

DOI:10.16356/j.1005-2615.2025.03.020

基于 mRMR 算法的脑电特征评价

孙哲¹, 李慧¹, 邵荃¹, 张军峰¹, 贾萌²

(1. 南京航空航天大学民航学院, 南京 210016; 2. 南京工程学院交通工程学院, 南京 211167)

摘要: 由于具有高时间分辨率、无创性, 脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号被广泛应用于航空航天任务操作员的疲劳、脑力负荷分析等。针对 EEG 信号多通道且各通道内信息不完全相同的特性, 提出了一种基于最小冗余最大相关性 (Minimum redundancy maximum relevance, mRMR) 算法的 EEG 特征评价技术。通过设置目标变量, 计算各通道内 EEG 特征与目标变量的互信息量、特征在通道内部的冗余度, 可对 EEG 特征的性能做出评价。进一步, 获取管制员在不同脑力负荷下的 EEG 数据, 对一系列 EEG 特征做出评价并与已有研究、特征在不同分类方式下的可分性进行对比, 验证了该特征评价技术的有效性。与现有的技术相比, 该技术避免了灰色关联分析法确定权重参数和灰色关联度的主观性、避免了分类器评价法的差异性。相较于已有的特征选择算法, 考虑了通道内部信息的冗余, 使得评价结果更为准确。相较于基于统计学的相关技术, 该方法可对特征的性能做出定量的评价, 以便对不同指标进行比较。最后, 阐述了该评价方式疲劳程度分析、情绪识别等方面的应用。

关键词: 脑电特征; 最小冗余最大相关性; 特征评价; 管制员

中图分类号: V7; R857.11

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2025)03-0580-09

EEG Characteristic Evaluation Based on mRMR Algorithm

SUN Zhe¹, LI Hui¹, SHAO Quan¹, ZHANG Junfeng¹, JIA Meng²

(1. College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. School of Transportation Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: Thanks to high temporal resolution and non-invasiveness, electroencephalogram (EEG) signals are widely used for fatigue and brain load analysis of aerospace mission operators. Since the EEG signals hold multi-channels and the information within each channel is not exactly the same, this paper proposes an EEG characteristic evaluation method based on the minimum redundancy maximum relevance (mRMR) algorithm. The performance of EEG characteristics can be evaluated by setting the target variables, calculating the amount of mutual information between the EEG characteristics and the target variable within each channel, as well as the redundancy of the characteristics within the channel. Further, the EEG data of controllers under different brain loads are acquired. A series of EEG characteristics are evaluated. The results are compared with those of the existing studies, and the separability of the characteristics under different classification methods are also analyzed. The effectiveness of the proposed evaluation method is verified. Compared with the existing studies, this method avoids the subjectivity of the grey correlation analysis method in determining weight parameters and grey correlation degree, as well as the discrepancy between different classifier evaluation methods. Compared to the existing characteristic selection algorithms, this method considers the redundancy of information within the channel and outputs more accurate results. Compared with the methods based on statistics, this method can quantitatively evaluate the performance of the characteristics in order to

基金项目: 国家自然科学基金 (52372315)。

收稿日期: 2024-06-12; **修订日期:** 2025-04-07

通信作者: 邵荃, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: shaoquan@nuaa.edu.cn。

引用格式: 孙哲, 李慧, 邵荃, 等. 基于 mRMR 算法的脑电特征评价 [J]. 南京航空航天大学学报 (自然科学版), 2025, 57 (3): 580-588. SUN Zhe, LI Hui, SHAO Quan, et al. EEG characteristic evaluation based on mRMR algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics (Natural Science Edition), 2025, 57(3): 580-588.

compare different indicators. Finally, the application of this method in terms of fatigue level analysis and emotion recognition is described.

Key words: electroencephalogram (EEG) characteristics; minimum redundancy maximum relevance (mRMR); characteristic evaluation; air traffic controller

21世纪是公认的脑科学的时代,世界许多国家已将脑的研究作为重点资助领域^[1]。脑电信号被认为是大脑皮层活动的结果,与大脑复杂的认知过程有关,可作为情绪识别、疲劳识别、脑力负荷识别等多个研究领域的客观评定特征。比较多种研究方法,由于具有高时间分辨率、无创性的特征,脑电研究一直以来始终处于研究的最前沿。

早期,对脑电信号的分析主要集中于事件相关电位^[2]等特征在不同环境中的变化实现。这种方法简单易行,但识别准确率^[3]并不理想。近些年,研究者将机器学习的方法引入脑电分析,通过提取脑电信号的不同特征,找出最优特征或特征子集,利用机器学习分类器实现情绪识别^[4]、疲劳识别^[5]、脑力负荷识别^[6]等。

