

基于共空间模式与决策树支持向量机的运动想象脑电信号分类

张茜¹, 耿晓中², 岳梦哲², 汪林恩¹, 户唯新²



(1.吉林化工学院信息与控制工程学院, 吉林 吉林 132022;

2.长春工程学院计算机技术与工程学院, 吉林 长春 130012)

✉ 2037273240@qq.com; dq_gxz@ccit.edu.cn; 614491115@qq.com; 3172876826@qq.com; 1051090429@qq.com

摘要:针对脑电信号(Electroencephalogram, EEG)采集易受干扰导致 EEG 分类准确率低的问题,提出一种基于共空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)与决策树支持向量机法(Decision Tree Support Vector Machine, DTSVM)相融合的运动想象脑电信号处理方法。首先利用 CSP 算法对运动想象的 EEG 特征值进行特征提取,其次运用线性判别分析法(Linear Discriminant Analysis, LDA)、自适应增强分类法(Adaptive Boosting, Adaboost)和决策树支持向量机法分别对特征进行分类,最后通过实验对比发现,利用决策树支持向量机进行分类的分类效果最佳,分类准确率最高可达到 92.52%。

关键词:脑电信号;共空间模式;支持向量机;决策树法

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A

Classification of Motion Imagery EEG Signals Based on CSP and DTSVM

ZHANG Xi¹, GENG Xiaozhong², YUE Mengzhe², WANG Linen¹, HU Weixin²

(1.School of Information and Control Engineering, Jilin Institute of Chemical Technology, Jilin 132022, China;

2.School of Computer Technology and Engineering, Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China)

✉ 2037273240@qq.com; dq_gxz@ccit.edu.cn; 614491115@qq.com; 3172876826@qq.com; 1051090429@qq.com

Abstract: This paper proposes a motion imagination EEG (Electroencephalogram) signal processing method based on the fusion of CSP (Common Spatial Pattern) and DTSVM (Decision Tree Support Vector Machine), to address the problem of low classification accuracy caused by interference in EEG signal acquisition. Firstly, the CSP algorithm is used to extract the features of the EEG feature values of motion imagination. Then, the features are classified by methods of LDA (Linear Discriminant Analysis), Adaboost (Adaptive Boosting) and DTSVM. Finally, through experimental comparison, it is found that using DTSVM for classification has the best classification effect, with a maximum classification accuracy of 92.52%.

Key words: EEG signal; CSP; support vector machine; decision tree

0 引言(Introduction)

脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)是一种将大脑与外部驱动设备直接通信的创新技术^[1-2]。在 BCI 系统中,常见特征提取方法有独立分量分析、自回归模型、经验模态分解、功率谱密度及共空间模式^[3]。常用分类方法包括线性判别分析、Adaboost、神经网络及支持向量机^[3]。

目前,学者们提出了很多有用的识别方法改善脑机接口的

分类精度,例如马丽英等^[4]提出基于局部均值分解(LMD)、共空间模式(CSP)及随机森林的 EEG 分类方法,通过 LMD 算法将 EEG 分解成 N 个乘积函数(PF)分量,最佳频段的 PF 分量会被 CSP 进行特征选择,最后输入随机森林中进行分类,该方法侧重提取差异性明显的特征而忽视了其他有效特征。冯建奎^[5]提出一种基于共空间模式算法(Common Spatial Patterns, CSP)和梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree,

GBDT)的运动想象脑电模式识别方法,首先利用 CSP 获取 EEG 特征,其次通过 Lasso 算法选择明显的特征向量,最后利用梯度提升决策树进行识别分类,但该方法的分类准确率不高。李丽君^[6]提出基于运动想象的 EEG 特征提取及分类算法,首先利用 CSP 对脑电信号进行特征提取,其次将提取的特征输入决策树支持向量机中分类。刘宝等^[7]提出基于 PSO-CSP-SVM 的 EEG 特征提取及分类方法,首先通过粒子群优化算法获取 EEG 最佳时频段,其次使用一对多 CSP 进行特征提取,最后利用支持向量机对提取的特征进行分类,但该方法得到的分类准确率稳定性不高。综上所述,为解决上文分类准确率不高等问题,本文提出一种基于 CSP 与决策树支持向量机法相融合的脑电信号分类方法,该方法能够有效地提高脑电信号的分类准确率。

