

李兰. 脑电信号对认知功能障碍脑血管病患者的早期检测[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(3): 160-166. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24052103

脑电信号对认知功能障碍脑血管病患者的早期检测

李 兰

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 脑血管疾病是造成老年人认知功能障碍最常见的原因之一。脑电波的变化与生理条件和认知状态密切相关。利用脑电信号识别脑血管疾病具有广阔的应用前景,但从脑电信号中提取可区分的特征具有一定的挑战性。在这项工作中,介绍了一种基于低密度脑电信号来区分健康人和脑血管疾病患者的方法。该方法先通过加权最小范数估计对脑电信号进行源定位,将19通道的脑电数据转化到16个源域上,从时频域的角度对脑电信号进行分析。对不同大脑区域的信号进行交叉小波变换,得到相应的小波互谱值形成功能连通矩阵,将其作为特征输入支持向量机中进行分类。研究收集了一组脑电数据集,包括19名健康人,59名脑血管病患者,其中30人有认知障碍,29人没有认知障碍。对脑电数据集进行综合性实验。实验结果表明,本文提出的方法可以达到84.6%的分类准确率。

关键词: 脑电信号; 认知障碍; 源定位; 交叉小波变换; 功能连接

中图分类号: TP399

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)03-0160-07

Early detection of cerebrovascular patients with cognitive impairment using EEG signal

LI Lan

(College of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: The cognitive impairment caused by cerebrovascular disease is one of the most common cause of dementia in the elderly. Brain waves change with physiological conditions and are closely related to cognitive state. It is promising to identify cerebrovascular diseases using ElectroEncephaloGraphy (EEG) signals, however extracting discriminate features is challenging. In this work, the paper introduces an approach to distinguish healthy people with cerebrovascular patients using low-density EEG signals. This method firstly performs source localization of the EEG signals using weighted minimum norm estimation, converting the 19-channel EEG data to 16 source domains, and analyzes the EEG signals from the perspective of the time-frequency domain. The paper conducts cross wavelet transform between brain regions and obtain corresponding functional connectivity matrices composed of wavelet cross spectrum, which are used as key features and fed into an SVM for classification. The paper collects a EEG signals dataset, containing 19 healthy people, 59 cerebrovascular patients, where 30 and 29 with and without cognitive impairment. The paper conducts comprehensive experiments on the EEG dataset. Experimental results demonstrate the proposed approach can achieve a classification accuracy of 84.6%.

Key words: ElectroEncephaloGraphy (EEG); cognitive impairment; source location; cross wavelet transform; function connection

0 引言

近年来,由脑血管疾病引起认知障碍的比例有所上升,尽早检测,及时干预和治疗至关重要,也颇具挑战。脑电波与脑的功能状态密切相关。与健康人相比,认知障碍患者的脑电波表现出明显的特征,例如:神经元减少、弥漫性慢波等^[1]。脑电图因其安全无创、成本低廉,被用来诊断认知障碍。

脑电信号可以用来识别不同类型的认知障碍疾

病,如阿尔茨海默病。这些患者的脑电波表现出明显的特征,即不同大脑区域之间的同步性和连通性减弱甚至完全消失。区分认知障碍患者与健康人的关键特征是脑区间的功能连接强度。在现有的工作中,连接强度通常是从脑电信号的光谱图中提取出的一个或几个统计特征,例如光谱相干性、相位锁定值、光谱熵、互信息等^[2],然而这种方法用于检测轻度认知障碍时,展示出较差的性能。例如,Adebisi等学者^[3]提出通过互信息计算轻度认知障碍、阿尔茨海默症和血管性认知障碍与健康人大脑功能网络的差异。实验

结果表明,该方法的准确率仅为 74.4%。

目前,大多数相关工作需要高密度的脑电信号,如 64~256 个电极通道的高端脑电采集设备。本文提出了一种基于低密度脑电信号的时频分析方法,用于识别有无轻度认知障碍的脑血管病患者和健康人。使用 19 通道的脑电数据,通过最小范数源定位转换到 16 个大脑区域^[4]。利用交叉小波变换计算不同脑区信号的时频相关性,提取出小波互谱作为功能连接特征。最后,利用这些特征对分类器进行训练。实验结果表明,分类准确率达到 84% 以上。

