神经数字孪生：迈向下一代脑机接口

Mohammad Mahdi Habibi Bina[1], Sepideh Baghernezhad[1], Mohammad Reza Daliri[1*], Mohammad Hassan Moradi[2*]

摘要— **当前的神经接口（如脑机接口（BCI））面临若干根本性挑战，包括因神经可塑性和不同会话之间的差异而需要频繁重新校准、实时处理延迟、跨受试者的个性化和泛化能力有限、硬件限制、侵入式系统的手术风险，以及神经功能障碍患者的认知负担。这些局限性显著影响了脑机接口的准确性、稳定性和长期可用性。本文提出神经数字孪生（NDT）的概念，将其作为克服这些障碍的先进解决方案。NDT 表示脑-脑机接口系统的动态、个性化计算模型，并利用实时神经数据持续更新，从而实现对脑状态的预测、控制指令的优化，以及对解码算法的自适应调节。NDT 的设计借鉴了数字孪生技术在航空航天和自动驾驶汽车等先进产业中的应用，并利用了人工智能和神经科学数据采集技术的最新进展。在本文中，我们讨论 NDT 的结构与实现，并探讨其在下一代脑机接口和神经解码中的潜在应用，突出其在神经技术领域提升精度、鲁棒性和个体化控制能力的潜力。**

索引词— 脑机接口、***BCI***、数字孪生、深度学习、神经解码

I. 引言

在过去三十年中，我们对人脑的理解发生了转变。如今，人脑被视为一个可以建模的信息网络。脑机接口（BCI）利用了这一转变 [1], [2]。它们绕过神经肌肉通路，直接将神经活动解码为指令。尽管这项技术对于闭锁综合征患者以及认知建模而言是一项宝贵且必不可少的资源 [3], ，但它并不可靠。持续存在的挑战——尤其是信号不稳定性以及跨受试者泛化能力较差——揭示了一个严峻事实：我们当前的模型仍难以捕捉大脑的全部复杂性[4]–[5]。

在这项研究中，计算神经科学对于阐明调控大脑信息处理的原理至关重要 [6]。该学科旨在通过数学建模、严格的信号分析和神经网络仿真，阐明神经元相互作用的复杂机制、大脑活动的时空动态及其与行为和认知之间的机制性相关性 [6]–[7]。然而，大脑固有的复杂性、神经元活动对瞬时感知和行为状态的高度依赖，以及多方面且稳定地记录神经信号的困难，导致许多模型只能有限地表征现实，并且在自然环境中的表现不如预期 [7]–[8]。

因此，在这两个领域的交汇处，也就是脑信号、行为、环境与个体内部状态的连接点，比以往任何时候都更需要采取一种更全面的方法 [8]。大脑瞬时动力学、人类行为模式和组织生理特征相结合，带来了诸多挑战，例如长期不稳定、多源数据缺乏协调，以及缺少可靠的预测机制 [4], [8]。因此，即使是最先进的脑机接口系统，在面对人脑自然且多变的现实情况时，也会受到根本性限制 [3]。

要克服这些障碍，我们不能只着眼于生物学发现。正如图 1 所示的时间线，这一领域的进步源于“硬件推动”与“软件拉动”的汇聚，而非简单的线性演进。早期研究受制于计算资源匮乏，迫使科学家依赖约化方法，例如经典的霍奇金–赫胥黎模型（1952） [4]。尽管如此，1999 年 GPU计算的出现无疑改变了这一局面[5]。

在这种情况下，“硬件推动”此前被描述为消除计算限制，并提供模拟复杂、相互依存的复杂系统所需的并行处理能力，而非仅仅模拟一个单元或生物单元系统的简单链式模型。

与此同时，人们也描述了从“软件拉动”的角度对复杂神经计算的理解转变。该领域此前一直在解码神经回路中共置的单个单元（神经元或单个神经单元），但后来转向分析神经元集群或群体。这一转变由 Georgopoulos 1982 [6] 引发；而 Krishna Shenoy 关于神经流形的研究则带来了这场变革。Shenoy 展示了神经元群体的激活如何形成

[1] 神经科学与神经工程研究实验室，生物医学工程系，电气工程学院，伊朗科技大学（IUST），伊朗德黑兰[2] 电气工程系，工程学院，布阿里·西纳大学，伊朗哈马丹

*通讯作者：daliri@iust.ac.ir；mhmoradi@basu.ac.ir

本文拟提交至 IEEE，以供考虑发表。版权可能在未另行通知的情况下转让，届时本版本可能不再可访问。

低维流形的表面，并且这个神经元群体是一个动力系统[12]。复杂系统和动力系统理论领域需要借助工具对这类系统进行建模和分析。这项基础工作过去和现在都在运用深度学习技术；POYO 模型就是一个例子，其中神经尖峰（词元）被输入到一个 Transformer 系统[7]，其中模型[8]。

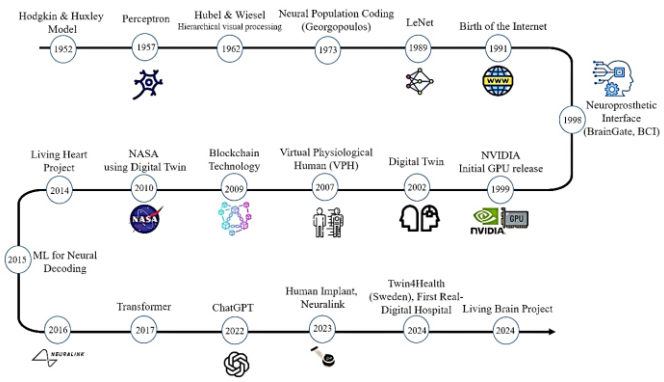


图 1. 展示 1952 年至 2025年 脑机接口研究重大进展的时间线。

在此背景下，数字孪生的概念为神经科学和脑机接口开辟了新的前沿。它并非旨在提供立竿见影的解决方案，而是作为一种基础框架，支持对神经动力学进行高度准确、随时间变化且个性化的表征 [15]。这种方法通过将神经、行为、环境和生理数据系统地整合到一个持续变化的模型中，使得处理和分析以往的问题更加容易 [16]。这是因为，首次形成了一个能够反映 个体实时状态的系统。

过去十年间，神经科学中的数字孪生已超越理论概念，成为用于深入脑建模的实用工具 [9]–[10]。在这一观点下，数字孪生不仅仅是一个计算模型；它还是一个数据驱动版本，能够精准适配个体的神经行为特征，并与物理世界进行双向交互 [10]–[12]。多模态数据的结合——从皮层内信号、非侵入式信号，到行为、认知状态和生理指标——使创建数字化、实时同步的版本成为可能；该版本能够预测神经模式、识别瞬时变化，并以个性化方式优化神经计算系统的设置 [13]–[15]。

脑机接口、计算神经科学与数字孪生的融合，塑造了未来神经智能系统的架构[16]。在这种情况下，大脑不仅是数据的产生者，也是重要的贡献者。系统与其数字孪生协同，结合神经生理数据和深度学习，以加深对经校准的神经数据、行为及周围环境的理解。这使系统能够根据具体情境作出响应，为运动或认知障碍人士提供支持，并主动适应其不断变化的神经模式[17]–[20]。这些领域的融合消除了计算与生物学之间的界限，并推动构建先进的个性化神经模型，从而改变脑驱动系统的设计与评估方式。

本文其余部分的组织结构如下：第二节介绍本研究所采用的数据来源与检索策略，详细说明文献筛选所使用的标准和流程。第三节阐述理论背景，涵盖数字孪生概念的基础内容，包括数字孪生层级与类型、架构框架，以及从工业信息物理系统到神经动力学的技术层面，同时概述脑机接口。第四节是本研究的核心：首先确定当前脑机接口系统面临的主要挑战，随后将数字孪生范式作为一种变革性解决方案加以介绍，最终提出脑机接口—数字孪生框架。第五节探讨数字脑孪生在神经科学中的新兴应用。最后，第六节总结全文并讨论未来研究方向。

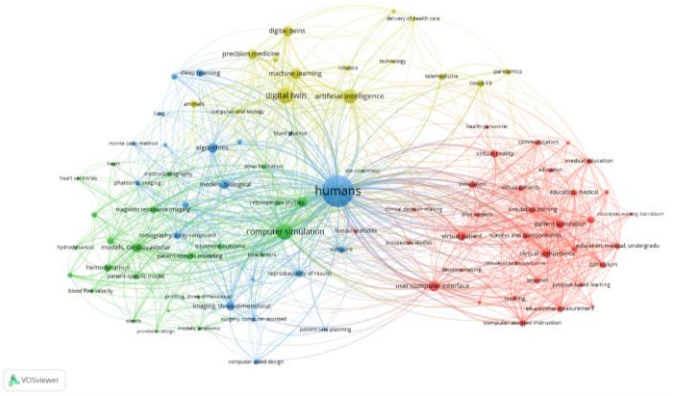


图2。基于 PubMed 记录生成并使用 VOSviewer 可视化的关键词频率图

II. 数据来源与检索策略

如图3所示，本文的系统综述采用 PRISMA（系统综述和荟萃分析优先报告条目）方法筛选研究并缩小检索空间 [19]。为构建稳健且无偏的检索查询，在正式文献检索之前开展了数据驱动的预检索优化阶段。首先，从脑机接口、神经信号处理、计算神经科学和数字孪生框架领域的基础文献中，系统收集并汇总潜在关键词。为减少关键词选择中的个人偏差，提取了初步探索性检索中的元数据，包括标题、摘要和作者关键词，并使用 VOSviewer 对其进行分析 [20]。该文献计量分析将关键词共现网络进行了可视化（见图2），其中节点大小对应出现频率，聚类则表示概念关系。这一迭代过程优化了检索字符串，使其能够有效检索数字孪生交叉领域、计算建模和神经工程相关文献。

数据库选择与技术限制：我们在 PubMed 和 Scopus 中进行了正式检索，选择这两个数据库是因为它们广泛收录了生物医学工程和

神经科学文献。由于方法和技术方面的限制，我们排除了一些数据库。具体而言，排除 ScienceDirect 和 IEEE Xplore 是因为它们的检索界面严格限制了布尔运算符和关键词条目的数量。因此，这些平台无法处理经过优化的检索字符串的复杂性和长度，除非大幅降低检索的特异性。由于大多数高影响力工程期刊（如 IEEE Transactions）都已被 Scopus 收录，因此排除这些平台并不会造成大量文献覆盖损失。为确保综述的准确性，我们排除了 ASCE 数据库，理由是其搜索算法的可重复性存在疑虑。

