

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416341

# 基于语音脑电的双模态心理压力分级评估研究<sup>\*</sup>

杜扶遥<sup>1</sup> 姜 旻<sup>1,2</sup> 陆思宇<sup>1</sup>

(1. 中国刑事警察学院公安信息技术与情报学院 沈阳 110854; 2. 证据科学教育部重点实验室(中国政法大学) 北京 100088)

**摘要:** 为了有效提高压力分级方法的精确度,实现多模态信息交互和多维立体融合特征的深层挖掘,提出一种基于模型分级的多模态压力识别方法。基于语音信号振幅特征和脑电信号各频段波幅特征,构建新的心理压力指数模型,并提出针对该模型的心理压力分级方法,有效解决了主观评估精度受限以及压力分类依据不明确等问题。以模型分级为依据重制 MAHNOB-HCI 数据集标签,构建了包含脑电时频空信息和语音时频信息的立体多维融合特征,避免了单特征识别方法导致的压力信息缺失问题。与单模态识别方法的对比分析,本文提出方法识别准确率分别提高了 10.72% 和 3.36%;与常规双模态方法的对比分析,识别准确率提高了 7.51%。综上所述,本文所提方法能够更准确的揭示异构数据全频段信息与心理压力的关联关系,有效提升了识别性能。

**关键词:** 脑电信号;语音信号;双模态;心理压力分级;多维融合特征

**中图分类号:** TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

## Evaluation of psychological stress level based on speech and EEG signal

Du Fuyao<sup>1</sup> Jiang Nan<sup>1,2</sup> Lu Siyu<sup>1</sup>

(1. College of Public Security Information Technology and Intelligence, Criminal Investigation Police University of China, Shenyang 110854, China; 2. Key Laboratory of Evidence Science, Ministry of Education (China University of Political Science and Law), Beijing 100088, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of pressure classification method, realize the deep mining of multi-modal information interaction and multi-dimensional three-dimensional fusion features, a multi-modal pressure identification method based on model classification is proposed. A new psychological stress index model is constructed based on the amplitude characteristics of speech signals and the amplitude characteristics of each frequency band of EEG signals, and a psychological stress classification method for the model is proposed to solve the problems of limited subjective assessment accuracy and unclear stress classification basis. The labels of MAHNOB-HCI data set are reconstructed based on the model classification, and the multi-dimensional stereo fusion features containing EEG time-frequency-space information and speech time-frequency information are constructed to solve the problem of missing pressure information caused by the single feature research method. Compared with the single modal method, the recognition accuracy of the proposed method is increased by 10.72% and 3.36%, respectively. Compared with the conventional dual-modal method, the recognition accuracy is increased by 7.51%. To sum up, the proposed method can more accurately reveal the relationship between the full-band information of heterogeneous data and psychological stress, and effectively improve the recognition performance.

**Keywords:** EEG signals; voice signal; bimodal; psychological stress classification; multi-dimensional fusion feature

## 0 引言

随着社会快节奏发展和环境深层次变革,人们工作、生

活的压力和焦虑正逐步加剧并转化为情绪、行为、身体等方面的异常状态<sup>[1]</sup>,从而导致公共事件、暴力冲突等极端事件频发;另一方面,随着国际形式的变化,职务犯罪、间谍威胁

收稿日期:2024-07-01

<sup>\*</sup> 基金项目:国家重点规划研发项目(2017YFC0821005)、证据科学教育部重点实验室(中国政法大学)开放基金资助课题(2021KFKT09)、公安学科基础理论研究创新计划项目(2022XKGGJ0110)、辽宁省科技厅联合开放基金资助项目(2020-KF-12-11)、中央高校基本科研业务费专项资金资助(3242019010)、辽宁省自然科学基金项目(2019-ZD-0168)、教育部重点研究项目(E-AQGABQ20202710)、上海市现场物证重点实验室开放课题(2021XCWZK08)项目资助

等高危害人员日益增多,其心理素质 and 反侦查能力高于常规的嫌疑目标,预审过程中会混淆侦查人员视听<sup>[2]</sup>,给案件侦破带来极大困难。心理压力识别技术可以帮助办案民警寻找犯罪嫌疑人的心理薄弱点,快速突破嫌疑人心理防线,有效提高案件侦破效率。

心理压力识别准确的基础在于压力分级的精度,在以往的压力分级方法中,以量表或调查问卷为代表的主观方法占据重要地位。赵怡坤<sup>[3]</sup>在进行基于脑电信号的压力二分类研究时,将心算任务作为压力诱导源,以压力感知量表结果作为压力分类依据。Hasan等<sup>[4]</sup>借助罗素二维情感量表,采用受试者自我打分的方式进行压力分级,设计低/中/高3种压力等级进行研究。虽然这些主观方法简便易行,但必然会受到受试者掩饰心理、认知水平等主观因素影响而导致准确度受限<sup>[5]</sup>。为解决这一问题,客观分级方法应运而生,它是将压力诱发实验与技术手段相结合,通过监测被试者的生理、精神或其他参数评估压力,由于这些生理参数来源于机体生理反应,不受主观因素影响,客观真实不易伪装<sup>[5]</sup>,因此评估结果更加准确。张弘毅<sup>[6]</sup>利用 Stroop 实验构建脉搏压力数据集,并将实验结果使用程序转化为压力等级,有效减少了主观因素的影响。胡敦<sup>[7]</sup>基于蒙特利尔压力任务诱发受试者心理压力,在压力分级时,通过变分模态提取(VME)算法提取脉搏波,并采用心跳模态分解方法获取专门用于量化压力水平的新特征——bmNN。以上方法通过减少人工操作环节,有效降低了主观因素干扰实验的问题,但依旧存在压力识别准确度不理想的问题。

