

基于离散小波变换的意识障碍患者意识水平评估

毛培名¹, 黑玉光¹, 杨姗姗¹, 季虹²

(1. 西安工程大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710600;

2. 西安工程大学 计算机科学学院 陕西省服装设计智能化重点实验室, 陕西 西安 710600)

摘要:意识障碍(DOC)包括不同反应水平的神经状态,如无反应觉醒综合征(又称植物人状态,UWS/VS)和最小意识状态(MCS)。准确的对意识障碍患者进行意识水平评估,有助于医生为意识障碍患者提供合适的康复治疗,以最大程度恢复或改善患者的意识水平。脑电图能够实时记录反映意识障碍患者意识水平的生理电活动,是实现意识水平评估的重要工具。基于此,该文利用离散小波变换对意识障碍患者的静息态脑电图数据进行处理,以获取包含不同脑电频带信息的多尺度信号。然后,从这些多尺度信号中提取了不同生理脑电图频带的特征——功率、谱熵和相干度。最后,采用融合特征结合支持向量机(SVM)分类器实现意识障碍患者的意识水平评估。实验结果显示,该方法获得了91.37%的分类准确率。与已有的意识水平评估方法相比较,该方法在意识障碍患者分类识别方面表现出更高的准确率。

关键词:意识障碍;意识水平评估;静息态脑电图;离散小波变换;支持向量机;融合特征

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)11-0014-07

doi:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0210

Assessment of Consciousness Level of Patients with Disorders of Consciousness Based on Discrete Wavelet Transform

MAO Pei-ming¹, HEI Yu-guang¹, YANG Shan-shan¹, JI Hong²

(1. School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China;

2. The Shaanxi Key Laboratory of Clothing Intelligence, School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China)

Abstract: Disorders of consciousness (DOC) encompass various neurological states with different levels of responsiveness, such as the unresponsive wakefulness syndrome (UWS/VS) and the minimally conscious state (MCS). Accurate assessment of consciousness level in DOC patients is crucial for physicians to devise appropriate rehabilitation strategies aimed at maximizing consciousness recovery or improvement. Electroencephalography (EEG) serves as a vital tool in real-time monitoring of physiological electrical activity, reflecting the consciousness levels of DOC patients, thus facilitating consciousness assessment. In this regard, we utilized discrete wavelet transform to process resting-state EEG data from DOC patients, extracting multiscale signals containing information across different EEG frequency bands. Subsequently, key features - power, spectral entropy, and coherence - were extracted from these multiscale signals corresponding to different physiological EEG frequency bands. Finally, consciousness levels of DOC patients were evaluated using a support vector machine (SVM) classifier with feature fusion. Experimental results demonstrated a classification accuracy of 91.37% using the proposed method. Compared to existing consciousness assessment approaches, the proposed method exhibited higher accuracy in classifying and identifying consciousness levels of DOC patients.

Key words: disorders of consciousness; assessment of consciousness level; resting state EEG; discrete wavelet transform; support vector machines; feature fusion

0 引言

急救技术和重症医学的进步显著提高了严重脑损伤患者的生存率,这也导致了意识障碍患者(Disorders

Of Consciousness, DOC)数量的不断增加^[1]。在经历了脑损伤救治和昏迷阶段后,某些患者可能依然无法对外界刺激做出反应,被诊断为无反应觉醒综合征/植

收稿日期:2024-03-11

修回日期:2024-07-12

基金项目:国家自然科学基金项目(62106189)

作者简介:毛培名(1998-),男,硕士研究生,CCF会员(P3283G),研究方向为人工智能与医疗健康的交叉融合;通信作者:季虹(1983-),女,副教授,博士,研究生导师,研究方向为人工智能与医疗健康的交叉融合。

物人状态 (Unresponsive Wakefulness Syndrome/Vegetative State, UWS/VS)。而另一部分患者可能表现出波动性的、但具有明确自我或环境意识迹象,这类患者则被诊断为处于最小意识状态 (Minimally Conscious State, MCS)。准确评估患者的意识水平,对不同类型的 DOC 患者采取不同的促醒治疗方案,同时为患者的家属提供更清晰的病情认知,具有重要的临床和伦理意义^[2]。

