

## 研究型学习成果报告

# 为残障人士开一扇窗， 基于脑机接口技术的肌电信号 (EMG) 打字系统

研究时间： 2024 年 5 月

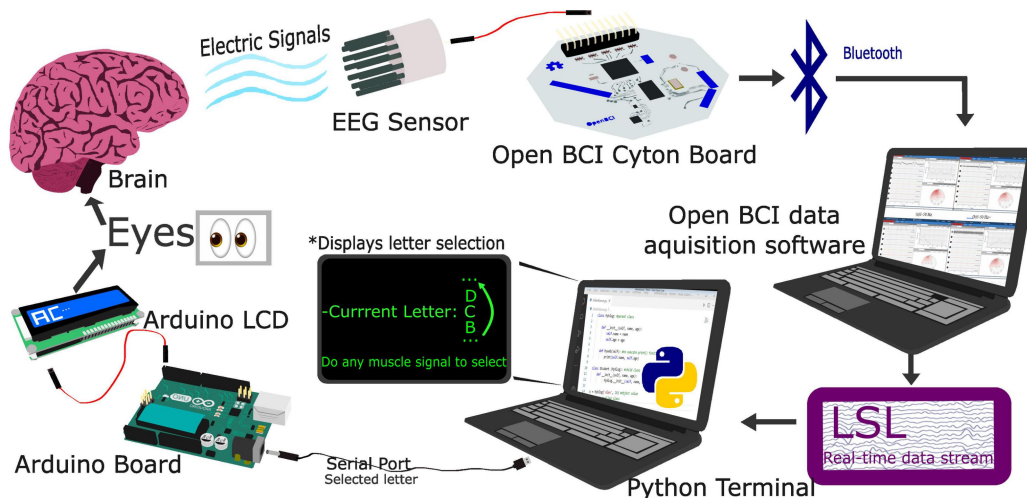
学生姓名： 汤嘉瑞，孙霆锐，崔润发，陈潘睿

学校名称： 青岛中学

学 段： 高中

指导教师： 王思文

为残障人士开一扇窗，基于脑机接口技术的肌电信号 (EMG) 打字系统



## 摘要

据世界卫生组织 2021 年统计，全世界约有 1540 万患者患有脊髓损伤[1]。这项疾病会使患者患处之下的肢体感觉与运动功能严重受损，轻者丧失部分活动能力，严重者甚至无法正常发声与外界进行交流。

脑机接口 (Brain-Computer Interface)，一项大脑与外部设备进行直接通信的技术，在帮助瘫痪患者方面展现出了巨大潜力。通过直接收集和解码大脑的信号，那些无法言语的患者可以与外界进行直接沟通。本文基于脑机接口技术理论，提出了一种新型肌电信号 (EMG) 拼写器，利用患者的肌电信号在屏幕上选择不同的字母来实现与外界沟通交流的目的。我们邀请了 9 名受试者参与了测试，每次实验包括对 10 个字母的拼写任务。实验重复进行 3 次，每次使用不同字母集。结果显示，所有受试者的打字总体平均准确率为  $80.05 \pm 16.42\%$ 。实验结果证明了我们系统的可行性。而随着脑机接口技术的迅速发展，我们希望以此项目为开端，探索这项技术的无限可能，在未来帮助到更多需要帮助的人。

## 引言

脑机接口技术在最近几十年中有了突飞猛进的发展，随着“意念打字”，“脑控假肢”等黑科技技术的相继出现与 Elon Musk 的 Neuralink 公司实现第一例植入式脑机接口芯片，这项技术正逐渐走出高校的研究实验室，走入大众的视野。脑机接口技术是指通过电极收集脑信号并通过计算机算法解码，来实现人脑与机器之间直接的交互。相较于传统的交互方式相比，脑机接口不再依赖于神经与肌肉等介质，实现了真正用“意念”控制物体。但是由于人脑结构的复杂性，通过传感器收集到的脑电信号存有许多噪声，使得信号解码变得极其困难。目前比较成熟的应用并没有直接用到脑电 (EEG)，而是主要基于肌电信号 (EMG) 的仿

