Asia Pacific Science Publications Co., Ltd.
亞太科學出版社
APSP

临床诊断与治疗杂志
ISSN(O) : 3079-8361
ISSN(P) : 3079-8353
2026 年第 5 期

脑机接口在言语功能障碍中的临床研究进展

季荣　李星星
（南京中医药大学附属苏州市中医医院，江苏苏州，215009）

版权说明：本文是根据知识共享署名 – 非商业性使用 4.0 国际许可协议进行发布的开放获取文章。允许以任何方式分享与复制，只需要注明原作者和文章来源，并禁止将其用于商业目的。

摘要：脑机接口将神经活动转换为外部设备控制信号，可绕过常规神经肌肉输出建立交流通道，为重度瘫痪患者的交流及卒中后失语症康复提供新的途径。近年来，选择式脑控拼写已用于部分患者的长期居家交流，尝试发声解码在少数患者中实现了连续文本或合成语音输出，神经反馈也用于失语症语言训练。三类研究的评价终点不同，临床效果不宜仅凭解码准确率判断。本文综述脑机接口在辅助交流、言语输出及失语症康复中的研究进展，分析证据局限及后续研究方向。

关键词：脑机接口；辅助交流；尝试发声解码；言语功能障碍；失语症；神经反馈
DOI：https://doi.org/10.62177/fcdt.v2i5.1774

一、引言

脑机接口（brain-computer interface，BCI）采集脑电或皮层神经活动，将其转换为字符选择、设备控制或合成语音[1]。脑信号也可用于康复训练反馈[2]。对于无法发声或难以操作常规设备的患者，BCI 可建立不依赖发声或肢体动作的辅助交流通道[3]。构音障碍主要影响言语运动控制，患者通常仍有表达意图，严重时不能形成可理解的语音，称构音不能（anarthria）[4]。失语症则由脑损伤引起，原有语言能力受损，可影响理解、命名、复述、阅读或书写[5]。脑卒中或肌萎缩侧索硬化症（amyotrophic lateral sclerosis，ALS）患者可出现构音障碍，而卒中后失语症主要累及语言加工。两类损害也可能并存，选择 BCI 方案前应分别评估言语输出和语言加工能力。

依据受损环节和干预目标，相关研究可归为三类。选择式 BCI 可利用目标字符闪烁诱发的 P300 脑电反应选字，从早期视觉拼写实验[6]逐步扩展至 ALS 患者居家使用[3]及植入式交流个案[7]，关注患者能否持续、独立地交流。直接言语输出研究则依据尝试发声时的构音相关神经活动生成文本或语音。少数重度瘫痪患者已在提示句任务中实现大词表文本解码[8]，部分系统还能合成语音并驱动虚拟形象的面部动作[9]。

作者简介：季荣，女，硕士研究生，E-mail: jirongtcm@163.com；通讯作者：李星星，男，硕士研究生，E-mail: lixingxinglee@163.com。
基金项目：无。

失语症神经反馈利用脑状态信号辅助语言训练，评价训练后的语言功能变化[2]。本文以交流受限患者为重点，兼述健康受试者和外科监测患者的实验，介绍神经信号基础与研究任务，围绕辅助交流、直接言语输出和失语症康复三个临床目标梳理研究进展，并讨论证据局限。

二、BCI 的研究任务与神经信号基础

头皮脑电（electroencephalography，EEG）、皮层脑电（electrocorticography，ECoG）及皮层内电极记录神经电活动，功能磁共振成像（functional magnetic resonance imaging，fMRI）则反映血流动力学相关变化。选择式拼写依据注意相关脑电反应选字，常用视觉 P300 范式。患者无法使用视觉拼写时，可尝试听觉 P300，但已有患者研究中其正确率低于视觉方案[10]。直接言语输出则需区分“尝试发声”和“言语想象”。评价言语想象解码时，应说明解码目标及候选词集是否预先限定[11]；尝试发声解码主要根据患者试图说话时的神经活动预测音位、词语或连续语音[12]。早期研究利用发声或想象音位相关的皮层信号控制光标[13]，输出仍限于少量目标。失语症康复则评价语言能力和日常交流。

研究者利用听觉皮层信号重建所听语音的声学特征[14]，根据朗读时的皮层活动预测音位序列[15]，并在可发声的外科监测患者中合成语音[16,17]。8 例丘脑手术患者的单神经元记录显示，发声、聆听和想象元音时的活动模式不同[18]。另有研究利用舌唇运动数据实时合成语音[19]，但未采集脑信号，不能据此评价构音不能患者的 BCI 效果。研究者还探索了立体定向电极记录下的想象言语合成[20]、fMRI 语义重建[21]、单神经元内部言语表征[22]及跨患者模型迁移[23]。跨患者迁移可能减少个体化校准需求。这些实验为解码提供了依据，临床交流效果仍需在目标患者中检验。表 1 概述三类任务及其评价边界。

表 1　脑机接口的临床任务与评价边界

临床问题	主要人群	典型信号与操作	直接输出	应验证的临床终点	解读边界
交流通道缺失	ALS 或脑卒中后严重构音障碍等，语言意图保留	EEG 识别目标字符诱发的 P300，或植入信号识别选择意图	字母或预设词	独立拼写、家庭交流、照护协助	选字不等于恢复说话
构音输出严重受损	ALS 或卒中后构音不能且有尝试说话信号	ECoG 或皮层内记录，解码构音意图	文字、合成声音、表情	自由对话、延迟、纠错、长期使用	提示句准确率不等于日常对话
语言加工受损	卒中后失语症并具备任务理解能力	EEG 或 fMRI，脑状态反馈训练	训练反馈而非代替发声	未训练命名、理解、阅读及参与	训练改善不等于 BCI 特异疗效