A. 文献综述的系统化方法

1) 检索

2025年11月8日，两位作者（Habibi 和 Baghernejad）独立使用最终确定的关键词集，在不受 MeSH术语限制的情况下进行高级检索 [85]。检索采用布尔逻辑 AND，将两个主要概念类别相结合：1.1. 与数字孪生相关的术语（如虚拟对应体、孪生化和数字孪生）。1.2. 与神经科学和脑机接口相关的术语（如神经解码、脑机接口、脑电图）。

使用通配符（如 twin*）涵盖了所有词形变体。首次检索共发现 606 条记录（Scopus 中有 338 条，PubMed 中有 218 条）。删除重复条目后，剩余 508 条不同记录可供筛选。

2) 筛选

筛选阶段包括两个连续流程：标题/摘要筛选和全文评估。在初步筛选中，不符合以下要求的记录将被剔除。

2.1. 与数字孪生的相关性：研究若以非生物工程孪生体（例如工业涡轮机）为中心，或以比喻方式使用“孪生”一词，则予以排除。2.2. 与神经接口的相关性：未纳入涉及与中枢神经系统无关的生理系统的文章，例如心脏或肌肉骨骼系统模型。

2.3. 出版物类型：为确保评估基准依据一手实证数据来衡量方法学进展，评估类文章、社论、观点文章和评论文章均予以剔除。这项排除标准对于确保结果基于原始计算模型和实验框架，而非二手综述，至关重要。因此，在剔除329条文章记录后，共有179篇文章符合条件并进入全文审查。

3) 资格与纳入

我们全面审阅了其余 179 篇全文论文，以确保它们符合既定标准。

3.1. 未纳入未提出原创计算模型的研究。

3.2. 未使用脑机接口应用或脑信号（如脑电图、功能性磁共振成像等）。

3.3. 文章简要讨论了数字孪生这一概念，但未将其与方法学相结合。

最终，23篇论文符合所有纳入要求，因此被纳入最终的定性综合与分析。

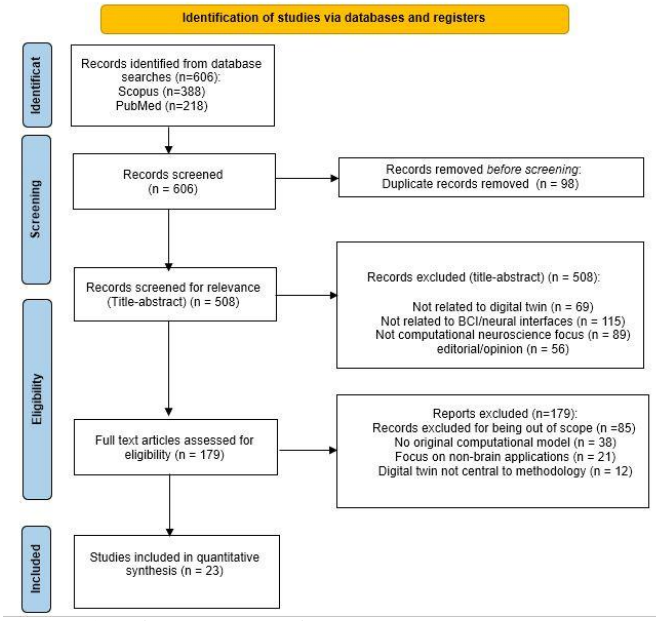


图3. 文献检索流程的 PRISMA 流程图。

III. 理论背景

A. 数字孪生（DT）基础

数字孪生是一种动态、交互式且同步的数字表示，用于模拟、预测和优化生命或非生命系统、物体或过程的行为，并通过双向实时关系 [21], [22]–[23] 与之相连。这项技术会处理实时数据，例如来自物联网（IoT）的传感器数据 [24], [25], 神经科学中的脑电信号 [26], 或自动驾驶汽车中的激光雷达数据 [27] ，并将其与科学模型相结合，例如物理方程、神经动力学，或人工智能与机器学习算法。通过数据同化，卡尔曼滤波器和机器学习模型等技术将现实世界的输入整合到数字框架中，从而修正模型的演变轨迹，使其反映现实

[28], 。因 [23]

此，数字孪生会随时间推移与物理系统共同演化 [23]。

数字孪生最显著的特征是能够与真实系统交互。这意味着，对数字模型的更改可以促使真实系统发生变化或得到改进，而真实系统的变化也会自动显示在数字模型中。这一特性使数字孪生在解决有关脑机接口的问题方面具有极高的价值 [70], [74]。

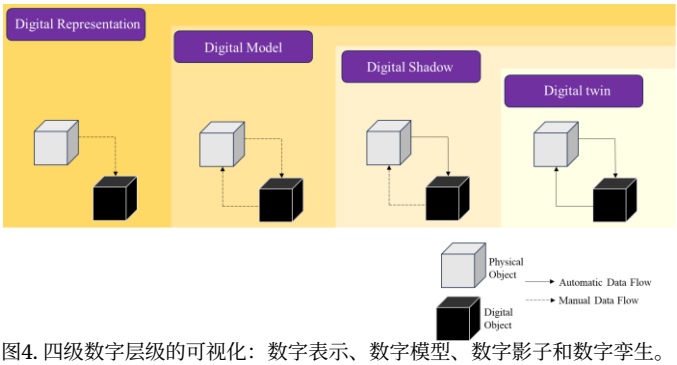


图4. 四级数字层级的可视化：数字表示、数字模型、数字影子和数字孪生。

B. 数字孪生的级别及其类型

在各种研究中，数字孪生从不同维度和层级进行了定义[29], [30]。如图 4 所示，可以将其归纳为以下四个主要层级。

1) 数字表示

这是最低级别。在这一层级中，物理系统有一个数字副本，并据此创建虚拟模型。该虚拟模型并非与物理系统实时在线连接，因此仅限于可视化、仿真和理论分析。

2) 数字模型

数字模型是对物理系统更为详细、精细且静态的复制，具有更先进的结构、几何和功能属性。与数字表示不同，数字模型能够对系统行为进行更高级的分析和仿真。然而，它并不与真实系统实时交互。

3) 数字影子

功能型数字孪生也称为数字影子，是一种能够接收来自其物理对应体实时数据的数字模型。这一层级可动态呈现系统行为，信息从真实系统单向流向数字模型。该层级的应用包括医疗器械设计、手术规划、计算机模拟临床试验设计和随机对照仿真。数字影子可用于性能预测和流程优化。

4) 数字孪生

最先进的层级是智能数字孪生，它不仅具备实时数据采集和模型更新能力，还融合了人工智能算法。这种数字孪生能够学习、推理、决策并自主行动。它可以与其他数字孪生和系统通信，还能执行复杂的多阶段流程，包括预测分析和自动化优化。

C. 数字孪生架构

数字孪生（DT）方法已不再只是一个概念，而是已成为动态仿真和智能系统不可或缺的一部分。数字孪生不仅仅是数字副本，更是一种自适应实体，会随着现实世界中对应的物理实体不断演进。另一方面，数字孪生是一个不断从现实世界获取数据、帮助其做出明智决策的动态系统。该系统由三个协同工作的层组成：物理层、虚拟层，以及将它们连接起来的数字线程[21], [31]。

1) 物理层

该层代表物理世界中的真实实体；它是需要对其行为进行建模或控制的主要数据源。该实体范围广泛，既可以是工业机器或飞机，也可以是身体器官或神经系统等生物过程。在神经科学和脑机接口领域，该层可包括大脑、神经信号及与之相连的物理设备，例如神经假体[21], [32], [33]。

2) 虚拟层

本节是物理系统的数字孪生或先进软件模型，在计算空间中运行。通过结合静态数据、机器学习和系统模型，虚拟层能够预测并重构物理实体的行为。例如，在神经系统中，数字孪生可以利用脑信号数据估算个体的运动意图，并预测用于控制假体的预期输出。除了仿真之外，该层还能够自我优化并根据新数据进行自适应学习[21], [32]–[33]。

3) C

沟通 *ication L* 层或 *Digital Thread*

这一层充当连接物理世界与数字世界的神经网络，确保数据双向流动 [82]。感官数据通过传感器（如物联网传感器或神经电极）从物理实体中采集，并发送至数字模型；随后，分析结果和预测决策从数字模型返回物理系统，从而实现实时反馈和控制。 这一数据交换通过数据同化和传感器融合技术持续进行，以确保系统的准确性和稳定性[21], [32]–[33]。

这些层的融合形成了一个闭环动态循环，数据从现实世界传递到虚拟世界，而洞见则传回现实世界。这一双向过程意味着，数字孪生不只是被动的模仿；它还是一种提升性能并预测未来运行表现的机制 [32], [34] 。从根本上说，我们认为数字孪生不仅仅是一种静态机制，更是一个自我演进生态系统，它弥合物理与数字鸿沟，以实现自适应控制。在神经工程和脑机接口等复杂领域，这一框架有望重新定义我们预测、管理和增强神经解码系统的方式。

D. 数字孪生的技术层面：从工业信息物理系统到神经动力学

本节研究六个关键领域中最先进的基于数字孪生的方法：航空航天、智慧能源、认知车辆、智能制造、健康和神经科学。如图 5 所示，尽管这些领域在实践中存在显著差异，但它们拥有共同的技术目标：从静态模型转向实时演化的动态系统 [28]。

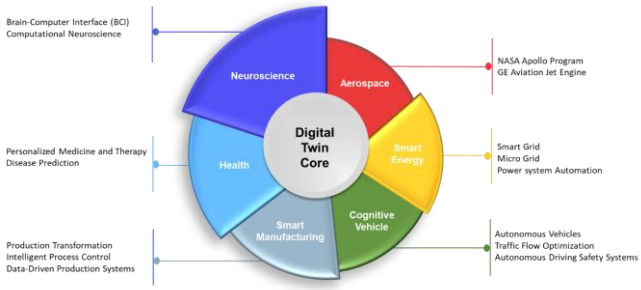


图5. 中央数字孪生核心由六个关键应用领域环绕：航空航天、智慧能源、认知车辆、智能制造、健康和神经科学。

自 2019年以来，一个重大转变是从静态工程模型转向动态的数据中心型平台 [31]。如今，这些系统整合物联网、云计算和机器学习流水线，以构建连续反馈回路。更重要的是，虚拟模型不再只是映射物理世界；它还会主动为物理世界提供信息并对其进行优化 [32]。

1. 航空航天

数字孪生的概念源自 NASA 在20世纪60年代阿波罗13号危机期间使用的“实时模型”[23], [35]–[38]。工程师使用地面模拟器测试控制序列，然后将其发送给受损的航天器，以确保机组人员安全返航[35]。这些系统尚不具备现代实时数据连接能力，但确实展示了如何对物理资产进行镜像 [39]。这种方法经 Gelernter 的《镜像世界》 [40] 发展，并于21世纪初由 NASA 的 John Vickers 正式提出[41]。Vickers 界定了我们如今熟知的框架：由任务数据持续更新的虚拟模型[42] [38]。