目前临床上评估患者意识状态的主要手段仍然是以患者的行为评估为主,例如临床上最常使用的昏迷恢复量表修订版 (Coma Recovery Scale - Revised, CRS-R)^[3]。但是,由于患者意识波动性以及评估者主观解读的影响,仅仅依赖行为量表的评估可能导致高达 40% 的误诊率^[4],这让人们意识到单纯依赖行为指标不足以可靠地评估患者的意识状态。近年来,脑电图 (Electroencephalogram, EEG) 在意识障碍研究中日益发挥重要作用。EEG 能够即时汇总所检测脑部区域的功能状态,实现对脑功能的实时评估^[5]。使用 EEG 结合病因学的诊断作用,已成为目前患者脑功能监测和评估的重要手段^[6-7]。

EEG 便于在床边采集,在临床诊断中具有巨大潜力。如何从实时监测的脑电数据中提取出能够反映不同脑活动信息的标志物,是利用 EEG 信息作意识水平评估的关键步骤^[8]。常见的特征提取方法如短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transformation, STFT)。STFT 通过设置不同大小的时间窗口,克服了傅里叶变换只能提取频域信息的缺点,实现在时域和频域上同时对 EEG 信号进行分析^[9]。尽管短时傅里叶变换在一定程度上权衡了时间和频率分辨率,但它们相互制约,即无法在获得高时间分辨率的同时保持高频率分辨率,因此在对 EEG 信号进行分析时仍存在一定局限性。

离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 相比较于 STFT 的固定窗口长度显得更加灵活^[10],这使得它能够对 EEG 信号进行多尺度的细化分析。因此,在处理非线性、非平稳的 EEG 信号时具有独特的优势。此外,DWT 对信号中的噪声具有一定的抑制能力,能够有效地分离 EEG 信号中的噪声成分和有效信号成分。前人在睡眠分期的研究中,利用 DWT,通过对不同时间长度的睡眠 EEG 信号提取特征,有效提高了睡眠分期的准确率^[11]。

在 DOC 患者的 EEG 研究中,从 EEG 中提取的多种脑活动标志物可以用来索引人脑的意识状态^[12]。对于有效区分意识状态的 EEG 标记物,通常可以分为以下四类:(1) 频谱标记:量化了特定频带的神经元振荡或脑信号动力学特征,通过分析不同频带的 EEG 信

号特征,可以了解意识状态下大脑活动的频率特征和空间分布。例如,有前人的研究结果揭示了意识状态与脑电功率之间的紧密联系^[13]:与 MCS 患者相比,UWS/VS 患者的 δ 功率更高,但 α 功率更低。与健康受试者相比,UWS/VS 患者的 δ 和 θ 频率功率较高,同时 MCS 和 UWS/VS 患者的 α 功率均较低。此外,较高频率 (α 和 β) 和较低频率 (δ 和 θ) 之间的功率比与患者的 CRS-R 评分正相关。(2) 信息理论标记:捕获了 EEG 时间序列的信息属性,例如测量信号的复杂性 (如熵)。谱熵值及其周期性特征被建议作为区分 MCS 和 UWS/VS 患者的潜在指标。研究发现 MCS 患者的谱熵值比 UWS/VS 患者更高,并且 MCS 患者的谱熵随时间变化,其周期性与健康受试者的清醒状态非常相似^[14]。(3) 连通性标记:用于评估不同脑区域和网络之间的相互作用或信息交换情况。通过分析 EEG 中不同脑区域之间的连接模式和信息传递路径,可以揭示意识状态下脑网络的动态特征。在连通性方法中,相干度是意识障碍研究中最早使用的连通性测量方法^[15]。特别是额叶区及其与左颞叶和顶枕区的相干度,可以有效区分不同意识状态的患者^[16]。(4) 诱发电位:这些标记物与特定的认知实验刺激相关,其时间与刺激事件锁定。但是在与诱发电位相关的意识障碍研究中,发现诱发电位的相关标志物在区分 DOC 患者意识状态方面的敏感性较低^[14]。

在不同状态的 DOC 患者分类识别中,通过分析多种 EEG 标志物,发现标志物组合的协同作用优于单一标志物,能够有效提高分类性能^[17]。基于此,为了准确评估 DOC 患者的意识水平,本文将 DWT 应用于 DOC 患者的睡眠 EEG 数据,通过提取功率、谱熵和相干度的融合特征输入支持向量机,实现患者的意识水平评估。与已有的意识水平评估方法相比,该方法表现出较高的准确率与分类性能。

