使用渐进式 FastICA 剥离在线分解表面肌电图，获取单个运动单位活动

赵浩文、张旭、陈茂琪和周平

摘要—表面肌电图（表面肌电）分解为非侵入式解码和理解神经驱动信息提供了一种有前景的工具。与以往主要在离线条件下开发的表面肌电分解方法不同，目前关于在线表面肌电分解的研究较少。本文提出一种采用渐进式 FastICA 剥离（PFP）算法在线分解表面肌电数据的新方法。该在线方法由离线预处理阶段和在线分解阶段组成。具体而言，首先利用 PFP 算法的原始离线版本，根据预先记录的表面肌电数据初始化一系列分离向量。随后，将这些向量应用于在线表面肌电数据，以精确提取运动单位脉冲序列。我们通过仿真和实验两种方式评估了所提出的在线表面肌电分解方法的性能。处理模拟表面肌电信号数据时，该方法的在线分解准确率达到 98.53%。对于实验性表面肌电数据的分解，该在线方法每次试验平均可提取 12.00 ± 3.46 个运动单位；与专家指导的离线分解结果相比，匹配率为 90.38%。本研究为在线分解表面肌电数据提供了一种有价值的方法，可应用于运动控制和健康领域。

索引词—表面肌电图、运动单位、在线分解、渐进式 FastICA 剥离

I. 引言

肌电图（EMG）是肌肉激活产生的一种电生理信号，反映神经肌肉系统的运动控制指令 [1]。 它可用于分析运动行为、意图和健康状况 [2]-[4]。表面肌电（SEMG）是指由放置在皮肤表面的电极记录的肌电信号。由于具有无创性，表面肌电已广泛应用于人机接口 [5]-[7], 、运动医学 [8]-[9] 和康复[10]-[12]。理想情况下，肌电信号由多个被激活的运动单位（MU）产生的动作电位组成，这些动作电位在时间和空间上经传导后叠加于记录电极处 [13]。具体而言，每个运动单位由α运动神经元的胞体和树突、其轴突的多个分支，以及受其支配的肌纤维组成[14]。运动单位被视为周围神经肌肉系统的基本组成部分，用于描述肌肉收缩的神经控制和运动形成 [15]。与表面肌电幅度等整体特征相比，运动单位活动能够在微观层面反映神经驱动肌肉的信息。因此，研究运动单位活动及其特性具有重要价值。肌电分解能够将复合肌电信号分解为其组成部分——运动单位脉冲序列（MUSTs）和运动单位动作电位（MUAP）波形。获取这些单个运动单位活动，可为解码具有神经生理学性质的运动神经指令提供一种有前景的方法 [16]-[22]。

人们为肌电分解开展了大量研究，其主要依赖盲源分离（BSS）算法，旨在解决这样一个困难的数学问题：在没有源信号先验知识的情况下，从观测信号中分离出源信号 [23]。此外，由于表面肌电分解具有一些特殊特性，例如信噪比较低、运动单位动作电位波形高度相似且严重重叠（这是皮下皮肤和脂肪组织的低通滤波效应所致），因此面临巨大挑战。随着电子与传感技术的发展，利用二维柔性电极阵列获取高密度表面肌电，可同时记录数十甚至数百个表面肌电通道，提供丰富的空间信息，从而有助于实施盲源分离算法，尤其是表面肌电分解 [24]。卷积核补偿（CKC）[25]和渐进式 FastICA 剥离（PFP） [26] 均是受先进盲源分离技术启发的代表性高密度表面肌电分解方法 [23], [27]。CKC 以迭代方式估计并更新观测到的表面肌电信号与运动单位脉冲序列之间的互相关向量 [23]。PFP 将经典 FastICA 算法 [27] 应用于表面肌电信号，以计算分离向量，并引入“剥离”过程，逐步从原始表面肌电信号中去除已分离的运动单位动作电位波形。该过程减轻了已识别运动单位对

本研究获国家自然科学基金委员会项目（编号：61771444）资助。
H. Zhao 和 X. Zhang 任职于中国科学技术大学信息科学与技术学院，地址：中国安徽省合肥市，邮编 230026（电子邮箱：xuzhang90@ustc.edu.cn）。

M. Chen 和 P. Zhou 任职于中国山东省青岛市健康与康复科学大学生物医学与康复工程学院，邮编 266024（电子邮箱：dr.ping.zhou@outlook.com）。

FastICA 的收敛性，并有效增加了提取到的运动单位数量。CKC 和 PFP 的性能已得到广泛验证 [28]-[32]。研究人员已开发出这两种方法的变体，以便在较高肌肉收缩水平下提取相对较多的运动单位，并且这些方法主要成功应用于离线条件下 [33]-[37]。

考虑到表面肌电在众多领域的应用前景，对稳健的在线表面肌电分解有着巨大需求。Glaser 等人 [38] 基于卷积核补偿算法开展了实时表面肌电分解的初步研究，并证明了其可行性。此后，陆续有更多相关研究发表 [39]-[44]。这些在线分解算法的开发主要依赖于一项基本假设：表面肌电信号是准平稳的，且运动单位行为在短时间内不会改变模式。这一假设是传统离线表面肌电分解的主要基础 [25], [26]。基于此，这些在线分解算法通常会利用离线分解的结果作为先验知识，从而节省计算资源，并使在线信号处理成为可能。具体而言，先前的大多数研究使用经过改进的卷积核补偿方法进行在线表面肌电分解，而PFP方法的在线版本尚未得到研究。鉴于PFP方法在高精确度提取大量运动单位方面的优势，开发其在线版本既有必要，也很有前景。

因此，本文提出了一种基于 PFP 算法的在线表面肌电分解方法，通过改进 PFP 算法的关键技术，使其满足实时应用的要求。为避免离线分解方法带来的耗时复杂性，该方法采用两阶段方案，包括离线预处理阶段和在线分解阶段。此外，本文开发了一种自适应阈值选择算法，使其更适合在实时处理过程中精确确定每个运动单位脉冲序列。所提出的在线分解方法在仿真和实验表面肌电数据集上均得到了验证。

II. 相关工作

A. 表面肌电观测

每个运动单位在二维阵列的不同通道中都有独特且稳定的运动单位动作电位波形分布模式，可用于区分和识别该运动单位。表面肌电信号可通过卷积混合模型表示为 [45]:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^{N}\sum_{\tau=0}^{L-1} a_{ij}(\tau)s_j(t-\tau) + n_i(t) \quad (1)$$

其中 = 1,2,3 … … 和 = 1,2, … … ， ()是第 个表面肌电通道，而 ()表示第 个通道中的加性噪声。 ()表示长度为 L 的波形向量，即 第 个通道中第 () = ∑(− ()) 表示以 0-1 脉冲序列表示的运动单位脉冲序列，用于指示在 () 处的每个尖峰放电时刻

对于 的第 个运动单位的放电， 表示狄拉克δ函数。对于每个 ， (+ 1)− ()> 可以假定。

定义肌电信号和运动单位脉冲序列的扩展向量为 () = [(), (− 1), … , (), … , (− + 1)] 以及 () = [(), (− 1), … , (), … , (− + 1)]。

因此，该方程可以改写为矩阵形式:

$$\bar{\boldsymbol{x}}(t) = \bar{\boldsymbol{A}}\bar{\boldsymbol{s}}(t) + \bar{\boldsymbol{n}}(t) \quad (2)$$

其中，() 表示噪声。 是一个包含所有波形向量的矩阵 。对于上述分析的混合模型，肌电分解的任务是找到一个合适的分离矩阵 ，该矩阵由多个分离向量组成，用于提取运动单位放电事件。因此，可以通过 () = () 估计所有运动单位的源信号。

