

面向外骨骼机器人人机交互的步态数据 获取系统及识别模型

高增桂¹ 孙守迁¹ 张克俊¹ 余铎淳¹ 杨钟亮²

(浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)¹ (东华大学机械工程学院 上海 201620)²

摘要 外骨骼机器人人机交互是当前的研究热点,通常需要获取人体相关运动信息作为控制信号源。为了采集人体步态数据,研究了生理信号与关节运动之间的关联机制,设计了一种步态数据获取系统,其利用鞋内薄膜压力传感器和关节角度传感器组成测试设备,成功采集了15组健康男子在3km/h、4km/h和5km/h 3种速率下自然行走的步态数据。提出采用基因表达式编程建立膝关节运动识别模型,并使用所采集的步态数据进行训练和验证。结果显示,利用此模型可有效进行关节运动的识别和预测,验证了本系统作为外骨骼人机接口的可行性。

关键词 人机交互,人机接口,步态分析,基因表达式编程,外骨骼

中图法分类号 TP23 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.009

Gait Data System and Joint Movement Recognition Model for Human-exoskeleton Interaction

GAO Zeng-gui¹ SUN Shou-qian¹ ZHANG Ke-jun¹ SHE Duo-chun¹ YANG Zhong-liang²

(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)¹

(College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China)²

Abstract Human-machine interaction plays a great role in control of exoskeletons, and usually it is required to obtain the relevant information about body motion as control signal sources. In order to collect human gait data and find the association between the physiological signals and the joint movement mechanism, we designed a Gait Data Acquisition System(GDS) which consists of eight thin-film pressure sensors and a joint angle sensor. After gait experiments, we obtained 15 groups of gait data of health male objects with natural walking under three rates in 3km/h, 4km/h and 5km/h. We also proposed establishment of recognition model of the knee joint motion using GEP. The gait data was used to train and validate the recognition model. The result shows that the model can effectively identify and predict knee joint motion and the GDS is feasible as a human-machine interface in exoskeletons.

Keywords Human-computer interaction, Human-machine interface, Gait analysis, GEP, Exoskeleton

1 引言

外骨骼机器人是一种以人为主、机械为辅的穿戴式人机一体化^[1]装备,它巧妙地结合人的智能和机器的力量来完成仅靠人体自身无法单独完成的任务,不仅扩展了人体感官,也增强了人体机能。由于外骨骼机器人与人体运动相平行,因此其控制要点是与使用者之间的运动适配性。为了获得和谐自然的人机交互,通常将使用者置于控制环路以形成闭环的反馈控制回路^[2]。人机接口是实现人与外骨骼通信的方式,它通过采集人体生理信息,获得人体运动意图,帮助外骨骼制定有效的控制策略^[3]。

对下肢外骨骼而言,人机接口的功能是分析和预测人体步态数据。步态是人类步行的综合特征,包括中枢命令、身体

平衡和协调控制,涉及肢体肌肉和关节的协同运动。其中,骨骼是运动的杠杆,关节用于运动的联系,神经系统用于控制,肌肉收缩作为动力,从而实现下肢的行走运动^[4]。典型步态是连续的周期运动,包含许多复杂的生理信息,步态分析旨在检测和分析这一过程中的运动轨迹、接触力信息、肌电信号等生理参数变化规律并应用于医学、生物工程等领域^[5]。

随着计算机科学的发展,步态分析和识别研究取得了长足进步,常用的方法是基于视觉的步态分析及利用生理信号测量的分析等。基于视觉的步态分析主要用于临床诊断以及身份识别,而对外骨骼机器人的控制通常采用生理信号测量方法。脑机接口(Brain-Machine Interface, BMI)是当前智能控制领域的研究热点^[6],其局限在于难以反映人的无意识行为。利用表面肌电信号(sEMG)分析技术提取反映运动意愿

