

DOI: 10.7652/xjtuxb201910003

利用运动准备电位的人体下肢 自主运动意图预先感知方法

李瀚哲^{1,2}, 张小栋^{1,2}, 李睿^{1,2}, 陆竹风^{1,2}, 杨昆才^{1,2}, 尹贵^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学陕西省智能机器人重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对下肢外骨骼机器人穿戴者的运动与机器人本身响应之间存在时间迟滞而导致控制实时性差的问题,提出了一种利用运动准备电位(RP)的人体下肢自主运动意图预先感知方法。首先,根据人体下肢运动的脑电(EEG)产生机理和耦合神经元集群模型仿真了下肢产生运动意图时大脑运动皮质区的 RP 响应,验证了下肢产生运动意图时其 EEG 中存在 RP;其次,利用下肢肌电(EMG)确定了下肢自主运动的起始时刻并完成 EEG 中自主下肢运动事件的触发标记,同时利用多元经验模式分解(MEMD)方法去除了 EEG 中的运动伪迹成分,进而利用叠加平均法和模板匹配法实现了下肢自主运动的 RP 提取及其运动意图的预先感知;最后,搭建检测系统进行实验验证。实验结果表明:该方法可在离线情况下于人体下肢自主运动开始前约 120 ms 实现下肢运动意图的预先感知,其平均识别正确率为 74.4%。该方法实现了人体下肢自主运动意图的预先感知,可为外骨骼机器人的柔顺控制提供信息提前量。

关键词: 外骨骼机器人;自主运动;运动意图;运动准备电位;脑电

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)10-0016-08

A Preperception Method for Voluntary Movement Intention of Lower Limb Using Readiness Potential

LI Hanzhe^{1,2}, ZHANG Xiaodong^{1,2}, LI Rui^{1,2}, LU Zhufeng^{1,2}, YANG Kuncai^{1,2}, YIN Gui^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Intelligent Robot, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A preperception method for voluntary movement intention of lower limb using readiness potential (RP) is proposed to solve the problem of poor real-time control caused by the time lag between human movement and robot's response in lower limb exoskeleton robot system. Firstly, the electroencephalogram (EEG) signals of motor cortex are simulated based on EEG generation mechanism of human lower limb movement and a coupled neural mass model. It is verified that the RP does exist in EEG of motor cortex during lower limb voluntary movement. Secondly, the electromyography (EMG) of lower limb is used to detect the onset time of lower limb voluntary movement, and to complete the trigger marker for voluntary movement of lower limb in EEG signals. Meanwhile, motion artifacts in EEG signals are removed by using the multivariate empirical mode decomposition (MEMD). Furthermore, RP extraction and preperception of lower limb voluntary movement intention are realized by a superposed average

method and a template matching method, respectively. A detection system is finally built to perform experimental verification. Experimental results show that the proposed method achieves the lower limb voluntary movement intention 120 ms in advance, and the average accuracy is 74.4%. It is concluded that the proposed method realizes the precognition of lower limb voluntary movement intention, and provides advance information for compliant control of lower limb exoskeleton robot.

Keywords: exoskeleton robot; voluntary movement; movement intention; readiness potential; electroencephalogram

近年来,外骨骼机器人的迅猛发展受到了社会各界人士的广泛关注和认可^[1-2]。外骨骼机器人是辅助人类运动、强化人体运动能力的机电一体化设备,在军事和民用领域均具有广阔的社会需求和应用前景。外骨骼机器人作为一种仿生辅助装备,需高度跟随人体运动,实现“所思即所动”的理想运动控制效果,其关键点是人与机器人之间的交互控制。因此,如何准确获取人体运动意图是实现人机交互的基础,也是实现机器人柔顺控制的难点^[3]。

目前,人体运动信息的感知方法主要有基于人体生物电信号和基于人机交互力学信息两种方式。基于人体生物电信号的方法是指利用人体产生的脑电(EEG)和肌电(EMG)等信号解析其中所包含的人体运动信息。基于人机交互力学信息的方法是通过采集人与机器人之间的交互力来逆向解算人体运动意图,但该方法中力学信息产生于人体产生运动之后,故存在明显的人体运动和力学信息获取之间的时间滞后现象,再加上信息处理和机械系统的响应时间,进一步延长了滞后时间,对穿戴者而言就存在明显的外骨骼响应迟滞和运动穿戴顿挫感,不利于柔顺人机交互的实现^[4]。

基于人体生物电信号的人体运动感知方法具备直接反映人体运动信息的显著优势,尤其在运用 EEG 识别人体运动意图方面,具有响应快速的特点。该方法主要利用人体在想象运动或执行运动所产生的 EEG 特征识别人体运动意图,其中基于运动想象(MI)的方法需受试者经过漫长的训练周期,而利用人体在执行运动时所产生 EEG 的运动相关皮层电位(MRCPs)特征识别人体运动意图的方法无需训练。然而,由于 MRCPs 的信噪比较低,需准确定位其响应时刻以便于叠加平均而提高电位特征提取的准确性,因此,常采用刺激诱发运动的方式来检测 MRCPs,并以此利用相关的电位特征进行运动意图的识别。Imran 等利用 MI 诱发了 MRCPs,以此实现了对健康受试者和脑卒中患者下肢运动意图的

