arXiv:2301.03103v1 [cs.DC] 8 Jan 2023

面向可扩展脑机接口的多站点富加速器处理架构

Karthik Sriram、Raghavendra Pradyumna Pothukuchi、Michał Gerasimiuk、Oliver Ye、Muhammed Ugur Rajit Manohar、Anurag Khandelwal、Abhishek Bhattacharjee 耶鲁大学，美国纽黑文

摘要—**Hull**[1] **是一种富加速器的分布式植入式脑机接口（脑机接口），其读取生物神经元的数据速率比以往技术高出 2 至 3 个数量级，同时支持多种神经科学应用。以往方法为满足有效运行和长期安全植入所必需的两项约束，将脑机接口的数据速率限制在每秒数十兆比特以内：功耗低于数十毫瓦，响应延迟在数十毫秒以内。Hull 同样遵守这些约束，却能够以高得多的数据速率与大脑进行交互，从而首次实现由脑机接口驱动的研究和临床治疗，针对需要读取和刺激多个脑部位置的全脑行为与疾病。Hull 能效的关键在于将其构建为由富加速器计算脑机接口节点组成的分布式系统。Hull 在保持模块化系统分层的同时，积极开展跨层软硬件协同设计，以整合计算、网络和存储。由此得出的经验，为从头开始设计配备硬件加速器的联网分布式系统提供了借鉴。**

I. 引言

脑机接口（BCI）能够感知生物神经元的电活动，并对其进行电刺激，从而“重塑”神经元回路。通过将大脑直接连接到计算机，脑机接口有助于加深我们对大脑和心智的理解 [1, 2]，、治疗神经系统疾病 [2–6]，、推动工业机器人发展 [7]，、开辟个人娱乐的新方式 [8]，，等等。

脑机接口可以通过将表面电极（即电传感器）放置在颅骨上方的头皮上来实现，以测量脑活动 [2, 3]。这类可穿戴脑机接口无需手术植入，但其采集的信号会受到颅骨阻隔，因而噪声较大、分辨率较低，不太适用于前瞻性脑机接口应用 [5, 9–12]。

相反，本研究聚焦于通过手术直接植入脑组织表面、周围及内部的植入式脑机接口 [13, 14]。植入式脑机接口能够以高保真度和高空间分辨率实时记录神经元活动并对神经元进行刺激 [2, 5]。数百名患者正在使用经临床批准的植入式脑机接口来治疗癫痫、运动障碍和视力障碍 [15–17]。此外，植入式脑机接口也正在临床试验中接受研究，以评估其治疗脑卒中、记忆障碍、瘫痪、焦虑/抑郁、成瘾等病症的效果 [14, 18, 19]。

相互冲突的约束使得为植入式脑机接口设计硬件颇具挑战。脑机接口不能让脑区升温 >1 °C，以避免细胞损伤 [20, 21]，因此必须具备极低功耗。然而，脑机接口设计者也希望利用传感器技术的进步，来读取呈指数级增长的神经元数据 [22]。在处理如此庞大的数据时，如何限制功耗/能耗颇具挑战，尤其是在实时响应神经元活动时（即毫秒级）。硬件过度专用化并非降低脑机接口功耗的可行方式；为了支持多项研究和临床研究，脑机接口必须具备足够的可编程性，以便个性化算法、支持多种计算方法来治疗多种疾病，并支持部署日趋成熟或新兴的算法 [23, 24]。

让脑机接口设计更加复杂的是，能够读取并处理来自多个脑部位点、随时间变化的神经活动的应用不断涌现 [1, 13, 25, 26]。这是因为，大脑的功能（以及疾病）最终取决于脑区之间随时间演变的物理和功能连接 [1, 13, 25, 26]。

现有脑机接口 [16, 17, 23, 27, 28] 是为单点植入而设计的，缺乏存储足够长时间历史神经数据的能力。大多数脑机接口 [29, 30] 还存在其他局限：为了满足安全功率约束，它们历来会舍弃部分可编程性、数据速率和灵活性。这些脑机接口针对特定任务进行专门设计，和/或限制算法的个性化 [29, 30]。有些脑机接口通过牺牲高数据速率来支持更强的可编程性 [16, 17,27, 28]。因此，它们都无法支持新兴脑机接口应用所需的分布式、快速演进的神经数据处理。近期有关 HALO 的研究在灵活性、数据速率和功耗之间实现了平衡，但其范围仅限于一个脑区。此前的研究至多探索了分布式脑机接口应用，其采用多个传感器植入体，并将处理任务卸载到功率预算更高的外部设备上 [31, 32]。但这并非万全之策，因为网络延迟较高，还存在隐私和移动性限制 [33]。

我们的工作首次为跨多个脑部位点实现可扩展的全脑接口提供了可行路径。我们的解决方案*Hull*是一种分布式脑机接口，由多个脑机接口节点组成，这些节点通过无线方式相互通信，并与大脑连接，其总数据速率比现有技术水平高出 2-3 个数量级 [23]。每个脑机接口节点都采用灵活计算架构，由针对重要神经处理应用定制的可重构的高能效领域专用硬件加速器构成。这些加速器与存储和网络紧密协同设计，以确保整个系统满足功耗和响应延迟限制。

[1]Hull 是谷物的保护性外壳。我们将设计命名为 Hull，因为它同样能保护大脑。

Hull 使用基于整数线性规划 (ILP) 的调度器，在 Hull 的所有节点上将任务和算法最优地映射到硬件加速器，并创建网络和存储访问调度，为加速器提供数据。Hull 支持三种类型的脑机接口应用 [34, 35]:

第一类应用会持续监测大脑活动，并对异常行为作出响应，而不与 Hull [34–36] 之外的代理交互。例如，检测癫痫发作 [26], 、预测其扩散，并最终通过对预计会有癫痫发作迁移至的区域进行电刺激来缓解症状。

第二类应用同样会持续监测大脑，但依赖 Hull 之外的代理作出响应。例如，检测个人的预期运动，并将这些数据传送至假体或辅助设备 [3, 33–35]。这些应用使瘫痪者能够操控机器，并恢复（部分）感觉功能。

第三类应用通过交互式查询 Hull，分析来自多个脑部位点的数据。这些查询可用于“闭环”或“开环”场景。在前一种情况下，临床医生可能需要根据脑机接口读取的数据调整治疗方案；例如，确认 Hull 是否正确检测到癫痫发作并作出恰当响应 [37, 38]。后一种情况则指技术人员用于调试系统运行、临床医生用于了解个人病史，以及研究人员用于更好地理解脑功能的交互式查询。

为支持这类应用，Hull 分享了围绕硬件加速器构建端到端计算机系统的研究见解。具体而言，我们选择硬件加速器时遵循了几项重要的设计原则：

首先，为最大限度地提高能效并简化硬件设计，我们在应用中识别算法内核，使其不仅能加速计算，还能满足网络通信和存储延迟方面的需求。这并非易事，需要领域专用知识，才能将脑机接口应用转换为适合展现这些内核的等价形式。我们重新构建了用于癫痫传播预测/治疗和运动意图识别的已知计算流程——这两项脑机接口应用是Hull的重点研究方向——采用基于哈希的相似性度量，在应用计算量较大的相关性度量之前，识别来自不同脑部位点、最有可能彼此相关的神经信号。相同的哈希值还可用于设计存储栈中的领域专用数据布局。将哈希与存储布局协同设计，使我们能够从存储层高效地检索数据，同时降低功耗和延迟。哈希还可以减少Hull节点之间在脑机接口内部网络中传输的数据量。

其次，我们设计加速器，使其在目标数据速率下具有可预测的延迟和功耗。可预测的性能和功耗特性有助于优化计算和网络调度——这是我们的ILP调度器得以实现的关键特性。设计具有可预测性能和功耗的加速器需要格外谨慎。对于数据生成速率取决于输入的某些加速器（例如数据压缩），我们采用理论推导出的最坏情况延迟和吞吐量估算。此外，我们将加速器设计在各自的时钟域中，以支持一系列工作频率，并确保其功耗和性能特性明确可知。

第三，我们将加速器设计为可重构的。例如，这使我们能够重新利用哈希加速器，将其用作存储层的哈希索引、降低网络流量的过滤器，并根据所支持的目标应用进行不同的调优。

总体而言，Hull 将脑机接口带宽提升到了以往无法达到的水平。Hull 灵活、可重构，并支持实时分布式神经处理。我们采用 28纳米 CMOS 工艺下的详细物理综合流程（包括在 12纳米工艺下对部分硬件进行流片），并结合网络和存储模型来评估 Hull 的功耗和性能。结果表明，Hull 能在短短 10 毫秒内处理来自多个区域、总量达 460 Mbps 的无线数据，且任何节点的功耗均不超过 15 mW，证实其适用于自主使用。在交互模式下，它能够通过 10 个植入体，每秒对 6 MB 数据执行 10 次查询。现有设计所支持的数据量低两个数量级，而且需要侵入式布线。总之，我们的具体贡献如下：

1) Hull 是首个可实时扩展至多区域神经处理的分布式无线脑机接口系统。
2) 面向可扩展分布式神经处理，对脑机接口应用、处理和存储进行跨层协同设计。Hull 首次支持数据的长期存储、哈希和数据库索引，从而在单一脑机接口平台上实现分布式信号处理。
3) 评估 Hull 在癫痫发作传播和运动意图检测方面的灵活性与性能，涵盖各种部署场景，以及对临床医生/技术人员可能交互使用的更任意查询的支持。

Hull 进一步推动硬件加速器成为一等计算公民，使其能够像中央处理器一样，直接参与网络通信和存储。这一趋势对于未来的物联网、群集和间歇计算环境至关重要，因为这些环境需要在满足严格安全使用约束（即功耗、延迟和吞吐量）的同时，维持自适应且复杂的功能。

II. 背景

A. 脑机接口设计

脑机接口应用通常会执行信号测量、特征提取、分类/决策，并在适用时进行神经反馈/刺激 [2, 5]。脑机接口的硬件组织体现了这四个方面。信号测量通过电极完成，电极读取生物神经元簇的电活动，随后由模数转换器（ADC）将这些数据数字化。最先进的传感器在每个植入体中包含 96–256 个电极组成的电极阵列。模数转换器通常以每个电极每秒 20–50K 个样本的速率，将测得的信号样本编码为 8–16 位。数字化数据随后传送至计算逻辑进行特征提取，并据此开展分类/决策。如果需要，电极阵列可在经过数模转换（DAC）后重新用于对大脑进行电刺激。

现代脑机接口还使用无线电装置与外部代理（例如服务器、假体）通信，这体现了相较于早期脑机接口的发展；早期脑机接口使用手术电缆（容易引发感染并限制自由活动） [39, 40]。最后，脑机接口由可充电电池和/或感应式无线电能传输供电。这些组件封装在气密熔合的二氧化硅或钛胶囊中。永久植入的安全功耗上限因植入体的目标位置和深度而异；我们采用 15mW 作为保守上限 [23, 41] ，适用于 Hull 的每个组成脑机接口节点。

