

基于神经形态触觉传感器的纹理区分探索性运动策略

Xingchen Xu^{1,*}, Ao Li^{1,*} and Benjamin Ward-Cherrier¹, *Member, IEEE*

Abstract—我们提出了一种用于机器人纹理分类的神经形态触觉感知框架，该框架受到了人类探索策略的启发。我们的系统利用了 NeuroTac 传感器，在一系列探索性运动过程中捕获神经形态触觉数据。我们首先测试了在固定环境下进行纹理分类的六种不同运动：滑动、旋转、轻敲，以及组合动作：滑动+旋转、轻敲+旋转和轻敲+滑动。基于最终准确性和达到收敛准确度所需的样本时间长度，我们选择了滑动和滑动+旋转作为最佳动作。在第二个实验中，为了模拟复杂的现实条件，这两种运动又在变化的接触深度和速度下进行了进一步评估。在这种情况下，我们的框架在采用滑动+旋转时达到了最高的 87.33% 准确率，并且保持了极低的功耗仅为 8.04 毫瓦。这些结果表明，在纹理分类任务中，滑动+旋转运动是神经形态触觉感知部署的最佳探索策略，并对增强机器人环境交互具有显著潜力。

I. 介绍

触觉感知对于人类和机器人与环境的交互至关重要 ~ [1]。在人类中，触觉感知本质上是自适应的，探索程序 (EPs) 会根据所评估物体的特性进行动态调整 ~ [2]。一些研究已经确定了规范的 EPs——例如用于纹理的侧向运动、用于顺应性的压力以及用于形状的轮廓跟踪——这些使得有效的和有针对性的感觉获取成为可能 ~ [3]。相比之下，机器人触觉系统往往缺乏这种适应性，依赖于预先定义且刚性的探索策略，这可能会限制分类性能 ~ [4]。

先前对触觉纹理识别的研究进一步强调了探索性运动的重要性。人类受试者自然会运用多种定型动作——包括横向扫描、敲击和旋转运动——有效地提取纹理特征 [5]。同时，机器人系统也开始探索用于区分纹理的适应策略。例如，一个结合 BioTac 传感器与贝叶斯探索框架展示了通过基于传感器测量智能选择探

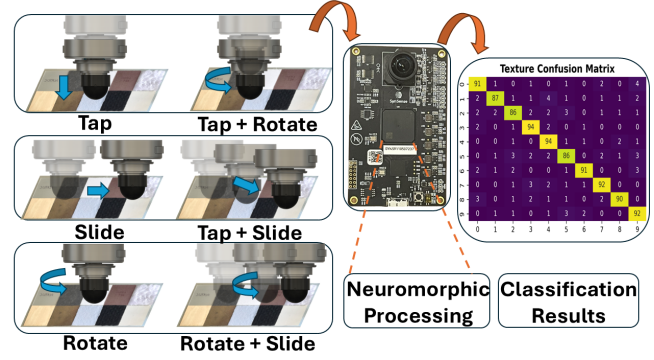


Fig. 1. 实验设置和交互方式概述。NeuroTac 传感器与固定在有机玻璃平台上的自然纹理相互作用，执行三种基本运动：滑动、敲击和旋转，以及它们的组合。每次互动都会生成神经形态触觉事件数据，这些数据使用神经形态处理器 (Synsense, Speck2f) 进行处理和分类以进行推理。

索性动作的有效纹理识别能力 [6]。然而，这种方法在需要精确控制接触力和滑动速度的理想实验条件下得到了验证，这给实际部署带来了挑战。

在这项工作中，我们通过采用一种既节能又能够快速推理的神经拟态方法来扩展这些发现 [7] (图 1)。尽管取得了显著的进步，现有的触觉纹理分类方法通常依赖于计算密集型算法 [8]、离线处理 [9] 和固定探索动作 [10]，这些都无法捕捉现实世界场景中主动接触的内在变异性。高能耗和延迟反应时间进一步限制了它们在资源受限环境（如机器人技术和假肢）中的适用性 [11]。为了解决这些问题，我们的方法系统评估了一系列人类启发的探索手势（敲击、滑动、旋转及其复合组合），以识别触觉纹理识别的最佳策略。

本文的主要贡献如下：

- 我们提出了一种神经形态触觉纹理分类方法，旨在实现低功耗的感官推理在神经形态硬件上的应用。
- 我们系统地评估了 6 种探索性运动，以确定最有效的神经形态触觉纹理识别策略。
- 我们展示了在不同接触深度和滑动速度下的泛化能力，强调了用于分类任务的适当深度和速度。

¹The authors are with the School of Engineering Mathematics and Technology, University of Bristol, Bristol, U.K. Corresponding Author: Benjamin Ward-Cherrier. Email: b.ward-cherrier@bristol.ac.uk

*: These authors contributed equally to this work.