随着研究的不断完善,发现由于单一模态信号包含的压力关联信息有限,进而导致方法的鲁棒性较低,因此研究者开始尝试将多种压力关联信号进行结合以提高识别性能。杨涓<sup>[8]</sup>为克服面部表情特征和远程光电容积脉搏波的颜色动态信息未被充分利用的问题,通过模态融合的方式将脉搏波的像素值信息与面部表情特征的时序信息相结合,有效提升了无扰式压力识别的准确率。张硕等<sup>[9]</sup>为获取更加丰富的压力关联信息,将脑电信号与心电信号相结合,并引入大脑疲劳指数作为压力分级依据,率先以建立模型的方法进行多模态压力识别研究,此后模型化分析成为压力识别一种重要思路。姜因等<sup>[10]</sup>提出了一种基于心电信号的压力指数模型,并详细阐述了利用模型实现压力精确分级的方法,为推动模型化的压力等级划分作出了重要贡献。

同时研究者还发现,构建多域融合特征可以充分利用信号中的关联信息,并增强特征的抗干扰能力,进而提高识别准确率。Attallah<sup>[11]</sup>在研究中称:根据脑电采集电极的位置分布情况,构建空域特征并与频域特征相结合,在多种神经网络上都表现出较高的识别准确率和抗干扰能力。

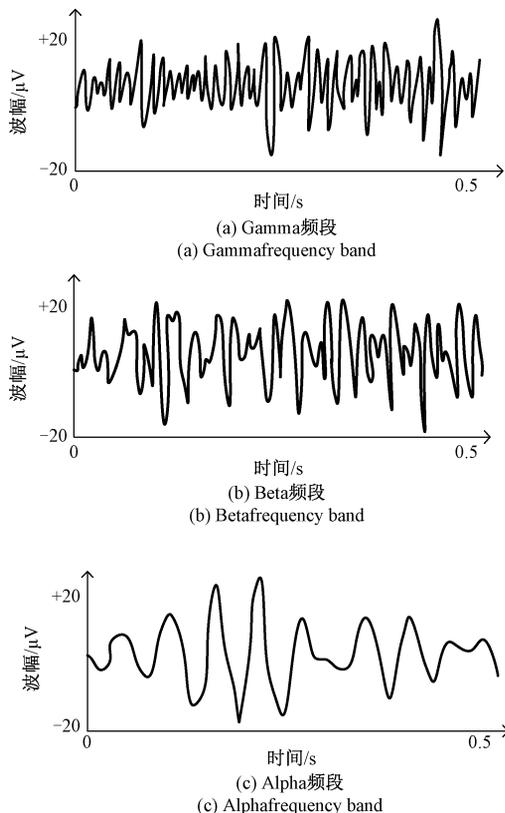
综上所述,多模态信号结合使用,构建心理压力模型和设计多域融合特征都是有效提高压力识别精准度的方法。

因此本文将以上方法进行充分结合,利用语音信号振幅特征和脑电信号各频段波幅特征与压力水平的关联关系,构建双模态心理压力指数模型,并提出基于模型的心理压力分级方法,明确了压力分级依据。但由于以上研究者构建的数据集并未公开,因此将多模态情感数据集——MAHNOB-HCI按照所提出的压力分级方法进行标签重制,并利用信号时频空特性构建脑电语音双模态多维融合特征,增强了特征的信息表达能力。经过网络测试分析表明,所提出的压力识别方法能够实现多模态交互和多维立体融合特征的深层挖掘,有效提升了系统的识别性能。

## 1 压力关联特征分析

随着神经科学研究的进步和传感技术的发展,通过受试者生理信号评估精神压力成为首选方法。语音信号、脑电信号、脉搏波等在不同的心理压力状况下具有不同的特征,对此类特征的深入研究为心理压力客观测量技术的发展奠定了基础。

根据神经生理学和心理学研究发现:人类的情感与大脑皮层电信号具有高度相关性<sup>[12]</sup>,由于压力本质上属于情感的一种,所以通过脑电信号测量心理压力是最准确的方式之一。脑电信号的频率范围为0.5~100 Hz,在此频率范围内又可进一步划分为:Delta(0.5~4 Hz),Theta(4~8 Hz),Alpha(8~12 Hz),Beta(12~30 Hz),Gamma(30~100 Hz)5个频段<sup>[13]</sup>,如图1所示。



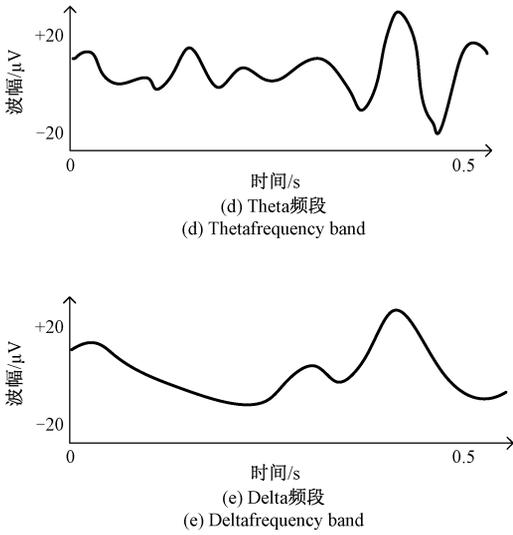


图 1 脑电各频段信号

Fig. 1 EEG signals of each frequency band

不同频段的脑电信号在不同心理状态下具有不同的表现<sup>[14]</sup>:左右半脑额叶部位的 Alpha 波段分别与消极和积极情绪相关,精神紧张、焦虑、亢奋、注意力高度集中时会出现 Beta 波,因此当 Alpha 波和 Beta 波占主导地位时,负性情绪活跃度高,心理压力较大。Theta 波与潜意识相关,常发生在睡梦或冥想状态,Delta 波与深度睡眠、极度放松相关联,因此当 Delta 波和 Theta 波占主导地位时,思维放松,甚至处于轻微睡眠状态<sup>[3]</sup>。Gamma 波的出现与多模态感知状态有关,一般认为与平和的心理状态具有密切联系<sup>[15]</sup>。综上所述,对应关系如图 2 所示。因此在对不同的心理压力状态进行分析研究时,需要关注不同的脑电信号频段。

