

马洪远, 张学军. 基于滤波器组典型相关分析的 SSVEP 信号分类方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 29–36. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240704

基于滤波器组典型相关分析的 SSVEP 信号分类方法

马洪远¹, 张学军^{1,2}

(1 南京邮电大学 电子与光学工程学院, 柔性电子(未来技术)学院, 南京 210023;

2 南京邮电大学 射频集成与微组装技术国家地方联合工程实验室, 南京 210023)

摘要: 基于稳态视觉诱发电位(SSVEP)的脑机接口系统存在鲁棒性不足和短时分类准确率较低的问题, 本文提出了一种基于滤波器组典型相关分析的 SSVEP 信号分类方法(FBCCA-SVM)。通过结合性能较为优秀的滤波器组典型相关分析(FBCCA)和鲁棒性强的支持向量机(SVM)的优点, 使用 SVM 分类器替代 FBCCA 中的 MAX 分类器对 FBCCA 提取到的特征分类, 在较短时间的刺激下在多目标分类中达到了较高的准确率和信息传输速率(ITR)。通过对 8 名受试者的实验结果表明, 2 s 的刺激时间下平均准确率为 93.91%, 信息传输速率为 78.63 bit/min, 与典型相关分析方法相比, 平均准确率和信息传输速率分别提高了 14.32% 和 25 bit/min; 与滤波器组典型相关分析方法相比, 分别提高了 6.36% 和 9.66 bit/min; 相比于主流识别算法, 该方法性能得到明显提高, 同时增强了目标分类的鲁棒性, 为后续脑机接口系统的实际应用提供了实验基础。

关键词: 稳态视觉诱发电位; 脑机接口; 滤波器组典型相关分析; 支持向量机; 目标分类

中图分类号: TP274; R318

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0029-08

Classification method of SSVEP signals based on filter bank canonical correlation analysis

MA Hongyuan¹, ZHANG Xuejun^{1,2}

(1 College of Electronic and Optical Engineering, College of Flexible Electronics (Future Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China; 2 Nation and Local Joint Engineering Laboratory of Radio Frequency Integration and Micro-Assembly Technologies, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: Brain-computer interface systems based on steady-state visual evoked potential (SSVEP) have problems of poor robustness and low short-term classification accuracy. In this paper, a classification method based on FBCCA-SVM is proposed. By combining the advantages of the filter bank canonical correlation analysis (FBCCA) and the robust support vector machine (SVM), the SVM classifier is used to replace the MAX classifier in the FBCCA algorithm to classify the features extracted by FBCCA, and the accuracy and information transmission rate (ITR) are higher in the multi-objective classification under the stimulation of a short time. The results of eight subjects show that the average accuracy is 93.91% and ITR is 78.63 bit/min for 2 seconds. Compared with CCA, the average accuracy and ITR are increased by 14.32% and 25 bit/min, respectively. Compared with FBCCA, the increase is 6.36% and 9.66 bit/min, respectively. In comparison with the mainstream recognition algorithm, the performance of this method is significantly improved, and the robustness of target classification is enhanced, which provides an experimental basis for the subsequent practical application of brain-computer interface system.

Key words: steady-state visual evoked potential; brain-computer interface; filter bank canonical correlation analysis; support vector machine; target classification

0 引言

脑机接口技术(Brain Computer Interface, BCI)

是一种软件和硬件高度集成的通信系统,能在大脑与外部世界间建立通道,使人可以通过脑电信号与周围环境沟通与交互^[1]。通过使用虚拟键盘、脑控

基金项目: 国家自然科学基金(61977039)。

作者简介: 马洪远(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:智能信号处理。

通讯作者: 张学军(1969-),男,博士,教授,主要研究方向:深度学习,智能信号处理,无线射频识别关键技术研究等。Email: zhxj@njupt.edu.cn

收稿日期: 2023-04-25

轮椅、脑控机械臂等工具提供给残障患者新的与外界交流的方式,减少日常生活的困难^[2-3]。脑机接口技术还应用于娱乐、物联网、军事等领域。当一个人看到特定频率的视觉刺激时,大脑皮层会产生与刺激频率相关的连续电位反应,称为稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP)^[4]。由于基于SSVEP的BCI系统具有较高的信息传输速率(Information Transfer Rate, ITR)以及信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR),同时训练比较简单,因此SSVEP-BCI被广泛应用^[5]。