1 相关工作

1.1 离散小波变换

小波变换是一种重要的信号处理工具,能够同时提供信号的时域和频域信息,从而更全面地理解信号的特性^[18]。使用传统的连续小波变换处理 EEG 信号会产生大量的冗余系数,降低信号的压缩率。为了解决这一问题,引入了离散小波变换^[19],它能在尽可能减小冗余的同时保留原始 EEG 信号信息。DWT 定义如下:

$$\text{DWT}_{(j,k)} = \frac{1}{\sqrt{|2^j|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) dt \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 表示原始 EEG 信号, t 表示时间, φ 表示小波基, j 为离散小波分解的层数, k 为时间或空间轴上

的位置。

DWT 的变换过程实际上是使用小波基函数对 EEG 信号进行分解的过程。在分解时,EEG 信号会经过低通滤波器和高通滤波器,分别提取出代表低频分量的近似系数和代表高频分量的细节系数。然后对滤波后的 EEG 信号下采样,以减少信号的长度。分解得到的近似系数和细节系数对应的频率带宽为原始 EEG 信号频率带宽的一半。在多层分解中,会在上层近似系数上重复这一分解过程,以获取当前分解层次的近似系数和细节系数。这种多层次分解结构可以实现对 EEG 信号的多尺度分析,从而获得更加精细的时频局部化特征^[20]。对 EEG 信号进行离散小波变换最终会得到一个近似系数以及与分解层数相同数量的细节系数。这些系数分别代表了 EEG 信号在不同尺度上的分量信息^[21]。

小波基的选择是使用 DWT 分析 EEG 信号时的关键问题。在小波基的选择时,相对于其他选择如 Symmlet 小波 (sym10) 和 Coiflet 小波 (coif4) 等, Daubechies 小波在一定程度上能够更好地平衡时域和频域上的局部化特性。Daubechies 小波能够进行多尺度分析,能够有效地捕捉信号的多尺度特征。而在 Daubechies 小波家族中,4 阶 Daubechies 小波 (db4) 在处理 EEG 信号时具有比 2 阶 Daubechies 小波 (db2) 更好的频率分辨率、时间局部化^[22]。

1.2 功率

功率代表 EEG 信号的能量强度^[23],可以反映大脑的活动水平。使用 DWT 得到的分量计算功率的过程如下:

$$P = \frac{1}{N} * \sum |DWT_{(j,k)}|^2 \quad (2)$$

其中, P 表示 EEG 信号的功率, N 表示分量长度。

1.3 谱熵

谱熵用于描述 EEG 信号频谱分布和能量分布的均匀性^[24]。使用 DWT 得到的分量计算谱熵的过程如下:

$$se = - \sum_{i=1}^{f_{\max}} (E_i) * \log(E_i) \quad (3)$$

其中, f_{\max} 是频率范围的最大值, i 表示不同频率点, $E_i = (|DWT_{(j,k)}|^2) / (\sum |DWT_{(j,k)}|^2)$ 是每个频率点的能量占比,满足条件: $\sum_{i=1}^{f_{\max}} E_i = 1$ 。谱熵越高,表示频谱中的频率分布越均匀,信号更复杂和信息更丰富。

1.4 相干度

相干度是衡量多个 EEG 信号之间同步性或协同活动的指标^[25]。它反映了这些信号之间的功能连接程度,数值一般在 0 到 1 之间。相干度越高,表示信号

之间关联越强。使用 DWT 得到的分量计算相干度的过程如下:

$$C_{ab}(f) = \frac{|S_{ab}(f)|^2}{S_{aa}(f) \cdot S_{bb}(f)} \quad (4)$$

其中, $|\cdot|$ 表示取绝对值, a 和 b 表示 EEG 通道的索引,并且 $a \neq b$, $S_{ab}(f)$ 表示 a 通道和 b 通道的 EEG 信号在频率域上的交叉谱密度, $S_{ab}(f) = (DWT_{a(j,k)} \cdot DWT_{b(j,k)}^*) / (m)$, $*$ 表示共轭复数形式, $S_{aa}(f) = (|DWT_{a(j,k)}|^2) / (m)$ 和 $S_{bb}(f) = (|DWT_{b(j,k)}|^2) / (m)$ 分别表示 a 通道和 b 通道 EEG 信号的自谱密度, f 表示频率, $DWT_{a(j,k)}$ 和 $DWT_{b(j,k)}$ 分别表示 a 和 b 通道 EEG 信号的 DWT 分量, m 表示对应的序列长度。

