

本文引用格式: 李向欢,杜玉晓,凌宇.癫痫脑电高频振荡自动检测的研究进展[J].自动化与信息工程,2023,44(3):1-8;39.

LI Xianghuan, DU Yuxiao, LING Yu. Research progress in automatic detection of epileptic EEG high-frequency Oscillations[J]. Automation & Information Engineering,2023,44(3):1-8;39.

# 癫痫脑电高频振荡自动检测的研究进展\*

李向欢 杜玉晓 凌宇

(广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

**摘要:** 癫痫是大脑神经元突发性异常放电, 导致短暂的大脑功能障碍的一种慢性疾病。癫痫脑电信号的高频振荡是一种可靠的癫痫发生生物标志物。为了有效地诊断和治疗癫痫, 对癫痫脑电高频振荡进行准确地检测至关重要。癫痫脑电高频振荡自动检测算法先从脑电信号中提取相关特征, 再利用机器学习算法来识别分类高频振荡。首先, 介绍癫痫脑电高频振荡的定义以及临床研究意义; 然后, 对癫痫脑电高频振荡的特征提取和特征分类进行总结; 最后, 阐述癫痫脑电高频振荡自动检测的研究现状和未来的研究方向。

**关键词:** 癫痫; 脑电图; 高频振荡; 特征提取; 特征分类

中图分类号: R742.1

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2023)03-0001-09

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2023.03.001

## Research Progress in Automatic Detection of Epileptic EEG High-frequency Oscillations

LI Xianghuan DU Yuxiao LING Yu

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** Epilepsy is a chronic disease caused by sudden abnormal discharge of brain neurons, which leads to temporary brain dysfunction. The high-frequency oscillation of epileptic EEG signals is a reliable biomarker for epilepsy occurrence. In order to effectively diagnose and treat epilepsy, accurate detection of high-frequency oscillations in epileptic EEG is crucial. The automatic detection algorithm for high-frequency oscillations in epilepsy EEG first extracts relevant features from EEG signals, and then uses machine learning algorithms to identify and classify high-frequency oscillations. Firstly, introduce the definition and clinical research significance of high-frequency oscillations in epileptic EEG; then, summarize the feature extraction and classification of high-frequency oscillations in epileptic EEG; finally, the current research status and future research directions of automatic detection of high-frequency oscillations in epilepsy EEG are elaborated.

**Keywords:** epilepsy; EEG; high-frequency oscillations; feature extraction; feature classification

### 0 引言

癫痫是一种慢性神经系统疾病<sup>[1]</sup>, 又称“羊癫风”或“羊角风”, 其发作为短暂地抽搐、口吐白沫、意识不清等, 没有固定的规律。我国有 900 多万癫痫患者<sup>[2]</sup>, 青少年时期发病的比例较高。目前, 癫痫的治疗方法主要包括药物治疗和手术治疗。对于药物无法控制病情的患者, 可以通过手术切除致痫灶来缓解病情。因此, 致痫灶的精准定位成为癫痫手术治疗的

关键环节。癫痫脑电信号中的高频振荡 (high frequency oscillations, HFOs) 是定位致痫灶的一个重要生物指标<sup>[3]</sup>。

首先, 详细介绍癫痫脑电 HFOs 的定义、采集方式、与致痫灶之间的关联; 然后, 对癫痫脑电 HFOs 的特征提取方法和特征分类模型进行总结; 最后, 阐述癫痫脑电 HFOs 自动检测的研究现状和未来的研究方向。

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (61976059, 61640213)

# 1 癫痫脑电 HFOs

## 1.1 HFOs 的定义

HFOs 是癫痫脑电信号中的高频信号部分，频率范围为 80~500 Hz。1989 年，HUANG 和 WHITE 等在使用卡地阿唑治疗癫痫大鼠的模型中，通过颅骨  $\lambda$  点处的皮下针状电极首次记录到 HFOs<sup>[4]</sup>。目前，国际上关于 HFOs 尚无统一明确的定义。多数研究者较为认可的 HFOs 定义是：1999 年 ENGEL 提出的经过脑电图滤波（80~500 Hz）后，明显高于基线的 4 个连续振荡为 HFOs<sup>[5-6]</sup>。HFOs 分为涟波（ripples, Rs, 80~250 Hz）、快速涟波（fast ripples, FRs, 250~500 Hz）、极大的高频振荡（very high frequency oscillations, VHFOs, >1 000 Hz）3 种类型。