检测,可在健康受试者运动前(66.6 ± 121) ms 及患者运动前(56.8 ± 139) ms 识别出运动意图^[5]。Eileen 等利用刺激诱发运动分析了多名健康受试者和患者的大脑皮层慢电位,以此准确提取了运动准备电位(RP),并可在运动开始前约 500 ms 实现上肢运动意图的识别,其准确率可达 92%^[6]。Mikkel 等分析了 3 种不同情况下刺激诱发型上肢动作时所产生的 RP 的变化规律,研究表明早期 RP 无明显的差异,而晚期 RP 存在显著的差异^[7]。以上研究均是刺激条件下的 RP 检测,该方式只适合在实验条件下进行研究,不能满足实际中的应用需求。因此,还有学者进一步研究了自主运动时的 RP,并将 EMG 作为自主运动的事件触发标记和动作与否的判断依据,但仍要求受试者躯体保持不动或坐姿状态^[8-10]。

基于 RP 的人体运动意图识别是一种不依赖外部刺激的方法,但该方法需利用 EMG 作为自主运动的事件触发标记和动作与否的判断依据,其判断方法采用阈值法和 Teager-Kaiser 能量(TKE)方法^[11],判断结果依赖于 EMG 信号质量与阈值的设定,不能自适应调整。此外,人体运动会在 EEG 中引入大量的运动伪迹信号而干扰 EEG 的电位特征提取。针对上述问题,本文利用 RP 预先感知人体下肢自主运动意图,研究基于肌电辅助的下肢自主运动起始时刻检测方法与利用多元经验模式分解(MEMD)算法的 EEG 运动伪迹去除方法,进而利用叠加平均法和模板匹配法实现对下肢自主运动 RP 的检测及其运动意图的预先感知。

1 人体下肢运动的脑电产生机理及建模仿真

1.1 人体下肢运动的脑肌电产生机理

人体运动可根据其运动的产生方式分为诱发型和自发型,诱发型运动即在人体受到环境刺激时所做出反应以满足环境需求,如看见红灯引发踩刹车动作;自发运动是根据人体自主意愿而产生的某种

运动以实现特定或预期的目标,如需到达某一特定位置时下肢的运动^[12]。在产生自发或诱发运动意图时,该意图传递至大脑运动皮质区等与运动相关的神经细胞集群放电响应并经颅骨和头皮传递而产生 EEG;同时,该皮质区对运动信息的加工与整合后传递至小脑、脑干等进行进一步的运动信息加工,之后经由低级中枢神经系统和周围神经系统传递至下肢骨骼肌,神经-肌肉接头将神经信号转换为运动终板电位使骨骼肌中的肌纤维激活产生动作电位,进而大量肌纤维的动作电位时空叠加形成 EMG^[12]。在下肢运动时大脑运动皮质区响应从而产生负值低频电位变化,该电位响应发生于运动开始之前,故被定义为运动准备电位 RP。RP 是在时间上严格跟随肢体运动的事件相关电位(ERP),也是 MRCPs 的重要成分^[13-14]。根据波形特征将 RP 分为早期 RP 和晚期 RP 两类,早期 RP 开始于运动前约 1.5 s,是幅值缓慢增加的负电位;晚期 RP 开始于运动前约 0.5 s,是负电位的急剧增加^[5,15-16]。依据 RP 的运动事件相关特性和发生于运动开始前的时间特性,可利用 RP 特征实现对下肢运动意图的预先感知。

1.2 大脑运动皮质区的脑电信号建模与仿真

神经元集群模型通过集总参数的思想表示神经元集群的平均行为,该模型可仿真大脑特定功能区的 EEG 动力学特性^[17-18]。本文以人体产生下肢运动意图时的 EEG 为目标,采用基于 Jansen 模型的耦合神经元集群模型来模拟运动皮质区的 EEG 响应特性。该模型根据转换特性的不同可分为两类:一类将突触前膜动作电位的平均脉冲密度转换为突触后膜电位;另一类则将平均突触后膜电位转换为动作电位的平均脉冲密度,两类变换相互作用最终得到大脑皮层输出的突触后膜电位信号,即某种特定思维任务下大脑皮层输出的 EEG 信号。模型中第一类转换的冲击响应函数表达式为

$$\left. \begin{aligned} h_e(t) &= u(t)Aa\exp(-at) \\ h_i(t) &= u(t)Bb\exp(-bt) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $h_e(t)$ 、 $h_i(t)$ 分别为兴奋型和抑制性触突的响应函数; $u(t)$ 为 Heaviside 函数; A 、 B 和 a 、 b 分别为兴奋型和抑制性触突的平均增益和时间常数。