1.5 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种用于分类的机器学习算法^[26]。SVM 通过核函数将输入的数据点映射到一个高维特征空间中,并在其中找到一个最优的超平面,将不同类别的数据点分开。SVM 的目标是找到一个最优超平面,使得两个类别的支持向量 (距离超平面最近的数据点) 到超平面的距离最大化。

2 意识水平评估模型设计

2.1 数据集及预处理

该文使用的数据来自俄罗斯联邦重症监护与康复临床研究中心,包含了 40 份意识障碍患者的 EEG 记录,时间跨度从前一天下午或晚上至第二天早上,持续时间为 14.7 ± 3.8 小时^[27-28]。该数据采集了多个通道位置的脑电活动,包括 F3、F4、C3、C4、O1 和 O2 六个 EEG 通道, A1 和 A2 两个耳垂通道,两个眼电图通道,两个双极肌电图通道。少数患者还会添加一个双极心电图通道以获取额外的生理信号。

该文选取了 9 位 UWS/Vs 患者和 9 位 MCS 患者的 EEG 记录,构建了实验数据集。在 MATLAB R2020b 中,使用 EEGLAB 2023.0 工具箱对 EEG 数据进行预处理,具体预处理过程如下:

首先,根据标准的 10~20 电极系统,对 EEG 数据进行了电极定位。其次,对 EEG 数据进行了 0.5~60 Hz 的带通滤波以及 50 Hz 的陷通滤波。接着,在对 EEG 数据进行 A1、A2 耳参考的基础上,该文进一步将 EEG 数据的采样率降低至 100 Hz。然后,通过利用独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA),去除 EEG 数据中存在的眼电及伪迹成分。最后,将 EEG 信号分割成 30 秒的样本片段。

2.2 实验流程

将 DWT 应用于意识障碍患者的意识水平评估,采用功率、谱熵和相干度的融合特征进行患者的意识

状态区分。具体流程如图 1 所示。首先,将预处理后的 DOC 患者 EEG 数据进行离散小波分解,得到包含不同生理频带 EEG 数据的小波系数。然后,利用小波系数计算功率、谱熵和相干度,得到五个生理频带的

EEG 特征并进行特征融合。最后,利用融合特征训练 SVM 模型并进行测试。通过这一流程,可以实现对意识障碍患者的 EEG 信号进行特征提取和分类,从而评估其意识水平。

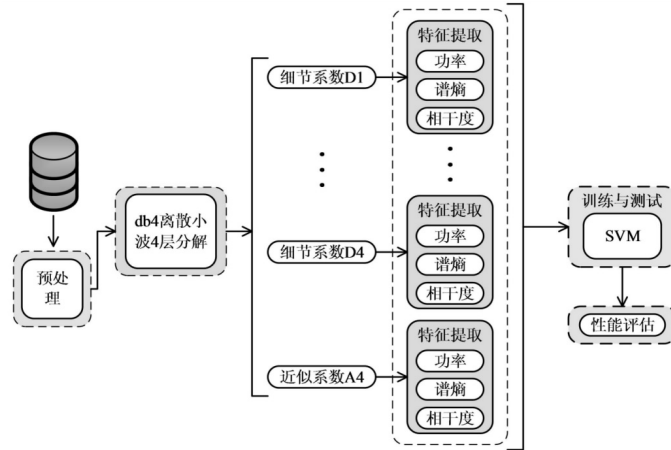


图 1 整体流程

2.3 基于离散小波变换的特征提取

EEG 信号可以分为不同的频带,每个频带都反映了大脑在不同状态下的活动特征^[29]。为了在特征提取中获取更详细的不同状态下的脑活动信息,该文利用 DWT 对 EEG 信号进行 db4 小波 4 层分解,以提取五个生理频带(δ , θ , α , β 和 γ)。然后从五个生理频带提取多个标志物作为 EEG 特征。因此,分解层数设置为 4。具体的特征提取步骤如下:

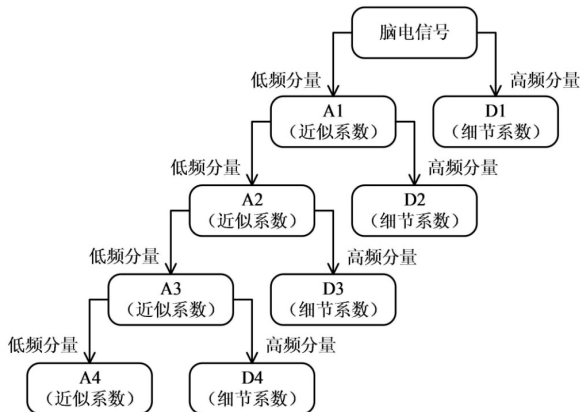


图 2 离散小波变换 4 层分解示意图

第 1 步,使用 4 阶 db4 小波基函数对 EEG 信号进行 4 层 DWT。设小波系数为 $DWT_{(j,k)}$, 其中, j 为离散小波分解的层数, k 为时间或空间轴上的位置。经过第 1 层分解可得近似系数 A_1 和细节系数 D_1 。在 A_1 的基础上进行第 2 层分解,得到 A_2 和 D_2 。以此类推,完成第 3、4 层分解。具体变换过程如图 2 所示。最终可得到 5 个系数: $A_4, D_1 \sim D_4$ 。近似系数 A_4 包含 0.5 ~ 4 Hz(即 δ) 频带信息,与恢复、修复大脑的过程相关;细节系数 D_4 包含 4 ~ 8 Hz(即 θ) 频带信息,与大脑的注意力等相关;细节系数 D_3 包含 8 ~ 15 Hz(即 α) 频

带信息,与感觉刺激的处理等相关;细节系数 D_2 包含 15 ~ 30 Hz(即 β) 频带信息,与思维活动和认知加工相关;而细节系数 D_1 则包含 30 ~ 60 Hz(即 γ) 频带信息,与高级认知功能和信息处理相关。

第 2 步,计算功率、谱熵和相干度。使用 $D_1 \sim D_4$ 与 A_4 系数和公式 2 ~ 4,计算(δ , θ , α , β 和 γ) 生理频带的功率、谱熵以及相干度。

2.4 支持向量机分类

在分类识别的过程中,该文对总共 36 167 组 EEG 数据进行了样本集的划分,如表 1 所示。按照 7 : 3 的比例,将每位患者 70% 的 EEG 数据作为训练样本。其中, MCS 患者 11 996 组, UWS/VS 患者 13 314 组。剩余 30% 的 EEG 数据作为测试样本。其中, MCS 患者 5 148 组, UWS/VS 患者 5 709 组。

表 1 数据集样本数

意识状态	训练集	测试集	总计
UWS/VS	13 314	5 709	19 023
MCS	11 996	5 148	14 144
总计	25 310	10 857	36 167

在训练阶段,该文使用训练样本经过 DWT 后得到的 $A_4, D_1 \sim D_4$ 系数计算了 5 个生理频带的功率、谱熵和相干度,并将它们融合成 15 维特征向量。然后,利用 SVM 分类器进行模型训练,采用网格搜索策略确定 SVM 的正则化参数、核函数和核参数。

在训练过程中,采用了 10 折交叉验证的方法,将训练数据划分为 10 个相等大小的子集。每次训练中,将其中 9 个子集作为训练集,剩余的 1 个子集作为验证集。这样有助于减少过拟合风险,并提高模型泛化能力。

在测试阶段,同样从测试样本经过离散小波变换后得到的多尺度信号中提取了 5 个频带的 3 个特征,融合成 15 维特征向量,并利用之前训练好的 SVM 模型对其进行分类识别。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

实验基于 sklearn 库,使用 CPU 进行训练。在训练过程中,使用网格搜索策略确定 SVM 分类器的最佳参数^[30]。正则化参数的搜索范围设置为 $[0.1, 10]$,核函数的搜索范围为 $[\text{linear}, \text{poly}, \text{rbf}]$,核参数的搜索范围为 $[0.1, 5]$,最终参数如表 2 所示。

表 2 模型参数

模型参数	数值
正则化参数	1
核函数	rbf
核参数	0.2

3.2 评估指标

该文使用测试准确率 (Test Accuracy)、灵敏度 (Sensitivity)、特异性 (Specificity) 以及 AUC (Area Under the Curve) 作为评估模型性能的指标^[31]。

(1) 测试准确率: 测试准确率是指分类器在测试数据集上正确分类的样本比例。

(2) 灵敏度: 也称为真正类率 (True Positive Rate) 或召回率 (Recall), 表示模型成功识别出的正例样本数量与实际总正例样本数量之间的比例。

