

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006204

一种下肢运动意图识别算法性能实时测评系统*

李向新^{1,2,3}, 田 岚^{1,3}, 郑 悦^{1,2,3}, 李光林^{1,2,3}

(1. 中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055; 2. 粤港澳人机智能协同系统联合实验室
深圳 518055; 3. 中国科学院大学深圳先进技术研究院 深圳 518055)

摘 要:对腿部运动意图识别算法的实时性能进行综合可靠的评价是实现下肢假肢灵活稳定控制的前提。提出一种逐层分级的基于下肢运动意图识别算法的实时测评方法,对算法的可靠性、稳定性以及运动意图识别速度进行综合评价。利用开发的运动意图识别算法评测系统,对基于肌电信号源和机械信号源的两种运动意图识别算法进行了实时性能测试,发现肌电信号源的算法识别时间大于机械信号源算法,但是其算法稳定性优于机械信号源算法。进一步地,还利用该评测系统有效地区分出正常识别策略与异常识别策略,发现正常策略的动作识别稳定系数比异常策略高 25% 左右。因此,所提的基于下肢运动意图识别算法的实时测评方法,能够对不同信号源算法以及不同识别策略的实时性能进行有效评价,为智能下肢假肢控制系统开发提供可供参考的测试平台。

关键词: 下肢假肢; 运动意图识别; 算法性能评价; 算法测评系统

中图分类号: TP274.2 G312 TH77 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Real-time performance test evaluation system for lower limb motion intention recognition algorithm

Li Xiangxin^{1,2,3}, Tian Lan^{1,3}, Zheng Yue^{1,2,3}, Li Guanglin^{1,2,3}

(1. Shenzhen Institutes of Advanced Technology (SIAT), Chinese Academy of Sciences (CAS), Shenzhen 518055, China;
2. Guangdong-Hong Kong-Macao Joint Laboratory of Human-Machine Intelligence-Synergy Systems, Shenzhen 518055, China;
3. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Comprehensive and reliable evaluation of the real-time performance of leg motion intention recognition algorithms is the premise to realize flexible and stable control of lower limb prosthesis. In this paper, a multi-layer real time test evaluation method for lower limb motion intention recognition algorithms is proposed, which comprehensively evaluate the reliability, stability and motion intention recognition speed of the algorithms. Using the developed test evaluation system for lower limb motion intention recognition algorithms, two motion intention recognition algorithms based on myoelectric signal source and mechanical signal source were tested in real time, respectively. The results show that the motion recognition time of the myoelectric signal source based algorithm is longer than that of the mechanical signal source based algorithm; however, the stability of the myoelectric signal source based algorithm is better than that of the mechanical signal source based algorithm. Additionally, the performances of normal and abnormal recognition strategies can be effectively distinguished using the proposed test evaluation system, and it is found that the motion recognition stability index for normal strategy is 25% higher than that for the abnormal strategy. These results demonstrate that the proposed real time test evaluation method for lower limb motion intention recognition algorithms can effectively evaluate the real time performance of different signal source based algorithms and different recognition strategies, and can provide a testing platform for the development of intelligent lower limb prostheses control system.

Keywords: lower limb prosthesis; motion intention recognition; algorithm performance evaluation; algorithm test evaluation system

收稿日期: 2010-03-23 Received Date: 2010-03-23

* 基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFE0128000)、国家自然科学基金 (61803361)、广东省基础与应用基础研究基金项目 (2020A1515011279)、国家基金委-深圳联合基金项目 (U1613222) 资助

0 引言

我国肢体残疾人数众多,假肢是解决肢体残疾人生活障碍的重要手段之一,尤其是下肢假肢涉及人体行动与平衡问题,对残疾人日常生活的影响极为重要^[1]。目前商业化的下肢假肢主要是无动力的被动型假肢,主要为截肢者提供身体的支撑功能,不能为用户提供任何额外的辅助动力,需要依靠使用者残存下肢、臀部或躯体的摆/扭动等动作操控假肢实现行走。残疾人穿戴被动型假肢行走,不仅不能实现自然、对称的行走姿态,还要比正常人多耗费 20%~30% 的能量^[2]。随着下肢假肢制作技术和操控方法的不断发展,动力型下肢假肢系统越来越得到了人们的关注。动力型下肢假肢不仅能够为用户提供辅助动力,使截肢者能更加有效的使用和操控假肢系统,而且能够随着截肢者步行速度、关节角度的变化自动调整膝、踝关节的力矩控制,使假肢步态尽可能的接近健康腿,实现更加平稳、自然的行走。