B. 神经处理应用与算法内核

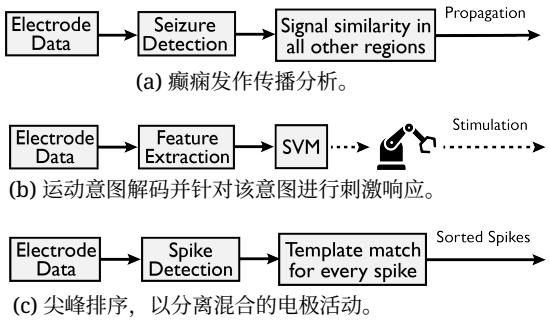
未来的脑机接口应用将从多个脑部位点收集数据，并比较这些位点所存储的神经信号历史记录。许多应用都有此类需求，包括用于神经肌肉康复和神经精神疾病的算法 [2, 4, 13, 42–44]，但我们重点关注癫痫发作传播和运动意图检测，因为它们构成了新兴脑机接口应用的主体 [2, 5, 45–47]。此外，我们也考虑尖峰排序这一关键内核，它广泛应用于许多应用中 [48, 49]。尖峰排序不同于癫痫发作传播和运动意图检测，因为它本身并非完整的应用。尽管如此，我们仍对其进行研究，因为它是适合以分布式方式广泛应用的典型候选项。

1) 癫痫发作传播应用：癫痫发作常会在脑区之间迁移 [26]。预测癫痫发作扩散有助于解释癫痫发作动力学并提供治疗方案。当在某个脑部位点检测到癫痫发作时，癫痫发作传播算法会将发作起始位点的神经信号与从其他相关脑部位点收集的当前及历史信号进行比较。通过相关性度量检测脑部位点之间是否存在癫痫发作匹配；也就是说，判断癫痫发作是否可能传播至另一个脑区。

图 1a 展示了标准癫痫发作传播流程所采用的步骤（但目前任何现有脑机接口都无法完整支持这些步骤） [25, 26]。首先，在电极所探测的所有脑区中，检测各电极信号里的癫痫发作信号。这一步通常使用带通滤波器，或对连续信号窗口进行快速傅里叶变换（FFT）以生成特征，然后通过支持向量机（SVM）等分类器进行分类 [50]。此外，临床医生也可以手动标注癫痫发作的起始时间。

在某个时间点检测到一个脑区发生癫痫发作后，会将该脑区的信号窗口与所有其他脑区同期及此前的窗口进行比较，比较范围可追溯至选定的过去时间点。

2) 运动意图检测应用：脑机接口可以通过读取运动皮层区域单个位点的信号，推断粗略的运动意图 [51, 52]，但要推断更精细的运动意图（例如，单个手指抓握物体的动作），则需要读取多个脑区的神经活动 [45,53, 54]。图 1b 展示了推断精细运动意图的典型计算流程 [47, 55–57]。所有目标脑部位点上所有电极采集的神经信号，首先会经过滤波，或使用快速傅里叶变换转换到频域



(a) 癫痫发作传播分析。

(b) 运动意图解码并针对该意图进行刺激响应。

(c) 尖峰排序，以分离混合的电极活动。

图 1：MainBCI 的应用步骤。脑机接口尚不支持设备端癫痫传播分析或多部位运动意图处理。

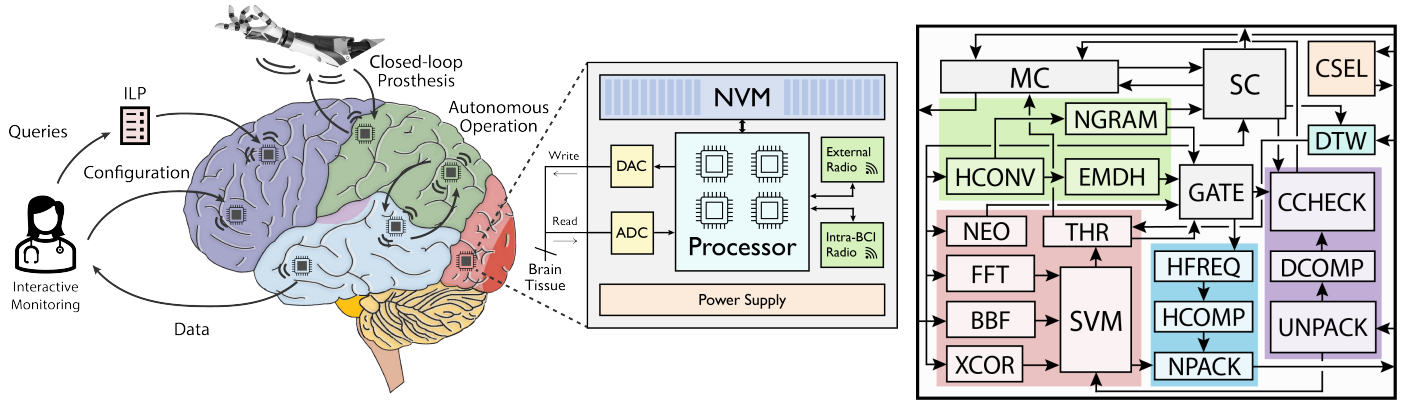
以便进行特征提取。随后，将所有特征输入分类器，以推断预期的运动。线性支持向量机常用于分类，因为它们效果出色，而且其参数直观易懂，便于神经科学家进行推理 [3, 55, 58, 59]。然后，将预期的运动传达给假肢手臂等外部设备。接着，必须通过神经刺激模式，将假肢手臂的运动传达至负责感知个体周围环境的脑区（例如感觉运动皮层） [60, 61]。

3) 尖峰排序算法内核：尖峰排序是重要信号变换的典型示例，这些信号变换构成了重要的应用，并且能够从多个脑部位点的参与中获益。现有脑机接口所使用的大多数传感器阵列都配有电极，用于测量一簇神经元的综合电活动，而非单个神经元的电活动。尖峰排序会检测综合电极活动中的所有峰值，并将其分离为一系列来自不同神经元的组成信号尖峰。图1c 展示了这一算法。该算法测量每个信号峰值与多个尖峰模板之间的距离，并选择距离最近的模板作为该峰值对应的尖峰。在某些变体中， [62],模板通过对峰值进行聚类动态生成。尖峰距离使用动态时间规整（DTW）或地球移动距离（EMD） [63, 64],进行测量，而这两种方法的计算开销都很大。现代尖峰排序方法速度过慢，无法在线部署；分布式尖峰排序的开销甚至更高。

目前没有任何现有脑机接口支持所需的信号处理，无法对来自多个脑部位点的癫痫发作和运动意图活动进行历史分析，也无法进行分布式尖峰排序。大多数设计采用单个植入式设备，感测并处理来自植入体探测脑区的信息 [16, 17, 23, 27, 28]。有些设计使用分布式传感器，但这些传感器并未直接连接计算支持 [31, 32]，而是将数据卸载到外部设备。然而，设备上缺乏分布式处理，使脑机接口无法支持需要毫秒级决策的应用，例如抢先阻止癫痫发作传播，或控制假肢。

C. 用于信号比较的局部敏感哈希

前文所述的所有应用都使用了计算开销很大的信号比较。我们采用局部敏感哈希来快速进行时间序列匹配 [65] ，以满足 Hull 毫秒级的延迟约束。我们在使用局部敏感



(a) Hull 概览。 (b) Hull 各节点中的处理器结构。

图 2：Hull 脑机接口由植入不同脑部位点的节点组成。节点之间以及节点与外部代理之间通过无线方式通信。每个 Hull 节点都配备传感器、无线电装置、模数转换、处理架构和存储；处理架构包含硬件加速器和可配置开关，可用于创建不同的处理流水线。

哈希时面临两项挑战。第一，计算过程涉及随机化，因此延迟不固定；第二，需要支持多种比较度量——不同脑机接口应用所采用的度量各不相同。 [63, 64, 66]我们借鉴了先前针对动态时间规整 [67]和地球移动距离 [68]开发的两种局部敏感哈希方案。后续章节将介绍我们如何对其进行修改，以满足 Hull 的目标应用需求。

DTW 哈希生成过程 [67] 首先使用随机向量与信号中的滑动窗口进行点积，生成信号的草图。如果点积为正，则该窗口的草图值为 1；否则为 0。接下来，统计由 n 个连续草图值构成的 n 元语法的出现次数。随后，使用这些 n 元语法及其计数，通过随机化的加权最小哈希生成最终哈希。

原始 EMD 哈希 [68] 通过以下方式获得：首先计算整个信号与随机向量的点积，然后对点积的平方根应用线性函数。

D. 灵活性：脑机接口设计的目标

第 II-B 和II-C 节的一项重要结论是，新兴脑机接口需要灵活地支持计算。事实上，近期关于脑机接口 HALO架构的研究探讨了这一主题 [23, 69, 70]。在 HALO 出现之前，人们通过对脑机接口进行专门化，使其针对特定脑区提供特定类型的计算，从而实现能效。然而，出于以下几个原因，灵活性是未来脑机接口的一项重要要求：

首先，对于一项任务而言，并不存在单一的最佳信号处理流水线；相反，有多种各不相同的信号处理流水线，各自具有不同的权衡 [24, 35, 71]。对于 Hull 来说，这意味着必须允许用户自定义支持目标计算流程（例如，动态时间规整与互相关）所需的具体硬件加速器，以及这些加速器中关键参数的配置（例如窗口大小、阈值）。

其次，脑机接口可以有不同的用途 [34, 35]。其中一种用途是自主运行，监测神经活动，并在发生有害事件时刺激神经元。例如，监测癫痫发作并通过深部脑刺激在发作前进行干预，以防止其发生 [71]。另一种情况是，脑机接口可以将神经活动转化为控制外部设备的指令 [33]（例如，控制假肢运动的指令），或转化为显示在屏幕上的文字 [5]。脑机接口通常也会将外部活动转化为神经反馈（例如，重现触觉和运动感觉） [72]。

第三，除了临床用途外，同一脑机接口平台还应支持算法部署和数据收集，以用于脑科学研究与探索 [5, 35, 73]。在这些情况下，根据实验目标，可能需要多种应用和使用模式。其中一些用途可能需要交互式监测，此时脑机接口与临床医生共同构成决策闭环 [37]。在这种情况下，脑机接口会自主运行，直到检测到异常活动，例如癫痫发作的开始。发生这种情况时，它会向临床医生发出警报，临床医生可以利用该个体的其他数据来决定采取何种措施 [37]。实用的脑机接口系统必须能够自定义，以支持这些不同场景。

除了这些情况之外，脑机接口还需要具备灵活性，原因有很多实际因素，例如个体神经系统状况的变化（可能需要修改治疗方案）、大脑对脑机接口的免疫反应所导致的电极行为变化等 [5, 35, 71]。

在极端的功耗和延迟约束下兼顾高性能与灵活性颇具挑战。与 HALO 一样，Hull 依赖模块化硬件加速器（下文称为处理单元或 PEs）来构建各种信号处理流水线。然而，与 HALO 及任何现有脑机接口不同，Hull 首次支持了第 II-B 节中的分布式信号处理应用。

III. HULL 系统的设计

图 2 展示了 Hull 脑机接口及其组成部分 Hull 节点，这些节点植入大脑的不同区域。Hull 节点通过无线方式彼此通信。整数线性规划调度器将应用和交互式查询映射到 Hull 的各个节点上。

每个 Hull 节点都包含 16 位模数转换器/数模转换器、配备多个处理单元的可重构处理器、由非易失性存储器 (NVM) 构成的集成物理存储层，以及独立的无线电装置，用于 Hull 的

