

文章编号: 1004-7220(2023)02-0382-07

# 个体间支配手指运动的微观神经元特征

万慧颖<sup>1</sup>, 刘翔宇<sup>2\*</sup>, 戴晨贇<sup>1\*</sup>, 陈炜<sup>1</sup>

(1. 复旦大学 信息科学与工程学院, 上海 200439; 2. 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093)

**摘要:** **目的** 分析个体支配单个手指伸展运动的微观神经元特征, 得出不同个体微观神经元特征的异同性。 **方法** 通过盲源分离算法分解出支配不同个体在单个手指伸展时的微观运动神经元, 对所得神经元进行二维空间特征量化, 并利用不同个体分解出的神经元特征进行手指分类, 通过特征量化和分类结果验证支配不同个体的运动神经元特征的异同性。通过共享运动神经元占比分析研究神经支配不同手指协同运动的微观神经元特性在不同个体间的差异性。 **结果** 不同个体的食指与中指的运动神经元空间分布差异较大, 激活面积相似。利用不同人群数据作为训练集和测试集进行手指分类的平均准确率为 86.99%, 经迁移成分分析校准后显著提高为 90.07%。通过不同个体共享神经元占比分析发现, 食指与其他 3 指(中指、无名指、小指)之间的共享神经元占比较少, 而无名指与小指之间的占比最高。 **结论** 不同个体控制不同手指的运动神经元整体的空间放电特征较为相似, 存在较小的个体性差异。本研究揭示不同个体在进行手指运动时的内在神经机制, 为手指运动障碍患者临床神经机制分析以及相关工程应用提供参考。

**关键词:** 高密度表面肌电; 运动神经元分解; 手指运动; 迁移成分分析

**中图分类号:** R 318.01 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.16156/j.1004-7220.2023.02.026

## Characteristics of Motoneurons Controlling Single Finger Movement in Different Individuals

WAN Huiying<sup>1</sup>, LIU Xiangyu<sup>2\*</sup>, DAI Chenyun<sup>1\*</sup>, CHEN Wei<sup>1</sup>

(1. School of Information Science, Fudan University, Shanghai 200439, China; 2. School of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** **Objective** To analyze characteristics of motoneurons controlling the extension of a single finger in different individuals, and obtain the similarity and difference of micro-motoneurons characteristics in different individuals. **Methods** The motoneurons were decomposed by blind source separation algorithm. The two-dimensional (2D) features of the neurons were quantified, and the fingers were classified by the features of the neurons decomposed by different individuals. In addition, the proportion of shared motor neurons was used to study characteristics of motoneurons innervating the coordinated movement of different fingers between individuals. **Results** There were significant differences in spatial distribution of motoneurons between the index finger and the middle finger for different individuals, but the activation area was similar. Using data from different people as training sets and testing sets, the average accuracy of finger classification was 86.99%, and it was significantly improved to 90.07% after using transfer component analysis (TCA) calibration. Through analysis on the proportion of shared neurons in different individuals, it was found that the proportion of shared neurons

收稿日期: 2022-03-27; 修回日期: 2022-06-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(62001122), 上海市浦江人才计划项目(19PJ1401100), 上海市国际科技合作项目(20510710500)

通信作者: 戴晨贇, 青年副研究员, E-mail: chenrundai@fudan.edu.cn; 刘翔宇, 讲师, E-mail: liuxiangyu@usst.edu.cn

\* 为共同通信作者

between index finger and other three fingers (middle finger, ring finger and little finger) was relatively low, while that between ring finger and little finger was high. **Conclusions** The spatial discharge characteristics of motoneurons controlling different fingers in different individuals are similar and have small individual differences. This study reveals the internal neural mechanism of different individuals during finger movement, and provides references for clinical neural mechanism analysis of patients with finger movement disorders and the related engineering applications.