在动力型下肢假肢控制系统中,人体运动意图的识别起着至关重要的作用^[3-4]。下肢运动意图信息主要包括动作类型、关节角度、关节角速度等,运动意图识别的性能,如识别精度、实时性、抗干扰性等将直接影响多功能假肢的控制效果,进而影响残疾人使用假肢的安全性。随着信息处理技术的发展,各种机器学习算法开始用于下肢运动意图识别研究^[5-6]。美国北卡罗来纳州立大学的 Huang 等^[7-10]提出了基于表面肌电信号的人体运动模式识别方法,成功识别了 8 名健康受试者和 2 名大腿截肢者的 7 种运动模式,平均识别正确率达到 92.6%。美国俄勒冈大学的 Jin 等^[11]设计了基于步态时间的分析窗提取表面肌电的时域特征,实现对 5 名小腿截肢者 7 种运动模式 97.9% 的识别正确率。北京大学王启宁团队研发了基于电容传感的下肢运动意图识别方法,成功的将肌肉形变信号应用于人体运动意图预测,实现了对 11 种下肢行走模式 95% 的识别精度^[12-13]。此外,美国芝加哥康复中心的 Tkach 等^[14]发现将生物力学信号与表面肌电信号进行融合,可以有效提高截肢者的运动意图识别准确率。该研究利用融合识别方法对截肢者站立、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯 5 种行走模式识别的错误率降低 6%。

但是,目前对于下肢运动意图识别算法的评价大部分都是基于离线结果的分析,而且由于不同的识别方法所用的信号源、信号特征和算法类型不同,还没有一个通用的实时算法性能评价标准和系统。因此,运动意图识别算法实时性能评价系统的开发是当前智能下肢假肢领域亟待解决的一个重点问题。

针对这一问题,本文设计了一个通用型的运动意图

识别算法性能实时评价系统。该系统可用于不同信号源、不同信号特征和不同算法类型的运动意图识别方法的实时性能评价。并且除了计算动作识别正确率外,该系统还能计算出首次动作识别时间和动作完成时间。同时,该系统还具有判断算法可靠性的功能,通过将识别结果可视化,并自动分析动作识别结果的变化规律,来判断算法的稳定性和可靠性。

1 下肢运动意图识别测评系统

1.1 测评系统操作流程

下肢运动意图识别评分系统工作原理如图 1 所示,系统包括:待测系统,数据读取,上位机测试软件等部分。待测系统与运行于电脑上的测试软件通过串口(USB 转串口)连接及通信。串口通信波特率为 115 200,通信内容封装为数据包,包括 5 个部分:起始位、数据包类型、功能码、数据内容、结束符,用于发送各项功能指令。整个测试通信流程由电脑软件端发起,待测系统收到电脑指令后解析并响应。具体如下:

1) 测试连接:用于测试电脑软件与待测系统之间连接与通信是否正常,待测系统收到该指令后需要发送响应至电脑,电脑根据收到的响应判断测试是否成功。

2) 开始发送识别结果:请求待测系统向电脑发送识别结果,待测系统收到后,需要连续向电脑发送识别结果,直至电脑发送“停止发送识别结果”。

3) 停止发送识别结果:收到该指令后,待测系统需停止向电脑发送识别结果,并发送响应。

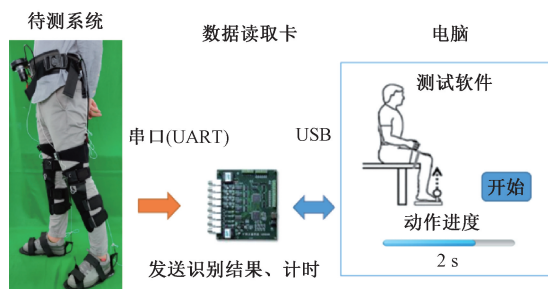


图 1 下肢运动意图识别算法测评系统工作原理

Fig.1 Operation principle diagram of the test evaluation system for lower limb motion intention recognition algorithms

1.2 测评系统软件设计

本文系统设计了多功能、可视化、友好交互的软件界面,如图 2 所示。通过界面操作,可以实现动作选择、参数设置、测试评估和算法性能评价等。

1) 动作选择:通过点击动作名称对应的数字标号可以实现动作的选择和取消。

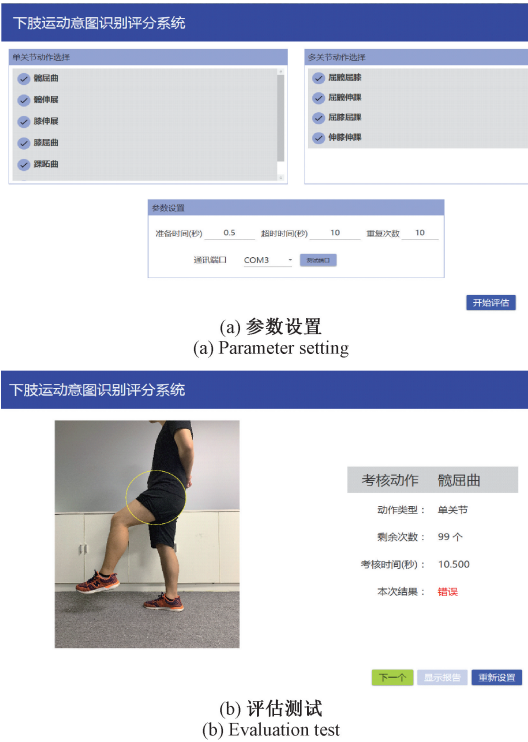


图 2 下肢运动意图识别算法测评系统软件界面
Fig.2 Software interface of the test evaluation system for lower limb motion intention recognition algorithms.