在当代航空领域，关注重点已扩展到日常机队管理。现代飞机通过物联网传感器生成海量数据集，随后由机器学习算法进行分析。两者结合，使运营方能够提前发现结构问题，并预先制定维护计划。

2. 智慧能源

在智慧能源系统中，数字孪生彻底改变了能源管理。它们能够实现精确监测，帮助预测供需变化，并改进运营策略[43][44]。在微电网中，数字孪生结合物联网传感器和测量设备的数据，对负荷和可再生能源发电的短期变化进行建模和预测。这一特性使得储能系统的预测控制策略、需求响应计划以及分布式资源协调得以实施[45]。这能提升电压和频率稳定性，同时减少运营损耗 [46]–[47]。

数字孪生是在智能电网和更大型电力系统层面，对输配电网络进行实时数据驱动建模。这一模型持续以近实时的速度重建网络拓扑、设备状态、分布式发电情况和消费者特征 [48]–[49]。这一虚拟模型使运营人员能够测试各种故障场景、大规模接入可再生能源以及动态定价机制和电网恢复策略。在对物理网络实施变更之前，可以评估这些变更对稳定性、可靠性和成本的影响 [50]–[51]。自2019年以来，这一方法在微电网管理、灵活市场和智能孤岛策略相关研究中受到关注[52]。

3. 认知车辆

在智能交通领域，数字孪生提供车辆、其内部子系统及周边环境（包括道路状况、交通流和基础设施）的实时三维表示。这些孪生体直接连接内部传感器数据（激光雷达、雷达、摄像头、GPS 和惯性测量单元）以及基于基础设施的数据来源 [53]–[57]。这些设置提供了一个安全的虚拟空间，可用于测试高风险、罕见或高成本场景，例如事故、极端天气、无标记交叉口以及与其他因素的交互。因此，无需让真实车辆暴露于风险之中，便可大规模训练和评估自动驾驶算法[58]–[59]。从认知角度来看，数字孪生可以利用预测模型和滤波技术（例如卡尔曼滤波器），预测自动驾驶车辆的行为（速度、路径和机动动作），以及车辆如何与交通流交互并应对含噪传感器输入。这有助于对路径规划、安全性和能耗进行决策[60]–[61]。像特斯拉这样的汽车制造商采用了与其车队相连的近似数字孪生架构。这使他们能够实时监测机械和行为问题，并通过无线方式发送软件更新。车辆投入使用后，便成为活实验室，为改进虚拟模型和自动驾驶算法提供持续反馈[62]。

4. 智能制造

在智能制造领域，数字孪生已成为数字化转型的基石，并从离散机械设备和生产线无缝拓展至完整的设施生态系统和供应链。其应用最突出地体现在预测性健康管理、空间布局优化、最大限度减少运营停机时间，以及为产能扩展或资产重新配置开展精准的场景模拟等方面[21], [63]。这些能力基于对运营和信息来源融合所产生的数据进行持续采集，包括现场传感器、可编程逻辑控制器、制造执行系统和企业资源规划架构 [64]。此外，在国内物流和工业环境领域，以 NavVis 与 AWS 的合作为例，战略合作表明，先进的三维扫描、机器视觉和实时物体识别技术可用于创建结构资产和仓库设施的高质量数字孪生，从而实现物品路由、存储和检索流程的自动化与优化[65]–[67] 。Jaghotia 及其同事的研究表明，配备数字孪生和机器视觉能力的机器人能够免除人工放置任务、减少人为错误，并显著提高工业取放流程的运营效率[65]。

5. 健康

在医疗保健领域，数字孪生是一个不断变化的虚拟模型，可以模拟

患者、临床工作流程，甚至整个医院环境。这个计算模型能够实时追踪患者的生理状态，并通过整合来自不同来源的数据（例如电子健康记录（EHR）、生理信号以及可穿戴传感器提供的高分辨率数据）来辅助预测分析 [31], [68]。这种虚拟环境使临床医生能够对不同的治疗策略进行计算机模拟测试，包括在实际临床实践中应用之前，选择合适的药物、调整剂量并优化给药时间。推进个性化疗法，尤其是针对慢性且高成本疾病的疗法，可带来更有效、更安全的治疗 [69]–[70]。这具有很高的价值，也广受认可。数字孪生对医院的复杂动态进行建模，例如患者流动、床位占用、人员配置和设备使用。这为管理人员提供了一个安全的“沙盒”环境，用于测试后勤方面的变更。都柏林的 Mater Private Hospital 是一个很好的例子：该院利用数字孪生仿真改进影像科的工作流程，从而缩短了患者的等待时间，并提高了设备使用效率 [71]–[72]。

在肿瘤学中，癌症数字孪生利用肿瘤生长的数学模型和预测分析，估算患者对化疗或放射治疗的反应[73]。

通过模拟积极的治疗结果，临床医生能够制定个体化治疗方案，减少治疗带来的负面副作用，并提高获得良好治疗效果的可能性。这最终有助于实现更多基于证据的治疗结果[74]。

在人群层面，数字健康孪生将影像和人口统计数据等多种数据集与机器学习相结合，以预测疾病风险并提供预防建议。这包括基因组学、生活方式和流行病学方面的信息。这类平台能让患者更积极地参与其中，并有助于资源分配，从而提升整个系统的运作效率。总之，数字健康孪生是精准医学和智慧健康管理的重要组成部分，因为它们同时关注个体和人群健康[75]–[76]。

6. 神经科学

数字孪生推动了神经科学领域新一波个性化虚拟脑项目的发展，这些项目将大规模神经动力学建模与神经影像学、基因组学和临床数据相结合。这些系统为研究大脑和应对脑部相关疾病提供了创新方法 [34], [77]。在欧盟，VirtualBrainCloud 提供云计算服务，将全脑模型与人群数据集相结合，并提供 The Virtual Brain 模型。这些系统的整合有助于实现神经退行性疾病（尤其是痴呆症）的个性化预防和专属治疗，同时确保符合隐私要求和《通用数据保护条例》规定 [78]–[79]。近期计算神经科学研究利用源自灵长类动物皮层脑电图（ECoG）数据的数字孪生，表明分层生成模型，特别是变分循环神经网络（V-RNNs），能够直接根据神经记录重建意识状态之间的转换，例如清醒与麻醉状态之间的转换。这些研究还表明，虚拟环境能够以安全且可重复的方式促进药物干预或神经调控策略的测试 [13]。

本研究展示了数字脑模型的潜力：通过对实验数据和治疗数据进行多尺度整合，为仿真就绪的脑机接口、预测性神经康复以及低风险脑干预评估提供支持。在脑机接口领域，这有助于设计神经假体、制定个性化康复计划，并通过虚拟实验发现新的神经生物标志物。这种方法正成为.....的重要组成部分

f

精准神经医学、智能康复以及下一代脑机接口。它基于动态且可泛化的模型，并利用真实世界数据（脑电图、局部场电位、功能性磁共振成像和行为信号）持续更新。

E. 脑机接口系统概述

脑机接口系统充当人脑与计算机系统之间的接口 [1]。它测量脑活动，使用户能够通过脑活动控制不依赖于周围神经和肌肉的外部设备。因此，中枢神经系统（CNS）的自然输出会被人工输出取代、恢复、增强、补充或改善 [80]–[81]。一般来说，在脑机接口系统控制回路的起始处，硬件包括电极和数据采集系统，用于将接收到的电活动以数字化且可处理的形式传输至计算机系统。随后，将进行数据处理和特征提取，再将提取出的特征转换为能够产生人工输出或指令的形式，从而生成所需的人工输出 [82]–[83]。

脑机接口通常根据神经信号的采集方法分为两大类：非侵入式系统和侵入式系统 [82], [84]–[85]。近年来，另一类脑机接口应运而生，即混合脑机接口，它结合了两种主要方法，以兼具各自的优势 [86]–[87]。脑机接口的一般分类及各类所使用的记录技术如图6所示。

1) 非侵入式脑机接口

非侵入式脑机接口是一类在数据采集阶段无需手术或侵入性操作、仅通过记录头部表面的神经活动来运行的脑机接口 [88]。尽管这类方法具有数据采集方便、成本低等优势，但通常在空间分辨率和时间分辨率方面存在局限；这是因为信号在穿过皮肤和颅骨的不同层次时会发生衰减。总体而言，非侵入式脑机接口利用脑振荡动力学的变化，例如事件相关同步（ERD、ERS）、稳态诱发电位（SSEP）、P300诱发电位及其相关成分、实时功能性磁共振成像中的血氧水平依赖信号，或通过近红外光谱（NIRS）等方法测量的氧合血红蛋白信号 [88]–[90]。最常见的方法之一是脑电图（EEG），它通过表面电极记录皮层神经元活动所产生的电位。由于具有极高的时间分辨率、低成本和便携性，脑电图被广泛应用于脑机接口系统。

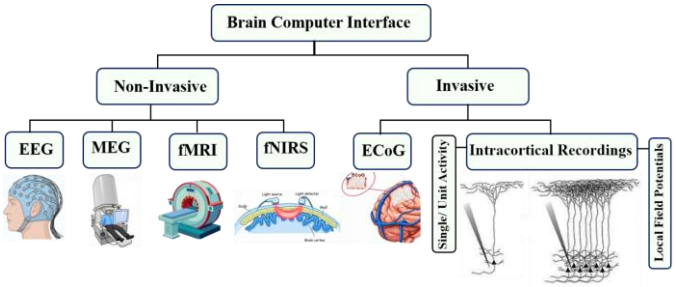


图6. 基于信号采集方法的侵入式和非侵入式脑机接口类别概述。

然而，其空间分辨率较低且对噪声高度敏感，是其主要局限。脑电图最重要的应用包括用于患者交流的P300拼写器系统[91]，用于控制机器人肢体的运动想象[92]，用于快速选择指令的基于稳态视觉诱发电位的系统[90]，情感计算中的情绪识别 [93]，以及神经康复。

另一种非侵入式方法是近红外光谱（功能性近红外光谱），它通过测量皮层组织中血红蛋白浓度的变化，间接估算神经活动。功能性近红外光谱具有较强的电噪声抗扰性且便于携带；然而，其时间分辨率较低，这是其最重要的挑战之一。它常用于认知负荷评估、注意力监测、运动康复，也用于混合脑电图–功能性近红外光谱系统，以提高分类准确率。

