

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209493

基于黎曼几何的自然动作运动参数脑电解码研究^{*}

王 勇,薛沐辉,徐宝国,宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘 要:本文基于黎曼几何分类算法,探索了使用运动相关皮层电位(MRCPs)解码3种自然抓握动作的运动学信息的可能性。本研究采集了9名受试者在执行指捏、掌握和旋拧动作(包括两种不同水平的速度和力)的脑电图信号。在进行信号的预处理之后,将信号转化到协方差空间输入到黎曼均值最小距离(MDRM)分类器,实现基于MRCPs的手部自然动作的运动参数模式的识别。对于3种动作的运动参数,实验结果表明,二分类的总平均结果可以达到89.24%,四分类结果可以达到75.28%。本文采用的黎曼框架新颖高效,为脑-机接口的MRCP分类提供了新思路,同时本研究对于精细而自然地控制神经假体或者其他康复设备具有重要意义,这将大大提高运动障碍用户的认可度。

关键词:脑-机接口;黎曼几何;手部自然抓握解码;运动学信息;运动相关电位

中图分类号: TP391 TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Decoding hand movement kinematic information from electroencephalogram based on riemannian geometry

Wang Yong, Xue Muhui, Xu Baoguo, Song Aiguo

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Based on the Riemann geometric classification algorithm, we explore the possibility of decoding kinematic information of three natural reach-and-execute actions using movement-related cortical potentials (MRCPs). EEG signals are collected from 9 healthy subjects during the execution of pinch, palmar and precision disk rotation actions that involve two levels of speeds and forces. After preprocessing, MRCPs signals are transformed into covariance space and input into minimum distance to riemannian mean (MDRM) classifier. In this way, we successfully decode the movement parameters of natural hand movements based on MRCPs. For the kinematic parameters of three hand movement, we show that the grand average result of binary classification could reach 89.24%, and the result of multi-classification could reach 75.28%. The riemannian framework adopted in this article is novel and efficient, which provides a new way for MRCPs classification of brain-computer interface. Meanwhile, this study is of great importance for controlling neuroprosthesis or other rehabilitation devices in a fine and natural way, which could drastically increase the acceptance of motor impaired users.

Keywords: brain-computer interface; riemann geometric; natural hand movement decoding; kinematic information; MRCP

0 引 言

运动功能障碍是日常生活中较为常见的一种疾病,其病因多种多样,例如脊髓创伤(spinal cord injury, SCI)、中风或者肌萎缩性侧索硬化症^[1](amyotrophic lateral sclerosis, ALS)。患者虽然会渐渐失去对肌肉控制的能

力,但是感觉、情绪和认知处理基本完好无损,这种情况对患者及其家属的生活质量有着明显的影响^[2]。虽然外科手术和物理治疗可以减缓这种影响,但是这样的干预是有很大的限制的。非侵入的脑-机接口系统(brain-computer interfaces, BCIs)目前被认为是一种较好地解决方案,它可以通过记录来自头皮的脑电图来解码大脑信号,产生控制指令控制神经假肢、手部康复机器人或轮椅等外部辅助设备。

收稿日期:2022-03-24 Received Date: 2022-03-24

^{*} 基金项目:江苏省前沿引领技术基础研究专项(BK20192004)、国家自然科学基金项目(61673114)、中央高校基本科研业务费专项资金(2242022k30056)项目资助

目前来看,BCIs 过分依赖于重复的运动想象动作例如双手、双脚或者舌头来产生设备控制信号,这对用户来说是非常不自然的^[3],而且大多数的 BCI 系统提供的控制信号非常有限,这不利于对复杂康复设备的控制。最近的研究表明,区别于运动想象,运动相关皮层电位(movement-related cortical potentials, MRCPs)作为一种低频的时域信号,包含了足够的手部或者手指动作的解码信息^[4-6],这引起了学者们的极大关注。典型的 MRCPs 在运动开始前 2 s 会形成一个缓慢的负电位变化趋势,并在达到最大负电位之后开始出现正反弹。被试的不同手部动作以及不同运动参数例如速度和力量都会对 MRCPs 的幅值产生调制^[7-8]。

研究人员一直致力于区分不同的自然抓握动作,文献[9]提出,在健康受试者中,可以利用 MRCPs 对掌握抓取、侧握抓取和不抓握状态进行分类。文献[10]从低频脑电图信息中分类出同一上肢的 6 种运动类型。然而,这些研究只研究自定步速的动作,并没有特别关注不同手部动作执行过程中的运动学信息。通过识别自然手部运动的运动相关参数,可以为上肢神经假体等复杂的康复设备提供更精细、更自然的控制,这对自然人机交互系统的开发具有重要意义。一些学者对局部关节运动的运动学进行了研究^[7,11],然而解码自然手臂或手部动作的运动学信息的尝试很少,并且所涉及的算法往往是在欧几里得空间内进行解码,例如线性判别分析,支持向量机等等。黎曼几何作为一种不同的方法,利用信号的协方差矩阵作为感兴趣的特征进行分类,区别于传统算法,它属于对称正定矩阵的光滑黎曼流形空间,其对全秩空间滤波的不变性为分类算法提供了良好的泛化性能。近期,有学者证明了黎曼框架在不同脑电范式中的优势^[12-14],另外黎曼方法也被应用于多次 BCI 竞赛^[15]。为了进一步提高本文手部自然运动的运动参数分类效果,本文采用了近年来被认为简单而高效的分类算法:黎曼框架中的黎曼均值最小距离(minimum distance to Riemannian mean, MDRM)分类器。这种直接的方法比传统的分类器具有更好地鲁棒性以及更好的准确率^[12],特别是在电极较少的系统上^[16]。

