重量训练相关表面肌电信号的 LGM 模型分析

Durgesh Kusuru，*IEEE* 学生会员，Anish C. Turlapaty*IEEE* 会员 和 Mainak Thakur*IEEE* 会员

arXiv:2301.05417v1 [eess.SP] 13 Jan 2023

摘要——**表面肌电图（sEMG）信号的统计模型有多种应用，例如更深入地理解表面肌电信号生成、改进基于模式识别的可穿戴外骨骼和假肢控制、优化体育活动中的训练策略，以及开展肌电信号仿真研究。现有研究大多分析了等长收缩期间采集的表面肌电信号统计模型。然而，目前尚无研究探讨等张收缩下的统计模型。本研究开发了一个新数据集——人类活动肌电分析数据库2 （EMAHA-DB2）。该数据集包含两个实验，分别基于重量训练中的等长和等张活动。此前，研究人员针对由基本动作和手势组成的若干基准数据集，提出了一种新颖的拉普拉斯-高斯混合（LGM）模型。本研究将模型适用性分析扩展至 EMAHA-DB2 数据集。此外，研究还将 LGM模型与三种现有统计模型进行比较，其中包括最新的尺度混合模型。定性和定量分析结果表明，与尺度混合模型及其他标准模型相比，LGM模型对记录的表面肌电信号经验概率密度函数拟合得更好。研究分析了信号拉普拉斯分量的方差和混合权重与肌肉类型、肌肉收缩类型、哑铃重量及受试者训练经验之间的关系。表面肌电信号方差（拉普拉斯分量）随重量增加而增大，在等张活动中更高，尤其是肱二头肌。对于等张活动，信号方差随训练经验增加。值得注意的是，两个肌肉部位的方差比几乎不受举起重量影响，并且会随训练经验增加而持续增大。**

索引词—**表面肌电图（sEMG）、统计模型、拉普拉斯-高斯混合（LGM）模型、EMAHA-DB2、尺度混合模型、等张、等长和肌肉收缩力量。**

I. 引言

A. 背景

表面肌电图（sEMG）信号力量的统计建模是一项重要课题，可应用于基于肌电信号的动作分类 [1]–[3],、理解肌电信号生成、肌电信号仿真、临床解读、生物力学，以及运动科学中的可视化。有关肌电信号建模的详细研究动机，请参阅 [4]及其中的参考文献。

已有多项研究对不同条件下来自手臂各肌肉的肌电信号进行建模。根据以下研究， [5]–[11],在恒定力、恒定角度和非疲劳收缩条件下，从前臂、肱二头肌和肱三头肌等肌肉部位记录的表面肌电信号，在低收缩水平和高收缩水平下分别符合拉普拉斯模型和高斯模型。然而，根据另外几项研究， [12], [13] ，肌电信号在较高收缩水平下符合拉普拉斯模型。在我们此前的工作中， [4] 和 [14], 我们提出了一种用于上肢表面肌电信号的拉普拉斯-高斯混合模型（ LGM）。该模型将高斯分量和非高斯分量合并为一个模型。我们使用标准高斯模型和拉普拉斯模型对该模型进行了验证。结果表明，LGM模型优于单独使用的高斯模型和拉普拉斯模型。本文分析了LGM模型是否适用于在不同负载条件下进行运动活动时采集的手臂肌肉表面肌电信号。

B. 问题陈述

根据现有文献，sEMG 信号强度取决于肌肉类型和肌肉收缩力。此外，它还受到其他若干因素的影响，例如电极移位、肢体位置、动态手臂运动、不确定的力量扰动、肌肉疲劳、受试者间变异、种族[15]–[17], 营养和测量介质 [16]–[20]。本文旨在确定一种适用于不同运动活动期间手臂肌肉表面肌电信号强度的模型。以往研究考察了等长活动[9], [10], [21]下肌电信号的统计特性。然而，目前尚无研究探讨等张收缩下表面肌电信号的统计模型。因此，本文将研究等长和等张收缩的统计模型及其特性。

重量训练有助于提升肌肉力量和整体健康，并帮助卒中相关事件后接受康复治疗的人恢复肢体功能。重量训练过程中采集的肌电信号可用于肌肉募集分析。例如，在特定动作中，它可以确定参与募集的肌肉及其募集顺序 [22]。本研究针对一组印度人群受试者，采集他们进行等长收缩和等张收缩重量训练活动时的表面肌电信号。这些活动涉及多块肌肉，包括腕部、前臂、肱二头肌和肱三头肌的肌肉。本研究重点关注肱二头肌和前臂肌肉，具体考察肱二头肌（BB）和尺侧腕屈肌（FCU）。

作者供职于印度信息技术学院 SriCity 生物信号分析组，地址为印度安得拉邦奇图尔市，邮编517646。（电子邮件：durgesh.k@iiits.in、anish.turlapaty@iiits.in 和 mainak.thakur@iiits.in

研究旨在了解统计特性随举起重量和不同测量条件变化的情况。

C. 研究贡献

本研究的主要贡献如下

- 采集了一个新的表面肌电数据集，数据来自印度人群中的受试者在体重训练活动期间进行的等长和等张收缩，涵盖多种负荷条件。
- 分析了LGM模型对所采集表面肌电信号的适用性。
- 通过与最先进的方法 [10] 及经典模型进行比较，对LGM模型进行了验证。
- 分析负荷对表面肌电信号模型的影响。具体而言，分析其对模型性质、组成以及具体模型参数的影响。
- 最后，分析模型统计量相对于其他测量参数的变化，例如肌肉类型、受试者的力量训练经验以及活动类型。