2) 参数设置

(1) 动作反应时间:指从测试动作图片出现到受试者开始动作的时间。根据国内外文献报道^[15-16],人类从眼睛看到动作图片,到大脑做出响应,并通过中枢神经传

导给下肢肌肉执行相应动作,平均需要 500~750 ms。因此,本文将动作反应时间设置为 750 ms,即从测试图片出现后的 750 ms 开始计时算法的动作识别时间。

(2) 动作识别超时时间:指动作识别所需的最长时间。考虑到结果输出的连续性,本文要求算法能够连续识别 10 次正确的运动意图方可认为该次动作识别成功。因此,本文将动作识别超时时间设置为 2 000 ms,即从测试图片出现后的 750 ms 开始计时,如果在 2 000 ms 内算法不能够识别出正确的运动意图,则认为该次动作识别失败。

(3) 动作重复次数:按照选择的动作类别,每个动作随机出现的次数。本文设置动作重复次数为 10 次,即每个选定动作随机出现 10 次。

(4) 通信端口:根据硬件选择通信端口,测试成功后方可进行评估测试。

3) 测试评估:如图 2(b) 所示,界面左侧区域为考核动作显示区,右侧区域为考核动作信息显示区。动作测试开始后,动作显示区将出现对应的考核动作图片,信息显示区会出现该动作完成时间、完成结果、剩余动作考核次数等信息。

4) 结果保存及算法性能评价:系统实时保存下位机传输的动作识别结果形成动作日志。当所有动作考核结束后,系统通过读取动作日志计算动作识别准确率和动作识别时间,显示考核动作识别结果趋势图并对算法性能进行评估。

1.3 测评系统评价指标

本文系统工作流程如图 3 所示,启动测试程序后,首先进行通信端口测试和参数设置,之后开始算法评估,下位机将算法计算出的动作识别结果实时传输至上位机进行结果判断。

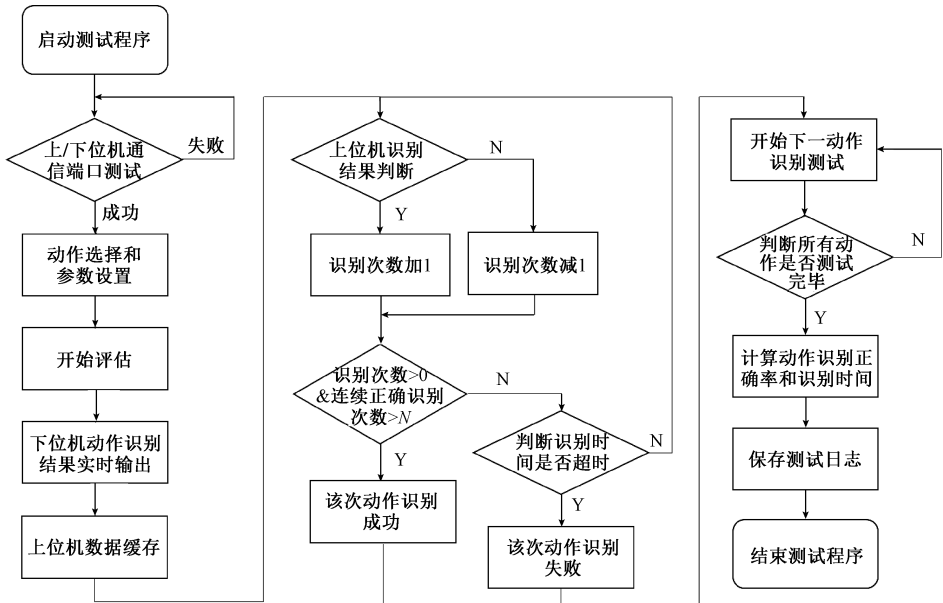


图 3 测评系统工作流程
Fig.3 Work flow chart of the test evaluation system

为了保证算法动作识别的稳定性和可靠性,系统要求算法能够对考核动作进行连续正确的识别输出。因此,上位机测试系统将对下位机的识别结果进行实时判断并计数:识别结果正确则成功次数加 1,错误则成功次数减 1;并且要求在规定的超时时间内,识别正确次数多于错误次数,而且连续识别正确次数达到 10 次,才能判定该动作识别正确;否则,判定该动作识别失败。