1 算法原理 (Algorithm principle)

1.1 共空间模式算法

共空间模式算法(Common Spatial Patterns,CSP)是用于脑电信号分类和特征提取的常用技术,多被应用于脑机接口系统中^[8-9]。CSP 算法旨在通过选择投影矩阵,将脑电信号投影到一个新的空间,使得在新空间中不同类别的脑电信号的方差差异最大化,从而增强不同类别脑电信号的可分性,具体步骤如下。

(1)设每次实验运动想象数据为 E_j ,对左手和右手两类运动想象数据分别计算对应的协方差矩阵,分别用 C_K 和 C_L 表示,可得到标准的混合空间协方差:

$$C_j = \frac{E_j E_j'}{\text{tr}(E_j E_j')} \quad (1)$$

$$C = C_K + C_L \quad (2)$$

其中: E_j' 是 E_j 的转置, $\text{tr}(E_j E_j')$ 表示矩阵的迹。

(2)根据奇异值知识 C 可以表示如下:

$$C = A \lambda A' \quad (3)$$

其中:矩阵 A 代表总协方差的特征向量,它表示数据特征的主要方向;而矩阵 λ 是一个对角矩阵,其中包含非零特征值,这些特征值按照递减的顺序排列在对角线上,反映了特征的重要性;在此基础上,引入白化矩阵 P :

$$P = \lambda^{-\frac{1}{2}} A \quad (4)$$

(3)协方差矩阵可变换如下:

$$S_K = P C_K P' \quad (5)$$

$$S_L = P C_L P' \quad (6)$$

(4)因为 S_K 和 S_L 有公共特征向量,设:

$$\begin{cases} S_K = D \lambda_K D' \\ S_L = D \lambda_L D' \\ \lambda_K + \lambda_L = I \end{cases} \quad (7)$$

其中: I 为单位矩阵; D 为特征向量,可以表示为 $D = [D_1, D_2, \dots, D_N]$ 。

(5)求出投影矩阵 W ,原始脑电信号经过空域滤波器的投影获取新的矩阵及特征向量:

$$\begin{cases} Z_j = W E_j \\ f_j = \log \left(\frac{\text{VAR}_j}{\sum_{j=1}^4 \text{VAR}_j} \right) \end{cases} \quad (8)$$

其中: $j=1, \dots, 2n$; Z_j 表示投影后得到的新矩阵; f_j 表示特征向量。

1.2 支持向量机法

支持向量机(Support Vector Machine,SVM)是一种基于监督学习的二分类模型,该模型在具有复杂决策边界的数据集上的表现非常出色^[10]。SVM 的核心思想是找到一个最优的超平面,可以有效地分开不同类别的数据点,同时最大化边界(即两个类别之间的最小距离)。 $z_i \in \{-1, 1\}$ 表示分类标签,判别函数表示如下:

$$z_i [(v \cdot x_i) + y] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

最优问题采用 Lagrange 乘子方法求解,则最佳决策函数如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i z_i (x_i \cdot x) + y \right) \quad (10)$$

其中: N 为支持向量的个数, α_i 为 Lagrange 乘子。

将松弛项 $\xi_i \geq 0$ 添加到公式(10)中,则可变形如下:

$$z_i (v \cdot x_i + y) - 1 - \xi_i \leq 0, i = 1, \dots, n \quad (11)$$

利用二次规划使目标函数最小化,即

$$\min Q(v, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (12)$$

公式(12)中的 C 表示惩罚因子,将最小化后的目标函数通过非线性知识转换为求线性问题,从而求得最优分类面,最优分类界面函数表达如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* z_i K(x_i, x) + y^* \right) \quad (13)$$

