arXiv:2302.00495v1 [cs.RO] 1 Feb 2023

用于物理人机交互的上肢几何肌肉被动性图

Xingyuan Zhou*，*IEEE*学生会员，Peter Paik*，*IEEE*学生会员，S. FarokhAtashzar†，*IEEE*高级会员

摘要—人体上肢的内在生物力学特性在物理人机交互（pHRI）过程中吸收交互能量方面发挥着核心作用。我们近期基于非线性控制理论中的“被动性超额（EoP）”概念，证明了可以解码上肢和下肢的此类能量行为 [1], [2]。提取出的知识可用于设计控制器（例如 [2]–[5]），以优化人机交互和触觉系统中力场的透明度与保真度。本文首次研究了上肢被动性图的频率特性，其中肌肉共同激活通过视觉肌电反馈进行实时控制。本研究纳入了五名健康受试者（年龄： 27±5）。我们在两种刺激频率、八个交互方向以及两种受控肌肉共同激活水平下评估了能量行为。使用 Delsys Wireless Trigno 系统采集肌电图（EMG）。结果显示，肌电与 EoP 之间存在相关性，且该相关性会随频率升高而进一步变化。我们将所提出的能量行为称为几何肌肉无源性（GMP）图。研究结果表明，GMP 映射有望用于实时量化可吸收能量，进而评估 pHRI 期间上肢交互的被动性稳定裕度。

I. 引言

物理人机交互（pHRI）是触觉、远程机器人和康复机器人等多个机器人学领域的核心因素。在上述研究领域中，一个关键目标是优化人与机器人之间的交互，以（a）最大限度地保障安全，以及（b）管理人体生物力学与机器人力学之间的能量交换。在触觉和远程机器人领域，这一概念与系统的透明度和稳定性密切相关。远程机器人系统中的延迟、抖动和丢包 [6]–[8], 等非被动能量来源，以及通用 pHRI 系统中的传感器噪声或执行器故障 [9]，常常会对 pHRI 的稳定性构成挑战。在一些需要高力交互和能量增强的应用中，情况甚至更具挑战性。例如其中包括针对神经损伤患者（例如中风所致患者）的（远程）机器人康复和外骨骼；在这类应用中，机器人需要向高增益闭环系统注入辅助能量（从数学上看，该能量是非被动的），以提供所需的辅助/治疗 [5], [10]–[13]。

因此，无源性控制理论常用于检测和观察系统偏离无源性条件的情况，并据此调整控制参数（例如注入阻尼），以强制实现无源性，从而确保稳定性和安全性。然而，控制器中过度的能量耗散会牺牲系统性能（例如 pHRI 中的运动跟踪，或触觉远程机器人中的力透明度）。因此，任何能够同时实现更高稳定性和更少保守的能量调节的算法解决方案，都能显著促进此类技术的应用。

物理人机交互系统中最先进的稳定器之一是时域无源性方法（TDPA），它通过注入阻尼，使闭环系统观测到的能量水平保持为正，从而强制实现无源性并确保系统稳定[14]–[18]。TDPA 已广泛应用于触觉和网络机器人系统。在网络机器人（例如远程机器人和远程触觉）的背景下，TDPA 能够确保系统在存在时变延迟和未知动力学的情况下仍保持稳定，但代价是无法达到理想性能。然而，在为物理人机交互设计此类控制器时，一个常被忽视的参数是交互过程中人体生物力学的能量吸收能力。我们最近表明，即使采用该特性的保守下限，相较于最先进的控制器，也能显著提升系统性能（请参见 [1]–[5]）。

然而，由于以下原因，要量化这一特性并非易事：(a) 人体生物力学的非线性；(b) 此类行为取决于各种交互参数。借助源自非线性控制理论的被动性超额（EoP）这一概念，可以量化上肢和下肢的这类非线性能量行为 [1]–[5]。

本文拓展了我们对人体生物力学（上肢）能量行为的认识。我们首次评估了以下因素对人体

Xingyuan Zhou 和 Peter Paik 任职于纽约大学（NYU）电气与计算机工程系，地址为美国纽约州纽约市，邮编 11201。Atashzar 任职于纽约大学电气与计算机工程系、机械与航空航天工程系及生物医学工程系。Atashzar 还隶属于纽约大学无线中心和纽约大学城市科学与进步中心。
本研究得到美国国家科学基金会项目资助，资助编号为 #2121391 和 #2208189；同时还部分得到纽约大学阿布扎比分校人工智能与机器人中心（CAIR）项目资助，资助编号为 #CG010。