动作识别时间:指从人体运动肌电信号产生到算法首次计算出正确运动意图所需的时间。该参数反映了算法对运动肌电信号的解码速度,是评价算法实时性的重要指标。

动作完成时间:指从人体运动肌电信号产生到测试系统判定考核动作识别成功所需的时间。该参数反映了算法对运动肌电信号的解码速度,是评价算法实时性的另一重要指标。

动作识别正确率:指动作识别正确次数与动作识别总次数的比值。该参数反映了算法对运动肌电信号解码的正确性,是评价算法可靠性的重要指标。平均动作识别正确率 (classification accuracy, CA) 计算公式如下所示:

$$CA = \frac{\text{单次动作识别时间内正确识别次数}}{\text{单次动作识别时间内识别总次数}} \times 100\% \quad (1)$$

动作识别稳定系数:在实际应用中,除了准确性外,算法的稳定性也很重要。因此,本文系统定义了动作识别稳定系数指标。其中,单次动作识别稳定系数 (per stability index, pSI) 和平均动作识别稳定系数 (average stability index, aSI) 的计算公式如下所示。可见,该指标通过统计算法识别结果中的动作类别数,来评价算法的稳定性。

$$pSI = \frac{x}{y} \times \left(\frac{n - m + 1}{n} \right)^{\frac{1}{t}} \quad (2)$$

$$aSI = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t pSI \quad (3)$$

式中: x 为在单次动作识别规定时间内正确识别的动作个数; y 为在单次动作识别规定时间内识别的动作总数; n 为考核的动作类别总数; m 为在单次动作识别规定时间内识别出的类别数; t 为考核动作总数。

本文系统采用逐层分级的方法对算法的可靠性、稳定性以及识别速度进行综合评价,其算法评价流程如图 4 所示。通过读取动作日志,首先计算平均动作识别正确率,平均正确率低于 90% 的算法认为可靠性差;对平均正确率高于 90% 的算法再计算其平均动作识别稳定系数,稳定系数低于 0.9 的算法认为稳定性差;对于稳定系数高于 0.9 的算法进一步计算其动作识别时间,其中,识别时间小于 600 ms 的算法认为识别速度快,识别时间大于

600 ms 小于 900 ms 的算法认为识别速度较快,识别时间大于 900 ms 的算法认为识别速度慢。

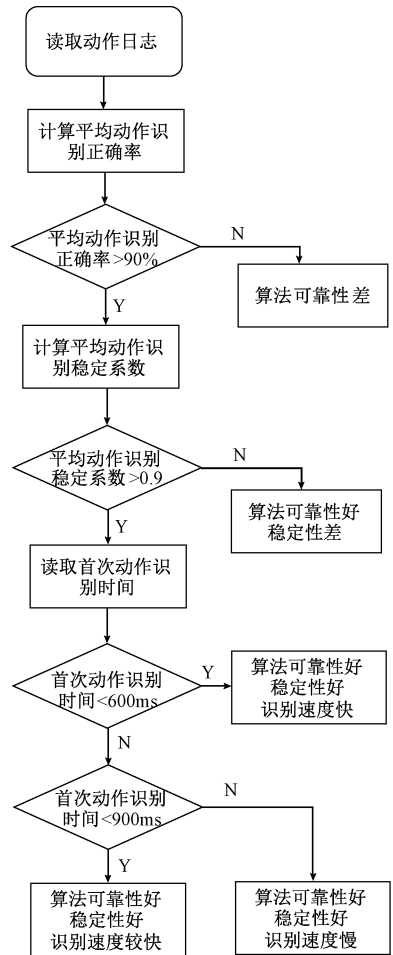


图 4 算法性能评价流程

Fig.4 Flowchart of the algorithm performance evaluation

2 实验与测试

2.1 实验对象

本文对 13 个受试者进行了实验验证。测试动作包括髋屈曲、髋伸展、膝屈曲、膝伸展、踝跖曲、踝背伸等 6 种动作类型,如图 5 所示。在测试过程中,每个动作重复出现 10 次,受试者根据电脑测试程序随机显示的目标动作,执行相应动作,直至显示器提示 60 个动作全部完成。在测试过程中,受试者均采用站姿完成动作,为保障受试者安全,增加保护装置,如图 6 所示。

