arXiv:2303.10632v1 [cs.NE] 19 Mar 2023

在基于事件的无标记流式细胞术数据集上训练脉冲神经网络

Muhammed Gouda*
M
uhammedGoudaAhmed.Gouda@ugent.be
根特大学 - imec 根特，比利时

Steven Abreu*
s.abreu@rug.nl 格罗宁
根大学 格罗宁根，荷兰

Alessio Lugnan
Al
essio.Lugnan@UGent.be 根
特大学 - imec 根特，比利时

Peter Bienstman
Peter.Bienstman@UGent.be
根特大学 - imec 根特，比利时

摘要

成像流式细胞术系统旨在根据细胞或微粒的物理特征分析大量细胞或微粒。目前绝大多数系统都会采集大量图像，并用这些图像训练深度人工神经网络。然而，这种方法会增加最终设备的延迟和功耗。在这项正在进行的研究中，我们将基于事件的相机与自由空间光学装置结合，以获取微流控通道中每个经过颗粒的脉冲。我们使用采集的数据集训练脉冲神经网络，使完全基于事件的分类流程达到 97.7% 的平均训练准确率和 93.5% 的平均测试准确率。

1 引言

流式细胞术是一种根据大小、形状或荧光等特征对不同类型细胞进行分类的技术。流式细胞术中使用的细胞通常会标记不同的生物标志物。这些生物标志物可能与细胞发生化学相互作用，从而影响实验数据 [1]。无标记或无染色成像流式细胞术会采集未标记流动细胞的图像，并利用这些图像训练用于分类的机器学习模型。

流式细胞术系统的目标是以高准确率和低延迟（或者说高吞吐量）进行分类。为此，需要使用先进的高速相机，并投入大量计算能力来处理海量数据。

近期研究表明，神经形态基于事件的相机可以实现低延迟，帧率达每秒 >1,000 帧 [3]。重要的是，基于事件的相机不会在每个时间步记录完整帧，而只记录场景中各像素的变化。这一工作原理能够天然地过滤掉时间上冗余的信息。

然而，要在基于事件的数据上使用传统计算机视觉算法，通常需要先将数据转换为帧。更自然的方法是使用基于事件的图像处理算法处理基于事件的成像数据。

我们提出使用脉冲神经网络（SNN）以完全基于事件且异步的方式处理成像数据。在这项正在进行的工作中，我们展示了在图形处理器上使用基于事件的流式细胞术数据训练脉冲神经网络所获得的初步结果。据我们所知，这是文献中首次使用脉冲神经网络处理基于事件的流式细胞术数据并报告结果（Ref. [3] 使用人工神经网络，而Ref.[7] 未报告任何性能结果）。

2 方法

我们将在第 2.1 节介绍实验装置，并在第 2.2 节介绍所训练的脉冲神经网络。

2.1 成像流式细胞术

实验装置如图 1 所示。在这里，我们将不同尺寸的人工PMMA微珠送入一条狭窄的微流控通道（宽度为 200 μm）。只要没有颗粒经过视场，事件相机检测到的光强就保持恒定，不会触发任何像素产生事件。然而，一旦颗粒进入视场，光的衍射、散射和干涉就会触发事件，我们随后利用这些事件训练脉冲神经网络。只有颗粒存在时才会产生事件，这一特点显著提高了整个系统的内存效率。使用我们的系统得到的数据集大小约为数十吉字节，而

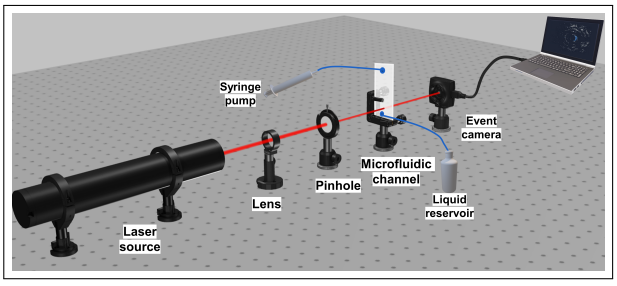

图 1：本研究搭建的自由空间光学装置。1550纳米氦氖激光器发出的光聚焦于 PMMA 微流控通道上。移动颗粒引起的光衍射、散射和干涉会导致入射到事件传感器上的光强发生变化。

*两位作者对本研究的贡献相同。

NICE '23，2023年4月11日至14日，美国得克萨斯州
圣安东尼奥©2022 计算机协会。ACM ISBN
978-x-xxxx-xxxx-x/YY/MM...$15.00
https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn

此前一项使用传统基于帧的相机的工作中，数据集大小约为数百吉字节 [5]。

我们使用了两种不同类别的球形微粒（A 类直径为 16 µm，B 类直径为 20 µm）。我们对每类微粒分别进行了四次实验，每次实验持续 $T_{exp} \approx 60s$，共采集 480 秒的数据。单个颗粒的累积时间为 $T_{acc} \approx 10ms$。因此，每次实验约有 6,000 个样本，每类总计 24,000 个样本。我们采用四种不同的训练测试划分来训练网络，每种划分均将一次不同的实验作为测试数据，其余实验作为训练数据。

2.2 脉冲神经网络

我们使用 Tonic 库 [4] 对基于事件的成像数据进行预处理。预处理包括将空间下采样从$640 \times 480 \times 2$ 缩减至 $32 \times 24 \times 2$（事件极性保持不变），并进行时间下采样：将每个固定极性下采样像素对应的神经元接收到的事件输入离散化的漏积分发放（LIF）神经元：

$$s_i^{out}(n+1) = 1 \text{ if } \left(\beta u_i(n) + w s_i^{in}(n+1)\right) \geq u_{thr} \text{ else } 0$$

$$r_i(n+1) = \max_{t \in \{0,\ldots,t_{rf}\}} s_i^{out}(n+1-t)$$

$$u_i(n+1) = 0 \text{ if } (r_i(n+1)) \text{ else } \left(\beta u_i(n) + w s_i^{in}(n+1)\right)$$