This work was partially supported by the China Scholarship Council and a Royal Academy of Engineering Fellowship on “Shared autonomy neuroprosthetics: Bridging artificial and biological touch” (RF\202021\20\171).

II. 相关工作

神经形态计算作为一种有前景的范式,已在资源受限的环境中(如机器人和假肢)高效感知处理中崭露头角 [11]。尖峰神经网络 (SNNs) 方面的最新进展表明,这些系统在分类任务中的能耗显著低于传统的深度学习方法 [12]。硬件平台如 Loihi、SpiNNaker 和 SynSense 的 Speck 已成功部署于各种分类任务中 [13] [14] [15]。

若干研究专门将神经拟态方法应用于触觉传感,通过利用 SNN 处理来自触觉传感器的高维、事件驱动的数据。例如,Patino 等人 [16] 提出了一个用于纹理分类的事件驱动框架,而 Dominguez-Morales 等人 [14] 实现了一个基于 SNN 的模型,使用生物启发的触觉数据进行物体识别。在神经拟态处理器上实现这些 SNN 模型可以显著降低功耗和推理时间,同时在诸如纹理区分等任务上保持高精度 [17]。

与此同时,各种探索性运动已被用于纹理分类的研究。Tanauzov 等人 [18] 证明了结合触碰和滑动——其中最初从简单触碰获得的触觉估计随后通过滑动得到改进——可以在未见数据上达到高达 98% 的分类准确率。类似地,Lima 等人 [19] 表明动态探索,特别是当结合传感器角速度时,能够实现稳健的纹理区分,准确率达到 95%。此外,Gupta 等人 [20] 通过将基于事件的触觉数据与高对比度图像上的旋转不变特征提取相结合,推进了触觉分类,从而减轻了可变探索角度的影响,并在多种纹理和触摸方向上实现了平均 98% 的准确率。总体而言,这些研究强调了优化探索性运动和特征提取策略对于提升分类性能的重要性。

尽管取得了这些进展,大多数研究仍集中于在理想条件下实现稳健的分类,而现实世界的触觉交互本质上是主动且多变的 [21]。徐等人 [22] 确定了一组适用于机器人应用的探索性手势(压力、横向滑动和静态接触),而柯比等人 [23] 则展示了使用复合动作改善物体识别的好处。这些发现表明,弥合受控实验与实际部署之间的差距需要进一步开发更贴近人类触觉的特定手势识别模式。

受这些见解的启发,我们的工作重点是通过神经形态方法实现主动触觉探索,该方法能够实现动态感知和低功耗部署。我们系统地评估了人类启发的探索程序——包括敲击、滑动(横向扫描)、旋转及其复合组合——以识别最优的触觉纹理识别策略。这种方法

受到 [5] 中观察结果的启发,在这些观察中,人类被试在与纹理交互时使用了各种探索运动。通过利用神经形态硬件的能量效率和事件驱动处理的适应性,我们的框架实现了快速、准确的分类,同时显著降低了功耗,从而为机器人和假肢应用的实际部署铺平了道路。

III. 方法论

A. 实验设置

我们利用了一种名为 NeuroTac 的传感器,该传感器设计用于在动态接触时模拟 FA1 传入纤维的快速适应 [24] 来获取触觉数据。这种基于神经形态视觉的传感器集成了一个事件驱动相机 (iniVation, DVXplorer),并在柔性黑色膜上内置了 91 个 3D 打印的白色标记。该传感器的直径为 20 毫米,事件驱动相机以地址事件表示 (AER) 格式输出数据,这可以直接与 SNNs 处理兼容。

传感器安装在一个 6 自由度机器人手臂 (ABB, IRB120) 上进行数据收集 (图 2, A)。10 种自然纹理被裁剪成 100 毫米 × 100 毫米的尺寸,并使用双面胶带粘贴到丙烯酸背板上。这些面板随后放置在机器人手臂下方平台上的凹槽中。为了模拟人类触觉互动的多样性并识别最适合用于机器人纹理分类的方式,机器人执行了六种交互动作:滑动、敲击、旋转、同时滑动和敲击、同时滑动和旋转以及同时敲击和旋转。