## 1.2 HFOs 的采集

HFOs 通过特殊的电极进行采集，如颅内电极（硬膜外电极、硬膜下电极、皮质电极、深部电极）、微电极、鼻咽电极、蝶骨电极、卵圆孔电极等。USUI 等<sup>[7]</sup>通过植入颅内电极，以 10 kHz 的采样率采集到 1 000~2 500 Hz 的 VHFOs。目前的临床应用研究中，主要以颅内电极为主，硬膜下电极适合研究新皮层区域以及脑深部的颞叶内侧癫痫；深部电极适合研究内部大脑皮层，尤其是颞叶内侧癫痫<sup>[8]</sup>；微电极适合研究癫痫 HFOs 的病理性机制<sup>[6]</sup>。

## 1.3 HFOs 与致痫灶的关联

在致痫灶区域，HFOs 的发生率显著增加。JIRSCH 等<sup>[9]</sup>结合使用深部电极和硬膜下电极，从癫痫患者的大脑中记录到离散的 HFOs 主要集中在原发性

癫痫发生区域，并发现癫痫发作时，致痫灶所在位置的 HFOs 急剧增加。JACOBS 等<sup>[10]</sup>利用颅内电极研究了 10 名癫痫患者的脑电图（electroencephalogram, EEG），发现 HFOs 的速率和持续时间在致痫灶内部明显高于外部。因此，HFOs 可作为致痫灶的生物标志物。在临床研究中，致痫灶的精确定位是手术成功的关键步骤<sup>[11]</sup>。国内外的研究表明，通过 HFOs 来定位致痫灶进行手术治疗，56%~71%的癫痫患者在术后 1 年内没有复发<sup>[12]</sup>。

# 2 癫痫脑电 HFOs 自动检测算法

癫痫脑电 HFOs 检测方法主要包括人工视觉标记法和自动检测算法 2 种。人工视觉标记法需要专业的临床医生长时间、高集中注意力来视觉定位 HFOs，具有主观性，且耗时费力，易受肌电、心电、电源噪声等干扰因素的影响。自动检测算法是目前癫痫研究的重点，通常包括 3 个阶段：1）预处理阶段，从背景活动中选择 HFOs 事件；2）阈值设定阶段，选择一个阈值来推定 HFOs 事件；3）后续处理阶段，筛选出错误的检测事件，保留真实的 HFOs 事件。癫痫脑电 HFOs 自动检测算法主要包括 HFOs 的特征提取和特征分类。

## 2.1 HFOs 的特征提取

癫痫脑电 HFOs 的特征提取方法主要包括时域分析法、频域分析法、时频域分析法和非线性分析法 4 种方法。近年来，癫痫脑电 HFOs 自动检测算法中涉及的时域特征、频域特征、时频域特征、非线性特征等 4 类特征的总结如表 1 所示。

表 1 癫痫脑电 HFOs 自动检测算法的 4 类特征总结

文献	特征	特征类型
ENGEL 等 <sup>[13]</sup>	均方根、短时能量	
STABA 等 <sup>[14]</sup>	均方根、振幅	
WANG 等 <sup>[15]</sup>	Teager 能量算子、曲线长度	
VAN PUTTEN 等 <sup>[34]</sup>	相位同步、过零率、平均振幅、局部最大和最小值	时域特征
ZELMANN 等 <sup>[16]</sup>	均方根、振幅、短时能量、线长、振幅包络线	
KRIKID 等 <sup>[17]</sup>	均方根、短时线长、包络线	