由上述分析可知,特征提取是基于脑电进行各项研究的关键步骤,特征的质量直接影响分类算法的性能和结果。因此,在应用脑电信号时,需对特征做出评价,进而选择最优的特征。

1 相关工作

目前常见的特征选择方法主要有3种:(1)基于互信息理论;(2)基于统计学;(3)基于特征的可分性。

互信息相关方法一般是通过比较特征与目标变量的相关程度选择出表现较好的特征。Barua等^[7]对BSS(Blind source separation)/WSS(Weighted subspace fitting)、SFFS(Sequential floating forward selection)和最小冗余最大相关性(Minimum redundancy maximum relevance, mRMR)3种特征选择算法进行了评估并得出结论:BSS/WSS可寻求不同类别特征之间的差异;SFFS则寻求特征之间的内部关系;mRMR可以被视为一种折中方案,提供了比BSS/WSS更紧凑的特征集,但与SFFS相比具有更好的通用性。Arvaneh等^[8]基于互信息算法实现了特征的选择和排序。Cheema等^[9]根据脑电数据提取了多种特征,并使用mRMR算法选出15个特征。

基于统计学原理选择特征一般是根据特征在不同条件的相关系数或是否有显著性差异来选择特征。Li等^[10]根据脑电图数据,计算了12种能量参数并引入灰色关系分析(Grey relation analysis, GRA)来确定驾驶员疲劳的最佳特征。Aghajani

等^[11]根据特征和认知负荷之间Pearson相关系数对特征进行排序,进而选出较好的特征。Da Silveira等^[12]采用Wilcoxon符号秩检验评价特征的性能,证明了 γ/δ 和 $(\gamma+\beta)/(\delta+\alpha)$ 该特征在睡意检测中的有效性。张朋等^[13]通过Shapiro-Wilk(SW)检验及方差分析方法检验不同脑力疲劳状态下的脑电特征差别。同时,采用Logistic回归器,通过AUC和P值筛选出对疲劳状态敏感的特征。

除此之外,还有学者通过特征的可分性对特征做出评价。Hu^[14]使用10种最先进的分类器对特征进行分类并得出结论:分类器对准确性的影响较大、特征在不同分类器中的表现并不完全一致。

在上述的方法中,特征选择算法考虑了特征之间的互信息量及冗余,通过迭代和删除特征选择特征子集。但现有的脑电设备一般是多通道的,这类算法往往更侧重于计算特征之间的冗余而忽略特征在各个通道间的冗余。采用Wilcoxon符号秩检验评价特征的性能仅通过特征是否出现显著变化来判断特征的好坏,无法对特征进行比较及定量的评价。GRA能够综合考虑多个因素的影响,对于数据不完整、不精确或有噪音的情况具有一定的鲁棒性,但在应用时需要先进行数据规范化,增加了其计算复杂性。另外,由于灰色关联分析需要确定权重参数和灰色关联度的计算方法,计算结果具有一定的主观性,可能会影响最终的结果。基于分类器的特征选择方法受分类器和分类方式的影响较大,同一特征在不同分类方式下的表现会出现差异,难以对特征做出统一的评价。即使是同一分类器,参数的设置也可能会引起特征评价的改变。

因此,需要一种统一、客观的特征评价方式,可以基于脑电信号多通道且通道间信息不完全相同的特性,同时考虑特征与目标变量的相关性、特征在不同通道中的冗余度,对特征做出评价。

本文的主要贡献包括4个方面:

(1)提出了一种基于mRMR算法的脑电特征评价方式,计算不同通道中特征与目标变量的互信息量、59个通道与工作负荷的互信息量,对脑电特征做出评价;

(2)根据流量的改变,设计实验获取管制员不同脑力负荷下的脑电数据及NASA-TXL(NASA-task load index)量表数据;

(3)应用上文提出的特征评价方式对管制员

各项脑电特征进行评价,并验证了评价方式的有效性;

(4) 介绍了该技术在情绪识别、疲劳检测等其他方面的应用。

2 基于 mRMR 算法的脑电特征评价

2.1 mRMR 算法

mRMR 算法^[15]是一种特征选择算法,通过迭代地添加和删除特征,使得选择出的特征子集既具有较高的相关性,又具有较低的冗余性。该方法基于信息论原理,通过计算特征之间的相关度和冗余度,来评估特征的重要性,进而选择出最具有代表性的特征子集。算法流程图如图 1 所示。图 1 中 MI 为互信息 (Mutual Information), MID 为互信息差 (Mutual information difference), MIQ 为互信息商 (Mutual information quotient)。

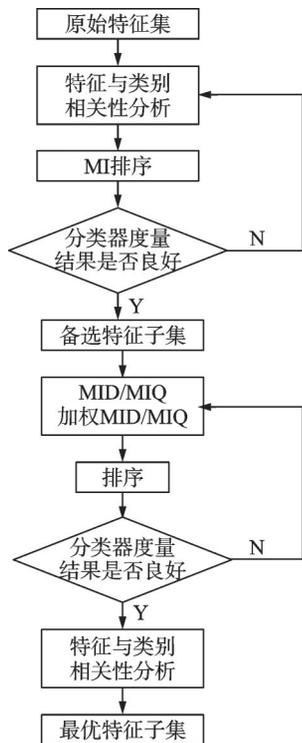


图 1 mRMR 算法流程图

Fig.1 Flowchart of mRMR algorithm

mRMR 算法一般用于构建特征集合,在应用该算法评价脑电特征时,需要考虑脑电信号多通道的特性,根据实际情况做出改变。

2.2 基于 mRMR 算法的脑电特征评价方式

在评价脑电特征时,会面临 2 个问题:第 1 个是各个通道对应的特征值与目标变量有多大相关性,第 2 个是不同通道中的信息之间有多大冗余度。因此,需要考虑如何度量特征值与目标变量的相关性以及怎样解决各通道之间的冗余。

