

基于脑电信号的抑郁症识别方法研究

摘 要

抑郁症是指由多种因素如心境障碍、遗传等引起的，以显著而持久的心境低落和认知功能障碍为主要临床特征的一类精神疾病，给个人、家庭和社会都带来了沉重的灾难。目前，抑郁症的常用诊断方法为精神科问诊和心理测试，但是存在主观性强的缺点。脑电（Electroencephalography, EEG）反映大脑皮质神经细胞的生物电活动，已经被广泛的用于脑功能及多种疾病的诊断，其中就包含抑郁症。

本研究经过筛选，采集了 41 名抑郁症患者和 34 名健康人的 16 电极的 EEG 信号，并从两个方面对抑郁症展开识别研究：第一个方面是利用特征选择算法来研究抑郁症的识别和相关机制，以期从关键特征的角度更好的理解抑郁症，从而进行针对性的选择特征来识别抑郁症；第二个方面是基于深度学习识别抑郁症，深度学习有着端到端的优点，可以避免 EEG 特征提取和筛选的困扰，考虑到算法的实用性和基于抑郁症机制研究结果，本研究使用前额六个电极的 EEG 信号对抑郁症进行识别研究。本文的主要工作内容和结果如下所示：

（1）基于特征选择的抑郁症识别研究。本研究提取了多维 EEG 特征，包括模糊熵（FE）、功率谱密度（PSD）和相位滞后指数（PLI），通过特征选择算法对这三类特征中具有组间统计学差异的特征进行排序并分类，其中最优特征子集包含 86 个特征，其最高分类准确率为 $98.54 \pm 0.21\%$ 。

（2）基于关键特征的抑郁症机制研究。经过统计分析，最优特征子集中功能连接特征占比最大且集中在前额区域，而且其中 beta 节律特征的数量相比其它节律要更多，研究结果表明抑郁症患者的前额功能连接发生异常、且 beta 节律在全脑区出现功能活动改变。

（3）基于深度学习的抑郁症识别研究。考虑到算法的实用性和前文对抑郁症的机制研究，本研究选取了全导联中前额六个导联的 EEG 信号展开对抑郁症的识别研究。本文使用了基于多分辨率卷积（MCNN）及注意力机制相结合的算法模型，最终得到了 $98.47 \pm 0.01\%$ 的最高准确率，达到了与全导联接近的抑郁症识别准确率。

关键词：抑郁症；脑电信号（EEG）；功率谱密度；模糊熵；相滞指数；人工智能

RESEARCH ON DEPRESSION RECOGNITION METHOD BASED ON EEG SIGNALS

ABSTRACT

Depression is a type of mental disorder characterized by significant and persistent low mood and cognitive impairment, caused by various factors such as mood disorders, genetics, and others. It brings significant distress to individuals, families, and society. Currently, the commonly used diagnostic methods for depression are psychiatric interviews and psychological tests, but they have subjective limitations. Electroencephalography (EEG) reflects the electrical activity of cortical neurons in the brain and has been widely used for the diagnosis of brain function and various diseases, including depression.

This study collected EEG signals from 41 patients with depression and 34 healthy individuals using 16 electrodes after a careful selection process. The study focuses on two aspects of depression identification: The first aspect involves utilizing feature selection algorithms to investigate the identification and underlying mechanisms of depression. This approach aims to gain a better understanding of depression from the perspective of key features, enabling targeted feature selection for depression identification. The second aspect involves using deep learning techniques for depression identification. Deep learning offers end-to-end processing capabilities, eliminating the need for manual EEG feature extraction and selection. Considering the practicality of the algorithm and the research findings related to depression mechanisms, this study specifically focuses on using EEG signals from the six frontal electrodes for depression identification.

(1) Research on Depression Identification Based on Feature Selection.

Multidimensional EEG features, including fuzzy entropy (FE), power spectral density (PSD), and phase lag index (PLI), were extracted in this study. The features with statistical differences between groups in these three categories were ranked and classified by a feature selection algorithm, and an optimal feature subset containing 86 features with a maximum classification accuracy of $98.54 \pm 0.21\%$ was obtained.

