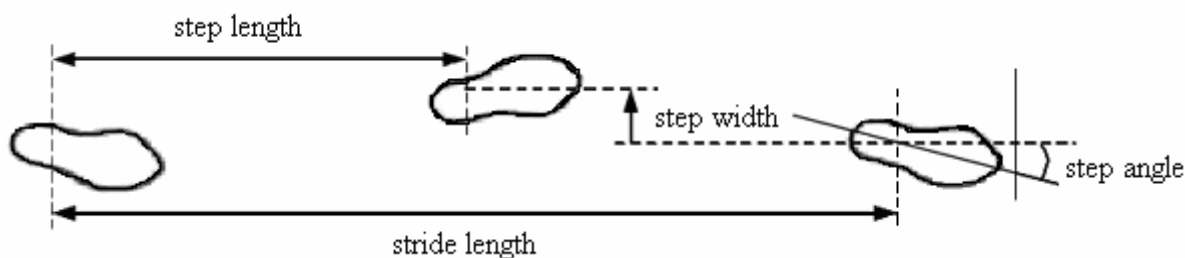


图 2.8 步态的跨步特征参数

Fig. 2.8 Stride parameters of gaits

步角 (step angle): 足后跟中点同第二趾之间连线与改侧足行进所在直线之间的夹角, 一般小于 15° 。

通常描述步态信息的特征主要从支撑期、摆动期各自所占比例进行分析的, 本文中主要通过摆动期前至支撑期的过渡期进行步态周期划分的, 在跨步特征参数方面考虑到了人体在不同速度下的跨步长的不同会对实验结果的影响, 所以必须保证人体行走各个步速下的步长恒定。下面介绍行走速度对正常人下肢肌肉的影响。

§2-3 行走速度对正常人下肢肌肉影响

单位时间内行走的距离称为步速, 以 m/s 表示。正常人平均自然步速约为 1.2m/s 。为了分析行走速度对正常人大腿各肌肉 EMG 的影响, 采集健康人在不同步速 (0.75 m/s , 1.00 m/s , 1.25 m/s , 1.50 m/s 和 1.75 m/s) 行走过程中大腿主要肌肉 (股直肌: RF, 股二头肌: BF, 股内侧肌: VM, 股外侧肌: VL, 半膜肌: SM, 半腱肌: ST, 臀中肌: GD, 臀大肌: GX, 大收肌: AM) 的表面肌电信号。为了研究速度对各个阶段肌电信号的影响, 对采集的 EMG 进行时间归一化处理, 在单步周期内选取均布的 100 个离散点, 将连续的肌电信号变成一个一维数组, 如图 2.9 所示。

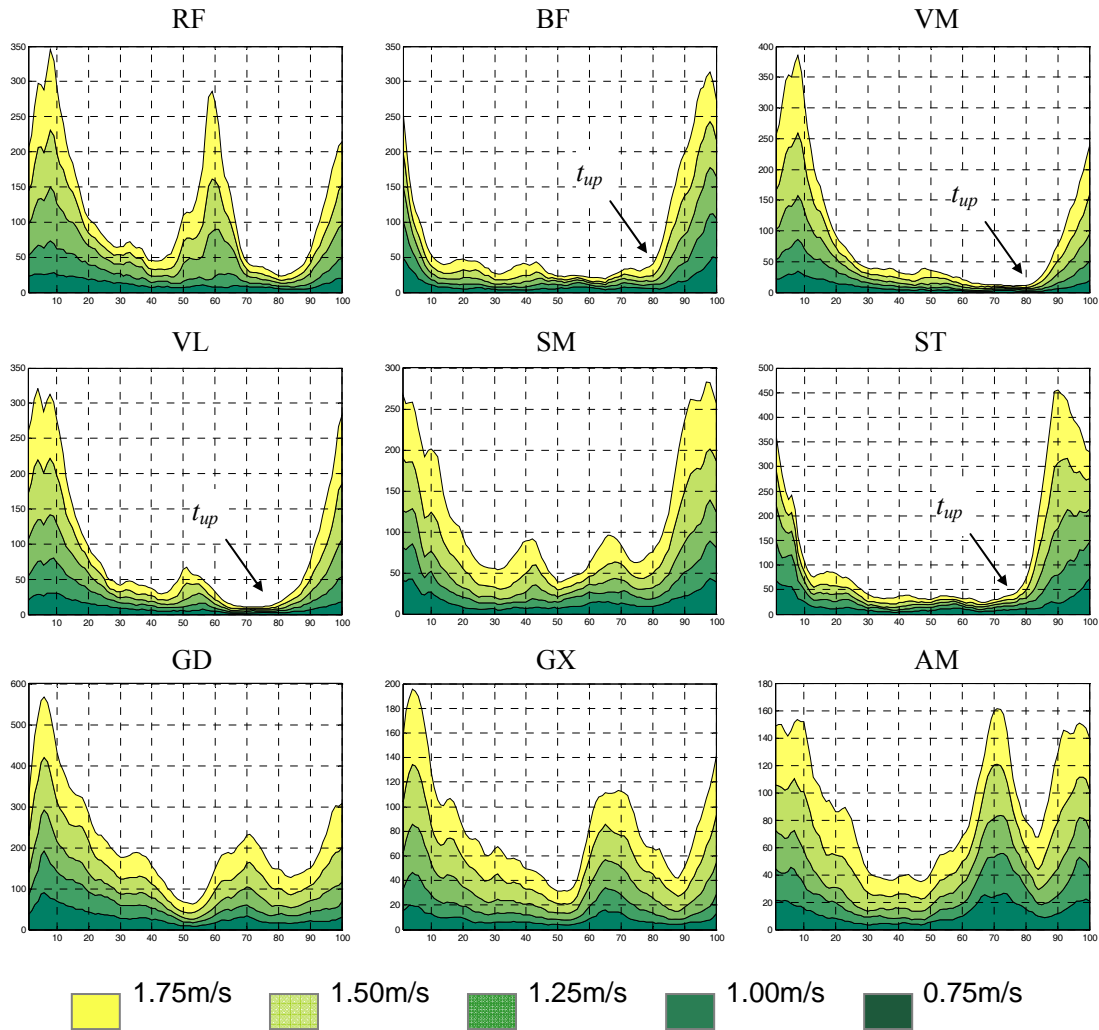


图 2.9 在不同步行速度时（1.75m/s, 1.50m/s, 1.25m/s, 1.00m/s 和 0.75m/s）大腿主要肌肉的肌电信号平均值

Fig. 2.9 Averaged EMG profiles of thigh's main muscle in walking at speeds of 0.75 m/s, 1.00 m/s, 1.25 m/s, 1.50 m/s and 1.75 m/s

随着速度的增加，腿部 EMG 幅值明显增加，但并不是在整个步态周期中肌电信号与速度都存在正比关系，对于不同肌肉的不同阶段，速度的影响也不尽相同。速度主要是对各肌肉主动阶段的 EMG 幅值有影响，例如步速对股内侧肌和股外侧肌主动阶段 EMG 幅值有明显影响。而在肌肉不收缩的阶段，速度变化时 EMG 幅值并没有发生明显的改变。同时，速度增加时，大部分肌肉 EMG 幅值的变化趋势基本不变，但是需要注意的是股直肌，随着速度的增加，在预摆动期和摆动初期 EMG 幅值有大幅度的增加，与慢速时幅值的变化趋势有所不同。

从图中可以看出人体下肢肌肉在行走过程中每个步态周期都具有一定的特征，由于人体行走过程是重复完成一个周期的动作的过程，只是重复性存在差异，但是大致规律是一致的，如图中所示，股外侧肌、股内侧肌、股二头肌和半腱肌等肌肉信号均在一个周期内存在一次较为明显的波动，即波峰与波谷位置的幅值差值较大，这是由于足跟着地前，股二头肌、半腱肌向心性收缩引起膝关节屈曲，然后股四头肌向心性收缩以保持膝关节伸展位，为足跟着地做准备^[49]，所以如图 2.9 所示，信号均在支撑期前存在一个幅值开始大幅度上升的过程，开始上升的起点为图中的 t_{up} 时刻（波谷时刻），所以本文重点识别该时刻，以此点为步态周期划分点，对人体行走步态周期进行划分，且这几块肌肉均可通过表面电极直接采集到的。而识别该时刻的关键在于识别信号的波谷时刻，将信号所有的动作起始时刻（波谷时刻）

识别出来，然后根据相关方法进行识别，得到我们所需要的 t_{up} 时刻。

同时从图 2.9 可以看出，随着速度的增加，股直肌、臀中肌、臀大肌、大收肌四块肌肉在摆动期和预摆动期的信号幅值也相应增加，且活动也显得更加明显，因此通过此四块肌肉可以将支撑期到摆动期的过度期划分出来，只是这个划分点较为模糊，所以划分结果不是非常精确，存在较大误差。

§2-4 小结

本章详细讲述肌电信号的产生机理、测量中及其零点漂移现象、预处理方法、人体下肢行走步态分析、行走速度对正常人下肢肌肉的影响，这些参数及测量方法对后面的基于肌电信号识别人体行走步态周期有着非常重要的作用，可以用于对人体步态分析的评价等。

第三章 肌肉动作起始时刻识别算法——PVPI 算法

根据上一章所描述的肌电信号的非平稳特性,同一块肌肉在完成相同动作时存在一定的相似性,但这种相似性仅能够通过人眼看出,对于微处理器,若想将该相似性识别出来是非常困难的事情,因为实际人体在行走过程中会存在微小的干扰动作,并不是每一个步态周期的动作都完全一致的,这些干扰动作可视为低频干扰信息,高频干扰信息可以通过低通滤波算法滤除,而此类低频干扰信息是没有任何规律的,是随机发生的,所以必须通过相关处理方法将其滤除,本章提出的 PVPI 算法就是针对此类干扰信息的滤除。

§3-1 滤波后肌电信号的趋势判断

为了更准确的获得目标特征点时刻,忽略其他干扰特征点,需对信号进行趋势判断,因为趋势上升,则肌电信号幅值必然存在上升过程,趋势下降,则肌电信号幅值必然存在下降过程。一方面通过信号幅值变化精确选取特征点,另一方面通过趋势判断来,对特征点进行限制。如图 3.1 所示,经过移动平均滤波后肌电信号 $f(t)(t=n*T, T$ 为采样周期, n 为采样周期次数) 为实线图(由于信号的采样频率为 250HZ, 虽然为离散信号,但是由于信号频率较大,所以表现为实线), 其计算公式如下所示:

$$f(t) = \frac{1}{n}(y(t) + y(t+T) + \dots + y(t+n \times T - T)) \quad (3.1)$$

式中 $y(t)$ 为未经过移动平均滤波的离散信号。图中虚线为趋势判断曲线,黑色圆点为趋势 $f(n*T)$ 判断时刻,通过对滤波后肌电信号 $f(t)$ 以较大采样周期 T' ($T'=N*T$, N 为整数) 进行采样得到的,其中图 3.1.1 为图 2.6.2 中的第三个周期的信号,图 3.1.2 为图 2.6.2 中第二个周期的信号。

对于特征点一波谷是指肌肉动作起始时刻,信号幅值开始上升的时刻,如图 3.1.1 所示肌电信号的 1 点;波峰是指肌电信号到达最大值的时刻,如图 3.1.1 中 5 点。图 3.1.1 中肌电信号的波峰 6 和波谷 2 均是人体行走过程中发生的异常情况,可看出同图 2.9 的标准信号存在差异,是在信号上升过程中出现的,本文视为干扰特征点(即小波动,会对计算特征值产生影响),一般干扰特征点是以波峰-波谷成对出现的,是由于肌电信号的非平稳特性和人体行走过程中不可预测的意外动作所产生的。趋势判断在某种程度上避免了干扰信息的影响,如图 3.1.1 中虚线所示,当趋势判断为上升后第 $numqs$ 个趋势判断

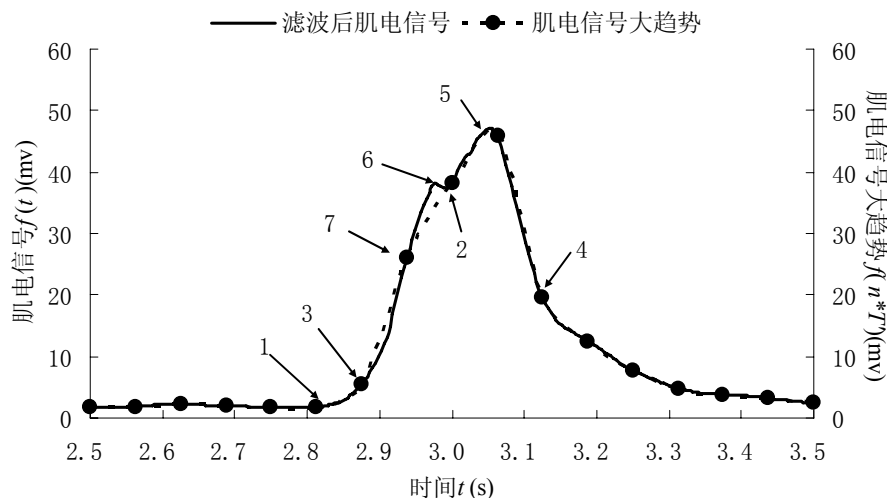


图 3.1.1 肌电信号上升过程的干扰点

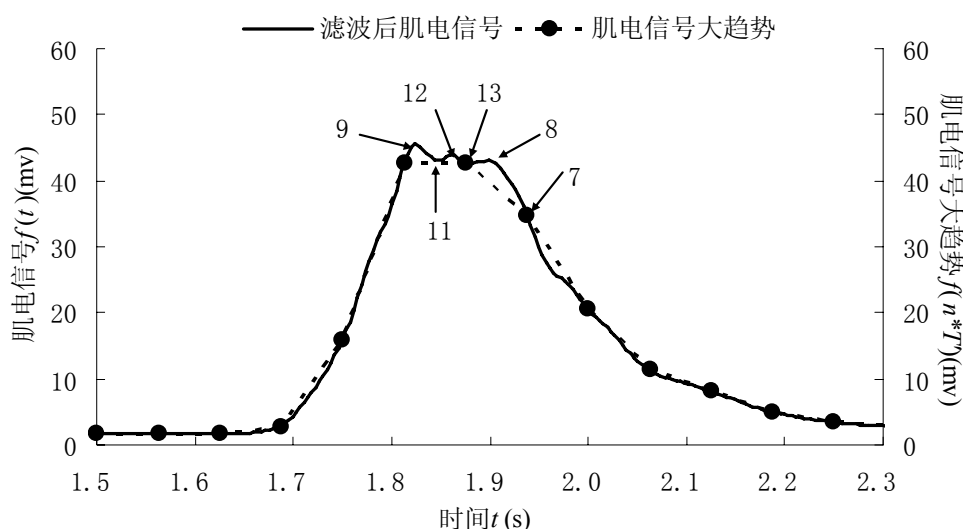


图 3.1.2 肌电信号波峰处的波动

图 3.1 信号干扰点及波动情况

Fig. 3.1 Noise points of signal and fluctuations

周期时，如判断到 3 ($numqs=1$) 或者 7 ($numqs=2$, 当信号幅值较大) 点时，则最近的信号波谷 1 点为所要识别的肌肉动作起始时刻，当判断到 4 点 ($numqs=1$, 趋势开始下降) 时，则最近的波峰 5 点为所要识别的肌肉动作最大时刻。干扰点 6 和 2 处的趋势是上升的，所以被认为是干扰点，忽略不做考虑。

在图 3.1.2 中信号的峰值处了抖动，产生了信号波峰 9、12、8 和波谷 11、13，因为本文主要应用该算法进行动作起始时刻的识别，对波谷时刻的准确性要求较高，而波峰时刻只需其能够离之前的波谷时刻足够远为宜（能够使目标波谷时刻得到较大的特征值，后面将有介绍），所以根据趋势判断的 7 ($numqs=1$) 点可以认为最近的信号波峰 8 点即为我们所要求的步态特征点一波峰。大趋势判断主要是针对以上几种情况进行处理，提高目标步态特征点提取的准确性。

§3-2 峰—谷分段积分算法

3-2-1 峰—谷分段积分算法概述

由图 2.9 所示的四块肌肉动作变化在一个步态周期内存在一定的规律，并且下肢肌肉改变行走步速是通过改变肌肉动作时间与肌电信号（肌电信号幅值体现了肌肉动作的能量大小）幅值来实现的，所以本文运用峰-谷分段积分算法（Peak-valley piecewise integrator, 简称：PVPI）识别肌肉动作起始时刻，其原理如图 3.2.1 所示，其中肌电信号（股外侧肌）为滤波后信号。首先，根据前面描述的方法寻找目标特征点一波峰波谷的时刻位置 (t_1, t_2, t_3)，以邻近波谷为基准、将相邻波谷与波峰（或者波峰与波谷）间的信号幅值进行离散积分运算，作为波谷或波峰的特征值，即图 3.2.1 中波谷 t_1 与波峰 t_2 间信号轮廓线、 t_2 时刻波峰对时间轴的垂直线和波谷基准线 $f(t_1)$ 形成的面积 S_1 ，其作为波谷 t_1 处的特征值，为正值；而波峰 t_2 与波谷 t_3 间信号轮廓线、 t_2 时刻波峰对时间轴的垂直线和波谷基准线 $f(t_3)$ 形成的面积 S_2 ，其作为波峰 t_2 处的特征值，为负值；其余时刻特征值为 0。如此循环下去即得到特征值波形，如图 3.2.3 所示。该算法的计算公式如下所示：

$$S'(t) = \begin{cases} \int_{t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_k)) dt = \sum_{t=t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_k)), & \text{如果 } f(t_{k+1}) > f(t_k) \text{ 且 } t = t_k \\ -\int_{t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_{k+1})) dt = 0 - \sum_{t=t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_{k+1})), & \text{如果 } f(t_{k+1}) < f(t_k) \text{ 且 } t = t_k \\ 0 & \text{如果 } t \neq t_k \end{cases} \quad (3.2)$$

$$S'(t) = \begin{cases} -\int_{t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_{k+1})) dt = 0 - \sum_{t=t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_{k+1})), & \text{如果 } f(t_{k+1}) < f(t_k) \text{ 且 } t = t_k \\ 0 & \text{如果 } t \neq t_k \end{cases} \quad (3.3)$$

$$S'(t) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } t \neq t_k \end{cases} \quad (3.4)$$

其中:

$S'(t)$ ——峰-谷分段积分算法结果,即各个时刻的特征值,以此作为判断波谷与波峰位置的依据;

$f(t)$ ——经过滤波后的肌电信号在各个时刻的幅值;

t_k ——每一个波峰波谷的时刻,以采样周期为单位,波峰波谷是相邻的,即如果 t_1 是波谷,则 t_2 是波峰, t_3 是波谷……。

经过处理后的特征值放大后如图 3.2.2 所示,在肌肉大幅值的动作之前也有小的特征值出现,是从图中可以看出其与步态特征点的特征值不在一个数量级,对结果没有影响,且在信号趋势上升和下降过程中均未出现特征值,说明趋势判断是有效的。图 3.2.3 为信号处理结果与肌电信号的对比,通过合适的阈值可以很容易将肌肉动作起始时刻识别出来。