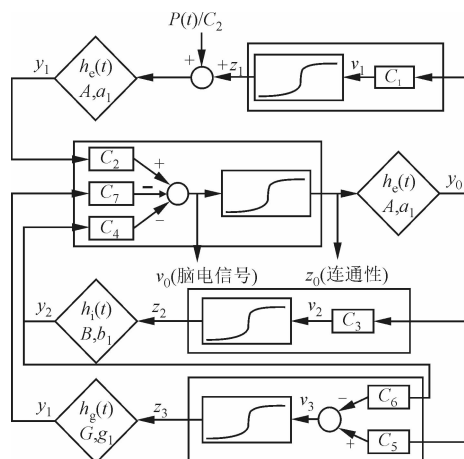
第二类转换是通过静态非线性函数完成,其数学表达式为

$$z(t) = \frac{2e_0}{1 + \exp(r(s_0 - v(t)))} \quad (2)$$

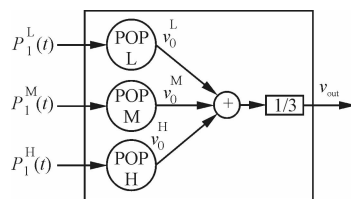
式中: $z(t)$ 为动作电位的平均脉冲密度; $2e_0$ 为动作电位最大发放率; s_0 为相对于发放率 e_0 的突触后电

位; r 为 $z(t)$ 函数的弯曲程度; $v(t)$ 为突触前膜动作电位。根据解剖学知识, $s_0 = 6 \text{ mV}$, $e_0 = 2.5 \text{ s}^{-1}$, $r = 0.56 \text{ mV}^{-1}$ 。

一个完整的单神经元集群结构包括锥体系、兴奋性、快速抑制性和缓慢抑制性中间神经元 4 类细胞子群,其模型结构如图 1a 所示。图中 v_i ($i=0,1,2,3$)、 y_i ($i=0,1,2,3$) 分别为 4 类神经元子群的平均膜电位和平均突触后膜电位,且 v_0 为模型的输出; y_i ($i=5\sim 8$) 为中间变量; C_i ($i=1\sim 7$) 为各子群间的连接常数; A 、 B 、 G 和 a_1 、 b_1 、 g_1 分别为各类细胞子群的平均增益和时间常数; $P(t)$ 为模型的内源/外源性输入,内源性输入一般用高斯函数来表示。



(a) 单神经元集群模型



(b) 耦合神经元集群模型

图 1 神经元集群的基本结构

由图 1a 所示各神经元子群之间的相互连接关系,联立方程(1)和(2)可获得 4 类神经元子群的微分方程组,其锥体系中间神经元细胞子群为

$$\left. \begin{aligned} \frac{dy_0(t)}{dt} &= y_5(t) \\ \frac{dy_5(t)}{dt} &= Aa_1 z_0(t) - 2a_1 y_5(t) - a_1^2 y_0(t) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

兴奋性中间神经元细胞子群

$$\left. \begin{aligned} \frac{dy_1(t)}{dt} &= y_6(t) \\ \frac{dy_6(t)}{dt} &= Aa_1 \left(z_1(t) + \frac{P(t)}{C_2} \right) - 2a_1 y_6(t) - a_1^2 y_1(t) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

快速抑制性中间神经元细胞子群

$$\left. \begin{aligned} \frac{dy_2(t)}{dt} &= y_7(t) \\ \frac{dy_7(t)}{dt} &= Bb_1 z_2(t) - 2b_1 y_7(t) - b_1^2 y_2(t) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

缓慢抑制性中间神经元细胞子群

$$\left. \begin{aligned} \frac{dy_3(t)}{dt} &= y_8(t) \\ \frac{dy_8(t)}{dt} &= Gg_1 z_3(t) - 2g_1 y_8(t) - b_1^2 y_3(t) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

单神经元集群模型的输出是将各类细胞子群的突触后膜电位按照特定关系联立获得,其输出表达式如下

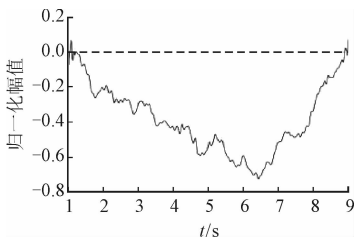
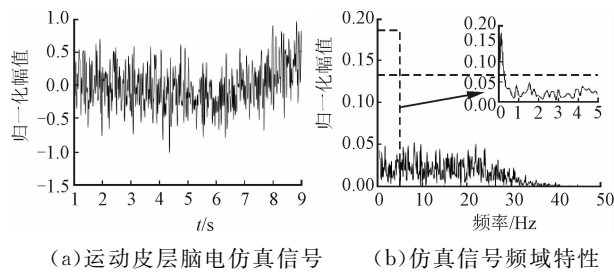
$$v_0(t) = C_2 y_1(t) - C_4 y_2(t) - C_7 y_3(t) \quad (7)$$