续表

文献	特征	特征类型
WANG 等 <sup>[32]</sup>	包络线	
WORRELL 等 <sup>[33]</sup>	线长	
OCHI 等 <sup>[18]</sup>	功率谱、峰值频率	
ALKAWADRI 等 <sup>[19]</sup>	峰值频率	
ALKAN 等 <sup>[20]</sup> 、IBARZ 等 <sup>[21]</sup> 、PARK 等 <sup>[22]</sup> 、杜玉晓等 <sup>[35]</sup>	功率谱	频域特征
CHUA 等 <sup>[23]</sup>	光谱的平均幅度、光谱熵	
CHAIBI 等 <sup>[24]</sup>	希尔伯特-黄变换	
JRAD 等 <sup>[25]</sup>	使用 Gabor 变换转换到时频域, 提取能量比和事件持续时间	
BURNOS 等 <sup>[26]</sup>	使用斯托克韦尔转换到时频域, 并对瞬时功率谱进行参数化	时频域特征
HAVEL 等 <sup>[36]</sup>	短时傅里叶变换	
WAN 等 <sup>[27]</sup>	模糊熵	
LÓPEZ-CUEVAS 等 <sup>[28]</sup>	近似熵	
WU 等 <sup>[29]</sup> 和 FANG 等 <sup>[30]</sup>	香农熵	非线性特征
ZHANG 等 <sup>[31]</sup>	奇异指数、多重分型谱	

### 2.1.1 时域分析法

时域分析法主要提取癫痫脑电信号的振幅、均方根、过零率、短时线长、包络线等时域特征。时域特征是癫痫脑电信号的基础特征, 可通过原始时域信号或滤波信号提取, 也可从波形中直接观察到。时域特征的提取方法主要有波形提取、统计分析、混沌分形理论和自回归模型等。文献[14]利用滤波后脑电信号的均方根来检测 HFOs, 在连续振幅高于均方根信号平均振幅的 5 倍标准差, 且持续时间超过 6 ms 时, 以起始和偏移边界的时间标记划定为推定的 HFOs 事件; 该方法开创了 HFOs 自动检测的先河, 但在混有伪迹和尖峰的脑电信号中无法快速准确地提取 HFOs。文献[15]利用 Teager 能量算子和曲线长度对 HFOs 的特征进行提取, 并检测到 FRs 能直接反映癫痫的发作, 脑电信号离致痫灶越近, HFOs 的频率越高。文献[32]基于波形特征模板自动检测 HFOs 信号, 可快速定位致痫灶区域。文献[33]计算窗口化的线长特征, 并通过对线长特征进行阈值处理来实现 HFOs 事件的检测;

但该方法对临床大电极记录的脑电信号检测的 FRs 事件明显减少, 并且检测结果存在较高的假阳性率。文献[34]提取了脑电信号的过零率、局部最大和最小值、平均振幅等特征, 然而对于不同患者、不同特征表现的性能也不同。

### 2.1.2 频域分析法

频域分析法主要提取癫痫脑电信号的频率、功率谱、峰值频率、主频峰值带宽等频域特征。频域特征的提取方法主要有离散傅里叶变换、功率谱密度、基于自回归模型的频谱估计、相干分析法、高阶谱等。文献[18]利用多波段频率分析提取峰值频率、功率谱等特征, 发现宽带 HFOs 的峰值频率范围为 60~170 Hz, 持续窄带 HFOs 的峰值频率范围为 60~164 Hz。文献[19]在以 HFOs 为中心的 32 ms 窗口上, 利用 Welch 来估计峰值频率 (快速波纹为 16 ms 窗口)。文献[20]利用周期图方法获得脑电信号的功率谱, 并将该功率谱作为逻辑回归和人工神经网络的输入, 用于检测癫痫的发作。文献[21]利用 Rs 和 FRs 的频谱特征进行

定量分离, 利用归一化功率谱密度计算功率谱熵, 并提取脑电信号的峰值频率、频谱峰度等频域特征。文献[35]利用自回归模型计算 HFOs 的功率谱密度特征, 筛选功率谱密度下曲线面积较大的几个导联, 并提取 HFOs 出现的导联, 定位癫痫始发区。