生假肢系统。相比于脑电，肌肉电更加容易收集，特征更加明显，易于进行分类。如浙江强脑有限公司 (BrainCo) 的仿生手可以通过收集使用者的肌肉电信号与神经元信号实现对仿生手的控制，以满足截肢患者的基本生活需求[2]。



图 1.浙江强脑有限公司仿生手 [2]

而基于脑电信号的残障人士辅助应用大多还停留在高校实验室阶段。其中，视觉诱发打字系统(SSVEP speller)是几个最有希望商业化的应用之一。视觉诱发打字系统(图 2) ，是通过脑机接口监测患者的稳态视觉诱发电位(SSVEP)来判断的信息来源的频率,再将键盘上的字母跟不同频率结合所建立一个根据视觉焦点所控制的打字系统。



图 2.视觉诱发打字系统 [3]

国内与国外的高校实验室对于 SSVEP 已经有了比较成熟的研究，也发表了与此技术许多相关的论文[3][4]。虽然 SSVEP 在高校实验室已经成为比较成熟的技术，但是由于脑电的信号特殊性（噪音多），如想要达到不错的打字精度，通常需要精良的脑电收集设备与复杂的归类算法。而我们为了解决这个痛点，决定设计一个基于肌电信号打字的系统。用更为明显的表面肌电信号代替，既可以省去对精良设备的依赖，又无需复杂的归类算法，使得此探究项目在高中实验室也可落地。在国家高度重视脑机接口技术的前提下[5]，我们希望以此研究项目为开端，探求这项技术的无限可能，愿在未来能对国家的科研事业做出贡献，让我国的脑机接口行业到达国际领先水平！

## 1 实验

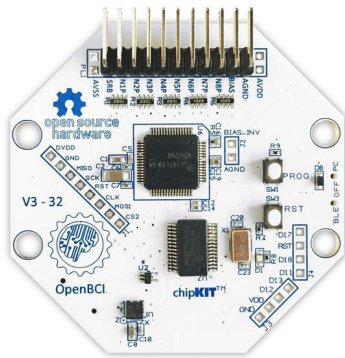
### 1.1 实验器材简介

- Python [python.org]

Python 是一种简单的能帮助程序制作人完成复杂任务的解释性的面向对象编程语言，因其易于编写，易于维护，易于学习等诸多优势使得其成为在人工智能、日程计算、脑机接口等等领域的常用编程语言。

- OpenBCI Cytonboard (<https://openbci.com/>)

OpenBCI Cytonboard 是由 OpenBCI 公司制作的，兼容 Arduino 的 8 通道神经接口，带有 32 位处理器，采样频率 256Hz，可用于采样脑电(EEG)、肌电(EMG)和心电(ECG)等信号。



- Lab Streaming Layer (<https://labstreaminglayer.org/#/>)

LSL 是一个开源的网络中间件生态系统，用于实时传输、接收、同步和记录从各种传感器硬件获取的神经、生理和行为数据流。它通过一个简单、可互操作、标准化的 API，将数据消费者与数据生产者连接起来，同时抽象出平台差异、流发现、同步和容错等障碍，从而降低了研究人员、传感器制造商和用户的复杂性和进入门槛。在这里我们通过使用 LSL 将 OpenBCI 软件里面的数据实时传输到了 Python 中,以进行下一步的数据处理。