* Xingyuan Zhou 和 Peter Paik 对本研究的贡献相同，并列第一作者。

† 通讯作者：Atashzar（f.atashzar@nyu.edu）。

生物力学能量吸收能力的综合影响：(a) 频率、(b) 几何方向，以及 (c) 肌电测得的肌肉激活。本文的研究成果是一种频率感知能量图，可用于实时估计当前的 EoP，称为几何肌肉无源性（GMP）图。该图基于一项针对五名健康受试者、在八个不同几何方向上开展的实验生成。结果表明，能量能力随肌电图（EMG）测得的肌肉激活增强而提高（即肌肉无源性）。这一关系在交互频率降低时会变得更强，在 GMP 映射的所有方向上均可观察到这一现象。该图可用于先进控制器的设计，以优化能量流，并利用系统中现有的生物力学能量罐，尽量减少能量耗散的注入。本文其余部分安排如下：第二节介绍本文采用的数学背景和实验方法；第三节呈现估计所得 GMP 映射的结果并进行讨论；第四节总结全文。

II. 预备知识

利用弱无源性理论，我们可以根据无源性定义 [19]–[22] 来定义系统的稳定性条件。

定义 ***1***（系统）：若系统 $S(t)$ 的输入为 $U(t)$、输出为 $Y(t)$，初始能量为 $E(0)$，则当且仅当满足以下条件时，该系统是无源的：

$$E_S(t) + E(0) \geq 0, \forall t > 0, \tag{1}$$

其中，$E_S(t)$ 是系统的能量，其定义如下：

$$E_S(t) = \int_0^t U(t)^T Y(t) dt. \tag{2}$$

定义 ***2***（互联系统）：假设系统由“N”个任意子系统“S_i”互联而成；若满足以下条件，则整个互联系统是无源的：

$$E_{Tot}(t) + E(0) \geq 0, \forall t > 0, \tag{3}$$

其中，互联系统的总能量 E_{Tot} 定义为 $E_{Tot}(t) = E_1(t) + E_2(t) + E_3(t)...E_N(t)$，而 $E_i(t)$ 是 i^{th} 子系统。在本文及物理人机交互的语境下，互联系统由人体生物力学（作为一个子系统）和机器人（生成交互力场，作为另一个子系统）组成。

需要指出的是，在实践和文献中，通常假设用户肢体具有被动性，这是由其内在机械特性决定的 [23]–[26]。因此，互联系统的稳定性取决于人体生物力学中存在的无源性程度，以及机器人系统从其力场中产生的非无源性程度。

定义 ***3***（输出严格无源系统）：若一个系统的输入为 $U(t)$、输出为 $Y(t)$，且初始能量为 $E(0)$，并满足以下条件，则该系统被视为输出严格无源（OSP）：

$$\int_0^t U(t)^T Y(t) dt + E(0) \geq \xi \int_0^t Y(t)^T Y(t) dt \tag{4}$$

其输出无源性系数为 $\xi \geq 0$。研究表明，严格无源系统也是渐近稳定的，而 OSP 系统是 L2稳定的，且其有限 L2增益为 $1/\xi$。还应指出，根据式 (4) 给出的定义，若 $\xi < 0$，则该系统为输出非无源（ONP），其无源性不足（SoP）系数为 ξ。

在物理人机交互（pHRI）的背景下，依据上述非线性控制理论中的定义，人体生物力学的 EoP 描述了人体肢体吸收交互能量的能力，同时放宽了生物力学线性假设。EoP 越高，互联系统的被动性裕度越大。基于上述定义，我们已证明，对于 pHRI，如果用户上肢生物力学的 EoP 大于机器人注入互联系统的力场的被动性源（SoP），则整个 pHRI 系统将保持 L2稳定 [10]。因此，实时估计人体的 EoP 至关重要，可供稳定器（如 [2]–[5]）使用，以实现闭环被动性观测和最小化稳定（即在保证稳定性的同时尽量减少保守性）。然而，计算生物力学 EoP 需要通过离线扰动研究来解析这一非线性特征。因此，学习交互的预测因素至关重要，这些因素可用于实时估计当前 EoP。本文研究 EoP 与以下因素之间的相关性：(a) 肌肉共同激活，(b) 交互频率，以及 (c) 任务执行的几何方向。