三、临床研究进展

（一）选择式 BCI 与辅助交流

语言理解和表达意图尚存、但眼动或肢体活动受限的患者，可通过脑控拼写选择字符。Sellers 等人报道，1 例 ALS 患者居家使用无创系统超过 2.5 年，定期测试的字符选择准确率约 83%。患者及家属认为，该系统提高了社会交往和工作的独立性[3]。另一项纳入 20 例 ALS 患者的 P300 研究中，所有受试者均完成拼写任务，但仅 65% 的患者字符选择正确率超过 95%[24]。Oken 等人纳入 9 例闭锁综合征（locked-in syndrome，LIS）患者，其中 6 例完成测试。研究按语言模型的目标词预测作用设置 5 个难度等级，6 例均完成第 1 级，仅 1 例完成第 5 级[25]，提示语言模型的辅助程度影响任务表现。另有研究报道患者在家中独立使用无创系统[26]，以及 1 例因脑干卒中发生闭锁综合征的患者使用 BCI 的个案[27]。患者及照护者还提出可靠性、速度、便携性及培训方面的需求[28]。

除头皮脑电拼写外，植入式记录及听觉反馈也用于辅助交流。1 例 ALS 患者借助全植入式系统完成字符交流[7]，7 年随访记录了长期使用情况和后期信号下降[29]，两篇报告来自同一患者。另有研究利用局

部场电位建立交流通道[30]；在 1 例已无可用眼动的完全闭锁患者中，听觉神经反馈支持了选择式拼写[31]；皮层内手写运动解码也被用于提高文本输入速度[32]。11 名健康受试者的实验显示，背景语音增加了任务所需的注意投入和认知负荷，但听觉拼写准确率未见显著下降[33]。上述研究扩大了交流受限患者的技术选择，但长期使用仍需患者配合、设备维护和照护支持。

（二）直接言语输出：尝试发声解码与合成语音

研究者尝试直接解码患者准备发声时的神经活动，以提高交流效率。早期植入式研究使 1 例严重瘫痪患者实时控制元音声学参数，元音任务命中率由首个训练块的 45% 升至最后一个训练块的 70%[34]。随后，Moses 等人在 1 例脑干卒中后构音不能患者中开展句子解码，在 50 词限定词表的句子解码任务中，使用语言模型时的中位词错误率（word error rate，WER）为 25.6%，未使用时为 60.5%[35]。早期研究分别限于元音控制和 50 词任务，均不能代表自然交谈。

扩大词表可增加表达范围，同时也提高了解码难度。Willett 等人在 1 例 ALS 患者中分别测试 50 词和 12.5 万词任务，两种任务的 WER 分别为 9.1% 和 23.8%，输出速度为 62 词 / 分钟[8]。另 1 例卒中患者使用 ECoG 系统，在 1024 词任务中的中位输出速度为 78 词 / 分钟，中位 WER 为 25%；系统还可合成语音并驱动虚拟形象的面部动作[9]。两项研究均实现了大词表实时解码，但病因和测试条件不同，不能仅凭速度及错误率比较临床效果。Card 等人在 1 例 ALS 患者中，仅用 30 分钟采集的训练数据便使 50 词复制句子任务的词准确率达到 99.6%。次日扩展至 12.5 万词并追加 1.4 小时训练后，复制句子任务的词准确率为 90.2%；继续训练至第 15 次实验时，词错误率降至 2.5%[36]。该患者后来使用即时语音合成系统[37]，居家随访记录了系统运行 3800 余小时（包括空闲时段）、18 万余句交流，以及脑控光标操作电脑[38]。Card 等人的上述连续报告来自同一患者，不能视为多例独立验证。另 1 例 ALS 患者仍能说出少量可理解的单词，但连续言语难以理解，其通过长期植入的 ECoG 在线合成 6 个预设词语，分别表示左、右、上、下、确认和返回[39]。Metzger 等人的卒中患者在后续研究中使用了连续、低延迟的语音合成系统[40]。另 1 例长期构音不能患者虽保留音位和词语信号，在线句子解码的词错误率仍较高，尚不足以支持高效交流[41]。

16 名健康受试者使用四选一元音合成界面时，视听联合反馈组的平均正确率为 68.3%，视觉和听觉反馈组分别为 47.2% 和 50.1%[42]。在 3 例可发声的外科监测患者中，听觉反馈受限时皮层解码表现下降[43]。两项短时实验尚不能证明构音不能患者长期使用的获益。

一项未经同行评议的 ALS 单例研究报告，14 类自启动静默指令在 18 次实验中的在线中位准确率为 97.1%，但仅反映预设指令的识别效果，不能代表自由表达[44]。另有研究在 2 例运动功能受损患者中考察言语与手势的并行解码：Moses 等人此前报告的脑干卒中患者可发声，但言语无法被理解，另 1 例 ALS 患者仍可发声。仅用单任务数据训练模型时，同步任务性能下降，合并两类任务数据后跨情境表现改善。对该 ALS 患者，在 10 个短句和 10 类手势的在线同步复制任务中，言语与手势准确率分别为 70.0% 和 66.0%[45]。其他研究探索了语音模式及音量识别[46]，以及内部言语解码[47]，其中部分受试者已见于先前报告。这些尝试扩展了输出任务，但高性能结果仍集中于少数患者，任务成绩缺少统一比较条件。代表性患者研究及词错误率见表 2 和图 1。

表 2　辅助交流与直接言语输出的代表性患者研究

研究	患者与信号	任务或干预	报告的主要结果	临床相关性	解释限制
Sellers 等人，2010[3]	ALS 个案，头皮 EEG	居家拼写	超过 2.5 年长期使用	真实家庭环境	单例；选择速度与照护者工作量仍需评估
Vansteensel 等人，2016/2024[7,29]	同一闭锁 ALS 患者，植入式 ECoG	文字选择	7 年纵向使用	稳定性随访	两篇仅计 1 例

