人机交互中基于肌电的输入未来发展的框架与行动倡议

Ethan Eddy
eeddy@unb.ca 新不伦瑞克大学 加拿大弗雷德里克顿

Erik Scheme
escheme@unb.ca 新不伦瑞克大学 加拿大弗雷德里克顿

Scott Bateman
scottb@unb.ca 新不伦瑞克大学 加拿大弗雷德里克顿

arXiv:2304.00582v1 [cs.HC] 2 Apr 2023

摘要

长期以来，肌电图（EMG）在假肢控制领域取得了成功，因此也被探索用作人机交互的输入模态。尽管肌电图有望满足各种免手持交互需求，但由于人们认为其鲁棒性和直观性不足，它至今仍未在假肢领域之外得到广泛认可。为了解基于肌电的输入系统如何能够设计得更好，我们检索了 ACM 数字图书馆，梳理现有方法的局限性。结合这些研究成果与本研究团队在该领域丰富的跨学科经验，我们归纳出四个主题：（1）交互设计；（2）模型设计；（3）系统评估；（4）可复现性。基于这些主题，我们提出了一个逐步框架，用于设计基于肌电的输入系统，从而夯实基于肌电图的交互的发展基础。此外，我们提出一项行动倡议，呼吁研究人员发掘肌电图作为一种适用范围广、易用性高的输入模态所蕴藏的潜力。

CCS 概念

• **以人为中心的计算 → 交互技术**；**手势输入**；**交互设计**。

关键词

肌电图，肌电图，动态手势，静态收缩，肌电控制，设计框架

ACM 参考格式：

Ethan Eddy、Erik Scheme 和 Scott Bateman。2023年。《人机交互中基于肌电的输入未来发展的框架与行动倡议》。载于《*2023*年 *CHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '23*）》，*2023*年*4*月*23*日至*28*日，德国汉堡。ACM，美国纽约州纽约市，共23页。https://doi.org/10.1145/3544548.3580962

1 引言

人机交互社区不断探索新的免手持输入模态，以便为交互系统提供更直观、便捷、高效的输入方式。其中一种方法是利用肌电图（EMG）信号——肌肉收缩时产生的电脉冲 [167]。肌电图是一种颇具吸引力的解决方案，因为它能以紧凑、低功耗的方式检测基于肌肉的输入，同时避免其他技术带来的诸多限制。例如，它无需使用数据手套 [21]等笨重设备，而且与计算机视觉方法相比，侵入性更低，计算复杂度也可能更低 [35, 160]。此外，根据所需的交互方式，用户可以通过低强度的肌肉收缩发出指令，其速度更快、动作也比其他输入模态所需的动态手势或身体姿势更细微。尽管存在多种测量肌电信号的方法 [16, 105], **表面肌电** 仍是目前最常见、最具吸引力的方法，因为它无创且相对稳健。

表面肌电（sEMG）通过将电极直接贴在皮肤表面，测量肌肉部位的电活动。随后，采集自这些传感器的肌电信号会被转换为控制信号，用于控制设备或接口，从而有效地利用人体自然的肌肉收缩作为直观的控制输入。表面肌电技术自20世纪初以来便已存在 [15]，但由于缺乏价格低廉、易于使用且可商业化获取的设备，它仍基本无法普遍用于通用场景。

肌电控制——即使用肌电信号控制设备 [11] ——其发展主要由其在假肢领域这一小众应用所推动，使截肢者能够利用残肢上的肌肉操控动力假肢。早期的肌电控制系统采用一**肌一功能方法**，利用拮抗肌——即动作彼此相反的肌肉（例如手腕的屈曲／伸展）——作为设备控制的输入 [135]。每块肌肉在功能上相当于一个瞬时开关：当肌肉收缩超过某个阈值时，便会开启输出。虽然这种方式形成了简单的控制方案，但可用于控制输入的部位数量有限，因此需要通过不直观的模式切换来扩大输入空间，实现有效的设备控制 [55]。为了改善对更多自由度的控制，研究者借助**模式识别** [53]引入了多个肌肉部位之间的协同作用。模式识别利用机器学习算法来学习并检测肌电信号中可重复的模式。过去二十年来，假肢领域逐步改进了基于模式识别的肌电控制，在受控的实验室环境中，其离线分类准确率已接近完美 [17, 97, 172], ；如今，已有多家供应商推出基于模式识别的肌电假肢控制产品 [1, 2, 6]。尽管如此，研究界仍在持续探索如何提升其直观性、鲁棒性和灵巧性，例如通过算法实现同时独立比例控制（一次控制多个自由度

允许为个人或课堂用途免费制作本作品部分或全部内容的数字或纸质副本，前提是不得为营利或商业利益制作或分发副本，且副本首页须保留本声明和完整引文。必须遵守本作品第三方组成部分的版权规定。如需用于其他用途，请联系所有者/作者。*CHI '23*，*2023*年*4*月*23*日至*28*日，德国汉堡© 2023年版权归所有者/作者所有。ACM ISBN 978-1-4503-9421-5/23/04。https://doi.org/10.1145/3544548.3580962

）[9, 65, 85]。然而，尽管假肢控制取得了如此辉煌的成功，直到21世纪初中期，肌电图才开始在人机交互社区中受到广泛关注[37, 38, 111, 132–134]。

随着一款价格低廉、商业上可购得的表面肌电设备问世，2014 [130], 肌电图成为人机交互研究人员广泛使用的可行选择。此后，肌电图已被应用于多种通用应用，例如：控制无人机[147],增强钢琴控制 [88],手语识别 [116],遥控汽车控制 [92], 拼写系统 [158], 与游戏的交互 [173], 以及增强健身体验 [72], , 等等。然而，尽管基于肌电图的控制已为人机交互社区所用，且仍日益普及，但它在实际通用应用中的应用尚未取得显著进展。这里所说的“通用”，是指假肢控制这一最常见用途之外的应用。

1.1 研究范围与贡献

为了提升基于肌电图的输入在通用应用中的研究与开发实践成效，我们提出了三项具体贡献。首先，我们归纳了部分人机交互研究中基于肌电图的输入所面临的主要局限。其次，我们概述了一个在交互系统中设计和构建基于肌电图的输入控制的框架。第三，我们提出一项行动倡议，指出为持续提升基于肌电图的输入的应用成效而亟待解决的关键研究领域。下文将详细阐述这些贡献。

基于肌电图的控制尚未得到广泛采用，原因至少部分在于：设计和实现鲁棒的基于肌电的输入系统本质上十分复杂，且需要谨慎处理随机性肌电信号。因此，人机交互研究人员要将基于肌电图的控制作为更大型交互系统的一部分，成功地加以采用和应用，面临着极大的挑战。这不可避免地导致相关系统缺乏在通用应用中实现日常现实世界应用所需的性能、鲁棒性和直观性。这些观察结果印证了我们更广泛研究团队成员的观点，也与我们长期以来和假肢领域及人机交互领域合作伙伴的合作经验相符。我们的研究团队由人机交互研究实验室、生物医学工程研究实验室和假肢诊所的成员组成。我们在发表于人机交互和生物医学工程领域的研究成果中开展了肌电研究，同时也与行业合作者合作，他们正在开发面向大众市场的通用型肌电可穿戴设备。这些经历进一步强化了我们的认识：要使基于肌电图的控制作为一种赋能技术成功普及，并将其应用扩展到动力假肢之外，关键在于了解当前阻碍其采用的困难究竟源于何处、性质如何。

为梳理并总结阻碍肌电图在假肢控制之外作为输入模态可靠使用的当前挑战与局限，我们抽样检索了 ACM 图书馆中利用肌电图进行控制的人机交互应用。在此过程中，我们发现一个普遍现象：直接、有时甚至不加思考地采用了假肢领域的研究成果。由于这类研究针对一种高度特定且有所不同的使用场景发展而来，依赖专为假肢控制设计的方法，可能会导致人机交互领域及其他应用情境中出现次优解决方案。我们的研究结果表明，要使肌电图系统达到现实商业应用所期望的可靠性能，必须具备扎实的基础知识和对肌电图及其用途的深入理解。从采集肌电信号，到采用静态收缩或动态手势识别，再到算法选择，我们的研究结果表明，人机交互研究人员可以从一个共同的起点中受益，借此弥合假肢控制与通用用途之间的鸿沟。人机交互研究人员可以借鉴假肢研究积累的专业知识，但我们必须考虑基于肌电图的交互所面临的独特挑战、机遇和使用场景，并以通用应用为目标。

在识别出基于肌电图输入的通用用途可能面临的局限，并结合我们从零开始构建基于肌电的输入系统的经验后，我们提出了一个用于开发基于肌电图的控制系统的设计框架，特别面向人机交互研究人员。此外，我们还为基于肌电的输入研究提供了路线图和行动倡议。我们希望借此促进这些系统的设计流程并提升其成功率，进而鼓励研究人员发掘肌电图在通用应用中的潜在价值。

1.2 结构

本文其余部分分为五个主要章节。第 2 节（背景）简要概述肌电图的生理学基础，以及其在假肢控制和通用应用中的使用历史，为后文探讨肌电图的应用奠定基础。第 3 节（探索人机交互中的肌电图应用）介绍我们从人机交互视角梳理当前阻碍基于肌电图开发的挑战与局限所采用的流程，并讨论研究发现中的四个主要主题：（1）交互设计；（2）模型设计；（3）系统评估；（4）可复现性。第 4 节和第 5 节（构建基于肌电图交互的框架；进一步的挑战与考量）提出了一个用于设计和采用这类交互的新设计框架。最后，第 6 节讨论本研究及其局限，评估肌电研究的未来，并为人机交互社区提出行动倡议。

2 背景

2.1 肌电信号

肌电图（EMG）信号是肌肉收缩时产生的电活动的表现形式 [117]。这类生物信号最初于17世纪中叶 [39], 被发现；然而，直到20世纪初，检流计和阴极射线示波器等技术的发展才使人们能够更详细地分析肌电信号 [39]。此后，肌电图被用于许多不同的用途，包括识别神经肌肉疾病[52, 149, 150], 、一般人机交互 [12, 88, 90, 116], 以及动力假肢控制 [114, 135]。从生理学角度来看，肌肉收缩时，动作电位会沿着每条肌纤维的膜传播。每个运动单位中不同肌纤维产生的这些动作电位组合起来，称为

运动单位动作电位（MUAP） [129]。肌电信号是所有这些运动单位动作电位的总和，其特性取决于特定肌肉的生理属性以及相对记录位置 [129]。这些动作电位以伪随机的时间间隔发生，并且与传感器的距离各不相同，因此肌电信号呈现随机性 [117]。对于通用应用，通常使用表面肌电（而非肌内肌电；肌内肌电需要经皮将导线、针或传感器插入肌肉），因为它具有无创、易于使用且相对稳健等优点 [135]。尽管表面肌电更受青睐，但它仍容易受到运动伪影、皮肤与电极接触不良及其他瞬态因素的影响 [28, 135, 165]。尽管如此，表面肌电作为免手动控制解决方案的潜力，仍使其成为计算机交互中颇具吸引力的选择。

2.2 肌电图用于假肢控制

随着表面肌电技术能力的不断提升，人们在20世纪40年代初开始探索其用于假肢控制的潜力 [53]。因此，控制方案的演进受到截肢者临床需求及其希望对假肢进行连续控制的愿望所引导。最初的系统（即传统／直接控制）采用一块肌肉对应一种功能的方式来控制设备 [135]。在这些控制方案中，通常从两个主要肌肉部位测量肌电信号（例如，对于经桡骨截肢者，测量前臂屈肌和伸肌处的信号），并将其振幅与预定义阈值进行比较，以确定是否沿某一方向激活假肢功能（例如，张手／握手）。设备速度可以根据肌肉收缩强度进行控制（**比例控制**），也可以采用固定速度（**恒速控制**） [59]。使用传统控制时，若要控制多个自由度或功能，就需要通过同时收缩拮抗肌部位（例如前述的屈肌和伸肌部位）来切换模式。通过这种方式，模式切换可用于逐项切换假肢功能列表（例如，张手／握手、腕部旋转等），以选择由直接控制激活的功能。模式切换的意外**误激活** 时有发生，导致控制输入出错，进而造成非预期的设备选择或动作 [153]。此外，这种切换方式既不直观又必须依次进行，因而也很麻烦。例如，想象一下，在控制光标时，每次都必须同时收缩两块肌肉，才能在水平轴和垂直轴之间切换控制。假肢需要控制的自由度越多，这一问题就越严重。因此，假肢研究人员转而采用机器学习技术，以提取更多信息并实现对更多功能的控制[56]。

早在20世纪中后期，为满足对更直观、更稳健的设备控制的需求，人们便开发了最初的基于模式识别的肌电控制系统 [53]。与传统控制不同，基于模式识别的方法会使用多个肌电图位点、**特征提取技术**（见第 4.2.5 节）以及稳健的**算法** （见第 4.2.3 节），以利用肌肉协同工作的方式中所包含的额外信息 [135]。这样一来，潜在控制输出的数量便不再受理论上限的限制；它们不再与电极位点的数量挂钩，而是取决于不同收缩模式的数量 [78]。2003年，Englehart 等人确立了连续的基于模式识别的肌电控制标准；如今，商业系统仍在使用这一标准 [53]。类别决策流会持续传送至假肢设备，并转换为假肢功能。该决策流包含与当前肌电图模式相对应的 N 个已知类别；结合比例控制后，它用于控制相应假肢功能的速度。因此，假肢会持续响应肌电活动，所以设备控制需要专注投入认知努力 [63]。尽管如此，通过大量训练与练习（有时长达数年），截肢者能够非常熟练地使用这一控制方案 [70]。

如 [135], 所示，目前用于假肢控制的基于模式识别的肌电图控制系统包含图 1 所示的主要阶段。在数据预处理阶段，会从原始肌电信号中过滤掉不需要的噪声来源。滤除噪声十分重要，因为噪声可能会降低算法区分不同收缩模式的能力。接下来，将滤波后的数据划分为定长重叠窗口（或帧），并从中提取描述性特征。这些特征有助于克服肌电的随机性，并在分类前提高信号的信息密度。机器学习模型根据提取的特征，将每个肌电数据窗口分类为某一种指定的基于肌肉的输入（例如，张手）。相应的决策会持续以一系列类别标签的形式输出，每个标签对应一种特定的基于肌肉的输入，并最终转换为假肢控制命令。为实现快速、灵敏的假肢控制，这些时间窗都非常短（以毫秒计）。最后，在采用比例控制时，可以将决策流与基于肌电的信号幅值结合起来，以控制设备的速度 [138]。随着这些基于分类的模式识别方法逐渐商业化并应用于临床，研究人员日益将注意力转向更复杂的控制方案。

基于分类的方法有一项主要局限：它们要求按顺序激活不同的运动类别（例如，先腕屈曲，再腕部旋转，最后张手）。虽然可以加入组合类别（例如，同时进行腕屈曲和腕旋前的类别） [166], ，但类别组合会迅速增加用户和分类器所需的训练量。因此，人们也探索了回归[9, 65] 等替代方法，通过将输入的肌电图连续映射为多个自由度上的输出激活，实现多个功能的同步独立比例控制 [8]。尽管这类方法有望提升假肢控制的灵巧性，但它们仍属于连续控制这一控制范式，而该范式未必适用于现实世界中的人机交互应用。

2.3 人机交互中的肌电图

尽管基于肌电图的控制数十年来一直在临床上用于假肢控制，但直到 21 世纪初 2000 [37, 38, 111, S–134], 它才开始受到人机交互社区对通用用途的关注。这一时间点与许多假肢相关的肌电图

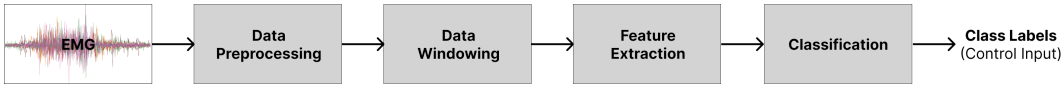


图 1：用于假肢控制的连续基于肌电图的模式识别阶段。

控制成果相吻合，其中包括由于美国国防高级研究计划局（DARPA）的假肢革新计划获得大量资金投入而受到的更多关注 [109]。随后，2008 年，Saponas 等人阐明了对商用可穿戴设备的需求，以便在人机交互中将肌电图实际且低成本地用于日常用途 [132]。不过，直到 2014年，Myo 臂环才可谓成为首款值得关注的商用表面肌电设备 [130]。

Myo 臂环（图 2）是一款价格低廉、可在市场上买到的表面肌电可穿戴臂带。Myo 的优势在于，它是一种价格低廉、方便且相对可靠的表面肌电数据采集方式。该臂带由八对表面电极（8 个通道）组成，以 200 Hz 的频率测量肌电活动 [93]。虽然其采样率低于医疗级电极通常采用的 1000–2000 Hz，但足以可靠地识别许多手势，同时保持较低的成本 [124]。此外，该臂带内置 9 轴惯性测量单元（IMU），有望支持对更多动态输入的识别 [29, 104]。数据通过低功耗蓝牙（BLE）无线传输至任何支持 BLE 的计算设备。尽管 Myo 产品后来已停产 [126, 156], ，它为将肌电图作为通用应用的新型输入模态奠定了基础。



图 2：Myo 臂环——每个 S 均对应一个独立的双极差分电极传感器。

随着虚拟现实和增强现实的快速发展，人们对不依赖鼠标或键盘等实体设备作为控制器的新型交互技术越来越感兴趣。因此，研究领域（例如 [43, 74, 171]）和商业应用（例如 [83]）重新开始关注肌电图技术的应用。然而，我们认为，要在 HCI 中成功应用肌电图，就必须加深对其用途的理解，并为改进系统提出新的发展方向，而这些方向尚未在假肢研究文献中得到充分探索。将肌电图用于通用应用有其独特的挑战和复杂之处，必须加以考虑和探索，以确保其未来取得成功。