将这项工作的贡献总结如下:首先,收集了一个脑电信号数据集,包括 19 名健康人和 59 名脑血管病患者,其中 30 名和 29 名患者有或没有认知障碍。其次,提出利用交叉小波变换计算不同脑区的时频相关性,并精确地构造细粒度的特征矩阵来表示。第三,进行基于真实数据的实验来评估本文提出方法的有效性。

1 相关工作

脑电图作为检测脑神经组织电信号变化的关键技术,以其高时间分辨率、安全性和方便性等独特优势而受到广泛关注。

1.1 脑电时频域分析

时频分析主要有 2 种途径。一种是估计每个特定时频点的信号功率,其主要技术包括短时傅里叶变换和小波变换^[5]。Adebisi 等学者^[3]根据不同通道的脑电波时频分布图,计算互信息,将健康人、血管性痴呆、阿尔茨海默症和轻度认知障碍患者分类。另一种将信号分解为一组具有特定时频特征的叠加分量,并通过事件相关电位探索大脑不同波形的含义。事件相关电位是指在叠加平均后形成的波形恒定、潜伏期不变的脑电图片段。Arias-cabarcos 等学者^[6]基于听觉刺激获得的 P300 和 N400 事件电位训练模型,将脑电波作为生物特征进行用户认证。

1.2 基于影像学的认知障碍检测

认知障碍可以通过神经影像学技术来诊断,如计算机断层扫描和磁共振成像,这些技术可以用来检查患者的脑部结构和功能。Rabeh 等学者^[7]提取了 3 个感兴趣的区域,即海马体、胼胝体和皮质,并根据每个区域对受试者进行独立分类,然后使用决策树来合并结果。研究者最终被分为 3 类:阿尔茨海默病、轻度认知障碍和健康个体。Chen 等学者^[8]基于不同的阿尔茨海默病患者提出静息状态功能磁共振成像,并基于连通性生物标志物分析阿尔茨海默病的 4 种不

同亚型,这些亚型在功能连接性、大脑结构和认知能力上存在差异。这些检测方法产生的电磁辐射会对患者造成一定的损伤,硬件设备复杂,成本较高。

1.3 基于脑电的认知障碍检测

临床上,记录的脑电活动将用于分析、解释相关疾病,以协助诊断。脑电图是大脑皮层神经细胞电生理活动的总体反映。脑电图以其无创性、安全性、价格低廉、可靠性高等优点得到了广泛的应用。由于认知功能障碍患者颅内神经元和脑组织的损伤,神经元细胞群体叠加产生的生理信号会发生改变。由于其敏感性和客观性,脑电信号可以有效地用来描述认知功能。Ding 等学者^[9]从 113 名健康受试者、116 名健忘症轻度认知障碍和 72 名阿尔茨海默患者的静息状态脑电图数据中提取频谱功率、功能连通性,并从多个角度评估分类性能。结果表明,随着病情的恶化,大脑活动趋于缓慢,复杂性降低,连接性减弱。Bayot 等学者^[10]通过比较帕金森病患者步态冻结和无步态冻结的脑电图不同频带的频谱功率图和额顶叶功能连接网络,分析步态冻结与脑波功能连接性之间的相关性。

2 数据收集和分析

脑电信号采集是将大脑的自发或诱发生物电信号记录、调制、采样、量化、编码、传输和存储的过程^[11]。研究中使用北京太阳公司的数字化脑电探测器(SOLAR2848B)收集了包含 78 名参与者(31 名女性和 47 名男性)的脑电数据集。数据集中有 19 名健康受试者,59 名脑血管病患者,其中 30 名有认知障碍,29 名无认知障碍,在睁眼(3 次,每次 2 min),闭眼(3 次,每次 2 min)和过度换气(3 min)期间记录每个人的脑电波(15 min)。真实标签来自于相关的问卷调查和专业医生的诊断。每个被测者的名字、年龄都被记录下来。最小的 47 岁,最大的 83 岁。不同类型参与者的年龄分布如图 1 所示,性别组成如图 2 所示。