研究	患者与信号	任务或干预	报告的主要结果	临床相关性	解释限制
Chaudhary 等人，2022[31]	完全闭锁患者，皮层内电极	听觉反馈拼写	建立意图选择通路	极重症适配	训练与效率限制
Moses 等人，2021[35]	脑干卒中构音不能，ECoG	尝试发声转文字	目标患者直接解码	疾病针对性	单例，词表及任务限制
Willett 等人，2023[8]	ALS 患者 1 例，皮层内电极	尝试发声转文字	62 词 /min，大词表 WER 23.8%	大词表实时性	提示句，仅单例
Metzger 等人，2023；Littlejohn 等人，2025[9,40]	同一卒中患者（Bravo-3），ECoG	文字、声音、虚拟形象及后续流式语音	多模态输出；后续缩短语音输出延迟	个性化表达	两篇仅计 1 例；仍需家庭长期评价
Card 等人，2024—2026[36,37,38]	同一 ALS 患者，皮层内电极	开放词表、电脑控制	系统运行 3800 余小时（含空闲时段），交流 18 万余句	居家独立使用	连续报告仅计 1 例

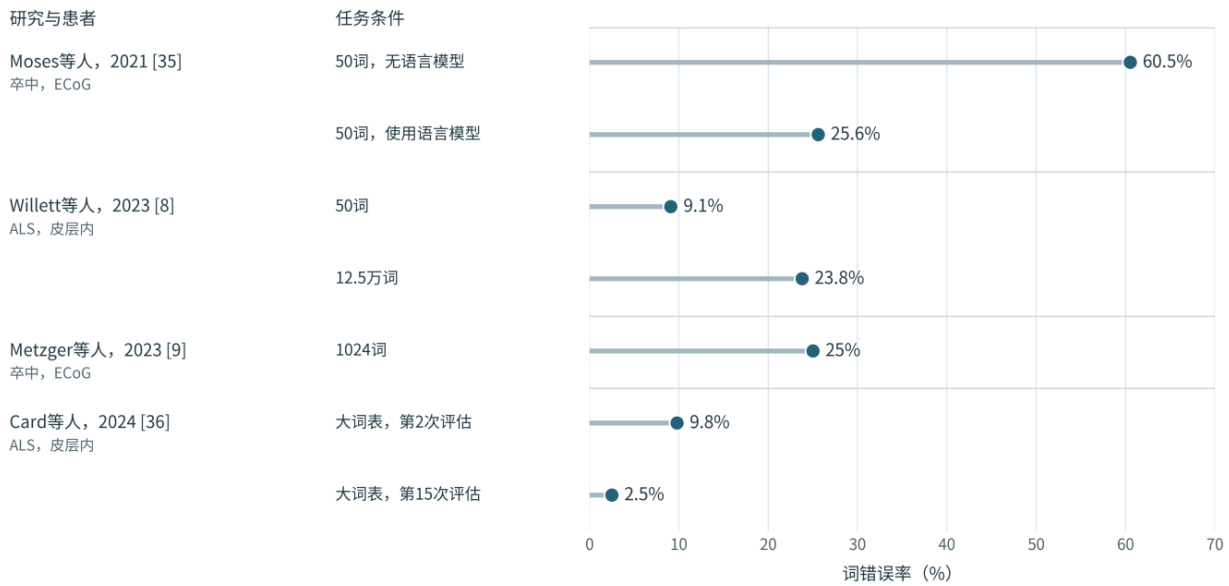


图 1　四项患者研究的词错误率及任务条件

（三）直接言语输出的无创言语想象研究

无创言语想象研究主要检验头皮信号能否区分少量指令[48]。15 名健康受试者经过 5 天音节想象训练后，二分类控制表现改善[49]。在 10 名健康受试者完成的 5 类指令任务中，耳周与头皮脑电的平均正确率分别为 38.2% 和 43.1%，随机水平为 20%[50]。另有 11 名健康受试者完成“是”“否”“休息”三分类，脑电与功能近红外光谱成像（functional near-infrared spectroscopy，fNIRS）融合后的平均正确率为 70.45%[51]。相关系统综述指出，实验范式差异较大[52]；国内综述分别讨论了神经机制[53]及解码算法[54]。无创记录可识别受限任务中的言语想象信号，训练与多模态采集可改善部分分类表现，但研究对象主要为健康受试者，尚不能据此推断重度瘫痪患者可以生成自由文本。临床研究还需评价在线交流速度、不同使用时段的解码性能稳定性和个体校准时间。

（四）汉语言语解码的方法学研究

汉语言语解码需考虑声调及音节与汉字的对应关系。皮层及皮层下记录信号的比较显示，不同位置包含的语音信息并不相同[55]。自然声调句研究已将声调纳入句子解码[56]，另有模型探索了汉语语音单元到汉字文本的映射[57]。实时汉语音节解码也在可发声的外科监测患者中得到初步验证[58]。Ju 等人在 12 名健康受试者中考察普通话声调和发声模式。仅使用 EEG 时，发声与静默条件下四声分类的最优

平均正确率分别为 72.43% 和 71.22%，两两声调分类分别为 90.92% 和 91.00%；融合 EEG 与肌电信号（electromyography，EMG）后，静默与发声模式的分类正确率为 81.33%[59]。这些数值来自不同任务，不能作为构音不能患者的声调解码成绩。

脑磁图（magnetoencephalography，MEG）研究 [60] 和普通话多维公开数据集 [61] 为模型检验提供了资料。利用立体定向脑电图（stereo electroencephalography，SEEG）开展的对比学习研究改善了语音表征匹配 [62]；癫痫监测患者的稀疏记录可用于检测言语活动状态 [63]，不同神经状态下采集的普通话 EEG 数据则有助于分析模型稳定性 [64]。然而，受试者仍以可发声患者或健康人为主，构音不能患者的在线自主表达尚缺直接证据。声调与同音词解码及长期交流效果仍需在目标患者中检验，相关任务见表 3。