3 探索肌电图在 HCI 中的应用

本节将分析人机交互（HCI）文献中以往基于肌电图（EMG）的控制工作，以确定其中的主要挑战和局限性。

尽管许多研究各自都作出了贡献，但我们发现有四个主要主题可能限制了该领域的发展：（1）**交互设计**；未能恰当或最优地为期望的交互选择控制方案；（2）**模型设计**；对控制方案各组成部分的设计或优化不当；（3）**系统评估**；孤立地评估系统性能，或未提供充分的交互情境；以及（4）**可复现性**；所提供的实验控制或细节不足，无法实现对所呈现结果的复现、验证或扩展。

3.1 论文筛选过程

过去二十年来，人机交互社区在基于肌电图的控制领域贡献了富有创意且有价值的研究。然而，尽管肌电图在学术界日益受到关注，它在实现可靠的商业通用应用方面仍未取得显著进展。因此，本次采样旨在突出基于肌电图的控制在 HCI 研究和消费级应用中的主要障碍与挑战。相应地，我们仅从计算机协会（ACM）文库中采样论文，以聚焦人机交互社区，并将重点从规模大得多、历史也更悠久的基于肌电图的假肢控制文献（主要见于 IEEE 或临床期刊）转移开来。我们从 ACM 文献中选取了约 50 篇关于将肌电图用于通用应用的论文。我们在另一份参考文献目录中列出了这些论文（见“采样作品”）。论文筛选过程相当宽泛，但重点关注将肌电图用作交互系统控制输入的相关研究。因此，这并非正式的系统综述，而是旨在描述 HCI 研究人员当前面临的主要挑战与局限的一次采样，所依据的材料包括现有文献，以及我们团队在假肢和 HCI 领域的综合经验。对于每篇入选论文，我们记录了以下信息类别：应用／情境、输入、算法、所用特征、窗口划分技术、训练方法、用户／情境依赖性、评估技术、评估指标、报告的准确性、参与者人数以及技术配置。该分类过程所得数据可在本文的补充材料中找到。这些数据，加上扩展团队的研究知识和临床经验，以及假肢文献提供的额外背景，最终为本次工作的结论提供了依据。

3.2 新兴主题

采用基于肌电图的控制系统本身就十分复杂，因为肌电信号具有随机性，且用户行为和环境会发生细微变化，因此将其应用于新颖的使用场景（例如人机交互领域中涌现的场景）时，需要特别谨慎。尽管

研究人员可以借鉴假肢领域已有的研究成果，但人机交互在成功采用肌电图作为输入模态方面面临着独特挑战。因此，要将假肢控制领域的成功经验直接应用于人机交互中的不同使用场景，一直颇具挑战性。下面，我们将简要阐述这一过程中浮现的四个主题。

3.2.1 交互设计。在日常生活中，人们经常用手和手臂进行交流与自我表达。因此，将它们用作人机交互的直观输入方式，是合乎逻辑的发展方向。为此，许多人机交互研究人员尝试利用各种输入方式（包括基于肌电图的输入）来实现这些交互。尽管如此，我们发现一个反复出现的问题：基于肌电图的接口缺乏对交互设计的充分关注。其中一个主要局限在于，没有充分考虑肌电信号的生理特性。任何基于肌电的交互，其核心都是某种形式的肌肉激活，这种激活会经过分类（或映射），并转换为控制输入。研究人员必须选择合适的肌肉部位，以便记录对特定肌肉收缩作出响应、且能够充分区分的肌电活动，否则交互从根本上就存在缺陷。例如，如果电极放置在前臂周围，某些基于手指的输入（例如由手部固有的鱼际肌激活的拇指动作）可能无法产生足够的肌电活动，因而无法实现稳健的输入检测。研究人员还必须选择与预期交互相匹配的基于肌肉的输入。例如，离散事件输入（如按钮点击）理想情况下应与**基于动态手势的输入**（如手指轻敲）相关联（见第 4.1.1 节），因为这类输入具有明确的起点和终点。然而，许多受调查的论文只是未经深入思考，便依据假肢文献确立的控制方案先例来设计交互，没有充分考虑不同交互所带来的设计影响。

目前，肌电图的主要应用场景是帮助截肢者控制假肢。截肢者在控制假肢时与计算机之间的交互具有特殊性，因为这需要协调且连续的输入。这种**连续控制**（见第 4.2.2 节）使截肢者能够持续微调假肢的位置（例如，让手部再多闭合一点）。实现这种控制需要用户保持以静态收缩为主的肌肉收缩（见第 4.1.1 节），因为输入检测会不断重复进行。基于生理特性的适当收缩——即用户以符合其所控制的假肢自由度的方式收缩肌肉——通常用于基于模式识别的肌电控制，以提升直观性（例如，想象“握紧手”来闭合假肢末端装置）。这种方式或许适用于遥操作机器人等某些通用应用，但对其他应用而言可能不够直观，也并非理想选择。例如，对于智能服装而言，[18], 手部张开/闭合和捏握可能并非最佳输入方式，因为日常活动中经常会引发这些肌肉收缩，因此不可避免地会导致误触发。在人机交互研究中，我们还必须考虑所选输入收缩到交互命令的映射是否直观。例如，在无人机控制中，[147], 我们必须考虑，将腕屈曲和伸展映射为向前和向后移动是否直观。此外，人机交互还会将许多离散事件作为输入——这些事件有明确的开始和结束，例如点击、轻触和手指滑动。与假肢控制不同，这些输入并非连续输入，而且通常用于触发有时间限制的事件。这类命令型输入通常只是对其他输入模式的偶尔补充，而不是专门用于“始终开启”的连续控制。例如，用户在锻炼时可以通过手势快速切换耳机中播放的歌曲。在这种情境下，持续识别肌肉活动容易导致频繁的意外命令，因此交互设计应将关注点从“这是N个已知类别中的哪一类？（即连续控制）”转向“刚才是否发生了某个特定事件？（即离散控制）”。

尽管许多人承认需要离散的、基于事件的输入，但仍有不少人试图采用连续输入方案来识别离散任务。虽然这种做法可以实现，但两者的结合并不协调，可以说这源于对假肢文献的过度依赖。举例来说，设想一种基于肌电的交互设计，通过手指屈曲触发按钮按压。采用连续控制时，决策流可能会先输出一系列“静止”（或非活动）决策，接着输出若干个手指屈曲决策（其持续长度取决于分类器更新率、手指收缩的速度和持续时间），随后又输出更多静止决策。之后，还必须通过某种滤波或状态逻辑，将这一决策流映射为离散事件。例如，按钮按压应在肌电信号恢复静止时、经过固定数量的手指屈曲决策后，还是经过一定时间后才登记？此外，需要连续出现多少个活动决策才登记一次按压（以避免生理上不可能的激活，类似电路中的开关消抖）？此外，拒识任何非训练系统时所用的N种收缩（这在日常使用中不可避免）也可能带来问题 [131]。尽管一些人机交互研究人员已认识到利用本身具有离散特性的手势命令作为输入的好处 [50, 75, 116, 173], , 但更多人仍默认采用连续控制方法。例如，在以往研究中识别不同手指轻触时 [132], , 作者选择了连续方法，将每个输入拆分为一系列时间窗，并对每个时间窗进行预测。通过采用无运动阈值判定，并对活动数据时间窗进行多数投票，从而选出具体的离散手指轻触。采用这种方法时，肌电信号的时序结构／包络并未得到充分利用，因为每次手指轻触都被视为若干彼此独立、互不相关的静态收缩。最终，这可能会对该控制方案在实时使用中的识别能力产生负面影响。

3.2.2 模型设计。选择合适的交互方式后，必须制定控制方案，以准确、可靠地识别所选的基于肌肉的输入。正确选择并实施控制系统，对于整体设计流程和用户体验至关重要。系统设计不当必然会导致识别效果不佳，进而损害用户体验。我们发现，许多研究提出或

采用了大量借鉴假肢文献的控制方案，却没有充分考虑模型设计和超参数要求方面的差异。

除了假肢领域广泛采用**连续分类**框架之外，其实现方式也很大程度上受到使用场景的影响。数十年来，研究人员不断探讨不同设计参数的影响，其中大多是在 Englehart 等人早期工作的基础上展开的 [53]。这些设计考量包括但不限于：对肌电信号进行适当的预处理、选择具有区分性的**特征**[121, 122],、选取**窗口／增量长度**的特定范围以确保达到最优控制器延迟 [145],、选择适当的分类方案、确定肌电传感器的数量与放置位置 [54, 69], , 以及采用生理上适当的收缩作为输入。随着时间推移，这些参数经过反复调整，以针对假肢控制这一特定使用场景进行优化。尽管我们可以从这些研究发现中学到很多，但若不加区分地将其应用于人机交互中的其他使用场景，可能会导致控制系统表现欠佳。例如，由于每位截肢者的残余肌肉组织往往各不相同，这些系统逐渐发展为**用户依赖型**（为每位新用户训练一个新模型），直到最近才开始考虑跨用户模型 [30]。尽管跨用户模型是基于肌电的输入在人机交互领域取得成功的关键，但在采样作品中，这方面并未受到太多关注。此外，在连续控制范式中，通常假设肌电信号在较短时间窗内保持平稳，这在很大程度上使具备时间感知能力的分类方案失去了用武之地 [31]。然而，对于一般的人机交互而言，交互设计的选择可能会导致控制方案的需求大不相同。因此，尽管假肢领域的知识是一个有价值的起点，人机交互研究人员仍应谨慎且审慎地借鉴这些知识，并将其用于人机交互。

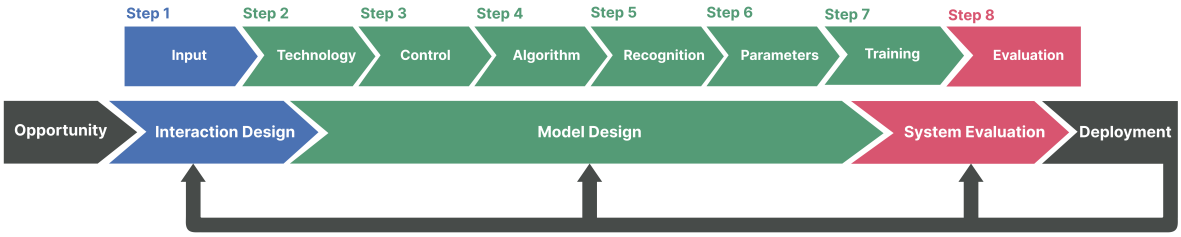
3.2.3 系统评估。 在选定、设计并实现基于肌电图的控制方案后，必须对其进行评估，以确定其性能与先前研究相比如何。对于基于肌电图的控制方案，通常公认有两种评估形式：**离线评估** 和**在线评估**（见第 4.3.1 节）。离线评估是指对预先记录的数据集上的算法进行性能评估。虽然在比较多种不同的控制方案或超参数时，这种方法可能更合适，但用户并未参与控制回路，因此无法纠正错误。因此，分类准确率等指标往往与最终控制系统的在线可用性关联不佳 [68, 100, 112]。假肢研究在测量在线可用性方面面临诸多重大挑战，例如假肢适配费用高昂，以及难以接触截肢者参与者，这使得此类离线指标被广泛采用。这些指标也被用于人机交互研究；在抽样论文中，约有一半仅关注离线指标（即分类准确率），并将其作为唯一的评估标准。这种依赖源于先前的观点：“准确性无疑是任何识别系统的基本性能指标之一”[116]。相较于在线评估，更侧重离线评估，这与经典的张力相一致：评估究竟应侧重内部效度，还是外部效度与生态效度 [101]。然而，侧重离线评估会过度优先考虑内部效度，却无法充分揭示某种控制方案在现实世界应用中的成效。先前研究已证实，离线环境中记录的数据与实时使用时的数据有所不同 [33]。因此，用户研究的设计应尽可能提升外部效度和生态效度。

同样，招募截肢者所面临的挑战，可能使肌电研究中采用较少参与者的做法逐渐成为常态。人机交互肌电研究往往采用规模较小的研究，参与者人数很少（通常少于 10 人），有些测试甚至只涉及一位先导参与者 [10, 99, 156]。这些研究缺乏外部效度和生态效度，且样本量较小，因此极大地限制了我们从以往工作中得出的结论。尽管可以说，人机交互肌电研究仍处于起步阶段，但评估工作需要逐渐达到人机交互社区所期望的标准。

3.2.4 可复现性。 为了推动人机交互领域基于肌电图的控制不断发展，我们必须能够复现他人的工作。这在人机交互领域尤为重要，因为近年来可复现性已成为热门议题 [49, 161]。然而，处理肌电图时，可复现性问题尤为复杂；由于参与者之间的肌电模式各不相同，再加上技术和评估协议不尽相同，假肢领域和人机交互领域的研究人员都一直难以解决这一问题。尽管有人呼吁加强标准化 [123], , 我们发现许多研究使用的术语不一致，未能定义或量化参数，使用定制硬件，且缺乏足够的复现细节。这最终会削弱这些研究的影响力，并相应阻碍该领域的发展。此外，无论是出于研究伦理限制、为了维护对自身研究的控制权，还是其他原因，许多数据集和源代码都未公开发布。若无法获取这些数据和代码，也缺少充分的背景信息，通常就不可能弄清楚控制系统为何能够达到相应的性能。因此，我们建议所有数据集、硬件规格、源代码和匿名化参与者信息都应与相关研究一并发布，以进一步促进协作与验证。公开的 Nina Pro 数据集 [13] 是一个值得借鉴的优秀范例，其中包含了上述所有内容。此外，EMBody [89] 也是一个优秀范例，它公开发布了全部源代码和硬件原理图。公开研究成果将提升其可获取性和有效性，并最终推动这一领域的研究。总的来说，我们认为，采用基于肌电图的人机交互研究的标准化方法，有助于推动该领域向前发展。

4 构建基于肌电图的交互框架

为促进基于肌电图的控制系统的设计，我们提出了一个设计框架（见图 3 概述，并在表 4 中总结），该框架由三个主要类别组成，分别对应上述提取出的主题：（1）交互设计；（2）模型设计；（3）系统评估。第四个主题——可复现性，则通过创建这一框架间接加以解决。框架从一个交互机会出发，沿着通往部署的路径依次经过八个步骤，并通过相互关联的环节促进迭代，这也是稳健设计流程的常见做法。该



Figu图 3：用于设计基于肌电图的控制系统的框架中，每个步骤的具体内容 **s.**

框架经过与我们更大的研究团队成员（包括经验丰富的人机交互和假肢研究人员）交流后进行了完善。需要强调的是，这一框架基于最佳实践，并未提出新的步骤。据我们所知，这是首次将这些步骤记录下来并集中整理于一处，且重点关注基于肌电的人机交互研究。

4.1 交互设计

4.1.1 步骤 1：输入类型。设计任何基于肌电图的交互时，第一步是考虑能够实现预期交互的基于肌肉的输入。理想情况下，这些输入应反映其最终使用背景（包括情境、环境及其他任务相关背景），因为这会影响它们在特定交互中的效能。文献中有大量术语用于描述基于肌肉的输入，例如姿势、肌肉收缩、静态手势和动态手势。为避免混淆，我们将所有基于肌电图的输入分为两类：**静态收缩**和**动态手势**。静态收缩会持续一段时间，因此在此期间肌电包络（即肌电活动序列）没有显著的时间变化（例如，将手握紧）。相反，动态手势必然包含与相关手势相一致、不断变化的肌电模式（例如，打响指）。下方的图 4 展示了两者之间的差异。

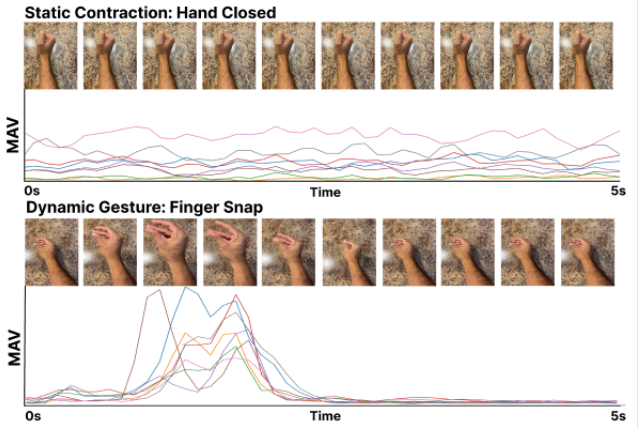


图 4：两段独立肌电记录的平均绝对值（MAV）——一次静态收缩（握手）和一个动态手势（打响指）。在此示例中，MAV 表示五秒时间段内的肌电包络。图中的每条线对应一个独立的肌电数据通道。

由于静态肌电图收缩是持续且相对恒定的，分析其时间包络（即肌电图随时间的变化方式）几乎没有额外益处。因此，可以从较短的时间窗中提取特征，并假设这些时间窗内的数据是平稳的（见第 4.2.5 节）。由此，静态收缩识别可以在动作引导过程中的任何时点进行，例如用于连续假肢控制（即反复进行“始终开启”的分类）。静态收缩的另一项优势是，它们通常只需计算复杂度较低的算法，并且由于变化较小，可能比动态手势更容易识别。不过需要注意的是，尽管肌电模式被视为静态，收缩强度的变化仍可用于对假肢设备的速度进行比例控制 [28, 59, 138]。在基于肌电图的控制中，必须区分*静态收缩*与*姿态*这一术语；姿态指的是肢体处于某个特定位置。对于计算机视觉等模态而言，姿态是一种有用的运动学输入，但保持某种姿态并不一定需要通过收缩肌肉来产生肌电图。例如，受重力影响，用户的手可能以手部张开姿势搁放着，却没有引发相应的手部张开肌电收缩。反过来，用户的手也可能被限制在闭合姿势中（例如，缩在口袋里），但用户仍可能有意地激活“手指伸展”肌电收缩。对于缺乏充分训练的新手基于肌电的交互用户来说，收缩与位置之间的这种差异可能造成混淆，但也为在人机交互中应用肌电图带来了有趣的设计机会。

我们将动态手势定义为离散事件（例如打响指）过程中引发的一系列肌肉收缩。这意味着动态手势至少包含一个起始状态和一个结束状态，中间则是不断变化的肌电图序列。因此，手势具有时间包络，准确识别时必须考虑这一点，以适应肌电图和完成率的自然变化。由于这种时序结构，通常要等手势完成后才能识别。虽然有些技术可以在手势完成过程中途预测手势[79, 110], ，但等待手势结束通常是最稳健的检测方法。对于许多人机交互应用而言，基于手势的输入可能更自然（即更接近我们用于交流的手部和手臂动作），也能直观地映射到离散输出的控制方式