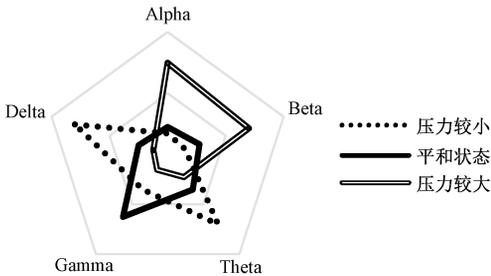


图 2 脑电各波段与心理压力状态对应关系

Fig. 2 That correspond relationship between each wave band of EEG and the state of psychological pressure

人类自主神经系统在感受到压力后会间接作用于声带的肌肉张力,导致语音信号的声学特征发生变化,语音信号的振幅、基频及统计特征都会受到心理压力的影响<sup>[16]</sup>,各特征变化趋势如图 3 所示。而且作为一种非接触式信号,语音采集可以在话者不知情条件下进行,克服了伪装心理对压力识别结果的影响。

除脑电信号和语音信号外,面部表情、心电信号、脉搏

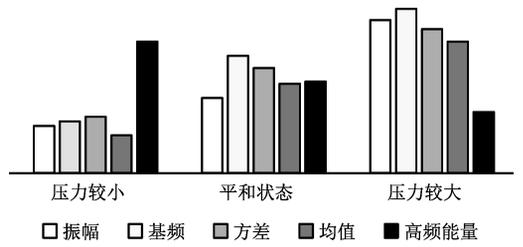


图 3 语音特征随压力变化趋势

Fig. 3 Change trend of speech features with pressure

信号等都能在一定程度上反映心理压力状况,但脑电信号在准确度上优于其他生理信号,语音信号易获取且适用场景广泛。将两种信号的特征结合使用,提高准确率的同时拓宽了适用场景,可以更好地满足现实情况的需求。

## 2 心理压力指数模型构建

压力关联特征是受试者心理压力状况在特征层面的反映,以此类特征为基础构建心理压力指数模型是量化心理压力并实现准确评估的前提。以现有的心理压力指数模型为基础,根据脑电语音压力关联特征的特点对模型主体、组织形式进行改进,流程如图 4 所示。

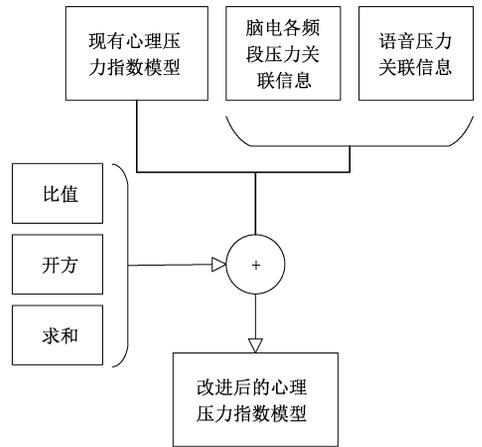


图 4 心理压力指数模型构建流程图

Fig. 4 Flow chart of psychological stress index model construction

在现有的模型研究方法中,张硕等<sup>[9]</sup>将大脑疲劳指数模型作为脑电的非线性动力学特征引入压力识别任务,为心理压力建模分析提供了重要参考,该模型如下:

$$F_{\text{压力}} = \frac{E_{\delta} + E_{\theta}}{E_{\alpha} + E_{\beta}} \quad (1)$$

$F_{\text{压力}}$  代表受试者的心理压力指数,  $E_{\alpha}$ 、 $E_{\beta}$ 、 $E_{\delta}$ 、 $E_{\theta}$  代表脑电信号各频段的希尔伯特边际谱能量。该模型以脑电信号时频特征为基础构建客观测量模型,为探究压力分级方法提供了思路,但仍存在以下问题:脑电信号频段信息不全面,缺少与平静状态相关联的  $\gamma$  频段;希尔伯特边际谱能量计算繁琐且不属于脑电信号研究中的常用特征;该模型只包含脑电信号相关参数,适用范围受限。为解决以上问题

对其进行以下 3 点改进:

- 1) 向模型中添加脑电  $\gamma$  频段信息。
  - 2) 将希尔伯特边际谱能量换为更常用的时域或频域特征。
  - 3) 向模型中添加语音特征信息。
- 改进后的心理压力指数模型如下:

$$F_{\text{压力}} = \sqrt{\frac{TR_{\delta} + TR_{\theta} + TR_{\gamma}}{TR_{\alpha} + TR_{\beta}}} \times 70\% + A_{\text{语音}} \times 30\% \quad (2)$$