(3) 特异性: 表示模型成功识别出的负例样本数量与实际总负例样本数量之间的比例。

(4) AUC: 表示 ROC 曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve) 下的面积, ROC 曲线是一个以灵敏度为纵轴, 特异性为横轴的曲线, 用于衡量模型在不同阈值下的性能。AUC 越接近 1, 模型的性能越好, 因为 ROC 曲线下的面积越大, 表示模型在不同阈值下都能保持良好的灵敏度和特异性。

3.3 结果分析

该文利用基于 DWT 的功率、谱熵和相干度对不同频带的 EEG 信号进行特征提取, 并结合 SVM 对 DOC 患者意识水平进行分类。

文中方法在所有 DOC 患者样本集上的测试准确率达到 91.37%。在 MCS 患者样本集上, 准确率 (灵敏度) 为 89.16%, 而在 UWS/VIS 患者样本集上, 准确率 (特异性) 达到了 93.37%。用于评估模型性能的指标 AUC 值也达到了 0.912。

当显著性水平设定为 0.05 时, 表 3 ~ 5 清晰展示了不同意识水平的 DOC 患者在功率、谱熵和相干度方

面的显著差异。从表 3 可见, 相较于 UWS/VIS 患者, MCS 患者的 δ 和 θ 功率降低, 而 α , β 和 γ 功率增加。特别是, β 和 γ 显示出明显的功率变化。这表明 MCS 患者在感知处理、思维活动和认知能力上更为敏锐和迅速。同时, 表 4 和表 5 显示, MCS 患者的谱熵值和相干度均高于 UWS/VIS 患者。这说明 MCS 患者的 EEG 活动更为复杂, 皮质区域内的信息共享能力也更强。

表 3 意识障碍患者在不同意识状态下的不同频带脑电功率平均值 ($\times 10^{-10}$)

频带	意识状态	
	UWS/VIS 患者	MCS 患者
δ	5.408 3	5.135 2
θ	2.461 7	1.982 7
α	88.323 6	90.690 8
β	43.379 2	87.820 9
γ	12.539 3	39.371 0

表 4 意识障碍患者在不同意识状态下的不同频带脑电谱熵平均值

频带	意识状态	
	UWS/VIS 患者	MCS 患者
δ	4.361 0	4.367 6
θ	4.356 7	4.358 5
α	4.999 2	5.021 3
β	5.652 6	5.734 2
γ	6.327 2	6.439 5

表 5 意识障碍患者在不同意识状态下的不同频带脑电相干度平均值 ($\times 10^{-1}$)

频带	意识状态	
	UWS/VIS 患者	MCS 患者
δ	3.515 2	3.773 6
θ	3.522 1	3.994 7
α	2.755 4	3.502 5
β	2.481 2	3.490 8
γ	2.517 5	3.382 6

为了更深入地评估 DWT 方法提取特征的分类效果, 该文使用分类模型对不同 DOC 患者的测试样本进行分类识别。表 6 显示了 18 位 DOC 患者的分类准确率。针对单一患者, 提出的分类模型分类准确率均超过 90%, 表明其在实际应用中具有极高的价值。

3.4 对比实验

为了检验文中方法在意识障碍患者的意识水平评估上是否具有更出色的表现, 使用以下各种已有方法与文中方法进行对比: 文献 [32] 基于视觉 ERP 对

UWS/VS 和 MCS 患者进行二元分类评估;文献[33]基于听觉 ERP 对 UWS/VS 和 MCS 患者进行二元分类评估;基于文中数据集,使用 STFT 方法,提取功率、谱熵和相干度,对 UWS/VS 和 MCS 患者进行二元分类评估;基于文中数据集,使用文献[34]的方法,融合各种基本特征和睡眠分期时长占比特征,对 UWS/VS 和 MCS 患者进行二元分类评估。

表 6 不同患者分类准确率汇总

UWS/VS 患者		MCS 患者	
患者编号	准确率/%	患者编号	准确率/%
1	91.73	2	98.57
3	97.03	5	98.96
4	92.98	15	94.12
6	95.94	24	97.01
16	99.51	26	99.34
20	97.33	27	92.96
21	95.32	28	94.52
30	99.54	37	98.69
40	95.31	38	90.54