到稿日期:2013-07-01 返修日期:2013-09-06 本文受国家自然科学基金项目:基于云模型的音乐情感表示与识别算法研究(61303137),基于基因表达式编程的动漫情感化配乐技术研究(61070075),基于嵌套随机集的产品意象认知模型研究(61003147),生物启发设计中产品创意造型生成机制及其演化模型研究(51305077),广东省产学研项目基于人体行为模型的智能助人机器人研究与开发(00411420124671038)资助。

高增桂(1986-),男,博士生,主要研究方向为人机接口、应用人机工程;孙守迁(1963-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机辅助设计、人机共生装备;张克俊(1978-),男,博士,助理研究员,主要研究方向为进化计算、机器学习, E-mail: channy@zju.edu.cn(通信作者);余铎淳(1987-),男,硕士,主要研究方向为人机交互;杨钟亮(1982-),男,博士,讲师,主要研究方向为体感交互、生物启发设计等。

的有效特征,已经应用于人工假肢及外骨骼控制策略^[7,8]。吴剑锋^[9]等利用简约支持向量机分类算法对起立、平地行走以及上下楼梯等 4 个日常下肢动作进行了识别。文献^[10]中,EMG 作为控制信号源成功研制出 HAL-3 外骨骼助力机器人。相对于肌电信号,压力信号具有直观、获取简便等特点,因此常用于外骨骼系统中步态数据的测量和分析^[3,11,12]。

应用压力信号进行步态分析主要以地面反射压力(GRF)和鞋内压力(IP)为对象。正常步态周期的 GRF 具有明显的对称双峰特征,是生物力学研究的重要指标,而 IP 不受压力垫限制,对步态干扰小,近年来逐渐受到研究者重视^[13]。Savelberg^[14]使用人工神经网络对 IP 及 GRF 进行建模,8 个不同区域的足部压力作为多层感知器的输入,该模型扩展了 GRF 的计算方法,也是本文工作的理论依据之一,但是该模型对人体位姿预测较为局限;Xavier Tortolero^[15]等利用足底压力中心(Center Of Pressure, COP)预测从站立到跨步动作是否发生,但这一预测仅限于步态周期的某一阶段;Kuan Zhang^[16]等设计了一种便携式设备用于测量和记录 GRF 信息,并应用人工神经网络识别人体一段时间内的运动类型和强度;郑成闻^[17]设计了一套基于柔性双足的足底压力分布信息获取系统来对人体运动中足底压力分布信息变化进行定性分析,完成了基于足底压力分布的步态识别并细分步态相位周期以适应控制需要,该系统并未涉及足底压力以外的定量生理数据,无法完成足底压力与关节运动之间的精确建模。

现有研究多采用足底压力数据对步态相位或运动类型进行识别,但对于足底压力与关节运动之间的关联机制尚不明确。为建立外骨骼机器人人机接口和步态预测模型,本文设计了一套基于足底压力和膝关节角度测量的步态数据获取系统(GDS),利用该系统成功采集了人体在 3 种不同速度下自然行走的步态数据,最后采用基因表达式编程建立膝关节运动识别模型。

2 方法

2.1 基因表达式编程(GEP)

GEP 是由葡萄牙生物学家 Ferreira 于 20 世纪末在遗传算法和遗传编程的基础上提出的^[18]。目前,GEP 已成功应用于数学、物理、化学、生物、计算机、微电子、电信、军工、经济等领域,并取得了丰硕的成果。本文将利用 GEP 构建常规步态下膝关节角度预测模型,该模型框架如图 1 所示。

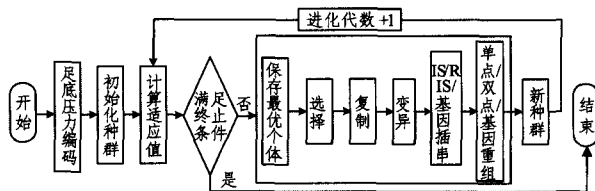


图 1 基于 GEP 的膝关节运动预测模型

2.2 人体步态数据获取系统(GDS)