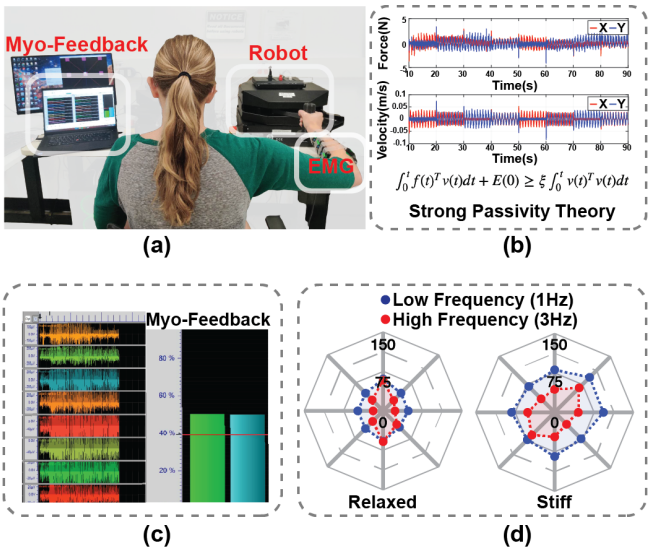

图 1. (a) 实验装置。(b) 反作用力和速度曲线示例。(c) 实时肌电记录和视觉肌电反馈。(d) 得到的 GMP 映射。

III. 方法

A. 实验装置

我们开展了一项离线辨识实验研究，以识别物理人机交互期间的人体生物力学 EoP。实验装置如图 1 所示。实验中，受试者被要求握住机器人手柄，并让机器人在两个不同的扰动频率下，沿八个方向、按照不同的设计条件对其肢体施加扰动。扰动期间，我们采集所有所需的力、运动和肌肉激活数据，以便 (a) 计算生物力学 EoP，并 (b) 探究交互因素（肌电、交互频率、几何方向）与计算所得 EoP 之间的相关性。

为实现这一目标，我们为每位受试者设计并采用了一套标准协议和实验装置（见图 2）。实验装置包括：(a) 用于施加扰动并采集运动和力数据的机器人系统；(b) 用于采集肌肉激活数据的肌电系统；(c) 用于在数据采集期间向用户提供感官反馈、使其了解肌肉共同激活情况的视觉肌电反馈；以及 (d) 用于控制用户姿势的高度可调桌。

用于施加扰动的机器人是 Quanser 二自由度康复机器人（Quanser，安大略省万锦，加拿大），能够在 X-Y 方向扰动用户的生物力学状态，同时测量受试者相应的运动和力反作用。用于采集肌电信号的系统是一套 16 通道无线双极 Delsys Trigno 系统（Delsys，美国马萨诸塞州纳蒂克）。肌电电极贴附在用户的优势前臂上，实时测量肌肉活动。双极肌电电极以 2148 Hz 的频率测量原始肌电数据。每块肌肉沿其长度放置四个电极，涉及的肌肉包括：指伸肌、桡侧腕伸肌、掌长肌和尺侧腕屈肌。肌电数据为用户提供视觉肌电反馈，使其能够按照协议规定执行任务，并考虑两个等级的肌肉共同激活（将在后文解释）。

在本实验中，还使用了一张高度可调桌来控制机器人与地面的距离，从而在估算 EoP 的同时，使所有用户都能保持相同的规定姿势。实验开始前，测量两个电极所对应肌肉的最大自主收缩（MVC）。其中一个电极置于掌长肌，另一个置于指伸肌。这两块肌肉之所以被选中，是因为它们对前臂共同激活较为敏感，尤其是在物理人机交互（pHRI）中。实验期间，受试者会获得视觉反馈，包括：（a）显示末端执行器位置的图形用户界面，以及（b）以两个条形图显示最大自主收缩百分比（% MVC）的肌电反馈。

实验过程中，要求受试者调整椅子的位置，使其在手臂到达中心位置时，上臂与前臂相互垂直，如图形用户界面所示。在整个实验过程中，要求受试者握住手柄，尽量避免主动移动手柄，同时让机器人扰动其手部。