其中,  $F_{\text{压力}}$  表示受试者的心理压力指数,  $TR$  代表脑电信号各个频段的波幅,  $A$  语音代表语音信号的振幅。

### 3 心理压力分级方法设计

以构建的心理压力指数模型为基础对压力数据进行分析, 可以获取各等级压力和模型的关系, 进而得出心理压力分级方法。

首先获取不同程度压力下的脑电数据和语音数据。以警察多模态心理压力数据集为基础进行研究, 该数据集以刑事案件受害者视频资料为诱导源对受试者的心理压力进行唤起, 使用武汉中旗生物医疗电子有限公司的 PM-7000D 多参数监护仪连接的生理信号检测设备进行数据收集, 以生物学和心理学相关理论为基础, 根据残忍血腥程度的不同, 将视频对受试者造成的压力划分 4 个等级, 其中每级压力诱导视频有 10 段, 时长约 5 min, 即共 40 段不同程度压力诱发视频, 另外提供用于舒缓被试心理压力的疏导音频, 共计 20 段, 在完成每个等级的压力诱导后, 都会进行 15 min 的压力舒缓, 用于平复被试者心理压力<sup>[10]</sup>, 整个实验包含 40 名受试者的脑电信号、语音信号、血压、脉搏波、血氧及心电信号。

研究开始前需要将数据集分为实验数据(占 70%)和验证数据(占 30%)两部分, 首先将现有的心理压力指数模型改进后, 对不同等级压力诱发的实验数据进行计算, 然后以模型计算结果为依据设计心理压力分级方法, 最后用验证数据检验分级方法是否合理, 流程如图 5 所示。

将实验数据(共 28 组)代入模型进行计算, 以第 1 组数据为例, 心理压力计算结果如表 1 所示(数字越大代表压力等级越大, 四级 > 三级 > 二级 > 一级)。

将 28 组数据计算完成后, 可得到每个等级压力所对应的模型指数范围, 为使分级更加便捷, 对数据进行取整处理。关于不同等级压力的边界值确定问题, 使用验证数据(共 12 组)进行检验, 可选边界值如下:

- 1) 静息状态和一级压力的边界值: 6 或 7 或 8。
- 2) 一级压力和二级压力的边界值: 13 或 14。
- 3) 二级压力和三级压力的边界值: 26 或 27。
- 4) 三级压力和四级压力的边界值: 37 或 38。

在进行数次验证实验后取最高准确率所对应的心理压力分级方法, 最终的压力等级与数值对应关系如表 2 所示。

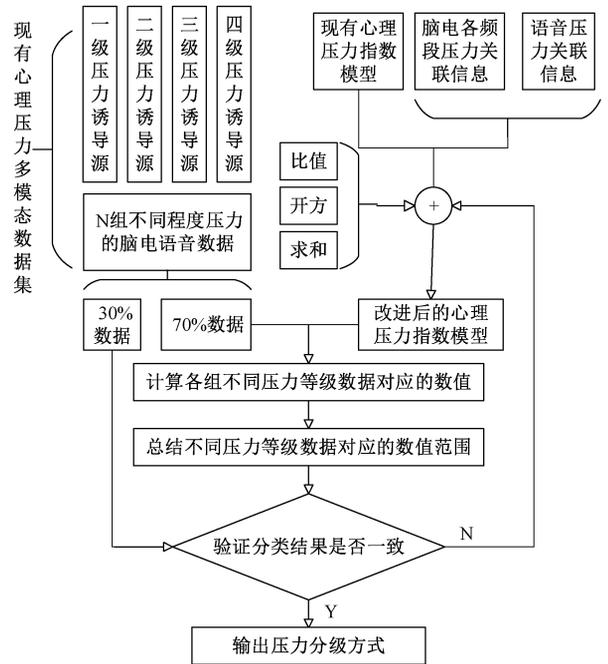


图 5 心理压力分级方法设计流程图

Fig. 5 Design flow chart of psychological stress grading method

表 1 第 1 组数据心理压力数值表

Table 1 Numerical value of psychological stress in the first group of data

压力等级	数值
静息状态	4.13
一级压力	8.54
二级压力	16.94
三级压力	31.39
四级压力	48.59

表 2 心理压力分级方法

Table 2 Grading method of psychological stress

压力等级	压力数值
静息状态	(及以下) 4~7
一级压力	7~13
二级压力	13~27
三级压力	27~37
四级压力	37~71(及以上)

相应的验证准确率如表 3 所示(横轴代表验证数据的压力等级, 纵轴代表依照分类标准划定的压力等级)。

上述压力评估方法与主观测量法相比, 克服了受试者掩饰心理对评估结果的影响。与现有的心理压力指数模型相比, 由于融合了不同种类信号, 包含更丰富的压力关联特征信息, 因此具有更高的准确率和更广泛的适用范围。

但考虑到上述分级探究和验证均在警察多模态心理压

表 3 分级方法验证表

Table 3 Verification of grading method

压力等级	一级	二级	三级	四级
静息	5	1	0	0
一级	76	4	1	0
二级	11	43	9	2
三级	1	2	54	8
四级	0	0	2	40
合计	88	50	66	50
准确率/%	81	86	82	80

力数据集上完成,为确保该方法具有泛化性,使用新数据对该分级方法进行验证。

寻找未参与警察多模态心理压力数据集的教职工 10 名,采用文献[3]中心算任务与压力感知量表相结合的方法进行压力诱发和压力分级,使用 PM-7000D 多参数监护仪和录音笔同步采集受试者脑电信号和语音信号,建立起“泛化性验证数据集”。现对该数据集使用本文所提方法进行分级,并将分级结果与原有压力等级进行比对,结果表 4 所示。