更先进的方法是功能性磁共振成像，它通过测量血氧水平依赖信号来检测深层和浅层脑区的活动。尽管功能性磁共振成像具有极高的空间分辨率，但由于时间分辨率较低、成本高且不便携，它在实际脑机接口应用中的使用并不广泛。不过，它在脑图谱绘制、复杂认知状态解码、神经反馈，以及提取构建精准数字脑孪生模型所需的先决条件方面，都能发挥重要作用。最后，脑磁图记录神经活动产生的磁场，其空间分辨率和时间分辨率均高于脑电图，且不受颅骨畸变影响。其局限性包括成本高、体积大，以及需要使用磁屏蔽室。脑磁图广泛应用于活动源定位、癫痫患者术前规划、神经网络研究以及脑振荡研究等领域。

2) 侵入式脑机接口

侵入式脑机接口通过使用皮层阵列、ECoG、脊髓植入物等，将电极置于大脑皮层表面或神经组织内部，从而能够直接且高度准确地记录神经元活动[80], [94]–[95]。由于具有良好的空间分辨率和时间分辨率，这些方法被用于先进研究和敏感的临床应用。然而，其侵入性也伴随着手术风险、长期稳定性问题以及重大的伦理考量[94], [96]–[97]。最广泛使用的侵入式记录方法之一是ECoG，该方法通过放置电极阵列来记录大脑皮层表面的信号[98]。由于对噪声的敏感度较低且分辨率较高，这种记录方法被广泛用于检测癫痫发作部位、预测癫痫发作，以及解码用于控制机器人肢体的运动动作。ECoG数据还被用作设计早期数字大脑孪生模型的首批数据来源之一，因为它们能够以较高的准确度反映皮层网络动力学。例如，近期一项利用猕猴ECoG数据和基于数字大脑孪生的先进模型开展的研究，实现了皮层信号的实时仿真[13]。

另一种常见的侵入式记录方法是局部场电位（LFP），它记录特定脑区内神经元群体的活动[99]。由于局部场电位具有较高的信噪比（SNR），因此可用于解码力量和运动状态、研究与运动相关的振荡机制，以及了解和开发用于治疗帕金森病等疾病的深部脑刺激（DBS）系统[100]。此外，皮层内记录（尖峰）可借助犹他阵列等微电极阵列记录单个神经元的动作电位。这种方法能够最精确地获取神经活动，因此适用于机器人肢体的精确控制、帮助严重瘫痪患者恢复沟通和运动能力，以及调整数字孪生仿真器中的神经模型等应用[94], [101]。然而，这种方法的侵入性最强，并面临手术风险和电极长期稳定性等挑战[96], [106]–[107]。

3) 混合脑机接口

近年来，脑机接口领域的研究主要转向混合脑机接口的开发。在混合脑机接口中，主要方法是同时整合多种神经记录方法，以克服单一记录方法的局限，并更准确地呈现大脑活动[83]。例如，脑电图与功能性近红外光谱的结合是最常见的实例之一，它利用脑电图较高的时间分辨率和功能性近红外光谱提供的血流动力学信息，提高了对握拳时力量和速度的运动想象的解码性能 [102]–[103]。

此外，将脑电图记录与功能性磁共振成像相结合，利用脑电图较高的时间分辨率和功能性磁共振成像良好的空间分辨率，可生成精确的大脑功能信息与结构信息时空图谱 [104]–[105]。这种结合在解码认知状态和创建数字孪生方面具有独特优势，因为功能性磁共振成像可提供解剖信息，而脑电图则可作为动态信号的来源。

整合侵入式记录方法将有助于分析皮层结构和皮层下结构，并推动受控神经假体系统的发展。这类混合脑机接口通过结合脑电图和功能性磁共振成像等方法构建，正变得日益重要，尤其适用于对准确性和实时响应有较高要求的医疗及研究系统。

IV. 方法论

A. 脑机接口系统面临的主要挑战

脑机接口系统具有显著优势；然而，它们也面临着一些根本性局限，阻碍了其规模化和现实应用。以下是一些重要的局限：

1) **实时处理延迟：**信号预处理带来的计算开销，加上卷积神经网络和长短期记忆网络等深度架构的推理时间，不可避免地会导致系统延迟。正是这些毫秒级的延迟，可能会破坏无缝控制所必需的闭环反馈。因此，我们不得不在解码精度与速度之间做出僵化的权衡——这是一种微妙的平衡，即使是细微的延迟也可能削弱用户的能动感[80], [106]–[110]。

2) **较高的手术风险和侵入性：**侵入式脑机接口需要通过手术植入电极，并伴随相应的医疗风险和费用，包括感染、出血及其他医疗并发症 [96]–[97], [111]– [112]。

3) **硬件和生物相容性限制：**就侵入式脑机接口而言，主要的器件交付环节是记录接口。这还涉及其他主要问题：生物相容性有限或缺乏、电子元件的硫化物或其他材料发生“萎缩”或软化并与组织相互作用，以及其他电子系统出现故障或损坏等[97], [113]– [116]。

4) **校准不稳定性和个体差异：**脑机接口需要大量重新校准和调整，以应对漂移并维持系统性能；然而，在植入式记录和接口系统中，这种自适应漂移存在显著的个体差异，构成了重大挑战 [110], [117]–[119]。

5) **缺乏标准化：**系统设计方法的异质性所引发的问题持续影响着该领域。由于特征提取策略和性能指标存在巨大差异，无法对多个脑机接口系统进行比较和验证，这已成为该领域的一大瓶颈 [84], [97], [120]–[121]。

B. 数字孪生范式：变革性解决方案

为克服这些局限，近期研究开始将脑机接口技术与数字孪生范式相结合，旨在创建生物系统的虚拟动态副本。在神经科学领域，基于数字孪生的脑机接口（DT-BCI）同时关注内在神经动力学以及系统与外部设备的交互。在神经科学领域，DT-BCI 同时关注内在神经动力学以及系统与外部设备的交互。这种方法具有若干显著优势：

1) 持续适应：实现大脑与机器之间双向性能的持续优化。

2) 个性化建模：能够为每个人进行个体化神经建模。

3) 预测性仿真：它能够仿真不同任务条件下的皮层活动，并支持在系统性能受到影响之前预测信号变化或电极退化。

4) 多模态整合：采用数字孪生框架的系统能够稳健地整合多模态数据（例如脑电图、功能性磁共振成像和行为数据）。这提升了系统的可解释性，也使其在伦理层面更具可接受。

如图7所示，两种方法的根本区别在于系统的动态适应能力。传统框架（图7(a)）通常采用线性、静态的处理流程，解码参数在训练后保持不变，限制了系统响应不断变化的神经状态的能力。相比之下，所提出的 BCI-DT 框架（图7(b)）通过数字线程引入了持续适应的新范式。这种双向连接在真实大脑与数字大脑之间建立了共生循环。不同于传统模型的僵化结构，该架构利用数字大脑运行并行仿真，使系统能够实时动态地重新校准并优化其解码策略，而不受即时输入波动的影响。

因此，脑机接口与数字孪生的结合是一项前景广阔的创新，可推动脑机交互系统向灵活、自我学习且高度稳健的临床系统发展。

后续章节将对数字孪生概念进行严谨的形式化定义，随后批判性地阐述专为脑机接口应用校准的框架，并着重探讨神经科学公理。接着，我们将描述神经数字孪生系统的架构拓扑，最后全面分析数字孪生方法与先进神经科学协同融合的应用。

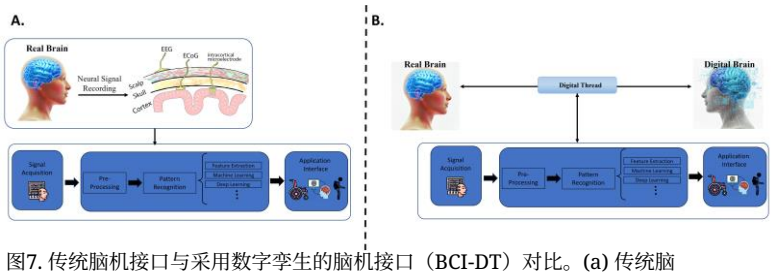


图7. 传统脑机接口与采用数字孪生的脑机接口（BCI-DT）对比。(a) 传统脑机接口。(b) 提出的 BCI-DT。

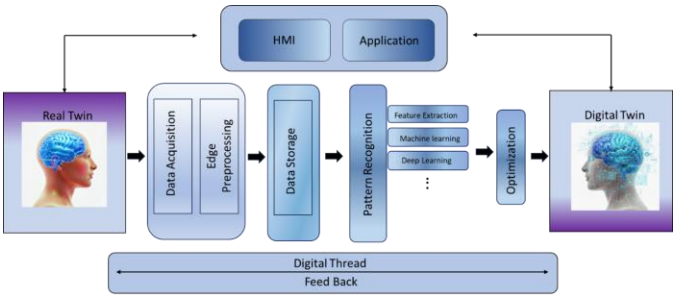


图8. 所提出方法 BCI-DT 的结构。该图展示了模型的分层架构。

C. 提出的方法：BCI-DT

脑机接口和计算神经科学都是神经科学的重要分支。因此，要构建全面、综合的视角，我们必须首先考察神经科学与新兴的数字孪生概念之间的相互作用。为此，我们提出了一个名为神经科学数字孪生的框架

，并将其简称为神经数字孪生（NDT）。事实上，神经数字孪生可视为计算神经科学领域的进化形态；它不止于单纯的建模或仿真，而是一个动态、智能且同步的大脑及神经活动数字表示系统。借助这一框架，可以开发新一代脑机接口，称为 BCI-DT（基于数字孪生的脑机接口）。

在这一新一代系统中，大脑、数字模型与计算系统之间动态且持续的交互，实现了持续学习、个性化适应和智能实时反馈 [132]。从这一角度来看，BCI-DT 可视为脑机接口演进过程中的一个重要步骤，因为依托神经数字孪生架构，它有望应对传统脑机接口面临的诸多挑战，包括不稳定性、噪声较高以及缺乏个体化。

该系统由五个相互补充、彼此连接的层构成：三个主要层，即物理层、虚拟层和通信层；以及两个辅助层，即分析层和反馈层。这五层共同构成一个闭环系统，实现现实世界（大脑及神经信号）与其数字表示之间实时、双向且持续的交互。所提出的 BCI-DT 方法的结构如图8所示。

下面将详细介绍各层。*1)* 物理实体

在神经数字孪生中，这一层是基础和主要数据来源，包含大脑、神经系统以及神经信号记录设备，例如皮层脑电图、局部场电位或脑电图电极、运动传感器和神经假体。这一层的主要功能是生成实时数据，直接反映神经活动和身体的生理功能。这一层的特点如下：