节点彼此通信（即脑机接口内部无线电装置）和对外通信（即外部无线电），以及一个电源。

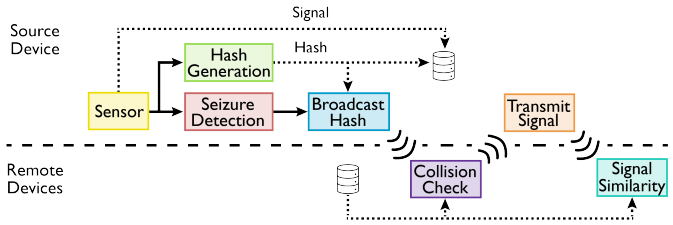
A. 面向设备端处理的应用改写

为使现有脑机接口应用在 Hull 上运行（满足实时性约束），而非依赖外部处理，我们对其进行了三项改动。首先，我们改写信号处理流水线，使其在通常情况下采用快速的基于哈希的信号比较，仅在确实需要更精确计算时才回退到耗时更长的方法（例如互相关或动态时间规整）。其次，我们允许应用使用存储器。第三，我们发现神经科学中常用的分类器通常是线性的（例如支持向量机），因此以分层方式在 Hull 的各节点上计算分类器输出，从而减少网络通信。

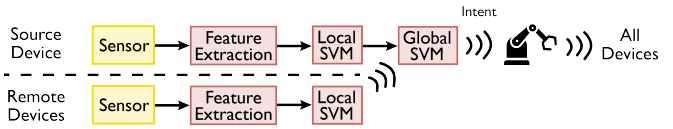
图 3a 展示了我们新创建的癫痫传播应用。虽然功能上与标准版本等效，但我们的应用由三个阶段组成——癫痫发作检测、哈希比较和精确信号匹配。在所有电极的每个样本上，我们都会为每个滑动信号窗口生成新的哈希值（例如，为一个包含 120 个样本的窗口生成一个哈希值），并将其存储在每个 Hull 节点的设备端非易失性存储器中（第 III-B 节）。当 Hull 节点在本地检测到癫痫发作时（即在其探测的脑区内），它会广播被分类为癫痫发作的信号窗口的哈希值。所有其他 Hull 节点都会检查这些哈希值是否与其近期存储的任何本地哈希值匹配，并在发现匹配时作出响应。匹配表明，一个脑区发生的癫痫发作很可能与另一个脑区的癫痫发作相关。为确认这一点，最初检测到癫痫发作的 Hull 节点会广播导致哈希碰撞的信号对应的整个信号窗口。随后，在发生哈希碰撞的节点上对这些信号进行精确比较，以确认癫痫传播。由于仅在必要时才处理完整信号数据并进行精确相似性匹配，与第 II-B 节中的基准应用流水线相比，每个 Hull 节点的计算量以及 Hull 节点之间的通信量都减少了两个数量级。

图 3c 显示，我们采用了类似的方法，首次在分布式场景中实现尖峰排序的在线版本。与癫痫传播一样，尖峰排序也受益于基于哈希的信号处理和存储器。模板存储在非易失性存储器中，距离计算则由哈希冲突检查取代。由于尖峰排序是许多神经处理算法的前置步骤 [35, 48]，首次实现其在线处理，使我们能够支持许多以尖峰排序为核心的应用。

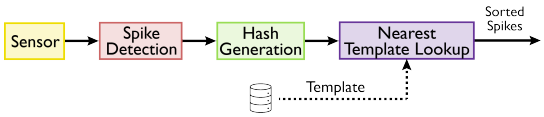
最后，采用分层方式计算线性分类器，也有助于识别运动意图。图3b 展示了 Hull 所支持的处理流水线。每个 Hull 节点根据接收到的信号计算部分分类器输出，并将其传输出去。其中一个节点作为主节点，负责计算最终的支持向量机分类结果，并将其发送给外部假肢设备。假肢设备的运动情况会广播回 Hull；随后，每个节点都会对大脑的感觉运动皮层进行电刺激，以模拟自然肢体运动后的“感觉”。



(a) 癫痫传播。



(b) 运动意图解码及相应刺激。



(c) 尖峰排序。

图 3：Hull 中支持在线分布式处理的脑机接口应用概览。

B. 灵活且高能效的加速器设计

图 2b 展示了我们为 Hull 的每个节点设计的处理架构。多个加速器或处理单元通过可编程交换机相连，以实现多种信号处理流水线。低功耗微控制器（MC）负责支持没有对应处理单元的各类杂项工作负载。处理单元经过专门设计，具备灵活性，可支持各种计算功能，并实现高能效、低功耗和高面积效率的加速，同时提供确定性的延迟和能耗，使我们的整数线性规划调度器能够将应用任务最优地映射到我们的加速器上。我们以近期发表的 HALO 架构 [23]为起点，实现一组适用于单植入场景的处理单元，并进一步实现能够加速分布式神经应用的处理单元。

Hull 包含用于单点尖峰检测（NEO–非线性能量算子；DWT–离散小波变换）、压缩（LZ4；LZMA）、特征提取（FFT–离散快速傅里叶变换；XCOR–互相关度量；BBF–巴特沃斯带通滤波）、阈值处理（THR）、条件控制（GATE）、分类（SVM–线性支持向量机）的处理单元（PEs），以及用于与 Hull 之外的系统通信的无线电。

随后，Hull 集成了多个新的处理单元（PEs），以支持分布式计算、细粒度无线通信以及对各节点非易失性存储器（NVM）的访问。每个处理单元都配备了大小适当的 SRAM 缓冲区，以支持其处理任务。处理单元包括以下功能：

1) 哈希生成： Hull 支持欧几里得距离、互相关、动态时间规整和地球移动距离；我们支持对这四种度量的哈希设置进行配置。

首先，我们发现可以修改 DTW哈希 的重要参数（例如滑动窗口的大小和步长）以及 n元语法长度（第 II-C 节），从而同时支持欧几里得距离和互相关度量。除了 DTW哈希 参数所需的配置能力之外，无需新增硬件即可支持额外的可配置性。

其次，我们发现 DTW 和地球移动距离哈希 共享信号与随机向量的点积计算（第 II-C 节），从而能够复用硬件。

最后，我们为 DTW 哈希的最后一步选择了一种不同于先前工作 [67]中最初提出的加权最小哈希算法。我们的方法 [74] 在保留哈希特性的同时，实现了确定性的延迟和功耗。

我们的哈希生成使用三个处理单元：HCONV，用于计算可配置信号窗口与随机向量的点积；NGRAM，用于计算信号中的 n 元语法计数并生成基于 DTW 的哈希；以及 EMDH，用于对点积开平方，并执行其他操作以生成 EMD 哈希。

2）哈希冲突检查：为了确定多个脑部位点之间的信号相似度，Hull 节点必须将通过网络接收的哈希值与近期（例如，100ms）本地生成的哈希值进行比较。每个 Hull 节点都使用一个 CCHECK 处理单元，该单元接收从网络传来的解压缩哈希值，将其存储在 SRAM 寄存器中，并在原处对其排序。处理单元请求存储控制器（SC）从非易失性存储器中读取待比较的哈希值。随后使用二分查找，将这些哈希值与寄存器中的哈希值进行比较。

3) 信号相似度：CSEL 使用动态时间规整、地球移动距离和欧几里得距离来识别用于精确信号比较的信号。对于动态时间规整，我们采用标准动态时间规整算法 [75] 构建了一种流水线实现，并使用 Sakoe-Chiba带参数来加快计算速度 [76]。该处理单元还可以通过将 Sakoe-Chiba带参数设为 1 来支持欧几里得距离计算。目前，我们使用微控制器运行地球移动距离算法 [77]，不过未来将构建定制处理单元。

4) 脑机接口内部网络压缩与打包：脑机接口内部的 Hull 网络传输哈希值和信号。我们对哈希值进行压缩，但传输未经压缩的原始信号。压缩会使数据更容易受到位错误的影响。由于哈希值仅用于近似匹配，位错误对信号相关性的质量影响不那么关键。然而，原始信号用于精确匹配。动态时间规整等方法天然能够抵御信号中的单个位错误，但压缩信号出现错误时，其质量会迅速下降。

为 HALO 构建的压缩处理单元（即 LZ/LZMA）无法满足 Hull 对哈希值的功耗和延迟约束。因此，我们构建了针对特定数据和通信需求定制的处理单元。HFREQ 处理单元收集 Hull 节点必须传输的哈希值，并按出现频率对其排序。HCOMP 处理单元首先使用字典编码对哈希值进行编码，然后对字典索引进行游程编码 [78]，最后对游程长度计数使用 Elias-γ 编码 [79] 。HCOMP 的压缩率仅比 LZ4/LZMA 低 10%，但功耗更低 $\approx 7\times$ 。

压缩后的数据会发送到 NPACK 处理单元，该单元在传输前添加校验和。接收端的 UNPACK 和 DCOMP 处理单元负责解码和解压数据包。

5）存储控制： SC处理单元负责管理非易失性存储器的访问。SC使用静态随机存取存储器，在将数据以4 KB页写入非易失性存储器之前对其进行缓冲。当无法接受写入时，静态随机存取存储器还可在非易失性存储器擦除操作期间缓冲数据。最后，SC（以及静态随机存取存储器）能够重新组织数据，从而加快后续对非易失性存储器的读取（第 III-C节）。SC使用寄存器存储由模数转换器和哈希处理单元写入的数据的元数据（例如，最后写入的页和已写入数据的大小）。例如，这能加快对近期共同信号数据的搜索。

6）微控制器：MC 以低频率（20 MHz）运行，并集成了 8 KB 存储器。它会将各个处理单元配置为目标处理流水线（第 IV 节），并接收命令以刺激神经元，从而停止癫痫发作或传递来自假肢的神经反馈。MC 可用于任何处理单元不支持的通用计算，例如运行新算法；也可用于不常执行的系统运行操作，例如时钟同步（第 III-F 节）。

7）吞吐量定义明确：与先前的工作类似，每个处理单元都在自己的时钟域中运行 [23], ，同时还支持多种频率。这样，每个处理单元都可以针对不同的输入电极数量，将工作频率降低至维持目标数据速率所需的最低值，从而降低功耗。即使处理单元处理的输入电极信号数量可变，此特性也能确保延迟固定。我们将每个处理单元设计为支持最高频率 f_{max}^{PE}，该频率足以满足所需的最高数据处理速率。我们使用一个可配置寄存器来设置频率为f_{max}^{PE}/k，其中 k可由用户编程。时钟频率通过一个简单的状态机进行调节，该状态机使用计数器，每隔 k 个时钟脉冲才传递一个脉冲。该计数器消耗的功耗处于 μW 范围内 [80], ，远低于每个处理单元的功耗。总体而言，处理单元的动态功耗随频率线性变化。这也使功耗和延迟具有确定性，并有助于实现最优调度（第III-E节）。

C. 设备端非易失性存储器

每个 Hull 节点都集成了 128GB 设备端非易失性存储器，用于存储原始神经信号、这些信号的哈希值，以及应用所需的预加载数据（例如用于尖峰排序的模板）。我们将非易失性存储器划分为四个分区，分别用于存储上述四类数据，另设一个分区供微控制器使用。各分区的大小可通过寄存器配置。当某个分区存满时，该分区中最旧的数据将被覆盖。

为提升性能并降低功耗，我们对非易失性存储器中信号和哈希数据的布局进行了优化。Hull 的模数转换器（以及哈希生成处理单元）按顺序处理电极采样。若按这种方式存储数据，提取某个信号的连续片段就需要从多个不连续的非易失性存储器位置进行读取，导致延迟较长。因此，我们将每个信号按连续数据块存储（数据块大小由用户指定）。要获取特定电极在某个时间步的信号（或哈希值），只需计算偏移量即可。SC 在写入非易失性存储器之前，先将数据缓冲到 4KB 静态随机存取存储器页中，从而实现这种重新组织。