2.2 实验方案

为了验证该系统对不同信号源的普适性和对不同识别策略的有效测试,本文设计了如下两种实验验证方案。

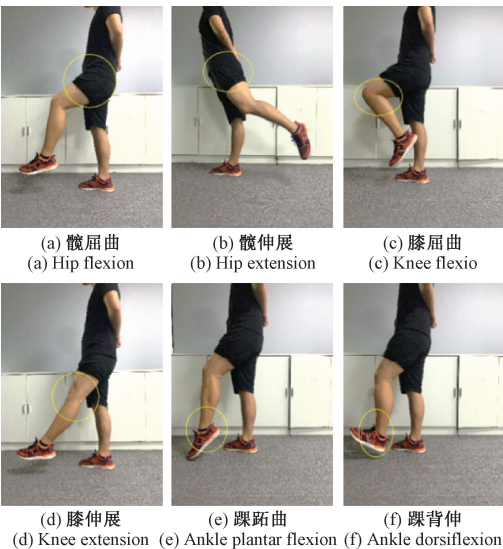


图 5 本文测试的动作类型

Fig.5 Motion classes tested in this paper



图 6 实验图片

Fig.6 The experiment picture

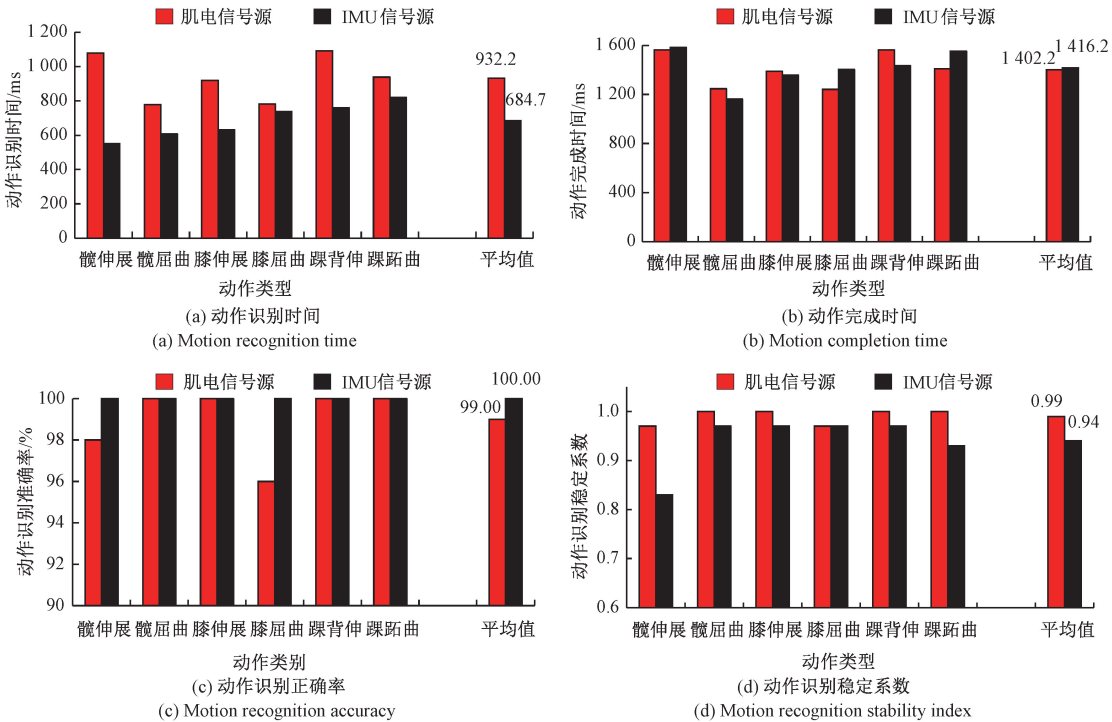


图 7 肌电信号源和机械信号源的识别算法性能对比

Fig.7 Performance comparison of the recognition algorithms based on myoelectric signal source and mechanical signal source

1) 基于不同信号源的识别算法性能测试。本文主要针对常用的肌电信号源和机械信号源,对比这两种方法的动作识别时间、动作完成时间,动作识别正确率和动作识别稳定系数等。

2) 基于不同动作输出策略的算法性能测试。该实验采用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)算法进行运动意图的识别。本文设计了正常的识别策略和异常的识别策略两种动作输出策略。其中,正常的识别策略,即将LDA算法识别的受试者运动意图直接输出到上位机测试系统;异常的识别策略,即在测试开始后将考核的6种动作类型依次遍历上传到测试系统中,以获得较短的动作识别时间,在信号稳定之后将真实的识别结果上传至测试机,该策略视为一种“投机型”的不可靠策略。

3 结果与讨论

3.1 基于不同信号源的算法性能测试结果

图7所示为肌电信号源和机械信号源的识别算法性能对比。从图7中可以看到,使用肌电信号源的识别算法的平均动作识别时间为932.2 ms,明显长于使用IMU信号源的算法684.7 ms,但是这两种方法的平均动作完成时间基本一致,都在1400 ms左右。

另外,在动作识别正确率方面,机械方法的识别正确率为100%,肌电方法的识别正确率为99%,两者并无

明显差异。但是,在动作识别稳定系数方面,肌电方法的稳定系数为 0.99,明显高于机械信号源方法的 0.94。这说明机械信号对人体动作反应更快,但是肌电信号的稳定性更好。