表 3　言语解码与辅助交流方法学研究的任务条件及临床外推边界

研究与人群	信号及任务	报告结果	现有证据支持的结论	临床外推限制
Brumberg 等人，2018[42]，健康受试者 16 名	EEG 运动想象控制元音合成，视觉、听觉或联合反馈	联合反馈 68.3%，单独视觉 47.2%，听觉 50.1%	反馈模态影响受限合成任务	健康受试者，非句子交流
Schippers 等人，2025[43]，外科监测 3 名	ECoG 发声解码，改变可感知的听觉反馈	反馈受限时解码表现下降	自我反馈可能影响神经信号	可发声患者，短时监测
Kaongoen 等人，2021[50]，健康受试者 10 名	耳周 EEG 和头皮 EEG，5 类想象指令	平均 38.2% 与 43.1%，随机水平 20%	可检出受限指令信息	低类别准确率不能换算为交流速度
Sereshkeh 等人，2019[51]，健康受试者 11 名	EEG 与 fNIRS，“是、否、休息”	融合三分类平均正确率 70.45%	异质信号融合具有可行性	有限词项，尚无目标患者验证
Ju 等人，2025[59]，健康受试者 12 名	仅用 EEG 区分四声及两两声调；融合 EEG 与 EMG 区分静默 / 发声模式	EEG 四声：发声 72.43%、静默 71.22%；EEG 两两声调：90.92% / 91.00%；EEG+EMG 模式分类：81.33%	头皮 EEG 可检出受限任务中的声调信息；融合信号有助于识别发声模式	三种任务及其准确率不能互换；均未在构音不能患者中验证
Luo 等人，2025[44]，ALS 患者 1 名，预印本	植入式 ECoG，自启动 14 类静默指令	18 次实验的在线中位准确率 97.1%	设备控制中的自启动分类可行	未经同行评议，指令任务非开放言语

（五）卒中后失语症的神经反馈训练

失语症反馈训练需考察语言功能是否改善。Kleih 等人在 5 例卒中后失语症患者中测试视觉 P300 拼写任务，4 例初期借助纸板定位目标字母。任务适配后，3 例能够脱离辅助进行自由拼写 [65]。完成拼写说明任务适配可行，不能证明语言功能恢复。Musso 等人在 10 例失语类型和严重程度不同的慢性患者中开展约 30 小时的脑状态反馈语言训练。训练前后，亚琛失语症测验（Aachen Aphasia Test，AAT）的标准化均数差为 0.63，命名成绩和日常交流活动评分也有改善；5 例患者在训练后按 AAT 标准被归类为无失语症 [2]。由于缺少等时长主动对照，尚不能区分神经反馈与同期语言训练各自的作用。

适应性视觉 P300 训练研究纳入 12 例失语症患者，其中 5 例退出，其余 7 例中又有 3 例的部分测量缺失。具备完整语言测验资料的 5 例患者自发言语成绩随时间改善，3 例失语程度减轻，但训练前后的直接比较未见显著改善 [66]。另一项随机可行性试验纳入 7 例亚急性期卒中后失语症伴阅读障碍患者，分为关联反馈组（4 例）和非关联反馈组（3 例）。关联反馈组的阅读理解有所改善，朗读表现未见变化 [67]，因此不能据此推断口语功能恢复。相关综述指出，现有研究样本量较小，训练方案和结局指标也不一致 [68]。

这些工作为个体化反馈训练提供了初步依据，但患者退出、数据缺失、随访不足及主动对照不充分，仍使语言改善难以归因于 BCI 反馈训练。后续试验应明确失语分型，比较常规治疗基础上增用神经反馈的效果，并检验未训练材料及日常交流。表 4 列出研究设计与结局。

表 4　失语症患者 BCI 训练研究的设计、结局与解释范围

研究	研究对象与任务	训练或比较条件	已报告的结果	结论边界
Kleih 等人，2016[65]	卒中后失语症 5 例，视觉 P300 拼写适配	先尝试标准范式，再调整刺激和任务	4 人初期使用纸板辅助；训练后 3 人可脱离辅助自由拼写	验证任务适配可行性，未建立语言恢复的疗效
Musso 等人，2022[2]	慢性失语症 10 例，脑状态反馈语言训练	训练约 30 小时，缺少等时长主动对照	亚琛失语症测验标准化均数差 0.63，命名及交流活动等亦有变化	小样本前后变化不能分离反馈效应与训练效应
Kleih 等人，2024[66]	卒中后失语症 12 例，适应性视觉 P300	5 例退出；其余 7 例中 3 例有部分测量缺失	具备完整语言测验资料的 5 例自发言语分项随时间改善；3 例失语程度减轻	训练前后的直接比较未见显著改善；脱落及资料缺失使语言改善的原因难以确定
Boukrina 等人，2026[67]	亚急性期卒中后失语伴阅读障碍 7 例；另有健康对照 4 名	关联反馈 4 例、非关联反馈 3 例；随机可行性试验	关联反馈组阅读理解改善；朗读表现未见变化	小样本探索性结果仅涉及阅读，不支持口语恢复结论

四、总结与展望

选择式 BCI 已用于部分重度瘫痪患者的长期辅助交流；尝试发声解码扩展至合成语音和手势协同，部分系统进入居家使用阶段。汉语解码与无创言语想象仍以健康受试者或可发声患者为主，尚不能证明重度瘫痪患者的自由表达能力。失语症反馈训练报告了任务可行性及部分语言测验成绩的改善，但相对于常规语言治疗的特异性疗效仍未确立。图 2 对照了患者研究的验证场景及结局。