D. 网络

由于所需距离和通信需求各不相同，我们使用不同的无线电装置进行船体内部通信和外部设备通信。对于船体内部通信，我们在各节点之间使用带有固定时序的自定义网络协议。时序由整数线性规划根据应用目标确定

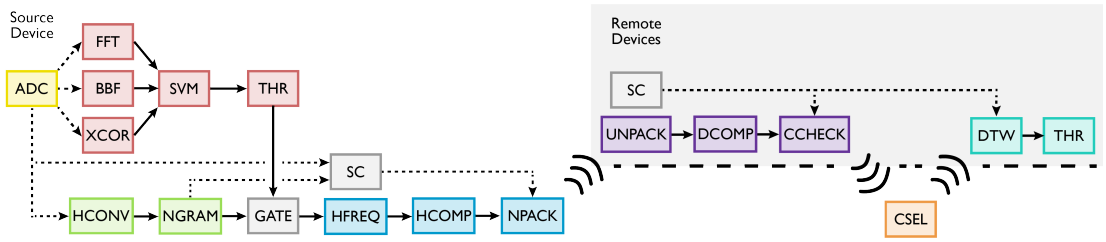


图 4：Hull 上的癫痫发作检测与传播处理单元的颜色与图中高层任务相对应 3a

(第 III-E节)。为协调 Hull 内通信，我们采用时分多址，因为它简单且具有确定性。

每个网络数据包都有一个 84 位报头，数据大小可变，最大数据包大小为 256 字节。报头和数据均带有 32 位 CRC32 [81] 校验和。校验和不匹配时，接收方会直接丢弃该数据包，并且不参与当前样本的处理流水线。不过，我们发现，虽然最好丢弃带有哈希值的错误数据包，但由于动态时间规整等措施具有韧性，携带原始信号数据的错误数据包仍可使用，不会对整体应用造成不利影响。

E. 加速器、存储与网络上的任务调度

作为 ILP 调度器的输入，用户可以使用处理单元的函数，将所需计算描述为数据流流水线；也可以提供交互式查询，从中提取数据流（第 IV 节）。用户还需提供应用中各项任务的优先级（例如，癫痫发作检测与信号比较），以及整体响应延迟等约束。由于功耗或延迟约束，当系统无法为所有任务处理全部信号时，优先级较高的任务将确保系统相较于其他任务，处理更多用于该任务的神经信号。整数线性规划会将每个函数映射到 Hull 一个或多个节点中相应的处理单元。

整数线性规划将应用任务（例如癫痫发作检测、哈希比较）映射到处理单元的每种可能方案视为一条流，并最大化各流所处理通道数量的加权总和。它采用三项主要约束：

延迟： 经过处理单元和通信链路的端到端延迟必须低于指定上限。
功耗： 所有处理单元和链路在任何时刻的功耗都必须低于指定上限。
通信： 由于采用时分多址，任一时刻无线电仅允许一条流使用。

由于处理单元的运行特性，我们的整数线性规划方案很简单。在可变吞吐量处理模式下，处理任意数量输入信号的延迟都相同。处理单元消耗的动态功耗与输入规模呈可预测的线性关系（因为频率也呈线性变化）。最后，系统允许两个流共享同一个处理单元。当这种情况发生，且分配给两个流的待处理电极信号都需要处理时，来自各个流的信号会交错排列，使它们都以相同频率运行——完成时间与各自独立运行时相同。硬件会为来自各个流的信号添加标签，以便将其路由到正确的目的地。

F. 时钟同步

Hull 的分布式处理要求各脑机接口节点的时钟同步精度达到数微秒。Hull 的时钟基于可暂停的时钟发生器和时钟控制单元 [82, 83]，其时钟不确定性仅为皮秒级，远小于我们的 μ 目标。Hull 在人体体温下运行，不会因温度变化而发生时钟漂移。尽管如此，Hull 仍每天使用简单网络时间协议 [84] 运行一次时钟同步。

将其中一个Hull节点设置为简单网络时间协议服务器，所有其他节点都向其发送消息以同步时间。客户端发送先前同步的时钟时间和当前时间，服务器则发送相应的时间。利用这些值之间的差异来调整时钟。此过程重复数次，直到所有时钟都达到所需的同步精度。时钟同步期间，船体内部网络无法用于应用任务。不过，不需要网络的操作（例如癫痫发作检测）或非易失性存储器访问仍可继续。

IV. 部署 HULL 用于 BCI 应用

Hull 支持自主癫痫发作传播、自主运动意图检测（用于闭环假肢）、在线尖峰排序和交互式查询。

自主癫痫发作传播与检测： 图4展示了 Hull 实现自主癫痫发作检测与传播的方式。PE 函数的选择基于先前的研究 [50]。此实现使用 XCOR、BBF 和快速傅里叶变换从模数转换器测量值中提取特征，并使用支持向量机检测癫痫发作。检测到癫痫发作后，各节点会交换哈希值以进行比较。为确认癫痫发作确实可能正在传播，Hull 会计算各节点间信号的动态时间规整距离，并在预测到传播后 10 毫秒内对大脑进行电刺激。

图4 中的数据流被送入整数线性规划，以便在 Hull 上调度此应用。整数线性规划会生成函数的最优映射，并生成配置代码。每个 Hull 节点的微控制器运行此代码，以配置处理单元。

在线尖峰排序： 图5 展示了在线尖峰排序到 Hull 的映射。模板匹配版本会预先将模板及其哈希值加载到节点的非易失性存储器中。

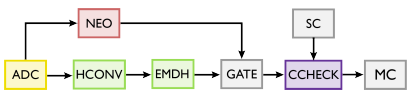


图 5：在 Hull 上进行尖峰排序。

运动意图检测与反馈： 图6展示了 Hull 如何实现运动意图检测与反馈，这是基于先前的工作扩展而来的[55]。每个节点从其本地信号中提取特征，并计算部分支持向量机输出。随后，一个节点接收这些部分支持向量机输出，并计算假肢的控制指令。假肢的运动通过无线方式传输，每个节点都会运行针对其区域的刺激算法，以提供神经反馈。

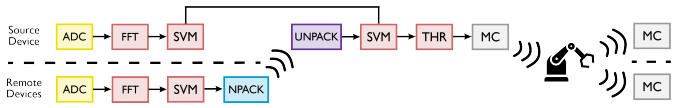


图 6：运动意图应用的查询流水线

交互式查询： 交互式查询用于读取多站点数据或修改系统配置。交互式查询的一般格式遵循选择-投影结构，类似于 SQL 查询 [85]:

来自 [设备集合] **选择**数据 [电极] [时间范围] **其中** 条件

查询指定选择 条件，即请求数据的时间范围，以及应返回数据的节点；还指定投影 条件，即所选数据必须满足的条件。与基于选择-投影的 SQL 查询类似，Hull 的交互式查询接口能够支持各种复杂查询。条件可能时会在处理单元上进行评估，否则则由微控制器评估。下面举例说明一种查询：获取所有设备在过去 5 秒内检测到癫痫发作时的 ±100 毫秒数据。此示例需要使用 120 毫秒的窗口对原始信号数据进行癫痫发作检测。

来自 * **选择**数据 `[: ] [t-100:t+100]` **其中癫痫发作_检测** (数据 `[t-120:t]`) **且** `t >= -5000` **且** `t <= 0`

复杂示例可以提供模板信号，并从记录了与模板相似信号的节点请求数据。查询会分别编译，提取出的数据流会发送至整数线性规划（ILP），由其确定查询执行计划。

用户也可以设置特定任务的处理流水线；例如，临床医生可以修改**癫痫发作_检测**，仅使用快速傅里叶变换进行特征提取，而不是像图中那样同时使用快速傅里叶变换、BBF 和互相关4。这种配置不需要整数线性规划。

交互式查询会使用高功耗无线电，因此在某些情况下无法同时执行查询和自主任务。其中一些任务会减速或暂时暂停；例如，当临床医生响应癫痫发作警报并请求近期信号数据时，必须暂停癫痫传播，以便向临床医生发送数据。

五、方法论

处理架构： Hull 的处理单元采用商业化的 28纳米全耗尽绝缘体上硅（FD-SOI）互补金属氧化物半导体工艺设计，并使用 Cadence® 工具套件进行综合。我们使用意法半导体的标准单元库，以及代工厂提供并插值至 40 °C 的存储器宏，该温度接近人体体温。我们将每个处理单元设计为以最高频率运行，并在较低频率下使用时按比例缩减功耗。我们进行多工艺角、物理感知综合，并采用最差工艺变化角下的延迟和功耗测量值。表 I 展示了这些数值。我们将处理单元的早期设计在 12纳米工艺下流片，以确认这些数值。

表 I：处理单元的延迟和功耗。

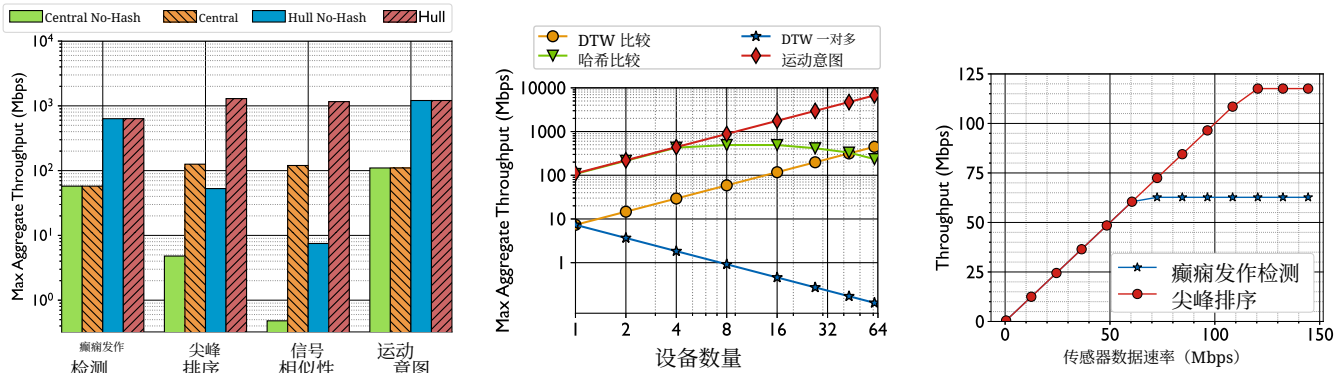
处理元素	最高频率 (MHz)	功耗（μW） 漏电功耗	动态功耗/能耗	延迟 (mS)
FFT	15.7	141.97	9.02	4.00
XCOR	85	377.00	44.11	4.00
BBF	6	66.00	0.35	4.00
SVM	3	99.00	0.53	1.67
THR	16	2.00	0.11	0.06
NEO	3	12.00	0.03	4.00
HCONV	3	89.89	0.80	1.50
NGRAM	0.2	15.69	0.08	1.50
EMDH	0.03	10.47	0.00	0.04
GATE	5	67.00	0.63	0.00
HFREQ	2.88	61.98	0.52	4.00
HCOMP	2.88	77.00	0.65	4.00
NPACK	3	3.53	5.49	0.008
UNPACK	3	3.53	5.49	0.008
DCOMP	16.393	7.20	0.14	0.50
CCHECK	16.393	7.20	0.14	0.50
CSEL	0.1	4.00	6.00	0.04
SC	3.2	95.30	1.64	0.03-4
DTW	50	167.93	26.94	0.003