B. 自动 PFP（APFP）

PFP 算法已实现自动化，但仅适用于离线数据处理。该算法及相应参数的更多详情见 [33] ，本研究采用的 APFP方法与 [33] 中报告的设置相同。下面简要介绍 APFP方法。

如果已获得白化观测信号 ，并需要使用独立成分分析算法 [23], [27], 从中找到一个独立分量 $= ^{T}$，则需要优化以下最大负熵问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & J_G(\boldsymbol{w}) = [E\{G(\boldsymbol{w}^T x)\} - E\{G(v)\}]^2 \\ s.t. \quad & h(\boldsymbol{w}) = E\{y^2\} - 1 = \left|\left|\boldsymbol{w}\right|\right|^2 - 1 = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

其中， 是一个非多项式函数， 是服从标准正态分布的随机变量。

上述问题可以通过不动点算法的步骤求解[46] ，以获得一系列运动单位源信号及其对应的分离向量。利用大津算法确定的初始阈值[47], 可以从这些源信号中精确提取脉冲序列。然而，由于运动单位动作电位叠加严重或运动单位同步水平较高，一个源信号中的脉冲往往并不只属于一个运动单位。因此，采用寻谷聚类方法[48] ，根据形态特征区分同一源信号中的脉冲。在此基础上，每个簇中的脉冲很可能来自同一个运动单位[33]。经过寻谷聚类后，将提取并聚类得到的脉冲序列作为约束，执行约束 FastICA 算法[49] 以实现收敛。因此，运动单位源信号得以有效更新，同时可能存在的放电错误也得到纠正。为评估约束 FastICA 的输出及其对应的、代表真实运动单位活动的运动单位脉冲序列的可靠性，从相关约束显著性的角度 [49], 采用了一些指标，包括尖峰幅度和尖峰间期的一致性[50], , 以及符合生理规律的放电率[51]。在 APFP方法中，采用约束 FastICA 输出与测试脉冲序列之间的相关系数（记为 ξ）、尖峰幅度和尖峰间期的变异系数（分别记为CoV_{amp} 和$CoVisi$），以及放电率

（记为*FR*）。此外，还采用描述上述四项指标合理范围的两步判据，综合判断运动单位可靠性[33]。

随后执行“剥离”步骤，从原始信号中减去所获得的运动单位动作电位波形。识别出的运动单位的运动单位动作电位波形采用一种直接方法估计，即求解最小二乘问题[26], [52]，而非采用传统的高分辨率对齐算法 [53]。再次使用 FastICA 算法处理残差信号时，可能会发现更多运动单位。离线 APFP 方法的框架总结如下：

(1) 将残差信号初始化为原始肌电信号，并将 MUST集合 γ 置为空。(2) 对扩展后的残差信号应用 FastICA 算法，得到一系列源信号。(3) 通过大津算法提取非重复脉冲序列，并使用寻谷聚类区分这些脉冲，从而分离出不同运动单位的脉冲序列。(4) 将步骤 (2) 中得到的 MUST 作为参考信号，对扩展后的原始肌电信号应用约束 FastICA 算法，以检测 MUST 的可靠性并纠正可能存在的错误放电或漏检放电。(5) 通过计算指标判断得到的运动单位是否可靠。将可靠结果放入集合 γ。(6) 估计可靠运动单位的波形，从原始信号中减去估计得到的运动单位动作电位波形，并更新残差信号。(7) 如果上述步骤未发现新的可靠运动单位，或者 APFP方法达到预设的终止条件，则算法结束；否则返回步骤 (2)。

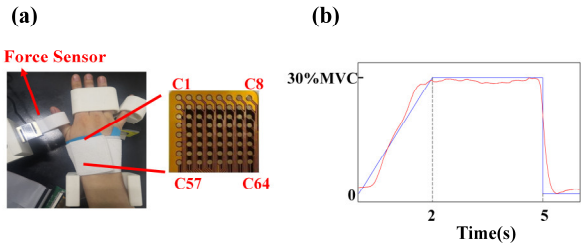


图 1. 实验装置与方案。(a) 使用称重传感器同步记录拇指外展力，并使用一片按 8×8 形排列的二维电极阵列记录高密度表面肌电数据的设备。(b) 一次任务执行过程中力的生成模式示意图，包括设计的力曲线（蓝线）和实际记录的力曲线（红线）。

III. 方法

A. 实验性表面肌电数据采集与预处理

1) 受试者与实验

八名受试者（26.13±4.29 岁）参与了本研究，均无已知的肌肉或神经疾病史。本研究经中国科学技术大学（中国合肥）伦理审查委员会批准。所有受试者均在实验的任何操作开始前签署了知情同意书。

本研究选择拇短展肌（APB）采集高密度表面肌电数据，因为该肌肉在表面肌电研究中得到广泛探索和应用[19]-[21]。如图 1a 所示，研究使用一套自制的多通道信号采集系统、一个力传感器和一组 3D打印装置采集数据。受试者的手放置在固定的 3D打印装置上，以避免手腕和其他手指的肌肉运动干扰；肌肉力量则由连接在拇指周围环上的称重传感器（LDST-V-HY，Luckly公司，中国北京）记录。多个电极按 8 行 × 8 列排列，组成一个二维电极阵列。每个电极探针直径为 2 mm，相邻电极之间的电极间距为 4 mm。每个电极均采用单极方式，以置于受试手背上的圆形公共参考电极作为参考。

实验期间，受试者被要求坐下，并以放松、舒适的姿势放置接受测试的手。数据采集前，对拇指外展肌的最大自主收缩（MVC）进行了测试和记录。随后，在每次任务执行试验中，受试者按照指示进行等长肌肉收缩，使肌肉力量在2秒内从0逐渐增加至目标力量水平（以MVC百分比量化），然后在目标水平维持约3秒，如图1b所示。根据这一力量生成模式，设计的力曲线显示在屏幕上，以便受试者在每次试验中完成任务。该实验的目标力量水平设为30% MVC，并至少重复试验九次，以获取足够量的数据。力和表面肌电数据通过16位模数转换器（ADS1198，德州仪器，德克萨斯州）以2 kHz的采样率进行数字化，随后存储在计算机硬盘中，并导入MATLAB软件（版本R2020a，MathWorks，纳蒂克，马萨诸塞州，美国）进行进一步分析。

2) 数据预处理

检查了记录的所有高密度表面肌电信号通道，并剔除了少数质量较差的通道（本研究所有受试者中共3.75 ± 1.28个通道），原因是这些通道受到过多噪声污染，污染来源包括运动伪迹、偶发的电极脱落或周围电子设备造成的环境干扰。同一受试者的肌电信号中，通道删除情况保持一致。对剩余通道中的高密度表面肌电信号采用10阶巴特沃斯带通滤波器进行滤波，以降低可能存在的低频或高频干扰。滤波器的带宽为20–500Hz。最后，采用50Hz二阶陷波滤波器去除电源线干扰。被删除的通道不纳入后续表面肌电分解过程，

表 I 表面肌电仿真参数

	分布	Mean	SD	范围
纤维数量	均匀分布	70000		±0.5 均值
运动单位纤维终板中心位置	均匀分布	0		±8 毫米
纤维终板位置变化	均匀分布	0		±2 毫米
半纤维长度	高斯分布	40mm	4mm	±2 个标准差
平均纤维运动单位的直径	高斯分布	55μm	10μm	±2 标准差
纤维直径变异	高斯分布	0	1μm	±2 SD
MU ISI变化	高斯分布	0	0.2*instant 平均ISI	±2 标准差

但通过对相邻通道进行插值予以填补，并在运动单位动作电位波形的估计中予以考虑。为便于数据分析，将所有表面肌电数据划分为一系列不重叠的数据片段，每个片段对应一次随时间进行的力生成任务重复。因此，每个表面肌电数据片段的长度约为5秒。