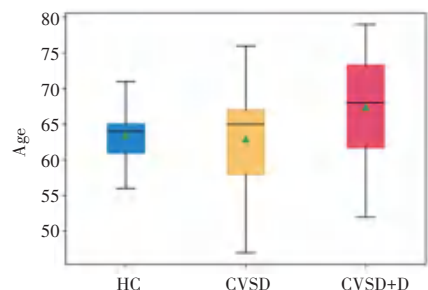


图 1 病人年龄中位数

Fig. 1 Median age of patients

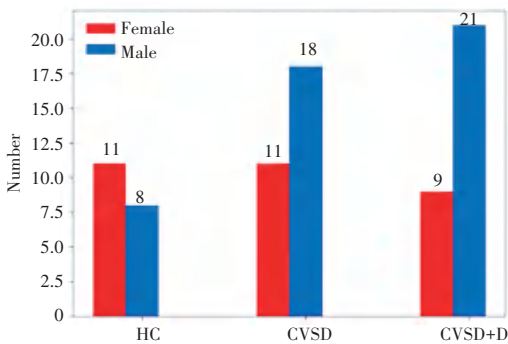


图2 病人性别比例

Fig. 2 Sex ratio of patients

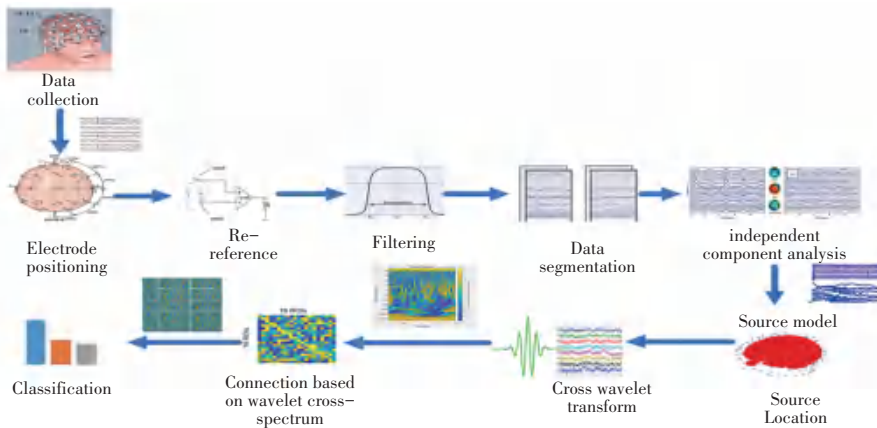


图3 基于交叉小波的认知障碍分类总览

Fig. 3 Overview of the proposed method

3.1 脑电图预处理

电极定位是根据所采用的电极放置标准,将不同的信号对应到相应的通道。国际10-20标准电极共放置19个头皮电极,2个耳电极,电极根据大脑区域命名为FP1,FP2,F7,F3,FZ,F4,F8,T7,C3,CZ,C4,T8,P7,P3,PZ,P4,P8,O1,O2。2个耳电极分别是A1和A2。根据放置标准将21个电极记录的信号对应到相应位置。

重参考是指选择电势接近0的电位作为参考电极。常用的参考模式是双极参考、平均参考等^[12]。双极参考是选择左右脑活动较少的2个电极作为参比电极。由于测量电极与参考电极记录的信号在同一个系统内,外界干扰与生物电效应相近,相减后干扰效应减弱。以A1和A2为参考电极,以2个乳突数据的平均值作为参考数据,称为双侧乳突参考。

滤波是选择相应的低通阈值和高通阈值对信号进行滤波。带通滤波是指在一定频率范围内的信号可以通过,而在该频率范围之外的信号将通过衰减进行过滤。滤波的最大功能就是降噪。脑电信号的频率范围主要在0~50 Hz。