本文其余部分安排如下：第 II 节介绍拉普拉斯-高斯混合（LGM）模型的结构。第 III 节说明用于模型验证的实验设置，随后第 IV 节介绍这些实验，第 V 节进行讨论。最后，第 VI 节总结本研究。

II. 材料与方法

A. 表面肌电信号的 *LGM* 模型

图 1 展示了表面肌电信号 LGM 模型的图形表示。设 $Z(n)$ 为随机变量，用于表示肌电信号的 z 值。LGM 模型可写为：

$$\Phi(z;\Theta) = \lambda_1\phi_1(z;\theta_1) + \lambda_2\phi_2(z;\theta_2) \quad (1)$$

每个分量的强度由其相应的权重系数（λ_1, λ_2）决定。 $\phi_1(x;\theta_1)$ 和 $\phi_2(x;\theta_2)$ 分别是拉普拉斯密度和高斯密度。 $\theta_1 = (\mu_1, \sigma_1)$ 和 $\theta_2 = (\mu_2, \sigma_2^2)$ 是拉普拉斯密度和高斯密度的参数。在该模型中， λ_1 和 λ_2 被解释为隐变量。向量 $\Theta = [\lambda_1, \lambda_2, \theta_1, \theta_2]$是需要估计的未知参数。在我们先前的工作 [4], [14], 中，使用期望最大化算法推导出了向量 θ 的估计值，并在此处加以实现。

B. 数据采集

在本研究中，我们开发了一个表面肌电数据集，称为人类手臂活动肌电分析数据库 2（EMAHA-DB2）。我们自愿招募了九名年龄在$18-21$ 岁之间的健康参与者。根据力量训练经验，受试者分为三个等级：a）初学者——此前没有力量训练经验；b）中级——接受过数周训练；

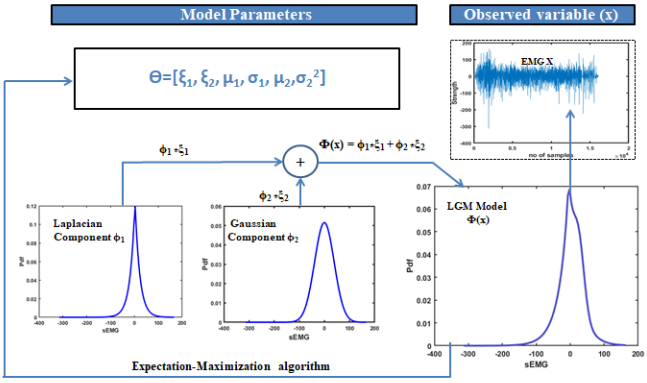


图 1：LGM模型的图形表示：在该模型中，表面肌电信号 $Z(n)$ 是 LGM 随机信号。模型参数通过 EM 算法进行估计。

c）受训者——至少接受过一年的训练。在数据采集当天之前的一个月内，参与者均未患有任何肌肉疾病。参与实验前，研究人员向受试者说明了研究目的，并取得了知情同意。数据采集程序经印度信息技术学院斯里城分校机构伦理委员会批准（编号：IIITS/EC/2022/01）。数据采集前，使用酒精湿巾清洁目标肌肉部位的皮肤，以降低阻抗。在 EMAHA-DB2 中，使用 Noraxon 的 Ultium传感器采集表面肌电信号。如图 2(a) 所示，Ultium传感器放置在两个肌肉部位：1）肱二头肌（BB），代表上臂活动；2）尺侧腕屈肌（FCU），代表前臂肌肉活动。传感器的信号采集特性如下：16 位模数转换；采样率：2000 个样本/秒；截止频率：20–450 Hz。活动中使用的重量包括 $0kg$、$1kg$、$2.5kg$、$5kg$、$6kg$、$9kg$和 $10kg$。活动过程中，受试者保持站立，并将重量放在高度适宜的桌面上。每项活动分为三个阶段：1）休息（10秒）、2）动作（5秒）和 3）放下（3秒），总时长为 18 秒。每项活动重复九次。为避免肌肉疲劳，受试者在不同活动之间休息两分钟。实验的更多详情如下。数据集概要见表 I。

1) 实验-*1*：如图 2(b) 所示，在第一个实验中，要求受试者使用上述七种重量，用右臂进行二头肌弯举。请注意，二头肌弯举对应等张肌肉收缩[23]。

2）实验-*2*：在本实验中，如图 2(c) 所示，要求受试者用右手以相对于上臂 $90°$ 的姿势握住哑铃，即在横断面内握住哑铃，使其轴线平行于额状轴。实验中采用与实验 1 相同的一组重量变化。请注意，握住重量时，手臂肌肉屈曲对应等长收缩 [24]。



(a) (b) (c)