。动态手势的潜在示例包括一些手语词汇、手腕弹动、手指滑动和打响指。

4.2 模型设计

选择适当的交互方式后，必须设计一个控制系统，以可靠地识别所需的基于肌电的输入。在假肢控制中，模型设计是整体设计的重要组成部分，但接受腔适配、设备机械结构、组件重量和硬件限制等因素也会对整体性能发挥重要作用。对于通用的人机交互应用，这些因素可能并不适用，因此模型设计对整个系统的相对影响可能会增大。我们将模型设计的主要考量归纳为六个步骤：技术选择、控制方案、算法选择、识别类型、参数选择和模型训练。

4.2.1 步骤2：输入技术选择。 在设计任何基于肌电的输入系统时，都必须选择适当的输入技术，以实现所需的交互。从一开始就错误地选择技术，必然会妨碍系统可靠识别输入的能力。本阶段应考虑四个因素，包括（1）采样率、（2）电极数量、（3）电极位置，以及（4）多传感器融合（例如加入惯性测量单元（IMU））。这些因素总结于表1中。

4.2.2 步骤3：控制方案。任何基于肌电图的控制方案，其核心组成之一都是一组预定义的静态收缩或动态手势，用于生成事件。这些事件基于底层肌电数据，并在模型做出输出决策后发生。事件发生后，控制器会对其进行处理，并将其转换为控制输入。事件的生成方式和时机会显著影响控制方案的行为，尤其是事件以不规则方式生成（基于离散输入）还是以连续方式生成（基于预定义的固定间隔）。因此，我们将肌电控制的事件生成过程分为两种不同的控制方案：**连续控制**和**离散控制**。图5展示了这两种方案在映射结构上的差异。

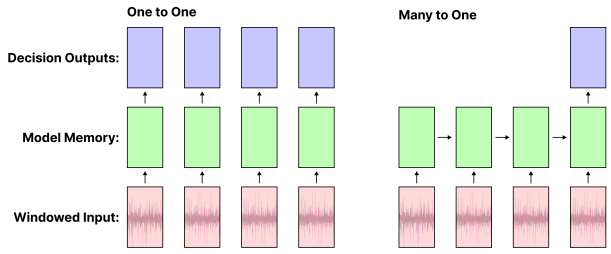


图5：从分窗肌电图输入到输出决策的两种主要控制映射：连续控制输出采用一对一映射（左），动态手势的离散识别采用多对一映射（右）。

连续控制方案根据预设参数（例如窗口长度和增量）生成一系列规则、周期性的事件。这些事件会持续传递到应用程序并转换为设备功能；它们根据单个短时肌电数据窗口计算得出，并假定该窗口内的数据是平稳的。因此，连续控制方案在很大程度上可视为一对一映射（一个肌电数据窗口对应一个决策事件）。采用这种控制方案的应用程序以静态收缩作为输入；由于肌电数据会反复映射为控制输入，因此需要用户集中注意力。虽然当应用程序需要连续的事件流（例如控制光标或假肢的移动）时，这种方案很有用，但并不普遍适用于许多人机交互应用。

离散控制方法非常适合基于动态手势的输入，因为它会在一组预定义动作完成后生成单个事件，这组动作具有明确的起始和结束。时序模型用于学习内部状态（肌肉收缩）之间的状态转换序列中的模式，并在识别到此类模式时生成特定事件。由于这些系统仅在一系列状态（即动态手势）完成后才会作出响应，因此其输出是离散且间歇性的，可视为采用了多对一映射（多个肌电图时间窗对应一个决策事件）。这种时序结构有助于提升肌电模式识别对误触发的鲁棒性，也能减少用户需要投入的注意力（只有满足特定条件时才会激活输入）。

4.2.3 第4步：算法选择。为了实现多通道肌电图控制系统，机器学习模型会学习区分不同的肌肉输入模式。假肢研究人员几乎测试了所有可用的机器学习算法来对肌电图活动进行分类，但结果不一[27, 31, 40, 113]。因此，为新系统选择算法可能颇具挑战，因为没有任何一种方案适用于所有使用场景或在所有场景中都占优。为简化这一过程，我们将常用的机器学习模型分为两类：**平稳模型**和**时间模型**。选择适用于所设计交互的算法类别，对于可靠识别至关重要。

连续控制中静态收缩的窗口化适合使用平稳模型进行分类。由于这些窗口较短，因此假定肌肉收缩保持不变，从而无需处理肌电包络中的任何时序结构。平稳模型的示例包括线性判别分析（LDA） [27], 二次判别分析（QDA） [62],支持向量机（SVM） [32],K近邻（KNN）[86],人工神经网络（ANN） [82],卷积神经网络（CNN） [96, 169], 和随机森林 [22]。

可重复动态手势所固有的时序结构，最适合使用时间模型进行识别。因此，时间模型依赖多个数据窗口来理解肌电信号随时间的变化过程，并且可能需要优化与肌电手势动态特征相关的额外超参数。时间模型的示例包括长短期记忆（LSTM）模型 [64, 80],时间卷积网络（TCN） [14, 168],隐马尔可夫模型（HMM）[74, 173], 以及动态时间规整（DTW） [20, 76]。

表1：影响技术选择的因素

考量因素	说明
采样率	表面肌电设备的采样率（以赫兹（Hz）计）是指每秒从电极采集读数的次数。采样理论表明，肌电图的采样率应高于 1000 Hz，但模式识别的性能在约 500 Hz 时趋于平稳 [124]。请注意，大部分肌电能量分布在 50-150 Hz 之间，可用能量则分布在 0-500 Hz 之间 [123]。
电极数量	增加电极数量可以通过改善肌电图的空间分布来提高识别传感器，但性能取决于放置位置和目标手势/收缩。对于袖带环绕前臂佩戴时，电极数量超过 6 到 8 个后，性能提升会逐渐有限 [69]。
电极位置	手臂上放置电极的位置（例如前臂或手腕）会影响哪些输入能够被准确检测到 [24]，以及可以使用的电极类型（例如电极袖套或单个电极电极）。
传感器融合	纳入其他传感模态有助于为肌电图提供互补信息。例如，使用惯性测量单元可以提供手臂的大幅运动信息，这是腕部或前臂安装式肌电图 [137, 173] 无法提供的。随着我们逐步实现对日常活动中肌肉输入的识别，这些额外传感器，以及根据情境优化其使用方式，甚至决定是否纳入这些传感器，最终可能成为该框架的核心组成部分。不过，目前传感器融合仍是一个持续研究的领域。

4.2.4 步骤5：识别。在基于分类的机器学习中，系统识别的每种输入/交互都称为一个类别。机器学习模型的目标是将输入匹配到正确的类别，前提是假设肌电图模式具有可重复性且彼此可分。在假肢控制和人机交互中，已证明，用户引发肌肉收缩的细微差异 [152]以及电极移位或肢体位置等混杂因素带来的差异 [28] 会降低模式的可重复性。使用能够代表在线使用期间可能出现的所有情况的数据进行训练，可以提高识别模型的鲁棒性[135]，但对于许多使用场景而言，这既繁琐又不切实际。认识到不同且可能不需要的模式也可能产生，由此引出了对**闭集**和**开放集**识别的考量。

在闭集系统中，分类器始终会输出一个决策，该决策由预定义的类别标签集合中的一个组成（即N个类别中的一个），其前提是用户只会产生与某个训练类别相符的肌肉收缩。尽管这类模型的视野有限，但实现起来更简单，因为无需考虑外部类别的可能性。然而，这也意味着这些系统容易出现误触发，尤其是在用户因其他任务而分心时。虽然这种识别方式广泛用于“始终开启”的连续控制，但当用户产生闭集类别之外的肌肉收缩时，它就会失效。某些后处理方法，例如将低置信度决策拒识为非活动类别，可以缓解其中一些局限 [140]。

相反，开放集识别考虑到N已知类别可能只是更大一组可能动作的子集。因此，这些模型必须能够意识到，当前的肌肉收缩或手势可能不属于任何训练类别，从而形成更稳健的认知。不过，这类模型的实现可能更加复杂，因为要区分数量有限的目标肌肉收缩／手势与所有可能的（因而未知的）肌电模式并非易事。因此，针对肌电图的开放集识别研究相对较少；不过，这方面的解决方案有望为人机交互的一般应用带来更稳健的模型 [33]。

4.2.5 第 6 步：控制参数选择。选择合适的参数对任何控制系统的性能和鲁棒性都至关重要。基于肌电图的控制中，一个重要参数是窗口长度和增量。由于肌电图信号具有随机性，必须提取能够描述其信号特征的特征。为了用于控制界面，这些特征必须从相对较短的肌电数据片段中计算得出（假肢控制中为 150–250 毫秒 [57]）。使用较长的时间窗可以通过更鲁棒的特征估计提高识别率，但也可能降低控制器响应速度，因为决策会受到较早数据的影响。窗口增量决定算法在提取新时间窗前向前推进多少时间，因此也决定了计算分类决策的频率（见图 6）。较短的增量会使系统响应更快（并在连续控制中形成更密集的事件决策流），但也会提高处理需求。在设计基于肌电图的控制系统时，研究人员应考虑并说明如何平衡控制器延迟、响应速度和计算需求之间的权衡。



图 6：原始肌电数据的窗口化。

从肌电图时间窗中提取特征，旨在分类前提高信息密度。数十年来，假肢领域的研究者一直在探索和评估新的特征集

以改进假肢控制。Phinyomark 等人通过探索并阐释适用于假肢控制的理想特征，为特征选择提供了可靠指南 [118, 121]，也为采样率较低的肌电可穿戴设备提供了指南 [120, 125]。许多其他研究也探讨了特征的作用以及如何减少特征冗余 [78, 84, 119]。研究者应根据所选输入设备和控制参数，充分利用这些经过验证的特征集。

需要注意的是，假肢领域已针对其特定使用场景对许多此类参数进行了优化。因此，尽管这些参数通常适用于采用连续控制的通用应用，但在为手势识别实现离散控制时，可能还需要进一步考虑。例如，在较长的动态手势中，稍长的时间窗所引入的延迟或许不那么明显；较短的帧增量也可能有助于识别时序模式。此外，目前尚不清楚为连续控制确定的特征能否捕捉离散输入所需的动态特性，或能否在这些特性下保持稳健。因此，理解和探索参数选择的这些细微之处，可能对推动离散控制的持续发展十分重要。

4.2.6 步骤 7：模型训练。传统的模型训练通常包括：为每种不同的输入收缩动作或手势采集具有代表性的肌电数据，然后训练模型以区分各个类别。训练前必须考虑若干因素，包括确定模型可接受的用户依赖性和情境依赖性程度。文献和实际应用中的大多数肌电模型都是**用户依赖型**的，也就是说，它们使用单个用户的数据进行训练，因此仅适用于该用户。由于截肢者的残余肌肉组织存在差异，假肢应用需要采用这种方式；但对于健全肌电用户而言，这仍是一项悬而未决的挑战 [26]。即使模型依赖于特定用户，训练数据的质量也会极大影响模型的**情境依赖性**。研究发现，纳入多种因素（如手臂位置、收缩强度和电极定位）有助于减轻这些常见混杂因素的影响，但代价是训练时间增加。因此，持续研究**用户独立型**模型 [30],，尤其是面向通用人机交互应用的模型，有望通过减少所需的训练时间来改善最终用户体验，并借助其他用户预先录制的数据集实现**情境独立性**。

4.3 系统评估

成功设计并实现基于肌电图的控制系统后，最后一步应始终是系统评估。此阶段的目标是了解新设计的系统表现如何，以及与以往研究相比如何。尽管评估方法多种多样，但大体上可分为**离线**或**在线评估**技术。这两种技术都是评估新控制系统可行性及整体影响的重要工具，但各自也有局限性。

4.3.1 步骤 8：评估。大多数基于肌电图的控制系统文献都采用离线分析技术来评估控制方案的性能。分类准确率（输出决策正确的百分比）已被广泛用于连续控制研究，但尽管它能让我们对系统性能有所了解，却无法充分说明在线可用性 [100, 112]。在离散控制中，基于手势的输入具有时间性且相对少见，这也可能导致准确率不足以作为评估指标，因此还应考虑假阴性（漏识手势）、假阳性（意外触发）和响应时间（从手势开始到识别所需的时间）等其他指标。尽管如此，离线指标在开发初始模型时很有用，部分原因是同一组数据可用于评估多个不同模型，但它们不能取代对在线可用性的评估。因此，人机交互研究人员在开发基于肌电的界面时，应尽可能重视在线评估技术。

在线评估侧重于用户“参与其中”的交互，以同时评估基于肌电图的控制系统的性能和可用性。评估指标可能因应用而异，但应包括与当前先进系统和基线系统进行受控的客观比较，例如实时使用时的识别率 [45]，或根据菲茨定律框架计算的吞吐量[139, 153]。问卷（例如NASA任务负荷指数或系统可用性量表） [91] 以及通过访谈收集的定性反馈 [88]，也能提供重要且互补的背景信息。尽管具体评估任务取决于所测试的交互和控制系统，但应允许用户与所设计的控制系统进行交互。用户与控制方案的交互不仅对整体性能评估至关重要，也有助于理解控制方案如何响应用户输入的自然变化，以及用户对识别错误的反应。鉴于我们学界关注的是人与计算机之间的交互，应谨慎使用离线分析，并优先采用在线评估。

4.4 框架的示例应用

为说明该框架如何指导基于肌电图的输入设计，本节简要介绍如何将其应用于两个基于肌电图的控制系统的设计。我们从以往的研究中选取了两个示例。第一个系统控制一辆遥控汽车 [92]，使其向四个方向（上、下、左、右）行驶（见表 2）。第二个系统用于运动时的音乐控制 [133]（见表 3）。该系统旨在让用户慢跑时免手动控制音乐应用（即控制音量、播放/暂停以及切换歌曲）。选择这两个示例，是因为它们在我们的框架中遵循了不同的路径。

5 进一步的挑战与考量

我们承认，上一节概述的设计框架并未全面涵盖基于肌电图的控制所涉及的所有细节与复杂性。相反，我们旨在提供一个简单的框架，以指导设计思路，并作为研究人员进入这一领域的起点。本节将借鉴假肢领域的当前概念与挑战，探讨更多挑战与考量。我们将这些考量分为五类：信号质量、误触发，

表 2：遥控汽车控制器示例

Step	选择与推理
输入类型	**静态收缩** 用于实现对方向指令的连续控制。基于一 右利手用户的控制映射可能包括：腕屈曲（左）、腕伸展（右）、 握手（下）和张手（上）。
技术	一个**价格低廉的臂带**，以 200–500 Hz 的频率采样，可能就足够了，因为这能够捕获大部分 可用的肌电能量，因此足以应对这个相对简单的五分类问题。对于 所选输入，臂带可能会佩戴在参与者的前臂上。不需要惯性测量单元输入 用于识别所选控制方式。
控制方案	**连续控制** 之所以被选用，是因为遥控控制需要持续调整车辆的行驶方向 。
算法	鉴于使用静态收缩，且由于**平稳模型**，例如 LDA，可能适用，因此可以选择该模型 由于其鲁棒性和简洁性。
识别	**闭集识别**可以被选用，前提是用户注意力集中，且不太可能同时进行 其他活动，同时操控遥控车。
参数选择	由于该系统需要规律且快速的响应时间，参考文献中的常用标准，采用**窗口大小为** **200 毫秒**，并且**以 50 毫秒**为增量可能是一个不错的起点。**Phinyomark 的 TD4特征集** [124], 该特征集针对可穿戴设备进行了优化，可以采用。
模型训练	为获得更好的性能，**可以训练针对用户和具体情境优化的**模型，除非便利性是 首要考虑因素。此外，收集可变训练数据 [136] 可能有助于提高鲁棒性。
评估	**在线评估**应当采用，因为目标是实现对车辆的可用控制。一个例子是 比较用户使用基于肌电图的 控制系统与另一种控制器（例如操纵杆）驾驶汽车通过障碍赛道的能力。

表 3：运动时的音乐控制示例

Step	选择与理由
输入类型	与音乐界面的交互（例如按下暂停按钮）并不频繁，且是离散的，因而促使人们采用基于离 散**动态手势**的输入（即按钮点击）。映射示例 包括挥手（开始/停止）、手腕向上/向下轻甩（音量增大/减小）以及双击（下一首歌曲）。
技术	为便于在锻炼时使用，该技术应当轻巧低调，理想情况下采用**可穿戴设备**的形式 并且应具备足够高的采样率，以捕捉动态变化并实现可靠识别（例如 500-1000 Hz）。
控制方案	**离散控制**能够识别离散动作，以控制音乐播放器。
算法	应选择**时序模型**来识别动态手势的时序模式。
识别	**开放集识别**对于此用例至关重要，因为用户正积极参与其他非目标活动， 肌肉活动。可以采用独特的唤醒词，以提高对误触发的鲁棒性（见 第 5.2 节）。
参数选择	鉴于其复杂性和相对新颖性，还需要进一步**实验** 来确定 最优模型参数。
模型训练	体育锻炼环境要求高且不断变化，同时还可能发生电极移位， 汗液和肌肉疲劳等因素表明，模型应当是**上下文无关**的。
评估	尽管最初可以**离线**进行模型验证，但仍应在**在线** 环境中测试鲁棒性 在该环境中，用户会在锻炼时与控制系统交互。