**Key words:** high-density surface electromyography (sEMG); motor unit decomposition; finger movement; transfer component analysis (TCA)

人类双手的运动主要由前臂神经肌肉驱动,其运动特性既允许大脑对于不同手指进行独立控制,也会产生手指协同运动的现象<sup>[1-2]</sup>。先前研究主要从生物力学结构与神经科学两个维度展开。从生物力学结构角度来看,手部不同关节的运动可由不同的肌群或者肌亚部进行独立的肌腱控制<sup>[3-4]</sup>。而肌腱的分岔结构和肌腱与手指之间的组织连接结构则导致了某些手指的协同运动<sup>[5-6]</sup>。Matthew等<sup>[7]</sup>从解剖方面证实了食指相对于中指、无名指和小指更加独立。从神经科学的角度来看,不同的运动神经元在脊髓与脊髓上通路层面,同时接收独立或共享的突触输入<sup>[8-9]</sup>。Butler等<sup>[10]</sup>通过侵入式肌电(electromyography, EMG)图从神经层面证实了控制食指和中指的神经高度独立。然而,不同个体在手部运动时,肌肉结构和特征相似但存在个体差异性,导致支配运动时产生微观神经元的异同性。目前,针对微观运动神经元异同性这一问题的相关研究还比较少。近年来,高密度EMG图技术在领域内得到广泛应用。有学者通过该技术分析手指运动下屈肌与伸肌的空间信息<sup>[11-12]</sup>,或利用高密度EMG分解出微观神经元信息对手部假肢进行控制<sup>[4,13]</sup>。高密度EMG以其可获取肌肉神经高分辨率空间信息且无创的优势,为探究广泛人群下微观神经元的异同性提供便利。

本文利用高密度EMG开展前臂微观神经元特性的基础研究,重点探讨不同个体支配单个手指伸展运动的微观神经元特征,以验证高密度EMG在不同个体异同性的结论。首先,采集14个健康受试者在单个手指伸展运动时前臂伸肌的高密度EMG信号,并通过盲源分离算法分解出对应的微观运动神经元。然后,对同一动作、不同个体间的运动神经元特性进行分析。具体而言,利用两个微观

运动神经元的空间特征量化同一动作(某一手指伸展运动)情况下,不同个体间运动神经元特征的差异;进一步,通过留一法检验不同手指运动下微观神经元特征在不同个体间的相似度。最后,通过共享运动神经元占比分析,研究神经支配不同手指协同运动的微观神经元特性。本研究假设:在做同一动作时,不同个体的运动神经元特征存在一定程度的相似性和较小的差异性。

## 1 材料和方法

### 1.1 材料

**1.1.1 实验对象** 14位健康志愿者,其中男性10人,女性4人,年龄19~36岁,前臂没有经历过任何神经肌肉的受伤史。整个实验的范式与采集过程得到复旦大学伦理委员会的批准及监督。所有受试者签署知情同意书。

**1.1.2 实验范式** 在手指动态伸展的每组实验中,受试者用1~2s时间将1根指定的手指(食指、中指、无名指或小指,指定的手指实验顺序随机)从其初始位置伸展到最终位置,然后逐渐减小角度回到初始位置。每组实验中,被试被要求重复5次上述动作,每次动作间有1s的休息时间。整个实验由1个可视化的实验引导程序指导受试者完成(见图1)。

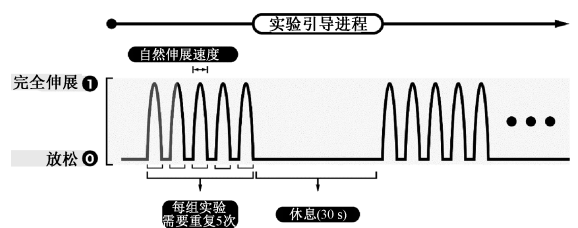


图1 实验引导程序

Fig.1 Experimental procedure

此外,由于拇指的运动较为特殊,其运动不受前臂指伸肌控制<sup>[14-15]</sup>,故没有纳入本次研究。本研究共记录 240 条有效实验数据(4 根手指×5 次重复×12 名受试者)。由于两名受试者分解出的有效神经元个数不足 3 个,故将其剔除。

**1.1.3 实验采集系统** 使用 20×8 柔性高密度表面 EMG 电极阵列采集表面 EMG 信号(每个电极为椭圆形,长轴为 5 mm,短轴为 2.8 mm,相邻两个电极的中心间距为 10 mm),电极为湿电极。将电极阵列置于指伸肌上,以记录手指伸展运动期间的肌肉活动(见图 2)。

