

脑机接口在失语症康复中的有效性综述

凌孝语

(麦吉尔大学 加拿大 蒙特利尔 H3A0G4)

【摘要】失语症是一种由大脑皮层损伤引起的言语和语言障碍，影响着很大一部分中风幸存者，阻碍了他们的独立性和社会融入。传统言语治疗 (SLT) 仍然是一种普遍的治疗形式，但其有效性依赖于高强度和剂量，导致较高的退出率。在这篇综述中，我们探索了一种有前途的干预措施——脑机接口 (BCI)——它具有更高效和有效的失语症康复的潜力，并概述了当前的研究和潜在的未来方向。我们的目标是阐明整合脑机接口技术如何增强失语症康复效果并改善受该疾病影响的个人的生活质量。

【关键词】失语症；脑机接口

Enhancing Aphasia Rehabilitation: A Comprehensive Review on the Integration of Brain-Computer Interface Technology

Xiaoyu Ling

(McGill University, Montreal, Canada, H3A0G4)

[Abstract] Aphasia, a speech and language impairment resulting from cerebral cortex damage, affects a significant portion of stroke survivors, impeding their independence and societal integration. Traditional Speech and Language Therapy (SLT) remains a prevalent form of treatment, yet its effectiveness relies on high intensity and dosage, leading to high dropout rates. In this review, we explore a promising intervention—Brain-Computer Interface (BCI)—that holds potential for more efficient and effective aphasia rehabilitation, presenting an overview of current research and potential future directions. Our objective is to shed light on how integrating BCI technology can enhance aphasia rehabilitation outcomes and improve the quality of life for individuals affected by this condition.

[Key words] Aphasia; Brain-computer interface

引言

BCI 是“一个基于神经科学、信号处理、生物医学传感器、硬件等的先进、多学科的活跃研究领域”。(Mridha 等人, 2021)。神经学和工程学的最新进展使许多先前存在的脑机接口概念得以实现，这也引起了公众的热情。

BCI 系统“以闭环系统运行”(Mridha 等人, 2021)。专门的设备首先捕获受试者的大脑活动并将其转换为适当的计算机应用程序进行识别。然后在预处理(也称为信号增强阶段)期间，对捕获的大脑信号进行过滤以消除任何伪影或噪声。然后，计算机应用程序分析和解释提炼后的信号以提取相关信息。最后，计算机算法对信号进行分类以产生相应的输出，该输出反馈给使用 BCI 的个人。

根据 Mridha 等人的说法。(2021) 中，很大一部分 BCI 研究考察了其在生物医学领域的应用，以取代或恢复中枢神经系统 (CNS) 功能。通过在康复过程中记录和解释患者的大脑信号，BCI 系统可以促进适当大脑区域的参与并促进神经可塑性(van Dokkum 等, 2015)。范·多库姆等人。(2015) 提出了三种使用记录的大脑信号的方法：第一种是在基于运动想象的训练期间为患者提供反馈，这巩固了患者大脑中诱导的可塑性；或通过特定

机器或装置产生运动输出，有效替代患者失去的运动功能；此外，还可以量化患者大脑中诱导的神经可塑性程度，并制定后续治疗方案以影响患者神经网络的重组。

BCI 在神经康复中的应用通常集中于恢复或替代失去的肢体功能。在一篇讨论机器人设备和脑机接口对中风患者康复的有效性的评论中，作者描述了“严重影响的慢性中风幸存者的运动和认知能力的显著改善”(McConnell 等人, 2017 年, 第 450 页)。他们还指出，BCI 与机器人设备和传统 SLT 相结合，可能会产生最佳结果。

与利用 BCI 进行肢体康复的广泛研究相比，关于 BCI 在失语症康复中应用的讨论却很有限。本文旨在回顾目前脑机接口在失语症恢复和康复中的可行性和有效性的研究。

1 方法

为了确保可信度和相关性，本文中的文章经过同行评审并在过去五年内发表。出版语言仅限于英语，以避免翻译不一致或错误。然而，由于对此主题的研究不足，因此对文章没有进一步的限制。

这些文章选自以下数据库：PubMed、Scopus、Embase 和 Cochrane 图书馆对照试验中央注册库 (CENTRAL)；这是为了遵循系统评价和荟萃分析的首选报告项目

(PRISMA) 要求，并再次确保文章中提供的信息的可信度。

本综述的结果部分总结了所选文章的目的、大纲和发现。结果分析将是定性的，因为缺乏可用的文章会引起每项研究变量不一致的问题，这将使定量比较不适当且不确定。

2 结果

前面列出的数据库中选出的四篇文章介绍了三种主要类型的 BCI 系统，它们解释神经信号并将其转化为自然、流畅的语音。这三种 BCI 系统根据捕获皮质信号的独特方式进行分类：皮质电图 (ECoG)、脑电图 (EEG) 和功能磁共振成像 (fMRI)。然而，这三个系统的相似之处在于利用机器学习模型来处理、解码信号并将其分类为流畅的语音。另一篇文章介绍了脑机接口在失语症康复中可能发挥的另一种作用，特别是通过提供实时反馈来促进神经可塑性。