(1)数据分段:由于记录的脑电数据,是3次交替2 min闭眼,2 min睁眼,一次3 min换气过度,需

3 概述

基于交叉小波的认知障碍分类总览如图3所示。该方法包括脑电数据预处理、信号源定位、脑区间的交叉小波变换、特征提取(即基于小波交叉谱构造功能连通矩阵)以及分类。其中,预处理包括电极定位、重参考、滤波、分段和独立成分分析。源定位将电极记录的脑电数据转换成不同的大脑区域。计算了不同脑区之间的交叉小波变换,基于小波互谱组合得到功能连接。

要导入和分析不同的事件。根据事件的类型,起点和终点,睁眼和闭眼的的数据是3段,每段2 min,换气过度是一段,持续3 min。如果需要的话,它可以被分解成更小的部分,比如1 min。

(2)独立成分分析:脑电信号容易受到眼球运动和工频干扰等噪声的影响。独立成分分析假设信号源是大脑信号和伪迹信号的瞬时线性混合,并且每个源信号在统计上是独立的,观察的维数大于源信号的维数,而且每个源信号中最多只有一个是高斯信号,那么观察到的信号可以分解成独立的分量。也就是说,假设采集的脑电信号是各种脑电成分和伪影成分的线性混合,源成分的数量小于通道的数量,混合信号分离得到不同的成分,然后进一步判断去除不属于脑电的信号成分,如眼球运动和心跳。

原始脑电数据的横坐标是时间点,纵坐标是不同的通道,需要通过ICA矩阵进行分解。ICA矩阵是通道和成分之间的矩阵,矩阵的每个值等价于每个通道对应于每个成分的比例,一般可以找到其他7个分量^[13]。IC地形图实际上是ICA矩阵的逆矩阵。各成分脑电地形图如图4所示,通过独立成分分析,可以得到19个独立成分的地形图。

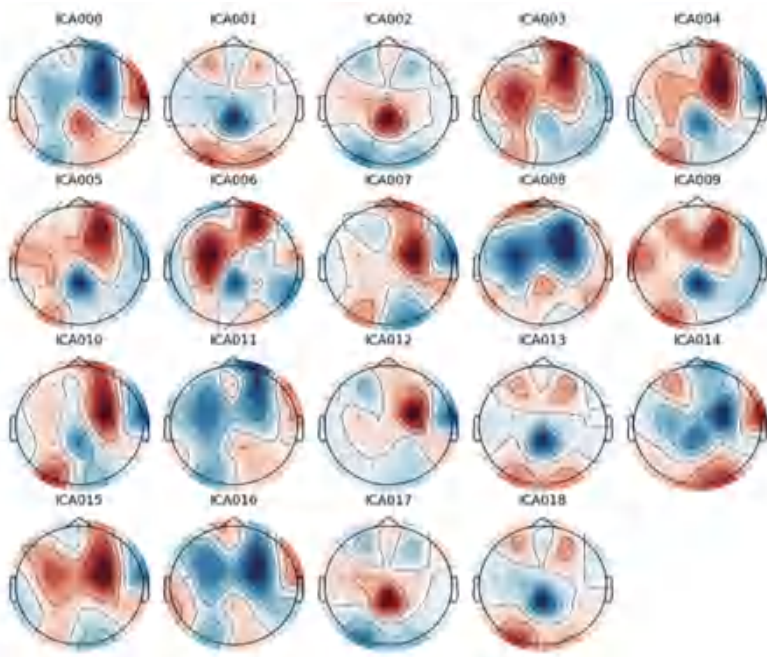


图 4 各成分脑电地形图

Fig. 4 Topographic map of different components of EEG signals

3.2 源定位

大脑中的各种组织,包括头皮、颅骨、脑脊液等,有一定的电传导特性。由于传导效应,大脑中的源活动不仅直接传递到头皮上方,而且还传递到头部的其他部位。所收集的脑电信号反映了大脑皮层电活动的传导结果。如果直接对收集到的信号进行分析,就很难揭示大脑内部的交互活动。源定位是根据记录的脑电信号数据,推断出脑电活动的源分布,包括源方向、位置和强度信息。源定位可以减少体积传导效应。源定位需要脑电信号、头皮上的电极三维坐标、头部模型、源模型,如图 5 所示^[14]。头部模型通常是由边界元法结合核磁共振图像计算出来