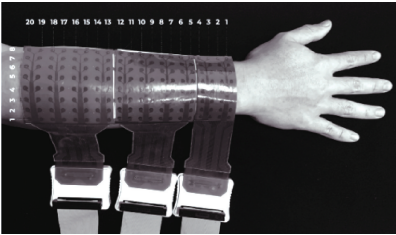


图 2 数据采集前电极落位图(前臂指伸肌)

Fig. 2 Electrode landing map before data acquisition (extensor)

采集到的原始 EMG 信号以 1 000 倍增益放大,并使用截止频率为 10~900 Hz 带通滤波器滤波,最后以 2 048 Hz、16 Bit 分辨率进行采样。采集设备为商用 Quattrocento 系统(OT Bioelettronica 公司,意大利)。

## 1.2 方法

**1.2.1 运动神经元分解** 本文主要探究不同个体前臂微观神经元的活动,故需要将宏观 EMG 分解至微观运动神经元。先前研究已经证明了基于独立成分分析表面 EMG 分解的有效性<sup>[16]</sup>,并比较几种独立成分分析算法性能的效果<sup>[17]</sup>。基于先前研究结果,本文采用计算成本较低的快速独立成分分析(FastICA)分解算法<sup>[18]</sup>,主要步骤如下:

(1) 每个通道的 EMG 信号  $X_n$  拓展  $R$  个延迟样本  $X_n = [X_n, X_{n-1}, \dots, X_{n-R}]$  以进一步增加观测通道的数量<sup>[19]</sup>。依据先前研究,本文设置  $R=8$ ;

(2) 利用特征值分解算法对拓展后的 EMG 信号进行白化处理  $Y_n = \mathbf{W}X_n$ ,  $\mathbf{W}$  为白化矩阵,以消除通道间的互相关信息;

(3) 将快速独立成分分析算法应用于白化后

的信号  $Y_n$ , 获得微观运动神经元的源信号  $S = \mathbf{B}Y_n$ ,  $\mathbf{B}$  为分离矩阵。

(4) 使用峰值检测和  $k$ -均值聚类来识别源信号中每个运动神经元的放电时间序列。用轮廓筛选分解效果好的运动神经元,低于阈值分解结果将被舍弃。在本研究中,选择轮廓值为 0.7<sup>[17]</sup>。

(5) 丢弃重复的分解结果。如果分解得到的两个放电序列有 50% 以上放电时刻同步,则丢弃轮廓值较低的 1 个(见图 3)。



图 3 运动神经元分解数学步骤

Fig. 3 Mathematics procedure of motor neurons decomposition

由于高密度 EMG 是所有运动神经元电势波形在时间及空间的卷积混合信号,可以通过尖峰触发平均法(spike trigger averaging)<sup>[20]</sup>,估计每个运动神经元在所有 160 个通道中的电势波形。运动神经元波形估计使用长度为 81 个采样点的窗长(约 40 ms)。

**1.2.2 运动神经元二维空间特征计算与量化** 通过上述计算得到 1 个运动神经元在每个表面 EMG 通道中运动神经元波形[见图 4(a)]的均方根值(通过每个窗内的所有 81 个采样点计算),可以获得该运动神经元的二维热点图[见图 4(b)]。随后,将针对每个运动神经元的二维热点图的特征进行量化。本文选择了两个比较重要的特征,神经元放电能量在前臂二维空间的质心位置( $x$  轴与  $y$  轴)及放电能量的影响范围。

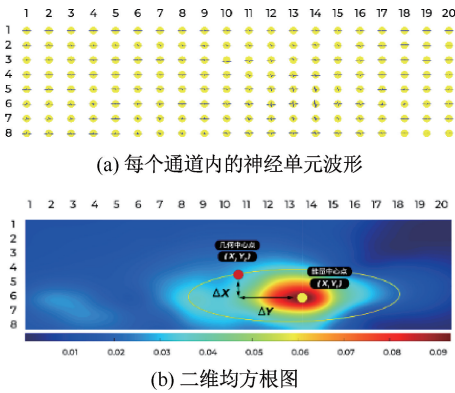


图4 神经元空间分布特征

Fig. 4 Spatial distributions of motor units

(a) Waveforms of motor units within each channel, (b) Two-dimensional diagram of root mean square