在“口语句子神经解码的语音合成”中，Anumanchipalli 等人。(2019) 引入了一种神经解码器，可以读取和解释编码关节运动学的 ECoG 信号。BCI 系统首先记录并过滤来自负责产生语音的大脑区域的信号，特别是控制发音所需肌肉的皮层运动区域。双向长短期记忆 (bLSTM) 循环神经网络，即通过健康个体的 ECoG 记录训练的机器学习模型，然后将神经信号解读为相应的肌肉运动。随后的 bLSTM 神经网络将这些分段的运动信息转换为其匹配的声学特征。最后，这些声学谜题由计算机算法处理并合成为清晰且有意义的语音。

阿努曼奇帕利等人。(2019) 通过测量 BCI 系统的解码准确度和精确度的多项听力测试来评估其解码器的性能。通过分析这些听力测试的结果，作者得出结论，解码器的“合成语音的清晰度水平对于现实世界的应用将立即有意义且实用”(Anumanchipalli 等人, 2019 年, p. 495)，词识别准确率高达 80% 以上。

《听觉想象的脑电图分析实现无声语音 BCI》一文提出了用于神经解码和语音产生的 BCI 系统的另一种形式。在这项研究中，Morooka 等人。(2018) 使用脑电图记录患者的大脑活动，并推断患者想要通过记录交流的内容。

莫鲁卡等人。(2018) 利用脑电图记录布罗卡区和其他几个皮质区域的活动，这些区域分别负责运动输出和言语解释。作者要求参与者在头皮上连接脑电图电极，想象特定时间范围内的特定元音和静音。生成的脑电图经过预处理和过滤，仅提取相关值。然后四种不同的算法处理这些数据并将它们分类为特定的元音或静音。作者通过确定每种算法在找到正确元音或静音时的一致性百分比来衡量模型的准确性。虽然所有四种方法在提供正确的元音或静音分类方面都相对准确，但支持向量机

算法的精度最高，为 79.7% (Morooka 等人, 2018)。

Lee 等人的“想象语音和视觉图像的神经解码作为 BCI 通信的直观范式”。(2020) 还使用脑电图来记录患者的神经信号。在这项研究中，Lee 等人。(2020) 研究了使用脑机接口来解释一个人想象的言语和视觉图像，从而传达个人意图的可行性。在两个实验中，作者首先要求参与者想象说出这个词，然后想象这个词代表的物体；当参与者执行这些任务时，脑电图会监测并记录他们的大脑活动。然后，每个脑电图记录被分成六个不同的频带组，按不同的频率区域分类。应用机器学习和其他数据处理算法来破译这些记录的信号，并确定这些算法预测的准确性。在三种分类算法中，支持向量机算法再次实现了想象语音的最高解释精度为 $39.73 \pm 5.64\%$ ，视觉图像的解释精度为 $40.14 \pm 4.17\%$ 。

Musso 等人在文章“使用脑机接口通过语言训练恢复失语症：概念验证研究”中。(2022) 还使用脑电图来记录患者的神经活动。然而，他们在研究中并没有使用脑机接口系统来替代失去的言语功能；相反，BCI 系统充当患者的反馈源，以促进受损神经网络的可塑性。失语症患者被分配一个简单的听觉目标词检测练习，其中他们的任务是重复录音中宣布的词。在传统环境中，患者完成整个练习后不会立即收到有关其表现的反馈，只会收到负面指标；然而，在 Musso 等人的实验中。(2022)，BCI 系统不断解码患者的神经信号并提供相应的反馈。通过进行多次语言评估，Musso 等人。(2022) 发现在高强度 BCI 辅助治疗后，失语症患者的言语能力和发音能力显着改善。

用于失语症恢复和康复的第三种脑机接口系统在“一种从自然图像诱发的视觉活动生成语言的神经解码算法”中进行了描述。在这项研究中，黄等人。(2021) 表明，视觉场景感知引发的神经活动包含足够的信息来生成语言，甚至形成清晰的语音。

作者首先使用传统的视网膜专题绘图技术绘制参与者的视觉皮层，这使他们能够为每个参与者构建视觉皮层的个性化模型。随后的图像观看实验向参与者展示描绘自然的场景，并用功能磁共振成像记录他们的神经活动。黄等人。(2021) 使用功能磁共振成像编码器神经网络从预处理的功能磁共振成像图像中提取潜在的功能磁共振成像特征，而语言解码器将它们与图像编码器生成的自然风景元素一起编译。

