

# 人机交互课程设计报告

冷天昂 人工智能本硕博 U202015232

**摘要** 本文报告了基于 FBCCA 搭建的 SSVEP 脑机接口，并记录了课程设计中的实验设置、实验流程、遇到的问题与解决方法，主要包括数据处理、算法参数、结果分析、算法改进。

**关键词** CCA、FBCCA、SSVEP

基于稳态视觉诱发电位 (SSVEP) 的脑机接口 (BCI) 因其高信息传输率 (ITR) 和很少的用户培训吸引了越来越多的关注。SSVEP BCI 的高性能可归因于两个因素：(1) 大量类别 (2) 有效的目标识别方法。通常，具有高 ITR 的 BCI 系统能够提供大量的选择选项。近年来，基于 CCA 的频率检测方法由于其高效、稳健和实现简单而被广泛使用 (Bin et al 2009)。在最近的两项研究中，使用基于 CCA 方法的 SSVEP BCI 实现了高 ITRs，大约  $100 \text{ bits min}^{-1}$  (Nakanishi et al 2014a, Chen et al 2014)。但基于 CCA 的方法并不能很好的利用脑电信号中的谐波信息。考虑到 SSVEP 中多个谐波频率的独特频谱特性，滤波器组方法在改进基于 CCA 的 SSVEP 频率检测方面具有巨大潜力。

本次课程设计中采用的是滤波器组典型相关性分析方法 (FBCCA) 来提升 SSVEP 检测准确率，并使用了准确率最高的 M3 (覆盖多个谐波频带的子带)

## 1 数据预处理

根据清华大学 BETA 数据集以及课程设计指导，SSVEP 谐波的频率范围高达 90 Hz 左右，且包含 50Hz 工频噪声。因此，先利用陷波滤波去除供电噪声 (图 1、2)，再降采样至 250Hz 供后续使用。同时，因为人眼视觉系统的反应延迟，所有被试刺激开始后 0.14s 的数据都去掉了 [1]。

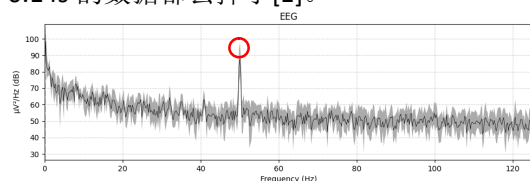


图 1 陷波滤波前能量谱中 50Hz 噪声

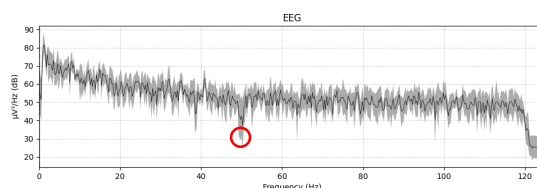


图 2 陷波滤波前能量谱中 50Hz 噪声

另外，由于 SSVEP 只与视觉系统有关，我只选取了枕叶附近的十个通道 (PO<sub>7</sub>, PO<sub>5</sub>, PO<sub>3</sub>, PO<sub>z</sub>, PO<sub>4</sub>, PO<sub>6</sub>, PO<sub>8</sub>, O<sub>1</sub>, O<sub>z</sub>, O<sub>2</sub>) 测试，与课程设计的通道设置相吻合，如图 3 所示。

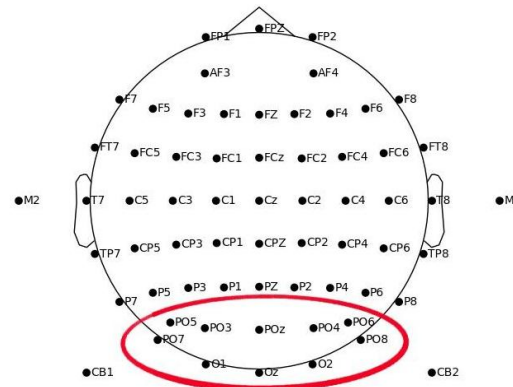


图 3 选取的枕叶区域通道

## 2 算法调研与选取

经过多年发展，SSVEP 演化出了需要训练和不需要训练的两条路线，训练算法包括 eCCA、TRCA 等 [1]，准确率更高；无需训练算法包括 CCA、FBCCA 等，本次课程设计中所有被试均只提供了测试数据，因而采用了性能更好的 FBCCA (图 4)。