公式(13)中, $K(x_i, x)$ 为内核函数,内核函数必须满足 Mercer 定理的要求。支持向量机选择的内核函数不同,会导致得到的分类效果不同。多项式核函数、径向基核函数以及线性核函数常常被当作支持向量机的内核函数,径向基核函数如下:

$$K(x_i, x) = \exp(-\eta \|x_i - x\|^2) \quad (14)$$

核函数 η 及惩罚因子 C 是干扰支持向量机分类性能的两个关键参数。

1.3 决策树法

决策树法(Decision Tree)是一种常见的机器学习算法,主要用于分类和回归任务,它是一种基于树状结构的模型,通过对数据的特征进行逐步划分,最终生成一个可以用于决策的树形结构^[11]。决策树的基本思想是从根节点开始,通过一系列的分支节点对数据进行分类或预测。一个分支节点对应一个特征,分支的不同路径代表该特征的不同取值,而每一个叶节点则代表一个分类标签或回归值。在构建决策树的过程中,算法会根据相应准则选择最佳的特征和分割点,使得数据在每个分支中尽可能地纯净(即同类别的样本尽量聚集在一起)。信息增益(ID3)是决策树用于衡量特征贡献程度的算法。设一个集合为 D ,则第 i 类样本占该集合的比例为 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$,信息熵 $E(D)$ 表示如下:

$$E(D) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (15)$$

假设 m 是离散属性 b 的结果,通过属性 b 切分后,集合形成 m 个节点,第 m 个节点标记为 D^m ,则属性 m 划分集合 D 得到的信息增益 $G(D, b)$ 如下:

$$G(D, b) = E(D) - \sum_{m=1}^M \frac{|D^m|}{|D|} E(D^m) \quad (16)$$

其中, $G(D, b)$ 越大,代表划分属性的效果越好。

1.4 基于 DTSVM 的脑电信号分类

基于决策树的 SVM 多类分类方法被认为是目前解决多类

识别问题的最优方法。支持向量机算法实际上是基于多个决策树分类器的集成。在每个决策树给出其分类结果后,采用简单投票法决定最终的输出结果。可对四类问题(左手、右手、舌头和脚)进行分类,决策树支持向量机算法结构如图1所示。

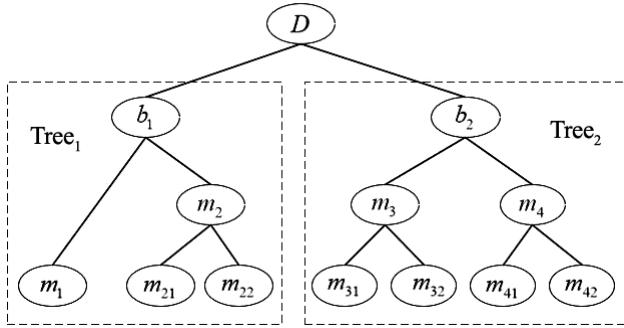


图1 决策树支持向量机算法结构
Fig.1 Algorithm structure of DTSVM

算法流程如下:①首先,对原始的训练特征集 D 执行有放回的随机选取,得到子数据集,标记为 b ;②考虑到子数据集 b 含 m 个特性,每当决策树的节点需要划分时,就从这些特性中随机选择 m 个作为可能要划分的属性;③从所选的 m 个属性中,计算每一个属性的信息增益,并选择增益最高的属性进行划分;④继续按以上方法划分每个节点,直到决策树能够正确分类训练数据集 D 中的样本,或者所有的属性已经被使用;⑤反复执行以上流程,构建一系列的决策树,最终组合成支持向量机模型。

2 实验数据描述(Description of experimental data)

实验采用的数据来自 BCI Competition III 中的 Datasets IIIa 数据集。实验步骤如下:被测试人员坐在椅子上且保持安静和放松状态, $t = 2$ s 时,会给出一个警示铃声,并且电脑大屏上会显现一个符号“+”,表示实验开始, $t = 3$ s 时,大屏上会随机显现向左、向右、向上或向下的箭头,被测试者按照箭头指示的方向依次进行运动想象(左手、右手、舌头或脚),直到 $t = 7$ s 时,“+”符号在大屏上消失。本次实验共安排了 3 名被测试者,共进行 240 次实验。实验采集导联为 60 个电极,250 Hz 采样,电极位置如图 2 所示。