的。边界元法是一种计算分段均匀体积导体中电流源产生的表面电位的数值方法。结合脑电数据、磁共振模板、电极位置、估计头部模型和计算源模型,将电极记录的脑电信号投影到源空间,获得重建的源激活。根据脑的区域布局,计算每个区域的脑电时间序列信号。在这里,采用适用于低密度脑电数据源定位的最小范数成像方法。通过构建加权最小范数估计源模型,基于网格中每个顶点的频带估计电流源密度和谱功率,并确定每个网格位置的脑电幅度。基于 vcAtlas 的脑区分布^[15],将脑电信号反演到 16 个源域上,研究了不同脑区信号的时频相关性。

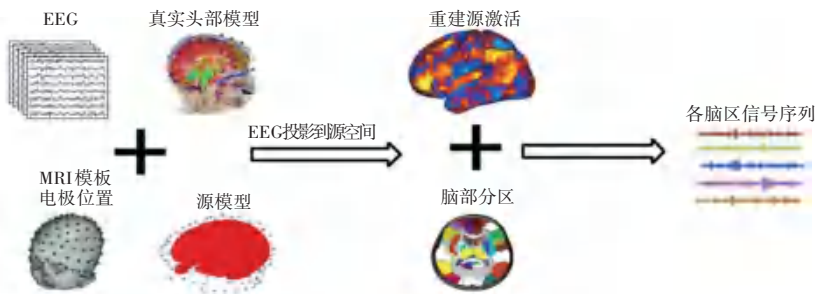


图 5 源定位

Fig. 5 Source localization

3.3 不同脑区的交叉小波变换

交叉小波变换是由 2 个时间序列的连续小波变换构造而成,揭示时频空间的共同功率和相对相位。可以在更细粒度的维度上测量 2 个信号之间的时频

相关性,更好地定位认知功能障碍患者不同脑区信号活动的延迟或停滞。计算方法是时间序列 x 的连续小波矩阵乘以时间序列 y 的连续小波复共轭矩阵^[16]。对此可以表示为:

$$C_{xy}(a,b) = S(C_x^*(a,b)C_y(a,b)) \quad (1)$$

其中, a 和 b 分别表示尺度和位置; S 表示时间和尺度上的平滑算子; “*” 表示复数。

计算 2 个不同脑区的全频域的脑电信号的交叉小波变换, 得到小波相干矩阵、小波互谱复矩阵、影响锥和连续小波变换矩阵。小波相干性能够反映 2 个信号之间的一致性^[17]。在小波谱中, 相位关系用箭头表示。2 个信号的相位滞后关系用一个特定的方向表示。右箭头表示正相关, 左箭头表示相位相

反, 下箭头表示 X 相位在 Y 之前, 上箭头表示 X 相位在 Y 之后。

根据不同患者的脑电波形, 选取 2 个脑区的信号时列计算交叉小波变换, 得到 16 个脑区的交叉小波谱^[18]。图 6 显示了被测者 D022 (健康人), D002 (脑血管患者) 和 D013 (认知障碍的脑血管患者) 的交叉小波谱。可以观察枕叶皮层左侧和右侧脑区之间的时频相关性随着认知障碍的加深而逐渐减弱。