图 2：（a）电极在 进行哑铃相关活动时，肱二头肌和尺侧腕屈肌上的位置。（b）等张活动：进行肱二头肌弯举（c） 等长活动：将哑铃保持在屈曲 90 ° 处。

原始表面肌电数据由静息数据和活动数据互斥组合而成。在分析数据之前，先对动作部分进行分段。分段通过直接检查原始信号并找出动作的起始点和结束点来手动完成。图 3 展示了原始表面肌电信号（蓝色）及其分段后的动作部分示例。动作部分的起始和结束时间以垂直线（紫色）标出。对分段后的动作部分进行统计分析。参与者的人体测量学信息见表 II。

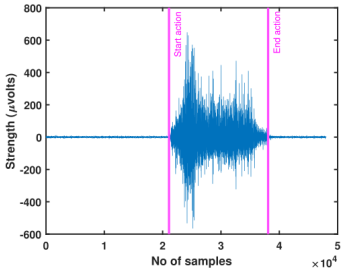


图 3：一段包含活动成分分段的原始表面肌电信号示例

表 I：EMAHA-DB2 数据集的特征

活动名称	哑铃肱二头肌弯举（等张）/屈曲 90 ° 时的哑铃保持（等长）					
体重（千克）	无负重	1kg	2.5千克	5千克	6千克	9kg	10kg
肌肉	肱二头肌和尺侧腕屈肌					
受试者	9					
休息时长	10s					
活动时长	8s					
重复次数	09					
表面肌电传感器	Noraxon					
电极	银（Ag）/氯化银（AgCl）					
采样频率（Hz）	2000					
通道数	2					

表 II：参与者详情

受试者	肱二头肌周长（英寸）	前臂周长（英寸）	经验	体重（kg）	身高（cm）
1	10.5	10	No	58	175
2	11.5	10.5	No	75	183
3	13	10.5	No	70	173.7
4.	12.8	10.5	1个月	81	182
5	11	9.8	1个月	57	174
6	12	10	2个月	75	182
7	13.8	11.9	1年	65	173
8	14.3	12	2年	77	176
9	13.8	12.2	1年	79	182.8

III. 结果

A. 性能比较

为验证 LGM 模型的适用性，我们将所提出模型对表面肌电数据的拟合效果与以下模型进行比较评估。

- LGM模型（所提出的模型）。
- 独立拉普拉斯模型（SL） [12]。
- 独立高斯模型（SG） [25]。
- 尺度混合模型（SM） [10]。

1) 评估方法： 以下定性和定量分析用于评估LGM模型的适用性。

- 视觉比较 [14]: 将LGM模型与经验分布（真实概率密度函数）进行视觉比较，并对其他三个模型重复此过程。

- 面积差异（AD） [21]: 这是一种统计指标，用于确定经验概率密度函数与所提出的理论概率密度函数之间的差异程度。其定义如下

$$AD = \sum_{l=1}^{K} |E(l) - P(l)| \tag{2}$$

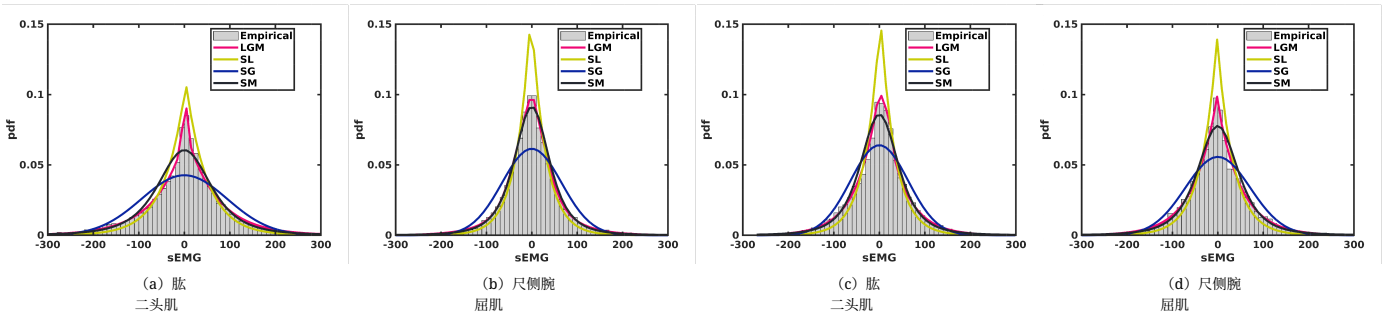
其中， E 和 P 分别对应经验模型和所提出的模型。

- Kullback–Leibler散度（KLD） [14]: KLD用于评估两个概率分布之间的差异。其可表示为

$$KLD(p_1, p_2) = E\left[ln\left(\frac{p_1(x)}{p_2(x)}\right)\right] = \sum_{x} p_1(x) ln\left[\frac{p_1(x)}{p_2(x)}\right] \tag{3}$$