在仿真特定思维任务的 EEG 信号时常采用耦合单神经元集群模型进行仿真,而为避免因模型耦合而产生的复杂化影响,耦合模型通常由 3 个单模型前馈连接组成,其结构如图 1b 所示。通过设置各单模型参数使其分别仿真 EEG 的低频段($i=L$)、中频段($i=M$)和高频段($i=H$)的响应特性,耦合模型的输出为

$$v_{out}(t) = \frac{1}{3} \sum_{i=L,M,H} v_o^i(t) \quad (8)$$

式中: $v_{out}(t)$ 为所仿真的 EEG 信号。

分别以不同均值和方差的 $P^i(t)$ ($i=L, M, H$) 作为耦合模型的内源性输入,进而利用 MATLAB 的龙格库塔算法对式(3)~式(8)进行求解,结果如图 2 所示。



(c) 仿真脑电信号低频电位变化

图 2 人体下肢运动时运动皮质区的脑电响应特性

当人体产生下肢运动意图时,EEG 低频段($< 10 \text{ Hz}$)存在明显的负电位变化,即存在明显的 RP,

该结果为下肢自主运动的 RP 检测奠定理论基础。

2 基于脑肌电的人体下肢自主运动意图预先感知方法

从人体下肢运动时脑肌电产生机理与 EEG 建模仿真分析中可以发现,人体下肢自主运动时其 EEG 中存在 RP,如何准确检测 RP 是实现人体下肢运动意图预先感知的基础。

2.1 基于肌电辅助的下肢自主运动起始时刻检测

为提取下肢自主运动的 RP,需利用 EMG 对每次下肢自主运动事件下连续 EEG 进行事件触发标记以此进行 RP 的叠加平均。针对下肢肌肉在静息态和活动态时 EMG 幅值变化的显著差异性,通过绘制 EMG 的包络线检测肌肉的活动状态,以此确定自主运动的起始时刻,进而将起始时刻作为触发标志位,标记在下肢自主运动时连续 EEG 中以完成事件对齐和数据分段。该方法具体步骤如下。

(1)对 EMG 进行 Hilbert 变换并取绝对值,具体表达式如下

$$\left. \begin{aligned} H(n) &= |x(n) * h(n)| \\ h(n) &= \frac{1 - (-1)^n}{n\pi} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $x(n)$ ($n=1, 2, \dots, N$) 为 EMG 的离散数字序列; $H(n)$ 为 $x(n)$ 的 Hilbert 变换后取绝对值的信号序列; N 为信号长度。

(2)设置平滑窗进行 EMG 信号的平滑处理,随后进行去均值与归一化处理,即

$$\left. \begin{aligned} env(n) &= H(n) * W(m) \\ env(n) &= env(n) - \sum_{n=1}^N env(n) / N \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: $env(n)$ 为经处理后的信号包络线序列; $W(m)$ 为平滑窗函数; m 为自定义窗长,一般取值为信号采样频率的 0.05 倍。

(3)设置滑动窗长和计算初始阈值以进行滑动检测,并基于滑动窗内信号特征进行阈值的不断更新从而提高算法的适用性。初始阈值 ξ_{TH} 的表达式如下

$$\xi_{TH} = \alpha \sum_{n=1}^N env(n) / N \quad (11)$$

判断标准如下

$$s(n) = \begin{cases} 1, & env(i) \geq \xi_{TH}, i \in [i, i+l] \\ 0, & env(i) < \xi_{TH} \end{cases} \quad (12)$$

当 $env(i) < \xi_{TH}$ 时,阈值更新为

$$\xi_{\text{TH}} = \frac{\sum_{n=i}^{i+l} \text{env}(n)}{l} + \beta \left| \frac{\sum_{n=1}^N \text{env}(n)}{N} - \frac{\sum_{n=i}^{i+l} \text{env}(n)}{l} \right| \quad (13)$$

式中: $s(n)$ 为二值化状态函数; ξ_{TH} 为阈值; α 和 β 均为阈值因子; l 为滑动窗长。

(4) 进行状态函数滤波, 以消除肌肉在静息态内因噪声干扰以及在活动态内因肌肉收缩导致的信号奇异值等而引起的伪活动检测。

根据状态函数确定人体下肢自主运动的起始时刻, 进而将起始时刻作为触发标志位以标记在连续 EEG 中。

2.2 基于 MEMD 算法的 EEG 运动伪迹去除方法

本文采用 MEMD 算法进行 EEG 中运动伪迹成分的去。MEMD 算法通过 Hammersley 序列采样将目标信号映射到多维空间的超球面上, 以减少不同本征模态分量 (IMF) 间的模式混叠问题^[19], 其计算流程如图 3 所示。