采用能量质心的  $x$  轴与  $y$  轴轴相对前臂几何中心点的相对距离  $\Delta X = X_1 - X_2$  与  $\Delta Y = Y_1 - Y_2$  来表达质心位置, 其中  $(X_1, Y_1)$ 、 $(X_2, Y_2)$  分别为神经元均方根热点图质心与前臂几何中心。

对于放电能量的影响范围, 将波形均方根值大于整个热点图平均值的通道视为被该运动神经元影响的通道, 并利用椭圆拟合计算出这些神经元的影响面积。以上的两个主要特征指标将用来衡量不同个体做同一动作(某一手指伸展运动)情况下, 运动神经元特性的个体差异性。

**1.2.3 神经元-手指分类** 为进一步验证运动神经元特性个体差异性的结果, 采用留一法进行运动神经元的隔人分类。即把 1 个人的数据作为测试集, 其余人的数据作为训练集训练手指分类模型, 通过测试集的分类准确率来验证运动神经元在个体之间是否存在较大的差异, 分类精度高则说明相似度较高。依次探究食指、中指、无名指、小拇指的分类结果。以食指为例, 分解 14 个受试者所有食指运动下的神经元, 筛选得到 12 名受试者的有效数据, 计算得到其二维热点图, 选取其中 11 个被试的热点图其特征, 进行分类器训练, 剩余 1 个被试为测试集。留一交叉验证要求所有被试需要作为 1 次测试样本。本文选取的分类算法为  $K$  近邻。

**1.2.4 迁移成分分析** 由于留一法隔人分类存在目标域(用作测试的某一被试样本)与源域(用于训练的剩余被试样本)的偏移问题, 本文采用迁移成

分分析(transfer component analysis, TCA)算法对目标域与源域进行校准, 以提高分类的准确度。

TCA 算法是基于特征的迁移学习经典算法<sup>[21]</sup>, 其核心内容是以最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)为度量准则<sup>[22]</sup>, 通过 1 个特征映射  $\varphi$ , 使得经过映射后的源域和目标域数据的边缘分布接近, 即最小化源域和目标域的距离。同时, 通过约束来维持各自数据的特征。

**1.2.5 共享运动神经元的个体差异性分析** 本文发现, 同一个运动神经元可能会被用来支撑不同的手指的运动, 此类运动神经元被定义为共享运动神经元。根据先前研究, 若在不同手指动作下, 分解出的两个神经元的二维空间波形的互相关数值超过 0.8, 这两个神经元将被认为是共享神经元<sup>[23-24]</sup>。本文通过分析不同个体 4 个手指间共享运动神经元的占比, 获得手指间共享运动神经元占比在人群中的平均水平, 通过方差反映不同个体的差异性, 以此论证不同个体在协同运动中共享运动神经元层面上的特征异同性。

**1.2.6 统计分析** 通过统计分析比较控制不同手指的运动神经元在不同个体下的二维特征差异, 以及迁移成分分析算法对控制不同手指的运动神经元隔人分类效果的影响。由于数据结果不满足高斯性, 使用非参数符号检验汇报统计结果。当  $P < 0.05$  时, 差异有统计学意义。

## 2 结果

首先, 对控制不同手指的运动神经元的二维空间特征结果进行量化。图 5 呈现了 12 位受试者每根手指特征结果分布的均值与方差, 从中可以看出运动神经元的放电质心: ① 在  $X$  轴的整体个体差异(方差数值)较小( $P > 0.05$ ), 而在  $Y$  轴的整体个体差异较大( $P < 0.05$ ), 放电影响面积的整体个体差异相对面积本身较小; ② 中指放电位置的个体差异大于无名指、小指与食指, 而支配食指的运动神经元空间位置的个体间差异最小。

此外, 均值体现了手指间的个体的统计差异性。本文结果表明: ① 食指(质心点 0.65, -2.01)与中指(质心点 0.78, 2.28)的空间分布差异较大( $P < 0.05$ ), 激活面积相似( $P > 0.05$ ) (食指: 16.10, 中指: 16.22); ② 无名指(0.59, -0.08)与小指