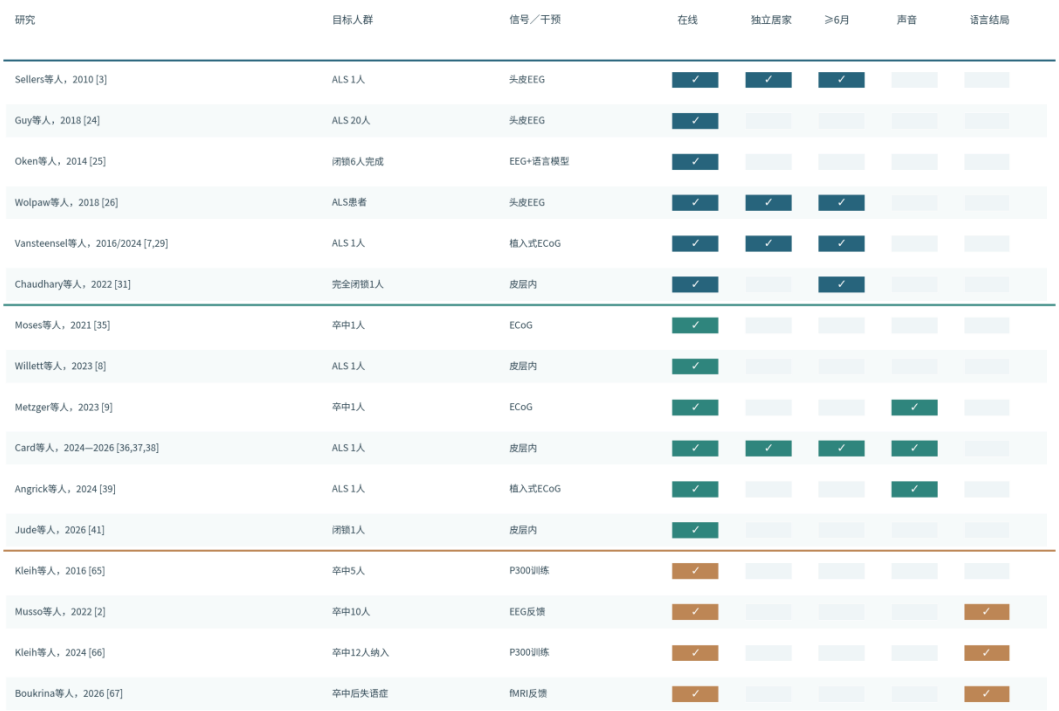


图 2　患者研究的验证场景与结局覆盖

注：“在线”指实时解码或即时训练反馈；“居家”指独立居家应用；“≥ 6 月”指至少一名参与者的交流功能验证跨度达到 6 个月，不仅指植入时长。色块表示已报告，灰格表示未建立或未报告，并非阴

性结果；色块数量不代表疗效等级。

一项言语脑机接口综述纳入 2019 年至 2025 年 9 月检索截止时的 115 项研究，其中 35 项涉及临床人群，9 项以重度瘫痪患者为目标，仅 6 项报告了构音不能患者的成功言语解码或交流 [69]。侵入式交流 BCI 综述指出，研究所用信号、任务和评价终点存在异质性 [70]。植入手术存在出血或感染风险，设备也需维护，临床选择须权衡交流收益。针对 ALS 患者的综述指出，BCI 的临床评价应重视日常交流表现 [71]。涉及卒中运动和认知康复的 BCI 综述 [72] 则不能直接作为失语症疗效的依据。表 5 归纳各类证据的适用范围。

表 5　不同证据主题的主要临床结果及适用范围

证据主题	代表性人群及研究	已报告的患者结果	当前结论的适用范围
选择式辅助交流	ALS 与闭锁患者，居家和听觉反馈研究 [3,31]	长期使用、符号选择和部分独立交流	以个案及小样本为主，适用性受感知和注意能力影响
直接文本、语音与居家使用	ALS 与卒中患者，Willett 等人 [8] 和 Metzger 等人 [9] 为不同病例，Card 等人 [36,37,38] 均针对同一 ALS 患者	大词表文本与合成语音；一例患者居家系统运行 3800 余小时（含空闲时段），交流 18 万余句	文本性能和长期使用的研究任务不同，现有证据以个案为主
无创及汉语解码	健康人和可发声外科监测患者 [49,58]	少类别想象言语分类与在线汉语音节解码	目标患者自由表达尚缺直接验证
失语症神经反馈	慢性卒中后失语患者 [2,66]	训练可行，部分语言量表与自发言语改善	缺少充分的等时长主动对照与功能迁移证据

辅助交流可与眼动等现有工具比较，报告独立表达、使用频率和照护需求。直接言语输出除词错误率外，还应评价自由表达、输出延迟、纠错及沟通伙伴的理解情况。失语症训练需设置等时长主动对照，并检验未训练材料和日常交流是否改善。随访应记录设备维护、疲劳、安全事件和照护负担。皮层刺激虽可诱发言语样知觉，但刺激部位与知觉内容尚难精确控制 [73]，目前不能认定其可用于临床反馈。高层语言意图解码 [74] 还需检验生成内容是否符合患者意愿，并建立可靠的确认方式 [75]。开放词表互信息指标用于探索跨任务比较，目前仅见于未经同行评议的预印本 [76]，尚待独立验证。

总的来说，BCI 的长期使用和推广仍受个案证据限制。后续需扩大样本，开展跨团队验证和充分的对照试验，规范功能结局与长期安全性报告，以明确不同患者的适用条件和实际获益。

利益冲突

作者声明，在发表本文方面不存在任何利益冲突。

参考文献

[1] Luo S, Rabbani Q, Crone NE. Brain–Computer Interface: Applications to Speech Decoding and Synthesis to Augment Communication[J]. Neurotherapeutics, 2022, 19(1): 263–273. URL: https://doi.org/10.1007/s13311–022–01190–2

[2] Musso M, H ü bner D, Schwarzkopf S, et al. Aphasia recovery by language training using a brain – computer interface: a proof–of–concept study[J]. Brain Communications, 2022, 4(1): fcac008. URL: https://doi.org/10.1093/braincomms/fcac008

[3] Sellers EW, Vaughan TM, Wolpaw JR. A brain–computer interface for long–term independent home use[J]. Amyotrophic Lateral Sclerosis, 2010, 11(5): 449–455. URL: https://doi.org/10.3109/17482961003777470

[4] American Speech–Language–Hearing Association. Dysarthria in Adults[EB/OL]. [2026–09–29]. URL: https://www.asha.org/practice–portal/clinical–topics/dysarthria–in–adults/

[5] American Speech–Language–Hearing Association. Aphasia[EB/OL]. [2026–09–29]. URL: https://www.asha.org/practice–portal/clinical–topics/aphasia/

[6] Farwell LA, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event–related brain potentials[J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1988, 70(6): 510–523. URL: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/2461285/

[7] Vansteensel MJ, Pels EGM, Bleichner MG, et al. Fully Implanted Brain – Computer Interface in a Locked–In Patient with ALS[J]. New England Journal of Medicine, 2016, 375(21): 2060–2066. URL: https://doi.org/10.1056/NEJMoa1608085