B. 数据收集

在第一次实验中,我们收集了六个数据集,包含三种基本动作(轻敲、滑动、旋转)和三种复合动作(轻敲+滑动、轻敲+旋转、滑动+旋转)。对于每个数据集,单个动作被应用于 10 种纹理上,每种纹理进行 100 次试验,总共每种动作类型有 1,000 次试验。在复合动作的情况下,两个运动组件同时执行(例如,在轻敲+旋转中,轻敲和旋转动作是同时发生的)。每个动作每次试验持续时间为 1 秒。详细的运动参数如下所示:

- 传感器接触深度: 1.5 毫米
- 滑动距离: 30 毫米
- 旋转角度: 30°
- 敲击速度: 1.5 毫米/秒
- 触发和滑动速度: 30 毫米/秒
- 旋转角速度: 30°/秒

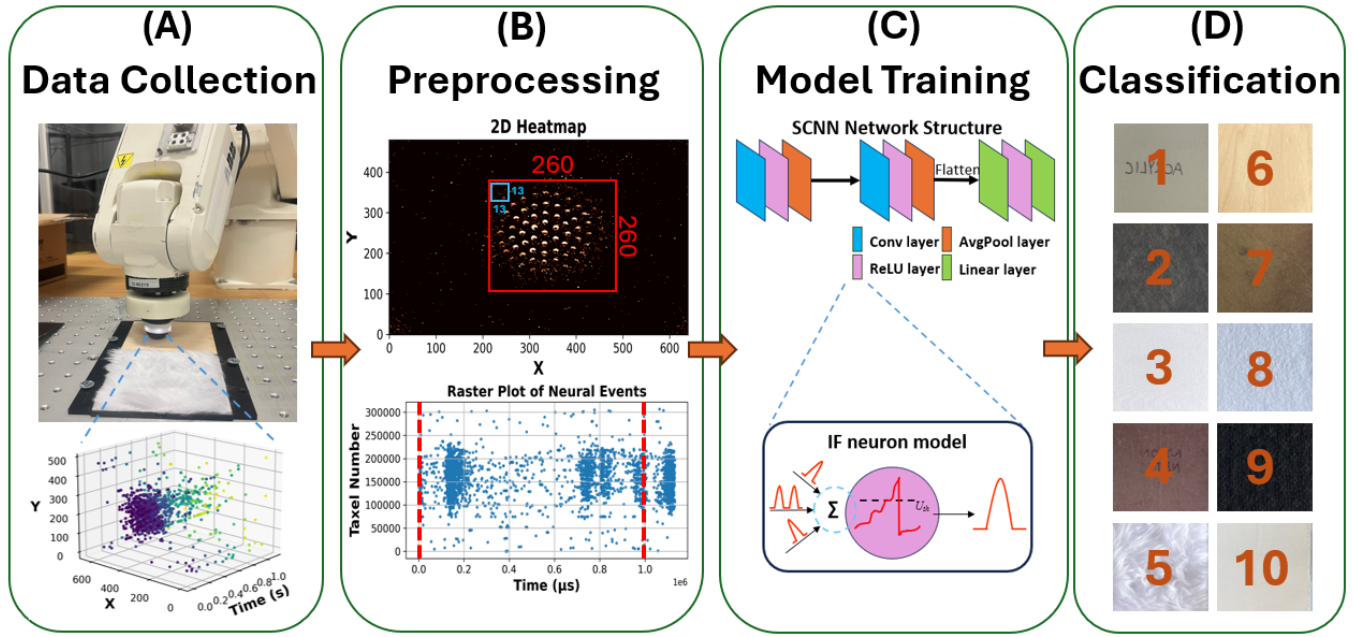


Fig. 2. 端到端系统的流水线。(A) 安装在机器人手臂 (ABB, IRB120) 上的 NeuroTac 对每种 10 种纹理执行 6 种不同运动之一。收集的 AER (地址事件表示) 数据被可视化为一个 3D 点云, 在该点云中 x-y 平面代表传感器的空间分辨率而时间轴捕捉了动态变化。(B) 数据预处理。首先裁剪和池化原始数据的空间空间 (顶部), 然后在时间上裁剪到 1 秒 (底部)。(C) 我们的尖峰卷积神经网络 (SCNN) 模型结构使用积分与火 (IF) 神经元模型来替代 ReLU 层。(D) 预测结果是以下 10 种不同自然纹理之一: 1. 丙烯酸, 2. 时装面料, 3. 棉布, 4. 尼龙, 5. 毛皮, 6. 木材, 7. 网眼织物, 8. 模压毡, 9. 羊毛, 10. 帆布。