本文采用黎曼几何算法对基于运动参数的自然抓握动作进行解码,招募了 9 名健康被试,选取 3 种生活中常见的自然抓取动作(指捏,抓握和旋拧)来执行 4 种不同运动学信息(速度和力)的实验任务,并且采用了黎曼几何算法对采集的 EEG 信号进行二分类和四分类评估。

1 理论分析

1.1 预处理

MRCPs 作为一种低频脑电信号,其低信噪比是一个常见的难题。在进行分类判别之前,需要对 40 个电极通道的数据进行预处理。首先对采集到的全通道 EEG 数据使用 4 阶巴特沃斯进行 45 Hz 的低通滤波,并且使用双耳后乳突位置的电极进行了电极重参考,取 TP9 和 TP10 电极的均值作为新的参考电极。MRCPs 的频率范围在 6 Hz 以下^[17],这与眼电信号有重叠部分,因此眼电信号是最主要干扰信号同时也不可避免,为此本研究利用 FP1 和 FP2 通道作为参考,使用独立成分分析去除眼电干扰。因此,可供后续分析和特征提取的电极通道共有 35 个,这些通道的 EEG 信号经过了 4 阶零相位巴特沃斯滤波器 0.03~3 Hz 的带通滤波,以提取出低频段相关的 MRCPs 电位信息。另外,为了降低数据计算的复杂度,数据被降采样到 100 Hz。

文献[18]对 3 种自然抓握动作(掌握抓取,横向抓握和钳状抓握)进行研究,在开始运动后 1 s 左右,即开始施力抓握的时刻,采用收缩线性判别(shrinkage linear discriminant analysis, sLDA)分类器获得了最高的识别率,并且从时间窗长度对分类结果的影响中发现 1 s 时间窗长度的分类效果最优。另外,文献[19]也表明开始施力抓握的时段包含了最丰富的分类信息。本文从 MRCPs 时域出发,对开始施力抓握后 1 s 内的 MRCPs 幅值进行分析,采用长度 1 s 的截取时间窗,时间窗内每 10 ms 采样一次幅值,因此 35 个 EEG 通道可以得到 35×100 个特征点并建立分类模型。对于所有的参与者,实验数据被划成分为训练集和测试集,采用 10 次 5 折交叉验证法得到的结果均值作为计算的总平均精度。

1.2 特征提取和分类

在脑-机接口中,脑电信号的二阶统计信息包含了大脑状态可分信息,其中协方差作为最常用的二阶统计信息具有广泛应用。传统的方法都认为它存在于欧几里得平面空间中,事实上,由于协方差的特殊性质,它也可以在曲面的黎曼空间内。对于对阵正定矩阵,黎曼空间比欧氏空间可以更好地刻画矩阵之间的关系。

本文以矩阵的形式表达短时间的脑电信号,假设脑电通道数为 N ,则开始于时间 T_i 的脑电信号可以表示为:

$$\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_{t+T_i}, \dots, \mathbf{x}_{t+T_i+T_s-1}] \in \mathbf{R}^{N \times T_s} \quad (1)$$

式中: T_s 表示每次试验中采样的点数,连续 EEG 数据可依据每个试验进行划分,对于第 i 次试验,样本协方差矩阵估计 $\mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 如式(2)所示。

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T / (T_s - 1) \quad (2)$$

其中,由于采样的点数 T_s 远大于变量 N ,因此属于无偏估计。

由于协方差特征具有对称正定的矩阵形式,坐落于对称正定矩阵空间 (symmetric positive-definite, SPD) 之内,因此可以在这个空间内赋予其多种度量结构。对于黎曼度量,黎曼距离在几何上是曲线距离,黎曼流形上连接 $\mathbf{P}_1$ 和 $\mathbf{P}_2$ 协方差特征点的最小长度曲线为黎曼距离,定义如下:

$$\delta_R(\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2) = \|\log(\mathbf{P}_1^{-1/2} \mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1^{-1/2})\|_F = \left[\sum_{i=1}^N \log^2 \lambda_i \right]^{1/2} \quad (3)$$