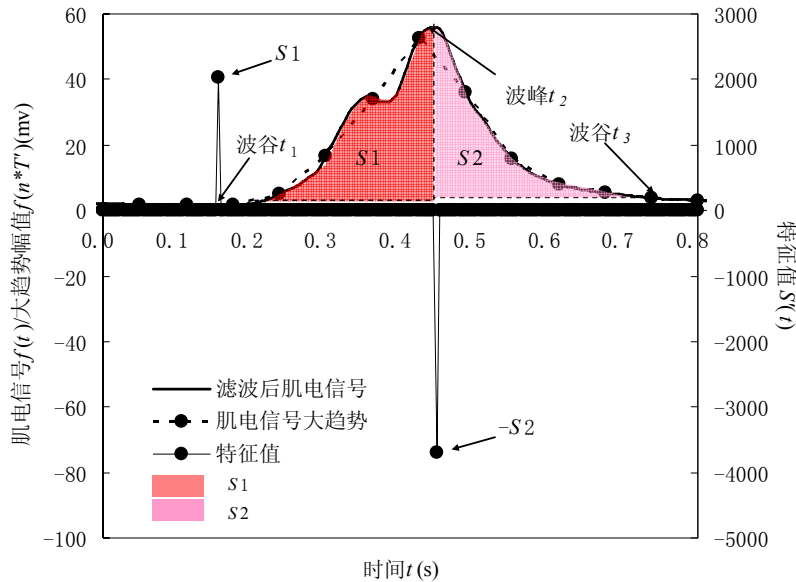


图 3.2.1 算法原理图

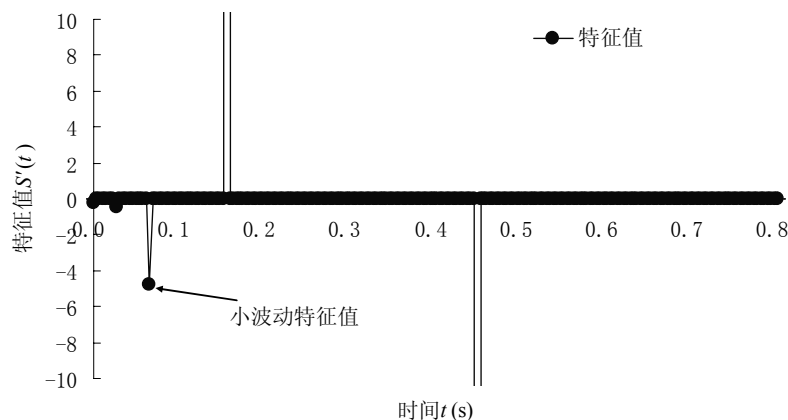


图 3.2.2 图 3.2.1 特征值的细节图

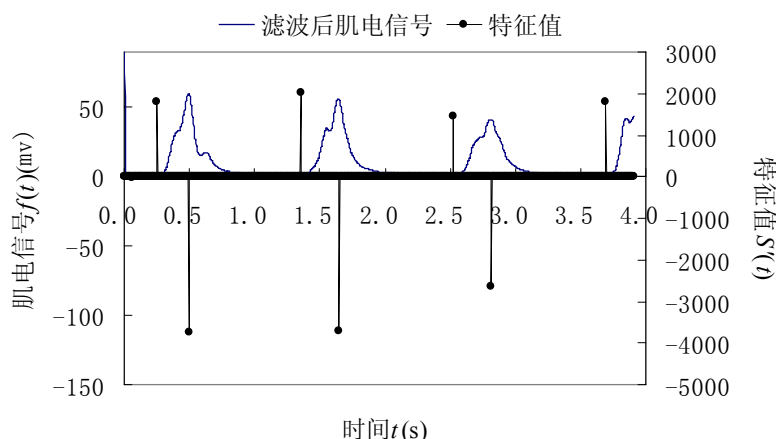


图 3.2.3 信号处理结果(特征值)与肌电信号对比

图 3.2 算法原理及信号特征值示意图

Fig. 3.2 Algorithm theory and signal eigenvalue

3-2-2 PVPI 算法的基本思想

由于肌电信号的非平稳特性,且其直接反映了肌肉的动作情况,所以实际采集到的肌电信号会存在许多微小的波动,包括由于行走过程中步态要求的小波动,这些波动通过移动平均滤波后,也会不可避免的存在许多波峰一波谷对出现,这是由肌电信号的性质决定的,由于信号无论幅值如何变化,其波谷和波峰都是成对出现的,所以在波谷后必然会有波峰,然后会出现波谷,总是这样交替出现的。

正如前面所讲述的,采集肌电信号所用到的肌电信号传感器内部设有放大器、均方根等电路,放大器多数采用多级放大,而在第一级通常采用差分放大电路作为避免零点漂移现象的限制,但是差分电路不可能完全对称,所以经过多级放大后,其输出值很有可能存在零点漂移现象,这对于需要知道肌电信号实际幅值大小的算法来说比较困难,因为该零点漂移的电平值大小随着环境的变化、时间的推移、温度等因素变化,随时改变,所以无法通过设定固定的零点幅值来计算实际肌电信号的幅值,而且肌电信号的幅值均为毫伏级的,而零点漂移为 2V 左右,上下变化比较大,这更使得其对肌电信号实际幅值的计算带来了麻烦,所以本文所设计的 PVPI 算法只需要以每一个波谷为基准的信号幅值,且该基准随着时间不同,随着信号的变化变化,不会存在很大的误差,所以该方法较为有效。

其次,由于肌肉的动作表现在肌电信号幅值的增加和增加过程所持续的时间上,在某特定的被测者身上,其在慢速行走时,由于其肌电信号的幅值较小,但是持续时间较长,而快速时,其肌电信号幅值较大,但持续时间短,根据 PVPI 算法得到的特征值无论在快速还是慢速时差值不大,所以有利于设定动作起始时刻的判定标准,这个标准在后面将会介绍。

综上所述, PVPI 算法,只有肌电信号幅值增加的大,持续的时间长,则其所得到的特征值就越大,且不会因为环境温度变化等原因造成识别结果的不稳定、不可靠和不准确性。

3-2-3 简化算法——峰—谷线性插值分段积分算法

由于每个采样周期后都需要进行一次相减和累加计算,比较麻烦。本文将波峰与波谷间的信号进行线性插值,即峰—谷线性插值分段积分(Peak-valley linear interpolation and piecewise integrator, 简称: PVLI&PI)算法,将其简化为如图 3.3 所示的方法,仅需要计算波峰相对于波谷的幅值和从波谷到波峰(或从波峰到波谷)的时间,将二者相乘即可,其计算公式如下:

$$S(t) = \begin{cases} \frac{1}{2}(f(t_{k+1}) - f(t_k)) \times (t_{k+1} - t_k) / T, & \text{如果 } t = t_k \\ 0, & \text{如果 } t \neq t_k \end{cases} \quad (3.5)$$

$$(3.6)$$

其中 $S(t)$ ——峰-谷分段积分简化算法结果。每个特征点的特征值通过信号上升(下降)的幅值与上升(下降)持续时间相乘得到。由于下肢肌电信号在慢速行走时的幅值较小,肌肉收缩持续时间长,而快速时幅值大,肌肉收缩持续时间短,将二者相乘后可以使特征值平衡,无论是慢速还是快速均可达到阈值,提高了对特征点识别的可靠性。本文划分步态周期采用了该简化方法。

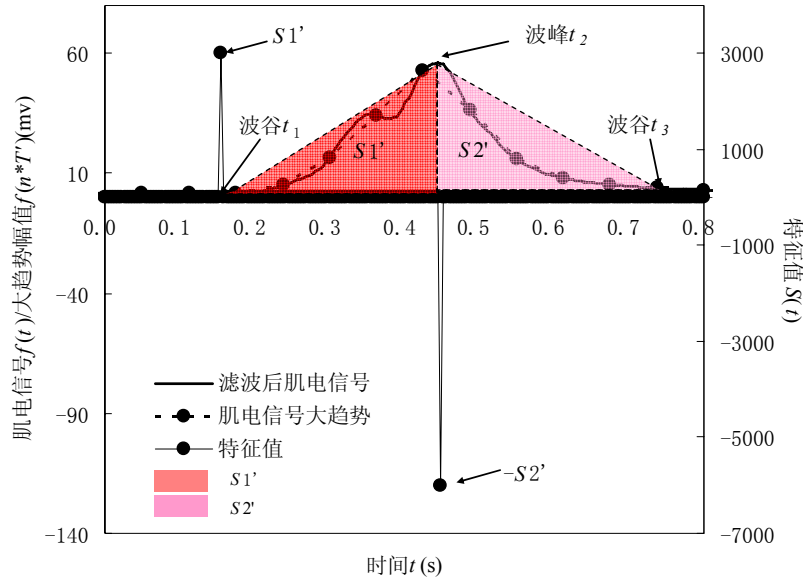


图 3.3 PVPI 算法简化示意图

Fig. 3.3 Diagram of PVPI algorithm after simplifying

§3-3 通过 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻

3-3-1 PVPI (PVLI&PI) 算法识别肌肉动作起始时刻

如图 2.6.1 所示,股外侧肌的 EMG 在由摆动期过渡到支撑期时出现了较为明显的幅值上升过程,其起点 t_{up} 即为肌肉动作起始时刻、信号的波谷时刻,如前面所述,该时刻在整个步态周期内变化最为明显,所以对提取该时刻即可划分步态周期。然而在实际应用当中,肌电信号存在许多波谷时刻,即肌肉动作起始时刻,这些起始时刻包括文中所要提取的 t_{up} 时刻,同时也包括支撑期向摆动期过渡时的肌肉动作,其次,在行走过程中会出现较小的干扰动作等等,都会对提取 t_{up} 时刻造成干扰。

由于 PVPI 算法所计算得到的结果包括两部分,一部分是正相值,用于识别肌肉动作起始时刻,另一部分是负相值,用于识别肌肉动作最大的时刻。所以对于本文的重点在于识别 t_{up} 时刻,仅需要正相值即可,所以本文应用 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻时,将其进行进一步的简化。

由于本文通过肌肉动作起始时刻划分行走步态周期,所以本文将 PVPI 算法中计算负相值的部分忽略不计,则公式 (3.2) - (3.4) 可以简化为如下形式:

$$S'(t) = \begin{cases} \int_{t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_k)) dt = \sum_{t=t_k}^{t_{k+1}} (f(t) - f(t_k)), & \text{如果 } f(t_{k+1}) > f(t_k) \text{ 且 } t = t_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3.7)$$

根据计算公式,可以将图 3.2.1 的原理图简化为如图 3.4 所示的形式,

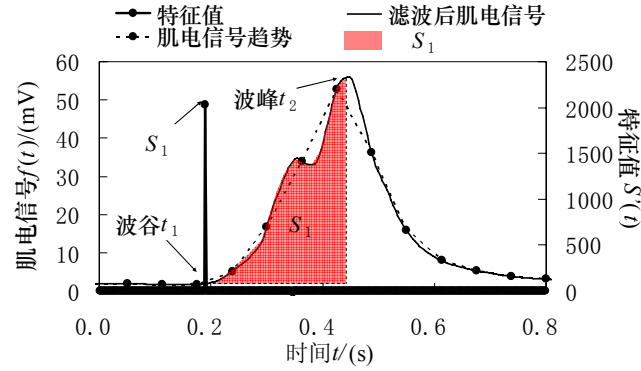


图 3.4 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻简化原理图

Fig. 3.4 Principle diagram of identifying muscle starting action moment after simplified

对股外侧肌肌电信号处理的结果如图 3.5 所示。从图中可以看出肌电信号在每个周期都有一个较为明显的幅值上升过程，该过程出现在支撑期前，由摆动期向支撑期过渡的时刻，所以在该时刻出现了较大的特征值，所以该时刻可以通过选取合适的阈值进行识别提取。

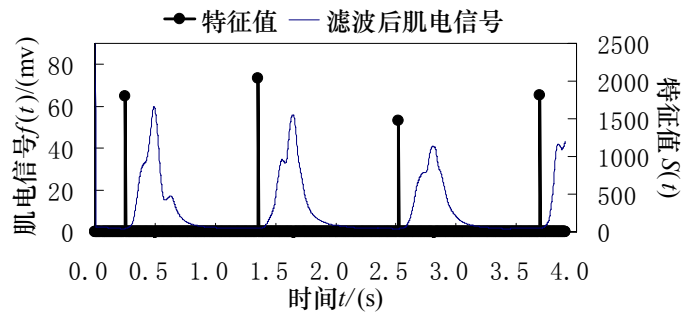


图 3.5 PVPI 算法简化后的信号处理结果对比示意图

Fig. 3.5 The contrast of the results of PVPI algorithm after simplifying and EMG signals

同理, PVPI 的简化算法——PVLI&PI 算法亦可以通过进一步简化来对肌肉动作起始时刻进行识别, 其原理图如图 3.6 所示:

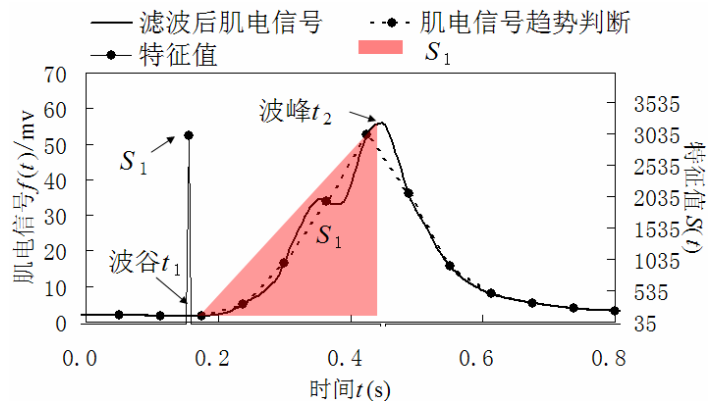


图 3.6 PVLI&PI 算法识别肌肉动作起始时刻简化原理图

Fig. 3.6 Principle diagram of identifying muscle starting action moment after simplified

其计算公式转化为:

$$S(t)=\begin{cases} \frac{1}{2}(f(t_{k+1})-f(t_k))\times(t_{k+1}-t_k)/T, & \text{如果 } f(t_{k+1})>f(t_k) \text{ 且 } t=t_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3.9)$$

(3.10)

该方法简化优点：减少了不必要的判断，在利用大趋势判断波峰和波谷时，仅需要将波谷时刻准确提出，而不需要对波峰时刻做太苛刻的要求，只要波峰时刻能够足够靠后，使得波谷时刻的特征足够大即可；所有肌肉动作起始时刻的特征值均大于 0，这使得肌肉动作起始时刻更容易被提取出来。

3-3-2 PVPI 算法识别肌肉动作起始时刻的优点

从 PVPI 算法的原理图 3.2.1 可以看出该算法仅用到以波谷为基准的信号幅值，所以对于肌电信号放大器的零点漂移现象可以有效回避的同时，对于肌电信号识别人体行走步速也与相当大的益处，从信号处理可以看出，信号的幅值越大，持续时间越长则特征值就越大，所以对于肌肉信号幅值波动较大的个体可以得到更好的识别效果，且其特征值更为明显；并且同一个被测者在不同速度下行走也具有不同的特征，表现为快速时信号的幅值变化较大，但是持续时间较短，而慢速时信号的幅值较小，但是持续时间较长如图 3.7 所示，所以会使得无论慢速还是快速都会达到平衡，使得特征值不会因为快速和慢速而存在本质上的区别，虽然信号在慢速和快速时幅值上存在较大的区别，但是这种规律并不是很清晰能够将快慢定性的识别出来如图 3.7.1、3.7.3、3.7.5 所示，信号在 2.5km/h 的幅值范围大致在 30-40mv 范围内，4.0km/h 的幅值大致在 40-60mv 范围内，5.0km/h 的幅值范围大致在 60-80mv 范围内，如果需要更加细的分档，则无法单纯地通过幅值大小将其区别出来。通过 PVPI 算法识别行走步态周期可以平衡快慢速的区别，如图 3.7.2、3.7.4、3.7.6 所示，信号的特征值峰值范围相差不多，2.5km/h 的特征值幅值范围在 600-1000，4.0km/h 的特征值幅值范围在 700-1000 范围内，5.0km/h 的特征值幅值范围在 80-1400 范围内，无明显差别，所以通过选取合适的阈值，能够将肌肉动作起始时刻 t_{up} 识别出来，并且相邻两个 t_{up} 之间的时间差距值即为步态周期的长短值（在后面几章将有详细的介绍），有利于识别的精确性、准确性和可靠性的提高。

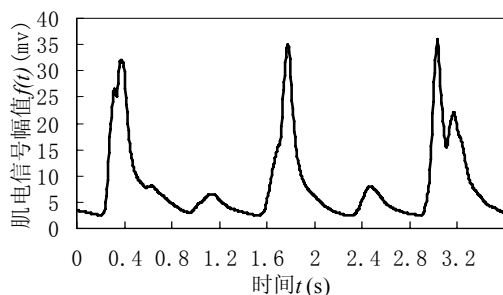


图 3.7.1 2.5km/h 速度下滤波后肌电信号

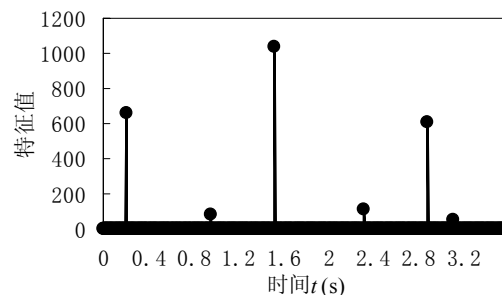


图 3.7.2 2.5km/h 速度下特征值

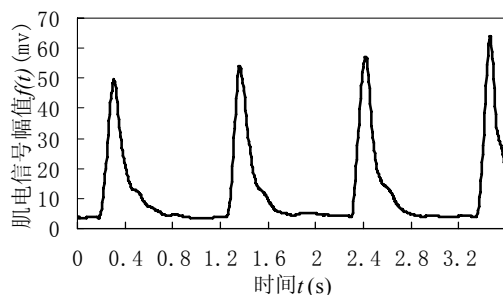


图 3.7.3 4.0km/h 速度下滤波后肌电信号

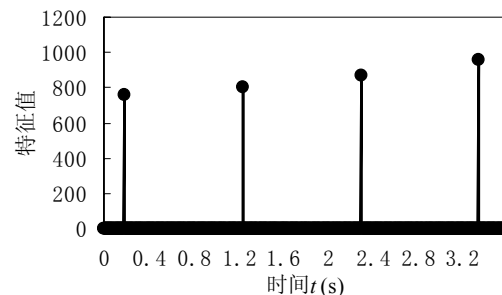


图 3.7.4 4.0km/h 速度下特征值

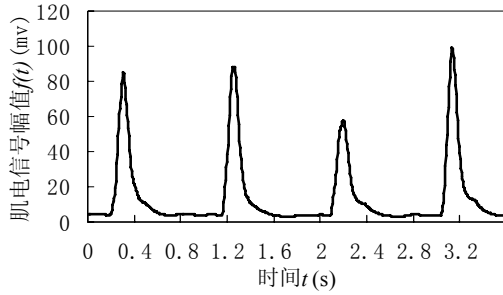


图 3.7.5 5.0km/h 速度下滤波后肌电信号

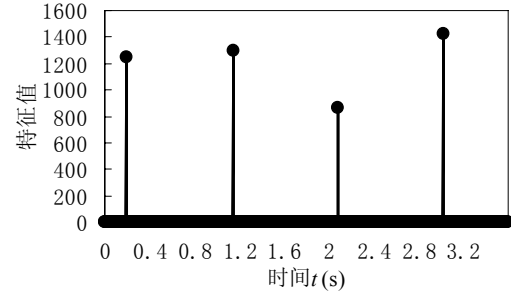


图 3.7.6 5.0km/h 速度下特征值

图 3.7 不同速度下肌电信号及其 PVPI 算法特征值对比

Fig. 3.7 The contrast of EMG signals and PVPI algorithm eigenvalue at different speeds