表 4：框架总结

类别	子类别	描述
		交互设计
输入类型	静态收缩	持续保持的固定肌肉收缩（即，肌电图不会有意随时间变化）。
	动态手势	随时间动态变化的肌肉收缩（即肌电图有意随时间以特定方式变化）。
		模型设计
技术选择	需要考虑的因素	需要考虑的因素包括：(1) 采样率，(2) 电极数量，(3) 电极位置，以及 (4) 多传感器融合。
控制方案	连续	输出事件根据窗口长度等定义参数按规律周期性产生，以及增量。
	离散	输出事件不规律，并在离散的动作序列完成后发生，且该序列有明确的开始和结束。
算法选择	平稳模型	传统的静态机器学习模型**不**会明确考虑输入的时序结构。
	时间模型	显式建模动态输入时序结构的时间机器学习模型动态输入的特性。
识别	闭集	假定输出始终属于N个已知类别的集合（其中之一（可能是“无操作”类别）。
	开放集	假设输出属于M个可能动作组成的更大集合，其中 N 个已知动作是该集合的子集。
控制参数	窗口化	将肌电时间序列细分为长度固定且规则的片段，以便从中提取特征。时间窗可以是不重叠的，或重叠的（使用小于窗口长度的某个增量），从而提高输出决策的时间分辨率。
	特征	特征提取提高了底层肌电图的信息密度通过从一个数据窗口中计算描述性属性。所选取的用于控制系统的特征会极大地影响其性能。
模型训练	用户依赖性	**依赖用户的**模型针对特定用户，可能无法泛化到其他用户；而**不依赖用户的**模型则可适用于多个用户。
	上下文依赖性	对已知会降低肌电图模式质量的混杂因素敏感的模型（例如电极放置或肢体位置的变化）被认为是**上下文依赖**。能够抵御这类混杂因素的模型被称为上下文无关。
		系统评估
评估	离线	模型评估使用此前记录的肌电数据进行，无需用户提供明确反馈。支持在相同数据集上直接比较多个模型。
	在线	系统评估是在用户“参与闭环”的情况下进行的，用户会对待测试控制方案的反馈作出响应。由此产生的数据不能用于进一步的离线模型开发，因为这些数据会受到用户对该控制方案的响应影响。

用户训练、自适应和活动检测。随着该领域的发展与扩展，以及人机交互研究的不断深入，这份清单也将随之扩充。

5.1 信号质量

输入信号的质量对机器学习模型至关重要，因为模型依赖可重复且可分离的模式来实现准确识别 [34]。然而，作为一种电生理信号，肌电图容易受到来自电力线干- 扰和运动伪迹（传感器相对于皮肤的移动）等噪声源的噪声污染。因此，信号质量一直是假的肢领域的重点关注问题，在该领域中，电极嵌入可能会随运动而移位的接受腔中。因此，已采用许多策略来：(1) 检测信号噪声 [146, 154] ，以及 (2)

表5：采集肌电图时需要考虑的常见噪声源

噪声类型	描述	解决方案
运动伪迹	由于以下原因，肌电图中会出现低频噪声：表面电极相对于皮肤的移动皮肤 [103]。	确保电极与皮肤接触牢固，并进行高通滤波有助于减轻这种噪声的影响 [44]。
电源线干扰	由于电极导致的带限噪声叠加在肌电图信号上，因而……电源线对人体造成的干扰而叠加到肌电图上的带限噪声 [155]。	消除电源线干干扰的一种处理方法是在电源线频率为 50 或 60 Hz [155]。
设备噪声	与所有电子设备一样，测量信号时可能会产生电噪声测量信号时会出现。	选择高质量的表面电极有助于缓解设备噪声 [129]。

从信号中去除噪声 [44, 107]。这些技术同样应应用于人机交互研究，以确保实现尽可能稳健的交互。常见噪声源及其缓解方法的列表见表 5。

5.2 误触发

大多数控制方案都存在一个不理想的特征，即**误触发**：当系统错误地输出非预期动作时，就会发生这种情况。在基于肌电图的控制方案中，意外的肌肉收缩或日常动作中产生的肌肉收缩可能导致误触发，从而损害用户体验和具身感 [71]。这类似于其他输入模态（如眼动追踪）中出现的“弥达斯之触”问题 [81]。在假肢控制中，误触发可能造成灾难性后果，例如掉落或压碎物体（如打翻热饮或打碎鸡蛋）。在通用人机交互应用中，误触发可能导致意外输入命令，令用户感到沮丧，并削弱其能动感。鉴于这些影响，研究人员已开展大量研究，以缓解错误分类造成的问题。

拒识 [140] 是一种在输出决策不确定时，将分类器输出覆盖为默认状态或非激活状态的技术。这一概念源于这样一种认识：错误地不执行任何操作，往往比错误地激活某项输出更好（代价更低）。这在连续假肢控制中尤其有益，因为下一个事件必定会很快发生。然而，过度拒识可能令人沮丧，使用户觉得控制“冻结”了。在离散控制系统中，这种权衡同样重要，因为决策相对较少，且无论是误触发还是过度拒识，都可能令用户感到沮丧，导致他们不得不反复尝试激活输出。尽管如此，拒识仍是一种简单而重要的工具，能够减少通用人机交互应用中的误触发。

后处理 是一组利用额外上下文（例如先前的输出）来辅助确定当前输出的策略。多数投票 [61, 159] 是一种常用方法，它会将当前输出替换为过去 N 次决策中出现频率最高的类别所对应的标签。作为一种简单的低通滤波器，这种方法会给系统引入延迟，但能降低虚假误触发的可能性。虽然多数投票只适用于连续控制，但其他形式的后处理可用于离散控制应用。例如，可以引入超时机制，以避免短时间内连续检测到不需要的事件。或者，也可以利用先前事件的信息来改进对未来事件的预测，例如应用于基于肌电图的拼写或手语界面 [143, 157]。

唤醒词 [95] 是另一种可大幅减少误触发的方法，它能让用户自行决定何时与系统交互。与语音命令界面中的唤醒词类似，这种唤醒词可以是某种极易识别的肌电图输入（例如连续快速打两次响指），也可以是语音命令或按钮激活命令。不过需要注意的是，唤醒词会给系统增加一个额外步骤，从而降低响应速度和便利性，而且无法明确解决错误分类的问题。尽管如此，使用唤醒词可以减轻算法挑战，即区分显式输入与一般的非输入肌肉活动。在开发适用于通用应用的稳健基于肌电图的控制的早期阶段，这一点尤其有益。

5.3 用户训练

尽管基于肌电的交互理应直观且易于学习，但对大多数用户而言，基于肌肉的控制仍是一种新颖的输入模态。起初，要产生可区分且可重复的肌肉收缩，并由此生成控制器能够轻松分类的肌电信号，可能颇具挑战。因此，一定程度的用户训练对于确保用户能够通过给定的控制系统进行交互至关重要。假肢研究人员已探讨各种训练工具对学习基于肌电图的控制所产生的影响 [48, 151, 163]。研究表明，即使是截肢者——他们通常有很强的提升意愿——也可能觉得学习和坚持训练颇具挑战 [162]。这促使人们近期开始大力开发基于游戏和游戏化的肌电训练工具，以帮助激励用户进行训练 [127, 152, 162]。与截肢者不同，如果普通用户无法迅速熟练掌握给定的控制系统，他们可能缺乏足够的动力继续使用。因此，人机交互研究人员必须了解训练过程中面临的挑战、训练可能对整体控制产生的影响，以及如何在应用中激励用户进行充分训练。无论是通过趣味教程 [58]，还是严肃游戏 [152]，，训练过程都应成为应用的延伸。此外，与传统输入模态（例如键盘）不同，导致错误的原因

可能难以理解基于模式识别的肌电控制，因为大多数用户将这类系统视为黑箱（输入传入，决策输出）。因此，用户训练对于在受控环境中进行实验至关重要。归根结底，基于肌电图的控制是一种运动技能，因此需要通过训练来提升熟练度 [162]。

5.4 自适应

基于肌电图的控制系统的一项局限是，其性能会随着时间推移而下降，原因包括用户疲劳、电极移位、用户行为变化以及其他暂时性因素。通常，问题出在那些基于初始训练集训练、且不会随时间更新以适应这些变化的静态模型上。这种缺乏鲁棒性的情况可能使用户感到沮丧，并最终导致设备被弃用 [23]。自适应可以通过随时间更新模型来维持并提升系统性能，从而缓解这些问题。针对假肢控制，人们已探索有监督 [41, 141, 170] 和无监督 [42, 77, 141] 策略。有监督自适应需要额外监督，以便标注新的真实标签训练数据，这对用户来说颇为繁琐 [141]。不过，由于有监督，采用这种方法通常能获得较高的分类准确率。 [58], 提出的游戏化校准技术或许能降低用户感知到的付出。无监督自适应无需用户输入，而是通过不同的自动化策略为数据赋予伪标签（即预测结果） [141]。由于其无监督的特性，可能会发生数据误标并给模型引入错误，从而可能加剧其性能随时间下降的问题。如果能够对其加以适当约束，例如通过结合应用情境进行半监督（推断用户本应执行的操作），无监督自适应将是通用应用的首选方法。有趣的是，自适应在人机交互领域并非新概念，早已在自适应界面等使用场景中得到探索 [51, 108], ，但在肌电图相关研究中尚未得到广泛应用。

5.5 活动检测

离散控制中一个可以说至关重要的方面是活动检测，即从连续数据流中提取与动态手势相对应的肌电图片段。在离线分析中对预分段手势进行分类时，相关肌电活动已经提取完毕。然而，在线使用时，数据会持续流入系统，因此必须确定信号流中的哪些片段应输入识别模型（即手势的起始与结束位置）。针对这一问题，已有多种解决方法。如果假设手势之间存在一段不活动期，则可使用**起始与结束检测** 来确定肌电活动的起始/激活时刻，从而标记手势的开始和结束 [106, 115, 164]。另一种方法采用**滑动窗口**，其过程类似于连续窗口化，但时间尺度更大。在这种情况下，会提取较大的时间窗（长度固定，并根据假定的手势时长确定），对其进行检查并与目标手势进行比较。虽然许多这样的时间窗可能并不对应已知手势，但可以使用拒识等阈值处理技术来避免误触发。尽管如此，仍需进一步探索，以确定最优的

从连续肌电图数据流中提取与离散事件相关的动态手势的策略。

6 讨论

这项工作重新审视了人机交互中的肌电图研究，并认识到假肢领域的研究与工程实践具有重要影响。我们将“通用应用”界定为：除假肢用途外，将肌电传感器用作交互系统的输入。迄今的论述表明，尽管假肢领域的肌电图研究奠定了良好基础，但要使肌电图在人机交互中取得成功，还需要更深入的理解和不同的研究重点。下文将批判性地审视我们自己的工作，以更好地阐明其贡献。

我们对肌电图通用用途的探索有意限定了范围。首先，我们主要关注人机交互领域的会议和期刊，检索重点放在 ACM 数字图书馆，而非进行更广泛的检索或纳入其他数字图书馆。其次，尽管我们遵循了一般的论文收集流程，具体过程很大程度上受益于我们较大的研究团队的经验。该团队由两个密切合作的实验室组成：一个是计算机科学系的人机交互实验室；另一个是与假肢诊所设在同一地点的生物医学工程实验室。我们的团队多年来一直紧密合作。因此，尽管论文筛选流程并非对文献进行系统性梳理，我们仍借鉴了这个横跨两个不同研究领域、并在两者中均有所贡献的较大研究团队的经验。从这一角度看，我们认为自己具有独特优势，能够概括观察结果与实践经验。尽管如此，我们对文献的抽样是形成这一概述的依据和动因，而不只是出于方便而进行的整理。将人机交互中的肌电图文献与假肢领域的相关文献加以对照，使我们能够清楚地阐明人机交互研究和通用应用为何未能充分发挥潜力。正是通过对更大范围研究成果的整理与考察，我们才得以找出共同的制约因素。

我们的框架为交互系统中新型基于肌电图的输入设计与开发提出了一个循序渐进的流程。该框架主要是对假肢研究人员开发新型肌电图系统时所采用步骤的梳理与转述，因此我们很容易识别这些步骤。尽管如此，我们尚未发现任何来源曾在假肢领域或其他领域完整记录过这些步骤。虽然这本身就是一项贡献，但我们认为，该框架的新意在于面向人机交互领域的受众，简洁地阐述假肢领域采用的流程，使我们能够说明如何避免以往的陷阱。因此，我们为人机交互领域中任何将肌电图用作输入模态的研究提供了一个全新且重要的起点。

有趣的是，直到我们完整描述了对既有工作的探索所归纳出的主题，并列举出框架中的各个步骤之后，才意识到二者竟然完全契合（框架中步骤的分组与探索中识别出的主题相吻合）。这进一步增强了我们的信心：探索结果和框架充分涵盖了开发基于肌电的输入时的主要关注点。

本文必然聚焦于假肢领域的既有工作及其对人机交互工作的启示，但我们基本忽略了人机交互如何为假肢研究与实践提供启发并发挥作用。从改进假肢训练 [152] 到赋能截肢者创建自己的辅助工具 [73], , 再到更好地理解人们如何看待自己的假肢设备 [19],，人机交互研究的广度已经产生了重要影响，也仍能为假肢领域提供许多助益。我们认为，这两个领域为持续的交叉融合创造了理想条件，而我们才刚刚开始探索其潜力。在下一节中，我们将呼吁假肢与人机交互领域的研究人员结合各自的专长，释放肌电图作为一种重要赋能技术的潜力，使所有人都能将其用于日常交互系统。

正如本文始终强调的那样，基于肌电图的控制研究主要在假肢领域开展，这深刻影响了其在人机交互通用用途方面的发展。虽然这是一个良好的起点，但根据我们对这一领域所需肌电控制系统类型的认识，现在需要探索新的方向。当前的肌电控制系统是为机械结构复杂的多关节假肢设备，以及能力各不相同且可能存在显著个体差异的用户群体而设计的。在许多通用应用中，情境截然不同，其动机、使用场景、硬件和技术挑战也各有特点。我们不应将交互局限于假肢控制框架，而应探索其他机遇与途径。例如，哪些算法和设备形态能让人们在锻炼时最有效地与移动计算设备交互？又或者，哪种手势集能为虚拟现实系统提供表达力最丰富的词汇？回答这些问题，需要人机交互研究人员改变以往开展基于肌电图控制研究的方式。事实上，面向通用应用的基于肌电图控制研究领域很可能会与假肢应用领域分道扬镳。与生物医学工程领域类似，人机交互研究人员可以投入大量时间来理解和改进肌电控制，包括创办专门聚焦这一主题的会议或出版平台（例如， [3]）。

6.1 肌电可穿戴设备新时代及更多可能

21世纪初，随着人们开始探索肌电可穿戴设备，表面肌电技术才刚刚开始变得足够经济、易于获取，能够用于通用用途。2014年，Thalmic Labs 发布了 Myo 臂环，彻底改变了肌电可穿戴设备领域的发展，尽管它也存在一些局限 [130],。首先，其采样率最高仅为 200 Hz，限制了整体性能和鲁棒性。其次，用户并不总觉得它舒适。长时间佩戴时，人们觉得它闷汗且笨重；对另一些人来说，它又无法紧密贴合，导致电极无法持续保持稳定接触 [152]。尽管存在这些局限，Myo 臂环随后停产，很可能减缓了人们对肌电通用应用的探索，因为目前还没有同样容易获得、相对鲁棒且成本低廉的设备。不过，持续推进的商业项目正试图改进以往的不足（例如， [2, 4, 5, 83]），以提供更鲁棒、成本更低的可穿戴肌电设备。

肌电图体积小、功耗低，因此适合采用可穿戴设备形态。可以认为，要让肌电可穿戴设备取得成功，它应当易于获取、舒适、方便且易用。因此，可穿戴设备应提供多种形态（例如臂带、手表或手镯），以便针对具体使用情境选择最方便、最有效的形式。设备还应配备足够数量的电极（即 6–10 个），采样率至少达到 500 Hz，以便可靠地检测复杂输入 [69, 98]。不过，每增加一个电极，可穿戴设备所需的周长也会增加。因此，臂带应当可调节，或提供不同尺寸。此类可穿戴设备内置惯性测量单元（IMU）也很重要，这既能结合肌电信号和动作实现更好的控制（例如控制光标 [67]），也有助于提高基于肌电的输入的准确性（例如，手臂的位置会影响肌电信号的产生 [28, 128]）。探索将肌电与惯性测量单元结合为互补传感模态，是未来研究的一个令人振奋的方向。此外，持续研究和开发预先构建的用户无关、上下文无关模型（适用于静态收缩和动态手势），也能进一步促进肌电在新应用中的集成。

除了我们通常所说的肌电可穿戴设备（例如袖带或腕带）之外，越来越多的假肢研究致力于探索其他肌电测量模态（而非表面肌电）。侵入式技术，例如植入式电极和肌内电极，可以大幅提升肌电信号的质量 [66] ，进而提高此类系统的可用性 [36, 87, 144]。结合骨整合 [7, 102] 和靶向肌肉再神经支配 [94], 等其他外科身体增强手术，这些技术可以大幅提升假肢控制的质量和鲁棒性。鉴于公众对身体增强 [25],、身体植入物 [148], 及其他神经连接 [60], 的研究兴趣，未来工作可以探索通用应用中对通用表面肌电以外接口的接受度，以及这些接口在性能上的改进。

同样，肌电图输入也可以与电刺激（即电刺激肌肉；在生物医学工程中有时称为功能性电刺激或FES [142]）相结合。近期的人机交互研究已广泛探索将电刺激用作输出（例如，[46, 47],），而它实际上与肌电记录的作用相反（肌电记录测量肌肉收缩的电活动，电刺激则利用电活动刺激肌肉收缩）。能够通过肌肉接口同时实现输入与输出的可穿戴设备，这一设想颇具吸引力，Duente等人已成功进行了演示 [46]。未来工作可以探索此类技术如何在单个可穿戴设备中实现更丰富的输入与输出形式。

6.2 促进基于肌电图的开发与原型设计

限制基于肌电图的控制发展的主要障碍之一，是其固有的复杂性。理想情况下，应有一个工具包，利用最先进的控制系统，简化基于肌电图的交互的设计与开发。此类工具包旨在让交互系统尽可能实现基于肌电图的控制，并提供近乎即插即用的体验。这将