式中: λ_i 是 $\mathbf{P}_1^{-1/2} \mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1^{-1/2}$ 的实特征值,算子 $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数。利用黎曼测地线距离,可以计算任意数量点的黎曼均值。假设 m 是每类样本的实验数量,其黎曼均值被定义为最小化平方黎曼距离之和,可表示为:

$$\partial(\mathbf{P}_1, \dots, \mathbf{P}_m) = \underset{\mathbf{P} \in \mathcal{P}(n)}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^m \delta_R^2(\mathbf{P}, \mathbf{P}_i) \quad (4)$$

需要注意的是对于 $\mathcal{P}(n)$ 这样的非正截面曲率流形,式(4)的局部最小值唯一存在却没有封闭的计算表达式,可以利用流形上投影的性质迭代计算。假设黎曼流形上的点 $\mathbf{P}_i$ 投影到以 $\mathbf{P}$ 点为切点的切面上为 $\mathbf{S}_i$,则 $\mathbf{P}_i$ 和 $\mathbf{S}_i$ 之间映射关系如下:

$$\operatorname{Log}_{\mathbf{P}}(\mathbf{P}_i) = \mathbf{S}_i = \mathbf{P}^{1/2} \log(\mathbf{P}^{-1/2} \mathbf{P}_i \mathbf{P}^{-1/2}) \mathbf{P}^{1/2} \quad (5)$$

$$\operatorname{Exp}_{\mathbf{P}}(\mathbf{S}_i) = \mathbf{P}_i = \mathbf{P}^{1/2} \exp(\mathbf{P}^{-1/2} \mathbf{S}_i \mathbf{P}^{-1/2}) \mathbf{P}^{1/2} \quad (6)$$

本文采用文献[20]中的迭代法来得到近似解,其原理是每次迭代时把样本集投影到当前黎曼均值点的切空间上,然后在切空间采用欧氏距离的算数平均计算方法求出投影后的切空间中心点,那么新黎曼中心点便由该切空间中心点映射到流形上计算得到。如此循环迭代,直至当前黎曼均值点和新的黎曼中心点之间的偏差满足条件时退出。本文迭代的初始切点为样本集的算数平均值,迭代过程中涉及的流形上的投影与映射参考上述式(5)和(6)。

因此对于未知标签类别的样本,根据式(3)和(4),可由其距离黎曼均值点的黎曼距离大小判别其类别。以二分类为例,对于待分类的未知类别样本 $\mathbf{P}^*$,假设 $\mathbf{P}_\sigma^1$ 和 $\mathbf{P}_\sigma^2$ 分别为样本类别 1 和样本类别 2 的黎曼均值,若 $\delta(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}_\sigma^1) > \delta(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}_\sigma^2)$ 则分类结果为类别 1, 否则为类别 2, 多分类情况以此类推。

2 实 验

2.1 实验方案

9 名志愿者(5 名男性,4 名女性,22~25 岁)参与了实验,他们都身心健康并且没有任何已知的肌肉骨骼疾

病或神经生理学异常。实验方案经过东南大学伦理委员会批准(2020-SR-362)。在实验前每位受试者都对本次研究内容完全知情,并签署了知情同意书。

实验开始前,被试双手平放在桌上,静坐在实验桌前。如图 1 所示,实验桌上放置有一个 24 英寸的显示器,另外固定有 3 个根据人体力学制作的抓握设备,用于执行 3 种自然伸手抓握动作:指捏、掌握和旋拧(如图 2 所示)。每个抓握设备上装有微型传感器记录抓握时的力或扭矩,用于被试的行为分析。抓握装置呈扇形位置摆放,在这个扇形区域的中心有一个按钮,被试每次执行自然伸手抓取动作时,从该按钮位置伸手的距离是近似相等的。用户面前的上位机界面画出了特定的力曲线,被试执行手部动作时施加的力或力矩会输入显示在上位机界面上,用户根据该屏幕提示来尽力匹配力轨迹,完成指定速度和力的实验任务。