我们假设每个节点都使用标准的 96 电极阵列 [86] 来感知神经活动，并配备可配置的 16 位模数转换器 [87]，以每个电极每秒 30 K 个样本的速率生成数据。该模数转换器对全部 96 个电极的采样功耗为 2.88 mW。每个节点都配有数模转换器，以支持对脑组织进行电刺激 [88],，这一过程消耗 ≈0.6 mW 的功耗。

无线电参数。 我们使用一种无线电设备，可与外部设备在最远 10 m 的距离内进行收发，数据速率为 46 Mbps，频率为 250 MHz，功耗为 9.2 mW。对于 Hull 内通信，我们考虑一种专为安全植入大脑而设计的先进无线电设备 [89]。该无线电设备最初是为非对称收发而设计的，我们将其改造为支持对称通信。我们的 Hull 内无线电支持 20 cm 的传输距离（即 $> 90^{th}$ 百分位头宽 [90]）。为估算功耗和数据速率，我们使用路径损耗模型 [91],，其中脑组织、颅骨和皮肤中的传输路径损耗参数为 3.5，这与以往研究一致 [92, 93]。我们计算得出，该无线电设备可在 4.12 GHz 下以 7 Mbps 的速率进行收发，功耗为 1.721 mW。

非易失性存储器。 我们使用页大小为 4 KB、块大小为 1 MB 的非易失性存储器。非易失性存储器可通过一次操作读取 8 字节、写入一页或擦除一个块。我们采用工业技术报告 [94] 中的单层单元 NAND 参数，包括擦除时间（1.5 ms）、编程时间（350 us）和电压（2.7 V），并使用 NVSim [95]。我们在 NVSim 中选择低工作功耗的晶体管类型，并将温度设为 40 °C。NVSim 评估得出，漏电功耗为 0.252 mW，读写每页的动态能耗分别为 164.4nJ 和 261.143 nJ。我们还使用这些参数将 SC 缓冲区的容量设为 24 KB。

电生理数据。 我们的评估使用公开的电生理数据 [96, 97]。对于癫痫发作检测和传播，我们使用一份来自梅奥



(a) Hull 与其他脑机接口架构的最大总吞吐量。

(b) 最大总吞吐量 of Hull 中的通信依赖型任务。

(c) 使用重新设计的处理单元执行无节点间通信任务时的最大吞吐量。

图 7：对 Hull 优势的实验量化。

Clinic [97] 患者（标签为“I001 P013”）的数据，该患者在顶叶/枕叶植入了 76 个电极。这份数据集记录了 4 天，采样频率为 5 KHz，并标注了数百起癫痫发作事件。我们将采样频率提升至 30KHz，并将数据集拆分，以模拟多个脑机接口设备。

我们使用电极数据中连续且重叠的 4 ms 窗口（120 个样本）来检测癫痫发作 [98]。对于传播，我们检查所有节点的电极数据中最近 100ms 内的信号与癫痫发作阳性信号之间的相似度 [98]。对于哈希流水线，我们对 120 个样本的数据使用一个 8 位哈希。

对于尖峰排序，我们使用 Spikeforest 数据集 [96, 99]。该数据集包含使用四极电极从大鼠海马体 CA1 区域采集的记录，采样频率为 30KHz。数据集中包含来自 10 个神经元的尖峰，其中 65, 000 个尖峰经过人工排序。

备选系统架构。表II展示了我们用于与 Hull 对比的系统。*Hull No-Hash* 采用与 Hull 相同的架构，但不使用哈希。移除哈希处理处理单元所节省的功耗，会根据最优方案分配给其余任务。*HullNo-Hash* 无需为基于哈希的处理重新编写应用。*Central* 采用一个处理节点，该节点使用与 Hull 相同的处理器，并配有多个通过有线连接的传感器。最后，*Central No-Hash* 是一种不进行哈希处理的集中式设计，与大多数现有脑机接口类似 [27, 31, 100]。我们不考虑无线集中式设计，因为它们需要无线电，且可用计算资源少于有线设计。我们也不考虑不带存储器的设计，因为它们不支持癫痫传播。我们使用整数线性规划将应用映射到所有系统上，并确保每个节点的功耗为 < 15毫瓦。

表 II：其他脑机接口设计。

设计	架构	比较	通信
Hull（提出的）	分布式	哈希，信号	无线
船体（无哈希）	分布式	信号	无线
Central	集中式	哈希，信号	有线
Central-No hash	集中式	信号	有线

VI.E 评估

A. 脑机接口架构比较

图7a 展示了表II中各系统的最大总吞吐量。某项任务的最大总吞吐量，是指系统中仅运行该任务时，各节点吞吐量的总和。*Central No-Hash* 在所有任务中的吞吐量均最差。这种设计的缺点在于只有一个处理器，而且采用了开销较大的信号处理。*Central* 对于受益于哈希的任务（尖峰排序和信号相似度），吞吐量提升了一个数量级。然而，对于所有任务而言，单个处理器仍然是瓶颈。

Hull No-Hash 采用分布式处理器，在癫痫发作检测和运动意图方面具有更高的总吞吐量。然而，对于需要信号比较（信号相似度、尖峰排序）的任务，其表现较差。对于这些任务，由于不使用哈希，*Hull No-Hash* 的吞吐量低于*Central* 。Hull采用基于哈希的分布式处理，在所有任务中均具有最高的总吞吐量。与最接近最先进脑机接口的*Central-Nohash*相比，Hull在癫痫发作检测和运动意图检测方面的数据速率高出一个数量级，在信号相似度和尖峰排序方面则高出近三个数量级。

B. 通信依赖型任务的吞吐量

图 7b 展示了通信依赖型任务（哈希比较、DTW 比较和运动意图）的最大总吞吐量，以及不同的节点数量。*DTW* 比较 采用原始信号的全对全比较。其吞吐量低于其他任务，因为在进行全对全比较时，96 路电极信号中只有 16 路可以传输。这是因为模数转换器以 47 Mbps 的速率获取新的电极采样，而 Hull 内部无线电只能以约 7 Mbps 的速率传输。由于通信延迟，节点数量增加会进一步降低吞吐量。由于 Hull 使用时分多址网络，网络接入时隙按顺序分配，因此 DTW 比较的吞吐量最低，且难以随节点数量扩展。

另一种*DTW* 一对多仅使用一对多 DTW 比较，因此扩展性更好，因为其通信延迟

不会随节点数量的增加而增加。然而，对于一般的脑机接口应用来说，一对多比较并不足够。

哈希比较使用全对全哈希通信来检查碰撞。其吞吐量逐渐增至 10 台设备时的 470Mbps，此后开始下降。节点数量较少时，交换所有哈希值所需的 TDMA 时隙较少，因此吞吐量会随节点数量线性增加。但随着节点数量不断增加，通信所有哈希值所需的时间变长，总吞吐量随之降低。

最后，运动意图通过全对一通信传输部分 SVM 乘积。不过，由于乘积较小，其吞吐量随节点数量线性扩展（注意，图7b 中的 Y 轴采用对数刻度）。它的总吞吐量也最高，因为所需的通信最少。

图7b 表明，在 Hull 中进行哈希并分发 SVM 计算，使其能够扩展到更多区域，并支持比以往更高的数据速率。

C. 非通信任务的吞吐量

我们将处理单元设计为每个节点的最高传感器速率为 47 Mbps（第V节）。不过，我们也研究了重新设计处理单元的可能性，以支持无需通信的任务实现更高的处理速率。图7c 展示了癫痫发作检测和尖峰排序在不同的每节点信号传感器速率下的吞吐量。任务吞吐量随传感器速率线性增加，尖峰排序最高可达 105Mbps，癫痫发作检测最高可达 70 Mbps。超过该传感速率后，处理单元和模数转换器的工作频率升高，导致设备功率超过上限。尽管如此，这些数值几乎是现有单植入式脑机接口所支持水平的两倍，也展现了我们方法的稳健性。

D. 应用层吞吐量

应用层实现的吞吐量取决于植入节点的数量。此外，当存在多个任务时，吞吐量还取决于分配给应用任务的优先级。回顾一下，ILP 会对应用进行调度，以优化各任务中处理的信号的优先级加权总和。对于癫痫发作检测传播，图 8a展示了加权总吞吐量随设备数量变化的情况，并列出了不同的权重选择（格式为：癫痫发作检测:哈希比较:DTW 比较）。当癫痫发作检测、DTW 处理和哈希比较具有相同优先级时，我们发现最大吞吐量出现在

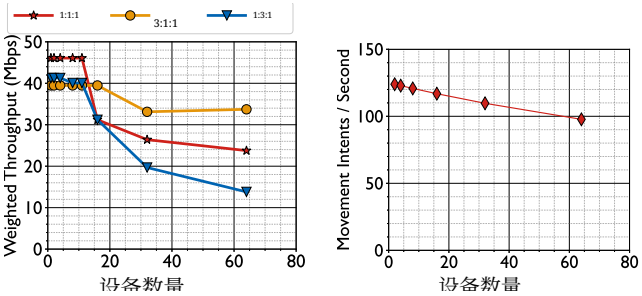
适用于 11 个节点。其他权重选择的最佳节点数量各不相同。请注意，目前没有可与之相比的设备端癫痫传播系统——Hull 是首个具备此功能的设计。

运动意图只有一项任务，其吞吐量（每秒检测到的意图数量）如图 8b 所示。该指标仅衡量运动意图检测，不考虑假肢设备响应延迟的变化。

Hull 每个节点每秒可对多达 12,250 个尖峰进行分类，准确率达 82%，表现与技术现状相当 [96]。

E. 交互式查询

我们考虑三种常见查询，应用于从过去 100ms（所有节点共 ≈7MB）到



(a) 癫痫传播的加权吞吐量任务。

(b) 每秒运动意图数（不包括设备运动时间）。

图 8：Hull 上的应用层指标。

过去 1s（≈60MB）的数据。它们分别是：**Q1**，返回所有被检测为癫痫发作的信号；**Q2**，返回所有通过哈希与模板匹配的信号；以及**Q3**，返回该时间范围内的所有数据。对于 Q1 和 Q2，我们会改变满足其条件的数据占比。

图 9 展示了 Hull 使用 11 个节点处理查询时的吞吐量。对于 Q1 和 Q2，Hull 在最近 100 毫秒的数据上（常见情况）支持每秒最多 10 个查询（QPS）。如果 Q2 使用动态时间规整而非基于哈希的搜索，QPS 为 8，仅略低一些；但功耗会从哈希搜索的 3.57 mW 增至动态时间规整匹配的 15 mW。因此，在癫痫发作时进行交互式查询，动态时间规整匹配并不适用。

对这部分数据执行 Q3 耗时 1.21 秒，吞吐量为 ≈0.8。在交互式查询中，功耗较高的外部无线电是瓶颈。

随着待搜索数据量增加，查询延迟会因无线电延迟而线性增长。不过，对于过去 1 秒的数据（≈60MB），Hull 仍可为 Q1 和 Q2 实现每秒 1 次查询，使其适用于实时应用。