表 4 分级方法泛化性验证表

Table 4 Generalization verification table of grading method

压力等级	无压力	有压力	高血压
一级	6	3	1
二级	3	6	1
三级	1	5	4
四级	0	3	7

由表 4 可知,虽然划分标准的差异导致无法直接计算分级准确率,但依然能够较为贴切地反映出压力的大小,这表明即使面对新的数据,本文方法仍然能够较为准确地对压力分级,从而证明该方法具有良好的泛化性。

#### 4 基于模型分级的心理压力识别

为将心理压力分级方法应用于压力识别任务中,重制压力数据集标签并进行识别研究,总流程如图 6 所示。

##### 4.1 数据集标签重制

由于公开的压力数据集较少,所以基于压力数据集进行标签重制难度较大,但考虑到压力和情感关联密切,二者研究方法存在共同之处<sup>[16]</sup>,且情感领域存在大量公开的多模态数据集,所以选取包含脑电和语音信号的多模态情感数据集进行研究,将情感标签根据该分级方法替换为压力标签,得到用于验证的压力数据集。

MAHNOB-HCI 数据集包括 17 位女性和 13 位男性,诱导源为 20 个情感视频,标签由代价、唤醒、支配度和可预测性组成,是一个包含音频信号、面部视频、脑电信号、眼动信号<sup>[17-18]</sup>的多模态情感数据集。将其中的脑电和语音数据

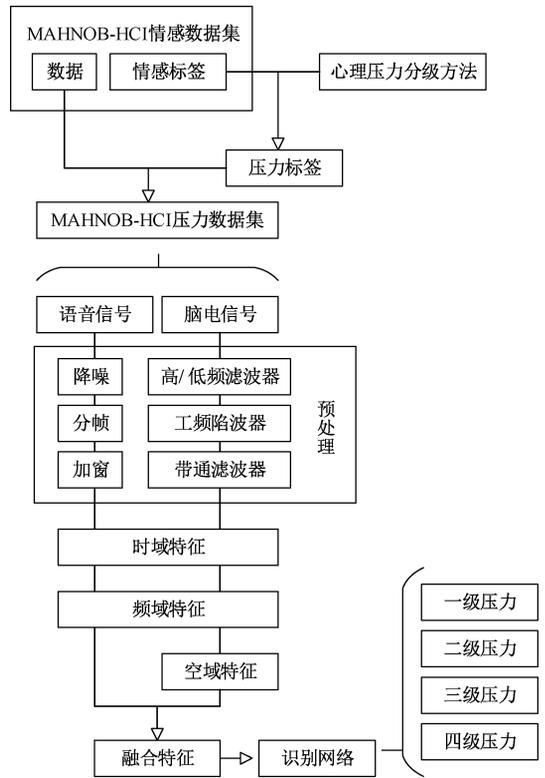


图 6 心理压力识别流程图

Fig. 6 Flow chart of psychological stress identification

使用心理压力分级方法重新划分数据的标签,得到多模态分级压力数据集(命名为 MAHNOB-HCI 压力数据集)。

##### 4.2 预处理与特征提取

对 MAHNOB-HCI 压力数据集进行预处理。使用高频/低频滤波器和工频陷波器去除脑电信号混杂的噪声和伪迹后通过巴特沃斯带通滤波器,得到 Delta(0.5~4 Hz), Theta(4~8 Hz), Alpha(8~12 Hz), Beta(12~30 Hz), Gamma(30~100 Hz) 5 个频段的信号。对语音信号进行降噪和分帧加窗处理。

在特征提取时,语音信号时域特征部分提取基频、过零率、短时能量以反映语音随时间的变化情况,再融合频域特征中最常用的 MFCC 形成时频融合特征。由于脑电信号各频段具有不同的特性,因此对脑电特征的提取需要分频段进行,选取能够反映脑电信号变化率和变化趋势的微分熵频域特征,与 4 个时域特征:均值、方差、偏度、峰度相融合形成时频融合特征。

##### 4.3 多维立体特征构建

由于脑电信号在采集过程中需要将电极片放置在头皮上的特定区域,因此电极在头皮上的位置蕴含了脑电信号的空间位置信息。将脑电信号各频段的时频融合特征按照脑电采集电极的空间位置信息进行排布可实现对空域信息的融合,形成时频空多维立体融合特征。脑电采集电极的空间位置信息如图 7 所示,特征构建过程如图 8 所示。

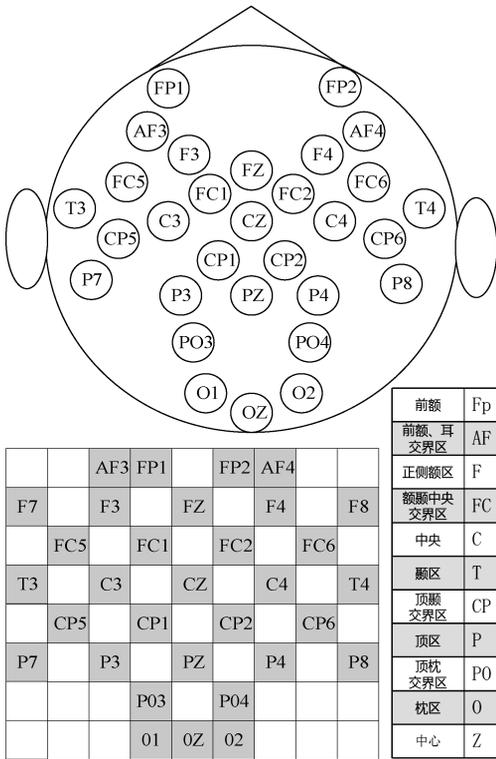


图 7 脑电采集电极空间位置信息图

Fig. 7 Diagram of spatial position information of EEG acquisition electrode

如图 7 所示,每一个脑电采集电极在头皮的位置都能映射到二维平面上,并且只有一个特征位置相对应,由此完成脑电信号的空间位置信息的特征表达。

如图 8 所示,在脑电部分,将每个频段提取的时频域特征融合后按照电极片空间位置进行排布,得到包含时频空信息的二维特征图。语音部分提取时频特征并将其组合成与脑电形状一致的二维平面特征图。最后将脑电信号五个频段的二维特征图和语音信号二位特征图以叠加形式组合,形成包含脑电时频空信息和语音时频信息的双模态三维融合特征。