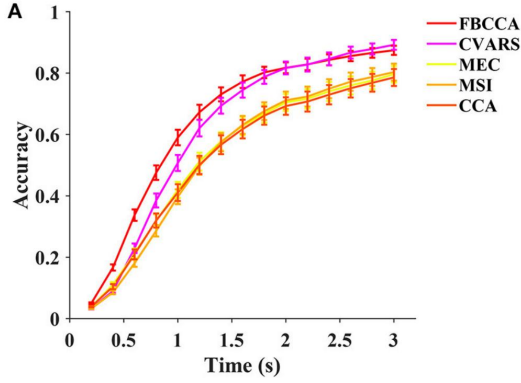


图 4 无训练算法比较[2]

### 3 FBCCA 实验

#### 3.1 CCA 原理

Lin *et al.* [3] 首先使用 CCA 来提高 SSVEP 的信噪比 (SNR)。CCA 可用于提取两个多通道时间序列之间的潜在相关性，其主要思想是获得两个信号的线性组合以最大化它们的相关性。令  $X \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$  表示具有  $N_c$  个通道和  $N_s$  个样本的 EEG 信号。 $Y_f$  是频率  $f$  和相位  $\phi_f$  的正余弦参考信号，表示如下：

$$Y_f = \begin{bmatrix} \sin(2\pi ft + \phi_f) \\ \cos(2\pi ft + \phi_f) \\ \vdots \\ \sin(2\pi nft + \phi_f) \\ \sin(2\pi nft + \phi_f) \end{bmatrix}, \quad t = \frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{N_s}{f_s}$$

$f_s$  表示采样频率， $n$  是谐波个数

权重向量可由最优化求解下式得到：

$$W_X, W_Y = \arg \max_{W_X, W_Y} \frac{E[W_X^T X X^T W_Y]}{\sqrt{E[W_X^T X X^T W_X] E[W_Y^T Y_f Y_f^T W_Y]}}$$

然后，利用 Pearson 相关性  $X$  和  $Y_f$  之间的 CCA 相关性。如果用  $K$  表示标签的种类数量（课程设计中  $K=20$ ），则 EEG 信号对应的刺激频率可由最优化求解下式得到：

$$f^* = \arg \max_{f \in \{f_i\}_{i=1}^K} \rho(X^T W_X, Y_f^T W_Y)$$

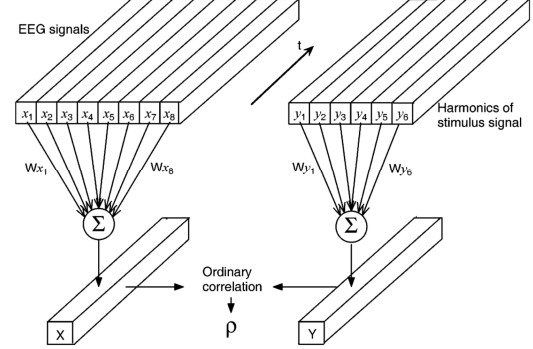


图 5 CCA 原理图[3]

#### 3.2 FBCCA 原理

FBCCA，图 6 展示了 FBCCA 算法的流程图，该方法包括三个主要过程：(1)滤波器组滤波；(2)SSVEP 子带分量与正弦参考信号之间的 CCA；(3)频率识别。首先，滤波器组滤波使用具有不同通带的多个滤波器执行子带分解。本次作业中，我采用了 Python 中 scipy 提供的巴特沃斯滤波器 (scipy.signal.butter)。滤波器组滤波后，将标准 CCA 过程分别应用于每个子带分量，从而得到子带分量与对应于所有刺激频率的参考信号之间的相关值 ( $Y_{f_k}$ ,  $k=1, 2, \dots, 20$ )。对第  $k$  个参考矩阵而言，将会得到一个由  $N$  个相关系数组成的相关向量  $\rho_k$ ，其表示如下：

$$\rho_k = \begin{bmatrix} \rho_k^1 \\ \rho_k^2 \\ \vdots \\ \rho_k^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho(X_{SB_1}^T W_X(X_{SB_1} Y_{f_k}), Y_{f_k}^T W_Y(W_{SB_1} Y_{f_k})) \\ \rho(X_{SB_2}^T W_X(X_{SB_2} Y_{f_k}), Y_{f_k}^T W_Y(W_{SB_2} Y_{f_k})) \\ \vdots \\ \rho(X_{SB_N}^T W_X(X_{SB_N} Y_{f_k}), Y_{f_k}^T W_Y(W_{SB_N} Y_{f_k})) \end{bmatrix}$$