GDS 目标信息包括人体足底压力信息及膝关节角度信息,人体运动信息由数据采集卡进行采集并传输到上位机,由上位机对人体运动信息进行分析及划分步态相位,通过判断穿戴者运动意图并将处理分析后所产生的控制信号输送到执行机构,来实现人体运动信息对外骨骼机器人的控制。实验系统框架图如图 2 所示。

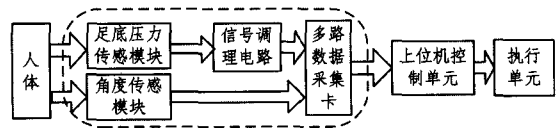


图 2 GDS 框架图

在 GDS 框架图中,数据采集卡为国产 MPS-010602 多功能 USB 数据采集卡,其价格低廉,具有 16 路单端模拟信号采集、4 路模拟信号输出、8 路数字信号输入和输出。足底压力传感器采用 Flexiforce PS-02 压阻型传感器,它是由美国 Tekscan 公司生产的一种电阻元件,其厚度仅为 0.127mm,电导率与负载之间呈高度的线性关系,可以满足体积、量程、滞后性能等设计要求,并且薄膜材质对各种形状的适应性强,可以很好地置于鞋底与足底接触的部分而不会产生信号的误差或干扰。Flexiforce PS-02 是电阻式压力敏感元件,随着敏感单元所受压力增大,电导值增大,电阻值下降。因此设计调理电路将 Flexiforce PS-02 的电阻信号变化转换为电压信号变化,并且提供信号的增益功能。根据信号调理模块的电气特性,我们可以得到输出电压为:

$$V_{out} = 5V \times \left(\frac{R_1 + R_{F1}}{R_{S1}} \right) \quad (1)$$

式中, R_{S1} 为 Flexiforce A201 的内阻, R_1 为 1k Ω 的固定电阻, R_{F1} 为最大阻值为 20k Ω 的可调电阻。

根据解剖学原理人体足部的压力主要分布在几个区域,我们可以将人体足部划分为几个生理构造区域(如图 3(a)所示),这些区域支撑着人体大部分重量,并对人体重心的平衡调节起着至关重要的作用。根据人体足部生理构造区域的划分,我们选择了 8 个压力采集点(如图 3(b)所示)。在人体运动过程中,这 8 个压力采集点所在的生理构造区域压力分布信息变化特征明显,重复性较好。另外,我们还为角度传感器设计了固定在大腿和小腿上的固定关节,用以测量膝关节角度变化。固定关节采用铝合金制作,以降低它的重量对人的正常步态产生的影响。最终原型如图 3(c)所示。

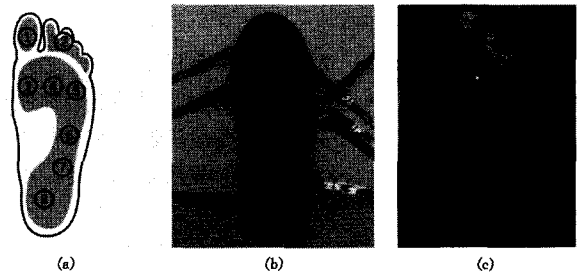


图 3 足底压力采集点与实物图

3 实验

本实验目的是采集健康男性青年在 3 种不同速率下自然行走时足底压力和膝关节角度变化数据。

3.1 实验被试选择

为避免年龄和性别造成的步态差异,本实验征集 20~35 岁的健康成年人作为被试对象,共招募 15 名男性志愿者,下肢均无肌肉骨骼方面的相关病史。实验开始前,记录被试者的个人资料及足部测量资料,用作分布统计。

3.2 实验过程

每名被试者在进行正式实验前,先在跑步机上进行步行

训练,被试者按照跑步机设定的 3km/h、4km/h 和 5km/h 3 种速度行走,分别记录被试者在 3 种速度下的步频。正常行走时,被试者将被要求在行走训练所记录下的 3 种不同的步率下进行自然行走^[19]。