黄等人。(2021) 通过 BLEU、ROUGE 和 CIDEr 三个测试测量了 BCI 模型的预测准确性，这些测试的得分均显着高于基线。

3 讨论

每项研究都提出了一种治疗和康复失语症的新方法。阿努曼奇帕利等人。(2019) 提出了一种 BCI 系统，该系统使用 ECoG 从患者的大脑皮层检索用于关节运动的运动命令。尽管其宣称具有实用性，但由于招募的参与者数量较少，其有效性可能需要未来的实验来重复和验证其发现。其他研究也存在样本量较小的问题，这可能会导致数据精确但不准确；这意味着虽然收集到的结果可能是一致的，但它们可能并不代表整个人群的状况。因此，所选研究的可信度可能需要通过未来具有类似设置的研究来确认。

Morooka 等人的研究。(2018) 在恢复患者的预期言语方面表现出高保真度。同时共享一个类似于 Lee 等人的模型准确性评估指标。(2020)，Morooka 等人的系统。(2018) 的准确率达到 79.7%，几乎是 Lee 等人的两倍。(2020)。尽管如此，值得注意的是，与其他研究相比，本研究中样本量较小的问题更为突出。莫鲁卡等人。(2018) 在他们的实验设置中使用固定的脑电图电极放置，并有效地忽略了各个皮质图之间的变化，从而使他们的结果不太令人信服。另一方面，李等人。(2020) 将脑电图电极放置在参与者的整个头皮上；因此，脑电图记录是完整的，反映了皮质结构的个体差异。

Musso 等人的研究。(2022) 和黄等人。(2021) 无法与其他研究进行比较，因为作者衡量模型性能的方式不同。此外，Musso 等人提出的概念。(2022) 的目的并不是取代一个人失去的言语，而是促进神经网络的可塑性，以恢复他们的言语能力。

除了潜在的偏见之外，本文的其他局限性包括所审查的研究数量较少，这是由于缺乏对该主题投入的研究工作以及撰写评论时可用的资源数量有限。另一个限制是可以执行的数据分析不足，这意味着缺乏定量结果。因此，审查结果是不确定且肤浅的。

尽管如此，每项研究的结果都与当前的医疗保健提供者有很大的相关性。如前所述，传统治疗只有在高强度和高剂量的情况下才有效，这会破坏患者的生活质量 (Brady et al., 2016)。然而，在设计替代患者丧失的言语功能的脑机接口系统时，应仔细考虑沟通的准确性和患者对其言语的控制，正如 Rainey 等人所述。(2019) 推荐。患者应该始终能够自主控制自己所说的话，BCI 系统应该保持言语的保真度，以便患者能够有效地传达他们的真实意图。研究人员在设计未来用于失语症恢复和康复的脑机接口系统时也应该考虑类似的伦理困境。

结论

所选文章的作者提出的脑机接口系统具有创新性且设计复杂。建议的 BCI 系统可能会对生物医学领域

产生重大影响。尽管如此，为了提高结果的可信度，建议未来的研究重复这些研究的方案。

参考文献：

- [1]Anumanchipalli, G. K., Chartier, J., & Chang, E. F. (2019). Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences. *Nature*, 568(7753), 493–498.
- [2]Bocquelet, F., Hueber, T., Girin, L., Chabard è s, S., & Yvert, B. (2016). Key considerations in designing a speech brain–computer interface. *Journal of Physiology*, Paris, 110(4 Pt , 392 – 401.
- [3]Brady, M. C., Kelly, H., Godwin, J., Enderby, P., & Campbell, P. (2016). Speech and language therapy for aphasia following stroke. *The Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2016(6), CD000425.
- [4]Carelli, L., Solca, F., Faini, A., Meriggi, P., Sangalli, D., Cipresso, P., Riva, G., Ticozzi, N., Ciampola, A., Silani, V., & Poletti, B. (2017). Brain–computer interface for clinical purposes: cognitive assessment and rehabilitation. *BioMed Research International*, 2017, 1695290.
- [5]Huang, W., Yan, H., Cheng, K., Wang, C., Li, J., Wang, Y., Li, C., Li, C., Li, Y., Zuo, Z., & Chen, H. (2021). A neural decoding algorithm that generates language from visual activity evoked by natural images. *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 144, 90 – 100.
- [6]Lee, S. H., Lee, M., & Lee, S. W. (2020). Neural decoding of imagined speech and visual imagery as intuitive paradigms for BCI communication. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 28(12), 2647 – 2659.
- [7]Morooka, T., Ishizuka, K., Kobayashi, N. (2018). Electroencephalographic analysis of auditory imagination to realize silent speech BCI. *IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, 2018, 683–686.
- [8]Mridha, M. F., Das, S. C., Kabir, M. M., Lima, A. A., Islam, M. R., & Watanobe, Y. (2021). Brain–computer interface: Advancement and challenges. *Sensors* (Basel, Switzerland), 21(17), 5746.
- [9]Musso, M., H ü bner, D., Schwarzkopf, S., Bernodusson, M., LeVan, P., Weiller, C., & Tangermann, M. (2022). Aphasia recovery by language training using a brain–computer interface: a proof-of-concept study. *Brain Communications*, 4(1), fcac008.