42项研究，0项同步记录：脑-肌近红外光谱研究漏掉了最关键的一环

作者：writer 来源：科学网

本文原地址：https://www.iikx.com/news/progress/43047.html

本文仅供学习交流之用，版权归原作者所有，请勿用于商业用途！

42项研究，0项同步记录：脑-肌近红外光谱研究漏掉了最关键的一环。大脑皮层负责运动规划与指令输出，骨骼肌负责产生力量并完成运动。如何理解二者之间的协同，是运动康复与运动训练研究中的一个重要问题。

近红外光谱（near-infrared spectroscopy，NIRS）是一种无创光学检测技术，利用氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白的差分吸收特性，可获取大脑皮层和骨骼肌的氧合相关信息。近年来，机器学习（machine learning，ML）快速应用于NIRS信号分析，推动了脑功能性近红外光谱（fNIRS）和肌肉近红外光谱（mNIRS）在运动康复、运动训练等领域的进一步发展。

然而，一个值得关注的问题是：脑NIRS与肌肉NIRS虽然采用相同的光学原理，却长期沿着相对独立的研究路径发展，脑与肌肉的联合分析仍十分有限。

近日，美国伊利诺伊大学厄巴纳-香槟分校Yih-Kuen Jan团队在中国工程院Engineering集群子刊ENGINEERING Health and Rehabilitation Engineering发表了题为Applications of Machine Learning in NIRS-Based Assessment of Cerebral and Muscle Oxygenation for Motor Rehabilitation and Sports Training的综述文章，系统梳理了机器学习在NIRS脑、肌氧合评估中的应用，并进一步探讨了未来构建联合脑-肌NIRS机器学习分析体系的可能路径。

42项研究系统梳理：单模态研究仍占主流

研究团队按照系统综述与荟萃分析优先报告规范（PRISMA）开展系统综述，纳入2012年至2026年的42项研究，并采用PROBAST和TRIPOD+AI对研究的偏倚风险和报告质量进行评估。