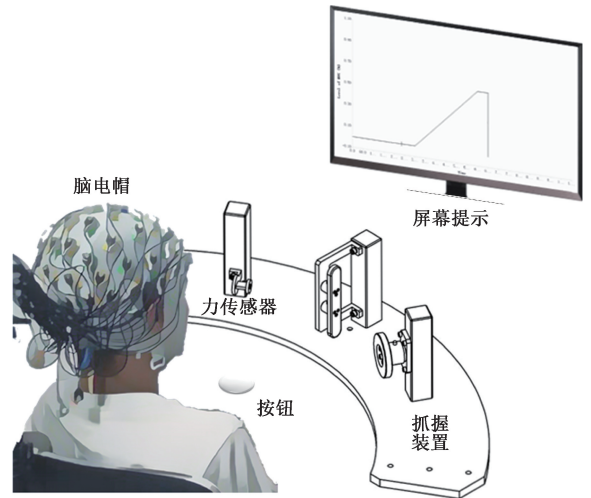


图 1 实验装置

Fig. 1 Experimental setup

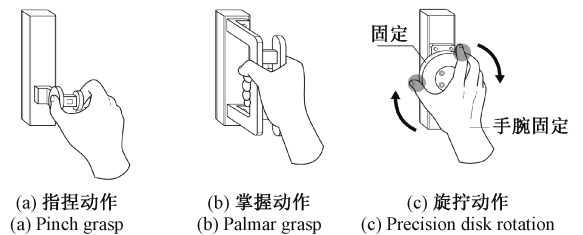


图 2 自然抓握手势

Fig. 2 Natural grasp action

在实验前本研究需要提前确定被试的最大抓握力,其计算方法为分别执行 3 次自然抓握动作时可以连续施加的最大力的均值,在每次执行之间会有 1 min 的休息时间。被试需要完成 3 种自然抓握动作,每一种动作都包括了 4 种不同运动参数的任务,具体包括:1) 3 s 内施

力抓握至 60% 最大力, 2) 0.5 s 内施力抓握至 60% 最大力, 3) 3 s 内施力抓握至 20% 最大力, 4) 0.5 s 内施力抓握至 20% 最大力。

为了让被试着尽可能好地完成指定速度和指定力量大小的抓握动作, 实验采用了基于视觉提示和声音引导相结合的方法, 实验范式如图 3 所示。实验时抓握产生的实时力数据通过抓握手柄上的力传感器记录, 并作为输入反馈在由 Qt 软件搭建的上位机界面上, 为了减小观察屏幕提示时眼睛转动带来的眼电干扰, 受试者被要求盯着屏幕的中心, 同时视觉提示界面被尽量缩小。声音提示由主机内的迷你音响产生, 每次实验可以分为 4 个阶段: 准备阶段、伸手阶段、抓握阶段以及休息阶段。实验一开始, 被试者将手掌按压在按钮上, $t=0$ s, 在听到语音信号“叮”提示音后, 实时施力曲线也同时出现在屏幕上, 这时要求被试注视着屏幕上的红色竖线。经过 2.35 s 后, 实时的施力曲线到达竖线标记位置, 此时受试者将手离开按钮, 并向指定的抓握手柄目标伸手, 在 3 s 时, 右手触碰到抓握手柄, 被试者完成指定的抓握动作, 尽量使得实时施力曲线与屏幕提示模板相匹配 (具体见图 5 上方), 在这个过程中, 有一个短暂的抓握保持状态 (0.5 s)。之后, 被试松开抓握设备并将手收回到按钮上, 将身体和大脑放松, 进入时长 4 s 的休息状态, 实时的力曲线消失。在整个实验过程中, 本研究要求被试保持面部肌肉放松避免眨眼以及其他不必要的身体动作。

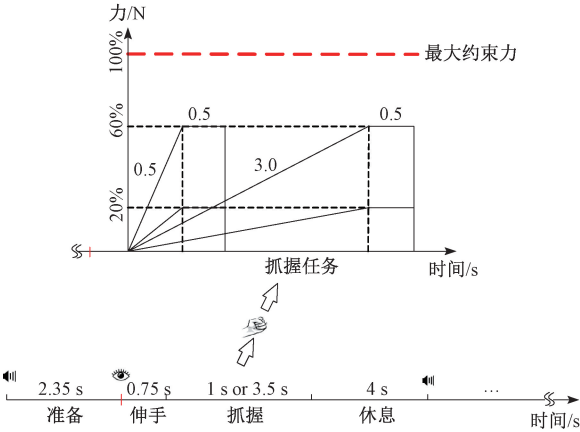


图3 实验范式

Fig. 3 Experimental paradigm

本研究设计了 480 次实验, 对于 3 种自然伸手抓握动作, 每种动作都包括了 4 种不同运动参数执行的情况。每一种情况记录了 40 次基于听觉和视觉提示的重复实验。实验总计 12 组, 在每组实验中间休息 10 min, 以避免肌肉疲劳。另外为了让被试可以较好地实现不同运动参数下的抓握动作, 受试者需要在实验正式开始之前使

用 0.5 h 的时间来熟悉实验任务, 每名被试实验的总时长大约 4 h。

2.2 EEG 信号采集

脑电数据通过 Brain Products GmbH 系列脑电放大器采集, 电极帽采用 64 导联的 actiCAP (国际 10~20 电极定位标准)。本研究选择其中的 40 个电极通道, 如下图 4 所示, 它们主要分布在额叶、顶叶、颞叶等脑区域, 其中 FCz 是采集时的参考电极, 电极 FPz 作为接地电极。采集时电极阻抗在 10 kΩ 以下, EEG 采样频率为 1 000 Hz, 并经过 0.01~100 Hz 的 4 阶巴特沃斯带通滤波。另外, 50 Hz 的陷阱滤波也被用于减少工频干扰的影响。