(2) Research on the Mechanisms of Depression Based on Key Features. Based on statistical analysis, the optimal feature subset revealed that functional connectivity features accounted for the largest proportion and were predominantly concentrated in the frontal region. Furthermore, among these features, there was a higher number of beta rhythm features compared to other frequency bands. The research findings indicate that patients with depression exhibit abnormal functional connectivity in the frontal region and alterations in beta rhythm activity across the entire brain.

(3) Depression recognition study based on deep learning. Taking into consideration the practicality of the algorithm and the previous research on the mechanisms of depression, this study focused on the EEG signals from the six frontal leads in the entire montage for the identification of depression. In this paper, a combination of Multi-resolution Convolutional Neural Network (MCNN) and attention mechanism was employed as the algorithm model. The study achieved a highest accuracy of $98.47 \pm 0.01\%$, which is comparable to the accuracy achieved using the entire montage for depression identification.

KEY WORDS: Depression; EEG; Power spectrum; Fuzzy entropy; Phase lag index; Artificial intelligence

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
1 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 脑电概述	3
1.3 国内外研究现状	6
1.3.1 基于特征工程的抑郁症识别研究	6
1.3.2 基于人工智能的抑郁症识别研究	7
1.4 文章的研究内容和结构安排	9
2 脑电数据采集和处理	11
2.1 被试对象筛选	11
2.2 脑电数据采集	12
2.3 脑电数据预处理	12
2.4 本章小结	14
3 相关算法的简述	15
3.1 特征选择算法	15
3.1.1 支持向量机递归特征消除	15
3.1.2 随机森林	16
3.1.3 互信息	16
3.2 集成学习算法简述	17
3.2.1 Adaboost	17
3.2.2 GBDT	18
3.2.3 Bagging	18
3.2.4 Lightgbm	19
3.3 深度学习算法简述	19
3.3.1 卷积神经网络	20
3.3.2 残差神经网络	20
3.3.3 长短期记忆网络	21
3.4 本章小结	22

4 基于特征选择的抑郁症识别研究	23
4.1 特征选择	23
4.2 特征排序	25
4.3 分析结果	28
4.4 基于特征选择的抑郁症异常特征分析	31
4.4.1 机器学习有效地提取了脑电特征	32
4.4.2 机器学习展示了功能连接的优点	33
4.4.3 机器学习揭示了 β 节律的异常改变	34
4.5 本章小结	35
5 基于深度学习的抑郁症识别研究	36
5.1 基于集成学习和脑电信号的抑郁症识别研究	36
5.1.1 实验数据及处理	37
5.1.2 评估指标	37
5.1.3 结果分析	38
5.2 基于 CNN-LSTM 和脑电信号的抑郁症识别研究	39
5.2.1 实验数据及处理	39
5.2.2 模型结构	40
5.2.3 模型训练和结果分析	41
5.3 基于多分辨率卷积及注意力机制的抑郁症识别研究	42
5.3.1 实验数据及处理	43
5.3.2 模型结构	43
5.3.3 分类结果与分析	46
5.4 本章小结	47
6 总结和展望	48
6.1 工作总结	48
6.2 工作展望	48
参考文献	50
致 谢	56
攻读学位期间取得的科研成果	57
浙江师范大学学位论文诚信承诺书	58
浙江师范大学学位论文独创性声明	59
学位论文使用授权声明	59

1 绪论

1.1 研究背景及意义

现如今，随着生活节奏变快、工作压力变大，给人们身心健康造成了严重的负面影响，其中就包括精神疾病的频发。常见的与压力有关的精神疾病主要有抑郁症及焦虑症，抑郁症则是目前精神疾病患者中占比最多的疾病之一。

抑郁症又称是抑郁障碍，是一种以心境低落、兴趣缺乏、愉悦感缺失为病症的精神疾病，患者常伴有相应的思维和行为上的改变^[1-3]。抑郁症的发病可能与许多因素有关，包括遗传、环境、个体经历和生理因素等。目前的抑郁症治疗方法主要是心理治疗和药物治疗。抑郁症是一种复杂的心理疾病，尽管人类对抑郁症的了解已经有了一些进展，但是仍然有很多需要深入探究的地方。