基于SSVEP的脑机接口性能主要取决于刺激表达、多目标编码、目标识别算法等3个因素,其中最为关键的是目标识别算法^[6]。目前,针对SSVEP信号提出了一系列特征提取和分类的方法,传统的特征提取方法有快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)、功率谱密度分析(Power Spectral Density Analysis, PSDA)和典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)等。FFT和PSDA被广泛应用于单通道脑电信号检测中,例如,黄漫玲等^[7]运用叠加平均和快速傅里叶变换相结合的方法提取应用于脑机接口系统的稳态视觉诱发电位信号;Castillo等^[8]提出Ratio-PSDA方法,利用邻近频率的功率谱估计刺激频率的差值与其邻近频率之间的关系,并寻找相关度最小的邻近频率,从而识别刺激频率;Lin等^[9]首次将典型相关分析s算法用于SSVEP信号分类,标准CCA算法需要使用正弦和余弦模板构造一个参考信号来检测原始EEG信号中对应的分量,并寻找EEG信号和参考信号之间最大的相关系数来识别刺激频率。这种算法已被证明比FFT和PSDA更加有效,同时其扩展性和方便性让CCA成为了更加主流的SSVEP分类算法。但CCA算法仍存在鲁棒性不足和短时分类准确率不高的问题,众多学者在CCA的基础上进行了改进。Zhang等^[10]提出了一种多路CCA算法(Multiway Canonical Correlation Analysis, MCCA),使用多个CCA,从不同的数据阵列中寻找最合适的参考信号用于SSVEP识别;Chen等^[11]提出滤波器组典型相关分析算法(Filter Bank Canonical Correlation Analysis, FBCCA),将基波和谐波频率成分结合起来,显著地提高了SSVEP的检测准确性;之后,Chen等^[12]实现了基于FBCCA的七自由度机械臂控制,平均正确率较高;Nakanishi等^[13]在FBCCA的滤波器组基础上进一步改进,将任务相关成分分析(Task-Related Component Analysis, TRCA)用于SSVEP信号检测,

短时分类准确率和信息传输速率均得到了提高;Wang等^[14]将多元变分模态分解(Multivariate Variational Mode Decomposition, MVMD)与CCA结合并应用于机械臂操控上,在线实验取得了良好结果。由于基于CCA的算法多数为无监督算法,外界干扰、脑电伪迹及个体差异性都会对检测结果造成较大影响,因此机器学习和深度学习的方法被逐步引入,来提高对SSVEP信号特征的分类能力。

杜光景等^[15]提出了一种基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的单个SSVEP信号识别方法,在短时刺激下识别准确率明显提高;Wu等^[16]提出了一种基于CNN的比较网络,运用于检测行走状态下的SSVEP信号。尽管CNN与CCA、FBCCA等传统算法相比在短时刺激的分类上具有更大优势,但类似的深度学习算法需要庞大的数据集和较长的训练时间,模型复杂度高,因此应用在实时的脑控设备上难度较大。支持向量机(SVM)是一种常见的机器学习算法,具有很好的鲁棒性以及从高维数组中学习的能力。Chatzilari等^[17]将支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、典型相关分析(CCA)及每个受试的个体模板(Individual Templates, ITs)结合,提出了IT-CCA-SVM算法,极大地提高了现实环境中的SSVEP信号分类准确率。

鉴于支持向量机(SVM)的鲁棒性和滤波器组典型相关分析(FBCCA)算法的优越性,本文提出一种基于滤波器组典型相关分析的SSVEP信号分类方法(FBCCA-SVM),改善了传统算法短时分类准确率较低以及鲁棒性不足的问题。该方法通过FBCCA提取SSVEP信号的多通道特征,使用SVM替代FBCCA中的MAX分类器,充分利用FBCCA得到的权重系数,增强对特征分类的鲁棒性和泛化能力,达到提高短时信号分类性能的目的。

1 相关方法

1.1 典型相关分析(CCA)

CCA算法可用于测量两个多维变量之间的潜在关系,广泛应用于SSVEP信号的检测^[18]。设有两个多维变量 X 和 Y ,其线性组合分别是 $x = X^T W_X$ 和 $y = Y^T W_Y$,CCA算法如式(1)所示,可找到使 x 和 y 之间相关性最大的权重向量 W_X 和 W_Y 。

$$\max_{W_X, W_Y} \rho(x, y) = \frac{E[W_X^T X Y^T W_Y]}{\sqrt{E[W_X^T X Y^T W_Y] E[W_Y^T Y Y^T W_Y]}} \quad (1)$$

其中, ρ 在 \mathbf{W}_X 和 \mathbf{W}_Y 上的最大值代表最大典型相关; X 为多通道 SSVEP 信号; Y 为参考信号, 是使用不同整数倍频率的正余弦函数构造的模板信号集即 Y_f , 如式(2)所示:

$$Y_f = \begin{pmatrix} \hat{e} \sin(2\pi ft) \\ \hat{e} \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \hat{e} \sin(2\pi N_h ft) \\ \hat{e} \cos(2\pi N_h ft) \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中, f 为 SSVEP 的刺激频率, N_h 为谐波数。

使用 CCA 算法计算每个刺激频率对应的脑电信号与参考信号之间的相关系数, 相关系数最大的参考信号频率即对应着待测 SSVEP 信号的刺激频率。

1.2 滤波器组典型相关分析(FBCCA)

FBCCA 是基于 CCA 改进的无监督非训练算法^[19]。首先, 滤波器组分析使用具有不同通带的多个滤波器进行子带分解; 其次, 分别对每个子带分量使用 CCA 算法计算出子带分量与所有预定义的参考信号之间的相关系数。对于第 k 个参考信号, 相关向量 ρ_k 可表示为由 N 个相关系数构成, 定义为式(3):

$$\rho_k = \begin{pmatrix} \hat{\rho}_k^1 \\ \hat{\rho}_k^2 \\ \vdots \\ \hat{\rho}_k^N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{e} \rho(X_{(SB_1)}^T \mathbf{W}_X(X_{(SB_1)} Y_{(f_k)}), Y^T \mathbf{W}_Y(X_{(SB_1)} Y_{(f_k)})) \\ \hat{e} \rho(X_{(SB_2)}^T \mathbf{W}_X(X_{(SB_2)} Y_{(f_k)}), Y^T \mathbf{W}_Y(X_{(SB_1)} Y_{(f_k)})) \\ \vdots \\ \hat{e} \rho(X_{(SB_n)}^T \mathbf{W}_X(X_{(SB_n)} Y_{(f_k)}), Y^T \mathbf{W}_Y(X_{(SB_n)} Y_{(f_k)})) \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, ρ_k 表示原始数据 X 和参考信号 Y 之间的相关系数, SB_N 代表第 N 个子带。