其中，$u_i(n)$、$s_i^{out}(n)$、$r_i(n)$分别表示神经元 i在时间步 n的膜电位、二值脉冲输出和二值不应期。此外，$\beta = 0.9$ 为膜衰减率，$w = 1.0$ 为突触权重，$u_{thr} = 3.0$ 为阈值电压，$t_{rf} = 2$ 为不应期；如果在时间步 n，事件相机在第 i个 $20 \times 20 \times 1$ 像素块中检测到输入事件，则 $s_i^{in}(n)$等于 1，否则等于 0。

对于分类，我们使用由 LIF 神经元构成的前馈网络，其输入层大小为 $32 \times 24 \times 2 = 1536$，隐藏层大小为 100，输出层大小为 20（采用群体编码，每个输出类别使用 10 个神经元）。网络中所有神经元的参数均为常数，其中膜衰减率为 $\beta = 0.9$，膜阈值为 $U_{thr} = 0.5$。我们使用 Adam 优化器，将输出脉冲率的均方误差作为优化目标，期望的群体脉冲率为 20%（正确）和 80%（错误）。在前向传播过程中，通过移位后的 Heaviside 函数和快速 sigmoid 函数进行反向传播

$$S = \frac{U}{1 + k\|U\|}$$

在反向传播过程中采用斜率 $k = 75$ [6]。我们的实现使用 snnTorch [2]。

3 结果

我们使用配备 11 GB 显存的 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 图形处理器，对第 2.2 节所述的脉冲神经网络进行了 10 个周期的训练。图 2 展示了本实验的训练和测试性能。图中显示，除使用实验 1、3 和 4 训练的网络的测试准确率外，所有实验的准确率均超过 98.5%。还需要进一步研究这一数据划分下的异常性能。

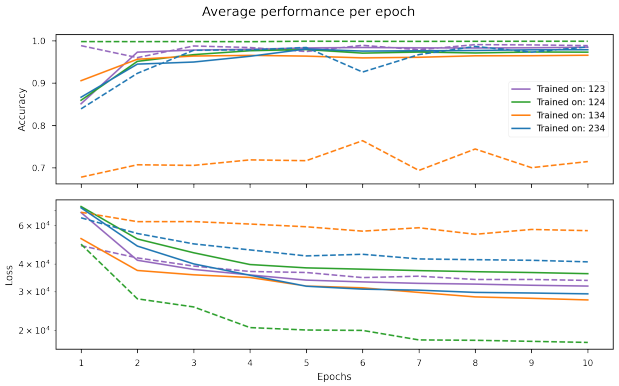

图 2：使用反向传播训练十个周期的脉冲神经网络性能。虚线表示测试结果，实线表示训练结果。不同曲线表示用于训练的实验，剩余的实验仅用于测试。

4 展望

下一步，我们将研究使用精确的时序信息进行首脉冲时间分类，以期实现更快的分类。本研究将超参数固定为第 2.2 节中提及的取值。为进一步提升性能，我们将通过交叉验证来优化超参数和网络架构。最后，我们将把脉冲神经网络移植到神经形态芯片上，从而构建完整的神经形态处理流水线。

致谢

本研究在欧洲项目 Neoteric（资助协议编号 871330）、Prometheus（资助协议编号 101070195）和 Post-Digital 项目（资助协议编号 860360）的框架下开展。

参考文献

[1] Minh Doan、Ivan Vorobjev、Paul Rees、Andrew Filby、Olaf Wolkenhauer、Anne E Goldfeld、Judy Lieberman、Natasha Barteneva、Anne E Carpenter 和 Holger Hen- nig。2018。成像流式细胞术的诊断潜力。《生物技术趋势》36, 7 (2018), 649–652。[2] Jason K. Eshraghian、Max Ward、Emre Neftci、Xinxin Wang、Gregor Lenz、Girish Dwivedi、Mohammed Bennamoun、Doo Seok Jeong 和 Wei D. Lu。2021。借鉴深度学习经验训练脉冲神经网络。(2021)。arXiv:2109.12894[3] Weihua He、Yongxiang Feng、Junwen Zhu、Huichao Chai 和 Wenhui Wang。2022。神经形态赋能的事件驱动深度成像流式细胞术。载于第*26*届国际微型化学与生命科学系统会议。[4] Gregor Lenz、Kenneth Chaney、Sumit Bam Shrestha、Omar Oubari、Serge Picaud 和 Guido Zarrella。2021。*Tonic*：事件驱动数据集与变换。文档见 https://tonic.readthedocs.io。[5] Alessio Lugnan 、 Emmanuel Gooskens 、Jeremy Vatin、Joni Dambre 和 Peter Bienstman。2020。无标记微流控细胞术超快速颗粒分类中的机器学习问题与机遇。《科学报告》10, 1 (2020), 1–13。[6] Friedemann Zenke 和 Surya Ganguli。2018。SuperSpike：多层脉冲神经网络中的监督学习。《神经计算》30, 6 (2018), 1514–1541。[7] Ziyao Zhang、Maria Sabrina Ma、Jason K. Eshraghian、Daniele Vigolo、Ken-Tye Yong 和 Omid Kavehei。2022。进展报告：神经形态细胞术，高吞吐量事件驱动流式成像。载于*2022*年第*8*届国际事件驱动控制、通信与信号处理会议（*EBCCSP*）。IEEE。