使人机交互研究人员能够专注于交互，而非控制系统的设计。然而，要使该工具包取得成功，必须由领域专家（例如来自人机交互和假肢领域的肌电研究人员）对其进行验证。此外，工具包还应附有完善的文档、示例和数据集（包括静态收缩和动态手势），以便开展迭代设计过程。此类工具包面临的一项挑战是，基于肌电的技术和控制系统不断发展。因此，该工具包应当开源，理想情况下还应由研究人员社群采用并推动其持续演进。EMBody [89] 是朝着开发此类工具包迈出的出色第一步。然而，EMBody 受限于本文探讨的诸多问题。例如，它不支持离散控制系统，因而无意中促使研究人员在设计系统时采用连续控制框架。归根结底，这是我们在新兴主题章节中讨论过的、阻碍其普及的重要因素之一（见第 3.2.1 节）。从数据角度来看，Nina Pro 数据库 [13] 凸显了拥有可靠开源数据集的重要性。功能完备的工具包及其配套数据集，不仅能让更多研究人员试用这项技术，也可能对肌电图的未来发展至关重要。

6.3 易用性与便利性

肌电图已成为假肢使用的主流接口，因为它仅依靠截肢部位上方残留的肌肉所提供的输入，就能实现设备控制。在大多数情况下，截肢者无法使用其他控制方式——例如计算机视觉、常见控制器或数据手套——来控制假肢。由于肌电图目前是主要可行的选择，截肢者不可避免地采用了它。然而，使用通用应用的用户很可能可以选择使用这些其他技术。因此，肌电图应具备其他技术无法提供的优势，包括更高的便利性和易用性。人们应该愿意将肌电图作为一种输入模态，而不是因为它新颖，而是因为它离散、稳健、可靠且易于使用。要实现这一目标，关键的一步是专注于构建稳健的用户和上下文无关模型。如果用户每天都要反复耗时地重新训练模型，或每次具体情境发生变化时都得重新训练，他们就不会乐于使用。理论上，这些系统应当即插即用，同时也可按需进行额外校准和定制，以实现更高效的交互，例如现代语音识别引擎所提供的功能。最后，这些系统应尽可能直观，从而减少达到控制熟练度所需的训练时间。解决这些问题将大幅提升可用性，并有望进一步促进这项技术的普及。

6.4 离散与连续输入的探索

本研究的一项重要贡献，是区分了用于基于肌电图的交互的离散输入（即动态手势）和连续输入（即静态收缩）。为此，我们强调了分别评估这两类输入的关键必要性。由于静态收缩在假肢控制研究中十分常见，它们一直占据研究的主导地位。因此，研究主要关注生理上适宜的收缩，即与其所要控制的假肢组件相一致的收缩。出于类似原因，动态手势在基于肌电图的假肢控制中一直受到较少关注。然而，从人机交互的角度来看，这一动机或许不那么重要，其他收缩和手势也可能更受青睐。因此，研究必须探索哪些手势可以被识别，以及识别的最佳方法。在这一探索中，惯性测量单元颇具吸引力，因为它能为动态动作分类提供额外信息；了解这些信息的影响至关重要。例如，一个研究目标可以是探究肌电图与惯性测量单元结合时，哪些手势能够被稳定识别，以及不结合惯性测量单元时的识别效果。研究人员也可以探索如何在传统计算机视觉或数据手套方法之外，进一步利用肌电图。我们还必须探索不易引发误触发的手势集。用户参与其他活动时，手势应与常见的肌肉收缩足够不同，以减少误触发 [33]。另一个值得关注的问题是，在某些情境中，细微手势更为理想，而大幅度动态手势并不适用（例如，在会议期间挂断来电）。是否存在一组既容易区分、又足够隐蔽、适用于这些情境的手势？未来的工作应探索标准化输入（包括静态收缩和动态手势），使其直观、可靠并适用于通用用途。

7 结论

本文旨在深化人们对一种常被探索的输入技术——肌电图传感器的理解，并推动相关研究实践。随着计算逐渐摆脱桌面环境，肌电图有望提供低成本、小巧、可穿戴的传感器，适用于其他技术往往难以胜任的各种场景。尽管肌电图在假肢领域已有悠久的应用历史，且过去和现在都付出了显著努力，但我们至今仍没有一种应用或消费级技术，能够彻底改变肌电图在通用场景中的应用和普及。我们认为，这并非因为目标无法实现，而是需要更协调的研究与开发，才能实现真正稳健、可靠且直观的肌电图输入。为此，我们展示了以往基于肌电的输入应用所面临的根本局限，并通过设计框架为人机交互研究人员提供一个起点，帮助他们更好地设计成功的基于肌电的交互。该框架借鉴了基于肌电的假肢研究的悠久历史，并区分出可应用于通用应用的主要概念。最后，我们提出一份面向研究议程，呼吁人机交互社区采取行动，为对基于肌电图的控制感兴趣的人机交互研究人员指明方向。我们确定的新研究方向与假肢领域的方向存在一定差异。尽管人机交互领域和假肢领域可以相互借鉴，但随着人机交互社区对肌电图的理解不断加深、相关实践日益成熟，二者势必需要在某些方面各自发展；届时，我们也将释放肌电图作为输入技术的潜力，使其能够应用于各种交互系统。

致谢

我们谨向生物医学工程研究所历届及现任的所有资深员工、研究人员和临床医生致谢，

也感谢新不伦瑞克大学人机交互实验室的同仁，他们为本项目的顺利开展提供了指导和专业知识。本研究部分得到了加拿大自然科学与工程研究委员会（NSERC）和大西洋加拿大机会局的资助。

参考文献

[1] 2022. Coapt——用于上肢假肢的肌电模式识别。https: //coaptengineering.com [2] 2022. Infinite Biomedical Technologies。http://www.i-biomed.com/index.html [3] 2022. MEC研讨会 | 生物医学工程研究所 | UNB。https: //www.unb.ca/ibme/mec/index.html[4] 2022. Mudra Inspire——可穿戴设备。https://getmudra.com [5] 2022. Sifi Labs。https://sifilabs.com/ [6] 2022. 欢迎访问 Ottobock。https://www.ottobock.com/en-us/Home [7] T. Albrektsson 和 C. Johansson。2001年。骨诱导、骨传导与骨整合。《欧洲脊柱杂志》10, 2（2001年10月），S96–S101。https: //doi.org/ 10 1007 005860100282 。/s Ali Ameri、Ernest N. Kamavuako、Erik J. Scheme、Kevin B. Englehart 和 Philip A. Parker。2014年。基于视觉目标的训练范式实现实时同步肌电控制。《生物医学信号处理与控制》13（2014年9月）， 8 14 10 1016 2014 03 006 – 。https://doi.org/ 。/j.bspc. 。Ali Ameri、Ernest N. Kamavuako、Erik J. Scheme、Kevin B. Englehart 和 Philip A. Parker。2014年。用于改进实时同步肌电控制的支持向量回归。*IEEE*神经系统与康复工程汇刊22, 6（2014年11月），1198–1209。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2323576 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[10] Kikuo Asai 和 Norio Takase。2019年。基于卷积神经网络的稀疏多通道表面肌电信号手指运动估计。载于*2019*年第*3*届数字信号处理国际会议（*ICDSP 2019*）论文集。计算机协会，纽约，美国， 55 59 10 1145 3316551 3316572 – 。https://doi.org/ 。/ 。Mohammadreza Asghari Oskoei 和 Huosheng Hu。2007年。肌电控制系统综述。《生物医学信号处理与控制》2, 4（2007年10月），275–294。https://doi.org/10.1016/j.bspc.2007.07.009[12] Christopher Assad、Michael Wolf、Theodoros Theodoridis、Kyrre Glette 和 Adrian Stoica。2013年。BioSleeve：一种用于人机交互的自然肌电接口。载于第*8*届*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI '13*）论文集。IEEE出版社，日本东京，69–70。[13] Manfredo Atzori、Arjan Gijsberts、Simone Heynen、Anne-Gabrielle Mittaz Hager、Olivier Deriaz、Patrick van der Smagt、Claudio Castellini、Barbara Caputo 和 Henning Müller。2012年。构建Ninapro数据库：仿生机器人学界的一项资源。载于*2012*年第*4*届*IEEE*机器人与自动化学会及*IEEE*工程医学与生物学学会生物医学机器人与生物机电学国际会议（*BioRob*）。1258–1265。https: //doi.org/10.1109/BioRob.2012.6290287 ISSN：2155-1782。[14] Shaojie Bai、J. Zico Kolter 和 Vladlen Koltun。2018年。通用卷积网络与循环网络在序列建模中的实证评估。http: //arxiv.org/abs/1803.01271 arXiv:1803.01271 [计算机科学]。[15] JC Baits、RW Todd 和 JM Nightingale。1968年。论文10：人工抓握自适应控制方案的可行性。载于机械工程师学会会议论文集，第183卷。SAGE出版社，英国伦敦：SAGE UK，54–59。[16] A Bakiya 和 K Kamalanand。2018年。使用单极针、同心针和表面电极采集的肌电图信息分析。载于*2018*年电气、控制与通信最新趋势国际会议（*RTECC*）。 240 244 10 1109 2018 8625631 – 。https://doi.org/ 。/RTECC. 。Marco E. Benalcázar、Carlos E. Anchundia、Jonathan A. Zea、Patricio Zambrano、Andrés G. Jaramillo 和 Marco Segura。2018年。基于人工前馈神经网络和肌电图的实时手势识别。载于*2018*年第*26*届欧洲信号处理会议（*EUSIPCO*）。1492–1496。https://doi.org/10.23919/EUSIPCO.2018.8553126 ISSN：2076-1465。[18] Simone Benatti、Elisabetta Farella 和 Luca Benini。2014年。面向智能服装的肌电控制接口。载于*2014*年*ACM*可穿戴计算机国际研讨会论文集：附属项目（*ISWC '14* 附属项目）。计算机协会，美国纽约州纽约市，163–170。https://doi.org/ 10 1145 2641248 2641352 。/ 。Cynthia L. Bennett、Keting Cen、Katherine M. Steele 和 Daniela K. Rosner。2016年。亲密的实验室？将假肢作为探索身份认同与常态的工具。载于*2016*年*CHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（美国加利福尼亚州圣何塞）（*CHI '16*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 1745 1756 10 1145 2858036 2858564 – 。https://doi.org/ 。/ 。Donald J. Berndt 和 James Clifford。 。使用动态时间规整在时间序列中查找模式。载于第*3*届知识发现与数据挖掘国际会议论文集（*AAAIWS'94*）。AAAI出版社，华盛顿州西雅图， 1994 359–370.[21] K Abhijith Bhaskaran、Anoop G. Nair、K Deepak Ram、Krishnan Anantha-narayanan 和 H.R. Nandi Vardhan。2016年。用于手势识别的智能手套：手语转语音系统。载于*2016*年国际人道主义应用机器人与自动化会议（*RAHA*）。1–6。https://doi.org/ 10 1109 2016 7931887 。/ RAHA。。Gérard Biau 和 Erwan Scornet。。随机森林导览。*TEST* 25，2（2016 197 227 10 1007 11749 016 0481 7 年6月），–。https://doi.org/。/s---Elaine A. Biddiss 和 Tom T. Chau。。上肢假肢的使用与弃用：过去25年的调查。《国际假肢与矫形器》31，3（2007 236 257 10 1080 03093640600994581 年9月），–。https://doi.org/。/ Fady S. Botros、Angkoon Phinyomark 和 Erik J. Scheme。2022年。基于肌电图的手势识别：是否该将关注点从前臂转向手腕？《*IEEE*工业信息学汇刊》18，1（2022年1月），174–184。https://doi.org/10.1109/TII.2020.3041618 会议名称：IEEE工业信息学汇刊。[25] Lauren M. Britton 和 Bryan Semaan。2017年。通过科技身体改造展现赛博格：从人机交互到融合。载于*2017*年*CHI*计算系统中的人为因素会议论文集（美国科罗拉多州丹佛）*(CHI '17)*。计算机协会，美国纽约州纽约市， 2499 2510 10 1145 3025453 3025629 –。https://doi.org/。/。Evan Campbell、Jason Chang、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2020年。截肢者与健全人在肌电控制中的受试者间变异性比较。*MEC20*研讨会（2020年7月）。https://conferences.lib.unb.ca/index.php/mec/article/view/45 [27] Evan Campbell、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2019年。用于肌电控制的贝叶斯风险参数线性判别分析。载于*2019*年*IEEE*全球信号与信息处理会议（*GlobalSIP*）。1–5。https://doi.org/ 10 1109 45357 2019 8969237 。/GlobalSIP。。Evan Campbell、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2020年。肌电控制的当前趋势与混杂因素：肢体位置和收缩强度。《传感器》（瑞士巴塞尔）20，6（2020年3月），1613。https://doi.org/10.3390/s20061613[29] Evan Campbell、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2020年。对肌电控制中惯性测量单元传感器集成的观点差异。（ 2020 10 48550 2003 03424 2003 03424 年3月）。https://doi.org/。/arXiv。。arXiv：。计算机科学、电子与电气工程。[30] Evan Campbell、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2021年。深度跨用户模型可减轻肌电控制的训练负担。《神经科学前沿》15（2021年）。https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnins.2021.657958[31] A.D.C. Chan 和 K.B. Englehart。2005年。使用隐马尔可夫模型对动力假肢进行连续肌电控制。《*IEEE*生物医学工程汇刊》52，1（2005年1月），121–124。https://doi.org/10.1109/TBME.2004.836492 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[32] Chih-Chung Chang 和 Chih-Jen Lin。2011年。LIBSVM：支持向量机库。《*ACM*智能系统与技术汇刊》2，3（2011年5月），27 1 27 27 10 1145 1961189 1961199 : – :。https://doi.org/。/。Jason Chang、Angkoon Phinyomark、Scott Bateman 和 Erik Scheme。2020年。日常生活活动中可穿戴式肌电手势识别系统：一项探索性研究。载于*2020*年*IEEE*生物医学与生物工程学会第*42*届年度国际会议（*EMBC*）。3448–3451。https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9176615 ISSN：2694-0604。[34] Jason Chang、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2020年。利用NinaPro数据库评估手势识别的肌电基准数据。*IEEE*生物医学工程年度国际会议。*IEEE*医学与生物学工程学会。年度国际会议 2020 2020 3339 3342 10 1109 44109 2020 9175260 （7月），–。https://doi.org/。/EMBC。。Hong Cheng、Lu Yang 和 Zicheng Liu。。三维手势识别综述。《*IEEE*视频技术电路与系统汇刊》26，9（2016年9月），1659–1673。https://doi.org/10.1109/TCSVT.2015.2469551 会议名称：IEEE视频技术电路与系统汇刊。[36] Christian Cipriani、Jacob L. Segil、J. Alex Birdwell 和 Richard F. ff Weir。2014年。使用靶向外在肌中的细线肌内电极灵巧控制假肢手。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》22，4（2014年7月），828–836。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2301234 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[37] Enrico Costanza、Samuel A. Inverso 和 Rebecca Allen。2005年。利用肌电图控制器为移动设备打造隐秘亲密接口。载于*SIGCHI*计算系统中的人为因素会议论文集（*CHI '05*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，481–489。https://doi.org/10.1145/1054972.1055039[38] Enrico Costanza、Samuel A. Inverso、Rebecca Allen 和 Pattie Maes。2007年。亲密型界面的实际应用：评估基于肌电图的静止手势的可用性与隐秘性。载于*SIGCHI*计算系统中的人为因素会议论文集（*CHI '07*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，819–828。https://doi.org/10.1145/1240624.1240747