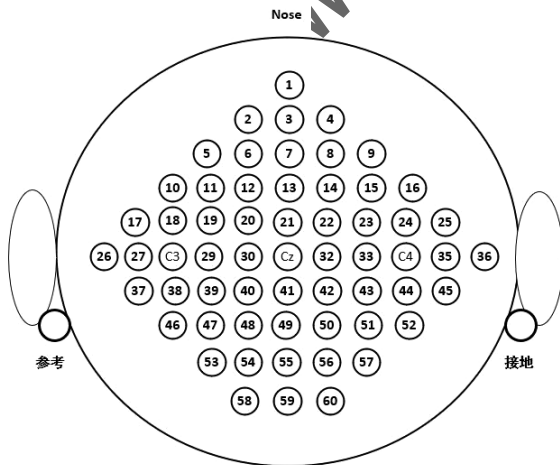


图2 电极位置
Fig.2 Position of electrodes

3 脑电信号处理结果及分析(EEG signal processing results and analysis)

3.1 特征提取

本文实验在 Windows 11.0 系统的 MATLAB 2021a 软件平台上进行,利用 EEGLAB 软件工具包对已有竞赛数据集进行脑电信号的分析。

图 3 为原测试运动想象信号(截取 6~10.5 ms 时间段的信号)。

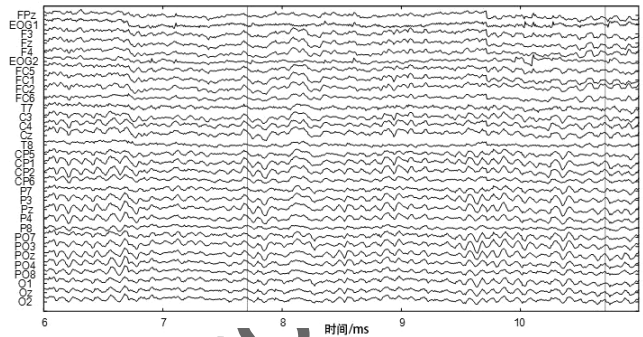


图3 原测试运动想象信号
Fig.3 Original test signal

通过 CSP 特征提取方法处理脑电信号数据,并将数据在二维空间中进行可视化以展示不同类别(左手和右手)之间的差异。横坐标和纵坐标分别表示 CSP 特征空间中的两个维度,原始脑电测试信号被 CSP 特征提取后转变为二维特征问题,CSP 特征提取图如图 4 所示。

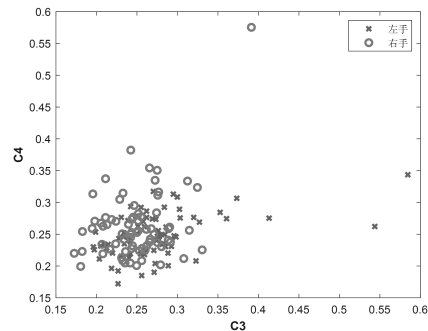


图4 CSP 特征提取图
Fig.4 CSP feature extraction diagram

3.2 脑电信号分类

线性判别分析法(LDA)和自适应增强分类法(Adaboost)是脑电信号分类常用的方法^[12]。线性判别分析是一种基于监督学习的降维方法,核心思想是分类间隔最大化,也就是将数据通过投影映射到低维样本上,相同的类样本靠近,不同的则远离。Adaboost 算法属于集成算法的一种,弱弱则强是其主要思想。

在本实验中,从 240 次实验中的每一类(左手、右手、舌头和脚)中共选取 90 次作为测试样本,剩余的 150 次实验作为训练样本。决策树的数量对支持向量机的分类结果有影响,为了提高脑电信号的分类准确率,查看不同数目决策树下的分类准确率,决策树与分类准确率关系图如图 5 所示。

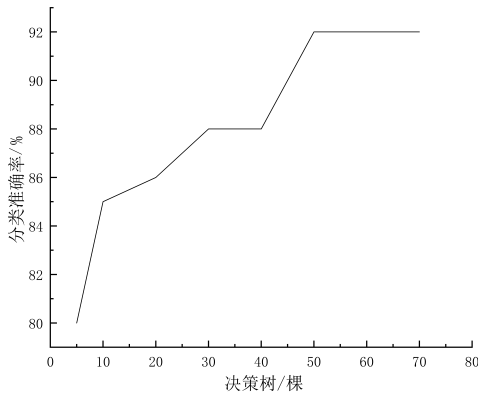


图5 决策树与分类准确率关系图

Fig. 5 Relationship diagram between decision tree and classification accuracy

从图5中能够看出,当决策树数量为50棵及更多时,EEG的分类准确率可以达到最优,由于脑电信号处理过程还受到算法运算耗时等因素的影响,所以最终选用决策树为50棵,后续实验也都采用这个结果。