### 2.1.3 时频域分析法

频域特性会随时间而不断改变, 无法充分反映脑电信号的特征。时频域分析在时域和频域同时具有良好的效果, 在处理非平稳时变脑电信号方面效果显著。时频域分析法主要提取脑电信号的时频图、Morlet 小波特征以及短时傅里叶变换后的瞬时频率、瞬时相位等时频域特征。时频域特征的提取方法主要有短时傅里叶变换、希尔伯特-黄变换和 Gabor 变换等。

傅里叶变换只反映脑电信号的频域特性, 无法在时域内对脑电信号进行分析。短时傅里叶变换是一种时频分析方法, 它将长时间的信号分解成短时窗口, 并对每个窗口进行傅里叶变换, 从而获得信号在时域和频域的特性。该方法在分析信号时使用了不同时间段的局部特征, 可以有效地反映信号的时变特性。文献[36]在大脑高频活动期间检测脑电信号的频谱变化, 通过短时傅里叶变换进行时频分解, 对所选频带的归一化频谱图进行阈值筛选, 实现 HFOs 的自动检测; 但该方法缺少参考数据集, 且算法的最优设置是通过每个受试者标记事件的短信号周期调整和视觉修正循环优化找到的, 故存在人为主观性。

希尔伯特-黄变换可反映脑电信号的时频特征, 即脑电信号频域特征随时间变换的规律, 主要包括经验模态分解和希尔伯特变换两部分, 其中经验模态分解广泛应用于非平稳非线性的时间序列信号。文献[24]利用希尔伯特-黄变换和均方根特征相结合的方法, 通过经验模态分解将脑电信号分解为固有模态函数, 再使用希尔伯特频谱分析计算各个固有模态函数相关的瞬时频率和振幅数据。该方法对于 HFOs 事件的检测具有较高的灵敏度和准确性, 但无法在调整算法输入参数值(即均方根阈值)时, 平衡灵敏度和错

误发现率。

Gabor 变换是加窗傅里叶变换。Gabor 函数可在频域不同尺度、不同方向上提取相关特征。文献[25]利用 Gabor 变换来检测脑电信号中的 HFOs, 提取能量比和事件持续时间等特征, 在灵敏度和错误发现率方面具有较高的性能, 同时也避免了由伪影造成的错误检测。

### 2.1.4 非线性分析法

非线性分析法主要提取脑电信号的分形维数、奇异指数、Hurst 指数和熵等非线性特征, 可反映复杂系统的动力学特征, 将大脑视作一个多维度的动态系统。非线性动力学特征的提取是通过脑电信号进行非线性动力学分析来提取信号的特征, 主要有自相关维数分析、相空间重构分析和复杂度分析等方法。熵值可反映时序信号的复杂程度, 主要包括模糊熵、香农熵、近似熵、样本熵、小波熵和希尔伯特-黄谱熵等。文献[27]使用均方法计算滤波信号的模糊熵和短时能量, 并将其作为特征向量用于模糊神经网络分类器的输入, 结果表明提取 HFOs 特征的效果较好。文献[28]采用近似熵和人工神经网络的方法提取 HFOs 特征, 并检测和分类电生理信号中的 HFOs 成分, 具有快速和准确的特点, 可以在线实施, 缩短分析电生理信号的时间。文献[29]介绍了两种 HFOs 自动检测算法: 一种是将 Morlet 小波和香农熵结合, 提高小波变换的时频分辨率; 另外一种是将结合匹配追踪算法和自适应算法, 提高 HFOs 检测的精度和速度。文献[31]通过提取脑电信号的奇异指数和多重分型谱等特征, 自动检测 HFOs, 结果显示, 不同脑功能状态下的 EEG 信号的多重分形谱表现出不同的形状, 并且在发作间期和发作期 EEG 信号之间都有统计学上的显著差异。