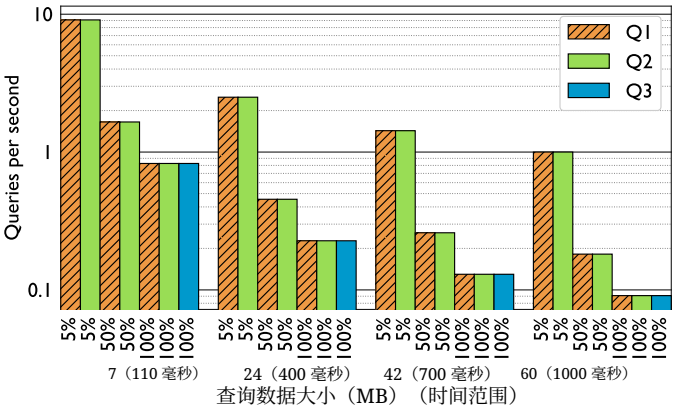


图 9：Hull 上使用 11 个节点时的交互式查询吞吐量。

F. 哈希

准确率：我们改变所有哈希函数的参数，并展示癫痫传播和尖峰排序的最佳配置性能。图11显示了四种哈希函数的准确率（TP：真正例，TN：真负例，FP：假正例，FN：假负例）。互相关和地球移动距离哈希的准确率为 ≈ 85%，而欧几里得距离和动态时间规整的准确率超过 90%。我们的动态时间规整具有较高的真正例率

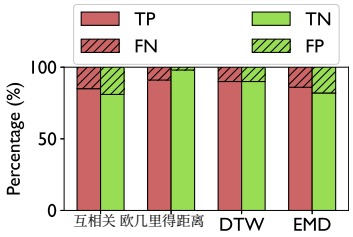


图 10：哈希准确率。

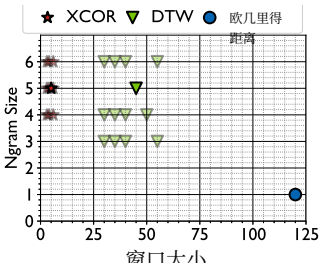
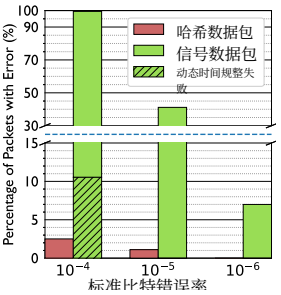


图 11：哈希灵活性。



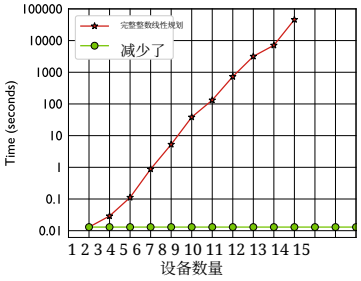


图 12：比特错误率。图 13：求解整数线性规划所需时间。

哈希对于癫痫传播尤其有益（请注意，假正例会通过精确的动态时间规整予以剔除）。

参数选择：图 11 展示了我们的哈希实现（窗口大小和 n 元语法大小——第 II-C 节）的最佳参数，用于近似欧几里得距离、互相关和动态时间规整相似度。我们还展示了在图中以较浅颜色标示的参数，这些参数所达到的真正例率不低于对应最佳配置的 90%。这种灵活性使得同一个高速硬件加速器可用于不同的度量。

G. 网络比特错误率的影响

当发生校验和错误时，Hull 内部网络协议会丢弃携带哈希值的数据包，但允许信号数据包流入处理单元，因为信号相似度度量本身能够抵御少量错误。我们通过在数据包头和数据中均匀随机地翻转比特，模拟了各种比特错误率（BER）。图 12 展示了不同 BER 下存在错误的哈希或信号数据包所占比例，以及发生比特翻转并导致相似度度量（动态时间规整）改变的错误信号数据包所占比例。作为参考，我们使用的无线电的 BER 为 $<10^{-4}$，其值为 [89]。

图 12 表明，随着误码率（BER）增加，信号和哈希值都会出现错误，但由于信号更长，因此更容易受到影响。不过，即使多个信号数据包出现错误，也不会影响最终的信号相似度结果。

H. 整数线性规划性能

整数线性规划的复杂度会随着应用中的流水线级数和 Hull节点数量的增加而提高。当所有节点相同且具有相同的功耗/能量约束时，可以将一个节点的调度（加上固定偏移量）复制到所有其他节点上，并仍保持最优。我们将这种方法称为 简化整数线性规划。不过，当节点各不相同或约束不同时，我们无法使用这种方法。图 13 展示了癫痫传播应用在设备数量不同时，求解整数线性规划及其简化版本所需的时间。我们在一台配备 93GB 随机存取存储器的 Intel-Xeon E5-2620 v3 机器上，使用开源整数线性规划求解器 GLPK 的默认设置测量了这一时间。正如预期，标准整数线性规划的求解时间会随着设备数量的增加而呈指数增长，使用 11 台设备时需要 $\approx$2 小时。对于 $>$12 台设备，整数线性规划在 24 小时内仍未完成，因此被终止。不过，对于任意数量的设备，简化整数线性规划都能在不到 10 毫秒内求解。

VII. 相关工作

商业和研究领域的脑机接口主要关注单个大脑位置的监测和刺激 [16, 17, 23, 27, 28],，且不支持分布式系统，因此并不适用于我们所针对的应用。

大多数植入式脑机接口几乎没有存储容量，取而代之的是持续向外传输数据。NeuroChip [100] 是个例外，但它通过有线方式连接到一个外置盒，该盒内装有一张 128 GB SD卡；离线数据分析时，必须将其物理取出。Hull是首个利用存储进行预处理并通过使用哈希来减少计算量的系统。

人们对大脑分布式分析的兴趣日益浓厚 [1,13, 25, 26], 这推动了简易多站点脑机接口的设计 [31, 32, 101]。此前的研究 [31, 32] 提出了微芯片，通过反向散射无线电技术，将传感器数据无线传输至颅骨外的中央枢纽。遗憾的是，由于依赖集中式处理和通信，这些方案的接口带宽受到限制。

尽管近期研究已经探讨了单站点脑机接口上的一元神经网络 [102],，但今后我们将研究用于多站点脑机接口的分布式神经网络模型，以实现癫痫发作检测、传播、尖峰排序和运动意图识别。Hull 能够支持任何具有线性计算复杂度的算法，而无需对整数线性规划公式进行重大修改。然而，神经网络推理具有超线性复杂度，可能需要采用非线性公式进行调度。针对这类处理单元，使用混合整数线性规划和近似方法可能是一种合适的扩展方案。

VIII. 结论与未来工作

Hull 实现了可扩展至多个区域的分布式脑机接口，并首次为重要的脑机接口应用提供了设备端计算能力。Hull 将任务吞吐量提高了两个数量级，并支持交互式查询的实时处理：对于 7 MB 数据，每秒最多可处理 10 次查询；对于 60MB 数据，每秒可处理 1 次查询。

Hull 将影响更广泛的物联网设备领域，涵盖低功耗温度和电压传感器 [103],增强现实/虚拟现实设备，以及智能家居、工厂和车辆场景中的设备。这些设备必须在边缘端采集并处理大量数据，因为对于当今的云基础设施而言，将这些数据传输到集中式位置很可能几乎不可能。与 Hull 类似，受功耗限制的设备网络也需要处理大量数据，并且通常需要具备灵活的处理要求，以支持快速演变的用例。

Hull 的设计原则——即其模块化 PE 架构、用于信号相似度的快速但近似的基于哈希的方法、对低功耗且可高效索引的非易失性存储的支持，以及能够为任务调度生成近乎最优设备映射的集中式规划器——也有助于其他物联网环境取得成功。

参 考 文 献

[1] R. A. Andersen, T. Aflalo, L. Bashford, D. Bj˚anes 和 S. Kellis, 《利用脑机接口探索认知》, 《心理学年度评论》, 第 73 卷, 第 131–158 页, 2022 年。[2] M. A. Lebedev 和 M. A. Nicolelis, 《脑机接口：从基础科学到神经假体与神经康复》, 《生理学评论》, 第 97 卷, 第 2 期, 第 767–837 页, 2017 年。[3] S. Chandrasekaran、M. Fifer、S. Bickel、L. Osborn、J. Herrero、B. Christie、J. Xu、R. K. Murphy、S. Singh、M. F. Glasser 等, 《用于感觉运动应用的植入式脑机接口：历史视角、挑战与未来方向》, 《生物电子医学》, 第 7 卷, 第 1 期, 第 1–11 页, 2021 年。[4] A. S. Widge、D. D. Dougherty 和 C. T. Moritz, 《情感脑机接口作为响应式精神科刺激的赋能技术》, 脑机接口, 第 1 卷, 第 2 期, 第 126–136 页, 2014 年。[5] J. J. Shih、D. J. Krusienski 和 J. R. Wolpaw, 《医学中的脑机接口》, 载于《梅奥诊所学报》, 第 87 卷, 第 3 期。爱思唯尔, 2012 年, 第 268–279 页。[6] D. J. McFarland、J. Daly、C. Boulay 和 M. A. Parvaz, 《脑机接口技术的治疗应用》, 脑机接口, 第 4 卷, 第 1–2 期, 第 37–52 页, 2017 年。[7] L. Huang 和 G. van Luijtelaar, 《用于癫痫治疗的脑机接口》, 《脑机接口系统：最新进展与未来展望》, 2013 年。[8] C. M¨uhl、B. Allison、A. Nijholt 和 G. Chanel, 《情感脑机接口综述：原理、最新进展与挑战》, 脑机接口, 第 1 卷, 第 2 期, 第 66–84 页, 2014 年。[9] G. Buzs´aki、C. A. Anastassiou 和 C. Koch, 《细胞外场与电流的起源——脑电图、皮层脑电图、局部场电位与尖峰》, *Nature ReviewsNeuroscience*, 第 13 卷, 第 407–420 页, 2012 年 5 月。[10] B. Pesaran、M. Vinck、G. T. Einevoll、A. Sirota、P. Fries、M. Siegel、W. Truccolo、C. E. Schroeder 和 R. Srini- vasan, 《利用场电位记录研究大规模脑动力学：分析与解释》, 《自然·神经科学》, 第 21 卷, 第 7 期, 第 903–919 页, 2018 年。[11] J. del R. Milan 和 J. M. Carmena, 《侵入式还是非侵入式：理解脑机接口技术 [《生物医学工程对话》],》《*IEEE* 医学与生物学工程杂志》, 第 29 卷, 第 16–22 页, 2010 年 1 月。[12] E. Musk 等, 《集成式脑机接口平台：拥有数千个通道》, 《医学互联网研究杂志》, 第 21 卷, 第 10 期, 文章 e16194, 2019年。