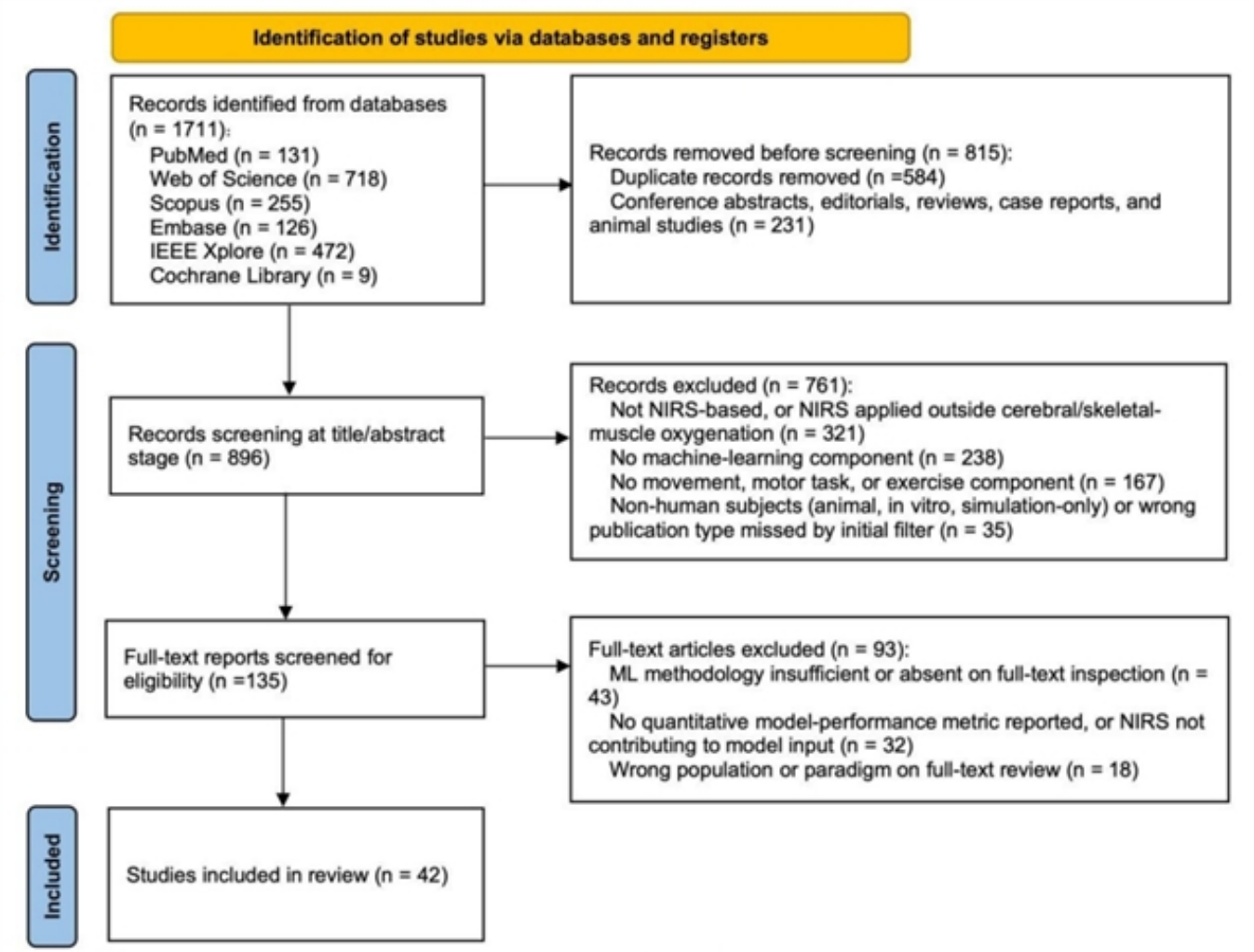


图1. PRISMA流程图

42项研究主要包括：

24项：单模态脑fNIRS；

9项：脑fNIRS联合脑电图（EEG）或自主生物信号；

7项：单模态mNIRS；

1项：mNIRS联合表面肌电图（sEMG）；

1项：脑fNIRS联合肌肉表面肌电图（sEMG），是本次综述中唯一同时记录脑与肌肉生理信号的研究。

从研究趋势来看，83.3%的研究发表于2020年以后，表明NIRS与机器学习的结合已成为近年来快速发展的研究方向。

从研究地域来看，中国和美国是该领域的主要研究力量，分别贡献18项和6项研究。

但研究团队发现了一个尤其值得关注的现象：在纳入的42项研究中，没有任何一项同时、共定位记录脑皮层fNIRS和骨骼mNIRS信号。也就是说，尽管已经出现多种NIRS多模态研究，真正同时从脑和肌肉两个层面观察运动过程的研究仍然缺乏。