- 能够以高灵敏度和精准的时间、空间分辨率记录神经信号。• 能够执行由反馈层发送的反馈指令。• 具备稳定性，并能连接到数字网络，以确保数据流不中断。

此外，这一层生成的数据会通过一种数字线程传输至虚拟层和分析层，而反馈层则会向其返回纠正性反馈。

2) 虚拟表示

这一层会创建与真实系统同步的动态数字表示，超越单纯的建模和仿真。其主要功能是将现实世界的数据与数字模型同步，并提供神经活动的实时快照。这一层的主要特点包括：

- 与物理层数据实时同步。• 可灵活集成科学模型、深度神经网络和基于人工智能的预测算法。
- 交互式全息影像与阴影的可扩展性

通过仿真观察和分析系统行为。 在这一层中，接收来自物理层的数据。随后，对接收的数据进行处理，以便在此阶段进行分析，并将分析结果和预测结果传送至反馈层。此外，在这一层中，通过数字线程双向管理实时变化和信号。

3) 数字线程

数字线程是物理世界和虚拟世界之间实时、双向的通信通道。其主要功能是实时传输实时数据、指令和反馈，确保系统以闭环方式运行。其规格和特性包括：

- 安全、低延迟的数据传输，这对于实时交互至关重要。
- 数据集成和标准化，以确保物理层与虚拟层之间的一致性。• 网络冗余和稳定性，以防止反馈回路中断。

数字线程同时将数据从物理层传输到虚拟层和分析层，并将反馈层生成的反馈返回物理层。

4) 分析层

在这一层中，会对收集的数据进行分析，并识别出相应的神经模式。事实上，这一层的主要任务是识别大脑功能状态、运动意图模式及其他神经指标，从而为系统优化提供详细洞见。这一层的特点如下：

- 使用深度学习算法、图神经网络和先进的统计分析方法。• 能够实时检测和预测神经行为及意图。
- 提供可解释的输出，并用于提升脑机接口性能。

输入数据通过数字线程到达这一层，随后该层的分析结果会发送至反馈层，以采取纠正措施。这一层还可以共享结果，以改进虚拟模型。

5) 反馈层

反馈层负责将最优决策和纠正性决策返回物理现实，并完成闭环。该层支持自适应智能控制，使 BCI-DT 能够考虑个体表现和环境条件。特点与规格：

- 向物理传感器和执行器提供实时反馈。• 能够适应环境变化和用户个体特征。
- 能够集成基于人工智能的决策算法，以优化性能。

分析层生成的反馈会从该层提取出来，并通过数字线程返回物理层。反馈信息也可用于改进和同步虚拟层。

D. 层通信与功能总结

NDT 中的这五个层构成一个动态的双向生态系统：从物理层采集真实数据，并通过数字线程传输至虚拟与分析层；分析结果和预测被发送至反馈层并应用于物理系统，而这些应用的结果则作为新数据进入循环。这种持续交互和精确同步构成了新一代脑机接口（即 BCI-DT）的基础，并有助于克服传统脑机接口面临的挑战。

因此，这种五层架构以闭环动态循环的方式运行。在这个循环中，神经数据持续从物理环境流入，并在各个阶段接受分析；与此同时，处理和分析的结果也会反馈至同一环境，从而改变系统的真实状态。这一过程始于实时采集信号的那一刻，并持续将这些数据转化为动态数字表示，使其不断与现实世界交互。这种表示并非静态图像，而是一种演化模型，既反映环境变化，也为智能分析提供必要信息。分析层利用这一平台提取有效特征、预测神经动力学并即时做出决策；随后，这些决策作为纠正性反馈应用于真实环境，进而引发信号的新变化。因此，物理世界与数字表示之间形成了完全双向且持续的关系，使系统保持动态平衡。

在此背景下，通信层的作用是实现时间协调、安全传输和数据完整性。因此，具备反馈机制的系统能够以最小延迟无缝运行。这种结构构成了智能自适应神经生态系统的基础，使其能够持续学习、预测行为并即时响应。因此，这种系统最终能够克服传统脑机接口在稳定性、准确性和处理效率等方面的局限。

V. 应用

总之，可以推断，数字孪生作为一种动态且个性化的框架，将实时数据流与人工智能驱动的预测与仿真能力相结合，有望有效应对前文所述脑机接口系统面临的根本性挑战。这种集成所创建的不仅是数字表示，更是一个响应式、双向的系统，能够持续学习、纠正并预测神经状态。

将数字孪生与脑机接口相结合，可以彻底改变神经解码的实施方式，因为这种架构能够创建专为每个人调整的模型，减少噪声因素和生物变异性，随着时间推移学习个体的神经模式，并优化康复和神经控制流程。表1总结了主要方面，下一节将进一步讨论这些内容。

A. 脑机接口集成

将生成式脑模型整合到神经技术框架中，因其能够提升闭环脑机接口的适应性而受到关注。Hashemi等人提出的虚拟脑孪生（VBT）平台连接了机制建模与数据驱动推断，使得在临床部署之前即可快速实现个性化，并对解码和刺激策略进行计算机模拟优化 [34]。该平台还能模拟不同扰动条件下的脑动态，进一步支持因果分析，同时减少对大规模生物学实验的依赖。

近期的神经数字孪生计划（包括活体大脑项目）展示了这一能力。该项目探索用于自适应脑机交互的大规模实时神经模拟。这类平台展现了预测建模在支持刺激策略优化方面的潜力 [129]。同样，数字孪生脑模拟器利用灵长类动物皮层脑电图数据，研究与自适应皮层内脑机接口相关的脑状态转变 [13]。

从根本上说，这些系统构建了一个双向反馈环路：实体脑机接口将多模态数据传输至神经数字孪生，后者则反馈预测性洞见，以优化解码算法。这种协同作用已被证明能够显著缩短校准时间，同时提升实现稳健神经假体控制所需的长期稳定性，包括针对闭锁综合征的应用。

B. 精准医学中的个性化脑建模

神经数字孪生在医疗保健领域的应用日益深入，加速了从基于人群的启发式方法向精准医学的转变，涵盖从早期诊断到治疗干预的各个环节。在监测和早期检测方面，阿尔茨海默病数字孪生计划（哈佛医学院与马萨诸塞州总医院）着重整合言语和认知数据，以构建数字表型 [130]–[131], , 并支持预测模型在明显症状出现前识别细微的认知衰退。在药理学领域，用于阿尔茨海默病药物发现的数字孪生项目（克利夫兰医学中心）利用基于机制的虚拟试验考量生物异质性，从而实现虚拟药物筛选和生物标志物探索，为治疗策略提供指导 [132]。在干预层面，虚拟癫痫患者（VEP，EBRAINS）结合患者特异性磁共振成像数据与贝叶斯推断和基于模拟的推断，以识别致痫区并测试虚拟外科手术[129], ; 与此同时，Neurotwin Project（欧盟联盟）应用具有层状分辨率的全脑模型，定制非侵入性干预，并在临床试验前预测患者对经颅电刺激/经颅磁刺激的反应[137]。

C. 神经系统疾病的预测建模

预测建模是神经数字孪生效用的基石，可在疾病出现临床表现之前，通过计算机模拟疾病进程和治疗反应。一个典型案例是“Virtual Brain Twins for Stimulation in Epilepsy”（EBRAINS；2024年），该项目通过针对患者的仿真，实现了对致痫灶的高精度定位 [129]。这一框架支持对刺激方案进行虚拟测试，并已证明能够显著降低手术风险。

在神经退行性变领域，斯坦福大学的数字孪生

倡议（美国；2023–2027年）阐明了学习障碍中的过度兴奋模式以及临床前阿尔茨海默病模型中的皮层动力学，能够有效地提前数年预测神经认知退化。与此相辅相成的是，“脑生物数字孪生”（日本电信电话株式会社和NCNP，日本；2020年至今）利用多模态数据进行先进的机器学习，以检测痴呆症和抑郁症的前驱期征象，从而将用于稳健风险分层的平台付诸实施 [136]。

这些预测能力还延伸至急性临床事件，正如“数字孪生脑模拟器”（理化学研究所—EBRAINS；2025年）所展现的那样。该模拟器能够实时进行意识监测，准确模拟麻醉状态转换，并为重症监护决策提供依据 [13]。总体而言，这些模型推动神经病学从被动的症状管理根本性转向主动的预防性干预。

D. 神经科学研究与假设检验

神经数字孪生可作为强大的虚拟实验室，使研究人员能够探索在生物学限制下通常难以开展的机制假设。小鼠视觉皮层数字孪生 [127] 为基础神经科学研究与假设检验提供了一个极具说服力的例子，因为它能够预测对新型刺激的神经群体反应，并支持快速、大规模的计算机模拟实验，同时减少对大量体内记录的依赖。通过虚拟扰动以及对多种刺激条件进行并行评估，这类框架能够高效验证与神经编码、神经回路组织和功能连接相关的假设，从而加速发现并最大限度减少动物实验。

同样，剑桥大学的“BrainTwin 项目”（2023–2026）对睡眠和精神疾病的复杂性进行建模，从而能够在计算机模拟环境中检验情绪调节中的因果联系 [134]–[135]。通过建立可重复且完全可控的实验环境，这些系统大幅加快了发现进程——缩短了从提出假设到完成验证的路径——同时减少了对动物实验的需求。这种方法正在革新系统神经科学，“活体大脑项目”等倡议便是例证；这些倡议能够全面分析意识和决策等涌现特性 [129]。

E. 未来方向

神经数字孪生有望实现自适应人机接口，使其应用从治疗应用拓展至实时、个性化的神经技术。近期重点包括提升模型保真度，使其达到百万神经元级分辨率，并探索神经形态计算，以实现高效的实时仿真 [138]。预计联邦学习框架将在大型跨国数据集中保护数据隐私方面发挥关键作用。

欧洲虚拟人体孪生（VHT）倡议体现了这一愿景，致力于开发人体生理学的多尺度数字表示，其中包括用于个性化干预的预测性神经模型。在这一框架下，虚拟脑孪生平台等项目生成融入神经可塑性和衰老效应的患者特异性脑模型，为闭环脑机接口提供支持 [34]。融合侵入式高带宽植入物与非侵入式神经调控技术的混合系统，可能借助群体级神经数字孪生来优化虚拟临床试验和治疗方案 [34]。

随着神经数字孪生逐渐成熟，其可作为认知增强的平台，这凸显了围绕个人身份、自主性和公平开展严格伦理监督的必要性。跨学科治理机制对于确保公平获取并降低潜在风险至关重要。总体而言，神经数字孪生体现了神经科学与先进计算的融合，重新定义了人机交互的边界。

VI. 结论

脑机接口系统是人脑与计算机系统之间的接口，用于测量脑活动，使用户能够完全独立于周围神经和肌肉，仅凭脑活动控制外部设备，从而以人工输出替代、恢复、增强、补充或改善中枢神经系统的自然输出[1]。这些系统存在许多根本性限制，包括缺乏实时处理能力、硬件限制以及电极植入的手术风险，这些因素降低了其长期可用性，尤其是在临床和神经康复环境中[122]–[123]。神经数字孪生的概念为克服传统脑机接口的挑战提供了一种创新方法。