§3-4 小结

本章针对肌电信号的非平稳性和不可预测性、肌电信号传感器的零点漂移现象和肌电信号在快速和慢速时的特征，提出了峰-谷分段积分算法（PVPI）算法，该算法能够避免肌电信号传感器零点漂移现象所带来的麻烦，同时又能够平衡慢速与快速之间的差距，使得肌肉动作起始时刻的特征值具有普遍性，和可识别性，使其更加简单。由于 PVPI 算法的叠加过程，使得算法较为复杂，通过线性插值方法，即峰谷线性插值分段积分（PVL&PI）算法，能够更加简单的得到动作起始时刻的特征值。

第四章 肌电信号识别人体行走步态周期

§4-1 基于 PVPI 算法的步态周期识别

根据 PVLI&PI 算法原理, 信号峰谷的幅值差越大, 持续时间越长, 特征值就越大。快速行走时, 股四头肌在足跟离地到足趾离地期离心性收缩, 控制膝关节过度屈曲, 股二头肌在摆动期初期向心性收缩引起膝关节屈曲^[49], 如图 4.1 所示信号出现的小幅值波动, 且在第二个周期后出现异常, 但是由于以上情况的峰谷间幅值差小、持续时间短, 所以其特征值比 t_{up} 时刻特征值小很多。本文通过阈值法将特征值较大的时刻 t_{upk} 、 t_{upk+1} 等识别出来, 忽略了其他动作起始时刻, 通过公式 (4.1) 来计算步态周期:

$$T_{cyclek} = t_{upk+1} - t_{upk} \quad (4.1)$$

注: k ——步序, 即步态周期次序;

T_{cyclek} ——第 k 步的步态周期。

通过 PVLI&PI 算法与阈值法相结合的方法提取 t_{up} 并计算步态周期, 提高了方法的可靠性。如图 4.1 中所示, T'_{cyclek} 为根据足跟压力信号得到的步态周期, 令:

$$|e| = |T_{cyclek} - T'_{cyclek}| \quad (4.2)$$

$$P = \text{正确识别个数} / N_{up} \times 100\% \quad (4.3)$$

$|e|$ 为足跟压力识别结果与肌电信号识别结果的差值的绝对值, 用来衡量识别结果的准确性, P 为 t_{up} 的识别率, N_{up} 为实际肌肉动作起始时刻总数目。

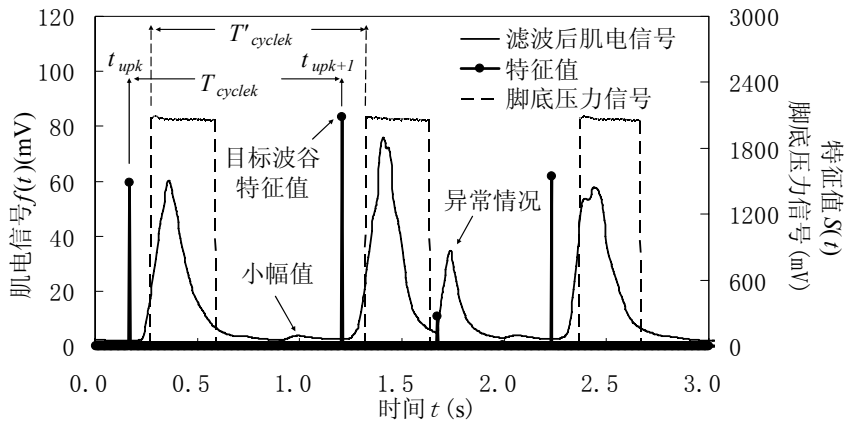


图 4.1 快速及异常情况处理及步态周期的识别示意图 (VL)

Fig. 4.1 Fast and unusual situation(VL) and the identification of gait cycles

§4-2 实验仿真与研究

在应用 PVPI 方法进行仿真实验时, 由于肌电信号的非平稳特性及其易被干扰等原因, 会碰见许多干扰信息, 以至使最终目标波谷时刻提取出现错误。下面介绍这些易出错的情况及其解决办法。

4-2-1 异常情况

如图 4.1 所示, 在目标波峰后出现了异常情况, 即波动相对较大的峰-谷干扰特征点, 且在摆动期前期出现了小的波动, 这是由于快速行走时, 股四头肌在足跟离地到足趾离地期离心性收缩, 控制膝关节过度屈曲, 股二头肌在摆动期初期向心性收缩引起膝关节屈曲^[49]。但是, 其波谷特征值比目标波谷特征值小很多, 合适的阈值可以抑制异常情况对结果的干扰。图 3.1 所示也属异常情况 (即对识别结果有影响的情况), 如前所述, 可以通过趋势判忽略。

通过 PVPI 及其简化方法可以看出: 肌电信号幅值越大、持续时间越长, 其特征值越大。干扰特征点都具有波动幅值小、持续时间短等特点, 所以其特征值一般较小, 选取较大的特征值阈值可以忽略不计。所以特征值阈值的选取很重要, 需通过大量的数据计算统计得到。并且肌电信号采集的位置和每个被测者的体质等因素对肌电信号的幅值和准确性都有一定的影响。由于人行走过程中, 慢速的信号幅值最小, 则慢速的信号幅值越大, 则特征值阈值选取的范围越大, 否则就越小。所以被测者的体质、行走姿势、信号提取的位置 (即电极的位置) 等非常重要。

4-2-2 峰谷时刻及趋势上升下降判断

本文根据肌电信号幅值变化率识别波峰波谷为了提高识别结果的精度, 每个采样周期计算一次, 其计算公式如下:

$$V_k = (f(k \times T) - f(k \times T - T)) / T \quad (4.4)$$

k 为采样周期序数, V_k 为第 k 采样周期的信号变化率。对于趋势变化率, 其计算公式如公式 (4.5), n 为趋势判断序数, 其中 V'_n 为第 n 个趋势判断周期的趋势变化率:

$$V'_n = (f(n \times T') - f(N \times T' - T')) / T' \quad (4.5)$$

根据信号幅值变化率判断信号上升下降, 若设 V_k 阈值为 0, 固定不变, 当前变化为 V_k , 上一个周期的变化为 V_{k-1} , 则判断特征点方法为:

- ① 如果 $V_k \geq 0$, 且 $V_{k-1} < 0$, 则该时刻为波谷;
- ② 如果 $V_k \leq 0$, 且 $V_{k-1} > 0$, 则该时刻为波峰。

这样可以更加精确的得到信号的波峰波谷的时刻。但是实际上信号可能会存在如图 4.2 所示的情况, 导致波峰处信号的幅值比波谷处的值更小的情况, 不仅使得波谷位置识别有误, 还造成特征值为负值的情况。

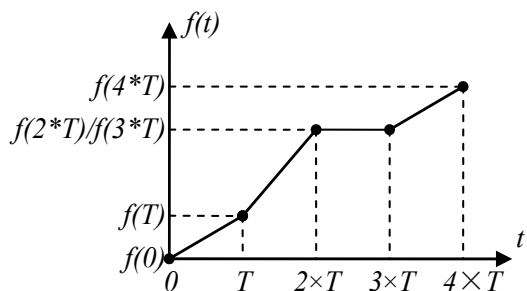


图 4.2.1 趋势上升

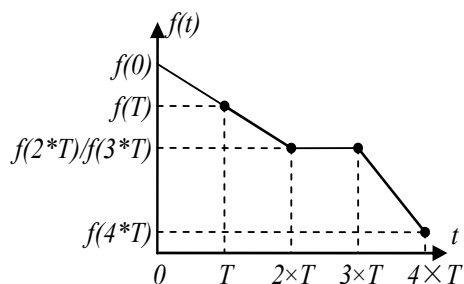


图 4.2.2 趋势下降

图 4.2 趋势上升下降幅值变化率为 0 的情况

Fig. 4.2 The variation of trend amplitude is zero

为了准确获取特征信息, 本文将变化为 0 的情况忽略, 即:

- ① 如果 $V_k = 0$, 则 $V_k = V_{k-1}$;
- ② 如果 $V_k > 0$, 且 $V_{k-1} < 0$, 则该时刻为波谷;
- ③ 如果 $V_k < 0$, 且 $V_{k-1} > 0$, 则该时刻为波峰。

根据改进后的方法,来判断该时刻是否为信号的波峰或波谷,信号幅值是上升或者下降,提高了识别的准确性。对于趋势变化率判断趋势的上升或下降同理。

4-2-3 峰、谷时刻的准确提取

趋势判断在某种程度上提高了步态特征点的准确率,而趋势判断周期 T' 对于结果的可靠性是有影响。当 T' 越大时,小的波动在趋势上越易被忽略,当 T' 越小时,则相反。步态周期的识别对波谷时刻提取的准确性要求较高,若采用固定值 T' ,在目标特征点波峰与波谷时刻的处理是互相矛盾的:在趋势上,信号波谷处的小波动不允许被忽略的,如图 4.3.1 所示,出现了错误目标特征点,导致实际目标特征点未被提取出来;而信号波峰处的小波动是要求被忽略的,如图 4.3.2 所示,在接近波峰处出现了小波动,导致趋势判断无法将干扰特征点忽略掉,将目标特征点 t_{upk} 的实际特征值分成了两个特征值,使得该特征点处的特征值相比下一个目标特征点 t_{upk+1} 的特征值小很多,会使阈值选取范围变小,识别效果不可靠。

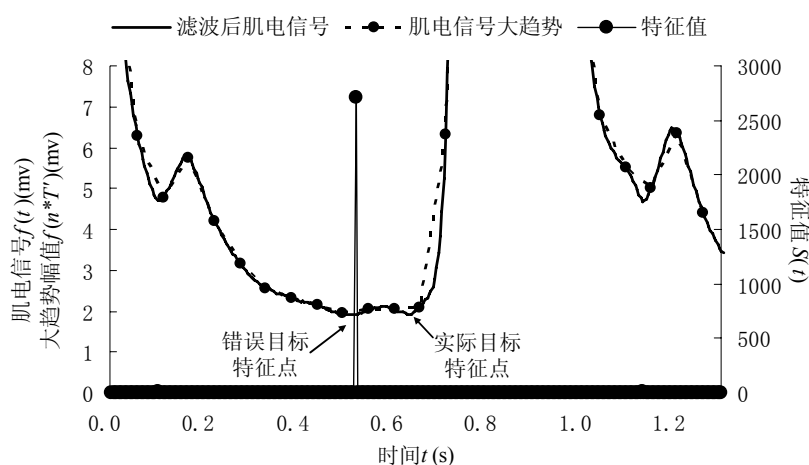


图 4.3.1 波谷处的干扰

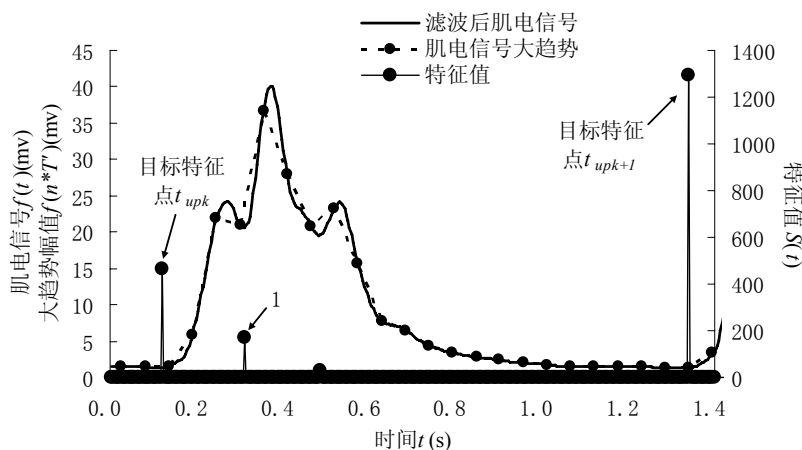


图 4.3.2 波峰处的干扰

图 4.3 波峰与波谷处的干扰

Fig. 4.3 Interference at peak and valley of signal

图 4.3 中采用趋势判断周期 $T'=14 \times T$, 针对波峰波谷处理的矛盾, 本文采用两个趋势判断周期, 在判断出波谷后, 将周期变大为 $T'=T'_2=20 \times T$, 便于判断波峰的位置, 在判断出波峰后, 将周期变小为

$T'=T'_1=10\times T$, 便于判断波谷的位置。改进后的处理结果如图 4.4 所示, 其中 $f(n\times T^*)$ 为改进后的趋势, 由于判断周期 T' 不固定, 所以用 T^* 表示, 从图中可以看出趋势判断周期改进后结果的准确性。图 3.1.1 中所示的干扰情况亦可通过该方法忽略掉, 不仅不会对步态特征点的准确提取产生影响, 反而提高了算法的可靠性。

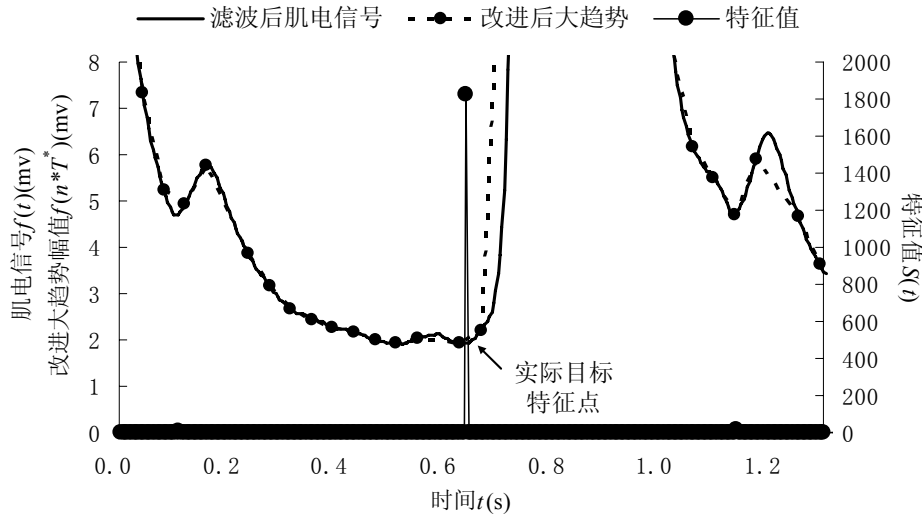


图 4.4.1 波谷处干扰的抑制

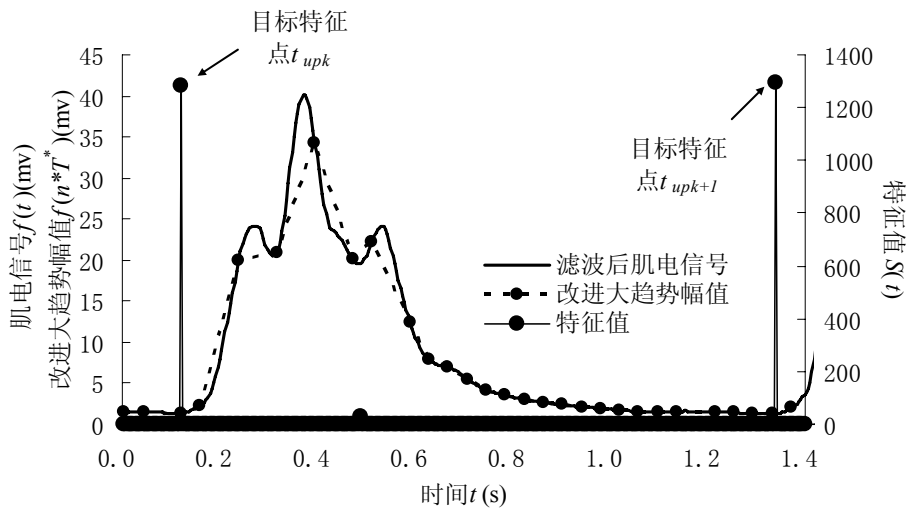


图 4.4.2 波峰处干扰的抑制

图 4.4 波峰与波谷处干扰的抑制

Fig. 4.4 The suppression of interference at peak and valley of signal

4.2-4 趋势变化的阈值选择

若趋势变化率的阈值选择为 0, 则会出现如图 4.5.1 所示的情况, 趋势判断周期已改进, 但由于趋势判断结果始终为上升的, 所以将目标波谷位置忽略掉了。导致没有正确判断出步态周期划分点。因此趋势变化应该取一个阈值范围 ($k_1\sim k_2$), 其方法如下:

- ① 如果 $k_1 \leq V'_n \leq k_2$, 则 $V'_n = V'_{n-1}$;
- ② 如果 $V'_n > 0$, 且 $V'_{n-1} < 0$, 则趋势开始上升;
- ③ 如果 $V'_n > 0$, 且 $V'_{n-1} < 0$, 则趋势开始下降。