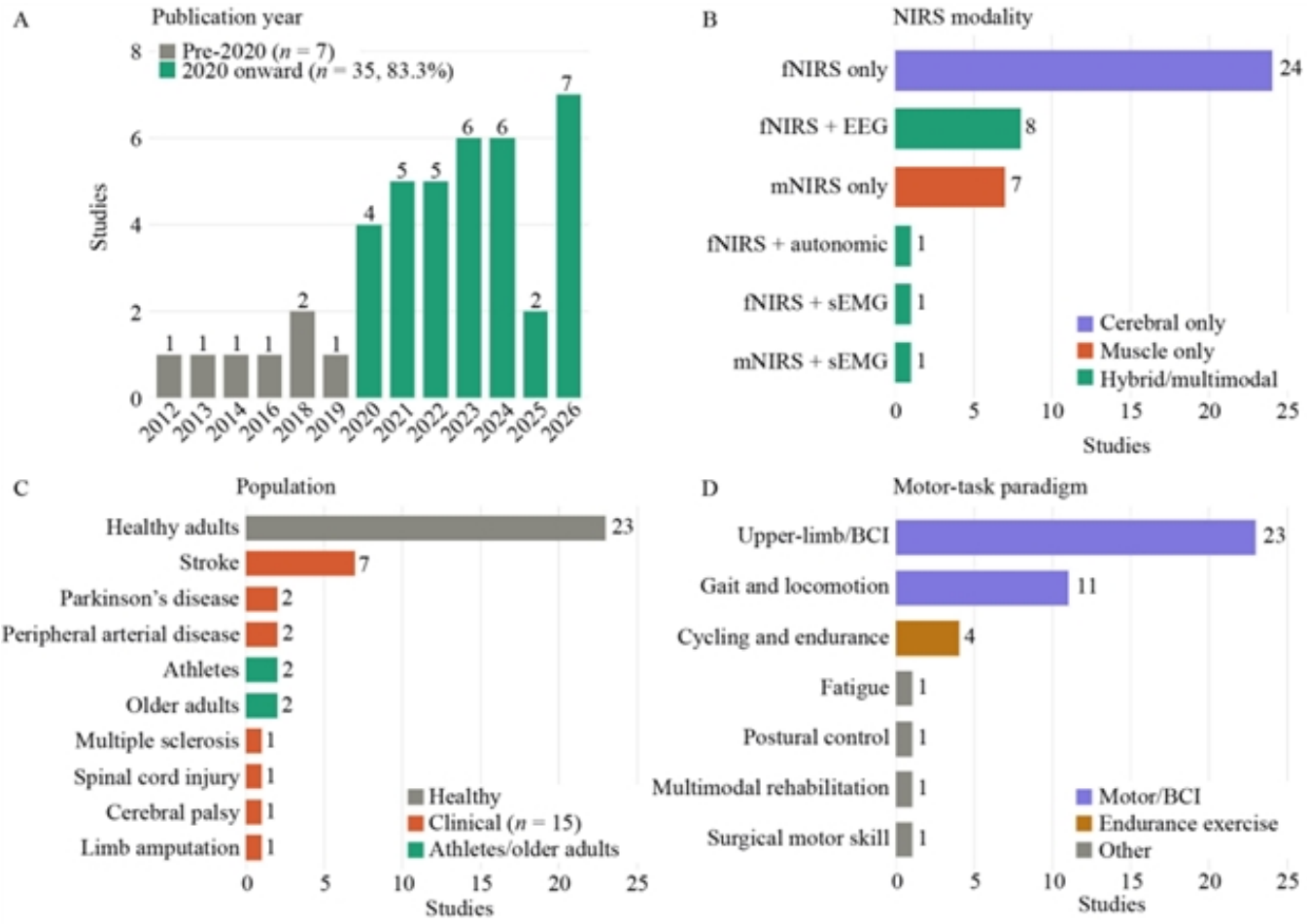


图2.42项纳入研究的特征

脑fNIRS与mNIRS：相同原理，不同挑战

虽然fNIRS和mNIRS都基于NIRS技术，但二者面对的生理环境和信号特征并不相同。

脑fNIRS：关注神经活动与血流动力学响应

脑fNIRS主要反映神经活动引起的血流动力学变化。

研究表明，基于生理学的特征工程、任务依赖性的发色团选择、与血流动力学响应时程相匹配的注意力架构，以及受试者独立的模型评估，是提升脑fNIRS机器学习模型可靠性的重要方法。

在部分样本量较为充足、能够支持迁移学习或注意力机制的研究中，深度学习模型相比研究中所测试的传统机器学习算法可获得10 – 25个百分点的准确率提升。

但研究同时指出：

深度学习并不存在普遍优于传统机器学习的优势。

当样本量有限时，更复杂的深度学习模型并不一定能够带来更好的泛化能力。

mNIRS：肌肉生理学带来不同的分析逻辑

与脑fNIRS不同，mNIRS反映的是肌肉氧供与氧耗之间的动态平衡。

因此，共模/差模生理分解、时频带分离以及逐受试者校准等方法，在mNIRS研究中具有重要意义。

值得注意的是，部分研究报告了97% – 99%的模型准确率，但这些数字需要谨慎解读。

研究团队指出，其中相当一部分高准确率来自滑动窗口验证策略。这种方法可能破坏训练集与测试集之间的独立性，同时不少研究缺少受试者层面的独立验证，因此高准确率并不一定意味着模型具备真正的跨受试者泛化能力。