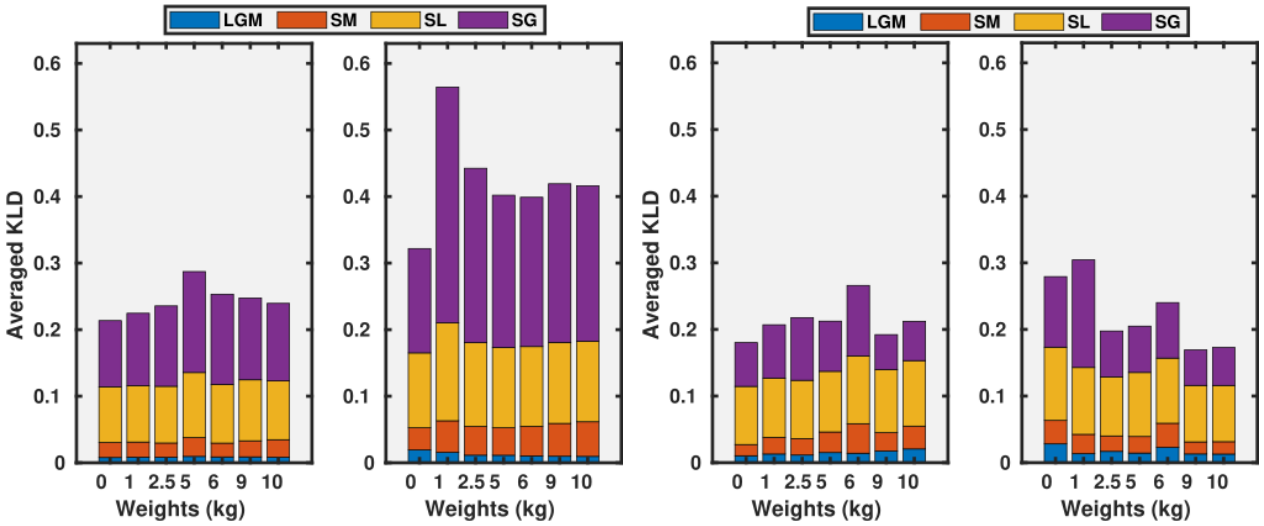
其中， p_1 对应LGM模型， p_2 对应现有模型。KLD和面积差（AD）的值越低，模型拟合效果越好。

- 似然比检验（LRT） [26]:
该方法基于两个竞争模型似然值之比的对数，使用最大似然估计法根据数据估算未知参数。将检验统计量与特定阈值进行比较，并据此接受或拒绝相应的假设。



（a）肱二头肌　（b）尺侧腕屈肌　（c）肱二头肌　（d）尺侧腕屈肌

图 4：受试者7在体重为 2 kg 时，基于直方图的模型（灰色）与 LGM（粉色）、拉普拉斯（黄色）、高斯（蓝色）和 SMM（黑色）模型之间的视觉比较。（a）和（b）对应于等张活动期间的重量训练。（c）和（d）对应于等长活动期间的重量训练。



(a)　(b)

图 5：使用 LGM、SMM、拉普拉斯模型和高斯模型，对各次试验及受试者的平均 KL散度进行比较：(a) 对应等张收缩的 BB（左）和 FCU（右）；(b) 对应等长收缩的 BB（左）和 FCU（右）。

2）视觉比较：图4展示了受试者7使用2.5千克哑铃时，LGM模型及其他现有模型的真实概率密度函数（mpdf）和估计概率密度函数（pdf）。具体而言，图4(a)展示了肱二头肌等张活动的概率密度函数，图4(b)展示了尺侧腕屈肌等张活动的概率密度函数，图4(c)展示了肱二头肌等长活动的概率密度函数，图4(d)展示了尺侧腕屈肌等长活动的概率密度函数。这些概率密度函数清楚地表明，在四种模型中，LGM模型对真实概率密度函数的覆盖度最高。对其余试次、活动和受试者也进行了同样的分析。结果发现，LGM模型与真实概率密度函数的吻合度最高。

*3) KLD*图和曲线：对于给定的受试者，在每项活动和每次试验中，都会计算真实概率密度函数与某个模型概率密度函数（例如 LGM 概率密度函数）之间的 KLD。图 5 展示了 LGM模型的平均 KLD，以及其他现有模型的平均 KLD。对于给定的哑铃重量，平均值是对各次试验和受试者进行计算得出的。横轴表示重量，纵轴表示平均 KLD。图 5(a) 对应于重量训练活动中肱二头肌（左）和尺侧腕屈肌（右）的等张收缩。图 5(b) 对应于相同肌肉的等长收缩。

从这些图中可以明显看出，与 SM 和其他独立模型相比，LGM模型的平均 KLD 最低。从图 5 可以看出，等张收缩的 KLD 低于等长收缩。此外，平均 KLD 值始终按以下顺序递增：LGM、SM、SL 和 SG。这意味着，在这四种模型中，独立高斯模型的拟合效果最差，而 LGM 的拟合效果最好。

4) 面积差异（*AD*）：同样，对于每位受试者、每种活动和每次试验，均计算估计的模型概率密度函数与真实概率密度函数之间的面积差。图 6 展示了 LGM 与真实概率密度函数之间、在受试者和试验间取平均的面积差。图中还包含真实概率密度函数与 SM 及其他独立模型所对应概率密度函数之间的平均面积差。横轴表示重量，纵轴表示平均面积差。图 6(a) 展示了等张收缩时肱二头肌（左）和尺侧腕屈肌（右）的平均面积差。图 6(b) 展示了等长收缩时肱二头肌和尺侧腕屈肌的平均面积差。从图 6 可见，在等张和等长收缩条件下，与其他三种模型相比，LGM模型的平均面积差最低。