B. 表面肌电数据仿真

采用数据仿真方法生成具有已知运动单位活动的高密度表面肌电数据，并将其作为真实值，用于验证所开发在线表面肌电分解方法的性能。在本研究中，该方法基于既有研究中详细描述的仿真模型，包括运动神经元池模型[54], 、描述不同运动单位运动单位动作电位波形的模型，以及三极模型 [55] ，该模型考虑了动作电位在肌纤维终板和肌腱处的产生与消退。

此处模拟了一块半径为 8 mm 的圆柱形肌肉，并将肌肉的脂肪层和皮肤层厚度设为 2.5 mm。设置了 120 个运动单位，并使其沿肌纤维平行分布。大多数运动单位的募集阈值较低，少数运动单位的阈值较高。当激励超过阈值时，每个运动单位均以 8 Hz 放电，且其放电率随激励增强而增加。所有相关参数均列于表 I。

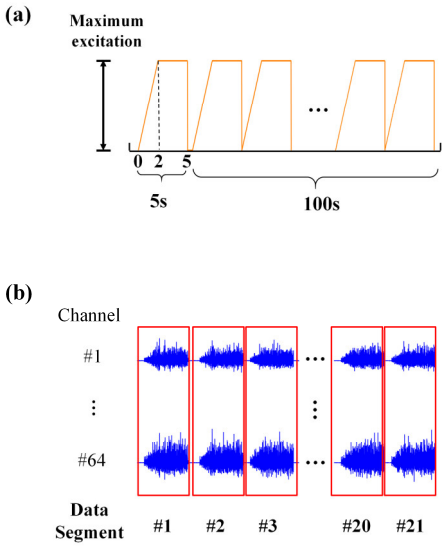


图2。（a）模拟信号的收缩条件。（b）多通道模拟表面肌电信号。

还设定使用按 8×8 网格形式排列的 64 通道表面电极阵列记录模拟的表面肌电信号。水平和垂直方向的电极间距均设为 4 mm。电极阵列平行于肌纤维方向放置，其中心电极大致位于神经支配区上方。

为与实际实验中的力生成模式保持一致，在最初2秒内将激励从0增加至特定激励水平，并在接下来的3秒内保持该水平，同时进行数次重复。最大激励水平设为3%，对应33个活动运动单位。此外，在模拟肌电信号中加入零均值高斯噪声，分别生成信噪比为10 dB、20 dB和30 dB的三个信噪比水平。因此，我们考虑了四种噪声水平、三个信噪比水平以及不添加任何额外噪声的水平。对于每种噪声水平，均仿真21次以确保数据多样性，如图2所示。因此，总共仿真得到84个数据片段（4种噪声水平 × 21 次重复）。

C. 在线分解

概述所提出在线分解方法的整体框图如图 3 所示。

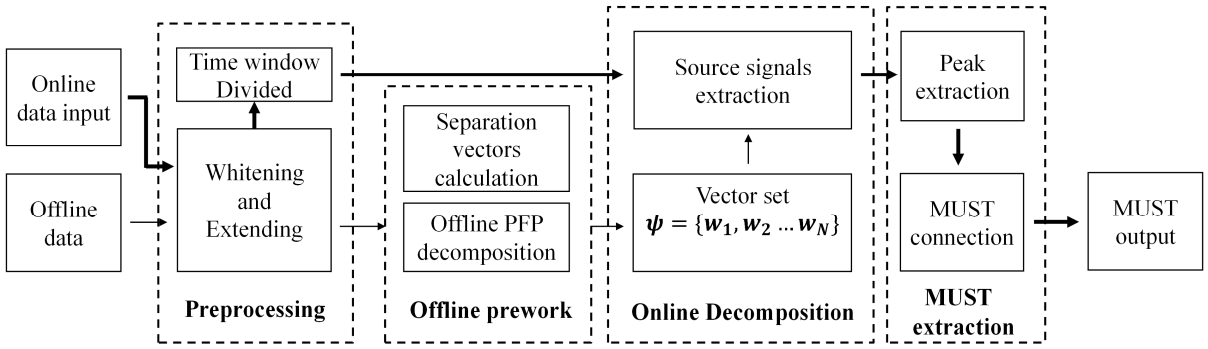


图3。所提出的在线表面肌电分解方法的框图

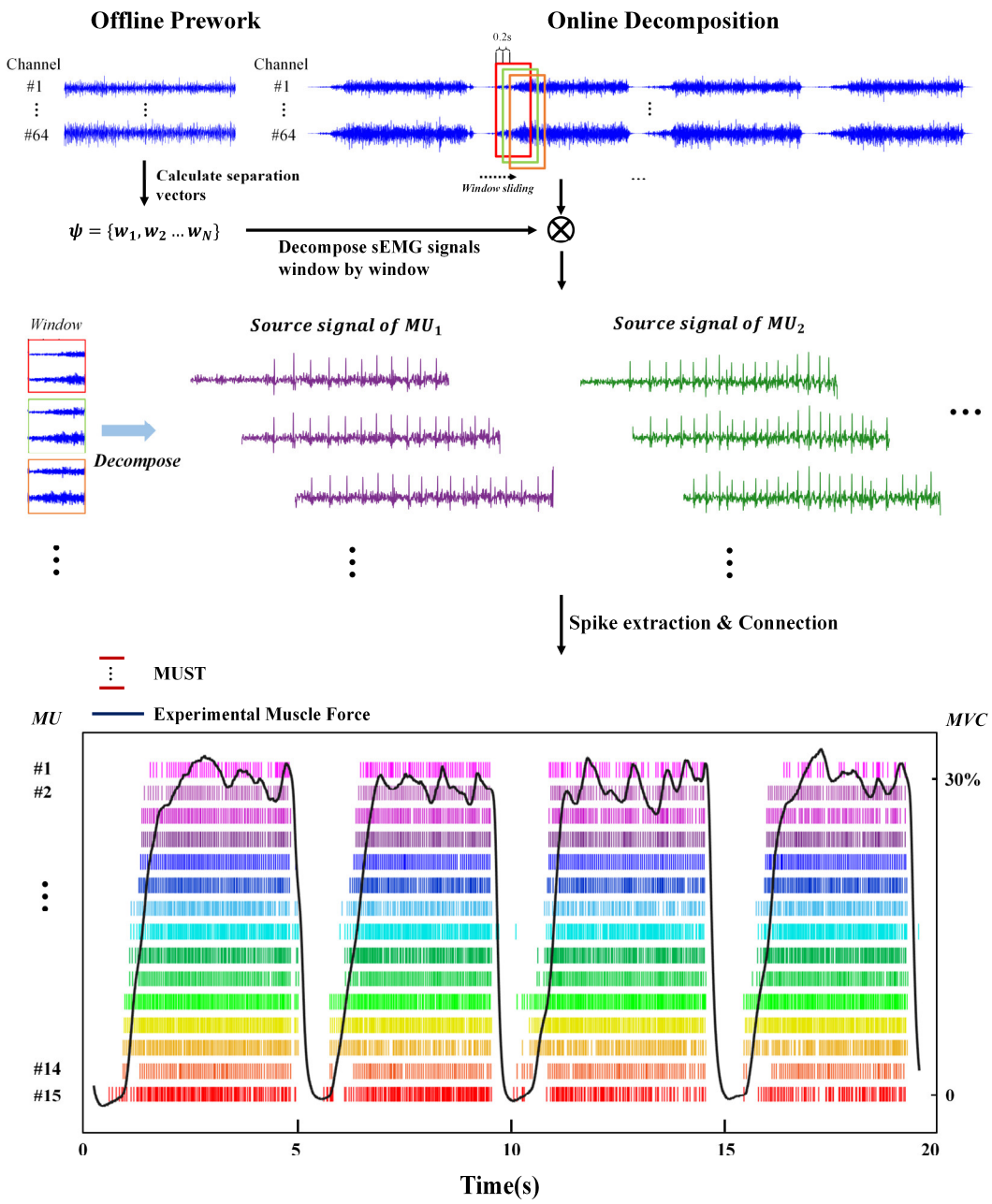


图 4. 使用所提出的方法进行在线表面肌电分解过程的示意图。

充分考虑所提出在线方法的实时可用性，设计了一种两阶段方法，以避免因重复运行 FastICA 算法和约束 FastICA 算法的迭代而产生较高的计算复杂度。具体而言，在离线预处理阶段初始化可靠的分离向量，并将其保存下来，以加速后续的在线数据处理。在在线分解阶段，将输入肌电信号的数据流划分为一系列在时间上相互重叠的窗口，窗口长度和增量分别设为 1 s 和 0.2 s。这两项设置均有助于实现在线处理。