## 2.2 HFOs 的特征分类

将提取的 HFOs 特征输入到分类器模型, 可实现 HFOs 分类。常见的癫痫脑电 HFOs 特征分类模型有统计分析模型、传统的机器学习模型和深度学习模型。癫痫脑电 HFOs 特征分类模型总结如表 2 所示, 其中  $Sen$ 、 $Spe$ 、 $Acc$  分别表示灵敏度、特异性和准确率。

表 2 癫痫脑电 HFOs 特征分类模型

文献	特征	分类器	模型分类	Sen/%	Spe/%	Acc/%
JRAD 等 <sup>[25]</sup>	Garbor 变换、时频图、时域波形	支持向量机	传统的机器学习模型	Rs:61.1 FRs:82.0	Rs:95.6 FRs:98.5	—
WAN 等 <sup>[27]</sup>	模糊熵、短时能量	模糊神经网络	深度学习模型	83.3	86.0	—
LIU 等 <sup>[37]</sup>	子带功率比、高波段熵值、峰值能量比	K-means 聚类	统计分析模型	64.0	93.0	90.0
CIMBALNIK 等 <sup>[38]</sup>	频带功率、频率振幅耦合、功率谱熵、相对熵	支持向量机	传统的机器学习模型	89.0	80.0	—
JRAD 等 <sup>[39]</sup>	离散小波变换、频带能量	线性判别分析	传统的机器学习模型	—	—	—
LIU 等 <sup>[40]</sup>	子带功率比、线长和相对峰值振幅、熵	支持向量机	传统的机器学习模型	—	—	71.0
LAI 等 <sup>[41]</sup>	短时能量、时频图	卷积神经网络	深度学习模型	Rs:88.2 FRs:93.4	—	—
MA 等 <sup>[42]</sup>	时频图	卷积神经网络	深度学习模型	89.4	—	—
BLANCO 等 <sup>[43]</sup>	时域特征	K-medoids 聚类	统计分析模型	—	—	—
LIU 等 <sup>[44]</sup>	最大峰谷比对应的频率、子带功率比、频谱熵	高斯混合模型聚类	传统的机器学习模型	81.0	96.0	—
CHEN 等 <sup>[45]</sup>	小波包分解、均方根	BP 神经网络	深度学习模型	90.0	—	—
DÜMPPELMANN 等 <sup>[46]</sup>	短时能量、短时线长、短时瞬时频率	径向基神经网络	深度学习模型	49.1	36.3	—
QIN 等 <sup>[47]</sup>	时域特征	堆叠稀疏自动编码器	深度学习模型	Rs:88.9 FRs:83.2	Rs:92.3 FRs:86.1	—
MILON-HARNOIS 等 <sup>[48]</sup>	时频图	卷积神经网络	深度学习模型	85.0	86.0	—
CHAIBI 等 <sup>[49]</sup>	Teager 能量算子、过零率	决策树	传统的机器学习模型	66.9	—	—
WANG 等 <sup>[50]</sup>	固有模态函数的均值、标准差、波动指数和样本熵	支持向量机和 K 近邻融合算法	传统的机器学习模型	84.9	91.4	93.5

### 2.2.1 统计分析模型

统计分析模型可对待检测脑电信号的特征统计量设定相关阈值,实现 HFOs 检测。文献[3]对癫痫患者发作前 2h(发作间期)、发作前 2min(发作前期)和发作后 2min(发作期)检测到的 HFOs 事件,根据 HFOs 的形态特征(频率、持续时间、能量、平均峰值比和背景振幅的最大差异等),通过 K-means 聚类分析进行 HFOs 分类,结果没有发现发作间期和发作前期 HFOs 的集群分离或集群之间的不同分布。文献[37]也通过 K-means 聚类分析进行 HFOs 分类,但它用于聚类的区别特征为子带功率比、高波段熵值、峰值能量比,结果显示,基于无监督 K 均值聚类方法成功地将 HFOs 与噪声、伪影和任意尖峰隔离出来。统