[8] Willett FR, Kunz EM, Fan C, et al. A high–performance speech neuroprosthesis[J]. Nature, 2023, 620(7976): 1031–1036. URL: https://doi.org/10.1038/s41586–023–06377–x

[9] Metzger SL, Littlejohn KT, Silva AB, et al. A high–performance neuroprosthesis for speech decoding and avatar control[J]. Nature, 2023, 620(7976): 1037–1046. URL: https://doi.org/10.1038/s41586–023–06443–4

[10] K ü bler A, Furdea A, Halder S, et al. A brain–computer interface controlled auditory event–related potential (P300) spelling system for locked–in patients[J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2009, 1157(1): 90–100. URL: https://doi.org/10.1111/j.1749–6632.2008.04122.x

[11] Zhang H, Siok WT, Wang N. Imagined Speech Brain – Computer Interface: A Task–Oriented Review of Neural Decoding[J]. Sensors, 2026, 26(10): 3212. URL: https://doi.org/10.3390/s26103212

[12] Bocquelet F, Hueber T, Girin L, et al. Key considerations in designing a speech brain–computer interface[J]. Journal of Physiology–Paris, 2016, 110(4 Pt A): 392–401. URL: https://doi.org/10.1016/j.jphysparis.2017.07.002

[13] Leuthardt EC, Gaona C, Sharma M, et al. Using the Electrocorticographic Speech Network to Control a Brain–Computer Interface in Humans[J]. Journal of Neural Engineering, 2011, 8(3): 036004. URL: https://doi.org/10.1088/1741–2560/8/3/036004

[14] Pasley BN, David SV, Mesgarani N, et al. Reconstructing Speech from Human Auditory Cortex[J]. PLoS Biology, 2012, 10(1): e1001251. URL: https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001251

[15] Herff C, Heger D, de Pesters A, et al. Brain–to–text: decoding spoken phrases from phone representations in the brain[J]. Frontiers in Neuroscience, 2015, 9: 217. URL: https://doi.org/10.3389/fnins.2015.00217

[16] Anumanchipalli GK, Chartier J, Chang EF. Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences[J]. Nature, 2019, 568(7753): 493–498. URL: https://doi.org/10.1038/s41586–019–1119–1

[17] Herff C, Diener L, Angrick M, et al. Generating Natural, Intelligible Speech From Brain Activity in Motor, Premotor, and Inferior Frontal Cortices[J]. Frontiers in Neuroscience, 2019, 13: 1267. URL: https://doi.org/10.3389/fnins.2019.01267

[18] Tankus A, Rosenberg N, Ben–Hamo O, et al. Machine learning decoding of single neurons in the thalamus for speech brain–machine interfaces[J]. Journal of Neural Engineering, 2024, 21(3): 036009. URL: https://doi.org/10.1088/1741–2552/ad4179

[19] Bocquelet F, Hueber T, Girin L, et al. Real–Time Control of an Articulatory–Based Speech Synthesizer for Brain Computer Interfaces[J]. PLoS Computational Biology, 2016, 12(11): e1005119. URL: https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1005119

[20] Angrick M, Ottenhoff MC, Diener L, et al. Real-time synthesis of imagined speech processes from minimally invasive recordings of neural activity[J]. Communications Biology, 2021, 4(1): 1055. URL: https://doi.org/10.1038/s42003-021-02578-0

[21] Tang J, LeBel A, Jain S, et al. Semantic reconstruction of continuous language from non-invasive brain recordings[J]. Nature Neuroscience, 2023, 26(5): 858-866. URL: https://doi.org/10.1038/s41593-023-01304-9

[22] Wandelt SK, Bjånes DA, Pejsa K, et al. Representation of internal speech by single neurons in human supramarginal gyrus[J]. Nature Human Behaviour, 2024, 8(6): 1136-1149. URL: https://doi.org/10.1038/s41562-024-01867-y

[23] Spalding Z, Duraivel S, Rahimpour S, et al. Shared latent representations of speech production for cross-patient speech decoding[J]. Nature Communications, 2026, 17(1): 8716. URL: https://doi.org/10.1038/s41467-026-75455-1

[24] Guy V, Soriani MH, Bruno M, et al. Brain computer interface with the P300 speller: Usability for disabled people with amyotrophic lateral sclerosis[J]. Annals of Physical and Rehabilitation Medicine, 2018, 61(1): 5-11. URL: https://doi.org/10.1016/j.rehab.2017.09.004

[25] Oken BS, Orhan U, Roark B, et al. Brain - computer interface with language model - electroencephalography fusion for locked-in syndrome[J]. Neurorehabilitation and Neural Repair, 2014, 28(4): 387-394. URL: https://doi.org/10.1177/1545968313516867

[26] Wolpaw JR, Bedlack RS, Reda DJ, et al. Independent home use of a brain-computer interface by people with amyotrophic lateral sclerosis[J]. Neurology, 2018, 91(3): e258-e267. URL: https://doi.org/10.1212/WNL.0000000000005812

[27] Sellers EW, Ryan DB, Hauser CK. Noninvasive brain-computer interface enables communication after brainstem stroke[J]. Science Translational Medicine, 2014, 6(257): 257re7. URL: https://doi.org/10.1126/scitranslmed.3007801

[28] Peters B, Bieker G, Heckman SM, et al. Brain-Computer Interface Users Speak Up: The Virtual Users' Forum at the 2013 International Brain-Computer Interface Meeting[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2015, 96(3 Suppl): S33-S37. URL: https://doi.org/10.1016/j.apmr.2014.03.037

[29] Vansteensel MJ, Leinders S, Branco MP, et al. Longevity of a Brain - Computer Interface for Amyotrophic Lateral Sclerosis[J]. New England Journal of Medicine, 2024, 391(7): 619-626. URL: https://doi.org/10.1056/NEJMoa2314598

[30] Milekovic T, Sarma AA, Bacher D, et al. Stable long-term BCI-enabled communication in ALS and locked-in syndrome using LFP signals[J]. Journal of Neurophysiology, 2018, 120(1): 343-360. URL: https://doi.org/10.1152/jn.00493.2017