在第二个实验中, 我们首先评估了分类系统之前收集的 6 个数据集上的性能, 并选择了展示最稳定性能的 2 种动作——达到超过 95% 准确率的最快两种互动 (原因见 IV-A) (滑动和滑动+旋转)。然后我们在一个旨在模仿现实世界复杂性的泛化实验中评估了这些表现最佳的动作。在数据集中, 接触深度变化范围为 0.5-2.5 毫米 (注意深度超过 3 毫米可能会损坏传感器的硅尖端)。滑动和轻敲速度变化范围为 10-50 毫米/秒。角速度变化范围为 10-50°/秒。每次试验中还随机选择了板上的一个初始位置——在可用动作空间内。我们从描述的范围内以均匀分布随机采样了位置和速度。对于 2 种选定的动作, 我们分别为 10 种纹理收集了 25,000 个样本。类似地, 我们将每个试验限定为 1 秒持续时间。我们的目标是比较滑动和滑动+旋转互动的泛化能力以及探索深度和速度对纹理分类性能的影响。

C. 预处理和 SNN 模型

事件驱动相机的分辨率为 640×480 。为了提取有效事件并减少计算, 我们将原始传感器数据裁剪为包含 260×260 像素的区域 (图 2, B)。然后将这个裁剪区域进一步划分为一个由 20×20 个正方形区域组成

的网格, 每个区域包含 13×13 个像素。我们在每个小区域内聚合单个尖峰序列以形成代表该区域时空特征向量的单一复合尖峰序列。我们选择 1000 毫秒作为所有交互方法的标准长度。因此, 预处理后的输入数据被结构化为一个尺寸为 $(1000, 20, 20)$ 的矩阵, 表示跨越 20×20 空间网格的 1000 个时间步。

我们应用了脉冲卷积神经网络来处理数据。我们的网络包含两个卷积层、两个池化层和三个线性层 (图 2, C)。我们使用积分-发射神经元模型作为替代激活函数以简化计算。该网络在 Synsense 的 Sinabs 框架中实现, 以便在 Speck2f (Synsense) 神经形态芯片上进行板载处理。

D. 能耗指标

为了实现一个完全集成的、端到端的神经形态系统, 并且具有低功耗, 我们的 SCNN 模型被部署在 Synsense Speck2f 神经形态处理器上 (图 1)。板载功耗与 CPU (AMD Ryzen Threadripper 2920X) 和 GPU (NVIDIA RTX A4500) 的实现进行了比较, 包括空闲状态和推理过程中的情况。

此外, 通过对比每种探索性运动在使用 Speck2f 板进行推理时的功耗, 探讨了其功耗影响。

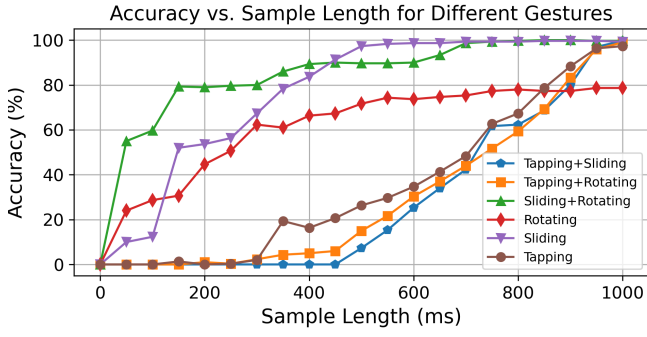


Fig. 3. 时间上 6 种探索性手势的推理准确率。X 轴特征是输入 SCNN 的样本长度。每个样本的总长度为 1 秒。更长的样本时长意味着模型有更多的信息。每个标记给出了 10 次独立运行的平均准确率；为了清晰省略了误差线。

IV. 结果

A. 性能与探索性运动的评估

对于每种探索性运动，训练了一个单独的 SCNN。为了评估每种运动的速度和准确性，我们将数据分割为从 50 毫秒到 1000 毫秒范围内的 50 毫秒间隔。

结果表明，分类精度随着所有动作样本长度的增加而普遍提高，尽管增长速度不同（图：3）。在单独的动作中，滑动和滑动+旋转在整个大多数样本长度上表现出最高的分类性能，在最大持续时间时接近 99.5%，并且与其它探索性运动相比保持了更快的收敛速率。旋转动作最初达到了相对较高的精度，但在较低的最终性能水平上趋于平稳，这表明虽然旋转运动可能在探索早期提供了一些辨别线索，但不足以在整个长期过程中为有效分类提供足够的信息。