为了解决这两个问题,本文引入 mRMR 算法。

一般 mRMR 算法多用于特征选择而不是特征评价,由于本文更侧重于特征之间的比较,以便于对特征的性能做出评价,所以需要寻找一个量化指标评估脑电特征的性能。本文定义 Φ 为评价脑电特征性能的指标。

根据脑电信号多通道的特点,设 S 表示全部通道 x_i 的集合, c 表示目标变量, I 表示互信息量。将全部通道看作一个整体,首先计算所有通道与目标变量的互信息量之和 D ,使得 S 满足如下

$$\max D(S, c), D = \frac{1}{|S|} \sum_{x_i \in S} I(x_i; c) \quad (1)$$

仅通过计算互信息量对特征做出评价会忽略各通道中信息的冗余。针对具体特征,各通道的信息之间存在冗余。当多个通道之间的信息互相冗余时,仅通过相关性评价特征会产生较大的误差。因此需要一种方式度量所有通道内部的冗余度之和 $R(S)$,本文参考 mRMR 算法计算冗余度的公式并以此求出冗余度之和

$$\min R(S) = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x_i, x_j \in S} I(x_i, x_j) \quad (2)$$

式中 $I(x_i, x_j)$ 表示通道 x_i 与通道 x_j 的互信息量。进一步,定义 Φ 为互信息量之和 - 冗余度之和的值,可以通过计算 Φ 的值实现对特征的评价。 Φ 越大,特征的性能越好。则目标函数如下

$$\max \Phi(D, R), \Phi = D - R \quad (3)$$

如图 2 所示,通过计算所有通道与目标变量的互信息量之和、通道内部的冗余度之和,即可求出特征对应评价指标的值 Φ ,对 Φ 进行排序即可寻找出最佳的特征。该特征评价方式的具体使用步骤为:

- (1) 设置目标变量;
- (2) 获取目标变量在不同水平下,受试者的脑电数据;
- (3) 提取脑电特征;
- (4) 计算不同脑电特征下,所有通道与目标变

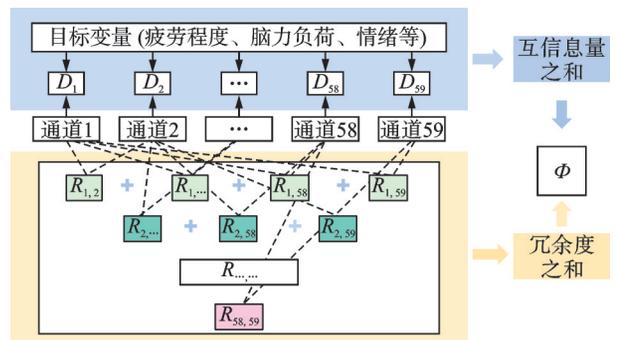


图 2 基于 mRMR 算法的脑电特征评价方法架构图

Fig.2 Framework of EEG feature evaluation approach based on mRMR algorithm

量的互信息量之和、通道内部的冗余度之和;

(5) 求出所有特征对应的评价指标 Φ 并对其进行排序。

3 实例应用

航空航天任务操作员,包括空中交通管制员、宇航员、飞行员等,其脑力负荷不仅会影响作业效率,在超负荷条件下,有时甚至会引发安全事故^[16]。因此,感知到这些岗位工作人员的工作负荷并进行分析具有重要意义。据此,本文采集航空航天任务操作员在不同工作负荷水平下的脑电信号,应用本文提出的基于 mRMR 算法的脑电特征评价方法,对航空航天任务操作员的脑力负荷进行分析。

3.1 实验及数据

3.1.1 实验场景设置

实验共邀请到 41 名来自江苏空管局和禄口机场的管制员作为被试。为了减少被试间的差异,被试全为男性且年龄集中在 26~34 岁。所有被试在参与研究前均提供了知情同意书。实验使用博瑞康 64 导脑电采集设备,采集频率 1 000 Hz;每个采集场景 30 min。如果在实际管制工作中进行实验,将无法控制管制员负荷水平,且存在一定程度的安全隐患,所以实验在南京航空航天大学管制模拟实验室开展。本实验已通过伦理审查且获得被试及南京航空航天大学授权可以使用相关数据。

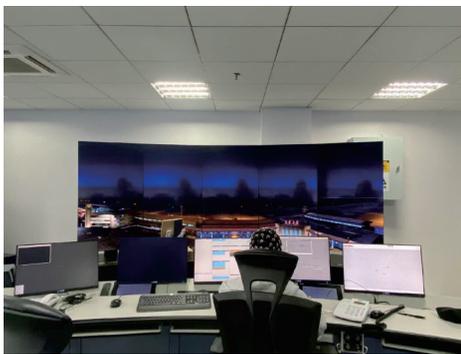


图 3 南京航空航天大学管制模拟实验室

Fig.3 Control simulation laboratory in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