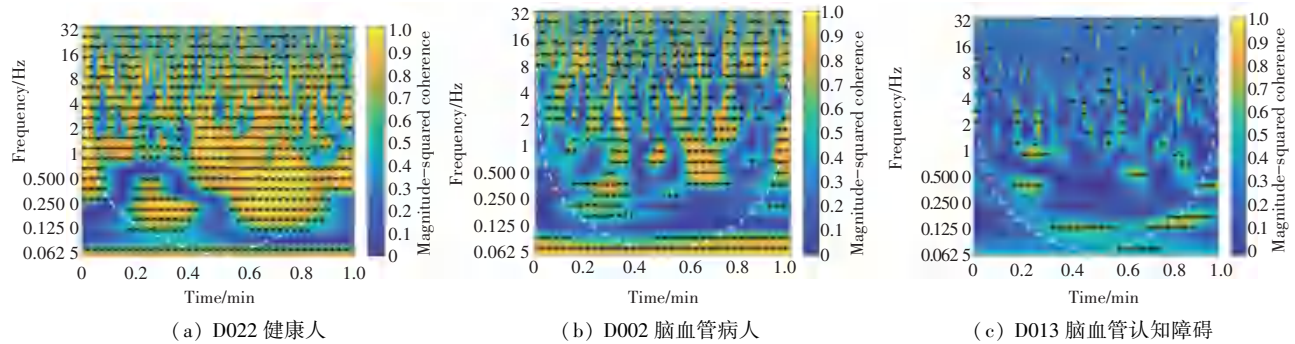


图 6 不同患者枕叶皮层左侧和右侧的交叉小波变换对比图

Fig. 6 Cross-wavelet transform of hOc1 L-hOc1 R in different patients

3.4 小波交叉谱的功能连接矩阵

要计算源域上的功能连通性, 需要选择适当的方法。由交叉小波变换得到的小波互谱特征是复矩阵, 其值包括实部和虚部。将该矩阵分成 5×5 个方格, 计算每个网格内小波交叉谱虚部的平均值, 去除影响锥所在的第 5 行网格的平均值, 得到这 2 个脑区之间 4×5 的小波交叉谱矩阵, 并利用此矩阵建立不同脑区之间的功能连接。利用交叉小波变换测量脑电信号在不同脑区的相关性, 将小波变换得到的 2 个信号的时频相关图平均组合, 作为进一步分类的脑电特征。

3.5 分类

使用支持向量机来对健康个体和有无认知障碍的脑血管疾病患者进行分类^[19]。共有 1 170 个样本, 每个样本是由小波交叉谱构建的功能连接矩阵, 该矩阵由受试者 2 个不同脑区的 1 min 脑电信号计算而成。测试集是 20%。利用网格搜索算法得到了最优正则化常数和核方差。进行 10 倍交叉验证。

4 评估

4.1 实验设置

使用 Matlab 插件 EEGLab 进行数据预处理, Brainstorm 进行脑电信号源定位。代码基于 Python 的开源 MNE 库, 在 TensorFlow 平台上完成编译。

4.2 评价指标

使用准确度、精确度、召回率和 $F1$ 分数作为三分类问题的评估标准。其中, 准确度是指样本总数中正确分类的样本数。精确度是预测的正样本实际上是正样本的概率。召回率是正确预测阳性样品的百分比。多分类问题没有明确的正负样本, 可以看作是多个二元问题, 然后计算平均值, 从而获得宏观精度和宏观召回率。 $F1$ 分数是基于精确率、召回率计算得到的。具体计算公式为:

$$F1 - scores = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2)$$

4.3 总体表现

对于三分类问题, 图 7 显示了真实标签和预测标签之间的混淆矩阵。表 1 显示了本文的方法所达到的准确度、精确度、召回率和 $F1$ 分数, 均优于参考方法。参考方法^[5]根据不同通道的脑电波时频图计算互信息, 提取关键区域, 进行频繁子图挖掘获取特征。图 8 使用受试者-工作特征曲线对比本文的方法和参考方法, 结果表明本文方法的曲线下面积得到提升。

表 1 分类性能

Table 1 Classification performance

对比方法	准确度	精确度	召回率	$F1$ 分数
Cross wavelet transform	0.846	0.849	0.840	0.843
Mutual information ^[5]	0.744	0.617	0.691	0.576