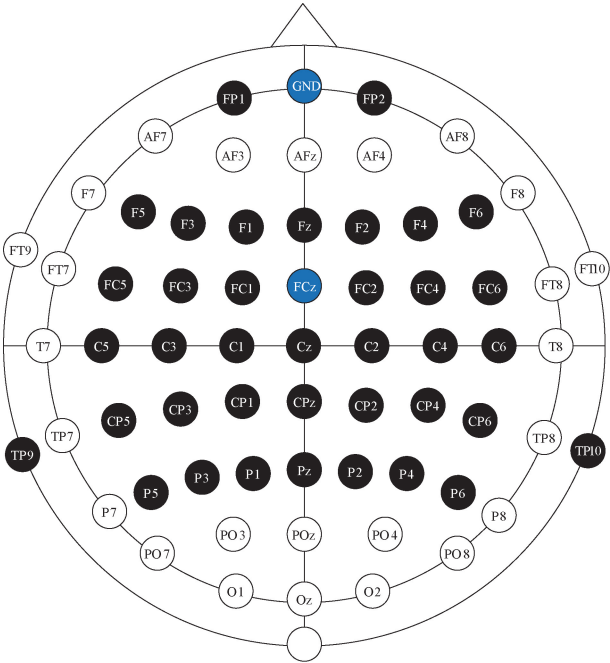


图4 电极布置

Fig. 4 Electrodes set up

2.3 力信号采集

实验过程中, 力数据由抓握手柄上的力传感器测量得到, 当受试者在实验平台上操作抓握手柄执行动作时, 传感器可以测量抓握手柄上对应方向的力或力矩, 然后通过六路同步数据采集卡将力信息传递到上位机, 采集卡的采样频率为 1 000 Hz。

实验选取了指捏, 掌握和旋拧 3 种自然伸手抓握动作, 受试者基于视觉和听觉提示来执行 4 种不同运动参数的自然抓握动作。图 5 为被试在指捏抓握过程中匹配视觉提示模板 (虚线) 时的施力轨迹以及按钮变化信号 (实线)。实验过程中, 屏幕上的垂直虚线表示受试者开始进行伸手去抓握的时刻。由于受试个体在反应时间和动作习惯上有差异, 使用屏幕提示伸手竖线处的时刻可能会导致检测运动开始时刻的偏差。因此, 在本实验中

压力按钮的松手释放时刻,即按钮信号的下降沿被用作确定每名被试执行不同伸手抓握动作的动作开始时刻,而不是视觉提示的理论时刻。

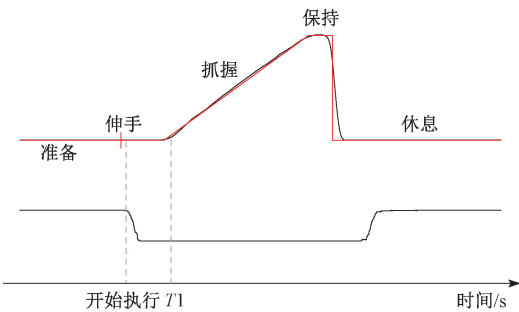


图 5 运动时间点的检测方法

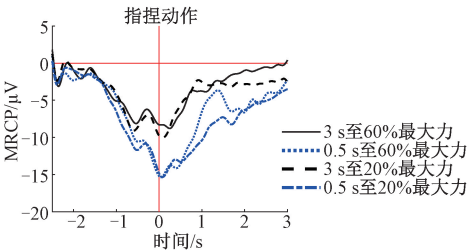
Fig. 5 Detection method of movement time point

另外,通过离线分析力轨迹,本文研究了受试者开始抓握或者旋拧的时刻,在准备阶段的第 1 s 时间间隔内力信号的平均值为基线值,抓握动作的开始时间(T_1)被定义为当 100 ms 的时间窗内所有的力信号值超过该基线的初始时刻,其中该时间窗口每次顺着时间轴滑动一个采样点,直到确定开始抓握的时间 T_1 。

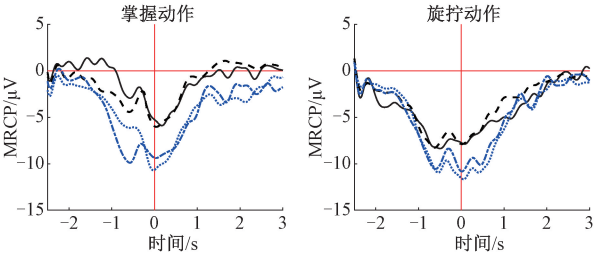
3 实验结果与分析

3.1 运动相关皮质电位 (MRCPs)

MRCPs 在执行自然伸手抓握动作时诱发,本研究叠加 9 名被试预处理后 CPz 通道的 MRCPs,对于准备阶段初始的 0.5 s 时段内的平均值被用于基线校正,得到的总平均 MRCPs 变化特征如图 6 所示。



(a) 指捏动作 MRCPs
(a) MRCPs of pinch grasp



(b) 掌握动作 MRCPs
(b) MRCPs of palmar grasp
(c) 旋拧动作 MRCPs
(c) MRCPs of precision disk rotation