图 8 所示为这两种算法的动作识别结果趋势。其

中,第 1 行代表的是考核的髌关节的动作,第 2 行代表的是算法预测的髌关节动作,后 2 行代表的是同一时间算法预测的膝关节和踝关节动作。从图 8 中可以看出,使用机械信号源的算法会出现为多关节联动的识别结果,而且识别动作的稳定性较差。

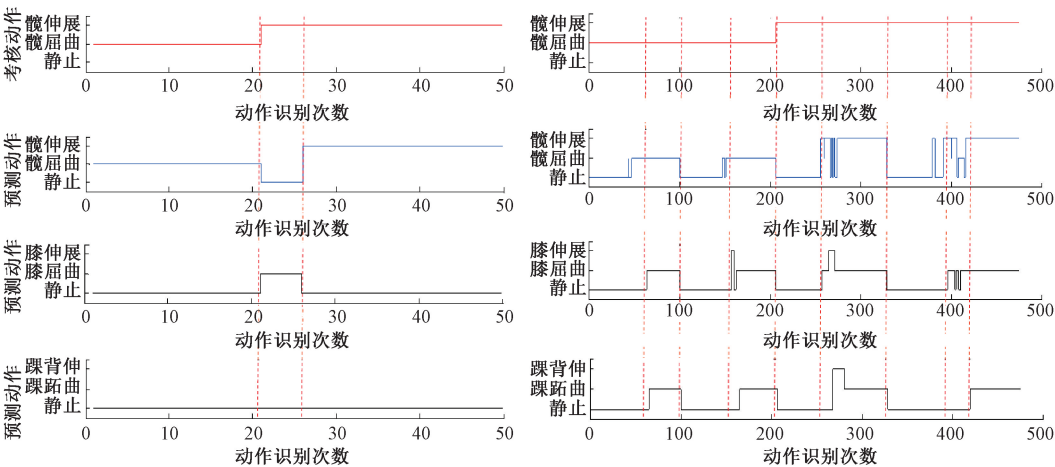


图 8 肌电信号源和机械信号源的算法动作识别结果趋势

Fig.8 Tendency diagram of the motion recognition results of the algorithms based on myoelectric signal source and mechanical signal source

3.2 基于不同识别策略的算法性能测试结果

图 9 所示为使用“正常策略”和“异常策略”时算法的性能对比。从图 9 中可以看到,使用常规策略的识别算法平均动作识别时间为 794.7 ms,明显大于使用异常策略的 591.3 ms。这说明,使用遍历的方法的确能够缩

短评分系统的动作识别时间。但是,在动作识别稳定系数方面,常规策略的稳定系数为 0.99,而使用异常策略的稳定系数只有 0.74。这说明,异常策略使用投机取巧的方法虽然能够减小动作识别时间,但是动作识别稳定性明显变差。