其中  $\rho(x, y)$  表示  $x$  和  $y$  之间的相关系数。之后， $\rho_k$  中各项的加权平方和将作为频率识别的特征：

$$\tilde{\rho} = \sum_{n=1}^N w(n) \cdot (\rho_k^n)^2$$

其中  $n$  是子带的下标。

权重计算为:

$$w(n) = n^{-a} + b, n \in [1 N]$$

$$a = 1.25, b = 0.25$$

其中 a、b 由栅格搜索法最优化得到。

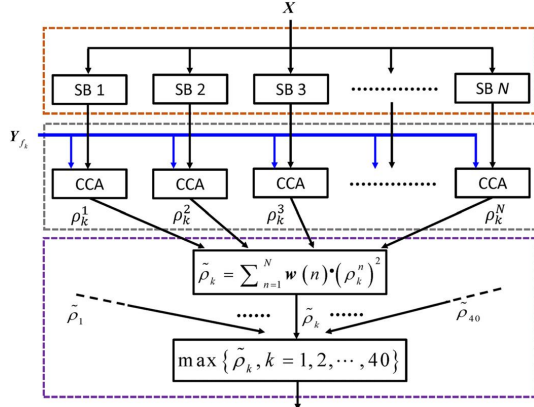


图 6 FBCCA 流程图[4]

### 3.3 滤波器设置

课设中采用的滤波器组频带范围设置为第 \$n\$ 个子带为: \$[n \times 8\text{Hz} \quad 88\text{Hz}]\$, 如图 7 所示:

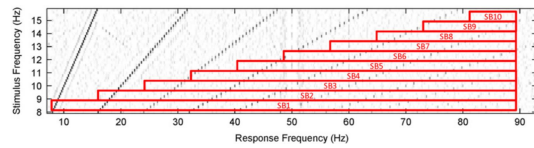


图 7 滤波器组

其中。每一个子带两端都有 2Hz 的裕度，由于滤波器不是理想滤波器，保留裕度对准确率有很大影响，图 8 展示了有无裕度情况下标准 CCA 算法在 BETA 数据集上前十个被试的准确率:

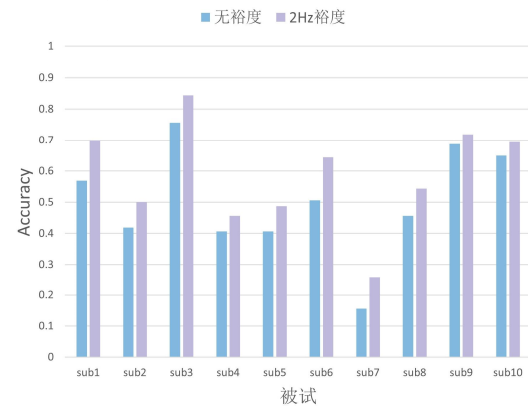


图 8 BETA 数据集前十个被试 CCA 准确率

可见保留裕度能让所有被试的准确率都大

幅提升。而是否剔除 BETA 数据集中刺激结束后的 0.5s 休息时间则对结果影响不大:

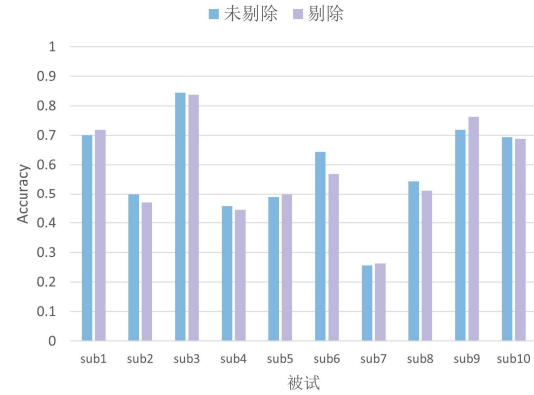


图 9 BETA 数据集剔除休息时间 CCA 准确率

### 3.4 其他参数设置

谐波数量 \$N\_h = 6\$，滤波器数量 \$N = 7\$

### 3.5 实验算法

如果不对课设数据进行 50Hz 陷波滤波，则得到的所有标签都为 12.5Hz，因为 50Hz 的噪声恰好为 12.5Hz 的谐波。但陷波滤波之后，12.5Hz 仍然出现了 16 次，若标签随机出现，则所有标签均应出现 11 次左右，从统计上来看，16 次为异常值 (如图 10 所示)，50Hz 影响并未完全消除。