被试者在 7 米长、2 米宽的实验空间里,穿戴 GDS 系统,根据电子节拍器的节拍进行自然行走。上位机通过软件记录保存实验数据。

被试者进行自然行走时,实验者一跟随被试者行走,确保被试者的步伐与电子节拍器一致及姿态自然稳定,同时,辅助被试者进行数据及电源延长线的携带;实验者二观察上位机中 GDS 软件所记录显示的数据波形,观测信息的稳定性并及时排查错误数据原因并进行修正,以保证后续实验正常顺利进行。

实验被试者 15 名,每名 3 组实验,共 45 组。

3.3 数据预处理

实验完成后,我们将实验数据导入 Matlab,采用均值法进行去噪处理,观察同一被试在 3km/h、4km/h 和 5km/h 3 种速度下的步态周期信息对比,结果如图 4 所示。可以发现,不同速率下的步态周期形状、上升起始点、下降结束点、幅值及最大峰值都十分接近,产生的微小差异应是由于数据量较小导致的步态不稳定;并且在这 3 种速率下,压力和角度随时间变化规律一致,每个步态周期膝关节角度呈现一小一大两个峰值,说明每个周期膝关节完成两次屈伸,首次微小弯曲出现在脚跟着地后,第二次较大的弯曲出现在脚尖离地以后,我们可以通过前后分布的压力传感器数据直观观测这一结果,而本结果也符合正常步态规律。

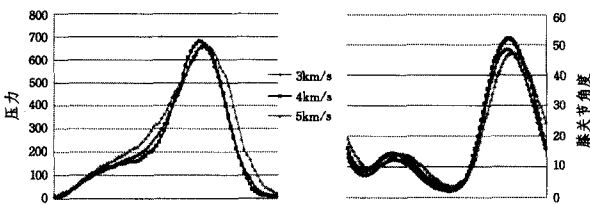


图 4 3 种速率典型步态信息对比

通过以上分析,可以推断足底压力与关节角度之间存在关联性,如果能建立两者之间的数学模型,就能相对简便地对人体运动意图做出预测,实现对外骨骼机器人的控制。由于速率对步态数据影响不大,我们在数据预处理时将 3 组数据合并。考虑到建模和计算方便,本文对数据进行归一化处理,将原始数据空间映射到区间 $[0,1]$,归一化计算公式为:

$$X_i = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

式中, i 为第 i 组实验, X 为该组实验所获的最终测量值, X_{\max} 和 X_{\min} 分别为每一个样本实验数据最终测量值的最大值和最小值, X_i 为第 i 组实验的最终测量值经归一化处理后的数值。另外,完整步态周期存在支撑相与摆动相两个相位,摆动相足底压力趋近于零,约占整个步态周期的 40%,而此时膝关节变化较大并呈对称单峰。为提高算法准确性,将此部分角度值设为恒定,后续采用时域分析补充。

4 结果分析与验证

4.1 评估函数

本文使用均方根误差(RMSE)和相关系数(CC)来验证算

法的有效性和预测能力。

4.2 GEP 参数

实验中使用的参数如表 1 所列。

表 1 GEP 参数集

参数名	参数值
终止代数和种群大小	1000,200
函数集	$F = \{+, -, \times, \div, \text{sqrt}, \text{exp}, \text{logistic}\}$
终点集	$T = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$
基因个数和基因头长度	6,10
基因连接符	+
变异率	GEP=0.044
单点、两点重组率	0.2
基因重组率	0.05
IS、RIS、Gene 转座率	0.05
IS、RIS 转位元素数量	1,2,3
随机实数	(-100,100)

其中,sqrt 表示开根函数,exp 表示指数函数,logistic(x) = $\frac{1}{1+e^{-x}}$ 。

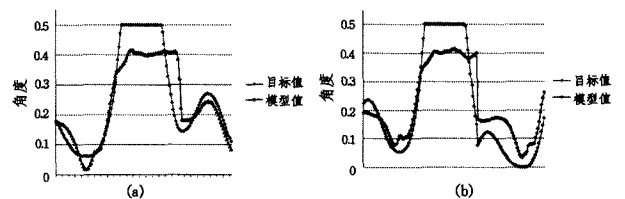
4.3 实验结果与分析

在 3 组数据中抽取 80% 作为训练数据集,剩余 20% 作为测试数据代入模型进行验证。采用表 1 的参数符号集,MSE 作为适应值函数,运行 GEP 得到一个最优个体,转化为数学表达式:

$$F(X) = -X_2 \cdot \frac{1}{1+e^{X_2-X_4}} + \frac{1}{1+e^{-X_2 X_7 - 79.879822 X_7}} \cdot \frac{1}{1+e^{X_6 - 97.538696 X_7}} + \frac{1}{1+e^{-X_2}} \cdot \frac{1}{1+e^{-(X_2-X_4) - \frac{1}{1+e^{-X_7}}}} + (1+X_2 X_4) X_2 X_7 \quad (3)$$

值得注意的是,该表达式中未包含 X_1 、 X_3 和 X_5 3 个参数,可能是由于压力点设置较为集中,参数间相关性较大。这也为本文进一步的研究,特别是关键参数的选择提供了一种可行的研究思路。

图 5(a) 为训练结果图,图 5(b) 为测试结果图。表 2 中 GEP 计算结果显示, RMSE 控制在 0.1 左右,相关系数在 0.8~0.9 之间,拟合情况较好。



图中,目标值为 0.5 即表示压力值趋近于零的点

图 5 实验结果

表 2 GEP 计算结果

训练集		测试集	
RMSE	CC	RMSE	CC
0.10	0.82	0.09	0.91

结束语 本文设计并制作了一套人体步态数据获取系统 GDS,它可以对足底 8 个点的压力和膝关节角度进行连续采样,对步态干扰小,数据可靠性高。利用 GDS 分别进行 15 组青年男子在 3km/h、4km/h 和 5km/h 速率下的自然步态数据

(下转第 49 页)

- ference on Multimedia Information Retrieval. Canada, August 2008;105-112
- [2] Nakano T, Goto M, Hiraga Y. MiruSinger: A Singing Skill Visualization Interface Using Real-time Feedback and Music CD Recordings as Referential Data [C]//9th IEEE International Symposium on Multimedia-Workshops. Taiwan, December 2007;75-76
- [3] Mayor O, Bonada J, Loscos A. Performance Analysis and Scoring of the Singing Voice [C]// AES 35th International Conference: Audio for Games. London, UK, February 2009;1-7
- [4] Ruiz-Reyes N, Vera-Candeas P, Muñoz J E, et al. New Speech/music Discrimination Approach Based on Fundamental Frequency Estimation [J]. Multimedia Tools and Application, 2009, 41(2): 253-286
- [5] 马元峰, 陈克安, 王娜. Moore 响度模型的数值计算方法[J]. 声学技术, 2008, 27(3): 390-395
- [6] Yuan Ji-xuan, Song Zhu-mei. Sound Loudness Research on Acoustic-structure Coupling Field in an Enclosed Cavity[C]// 2nd Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System. Beijing, China, August 2010;456-462
- [7] Rao Dan, Xie Bo-sun, Liang Zhi-qiang. Binaural Loudness Spectra Analysis of Individualized Binaural Room Impulse Responses [C]//2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China, October 2009;1-4
- [8] Zheng Gui-bin, Han Ji-qing. Real-time Audio Retrieval Method and Automatic Commercial Detecting System [J]. Journal of Computer Science, 2006, 2(3): 297-302
- [9] Nozaki T, Kameyama K. Feature Selection for User-adaptive Content-based Music Retrieval using Particle Swarm Optimization [C]//10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. 2010;941-946
- [10] You J, Park S, Kim I. An Efficient Frequent Melody Indexing Method to Improve the Performance of Query-by-humming Systems [J]. Journal of Information Science, 2008, 34(6): 777-798

(上接第 44 页)

采集, 并使用 GEP 对实验结果进行分析和测试, 得出如下结论: (1) 足底压力和膝关节角度随时间周期性变化; (2) 步行速率对足底垂直压力和膝关节角度变化未见明显影响; (3) 使用 GEP 能有效地对膝关节角度进行识别, 说明足底压力数据可作为外骨骼机器人控制信号; (4) 该方法为提出不相关的自变量提供了一种参考。