计算出各子带分量对应的相关系数的加权平方和, 构造为目标识别特征, 表示为式(4):

$$\tilde{\rho}_k = \sum_{n=1}^N w(n) \cdot (\rho_k^n)^2 \quad (4)$$

其中, n 为子带的序列号, $w(n)$ 是子带分量的权重, 计算公式(5):

$$w(n) = n^{-a} + b, n \in [1, N] \quad (5)$$

其中, a 和 b 是使分类最大化的参数, 这里使用网格搜索法在离线分析中确定最优参数, a 和 b 分别为 1.25 和 0.25^[20]。

最后, 将 $\tilde{\rho}_k$ 值最大的参考信号对应的频率视为目标频率, 如式(6)所示:

$$f_{\text{target}} = \max(\tilde{\rho}_k), k = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

与标准 CCA 相比, FBCCA 算法中的滤波器组

分析将 SSVEP 信号分解为多个子带分量, 随后提取 SSVEP 谐波分量中的判别信息。由于 FBCCA 算法为目标分类提供了更丰富、更具鲁棒性的谐波信息, 所获得的最终判别系数 $\tilde{\rho}_k$ 也更准确, 比 CCA 算法在性能上更具优势。

1.3 任务相关成分分析(TRCA)

TRCA 是通过最大化每个任务(Task)中神经影像数据的复现性(Reproducibility)来有效提取任务相关成分的方法^[21]。首先, 将多通道信号 $x_j(t)$ 表示为由任务相关信号 $s(t) \in \mathbf{R}$ 和任务无关信号 $v(t) \in \mathbf{R}$ 组成^[22], 表达式(7):

$$x_j(t) = a_{1,j}s(t) + a_{2,j}v(t), j = 1, 2, \dots, N_c \quad (7)$$

其次, 对多通道脑电信号加权求和, 得到一维线性模型, 式(8):

$$y(t) = \sum_{j=1}^{N_c} w_j x_j(t) \quad (8)$$

接下来需要使任务相关成分 $y(t) = s(t)$, 满足这个条件下的 $y(t)$ 具有在多个试验(trial)间的高度相关性。之后 TRCA 算法采取协方差最大化(CovMax)来获得权重向量, 协方差的所有可能组合如式(9)所示:

$$\sum_{\substack{h_1, h_2=1 \\ h_1 \neq h_2}}^{N_t} \text{Cov}(y^{(h_1)}, y^{(h_2)}) = \sum_{\substack{h_1, h_2=1 \\ h_1 \neq h_2}}^{N_t} \sum_{j_1, j_2=1}^{N_c} w_{j_1} w_{j_2} \text{Cov}(x_{j_1}^{(h_1)}(t), x_{j_2}^{(h_2)}(t)) = \mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w} \quad (9)$$

为获得有限解, $y(t)$ 方差的约束条件表示为式(10):

$$\text{Var}(y(t)) = \mathbf{w}^T \mathbf{Q} \mathbf{w} = 1 \quad (10)$$

此时约束优化问题转为特征值问题, 式(11):

$$\hat{\mathbf{w}} = \underset{\mathbf{w}}{\text{argmax}} \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{Q} \mathbf{w}} \quad (11)$$

最佳系数向量 $\hat{\mathbf{w}}$ 可通过求解矩阵 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{S}$ 的特征向量获得。

在基于 SSVEP 的脑机接口中, TRCA 算法使用上述方法可设计空间滤波器去除 EEG 信号的背景噪声^[23]。

1.4 分类器

支持向量机是当前最流行的机器学习分类算法之一, 其目的是通过最大限度地扩大两个类之间的间隔来找到分离两个类的最佳超平面。用数学语言可描述为确定 w 和 b , 使得间隔最大, w 和 b 是在训练阶段学习到的参数, 从而简化为一个优化问题, 其

目标函数如式(12):

$$\operatorname{argmax}_{w,b} \left\{ \min(y(w^T \mathbf{x} + b) \cdot \frac{1}{\|w\|}) \right\} \quad (12)$$

SVM 基本模型为式(13)^[24]:

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{i=1}^L a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right] \quad (13)$$

其中,sgn 表示符号函数; a_i^* 和 b^* 是用于确定最佳分类平面的参数; \mathbf{x}_i 是第 i 个特征向量; y_i 是 \mathbf{x}_i 的对应类标记。

当遇到非线性分类问题,简单二分类模型无法解决,于是使用核函数 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 替代式(13)中的内积,分类器转化为非线性支持向量机,既使得数据变成了高维空间中线性可分的数据,又不需要求解具体的映射函数,核函数的引入使得分类难度明显下降。