## 1.2 实验对象

9 名具有(矫正后)正常视力高中学生 (4 名男性, 5 名女性, 平均年龄 17) 受邀参加了实验。

## 1.3 实验设计

我们的项目核心由三部分硬件组成: OpenBCI Cyton Board、一台计算机, 以及连接至显示器的 Arduino 板。操作流程始于启动 CYTON 板及其配套的石墨电极, CYTON 板可以将大脑中的电信号进行收集与预处理, 并通过蓝牙技术与计算机建立连接。随后, 在计算机上运行的 OPENBCI 软件利用 LSL 实时数据流技术, 将采集到的数据即时传递给预设的 Python 脚本 (图 4)。接下来, 将石墨电极贴置于额头 (图五)。当监测到身体肌肉的显著活动达到预设阈值时, Python 脚本即刻捕获这一瞬间的数据。脚本设计为周期性地输出字母(A-Z), 一旦你在屏幕上看到目标字母并意图选择, 需在首次蜂鸣与第二次蜂鸣的间隙( $\approx 3.5s$ ), 通过如紧咬牙关等肌肉动作发出指令。Python 脚本侦测到此特定肌肉活动, 即确认字符选择, 并立即将该字符信息传递给 Arduino 板。最后, 该字符经由 Arduino 控制, 在外接显示器上呈现出来, 完成交互过程。