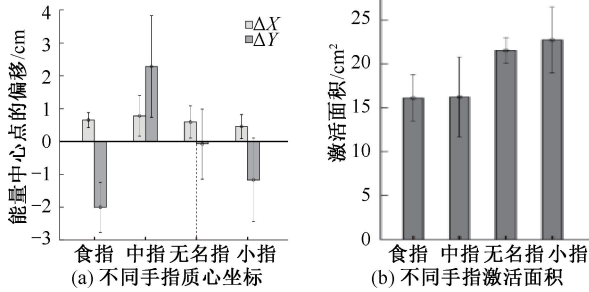


图5 运动神经元二维空间特征结果

Fig. 5 Two-dimensional spatial feature results (a) Barycentric coordinates of different fingers, (b) Active area of different fingers

(0.45, -1.17)的空间分布位置接近( $P>0.05$ ),激活面积相近( $P>0.05$ ),且都大于无名指与小指( $P<0.05$ )。通过分析12个不同个体每根手指二维空间放电特征,本文认为,人与人之间控制不同手指的神经元放电信息差异不大,而不同手指之间有较大差异(见图6)。

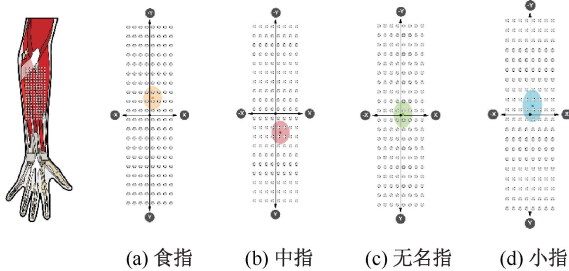


图6 不同手指运动神经元二维空间特征结果

Fig. 6 Two-dimensional spatial feature results of motor neurons of different fingers (a) Index finger, (b) Middle finger, (c) Ring finger, (d) Little finger

为进一步验证上述结论,使用留一法交叉验证对某一被试每个分解所得的运动神经元进行分类(见表1)。结果表明,直接使用KNN分类器的准确率为86.99%,经过TCA校准的分类准确率较未校准的准确率有显著提升( $P=0.013$ )。

最后,由于某个运动神经元可能会在不同手指的运动时都被激活,故本文对该类共享神经元的占比进行分析。结果显示:①食指与中指的共享神经元占比为(6.32±5.51)%,与无名指的共享神经元占比为(10.28±8.86)%,与小指的共享运动神经元占比为(11.98±7.61)%;②中指与无名指的共享神经元占比为(10.06±6.91)%,与小指的共享神经

表1 留一法交叉验证神经元分类准确度

Tab. 1 Accuracy for leave one out cross validation classification

编号	KNN/%	KNN+TCA/%	编号	KNN/%	KNN+TCA/%
1	93.23	94.02	8	82.41	84.83
2	90.28	89.24	9	93.36	98.67
3	92.61	93.77	10	89.63	92.63
4	92.02	94.07	11	85.35	88.54
5	87.01	94.81	12	73.21	77.38
6	86.23	91.62	13	86.00	87.00
7	91.84	89.80	14	74.64	84.64

元占比为(5.79±5.24)%;③无名指与小指的共享神经元占比为(29.81±8.14)%。可以看出,控制食指或中指的共享神经元较少,而控制无名指或小指的神经元,有很大概率还控制其他手指。

### 3 讨论

本文使用20×8表面EMG高密度电极阵列量化每个微观运动神经元的高分辨率空间分布,并基于二维神经元热点图量化运动神经元放电的空间信息。结果表明,不同个体间控制不同手指的运动神经元整体的空间放电特征较为相似,而驱动不同手指的运动神经元可按照手指进行区分。通过分析运动神经元电势波形的二维均分根图提取鉴别空间特征,并将二维热点图输入KNN分类器,以识别每个运动神经元所属的手指类别,分类结果平均准确度达86.99%。此外,通过TCA算法校准测试目标域与训练源域的特征,进一步将分类准确度提高至90.07%。分类的结果进一步验证了不同个体支配单个手指运动的微观神经元特征的异同性。通过比较放电热点图的活动区域,本文发现了一些普适性的现象:

(1) 图5中的方差以及分类结果表明,个体间的手部运动神经元的空间特征差别并不大,该结论说明在肌肉解剖与微观神经元层面,个体间差异性并不大。

(2) 根据图6所示的相对质心位置,不同手指神经元的放电位置在手臂Y轴(近端-远端方向)上比X轴(内侧-外侧方向)更可分离。该结果可能是由于伸肌的神经解剖结构造成,指伸肌在前臂近端-远端方向呈细长的圆柱形,控制单个手指的不同肌束也是沿前臂近端-远端方向,但是不同肌束间在空间上倾斜重叠,从而导致其在X轴互相重叠而无法

区别。也正是由于指伸肌细长的圆柱结构以及肌纤维的走形,神经元空间放电的空间分布总是呈椭圆形,且沿前臂近端-远端方向为椭圆长轴。这是由于神经元的电势在肌纤维(前臂近端-远端方向)方向上传播阻尼较小,而肌纤维包裹的隔膜以及肌束间的间隙导致在非肌纤维方向传播的衰减非常严重。这一发现与日常中的运动非常吻合,即本结果在神经控制层面揭示了无名指运动时与其他手指的协同运动比其他手指严重的原因。

本文主要可为两个方面的研究提供基础支撑:

① 关于手部神经机制层面的研究。先前研究主要聚焦于对外周神经系统中宏观 EMG 特征的分析<sup>[10-11]</sup>,而本文着重探究反映中枢神经活动的运动神经元在个体间的异同性;② 关于人机系统控制的研究。Farina 等<sup>[25]</sup>研究认为,基于运动神经元放电信息的控制方法,可能是未来手部外骨骼/假肢等人机系统的革命性路径。

本研究的局限性如下:① 采用阵列式的 EMG 电极,其覆盖面积较大。尽管在实验采集中,尽量要求受试者不能产生其他肌肉协同运动,但不可避免还会覆盖到一些腕伸肌、拇长伸肌、拇短伸肌等其他肌肉活动,但是其他肌群的活动对结果的影响不会很大;② 只探究了指伸肌这一块肌肉,未来研究将针对控制手部的更多肌群展开。

## 4 结论

在单个手指伸展运动中,不同个体分解出的微观神经元空间放电特征整体上较为相似,但存在一定差异性。不同个体控制食指和中指伸展的运动神经元空间分布差异较大,激活面积相似,无名指与小指之间的空间分布位置与激活面积接近,但与食指及中指区别度较大。此外,经过算法验证发现,驱动不同手指的运动神经元可按照手指进行区分,且训练模型在不同个体上均有较高的准确率。最后,对不同手指的运动神经元进行相关性分析,得出不同手指的共享神经元占比,食指与其他 3 指共享神经元的占比较少,无名指与小指共享神经元的占比最高。本研究很好地揭示不同个体在进行手指运动时的内在神经机制,为手指运动的神经机制研究以及相关工程应用提供参考。