根据世界卫生组织（WHO）的数据显示，直到目前为止，全球已经存在超过3.4 亿抑郁症患者，约占全球总人口的 4.4%。抑郁症是全球最常见的心理疾病之一，它也是导致残疾和自杀的主要原因^[4]。在过去几十年来，全球的抑郁症的患病率呈现逐年上升的趋势，其中女性患者的比例明显高于男性。此外，随着现代社会的高速发展，抑郁症在年轻人中的患病率也在呈现出上升的趋势。抑郁症患者的覆盖人群广泛，从儿童到老人，都有可能是抑郁症患者^[5]。

2019 年开始传播的新冠疫情给全球造成了极大的影响，其中就包括人们的身体和心理健康。根据一项在《柳叶刀》杂志发表的研究显示，新冠疫情期间，英国患抑郁症的人数从 2019 年的 9.7% 上升至 2020 年的 19.8%^[6]。抑郁症在给患者带来各种身体和心理上危害的同时，也会给自己的家庭和整个社会带来严重的影响。因此，抑郁症患者应该及时寻求专业的治疗和采取积极的生活方式，这对于患者本人还是社会都是十分重要的。

抑郁症患者的人数基数大，但是却少有抑郁症患者主动的去寻求专业精神科医

生的帮助。一项由中国社会福利基金会组织的调查指出,超过一半的抑郁症患者缺乏自我认知,并没有意识到自己已经患有抑郁症了。从这可以看出人们对抑郁症的漠视现象十分严重,社会需要加强公众对抑郁症的认知和教育,同时国家应加大对抑郁症治疗和预防的投入。

造成上述现象可能有以下几个原因:(1) 心理障碍:抑郁症患者常存在情绪低落、消极、自卑等心理障碍,这些障碍可能会影响他们接受治疗的意愿。(2) 自我否定:抑郁症患者可能会对自己的病情产生否定和自责的情绪,认为是自己软弱无能,无法控制自己的情绪,这些想法可能会导致他们不愿意去寻求医学的帮助。(3) 社会歧视:一些人对精神疾病存在着歧视和排斥的情绪,这些情绪可能会对让抑郁症患者感到害怕和不安,不愿意去公开讨论自己的病情和接受治疗。与人们对抑郁症的漠视相反的是,抑郁症患者如果可以在患病早期就接受到专业的治疗的话,这会帮助患者缓解症状,避免病情恶化,也可以提高治疗的效果和生活的质量,更好地适应和面对生活的挑战。

抑郁症的检测方式与心脏病、癌症等生理性疾病采用的方式不同,无法通过特定的生物学指标来量化患者疾病的严重程度。目前诊断抑郁症的方法主要是依靠专业精神科医生的临床经验和专业技能,一般包括以下几个方面:(1) 症状评估:医生会通过问诊和评估问卷等方式了解抑郁症患者的症状和表现,包括心理、情感和行为的变化。(2) 身体检查:医生会进行身体检查和必要的实验室检查,排除其他身体疾病导致的类似症状。(3) 诊断标准:抑郁症的诊断标准一般会参考专业医疗机构指定的诊断标准,例如精神障碍诊断与统计手册(DSM-V)^[7,8]。根据现有的调查发现,不同的医生在对同一个抑郁症患者进行诊断时会有差别,诊断的正确率仅有 47.3%^[9]。据了解,我国可能有超过 8000 万的人患有抑郁症。但是相对来说,我们的精神科医生数量相对较少,我国专业的精神医生与患者之间的比例严重失衡,上述种种问题都表现出了现有的诊断手段和诊断条件的乏力。

考虑到目前在抑郁症诊断方面存在的问题,客观有效的抑郁症识别方法很有必要性。随着非侵入性神经成像技术的发展,脑电图(EEG)、功能性磁共振成像(fMRI)和脑磁图(MEG)等技术被用于捕捉有关大脑活动的信息^[10-12]。目前,这些脑成像