通过创建一个可根据大脑变化进行更新的动态个性化计算模型，神经数字孪生能够实现实时监测、神经活动的自适应解码、脑状态预测以及智能反馈。神经数字孪生由物理层、虚拟层、数字线程、分析层和反馈层组成，这些层彼此交互。在这一框架中，神经数据会被持续收集和分析，并在采取纠正措施后，通过反馈机制将变化应用于物理环境，从而实现现实世界与数字世界之间的同步。神经数字孪生是脑机接口系统设计与实施方面的一项根本性演进。通过在现实世界与数字世界之间建立持续交互和双向反馈，基于神经数字孪生的系统能够克服传统脑机接口的局限，并为神经技术在医学、康复和先进脑机应用中的整合铺平道路[13], [75], [124], [125]。

这种方法有望开创一个新的未来：具备更高准确性、稳定性和无障碍性的脑机接口将成为新一代神经控制、预测建模和自适应神经静态系统 [75], [126]。

项目名称	牵头机构及国家	简要说明	主要成果
斯坦福小鼠视觉皮层数字孪生 [127]	斯坦福大学（美国）	小鼠视觉皮层人工智能驱动的数字孪生 以近乎生理学的精度复现神经活动 用于视觉处理 以及脑机接口方面的洞见	可扩展哺乳动物模型的基础性工作 ；深入了解神经 编码，2025年
斯坦福数字孪生 针对数学学习障碍[128]	斯坦福认知与系统 神经科学实验室（美国）	儿童个性化脑数字孪生，用于 识别数学相关的神经机制 学习障碍	教育干预的临床转化 ，2024年
活体大脑项目[129]	达索系统、麻省理工学院、 英伟达（法国/美国）	具备实时性的数字孪生人脑，包含 100,000 个模拟神经元，旨在应用于脑机接口和 神经系统疾病	第一阶段结果表明其在以下方面具有实用价值: 痴呆建模和 神经调控，2025年。
用于数字孪生的 阿尔茨海默病[130]–[131]	哈佛医学院 & 马萨诸塞州总医院（美国）	基于言语和认知的数字孪生，用于 阿尔茨海默病患者预测能力的实现 聊天机器人和疾病进展建模	正在进行临床验证；收录于 2025年机构报告
用于 阿尔茨海默病药物 发现[132]	克利夫兰医学中心与凯斯 西储大学 （程飞雄实验室）/ 美国	精准医学数字孪生的应用 用于虚拟药物筛选、生物标志物发现， 以及阿尔茨海默病的药物再利用	阿尔茨海默病药物开发中数字孪生应用的综述 ；重点介绍降低临床试验 失败率和个性化治疗， 2024
虚拟脑孪生 （精神病）[34], [124], [133]	EBRAINS AISBL 和艾克斯- 马赛大学（欧洲（	用于个性化治疗的虚拟脑孪生体 利用人工智能驱动的 微电路仿真	1000万欧元资金；发表于《自然》 《计算科学》，2025年
虚拟脑孪生体 （癫痫）[129]	EBRAINS及合作伙伴 （欧洲）	用于无创预测的患者特异性脑部数字孪生 致痫区，并 刺激疗法	高精度致痫区定位； 发表于《自然·计算科学》 《科学》，2025年
Twin4Health[70], [76]	卡罗林斯卡学院（瑞典）	全院级数字孪生，重点关注 大脑和心脏模块——首个全面 投入运行的临床部署	进入临床阶段；报告了资源 优化情况，2025年
BrainTwin 项目[134]–[135]	剑桥大学（英国）	用于睡眠障碍和 精神疾病的数字孪生方法	已纳入 Accelerate Science 计划；持续建模
数字孪生脑 模拟器（灵长类动物 皮层脑电图）[13]	理化学研究所 & EBRAINS （日本/欧洲）	实时意识监测与虚拟 使用灵长类动物的干预模拟器 脑电皮层图数据	高保真麻醉过渡 建模；发表于 *npj Digital* 医学，2025年
脑生物数字孪生 [136]	日本电信电话株式会社 & NCNP （日本）	利用人工智能/机器学习构建大脑的生物数字孪生，用于 痴呆症、抑郁症和神经系统疾病的早期检测 神经系统疾病	已投入运行的平台；已建立 个性化治疗的早期阶段验证 诊断分层，2024年
Neurotwin Project [137]	Neuroelectrics 与欧盟 联盟（西班牙/欧盟）	优化用于……的无创刺激 基于层状分辨率全脑……治疗阿尔茨海默病 大脑模型	经验证的个性化进展 模型；用于临床 试验阶段以评估治疗效果，2024年

表 *1.* 最先进的神经数字孪生生态系统概况： 迈向下一代脑机接口与精准医学。

致谢

不适用。

参考文献

[1] E. W. Wolpaw、Jonathan R. 和 Wolpaw，《脑机接口：原理与实践》，牛津大学出版社，2012年，doi：10.1093/acprof:oso/9780195388855.001.0001。[2] M. A. Lebedev 和 M. A. L. 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] J. R. Wolpaw，《用于通信与控制的脑机接口（BCI）》，载于第九届 *ACM SIGACCESS* 国际计算机与无障碍会议论文集，2007 年，第 1–2 页。[4] A. L. Hodgkin 和 A. F. Huxley，《膜电流的定量描述及其在传导和兴奋中的应用《神经》一文，《生理学杂志》，第117卷第4期，第500页，1952年。[5] J. D. Owens 等，“图形硬件上的通用计算综述”，载于《计算机图形论坛》，Wiley在线图书馆，2007年，第80–113页。[6] A. P. Georgopoulos、A. B. Schwartz 和 R. E. Kettner，“运动方向的神经元群体编码”，《科学》（*80-.*），第233卷第4771期，第1416–1419页，1986年。[7] A. Vaswani 等，“《注意力就是一切》”，《神经信息处理系统进展》，第30卷，2017年。[8] M. Azabou 等，“用于神经元群体解码的统一、可扩展框架”，《神经信息处理系统进展》，第36卷，第44937–44956页，2023年。[9] S. Guo 等，“数字孪生脑十年：展望与挑战”，《欧洲物理快报》，第149卷第4期，2025年，doi：10.1209/0295-5075/adb3c9。[10] L. S. Fekonja、R. Schenk、E. Schröder、R. Tomasello、S. Tomšič 和 T. Picht，“神经科学中的数字孪生：从理论到个性化治疗”，《神经科学前沿》，第18卷，2024年，doi：10.3389/fnins.2024.1454856。[11] M. Segovia 和 J. García，“数字孪生的设计、建模与实现