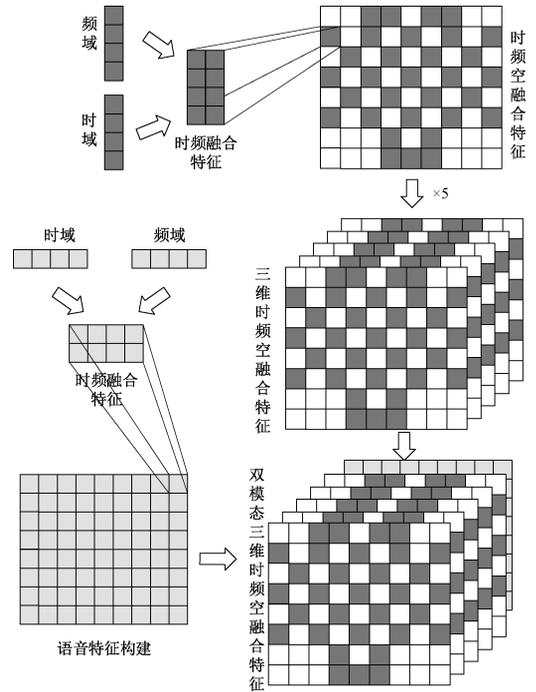


图 8 特征构建图

Fig. 8 Feature construction diagram

#### 4.4 网络架构设计

卷积神经网络(CNN)具有强大的图像处理能力,常用于图像相关的特征处理中,由于所构建特征以特征图的形式存在,因此将 CNN 作为压力识别网络。

CNN 包括输入、输出端口、4 个卷积模块、flatten 层、全连接层和 softmax 层,其中卷积模块由卷积层、池化层、批量归一化、Dropout 层、激活函数 Relu 组成,总体结构如图 9 所示。考虑到所构建特征的空间结构,为高效处理该立体融合特征,将其改进为可接受三维输入的 3D-CNN,采用  $3 \times 3 \times 3$  大小的卷积核在处理过程中可以有效保留特征的空间信息。另外改进输出端口得到与压力等级相对应的四分类识别结果,卷积核结构如图 10 所示。

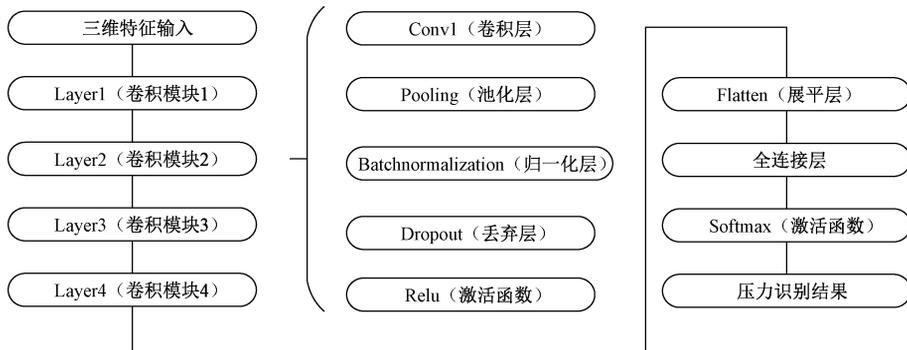


图 9 3D-CNN 结构图

Fig. 9 3D structure of CNN

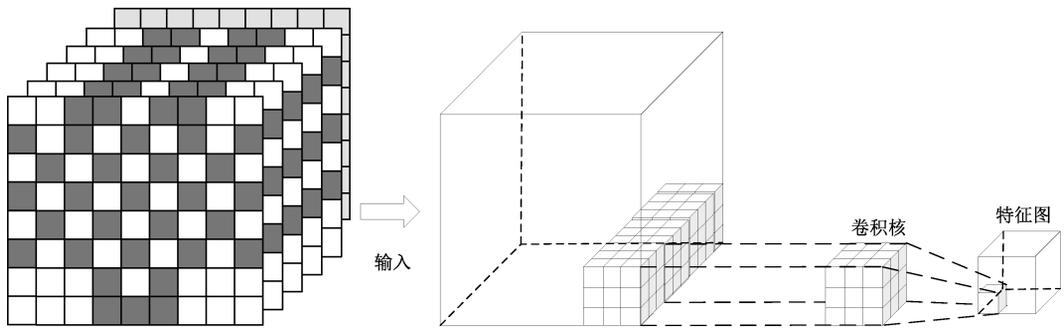


图 10 卷积核结构图

Fig. 10 Structure of convolution kernel

4.5 实验结果分析

本实验使用的 CPU 为 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-1155G7@2.50 GHz, GPU 为 Nvidia GeForce MX450, 在 python3.9, tensorflow=2.12.0 的环境下运行, 使用 k-fold 交叉验证评估模型分类性能, 其中 k 为 5, batch\_size 设置为 32, epoch 设置为 30, 最终的准确率为 5 次交叉验证的平均值。