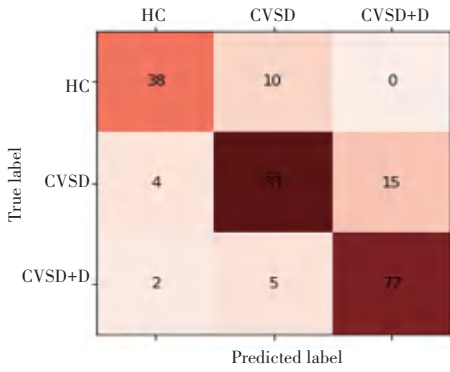


图 7 混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix

性,包括支持向量机、逻辑回归和 K 近邻。分析可知,使用网格搜索寻找最优参数后,支持向量机的分类性能最优。

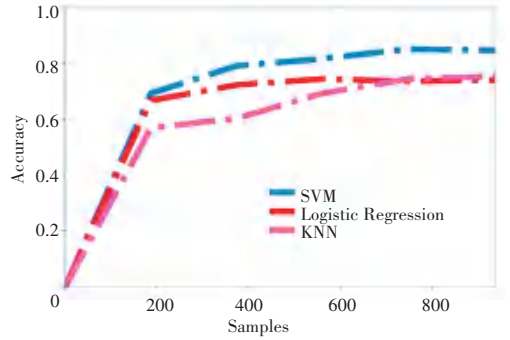


图 10 不同分类器的表现

Fig. 10 Performances of different classifiers

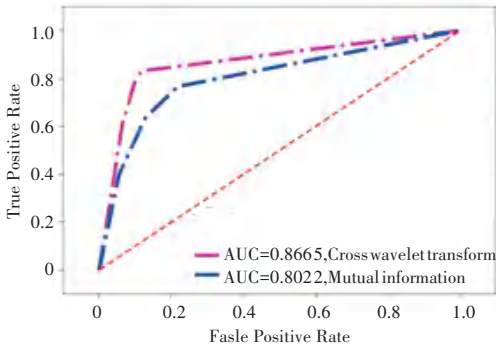


图 8 分类效果的 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curve of classification effect

4.4 不同事件下的表现

数据集中记录了不同病人在睁眼、闭眼和过度换气下的脑电波形,计算不同事件下的脑电分类性能。对比结果如图 9 所示。分析可知,闭眼情况下的分类精度最接近所有的脑电数据,而过度换气和睁眼情况下的分类精度相对较低。结果表明,静息状态脑电是最有效的,外界干扰可能影响患者的注意状态。

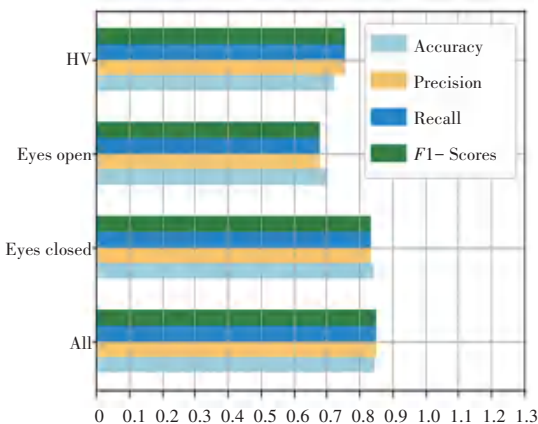


图 9 不同事件下的表现

Fig. 9 Performance under different events

4.5 分类器的效果

图 10 比较了使用不同机器学习分类器的准确

4.6 源定位消融实验

源定位是将电极记录的脑电信号转换成不同脑区的方法,可以更好地消除脑电信号的传导效应^[20]。图 11 显示了有源定位和无源定位时精确度、召回率曲线的变化,说明源定位可以提高分类性能。

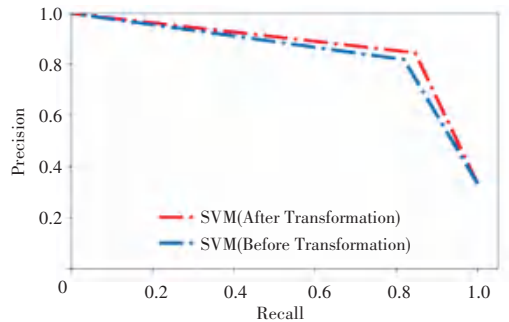


图 11 源定位前后 PR 曲线

Fig. 11 PR curve before and after source location

5 结束语

本文的主要贡献是收集了有无认知障碍的脑血管病人的数据集,将交叉小波变换应用于脑电信号的相关分析,并建立了功能连接矩阵。对低密度脑电信号的分类准确率达到 84.6%。后续希望可以寻求认知障碍患者异常脑电波的医学可解释性。

参考文献

[1] TORRES-SIMÓN L, DOVAL S, NEBREDA A, et al. Understanding brain function in vascular cognitive impairment and dementia with EEG and MEG: A systematic review[J]. *NeuroImage: Clinical*, 2022,35: 103040.