本步态数据获取系统采用足底压力信号和膝关节角度同步采集, 进行步态曲线的连续分析, 相比传统通过步态相位划分来分析的方法有所改进。由于采样器材原因, 本文实验只进行了右脚(腿)压力和角度的采集, 导致每个步态周期缺失大约 40% 的压力数据, 这虽然对整体建模影响甚微, 但通过双脚压力值计算会使模型鲁棒性更高。GEP 训练结果提示, 未来可以使用更少的压力点进行识别。另外, 今后的实验还需考虑对样本一段时间无序的自然的步态行为进行采样分析, 以提高模型的普适性和通用性。

参 考 文 献

- [1] 杨灿军, 陈鹰, 路甬祥. 人机一体化智能系统理论及应用研究探索[J]. 机械工程学报, 2000, 36(6): 42-47
- [2] Kazerooni H, Racine J L, Huang L, et al. On the control of the berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX) [C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2005). IEEE, 2005; 4353-4360
- [3] Strausser K A, Kazerooni H. The development and testing of a human machine interface for a mobile medical exoskeleton [C]// 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robot and System. San Francisco, CA, USA, Sep. 2011; 4911-4916
- [4] 王楠, 王建华, 周民伟. 人体下肢外骨骼机器人的步态研究现状 [J]. 中国骨科临床与基础研究杂志, 2012, 4(1): 62-67
- [5] 蔡付文, 王人成, 李广庆, 等. 低成本人体步态分析系统的研究 [J]. 中国康复医学杂志, 2008, 23(1): 49-53
- [6] Zhang Xiao-dong, Choi H. Pattern Recognition of Human Grasping Operations Based on EEG [J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2006, 4(5): 592-600
- [7] Ferris D P, Czerniecki J M, Hannaford B. An Ankle-Foot Orthosis Powered by Artificial Pneumatic Muscles [J]. Journal of Applied Biomechanics, 2005, 21(2): 189-197
- [8] 蔡春风. 人体表面肌电信号处理及其在人机智能系统中的应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006
- [9] 吴剑锋, 吴群, 孙守迁. 简约支持向量机分类算法在下肢动作识别中的应用研究 [J]. 中国机械工程, 2011, 22(4): 433-438
- [10] Kawamoto H, Lee S, Kanbe S, et al. Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller [C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2003. 2003; 1648-1653
- [11] 孙建, 余永, 葛云建. 基于接触力信息的可穿戴下肢助力机器人传感系统研究 [J]. 中国科学技术大学学报, 2008, 38(12): 1432-1438
- [12] Pratt J, Krupp B, Morse P G, et al. The RoboKnee, an exoskeleton for enhancing strength endurance during walking [C]// Proceedings of the IEEE International Conference, ICRA 2004. Robotics and Automation, 2004; 2430-2435
- [13] Cordero A F B, Koopman H J F M, van der Helm F C T. Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces [J]. Journal of Biomechanics, 2004, 37: 1427-1432
- [14] Savelberg H, De Lange A L. Assessment of the horizontal, fore-aft component of the ground reaction force from insole pressure patterns by using artificial neural networks [J]. Clinical Biomechanics, 1999, 14(8): 585-592
- [15] ortolero X, Masani K, Popovic M R. Step Prediction During Perturbed Standing Using Center of Pressure Measurements [J]. Sensors, 2007, 7(4): 459-472
- [16] Zhang Kuan, Sun Ming, Lester D K, et al. Assessment of human locomotion by using an insole measurement system and artificial neural networks [J]. Journal of Biomechanics, 2005, 38(11): 2276-2287
- [17] 郑成闻. 基于柔性双足信息的助力机器人行走控制方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011
- [18] Candidia F. Gene Expression programming; mathematical modeling by an artificial intelligence [M]. Springer-Verlag, 2006
- [19] 张立佑. 成人足底压力中心前进路径模式之建立 [D]. 台湾朝阳科技大学, 2009