多模态信号的结合以及多域融合特征的构建, 带来了更加丰富的压力关联信息, 并且帮助模型从时域、频域、空域多个角度理解数据, 并且多模态研究中, 即使某个模态数据出现问题, 其他模态数据仍可以提供有用数据, 因而能够表现出较高的鲁棒性。为直观比较提升效果, 设置脑电信号和语音信号两组单模态实验, 以及不同类型数量特征进行对照, 各组实验条件保持一致。单模态信号组对比结果如表 4 所示。

由表 5 和图 11 可知, 脑电语音双模态压力识别方法具有 85.63% 的准确率, 比仅使用脑电信号高出 3.36%, 比仅使用语音信号高出 10.72%, 这说明将两种模态信号结合使用为模型训练提供了更丰富的信息, 有效提高了识别准确率, 具体训练过程如图 12 所示。

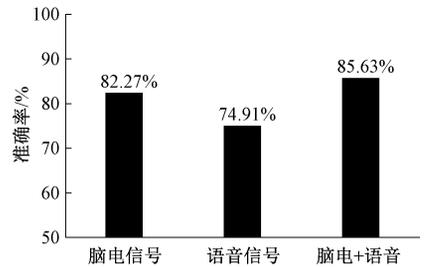


图 11 不同信号的的压力识别性能对比图

Fig. 11 Comparison of pressure identification performance of different signals

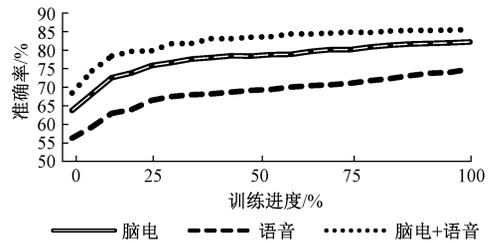


图 12 不同模态模型训练图

Fig. 12 Model training diagram of different modes

表 5 不同模态信号的的压力识别性能表

Table 5 Pressure identification performance of different modal signals

信号类型	准确率/%
脑电信号	82.27
语音信号	74.91
脑电信号+语音信号(本文)	85.63

如图 12 所示, 脑电和语音信号相结合的方法具有更高的准确率和更快的训练速度, 说明多模态信号在信息种类和数量的优势对压力识别准确率具有明显的提升效果。

特征组对比结果如表 6 所示。

如表 6 所示, 随着特征类型的增多, 准确率随之增加, 多类型特征融合最高可带来约 7% 的准确率提升。以上两组对比实验表明, 信号和特征种类、数量的增多丰富了信息量, 增

加了模型理解数据的角度, 增强了鲁棒性, 进而有效提升了识别速度和准确率。由此可证明, 基于模型分级的双模态压力识别方法在多级压力识别问题上具有较好的效果。

表 6 不同特征的的压力识别性能表

Table 6 Pressure recognition performance of different characteristics

特征类型	语音时域	语音频域	语音时频域
	特征	特征	融合特征
脑电时域特征	78.12	80.91	81.46
脑电频域特征	80.24	81.66	83.25
脑电时频融合特征	80.76	82.09	84.28
脑电时空融合特征	79.01	81.30	82.19
脑电频空融合特征	83.54	84.46	84.77
脑电时频空融合特征	84.91	85.21	85.63

由于心理压力的产生涉及机体多种生理信息,因此压力识别问题具有多个研究角度,进而诞生了不同的研究方

法,为直观分析各方法之间的异同,将现有研究方法与本文方法进行对比,结果如表7、图13所示。

表7 心理压力识别各研究方法对比

Table 7 Comparison of research methods of psychological stress identification

方法	研究方法	数据集	网络架构	准确率/%
文献[6]	自建压力分级数据集	WESAD(脉搏)与 SCUT(自建、脉搏)	CNN 改进	(三分类)73.92
文献[5]	自建压力数据集与识别算法	自建 MSEMR(心电)	MEMSD(自研)	(三分类)82.67
文献[19]	设计多模态信号采集与压力评估系统	自建数据集(脑电+心电)	LIBSVM	(三分类)92.18
文献[18]	构建基于生理参数的心理压力模型	自建数据集(脑电+心电+语音)	BPNN	(四分类)83.00
本文	构建基于语音脑电信号的心理压力模型	MAHNOB-HCI 数据集改造 (脑电+语音)	3D-CNN	(四分类)85.63

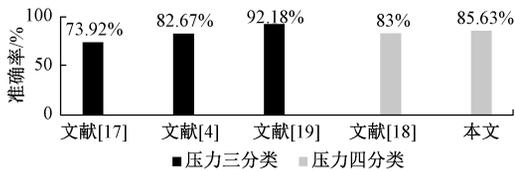


图13 心理压力识别各研究方法对比图

Fig. 13 Comparison of research methods of psychological stress recognition

文献[6]、[5]、[19]都是基于低、中、高三种压力标签制作数据集,但文献[6]数据集仅包含脉搏信号,网络架构为结合对抗学习的卷积神经网络。文献[5]基于心电信号建立医护人员精神压力数据集,使用自研精神压力识别算法 MEMSD 识别压力。文献[19]以脑电和心电信号为研究对象,设计多模态信号采集与压力评估系统进行研究。文献[18]建立基于心跳间隔、脉搏波、血氧浓度和血流灌注指数的心理压力指数模型,并根据模型值的统计特征划分压力等级进行多模态心理压力识别。由表7可知,综合考量分类精确度和识别准确率,本文提出的压力分级方法更能满足现实情况需要。