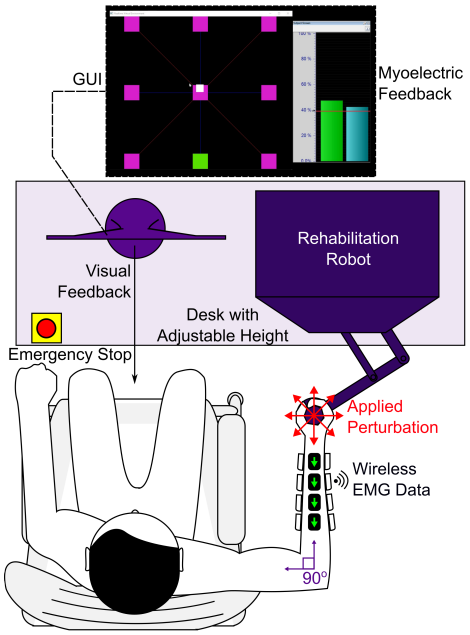

图 2. 实验装置，展示了受试者的姿势、康复机器人、图形用户界面、肌电条形反馈和 Delsys 无线系统。

B. 实验流程

实验分为两个阶段：（1）估算最大自主收缩；（2）开展四项随机排序的实验（由两个共同激活水平与两个扰动频率水平组合而成）。第一阶段，受试者被要求尽可能用力握住手柄三秒钟，然后休息，再重复一次。此阶段结束后，将生成以 %MVC 表示的视觉肌电反馈；该数值为肌电图记录的均方根值（RMS value）除以相应记录的 MVC 值进行归一化后的结果。第二阶段按随机顺序进行四项测试：低频放松（LR）、低频僵硬（LS）、高频放松（HR）和高频僵硬（HS）。在低频条件下，沿八个基准方向施加 1 Hz 正弦扰动；在高频条件下，则施加 3 Hz 正弦扰动。每个方向的扰动持续 10 秒。在放松条件下，要求受试者以尽可能低的肌肉激活程度握住手柄。在僵硬条件下，要求受试者根据视觉肌电反馈提供的参考值，将肌肉激活维持在 40% MVC。

C. 参与者

五名健康受试者（四男一女， 27 ± 5岁）参与了本研究。纽约大学的机构审查委员会批准了本研究，受试者阅读研究说明后提供了书面知情同意。受试者均否认有神经系统或肌肉骨骼损伤史。人口统计信息见表 I。