技术已被用于研究和辅助诊断各种大脑精神障碍^[13-15]。其中，EEG 被应用于评估由抑郁症引起的异常脑电波变化，并因其简单、价格低和高时间分辨率等优点获得了广泛的关注和意想不到的成功^[16-18]。针对目前抑郁症患病人群广泛，且自主就医患者占比少的问题，本研究旨在提供一种客观且便捷的算法用于社区和学校等人群较多的地方快速有效的预筛选抑郁症患者。

1.2 脑电概述

据报道，最早发现大脑皮层会产生电信号的科学家是德国精神医生汉斯博格，第一条有记录的脑电波信号是由他采集的，因此他被称为“人类脑电信号之父”^[19]。EEG 可以被视为是脑神经群在大脑皮层的电生理活动所产生的，可以通过头皮上的电极被记录下来^[20]。当神经元处于活跃状态时，它们会在细胞膜周围产生电位差，形成一个微弱的电场。当许多神经元同时活跃时，它们的电场会相互干扰，产生一个较大的电场^[21]。

众所周知人类大脑的结构是十分复杂的，直观来看人类的大脑是分为左右半球，它们各自都有着自己独特的功能。大量的研究表明，左脑主要负责的是：（1）语言处理：负责语言的产生和理解，包括词汇、语法、语义等；（2）逻辑推理：分析、推理和解决问题，处理抽象和符号化的信息；（3）数学计算：数字之间的计算和对精确度要求较高的任务；（4）理性思考：左脑更侧重于逻辑和分析，倾向于事实和证据。右脑主要负责的是：（1）空间感知：处理空间信息和图像，能够理解和处理三维以及多角度的图像；（2）图像识别：视觉创新，有较强的整体形象把握能力；（3）情感处理：处理情感和感觉，能够感知和表达情感、情绪和个人价值观；（4）直觉思考：倾向于直觉和联想，发现和表达事物的隐含关联和意义^[22]。

研究大脑皮层时，一般将其分为四个部分，即额叶、顶叶、枕叶和颞叶。这些部分的位置在图 1.1 有着详细的展示。其中额叶位于大脑的前部，负责高级认知、情绪、疼痛和行为管理等功能。额叶的损伤或者病变可能会导致人格改变、注意力不集中等问题。顶叶位于大脑的中部和后部，主要负责身体的感知以及视觉上的语言和文字等功能，顶叶受损可能会导致视觉障碍、语言障碍等问题。枕叶位于大脑

的后部，主要负责处理视觉相关的信息。枕叶的损伤可能导致视觉障碍、阅读和写作困难等问题。颞叶是位于大脑的颞部，主要负责听觉和理解问题相关的功能。颞叶的损伤可能会导致听觉障碍、语言理解困难等问题^[23]。然而，这种分区只是为了方便科学家对大脑进行研究而划分的，并不意味着大脑皮层严格按照这些界限执行功能。事实上，大脑皮层中的不同区域之间存在着密切的交流和协作，各个脑区之间的沟通非常频繁^[24]。目前人类对大脑的认知还很有限，许多未知的奥秘还需要去探索。