文中方法与已有方法的各方面性能比较结果如表 7 所示。由于文献[32-33]使用的数据集与文中不同,因此只比较最终的分类准确率。相较于文献[32-33]的方法,文中方法的准确率提升了 7.37 个百分点和 8.37 百分点。相较于 STFT 方法和文献[34]的方法,文中方法的准确率分别提升了 2.2 个百分点和 1.16 百分点。在 MCS 患者的识别方面(灵敏度),文中方法的准确率分别提升了 0.52 个百分点和 0.37 百分点。在 UWS/VS 患者的识别方面(特异性),文中方法的准确率分别提升了 3.72 个百分点和 2.36 百分点。在 AUC 指标方面,文中方法提升了 0.022 和 0.013。

这些结果表明,相较于目前已有的一些意识水平评估方法,文中方法在各个方面(准确率和 AUC)均更加出色。在对 EEG 信号进行特征提取方面,使用 DWT 提取的融合特征更具区分度。这对于提高对意识障碍患者的准确诊断具有重要意义。

表 7 文中方法与已有方法的性能比较

方法	数据	准确率 /%	灵敏度 /%	特异性 /%	AUC
文献[32]	视觉 ERP	84.0	-	-	-
文献[33]	听觉 ERP	83.0	-	-	-
STFT	文中 EEG	89.17	88.64	89.65	0.891
文献[34]	文中 EEG	90.21	88.79	91.01	0.900
	文中 EEG	91.37	89.16	93.37	0.913

4 结束语

本研究专注于探索 DWT 在评估意识障碍患者意

识水平方面的潜在应用,并与常见的 STFT 特征提取方法进行了比较。首先,利用 DWT 对意识障碍患者的 EEG 信号进行 4 层 db4 小波分解,然后从 D1-D4 与 A4 分量信号中提取各频带的功率、谱熵以及相干度,用于进行分类模型训练。最终分类结果显示,与已有的方法比较,提出的方法在各个方面均表现出更高的准确率。这一方法有助于更精确地评估意识障碍患者的意识水平,为制定个性化的治疗决策提供更多支持和信息。

参考文献:

- [1] THIBAUT A, SCHIFF N, GIACINO J, et al. Therapeutic interventions in patients with prolonged disorders of consciousness[J]. *The Lancet Neurology*, 2019, 18(6):600-614.
- [2] SCHNAKERS C. Clinical assessment of patients with disorders of consciousness[J]. *Archives Italiennes De Biologie*, 2012, 150(2/3):36-43.
- [3] BODIEN Y G, CARLOWICZ C A, CHATELLE C, et al. Sensitivity and specificity of the coma recovery scale - revised total score in detection of conscious awareness[J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2016, 97(3):490-492.
- [4] EAPEN B C, GEORGEKUTTY J, SUBBARAO B, et al. Disorders of consciousness[J]. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics*, 2017, 28(2):245-258.
- [5] SMITH S J M. EEG in the diagnosis, classification, and management of patients with epilepsy[J]. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 2005, 76(suppl 2):ii2-ii7.
- [6] JI H, XU T, XUE T, et al. An effective fusion model for seizure prediction: GAMRNN[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2023, 17:1246995.
- [7] JI H, CHEN B, PETRO N M, et al. Functional source separation for EEG-fMRI fusion; application to steady-state visual evoked potentials[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2019, 13:24.
- [8] PAHUJA S K, VEER K. Recent approaches on classification and feature extraction of EEG signal; a review[J]. *Robotica*, 2022, 40(1):77-101.
- [9] 张黎明, 张小栋, 陆竹风, 等. 用于稳态视觉诱发电位特征频率提取的同步压缩短时傅里叶变换方法[J]. *西安交通大学学报*, 2017, 51(2):20-26.
- [10] 李金龙. 小波变换方法及其应用[J]. *地震*, 2022, 21(3):91-97.
- [11] 李 斐, 马千里. 基于脑电信号特征提取的睡眠分期方法研究[J]. *计算机技术与发展*, 2017, 27(1):177-181.
- [12] ENGEMANN D A, RAIMONDO F, KING J R, et al. Robust EEG-based cross-site and cross-protocol classification of states of consciousness[J]. *Brain*, 2018, 141(11):3179-3192.
- [13] PIARULLI A, BERGAMASCO M, THIBAUT A, et al. EEG