[39] Eleanor Criswell。2010年。《克拉姆斯表面肌电图导论》。Jones & Bartlett Publishers。Google图书ID：ADYm0TqiDo8C。[40] Ulysse Côté-Allard、Evan Campbell、Angkoon Phinyomark、François Laviolette、Benoit Gosselin 和 Erik Scheme。2020年。解读用于肌电控制的深度学习特征：与手工设计特征的比较。《生物工程与生物技术前沿》8（2020年）。https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fbioe.2020.00158[41] Ulysse Côté-Allard、Cheikh Latyr Fall、Alexandre Drouin、Alexandre Campeau-Lecours、Clément Gosselin、Kyrre Glette、François Laviolette 和 Benoit Gosselin。2019年。利用迁移学习进行肌电手势信号分类的深度学习。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》27，4（2019年4月），760–771。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2896269 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[42] Ulysse Côté-Allard、Gabriel Gagnon-Turcotte、Angkoon Phinyomark、Kyrre Glette、Erik J. Scheme、François Laviolette 和 Benoit Gosselin。2020年。面向基于肌电图的手势识别的无监督领域对抗式自校准。*IEEE Access* 8（2020年），177941–177955。https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3027497 会议名称：IEEE Access。[43] Qingfeng Dai、Xiangdong Li、Weidong Geng、Wenguang Jin 和 Xiubo Liang。2021年。CAPG-MYO：支持用户自定义手势识别的肌肉-计算机接口。载于*2021*年第9届国际计算与通信管理会议（*ICCCM '21*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 52 58 10 1145 3479162 3479170 –。[44] https://doi.org/。/。Carlo J. De Luca、L. Donald Gilmore、Mikhail Kuznetsov 和 Serge H. Roy。2010年。表面肌电信号滤波：运动伪迹与基线噪声污染。《生物力学杂志》43，8（2010年5月），1573–1579。https://doi.org/ 10 1016 2010 01 027 。/j.jbiomech.。。Joseph DelPreto 和 [45] Daniela Rus。。利用肌肉与运动传感器实现即插即用手势控制。载于*2020*年*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '20*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 439 448 10 1145 3319502 3374823 –。[46] https://doi.org/。/。Tim Duente、Justin Schulte、Max Pfeiffer 和 Michael Rohs。。MuscleIO：用于非正式通知的基于肌肉的输入与输出。*ACM*交互式、移动、可穿戴与普适技术论文集2，2，文章64（2018年7月），21页。https://doi.org/ 10 1145 3214267 。/ Tim Duente、Justin Schulte、Max Pfeiffer 和 [47] Michael Rohs。2018年。MuscleIO：用于非正式通知的基于肌肉的输入与输出。*ACM*交互式、移动、可穿戴与普适技术论文集2，2，文章64（2018年7月），21页。https://doi.org/ 10 1145 3214267 。/ A.-C. Dupont 和 E.L. Morin。1994年。[48] 一种肌电控制评估与训练系统。*IEEE*《康复工程汇刊》2，2（1994年6月），100–107。https://doi.org/10.1109/86.313151 会议名称：IEEE《康复工程汇刊》。[49] Florian Echtler 和 Maximilian Häußler。2018年。开源、开放科学与人机交互领域的可重复性危机。载于*2018*年*CHI*计算机系统中的人为因素会议扩展摘要（*CHI EA '18*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 1 8 10 1145 3170427 3188395 –。[50] https://doi.org/。/。Chloe Eghtebas、Sandro Weber 和 Gudrun Klinker。。在虚拟现实中运用肌电图研究用于"超自然"交互的自然手势。载于第*31*届*ACM*用户界面软件与技术年会附属论文集（*UIST '18 Adjunct*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 102 104 10 1145 3266037 3266115 –。https://doi.org/。/。Jacob [51] Eisenstein 和 Angel Puerta。。自动化用户界面设计中的自适应。载于第*5*届国际智能用户界面会议论文集（*IUI '00*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，74–81。https://doi.org/ 10 1145 325737 325787 。/。I. Elamvazuthi、N. H. X. Duy、Zulfiqar Ali、S. W. Su、M. K. A. Ahamed Khan 和 S. Parasuraman。2015年。利用多层感知机对神经肌肉疾病进行基于肌电图（EMG）的分类。《计算机科学辑刊》76（ 2015 223 228 10 1016 2015 12 346 年1月），–。[53] https://doi.org/。/j.procs.。。K. Englehart 和 B. Hudgins。。一种用于多功能肌电控制的稳健实时控制方案。《*IEEE*生物医学工程汇刊》50，7（2003年7月），848–854。https://doi.org/10.1109/TBME.2003.813539 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[54] Yinfeng Fang 和 Honghai Liu。2014年。用于基于模式识别的假肢控制的稳健表面肌电电极配置。载于*2014*年*IEEE*系统、人类与控制论国际会议（*SMC*）。2210–2215。https://doi.org/10.1109/SMC.2014.6974252 ISSN：1062-922X。[55] Dario Farina、Ning Jiang、Hubertus Rehbaum、Aleš Holobar、Bernhard Graimann、Hans Dietl 和 Oskar C. Aszmann。2014年。从表面肌电信号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》22，4（2014年7月），797–809。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2305111 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[56] Dario Farina、Roberto Merletti 和 Roger M. Enoka。2004年。从表面肌电信号中提取神经策略。《应用生理学杂志》96，4（2004年4月2004年），1486–1495。https://doi.org/10.1152/japplphysiol.01070.2003 出版方：美国生理学会。[57] Todd R. Farrell 和 Richard F. Weir。2007年。《肌电假肢的最优控制器延迟》。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》15，1（2007年3月），111–118。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007. 891391 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[58] David R. Flatla、Carl Gutwin、Lennart E. Nacke、Scott Bateman 和 Regan L. Mandryk。2011年。校准游戏：通过添加激励性游戏元素，让校准任务变得有趣。载于《第*24*届*ACM*用户界面软件与技术年会论文集（*UIST '11*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市， 403 412 10 1145 2047196 2047248 – 。[59] https://doi.org/ . / 。Anders Fougner、Øyvind Stavdahl、Peter J. Kyberd、Yves G. Losier 和 Philip A. Parker。2012年。上肢假肢控制：术语与比例肌电控制综述。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》20，5（2012年9月），663–677。https://doi.org/10.1109/TNSRE. 2012.2196711 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[60] Christopher Frauenberger。2019年。纠缠式人机交互：下一波浪潮？《*ACM*人机交互汇刊》27，1，文章2（2019年11月），27页。https://doi.org/10.1145/3364998[61] Weidong Geng、Yu Du、Wenguang Jin、Wentao Wei、Yu Hu 和 Jiajun Li。2016年。基于瞬时表面肌电图像的手势识别。《科学报告》6，1，2016，36571，10，1038，36571，1（11月），。https://doi.org/ . /srep 编号：出版方：自然出版集团。[62] Benyamin Ghojogh 和 Mark Crowley。2019年。线性与二次判别分析：教程。http://arxiv.org/abs/1906.02590 arXiv：1906.02590 [计算机科学，统计学]。[63] S. B. Godfrey、A. Ajoudani、M. Catalano、G. Grioli 和 A. Bicchi。2013年。一种以协同作用为驱动的肌电手控制方法。载于《*2013*年*IEEE*第*13*届康复机器人国际会议（*ICORR*）》。1–6。https://doi.org/10.1109/ICORR.2013. 6650377 ISSN：1945-7901。[64] Klaus Greff、Rupesh K. Srivastava、Jan Koutník、Bas R. Steunebrink 和 Jürgen Schmidhuber。2017年。LSTM：搜索空间奥德赛。*IEEE*神经网络与学习系统汇刊28，10（2017年10月），2222–2232。https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2582924 会议名称：IEEE神经网络与学习系统汇刊。[65] J. M. Hahne、F. Bießmann、N. Jiang、H. Rehbaum、D. Farina、F. C. Meinecke、K.-R. Müller 和 L. C. Parra。2014年。用于同步与比例肌电控制的线性与非线性回归技术。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》22，2（2014年3月），269–279。https: //doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2305520 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[66] Janne M. Hahne、Dario Farina、Ning Jiang 和 David Liebetanz。2016年。一种用于提升高级肌电控制鲁棒性的新型经皮电极植入物。《神经科学前沿》10（2016年3月），114。https: //doi.org/ 10 3389 2016 00114 . /fnins. 。Faizan Haque、Mathieu Nancel 和 Daniel Vogel。2015年。Myopoint：使用前臂佩戴式肌电图和惯性运动传感器进行指向与点击。载于《第*33*届*ACM*计算系统中的人为因素年会论文集（*CHI '15*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市， 3653 3656 10 1145 2702123 2702133 – 。https://doi.org/ . / 。L. [67] [68] Hargrove、Y. Losier、B. Lock、K. Englehart 和 B. Hudgins。2007年。在虚拟环境中实施的一项实时模式识别肌电控制可用性研究。*IEEE*生物医学工程年度国际会议。*IEEE*医学与生物学工程学会年度国际会议。2007（2007年），4842–4845。https://doi.org/10.1109/ IEMBS.2007.4353424[69] Levi J. Hargrove、Kevin Englehart 和 Bernard Hudgins。2007年。表面肌电信号与肌内肌电信号分类的比较。《*IEEE*生物医学工程汇刊》54，5（2007年5月），847–853。https://doi.org/10.1109/TBME. 2006.889192[70] Levi J. Hargrove、Laura A. Miller、Kristi Turner 和 Todd A. Kuiken。2017年。对于接受靶向肌肉再神经支配的经肩截肢者，肌电模式识别优于直接控制：一项随机临床试验。《科学报告》7（2017年10月），13840。https://doi.org/10.1038/s41598-017-14386-w [71] Levi J. Hargrove、Erik J. Scheme、Kevin B. Englehart 和 Bernard S. Hudgins。2010年。通过线性判别分析进行多重二元分类，以提升动力假肢的可控性。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》18，1（2010年2月），49–57。https://doi.org/10.1109/ TNSRE.2009.2039590 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[72] Bo-Jhang Ho、Renju Liu、Hsiao-Yun Tseng 和 Mani Srivastava。2017年。MyoBuddy：使用肌电图传感器检测杠铃重量。载于《第*1*届数字生物标志物研讨会论文集（*DigitalBiomarkers '17*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市， 27 32 10 1145 3089341 3089346 – 。[73] https://doi.org/ . / 。Megan Hofmann、Jeffrey Harris、Scott E. Hudson 和 Jennifer Mankoff。2016。帮助之手：面向上肢假肢使用者的原型设计方法的需求。载于《*2016*年*CHI*计算系统中的人为因素会议论文集》

计算系统（美国加利福尼亚州圣何塞）（*CHI '16*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，1769–1780。https://doi.org/10.1145/2858036. 2858340[74] Yu Hu 和 Qiao Wang。2020年。基于表面肌电图的手部运动识别：隐马尔可夫模型的综合评估。载于《*2020*年第二届机器人、智能控制与人工智能国际会议（*RICAI 2020*）论文集》。计算机协会，美国纽约州纽约市，

85 91 10 1145 3438872 3439060 – 。https://doi.org/ . / 。

[75] Donny Huang、Xiaoyi Zhang、T. Scott Saponas、James Fogarty 和 Shyamnath Gollakota。2015年。利用双可观测输入实现基于前臂肌电的精细拇指交互。载于《第*28*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集（*UIST '15*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，

523 528 10 1145 2807442 2807506 – 。

[76] https://doi.org/ . / 。Gan Huang、Dingguo Zhang、Xidian Zheng 和 Xiangyang Zhu。基于动态时间规整的肌电图手写识别。载于《*2010*年*IEEE*生物医学工程年度国际会议2010》。4902–4905。https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5627246 ISSN：1558-4615。[77] Qi Huang、Dapeng Yang、Li Jiang、Huajie Zhang、Hong Liu 和 Kiyoshi Kotani。2017年。一种用于长期肌电（EMG）模式识别的新型无监督自适应学习方法。《传感器》17，6（2017年6月），1370。https://doi.org/10.3390/s17061370 编号：6 出版方：多学科数字出版研究所。[78] B. Hudgins、P. Parker 和 R.N. Scott。1993年。一种多功能肌电控制的新策略。《*IEEE*生物医学工程汇刊》40，1（1993年1月），82–94。https://doi.org/10.1109/10.204774 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[79] Ryo I zuta、Kazuya Murao、Tsutomu Terada 和 Masahiko Tsukamoto。2014年。一种使用加速度计的早期手势识别方法。载于《第*5*届增强人类国际会议论文集（*AH '14*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，

1 2 10 1145 2582051 2582105 – 。

[80] https://doi.org/ . / 。Milad Jabbari、Rami N. Khushaba 和 Kianoush Nazarpour。基于长短期记忆深度循环神经网络的肌电手势分类。载于《*2020*年*IEEE*生物医学工程学会第*42*届年度国际会议（*EMBC*）》。3302–3305。https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175279 ISSN：2694-0604。[81] Robert J. K. Jacob。1990年。所见即所得：基于眼动的交互技术。载于《*SIGCHI*人机交互系统中的人为因素会议论文集（美国华盛顿州西雅图）（*CHI '90*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，11–18。https://doi.org/10.1145/ 97243.97246[82] A.K. Jain、Jianchang Mao 和 K.M. Mohiuddin。1996年。人工神经网络：教程。《计算机》29，3（1996年3月），31–44。https://doi.org/10.1109/2.485891 会议名称：计算机。[83] Lisa Brown Jaloza。2021年。走进Facebook Reality Labs：面向下一代计算平台的基于腕部交互。*Meta*科技（2021年3月）。https://tech.fb.com/ar-vr/2021/03/inside-facebook-reality-labs-wrist-based-interaction-for-the-next-computing-platform/[84] Haider Ali Javaid、Nasir Rashid、Mohsin Islam Tiwana 和 Muhammad Waseem Anwar。2018年。使用MYO手势控制对时域和频域肌电信号特征进行比较分析。载于《*2018*年第*4*届机电一体化与机器人工程国际会议论文集（*ICMRE 2018*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，157–162。https: //doi.org/ 10 1145 3191477 3191495 . / 。Ning Jiang $ *$ 、 Kevin B. Englehart 和 Philip A. Parker。2009 年。从表面肌电信号中提取用于多自由度假肢的同步与比例神经控制信息。《*IEEE*生物医学工程汇刊》56，4（2009年4月），1070–1080。https://doi.org/10.1109/TBME.2008.2007967 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[86] Liangxiao Jiang、Zhihua Cai、Dianhong Wang 和 Siwei Jiang。2007年。改进K近邻分类方法综述。载于《第四届模糊系统与知识发现国际会议（*FSKD 2007*）》，第1卷。679–683。https://doi.org/

10 1109 2007 552 . /FSKD. 。Ernest N. Kamavuako、Erik J.

[87] Scheme 和 Kevin B. Englehart。2014年。肌内肌电用于假肢控制的可用性：基于菲茨定律的方法。《肌电图与运动机能学杂志》24，5（2014年10月），770–777。https: //doi.org/ 10 1016 2014 06 009 . /j.jelekin. 。Jakob Karolus、Annika

[88] Kilian、Thomas Kosch、Albrecht Schmidt 和 Paweł W. Wozniak。2020年。击中拇指杰克！利用肌电图增强钢琴键盘。载于《*2020*年*ACM*交互系统设计会议论文集》。计算机协会，美国纽约州纽约市，429–440。http://doi.org/10.1145/3357236.3395500[89] Jakob Karolus、Francisco Kiss、Caroline Eckerth、Nicolas Viot、Felix Bachmann、Albrecht Schmidt 和 Pawel W. Wozniak。2021年。EMBody：用于基于肌电图的接口原型设计与实验的数据中心型工具包。《*ACM*人机交互论文集》5，EICS（2021年5月），195:1–195:29。https: //doi.org/10.1145/3457142

[90] Jakob Karolus、Hendrik Schuff、Thomas Kosch、Paweł W. Wozniak 和 Albrecht Schmidt。2018年。EMGuitar：利用肌电图辅助吉他演奏。载于《*2018*年交互系统设计会议论文集》（*DIS '18*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，651–655。https: //doi.org/ 10 1145 3196709 3196803 。/。Frederic Kerber、Pascal

[91] Lessel 和 Antonio Krüger。2015年。使用肌电图与臂戴式设备进行同侧手部交互。载于《第*33*届*ACM*计算系统中的人为因素会议扩展摘要集》（*CHI EA '15*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，1367–1372。https://doi.org/

10 1145 2702613 2732895 。/。Jonghwa Kim、Stephan Mastnik 和

[92] Elisabeth André。2008年。用于实时生物信号交互的基于肌电图的手势识别。载于《第*13*届国际智能用户界面会议论文集》（*IUI '08*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，30–39。https://doi.org/10.1145/ 1378773.1378778[93] Heli Koskimäki、Pekka Siirtola 和 Juha Röning。2017年。MyoGym：介绍一个使用Myo臂环采集的活动识别开放式健身数据集。载于《*2017*年*ACM*普适与泛在计算国际联合会议暨*2017*年*ACM*可穿戴计算国际研讨会论文集》（*UbiComp '17*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，

537 546 10 1145 3123024 3124400 –。https://doi.org/。/。

[94] Todd A. Kuiken、Guanglin Li、Blair A. Lock、Robert D. Lipschutz、Laura A. Miller、Kathy A. Stubblefield 和 Kevin Englehart。2009年。用于多功能假肢手臂实时肌电控制的靶向肌肉再神经支配。《*JAMA*：美国医学会杂志》301，6（2009年2月），619。https: //doi.org/10.1001/jama.2009.116 出版方：美国国立卫生研究院公共访问。[95] Pradeep Kumar、Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2021年。基于验证的鲁棒肌电唤醒词设计。载于《*2021*年第*43*届*IEEE*医学与生物学工程学会年度国际会议》（*EMBC*）。638–642。https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9630922 ISSN：2694-0604。[96] Y. Lecun、L. Bottou、Y. Bengio 和 P. Haffner。1998年。应用于文档识别的基于梯度的学习。《*IEEE*会议录》86，11（1998年11月），2278–2324。https: //doi.org/10.1109/5.726791 会议名称：IEEE会议录。[97] M. León、J. M. Gutiérrez、L. Leija 和 R. Muñoz。2011年。使用支持向量机分类器进行肌电模式识别，以实现肌电控制。载于《*2011*年泛美医疗保健交流会》。175–178。https://doi.org/10.1109/PAHCE. 2011.5871873 ISSN：2327-817X。[98] Guanglin Li、Yaonan Li、Zhiyong Zhang、Yanjuan Geng 和 Rui Zhou。2010年。针对基于肌电模式识别的假肢控制选择采样率。载于《*2010*年*IEEE*生物医学工程年度国际会议》。5058–5061。https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5626224 ISSN：1558-4615。[99] Yun Li、Xiang Chen、Jianxun Tian、Xu Zhang、Kongqiao Wang 和 Jihai Yang。2010年。基于便携式加速度计和肌电传感器的手语子词自动识别。载于《多模态接口国际会议暨多模态交互机器学习研讨会论文集》（*ICMI-MLMI '10*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，1–7。https://doi.org/ 10 1145 1891903 1891926 。/。B. A. Lock、K. Englehart 和 B. Hudgins。2005年。虚拟环境中的实时肌电控制：探讨可用性与准确性之间的关系。（2005年）。

[100] https://dukespace.lib.duke.edu/dspace/handle/10161/2721 接收日期：2010-07-21T17:10:39Z 出版方：肌电研讨会。[101] I Scott MacKenzie。2012年。人机交互：实证研究视角。（2012年）。[102] Enzo Mastinu、Pascal Doguet、Yohan Botquin、Bo Håkansson 和 Max Ortiz-Catalan。2017年。通过骨整合植入物接入植入式神经肌肉接口的假肢控制嵌入式系统。《*IEEE*生物医学电路与系统汇刊》11，4（2017年8月），867–877。https: //doi.org/10.1109/TBCAS.2017.2694710 会议名称：IEEE生物医学电路与系统汇刊。[103] Paul McCool、Graham D. Fraser、Adrian D. C. Chan、Lykourgos Petropoulakis 和 John J. Soraghan。2014年。表面肌电信号中污染物类型的识别。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》22，4（2014年7月），774–783。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014. 2299573 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[104] Morgan McCullough、Hong Xu、Joel Michelson、Matthew Jackoski、Wyatt Pease、William Cobb、William Kalescky、Joshua Ladd 和 Betsy Williams。2015年。Myo Arm：通过挥动手臂探索虚拟环境。载于《*ACM SIGGRAPH*应用感知研讨会论文集》（德国蒂宾根）（*SAP '15*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，

107 113 10 1145 2804408 2804416 –。

[105] https://doi.org/。/。R. Merletti、A. Rainoldi 和 D. Farina。.....利用表面肌电图对肌肉进行无创表征。《运动与体育科学评论》29，1（