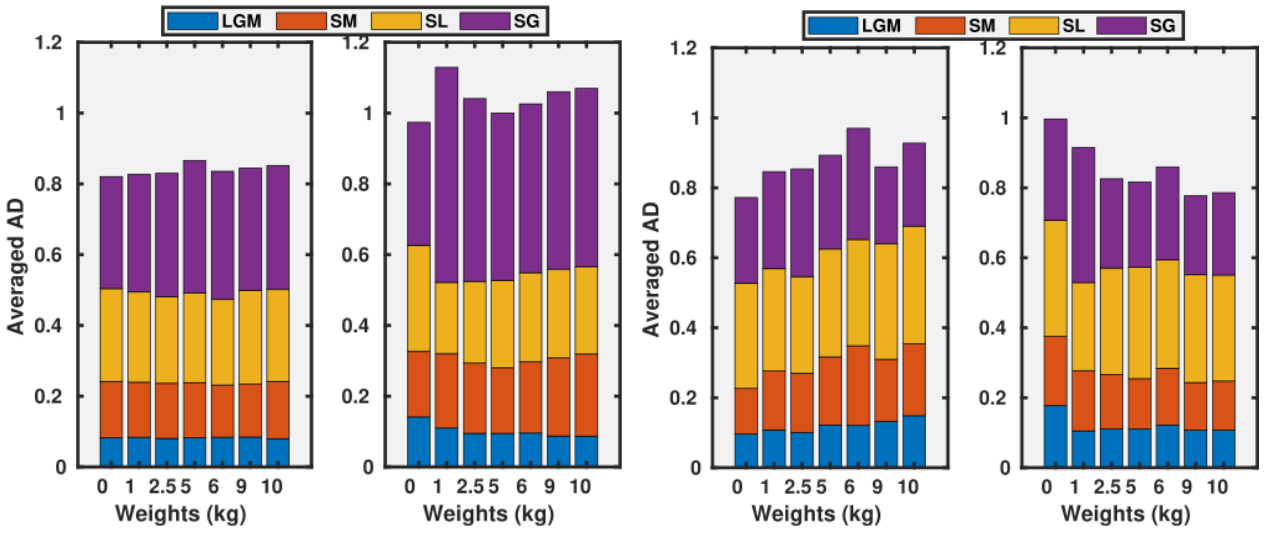


图 6：LGM、SMM、拉普拉斯和高斯模型在各次试验及受试者间的平均面积差比较：(a) 肱二头肌（左）和尺侧腕屈肌（右）对应等张收缩；(b) 肱二头肌（左）和尺侧腕屈肌（右）对应等长收缩

其余三种模型。再次，在等张收缩条件下，LGM的平均面积差比SM的平均面积差低10%。此外，在等长收缩的情况下，LGM的平均面积差比SM低8%。因此，根据平均面积差，SM模型的拟合效果仅次于LGM，其后是SL，而SG的拟合效果最差。

5) 似然比检验结果：在 LGM 模型与其他现有模型之间进行似然比检验。令 H_o 和 H_1 分别表示原假设和备择假设，即现有模型和 LGM 模型分别拟合表面肌电信号。

H_0：现有模型拟合肌电信号H_1：
LGM 模型拟合肌电信号

使用 95% 置信区间，p值为 0.028。由于该值小于 0.05，因此应拒绝 H_0 。截至本小节，重点在于表面肌电信号以及 LGM 与其他现有模型之间的比较。

IV. 分析与讨论

A. 测量因素对拉普拉斯参数的影响

本节重点分析LGM模型的参数及各种测量条件对其产生的影响。具体考虑的条件包括：1）训练经验，2）重量，3）肌肉类型，以及4）收缩类型。

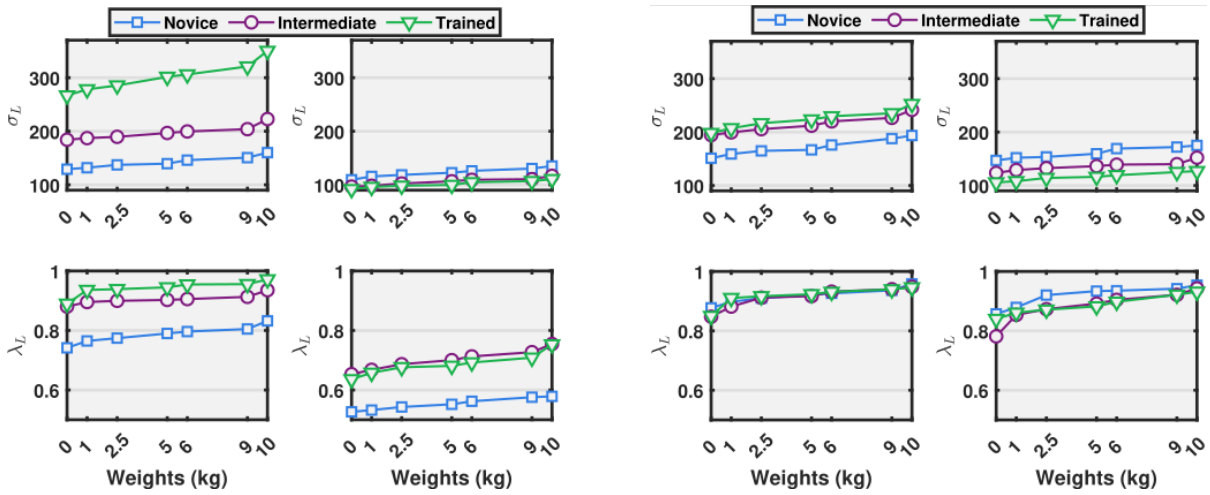
1）对拉普拉斯标准差 σ_L 和混合权重的影响 λ_L：图 7(a) 和图 7(b) 展示了 LGM 模型中拉普拉斯分量的标准差（σ_L）和拉普拉斯权重（λ_L）随举起的重量变化的情况，并按不同训练经历分组（等张和等长收缩期间的初学者（蓝色）、中级（紫色）和受训者（绿色））。参数 σ_L 和 λ_L 在所有试次和受试者中取平均值。图 7(a) 和图 7(b) 中，第一行和第二行分别对应 σ_L 和 λ_L 。