”，《传感器》（巴塞尔），第22卷，2022年，doi：10.3390/s22145396。[12] S. Yang、H. Kim、Y. Hong、K. Yee、R. Maulik 和 N. Kang，“数据驱动的物理信息神经网络：数字孪生视角”，ArXiv，第abs/2401.08667卷，2024年，doi：10.48550/arxiv.2401.08667。[13] Y. Takahashi、H. Idei、M. Komatsu、J. Tani、H. Tomita 和 Y. Yamashita，“利用灵长类动物脑电皮层图数据进行实时意识监测与虚拟干预的数字孪生脑模拟器”，《NPJ数字医学》，第8卷第1期，2025年，doi：10.1038/s41746-025-01444-1。[14] H. Sharma 和 S. Kaur，“用于个性化医疗保健的患者特异性数字孪生：混合人工智能与仿真框架”，IEEE Access，第13卷，第143277–143290页，2025年，doi：10.1109/access.2025.3598130。[15] E. Gkintoni 和 C. Halkiopoulos，“数字孪生认知：仿生神经心理学中的人工智能—生物标志物整合”，《仿生学》，第10卷第10期，2025年，doi：10.3390/biomimetics10100640。[16] H. Xiong 等，“数字孪生脑：生物智能与人工智能之间的桥梁”，Intell. Comput.，第2卷，第55页，2023年。[17] Y. Dong、S. Wang、Q. Huang、R. W. Berg、G. Li 和 J. He，“皮层内脑机接口的神经解码”，doi：10.34133/cbsystems.0044。[18] E. Erturk、S. Hashemi、M. M. Shanechi 和 L. Angeles，“用于增强尖峰信息引导的局部场电位建模的跨模态表征知识蒸馏”，NeurIPS，第2025期。[19] D. Moher、A. Liberati、J. Tetzlaff 和 D. G. Altman，“系统综述和荟萃分析优先报告条目：PRISMA声明”，BMJ，第339卷，2009年。[20] N. Van Eck 和 L. Waltman，“软件综述：用于文献计量学映射的程序VOSviewer”，Scientometrics，第84卷第2期，第523–538页，2010年。[21] F. Tao、S. Member、H. Zhang、A. Liu 和 A. Y. C. Nee，“工业数字孪生：最新进展”，第15卷，2415，2019年4，2405号，第–页。[22] C. Su、X. Tang、Q. Jiang、Y. Han、T. Wang 和 D. Jiang，“基于多层知识图谱模型的制造过程数字孪生系统”，《科学报告》，第15卷第1期，第12835页，2025年，doi：10.1038/s41598-024-85053-0。[23] A. Thelen 等，“数字孪生综合综述——第一部分：建模与孪生赋能技术”，Struct. Multidiscip. Optim.，第65卷，2022年，doi：10.1007/s00158-022-03425-4。[24] S. Mihai 等，“数字孪生：赋能技术、挑战、趋势与未来展望综述”，《IEEE通信调查与教程》，第24卷，第2255–2291页，2022年，doi：10.1109/comst.2022.3208773。[25] Y. Kuo、F. Pilati、T. Qu 和 G. Huang，“数字孪生赋能的智能工业系统：近期进展与未来展望”，Int. J. Comput. Integr. Manuf.，第34卷，第685–689页，2021年，doi：10.1080/0951192x.2021.1959710。[26] Z. Lv、L. Qiao 和 H. Lv，“基于脑机接口的计算社会的认知计算”，第1–9页，2022年。[27] Z. Wang、K. Han 和 P. Tiwari，“数字孪生辅助无信号交叉路口协同驾驶”，IEEE智能车辆汇刊，第7卷，第198–209页，2021年，doi：10.1109/tiv.2021.3100465。[28] L. Donato、C. Galletti 和 A. Parente，“利用数据同化实现氢燃料炉的自更新数字孪生”，Appl. Therm. Eng.，2023年，doi：10.1016/j.applthermaleng.2023.121431。[29] B. Gaffinet、J. A. H. Ali、Y. Naudet 和 H. Panetto，“人类数字孪生体：工业5.0的系统文献综述与概念消歧”，Comput. Ind.，第166卷，第104230页，2025年。[30] W. Kritzinger 等，“ScienceDirect 数字数字孪生孪生在在制造业：制造业：一种一种分类综述数字孪生在综述分类”，IFAC-PapersOnLine，第51卷第11期，第1016–1022页，2018年，doi：10.1016/j.ifacol.2018.08.474。[31] B. H. Tudor 等，“医疗保健应用与使用模式中的人类数字孪生体范围综述”，《NPJ数字医学》，第8卷第1期，第587页，2025年。[32] T. Huynh-the、Q. Pham 和 X. Pham，“元宇宙人工智能：综述”，第1–24页。[33] S. Y. Saratkar、M. Langote、P. Kumar、P. Gote、I. N. Weerarathna 和 G. V Mishra，“用于个性化医疗开发的数字孪生”，第2025年8月期，第1–23页，doi：10.3389/fdgth.2025.1583466. [34] M. Hashemi等人，“虚拟脑孪生的原理与运行”，IEEE生物医学工程评论，第PP卷，2025年4月，doi：10.1109/RBME.2025.3562951。[35] B. D. Allen，“NASA的数字孪生与生命模型”，载于《数字孪生峰会》，2021年。[36] E. Glaessgen和D. Stargel，“面向未来NASA和美国空军车辆的数字孪生范式”，2012年，doi：10.2514/6.2012- 1818。[37] M. Singh、E. Fuenmayor、E. Hinchy、Y. Qiao、N. Murray和D. Devine，“数字孪生：起源与未来”，《应用系统创新》，第4卷，第36页，2021年，doi：10.3390/asi4020036。[38] G. Erceylan、A. Akbarzadeh和V. Gkioulos，“利用数字孪生推进信息物理系统中的威胁建模与网络安全”，《国际信息安全杂志》，第24卷，2025年，doi：10.1007/s10207-025-01043-x。[39] M. Grieves和J. Vickers，“数字孪生：缓解复杂系统中不可预测且不理想的涌现行为”，载于《复杂系统的跨学科视角：新发现与新方法》，施普林格，2016年，第85–113页。[40] D. Gelernter，《镜像世界：或软件将宇宙放入鞋盒的那一天……事物智能与人工智能之间的桥梁”，Intell. Comput.，第2卷，第55页，2023年。请将如何发生以及这意味着什么》，牛津大学出版社，1993年。[41] M. Shafto等人，“建模、仿真、信息技术与处理路线图草案”，技术领域，第11卷，第1– 32页，2010年。[42] F. Tao、B. Xiao、Q. Qi、J. Cheng和P. Ji，“数字孪生建模”，《制造系统杂志》，2022年，doi：10.1016/j.jmsy.2022.06.015。[43] M. Jafari、A. Kavousi-Fard、T. Chen和M. Karimi，“智能电网、交通运输系统和智慧城市中的数字孪生技术综述：挑战与未来”，IEEE Access，第11卷，第17471– 17484页，2023年。[44] M. Lamagna、D. Groppi、M. M. Nezhad和G. Piras，“智能能源管理系统数字孪生综合综述”，《国际能源生产与管理杂志》，2021年。第6卷，第4期，第6卷，第4期，第323–334页，2021年。[45] N. Bazmohammadi等人，“微电网数字孪生体：概念、应用与未来趋势”，IEEE Access，第10卷，第2284– 2302页，2021年。[46] M. R. Kabir、D. Halder和S. Ray，“物联网驱动的能源系统数字孪生：综述”，IEEE Access，2024年。[47] W. Cao和L. Zhou，“考虑需求响应与可再生能源景观设计的数字孪生弹性微电网建模”，《可持续能源技术与评估》，第64卷，103628，2024年，第。[48] M. M. H. Sifat等人，“迈向电力数字孪生电网：技术与框架综述”，《能源人工智能》，第11卷，100213，2023年，第。[49] M. M. Thwe、A. Ştefanov、V. S. Rajkumar和P. Palensky，“电力系统数字孪生：当前实践、要求、使能技术、数据联邦与挑战综述”，IEEE Access，2025年。[50] P. Palensky、M. Cvetkovic、D. Gusain和A. Joseph，“数字孪生及其在未来电力系统中的应用：[版本2；同行评审：2项已批准]，”，《数字孪生》，第1卷，第3期，第4页，2024年。[51] N. Mchirgui、N. Quadar、H. Kraiem和A. Lakhssassi，“智能电网中数字孪生技术的应用与挑战：综合综述”，《应用科学》，第14卷，第23期，第10933页，2024年。[52] A. Q. Al-Shetwi、I. E. Atawi、M. A. El-Hameed和A. Abuelrub，“面向可再生能源、智能电网、储能和车网互动的数字孪生技术：现代化可持续电网的进展、应用、主要参与者、挑战与未来展望”，IET智能电网，第8卷，第1期，第e70026页，2025年。[53] X. Liu、W. Wen和L.-T. Hsu，“GLIO：面向城市区域智能汽车连续且无漂移状态估计的紧耦合全球导航卫星系统/激光雷达/惯性测量单元集成”，IEEE智能车辆汇刊，第9卷，第1412–1422页，2024年，doi：10.1109/tiv.2023.3323648。[54] C. Ge和S.-F. Qin，“数字孪生智能交通系统（DT-ITS）——系统综述”，IET智能交通系统，2024年，doi：10.1049/itr2.12539。[55] Y. Li和W. Zhang，“基于雷达-摄像头配对融合的高速公路场景交通流数字孪生生成”，《科学报告》，

第13卷，2023年，doi：10.1038/s41598-023-27696-z。[56] W. A. Ali、M. P. Fanti、M. Roccotelli和L. Ranieri，“电动汽车和自动驾驶汽车数字孪生技术综述”，《应用科学》，第13卷，第10期，第5871页，2023年。[57] X. Gu等人，“智能汽车与交通系统数字孪生技术：应用、挑战与未来方向综述”，《IEEE通信调查与教程》，2025年。[58] A. Niaz、M. U. Shoukat、Y. Jia、S. Khan、F. Niaz和M. U. Raza，“基于数字孪生的自动驾驶测试方法：综述”，载于《2021年国际计算、电子与电气工程会议（ICE Cube）》，IEEE，2021年，第1–7页。[59] X. Hu、S. Li、T. Huang、B. Tang和L. Chen，“仿真到现实与自动驾驶中的数字孪生：综述”，ArXiv预印本，arXiv2305.01263，2023年。[60] H. Feng、C. Gomes和P. G. Larsen，“数字孪生的基于模型的监测与状态估计：卡尔曼滤波器”，ArXiv预印本，arXiv2305.00252，2023年。[61] Z. Hu、S. Lou、Y. Xing、X. Wang、D. Cao和C. Lv，“驾驶员数字孪生及其面向智能汽车的使能技术：综述与展望”，IEEE智能车辆汇刊，第7卷，第3期，第417– 440页，2022年。[62] D. Piromalis和A. Kantaros，“汽车行业中的数字孪生：迈向物理—数字融合之路”，《应用系统创新》，第5卷，第4期，第65页，2022年。[63] A. Fuller、Z. Fan、C. Day和C. Barlow，“数字孪生：使能技术、挑战与开放性研究”，IEEE Access，第8卷，第108952–108971页，2020年。[64] “AWS工业数字孪生指南”，[在线]。可访问：https://aws.amazon.com/solutions/guidance/industrial-digital-twin-on-aws/ [65] “NavVis与AWS合作伙伴关系”，2025, [在线]。可访问：https://www.navvis.com/partners/aws [66] J. McKenna，“NVIDIA Omniverse数字孪生助力台湾制造商推动工业人工智能黄金时代”，2025, [在线]。可访问：https://blogs.nvidia.com/blog/omniverse-digital-twins-taiwan-manufacturers-physical-ai/ [67] 以及I. P. H. David Sauerwein、Markus Winterholer、Simon Boehmer，“利用计算机视觉，通过NavVis和AWS实现数字建筑孪生”，第2023, [卷，]在线。可访问：https://aws.amazon.com/blogs/apn/using-computer-vision-to-enable-digital-building-twins-with-navvis-and-aws/ [68] E. Katsoulakis等人，“健康数字孪生：范围综述”，《NPJ数字医学》，第7卷，第1期，第77页，2024年。[69] M. Shen、S. Chen和X. Ding，“数字孪生在促进全人群精准健康方面的有效性：系统综述”，《NPJ数字医学》，第2025年。[95] L. R. Hochberg 等人，“四肢瘫痪患者借助神经控制机械臂实现伸手和抓握”，《自然》，第 485 卷，第 7398 期，第 372–375 页，2012年。[96] D. B. Rubin 等人，“BrainGate神经接口系统可行性研究的中期安全性特征”，《神经病学》，第 100 卷，第 11 期，第 e1177–e1192 页，2023年。[97] K. Shen、O. Chen、J. L. Edmunds、D. K. Piech 和 M. M. Maharbiz，“神经接口侵入式电极的转化机遇与挑战”，《自然·生物医学工程》，第 7 卷，第 4 期，第 424–442 页，2023年。[98] R. H. Chowdhury、J. I. Glaser 和 L. E. Miller，“初级躯体感觉皮层第2区编码整条手臂的运动学”，第 1–31 页，2020年。[99] G. Buzsáki、C. A. Anastassiou 和 C. Koch，“细胞外场和电流的起源——脑电图、皮层脑电图、局部场电位和尖峰”，《自然综述：神经科学》，第 13 卷，第 6 期，第 407–420 页，2012年，doi：10.1038/nrn3241。[100] J. L. Busch 等人，“局部场电位可预测帕金森病深部脑刺激中的运动表现”，《运动障碍》，第 38 卷，第 12 期，第 2185–2196 页，2023年。[101] A. B. Ajiboye 等人，“通过脑控肌肉刺激恢复四肢瘫痪患者的伸手和抓握运动：概念验证演示”，《柳叶刀》，第 389 卷，第 10081 期，第 1821–1830 页，2017年。[102] X. Yin 等人，“一种基于脑电图和功能性近红外光谱信号的混合脑机接口，可提升对握拳的力和速度进行运动想象解码的表现”，《神经工程学杂志》，第 12 卷，第 3 期，文章编号 36004，2015年。[103] A. M. Chiarelli、P. Croce、A. Merla 和 F. Zappasodi，“深度[80] F. R. Willett 等人，“高性能语音神经假体”，《自然》，第 620 卷，第 7976 期，第 1031–1036 页，2023年。[81] J. Y. Lee 等人，“借助人工智能副驾实现脑机接口控制”，《自然·机器智能》，第 1–14 页，2025年。[82] B. J. Edelman、S. Zhang、G. Schalk、P. Brunner 和 M. Review，“非侵入式脑机接口：最新进展与趋势”，第 18 卷，第 26–49 页，2025年。[83] S. Chen、M. Chen、X. Wang、X. Liu、B. Liu 和 D. Ming，“2023–2024年脑机接口”，Brain-X，第 3 卷，第 1 期，文章编号 e70024，2025年。[84] K. M. Patrick-Krueger、I. Burkhart 和 J. L. Contreras-Vidal，“植入式脑机接口临床试验的现状”，《自然综述：生物工程》，第 3 卷，第 1 期，第 50–67 页，2025年。[85] L. Drew，“脑读取设备如何恢复运动、触觉和言语”，《自然》，第 604 卷，第 416–419 页，2022年。[86] K. Hong 和 M. J. Khan，“用于提高分类准确率并增加指令数量的混合脑机接口技术：综述”，《神经机器人学前沿》，第 11 卷，2017年，doi：10.3389/fnbot.2017.00035。[87] Z. Sun、Z. Huang、F. Duan 和 Y. Liu，“一种新型混合脑机接口多模态方法”，IEEE Access，第8卷，第 89909–89918 页，2020 年，doi：10.1109/access.2020.2994226。[88] Y. J. 和 X. Z. Reza Abiri、Soheil Borhani、Eric W Sellers，“基于脑电图的脑机接口范式综述”，《神经工程学杂志》，2019年，doi：10.1088/1741-2552/aaf12e。[89] M. Rashid 等人，“基于脑电图的脑机接口：现状、挑战及可能的解决方案综述”，《神经机器人学前沿》，第 14 卷，文章编号 25，2020年。[90] H. Kim 等人，“毛囊间可控制运动伪迹的微型脑传感器：用于持久型增强现实脑机接口”，《美国国家科学院院刊》，第 122 卷，2025年，doi：10.1073/pnas.2419304122。[91] D. J. Krusienski、E. W. Sellers、D. J. McFarland、T. M. Vaughan 和 J. R. Wolpaw，“提升P300拼写器性能”，《神经科学方法》，第 167 卷，第 1 期，第 15–21 页，2008年。[92] K. K. Ang 等人，“基于脑电图的运动想象脑机接口机器人康复治疗脑卒中的随机对照试验”，《临床脑电图与神经科学》，第 46 卷，第 4 期，第 310–320 页，2015年。[93] S. S. Gilakjani 和 S. Member，“结合对比学习和生成对抗神经网络数据增强的脑电图情绪识别图神经网络”，IEEE Access，第 12 卷，1 月号，第 113–130 页，2024年，doi：10.1109/ACCESS.2023.3344476。[94] N. V Hahn 等人，“14名BrainGate临床试验参与者的皮层内微电极阵列长期表现”，medRxiv，