在离线预处理阶段，使用APFP方法对若干段5秒长的肌电信号进行离线分解，并将所有得到的分离向量放入集合ψ中。根据离线 APFP 方法[33]采用的两项标准评估这些向量的质量：如果尖峰幅度变异系数CoV_{amp} 高于0.3，且尖峰间期变异系数CoV_{isi} 高于0.4，则认为相应的分离向量质量较低，并将其从集合ψ中移除。此外，也会移除对应同一运动单位的任何重复分离向量。

在线分解阶段，每输入 0.2 s 数据，就与 0.8 s 的历史数据合并，形成一个 1 s 窗口进行分解。连续窗口的分解结果相互衔接，并利用重叠部分对获得的运动单位脉冲序列进行对齐，从而确保

算法1 所提出的在线分解方法

离线分解表面肌电信号。提取运动单位脉冲序列，并计算相应的分离向量。
移除重复的分离向量，并未能良好分解的向量。
保存所有分离向量 1、2、3...N 以供在线分解阶段使用。
当 采集表面肌电信号 **时**
    加载并扩展肌电信号 ()。
    对于 j = 1; $j < N$ + 1; j ++ **执行**
        计算源信号，$j = {}^{T}_{j}$。
        通过以下方式估算初始阈值大津算法估计初始阈值并提取脉冲序列。
        逐步提高阈值并提取一系列脉冲序列 $j1$, $j2$, $j3$...
    找到最低的脉冲序列 CoV_{amp} 和 CoV_{isi} 作为第 个运动单位脉冲序列 j。
    结束循环
    连接 运动单位脉冲序列 在滑动窗口上。
结束循环

分解结果与原始表面肌电数据流保持连续。首先对每个窗口中的表面肌电数据进行白化和扩展。然后，直接将分离向量集 $\boldsymbol{\psi}$ 与扩展后的肌电信号相乘，以估计不同的运动单位源信号，并据此识别各个运动单位脉冲序列。

为从运动单位源信号中提取运动单位脉冲序列，原始离线 APFP 方法采用约束 FastICA 算法进行反复迭代，涉及如上所述的复杂计算。这一过程不适用于在线处理，因此被移除，以避免带来沉重的计算负担。为保持运动单位脉冲序列提取的高精确度，必须改进基于大津算法的简单幅值阈值处理过程。我们为在线 PFP 方法设计了一种新算法。首先，该算法需要像离线 APFP 方法中那样使用大津算法确定一个初始阈值，并将其应用于每个源信号。然后，检测超过该阈值的一组脉冲，并将相应的幅值从小到大排序。接下来，采用一系列略高于这些幅值、逐步递增的阈值，以估计一系列不同的脉冲序列。随后，可使用$_{amp}$ 和$_{isi}$ 指标对每个所得脉冲序列进行评估，最终将两项指标之和最小的脉冲序列视为最合适的运动单位脉冲序列。这种自适应阈值选择算法称为连续多阈值 Otsu 算法。

一些离线分解方法通常使用 k-means聚类算法[36]-[37] 从源信号中提取运动单位脉冲序列。本研究也将该算法作为一种替代阈值选择算法，并与本方法使用的连续多阈值 Otsu 算法进行比较。通过应用 k-means聚类算法，可将源信号时间序列的所有样本幅值分为 2–4 组（本研究中为 2 组），并选取样本幅值最大的一组作为提取出的运动单位脉冲序列。

在适当检测出所有运动单位的脉冲序列后，将其跨窗口连接起来，以形成每个运动单位对应的最终运动单位脉冲序列，并相应地估计其跨所有通道的运动单位动作电位波形。图 4 展示了在线分解结果的一个示例。所提出的在线分解方法的伪代码见算法1。

D. 性能评估

处理实验性表面肌电数据时，所提出的在线分解方法以用户特定方式执行。离线预处理阶段使用 4 个片段，其余 4 个片段则在在线分解阶段处理。处理模拟表面肌电信号数据时，离线预处理阶段使用第一个片段，其余 20 个片段则在在线分解阶段处理。在线分解阶段测试的所有表面肌电信号片段均按顺序排列成数据流，以便使用所提出的方法连续处理。为便于比较，所有待在线处理的表面肌电信号片段也均采用离线 APFP 方法进行分解。

为了评估在线分解的性能，并更全面地评估分解结果，我们

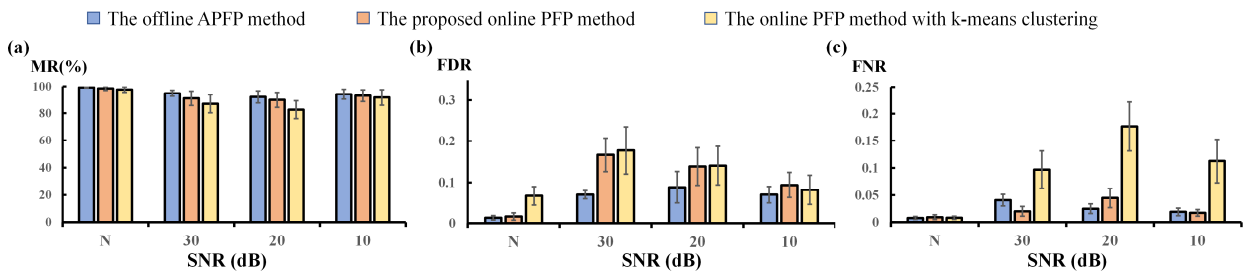


图5. 分别使用离线 APFP 方法、所提出的在线 PFP 方法以及结合 K 均值聚类的在线 PFP 方法，在四种噪声水平下对模拟表面肌电信号数据进行分解的结果；结果以所有数据片段的匹配率(a)、假发现率(b)和假阴性率(c)的均值表示。误差线表示标准差。横轴上的 N 表示未添加任何额外噪声的条件。