值得注意的是， σ_L 和 λ_L 均随哑铃重量增加而呈上升趋势。 σ_L 增加，证实了使用哑铃训练所需的力量会随其重量增加； λ_L 增加则表明拉普拉斯分量对负荷的贡献有所增加。此外，BB 在两种收缩期间的σ_L 均高于 FCU。该观察结果表明，在这两种训练活动中，BB 产生的力量均大于 FCU。此外，在等张情况下，BB 的 σ_L 随受试者经验的增加而持续上升。因此，对于二头肌弯举，BB 产生的肌肉力量会随训练经验增加。而在等长情况下， σ_L不会随经验发生显著变化。

2）对方差和的平方根的影响：度量指标 ρ_L表示两个肌肉部位的拉普拉斯方差之和的平方根。

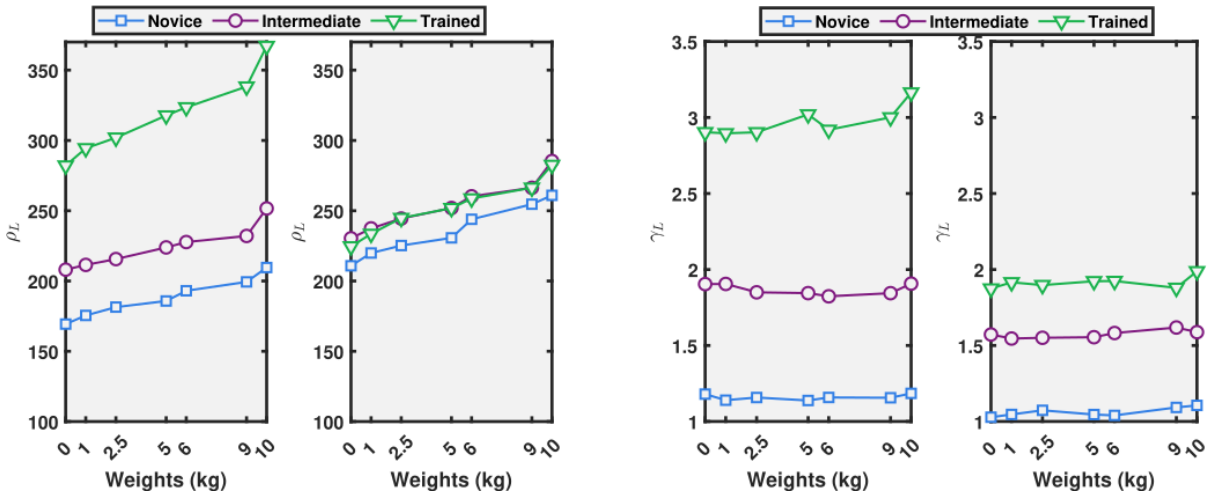
$$\rho_L = \sqrt{\sigma^2_{L,BB} + \sigma^2_{L,FCU}} \tag{4}$$

称为“L功率”的 ρ^2_L 是表面肌电信号功率的拉普拉斯分量，可直接与肌肉力量相关联。图 8(a) 展示了等张（左）和等长（右）活动中肱二头肌和尺侧腕屈肌的 ρ_L 。对于等张活动，具体而言是动态二头肌弯举，在任意举重负荷下，信号功率（L功率） ρ^2_L 似乎与受试者的经验直接相关。对于任意重量，受训受试者产生的 L功率最高，而新手产生的 L功率最低。对于等长活动，具体而言是任意负荷下的静态哑铃持握，L功率 ρ^2_L 不会随受试者经验的增加而显著提高，也就是说，这些趋势在统计上相似。通过 F检验[27] 在 5%显著性水平下验证了这一点。这种统计特性可以用肌肉活动的性质来解释。例如，在等张活动中，具体而言在二头肌弯举过程中，产生的肌肉力需要超过举重重量，才能顺利完成



（a）等张活动 （b）等长活动

图 7：不同训练经历下，BB（左）和 FCU（右）的拉普拉斯分量的标准差（上）以及对应于 BB（左）和 FCU（右）的拉普拉斯混合权重（下）随举起的重量变化的函数关系



（a）L 功率平方根 ρ_L^2 （b）比值 γ_L

图 8：等张（左）和等长（右）活动中肱二头肌与尺侧腕屈肌拉普拉斯分量标准差的特征

举起动作，而“受训者”能够产生更大的肌肉力量。然而，在等长活动（哑铃保持）中，肌肉力需要与负载重量相匹配，换言之，只需达到平衡即可。因此，L功率不必随训练经验的增加而显著提高。此外，有趣的是，ρ_L 可以与受试者的力量相关联。ρ_L 与重量相比的斜率越大，表明举起更重重量的力量越强。从图 8(a)可以看出，对于等张活动，受训组的 ρ_L斜率最大，其次是中级组和初学者组。