图 6 CPz 电极的 MRCPs 均值

Fig. 6 Average MRCPs of CPz electrode

在所有动作条件下,从图 6 中都可以观察到运动开始前 1.5~1 s 左右出现了明显的负位移。在运动开始前约 500 ms,可以观察到在 3 μ V 内振荡的强烈且短期的正反弹。此外,对于每一个动作,负位移在动作开始执行时刻达到峰值。对于快速伸手抓握动作产生的 MRCPs,在运动开始后 1.5 s 左右出现了一定程度的电位正反弹,这与手的回缩运动有关。关于 MRCPs 的负位移,快速抓握动作的负斜率要高于慢速抓握动作。此外,在两种速度水平的运动之间可以观察到不同的峰值振幅,快速的抓握动作的负峰值明显更高。

3.2 二分类与多分类结果

实验选取了 9 名被试执行 3 种动作的不同力和速度的自然抓握动作,旨在对每种动作的运动参数进行分类识别,具体包括 3 s 内施力抓握至 60% 最大力(任务 1)、0.5 s 内施力抓握至 60% 最大力(任务 2)、3 s 内施力抓握至 20% 最大力(任务 3)和 0.5 s 内施力抓握至 20% 最大力(任务 4),本文分类采用了黎曼均值最小距离分类器。

对于二分类的情况,本研究根据速度或者力的不同选择了 4 种抓握任务的二分类组合,即 3 s 至 60% 最大力与 3 s 至 20% 最大力(S60vsS20),0.5 s 至 60% 最大力与 0.5 s 至 20% 最大力(F60vsF20)、3 s 至 60% 最大力与 0.5 s 至 60% 最大力(S60vsF60)以及 3 s 至 20% 最大力与 0.5 s 至 20% 最大力(S20vsF20)。图 7 展示了对于 3 种自然动作下,每名被试对于这些任务组合的二分类结果,其中二分类条件下的概率机会水平为 65.5% ($p=0.05$, 排列检验)^[21-22]。

如图 7 所示,对于掌握动作,全体被试的二分类组合结果均高于其机会水平线。而对指捏动作,被试 6 的任务 1 与任务 3 的分类结果明显低于概率机会水平线,对于旋拧动作,被试 9 的任务 1 与任务 3 分类组合的分类结果也明显低于概率水平线。但无论如何,可以直观地发现 3 种自然抓握动作的任务组合的平均结果均明显高于概率水平。

表 1 中展示了 9 名被试对于每种动作在实验任务组合下的平均分类结果,以及 3 种动作在每个分类组合下的总平均结果。可以发现,各种组合情况下二分类结果都在 82% 以上,对于掌握动作,分类 F60 和 F20 可以达到约 93% 的最高分类结果。另外,从任务组合的总平均分类结果来看,S60 与 S20 的组合取得了 84.95% 的总均值,相比而言,低于其他 3 种运动参数条件组合的分类效果。

对于 4 种运动参数分类情况,概率机会水平为 38.2%,表 2 展示了每种动作下,被试对于运动参数四分类的统计结果。可以明显看出,9 名被试者的分类结果均优于概率水平,其中对于指捏动作而言,运动参数的多分类平均结果为 68.96%,而掌握动作和旋拧动作分别为 75.28% 和 70.04%。

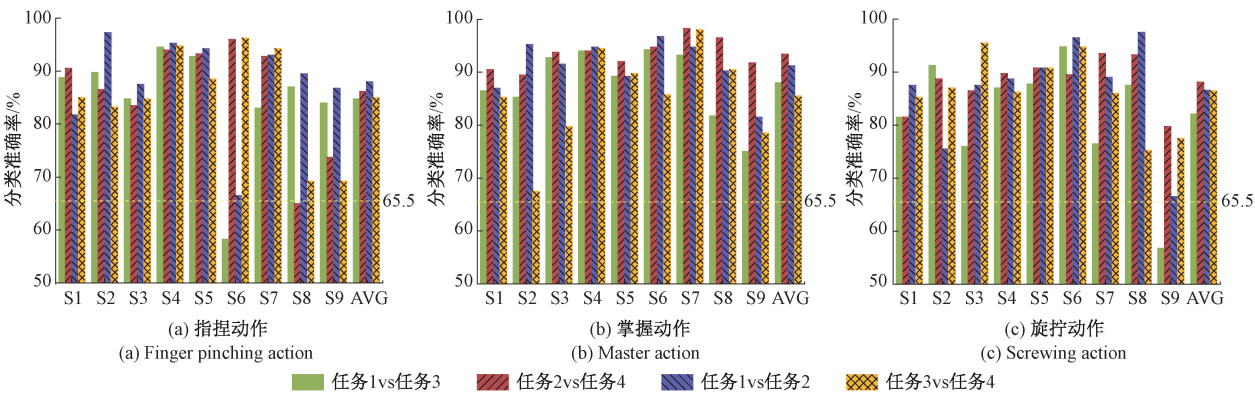


图 7 3 种动作的所有被试二分类结果

Fig. 7 Binary classification results of all subjects for three movements

表 1 所有被试二分类的平均准确率

Table 1 Average results of binary classification accuracies for all subjects %

自然动作	二分类组合的平均正确率			
	S60vsS20	F60vsF20	S60vsF60	S20vsF20
指捏抓取	84.75	86.14	87.97	85.03
掌握抓取	88.00	93.44	91.22	85.50
旋拧抓取	82.11	88.14	86.61	86.47
AVG	84.95	89.24	88.60	85.67