基于敲击的运动结果表明，在大约 400 毫秒时达到了一个深度阈值，超过该阈值后，模型可以逐渐区分不同的纹理，且敲击、敲击+滑动和敲击+旋转之间的性能相当。敲击+旋转在大约 900 毫秒时超过了纯旋转，这表明在接触过程中改变深度可以获得额外的触觉信息。

这些发现突出了两个关键趋势。首先，基于滑动的运动对于纹理分类特别有效，这与人类触觉感知研究 [25] 一致。其次，整合多种探索性手势可能会通过在较短的采样时间长度内达到高准确度来提高推理效率，表明结合不同的运动类型有助于获取纹理信息。此外，较长的采样持续时间会生成更具区分性的特征，进一步提高所有条件下的识别准确性。这些见解为选择最优探索性手势提供了基础，在神经形态触觉感知系统中应用。最终准确率和达到 5% 误差带所需的样本

TABLE I

不同设备的平均功耗

	空转	操作
CPU	53.75 W	67.00 W
GPU	15.95 W	16.31 W
Speck2f	2.42 mW	6.53 mW

时间长度是评估和优化运动性能的两个关键指标。

B. 探索运动的功率需求

为了评估我们的神经形态框架的能量效率，我们将传统 CPU 和 GPU 上执行的触觉分类任务的平均功耗与在神经形态计算板上的推理功耗进行了比较。我们首先展示了所有运动中 CPU、GPU 和神经形态设备的平均功耗（表：I），然后显示了不同类型运动所需的功率（图：4）。

Speck2f 神经形态芯片的平均功耗为 6.53 毫瓦，这一数值由片上功率监控器得出，比基于 CPU 的推理（67 瓦）低超过 10,000 倍，比基于 GPU 的推理（16.31 瓦）低约 2,500 倍。这种显著降低证明了在神经形态边缘设备上运行的基于 SNN 架构的能量效率之高。在探索性手势中，复合运动表现出更高的功耗，其中轻敲+旋转消耗 8.47 毫瓦，轻敲+滑动 8.13 毫瓦，滑动+旋转 8.04 毫瓦。相比之下，单个动作需要的功率较少——轻敲为 4.47 毫瓦，旋转为 3.06 毫瓦，滑动为 7.01 毫瓦。虽然如滑动+旋转等复合运动比简单的手势消耗更多的功率，但在神经形态系统上的增量能量成本相比传统的 CPU 或 GPU 推理是极小的。功耗这种微不足道的差异支持了将更复杂的探索性动作纳入触觉感知框架的可能性。

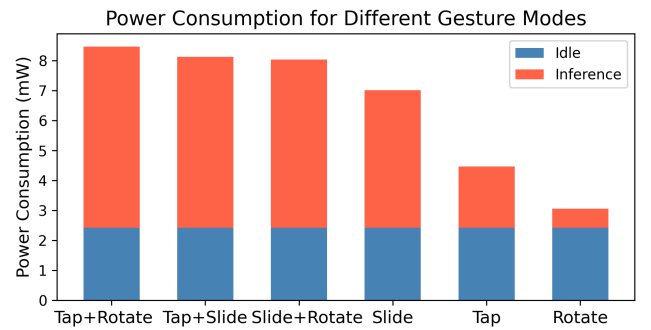


Fig. 4. 不同探索性手势的功耗。六种探索性动作在推理过程中的功耗从高到低排列，单位为毫瓦。单位时间内事件率越高导致平均功耗增加。堆叠条形图区分空闲功耗与额外推理功耗。

C. 不同维度的泛化

基于图 3所示的推理精度, 我们选择滑动和滑动+旋转作为纹理分类任务中两种最精确的探索运动类型(前两种达到 95%精度的)。

为了模仿在真实世界场景中, 速度和接触深度等维度对纹理感知 [21] 起着重要作用的情况, 我们在包括深度、滑动速度和角速度在内的多种变化条件下进行了实验。

在两个选定的运动中, 滑动+旋转在未见过的数据上收敛到 87.33%的准确性, 而单纯滑动则为 79.67%, 当广义模型在 10-50 mm/s 的线性速度、10-50°/s 的角度速度以及 0.5-2.5 毫米的压痕深度范围内进行测试时。这进一步支持了复合运动通过融合额外的触觉信息可以增强纹理识别的观点。值得注意的是, 在人类纹理辨别中, 侧向滑动通常伴随着细微的旋转运动 [26], 强化了这种方法的生物学合理性。