另一种常见的机器学习算法是 K 近邻算法(K Nearest Neighbors, KNN),在分类和回归问题上都有良好的表现。算法的核心思想分为 3 步,首先计算出要分类的点到其余点的距离;其次,按距离升序排列,并选出距离样本点最近的 K 个点;最后,加权平均获得最终结果^[25]。

通常采用欧几里得距离确定研究中数据点的距离,如式(14)所示:

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_l) = \sqrt{\sum_i (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_l)^2} \quad (14)$$

其中, \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_l 为训练或测试数据。

由式(14)进一步可得式(15):

$$d_{i,j} = \sum_{j=1}^n |(x_{ij} - x_{lj})| \quad (15)$$

其中, j 是数据特征的总数。

最后计算出近邻的数量 K , 给出分类并确定最高的准确度。

2 基于 FBCCA 的 SVM 分类方法 (FBCCA-SVM)

本文提出的 FBCCA-SVM 融合算法结合了 FBCCA 和 SVM 的优点,进一步提高了 SSVEP 信号检测的性能,其算法结构如图 1 所示。简要步骤如下:

步骤 1 将预处理后的原始脑电信号用滤波器组处理,分割为 N 个子带分量;

步骤 2 使用 CCA 算法对每个子带分量处理,估计子带分量与所有刺激频率对应的参考信号之间的相关系数;

步骤 3 计算所有子带分量对应的相关系数的加权平方和 $\tilde{\rho}_k$, 构造 $\tilde{\rho}_k$ 为 SSVEP 信号的特征并

提取;

步骤 4 使用 FBCCA 算法提取特征后,收集各组特征输入到 SVM 分类器(RBF 核)中进行分类。

FBCCA 算法在刺激时间短的情况下,由于其 MAX 分类器选择了 $\tilde{\rho}_k$ 最大的参考信号对应的频率作为识别出的目标频率,有时会产生错误分类效果,无法满足实际识别需求。本文提出的方法采取更具鲁棒性的 SVM 分类器替代 MAX 分类器,可以有效提高分类准确率,同时提高信息传输速率。

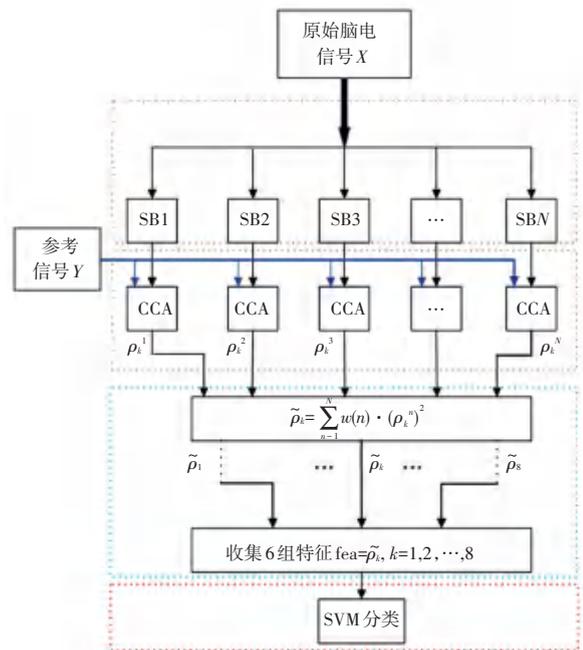


图 1 用于多刺激目标分类的 FBCCA-SVM 算法结构图

Fig. 1 Structure chart of FBCCA-SVM algorithm for multiple stimulus target classification

3 实验设计

3.1 实验范式设计

本文设计了一种使用黑白块交替闪烁的刺激范式,如图 2 所示。图 2 为倒计时准备界面和刺激方块界面,刺激界面一共会呈现 8 种不同频率的刺激目标,分别为 7、7.5、8、9、10、11、12、13 Hz 的均匀闪烁黑白方块。该刺激界面采用 E-Prime 2.0 软件制作,实验采用的 LED 显示器分辨率为 2 240×1 400 像素。

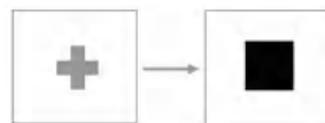


图 2 刺激界面示意图

Fig. 2 Stimulus interface diagram

3.2 实验过程

本实验共有 8 名受试者参与, 受试者视力正常或矫正视力正常, 身体健康, 年龄在 23~25 岁, 实验在安静、光线均匀的房间中进行, 受试者注视刺激位置始终与显示器保持 70 cm 距离。实验中要求受试者按照倒计时提示依次注视显示器上出现的 8 个闪烁刺激方块, 一组实验包括 8 次闪烁刺激, 每次持续 5 s, 准备时间 3 s, 每次注视结束后显示屏白屏休息 4 s, 共 6 组实验, 刺激时序如图 3 所示。