根据实验目的,采集空中交通管制员在不同负荷水平下的脑电信号,需根据管制员的工作负荷设计实验场景。一般认为,流量是影响管制员工作负荷的主要原因^[17]。流量的增加会使管制员的任务增多,同时,由于协调和监控飞机之间的通信和交通流动,管制难度也相应地增加。

因此,本文根据流量的差异在模拟机上选取 3 个练习 PX25-12P02、PX25-17M01、TWR401-07-1 作

为实验场景。3 个练习的航班数量分别为 6、21、30,分别对应低负荷、中负荷、高负荷。除此之外,本实验加入静息场景,对应的工作负荷为 0。场景设置如表 1 所示。

表 1 场景选取

Table 1 Scene selection

场景	练习	负荷	总航班数
1	PX25-12P02	低	6
2	PX25-17M01	中	21
3	TWR401-07-1	高	30
静息	—	0	0

根据预实验结果,在“静息-场景 3-场景 1-场景 2”的顺序下,管制员的脑电数据可分性最高,因此,正式实验将按照“佩戴脑电设备-静息-场景 3-场景 1-场景 2”的顺序进行。每个场景耗时 30 min,每个被试按照“静息-场景 3-场景 1-场景 2”的顺序完成所有练习,场景间隔 5 min,用于填写 NASA-TXL 主观量表。最后,收集不同场景中管制员脑电数据及相应的量表数据。

3.1.2 实验数据有效性验证

由于实验的目的是采集空中交通管制员在不同负荷水平下的脑电信号,所以可根据场景是否可以成功诱发管制员不同水平的负荷验证实验数据的有效性。

本文以 NASA-TXL 量表评分结果表征被试感知到的脑力负荷^[18],并根据评分结果验证选取场景的有效性。各被试在不同场景下的脑力负荷评分结果如图 4 所示。几乎所有被试都在场景 3(高负荷)中感知到的负荷水平最高,大多被试在场景 1(低负荷)感知到的负荷水平最低。因此,本文选取的场景可成功诱发管制员不同程度的脑力负荷,场景有效。

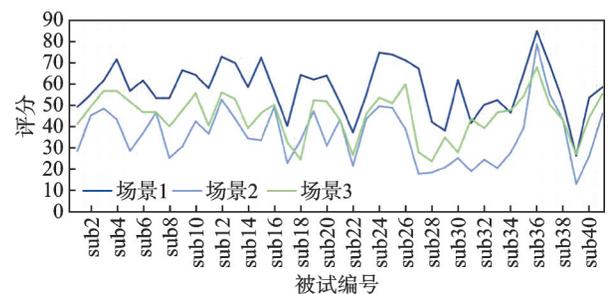


图 4 脑力负荷感知

Fig.4 Mental workload perception

3.2 脑电特征的提取及评价

3.2.1 脑电特征提取

目前,通过分析脑电信号检测脑力负荷主要有 2 种研究方式:基于事件相关电位(Event-related

potential, ERP)的测量方法和基于自发脑电的测量方法。ERPs 相关技术对时间高度敏感,但由于空间分辨率低无法精准地显示出诱发电位电极所在的位置^[19]。因此,应用ERPs 相关技术测量脑力负荷,会给少通道检测增加难度,很难提升脑电技术应用的便利性。

因此,本文采取基于自发脑电的测量方法对管制员的脑力负荷进行分析。基于自发脑电的测量方法可分为时域信号检测和频域信号检测 2 种方法。一般认为大量脑电信息从频域观察更为直观,因此频段功率是脑力负荷检测中常用的特征。

本文首先考虑了 δ 波, θ 波, α 波和 β 波的绝对能量特征及相对能量特征^[20-22]。在此基础上,加入了 γ 波相关的绝对能量特征及相对能量特征作为脑力负荷的检测特征。特征选择如表 2 所示。

表 2 特征选取

Table 2 Feature selection

特征	特征
δ	$(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$
θ	$\beta+\theta+\alpha+\gamma$
α	γ/θ
β	γ/α
$\delta+\beta+\theta+\alpha$	γ/β
θ/β	$\gamma/(\alpha+\beta)$
α/β	$\gamma/(\theta+\beta)$
$(\alpha+\theta)/\beta$	$\gamma/(\theta+\alpha)$
$(\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$	$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$
γ	$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$

3.2.2 脑电特征评价

对获取到的脑电数据进行预处理,包括剔除无用电极、重参考、滤波、独立成分分析(Independent component analysis, ICA)处理等,以确保数据质量^[23-25]。首先剔除无用电极,如 ECG、右眼太阳穴(Horizontal electro-oculogram right, HEOR)、左眼

太阳穴(Horizontal electro-oculogram left, HROL)和左眼上方(Vertical electro-oculogram upper, VEOU),留下 59 个通道用于后续分析,如图 5 所示。