我们还记录了在不同速度组合(线性速度: 10-50 毫米/秒, 角速度: 10-50°/秒)和深度(0.5-2.5 毫米)下的通用模型性能(图 5)。

滑动速度的变化仅对分类精度产生了中等影响。只有最慢的速度(10 毫米/秒)导致了轻微的准确性下降, 而且这种效果在较浅深度时更为明显。系统在整个其余的速度范围(20-50 毫米/秒)内保持了稳健的表现。然而, 接触深度似乎在分类准确度中起着关键作用, 更大的深度表现最佳。更大的深度使得传感器与纹理之间的接触更紧密, 允许传感器皮肤更大面积地接触纹理并增加摩擦力。因此, 更大的深度会产生更多的事件, 提供更为丰富的感官数据以提高纹理识别效果。比较图 5的左、右两面板也表明, 在探索性运动中引入旋转显著扩展了能够产生高准确度分类(超过 80%)的深度范围, 从仅 2.5 毫米扩大到 1-2.5 毫米。这突显了在现实世界场景中的纹理区分中旋转的关键作用, 尤其是在需要跨越各种条件进行泛化的环境中。

这些发现表明, 对于有效的广义纹理分类而言, 接触深度是探索运动的关键参数, 而旋转传感器有助于神经形态触觉系统的准确性、收敛速度和泛化能力。

V. 讨论

在本研究中, 我们将一个低功耗的神经形态触觉传感系统应用于具有 6 种不同探索运动(敲击、滑动、旋转、敲击+旋转、敲击+滑动和滑动+旋转)的纹理分类任务。我们最初通过分析随样本时间长度增加而

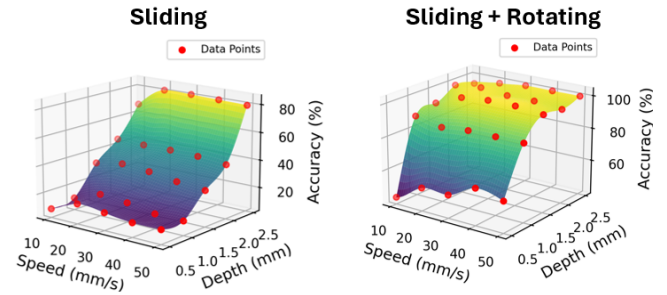


Fig. 5. 广义模型在不同滑动速度和接触深度下的分类准确性。红色点表示模型在特定的速度和深度组合上的准确性。

变化的分类准确性来评估这些探索运动的表现。结果表明, 尽管大多数动作在整个 1000 毫秒的采样时间内都能达到令人满意的准确率, 但滑动和滑动+旋转在最终准确性和所需达到最终收敛准确率 5%误差带所需的最小采样时间长度方面优于其他动作。我们进一步研究了这些运动, 并展示了将旋转添加到滑动运动中以推广到不同深度的重要性。这一观察结果可能与人类指尖与探索表面之间复杂的接触力学有关 [27], 尤其是考虑到我们的 NeuroTac 传感器设计旨在模拟 FA1 受体的功能。在相关的机器人纹理分类实验中, 角向旋转 [19] 和线性滑动运动 [10] 已被证明能够实现快速而精确的纹理分类。这些发现得到了人类触觉探索观察结果的支持, 在这种情况下, 侧向扫描和复合运动通常被用来迅速准确地辨别纹理特征 [6] [28]。

神经形态板的部署突显了 SNNs 和神经形态硬件在节能计算方面的进步。系统的极低功耗(低于 9 毫瓦)显著低于同类神经形态设备, 如 Loihi (31 毫瓦 [29])。单位时间内的事件数量直接影响板上的功耗, 解释了为什么旋转消耗的功率最少, 因为它产生的事件最少。然而, 在所有运动类型中, 板上功耗仍明显低于 CPU 和 GPU 实现。这种效率使得边缘计算可以集成到假肢和其他实时、功耗受限的触觉应用中 [30]。

此外, 近期的研究强调了探索动作(如敲击和按压)在捕捉超出纹理区分的触觉属性方面的价值, 例如形状、柔顺性和热导率 [31]。在人类触摸中, 侧向扫描和压力调节等策略是提取丰富触觉线索的关键 [3]。人工触觉系统中的动态探索程序同样提升了性能; 例如, Kirby 等人报告了与静态单次接触方法相比提高了 38% 的识别准确率 [23]。扩展 Rongala 等人的基于脉冲的方法 [32], 我们引入了更复杂的运动模式和较短的感觉窗口。这些发现支持将多样化的探索动作整

合到机器人系统中以增强多维度的触觉感知。

在未来的工作中，我们计划将我们的研究扩展到更复杂的运动模式和环境场景，引入可变接触角度，并包含一个主动触觉控制回路 [33]，该回路可以在单次试验中调节接触力和滑动速度。这些扩展旨在更好地模仿自然人类触觉探索的多样性 [5]，并可能基于感官反馈实现实时调整。