经过多次试验分析, $k_1=0$, $k_2>0$, 所得结果最佳, 既可以将波谷时刻准确提取, 又可以将肌肉未大幅

动作的小波动忽略掉,如图 4.5.2 所示为改进后的结果。使得识别结果的准确性得到了进一步的提高。

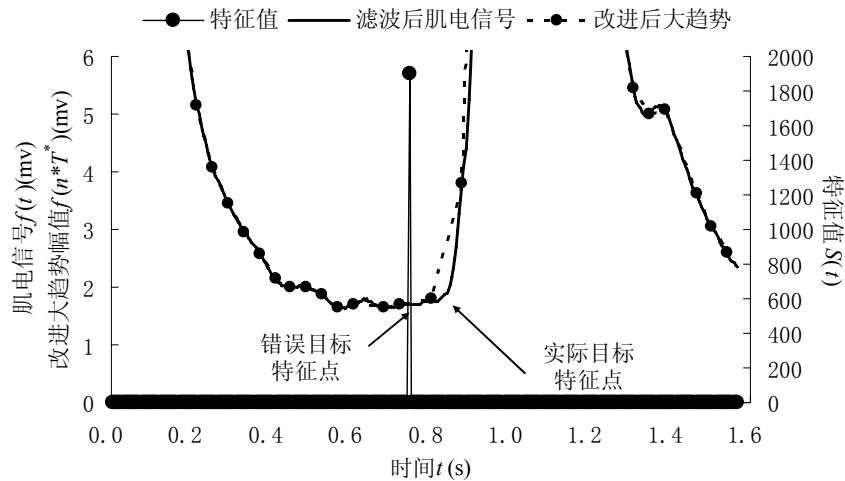


图 4.5.1 趋势变化阈值为 0 的结果

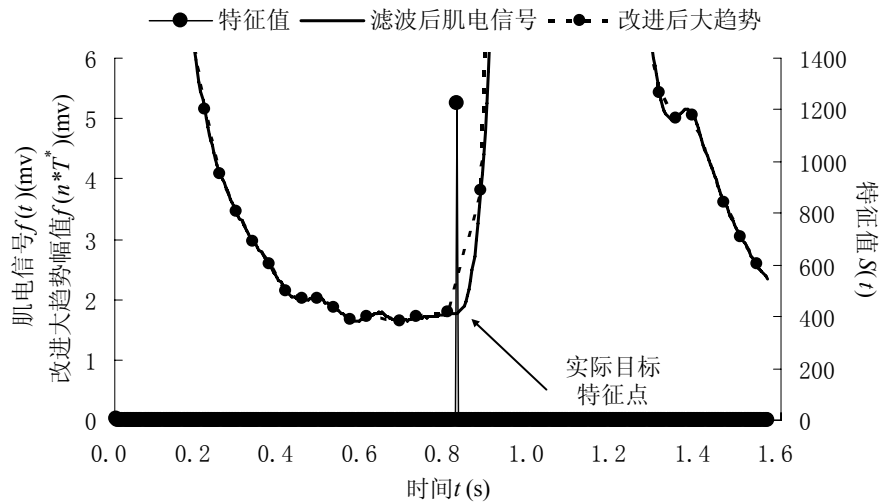


图 4.5.2 趋势变化阈值取一个范围的结果

图 4.5 趋势变化阈值的改进

Fig. 4.5 Improvement of the threshold value of trend change

4-2-5 仿真实验流程图

根据前面所述情况,本文进行了仿真实验,图 4.6 为仿真实验流程图。图中趋势判断波谷时,判断出趋势上升后第 numqs 个周期进行信号波谷信息的记录,且在结果识别后判断步态周期是否在正常行走的步态周期范围内。图中虚线不属于流程图内容,表示的是趋势变化率判断波谷与波峰所记录的信号波峰、波谷信息均来自信号幅值变化率中记录的信息,所记录信息包括该波谷或波峰时刻的幅值、时间计数值、信号积分寄存单元的值等信息,并且该记录单元的内容是随着信号波峰或者波谷的出现随时更新的,目的是在趋势判断出波峰或波谷时,能够得到最近的波峰或波谷的信息(即目标特征点)。如图 4.6 中所示,采用信号幅值变化率对特征点进行细提取,通过趋势变化率进行粗提取,前后配合,使得结果更加准确、可靠。

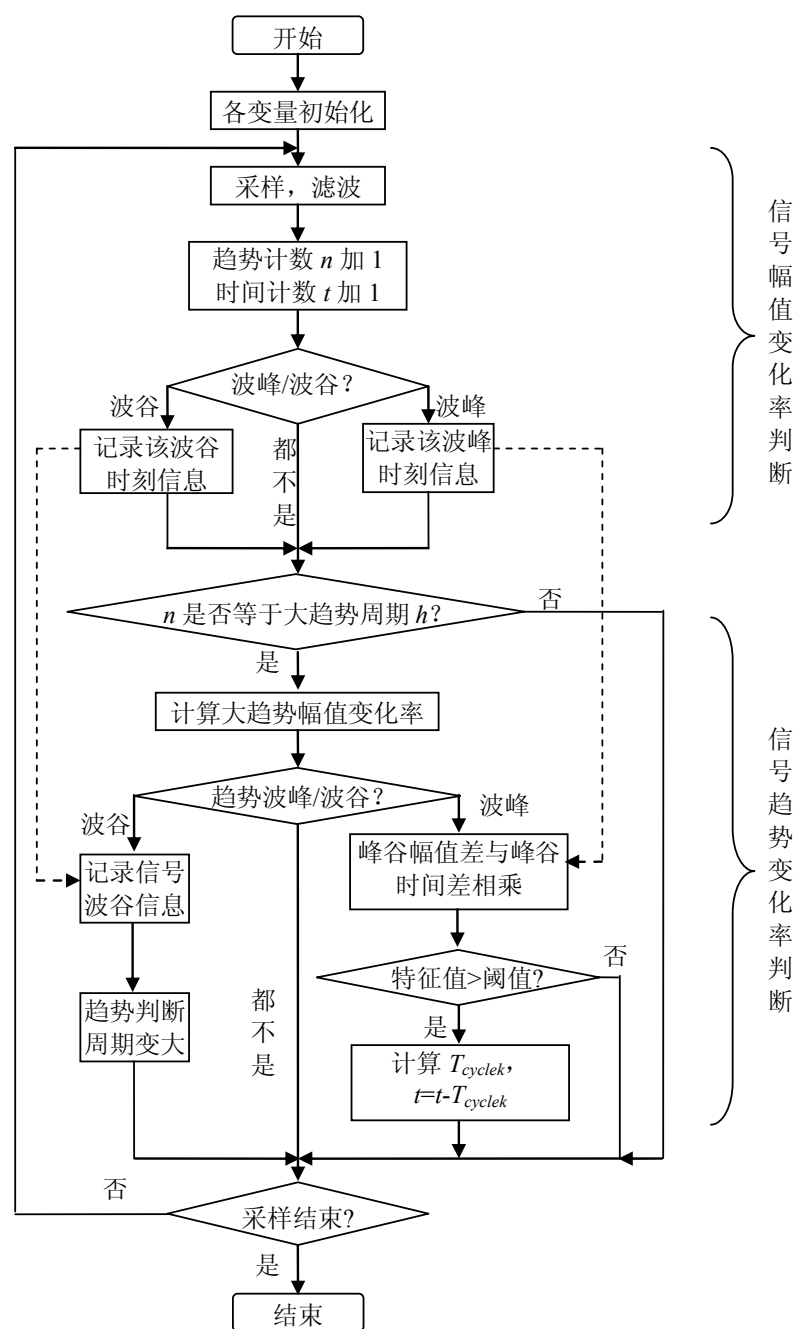


图 4.6 仿真流程图

Fig. 4.6 Flow chart of simulation

§4-3 步态周期识别结果分析

实验数据采集时, 通过被测者于跑步机上以恒定跨步长、恒速行走 (与被测者的步速相同), 由于步态周期=跨步长/步速, 即在跨步长恒定时, 所要求出的步态周期与步速是成反比的, 在步速等间距变化的情况下, 步态周期在慢速时比快速时变化明显。令 6 位被测者于跑步机上以 7 个速度分别进行恒跨步长、恒速行走 (快速行走时快步长自然变大, 所以在不同步速行走时跨步长可以变化)。再以快、中、慢三个速度在平地加速和减速行走, 并采集数据进行分析。从 6 位被测者的下肢共选择了 8 块肌肉, 肌肉选择及其各自行走步速如表 4.1 所示。

表 4.1 被测者肌肉选择及其步速

Table 4.1 The selection of muscle from tested body and pace

| 被测者序号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|------------|-----|-----|----------|-----|-----|----------|
| 性别 | 男 | 男 | 男 | 女 | 女 | 女 |
| 肌肉 | VM | BF | VL BF | BF | VL | VL VM |
| 速度 1(km/h) | 2.5 | 2.5 | 2.5 | 2.0 | 2.0 | 2.0 |
| 速度 2(km/h) | 3.0 | 3.0 | 3.0 | 2.5 | 2.5 | 2.5 |
| 速度 3(km/h) | 3.5 | 3.5 | 3.5 | 3.0 | 3.0 | 3.0 |
| 速度 4(km/h) | 4.0 | 4.0 | 4.0 | 3.5 | 3.5 | 3.5 |
| 速度 5(km/h) | 4.5 | 4.5 | 4.5 | 4.0 | 4.0 | 4.0 |
| 速度 6(km/h) | 5.0 | 5.0 | 5.0 | 4.5 | 4.5 | 4.5 |
| 速度 7(km/h) | 5.5 | 5.5 | 5.5 | 5.0 | 5.0 | 5.0 |

4-3-1 理想信号的分析

由于人行走过程中不可能每个步态周期都完全一样,为了证明该方法的有效性,从被测者 3/VL 采集到的 7 组数据中提出 5 个步态周期,然后对该 5 个步态信号进行循环采样,共循环 15 次,得到理想恒速行走的人体股外侧肌肌电信号,即每个周期信号都一样,通过 PVPI 算法对其动作起始时刻进行识别,并计算得到步态周期,如图 4.7.1 所示,其横坐标为每组理想步态周期的步态序列号 k ,纵坐标为步态周期(单位: s)。对该 5 组信号依次进行采样,模拟步速由慢速到快速再到慢速变化,每走一步变化一个速度,得到理想的变速情况,其结果如图 4.7.2 所示,结果与最初设计所预测的完全一致,与图 4.7.1 中恒速的速度一一对应。

4-3-2 实际信号的分析

6 位被测者按照表 1 中速度要求在跑步机上进行恒速行走,在平地以快、中、慢三个速度变速行走,并采集数据,对其中 8 块下肢肌肉进行分析,不同的被测者可以选用不同的肌肉作为信号源,3 号和 6 号被测者各有两块肌肉可供选择,且效果都很理想,说明该算法应用的广泛性和可用性。如表 4.2 和表 4.3 分析结果所示,在慢速行走时的识别率较低,与脚底压力偏差较大,这是由于慢速行走时信号幅值较小,使得特征不明显,无法准确识别。表 4.4 为各个肌电信号处理参数选择。

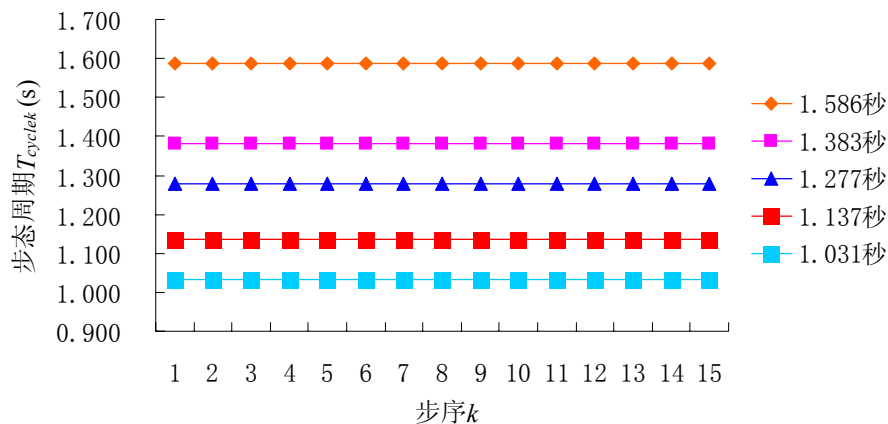


图 4.7.1 恒速

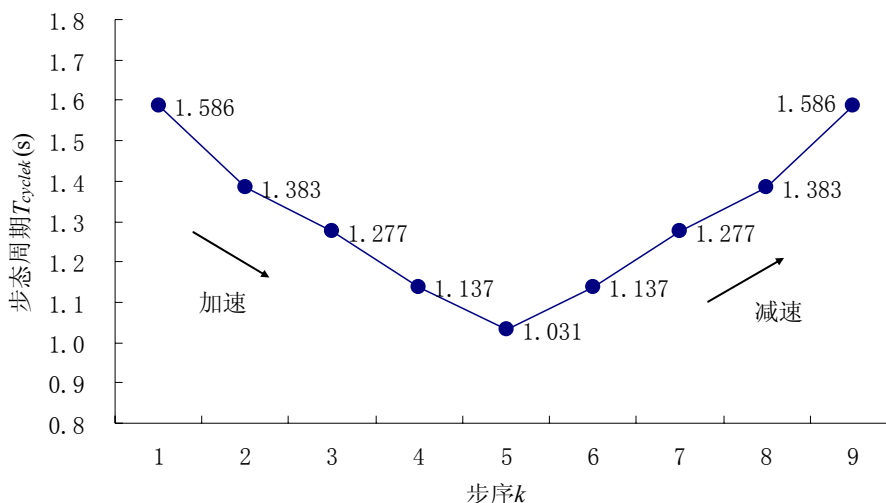


图 4.7.2 变速

图 4.7 理想信号恒速和变速情况下的结果

Fig. 4.7 The results of ideal signal at contant speed and variable speed

表 4.2 被测各肌肉 EMG 在各个速度下的分析结果

Table 4.2 The analysis results of every EMG signal at different speeds

| 被测肌肉 | | 速度 1 | 速度 2 | 速度 3 | 速度 4 | 速度 5 | 速度 6 | 速度 7 | 变速 | 合计 |
|------|------------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 1 | N_{up}^* | 31 | 31 | 31 | 31 | 31 | 31 | 33 | 27 | 215 |
| | P | 100.00 | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 93.55% | 96.77% | 100.00% | 100.00% | 98.78% |
| 2 | N_{up}^* | 30 | 31 | 34 | 36 | 31 | 32 | 31 | 25 | 220 |
| | P | 100.00 | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% |
| 3 | N_{up}^* | 28 | 30 | 29 | 30 | 30 | 31 | 30 | 25 | 205 |
| | P | 96.43% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 99.57% |
| 3 | N_{up}^* | 28 | 30 | 29 | 30 | 30 | 31 | 30 | 25 | 205 |
| | P | 96.43% | 93.33% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 98.71% |
| 4 | N_{up}^* | 31 | 32 | 35 | 42 | 32 | 30 | 35 | 29 | 235 |
| | P | 93.55% | 96.88% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 98.87% |
| 5 | N_{up}^* | 33 | 30 | 32 | 32 | 31 | 32 | 38 | 24 | 219 |
| | P | 87.88% | 93.33% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 97.62% |
| 6 | N_{up}^* | 45 | 30 | 41 | 30 | 37 | 32 | 33 | 27 | 230 |
| | P | 93.33% | 96.67% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 98.55% |
| 6 | N_{up}^* | 45 | 30 | 41 | 30 | 37 | 32 | 33 | 27 | 230 |
| | P | 97.78% | 96.67% | 97.56% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 98.91% |

注: N_{up}^* —实际肌肉动作起始时刻数目; P —识别准确率。

步态周期的识别精度由采样周期决定, 本文信号采样频率为 256Hz, 识别分辨率为:

$$\pm 1/256 = 0.00390625 \approx 0.0039 \text{ 秒}。$$

若要达到更高的分辨率, 需提高采样频率, 但随着采样频率的提高, 计算量加大, 对微处理器的运算速度有一定的要求, 而且若采样频率变大时, 需要将趋势判断周期相应变大, 以便适应信号的细节变化, 同时滤波器也需做相应变化。

表 4.3 被测各肌肉 EMG 识别结果同脚底压力结果差值 (单位: 秒)

Table 4.3 The difference between the result of MEG signal and plantar pressure signal

| 被测 | 速度 1 | 速度 2 | 速度 3 | 速度 4 | 速度 5 | 速度 6 | 速度 7 | 变速 | 合计 |
|-----|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1VM | -0.063-0.070 | -0.035-0.059 | -0.047-0.031 | -0.047-0.066 | -0.043-0.051 | -0.066-0.066 | -0.043-0.039 | -0.035-0.039 | -0.066-0.066 |
| 2BF | -0.094-0.070 | -0.047-0.059 | -0.039-0.039 | -0.035-0.031 | -0.031-0.023 | -0.043-0.047 | -0.023-0.016 | -0.066-0.063 | -0.066-0.063 |
| 3VL | -0.059-0.074 | -0.031-0.023 | -0.063-0.066 | -0.027-0.027 | -0.055-0.039 | -0.027-0.039 | -0.043-0.047 | -0.066-0.094 | -0.066-0.094 |
| 3BF | -0.078-0.070 | -0.055-0.059 | -0.027-0.027 | -0.035-0.043 | -0.039-0.035 | -0.031-0.020 | -0.027-0.027 | -0.082-0.078 | -0.082-0.078 |
| 4BF | -0.082-0.070 | -0.063-0.059 | -0.055-0.051 | -0.043-0.027 | -0.059-0.031 | -0.051-0.066 | -0.023-0.027 | -0.035-0.039 | -0.063-0.066 |
| 5VL | -0.113-0.129 | -0.066-0.078 | -0.066-0.078 | -0.070-0.059 | -0.027-0.020 | -0.047-0.035 | -0.023-0.043 | -0.031-0.035 | -0.070-0.078 |
| 6VL | -0.059-0.090 | -0.051-0.055 | -0.051-0.066 | -0.063-0.055 | -0.047-0.039 | -0.023-0.027 | -0.031-0.035 | -0.039-0.020 | -0.063-0.066 |
| 6VM | -0.090-0.074 | -0.066-0.051 | -0.047-0.078 | -0.066-0.051 | -0.039-0.043 | -0.039-0.035 | -0.027-0.031 | -0.043-0.039 | -0.066-0.051 |

表 4.4 信号处理参数选择

Table 4.4 The selection of signal processing parameter

| | 信号峰值范围 (mv) (速度 1~速度 7) | 特征值阈值范围 | 大趋势变化率 $k_1 \sim k_2$ | numqs |
|------|------------------------------|----------|--------------------------|-------|
| 1/VM | $25 \pm 5 \sim 60 \pm 5$ | 200~500 | 0~0.1 | 1 |
| 2/BF | $120 \pm 10 \sim 130 \pm 10$ | 700~1600 | 0~0.2 | 2 |
| 3/VL | $50 \pm 5 \sim 130 \pm 10$ | 300~1000 | 0~0.2 | 1 |
| 3/BF | $20 \pm 5 \sim 30 \pm 5$ | 100~200 | 0~0.1 | 1 |
| 4/BF | $40 \pm 5 \sim 80 \pm 8$ | 100~300 | 0~0.1 | 1 |
| 5/VL | $35 \pm 5 \sim 50 \pm 5$ | 100~600 | 0~0.1 | 1 |
| 6/VL | $20 \pm 5 \sim 60 \pm 5$ | 100~250 | 0~0.1 | 1 |
| 6/VM | $15 \pm 5 \sim 55 \pm 5$ | 50~150 | 0~0.05 | 1 |

峰值较小的信号较容易出现特征值被分为两个特征值的情况,这是由于较大的趋势阈值范围和 numqs 引起的。当幅值较小的信号取较大的 numqs 和阈值范围时,其趋势变化率较小,会导致波谷判断推迟到接近波峰的位置,识别出抖动的干扰波谷,则将一个特征值分为两个小特征值,类似图 4.3.2 所示情况。因此,对于峰值较大的取较大的 numqs 和阈值范围(如 2/BF),可以提高准确率,而对于峰值较小的选小的 numqs 和阈值范围(如 1/VM),保证可靠性。综上所述,慢速的幅值较小,所以错误率也较高,如表 4.3 中所示;信号幅值越大,动作起始时刻特征越明显,特征值阈值选择范围越大,其识别率越高,准确率越高,与脚底压力的偏差也越小,识别结果越可靠。

快速行走的步态周期变化没有慢速明显,因此,从每个被测的 7 组不同速度的数据中选择五组进行比较,即:速度 1、速度 2、速度 3、速度 5、速度 7,从每个速度中选择 8 个步态周期的识别结果进行对比,如图 4.8 所示,每个速度都可以很好的与其他速度分离,并用其平均步态周期进行分类(图右边所示)。在变速行走时,选择平地以快中慢三个速度进行变化行走,每位被测者以快、中、慢速度减速,以慢、中、快速度加速,从选用的三个肌肉的肌电信号中分别选一组,其分析结果如图 4.9 所示,从图中可以看出肌电信号识别结果比脚底压力识别结果更加接近实验要求和人体活动意图,识别结果更加可靠。