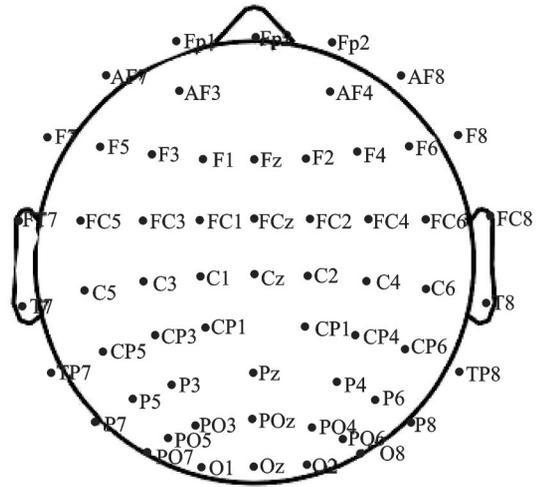


图 5 脑电通道

Fig.5 Channel location

进一步,对数据进行滤波处理,本文对每位受试者的脑电信号均采用频率范围在 0.5~100 Hz 的带通滤波器,以降低噪音、去除伪影。然后,对脑电数据进行重参考处理,添加一个零填充通道作为初始参考,计算平均电位后从所有通道中减去该值^[26],从而使 ICA 能够在满秩数据上进行。

完成重参考处理后,采用 ICA 对脑电信号进行分解,以识别并去除潜在的伪影或噪声成分。在默认参数设置下,采用 MATLAB EEGLAB 工具箱中的 informax runica.m 算法完成 ICA 处理。并对所有处理步骤进行仔细监控和验证,以确保数据的可靠性与有效性。

完成预处理后,提取管制员在非工作状态、低负荷、高负荷以及超负荷状态下的脑电特征。在此基础上,将目标变量设为脑力负荷,并利用本文提出的脑电特征评价方法对脑电特征进行评价。评价结果如表 3 所示。可以看出,在 20 个特征中, $\beta+$

表 3 评价结果

Table 3 Evaluation results

特征	Φ	特征	Φ
$\beta+\theta+\alpha+\gamma$	3 688.969 054	α/β	1 252.504 293
$\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$	3 615.334 366	$(\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$	1 426.177 537
$\delta+\beta+\theta+\alpha$	3 585.256 829	γ/β	931.453 804 9
β	3 194.823 902	γ/α	809.629 975 6
γ	3 178.441 195	$\gamma/(\alpha+\beta)$	600.617 951 2
α	2 970.589 39	$\gamma/(\theta+\beta)$	312.604 634 1
θ	2 882.962 39	$\gamma/(\theta+\alpha)$	154.147 682 9
δ	2 797.489 585	γ/θ	149.891 829 3
$(\alpha+\theta)/\beta$	2 083.364 463	$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$	2.167 195 122
θ/β	1 459.994 293	$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$	0

$\theta+\alpha+\gamma$ 、 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 、 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 、 γ 和 β 表现出更好的性能。表明这5个特征与管制员的脑力负荷相关性较强,可用于管制员脑力负荷的检测。而 $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$ 与脑力负荷的相关性较低, $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$ 与脑力负荷没有相关性,不适用于管制员脑力负荷的检测。

4 评价结果有效性验证

4.1 与已有研究的比较

在5个波段的绝对能量特征中, γ 和 β 的表现优于 δ 、 θ 、 α ,这与文献[27]结论基本一致: γ 波和 β 波更适用于管制员脑力负荷检测。一般认为: δ 波与深层次的放松和恢复性睡眠相关; θ 波普遍存在于人们精神恍惚或者是催眠状态; α 波介于有意识的思维(β)和潜意识(θ)之间,它可以使人平静下来,促进更深层次的放松和满足感; β 波是人们在清醒中最常见的高频波; γ 波代表了高级认知活动,神经元兴奋性增高的表现^[28-29]。

根据这一观点可以推断,管制员在工作时的脑电信号与 γ 波关联更强,而与 δ 关联更弱。与之相符的评价结果为: $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 的结果好于 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 好于特征 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 。对比 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 与 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$,可以看到,在加入 γ 后,特征的性能有所提升, γ 的加入能较好地反映出管制员的工作负荷引起脑电特征的变化。在研究管制员的工作状态时,可以更多地考虑 γ 波带来的影响。

另外,对比 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 与 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 可知,在加入 δ 后,特征的性能变差,由于管制员工作时精神高度集中,不会处于深层次的放松状态,因此, δ 波的加入会使特征的性能变差。

综上,本文评价结果与推断基本一致,与已有结论相符。

4.2 SVM分类器验证

为了验证上述特征评价方式的结果是否准确,本文引入支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器,考虑静息/工作、0/中低/高负、0/低/中高负荷和0/低/中/高负荷4种分类方式,对相关特征数据进行分类。分类结果如表4所示。由表4可知,将管制员脑电数据分为静息状态与工作2类,所有特征的精度都在0.8以上,二分类表明数据可分。其中, $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 的分类精度最高,可达0.86,其次分别是 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 和 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$,为0.84。这与3.2节中特征与脑力负荷相关性较强的结论基本符合。