图 8 为多分类情况下的混淆矩阵结果,3 种动作的真阳性率(true positive rate, TPR)均高于 47%,这比当前概率水平高出 10% 左右。另外,S60 和 F20 任务都较高于其他任务的 TPR,这说明这两种任务对运动参数的多分类性能贡献较大。

基于分类结果来看,采用黎曼均值最小距离(MDRM)分类器,本研究成功地解码了 3 种自然伸手抓握动作的 4 种不同运动参数。文献[7]研究了右踝关节的 4 种不同运动参数的等距背屈运动,在运动检测点附近使用时域采样特征,输入到优化支持向量机(SVM)获

表 2 每名被试的运动参数多分类结果

Table 2 Multiclass classification results of kinematic parameters for each subject %

动作类型	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	AVG±STD
指捏动作	62.50	75.38	62.75	83.63	76.38	69.00	79.00	55.13	56.88	68.96±10.18
掌握动作	68.13	71.88	68.25	80.00	74.88	83.75	86.88	74.88	59.75	75.28±8.46
旋拧动作	60.63	70.13	64.63	70.00	70.25	81.75	69.00	74.13	47.38	70.04±9.56

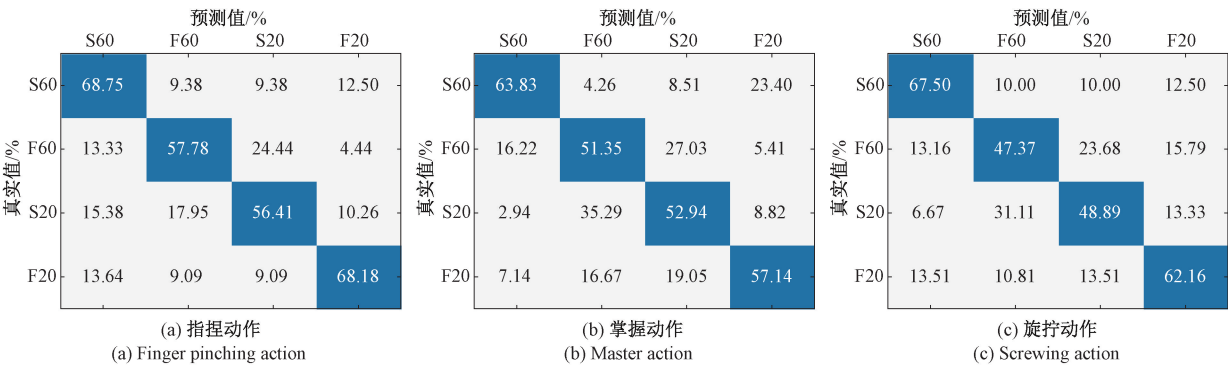


图 8 多分类任务的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix for multiclass classification

得了 80%的二分类最佳结果。文献[19]同样对自然抓握动作的 4 种运动参数进行分类,使用基于 sLDA 得到的

四分类最佳准确率分别为 58.2%。相比上述传统分类器,本文采用的算法得到 3 种动作运动参数的二分类结

果均超过 80%,而四分类结果均高于 68%,分类性能更优。

4 结 论

本文针对 3 种自然动作的运动参数进行脑电解码研究,在此基础上本研究设计了 4 种不同运动参数的自然把握任务。基于黎曼均值最小距离(MDRM)算法的分类结果表明,运动参数二分类的总平均结果可以达到 89.24%(F60vsF20),四分类结果达到 75.28%(掌握动作),高于其他现有研究的分类效果。本文的研究发现为 BCI 研究中精细化地控制康复设备提供了可能,也为自然动作脑电解码提供了新思路。