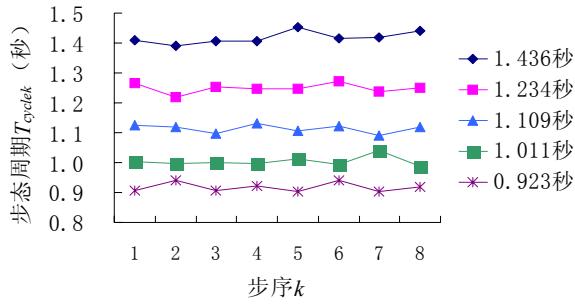


图 4.8.1 1/VM

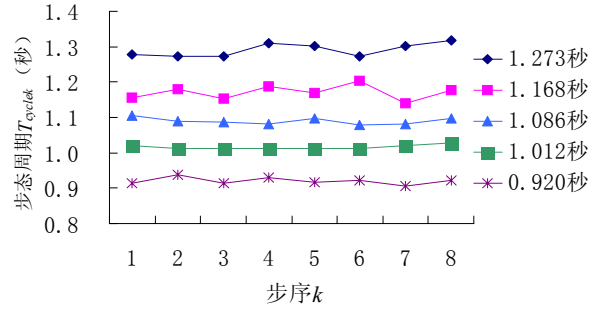


图 4.8.2 2/BF

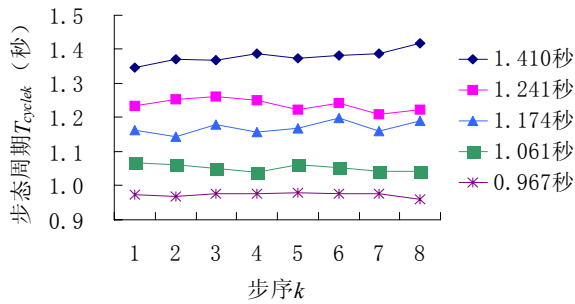


图 4.8.3 3/VL

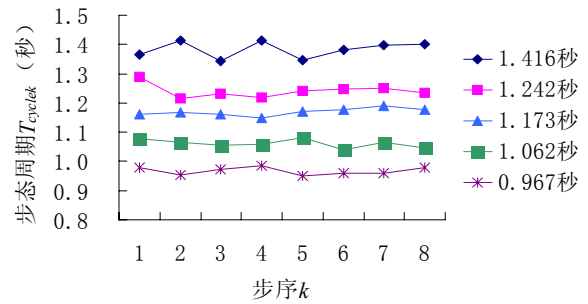


图 4.8.4 3/BF

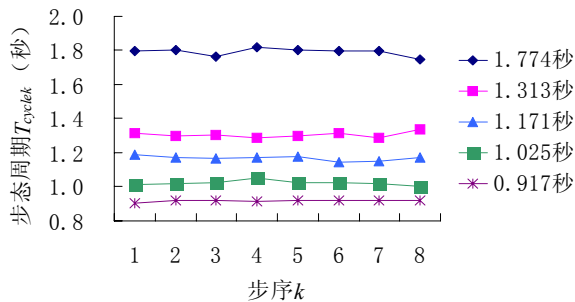


图 4.8.5 4/BF

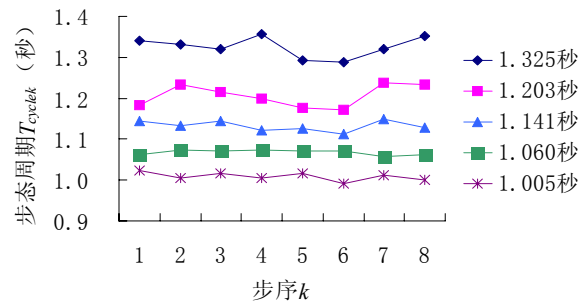


图 4.8.6 5/VL

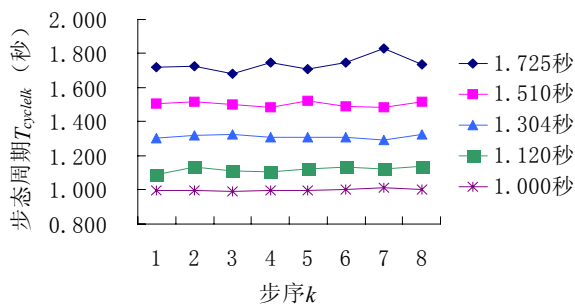


图 4.8.7 6/VL

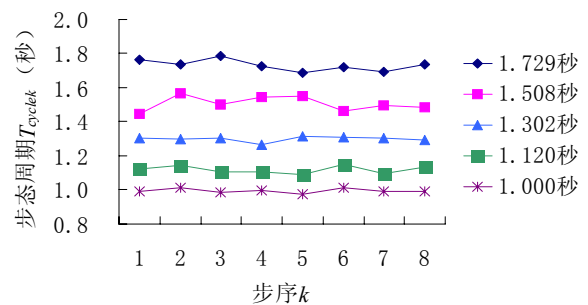


图 4.8.8 6/VM

图 4.8 被测者恒速行走各个速度处理结果对比

Fig. 4.8 The contrast results of every speed to every quizzee

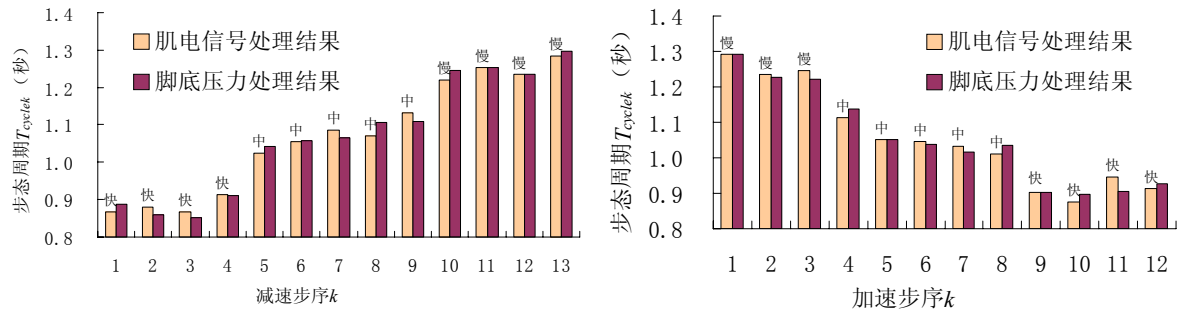


图 4.9.1 被测者 1/VM

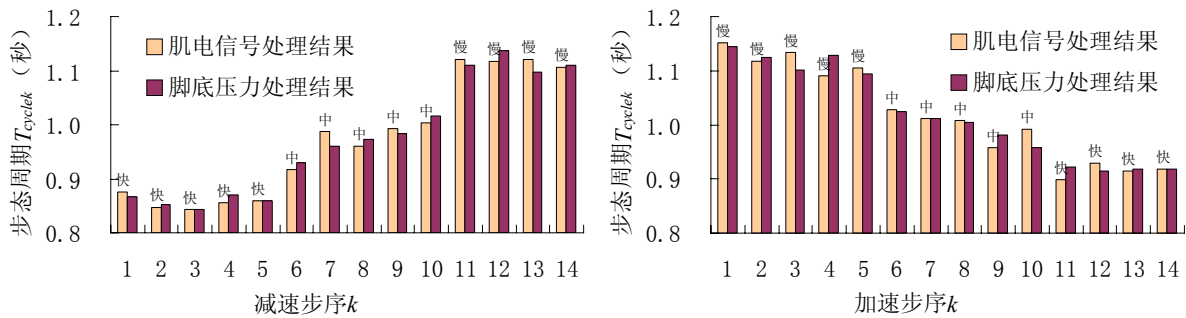


图 4.9.2 被测者 4/BF

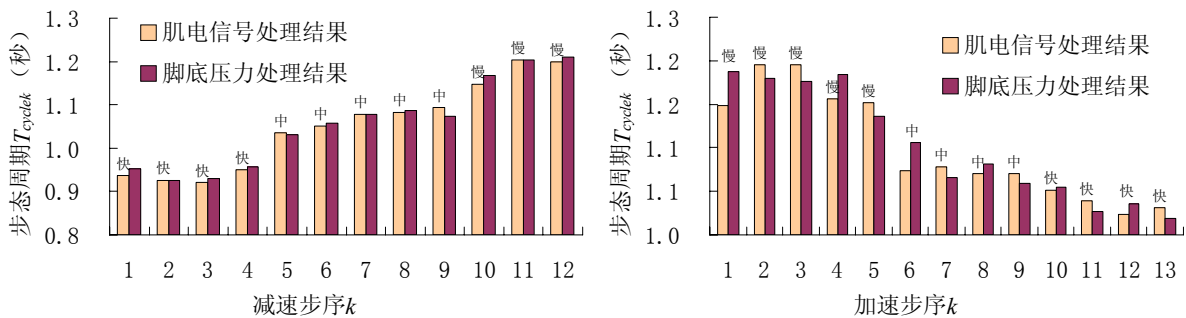


图 4.9.3 被测者 6/VL

图 4.9 变速行走情况识别结果

Fig. 4.9 The identification results at variable speed

图 4.10.1 为 7 组信号（对应 7 块肌肉）在各速度下 e 平均值（0.1s 内）及其范围，图 4.10.2 为 7 组信号识别结果在各个速度下识别率 P 的合计及其范围，表 4.4 为 7 组信号的分析结果，可以看出识别率均大于 98%。从表 4.4 与图 4.10 可看出信号幅值越大，识别率、准确率越高，而由于慢速的信号幅值较小，所以其识别率、准确率较低。

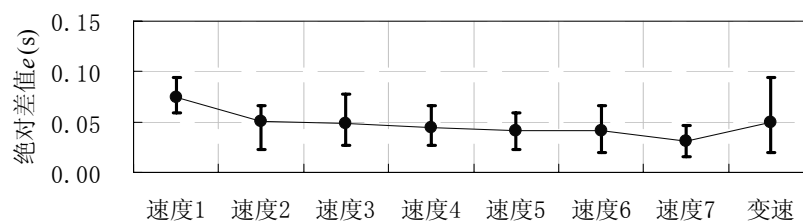


图 4.10.1 各速度下识别结果绝对差值的平均值

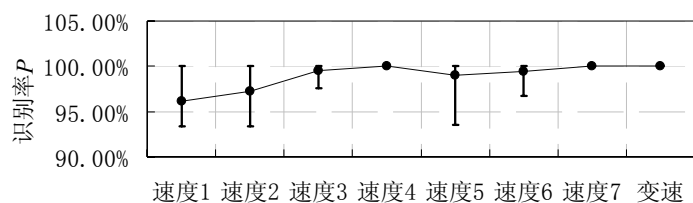


图 4.10.2 各速度下识别率的平均值

图 4.10 7 块肌肉 EMG 各速度的识别结果

Fig. 4.10 The recognition results of 7 EMG signals at each speed

§4-4 小结

本文设计的峰-谷分段积分算法，是针对肌肉动作起始时刻的识别，划分步态周期。所设计方法简便易行，实时效果好，实用性较强，且具有适用范围广、结果准确性、可靠性高等优点，如图4.11所示。肌电信号直接反映了人的活动意识，从实验结果可以看出，肌电信号比人体运动信号更加准确表达了行走步速的信息。算法有效的回避了肌电信号采集放大器的零点漂移问题。但慢速时动作起始时刻的准确率不高，一方面由于慢速的信号幅值小，特征不够明显，另一方面是由于移动平均滤波的低通滤波效果影响的。如果选择更加理想的低通滤波器滤波，将会得到更准确、可靠的识别结果。

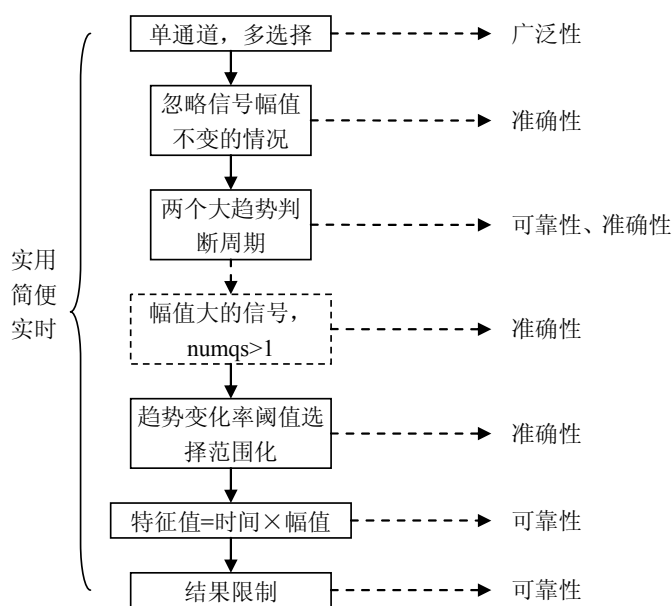


图4.11 PVPI算法及其应用的优点

Fig. 4.11 PVPI algorithms and the advantages of the application

第五章 肌电信号识别及控制下肢假肢步态周期实验系统设计

§5-1 实验系统主界面设计

如图 5.1 所示为根据 PVLI&PI 算法设计的步态周期识别交互界面,是在 Visual C++环境下,采用微软的基础类库 MFC(Microsoft Foundation Class)设计的。整个界面包括四大部分:肌电信号的显示、被测者及其被测肌肉的选择、人体行走步态动画显示、识别结果的显示。

5-1-1 肌电信号的显示

如图 5.1 中上半部分为肌电信号的显示模块,每秒钟显示 250 个采样点,可视采样频率为 250HZ,整个模块能够显示四秒钟内信号幅值的变化,即一共 1000 个数值,根据每个点的幅值采用 MFC 的 CGdiObject 类的 CPen 类进行绘制,以像素为单位,自定义横坐标和纵坐标的比例,以左上角点为原点,自行定义信号显示的坐标,进行坐标转换,将每个信号幅值显示在模块中。该模块横坐标(时:分:秒)可以根据信号显示的时间进行变换,而且肌电信号的幅值,即纵坐标(单位:毫伏),也可以根据当前显示的所有信号幅值范围进行调整。



图 5.1 步态周期识别实验系统界面

Fig. 5.1 Experimental System interface of the gait cycle identification

5-1-2 个人信息输入模块

由于不同人所选用的肌肉可能不一样,且即使选用同一块肌肉,由于个体差异,一会存在不同,例如幅值、干扰等因素,所以在采用 PVPI 算法或者 PVLI&PI 算法时,其参数的选择也就不尽相同,为了避免每次打开界面时重新输入每个被测者的信息及其各个肌电信号的选择情况等信息,本文通过设计如图 5.2 所示界面来记录不同被测者的不同肌肉的信息参数,及被测者相关信息。

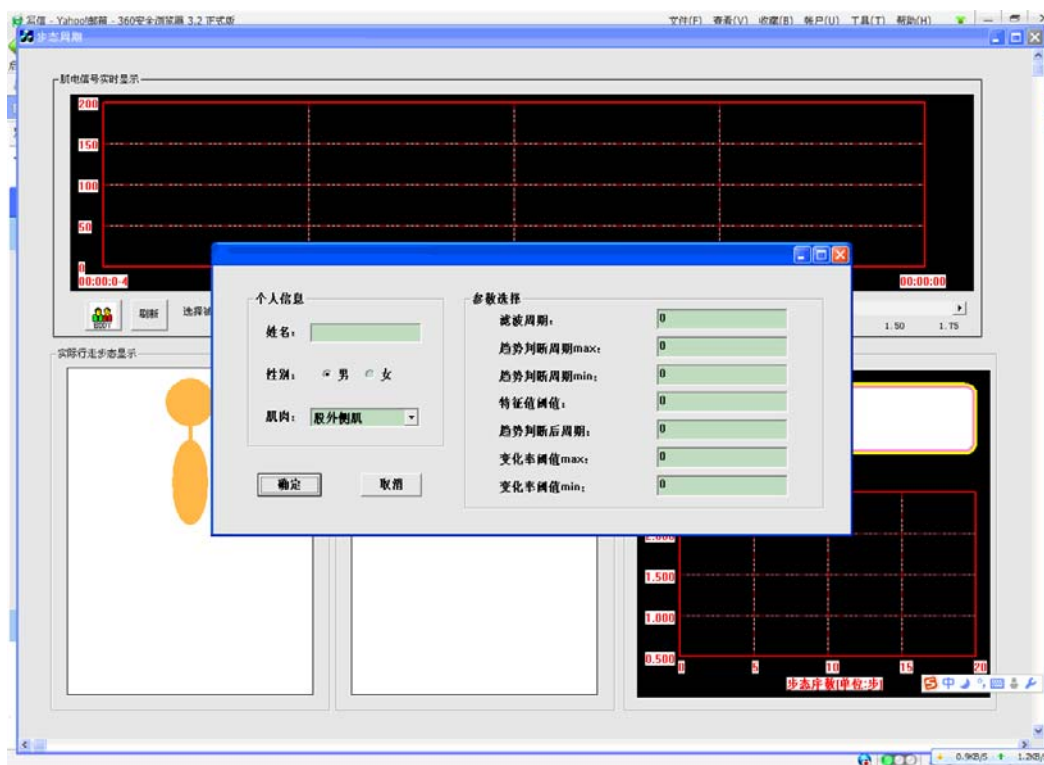


图 5.2 实验系统用户信息输入界面

Fig. 5.2 The user information input interface of experimental system

被测者信息首先通过各个编辑控件输入至后台操作程序中, 然后通过 I/O 流库对信息进行操作, 存储至文本文件中, 使之——对应, 在每一次打开如图 5.1 的界面时, 重新将信息输入至后台程序的结构体数组中, 然后从结构体数组中将数据——显示在图 5.1 的用户界面中以供选择。其处理流程图如图 5.3 所示。在用户界面中可以对用户及其所选择的肌肉进行选择, 以及其实验中所选择的速度大小, 并且根据信号在显示过程中的进度进行暂停、开始和复位操作, 方便分析信号处理过程。最后设置了标准的理想信号的选择, 可以根据该模块验证 PVPI 算法的准确性, 该模块通过 Horizontal Scroll Bar 控件进行等级划分, 既可以进行恒速的实验评估, 也可以进行变速的实验评估。从图 5.3 可以看出当界面已经打开后, 添加新的被测者信息时, 需要点击用户添加按钮打开如图 5.2 所示的对话框进行填加, 然后将输入的信息存储到结构体数组及文本文件中。当新添加的信息全部填写完毕后, 点击“确定”按钮, 自动将信息存储到结构体变量及文本文件中, 然后继续填加新的被测者信息, 如果不需要填加, 则点击“取消”按钮退出该信息输入对话框。