2001 20 25 10 1097 00003677 200101000 00005 ），–。

[106] https://doi.org/。/ - - A. Merlo、D. Farina 和 R. Merletti。.....一种快速可靠的表面肌电信号肌肉活动检测技术。《*IEEE*生物医学工程汇刊》50，3（2003年3月），316–323。https://doi.org/10.1109/TBME.2003. 808829 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。

[107] D.T. Mewett、H. Nazeran 和 K.J. Reynolds。2001年。从记录的肌电图中去除电源线噪声。载于《*2001*年*IEEE*医学与生物学工程学会第*23*届年度国际会议论文集》，第3卷。2190–2193，第3卷。https://doi.org/10.1109/IEMBS.2001.1017205 ISSN：1094-687X。[108] Nesrine Mezhoudi。2013年。基于用户反馈和机器学习的用户界面自适应。载于《*2013*年国际智能用户界面会议伴随出版物论文集》（*IUI '13 Companion*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，25–28。https://doi. org/ 10 1145 2451176 2451184 。/。Robbin A. Miranda、William D. Casebeer、[109] Amy M. Hein、Jack W. Judy、Eric P. Krotkov、Tracy L. Laabs、Justin E. Manzo、Kent G. Pankratz、Gill A. Pratt、Justin C. Sanchez、Douglas J. Weber、Tracey L. Wheeler 和 Geoffrey S. F. Ling。2015年。DARPA资助的新型脑机接口技术开发工作。《神经科学方法杂志》244（2015年4月），52–67。https: //doi.org/ 10 1016 2014 07 019 。/j.jneumeth.。。A. Mori、S. Uchida、R. [110] Kurazume、R. Taniguchi、T. Hasegawa 和 H. Sakoe。2006年。手势的早期识别与预测。载于《第*18*届国际模式识别会议（*ICPR'06*）》，第3卷。560–563。https://doi.org/10.1109/ICPR.2006. 467 ISSN：1051-4651。[111] Ganesh R. Naik、Dinesh Kant Kumar、Vijay Pal Singh 和 Marimuthu Palaniswami。2006年。利用肌电信号独立成分分析实现人机交互手势。载于《*HCSNet*人机交互中的视觉应用研讨会论文集——第*56*卷》（*VisHCI '06*）。澳大利亚计算机协会，澳大利亚，67–72。[112] Jena L. Nawfel、Kevin B. Englehart 和 Erik J. Scheme。2021年。预测肌电控制可用性的多变量方法。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》29（2021年），1312–1327。https://doi.org/ 10.1109/TNSRE.2021.3094324 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[113] Mohammadreza Asghari Oskoei 和 Huosheng Hu。2008年。应用于上肢肌电控制的基于支持向量机的分类方案。《*IEEE*生物医学工程汇刊》55，8（2008年8月），1956–1965。https://doi.org/10.1109/TBME.2008.919734 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[114] P. Parker、K. Englehart 和 B. Hudgins。2006年。用于动力假肢控制的肌电信号处理。《肌电图与运动机能学杂志》 16, 6 2006 541 548 10 1016 2006 08 006 （12月），–。[115] https://doi.org/。/j.jelekin.。。。Simone Pasinetti、Matteo Lancini、Ileana Bodini 和 Franco Docchio。2015年。一种用于肌电信号处理和肌肉时序测量的新算法。《*IEEE*仪器与测量汇刊》64，11（2015年11月），2995–3004。https://doi.org/10.1109/TIM.2015.2434097 会议名称：IEEE仪器与测量汇刊。[116] Prajwal Paudyal、Ayan Banerjee 和 Sandeep K.S. Gupta。2016年。SCEPTRE：一种普适、无创且可编程的手势识别技术。载于《第*21*届国际智能用户界面会议论文集》（*IUI '16*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，282–293。https://doi.org/ 10 1145 2856767 2856794 。/。Angkoon Phinyomark、Evan [117] Campbell 和 Erik Scheme。2020年。表面肌电信号处理、分类与实践注意事项。载于《生物医学信号处理：理论、算法与应用进展》，Ganesh Naik（编）。施普林格，新加坡，3–29。https://doi.org/10.1007/978-981-13-9097-5 1[118] Angkoon Phinyomark、Rami N. Khushaba、Esther Ibáñez-Marcelo、Alice Patania、Erik Scheme 和 Giovanni Petri。2017年。特征导航：肌电特征空间的拓扑信息图。《英国皇家学会界面杂志》 14, 137 2017 20170734 10 1098 2017 0734 （12月），。[119] https://doi.org/。/rsif.。Angkoon Phinyomark、Chusak Limsakul 和 Pornchai Phukpattaranont。2009年。一种用于鲁棒肌电模式识别的新型特征提取方法。https://doi.org/ 10.48550/arXiv.0912.3973 arXiv：0912.3973 [计算机科学]。[120] Angkoon Phinyomark、Rami N. Khushaba 和 Erik Scheme。2018年。基于可穿戴肌电传感器的肌电控制特征提取与选择。《传感器》18，5（2018年5月），1615。https://doi.org/10.3390/s18051615 期号：5 出版方：多学科数字出版研究所。[121] Angkoon Phinyomark、Pornchai Phukpattaranont 和 Chusak Limsakul。2012年。用于肌电信号分类的特征降维与选择。《专家系统与应用》39，8（2012年6月），7420–7431。https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01. 102[122] Angkoon Phinyomark、Franck Quaine、Sylvie Charbonnier、Christine Serviere、Franck Tarpin-Bernard 和 Yann Laurillau。2013年。用于提升肌电模式识别鲁棒性的肌电特征评估。《专家系统与应用》 40, 12 2013 4832 4840 10 1016 2013 02 023 （9月），–。[123] https://doi.org/。/j.eswa.。。。Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。……大数据与深度学习时代的肌电模式识别。《大数据与认知计算》2，3 2018 21 10 3390 2030021 3（9月），。https://doi.org/。/bdcc 期号：出版方：多学科数字出版研究所。[124] Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2018年。基于可穿戴肌电传感器的肌电控制特征提取问题。载于《*2018*年*IEEE*传感器应用研讨会》（*SAS*）。1–6。https://doi.org/10.1109/SAS.2018.8336753 [125] Angkoon Phinyomark 和 Erik Scheme。2018年。可穿戴肌电传感器肌电控制中的特征提取问题。载于 *2018*年 *IEEE* 传感器应用研讨会（*SAS*）。1–6。https://doi.org/10.1109/SAS.2018.8336753[126] Cosima Prahm、Michael Bressler、Korbinian Eckstein、Hideaki Kuzuoka、Adrien Daigeler 和 Jonas Kolbenschlag。2022。利用 Microsoft Hololens 2 开发用于治疗幻肢痛的可穿戴增强现实技术。载于 *Augmented Humans 2022*（*AHs 2022*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 309 312 10 1145 3519391 3524031 –。https://doi.org/。/。[127] Cosima Prahm、Fares Kayali、Ivan Vujaklija、Agnes Sturma 和 Oskar Aszmann。2017。通过上肢肌电假肢控制的游戏化康复，提高动机、努力程度和表现。载于 *2017*年虚拟康复国际会议（*ICVR*）。1–6。https://doi.org/10.1109/ICVR.2017.8007517 ISSN：2331-9569。[128] Ashkan Radmand、Erik Scheme 和 Kevin Englehart。2014。关于将加速度测量数据与肌电信号相结合，以解决动态肢体运动期间肢体位置变化影响的适用性。*JPO*：《假肢与矫形学杂志》26，4（2014年10月），185–193。https://doi.org/10. 1097 0000000000000041 /JPO。M.B.I. Raez、M.S. Hussain 和 F. Mohd-Yasin。[129] 2006年。肌电信号分析技术：检测、处理、分类及应用。《生物过程在线》 8 2006 11 35 10 1251 115 （3月），–。[130] 2016 https://doi.org/。/bpo Seema Rawat、Somya Vats 和 Praveen Kumar。。MYO 臂环的评估与探索。载于 *2016*年系统建模与研究趋势进展国际会议（*SMART*）。115–120。https://doi.org/10.1109/SYSMART.2016.7894501[131] Jason W. Robertson、Kevin B. Englehart 和 Erik J. Scheme。2019。基于置信度的拒识对基于模式识别的肌电控制可用性和错误率的影响。*IEEE*《生物医学与健康信息学杂志》23，5（2019年9月），2002–2008。https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2878907 会议名称：IEEE《生物医学与健康信息学杂志》。[132] T Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris 和 Ravin Balakrishnan。2008。展示利用前臂肌电图实现肌肉-计算机接口的可行性。载于 *SIGCHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '08*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 515 524 10 1145 1357054 1357138 –。[133] https://doi.org/。/。T. Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris、Ravin Balakrishnan、Jim Turner 和 James A. Landay。2009。利用肌肉-计算机接口实现随时可用的输入。载于 第*22*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集（*UIST '09*）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 167 176 10 1145 1622176 1622208 –。https://doi.org/。/。[134] T. Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris、Jim Turner 和 James A. Landay。2010。让肌肉-计算机接口更加实用。载于 *SIGCHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '10*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，851–854。https://doi.org/10.1145/1753326.1753451[135] Erik Scheme 和 Kevin Englehart。2011。用于动力上肢假肢控制的肌电图模式识别：最新进展及临床应用挑战。《康复研究与发展杂志》48，6（2011），643 659 10 1682 2010 09 0177 –。[136] 2013 https://doi.org/。/jrrd。。。Erik Scheme 和 Kevin Englehart。。缓解比例控制对基于模式识别的肌电控制分类影响的训练策略。《假肢与矫形学杂志：*JPO*》25，2（2013年4月），76–83。https://doi.org/10.1097/JPO.0b013e318289950b [137] E. Scheme、A. Fougner、Ø Stavdahl、A. C. Chan 和 K. Englehart。2010。考察肢体位置对基于模式识别的肌电控制的不利影响。*IEEE*生物医学工程年度国际会议。*IEEE*医学与生物学工程学会年度国际会议2010（2010），6337–6340。https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5627638[138] Erik Scheme、Blair Lock、Levi Hargrove、Wendy Hill、Usha Kuruganti 和 Kevin Englehart。2014。用于改进基于模式识别的肌电控制的运动归一化比例控制。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》22，1（2014年1月），149–157。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2013.2247421 会议名称：《 IEEE 神经系统与康复工程汇刊》。[139] Erik J. Scheme 和 Kevin B. Englehart。2013。利用三维菲茨定律测试验证用于肌电控制的选择性集成分类方案。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》21，4（2013年7月），616–623。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2012.2226189 会议名称：《IEEE神经系统与康复工程汇刊》。[140] Erik J. Scheme、Bernard S. Hudgins 和 Kevin B. Englehart。2013。基于置信度的拒识可改进模式识别肌电控制。《*IEEE*生物医学工程汇刊》60，6（2013年6月），1563–1570。https://doi.org/ 10 1109 2013 2238939 。/ [141] TBME。。Jonathon W. Sensinger、Blair A. Lock 和 Todd A. Kuiken。2009。肌电信号的自适应模式识别：概念框架与实用算法探索。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》17，3（2009年6月），270–278。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2009.2023282

会议名称：《IEEE神经系统与康复工程汇刊》。[142] Nitin Seth、Rafaela C. de Freitas、Mitchell Chaulk、Colleen O'Connell、Kevin Englehart 和 Erik Scheme。2019。颈髓损伤患者的肌电模式识别。载于 *2019*年 *IEEE*第*16*届康复机器人国际会议（*ICORR*）。
1055 1060 10 1109 2019 8779450 –。[143] 2014 https://doi.org/。/ICORR。。Manoj Kumar Sharma 和 Debasis Samanta。。用于印地语文本输入的词语预测系统。*ACM*亚洲语言信息处理汇刊
13, 2 2014 8 1 8 29 10 1145 2617590（6月），：–：。[144] 2013 https://doi.org/。/ Lauren H. Smith 和 Levi J. Hargrove。。用于同时进行腕部／手部动作分类的表面肌电与肌内肌电模式识别比较。会议论文集：……*IEEE*生物医学工程年度国际会议。*IEEE*医学与生物学工程学会会议
2013 2013 4223 4226 10 1109 2013 6610477（），–。[145] 2011 https://doi.org/。/EMBC。。Lauren H. Smith、Levi J. Hargrove、Blair A. Lock 和 Todd A. Kuiken。。确定基于模式识别的肌电控制的最佳窗口长度：平衡分类误差与控制器延迟这两种相互制约的影响。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》19，2（2011年4月），186–192。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2010.2100828 会议名称：《IEEE神经系统与康复工程汇刊》。[146] John A. Spanias、Eric J. Perreault 和 Levi J. Hargrove。2016。动力型下肢假肢控制中肌电干扰的检测与补偿。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》24，2（2016年2月），226–234。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2015.2413393 会议名称：《IEEE神经系统与康复工程汇刊》。[147] Adrian Stoica、Federico Salvioli 和 Caitlin Flowers。2014。利用手势远程控制四旋翼无人机编队。载于 *2014*年*ACM*／*IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '14*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，296–297。https://doi.org/10.1145/2559636.2559853[148] Paul Strohmeier 和 Jess McIntosh。2020。利用植入式磁体带来的新型输入与输出机会。载于 增强人类国际会议论文集（德国凯撒斯劳滕）（*AHs '20*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章10，5页。https://doi.org/10.1145/3384657.3384785[149] Erik Stålberg 和 Peter Dioszeghy。1991。正常肌肉及神经肌肉疾病中的扫描肌电。《脑电图与临床神经生理学／诱发电位分册》81，6（1991年12月），403–416。https://doi.org/10.1016/
0168 5597 91 90048 3 –（）– Abdulhamit Subasi。2013。使用粒子群优化的SVM对肌电信号进行分类，以诊断神经肌肉疾病。《生物与医学中的计算机》[150]
43, 5 2013 576 586 10 1016 2013 01 020（6月），–。[151] 2018 https://doi.org/。/j.compbiomed.。。Aaron Tabor、Scott Bateman 和 Erik Scheme。。通过多场次游戏化训练评估肌电控制学习。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》26，9（2018年9月），1680–1689。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2018.2855561 会议名称：《IEEE神经系统与康复工程汇刊》。[152] Aaron Tabor、Scott Bateman、Erik Scheme、David R. Flatla 和 Kathrin Gerling。2017。设计游戏化肌电假肢训练。载于 *2017*年*CHI*计算系统中的人为因素会议论文集（*CHI '17*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，1352–1363。https://doi.org/ 10 1145 3025453 3025676 。/。Aaron Tabor、Wendy Hill、[153] Scott Bateman 和 Erik Scheme。2017。量化肌电训练游戏中的肌肉控制。肌电控制研讨会论文集（*MEC*）4（2017）。https://www.unb.ca/ibme/_a
ssets/documents/past-docs/MEC17-papers/tabor-quantifying-muscle-control.pdf [154] Muhammad Tanweer 和 Kari A. I. Halonen。2019。开发用于测量心电图和肌电信号并结合惯性测量单元检测运动伪迹的可穿戴硬件平台。载于 *2019*年 *IEEE*第*22*届电子电路与系统设计及诊断国际研讨会（*DDECS*）。1–4。https://doi.org/10.1109/DDECS.2019.8724639 ISSN：2473-2117。[155] Marco Tomasini、Simone Benatti、Bojan Milosevic、Elisabetta Farella 和 Luca Benini。2016。利用低功耗可穿戴设备去除电源线干扰，实现高质量的连续生物信号监测。《*IEEE*传感器期刊》16，10 2016 3887 3895 10 1109 2016 2536363（5月），–。https://doi.org/。/JSEN。。会议名称：《IEEE传感器期刊》。[156] Stefano Tortora、Michele Moro 和 Emanuele Menegatti。2019。Dual-Myo实时控制人形机器人手臂以进行远程操作。载于 第*14*届*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '19*）。IEEE出版社，韩国大邱，624–625。[157] Keith Trnka、John McCaw、Debra Yarrington、Kathleen F. McCoy 和 Christopher Pennington。2009。用户与词语预测的交互：预测质量的影响。*ACM*无障碍计算汇刊1，3（2009年2月），
17 1 17 34 10 1145 1497302 1497307：–：。https://doi.org/。/。[158] - Mindaugas Vasiljevas、Rutenis Turčinas 和 Robertas Damaševičius。2014。开发基于肌电的拼写器。载于 第*15*届人机交互国际会议论文集（*Interacción '14*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，1–5。https://doi.org/10.1145/2662253.2662260 [159] Md Ferdous Wahid、Reza Tafreshi 和 Reza Langari。2020年。使用肌电信号的多窗口多数投票策略，以提高手势识别准确率。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》28, 2（2020年2月），427–436。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2961706 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[160] Chong Wang、Zhong Liu 和 Shing-Chow Chan。2015年。基于超像素的手势识别与 Kinect 深度摄像头。*IEEE* 多媒体汇刊17, 1（2015年1月），29–39。https://doi.org/10.1109/TMM.2014.2374357 会议名称：IEEE 多媒体汇刊。[161] Max L. Wilson、Wendy Mackay、Ed Chi、Michael Bernstein、Dan Russell 和 Harold Thimbleby。2011年。RepliCHI——CHI 应该更多地复现和验证研究结果：讨论。在*CHI '11*计算系统中的人为因素扩展摘要（*CHI EA '11*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，
463 466 10 1145 1979742 1979491 –。https://doi.org/。/。Brent D. Winslow、Mitchell Ruble 和 Zachary Huber。2018年。用于肌电假肢控制的移动游戏化训练。《生物工程与生物技术前沿》6（2018年）。https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fbioe.2018. 00094[163] Richard B. Woodward 和 Levi J. Hargrove。2019年。利用虚拟环境实时自适应肌电控制。《神经工程与康复杂志》[162]
16, 1 2019 11 10 1186 12984 019 0480 5（1月），。[164] 2013 https://doi.org/。/s - - - Qi Xu、Yazhi Quan、Lei Yang 和 Jiping He。。一种通过肌电信号处理确定肌肉收缩起始与结束时刻的自适应算法。《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》21, 1（2013年1月），65–73。https://doi.org/10.1109/TNSRE.2012.2226916 会议名称：IEEE神经系统与康复工程汇刊。[165] Aaron J. Young、Levi J. Hargrove 和 Todd A. Kuiken。2011年。电极尺寸与方向对肌电模式识别系统受电极移位影响程度的作用。《*IEEE*生物医学工程汇刊》58, 9（2011年9月），2537–2544。https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2159216 会议名称：IEEE生物医学工程汇刊。[166] Aaron J. Young、Lauren H. Smith、Elliott J. Rouse 和 Levi J. Hargrove。2013年。使用表面肌电模式识别对同步动作进行分类。*IEEE* 生物医学工程汇刊60, 5（2013年5月），1250–1258。https: //doi.org/ 10 1109 2012 2232293 . / [167] TBME.。Jamileh Yousefi 和 Andrew Hamilton-Wright。2014年。使用机器学习工具表征肌电数据。《生物与医学中的计算机》51（2014年8月），1–13。https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2014.04.018[168] Marcello Zanghieri、Simone Benatti、Alessio Burrello、Victor Kartsch、Francesco Conti 和 Luca Benini。2020年。基于多核物联网处理器上时序卷积网络的稳健实时嵌入式肌电识别框架。*IEEE* 生物医学电路与系统汇刊14, 2（2020年4月），244–256。https://doi.org/10.1109/TBCAS.2019.2959160 会议名称：IEEE生物医学电路与系统汇刊。[169] Xiaolong Zhai、Beth Jelfs、Rosa H. M. Chan 和 Chung Tin。2017年。基于卷积神经网络、用于神经假体控制的自校准表面肌电模式识别。《神经科学前沿》11（2017年）。https://www.frontiersin.org/articles/
10 3389 2017 00379 . /fnins.。Haoshi Zhang、[170] Yaonan Zhao、Fuan Yao、Lisheng Xu、Peng Shang 和 Guanglin Li。2013年。将 LDA 分类器用于肌电模式识别的自适应策略。在*2013* 年第 *35* 届 *IEEE* 医学与生物学工程学会国际年会（*EMBC*）中。4267–4270。https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610488 ISSN：1558-4615。[171] Mingchuan Zhang、Zuhao Wang 和 Guannan Meng。2022。基于机器学习的多模态肌电信号智能感知识别。在*2022* 年第二届生物信息学与智能计算国际会议（*BIC 2022*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，389–396。https://doi.org/
10 1145 3523286 3524576 . /。Xu Zhang、Xiang Chen、Yun Li、[172] Vuokko Lantz、Kongqiao Wang 和 Jihai Yang。2011年。一种基于加速度计和肌电传感器的手势识别框架。*IEEE* 系统、人类与控制论汇刊 *A* 辑：系统与人类41, 6（2011年11月），1064–1076。https://doi.org/10.1109/TSMCA.2011. 2116004 会议名称：IEEE 系统、人类与控制论汇刊 A 辑：系统与人类。[173] Xu Zhang、Xiang Chen、Wen-hui Wang、Ji-hai Yang、Vuokko Lantz 和 Kongqiao Wang。2009年。基于三维加速度计和肌电传感器的手势识别与虚拟游戏控制。在第*14*届智能用户界面国际会议论文集（*IUI '09*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，401–406。https://doi.org/10.1145/1502650.1502708