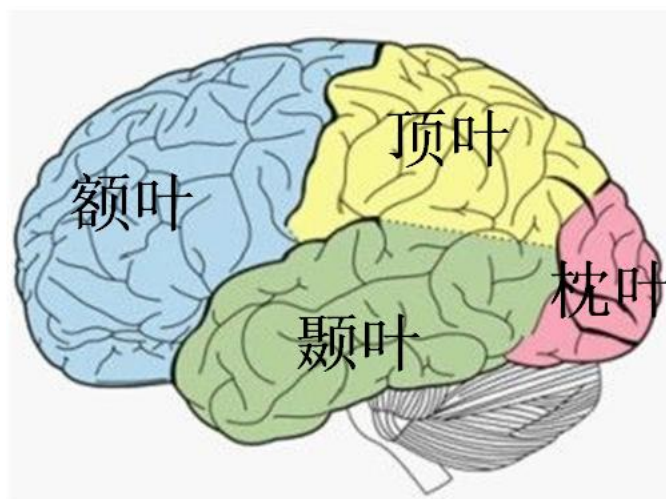


图 1.1 大脑各脑区分布

EEG 是由神经元的电位变化引起的，而神经元的电活动是十分微弱的，在采集的过程中常被其他信号干扰，但是尽管如此，EEG 可以提供关于大脑神经活动的重要信息，使它成为了值得研究的生理信号^[25]。在现有的研究中，我们一般将采集到的 EEG 分为两大类：一类是自发电，也被称为静息态脑电，就是指在没有外在刺激或任务的条件下，大脑皮层神经元的自然电活动所产生的 EEG；第二类是诱发脑电，该类 EEG 是指接受外部刺激或任务时，刺激感觉传入系统或脑的某一部位时，在大脑皮层的一定部位引发的电位变化。EEG 的节律多种多样，人的情绪、状态、外界刺激等都会导致脑电发生变化，作为一种常见的生理信号，EEG 的特点如下：

(1) 时域特征

EEG 是一种时变信号，它随着时间变化而变化，EEG 振幅、频率和相位等都在不断的变化。

（2）频域特征

EEG 的频率范围很广,通常被分为不同的频带范围来研究,如 delta 波(0.5-4 Hz)、theta 波(4-8 Hz)、alpha 波(8-13 Hz)、beta 波(13-30 Hz)和 gamma 波(30-100 Hz)等。

（3）幅度特征

EEG 的振幅通常很小,一般在几微伏到几十微伏之间。

（4）相位特征

EEG 的相位是指在一个周期之内所处的位置 EEG 导联间的相位差可以反映不同区域之间的同步关系。

（5）空间特征

EEG 可以反映出不同脑区之间的电活动,因此可以用于研究脑区之间的功能联系。

（6）非稳态特性

EEG 的非稳态特性是指它在不同状态下的表现不同,例如清醒、睡眠、麻醉等状态下的 EEG 有着明显的差异。

（7）噪声特征

由于信号采集的过程中存在各种干扰源、如肌电、眼电、心电等,因此 EEG 往往伴随着一定的噪声。

目前 EEG 数据采集主要有两种方法,分别是侵入式和非侵入式采集。侵入式采集指的是将电极或者电极阵列植入大脑皮层或深部结构中,通过连接线将信号传输到放大器和记录仪中记录。这种方法需要手术,适用于需要高时空分辨率的 EEG 采集需求,如癫痫手术前的 EEG 记录。侵入式采集的优点是信号质量高、时空分辨率高,但是需要手术,存在一定的风险,并且采集过程需要在医疗或者手术室中进行。

非侵入式信号的采集方式是指在头皮表面放置电极,通过信号放大器将 EEG 放大并记录下来的方法。这种方法通常适用于干电极或者是湿电极贴在头皮表面,不需要手术,采集过程相对简单,适用于一般的 EEG 数据采集需求。非侵入式采集的优点是安全、简单、无创伤,但是信号的质量可能受到头发和皮肤的影响,以及电

极布局的限制。

需要注意的是,在进行 EEG 采集的过程中,需要确保采集环境安静、无电磁干扰,并且在采集的过程中应尽量避免眼动、头动、肢体活动等产生的伪迹干扰信号的行为。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 基于特征工程的抑郁症识别研究

尽管抑郁症的研究已经进行了两个多世纪了,但是其发病原因尚未被完全确定,这是因为抑郁症的发病机制是多元化的^[26]。近年来,越来越多的相关研究表明,抑郁症患者在生理上和健康人之间已经发生了改变。目前抑郁症的诊断主要是依赖于专业精神科医生的临床诊断以及抑郁症自测量表评分等主观方法。为了更客观的诊断抑郁症,能够正确指代抑郁症的特征就显得非常重要。此外,抑郁症还与其他许多精神疾病存在共病的特性,因此在识别抑郁症方面具有一定的困难^[27, 28]。