学习在混合式脑电-功能性近红外光谱脑机接口中的应用：运动想象分类”，《神经工程学杂志》，第 15 卷，第 3 期，文章编号 36028，2018年。[104] T. Warbrick，“同步脑电-功能磁共振成像：我们学到了什么，未来又将如何发展？”，《传感器》，第 22 卷，第 6 期，文章编号 2262，2022年。[105] C. Mulert 和 L. Lemieux，《脑电-功能磁共振成像：生理基础、技术与应用》。Springer Nature，2023年。[106] K. Martín-Chinea、J. Ortega、J. F. Gómez-González、E. Pereda、J. Toledo 和 L. Acosta，“时间窗对基于脑电图的脑机接口长短期记忆网络的影响”，《认知神经动力学》，第 17 卷，第 2 期，第 385–398 页，2023年。[107] J. I. Glaser、A. S. Benjamin、R. H. Chowdhury、M. G. Perich、L. E. Miller 和 K. P. Kording，“神经解码中的机器学习”，eneuro，第 7 卷，第 4 期，2020年。[108] B. A. Richards 等人，“神经科学深度学习框架”，《自然-神经科学》，第 22 卷，第 11 期，第 1761–1770 页，2019年。[109] F. Liu 等人，“运动皮层神经解码的深度学习”，《神经工程学杂志》，第 19 卷，第 5 期，文章编号 56021，2022年。[110] B. M. Karpowicz 等人，“通过潜在动力学对齐稳定脑机接口”，《自然-通讯》，第 16 卷，第 1 期，文章编号 4662，2025年。[111] E. C. Leuthardt、D. W. Moran 和 T. R. Mullen，“界定脑机接口技术的外科术语与风险”，《神经科学前沿》，第 15 卷，文章编号 599549，2021年。[112] Q. Chen 等人，“脑机接口在医疗行业中的应用与挑战”，Brain-X，第 3 卷，文章编号 e70036，2025年。[113] P. Brunner、L. Bianchi、C. Guger、F. Cincotti 和 G. Schalk，“脑机接口的硬件和软件当前趋势”，《神经工程学杂志》，第 8 卷，第 2 期，文章编号 25001，2011年。[114] S. Lv 等人，“深部脑柔性神经接口的长期稳定性策略”，《NPJ 柔性电子学》，第 9 卷，第 1 期，文章编号 40，2025年。[115] M. A. Shaeri、U. Shin、A. Yadav、R. Caramellino、G. Rainer 和 M. Shoaran，“33.3 MiBMI：一种192/512通道、2.46 mm² 微型化脑机接口芯片组，凭借独特神经编码实现31类脑到文本转换”，载于《2024年IEEE国际固态电路会议》（ISSCC），IEEE，2024年，第 546–548 页。[116] U. Shin 等人，“NeuralTree：一款256通道、0.227-μJ/类的多功能神经活动分类与闭环神经调控片上系统”，《IEEE固态电路杂志》，第 57 卷，第 3243–3257 页，2022年。[117] D. Sussillo、S. D. Stavisky、J. C. Kao、S. I. Ryu 和 K. V Shenoy，“提高脑机接口应对未来神经变异性的鲁棒性”，《自然-通讯》，第 7 卷，第 1 期，文章编号 13749，2016年。[118] D. B. Silversmith 等人，“通过神经映射稳定化实现脑机接口的即插即用控制”，《自然-生物技术》，第 39 卷，第 3 期，第 326–335 页，2021年。[119] T. K. Pun 等人，“测量慢性人体皮层内神经记录的不稳定性，以实现稳定、长期的脑机接口”，《通讯-生物学》，第 7 卷，第 1 期，文章编号 1363，2024 年。[120] S. Saha 等人，“ 脑机接口的进展：挑战与机遇 ”，《系统神经科学前沿》，第 15 卷，文章编号 578875，2021年。[121] M. Śliwowski、M. Martin、A. Souloumiac、P. Blanchart 和 T. Aksenova，“数据集规模和长期基于皮层脑电图的脑机接口应用对深度学习解码器性能的影响”，《人类神经科学前沿》，第 17 卷，文章编号 1111645，2023年。[122] B. Haghi 等人，“四肢瘫痪参与者通过神经网络介导的特征提取增强脑机接口控制”，2024年，doi：10.1038/s41551-024-01297-1。[123] C. Pizzolato 等人，“脊髓损伤后功能恢复的非侵入式方法：治疗靶点与多模态设备干预”，《实验神经学》，第 339 卷，2021年，doi：10.1016/j.expneurol.2021.113612。[124] H. E. Wang 等人，“虚拟脑孪生体：从基础神经科学到临床应用”，《国家科学评论》，第 11 卷，第 5 期，文章编号 nwae079，2024年。[125] C. Shang、J. Yu、D. T. Hoang 和 S. Member，“仿生技术：融合脑机接口与神经形态计算，构建人类数字孪生体”，第 1–9 页。[126] S. Sandrone，“神经科学中的数字孪生体”，《神经科学杂志》，第 44 卷，第 31 期，2024年，doi：10.1523/JNEUROSCI.0932-24.2024。[127] E. Y. Wang 等人，“神经活动基础模型可预测对新刺激类型的响应”，《自然》，第 640 卷，第 8058 期，第 470–477 页，2025年。[128] A. Strock、P. K. Mistry 和 V. Menon，“个性化深度神经网络揭示了儿童数学学习障碍的机制》，《科学进展》，第 11 卷，第 23 期，2025年，doi: 10.1126/sciadv.adq9990。[129] H. E. Wang 等，“用于癫痫刺激的虚拟脑孪生”，《自然·计算科学》，第 5 卷，第 9 期，第 754–768 页，2025年。[130] J. Hong 等，“A-conect：设计用于早期痴呆干预的基于人工智能的对话聊天机器人”，载于 ICLR 2024 大语言模型（LLM）智能体研讨会，2024年。[131] C. Y. Wu、L. Chen、S. E. Arnold 和 H. H. Dodge，“数字孪生技术在阿尔茨海默病临床试验设计中的应用：互联网对话参与临床试验（I-CONECT）的应用”，《阿尔茨海默病与痴呆》，第 21 卷，S5 期，文章编号 e100939，2025年12月，doi: 10.1002/alz70859_100939。[132] Y. Ren、A. A. Pieper 和 F. Cheng，“精准医学数字孪生在阿尔茨海默病药物发现中的应用”，《神经治疗学》，第 e00553 页，2025年。[133] A. Ziaeemehr、M. Woodman、L. Domide、S. Petkoski、V. Jirsa 和 M. Hashemi，“虚拟脑推断（VBI）：用于对虚拟脑模型进行高效概率推断的灵活集成工具包”，bioRxiv，第 2001–2025 页，2025年。[134] K. Monteiro、S. Nallaperuma-Herzberg、M. Mason 和 S. Niederer，“用于失眠大脑建模的图卷积神经网络”，载于国际人工智能医疗保健会议，施普林格，2025年，第 313–326 页。[135] S. Koszut、S. Nallaperuma-Herzberg 和 P. Lio，“利用几何机器学习解码压力状态下的大脑”，载于国际人工智能医疗保健会议，施普林格，2025年，第 3–16 页。[136] J. Alexander，“生物数字孪生研究进展”，NTT Tech. Rev，doi: 10.53829/ntr202201fa4。[137] L. M. Sanchez-Rodriguez 等，“个性化全脑神经质量模型揭示阿尔茨海默病中 Aβ 与 tau 的过度兴奋影响”，《通讯-生物学》，第 7 卷，第 1 期，第 528 页，2024年。[138] R. Onciul、C. Tataru、A. Dumitru、C. Crivoi、M. Șerban、R. Covache- Busuioc、M. Radoi 和 C. Toader，“人工智能与神经科学：大脑研究与临床应用中的变革性协同作用”，《临床医学杂志》，第 14 卷，2025年。[在线]。可访问：https://doi.org/10.3390/jcm14020550