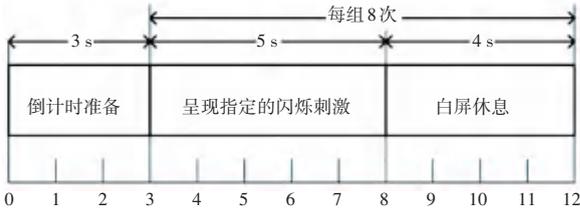


图 3 刺激时序图

Fig. 3 Stimulus sequence diagram

实验采用 64 导联的 EEG 采集设备 Neuroscan 以 500 Hz 的采样率采集原始 EEG 数据, 采集软件为 Curry7。电极按照国际标准 10/20 系统法选择位于顶叶和枕叶区域的 9 个位置来收集 SSVEP 信号, 分别为 Pz、PO5、PO3、POz、PO4、PO6、O1、Oz 和 O2, 同时采集了 M1、M2 乳突电极和 HEOL、HEOR 电极处的肌电及眼电信号。接地电极放置在前额的 Fpz 和 Fz 之间, 参考电极放在头部顶点处, 所有电极的阻抗在采集过程中均保持在 10 kΩ 以下, 导联位置如图 4 所示。

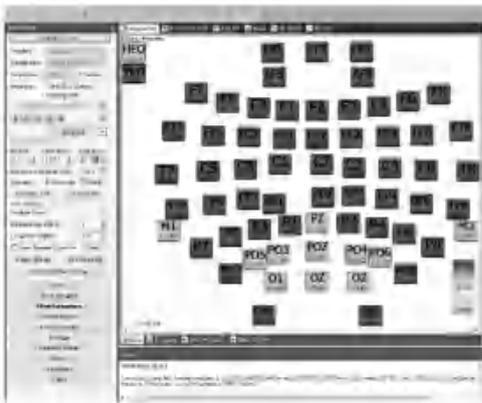


图 4 Curry7 脑电采集导联位置

Fig. 4 Curry7 EEG collection lead location

3.3 数据处理

本实验预处理部分使用 MATLAB 的 EEGLAB 工具箱完成。利用带通滤波器对 EEG 原始数据进行处理, 截止频率分别为 4.8 Hz 和 90 Hz, 阻带上下截止频率分别为 4 Hz 和 100 Hz, 并且通过 50 Hz 的

陷波滤波器去除工频干扰, 使用 ICA 去除原始数据中的眼电和肌电等伪迹。由于存在视觉延迟, 故实验中截取刺激闪烁开始后 0.2~4.2 s 的数据片段。某受试者注视 7 Hz 刺激的 Oz 通道的频谱图如图 5 所示, 可以观察到 SSVEP 信号在 7 Hz 和 14 Hz 处出现明显波峰。

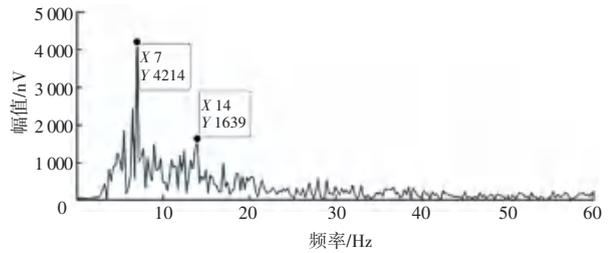


图 5 7 Hz 刺激诱发的 Oz 通道 SSVEP 频谱图

Fig. 5 SSVEP spectrum diagram of Oz channel induced by 7 Hz stimulation

3.4 性能评估

本文使用分类准确率及信息传输速率 (Information Translate Rate, *ITR*) 两个指标来评估 SSVEP 脑机接口系统的性能。*ITR* 的定义如式 (16):

$$ITR = \frac{60}{T} \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \frac{P}{1 - P} \quad (16)$$

其中, $N = 8$ 为要分类的刺激目标数; P 为分类准确率; T 为系统单次刺激目标选择的时间。

4 实验结果与分析

4.1 分类器选择

在有监督训练算法中, 分类器和特征的选择是影响分类准确率的关键因素。本文使用了 SVM 的 3 种核函数以及 KNN 共 4 种分类器, 比较了 4 种不同分类器对 FBCCA 算法提取的特征即判别系数 $\tilde{\rho}_k$ 的分类性能。由于不同受试者的个体差异, 所以需要不同的 SVM 模型训练每一个受试者, 得到每个受试者的最佳参数。采用五折交叉验证法确定 RBF 核 SVM 的最佳参数 c, g , 采用网格搜索法获取线性核 SVM 和多项式核 SVM 的最佳参数。所有模型的训练时间设定为 1~2 s, 低于理想刺激时长 2 s, 有利于实际应用。为了降低分类准确率的偶然性, 在训练集和测试集的划分上, 选择每一个受试者 6 组实验中任意的 4 组作为训练集, 剩余 2 组为测试集, 重复 10 次并计算 10 次分组的平均分类准确率作为最终准确率。本次分类器比较的参数设置为时间窗长度 2 s, 谐波数 $N_h = 4$, 分类准确率及 *ITR* 见表 1。

表1 分类器对准确率和 ITR 的影响

Table 1 Effect of classifier on accuracy and ITR

特征提取	分类器	分类准确率/%	ITR/ (bit/min)
CCA	KNN	63.44	29.75
CCA	线性核 SVM	87.19	63.71
CCA	RBF 核 SVM	88.75	65.94
CCA	多项式核 SVM	79.22	51.02
FBCCA	KNN	65.31	32.85
FBCCA	线性核 SVM	90.63	69.58
FBCCA	RBF 核 SVM	93.91	78.63
FBCCA	多项式核 SVM	79.38	50.62