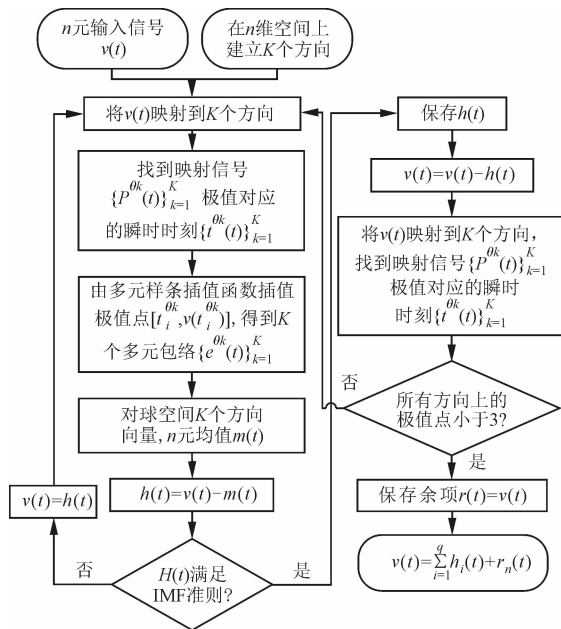


图 3 MEMD 算法流程

经 MEMD 分解后每个通道下的 EEG 被分解为多个 IMF, 对每个 IMF 进行傅里叶变换, 计算每个 IMF 信号的频率。根据已有研究确定运动伪迹成分主要在 0~2 Hz 的低频范围内^[20], 故为了最大程度保留 EEG 的特征, 本文将 IMF 中主频低于 0.5 Hz 的分量舍弃, 并将其余分量和余项进行信号重构以实现 EEG 中运动伪迹成分的去。

2.3 RP 检测流程

在人体下肢运动的脑肌电产生机理与检测算法的基础上, 提出人体下肢自主运动的 RP 检测流程

如图 4 所示。

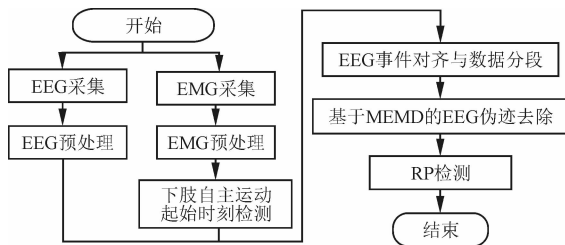


图 4 人体下肢自主运动的 RP 检测流程示意图

首先, 同步采集 EEG 和 EMG, 对信号进行预处理, 并利用基于肌电辅助的下肢自主运动起始时刻检测方法确定下肢自主运动的起始时刻。其次, 以下肢运动起始时刻为零时刻, 取 -3.0~3.0 s 的 EEG 信号定义为有效数据段, 以完成 EEG 数据分段与事件对齐。再次, 利用 MEMD 方法对分段后的 EEG 数据进行运动伪迹成分去除。最后, 利用叠加平均法检测 EEG 中的 RP^[9]。

2.4 人体下肢自主运动意图的预先感知

在获取 RP 后, 采用基于自相关的模板匹配法进行下肢自主运动意图的识别, 其步骤如下: 首先, 根据获取 10 通道 EEG 的低频电位变化情况, 选取符合 RP 变化规律的通道作为基准, 取其 RP 下降沿作为匹配模板; 其次, 设置滑动步长、阈值和观察窗进行滑动匹配, 当匹配系数大于设定阈值时则认为出现 RP, 并计算当前观察窗位置末点与运动起始时刻间的时间距离; 最后, 统计能够匹配通道的数量, 当大于设定通道数阈值时则认为该次实验中出现了下肢运动意图, 并确定下肢自主运动意图预先感知的时间。

3 实验与结果分析

3.1 检测系统的搭建

根据人体下肢自主运动时 RP 的检测需求, 搭建相应的检测系统如图 5 所示。本系统由脑、肌电采集单元和上位机单元两部分组成, 其中脑、肌电采集单元采用美国 NeuroScan 公司的 NeuroScan Nu-Amps 40 导联采集设备进行 EEG 信号和 EMG 信号的同步采集, 其采样频率为 1 000 Hz; 上位机单元主要完成接收并存储 EEG 和 EMG 信号, 并利用 MATLAB 进行信号处理。

根据人体下肢运动的脑肌电产生机理, 将 EEG 采集测点布置在大脑运动皮质区, 在国际 10/20 系统下其测点分布于 FCz、FC1、FC2、C1、C2、C3、C4、CP1、CP2 和 Cz, 参考电极设置在 CPz, GND 设置在

AFz;同时将 EMG 采集通道分别置于人体下肢左右腿的胫骨前肌以采集自主运动的 EMG。

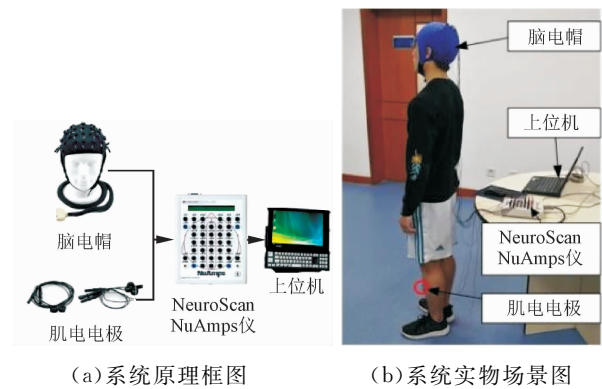


图 5 人体下肢自主运动 RP 检测系统

3.2 实验设计与安排

实验共选取 6 名在校大学生作为受试者(标记为 S1~S6),包含 5 名男性,1 名女性,年龄在 22~28 岁之间,均无感觉运动缺陷或任何心理障碍史,且在实验开始前与受试者签订了实验知情同意书。