我们的目标是开发一个稳健且适应性强的触觉感知框架，能够在现实条件下提供高精度的纹理分类。我们计划系统地评估所提出的方法在多种先进触觉传感器上的表现，包括 Gelsight [34] 和 Evetac [35]，以进一步确立其在人工触觉感知中的通用性和有效性。

VI. 结论

在这项工作中，我们应用了一个端到端的神经形态触觉系统进行纹理分类，并证明了基于滑动的动作是一种非常有效的探索策略。此外，我们强调在滑动动作中添加旋转可以提高准确性（从 79.7% 提升至 87.3%）并增强对深度的泛化能力。我们展示了复合运动如滑动+旋转对神经形态系统的功耗影响极小，这为研究更复杂的探索动作以进行纹理分类和其他触觉任务打开了大门。

REFERENCES

- [1] R. S. Dahiya, G. Metta, M. Valle, and G. Sandini, "Tactile sensing—from humans to humanoids," *IEEE transactions on robotics*, vol. 26, no. 1, pp. 1–20, 2009.
- [2] S. J. Lederman and R. L. Klatzky, "Extracting object properties through haptic exploration," *Acta psychologica*, vol. 84, no. 1, pp. 29–40, 1993.
- [3] —, "Hand movements: A window into haptic object recognition," *Cognitive psychology*, vol. 19, no. 3, pp. 342–368, 1987.
- [4] L. Seminara, P. Gastaldo, S. J. Watt, K. F. Valyear, F. Zuher, and F. Mastrogianni, "Active haptic perception in robots: a review," *Frontiers in neurorobotics*, vol. 13, p. 467142, 2019.
- [5] T. Callier, H. P. Saal, E. C. Davis-Berg, and S. J. Bensmaia, "Kinematics of unconstrained tactile texture exploration," *Journal of neurophysiology*, vol. 113, no. 7, pp. 3013–3020, 2015.
- [6] J. A. Fishel and G. E. Loeb, "Bayesian exploration for intelligent identification of textures," *Frontiers in neurorobotics*, vol. 6, p. 4, 2012.
- [7] A. Basu, J. Acharya, T. Karnik, H. Liu, H. Li, J.-S. Seo, and C. Song, "Low-power, adaptive neuromorphic systems: Recent progress and future directions," *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 8, no. 1, pp. 6–27, 2018.
- [8] S. Huang and H. Wu, "Texture recognition based on perception data from a bionic tactile sensor," *Sensors*, vol. 21, no. 15, p. 5224, 2021.
- [9] G. Brayshaw, B. Ward-Cherrier, and M. Pearson, "Temporal and spatio-temporal domains for neuromorphic tactile texture classification," in *Proceedings of the 2022 Annual Neuro-Inspired Computational Elements Conference*, 2022, pp. 50–57.
- [10] Y. Xie, C. Chen, D. Wu, W. Xi, and H. Liu, "Human-touch-inspired material recognition for robotic tactile sensing," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 12, p. 2537, 2019.
- [11] C. Bartolozzi, G. Indiveri, and E. Donati, "Embodied neuromorphic intelligence," *Nature communications*, vol. 13, no. 1, p. 1024, 2022.
- [12] L. Deng, Y. Wu, X. Hu, L. Liang, Y. Ding, G. Li, G. Zhao, P. Li, and Y. Xie, "Rethinking the performance comparison between snns and anns," *Neural networks*, vol. 121, pp. 294–307, 2020.
- [13] K. Buettner and A. D. George, "Heartbeat classification with spiking neural networks on the loihi neuromorphic processor," in *2021 IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI (ISVLSI)*. IEEE, 2021, pp. 138–143.
- [14] J. P. Dominguez-Morales, A. Jimenez-Fernandez, A. Rios-Navarro, E. Cerezuela-Escudero, D. Gutierrez-Galan, M. J. Dominguez-Morales, and G. Jimenez-Moreno, "Multilayer spiking neural network for audio samples classification using spinnaker," in *Artificial Neural Networks and Machine Learning—ICANN 2016: 25th International Conference on Artificial Neural Networks, Barcelona, Spain, September 6–9, 2016, Proceedings, Part I 25*. Springer, 2016, pp. 45–53.
- [15] X. Xu, N. F. Lepora, and B. Ward-Cherrier, "A neuromorphic tactile system for reliable braille reading in noisy environments," *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025.
- [16] A. Patino-Saucedo, H. Rostro-Gonzalez, T. Serrano-Gotarredona, and B. Linares-Barranco, "Event-driven implementation of deep spiking convolutional neural networks for supervised classification using the spinnaker neuromorphic platform," *Neural Networks*, vol. 121, pp. 319–328, 2020.
- [17] G. Brayshaw, B. Ward-Cherrier, and M. J. Pearson, "A neuromorphic system for the real-time classification of natural textures," in *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2024, pp. 1070–1076.
- [18] T. Taunyazov, H. F. Koh, Y. Wu, C. Cai, and H. Soh, "Towards effective tactile identification of textures using a hybrid touch approach," in *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2019, pp. 4269–4275.
- [19] B. M. R. Lima, V. P. da Fonseca, T. E. A. de Oliveira, Q. Zhu, and E. M. Petriu, "Dynamic tactile exploration for texture classification using a miniaturized multi-modal tactile sensor and machine learning," in *2020 IEEE International Systems Conference (SysCon)*. IEEE, 2020, pp. 1–7.
- [20] A. K. Gupta, R. Ghosh, A. N. Swaminathan, B. Deverakonda, G. Ponraj, A. B. Soares, and N. V. Thakor, "A neuromorphic approach to tactile texture recognition," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. IEEE, 2018, pp. 1322–1328.
- [21] G. Brayshaw, B. Ward-Cherrier, and M. J. Pearson, "Simultaneous velocity and texture classification from a neuromorphic tactile sensor using spiking neural networks," *Electronics*, vol. 13, no. 11, p. 2159, 2024.