表1结果说明了分类器的选取对提高分类准确率及 ITR 起到关键作用,表明使用 KNN 分类器效果远低于 SVM 分类器,任何核函数的 SVM 模型分类效果均高于 KNN 分类器,且无论选择哪种算法,使用 FBCCA 特征提取的算法性能均优于基于 CCA 特征提取的算法,基于 FBCCA 的算法分类准确率平均比基于 CCA 的算法高 2.66%, ITR 高 5.31 bit/min。在 SVM 分类器中 RBF 核 SVM 模型分类准确率和 ITR 最高,分别为 93.91% 和 78.63 bit/min。因此,在 FBCCA-SVM 算法中最终选择了 RBF 核 SVM 模型作

为分类器,从而获得最佳的算法性能。

4.2 时间窗选择

本实验的时间窗长度分别选择了 0.5、1.0、2.0、3.0、4.0 s,确定 N_h 为 4,比较了 FBCCA-SVM 算法与其他 4 种算法的分类准确率和 ITR, 8 名受试者使用 5 种算法分类后的平均分类准确率和 ITR 如图 6 所示。各个时间窗长度下本文提出的算法性能均优于其他 4 种算法,尤其在 0.5~2.0 s 的短时刺激下,FBCCA-SVM 算法的性能明显更加优异,而在时间窗长度大于 2 s 时,由于频率特征变明显,除了 TRCA 算法,其他 4 种算法性能差异变小。当时间窗为 1 s 时,FBCCA-SVM 算法分类准确率和 ITR 分别为 85.94% 和 122.36 bit/min,比 CCA-SVM 算法分别高 7.19% 和 22.93 bit/min ($P < 0.05$),比 FBCCA 算法分别高 15.63% 和 38.52 bit/min ($P < 0.01$),比 CCA 算法分别高 26.56% 和 66.56 bit/min ($P < 0.001$),比 TRCA 算法分别高 33.96% 和 83 bit/min ($P < 0.001$)。短时刺激下 FBCCA-SVM 算法的分类准确率和 ITR 显著提高,有利于提高实际应用中脑机接口系统的性能。

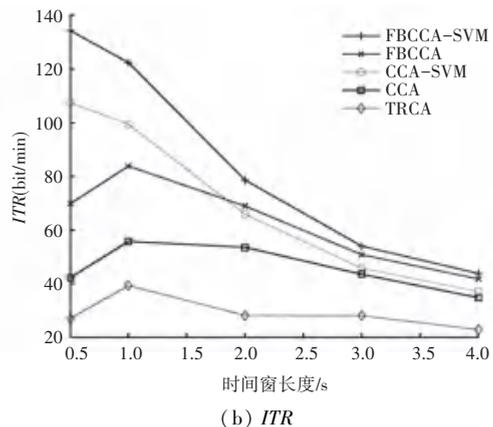
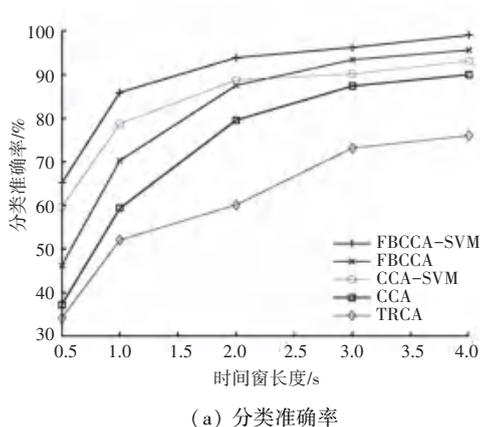


图6 分类准确率和 ITR 比较

Fig. 6 Classification accuracy and ITR comparison

由于脑机接口系统对目标刺激的时间窗长度要求越低越好(通常低于 2 s),从图 6 可知选定时间窗长度为 2 s 时,本文提出的算法综合性能最为优越。不同受试者采用 5 种算法在时间窗为 2 s 时的分类准确率和 ITR 见表 2,FBCCA-SVM 算法比 FBCCA、CCA+SVM、CCA 和 TRCA 在分类准确率上分别提高了 6.36%, 5.16%, 14.32%, 33.75%, 对比 CCA 和 TRCA 有极显著提高,单因素方差分析结果分别为

$P < 0.01$ 和 $P < 0.001$; ITR 对比 4 种算法分别提高 9.66, 12.69, 25.00, 50.35 bit/min, 对比 CCA+SVM, CCA, TRCA 分别为 $P < 0.05$, $P < 0.01$, $P < 0.001$ 。实验结果表明 FBCCA-SVM 算法相较于传统算法,有效提高了系统的分类准确率和 ITR。

4.3 谐波数选择

由于谐波数的选择对 CCA、FBCCA 等算法性能影响较大,所以本文在时间窗长度为 0.5~4.0 s 内比

较了不同谐波数 (N_h) 下 FBCCA-SVM 算法的分类准确率, 如图 7 所示。总体来看, 随着谐波数的增加, 分类准确率提高, 尤其是在较短的时间窗长度时 (0.5~2.0 s) FBCCA-SVM 算法受 N_h 影响非常大; 由