实验安排如下:每名受试者需完成 2 个组别的下肢自主运动实验,包含左腿迈步动作和右腿迈步动作,实验过程中受试者需始终保持自然站立状态。实验开始后,受试者保持一定时间的静息状态;随后,受试者可开始左腿或右腿的自主迈步运动并保持动作大约 1~2 s,其运动开始时刻完全由受试者自主控制,不对其进行任何提示和要求;最后,受试者完成自主动作后有大约 10 s 的休息并为下次实验做准备。受试者需进行多次重复实验,其流程如图 6 所示。

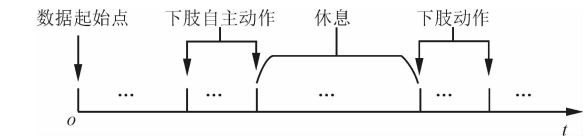
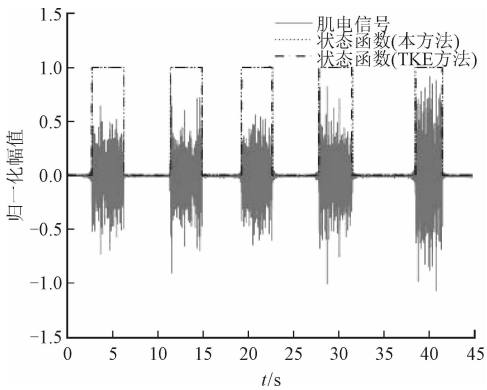


图 6 实验流程示意图

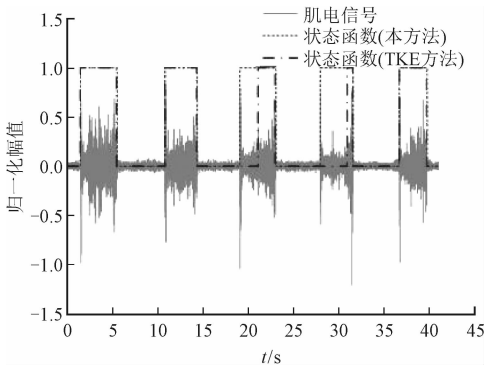
3.3 运动准备电位检测结果与讨论

以代表性受试者 S3 为例分析基于肌电辅助的人体下肢运动起始时刻检测方法的性能,其结果如图 7 所示。结果表明,利用 EMG 可实现对下肢自主运动起始时刻的准确检测。通过图 7a 和 7b 对比可知,本文所采用的方法相较于前述 TKE 方法,具有更好的适用性,尤其在 EMG 信号差的情况下仍可准确检测。

以最具有代表性的受试者 S1 为例分析基于 MEMD 的 EEG 运动伪迹去除方法的有效性以及 RP 检测结果,受试者 S1 在 FCz 通道的 RP 检测结



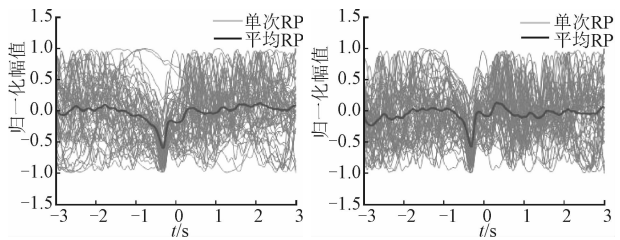
(a)EMG 信号质量较好时



(b)EMG 信号质量较差时

图 7 基于肌电辅助的下肢自主运动起始时刻检测结果

果如图 8 所示。由图 8 中粗实线所示的平均电位中可观测到 EEG 中均出现了自主运动开始前的低频负电位变化现象,即所检测的 RP,而在图中虚线所示的单次电位中,虽然静息态电位波动较大,但仍可观测到在自主运动开始前已出现 RP。在受试者 S1 所观测的 10 个 EEG 通道中,其中 FCz、FC1、FC2、C1、C2、CP1、CP2 和 Cz 通道均存在显著的 RP 现象。仿真结果与实验结果均一致,证明下肢在自主运动开始前大脑运动皮层区的 EEG 中存在 RP;同时,也表明利用 MEMD 可消除部分 EEG 的运动伪迹成分,使得单次 RP 电位更加明显。