将管制员脑电数据分为0负荷、高负荷、中低负荷3类,所有特征精度都在0.333 33以上,其中

表4 分类结果

Table 4 Classification results

特征	静息/工作	0/中低/高负荷	0/低/中高负荷	0/低/中/高负荷
δ	0.82	0.44	0.60	0.42
θ	0.82	0.47	0.60	0.42
α	0.82	0.47	0.61	0.44
β	0.82	0.50	0.62	0.43
$\delta+\beta+\theta+\alpha$	0.84	0.55	0.62	0.49
θ/β	0.82	0.43	0.60	0.41
α/β	0.82	0.40	0.60	0.43
$(\alpha+\theta)/\beta$	0.81	0.42	0.60	0.41
$(\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$	0.82	0.42	0.60	0.43
γ	0.82	0.47	0.62	0.46
$\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$	0.84	0.57	0.66	0.50
$\beta+\theta+\alpha+\gamma$	0.86	0.64	0.74	0.55
γ/θ	0.82	0.39	0.60	0.43
γ/α	0.82	0.41	0.60	0.44
γ/β	0.82	0.45	0.60	0.43
$\gamma/(\alpha+\beta)$	0.82	0.37	0.60	0.43
$\gamma/(\theta+\beta)$	0.82	0.38	0.60	0.43
$\gamma/(\theta+\alpha)$	0.82	0.42	0.60	0.43
$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$	0.82	0.37	0.60	0.43
$\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$	0.82	0.37	0.60	0.43

特征 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 精度最高,可达0.64。而特征 γ/θ 、 $\gamma/(\theta+\beta)$ 、 $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$ 、 $\gamma/(\alpha+\beta)$ 、 $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$ 的分类精度仅为0.37~0.39,略高于随机分类的精度。这与3.2节中特征与脑力符合相关性不高甚至没有关联的结论基本符合。

将管制员负荷分为0负荷、中高负荷和低负荷3类,所有特征精度均可达0.6及以上,其中 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 、 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 、 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 、 γ 、 β 分别为0.74、0.66、0.62、0.62、0.62,表明这6个特征与脑力符合相关度较高,排名与3.2节中特征评价排名基本吻合。

将管制员负荷分为0负荷、低负荷、中负荷、高负荷4类,仍然是 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 、 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 和 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 的可分性最高,与3.2节结论相符。将分类结果绘制成图片,由图6可知,不论在何种分类方式中, $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 的精度都是最高的,虽然 $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 的分类精度略差于 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$,但在各种分类方式中,精度也都排在第2。其次分别是 $\delta+\beta+\theta+\alpha$ 、 γ 、 β 。而 $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha)$ 、 $\gamma/(\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma)$ 可分性较差,排名较低。总的来说,通过基于mRMR算法的脑电特征评价技术所得特征排名与SVM分类结果基本吻合,由此,该方法是有效的。

图6还展现出基于分类器的特征选择方法的缺陷:在静息/工作、0/低/中高负荷这2种分类方式下,特征间的精度差异较小,甚至有很多特征的

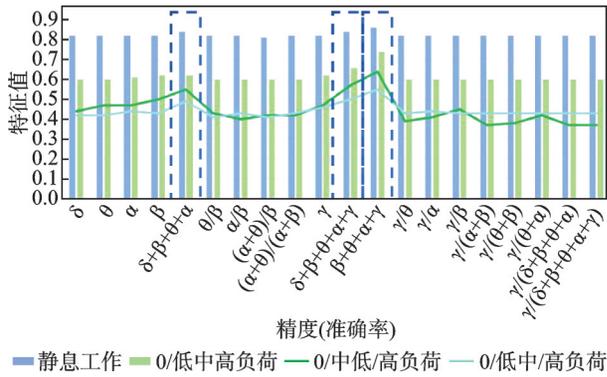


图 6 分类结果

Fig.6 Classification results

分类准确率相同,因此难以选出特征用于后续分析;在0/中低/高负荷、0/低/中/高负荷这2种分类方式下,不同特征对应的分类准确率的排名差异较大,有些特征在0/中低/高负荷的分类方式下准确率更高,而有些特征在0/低/中/高负荷的分类方式下准确率更高,这会增加特征选择的难度。

4.3 与现有算法的比较

现有的特征选择算法,如mRMR算法等,更侧重于计算特征之间的冗余而忽略特征在各个通道间的冗余,对计算结果的准确性造成了一定的影响。GRA选择特征能够综合考虑多个因素的影响^[10],但需要确定权重参数和灰色关联度的计算方法,使得结果具有一定的主观性。SW检验及方差分析^[12]或Wilcoxon符号秩检验^[13]仅通过特征是否出现显著变化来判断特征的好坏,无法对特征进行定量的评价。另外,由本文结果可知,通过特征的可分性评价特征的性能时,特征在不同分类方式下的性能存在差异,因此无法对特征做出统一的评价。