## 参考文献:

- [ 1 ] KILBREATH SL, GANDUVIA SC. Limited independent flexion of the thumb and fingers in human subjects [ J ]. *J Physiol*, 1994, 479(3) : 487-497.
- [ 2 ] ZATSIORSKY VM, LATASH ML. Coordinated force production in multi-finger tasks: Finger interaction and neural network modeling [ J ]. *Biol Cybern*, 1998, 79(2) : 139-50.
- [ 3 ] MCTSAAC TL, FUGLEVAND AJ. Motor-unit synchrony within and across compartments of the human flexor digitorum superficialis [ J ]. *J Neurophysiol*, 2007, 97(1) : 550-6.
- [ 4 ] DAI C, HU X. Finger joint angle estimation based on motoneuron discharge activities [ J ]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 24(3) : 760-767.
- [ 5 ] MALERICH MM, BAIRD RA, MCMASTER W, et al. Permissible limits of flexor digitorum profundus tendon advancement—An anatomic study [ J ]. *J Hand Surg Am*, 1987, 12(1) : 30-33.
- [ 6 ] LEIJNSE JN, WALBEEHM ET, SONNEVED GJ, et al. Connections between the tendons of the musculus flexor digitorum profundus involving the synovial sheaths in the carpal tunnel [ J ]. *Acta Anat*, 1997, 160(2) : 112-122.
- [ 7 ] BUTLER TJ, KILBREATH SL, GORMAN RB, et al. Selective recruitment of single motor units in human flexor digitorum superficialis muscle during flexion of individual fingers [ J ]. *J Physiol*, 2005, 567(1) : 301-309.
- [ 8 ] 周丽哲,郭媛,张绪树,等.手、腕部运动姿势和角度的改变对腕管及正中神经影响的生物力学分析[J]. *医用生物力学*, 2021, 36(S1) : 140.
- [ 9 ] 张瑞轩,郭媛,王瑞雪,等.表面肌电信号驱动手部运动的机器学习表征与识别[J]. *医用生物力学*, 2021, 36(S1) : 353.
- [ 10 ] HU X, SURESH NL, XUE C, et al. Extracting extensor digitorum communis activation patterns using high-density surface electromyography [ J ]. *Front Physiol*, 2015, 6 : 279.
- [ 11 ] DAI C, HU X. Extracting and classifying spatial muscle activation patterns in forearm flexor muscles using high-density electromyogram recordings [ J ]. *Int J Neural Syst*, 2019, 29(1) : 1850025.
- [ 12 ] FARINA D, VUJAKLIJA I, SARTORI M, et al. Man/machine interface based on the discharge timings of spinal motor neurons after targeted muscle reinnervation [ J ]. *Nat Biomed Eng*, 2017, 1(2) : 1-12.
- [ 13 ] DAI C, CAO Y, HU X. Prediction of individual finger forces based on decoded motoneuron activities [ J ]. *Ann Biomed*

- Eng, 2019, 47(6): 1357-1368.
- [14] OLAFSDOTTIR H, ZATSIORSKY VM, LATASH ML. Is the thumb a fifth finger? A study of digit interaction during force production tasks [J]. *Exp Brain Res*, 2005, 160(2): 203-213.
- [15] YU WS, VAN DUINEN H, GANDEVIA SC. Limits to the control of the human thumb and fingers in flexion and extension [J]. *J Neuro Physiol*, 2010, 103(1): 278-289.
- [16] NEGRO F, MUCELI S, CASTRONOVO AM, *et al.* Multi-channel intramuscular and surface EMG decomposition by convolutive blind source separation [J]. *J Neural Eng*, 2016, 13(2): 026027.
- [17] DAI C, HU X. Independent component analysis based algorithms for high-density electromyogram decomposition: Systematic evaluation through simulation [J]. *Comput Biol Med*, 2019, 109: 171-181.
- [18] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans Neural Netw*, 1999, 10(3): 626-634.
- [19] HOLOBAR A, ZAZULA D. Multichannel blind source separation using convolution kernel compensation [J]. *IEEE Trans Sig Proc*, 2007, 55(9): 4487-4496.
- [20] GANDEVIA SC, BURKE D, MCKEON B. Coupling between human muscle spindle endings and motor units assessed using spike-triggered averaging [J]. *Neurosci Lett*, 1986, 71(2): 181-186.
- [21] PAN SJ, TSANG IW, KWOK JT, *et al.* Domain adaptation via transfer component analysis [J]. *IEEE Trans Neural Netw*, 2010, 22(2): 199-210.
- [22] BORGWARDT KM, GRETTON KM, GRETTON A, *et al.* Integrating structured biological data by kernel maximum mean discrepancy [J]. *Bioinformatics*, 2006, 22(14): e49-e57.
- [23] MARTINEZ-VALDES E, NEGRO F, LAINE CM, *et al.* Tracking motor units longitudinally across experimental sessions with high-density surface electromyography [J]. *J Physiol*, 2017, 595(5): 1479-1496.
- [24] 邓真, 王乐军, 王宽, 等. 颈椎整复手法操作者上肢肌肉表面肌电特征分析[J]. *医用生物力学*, 2021, 36(S1): 146.
- [25] FARINA D, VUJAKLIJA I, SARTORI M, *et al.* Man/machine interface based on the discharge timings of spinal motor neurons after targeted muscle reinnervation [J]. *Nat Biomed Eng*, 2017, 1(2): 1-12.