[2] 王雪蒙. 基于脑电波的情感音乐可视化技术研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2022.

[3] ADEBISI A T, GONUGUNTLA V, LEE H W, et al.

- Classification of dementia associated disorders using eeg based frequent subgraph technique [C]//Proceedings of 2020 International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW). Piscataway, NJ;IEEE, 2020; 613-620.
- [4] XIE W, TOLL R T, NELSON C A. EEG functional connectivity analysis in the source space [J]. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 2022, 56: 101119.
- [5] 徐曹军. 单通道脑电信号的分析与应用研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2022.
- [6] ARIAS - CABARCOS P, FALLAHI M, HABRICH C S T. Performance and usability evaluation of brainwave authentication techniques with consumer devices [J]. *ACM Transactions on Privacy and Security*, 2023, 26(3):1.
- [7] RABEH A B, BENZARTI F, AMIRI H. Diagnosis of Alzheimer diseases in early step using SVM (support vector machine)[C]// Proceedings of 2016 13th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGiV). Piscataway, NJ; IEEE, 2016: 364-367.
- [8] CHEN Pindong, YAO Hongxiang, TIJMS B M, et al. Four distinct subtypes of Alzheimer's disease based on resting - state connectivity biomarkers[J]. *Biological Psychiatry*, 2023,93(9): 759-769.
- [9] DING Yue, CHU Yinxue, LIU Meng, et al. Fully automated discrimination of Alzheimer's disease using resting state electroencephalography signals [J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2022, 12(2):1063-1078.
- [10] BAYOT M, GÉRARD M, DERAMBURE P, et al. Functional networks underlying freezing of gait: A resting - state electroencephalographic study [J]. *Neurophysiologie Clinique*, 2022, 52(3): 212-222.
- [11] ZHANG Qiang, WANG Peng, LI Shanshan, et al. A portable real-time EEG signal acquisition and tele-medicine system[J]. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 2021, 21(4):891-901.
- [12] HUANG Yunzhi, ZHANG Junpeng, YUAN Cui, et al. How different EEG references influence sensor level functional connectivity graphs [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2017, 11: 368.
- [13] SAHONERO-ALVAREZ G, CALDERON H. A comparison of SOBI, FastICA, JADE and Infomax algorithms [C]// Proceedings of the 8th International Multi - Conference on Complexity, Informatics and Cybernetics. Orlando, USA; IIS, 2017: 17-22.
- [14] ZHANG Yu, WU Wei, TOLL R T, et al. Identification of psychiatric disorder subtypes from functional connectivity patterns in resting - state electroencephalography [J]. *Nature Biomedical Engineering*, 2021,5(4):309-323.
- [15] LI Ye, BOSKING W, BEAUCHAMP M S, et al. Biased orientation and color tuning of the human visual Gamma rhythm [J]. *Journal of Neuroscience*, 2022, 42(6): 1054-1067.
- [16] ASHENAIE R, BEHESHTI A A, REZAI T Y. Stable EEG - Based biometric system using functional connectivity based on time - frequency features with optimal channels [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022,77:103790.
- [17] WANG Chang, WU Yang, WANG Chen, et al. MI - EEG classification using Shannon complex wavelet and convolutional neural networks [J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 130: 109685.
- [18] CAMPILLO M, MAO Shujuan, MORDRET A, et al. On the measurement of seismic travel-time changes in the time-frequency domain with wavelet cross - spectrum analysis [J]. *Geophysical Journal International*, 2020, 221(1): 550-568.
- [19] MIRZAEI G, ADELI H. Machine learning techniques for diagnosis of alzheimer disease, mild cognitive disorder, and other types of dementia[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103293.
- [20] ROLLE C E, FONZO G A, WU Wei, et al. Cortical connectivity moderators of antidepressant vs placebo treatment response in major depressive disorder: Secondary analysis of a randomized clinical trial[J]. *JAMA Psychiatry*, 2020, 77(4): 397-408.