因此,与现有的算法相比,本文提出的基于mRMR算法的特征评价方法,避免了灰色关联分析法确定权重参数、灰色关联度和分类器设置参数的主观性;无需考虑分类方式的影响,对特征做出了统一评价,避免了分类器评价法的差异性;相较于已有的特征选择算法,考虑了通道内部信息的冗余,使得评价结果更为准确。相较于基于统计学的相关技术,可对特征的性能做出定量的评价,以便对不同特征进行比较。

5 方法应用

第4节应用该指标评价方式分析了管制员的脑力负荷并得出结论: $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 最适用于管制员的脑力负荷分析,除此之外, $\delta+\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 的性能略逊于 $\beta+\theta+\alpha+\gamma$,但在各种分类方式中排名也相对靠前。另外,在5个波段的绝对能量指标

中, β,γ 最适用于管制员的脑力负荷分析。本文提出的脑电特征评价方法除了可应用于航空航天任务操作员的脑力负荷分析外,还可应用于其他领域。

本文方法可用于航空航天任务操作人员的疲劳程度分析。航空航天任务操作员处于疲劳状态时,可能会引发严重的安全事故。数据表明,航空安全事故中,多数事件都与管制员疲劳相关^[30]。因此航空航天任务操作员的疲劳识别对航空安全的保障以及风险的管控具有重要意义。在应用本文提出的指标评价方法分析航空航天任务操作人员的疲劳程度时,需首先设计实验诱发其在工作时的不同疲劳状态,疲劳状态可通过卡罗林斯卡嗜睡量表(Karolinska sleepiness scale, KSS)获取。其次,提取不同通道内的特征;进一步,设置目标变量为疲劳程度,计算各通道与疲劳程度的互信息量以及通道内部的冗余度,对特征在疲劳分析中的适用性做出评价,进而筛选性能较好的特征用于疲劳分析。

飞行员在执行飞行任务时的情绪识别^[31]也至关重要,获取飞行员在不同情绪下的脑电数据,通过设置目标变量为情绪类别,并完成相应的计算工作,即可应用本文提出的指标评价方法筛选性能较好的特征用于分析飞行员的情绪。

除此之外,本文方法还可应用于航空航天操作人员注意力监测、专注度评估、工作记忆评估、焦虑和压力评估等多个领域。

6 结 论

针对脑电信号多通道且各通道内信息量不同的特性,本文提出了一种基于mRMR算法的脑电特征评价方法并验证了其有效性,结果表明:

(1) 通过设置目标变量,计算各通道内脑电特征与目标变量的互信息量以及特征在通道内部的冗余度,可对脑电特征的性能做出评价。由已有研究结论和特征在不同分类方式下的可分性可知,本文提出的脑电特征评价方法是有效的。

(2) 通过设计实验获取管制员在不同脑力负荷下的脑电数据,应用本文的评价方式对一系列脑电特征做出评价可知: $\beta+\theta+\alpha+\gamma$ 最适用于管制员的脑力负荷评估。

(3) 与现有的技术相比,本文方法避免了灰色关联分析法确定权重参数和灰色关联度的主观性、避免了分类器评价法的差异性;考虑了通道内部信息的冗余,使得评价结果更为准确;方法可对特征的性能做出定量的评价。

(4) 除实例中的脑力负荷分析外,本文成果还可用于疲劳程度分析、情绪识别等其他领域。

还应注意的是,虽然本研究使用 mRMR 算法取得了良好的效果,但该算法的计算复杂度较高,处理大型数据集时可能会效率降低。因此,未来的研究需要关注该算法的优化,以简化计算过程。

参考文献:

- [1] 李颖洁,樊飞燕,陈兴时. 脑电分析在认知研究中的进展[J]. 北京生物医学工程, 2006, 25(3): 321-324.
LI Yingjie, FAN Feiyan, CHEN Xingshi. Development of EEG analysis in the research of cognitive science[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2006, 25(3): 321-324.
- [2] KRAMER A F, SIREVAAG E J, BRAUNE R. A psychophysiological assessment of operator workload during simulated flight missions[J]. Human Factors, 1987, 29(2): 145-160.
- [3] 明东,柯余峰,何峰,等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究: 40年回顾与最新进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 1-13.
MING Dong, KE Yufeng, HE Feng, et al. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: Review of the last 40 years and the latest developments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1): 1-13.
- [4] 赵国联,宋金晶,葛燕,等. 基于生理大数据的情绪识别研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 80-92.
ZHAO Guozhen, SONG Jinjing, GE Yan, et al. Advances in emotion recognition based on physiological big data[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(1): 80-92.
- [5] 邓浩伟,侯月皎,张朝月,等. 基于级联森林和多模态融合的脑力疲劳识别算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(2): 584-593.
DENG Haowei, HOU Yuejiao, ZHANG Zhaoyue, et al. Brain fatigue recognition algorithm based on cascade forest and multimodal fusion[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(2): 584-593.
- [6] 许子明,牛一帆,温旭云,等. 基于脑电信号的认知负荷评估综述[J]. 航天医学与医学工程, 2021, 34(4): 339-348.
XU Ziming, NIU Yifan, WEN Xuyun, et al. A review of cognitive workload assessment based on EEG [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2021, 34(4): 339-348.
- [7] BARUA S, AHMED M U, AHLSTRÖM C, et al. Automatic driver sleepiness detection using EEG, EOG and contextual information[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 115: 121-135.
- [8] ARVANEH M, UMILTA A, ROBERTSON I H. Filter bank common spatial patterns in mental workload estimation[C]//Proceedings of the 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Milan, Italy: IEEE, 2015: 4749-4752.
- [9] CHEEMA B S, SAMIMA S, SARMA M, et al. Mental workload estimation from EEG signals using machine learning algorithms[M]//Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2018: 265-284.
- [10] LI W, HE Q C, FAN X M, et al. Evaluation of driver fatigue on two channels of EEG data[J]. Neuroscience Letters, 2012, 506(2): 235-239.
- [11] AGHAJANI H, GARBEY M, OMURTAG A. Measuring mental workload with EEG+fNIRS[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2017, 11: 359.
- [12] DA SILVEIRA T L T, KOZAKEVICIUS A J, RODRIGUES C R. Automated drowsiness detection through wavelet packet analysis of a single EEG channel[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 55: 559-565.
- [13] 张朋,周前祥,于洪强,等. 基于EEG信号特征的脑力疲劳快速检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(1): 145-154.
ZHANG Peng, ZHOU Qianxiang, YU Hongqiang, et al. Fast detection method of mental fatigue based on EEG signal characteristics[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(1): 145-154.
- [14] HU J F. Comparison of different features and classifiers for driver fatigue detection based on a single EEG channel[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2017, 2017: 5109530.
- [15] PENG H C, LONG F H, DING C. Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance, and Min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226-1238.
- [16] MÖCKEL T, BESTE C, WASCHER E. The effects of time on task in response selection: An ERP study of mental fatigue[J]. Scientific Reports, 2015, 5: 10113.
- [17] PANG Y T, HU J M, LIEBER C S, et al. Air traffic controller workload level prediction using conformalized dynamical graph learning[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 57: 102113.
- [18] RICCIO A, LEOTTA F, BIANCHI L, et al. Work-

- load measurement in a communication application operated through a P300-based brain-computer interface[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2011, 8(2): 025028.
- [19] 王禹, 肖毅, 周前祥, 等. 基于脑电信号的脑力负荷监测技术研究现状[J]. *航天医学与医学工程*, 2018, 31(5): 577-582.
- WANG Yu, XIAO Yi, ZHOU Qianxiang, et al. Research progress of mental workload monitoring technology based on EEG[J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2018, 31(5): 577-582.
- [20] FENG C Y, LIU S, WANYAN X R, et al. EEG feature analysis related to situation awareness assessment and discrimination[J]. *Aerospace*, 2022, 9(10): 546.
- [21] SCALA A, CAMPO G, TEBALDI M, et al. Neural interfaces to monitor interventional Cardiologists' mental workload: GAME-ON SAGA[J]. *Minerva Cardiology and Angiology*, 71(3): 303-310.
- [22] ASTUTI R D, SUHARDI B, LAKSONO P W, et al. Investigating the relationship between noise exposure and human cognitive performance: Attention, stress, and mental workload based on EEG signals using power spectrum density[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(7): 2699.
- [23] CHUANG S W, KO L W, LIN Y P, et al. Co-modulatory spectral changes in independent brain processes are correlated with task performance[J]. *NeuroImage*, 2012, 62(3): 1469-1477.
- [24] AL-ANI A, NAIK G R, ABBASS H A. A methodology for synthesizing interdependent multichannel EEG data with a comparison among three blind source separation techniques[M]//*Neural Information Process-*
ing. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2015: 154-161.
- [25] GROPE D M, MAKEIG S, KUTAS M. Identifying reliable independent components via split-half comparisons[J]. *NeuroImage*, 2009, 45(4): 1199-1211.
- [26] KIM H, LUO J, CHU S, et al. ICA's bug: How ghost ICs emerge from effective rank deficiency caused by EEG electrode interpolation and incorrect re-referencing[J]. *Frontiers in Signal Processing*, 2023, 3: 1064138.
- [27] LIU R W, QI S M, HAO S Q, et al. Drivers' workload electroencephalogram characteristics in cognitive tasks based on improved multiscale sample entropy [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 42180-42190.
- [28] ARMSTRONG B C, RUIZ-BLONDET M V, KHALIFIAN N, et al. Brainprint: Assessing the uniqueness, collectability, and permanence of a novel method for ERP biometrics[J]. *Neurocomputing*, 2015, 166: 59-67.
- [29] FRASCHINI M, HILLEBRAND A, DEMURU M, et al. An EEG-based biometric system using eigenvector centrality in resting state brain networks[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(6): 666-670.
- [30] YEN J R, HSU C C, HO H, et al. Identifying flight fatigue factors: An econometric modeling approach [J]. *Journal of Air Transport Management*, 2005, 11(6): 408-416.
- [31] 王艾, 林孟阳. 基于无线电陆空通话的飞行员情绪识别模型研究[J]. *电脑知识与技术*, 2023, 19(27): 5-8.

(编辑:张蓓)