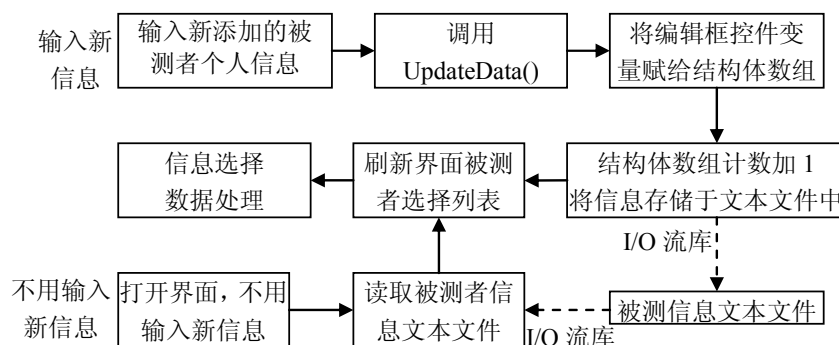


图 5.3 数据选择流程示意图

Fig. 5.3 Flowchart of selecting data

5-1-3 人体行走步态动画显示

该模块设有两个动画显示,如图 5.1 左下角部分,左边的动画根据脚底压力进行行走,模拟实际人体行走步态,右边的动画是根据肌电信号识别的步态周期结果,以理想步态行走的动画显示。识别方法即为前面所叙述的方法。

该步态动画显示根据人体行走过程中髋关节、膝关节和踝关节的角度进行编写程序的,如图 5.4.1 中角度 α 为髋关节角度,为髋关节所在的垂直线与大腿之间的夹角,为正值;角度 β 为膝关节角度,为大腿所在直线在膝关节处的延长线与小腿之间的夹角,为正值;角度 γ 为踝关节角度,为小腿在踝关节处的垂直线与足部的夹角,为正值。如图 5.4.2 所示,根据对图 5.4.1 中的定义可知,髋关节角度为图中的 $-\alpha$ 值,此值为正值,为了方便分析步态,所以通常将此时的关节角度定义为负值,即此时 α 定义为该时刻的髋关节角度值;膝关节角度 β 为正,与图 5.4.1 情况相同;而踝关节角度为图中 $-\gamma$,此值为正值,为了方便分析,同髋关节角度一样,将此时的关节角度定义为负值,即此时 γ 值定义为该时刻的踝关节角度值。图 5.4.1 一般出现在支撑期前期,而图 5.4.2 则在出现在摆动期,在整个步态周期 70%之前一瞬间。

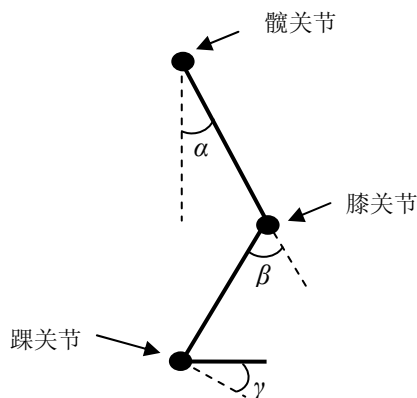


图 5.4.1 各个关节角度为正值

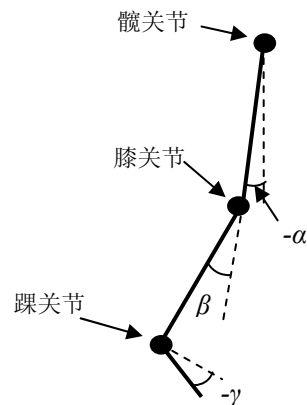


图 5.4.2 髋关节与踝关节角度为负值

图 5.4 各个关节角度的定义示意图

Fig. 5.4 Definition diagram of each joint angle

根据以上分析,通过 α 、 β 、 γ 分别表示髋关节角度、膝关节角度、踝关节角度,如图 5.5 所示。两侧下肢的步态相差二分一个周期,所以其关节角度的图形也在时间上相差半个周期,如图 5.5 中所示,其中右腿为图 5.5 中与身体部分相同颜色一侧的下肢,左腿为不同颜色的一侧的下肢,其关节角度主要根据图 5.5 中 6 个曲线进行模拟调整,在 MFC 界面中主要通过画笔将各个步态时刻各个关节位置找出来,然后用画笔连接即可。

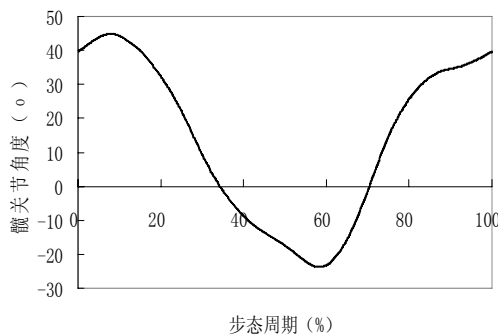


图 5.5.1 右腿髋关节角度 α

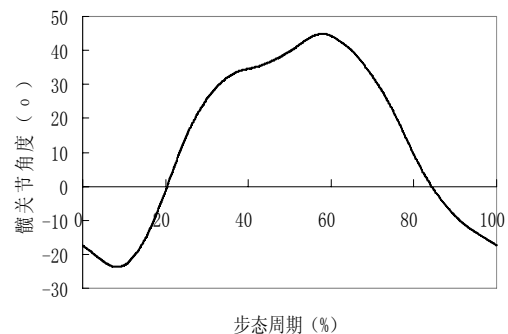


图 5.5.2 左腿髋关节角度 α

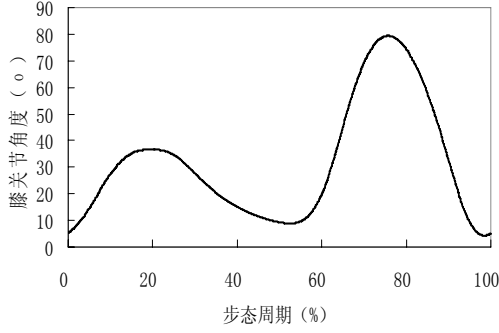
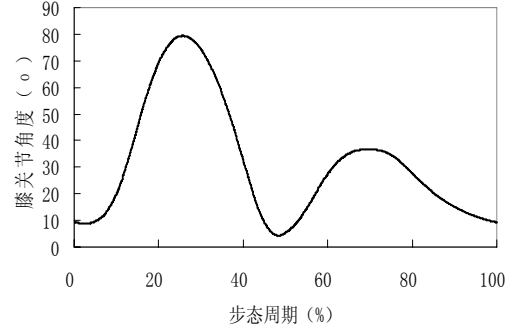
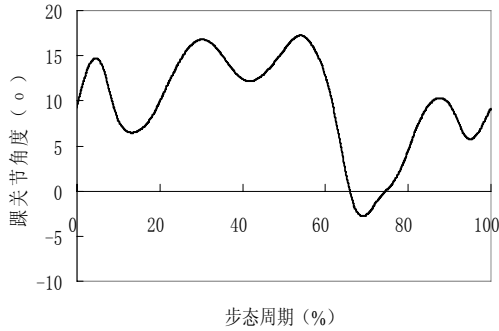
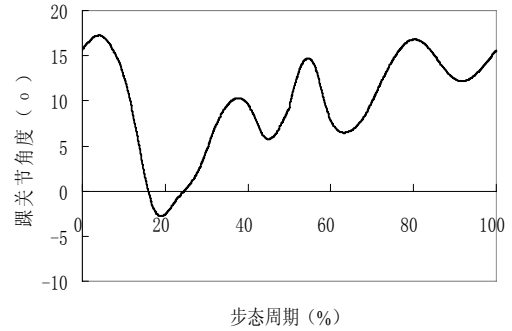
图 5.5.3 右腿膝关节角度 β 图 5.5.4 左腿膝关节角度 β 图 5.5.5 右腿踝关节角度 γ 图 5.5.6 左腿踝关节角度 γ

图 5.5 一个步态周期内髋、膝、踝关节角度

Fig. 5.5 Angles of hip, knee, ankle in one gait cycle

根据以上分析,在界面中将髋关节固定,膝关节与踝关节随着角度和步态的变化而变化,所以计算膝关节与踝关节的位置非常重要。假设髋关节坐标为 (x_k, y_k) , 膝关节坐标为 (x_x, y_x) , 踝关节坐标为 (x_h, y_h) , 脚趾位置坐标 (x_t, y_t) 其计算公式如下:

$$(x_x, y_x) = (x_k + l_1 \times \sin(\alpha), y_k + l_1 \times \cos(\alpha)) \quad (5.1)$$

$$(x_h, y_h) = (x_k + l_1 \times \sin(\alpha) - l_2 \times \cos(90 + \alpha - \beta), y_k + l_1 \times \cos(\alpha) + l_2 \times \sin(90 + \alpha - \beta)) \quad (5.2)$$

$$(x_t, y_t) = (x_k + l_1 \times \sin(\alpha) - l_2 \times \cos(90 + \alpha - \beta) + l_3 \times \cos(\beta - \alpha - \gamma), y_k + l_1 \times \cos(\alpha) + l_2 \times \sin(90 + \alpha - \beta) + l_3 \times \sin(\beta - \alpha - \gamma)) \quad (5.3)$$

其中 l_1 为大腿长度,即髋关节与膝关节之间的距离, l_2 为小腿长度,即膝关节与踝关节之间的距离, l_3 为足部长度,即踝关节与脚趾之间的距离。通过以上三个公式可以在 MFC 的静态控件 Picture 上通过画笔将其画出,为了使动画和视频能够流畅地播放而没有跳跃感,播放速度一般要达到 20 帧/秒以上,所以本文播放速度采样 250 帧/秒。其动画在各个步态的状态如图 5.6 所示,图中有 10 幅来自动画过程中的截图,大致分为四个状态:双足支撑期;右侧支撑期,左侧摆动期;双足支撑期;左侧支撑期,右侧摆动期。图中以下肢颜色较浅(与上身颜色相同)的一侧为右侧,即本文的被测一侧,颜色较深的一侧为左侧,向右行走,各个姿态在整个周期中出现的位置均在图中所示,其中在整个周期中,左侧和右侧下肢相差半个周期,从图中的姿态可以看出,0%时刻左侧与 50%时刻右侧下肢动作相同,0%时刻右侧与 50%时刻左侧下肢动作相同,其他步态同理。

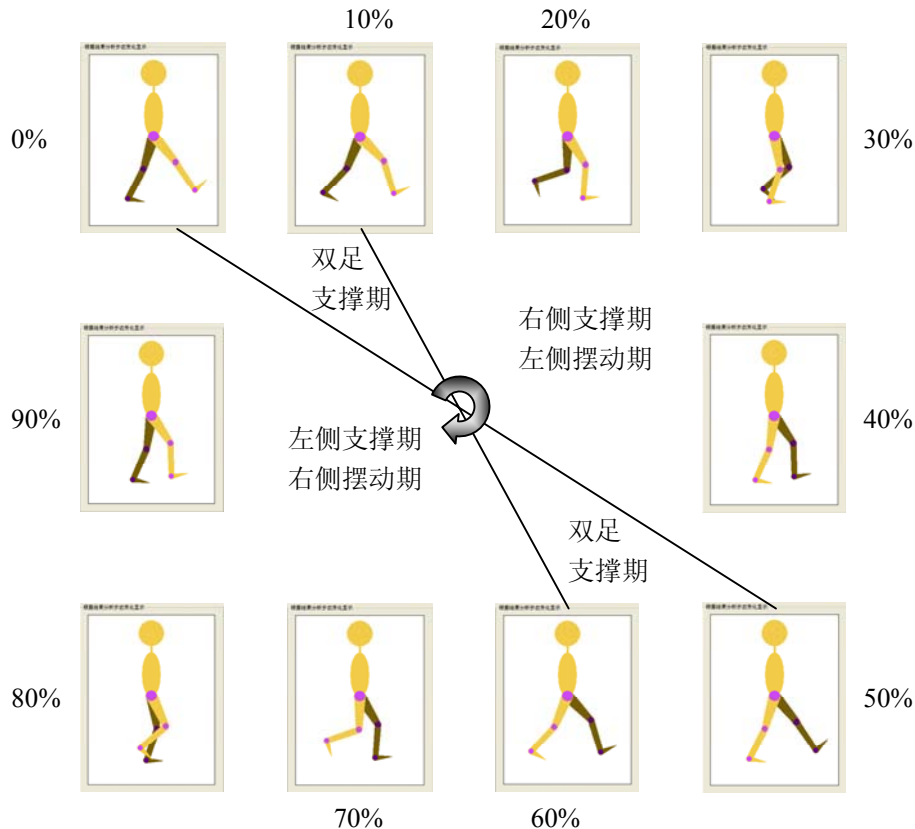


图 5.6 信息显示界面动画过程示意图

Fig. 5.6 The animation process schematic of information display interface

5-1-4 识别结果的显示

如图 5.1 右下角所示模块即为识别结果的显示部分。其下半部分用于显示脚底压力和肌电信号两种信号源的识别结果的曲线对比，横坐标为步序，纵坐标为步态周期（单位：秒），上半部分显示的是当前步态周期识别结果及两种方法的差值，以及差值的上下限。并将最终结果存储为文本文件以便分析。该模块下半部分包括两个识别结果的显示，一个是根据 PVPI 算法（或者 PVLI&PI 算法）识别步态周期的结果，另一个是根据脚底压力开关识别的结果，用来对比验证肌电信号识别步态周期的准确性。其上半部分显示两个识别结果在每个步态周期内相差的结果，这个结果只是刚刚结束的一个步态周期的，即对比曲线上最新的点（颜色与之前的点有别）。通过该模块识别人体行走步态周期结果与第四章所述结果相同，从而验证了改实验系统的有效性。

通过该模块不仅可以显示每位被测者的识别信息及肌电信号识别结果同较低压力识别结果的对比，还可以通过该对比结果，即两种结果的差值来评估实验参数选择的正确与否，可以通过图 5.2 中所显示的对话框改变信号处理参数，反复调整参数以适应给被测者的肌电信号，使识别结果达到最佳状态，从而利于下肢假肢的控制研究，如下一节内容所示。

§5-2 智能假肢单片机控制系统的设计

具有步速调节功能的膝上假肢与以往的机械假肢相比具有明显优势，能够通过传感器感知穿戴者的步行速度，然后控制微电机转动，改变气缸阀门的开度，从而调节膝关节的阻尼，使假肢的摆动与健康腿的摆动相协调，步态更为自然。本节将前面介绍的速度识别结果用于膝上假肢控制，确定了步速控制方案，进行了信息采集与分析识别，实现了残疾人穿戴膝关节的调试实验和膝关节性能评价。

膝关节主体结构采用四连杆多轴膝关节，控制装置设计为可用微处理器调节的气压控制缸，具有调节摆动阶段的控制和站立阶段安全的特点。选用精密电位器作为角度传感器监测膝关节的屈伸运动，利用残肢表面肌电信号进行步速模式识别，选用直线步进电机作为可控元件，通过控制电机的行程调节气压缸的针阀在适当的时候提供适当的阻尼，改变关节的摆动速度。

5-2-1 基于速度模式识别的膝上假肢控制方法

利用肌电信号传感器和角度传感器采集残肢表面肌电信号和膝关节角度，通过膝关节角度信号对支撑期到摆动期过渡时刻进行识别，通过肌电信号识别人体行走的步态周期，首先将人体行走的步态周期识别出来，以开环的前馈控制方式，从知识库中直接调用相应的控制经验作用于执行机构，根据膝关节角度信号的变化趋势（即支撑期到摆动期的过渡）调整直线电机的位置来改变气缸阀门开度，通过改变假肢膝关节的摆动速度，使得假肢可以随着速度的不同随时调节，改善膝上假肢的性能，减少能量消耗，使假肢运动控制达到步态协调的效果，如图 5.7 所示。

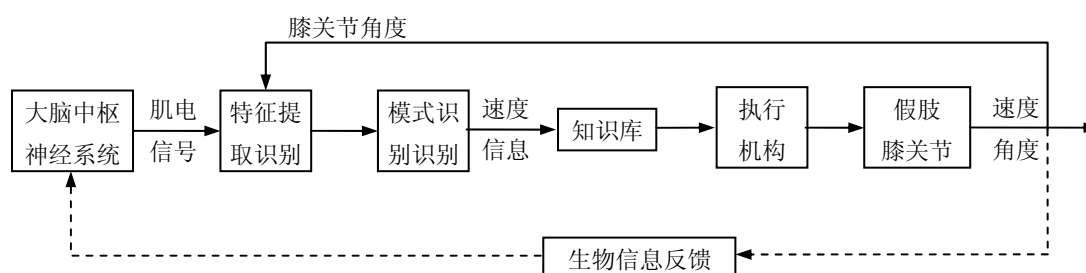


图 5.7 基于速度模式识别的假肢模型

Fig. 5.7 Prosthesis model based on speed pattern recognition

膝关节主体结构由清华的王人成副教授等人设计，选择气缸阻尼器四连杆机构膝关节，如图 5.8 所示，通过改变气缸针阀的开度值进行步速调节。对于气动式下肢假肢来说，气缸是控制小腿摆动快慢的执行机构。当膝关节体弯曲时，活塞在气缸内向下运动，活塞的下腔产生高压气体，当假肢侧的义足离地时，下腔的高压气体产生反弹力推动活塞向上运动，从而带动小腿向前伸展，即向前摆动。在活塞的下腔设计有一个针阀（节流阀），调节其开度可以控制从活塞下腔流出并进入到活塞上腔的空气量，从而控制活塞下腔所产生的反弹力的大小。下肢假肢中可以采用多种传感器对步态进行检测^[50]，本文在关节后壁杆的下轴处安装有检测膝关节角度的传感器（图 5.9.1），用以实时检测膝关节的屈伸运动。利用表面肌电传感器（图 5.9.2）测量大腿某一块肌肉的表面肌电信号，通过 PVPI 等算法进行速度识别，通过单片机实时采集和处理膝关节角度及肌电信息，进行信息分析与决策，并发出控制指令控制气缸尾部的直线电机，推动针阀从而调整汽缸阻尼大小（图 5.9.3）。

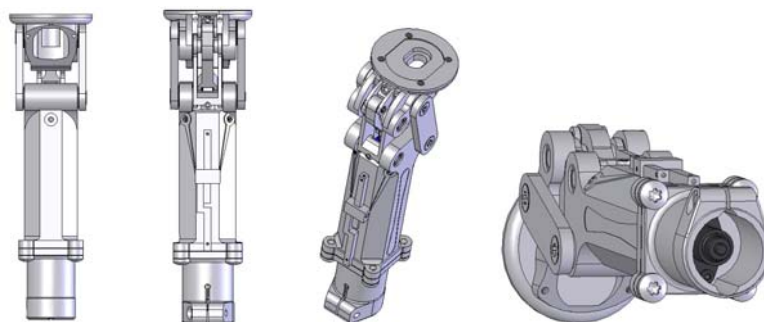


图 5.8 假肢膝关节的机械结构设计

Fig. 5.8 Mechanical structure design of knee joint prosthesis



图 5.9.1 角度传感器



图 5.9.2 肌电传感器

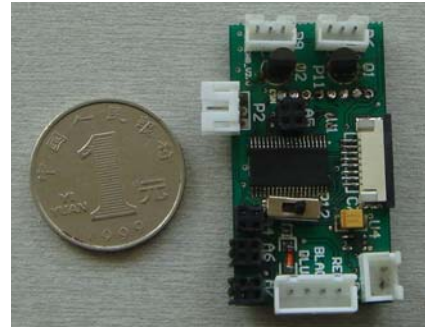


图 5.9.3 假肢控制板

图 5.9 运动信息采集与分析模块

Fig. 5.9 Acquisition and analysis module of movement information

针阀剖面图如图 5.10 所示，其中 x 为针阀直线移动距离， A_v 为节流面积。

$$A_v = \pi x \sin \alpha (d - x \sin \alpha \cos \alpha) \quad (5.4)$$

根据式 (5.4) 可以得到针阀直线移动距离 x 与节流面积 A_v 的对应关系，如图 5.11 所示。

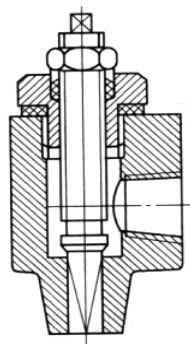
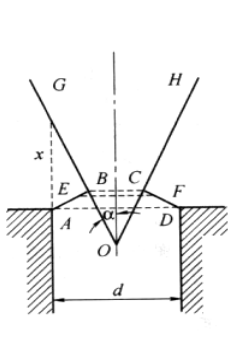