单因素方差分析可知, 0.5~2.0 s 内不同谐波数的组间存在极其显著差异 ($P < 0.001$), 故本文中 FBCCA-SVM 算法谐波数选择为 4。

表 2 8 名受试者在时间窗长度为 2 s 时的分类准确率及 ITR

Table 2 Classification accuracy and ITR of 8 subjects when the time window length is 2 s

被试者	分类准确率/%					ITR/ (bit/min)				
	FBCCA-SVM	FBCCA	CCA-SVM	CCA	TRCA	FBCCA-SVM	FBCCA	CCA-SVM	CCA	TRCA
S1 *	87.50	77.08	86.25	60.42	71.88	63.81	48.33	61.09	25.80	41.46
S2 *	95.00	95.00	92.50	82.50	69.79	77.70	79.27	73.90	55.75	38.80
S3 *	83.75	83.33	80.00	72.92	53.13	58.04	57.60	51.50	44.74	20.92
S4	95.00	95.00	88.75	87.50	57.29	77.70	80.92	63.17	65.93	25.26
S5	96.25	83.33	87.50	72.92	56.25	81.56	58.36	64.60	40.89	23.84
S6 *	97.50	93.75	91.25	91.67	54.17	83.85	76.59	71.15	73.49	21.97
S7 *	96.25	79.17	90.00	79.17	59.38	81.56	74.10	67.51	53.41	27.24
S8	100.00	93.75	93.75	89.58	59.38	90.00	76.58	74.62	69.02	26.75
Mean	93.91	87.55	88.75	79.59	60.16	78.63	68.97	65.94	53.63	28.28
±STD	±5.09	±7.10	±4.05	±9.83	±6.52	±9.95	±11.51	±7.16	±15.01	±7.17

* : 初次参加 BCI 实验的受试者; Mean: 平均值; STD: 标准偏差。

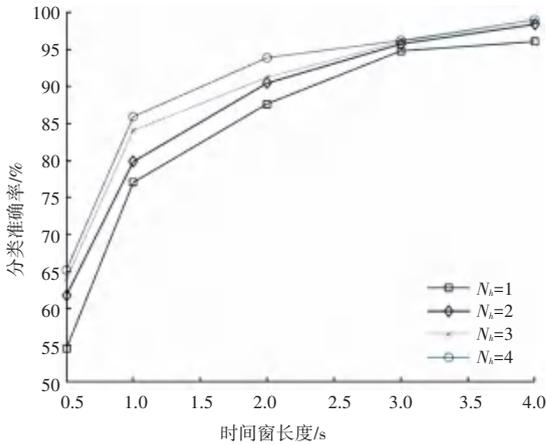


图 7 使用不同谐波数的 FBCCA-SVM 算法分类准确率比较

Fig. 7 Comparison of classification accuracy of FBCCA-SVM algorithm with different harmonic numbers

时间窗长度为 2 s 时, 将 CCA、FBCCA 和 FBCCA-SVM 算法的不同谐波数分类准确率对比如图 8 所示。当 N_h 为 4 时, 3 种算法的分类准确率均最高, 其中 FBCCA 算法受谐波数影响最明显, 而 FBCCA-SVM 算法受谐波数影响相对较小, 同时 FBCCA-SVM 算法在谐波数为 1, 2, 3, 4 时分类准确率均高于其他两种传统算法, 这也证明了该算法的鲁棒性。

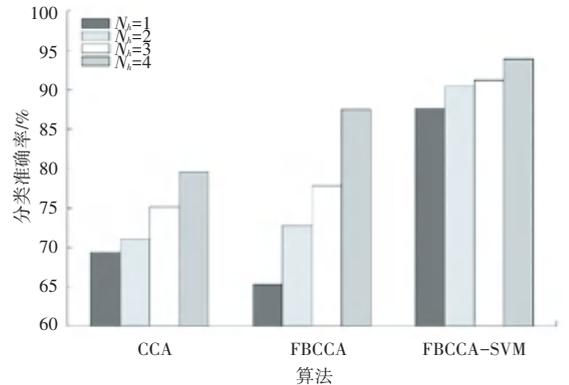


图 8 时间窗长度为 2 s 不同谐波数的各算法分类准确率对比

Fig. 8 Comparison of classification accuracy of different algorithms with time window length of 2 s and different harmonic numbers

5 结束语

本文提出了一种结合 FBCCA 算法和 SVM 分类器优越性的多目标分类方法, 有效改善了 SSVEP 脑机接口系统存在的短时分类准确率不高和鲁棒性不足的问题。该方法使用 FBCCA 算法进行特征提取, 与 CCA 算法相比, FBCCA 从谐波分量中获得的特征系数更优, 使用 SVM 分类器替代原算法的分类器增强了鲁棒性, 提高了分类性能。实验结果表明, 分类器采用 RBF 核 SVM 模型, 谐波数 (N_h) 为 4 时, 在

1~2 s的短时刺激下算法的分类准确率和 *ITR* 高于传统算法 CCA 和 FBCCA,也高于训练算法 TRCA 和 CCA-SVM;在 2 s 的时间窗长度时此算法分类准确率为 93.91%, *ITR* 为 78.63 bit/min,实现了短时刺激下较高的分类性能和较好的鲁棒性,不同受试者在实验中均达到较好的分类效果,证明了基于 FBCCA-SVM 的分类方法在实际应用中的可行性。