[31] Chaudhary U, Vlachos I, Zimmermann JB, et al. Spelling interface using intracortical signals in a completely locked-in patient enabled via auditory neurofeedback training[J]. Nature Communications, 2022, 13(1): 1236. URL: https://doi.org/10.1038/s41467-022-28859-8

[32] Willett FR, Avansino DT, Hochberg LR, et al. High-performance brain-to-text communication via handwriting[J]. Nature, 2021, 593(7858): 249-254. URL: https://doi.org/10.1038/s41586-021-03506-2

[33] Fern á ndez-Rodr í guez Á, Ron-Angevin R, Sanz-Arigita EJ, et al. Effect of Distracting Background Speech in an Auditory Brain - Computer Interface[J]. Brain Sciences, 2021, 11(1): 39. URL: https://doi.org/10.3390/brainsci11010039

[34] Guenther FH, Brumberg JS, Wright EJ, et al. A Wireless Brain-Machine Interface for Real-Time Speech Synthesis[J]. PLoS ONE, 2009, 4(12): e8218. URL: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0008218

[35] Moses DA, Metzger SL, Liu JR, et al. Neuroprosthesis for Decoding Speech in a Paralyzed Person with Anarthria[J]. New England Journal of Medicine, 2021, 385(3): 217-227. URL: https://doi.org/10.1056/NEJMoa2027540

[36] Card NS, Wairagkar M, Iacobacci C, et al. An Accurate and Rapidly Calibrating Speech Neuroprosthesis[J]. New England Journal of Medicine, 2024, 391(7): 609-618. URL: https://doi.org/10.1056/NEJMoa2314132

[37] Wairagkar M, Card NS, Singer-Clark T, et al. An instantaneous voice-synthesis neuroprosthesis[J]. Nature, 2025, 644(8075): 145-152. URL: https://doi.org/10.1038/s41586-025-09127-3

[38] Card NS, Singer-Clark T, Peracha H, et al. Long-term independent use of an intracortical brain - computer interface for speech and cursor control[J]. Nature Medicine, 2026, 32(7): 2504-2510. URL: https://doi.org/10.1038/s41591-026-04414-6

[39] Angrick M, Luo S, Rabbani Q, et al. Online speech synthesis using a chronically implanted brain - computer interface in an individual with ALS[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 9617. URL: https://doi.org/10.1038/s41598-024-60277-2

[40] Littlejohn KT, Cho CJ, Liu JR, et al. A streaming brain-to-voice neuroprosthesis to restore naturalistic communication[J]. Nature Neuroscience, 2025, 28(4): 902-912. URL: https://doi.org/10.1038/s41593-025-01905-6

[41] Jude JJ, Haro S, Levi-Aharoni H, et al. Decoding intended speech with an intracortical brain-computer interface in a person with long-standing anarthria and locked-in syndrome[J]. Cell Reports, 2026, 45(4): 117162. URL: https://doi.org/10.1016/j.celrep.2026.117162

[42] Brumberg JS, Pitt KM, Burnison JD. A Noninvasive Brain-Computer Interface for Real-Time Speech Synthesis: The Importance of Multimodal Feedback[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2018, 26(4): 874-881. URL: https://doi.org/10.1109/TNSRE.2018.2808425

[43] Schippers A, Berezutskaya J, Vansteensel MJ, et al. The effect of perceived auditory feedback on speech Brain-Computer Interface decoding performance[J]. Clinical Neurophysiology, 2025, 180: 2111403. URL: https://doi.org/10.1016/j.clinph.2025.2111403

[44] Luo S, Angrick M, Coogan C, et al. Self-paced silent speech brain-computer interface for device control[EB/OL]. medRxiv [预印本], 2025 [2026-10-01]. URL: https://doi.org/10.1101/2025.04.09.25325542

[45] Brosler SC, Liu JR, Silva AB, et al. Simultaneous speech and gesture decoding for multimodal communication in paralysis[J]. Nature Neuroscience, 2026, 29(10): 2445-2455. URL: https://doi.org/10.1038/s41593-026-02446-2

[46] Srinivasan A, Wairagkar M, Iacobacci C, et al. Encoding of speech modes and loudness in ventral precentral gyrus[J]. Nature Communications, 2026, 17(1): 5301. URL: https://doi.org/10.1038/s41467-026-71284-4

[47] Kunz EM, Abramovich Krasa B, Kamdar F, et al. Inner speech in motor cortex and implications for speech

neuroprostheses[J]. Cell, 2025, 188(17): 4658–4673.e17. URL: https://doi.org/10.1016/j.cell.2025.06.015

[48] Sereshkeh AR, Trott R, Bricout A, et al. Online EEG Classification of Covert Speech for Brain – Computer Interfacing[J]. International Journal of Neural Systems, 2017, 27(8): 1750033. URL: https://doi.org/10.1142/S0129065717500332

[49] Bhadra K, Giraud A, Marchesotti S. Learning to operate an imagined speech Brain–Computer Interface involves the spatial and frequency tuning of neural activity[J]. Communications Biology, 2025, 8(1): 271. URL: https://doi.org/10.1038/s42003–025–07464–7

[50] Kaongoen N, Choi J, Jo S. Speech–imagery–based brain – computer interface system using ear–EEG[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(1): 016023. URL: https://doi.org/10.1088/1741–2552/abd10e

[51] Sereshkeh AR, Yousefi R, Wong AT, et al. Development of a ternary hybrid fNIRS–EEG brain – computer interface based on imagined speech[J]. Brain–Computer Interfaces, 2019, 6(4): 128–140. URL: https://doi.org/10.1080/2326263X.2019.1698928

[52] Tates A, Matran - Fernandez A, Halder S, et al. Speech imagery brain – computer interfaces: a systematic literature review[J]. Journal of Neural Engineering, 2025, 22(3): 031003. URL: https://doi.org/10.1088/1741–2552/ade28e