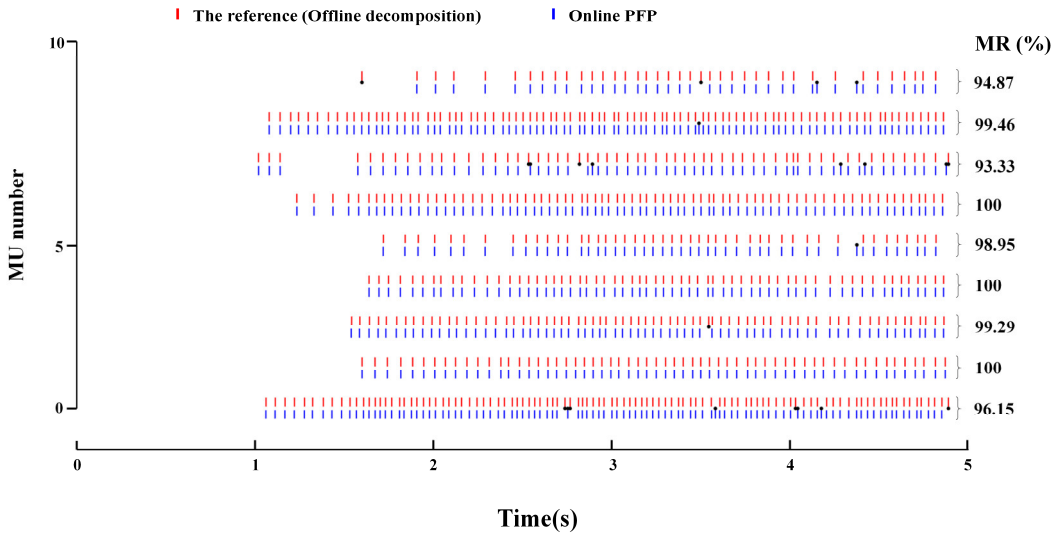


图 6. 以一名受试者的数据片段为例，展示在线 PFP 方法的分解结果验证情况：所有分解得到的运动单位脉冲序列（蓝色）与根据汇总的离线分解结果得出的参考序列（红色）进行比较。 黑点的位置表示缺失放电或错误放电，匹配率值计算后显示在这些脉冲序列的右侧。

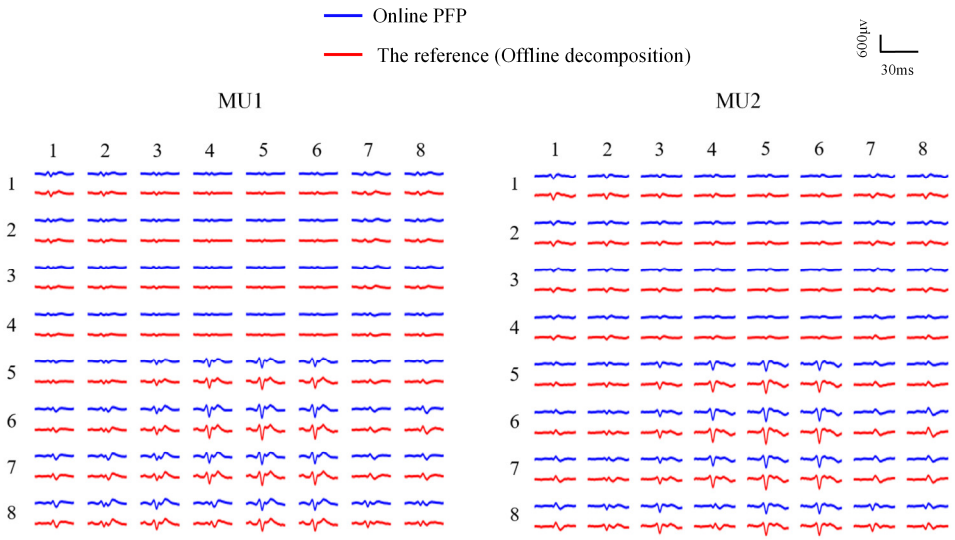


图 7. 匹配的运动单位中具有时变波形形状的两个运动单位动作电位。此处展示的是以 8×8 网格形式排列的 64 个电极通道。蓝色和红色曲线分别表示在线 PFP 方法得到的运动单位动作电位波形，以及离线分解的参考波形。

使用了一系列指标：匹配率（MR）可计算为 [33]:

$$MR = \frac{2 \cdot N_{common}}{N_{online} + N_{reference}} \quad (4)$$

其中，$online$表示在线分解结果中的放电事件数，$reference$表示参考脉冲序列的数量。在模拟数据中，参考脉冲序列表示真实放电事件。然而，实验数据中的实际运动单位脉冲序列事先并不确定。因此，使用离线 APFP 方法处理实验数据所得的分解结果来定义$reference$。$common$ 表示在线分解结果和参考中均出现的共同放电数量。MR 衡量匹配程度，可用于量化在线分解方法的精确度。

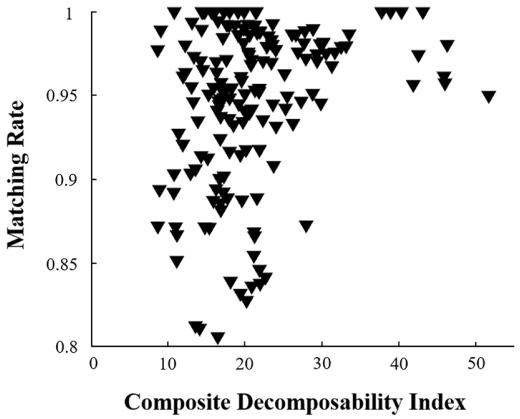


图 8. 匹配率与复合可分解性指数之间的关系。

除 MR 外，还使用假阴性率（FNR）和假发现率（FDR）来揭示错误放电的原因。其定义如下:

y

$$FNR = \frac{N_{reference} - N_{common}}{N_{reference}} \qquad (5)$$

$$FDR = \frac{N_{online} - N_{common}}{N_{online}}$$

它们计算未匹配放电数量占各自放电总数的比例。具体而言，FNR 衡量相对于参考脉冲序列而言“漏失”放电的比率，而 FDR 则量化在线分解结果中出现的“错误”放电比率。一般来说，可靠的运动单位脉冲序列的 MR 接近 1，而 FNR 和 FDR 接近 0。

为了更全面地了解分解结果，我们还计算了在线识别的运动单位脉冲序列相对于参考脉冲序列的平均放电率（MDR）和变异系数（CoV）。需要注意的是，CoV 指尖峰间期的变异系数CoV_{isi}，用于更好地了解运动单位放电行为。

此外，我们计算了实验肌电图数据中每个共有运动单位的可分解性指数（DI），以精确量化所提出方法的性能 [56]:

$$DI = \frac{\min\{\|m_{ki}\|, \|m_{ki} - m_{k*i}\|\}}{V_i^{RMS}} \qquad (6)$$

其中，$_{ki}$ 是第 个通道中第 个运动单位的运动单位动作电位，$_{k*i}$ 是第 个通道中其他运动单位动作电位里与 $_{ki}$ 最相似的运动单位动作电位。$_i^{RMS}$ 是第 个通道的均方根幅值（RMS），算子 $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数。DI 衡量 $_{ki}$ 与最接近的运动单位动作电位模板（或基线）之间的分离度，并以沿两者向量差投影的噪声分量（干扰加基线噪声）的标准差进行归一化。第 个运动单位的整体可分解性由综合可分解性指数（CDI）衡量，其定义为各个 DI 的范数 [56]。

为开发实时分解方法，有必要评估处理时间延迟，并且该延迟应尽可能短。记录处理单个时间窗口的时间延迟，并对所有窗口和所有受试者的时间延迟值取均值，以反映计算复杂度。所有算法均在一台配备 Intel Core i 5-10400 处理器（2.90 GHz）和 16 GB 内存的台式计算机上实现。

IV. 结果

A. 模拟数据的结果

作为一种用于验证的离线分解方法，在未添加额外噪声时，使用离线 APFP 识别出 21 个运动单位，而使用在线 PFP 识别出 22 个运动单位。此外，当分别添加信噪比为 30 dB、20 dB 和 10 dB 的噪声时，使用在线 PFP 正确分解的运动单位数量分别降至 11、7 和 6 个。