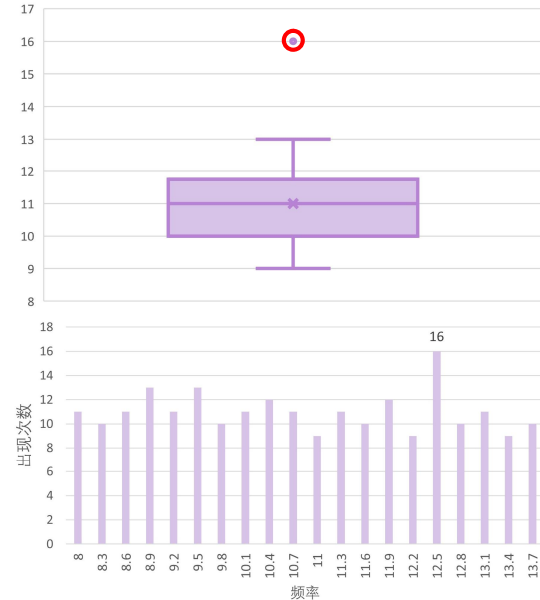


图 10 50Hz 陷波滤波后 FBCCA 统计结果

于是采取了 Double - FBCCA 方法，在标准

FBCCA 的基础上, 对所有识别为 12.5Hz 的频率再进行一次 FBCCA 检测, 两次 FBCCA 分别用  $FBCCA^1$  和  $FBCCA^2$  表示。其中,  $FBCCA^2$  只有三个滤波器 ( $N=3$ ), 其中第  $n$  个频带为  $[n \times 8\text{Hz}, 41\text{Hz}]$ , 这样只利用了 12.5Hz 信号在 50Hz 以下的三个谐波: 12.5Hz, 25Hz, 37.5Hz。为了验证  $FBCCA^2$  的有效性, 我在 BETA 数据集上进行了测试, 结果显示其准确率略逊于  $FBCCA^1$  但远高于标准 CCA:

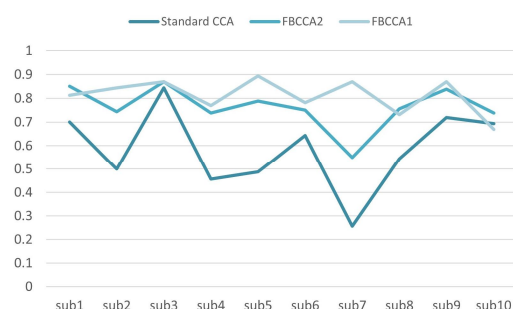


图 11 FBCCA<sup>2</sup> 准确率比较

经过 Double-FBCCA 之后, 12.5Hz 只出现了 10 次, 成功消除了异常值:

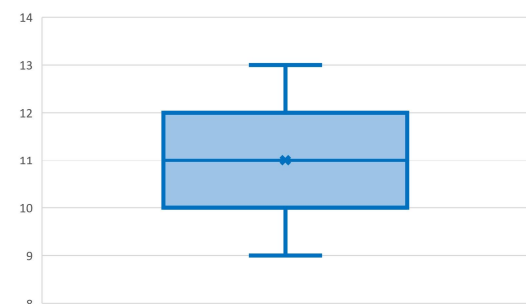


图 11 Double-FBCCA 结果统计

### 3.6 实验结果

与已公布的被试 1 的两个 block 相比, 正确率为 86.4%。

## 4 结论

算法效果主要受到信号质量的影响, 尤其是 50Hz 工频噪声。

## Reference

- 1 Rui Bian, D.W.: 'Overview of the winning approaches in BCI Controlled Robot Contest in World Robot Contest 2021: Calibration-free SSVEP', Brain Science Advances, 2022, 8(2), pp. 11
- 2 Liu, B., Huang, X., Wang, Y., Chen, X., and Gao, X.: 'BETA: A Large Benchmark Database Toward SSVEP-BCI Application', 2020, 14
- 3 Z. Lin, C.Z., W. Wu and X. Gao: 'Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs', IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53, (12), pp. 4
- 4 Chen, X., Wang, Y., Gao, S., Jung, T.-P., and Gao, X.: 'Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface', Journal of Neural Engineering, 2015, 12, (4), pp. 046008