图 5.10 针阀剖面图

Fig. 5.10 Profile of needle valve

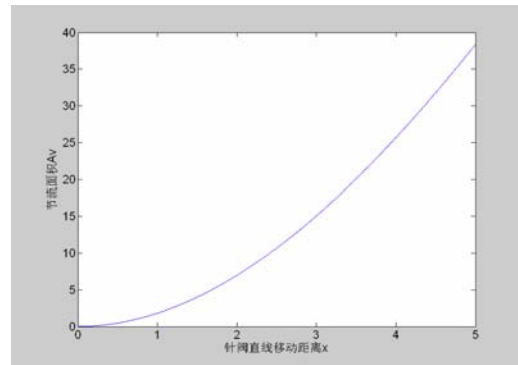


图 5.11 针阀直线移动距离与节流面积对应关系

Fig. 5.11 Relationship between linear movement distance and throttling area of needle valve

根据机构设计，在支撑期针阀全部关闭，在摆动期针阀节流面积变化规律如图 5.12 所示。

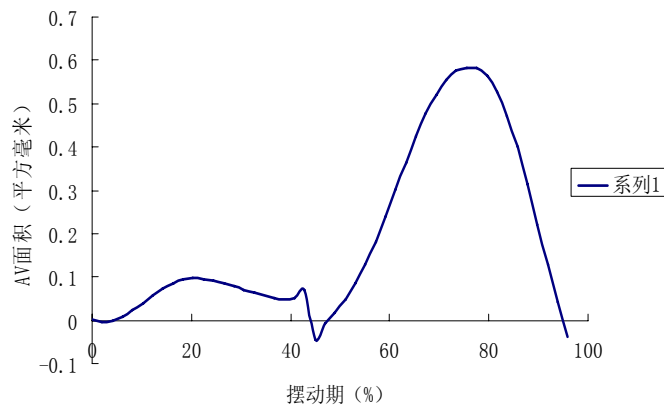


图 5.12 摆动期针阀节流面积变化规律

Fig. 5.12 Change law of needle valve throttling area in swing phase

针对气缸阻尼器膝关节的设计原理, 本论文提出了合理且可行性高的实时控制方案, 如图 5.13 所示, 图 5.13.1 是膝关节角度。根据机构设计中摆动期的针阀节流面积的变化规律, 设计控制方法, 利用直线电机推动阀内的锥形针杆调节阀开度。将针阀直线移动距离 x 作为参数变量, 以替代复杂的针阀开度计算。从简化控制策略, 节约能量, 延长电机寿命的角度出发, 根据图 5.13.2 的控制规律进行针阀控制, 在支撑期和摆动期前期, 即膝关节角度达到最大值之前, 针阀全部关闭; 当摆动期膝关节角度达到最大值时开始控制电机的直线行程, 即通过驱动器向电机发送脉冲量, 根据所需的针阀最大开度及所计算得到的摆动期剩下的时间选择一定频率的脉冲驱动电机, 要保证: 当针阀从关闭到直线移动距离达到最大值 x_{\max} 时, 再以相同的频率脉冲驱动电机使其在摆动期结束时完全关闭。其中针阀直线移动距离的最大值 x_{\max} 随步速的变化而变化。为了确定针阀直线移动距离的最大值, 首先必须知道假肢穿戴者当前的步速, 在假设跨步长 (无法实时测量的情况下) 固定不变的情况下, 仅需知道穿戴者的步态周期大小即可。通过对肌电信号进行模式识别, 得到穿戴者当前的步态周期, 从知识库中查询该步态周期所对应的针阀最大开度值 x_{\max} , 通过图 5.13.2 中直线电机的直线行程曲线进行控制, 从而达到使人工腿的步速与另一侧的健康腿的步态等保持匹配的目的。虽然图 5.13.2 的方法控制简单, 但是在试穿阶段假肢穿戴者反映, 由于摆动前期针阀完全关闭, 摆动前期控制效果受到一定程度的影响。因此, 进一步改进控制策略, 按照图 5.13.3 的针阀直线移动距离的控制规律进行针阀控制, 在摆动前期打开一定开度 x_s ($x_s < x_{\max}$), 其实验结果取得了较好的效果。

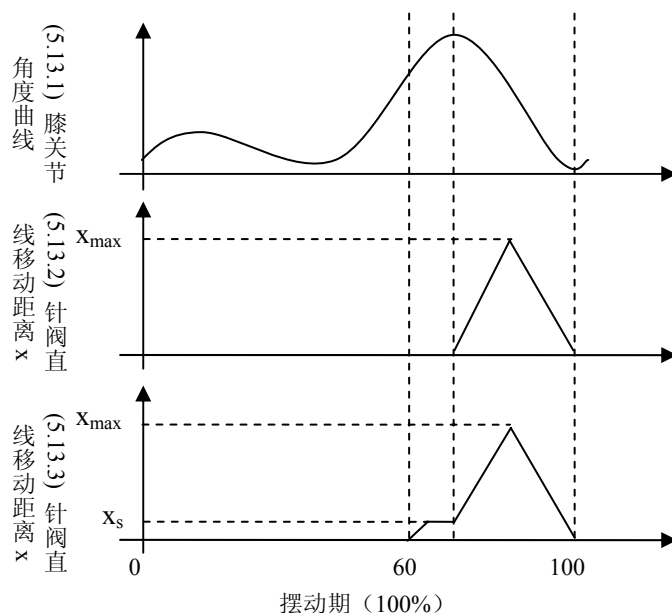


图 5.13 针阀控制规律图

Fig. 5.13 Control law of needle valve

5-2-2 假肢系统调试

由于假肢是采用基于经验知识库的控制策略, 通过不同的步态周期对应不同的针阀最大直线移动距离 x_{\max} 来完成步速调节, 因此需要对假肢穿戴者进行假肢系统调试实验, 确定每位假肢穿戴者的各个步行速度与针阀最大直线移动距离之间的对应关系, 建立对应于不同穿戴者的经验知识库。本文采用两位单侧膝上截肢患者进行假肢试穿实验, 实现系统调试和假肢性能评价。

利用 Oxford Metrics 生产的 Vicon 三维运动捕捉系统记录每个受试者在试穿过程中健肢和残肢的各项运动学信息, 以正常人的行走步态数据为参照, 比较健肢和残肢的各项运动参数, 例如关节角度、步态周期时间和步速等。通过反复调整针阀最大直线移动距离和步速, 综合穿戴者的感受, 进行假肢系统调试, 建立经验知识库。调试系统如图 5.14 所示, 可以通过开发板 1 上的 25 针并口直接与计算机并口

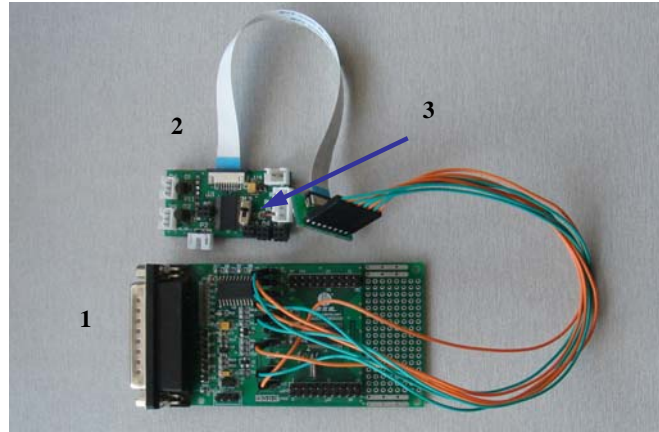


图 5.14 调试系统: 1 开发板; 2 假肢控制板; 3 控制开关

Fig. 5.14 Debugging system: 1. development board, 2. control panel of prosthesis, 3. control switch

相连进行调试以及程序的下载烧写, 在进行实验时, 通过控制开关 3 将控制板 2 上的单片机片电压切换为控制板电压, 从而可以进行实时控制, 方便实验。

假肢系统调试分为以下几个步骤:

(1) 让穿戴者以日常习惯的较慢速度行走, 反复调整控制板程序中针阀最大直线移动距离 x_{\max} , 直到穿戴者感觉膝关节的摆动与当前步行速度相适应为止, 并记录下来此时穿戴者步行的速度以及对应的针阀最大直线移动距离, 亦可通过迭代学习算法来进行测量^[51]。

由于穿戴者的感觉太过主观, 对实验结果影响较大。因此, 在残疾人健肢和残肢的脚跟和脚尖各增加 1 个压力传感器, 通过测量双脚的步态对称性进行辅助评价。人体下肢正常步态的一个突出特点是运动的对称性, 是步态运动质量评定和行走功能综合评定的重要指标。本文主要通过双足压力传感器得到每一侧的支撑期所占比例进行评测, 其计算公式如下:

$$a_r = \frac{t_{zr}}{(t_{zr} + t_{br})} \times 100\% \quad , \quad a_l = \frac{t_{zl}}{(t_{zl} + t_{bl})} \times 100\% \quad (5.5)$$

其中: a_r 为右侧支撑期占整个步态周期的百分比; a_l 为左侧支撑期占整个步态周期的百分比; t_{zr} 为右侧支撑期时间; t_{br} 为右侧摆动期时间; t_{zl} 为左侧支撑期时间; t_{bl} 为左侧摆动期时间。将左右侧的支撑期百分比计算出来后, 通过其差值来判断左右侧的协调性, 通过对多个被测者多次反复试验, 正常人的左右协调性相差小于 7%。其实验系统如图 5.15 所示。

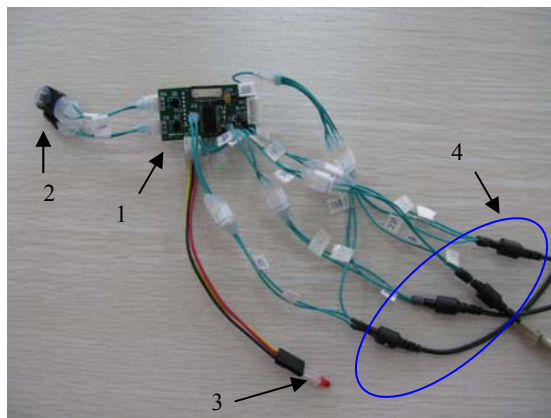


图 5.15 步态协调性显示系统: 1 采集测试板; 2 支撑期比差值调节按键; 3 显示 LED 灯; 4. 脚底压力开关传感器接头

Fig. 5.15 Debugging system: 1. development board, 2. control panel of prosthesis, 3. control switch

如果测试结果在所规定的范围内则 LED 灯亮, 如果不在范围内, 左侧支撑期较长则 LED 灯快速闪烁, 如果右侧支撑期长则 LED 灯慢速闪烁。在进行实验时可以通过支撑期比差值调节按键来增加或减小差值的范围, 直到满足为止, 可以通过该差值来确定步态周期同针阀开度最大值之间的关系, 当残疾人感觉膝关节的摆动与当前步行速度相适应, 同时指示灯亮时, 记录此时的步速与对应的 x_{\max} 。

(2) 按照同样的方法, 通过实验记录穿戴者以中速和快速行走时 (依照假肢穿戴者日常行走习惯) 速度与对应的针阀最大直线移动距离。进而确定假肢穿戴者三种步速 (快、中、慢) 与针阀最大直线移动距离的对应关系, 如表 5.1 所示。

表 5.1 三种步速与针阀最大直线移动距离的对应关系

Table 6.1 The relationship between and three walking speeds and maximal linear movement distance of needle valve

| | 截肢患者 I | | | 截肢患者 II | | |
|------|---------------|---------------|-----------------|---------------|----------------|-----------------|
| | 平均步速 (m/s) | 平均步态 周期(s) | x_{\max} (mm) | 平均步速 (m/s) | 平均步态 周期 (s) | x_{\max} (mm) |
| 最适快速 | 1.161 | 1.143 | 0.889 | 1.313 | 1.119 | 1.27 |
| 最适中速 | 0.771 | 1.318 | 0.559 | 0.920 | 1.305 | 0.889 |
| 最适慢速 | 0.601 | 1.433 | 0.102 | 0.715 | 1.440 | 0.127 |

由表 5.1 可知, 对于每个受试者, 在不同的步速下, 步长也是变化的, 例如截肢患者 II, 快速时迈的步子较大, 步长为 1.469m, 中速时步长为 1.200m, 慢速步长为 1.030m。同时, x_{\max} 与步速呈非线性关系。因此, 在假肢使用之前, 需要针对不同的穿戴者进行调试工作, 建立速度与假肢参数关系的知识库。

(3) 由于当针杆前进或后退相同的行程时, 针阀开度较小时对步速的影响效果要远大于针阀开度较大时, 即针阀直线移动距离与针阀开度并不是简单的线性关系, 因此在快速对应的 x_{\max} 值和中速对应的 x_{\max} 值之间、中速对应的 x_{\max} 值和慢速对应的 x_{\max} 值之间再设一系列开度, 它们的取值分别是按照线性关系确定的, 记录穿戴者行走最舒适时的步速, 得到一系列步速与 x_{\max} 之间的对应值, 如图 5.16 所示。

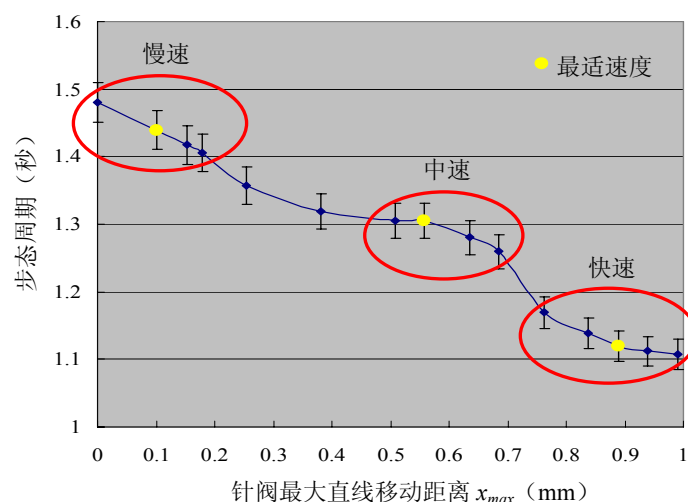


图 5.16 截肢患者 I 步态周期与针阀最大直线移动距离的对应关系

Fig. 5.16 The relationship between gait cycle of amputee I and the maximal maximal linear movement distance of needle valve

随着针阀最大直线移动距离的增大,对应步速加快。在最适慢速附近,针阀最大直线移动距离的调整对步速的影响显著。在最适中速附近,针阀最大直线移动距离的调整对步速的影响并不明显,这是因为最适中速是受试者平常最常用的、最舒适省力的速度,因此当 x_{\max} 发生改变后,速度变化范围比较小。对于快速范围内的调试,当速度小于最适快速时, x_{\max} 的调整对步速的影响相对明显;当速度大于最适快速时, x_{\max} 对步速的影响不明显,这是因为截肢患者 I 认为他一般走不了那么快,尤其是当针阀最大直线移动距离大于 1.016mm 时,受试者感觉步速已经超出了他的能力范围。因此,设定截肢患者 I 的电机摆动期最大进给量调节范围为 0~1.016mm。

通过以上实验,建立步速与假肢参数关系的知识库,根据速度模式识别结果,从知识库中调用相应的控制经验进行步速控制。这种建立在经验知识库的基础上的控制方法具有响应快、稳定协调的优点。

实验过程中利用角度传感器和脚底压力传感器对步行状态进行实时监控并计算步速,验证肌电信号识别速度的准确性。经实验验证,采用肌电信号计算步速的结果与脚底压力传感器和角度传感器的计算结果基本一致,证明该方法可行。

§5-3 本章小结

为了能够适应速度和环境的变化,本文利用残疾人的残肢表面肌电信号进行速度模式识别,并实现了速度识别在膝上假肢控制中的应用。本章的主要工作是:

- (1) 根据前面所提到的 PVPI 算法识人体行走步态周期设计了一个实验系统,用于确定不同被测者的信息及参数,通过该实验系统选择实验参数,其实验结果与前面所述结果相同;
- (2) 提出了膝上假肢的步速控制方案,膝关节主体结构采用四连杆多轴膝关节,控制装置设计为可用微处理器调节的气压控制缸,通过直线步进电机调节步速,对下肢在整个步态的屈曲和伸展进行变阻尼控制。进行了残疾人穿戴假肢膝关节的调试实验和膝关节性能评价,使得假肢可以随着速度和实际情况的不同随时调节步速,改善了膝上假肢的性能,减少了能量消耗。

第六章 结论

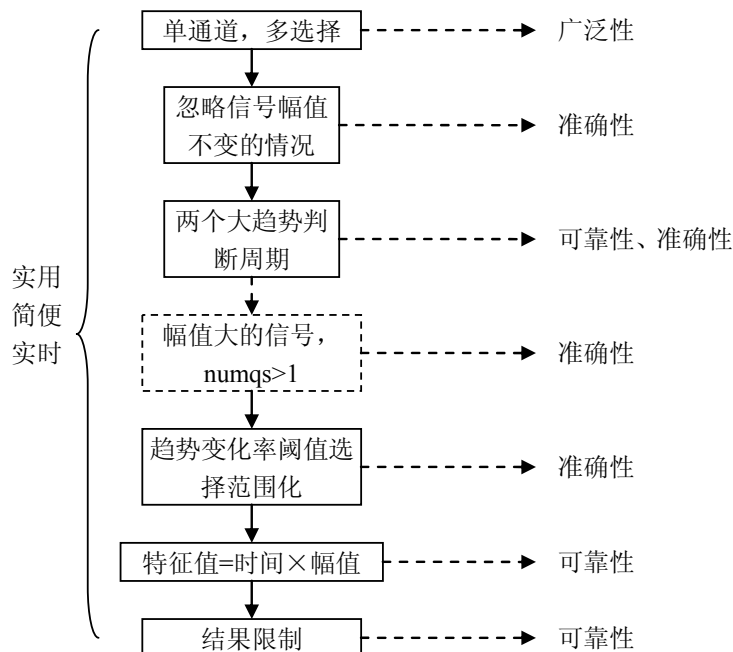
§6-1 总结

以往下肢假肢控制所采用的信号源都是运动学信息,而运动学信息的采集需要通过人体运动带动传感器动作形成的信号,这些信号没有肌电信号更能够直接的表达人体行动意图,而且这些传感器在随着使用时间的增长会存在磨损、异位等现象,会使信号出现偏差,误导识别结果。