(a)未去除伪迹 (b)MEMD 去除伪迹后

图 8 EEG 运动伪迹去除前后 RP 检测结果

受试者 S1 在左右腿自主动作时进行 RP 检测,检测结果如图 9a 和 9b 所示。由图 9 的两幅图对比

可知:RP 响应的幅值和时间上存在着差异,右腿动作时 RP 响应幅值大且响应时间较早,在运动开始前已完成电位的急剧下降和恢复;左腿动作时的 RP 在运动开始前是电位缓慢的降低,运动开始后缓慢恢复。

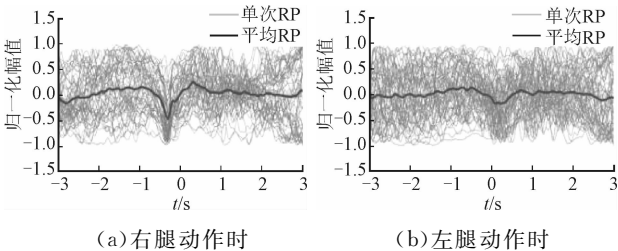


图 9 受试者(S1)下肢自主运动时的 RP 检测结果

为了进一步验证 RP 的普遍存在性,对其他 4 名受试者的数据也进行了分析,结果如图 10 所示。图 10 的实验结果显示:受试者在执行下肢自主运动时均出现了显著的 RP,虽然 RP 在响应幅值上有一定的差异,但均在自主运动开始之前完成负电位的下降和恢复。这一实验结果为利用 RP 实现对人体下肢运动意图的预先感知奠定了基础。

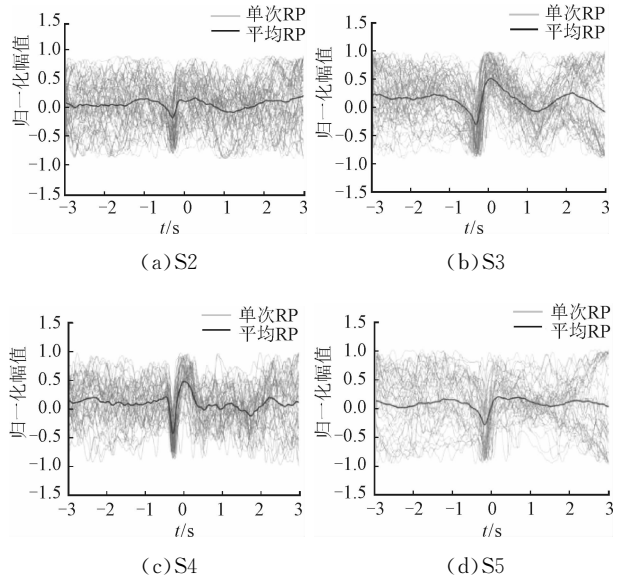


图 10 多名受试者(S2~S5)在右腿动作时的 RP

3.4 下肢自主运动意图预先感知结果与讨论

根据各受试者在下肢自主运动的 RP 进行人体下肢运动意图预先感知测试,结果如表 1 所示。

由表 1 可知,采用本文方法均可在下肢自主运动开始前约 120 ms 识别出下肢运动意图,6 名受试者的平均识别正确率为 74.4%,且在配对 t 检验下,左右腿动作的识别正确率无显著差异($p>0.05$)。实验结果表明,利用下肢自主运动开始前大脑运动皮层所产生的 RP 能够实现下肢运动意图的预先感

表 1 人体下肢自主运动意图预先感知结果

受试者	右腿动作		左腿动作	
	正确率	提前时间	正确率	提前时间
	/%	/ms	/%	/ms
S1	72.9	131.2±23.1	59.1	116.7±24.0
S2	58.3	129.1±22.6	84.5	125.5±22.3
S3	74.0	116.7±15.1	50.0	124.7±19.8
S4	83.3	124.8±17.9	74.8	125.5±24.4
S5	77.5	128.5±24.5	70.5	119.2±21.2
S6	80.1	125.0±22.8	69.0	123.4±30.4
均值	74.4	125.8	68.0	122.5

知。因下肢自主运动在 EEG 信号引入了大量伪迹信息而与 RP 特征混叠,导致识别准确率不高,后续需深入研究更为有效的伪迹去除和运动意图识别方法以提高识别准确率。

4 结 论

本文以人体下肢在自主运动时大脑躯体运动区所产生的 RP 为研究对象,在理论建模与仿真分析的基础上,利用基于肌电辅助的下肢自主运动起始时刻检测方法确定了下肢自主运动的起始时刻;同时,利用 MEMD 方法去除 EEG 中的部分运动伪迹成分,从而有效提取 RP 以实现下肢运动意图的预先感知。仿真和实验结果表明,下肢自主运动开始前存在 RP 响应,并以此实现了下肢运动意图的预先感知。本文方法可为外骨骼机器人的交互控制提供信息提前量,同时也可为外骨骼机器人柔顺交互控制的实现奠定基础理论依据。

参考文献:

[1] RUPAL B S, RAFIQUE S, SINGLA A, et al. Low-er-limb exoskeletons: research trends and regulatory guidelines in medical and non-medical applications [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2017, 14(6): 1-27.