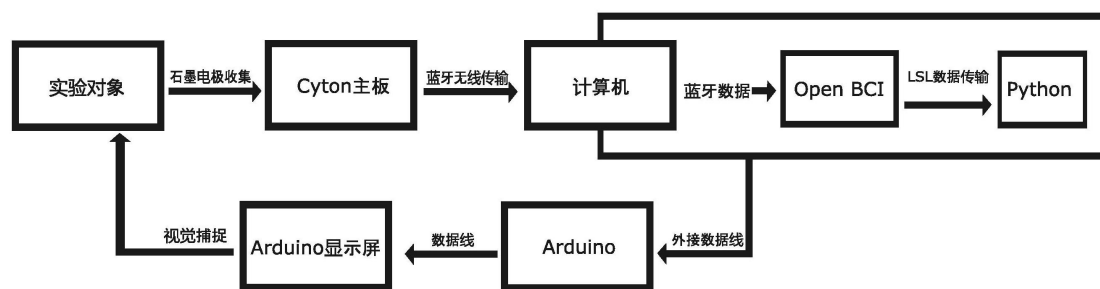


图 3. 实验设计流程图

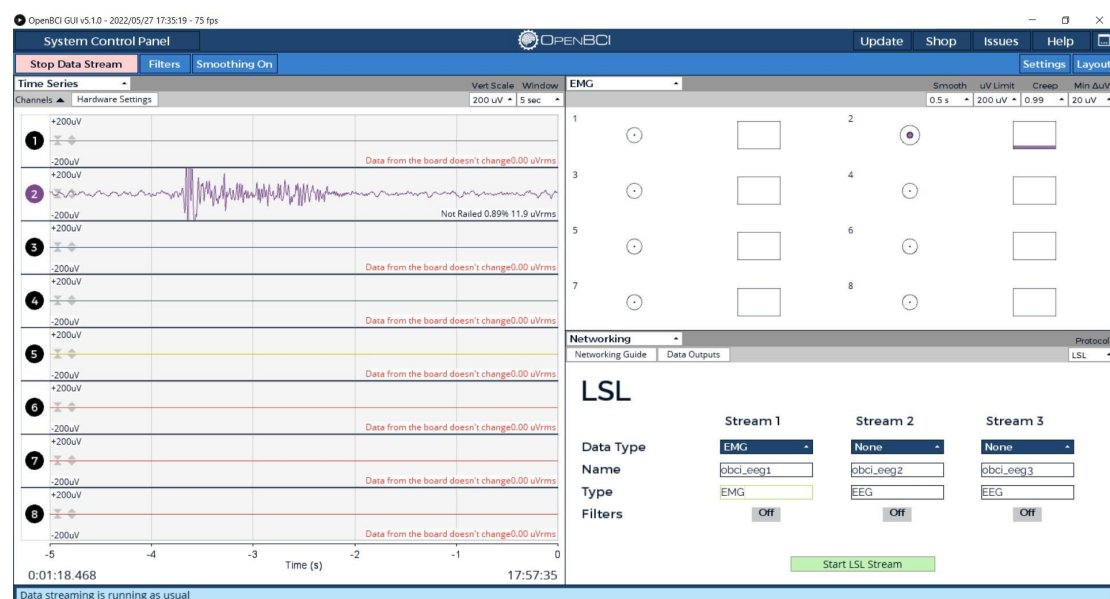


图 4. OpenBCI 软件与 LSL 实时数据流界面



每个受试者会使用此系统输入 10 个字母，待实验结束后实验员会记录外接显示屏上受试者打字结果，以便后续进行算法分类准确度的计算。同样实验每个受试者将会再重复进行两次，每次使用不同的字母集，相应的结果也被记录下来。尽管在不同实验中字母不同，但所有受试者在每次实验中看到的字母集均为相同。具体使用字母集与受试者拼写结果在附录部分中均有记录。

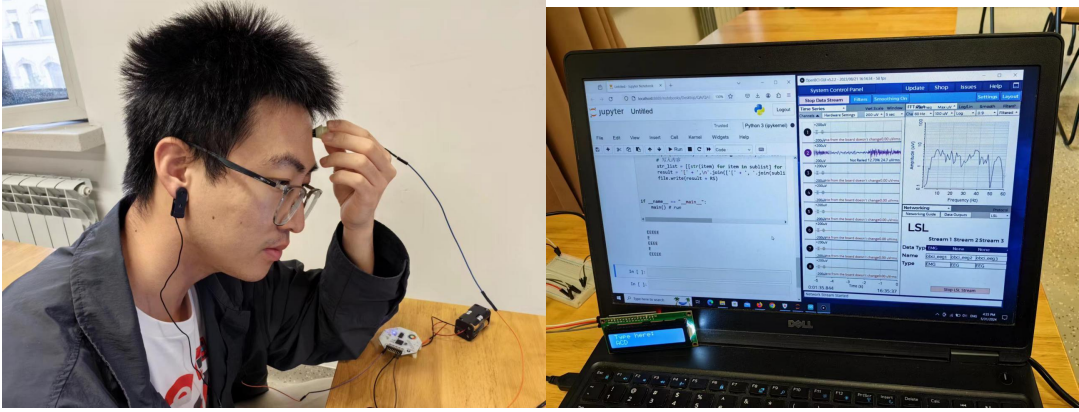


图 5. 数据收集进行时：左图受试者耳垂处夹有耳夹电极用于作为电压基准，额头处为 EEG 传感器用于收集脑电/肌电信号；右图左为 Python 脚本正周期性输出字母，显示器上显示受试者已选择字母组；右图右为 OpenBCI 软件对信号进行实时检测与传输。

#### 1.4 肌电信号归类算法

为了准确区分受试者是否对字母进行了选择，我们设计了一个基于统计学中众数的算法。

如实验设计中所述，在受试者听到首次蜂鸣后，算法会收集一定数量的肌电信号数据值，并通过 OpenBCI 自带算法将其标准化，转化为 0 到 1 之间的值。该数值越趋近于 1，表示受试者肌肉移动幅度越大，所释放的肌电信号越强，反之越弱（图 6）。