由于 SSVEP 信号本身存在信噪比低和个体差异性强的问题,后续工作将在现有方法的基础上,对 FBCCA 特征提取部分做改进,除谐波信息外引入多元特征信息;同时对该方法进行在线目标分类实验,与脑控机械臂结合实现在线操作完成指令,提高该分类方法的实际应用性。

参考文献

- [1] CHAUDHARY U, BIRBAUMER N, RAMOS-MURGUIALDAY A. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation [J]. *Nature Reviews Neurology*, 2017, 13(3): 191.
- [2] 徐光华, 张锋, 王晶, 等. 面向智能轮椅脑机导航的高频组合编码稳态视觉诱发电位技术研究[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(6): 21-29.
- [3] CHEN X, HUANG X, WANG Y, et al. Combination of augmented reality based brain-computer interface and computer vision for high-level control of a robotic arm [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2020, 28(12): 3140-3147.
- [4] WANG M, LI R, ZHANG R, et al. A wearable SSVEP-based BCI system for quadcopter control using head-mounted device[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26789-26798.
- [5] JIAN H L, TANG K T. Improving classification accuracy of SSVEP based BCI using RBF SVM with signal quality evaluation [C]//Proceedings of 2014 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). Kuching, Malaysia: IEEE, 2014: 302-306.
- [6] NAKANISHI M, WANG Y J, WANG Y T, et al. A high-speed brain speller using steady-state visual evoked potentials [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2014, 24(6): 767-2179.
- [7] 黄漫玲, 吴平东, 殷罡, 等. 基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口实验研究[J]. *北京理工大学学报*, 2008(11): 957-961.
- [8] CASTILLO J, BASTOS T. Feature extraction techniques based on power spectrum for a SSVEP-BCI [C]//Proceedings of 2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). Istanbul: IEEE, 2014: 1051-1055.
- [9] LIN Z, ZHANG C, WU W, et al. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 53: 2610-2614.
- [10] ZHANG Y, ZHOU G, ZHAO Q, et al. Multiway canonical correlation analysis for frequency components recognition in SSVEP-based BCIs [C]//Proceedings of 18th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP). Shanghai: IEEE, 2011: 287-295.
- [11] CHEN X, WANG Y, GAO S, et al. Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, 12(4): 046008.
- [12] CHEN X, ZHAO B, WANG Y, et al. Control of a 7-DOF robotic arm system with an SSVEP-based BCI [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2018, 28(8): 1850018.
- [13] NAKANISHI M, WANG Y, CHEN X, et al. Enhancing detection of SSVEPs for a high-speed brain speller using task-related component analysis [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(1): 104-112.
- [14] WANG K, ZHAI D H, XIONG Y, et al. An MVMD-CCA recognition algorithm in SSVEP-based BCI and its application in robot control [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(5): 2159-2167.
- [15] 杜光景, 谢俊, 张玉彬, 等. 用于稳态视觉诱发电位脑机接口目标识别的深度学习算法[J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(11): 42-48.
- [16] WU C, QIU S, XING J, et al. A CNN-based compare network for classification of SSVEPs in human walking [C]//Proceedings of 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) in Conjunction with the 43rd Annual Conference of the Canadian Medical and Biological Engineering Society. Montreal: IEEE, 2020: 2986-2990.
- [17] CHATZILARI E, LIARIOS G, GEORGIADIS K, et al. Combining the benefits of CCA and SVMs for SSVEP-based BCIs in Real-world conditions [C]//Proceedings of International Workshop on Multimedia for Personal Health & Health Care. New York: IEEE, 2017: 3-10.
- [18] BIN G, GAO X, YAN Z, et al. An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2009, 6(4): 046002.
- [19] GE S, JIANG Y, WANG P, et al. Training-free steady-state visual evoked potential brain-computer interface based on filter bank canonical correlation analysis and spatiotemporal beamforming decoding [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(9): 1714-1723.
- [20] 陈玲玲, 陈鹏飞, 谢良, 等. 增强现实场景下基于稳态视觉诱发电位的机械臂控制系统[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(2): 496-506.
- [21] JUDITH A M, PRIYA S B. Multiset task related component analysis (M-TRCA) for SSVEP frequency recognition in BCI [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(5): 5117-5126.
- [22] ZHAO Y, ZHANG H, WANG Y, et al. An extended binary subband canonical correlation analysis detection algorithm oriented to the radial contraction-expansion motion steady-state visual evoked paradigm [J]. *Brain Science Advances*, 2022, 8(1): 19-37.
- [23] 汪敏. 基于 SSVEP-BCI 的机械手臂控制系统设计 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [24] MA P, DONG C, LIN R, et al. A classification algorithm of an SSVEP brain-computer interface based on CCA fusion wavelet coefficients [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2022, 371: 109502.
- [25] ARIS S, JAHIDIN A H, TAIB M N. Performance measure of the multi-class classification for the EEG calmness categorization study [C]//Proceedings of International Conference on Biosignal Analysis, Processing and Systems (ICBAPS). Kuala Lumpur: IEEE, 2015: 134-139.