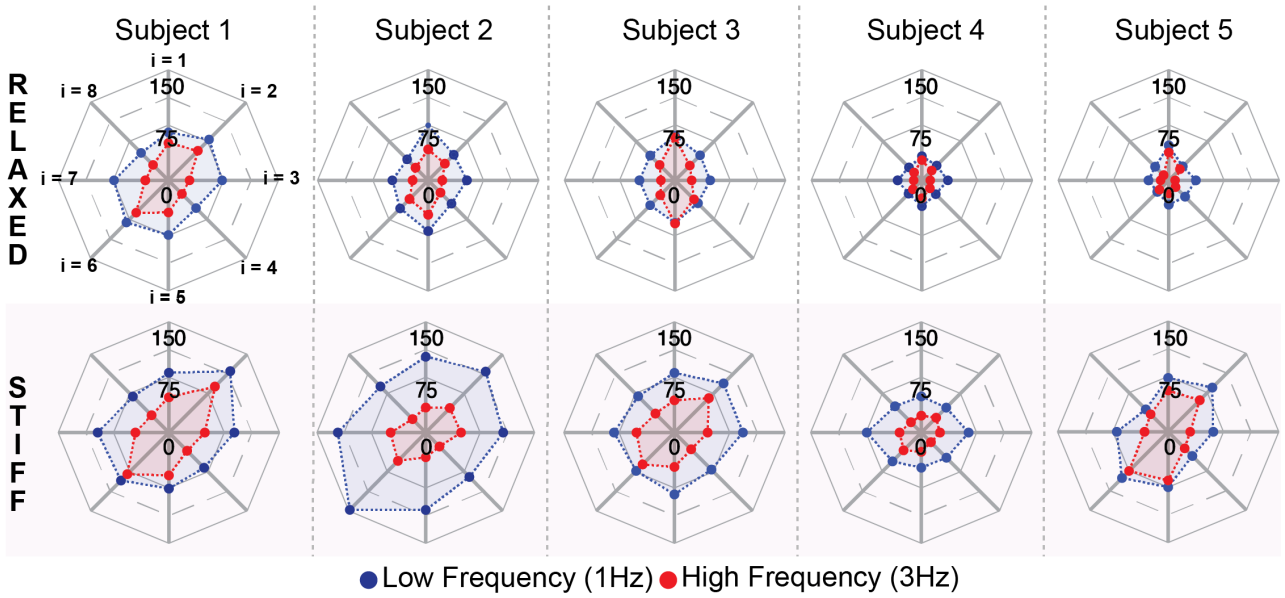

图 3. 所有受试者在放松握持（上）和紧握（下）时生成的 GMP 图。

表 I
人口统计数据

受试者	身高（米）	体重（千克）	Age	Sex
1	1.87	77	32	M
2	1.62	58	24	M
3	1.77	64	24	M
4	1.70	57	24	F
5	1.80	75	23	M

D. 数据分析与 *EoP* 计算

利用手部动力学的 OSP 模型 (5)，可以计算受试者肢体在给定方向‘i’、肌肉激活水平‘m’和交互频率‘ω’下的 EoP：

$$\xi_{i,m,\omega} = \frac{\int_{T_s}^{T_e} f_{i,m,\omega}(t)^T v_{i,m,\omega}(t) dt}{\int_{T_s}^{T_e} v_{i,m,\omega}(t)^T v_{i,m,\omega}(t) dt} \tag{5}$$

在（5）中，$\xi_{i,\ m,\ \omega}$ 表示在条件集“i，m，ω”下计算得出的 EoP，$f_{i,\ m,\ \omega}$ 表示测得的反作用力，而 $v_{i,\ m,\ \omega}$ 表示手部速度，T_s 和 T_e 分别表示相应 10 秒扰动中最后一个 5 秒时间窗的起止时间。选择最后 5 秒时间窗是为了避免切换扰动方向所造成的伪影。对于每项测试（LR、LS、HR 和 HS），还沿各个方向计算相同对应时间范围内的平均 %MVC，该时间范围与计算 EoP 所用的时间范围一致。针对每位受试者生成相应的 GMP 图，以展示交互因素对 EoP 的影响。图 4 绘制了各项测试（LR、LS、HR 和 HS）的所有 EoP 箱线图，并将在第四节中讨论。此外，EoP 与 %MVC 的整体关系如图 5 所示，并将在第四节后文中讨论。

IV. 结果

图 3 展示了每位受试者在四种测试设置（LR、LS、HR 和 HS）下对应的几何肌肉被动性图。每张雷达图中的蓝点表示针对低频扰动所识别出的生物力学 EoP，红点则表示针对高频扰动所识别出的 EoP。上排显示放松状态下的 GMP 映射，此时 %MVC 较低；下排显示僵硬状态下的 GMP 映射，此时通过视觉肌电反馈控制肌肉激活水平，使其维持在 40% MVC。如图所示，在低频扰动下识别出的 EoP 值显著高于在高频扰动下识别出的 EoP 值。所有受试者在两种肌肉激活水平下的各个扰动方向上均观察到了这一现象。此外，当受试者的肌肉激活水平提高（从放松状态转为僵硬状态）时，几乎所有方向上的 EoP 都显著增加，有些甚至达到放松状态下 EoP 值的两倍。该现象表明，人体肢体的内在生物力学特性是一个依赖多种变量的因素，不仅取决于肌肉激活水平，还取决于交互频率和交互的方向几何特性。

图 4(a) 展示了五名受试者在放松和僵硬状态下的 GMP 中位数图。如图所示，GMP 中位数图与上述观测结果一致（即低频轮廓大于高频轮廓，且高肌肉激活状态下的 GMP 映射大于放松状态下的 GMP 映射）。为了评估观测到的行为是否具有统计显著性

，还对 GMP 中位数图进行了统计分析，如图 4(b) 所示。图 4(b) 及本文其余部分均以颜色区分检验结果。其中，低强度红色表示 HR，低强度蓝色表示 LR，高强度红色表示 HS，高强度蓝色表示 LS。由于各组数据均不服从正态分布，因此使用 Wilcoxon 符号秩检验[27] 计算显著性。正态性采用 Kolmogorov-Smirnov 正态性检验 [28]进行检验。p 值‘p’的显著性阈值设为 0.05。本文中，$p < 0.05$ 的统计显著性以‘*’表示； $p < 0.001$ 的统计显著性则以‘**’表示。