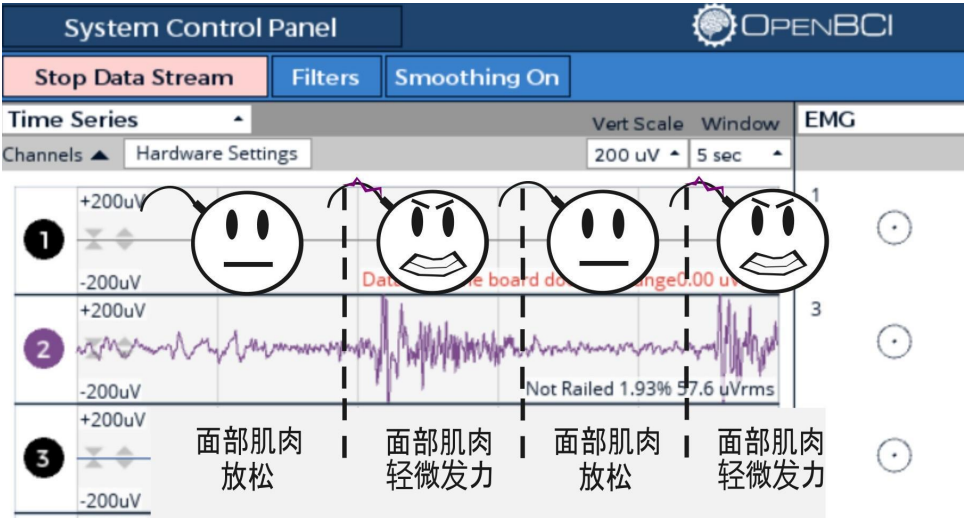


图 6. 受试者放松状态与肌肉紧绷状态时 EMG 信号差异

通过多次试验，我们发现，要判断该字符是否被使用者选中，收集 200 个数据值并统计其中大于等于 0.9 的值的数量是否大于 40 是较为合适的选择。关于收集数据的数量：如果收集数据值过少，受试者可能无法及时反应，因此无法收集到有效数据；如果收集数据值过多，所需时间会增加，使得打字速度变慢。关于统计数值数量：当统计数量过少时，例如只统计 10 个大于等于 0.9 的数值，由于受试者在实验过程中会出现不经意地移动，未被受试者选中的字符可能会被误判为选中；同理，当统计数量过多时，例如统计 180 个大于等于 0.9 的数值，使得分类算法对数据及其不敏感，被受试者选中的字符可能会被误判为未选中。当算法判定字符被选中时，当前字符会被记录并在外接显示器呈现。

```

valuelist = [] # Obtaining EEG data
while len(valuelist) < 200:
    chunk, timestamps = inlet.pull_chunk()
    if timestamps:
        valuelist.append(chunk[0][1])

    if (
        sum(i >= 0.9 for i in valuelist) >= 40
    ): # Determine whether to select the current Letter just now based on the threshold value
        ser.write(letter.encode()) # output to aduino
        RS += (letter)
        #print(RS)

```

图 7. Python 肌电归类算法代码截图

### 1.5 实验结果

图表 1.受试者 3 组实验分类准确度 (%)

	Trial 1	Trial 2	Trial 3	Mean
S1	76.92	30.77	53.85	53.84
S2	80.77	76.92	69.23	75.64
S3	76.92	69.23	57.69	67.95
S4	92.3	100	100	97.43
S5	96.15	96.15	84.61	92.30
S6	88.46	100	65.38	84.61
S7	76.92	84.62	76.92	79.49
S8	92.3	100	92.3	94.87
S9	76.92	80.77	65.38	74.36
Mean ± STD	84.18 ± 8.03	82.05 ± 22.34	73.93 ± 15.71	80.05 ± 16.42