- [22] D. Xu, G. E. Loeb, and J. A. Fishel, "Tactile identification of objects using bayesian exploration," in *2013 IEEE international conference on robotics and automation*. IEEE, 2013, pp. 3056–3061.
- [23] E. Kirby, R. Zenha, and L. Jamone, "Comparing single touch to dynamic exploratory procedures for robotic tactile object recognition," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 4252–4258, 2022.
- [24] B. Ward-Cherrier, N. Pestell, and N. F. Lepora, "Neurotac: A neuromorphic optical tactile sensor applied to texture recognition," in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2020, pp. 2654–2660.
- [25] M. Hollins and S. R. Risner, "Evidence for the duplex theory of tactile texture perception," *Perception & psychophysics*, vol. 62, no. 4, pp. 695–705, 2000.
- [26] A. Lezkan and K. Drawing, "Interdependences between finger movement direction and haptic perception of oriented textures," *PloS one*, vol. 13, no. 12, p. e0208988, 2018.
- [27] B. Delhay, P. Lefevre, and J.-L. Thonnard, "Dynamics of fingertip contact during the onset of tangential slip," *Journal of The Royal Society Interface*, vol. 11, no. 100, p. 20140698, 2014.
- [28] M. Fulkerson, *The first sense: A philosophical study of human touch*. MIT press, 2013.
- [29] S. F. Müller-Cleve, V. Fra, L. Khacef, A. Pequeño-Zurro, D. Klepatsch, E. Forno, D. G. Ivanovich, S. Rastogi, G. Urgese, F. Zenke *et al.*, "Braille letter reading: A benchmark for spatio-temporal pattern recognition on neuromorphic hardware," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 16, p. 951164, 2022.
- [30] J.-K. Han, S.-Y. Yun, S.-W. Lee, J.-M. Yu, and Y.-K. Choi, "A review of artificial spiking neuron devices for neural processing and sensing," *Advanced Functional Materials*, vol. 32, no. 33, p. 2204102, 2022.
- [31] B.-G. Bok, J.-S. Jang, and M.-S. Kim, "Texture identification of objects using a robot fingertip module with multimodal tactile sensing capability," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 11, p. 5256, 2021.
- [32] U. B. Rongala, A. Mazzoni, and C. M. Oddo, "Neuromorphic artificial touch for categorization of naturalistic textures," *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, vol. 28, no. 4, pp. 819–829, 2015.
- [33] U. Martinez-Hernandez, T. J. Dodd, M. H. Evans, T. J. Prescott, and N. F. Lepora, "Active sensorimotor control for tactile exploration," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 87, pp. 15–27, 2017.
- [34] W. Yuan, S. Dong, and E. H. Adelson, "Gelsight: High-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force," *Sensors*, vol. 17, no. 12, p. 2762, 2017.
- [35] N. Funk, E. Helmut, G. Chalvatzaki, R. Calandra, and J. Peters, "Evetac: An event-based optical tactile sensor for robotic manipulation," *IEEE Transactions on Robotics*, 2024.