在预处理及特征提取条件不变的情况下,同时对测试样本进行LDA、Adaboost及DTSVM分类法分类。分类准确率的计算如下:

$$Accuracy = \frac{\text{分类正确的实验次数}}{\text{总实验次数}} \quad (17)$$

对被试者K3b、K6b、L1b分别进行DTSVM与LDA、Adaboost的分类,其分类准确率结果如表1所示。

表1 不同分类方法的分类准确率结果

Tab.1 Classification accuracy results for different classification methods

被测试者	分类准确率/%		
	DTSVM	LDA	Adaboost
K3b	92.52	83.64	82.21
K6b	84.33	62.77	60.47
L1b	88.69	78.46	70.83

通过对本文方法与LDA及Adaboost分类法进行对比,从三种分类法的分类精度结果能够看出,基于决策树支持向量机法优于线性判别分析法和自适应增强分类法,并且其准确率最高时可达90%以上。

4 结论(Conclusion)

针对脑电信号采集易受干扰导致EEG分类准确率不高的问题,提出一种基于CSP与DTSVM的运动想象脑电信号分类方法。首先利用CSP算法对运动想象的EEG特征值进行特征提取,其次利用决策树支持向量机法对四类运动想象(左手、右手、舌头和脚)特征值进行分类。实验结果表明:CSP与决策树支持向量机法融合后的分类准确率最高可达92.52%,结果优于传统单一分类算法,为更进一步研究脑电信号处理算法的多种融合提供了可能。

参考文献(References)

[1] PARK Y, CHUNG W. Frequency-optimized local region common spatial pattern approach for motor imagery classi-

fication[J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2019, 27(7):1378-1388.

[2] MOON S E, CHEN C J, HSIEH C J, et al. Emotional EEG classification using connectivity features and convolutional neural networks[J]. Neural Networks, 2020, 132:96-107.

[3] 许春燕. 基于CSP和ICA的多任务脑机接口分类方法比较研究[D]. 南昌:南昌大学, 2012.

[4] 马丽英, 张洪杰, 罗天洪, 等. 基于LMD-CSP和随机森林的运动想象脑电信号分类[J]. 传感技术学报, 2021, 34(9):1189-1195.

[5] 冯建奎. 基于CSP和GBDT运动想象脑电模式识别研究[J]. 菏泽学院学报, 2023, 45(2):57-62.

[6] 李丽君. 基于运动想象的脑电信号特征提取及分类算法研究[D]. 广州:华南理工大学, 2012.

[7] 刘宝, 蔡梦迪, 薄迎春, 等. 一种基于PSO-CSP-SVM的运动想象脑电信号特征提取及分类算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(10):2855-2866.

[8] 王威, 赵敏睿, 高虹霓, 等. 基于脑电和眼动信号的人机交互意图识别[J]. 航空学报, 2021, 42(2):292-302.

[9] GENG X Z, LI D Z, CHEN H L, et al. An improved feature extraction algorithms of EEG signals based on motor imagery brain-computer interface[J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(6):4807-4820.

[10] HASSAN M M, HASSAN M R, HUDA S, et al. A predictive intelligence approach to classify brain-computer interface based eye state for smart living[J]. Applied Soft Computing, 2021, 108:107453.

[11] 郑力嘉, 宋冰. 决策树分类算法的预剪枝与优化[J]. 自动化仪表, 2023, 44(5):56-62.

[12] SOSULSKI J, TANGERMANN M. Introducing block-Toeplitz covariance matrices to remaster linear discriminant analysis for event-related potential brain-computer interfaces[J]. Journal of Neural Engineering, 2022, 19(6):166-176.

作者简介:

张 茜(1997-),女,硕士生。研究领域:脑-机接口技术及应用,信号处理与检测。

耿晓中(1972-),女,博士,教授。研究领域:脑-机接口技术及应用,云计算。

岳梦哲(1997-),男,硕士生。研究领域:脑-机接口技术及应用,物联网技术,深度学习技术。

汪林恩(1997-),男,硕士生。研究领域:脑-机接口技术及应用,嵌入式开发,深度学习技术。

户唯新(1999-),男,硕士生。研究领域:脑-机接口技术及应用,图像识别。