EEG 被视为一种多维度和随机性的动态系统,在一定程度上可以反映人的情绪、感觉和认知等变化对大脑皮层活动的影响。因此,基于 EEG 信号研究抑郁症患者,可以提供更深入和细致的了解。这种研究可以探索抑郁症患者在认知加工、情感调节和情绪表达等方面的异常活动,为找寻可以辅助诊断抑郁症的特征提供重要线索。

此外,近年来的研究表明,重度抑郁症患者的大脑结构和功能已经发生了实质性的改变。EEG 频带的变化可以提供直观的信息,例如, **delta** 节律通常在昏昏欲睡时更为活跃^[29]; **theta** 节律则与注意力涣散和分心等状态相关^[30]; **alpha** 节律常在放松,但是不困倦的状态下出现^[31]; **beta** 节律则是与思考、感知和自我状态和周围环境等方面密切相关^[32]。通过对 EEG 频带变化的研究,可以更好的理解抑郁症患者大脑活动的异常特征。

现有研究已经发现了许多抑郁症患者大脑的神经性改变,最近一项研究报告,抑郁症患者大脑左侧的 **alpha** 节律要比对照组受试者的左侧 **alpha** 节律值要高^[33]。国外 Dolsen 等人研究发现,与轻度抑郁症患者相比,重度抑郁症患者在睡眠时间的

alpha 活性有着明显的增加^[34]。Fitzgerald 主导的对单极抑郁症患者的研究中报告了与健康对照组相比,单极抑郁症患者的 gamma 节律与受试者的情绪波动有着明显的联系,这或许意味着大量 gamma 节律的出现或许可以提供情绪平衡,该发现甚至可以为抑郁症的预测和调控提供帮助^[35]。

一般来说,受试者的人数越多,研究得出的结论越具有代表性,Grin Yatsenko 等人采集了 526 名健康被试者、111 名抑郁症患者的 EEG 数据,研究发现抑郁患者的大脑枕部和顶叶区域的 theta、alpha 和 beta 波段的活动显著增加^[36]。在对抑郁症研究中,科研者发现抑郁症患者普遍存在着的现象是 alpha 节律在左右半脑之间的不对称现象,方法是测量并对比二者之间大脑半球之间相对的 alpha 带活动,特别是额叶。然而对于抑郁症患者来说,左半球的 alpha 波段,由于其与大脑活动缺乏有关,因此 alpha 波的增加可能反映了左脑半球的活动降低,这种左侧前额叶脑区的异常活动可能与抑郁症症状有关^[37,38]。

1.3.2 基于人工智能的抑郁症识别研究

EEG 随时间的变化可以反映脑神经活动的动态,是一种时间序列信号。由于其具有高时间分辨率,因此可以捕捉到毫秒级别的脑神经活动变化,从而被广泛的应用于神经科学、临床医学等领域的研究和辅助诊断。近年来,随着对机器学习算法研究的深入,机器学习在很多学科的研究也得到了实质性的进展。目前已经有许多研究人员将从 EEG 数据中提取出的特征与机器学习方法相结合来区分抑郁症患者和健康对照者。这种方法的优点在于它可以利用从 EEG 数据中提取出的特征来客观准确的识别抑郁症。

例如,Bachmann 等人采集了 30 通道的 EEG 数据,计算了线性特征谱不对称指数、alpha 功能变异性和相对 gamma 功率,以及非线性特征 Higuchi 分形维数、去趋势波动分析和 Lempel_ziv 复杂度分析,在分类工作中使用逻辑回归和留一交叉验证得到了单一导联最高 92% 的准确率^[39]。Liao 等人从抑郁症患者以及对照组的脑电图信号提取了一种鲁棒的 EEG 频谱空间特征,并使用支持向量机 (SVM) 分类器,得到了平均脑电图分类准确率为 81.23%^[40]。在最近的研究中,Shalini Mahato 等人使用了大脑颞区六个导联 EEG 来提取特征,使用到的特征为多种类型的线性特

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/876042100121010201>