研究团队建议，未来mNIRS机器学习研究应更加重视：

受试者独立验证 + 外部验证

以提高模型结果的真实性和可靠性。

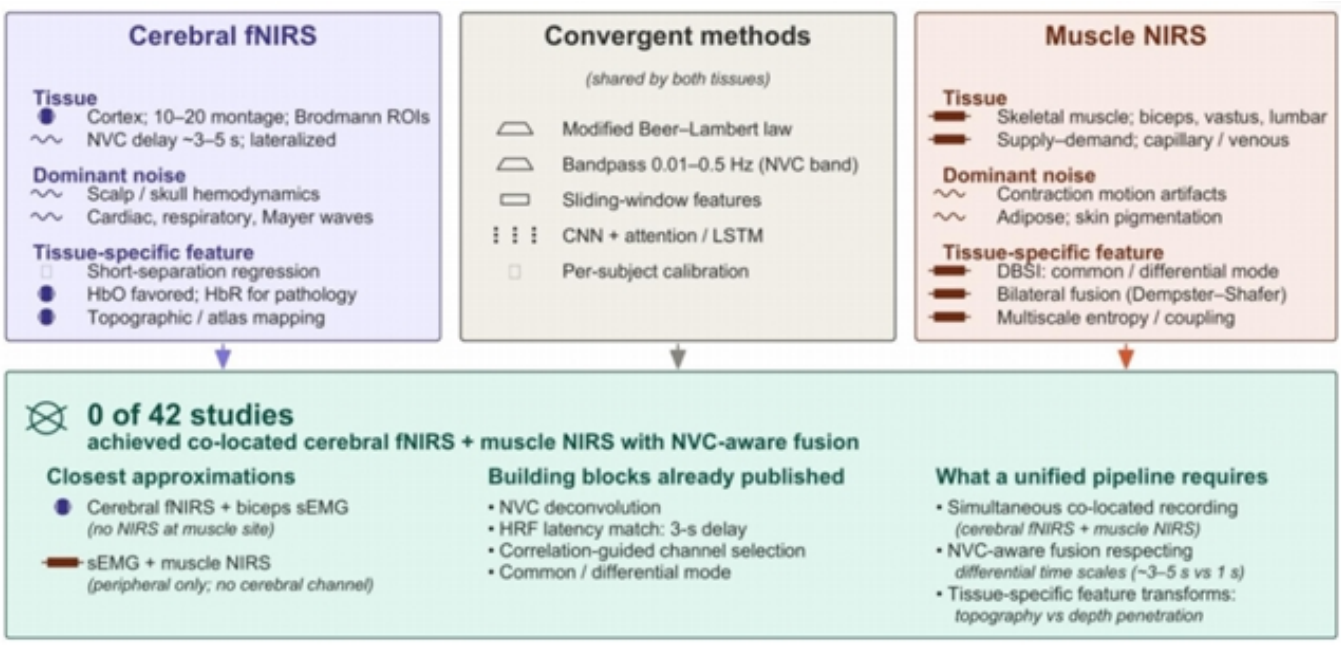


图3. 脑fNIRS与mNIRS：共性、差异与待开拓前沿

关键的发现：脑-肌联合NIRS仍是一片空白

此次综述最值得关注的发现，是脑与肌肉之间存在的结构性研究空白。

虽然已有11项研究采用了其他形式的多模态整合，但在纳入的42项研究中，没有任何研究同时、共定位记录脑fNIRS和mNIRS信号。

这意味着，目前的NIRS机器学习研究仍主要分别观察：

大脑发生了什么？

以及

肌肉发生了什么？

而对于运动过程中更加关键的问题：

大脑的神经驱动如何传递并最终表现为外周肌肉的氧合变化和肌力输出？

目前仍缺少直接的联合测量与机器学习分析框架。

因此，研究团队提出了面向适应性运动、运动康复以及脑机接口控制辅助技术的联合脑-肌NIRS机器学习分析管道，将脑fNIRS与mNIRS的同步、共定位记录以及机器学习融合分析作为未来的重要发展方向。