[13] K. M. Szostak、P. Feng、F. Mazza 和 T. G. Constandinou, 《分布式神经接口：植入式技术扩展中的挑战与趋势》, 《神经工程学手册》, 第 1–37 页, 2021年。[14] A. B. Rapeaux 和 T. G. Constandinou, 《植入式脑机接口：首次人体研究、技术挑战与趋势》, 《生物技术当前观点》, 第 72 卷, 第 102–111 页, 2021年。[15] 美国食品药品监督管理局, 《美国食品药品监督管理局批准一款用于促进卒中患者肌肉康复的设备上市》, https://www.fda.gov/news-events/press-announcements/fda-authorizes-marketing-device-facilitate-muscle-rehabilitation-stroke-patients, 2021年4月。[16] F. T. Sun 和 M. J. Morrell, 《RNS 系统：用于治疗难治性部分性癫痫的响应式皮层刺激》, 《医疗器械专家评论》, 第 11 卷, 第 6 期, 第 563–572 页, 2014年。[17] 美敦力, 《深部脑刺激系统 - Activa PC》, https://www.medtronic.com/us-en/healthcare-professionals/products/neurological/deep-brain-stimulation-systems/activa-pc.html, 2018年11月, 检索日期：2019年8月10日。[18]美国食品药品监督管理局, 《面向瘫痪或截肢患者的植入式脑机接口（BCI）设备——非临床测试与临床考量》, https://www.fda.gov/regulatory-information/search-fda-guidance-documents/implanted-brain-computer-interface-bci-devices-patients-paralysis-or-amputation-non-clinical-testing, 2019年2月, 检索日期：2019年8月10日。[19] J. J. Han, 《Synchron 获美国食品药品监督管理局批准，启动其血管内脑机接口设备的早期可行性研究》, 《人工器官》, 第 45 卷, 第 10 期, 第 1134–1135 页, 2021年。[20] C. Serrano-Amenos、F. Hu、P. T. Wang、S. Kellis、R. A. Andersen、C. Y. Liu、P. Heydari、A. H. Do 和 Z. Nenadic, 《脑机接口中颅骨植入物的热分析》, 载于《2020年第42届 IEEE 医学与生物工程学会国际年会（EMBC）》。IEEE，2020年，第 3066–3069 页。[21] P. D. Wolf, 《植入式皮层脑机接口（BMI）设计中的热学考量》, 《留置式神经植入物：应对体内环境的策略》, 2008年。[22] I. Stevenson 和 K. Kording, 《神经记录的进步如何影响数据分析》, 《自然·神经科学》, 第 14 卷, 第 139–142 页, 2011年2月。[23] I. Karageorgos、K. Sriram、J. Vesel´y、M. Wu、M. Powell、D. Borton、R. Manohar 和 A. Bhattacharjee, 《脑机接口的硬件与软件协同设计》, 载于《2020年第47届 ACM/IEEE 计算机体系结构国际研讨会（ISCA）》。IEEE，2020年，第 391–404 页。[24] R. Zelmann、A. C. Paulk、I. Basu、A. Sarma、A. Yousefi、B. Crocker、E. Eskandar、Z. Williams、G. R. Cosgrove,

D. S. Weisholtz 等人，《CLoSES：用于人体闭环颅内刺激的平台》，神经影像，第 223 卷，文章编号 117314，2020年。[25] V. K. Jirsa、T. Proix、D. Perdikis、M. M. Woodman、H. Wang、J. Gonzalez-Martinez、C. Bernard、C. B´enar、M. Guye、P. Chauvel 等人，《虚拟癫痫患者：癫痫传播的个体化全脑模型》，神经影像，第 145 卷，第 377–388 页，2017 年。[26] F. Bartolomei 、S. Lagarde、F. Wendling、A. McGonigal、V. Jirsa、M. Guye 和 C. B´enar，《致痫网络的界定：立体定向脑电图与信号分析的贡献》，*Epilepsia*，第 58 卷，第 7 期，第 1131–1147 页，2017年。[27] Hossein Kassiri、Sana Tonekaboni、M. Tariqus Salam、Nima Soltani、karim Abdelhalim、Jose Luis Perez Velasquez、Roman Genov，《闭环神经刺激器：综述及一项针对难治性癫痫治疗的癫痫发作预测设计实例》，*IEEE*《生物医学电路与系统汇刊》，第 11 卷，第 5 期，第 1026–1040 页，2017年。[28] G. O'Leary、D. M. Groppe、T. A. Valiante、N. Verma 和 R. Genov，《Nurip：用于脑状态分类和可编程波形神经刺激的神经接口处理器》，*IEEE*《固态电路杂志》，第 53 卷，2018年。[29] J. N. Y. Aziz、K. Abdelhalim、R. Shulyzki、R. Genov、B. L. Bardakjian、M. Derchansky、D. Serletis 和 P. L. Carlen，《采用三维电极的 256 通道神经记录与增量压缩微系统》，*IEEE*固态电路期刊，第 44 卷，第 3 期，第 995–1005 页，2009年3月。[30] T. Chen、C. Jeng、S. Chang、H. Chiueh、S. Liang、Y. Hsu 和 T. Chien，《基于现场可编程门阵列的实时癫痫发作检测器硬件实现》，*2011*年 *IEEE* 生物医学电路与系统会议（*BioCAS*），第 25–28 页，2011年11月。[31] N. Ahmadi、M. L. Cavuto、P. Feng、L. B. Leene、M. Maslik、F. Mazza、O. Savolainen、K. M. Szostak、C.-S. Bouganis、J. Ekanayake 等人，《迈向分布式慢性植入式神经接口》，载于*2019*年第*9*届 *IEEE/EMBS* 神经工程国际会议（*NER*）。IEEE，2019年，第 719–724 页。[32] J. Lee、V. Leung、A.-H. Lee、J. Huang、P. Asbeck、P. P. Mercier、S. Shellhammer、L. Larson、F. Laiwalla 和 A. Nurmikko，《利用微型植入物无线网络进行神经记录与刺激》，《自然·电子学》，第 4 卷，第 8 期，第 604–614 页，2021年。[33] B. Zhu、U. Shin 和 M. Shoaran，《具有片上智能的闭环神经假体：综述及用于脑状态检测的低延迟机器学习模型》，*IEEE*《生物医学电路与系统汇刊》，2021年。[34] C. Zrenner、P. Belardinelli、F. M¨uller-Dahlhaus 和 U. Ziemann，《闭环神经科学与非侵入性脑刺激：两个闭环的故事》，《细胞神经科学前沿》，第 10 卷，文章编号 92，2016年。[35] M. D. Murphy、D. J. Guggenmos、D. T. Bundy 和 R. J. Nudo，《将脑机接口从临床前试验转化为人类患者应用所面临的当前挑战》，*FrontCell Neurosci*，第9卷，第497页，2015年。[36] A. O. Hebb、J. J. Zhang、M. H. Mahoor、C. Tsiokos、C. Matlack、H. J. Chizeck和N. Pouratian，《构建反馈环路：闭环神经刺激》，*Neu-rosurgery Clinics of North America*，第25卷，第1期，第187–204页，2014年。[37] V. Sladky、P. Nejedly、F. Mivalt、B. H. Brinkmann、I. Kim、E. K. St. Louis、N. M. Gregg、B. N. Lundstrom、C. M. Crowe、T. P. Attia *et al.*，《用于在电刺激期间追踪尖峰、癫痫发作和行为的分布式脑协处理器》，*Brain Communications*，第4卷，第3期，第fcac115页，2022年。[38] M. A. Kural、J. Jing、F. F¨urbass、H. Perko、E. Qerama、B. Johnsen、S. Fuchs、M. B. Westover和S. Beniczky，《采用混合方法准确识别含发作间期癫痫样放电的脑电图记录：由人类专家监督的人工智能》，*Epilepsia*，第63卷，第5期，第1064–1073页，2022年。[39] J. D. Simeral、T. Hosman、J. Saab、S. N. Flesher、M. Vilela、B. Franco、J. N. Kelemen、D. M. Brandman、J. G. Ciancibello、P. G. Rezaii *et al.*，《四肢瘫痪者在家使用经皮无线皮层内脑机接口》，*IEEE Trans-actions onBiomedical Engineering*，第68卷，第7期，第2313–2325页，2021年。[40] M. Yin、D. A. Borton、J. Komar、N. Agha、Y. Lu、H. Li、J. Laurens、Y. Lang、Q. Li、C. Bull *etal.*，《用于自由行为期间全频谱电生理记录的无-线神经传感器》，*Neuron*，第84卷，第6期，第1170–1182页，2014年。[41] S. M. Kim、P. Tathireddy、R. Normann和F. Solzbacher，《植入大脑的有源三维微电极阵列的热影响》，*IEEE TransactionsonNeuralSystems and Rehabilitation Engineering*，第15卷，第493–501页，2007年12月。[42] O. Sporns，《图论方法：在脑网络中的应用》，*Dialoguesinclinicalneuroscience*，2022年。[43] M. T. Bilge、A. K. Gosai和A. S. Widge，《精神病学中的深部脑刺激》，*Psychiatric Clinics*，第41卷，第3期，第373–383页，2018年。[44] G. Deco和M. L. Kringelbach，《宏大期望：运用全脑计算连接组学理解神经精神障碍》，*Neuron*，第84卷，第5期，第892–905页，2014年。[45] J. A. Gallego、T. R. Makin和S. D. McDougle，《超越初级运动皮层以改进脑机接口》，*Trends in Neurosciences*，第45卷，第3期，第176–183页，2022年。[46] D. Camargo-Vargas、M. Callejas-Cuervo和S. Maz- zoleni，《用于上下肢康复的脑机接口系统：系统综述》，*Sensors*，第21卷，第13期，第4312页，2021年。[47] S. J. Bensmaia和L. E. Miller，《通过皮层内接口恢复感觉运动