[2] 宋迺志, 王晓光, 王鑫, 等. 多关节外骨骼助力机器人发展现状及关键技术分析 [J]. 兵工学报, 2016, 37(1): 172-185.

SONG Qiuzhi, WANG Xiaoguang, WANG Xin, et al. Development of multi-joint exoskeleton-assisted robot and its key technology analysis: an overview [J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(1): 172-185.

[3] 明东, 蒋晟龙, 王忠鹏, 等. 基于人机信息交互的助行外骨骼机器人技术进展 [J]. 自动化学报, 2017, 43

- (7): 1089-1100.
- MING Dong, JIANG Shenglong, WANG Zhongpeng, et al. Review of walk assistant exoskeleton technology: human-machine interaction [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(7): 1089-1100.
- [4] 龙亿, 杜志江, 王伟东. 基于人体运动意图卡尔曼预测的外骨骼机器人控制及实验 [J]. *机器人*, 2015, 37(3): 304-309.
- LONG Yi, DU Zhijiang, WANG Weidong. Control and experiment for exoskeleton robot based on Kalman prediction of human motion intent [J]. *Robot*, 2015, 37(3): 304-309.
- [5] NIAZI I K, JIANG N, TIBERGHIE O, et al. Detection of movement intention from single-trial movement-related cortical potentials [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2011, 8(6): 1-10.
- [6] LEW E, CHAVARRIAGA R, SILVONI S, et al. Detection of self-paced reaching movement intention from EEG signals [J]. *Frontiers in Neuroengineering*, 2012, 5: 1-17.
- [7] VINDING M C, JENSEN M, OVERGAARD M. Distinct electrophysiological potentials for intention in action and prior intention for action [J]. *Cortex*, 2014, 50: 86-29.
- [8] JEONG J H, LEE M H, KWAK N S, et al. Single-trial analysis of readiness potentials for lower limb exoskeleton control [C]//5th International Winter Conference on Brain-Computer Interface. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 50-52.
- [9] BHAGAT N A, VENKATAKRISHNAN A, ABIBULLAEV B, et al. Design and optimization of an EEG-based brain machine interface (BMI) to an upper-limb exoskeleton for stroke survivors [EB/OL]. [2018-12-05]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/207065787>.
- [10] 逯鹏, 牛新, 刘素杰, 等. 运动准备电位单次检测技术研究 [J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2018, 39(4): 70-74.
- LU Peng, NIU Xin, LIU Sujie, et al. Study on single trial detection of readiness potentials [J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2018, 39(4): 70-74.
- [11] 赵漫丹, 范才智, 张振杰, 等. 基于表面肌电信号进行手部动作发起检测方法 [J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(6): 898-904.
- ZHAO Mandan, FAN Caizhi, ZHANG Zhenjie, et al. Method for hand movement onset detection from surface EMG signals [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(6): 898-904.
- [12] 王斌. 不同运动诱发模式下运动皮层神经控制机制研究 [J]. *济宁医学院学报*, 2017, 40(5): 322-328.
- WANG Bin. The neural control of actions by different forms of movement initiation [J]. *Journal of Jinan Medical University*, 2017, 40(5): 322-328.
- [13] 明东, 顾斌, 蒋晟龙, 等. 运动相关皮质电位在运动康复领域的应用 [J]. *纳米技术与精密工程*, 2015, 13(6): 425-433.
- MING Dong, GU Bin, JIANG Shenglong, et al. Application of movement-related cortical potentials in the field of motor rehabilitation [J]. *Nanotechnology and Precision*, 2015, 13(6): 425-433.
- [14] VERLEGER R. The Bereitschaftspotential. Movement-related cortical potentials [J]. *Journal of Psychophysiology*, 2003, 17(3): 135-136.
- [15] SHIBASAKI H, HALLETT M. What is the Bereitschaftspotential? [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2006, 117(11): 2341-2356.
- [16] BAI O, RATHI V, LIN P, et al. Prediction of human voluntary movement before it occurs [J]. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 2011, 122(2): 364-372.
- [17] JANSEN B H, RIT V G. Electroencephalogram and visual evoked potential generation in a mathematical model of coupled cortical columns [J]. *Biological Cybernetics*, 1995, 73(4): 357-366.
- [18] ZAVAGLIA M, ASTOLFI L, BABILONI F, et al. A neural mass model for the simulation of cortical activity estimated from high resolution EEG during cognitive or motor tasks [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2006, 157(2): 317-329.
- [19] 张毅, 周春雨, 罗元. 基于 MEMD 的运动想象脑电信号的特征提取与分析 [J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2015, 27(9): 386-391.
- ZHANG Yi, ZHOU Chunyu, LUO Yuan. Feature extraction and analysis of imaginary movements in EEG based on MEMD [J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2015, 27(3): 386-391.
- [20] SONG J, WANG Y. Systematic design and implementation of a high-robust adaptive calibration technique for ETI-induced analog front end circuits in EEG systems [J]. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 2017, 91(1): 63-72.

(编辑 刘杨)