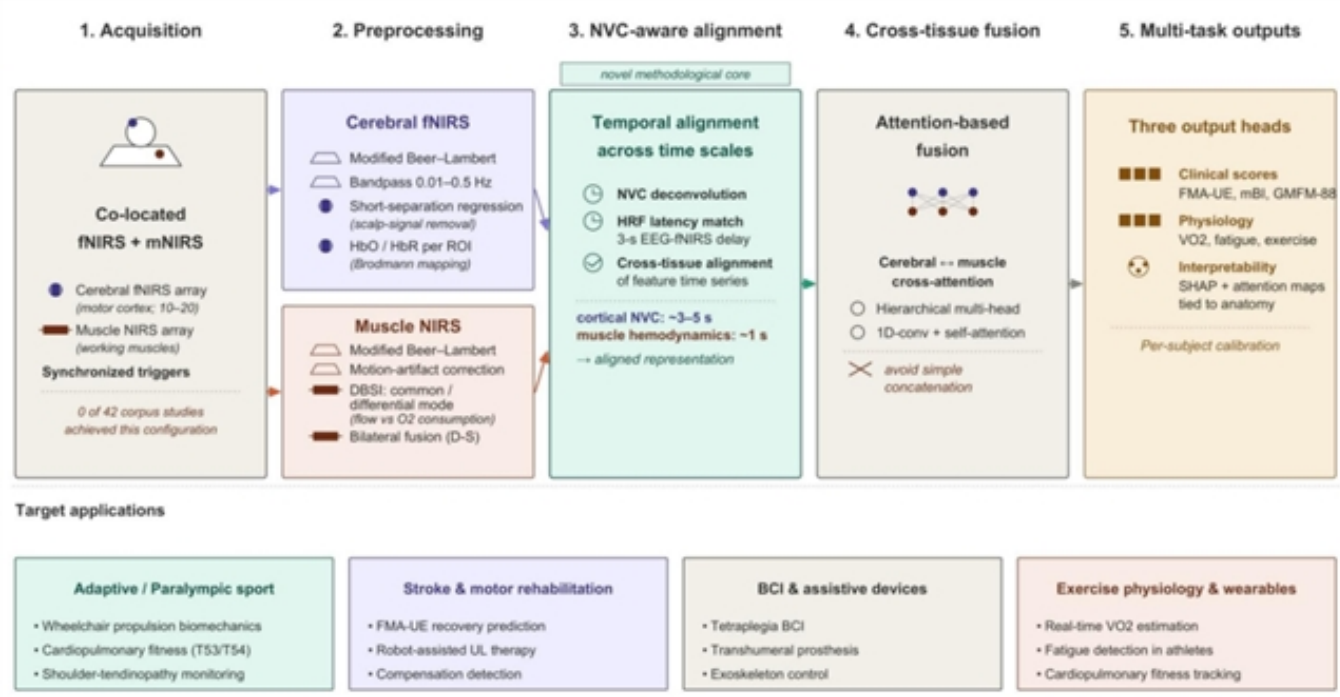


图4. 为适应性运动、运动康复和脑机接口提出的联合脑-肌NIRS-ML管道。

从实验室走向临床：一体化分析管道值得期待

事实上，构建联合脑-肌NIRS机器学习系统所需的部分方法学基础已经散见于现有研究，包括：

神经血管耦合延迟对齐；

注意力机制融合；

共模/差模生理信号分解；

多模态机器学习融合；

受试者的独立性与外部验证。

下一步的关键，是将这些分散的方法学模块真正整合起来，形成统一、可验证、可推广的脑-肌NIRS机器学习分析管道。

未来，这一方向有望在自适应运动、脑卒中与脊髓损伤康复、脑机接口控制辅助技术等场景中开展进一步验证，推动NIRS机器学习研究从实验室走向临床应用。（来源：EngineeringJournals微信公众号）

相关论文信息：https://journal.hep.com.cn/ehre/EN/10.2738/ENGHRE.2026.0003

作者：Yih-Kuen Jan 来源：《工程·健康与康复工程》

更多 科学进展 请访问 https://www.iikx.com/news/progress/

本文版权归原作者所有，请勿用于商业用途，爱科学iikx.com转发