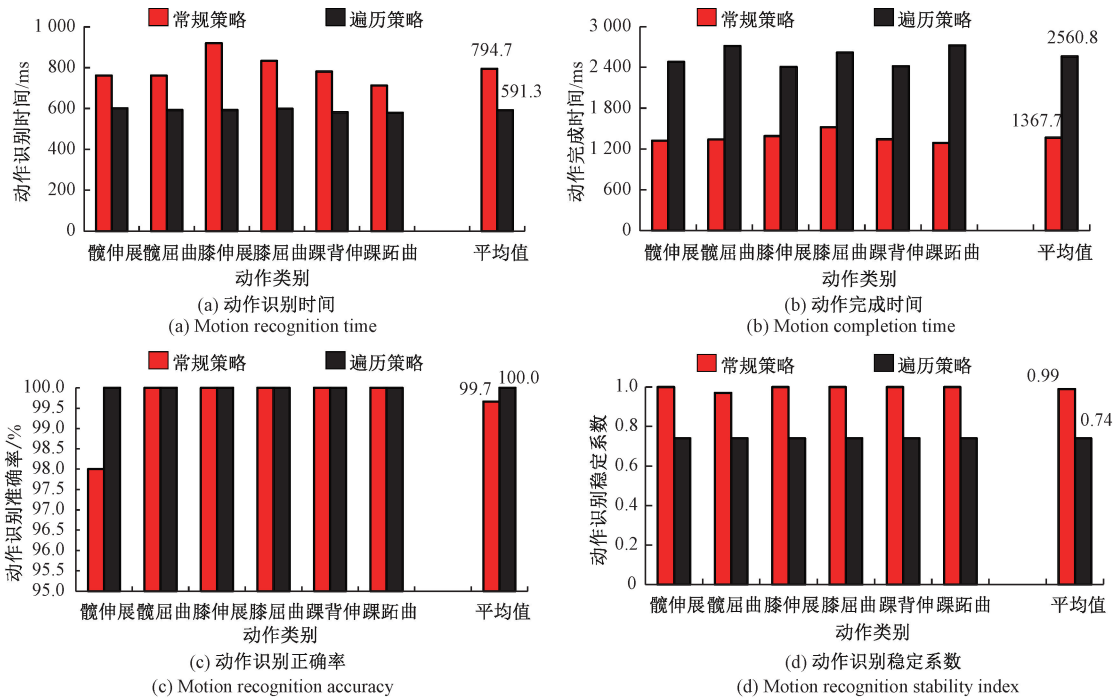


图 9 “正常策略”和“异常策略”的性能对比

Fig.9 Performance comparison for normal and abnormal strategies

图 10 所示为这两种算法的动作识别结果趋势。从图 10 中可以看出,使用常规策略的算法识别结果持续稳

定,但是使用异常策略的算法识别结果能明显看到各关节动作依次遍历出现。

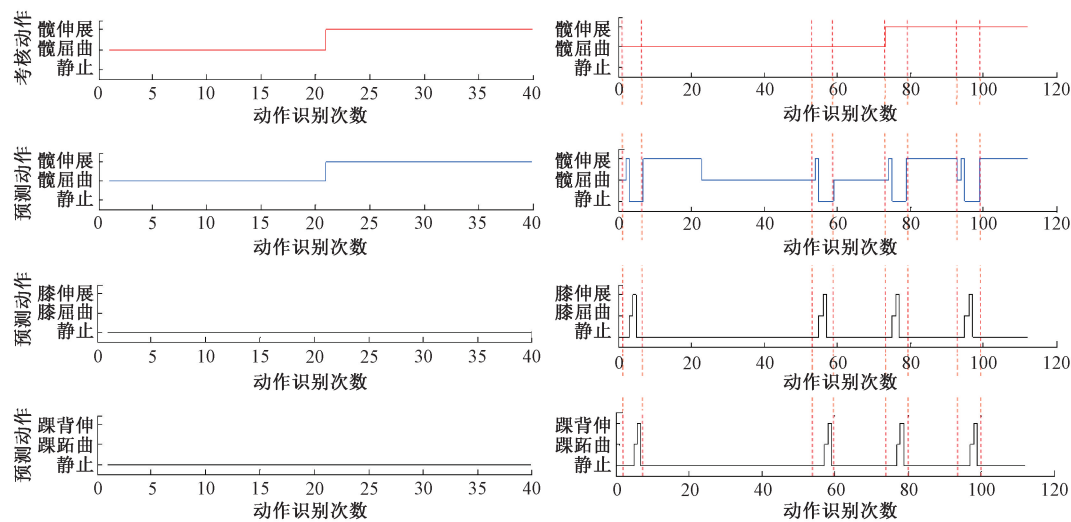


图 10 “正常策略”和“异常策略”动作识别结果趋势

Fig.10 Tendency diagram of motion recognition results for normal and abnormal strategies

本文采用的不同运动意图识别算法的性能比较如表 1 所示。可以看出,使用 EMG 为信号源的识别算法稳定性较好但是识别速度要慢于机械为信号源的算法。同时,该测评系统能够通过算法的稳定性有效区分出正常算法策略和异常算法策略。

为了验证测试系统的有效性,本文分别对基于肌电信号源的识别算法和基于机械信号源的识别算法进行实时性能测评。结果发现肌电信号源的算法识别时间大于机械信号源算法,但是其算法稳定性优于机械信号源算法。这是由于机械信号具有相应速度快、灵敏性高的特点,而人体在运动过程中往往会因为肌肉疲劳、力量变化、姿态位置移动等因素产生一定的运动干扰,这些不可避免的运动干扰很容易被机械信号源算法误判为新的运动意图,从而降低其运动识别的稳定性。

表 1 不同运动意图识别算法性能比较

Table 1 Performance comparison between different motion intention recognition algorithms				
项目		识别准确率	识别速度	稳定性
信号源	EMG	高	较快	好
	IMU	高	快	较好
识别策略	正常	高	较快	好
	异常	高	快	差

此外,如何检测算法策略的可信度,判断算法的可靠性是一个好的测评系统的必备条件。本文通过定义动作识别稳定系数这一指标,对动作意图识别结果的变化次数进行统计分析,能够对算法策略的可信度进行有效量化评价。通过本文的实验验证,发现正常策略的动作识别稳定系数明显比异常策略高 25% 左右,表明该评测系统有效地区分出正常识别策略与异常识别策略。

4 结 论

本文针对当前下肢假肢研究领域缺少对运动意图识别算法性能进行实时综合评价的问题,设计了一个通用的下肢运动意图识别算法实时评价系统。该系统能够实时在线计算意图识别算法的动作识别时间、动作完成时间、动作识别正确率、以及动作识别稳定系数等指标,通过这些指标综合分析,能够对算法的稳定性、可靠性以及响应时间做出全面客观的评价。

综上所述,本文设计的双下肢运动意图实时性能测评系统能够有效地评测不同信号源和不同识别策略的算法性能。下一步,研究将扩大测试样本,对系统的可靠性进行完善。同时,将结合智能下肢假肢系统或外骨骼机器人,对运动意图识别算法在实际应用中的性能进行评测。