模拟表面肌电信号数据的分解结果见图 5。与离线 APFP 方法相比，所提出的在线 PFP 方法表现相当，匹配率（MR）较高，超过 90%，且假阴性率（FNR）较低，不足 0.05。在三个信噪比水平下，所提出的在线 PFP 方法的假发现率（FDR）有所波动，且相对高于离线 APFP 方法。具体而言，随着噪声依次增加、形成四种噪声水平，离线 APFP 方法的 MR 呈下降趋势，从 99.29% 降至 94.13%；在线 PFP 方法的 MR 则从 98.53% 降至 92.79%。方差分析显示，离线 APFP 方法与所提出的在线 PFP 方法在 MR、FDR 或 FNR 方面均无显著差异（$p > 0.05$）。

对两种阈值选择算法进行比较后，显然发现，所提出的在线 PFP 方法中的连续多阈值 Otsu 算法在更高的 MR（$p = 0.025$）和更低的 FNR（$p = 0.022$）方面显著优于 K均值聚类算法。两种算法在 FDR 指标方面没有显著差异（$p = 0.273$）。

表 II 报告了所提出的在线方法所得分解结果与真实值之间所有共有运动单位的 MDR 和 CoV 值。方差分析显示，在无噪声时，MDR（$p = 0.217$）和 CoV（$p = 0.105$）均无差异。然而，添加噪声后，在线分解结果的 MDR 和 CoV 与真实值相比出现显著差异（$p < 0.05$）。

表 II 模拟肌电信号的 MDR 和变异系数比较

	信噪比 10dB 在线 PFP/ 真实值	**信噪比 10dB** 在线 PFP/ 真实值	**信噪比 30dB** 在线 PFP/ 真实值	**不添加噪声** 在线 PFP/ 真实值
MDR	9.86±1.99 8.77±0.18	9.55±1.54 8.75±0.23	10.47±1.81 8.74±0.22	8.77±0.51 8.70±0.18
CoV	0.245±0.053 0.199±0.003	0.257±0.032 0.202±0.005	0.231±0.044 0.201±0.005	0.211±0.024 0.199±0.007

B. 实验数据结果

在对实验数据进行在线分解时，采用离线分解方法建立参考值以进行验证；所有受试者的平均运动单位数为 10.31±1.79。

图 6 展示了使用所提方法进行在线分解的一个示例结果，其中呈现了相对于参考结果分解得到的运动单位脉冲序列。可以观察到，在线 PFP 方法得到的运动单位放电几乎都与参考结果中的放电良好匹配，仅偶尔出现遗漏或错误。图 7 展示了由在线 PFP 方法和参考结果得到的两个匹配运动单位的运动单位动作电位波形；这些波形在各通道中的形状非常一致，在电极阵列上的分布模式也几乎相同。图 8 绘出了匹配率与复合可分解性指数（CDI）之间的关系，显示了匹配率随

表 III 实验肌电信号分解结果汇总。

受试者	运动单位数量			MDR（Hz）		变异系数（%）		匹配率 (%)	FDR	FNR
	The 参考	在线 PFP		The 参考	在线 PFP	The 参考	在线 PFP			
		All	匹配成功							
1	12.75±1.50	19	9.00±1.41	19.76±5.08	19.71±4.43	22.92±7.71	24.31±8.53	92.06±5.91	0.084±0.082	0.051±0.057
2	9.50±1.29	8	4.50±0.58	22.00±4.76	20.63±4.00	27.44±6.59	22.46±5.95	89.92±7.21	0.093±0.075	0.106±0.086
3	9.00±0.82	14	6.00±0.81	15.79±3.22	14.65±3.30	23.44±3.78	25.44±4.59	93.20±6.02	0.065±0.068	0.067±0.074
4	11.00±1.41	13	8.75±1.71	20.15±3.93	21.28±3.84	24.08±6.98	24.67±6.25	91.17±3.35	0.076±0.033	0.056±0.029
5	8.50±0.57	9	5.50±0.58	20.29±3.99	20.62±3.00	26.09±4.19	28.48±4.70	85.18±4.04	0.116±0.051	0.175±0.068
6	9.50±1.29	10	6.25±1.71	20.35±4.25	19.67±4.30	23.87±3.05	24.18±3.73	91.51±6.45	0.084±0.071	0.082±0.076
7	11.75±1.71	11	7.00±0.82	23.03±3.60	24.66±3.94	24.46±3.54	24.82±2.78	87.26±5.47	0.131±0.073	0.108±0.028
8	10.50±1.29	12	6.50±1.73	18.57±2.72	18.73±1.86	18.74±2.96	19.41±1.66	92.70±4.26	0.080±0.058	0.064±0.040
平均值	10.31±1.79	12.00±3.46	6.69±1.84	19.99±2.18	19.99±2.79	23.88±2.55	24.22±2.56	90.38±2.80	0.091±0.022	0.089±0.041

CDI 变化的总体趋势。其中包含所有采集到的表面肌电信号片段共有的运动单位。

表 III 分别报告了 8 名受试者中由在线 PFP 方法分解出的运动单位数量，以及与参考（离线分解）结果匹配的共同运动单位数量。在线 PFP 方法平均成功识别出 12.00±3.46 个运动单位，其中平均有 6.69±1.84 个运动单位正确匹配。此外，还根据这些共同运动单位计算了三个指标，并在表 III 中报告。对所有待分解的数据片段和所有受试者取平均后，匹配率为 (90.38±2.80) %，假发现率为 0.091±0.022，假阴性率为 0.089±0.041。在线分解结果的估计 MDR（$p = 0.872$）和变异系数（$p = 0.503$）与离线分解参考结果没有显著差异。

C. 时间延迟

在在线分解阶段，使用所提出的方法分解一个 1 秒表面肌电数据窗口的时间延迟为 0.084±0.028 秒，这是对所有数据片段和所有受试者取平均后的结果；该延迟小于 0.2 秒的时间增量。作为比较，离线 APFP 方法分解单个时间窗口中的表面肌电数据需要 60 07 ± . . 9 82 秒，远长于所提出的在线分解方法所需的时间。

V. 讨论

作为一种前景广阔的表面肌电分解方法，PFP 算法近期已有相关报道，因此开发其在线版本既有必要，也颇具前景。本研究旨在提出一种基于 PFP 算法的在线表面肌电分解方法。对模拟数据和实验性表面肌电数据的分析结果表明，在等长肌肉收缩条件下，所提出的在线 PFP 方法能够以较高的精确度分解大量运动单位，具有可行性。本研究为在线表面肌电分解提供了一种有价值的工具，在生物力学和康复领域具有广泛的应用前景。

在模拟数据处理结果中，所提出的在线 PFP 方法分解出的运动单位数量与离线 APFP 方法相近，表明两者性能相当。由于离线预处理阶段使用了 APFP 方法提供的初始分离向量，因此预计所提出的在线 PFP 方法能够继承其原始离线版本分解大量运动单位的良好能力。在匹配率方面，所提出的在线 PFP 方法略低于离线 APFP 方法。这可以解释为：为了实现实时处理，源信号是通过将先前初始化的分离向量与表面肌电信号直接相乘计算得到的。此外，估计运动单位脉冲序列时未经过迭代约束 FastICA 的检验，因而噪声的负面影响有所增加。结果表明，在线分解以精确度略有下降为代价，提高了处理速度。这是将离线分解方法推广为在线版本时普遍存在的主要难点 [38]-[43]。然而，研究发现，加入噪声后，在线分解的 MDR 和变异系数与真实值存在显著差异。这在一定程度上可归因于在线分解方法的局限性，例如运动单位同步 [26] 和放电事件漂移 [33]，此前的研究也曾面临这些问题。