图 4(b) 展示了所有受试者在四种测试设置（LR、LS、HR 和 HS）下 EoP 值的箱线图分布。图 4(b) 中的每个箱线图包含 40 个 EoP 值，分别对应五名受试者和八个方向。本文特别研究了高频组与低频组之间，以及高肌肉共同激活组与低肌肉共同激活组之间的统计差异。如图所示，低频扰动下的 EoP 在统计上大于高频扰动下的 EoP。同样，高肌肉激活下的 EoP 在统计上大于低肌肉激活下的 EoP。

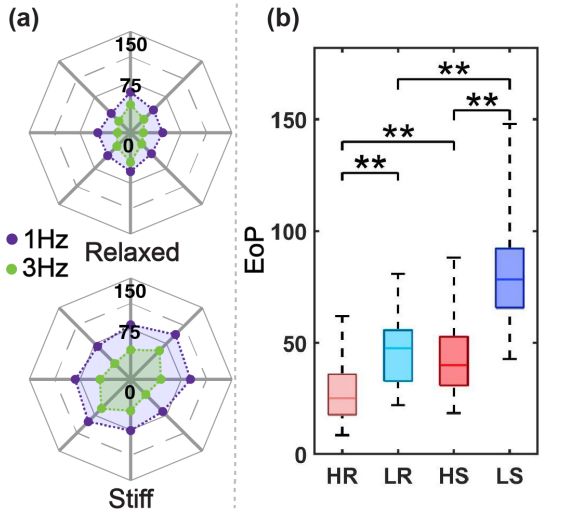

图 4. (a) 所有五名受试者在放松状态下的肌肉共同激活和肌肉僵硬共同激活条件下的 GMP 中位数图。(b) 四种测试（HR、LR、HS 和 LS）下 EoP 值的箱线图分布。

如前所述，我们假设 EoP 与 %MVC 之间的关系会受到交互频率变化的调节。因此，图 5(a) 展示了一名受试者在四项测试中 EoP 与 %MVC 的散点图（作为示例）。此外，图 5(b) 展示了五名受试者在低频与高频交互条件下 $\Delta EoP/\Delta\%MVC$ 的箱线图分布。具体而言，为评估 EoP 的变化与 %MVC 变化之间的关系，可以对 EoP 与 %MVC 的所有观测值采用一阶最小二乘法，为每名受试者计算一条趋势线。趋势线是代表变化情况的最佳拟合线。

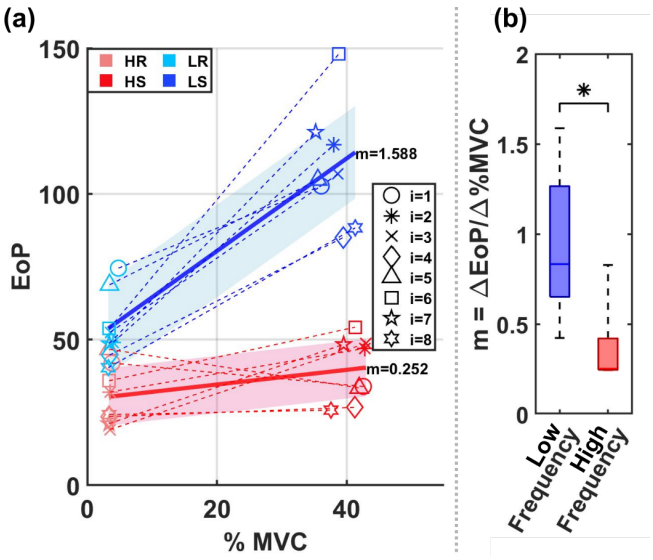

图 5. (a) 散点图显示一名受试者在四种测试中各方向的 EoP 与 %MVC 的关系。八个标记用于定义八个交互方向。图中显示了 HR-HS 组和 LR-LS 组的趋势线及其斜率。(b) 所有五名受试者的低频和高频趋势线斜率的箱线图分布。