3）对拉普拉斯标准差比值的影响：该比值 γ_L 定义为

$$\gamma_L = \frac{\sigma_{L,BB}}{\sigma_{L,FCU}} \tag{5}$$

图 8(b) 显示了等张（左）和等长（右）活动的 γ_L 。有趣的是，对于任何活动（等长或等张），比值 γ_L 几乎不随举起重量变化，而是随着训练经验的增加而增大。比值 γ_L 表示信号功率在两个肌肉部位之间的分布情况。显然，产生的信号功率取决于肌肉部位、活动类型和受试者的训练经验。

B. 讨论

*1) LGM*的特征：基于定性和定量分析，与SM模型和独立模型相比，LGM模型似乎最适合sEMG信号强度。此外，在各种测量条件下，例如肌肉部位、活动类型、负载重量以及受试者的经验，LGM模型都是拟合效果最好的模型。此外，模型参数会随这些条件而变化。从这些分析中得到的观察结果可总结如下：1)

拉普拉斯分量和高斯分量都对模型有贡献，混合权重取决于肌肉类型、肌肉收缩类型（活动）以及受试者的训练经验。通常，拉普拉斯分量的贡献大于高斯分量。这与 Hussian 等人报告的发现一致 [12], [13]。单独的拉普拉斯模型无法拟合 sEMG 信号的概率密度函数，因为高斯分量也有贡献。2) sEMG 信号的 L功率 ρ_L^2 会随重量增加；在等张收缩情况下，也会随经验增加。

2）与肌肉力量分布的关系：手臂生物力学表明，产生的肌肉力量与负载重量成正比。从表面肌电信号相关文献中可以看出，表面肌电信号功率是产生的力量的一项指标。因此，γ_L 可以作为工作负荷（肌肉力量的产生）在不同肌肉群之间分布情况的指标。例如，对于新手受试者，肱二头肌和前臂肌肉产生的力量几乎各占一半。随着经验增加，肱二头肌承担了大部分工作负荷，而前臂肌肉只需提供机械支撑。值得注意的是，工作负荷分布似乎几乎不受举起重量的影响，而是会随训练经验和活动类型而变化。此外，肌肉力量与肌纤维募集直接相关。由此可以推断，举起的重量越大，肌纤维募集越多。此外，在二头肌弯举这类活动中，训练经验更丰富的受试者，其肌纤维募集可能会专门集中于某一肌肉部位（肱二头肌），从而减轻尺侧腕屈肌纤维的负荷。

五、结论

本研究为印度人群采集了一个新的表面肌电数据集（EMAHA-DB2）。在使用哑铃进行等长和等张活动时，我们采集了肱二头肌和尺侧腕屈肌的表面肌电信号。我们分析了 LGM模型是否适用于将这些表面肌电信号的力量表示为负载重量的函数。根据视觉比较、KL散度、面积差和似然比检验，LGM模型的表现优于现有的 SMM 和独立模型。研究发现，在不同测量条件下，例如肌肉类型、活动类型、举起的重量和受试者的训练经验，LGM模型均能很好地拟合真实概率密度函数。根据表面肌电信号中拉普拉斯分量的方差，手臂产生的力量直接取决于举起的重量和受试者的训练经验。此外，研究发现，肌肉群（肱二头肌和尺侧腕屈肌）所产生的力量比值相对固定，不受举起重量的影响，并且会随着训练经验的增加而持续上升。未来计划包括将研究扩展到多通道肌电数据，并分析 LGM模型及其参数与肌肉疲劳和不同日常生活活动等条件之间的关系。