当向待分解的肌电信号中连续加入一些噪声时，据报道，正确识别的运动单位数量以及确定其放电时刻的精确度均会大幅下降。这或许可以部分解释为何信噪比降低会加剧噪声对部分较小运动单位的干扰，进而对分离向量的计算以及在线分解方法的性能产生负面影响。另一方面，在低信噪比水平下，在线分解阶段从源信号中精确提取运动单位脉冲序列变得困难得多，这反映出匹配率有所下降。因此可以推断，表面肌电信号的质量会显著影响分解方法的性能，正如 [33]，中 [40] 所报道的。

值得一提的是，所提出的在线 PFP 方法引入了渐进式多阈值处理过程，用于提取运动单位脉冲序列。连续多阈值 Otsu

算法的性能优于传统的 k-means聚类算法，尤其是在存在噪声干扰的情况下，证明了其在低信噪比水平下提取更精确放电的潜力。基于大津算法的连续多阈值算法源自离线 APFP 方法中使用的常规大津算法 [48] [33]。该算法能够连续增加多个阈值，以克服噪声干扰的影响，并找到最合适的阈值，从而提取符合运动单位生理特性的运动单位脉冲序列。连续多阈值 Otsu 算法考虑了间隔和波形信息，以确保结果更加可靠，其依据是CoV_{amp} 和CoV_{isi}。相比之下，k-means聚类算法仅关注肌电源信号的幅值信息。因此，去除噪声干扰变得更加困难，并导致分解性能下降。所提出的在线 PFP 方法采用连续多阈值 Otsu 算法提取运动单位脉冲序列，取代了约束FastICA的复杂迭代计算，在保持较高精确度的同时，显著降低了计算复杂度。

为评估实时性能，本研究记录了在线分解的处理时间。时间延迟已从离线 APFP 方法的 60 秒有效缩短至在线分解的 0.08 秒以内。数据处理速度的提升归因于两个方面。首先，FastICA 的重复迭代被置于离线预处理阶段，从而为在线分解初始化分离向量。另一方面，部分复杂的计算过程得到了自适应简化。例如，如上文所述，APFP方法中的约束 FastICA 算法被连续多阈值算法所取代。

在实验性表面肌电数据中，大量通过离线 PFP 分解得到的运动单位能够在在线分解过程中以较高精确度被正确识别，这表明在线分解过程中所使用的分离向量具有全面性和精确性。此外，在线分解的 MDR 和变异系数与离线参考相比均无显著差异。这些结果表明，在线分解方法的性能与原始离线方法非常接近，证明了所提出在线 PFP 方法的可行性和有效性。此外，这也说明离线 APFP 方法的优势在所提出的在线分解方法中得到了保留。

这项工作仍存在一些局限性。首先，在线分解过程过度依赖离线预处理提供的分离向量，这证明了离线分解得到的分离向量可用于在线分解。然而，肌肉收缩状态会随时间变化，初始化过程需要更新分离向量，而这一点尚未在本研究中得到验证。换言之，在线过程是在验证与这些分离向量对应的运动单位是否被激活，而新募集的运动单位无法被捕获。此外，初始运动单位信息和尖峰漂移需要随时间进行校正。其次，实验肌电图数据仅采集自等长收缩，而日常生活中的大多数肌肉收缩都是非等长且动态的。今后将把更多收缩模式纳入实验数据进行分析。第三，需要实时采用剥离过程，以发现更多运动单位，并充分发挥离线PFP方法的优势。未来的研究将致力于克服上述局限性。

VI. 结论

本文提出了一种基于渐进式快速独立成分分析剥离程序的新型在线表面肌电分解方法，包括离线预处理和在线分解过程。所提出的分解方法利用了离线渐进式快速独立成分分析剥离算法，并在模拟肌电信号和实验肌电信号中均展现出较高的精确度，识别出的运动单位数量也最多。这些结果为实时精确识别单个运动单位活动提供了一种新工具，并显示出高密度肌电作为神经接口在生物力学、体育和康复领域的潜在应用价值。

参考文献

[1] C. J. De Luca，《肌电图》，医疗器械与仪器百科全书，2006。[2] T. Pistohl、C. Cipriani、A. Jackson 和 K. Nazarpour，“多指假手的抽象式与比例式肌电控制”，《生物医学工程年鉴》，第41卷，第12期，第2687-2698页，2013。[3] K. Kiguchi 和 Y. Hayashi，“一种基于肌电图的上肢助力外骨骼机器人控制方法”，《*IEEE* 系统、人类与控制论汇刊：*B*辑》，第42卷，第4期，第1064-1071页，2012。[4] R. C. Dutton、W. D. Smith、H. L. Bennett、S. Archer 和 N. T. Smith，“颅面肌电图激活反应：麻醉深度的另一项指标”，《临床监测与计算杂志》，第14卷，第1期，第5-17页，1998。[5] D. Farina 等，“靶向肌肉再神经支配后脊髓运动神经元放电时序的人机接口”，《自然·生物医学工程》，第1卷，第2期，第1-12页，2017。[6] C. Castellini 和 P. Van Der Smagt，“先进手部假肢中的表面肌电”，《生物控制论》，第100卷，第35-47页，第1期，2009。[7] M. Mulas、M. Folgheraiter 和 G. Gini，“用于手部康复的肌电控制外骨骼”，载于*2005*年*IEEE*第九届国际康复机器人会议论文集，2005，第371-374页。[8] D. A. Gabriel、G. Kamen 和 G. Frost，“抗阻运动的神经适应”，《运动医学》，第36卷，第2期，第133-149页，2006。[9] P. A. Karthick、D. M. Ghosh 和 S. Ramakrishnan，“基于表面肌电图，采用高分辨率时频方法和机器学习算法检测肌肉疲劳”，《生物医学计算方法与程序》，第154卷，第45-56页，2018。[10] M. Atzori、M. Cognolato 和 H. Müller，“将卷积神经网络应用于肌电图数据的深度学习：用于假手动作分类的资源”，《神经机器人学前沿》，第10卷，9月7日，2016。[11] A. D. Vigotsky、I. Halperin、G. J. Lehman、G. S. Trajano 和 T. M. Vieira，“解读运动与康复科学表面肌电研究中的信号幅值”，《生理学前沿》，第8卷，1月4日，2018。[12] F. Zhang、P. Li、ZG Hou、Z. Lu、Y. Chen、Q. Li 和 M. Tan，“使用BP神经网络基于表面肌电连续估算人腿关节角度”，《神经计算》，第78卷，第1期，第139-148页，2012。[13] D. Stashuk，“肌电信号分解：如何实现及应用？”，《肌电图与运动学杂志》，第11卷，第3期，第151-173页，2001。[14] P. Konrad，《肌电图基础：运动学肌电图实用入门》，*Noraxon INC. USA. A*，第4月，2005。[15] M. Weinberger 和 J. O. Dostrovsky，“运动单位”，牛津：学术出版社，第204–206页，2010。[16] X. Zhang、G. Zhu、M. Chen、X. Chen、X. Chen 和 P. Zhou，“