采样作品

[R1] Adel Al-Jumaily 和 Ricardo A. Olivares。2009年。由肌电图（EMG）驱动、面向假肢和康复设备的虚拟现实系统。在第*11*届信息集成与网络应用服务国际会议论文集（*iiWAS '09*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，582 586 10 1145 1806338 1806448 –。[2] https://doi.org/。/。R Christoph Amma、Thomas Krings、Jonas Böer 和 Tanja Schultz。。借助高密度肌电图推进肌肉-计算机接口的发展。在第*33*届*ACM*计算系统中的人为因素年会论文集（*CHI '15*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，929 938 10 1145 2702123 2702501 –。https://doi.org/。/。R Kikuo Asai 和 Norio Takase。。利用卷积神经网络基于稀疏多通道表面肌电信号进行手指运动估计。在*2019*年第*3*届数字信号处理国际会议论文集（*ICDSP 2019*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，55–59。https://doi.org/10.1145/3316551.3316572[R4] Christopher Assad、Michael Wolf、Theodoros Theodoridis、Kyrre Glette 和 Adrian Stoica。2013年。BioSleeve：一种用于人机交互的自然肌电接口。在第*8*届*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '13*）中。IEEE出版社，日本东京，69–70。[R5] Vincent Becker、Pietro Oldrati、Liliana Barrios 和 Gábor Sörös。2018年。Touch-sense：使用肌电图臂带对手指触碰进行分类并测量其力度。在*2018*年*ACM*可穿戴计算机国际研讨会论文集（*ISWC '18*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，1 8 10 1145 3267242 3267250 –。https://doi.org/。/。[6] R Simone Benatti、Elisabetta Farella 和 Luca Benini。。面向智能服装的肌电控制接口。在*2014*年*ACM*可穿戴计算国际研讨会：附属项目论文集（*ISWC '14 Adjunct*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，163–170。https://doi.org/10 1145 2641248 2641352 . /。R Baptiste Caramiaux、Marco Donnarumma 和 Atau Tanaka。2015年。通过肌肉感测理解手势表现力。《*ACM*人机交互汇刊》21, 6（2015年1月），31:1–31:26。https: //doi.org/10 1145 2687922 . / R Changmok Choi 和 Sang Joon Kim。2019年。利用深度学习对智能手表应用中的基于表面肌电的手指手势分类进行初步研究。在第*14*届*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '19*）中。IEEE出版社，韩国大邱，562–563。[R9] Enrico Costanza、Samuel A. Inverso 和 Rebecca Allen。2005年。面向移动设备、使用肌电图控制器实现隐秘亲密接口。在*SIGCHI*计算系统中的人为因素会议论文集（*CHI '05*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，481–489。https: // doi.org/ 10 1145 1054972 1055039 . /。R Enrico Costanza、Samuel A. Inverso、Rebecca Allen 和 Pattie Maes。2007年。亲密型界面的实际应用：评估基于肌电图的静止手势的可用性与隐蔽性。在*SIGCHI*计算系统中的人为因素会议论文集（*CHI '07*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，819 828 10 1145 1240624 1240747 –。[11] https://doi.org/。/。R Qingfeng Dai、Xiangdong Li、Weidong Geng、Wenguang Jin 和 Xiubo Liang。2021年。CAPG-MYO：支持用户自定义手势识别的肌肉-计算机接口。在*2021*年第九届计算机与通信管理国际会议（*ICCCM '21*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，52 58 10 1145 3479162 3479170 –。[12] https://doi.org/。/。R Joseph DelPreto 和 Daniela Rus。。使用肌肉与运动传感器实现即插即用手势控制。在*2020*年*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '20*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，439–448。https://doi.org/10.1145/3319502. 3374823[R13] Chloe Eghtebas、Sandro Weber 和 Gudrun Klinker。2018年。研究利用肌电图实现虚拟现实中的"超自然"交互所需的自然手势。在第*31*届*ACM*用户界面软件与技术年会附属论文集（*UIST '18 Adjunct*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，102 104 10 1145 3266037 3266115 –。[14] https://doi.org/。/。R Faizan Haque、Mathieu Nancel 和 Daniel Vogel。。Myopoint：使用前臂佩戴式肌电图和惯性运动传感器进行指向与点击。在第*33*届*ACM*计算系统中的人为因素年会论文集（*CHI '15*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，3653 3656 10 1145 2702123 2702133 –。[15] https://doi.org/。/。R Bo-Jhang Ho、Renju Liu、Hsiao-Yun Tseng 和 Mani Srivastava。2017年。My-oBuddy：使用肌电图传感器检测杠铃重量。在第*1*届数字生物标志物研讨会论文集（*DigitalBiomarkers '17*）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，27–32。https: //doi.org/ 10 1145 3089341 3089346 . /。R Yu Hu 和 Qiao Wang。。利用表面肌电图评估隐马尔可夫模型在手部运动识别中的综合表现。在*2020*年第*2*届机器人与智能国际会议论文集控制与人工智能（*RICAI 2020*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，85 91 10 1145 3438872 3439060 –。[17] https://doi.org/ 。 / 。R Donny Huang、Xiaoyi Zhang、T. Scott Saponas、James Fogarty 和 Shyamnath Gollakota。2015年。利用双可观测输入，通过前臂肌电实现精细拇指交互。载于第*28*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集（*UIST '15*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，523–528。https: //doi.org/ 10 1145 2807442 2807506 . / 。R Haider Ali Javaid、Nasir Rashid、Mohsin Islam Tiwana 和 Muhammad Waseem Anwar。2018年。使用 MYO 手势控制，对时域和频域中的肌电信号特征进行比较分析。载于第四届机电一体化与机器人工程国际会议论文集（*ICMRE 2018*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，157 162 10 1145 3191477 3191495 – 。https://doi.org/ 。 /[19] 。R Jakob Karolus 、 Annika Kilian 、 Thomas Kosch 、 Albrecht Schmidt 和 Paweł W. Wozniak。2020年。拇指摇杆，来一决高下！利用肌电图增强钢琴键盘。载于*2020*年*ACM*交互系统设计会议论文集（*DIS '20*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，429–440。https://doi.org/10.1145/3357236.3395500[R20] Jakob Karolus、Francisco Kiss、Caroline Eckerth、Nicolas Viot、Felix Bachmann、Albrecht Schmidt 和 Pawel W. Wozniak。2021年。EMBody：用于基于肌电图的界面原型设计与实验的数据中心型工具包。《style id='14'>ACM 人机交互论文集 5，EICS（2021年5月），195:1–195:29。https://doi.org/ 10 1145 3457142 . / R Jakob Karolus、Hendrik Schuff、Thomas Kosch、Paweł W. Wozniak 和 Albrecht Schmidt。2018年。EMGuitar：利用肌电图辅助吉他演奏。载于*2018*年交互系统设计会议论文集（*DIS '18*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，651–655。https://doi.org/10.1145/3196709.3196803[R22] Weijie Ke、Yannan Xing、Gaetano Di Caterina、Lykourgos Petropoulakis 和 John Soraghan。2020年。基于交叉肌电热图和深度学习的手势识别。载于*2020*年第*12*届国际机器学习与计算会议论文集（*ICMLC 2020*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，73–78。https://doi.org/10.1145/3383972. 3383982[R23] Frederic Kerber、Pascal Lessel 和 Antonio Krüger。2015年。使用臂戴式设备进行同侧手部交互。载于第*33*届*ACM*计算机系统中的人为因素会议扩展摘要集（*CHI EA '15*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，1367 1372 10 1145 2702613 2732895 – 。https://doi.org/ 。[24] / 。R Frederic Kerber 、 Michael Puhl 和 Antonio Krüger。。基于表面肌电图的用户无关实时手势识别。载于第*19*届移动设备与服务的人机交互国际会议论文集（*MobileHCI '17*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，1 7 10 1145 3098279 3098553 – 。[25] https://doi.org/ 。 / 。R Jonghwa Kim、Stephan Mastnik 和 Elisabeth André。。用于实时生物信号交互的基于肌电图的手势识别。载于第*13*届国际智能用户界面会议论文集（*IUI '08*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，30–39。https://doi.org/10. 1145/1378773.1378778[R26] Heli Koskimäki、Pekka Siirtola 和 Juha Röning。2017年。MyoGym：介绍一个使用 Myo 臂环采集、用于活动识别的开放式健身数据集。载于*2017*年*ACM*普适与泛在计算国际联合会议论文集及*2017*年*ACM*可穿戴计算国际研讨会论文集（*UbiComp '17*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，537–546。https://doi.org/10.1145/3123024. 3124400[R27] Yun Li、Xiang Chen、Jianxun Tian、Xu Zhang、Kongqiao Wang 和 Jihai Yang。2010年。基于便携式加速度计和肌电传感器的手语子词自动识别。载于多模态界面国际会议暨多模态交互机器学习研讨会（*ICMI-MLMI '10*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，1 7 10 1145 1891903 1891926 – 。https://doi.org/ 。 / 。R Jess McIntosh、Charlie McNeill、Mike Fraser、Frederic Kerber、Markus Löchtefeld 和 Antonio Krüger。2016年。EMPress：利用腕戴式肌电和压力传感进行实用的手势分类。载于*2016*年*CHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '16*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，2332–2342。https://doi.org/ 10 1145 2858036 2858093 . / 。R Tobias Mulling 和 Mithileysh Sathiyanarayanan。2015年。手势导航的特征：使用可穿戴设备（MYO）的案例研究。载于*2015*年英国人机交互大会论文集（*British HCI '15*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，283–284。https://doi.org/10. 1145/2783446.2783612[R30] Ganesh R. Naik、Dinesh Kant Kumar、Vijay Pal Singh 和 Marimuthu Palaniswami。2006年。使用肌电独立成分分析实现用于人机交互的手势。载于*HCSNet*人机交互中的视觉应用研讨会论文集——第*56*卷（*VisHCI '06*）。澳大利亚计算机协会有限公司，澳大利亚，67–72。

[R31] Prajwal Paudyal、Ayan Banerjee 和 Sandeep K.S. Gupta。2016年。SCEPTRE：一种普适、非侵入式且可编程的手势识别技术。载于第*21*届国际智能用户界面会议论文集（*IUI '16*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，282–293。https://doi.org/ 10 1145 2856767 2856794 . / 。R Carl Peter Robinson、Baihua Li、Qinggang Meng 和 Matthew Pain。2018年。表面肌电图在上肢截肢者模式分类中的有效性。载于*2018*年国际人工智能与模式识别会议论文集（*AIPR 2018*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，107–112。https://doi.org/10.1145/3268866. 3268889[R33] Carl Peter Robinson、Baihua Li、Qinggang Meng 和 Matthew T.G. Pain。2017年。使用肌电图时域特征对手部动作进行模式分类。载于第*4*届运动计算国际会议论文集（*MOCO '17*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，

1 6 10 1145 3077981 3078031 – 。https://doi.org/ 。 / 。R T Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris 和 Ravin Balakrishnan。2008年。展示利用前臂肌电图实现肌肉-计算机接口的可行性。载于*SIGCHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '08*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，

515 524 10 1145 1357054 1357138 – 。https://doi.org/ 。 / 。R T. Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris、Ravin Balakrishnan、Jim Turner 和 James A. Landay。2009年。通过肌肉-计算机接口实现随时可用的输入。载于第*22*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集（*UIST '09*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，167–176。https://doi.org/10.1145/1622176. 1622208[R36] T. Scott Saponas、Desney S. Tan、Dan Morris、Jim Turner 和 James A. Landay。2010年。让肌肉-计算机接口更加实用。载于*SIGCHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（*CHI '10*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，851–854。https: //doi.org/ 10 1145 1753326 1753451 . / 。R Rajneesh Sharma 和 Amit Kukker。2017年。基于神经强化学习的前臂肌电信号按键输入识别器。载于第*9*届国际信号处理系统会议论文集（*ICSPS 2017*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，225–229。https: //doi.org/ 10 1145 3163080 3163117 . / 。R Adrian Stoica、Federico Salvioli 和 Caitlin Flowers。2014年。使用手势远程控制四旋翼无人机编队。载于*2014*年*ACM/IEEE*国际人机交互会议论文集（*HRI '14*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，296–297。https://doi.org/10.1145/ 2559636.2559853[R39] Direk Sueaseenak、Thunchanok Uburi 和 Paphawarin Tirasuwannarat。2017年。用于手指动作分类的多通道表面肌电电极最佳布置。载于*2017*年第四届生物医学与生物信息学工程国际会议论文集（*ICBBE 2017*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，78–83。https://doi.org/10.1145/3168776. 3168802[R40] Stefano Tortora、Michele Moro 和 Emanuele Menegatti。2019 年。使用 Dual-Myo 实时控制人形机器人手臂以进行远程操作。载于第*14*届*ACM/IEEE*人机交互国际会议论文集（*HRI '19*）。IEEE出版社，韩国大邱，624–625。[R41] Hideaki Touyama、Koichi Hirota 和 Michitaka Hirose。2005年。在沉浸式虚拟环境中使用肌电图接口的原型应用。载于*2005*年国际增强远程存在会议论文集（*ICAT '05*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，271。https://doi.org/10.1145/1152399.1152461[R42] Ayumu Tsuboi、Mamoru Hirota、Junki Sato、Masayuki Yokoyama 和 Masao Yanagisawa。2017年。提出一种可穿戴控制器设备，并利用表面肌电图进行手指手势识别。载于*SIGGRAPH Asia 2017*海报（*SA '17*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，1–2。https://doi.org/ 10 1145 3145690 3145731 . / 。R Mindaugas Vasiljevas、Rutenis Turčinas 和 Robertas Damaševičius。2014年。基于肌电图的拼写器开发。载于第*15*届人机交互国际会议论文集（*Interacción '14*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，1–5。https://doi.org/10.1145/ 2662253.2662260[R44] A. Saleh Zadeh、A. P. Calitz 和 J. H. Greyling。2018年。评估一种基于生物传感器的接口，利用 Myo 臂环识别手部与手指手势。载于南非计算机科学家与信息技术专家学会年度会议论文集（*SAICSIT '18*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，229–238。https://doi.org/10.1145/3278681. 3278709[R45] Mingchuan Zhang、Zuhao Wang 和 Guannan Meng。2022。基于机器学习的多模态肌电信号智能感知识别。载于*2022*年第二届生物信息学与智能计算国际会议（*BIC 2022*）。计算机协会，纽约州纽约市，美国，389–396。https://doi.org/10.1145/3523286.3524576

[R46] Qiwu Zhang 和 Junru Zhu。2022年。肌电图与机器学习在人机界面中的应用。载于*2022* 年第二届生物信息学与智能计算国际会议（*BIC2022*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，465–469。https://doi.org/10.1145/3523286. 3524588[R47] Xu Zhang、Xiang Chen、Wen-hui Wang、Ji-hai Yang、Vuokko Lantz 和 Kong-qiao Wang。2009年。基于三维加速度计和肌电传感器的手势识别与虚拟游戏控制。载于第 *14* 届智能用户界面国际会议论文集（*IUI '09*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，401–406。https://doi.org/10.1145/1502650. 1502708