[53] 王勇丽 , 葛胜男 , Lancy Lantin Huang, 等 . 言语想象的神经机制 [J]. 心理科学进展 , 2023, 31(4): 608–621. URL: https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2023.00608

[54] 杨帮华 , 甘安安 , 郭文彬 , 等 . 基于 EEG 的言语想象编码范式和解码算法研究综述 [J]. 脑机接口学报 , 2025, 1(1): 58–64. URL: https://doi.org/10.58195/bci.2025.1.008

[55] Wu H, Cai C, Ming W, et al. Speech decoding using cortical and subcortical electrophysiological signals[J]. Frontiers in Neuroscience, 2024, 18: 1345308. URL: https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1345308

[56] Zhang D, Wang Z, Qian Y, et al. A brain–to–text framework for decoding natural tonal sentences[J]. Cell Reports, 2024, 43(11): 114924. URL: https://doi.org/10.1016/j.celrep.2024.114924

[57] Feng C, Cao L, Wu D, et al. Acoustic Inspired Brain–to–Sentence Decoder for Logosyllabic Language[J]. Cyborg and Bionic Systems, 2025, 6: 0257. URL: https://doi.org/10.34133/cbsystems.0257

[58] Qian Y, Liu C, Yu P, et al. Real–time decoding of full–spectrum Chinese using brain–computer interface[J]. Science Advances, 2025, 11(45): eadz9968. URL: https://doi.org/10.1126/sciadv.adz9968

[59] Ju J, Zhuang Y, Yi C. An EEG–EMG–Based Hybrid Brain – Computer Interface for Decoding Tones in Silent and Audible Speech[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2025, 33: 4206–4216. URL: https://doi.org/10.1109/TNSRE.2025.3616276

[60] Jia Z, Wang H, Shen Y, et al. Magnetoencephalography (MEG) based non–invasive Chinese speech decoding[J]. Journal of Neural Engineering, 2025, 22(6): 066014. URL: https://doi.org/10.1088/1741–2552/ae1ea2

[61] Zhao R, Bai Y, Zhang S, et al. An open dataset of multidimensional signals based on different speech patterns in pragmatic Mandarin[J]. Scientific Data, 2025, 12(1): 1934. URL: https://doi.org/10.1038/s41597–025–06213–z

[62] Wang H, Jia Z, Shen Y, et al. SACM: SEEG–Audio Contrastive Matching for Chinese Speech Decoding[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2026: 1–11. URL: https://doi.org/10.1109/TBME.2026.3678858

[63] Feng C, Zhang E, Jia Y, et al. Distributed cortico–subcortical networks enable robust speech state detection from sparse intracranial recordings[J]. Frontiers in Neuroscience, 2026, 20: 1816455. URL: https://doi.org/10.3389/fnins.2026.1816455

[64] Wang H, Zhang G, Xie X, et al. Decoding Chinese speech across multiple neural conditions via EEG: dataset construction and interpretability driven spatial optimization[J]. Frontiers in Psychology, 2026, 17: 1833448. URL: https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1833448

[65] Kleih SC, Gottschalt L, Teichlein E, et al. Toward a P300 Based Brain–Computer Interface for Aphasia Rehabilitation after Stroke: Presentation of Theoretical Considerations and a Pilot Feasibility Study[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2016, 10: 547. URL: https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00547

[66] Kleih SC, Botrel L. Post–stroke aphasia rehabilitation using an adapted visual P300 brain–computer interface training: improvement over time, but specificity remains undetermined[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2024, 18: 1400336. URL: https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1400336

[67] Boukrina O, Yamin A, Yue GH, et al. Feasibility Randomized Controlled Trial of Real–Time fMRI Neurofeedback for Reading Rehabilitation in Aphasia[J]. Stroke, 2026, 57(6): 1535–1548. URL: https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.125.054877

[68] Rizzaro MD, Remore LG, Lo Faso V, et al. Rehabilitation based on brain–computer interface for aphasic patients: A systematic review[J]. Deep Brain Stimulation, 2025, 11: 18–24. URL: https://doi.org/10.1016/j.jdbs.2025.11.001

[69] Belfrouh S, Salmam FZ, Errattahi R, et al. Artificial intelligence for brain–to–speech decoding in paralysis: a systematic review[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2026, 26(1): 272. URL: https://doi.org/10.1186/s12911–026–03552–8

[70] Khan S, Kallis L, Mee H, et al. Invasive Brain – Computer Interface for Communication: A Scoping Review[J]. Brain Sciences, 2025, 15(4): 336. URL: https://doi.org/10.3390/brainsci15040336

[71] Melby SR, Asok Kumar JN, Bigus ER, et al. Clinical evaluation of communication brain computer interfaces in amyotrophic lateral sclerosis: a landscape analysis[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2026, 20: 1771146. URL: https://doi.org/10.3389/fnhum.2026.1771146

[72] Mane R, Wu Z, Wang D. Poststroke motor, cognitive and speech rehabilitation with brain – computer interface: a perspective review[J]. Stroke and Vascular Neurology, 2022, 7(6): 541–549. URL: https://doi.org/10.1136/svn–2022–001506

[73] Hong Y, Ryun S, Chung CK. Evoking artificial speech perception through invasive brain stimulation for brain–computer interfaces: current challenges and future perspectives[J]. Frontiers in Neuroscience, 2024, 18: 1428256. URL: https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1428256

[74] Li J, Singh A, Tandon N. Transitioning from speech to language brain – computer interfaces[J]. Nature Reviews Bioengineering, 2026, 4(8): 702–704. URL: https://doi.org/10.1038/s44222–026–00460–4

[75] Gorenshtein A, Omar M, Barash Y, et al. Large language models integrated into brain – computer interfaces for communication and control: a systematic review[J]. Biomedical Physics & Engineering Express, 2026, 12(3): 035077. URL: https://doi.org/10.1088/2057–1976/ae737b

[76] Jayalath D, Ballyk B, Parker Jones O. A Common Measure of Communication for Speech Brain–Computer Interfaces[EB/OL]. arXiv [预印本], 2026 [2026–10–01]. URL: https://arxiv.org/abs/2609.02887