肌电信号是非平稳随机信号,其微弱性和周围环境中干扰导致工程应用中所采集到的信号会存在许多干扰信息,这些干扰信息包括低频干扰,即由于肌电信号放大器所引入的直流分量,如第二章所介绍的零点漂移现象,而高频干扰是由于周围环境、所选择的肌肉信息源周围的不同信号单元造成,可以通过硬件低通滤波电路滤除,在软件中也可以采用相应低通滤波算法进行滤除。但是肌电信号传感器中的差分放大电路的不完全对称引起的零点漂移现象是随机的,所以单纯通过高通滤波电路无法完全滤除,并且零点漂移电压随时间、环境、温度等原因不固定,并且几乎没有任何规律,对于较为微弱的肌电信号来说很大,经过放大后的肌电信号幅值大约为几百毫伏,而本文所采用的肌电信号传感器零点漂移电压为 2 伏左右,很有可能将微弱的肌电信号淹没,或者使肌电信号的幅值畸变。

对于本文中所要研究的下肢假肢控制中,想要得到的信息是人体行走是人体行走的步态周期,通过传统的模式识别方法,不仅方法复杂,其处理程序的移植也是需要较大内存空间为代价的,并且识别效果并不是很高。所以本文提出了 PVPI 算法以及其简化算法 PVLI&PI 算法,这两种算法都是使用以波谷为基准的肌电信号幅值,避免了随时间不规则变化的零点漂移现象带来的影响,并且

通过 PVPI 算法(以及 PVLI&PI 算法)我们得到了以下结论:



通过 PVPI 算法可以实现步态周期识别应用的广泛性、准确性、可靠性等特点,这些在肌电信号应用于工程中是一直有待解决的问题。将该算法应用于步态周期识别的 MFC 界面中,可以用来衡量残疾人在训练过程中的行走情况,可以帮助残疾人以正确的行走姿势行走,帮助其康复训练。在康复领域具有一定的应用价值。

将人机交互界面中所选择的参数运动到 MSP430 微处理器中,结合膝关节角度的特点对人体行走的步态周期和膝关节的屈曲进行识别,对假肢阻尼器——气缸的针阀进行控制调节,达到了穿戴着行走步

态协调的目的。

§6-2 工作展望

由于本文中所以采用的方法仅仅是仿真，所以该方法在工程中的有进一步的研究，对于 MFC 用户界面可以通过串行口 RS232 将单片机微处理器同上位机通信的方式，进行实时的信号采集，这样更加有利于患者对行走情况的监督。由于肌电信号的非平稳随机性，人体在行走过程中的动作步态姿势对其影响较大，所以通过实时的检测可以帮助患者找到较为正确的行走姿势。并且方便了信号处理中所涉及的参数，这些参数的正确选择有益于假肢行走步速的实时控制。

参考文献

- [1] Widjaja,F.,Shee,C.Y.,Latt,W.T.,et al.Kalman filtering of accelerometer and electromyography (EMG) data in pathological tremor sensing system[A]. IEEE International Conf. on Robotics and Automation[C], 2008, 3250-3255.
- [2] M.H. Kim, C. H. Yi, O. Y. Kwon, et al. Changes in neck muscle electromyography and forward head posture of children when carrying schoolbags[J]. Ergonomics, 2008, 51(6): 890-901.
- [3] Kiguchi K., Tanaka T., Fukuda T. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals[J]. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 2004, 12(4): 481-490.
- [4] A.L. Hof, H. Elzinga, W. Grimmius, J.P.K. Halbertsma. Detection of non-standard EMG profiles in walking[J]. Gait and Posture, 2005, vol. 21: 171-177.
- [5] Kevin Fite, Jason Mitchell, Frank Sup, et al. Design and Control of an Electrically Powered Knee Prosthesis[A]. In: Proceedings of IEEE Int Conf. on Rehabilitation Robotics[C], Netherlands, 2007, 902-905.
- [6] Ton-Tai Pan, Ping-Lin Fan, Huihua Kenny Chiang, et al. Mechatronic Experiments Course Design: A Myoelectric Controlled Partial-Hand Prosthesis Project[J]. IEEE Trans. on Education, 2004, 47(3): 348-355.
- [7] A. Hernandez. Arieta, R. Katoh, H. Yokoi, et al. Development of a multi-DOF electromyography prosthetic system using the adaptive joint mechanism[J]. Applied Bionics and Biomechanics, 2006, 3(2): 101-112.
- [8] D. Grimes. An active multi-mode above-knee Prosthesis controller [Dissertation]. USA: Massachusetts Institute of Technology, 1979.
- [9] O. Amft, H. Junker, P. Lukowicz, et al. Sensing Muscle Activities with Body-Worn Sensors[A]. In: International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks[C], 2006, 141-144.
- [10] K. Yamamoto, M. Ishii, H. Noborisaka, et al. Stand alone wearable power assisting suit-sensing and control systems[A]. In: 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication[C]. Roman, 2004, 661-666.
- [11] S. Yahud, N.A. Abu Osman. Prosthetic Hand for the Brain-computer Interface System[J]. In: 3rd Kuala Lumpur International Conf. on Biomedical Engineering, 2007, 15: 643-646.
- [12] N. A Abu Osman, S. Yahud, S. Y Goh. Development of Mechanical Prosthetic Hand System for BCI Application[J]. European Journal of Scientific Research, 2008, 20(4), 863-870.
- [13] S. Zhou, D.L. Lawson, W.E. Morrison, et al. Electromechanical delay in isometric muscle contractions evoked by voluntary, reflex and electrical stimulation[J]. European Journal of Applied Physiology, 1995, 70(2): 138-145.
- [14] P.R. Cavanagh, P.V. Komi. Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions[J]. European Journal of Applied Physiology, 1979, 42(3): 159-163.
- [15] Flor H, Elbert T, Knecht S, et al. Phantom-Limb pain as a perceptual correlate of cortical reorganization following arm amputation[J]. Nature, 1995, 375(8): 482-484.
- [16] Osamu Fukuda, Toshio Tsuji, Kousuke Takahashi, et al. Skill Assistance for Myoelectric Control Using an Event-Driven Task Model[A]. In: Proceedings of IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems[C], 2002, 1445-1450.
- [17] Bekir Karlik, M.Osman Tokhi, Musa Alci. A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis[J]. IEEE Trans. on biomedical engineering, 2003, 50(11): 1255-1261.

- [18] S. Bitzer, P. van der Smagt. Learning EMG control of a robotic hand: towards active prostheses[A]. In: Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation[C], Orlando, Florida, 2006, 2819-2823.
- [19] T. A. Kuiken, G. A. Dumanian, R. D. Lipschutz, et al. The use of targeted muscle reinnervation for improved myoelectric prosthesis control in a bilateral shoulder disarticulation amputee[J]. *Prosthet Orthot Int*, 2004, 28: 245-53.
- [20] G. Cheron, F. Leurs, A. Bengoetxea, et al. A dynamic recurrent neural network for multiple muscles electromyographic mapping to elevation angles of the lower limb in human locomotion[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2003, 129: 95-104.
- [21] Samuel K. Au, Paolo Bonato, Hugh Herr. An EMG-position controlled system for an active ankle-foot prosthesis: An initial experimental study[A]. In: Proceedings of the IEEE Int Conf. on Rehabilitation Robotics[C], Chicago, USA, 2005, 375-379.
- [22] He Huang, Todd Kuiken, Robert Lipschutz. A Strategy for Identifying Locomotion Modes using Surface Electromyography[J]. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2009, 56(1): 65 -73.
- [23] Balestra G, Frassinelli S. Time-frequency analysis of surface myoelectric signals during athletic movement[J]. *IEEE Trans. on Medicine and Biology*, 2001, 20(6): 106-115.
- [24] Den Otter AR, Geurts ACH, Mulder T, et al. Speed related changes in muscle activity from normal to very slow walking speeds[J]. *Gait and Posture*, 2004, 19: 270-278.
- [25] M. Q. Liu, F. C. Anderson, M. H. Schwartz, et al. Muscle contributions to support and progression over a range of walking speeds[J]. *Journal of Biomechanics*, 2008, 41: 3243-3252.
- [26] Paul J. Cordo, Paul W. Hodges, Terrence C. Smith, et al. Scaling and non-scaling of muscle activity, kinematics, and dynamics in sit-ups with different degrees of difficulty[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2006, 16: 506-521.
- [27] Anders Holsgaard Larsen, Lis Puggaard, Ulpu Hämäläinen, et al. Comparison of ground reaction forces and antagonist muscle coactivation during stair walking with ageing[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2008, 18: 568-580.
- [28] Tae Soo Bae, Shin Ki Kim, Mu Seong Mun. A Musculoskeletal Model for Biomechanical Analysis of Transfemoral Amputees Climbing Stairs[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2008, 9(1): 30-33.
- [29] 张瑞红, 金德闻, 张济川. 六连杆假肢膝关节优化设计[J]. *中国康复医学杂志*, 1999, 14 (4): 162-165.
- [30] 金德闻, 王人成, 白彩勤, 等. 电流变液智能下肢假肢摆动相控制原理与方法[J]. *清华大学学报 (自然科学版)*, 1998, 38 (2): 40-43.
- [31] 喻洪流, 钱省三, 沈凌, 等. 基于小脑模型神经网络控制的步速跟随智能膝上假肢[J]. *中国组织工程研究与临床康复*, 2007, 11(31): 6233-6235.
- [32] 吴飞, 王健. 双关节运动的局部肌肉疲劳与肌电变化[J]. *中国康复医学杂志*, 2006, 21 (1): 25-27.
- [33] 李青青, 吴宗耀. 正常步态 10m 自由步行胫前后肌群的 SEMG 研究[J]. *中国康复*, 2006, 21 (4): 239-241.
- [34] 何乐生, 倪海燕, 宋爱国. 一种便携式肌电信号(EMG)提取方法及其电路实现[J]. *电子测量与仪器学报*, 2006, 20 (2): 70-74.
- [35] 席旭刚, 加玉涛, 罗志增. 基于独立成分分析的表面肌电信号工频去噪[J]. *传感器技术学报*, 2009, 22(5): 675-679.
- [36] 张瑞红, 王人成, 金德闻, 等. 人体下肢表面肌电信号的检测与分析[J]. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2000, 40 (8): 73-76.
- [37] 罗志增, 沈寒霄. 基于 Hermite 插值的小波模极大值重构滤波的肌电信号消噪方法[J]. *电子与信息*

- 学报, 2009, 31 (4): 857-860.
- [38] 姜明文, 王人成, 王敬章, 等. 基于多通道肌电信号小波变换的人手运动识别[J]. 中国康复医学杂志, 2006, 21(1): 22-24.
- [39] 罗志增, 王人成. 基于表面肌电信号的前臂手部多运动模式识别[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27 (9): 996-999.
- [40] Jin Dewen, Yang Jiankun, Zhang Ruihong, et al. Terrain Identification for Prosthetic Knees Based on Electromyographic Signal Features[J]. Tsinghua Science and Technology, 2006, 11(1): 74-79.
- [41] 陈玲玲. 基于支持向量机的下肢肌电信号模式识别的研究: [硕士学位论文]. 天津: 河北工业大学控制理论与控制工程, 2006.
- [42] 王健, 金小刚. 表面肌电信号分析及其应用研究[J]. 中国体育科技, 2000, 36(8): 26-28
- [43] 杨健群, 刘秉正, 彭建华, 等. 表面肌电的非线性动力学初步分析[J]. 航天医学与医学工程, 1999, 12 (3): 185-187
- [44] 伟利国, 梁淼. 多导生物反馈仪肌电信号提取电路的设计[J]. 北京理工大学学报, 2003, 23(1): 116-119
- [45] 李立峰. 智能假肢控制源——肌电信号采集分析系统的研究: [硕士学位论文]. 天津河北工业大学控制理论与控制工程, 2005
- [46] 吴春浔. 浅谈运算放大器的调零[J]. 九江师专学报(自然科学版), 1989.10, 8(2): 58-60
- [47] 何乐生, 宋爱国. 一种基于肌电信号的动作起始时刻识别方法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21 (3): 266-271.
- [48] 杨年峰. 人体运动协调规律及其参数化描述: [博士学位论文]. 北京: 清华大学精密仪器系, 2001年
- [49] 于兑生等. 运动疗法与作业疗法[M]. 华夏出版社, 2002.
- [50] 龚思远, 杨鹏, 刘启栋, 等. 智能下肢假肢传感器的应用[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(17): 3110-3112.
- [51] 龚思远, 杨鹏, 宋亮, 等. 基于迭代学习控制智能下肢假肢研制: 实现了对健肢步速的跟随[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(13): 2295-2298.

附录 A 人体下肢肌肉解剖图

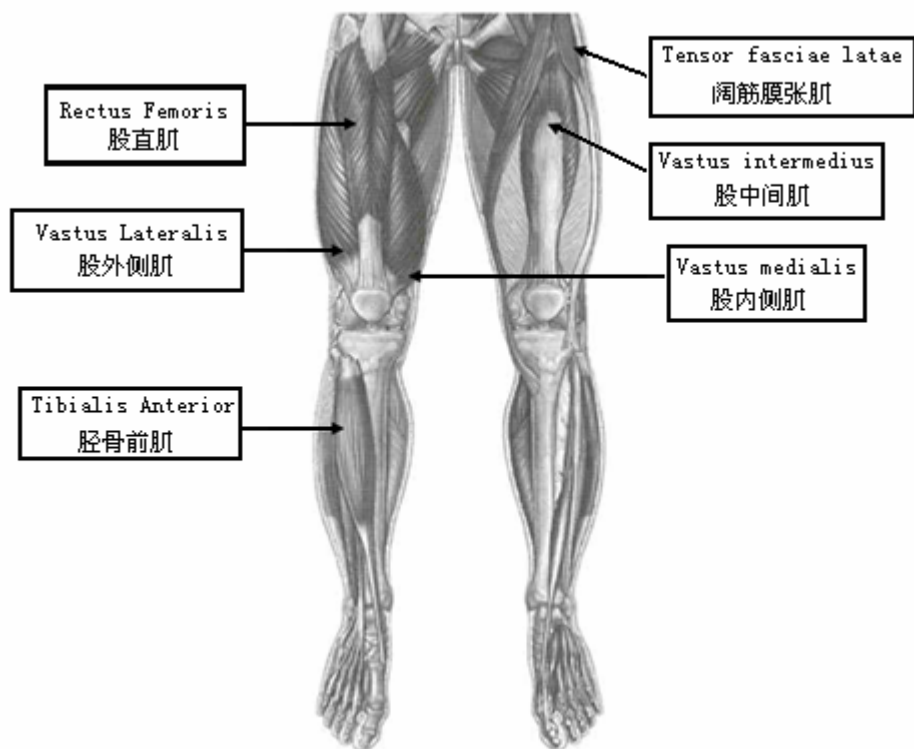


图 A.1 肌肉的解剖学位置——前视图

Fig A.1 Anatomical positions of muscles-frontal view

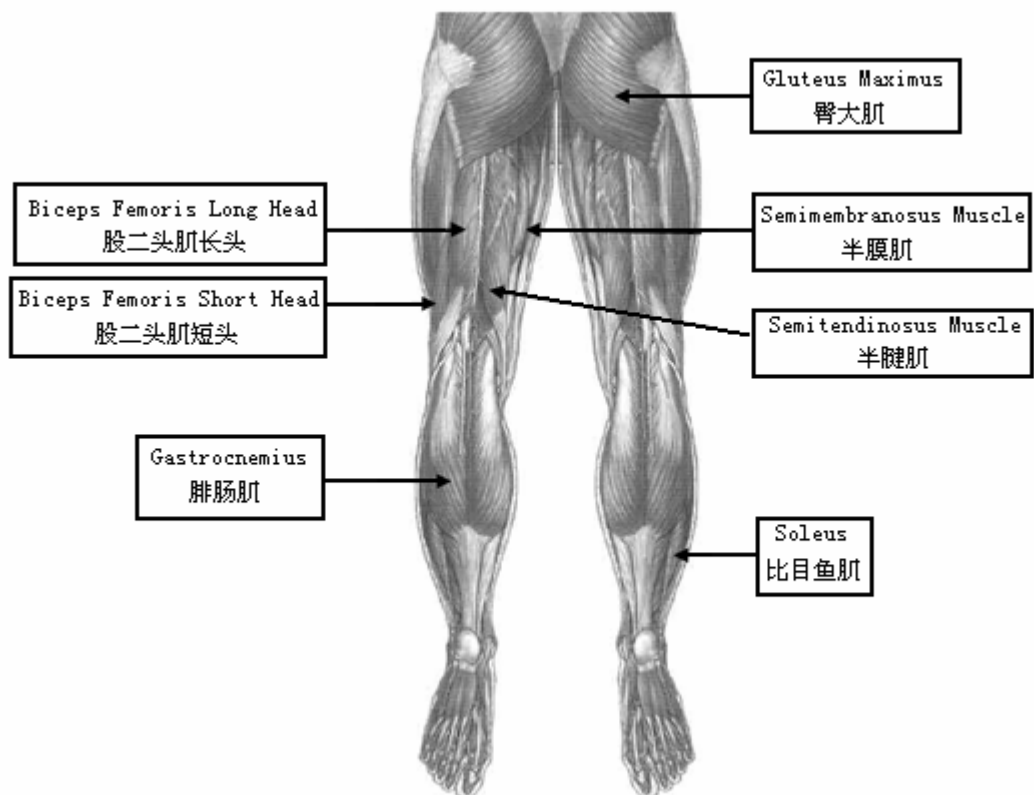


图 A.2 肌肉的解剖学位置——后视图

Fig A.2 Anatomical positions of muscles-dorsal view

致谢

在本论文完成之际，谨向我的导师杨鹏教授致以最诚挚的谢意！一个学期以来，从课题的选择到研究方向的把握，从论文的撰写到精修细改，无不倾注了老师大量的心血。对于自己学习和工作能有所收获，也完全得益于老师所创造的良好环境和精心指导。老师诚以待人，勤于治学，以及严谨的工作态度都无不给我以至深的教诲，使我终生受益。

同时感谢智能假肢实验室的郭欣老师、陈玲玲老师、龚思远师兄、张腾宇师姐、耿艳利师姐等人对我实验工作的指导，每次向他们请教都令我获得很多知识，学习上少走很多弯路。在肌电信号控制下肢智能假肢研究的宏观把握，以识别算法的控制方面，都使我受益匪浅。

最后，还要深深地感谢支持我的父母和朋友，感谢他们多年来对我学业和生活上的支持和关心。

谨以此文献给所有关心、支持和帮助过我的师长、亲人和朋友们！

攻读学位期间所取得的相关科研成果

1. 学位论文:

- [1] 周丽红, 杨鹏, 耿艳利, 陈玲玲. 基于肌电信号的行走步态周期方法与实验系统的设计[J]. 计算机测量与控制, 2011, 8(已录用).
- [2] 周丽红, 陈玲玲, 张腾宇, 杨鹏. 一种肌电信号控制下肢假肢步态周期的实时识别方法[A]. 第七届全国康复医学工程和康复工程学术研讨会[C], 北京, 2010:56-60.

2. 专利情况:

- [1] 杨鹏, 周丽红, 陈玲玲, 张腾宇. 用肌电信号识别人体行走步态周期的方法[P]. (申请号: 201010589304.8).

3. 参与的科研项目

- [1] 国家科技支撑计划“智能下肢假肢研制”, 项目编号: 2006BAI22B07, 2006-2009;
- [2] 国家自然科学基金“智能下肢假肢肌电信号识别与控制机理研究”, 项目编号: 60575009, 2006-2008.