图 5(a) 展示了一名受试者的趋势线，其中蓝色实线表示 LS-LR 测试的趋势线，红色实线表示 HS-HR 测试的趋势线。所有受试者的趋势线斜率（计算为 $\Delta EoP/\Delta\%MVC$）分别形成低频和高频两种分布。

如图 5(a) 所示，高频趋势线（即 HR-HS）以红色表示，标准差则以红色阴影区域表示。同样，低频趋势线（LR-LS）以蓝色表示，标准差则以蓝色阴影区域表示。可以看出，低频趋势线的斜率远大于高频趋势线的斜率。这表明，在低频交互过程中，%MVC 的变化会显著影响 EoP 的变化。换言之，在低频交互过程中，肌肉激活水平是决定最终生物力学能量吸收能力的关键因素之一。这一观察结果凸显了频率与肌肉共同激活的叠加效应。为对这一现象进行统计评估，我们针对全部五名受试者绘制了趋势线斜率的箱线图，如图 5(b) 所示。与图 4(b) 类似，由于分布不符合正态性，因此采用 Wilcoxon 符号秩检验来衡量低频与高频斜率之间的显著性。结果表明，在全部五名受试者中，低频交互过程中的斜率“$\Delta EoP/\Delta\%MVC$”在统计学上显著大于高频交互过程中的斜率。根据这一观察结果，物理人机交互（pHRI）过程中的交互频率发挥着调节作用，影响肌肉激活对 EoP 的作用。具体而言，在低频交互过程中，肌肉激活会显著影响最终的 EoP。然而，这种影响

在高频交互过程中则没有那么显著。

上述结果表明，可以基于三个综合因素（即肌电共同激活、交互频率和任务几何方向）估算人体生物力学的 EoP。估算 EoP 将使稳定器能够计算闭环系统的被动性裕度。利用这一估算可以降低控制的保守性，最大限度地减少对人工耗散的需求，并最大限度地提高力反射的保真度，从而优化物理人机交互中人体生物力学与机器人力学之间的能量流动。所有纳入研究的参与者所得结果高度一致。不过，本研究受参与者人数有限的制约，这也是未来工作的核心方向。

V. 结论

本文提出了基于频率的几何肌肉被动性映射。该映射除了考虑操作几何方向和肌肉活动水平外，还将交互频率纳入考量，以估算人体生物力学吸收交互能量时的能量电容。该设计放宽了关于人体生物力学线性的经典假设，可用于制定物理人机交互的自适应控制方案，在保持高性能（例如触觉和遥操作机器人系统中的运动跟踪或力反射）的同时，最大限度地提高被动性裕度。本研究共有五名健康受试者参与。结果表明，交互频率是影响生物力学 EoP 的调节因素，这一结论基于两项重要观测。首先，即使肌肉活动和扰动方向受到控制，交互频率仍会影响最终的生物力学能量吸收能力。其次，交互频率水平会调节肌肉活动对最终生物力学能量吸收能力的影响程度。具体而言，与高频交互相比，在低频交互期间，肌肉活动对 EoP 的影响显著更大。研究结果采用 Wilcoxon 符号秩检验进行统计评估。所提出的 GMP 映射适用于广泛的物理人机交互系统，例如触觉系统、远程机器人系统、康复机器人和外骨骼，尤其适用于需要高保真度力反馈的场景。未来的研究将：（a）增加招募的受试者人数；（b）设计并实现一类新型稳定器，依据 GMP 映射的实时观测值优化交互。

参考文献

[1] S. F. Atashzar 等，“一种基于无源性的方法，用于在支持触觉的康复系统中实现稳定的患者–机器人交互：调制时域无源性控制”，*IEEE*控制系统技术汇刊，第25卷，第3期，第991–1006页，2016年。[2] S. F. Atashzar 等，“面向物理人机交互的人体髋关节能量无源性解码”，*IEEE*机器人与自动化快报，第5卷，第4期，第5953–5960页，2020年。[3] S. F. Atashzar 等，“面向支持触觉的人机交互的基于抓握的无源性特征：在设计新型机器人康复安全机制中的应用”，《国际机器人研究杂志》，第36卷，第5–7期，第778–799页，2017年。