致谢

本研究由印度政府的 SERB 通过项目资助，项目编号：CRG/2019/003801。

参考文献

[1] C. Fleischer、A. Wege、K. Kondak 和 G. Hommel，《肌电信号在控制外骨骼机器人中的应用》，2006 年。[2] O. Fukuda、T. Tsuji、M. Kaneko 和 A. Otsuka，《由肌电信号和手臂运动远程操控的人机辅助机械臂》，IEEE机器人与自动化汇刊，第 19 卷，222，2003 2，210no. pp. – 。[3] A. Furui、T. Igaue 和 T. Tsuji，《利用基于尺度混合的随机生成模型进行贝叶斯推断的肌电模式识别》，《专家系统与应用》，第 185 卷，文章编号 115644，2021 年。[4] D. Kusuru、A. C. Turlapaty 和 M. Thakur，《人体手臂活动表面肌电信号的拉普拉斯高斯混合模型》，arXiv 预印本 arXiv:2301.01080，2023 年。[5] K. Nazarpour、A. Sharafat 和 S. Firoozabadi，《表面肌电信号的负熵分析》，载于 IEEE/SP第13届统计信号处理研讨会，IEEE，2005 年，第 974–977 页。[6] K. Nazarpour、A. H. Al-Timemy、G. Bugmann 和 A. Jackson，《关于表面肌电信号概率分布函数的注记》，《脑研究通报》，第 90 卷，第 88–91 页，2013 年。[7] G. R. Naik 和 D. K. Kumar，《使用不同力水平评估多通道表面肌电的高阶统计参数》，载于 2011 IEEE医学与生物学工程学会年度国际会议，IEEE，2011 年，第 3869–3872 页。[8] G. R. Naik、D. K. Kumar 和 S. P. Arjunan，《不同最大自主收缩期间肌电信号的峰度与负熵研究》，载于 ISSNIP生物信号与仿生机器人会议 2011，IEEE，2011 年，第 1–4 页。[9] S. Thongpanja、A. Phinyomark、C. Limsakul 和 P. Phukpattaranont，《不同肱二头肌收缩水平下肌电信号的概率密度》，载于 2013 年第十届电气工程、电子学、计算机、电信与信息技术国际会议，IEEE，2013 年，第 1–5 页。[10] A. Furui、H. Hayashi 和 T. Tsuji，《具有可变方差的表面肌电信号基于尺度混合的随机模型》，IEEE生物医学工程汇刊，第 66 卷，第 10 期，第 2780–2788 页，2019 年。[11] H. Milner-Brown 和 R. Stein，《表面肌电图与肌肉力量之间的关系》，《生理学杂志》，第 246 卷，第 3 期，第 549–569 页，1975 年。[12] M. Hussain、M. B. I. Reaz、F. Mohd-Yasin 和 M. I. Ibrahimy，《利用小波变换和高阶统计进行肌电信号分析以确定肌肉收缩》，《专家系统》，第 26 卷，第 1 期，第 35–48 页，2009 年。[13] P. Kaplanis、C. S. Pattichis、L. Hadjileontiadis 和 S. M. Panas，《表面肌电的双谱分析》，载于 2000 年第十届地中海电工会议：地中海国家的信息技术与电工技术，会议论文集，MeleCon 2000（目录号 00CH37099），第 2 卷，IEEE，2000 年，第 770–773 页。[14] D. Kusuru、A. C. Turlapaty 和 M. Thakur，《上肢表面肌电信号的拉普拉斯-高斯混合模型》，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），IEEE，2021 年，第 681–685 页。[15] J. Doud 和 J. Walsh，《肌肉疲劳与肌肉长度交互作用：对肌电频率成分的影响》，《肌电图与临床神经生理学》，第 35 卷，第 6 期，第 331–339 页，1995 年。[16] D. Gallagher、M. Visser、R. E. De Meersman、D. Sep´ulveda、R. N. Baum-gartner、R. N. Pierson、T. Harris 和 S. B. Heymsfield，《四肢骨骼肌质量：年龄、性别和种族的影响》，《应用生理学杂志》，第 83 卷，第 1 期，第 229–239 页，1997 年。[17] A. J. Young、L. J. Hargrove 和 T. A. Kuiken，《电极尺寸和方向对肌电模式识别系统电极移位敏感性的影响》，IEEE生物医学工程汇刊，第 58 卷，第 9 期，第 2537–2544 页，2011 年。[18] R. G. da Silva Carvalho、C. F. Amorim、L. H. R. Per´acio、H. F. Coelho、A. C. Vieira、H.-J. K. Menzel 和 L. A. Szmuchrowski，《水中与空气中等长收缩肌电测量的不同条件分析》，《肌电图与运动学杂志》，第 20 卷，第 5 期，第 988–993 页，2010 年。[19] I. Kyranou、S. Vijayakumar 和 M. S. Erden，《非侵入式肌电模式识别在上肢假肢中的性能退化原因》，《神经机器人学前沿》，第 12 卷，文章 58，2018 年。[20] D. Yang、W. Yang、Q. Huang 和 H. Liu，《上肢动态运动期间多种手指运动的分类》，IEEE生物医学与健康信息学杂志，第 21 卷，第 1 期，第 134–141 页，2015 年。[21] E. A. Clancy 和 N. Hogan，《表面肌电图的概率密度及其与幅度检测器的关系》，IEEE生物医学工程汇刊，第 46 卷，第 6 期，第 730–739 页，1999 年。

[22] M. S. Singh、R. Pasumarthy 和 V. Talasila，《表面肌电信号的时间序列分析——线性、非线性与混沌方法》，载于 *2019*年第五届印度控制会议（*ICC*）。IEEE，2019 年，第 442–447 页。[23] T. P. Mayhew、J. M. Rothstein、S. D. Finucane 和 R. L. Lamb，《相同功率水平下向心运动和离心运动的肌肉适应》，《运动医学与运动科学》，第 27 卷，第 6 期，第 868–873 页，1995 年。[24] J. A. Baley，《在必修体育课中使用腰带进行等长运动对学生身体素质状况的影响》，《研究季刊》。美国健康、体育与休闲协会，第 37 卷，第 3 期，第 291–301 页，1966 年。[25] H. Roesler，《用于比例控制的肌电信号统计分析与评估》，《上肢假肢与矫形器的控制》，第 44–53 页，1974 年。[26] U. P. Methodology，《统计推断的似然理论》，剑桥：剑桥大学出版社。《犯罪行为的社会根源》。芝加哥：芝加哥大学出版社。凶杀率的结构性协变量：跨时间和社会空间是否存在任何不变性。《美国社会学杂志》，第 95 卷，第 922–963 页，1989 年。[27] J. Johnston 和 J. DiNardo，《计量经济学方法》，1963 年。