参考文献

- [1] KÜBLER A, KOTCHOUBEY B, KAISER J, et al. Brain-computer communication: Unlocking the locked in[J]. Psychological Bulletin, 2001, 127(3): 358.
- [2] MOSS A H, OPPENHEIMER E A, CASEY P, et al. Patients with amyotrophic lateral sclerosis receiving long-term mechanical ventilation: Advance care planning and outcomes[J]. Chest, 1996, 110(1): 249-255.
- [3] PFURTSCHELLER G, GUGER C, MÜLLER G, et al. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic[J]. Neuroscience Letters, 2000, 292(3): 211-214.
- [4] SHIBASAKI H, HALLETT M. What is the Bereitschaftspotential? [J]. Clinical Neurophysiology, 2006, 117(11): 2341-2356.
- [5] 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 D, GU B, JIANG SH L, et al. Application of motor related cortical potential in the field of motor rehabilitation [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2015, 13(6): 425-433.
- [6] SLOBOUNOV S M, RAY W J. Movement-related potentials with reference to isometric force output in discrete and repetitive tasks [J]. Experimental Brain Research, 1998, 123(4): 461-473.
- [7] JOCHUMSEN M, NIAZI I K, MRACHACZ-KERSTING N, et al. Detection and classification of movement-related cortical potentials associated with task force and speed[J]. Journal of Neural Engineering, 2013, 10(5): 056015.
- [8] FARINA D, DO NASCIMENTO O F, LUCAS M F, et al. Optimization of wavelets for classification of movement-related cortical potentials generated by variation of force-related parameters[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2007, 162(1-2): 357-363.
- [9] SCHWARZ A, ESCOLANO C, MONTESANO L, et al. Analyzing and decoding natural reach-and-grasp actions using gel, water and dry EEG systems[J]. Frontiers in Neuroscience, 2020: 849.
- [10] OFNE P, SCHWARZ A, PEREIRA J, et al. Upper limb movements can be decoded from the time-domain of low-frequency EEG[J]. Plos One, 2017: e0182578.
- [11] 郭峰, 张日辉. 手指屈指运动诱发大脑运动皮质区运动相关电位研究[J]. 北京体育大学学报, 2015, 38(3): 72-77.
- GUO F, ZHANG R H. Study on motor related potentials in cerebral motor cortex induced by finger flexion movement [J]. Journal of Beijing Sport University, 2015, 38(3): 72-77.
- [12] BARACHANT A, BONNET S, CONGEDO M, et al. Multiclass brain-computer interface classification by Riemannian geometry [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 59(4): 920-928.
- [13] KALUNGA E K, CHEVALLIER S, BARTHÉLEMY Q, et al. Online SSVEP-based BCI using riemannian geometry[J]. Neurocomputing, 2016, 191: 55-68.
- [14] 刘拓, 叶阳阳, 王坤, 等. 运动想象脑电信号分类算法的研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(5): 995-1002.
- LIU T, YE Y Y, WANG K, et al. Research progress of EEG classification algorithm of motor imagination [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(5): 995-1002.
- [15] CONGEDO M, BARACHANT A, BHATIA R. Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and a review[J]. Brain-Computer Interfaces, 2017, 4(3): 155-174.
- [16] YANG Y, BLOCH I, CHEVALLIER S, et al. Subject-specific channel selection using time information for motor imagery brain-computer interfaces [J]. Cognitive Computation, 2016, 8(3): 505-518.
- [17] PISTOHL T, SCHULZE-BONHAGE A, AERTSEN A, et al. Decoding natural grasp types from human ECoG[J]. Neuroimage, 2012, 59(1): 248-260.

- [18] SCHWARZ A, OFNER P, PEREIRA J, et al. Decoding natural reach-and-grasp actions from human EEG [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2017, 15(1): 016005.
- [19] XU B G, WANG Y, DENG L, et al. Decoding hand movement types and kinematic information from electroencephalogram [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2021, 29: 1744-1755.
- [20] FLETCHER P T, JOSHI S. Principal geodesic analysis on symmetric spaces: Statistics of diffusion tensors [M]. *Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2004: 87-98.
- [21] MÜLLER-PUTZ G, SCHERER R, BRUNNER C, et al. Better than random: A closer look on BCI results [J]. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 2008, 10(ARTICLE): 52-55.
- [22] COMBRISSEON E, JERBI K. Exceeding chance level by chance: The caveat of theoretical chance levels in brain signal classification and statistical assessment of decoding accuracy [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2015, 250: 126-136.

作者简介



王勇, 2019 年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为脑-机接口, 自然人机交互, 机器学习。

E-mail: nuaawangyong@163.com

Wang Yong received his B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2019. He is currently a master student at Southeast University. His main research interests include brain computer interface, natural human-computer interaction and machine learning.



薛沐辉, 2021 年于中国石油大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为脑-机接口, 自然人机交互, 机器学习。

E-mail: xuemh99@163.com

Xue Muhui received his B.Sc. degree from China University of Petroleum in 2021. He is currently a master student at Southeast University. His main research interests include brain computer interface, natural human-computer interaction and machine learning.



徐宝国 (通信作者), 2009 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学仪器科学与工程学院副教授、博士生导师, 主要研究方向为脑-机接口, 自然人机交互、康复机器人。

E-mail: xubaoguo@seu.edu.cn

Xu Baoguo (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Southeast University in 2009. He is currently an associate professor and a Ph.D. advisor in the School of Instrument Science and Engineering at Southeast University. His main research interests include brain computer interface, natural human-computer interaction and rehabilitation robot.