完整数据，包括所有受试者每次实验选中字母集与原始肌电数值，均在附录中 Github 里有详细记录

## 2 结果与讨论

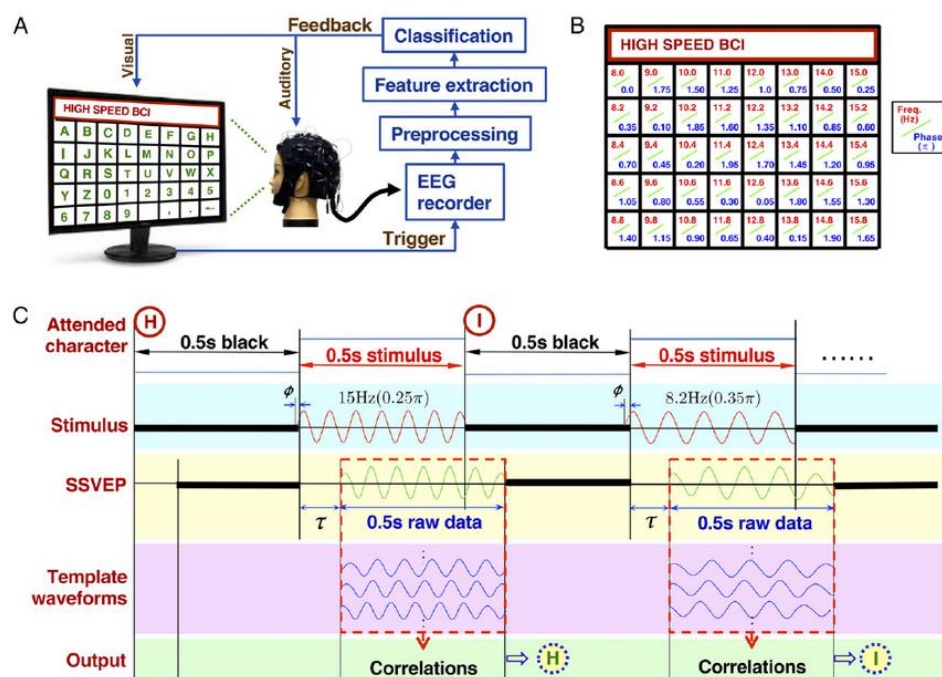


图 8. SSVEP 拼写器原理介绍 [6]

目前最先进的脑机接口拼写器多是基于稳态视觉诱发电位（简称 SSVEP）的拼写器。如图 8 所示，每个字母会同时以不同的频率（图 8. B）闪烁，受试者需专注于她/他想选择的字符，拼写器会记录并分析受试者的脑电（EEG）信号。通过将受试者 EEG 振荡频率与每个候选字符闪烁频率进行匹配来确认受试者所选的字符。基于清华大学、中国科学院与加州大学圣地亚哥分校的合作研究[7]，目前（2018）最先进的 SSVEP 拼写器能达到每分钟拼写 36 个字符，正确率约为 90%左右。

我们所设计的 EMG 拼写器会按照字母顺序逐字闪烁，从 A-Z，持续循环。在最佳情况下，如受试者想选择的多个字母相邻且为正序（ABCD...），拼写速度可达每分钟 17 字符；但在最差的情况，如受试者想选择的字母在已打字母之前（BA），我们目前设计的拼写器几乎无法在合理的时间内完成任务。当然我们可以通过改变算法减少计算所需的数据点使得拼写速度增加，但与此同时拼写精度大概率会有所下降。因此，与 SSVEP 拼写器相比，我们所设计的 EMG 拼写器拼写速度更慢，精度也更低。但从更正向的角度思考，由于肌电信号容易收集且特征明显，EMG 拼写器无需使用复杂分类算法，所需器材花费也更低，更易向大众普及。

下面我们将会对得到的实验结果进行讨论：首先需要说明的是计算系统准确度的方法。我们让受试者分别进行三次不同的任务。第一个是按照顺序打出连续的字母 A 到 J，第二个是间隔的字母，A、C、E 等，第三个是随机无规律的字母。当受试者完成时，分别记录下他们实际拼写出的结果，与预期结果进行分别