- ultradian rhythmicity differences in disorders of consciousness during wakefulness [J]. *Journal of Neurology*, 2016, 263:1746–1760.
- [14] SITT J D, KING J R, EL KAROUI I, et al. Large scale screening of neural signatures of consciousness in patients in a vegetative or minimally conscious state [J]. *Brain*, 2014, 137(8):2258–2270.
- [15] DAVEY M P, VICTOR J D, SCHIFF N D. Power spectra and coherence in the EEG of a vegetative patient with severe asymmetric brain damage [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2000, 111(11):1949–1954.
- [16] POLLONINI L, POPHALE S, SITU N, et al. Information communication networks in severe traumatic brain injury [J]. *Brain Topography*, 2010, 23:221–226.
- [17] ENGEMANN D, RAIMONDO F, KING J R, et al. Automated measurement and prediction of consciousness in vegetative and minimally conscious patients[C]//ICML workshop on statistics, machine learning and neuroscience (Stamline 2015). Lille:ICML, 2015.
- [18] 李佩钰. 一种基于小波和神经网络的短时交通流量预测 [J]. *计算机技术与发展*, 2020, 30(1):135–139.
- [19] 张国有, 刘佳华, 米 佳. 针对三维彩色点云模型水印算法的研究 [J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(5):62–68.
- [20] 邵婷婷, 白宗文, 周美丽. 基于离散小波变换的信号分解与重构 [J]. *计算机技术与发展*, 2014, 24(11):159–161.
- [21] 杨 俊, 马正敏, 沈 韬, 等. 基于深度时空特征融合的多通道运动想象 EEG 解码方法 [J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(1):196–203.
- [22] 袁 超, 张 浩, 凌云汉, 等. 基于小波变换和 SG 滤波的多尺度平滑预处理方法 [J]. *锻压技术*, 2023, 48(6):140–155.
- [23] PATHANIA A, SCHREIBER M, MILLER M W, et al. Exploring the reliability and sensitivity of the EEG power spectrum as a biomarker [J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2021, 160:18–27.
- [24] THUL A, LECHINGER J, DONIS J, et al. EEG entropy measures indicate decrease of cortical information processing in disorders of consciousness [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2016, 127(2):1419–1427.
- [25] MURIAS M, WEBB S J, GREENSON J, et al. Resting state cortical connectivity reflected in EEG coherence in individuals with autism [J]. *Biological Psychiatry*, 2007, 62(3):270–273.
- [26] 张 凡, 高仲合, 牛 琨. 基于 BiGRU-SVM 的网络入侵检测模型 [J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(1):144–149.
- [27] NEKRASOVA J, KANARSKII M, YANKEVICH D. Overnight polysomnographic records of patients with chronic disorders of consciousness, part 1 [EB/OL]. 2020 [2024-03-11]. <https://data.mendeley.com/datasets/7byy6n8fwr/2>.
- [28] NEKRASOVA J, KANARSKII M, YANKEVICH D. Overnight polysomnographic records of patients with chronic disorders of consciousness, part 2 [EB/OL]. 2020 [2024-03-11]. <https://data.mendeley.com/datasets/cz4mp794z7/1>.
- [29] KUMAR J S, BHUVANESWARI P. Analysis of electroencephalography (EEG) signals and its categorization – a study [J]. *Procedia Engineering*, 2012, 38:2525–2536.
- [30] SYARIF I, PRUGEL-BENNETT A, WILLS G. SVM parameter optimization using grid search and genetic algorithm to improve classification performance [J]. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 2016, 14(4):1502–1509.
- [31] 梁子超, 李智炜, 赖 铿, 等. 10 折交叉验证用于预测模型泛化能力评价及其 R 软件实现 [J]. *中国医院统计*, 2020, 27(5):289–292.
- [32] XIAO J, PAN J, HE Y, et al. Visual fixation assessment in patients with disorders of consciousness based on brain-computer interface [J]. *Neuroscience Bulletin*, 2018, 34:679–690.
- [33] HERMANN B, STENDER J, HABERT M O, et al. Multimodal FDG-PET and EEG assessment improves diagnosis and prognostication of disorders of consciousness [J]. *NeuroImage: Clinical*, 2021, 30:102601.
- [34] 弓愉昇, 王文华, 潘 敏, 等. 一种基于融合特征的慢性意识障碍自动评估方法 [J]. *西北大学学报:自然科学版*, 2023, 53(3):367–376.