参考文献

- [1] 徐斌,行鸿彦,解建华,等. 基于三维重建的大腿假肢接受腔定制研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 176-186.
XU B, XING H Y, XIE J H, et al. Research on the customization of the thigh prosthesis socket based on 3D reconstruction, 2018, 32(9): 176-186.
- [2] 王启宁,郑恩昊,陈保君,等. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1780-1793.
WANG Q N, ZHENG EN H, CHEN B J, et al. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1780-1793.
- [3] 王仲朋,陈龙,何峰,等. 面向康复与辅助应用的脑-机接口趋势与展望[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(6): 1307-1318.
WANG ZH P, CHEN L, HE F, et al. Development trend and prospect of BCI technology facing rehabilitation and assisting applications[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(6): 1307-1318.
- [4] 郑悦,景晓蓓,李光林. 人机智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2373-2380.
ZHENG Y, JING X B, LI G L. Application of human-machine intelligence synergy in the field of medical and rehabilitation robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2373-2380.
- [5] 梁旭,王卫群,侯增广,等. 康复机器人的人机交互控制方法[J]. 中国科学:信息科学, 2018, 48(1): 24-46.
LIANG X, WANG W Q, HOU Z G, et al. Interactive control methods for rehabilitation robot [J]. Sci Sin Inform, 2018, 48(1): 24-46.
- [6] 邱石,杜义浩,王浩,等. 基于sEMG的下肢运动解析方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2): 30-37.
QIU SH, DU Y H, WANG H, et al. Research on lower limb kinematic analysis method based on sEMG [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 30-37.
- [7] HUANG H, KUIKEN T A, LIPSCHUTZ R D. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(1): 65-73.
- [8] HUANG H, ZHANG F, HARGROVE L J, et al. Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(10): 2867-2875.
- [9] HUANG H, ZHANG F, SUN Y L, et al. Design of a robust EMG sensing interface for pattern classification[J]. Journal of Neural Engineering, 2010, 7(5): 056005.
- [10] ZHANG F, LIU M, HUANG H. Effects of locomotion mode recognition errors on volitional control of powered above-knee prostheses[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 23(1): 64-72.
- [11] JIN D W, YANG J K, ZHANG R H, et al. Terrain identification for prosthetic knees based on electromyographic signal features [J]. Tsinghua Science and Technology, 2006, 11: 74-79.
- [12] ZHENG H, WANG L, WEI L, et al. A noncontact capacitive sensing system for recognizing locomotion modes of transtibial amputees[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(12): 2911-2920.
- [13] ZHENG EN ZH, WANG Q N. Noncontact capacitive sensing based locomotion transition recognition for amputees with robotic transtibial prostheses [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 25(2): 161-170.
- [14] TKACH D C, HARGROVE L J. Neuromechanical sensor fusion yields highest accuracies in predicting ambulation mode transitions for trans-tibial amputees [J]. Proceedings of the 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine, Biology Society (EMBC). Osaka: IEEE, 2013, 3074-3077.
- [15] 张智勇,贾建林,张丹丹,等. 基于AHP法的驾驶员反应时间影响因素评价研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2018, 37(7): 69-75.
ZHANG ZH Y, JIA J L, ZHANG D D, et al. Research on influence factors of diver's reaction time based on AHP [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2018, 37(7): 69-75.
- [16] 王畅,付锐,于鹏程. 城市道路环境中驾驶人应激响

应感知-制动反应时间分析[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(13):3802-3807.

WANG CH, FU R, YU P CH. Research on the Time Characteristics of Drivers' Emergency Response Perception-brake Reaction under the Urban Road[J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(13): 3802-3807.

作者简介



李向新, 2010 年于郑州大学获得学士学位, 2013 年于天津大学获得硕士学位, 2017 年于中国科学院大学获得博士学位。现为中国科学院深圳先进技术研究院副研究员, 研究方向为生物医学信号处理, 模式识别与人机智能交互。

E-mail: lixx@siat.ac.cn

Li Xiangxin received her B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2010, M. Sc. degree from Tianjin University in 2013, and Ph. D. degree from University of Chinese Academy of

Sciences in 2017. Currently, she is an associate research fellow in SIAT, CAS. Her main research interests include biomedical signal processing, pattern recognition and human-computer intelligent interaction.



李光林(通信作者), 1983 年和 1988 年于山东大学分别获得学士学位和硕士学位, 1997 年于浙江大学获得博士学位。现为中国科学院深圳先进技术研究院研究员, 研究方向为神经康复工程、神经机器接口、生物医学信号处理。

E-mail: gl.li@siat.ac.cn

Li Guanglin (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1983 and M. Sc. degree in 1988 both from Shandong University, respectively, and received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 1997. Now, he is a research fellow in Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include neurorehabilitation engineering, neural machine interface and biomedical signal processing.