比对，统计每个字母与预期结果（选中或不选中）相匹配的个数，除以所有字母，换算为百分数<sup>1</sup>。三次实验整体准确率平均值为 80.05%，标准差为 16.42%。最小值 53.84%（S1），最大值 97.42%（S4）。在三个任务当中，平均正确率最高的是任务 1 的 84.18%，标准差 8.03%。由于任务 1 相对简单，也易于理解，受试者基本都能在规定的时间内做出反应。而任务 3 平均正确率最低，只有 73.93%，标准差 15.71%。经过实验后与受试者交谈我们得知：由于字母无规律，受试者需要思考，导致有些字母没有在规定时间内完成选择，也有部分受试者反馈是因为不完全熟知字母表顺序而导致漏选误选。任务 2 的平均值标准差最大，因为 S1 的准确率低于其他受试者很多。我们发现在所有受试者当中，准确率较高的受试者通常对字母表比较熟悉，并且能够很好地控制身体不做出多余的动作；准确率较低的受试者有些是未能完全理解系统机制，有些是不熟悉英文字母顺序，还有一些是不能控制身体完全静止，多数受试者反馈吞咽唾液也是干扰选择因素之一。

### 3 未来工作

在将来，我们计划在多个方面对 EMG 拼写器进行改良。首先，程序设计方面可以变得更完善，从原来的 26 个字母增加到包含数字、符号、甚至表情符号，让人们可以输出的内容更加丰富与多样化，辅助使用者能够更确切的表达自己的所思所想；其次，拼写速度也可以进一步提升，将字符分为多个字符组，使用者可先选择字符组再选择组内的字符，这样就省去了每次都要重新循环所有字符的时间；此外，设备的外部构造也可以设计得更加符合人体构造并使其更加美观，使用起来也更加方便和舒适，使用者可以适应长时间佩戴。

目前我们所做的 EMG 拼写器尚且为一个雏形，对它的学习与研究帮助我们建立了对于脑机接口拼写器的基础认知。有了这样的基础，未来我们将继续探索更加前沿的 SSVEP 拼写器，制作出更加精准、快速与实用的脑机接口拼写器。

---

<sup>1</sup> 举例：假设在第一次实验里，受试者最终选择字母组为 ABCDEFGHIJKL。与应选结果（A-J）相比共选错 3 个字母，其中少选一个（D），多选两个（KL），最后准确率为  $23/26 = 88.46\%$

## 参考文献

- [1] “Spinal Cord Injury.” World Health Organization, World Health Organization, [www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/spinal-cord-injury](http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/spinal-cord-injury). Accessed 22 May 2024.
- [2] “强脑科技 BrainCo – 脑机科技, 开启生命更多可能性.” BrainCo, [www.brainco.cn/#/](http://www.brainco.cn/#/). Accessed 23 May 2024.
- [3] Y. Wang, X. Chen, X. Gao and S. Gao, "A Benchmark Dataset for SSVEP-Based Brain – Computer Interfaces," in *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, no. 10, pp. 1746-1752, Oct. 2017, doi: 10.1109/TNSRE.2016.2627556.
- [4] Chen, Jianbo, et al. "A transformer-based deep neural network model for SSVEP classification." *Neural Networks* 164 (2023): 521-534
- [5] 工业和信息化部办公厅关于组织开展 2023 年未来产业创新任务揭榜挂帅工作的通知\_国务院部门文件\_中国政府网, [www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202309/content\\_6903897.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202309/content_6903897.htm). Accessed 23 May 2024.
- [6] Chen, Xiaogang & Wang, Yijun & Nakanishi, Masaki & Gao, Xiaorong & Jung, Tzyy-Ping & Gao, Shangkai. (2015). High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. 112. 10.1073/pnas.1508080112
- [7] Nakanishi M, Wang Y, Chen X, Wang YT, Gao X, Jung TP. Enhancing Detection of SSVEPs for a High-Speed Brain Speller Using Task-Related Component Analysis. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2018 Jan;65(1):104-112. doi: 10.1109/TBME.2017.2694818. Epub 2017 Apr 19. PMID: 28436836; PMCID: PMC5783827.

## 附录

1. 详细数据，演示视频，与项目复现说明书均存在 <https://github.com/QABCI/EMG-Speller->