功能：进展与迫近的挑战》，*NatureReviewsNeuroscience*，第15卷，第5期，第313–325页，2014年。[48] S. Todorova、P. Sadtler、A. Batista、S. Chase和V. Ven- tura，《要不要进行尖峰排序：尖峰排序对神经解码性能的影响》，*Journal ofneuralengineering*，第11卷，第5期，第056005页，2014年。[49] H. G. Rey、C. Pedreira和R. Q. Quiroga，《尖峰排序技术的过去、现在与未来》，*Brain researchbulletin*，第119卷，第106–117页，2015年。[50] H. Shiao、V. Cherkassky、J. Lee、B. Veber、E. E. Patterson、B. H. Brinkmann和G. A. Worrell，《基于支持向量机的系统：利用颅内脑电信号预测癫痫发作》，*IEEE Transactions on BiomedicalEngineering*，第64卷，第5期，第1011–1022页，2017年5月。[51] I. K. Niazi、N. Jiang、O. Tiberghien、J. F. Nielsen、K. Dremstrup和D. Farina，《从单次试验的运动相关皮层电位中检测运动意图》，*Journal of Neural Engineering*，第8卷，第6期，第066009页，2011年。[52] M. Jochumsen、I. K. Niazi、H. Rovsing、C. Rovsing、G. A. Nielsen、T. K. Andersen、N. Dong、M. E. Sørensen、N. Mrachacz-Kersting、N. Jiang *et al.*，《通过单通道脑电图检测运动意图》，载于*Replace,Repair,Restore, Relieve–Bridging Clinicaland Engineering Solutions in Neurore-habilitation*。Springer，2014年，第465–472页。[53] C. L. Ojakangas、A. Shaikhouni、G. M. Friehs、A. H. Caplan、M. D. Serruya、M. Saleh、D. S. Morris和J. P. Donoghue，《从人类前运动皮层神经元解码运动意图，用于神经假肢应用》，*Journal of Clinical Neurophysiology: Official Publication of the American Electroencephalographic Society*，第23卷，第6期，第577页，2006年。[54] J. F. Kalaska，《从意图到行动：运动皮层与伸手运动的控制》，*ProgressinMotor Control*，第139–178页，2009年，丛书：Advances in Experimental Medicine and Biology。[55] A. Shakeel、M. S. Navid、M. N. Anwar、S. Mazhar、M. Jochumsen和I. K. Niazi，《利用运动相关皮层电位检测运动意图的技术综述》，*Computational andMathe-maticalMethodsinMedicine*，第2015卷，2015年。[56] D. M. Taylor、S. I. H. Tillery和A. B. Schwartz，《用皮层直接控制三维神经假体设备》，*Science*，第296卷，第5574期，第1829–1832页，2002年。[57] E. E. Fetz，《通过双向神经接口恢复运动功能》，*Progress in Brain Research*，第218卷，第241–252页，2015年。[58] M. Capogrosso、T. Milekovic、D. Borton、F. Wagner、E. M. Moraud、J.-B. Mignardot、N. Buse、J. Gandar、Q. Barraud、D. Xing *et al.*，《一种缓解灵长类动物脊髓损伤后步态障碍的脑-脊髓接口》，*Nature*，第539卷，第7628期，第284–288页，2016年。[59] K.-R. Muller、C. Anderson和G. Birch，《脑机接口的线性与非线性方法》，*IEEE*《神经系统与康复工程汇刊》，第 11 卷，第 2 期，第 165–169 页，2003年。[60] R. Darie、M. Powell 和 D. Borton，《将触觉传递给人类大脑》，*Neuron*，第 93 卷，第 4 期，第 728–730 页，2017年。[61] S. Tafazoli、C. J. MacDowell、Z. Che、K. C. Letai、C. R. Steinhardt 和 T. J. Buschman，《通过自适应闭环模式化刺激学习控制大脑》，*Journal of Neural Engineering*，第 17 卷，第 5 期，056007 页，2020年。[62] U. Rutishauser、E. M. Schuman 和 A. N. Mamelak，《体内对人类内侧颞叶记录中细胞外记录动作电位的在线检测与分类》，《神经科学方法杂志》，第 154 卷，第 1–2 期，第 204–224 页，2006年。[63] B. Sotomayor-G´omez、F. P. Battaglia 和 M. Vinck，《SpikeShip：一种快速、无监督地发现高维神经尖峰模式的方法》，*bioRxiv*，第 2020–06 页，2021年。[64] L. Grossberger、F. P. Battaglia 和 M. Vinck，《利用一种新颖的不相似度量，对高维神经元集群中的时间模式进行无监督聚类》，《公共科学图书馆·计算生物学》，第 14 卷，第 7 期，e1006283 页，2018年7月。[65] Y. B. Kim，《利用局部敏感哈希进行生理时间序列检索与预测》，博士论文，麻省理工学院，2017年。[66] Y. Cao、N. Rakhilin、P. H. Gordon、X. Shen 和 E. C. Kan，《一种基于动态时间规整的实时尖峰分类方法，用于具有较大波形变异性的肠神经细胞外记录》，《神经科学方法杂志》，第 261 卷，第 97–109 页，2016 年。[67] C. Luo 和 A. Shrivastava，《用于大规模时间序列索引的 SSH（草图、分片与哈希）》，载于 *NIPS 2016* 时间序列研讨会。PMLR，2017年，第 38–58 页。[68] D. Gorisse、M. Cord 和 F. Precioso，《针对卡方距离的局部敏感哈希》，《*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊》，第 34 卷，第 2 期，第 402–409 页，2011年。[69] A. Bhattacharjee 和 R. Manohar，《HALO：一种用于脑机接口的灵活、低功耗处理架构》，载于 *2022* 年 *IEEE Hot Chips* 第 *34* 届研讨会 *(HCS)*。IEEE 计算机学会，2022 年，第 1–37 页。[70] I. Karageorgos、K. Sriram、J. Vesel´y、N. Lindsay、X. Wen、M. Wu、M. Powell、D. Borton、R. Manohar 和 A. Bhat-tacharjee，《在脑机接口中平衡专用计算与灵活计算》，《*IEEE* 微》，第 41 卷，第 3 期，第 87–94 页，2021年。[71] F. T. Sun 和 M. J. Morrell，《闭环神经刺激：临床经验》，《神经治疗学》，第 11 卷，第 3 期，第 553–563 页，2014年。[72] G. W. V. Vidal、M. L. Rynes、Z. Kelliher 和 S. J. Goodwin，《神经假体中脑机接口综述：通过信号分解实现躯体感觉反馈的新视角》，《*Scientifica*》，第 2016 卷，2016年。[73] C. Herff、D. J. Krusienski 和 P. Kubben，《立体定向脑电图用于脑机接口的潜力：当前进展与未来方向》

力》，《Frontiers in Neuroscience》，第 14 卷，123 页，2020年。[74]D. Karger、E. Lehman、T. Leighton、R. Panigrahy、M. Levine 和 D. Lewin，《一致性哈希与随机树：用于缓解万维网热点问题的分布式缓存协议》，载于 ACM计算理论研讨会（STOC），1997年。[75] J. Kruskall 和 M. Liberman，《对称时间规整算法：从连续到离散》，《时间规整、字符串编辑与大分子：序列比较的理论与实践》，1983年。[76] H. Sakoe 和 S. Chiba，《口语识别的动态规划算法优化》，《IEEE 声学、语音与信号处理汇刊》，第 26 卷，第 159–165 页，1978年。[77] O. Pele 和 M. Werman，《快速且稳健的地球移动距离》，载于 2009 年 IEEE 第 12 届国际计算机视觉会议。IEEE，2009年，第 460–467 页。[78] I. M. Pu，《基础数据压缩》。Butterworth-Heinemann，2005年。[79] P. Elias，《通用码字集与整数表示》，《IEEE 信息论汇刊》第 21 卷，第 2 期，第 194–203 页，1975年。[80] N. Bingham 和 R. Manohar，《Qdi 常数时间计数器》，《IEEE 超大规模集成（VLSI）系统汇刊》，第 27 卷，第 1 期，第 83–91 页，2018年。[81] W. W. Peterson 和 D. T. Brown，《用于错误检测的循环码》，《IRE 会刊》，第 49 卷，第 1 期，第 228–235 页，1961年。[82] K. Yun 和 R. Donohue，《可暂停时钟：迈向异构系统的第一步》，载于《计算机设计国际会议论文集：计算机与处理器中的 VLSI》，1996年，第 118–123 页。[83] A. Moreno 和 J. Cortadella，《全数字延迟线的综合》，载于 2017 年第 23 届 IEEE 异步电路与系统国际研讨会（ASYNC），2017年，第 75–82 页。[84] D. Mills，《简单网络时间协议（SNTP）》，RFC 编辑部，RFC 1769，1995年。[85] D. D. Chamberlin 和 R. F. Boyce，《SEQUEL：一种结构化英语查询语言》，载于 1974 年 ACM SIGFIDET（现 SIGMOD）数据描述、访问与控制研讨会论文集。计算机协会，1974年，第 249–264 页。[86]Blackrock Microsystems，《多通道高密度神经记录的基准》，https: //
w
ww.blackrockmicro.com/electrode-types/utah-array/，检索于2019年8月10日。[87] J. Shen、A. Shikata、L. D. Fernando、N. Guthrie、B. Chen、M. Maddox、N. Mascarenhas、R. Kapusta 和 M. C. W. Coln，《一种带片上校准的 55 纳米互补金属氧化物半导体 16 位、16 MS/s 逐次逼近型模数转换器》，《IEEE固态电路期刊》，第 53 卷，第 4 期，第 1149–1160 页，2018年。[88]美敦力，《美敦力 Activa PC 多程序神经刺激器植入手册》，
http://www.neuromodulation.ch/sites/default/files/pictures/activa PC DBS implant manuel.pdf，2008年，检索于2019年8月10日。[89] H. Rahmani 和 A. Babakhani，“一种采用片上天线、用于多站点神经接口的无线供电可重构FDD无线电”，IEEE固态电路期刊，第56卷，第10期，第3177–3190页，2021年。[90] J. W. Young，《美国成年公民头部和面部人体测量》，美国联邦航空管理局，技术报告，1993年。[91] A. F. Molisch、K. Balakrishnan、C.-C. Chong、S. Emami、A. Fort、J. Karedal、J. Kunisch、H. Schantz、U. Schuster 和 K. Siwiak，“IEEE 802.15. 4a信道模型最终报告”，IEEE P802，第15卷，第04期，第0662页，2004年。[92]M. S¨arest¨oniemi、C. Pomalaza-Raez、K. Sayrafian、T. Myllyl¨a 和 J. Iinatti，“高数据速率脑遥测的射频传播初步研究”，载于《体域网：用于智能健康管理的智能物联网与大数据》。卡姆：施普林格国际出版，2022年，第126–138页。[93] A. ’Taparugssanagorn、A. Rabbachin、M. H¨am¨al¨ainen、J. Saloranta、J. Iinatti 等，“无线医疗通信中无线体域网信道建模综述”，第11届无线个人多媒体通信国际研讨会（WPMC，2008年。[94]“MT29F128G08AKCABH2-10”，https://www.micron.com/products/nand-flash/slc-nand/part-catalog/mt29f128g08akcabh2-10，检索于2022年11月17日。[95] X. Dong、C. Xu、Y. Xie 和 N. P. Jouppi，“NVSim：一种面向新兴非易失性存储器的电路级性能、能耗和面积模型”，IEEE集成电路与系统计算机辅助设计汇刊，第31卷，第7期，第994–1007页，2012年。[96] J. Magland、J. J. Jun、E. Lovero、A. J. Morley、C. L. Hurwitz、A. P. Buccino、S. Garcia 和 A. H. Barnett，“SpikeForest：面向网络、可复现的自动神经尖峰分类器真实标注验证”，eLife，第9卷，第e55167页，2020年。[97] “IEEG.ORG”，https://www.ieeg.org，检索于2022年11月17日。[98] P. Shah、A. Ashourvan、F. Mikhail、A. Pines、L. Kini、K. Oechsel、S. R. Das、J. M. Stein、R. T. Shinohara、D. S. Bassett 等，“表征结构连接组在癫痫发作动力学中的作用”，大脑，第142卷，第7期，第1955–1972页，2019年。[99] J. E. Chung、J. F. Magland、A. H. Barnett、V. M. Tolosa、A. C. Tooker、K. Y. Lee、K. G. Shah、S. H. Felix、L. M. Frank 和 L. F. Greengard，“一种全自动尖峰排序方法”，Neuron，第95卷，第6期，第1381–1394页，2017年。[100] L. E. Shupe、F. P. Miles、G. Jones、R. Yun、J. Mish- ler、I. Rembado、R. L. Murphy、S. I. Perlmutter 和 E. E. Fetz，“Neurochip3：一种用于闭环的自主多通道双向脑机接口

依活动而定的刺激”，《神经科学前沿》，第15卷，2021年。[101] J. E. Chung、H. R. Joo、J. L. Fan、D. F. Liu、A. H. Barnett、S. Chen、C. Geaghan-Breiner、M. P. Karlsson、M. Karlsson、K. Y. Lee 等，“使用聚合物电极阵列进行高密度、长时程、多脑区电生理记录”，*Neuron*，第101卷，第1期，第21–31页，2019年。[102] D. Wu、J. Li、Z. Pan、Y. Kim 和 J. S. Miguel，“uBrain：一种一元脑机接口”，载于第*49*届计算机体系结构年度国际研讨会论文集。计算机协会，2022年，第468–481页。[103] E. M. Stewart、A. Liao 和 C. Roberts，“Open μpmu：用于研究和应用开发的真实世界参考分布微型相量测量单元数据集”，*IEEE*电力工程快报，2016年。