综上所述,基于心理压力指数模型的压力识别方法能够更好地利用脑电和语音信号中的压力关联信息,具有更精确的压力分级结果、更高的训练准确率和更快的训练速度。

## 5 结 论

心理压力分级方法的精确度和识别准确率密切相关,因此为解决主观方法精度受限、压力分级依据不明确、单模态研究信息缺失等问题,选取脑电语音的压力关联特征构建心理压力指数模型,并提出基于模型的心理压力分级方法。在 MAHNOB-HCI 压力数据集上进行的分类实验结果证明,所提出的压力分级方法对识别结果具有较高的提升,能够快速准确地了解受试者真实的心理压力状况。适用于智慧校园建设、心理健康体检、特殊职业选拔、侦查讯问等多种场景,方便专业人士及时采取心理干预措施,保障人们心理健康,也有助于侦查人员及时发现案件线

索,提高公安机关工作效率,维护社会长治久安。

## 参考文献

- [1] 陈囡任,李勇,温明,等. 基于知识图谱的心理健康辅助诊疗模型[J/OL]. 计算机应用与软件, 2024: 1-8 [2024-05-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1260.TP.20240311.1717.004.html>.  
CHEN Y R, LI Y, WEN M, et al. Mental health assisted diagnosis and treatment model based on knowledge mapping [J/OL]. Computer Applications and Software, 2024: 1-8 [2024-05-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1260.TP.20240311.1717.004.html>.
- [2] 毕惜茜. 我国侦查讯问的变革与发展[J]. 公安学研究, 2019, 2(2): 62-74, 124.  
BI X X. Reform and development of investigation and interrogation in China [J]. Public Security Research, 2019, 2(2): 62-74, 124.
- [3] 赵怡坤. 基于深度学习的心理压力识别算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2023.  
ZHAO Y K. Research on psychological stress recognition algorithm based on deep learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [4] HASAN M J, KIM J M. A hybrid feature pool-based emotional stress state detection algorithm using EEG signals[J]. Brain Sciences, 2019, 9(12): 376.
- [5] 罗通侯君. 基于生理信号的精神压力识别方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.  
LUO T H J. Research on stress recognition based on physiological signals [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [6] 张弘毅. 基于深度学习的脉搏信号压力识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.  
ZHANG H Y. Pulse signal pressure recognition based on deep learning [D]. Guangzhou: South China

- University of Technology, 2020.
- [7] 胡敦. 基于脉搏信号的心理压力检测方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2023.  
HU D. Research on psychological stress detection method based on pulse signal[D]. Hefei:University of Science and Technology of China, 2023.
- [8] 杨涓. 基于注意力机制的多模态协同表达无扰式压力识别研究[D]. 兰州:兰州大学, 2023.  
YANG J. Research on undisturbed pressure recognition based on multi-modal collaborative expression of attention mechanism [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2023.
- [9] 张硕, 嵇晓强, 杨鸽, 等. 心电与脑电信号结合方法评估心理压力[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2020, 43(2):127-134.  
ZHANG SH, JI X Q, YANG G, et al. Assessment of psychological stress by combining ECG and EEG[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2020, 43(2): 127-134.
- [10] 姜囡, 郭卉, 任杰. 基于语音和生理信号的警察心理压力评估与等级分析研究[J]. 警察技术, 2020(6):46-49.  
JIANG N, GUO H, REN J. Research on police psychological stress assessment and grade analysis based on speech and physiological signals[J]. Police Technology, 2020(6): 46-49.
- [11] ATTALLAH O. An effective mental stress state detection and evaluation system using minimum number of frontal brain electrodes[J]. Diagnostics, 2020, 10(5): 292.
- [12] 张丽彩, 李鸿燕, 司马飞扬, 等. 基于多层注意力机制的4DC-BGRU脑电情感识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8):134-141.  
ZHANG L C, LI H Y, SIMA F Y, et al. 4DC-BGRU EEG emotion recognition based on multi-layer attention mechanism [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 134-141.
- [13] 王泽田, 张学军. 基于多域信息融合的脑电情感识别研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(2):168-175.  
WANG Z T, ZHANG X J. EEG emotion recognition based on multi-domain information fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 168-175.
- [14] ALARCAO S M, FONSECA M J. Emotions recognition using EEG signals: A survey[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2019, 10(3): 374-393.
- [15] 陈旭东, 钟恒, 皇甫洁, 等. 脑电信号情绪识别综述[J]. 计算机应用, 2023, 43(S1):323-332.  
CHEN X D, ZHONG H, HUANGFU J, et al. A review of emotion recognition based on EEG [J]. Journal of Comput Applications, 2023, 43 (S1): 323-332.
- [16] 闫利华. FCBF特征选择算法优化及基于语音的心理压力评估研究[D]. 兰州:兰州大学, 2017.  
YAN L H. FCBF feature selection algorithm optimization and psychological stress assessment based on speech[D]. Lanzhou:Lanzhou University, 2017.
- [17] SOLEYMANI M. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1):42-55.
- [18] 郭卉. 基于语音和生理信号的多模态警察心理压力识别研究[D]. 沈阳:中国刑事警察学院, 2021.  
GUO H. Research on multimodal police psychological stress recognition based on speech and physiological signals[D]. Shenyang: Criminal Investigation Police University of China, 2021.
- [19] 赵会强. 多模态生理信号采集系统及其在心理压力评估中的应用[D]. 兰州:兰州大学, 2021.  
ZHAO H Q. Multimodal physiological signal acquisition system and its application in psychological stress assessment[D]. Lanzhou:Lanzhou University, 2021.

### 作者简介

**杜扶遥**, 硕士研究生, 主要研究方向为智能警务识别, 声像资料检验。

E-mail:976972423@qq.com

**姜囡**(通信作者), 教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为智能识别及公安视听技术。

**陆思宇**, 硕士研究生, 主要研究方向为智能警务识别、声像资料检验。