基于单个运动单位神经驱动信息的肌力估算”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第28卷，第12期，第3148-3157页，2020。[17] C. Dai、Y. Zheng 和 X. Hu，“基于半球性卒中幸存者神经驱动的肌力估算”，《神经学前沿》，第9卷，第23篇，2018年3月。[18] D. Farina 等，“从表面肌电中提取神经信息以控制上肢假肢：新兴途径与挑战”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第22卷，第4期，第797-809页，2014。[19] X. Li、X. Zhang、X. Tang、M. Chen、X. Chen、X. Chen 和 A. Liu，“利用抽搐力模型和混合神经网络，根据单个运动单位活动解码肌力”，《生物医学信号处理与控制》，第72卷，第103297页，2022。[20] X. Tang、X. Zhang、M. Chen、X. Chen 和 X. Chen，“根据运动单位放电解码肌力”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第29卷，第2484-2495页，2021。[21] F. Xu、Y. Zheng 和 X. Hu，“利用运动神经元放电活动估算关节运动学和指尖力：初步报告”，载于国际 IEEE/EMBS 神经工程会议（NER），2021，第1035-1038页。[22] M. Chen、X. Zhang 和 P. Zhou，“自动多通道肌内肌电图分解：渐进式 FastICA 剥离及性能验证”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第27卷，第1期，第76-84页，2019。[23] P. Comon、C. Jutten，《盲源分离手册：独立成分分析及其应用》，学术出版社，2010。[24] B. G. Lapatki、J. P. Van Dijk、I. E. Jonas、M. J. Zwarts 和 D. F. Stegeman，“用于高密度表面肌电的薄型柔性多电极网格”，《应用生理学杂志》，第96卷，第1期，第327-336页，2004。[25] A. Holobar 和 D. Zazula，“采用卷积核补偿的多通道盲源分离”，IEEE《信号处理汇刊》，第55卷，第9期，第4487-4496页，2007。[26] M. Chen 和 P. Zhou，“一种基于 FastICA 的高密度表面肌电分解新框架”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第24卷，第1期，第117-127页，2016。[27] A. Hyvärinen 和 E. Oja，“独立成分分析：算法与应用”，《神经网络》，第13卷，第4–5期，第411-430页，2000。[28] A. Holobar、M. A. Minetto、A. Botter、F. Negro 和 D. Farina，“利用高密度表面肌电识别运动单位脉冲序列的准确性实验分析”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第18卷，第3期，第221-229页，2010。[29] H. R. Marateb、K. C. McGill、A. Holobar、Z. C. Lateva、M. Mansourian 和 R. Merletti，“股二头肌高密度表面肌电分解中卷积核补偿的准确性评估”，《神经工程学杂志》，第8卷，第6期，第066002页，2011。[30] M. Chen、X. Zhang、Z. Lu、X. Li 和 P. Zhou，“渐进式 FastICA 剥离在人第一背侧骨间肌表面肌电自动分解中的双源验证”，《国际神经系统杂志》，第28卷，第9期，第1850019页，2018。[31] M. Chen、X. Zhang 和 P. Zhou，“一种针对运动神经元疾病患者高密度表面肌电分解的新型验证方法”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第26卷，第6期，第1161-1168页，2018。[32] M. Chen、A. Holobar、X. Zhang 和 P. Zhou，“渐进式 FastICA 剥离与卷积核补偿在高密度表面肌电分解中表现出高度一致性”，《神经可塑性》，第2016卷，第3489540页，2016。[33] M. Chen、X. Zhang、X. Chen 和 P. Zhou，“高密度表面肌电分解中渐进式 FastICA 剥离的自动实现”，IEEE《神经系统与康复工程汇刊》，第26卷，第1期，第144-152页，2018。[34] V. Glaser、A. Holobar 和 D. Zazula，“使用序贯卷积核补偿分解合成表面肌电图”，WSEAS—《生物与生物医学汇刊》，第7卷，第7期，第143-152页，2008。[35] A. Holobar 和 D. Zazula，“应用于表面肌电图的梯度卷积核补偿”，载于《计算机科学讲义》（含《人工智能讲义》和《生物信息学讲义》子系列），第4666卷，第617-624页，2007。[36] F. Negro、S. Muceli、A. M. Castronovo、A. Holobar 和 D. Farina，“通过卷积盲源分离进行多通道肌内与表面肌电分解”，《神经工程学杂志》，第13卷，第2期，第026027页，2016。[37] Y. Ning、X. Zhu、S. Zhu 和 Y. Zhang，“表面肌电分解

基于K均值聚类和卷积核补偿，” *IEEE*生物医学与健康信息学杂志，第19卷，第2期，第471-477页，2015年。[38] V. Glaser、A. Holobar和D. Zazula，“基于高密度表面肌电的运动单位实时识别”，*IEEE*《神经系统与康复工程汇刊》，第21卷，第6期，第949-958页，2013年。[39] C. Chen、Y. Yu、X. Sheng和X. Zhu，“通过实时肌电分解分析多种运动任务中的运动单位活动：肌电控制的前景”，载于*IEEE*生物医学工程学会年度国际会议论文集（*EMBS*），2020年，第4791-4794页。[40] C. Chen、S. Ma、X. Sheng、D. Farina和X. Zhu，“非平稳高密度表面肌电信号中运动单位放电的自适应实时识别”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第67卷，第12期，第3501-3509页，2020年。[41] Y. Zheng和X. Hu，“基于运动单位放电信息的等长手指伸展力实时估计”，《神经工程学杂志》，第16卷，第6期，文章号066006，2019年。[42] D. Y. Barsakcioglu和D. Farina，“用于非侵入式人机接口的实时表面肌电分解系统”，载于*IEEE*生物医学电路与系统会议（*BioCAS*），美国俄亥俄州克利夫兰，2018年，第459-462页。[43] Y. Zheng和X. Hu，“持续肌肉激活期间肌电图的自适应实时分解：一项仿真研究”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第69卷，第2期，第645-653页，2022年。[44] C. Chen、Y. Yu、X. Sheng、D. Farina和X. Zhu，“通过实时解码运动单位放电同时按比例控制腕部和手部运动”，《神经工程学杂志》，第18卷，056010，2021年5月，第5期，页码：。[45] F. J. Theis和G. A. García，“稀疏信号分解在多通道表面肌电图分析中的应用”，《信号处理》，第86卷，第3期，第603-623页，2006年。[46] A. Hyvärinen，“用于独立成分分析的快速稳健不动点算法”，*IEEE*《神经网络汇刊》，第10卷，第3期，第626-634页，1999年。[47] N. Otsu，“一种基于灰度直方图的阈值选择方法”，*IEEE*《系统、人类与控制论汇刊》，第SMC-9卷，第1期，第62-66页，1979年。[48] Si mao M、C. Zhang、X. Zhang、M. Q. Zhang和Y. Li，“邻居数、谷值搜索与聚类”，《模式识别快报》，第28卷，第2期，第173–180页，2007年。[49] C. J. James和O. J. Gibson，“时间约束独立成分分析：在脑电磁信号分析伪迹剔除中的应用”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第50卷，第9期，第1108-1116页，2003年。[50] E. Martinez-Valdes、C. M. Laine、D. Falla、F. Mayer和D. Farina，“高密度表面肌电图可可靠估计运动单位行为”，《临床神经生理学》，第127卷，2541，2016年6月，第2534页至第 页。[51] A. Fuglsang-Frederiksen和J. Rønager，“人体运动单位放电率与肌电图功率谱”，《临床神经生理学与脑电图》，第70卷，第1期，第68-72页，1988年。[52] J. W. Pillow、J. Shlens、E. J. Chichilnisky和E. P. Simoncelli，“一种基于模型的尖峰分类算法，用于去除多神经元记录中的相关性伪迹”，《公共科学图书馆·综合》，第8卷，第5期，文章号e62123，2013年。[53] K. C. McGill和L. J. Dorfman，“采样波形的高分辨率对齐”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第BME-31卷，第6期，第462-468页，1984年。[54] A. J. Fuglevand、D. A. Winter和A. E. Patla，“运动单位群募集与频率编码组织模型”，《神经生理学杂志》，第70卷，第6期，第2470-88页，1993年12月。[55] R. Merletti、L. Lo Conte、E. Avignone和P. Guglielminotti，“表面肌电信号建模。I. 模型实现”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第46卷，820，1999年7月，第810页至第 页。[56] J. R. Florestal、P. A. Mathieu和K. C. McGill，“多通道肌内肌电信号的自动分解”，《肌电图与运动学杂志》，第19卷，第1期，第1-9页，2009年。