[4] P. Paik 等，“面向物理人机（遥）交互的基于功率的速度域变结构无源性特征控制”，IEEE机器人学汇刊，第1–13页，2022年。[5] S. Thudi 和 S. F. Atashzar，“面向物理人机（遥）交互的离散窗口能量变结构无源性特征控制”，IEEE机器人与自动化快报，第6卷，第2期，第3647–3654页，2021年。[6] K. Hashtrudi-Zaad 和 S. E. Salcudean，“时延系统中的透明度及局部力反馈对透明遥操作的影响”，IEEE机器人学汇刊，第18卷，第1期，第108–114页，2002年。[7] V. Chawda 和 M. K. O’Malley，“时变通信时延下双边遥操作的位置同步”，IEEE/ASME机电一体化汇刊，第20卷，第1期，第245–253页，2014年。[8] G. Niemeyer 和 J.-J. E. Slotine，“时延条件下的遥操作”，《国际机器人研究杂志》，第23卷，第9期，第873–890页，2004年。[9] S. Mehrdad 等，“先进医疗遥控机器人综述”，《应用科学》，第11卷，第1期，第209页，2020年12月。 [在线]。获取地址：https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03102790

[10] S. F. Atashzar 等，“一种针对非无源双边遥控机器人康复的小增益方法：稳定性分析与控制器综合”，IEEE机器人学汇刊，第33卷，第1期，第49–66页，2017年。[11] E. De Vlugt 等，“卒中患者神经机械参数与阿什沃思评分之间的关系”，《神经工程与康复杂志》，第7卷，第1期，第1–16页，2010年。[12] V. Dietz 和 T. Sinkjaer，“痉挛性运动障碍：反射功能受损及肌肉力学改变”，《柳叶刀·神经病学》，第6卷，第8期，第725–733页，2007年。[13] A. Thibaut 等，“卒中后痉挛：生理学、评估与治疗”，《脑损伤》，第27卷，第10期，第1093–1105页，2013年。[14] J.-H. Ryu 等，“采用参考能量跟踪的时域无源性控制”，IEEE控制系统技术汇刊，第13卷，第5期，第737–742页，2005年。[15] B. Hannaford 和 J.-H. Ryu，“触觉接口的时域无源性控制”，IEEE机器人学汇刊，第18卷，第1期，第1–10页，2002年。[16] J.-H. Ryu 等，“针对具有时变通信时延的遥操作器的无源双边控制方案”，《机电一体化》，第20卷，第7期，第812–823页，2010年。[17] V. Chawda 和 M. K. O’Malley，“时变通信时延下双边遥操作的位置同步”，IEEE/ASME机电一体化汇刊，第20卷，第1期，第245–253页，2015年。[18] J.-H. Ryu 等，“采用时域无源性控制的稳定遥操作”，IEEE机器人学汇刊，第20卷，第2期，第365–373页，2004年。[19] M. Vidyasagar，“非线性系统分析”，美国宾夕法尼亚州费城：SIAM，第42卷，第1期，第1–10页，2002年。[20] P. M. D.J. Hill，“非线性反馈系统的稳定性结果”，《自动化》，第13卷，第4期，第377–382页，1977年。[21] D. M. Jazayeri A 和 T. M，“严格无源及非无源操作者条件下遥操作系统的稳定性分析”，世界触觉大会，第13卷，第14–18期，第695–700页，2013年。[22] K. HK 和 G. J，“非线性系统”，第3卷。[23] T. Tsuji 等，“保持姿势时的人手阻抗特性”，Biol Cybern.，第72卷，第6期，第475–485页，1995年。[24] L. Masia 和 V. Squeri，“一种用于人机交互中手臂刚度估计的模块化机电一体化装置”，IEEE/ASME机电一体化汇刊，第20卷，第5期，第2053–2066页，2015年。[25] M. Dyck 和 M. Tavakoli，“无需力传感器测量人体手臂的动态阻抗”，载于2013年IEEE第13届康复机器人国际会议（ICORR），2013年，第1–8页。[26] P. H. McCrea 等，“高张力肘关节的线性弹簧阻尼器模型：可靠性与效度”，《神经科学方法杂志》，第128卷，第1期，第121–128页，2003年。[27] R. F. Woolson，“威尔科克森符号秩检验”，《威利临床试验百科全书》，第1–3页，2007年。[28] H. W. Lilliefors，“关于均值和方差未知时的柯尔莫哥洛夫–斯米尔诺夫正态性检验”，《美国统计学会杂志》，第62卷，第318期，第399–402页，1967年。