计分析模型在分类时,模型的判断依据简单、工作量小,便于理解和操作;但依赖有经验的参数设定,并且无法处理特征与特征之间的深度关系,使模型的准确性较差。

### 2.2.2 传统的机器学习模型

常见的传统机器学习模型有支持向量机、决策树、线性判别分析、线性回归、主成分分析等。文献[25]基于 Gabor 变换来提取能量比和时间特征,为在 4 种特征类型的 HFOs 和伪影之间实现判别率最大化,利用有监督的支持向量机对检测到的 HFOs 事件进行分类,该方法可检测和鉴别所有类型的 HFOs,同时也避免了由伪影造成的错误检测。文献[38]提出了一种基于多种时频域及非线性特征的支持向量机模型,利

用 30 min 的发作间期记录, 将颅内脑电图电极分类为正常或病态。文献[39]利用离散小波变换提取 HFOs 的频带能量特征来构成特征向量, 基于多类线性判别分析模型训练和测试数据集, 分类 HFOs 和尖峰, 结果显示, 该检测器能够以最小的检测参数调整来识别类别, 并且在敏感性和特异性方面具有更高的性能。文献[40]提取 HFOs 的子带功率比、线长、相对峰值振幅和熵, 采用支持向量机对 HFOs 分类, 并成功地分离出 HFOs、噪声、伪迹。文献[50]首先利用经验模态分解将脑电信号分解为多个固有模态函数; 然后, 计算固有模态函数的均值、标准差、波动指数和样本熵; 最后, 利用支持向量机和 K 近邻融合算法进行分类, 所提出的自动检测和快速识别方法可以实现高精度的癫痫识别。

### 2.2.3 深度学习模型

随着深度学习技术的迅猛发展, 基于深度学习的癫痫脑电 HFOs 自动检测成为目前的研究热点。常用的基于深度学习的癫痫脑电 HFOs 自动检测分类模型有卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 模型、人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模型、模糊神经网络 (fuzzy neural network, FNN) 模型、自编码 (autoencoders, AE) 模型等。

文献[27]将模糊熵和均方根计算的短时能量作为模糊神经网络分类器的输入, 利用最小二乘法估计和误差反向传播算法分别调整结果和前因参数, 分类器的输出为 HFOs 或者正常活动。文献[41]从滤波后的脑电信号中提取短时能量特征作为 HFOs 的初始检测, 基于 2D 时频图作为卷积神经网络的输入特征, 能够准确地检测分类 Rs 和 FRs, 但该方法训练集过于接近, 可能会出现过拟合问题, 从而降低 HFOs 识别的准确性。文献[42]对脑电信号进行时频分析, 提取相应的时频图特征, 并将标记有真实 HFOs 和虚假 HFOs 的数据用于五层特定卷积神经网络的训练和验证, 该研究表明, 基于时频图特征和卷积神经网络的 HFOs 分类方法的分类精度达到 94.19%。

深度学习使计算机能够自动发现模式特征, 并将这些特征融入到建模过程中, 减少人为设计特征的不

完整性, 具有较高的扩展性, 并在训练数据集和时间充足的情况下, 表现出较好的学习效果。然而, 高精度的深度学习模型通常需要大量的数据支持。同时, 创建新模型也需要投入大量的人力, 因此大多数情况下只能使用现有的模型。

## 3 结论与展望

虽然癫痫脑电 HFOs 自动检测的研究已有长足的发展, 但各种方法的检测结果较难一致, 原因在于:

1) 目前国际上对 HFOs 的定义未能达成统一共识;

2) 各研究团队采用所属团队的数据集, 没有公共的数据集用于实验分析。

癫痫脑电 HFOs 自动检测的未来研究方向, 包括以下 5 个方面:

1) 研究重点将从单一特征向多特征融合发展。采用多特征相结合的方法进行癫痫 HFOs 自动检测。此外, 开发更加高效、精准的特征提取算法, 提高检测的准确性和效率。

2) 多中心数据共享。目前癫痫脑电 HFOs 自动检测算法是基于单中心的数据进行研究, 未来可来自多个中心的数据进行整合和共享, 从而提高数据的数量和质量。

3) 注重算法模型的创新和优化。目前癫痫脑电 HFOs 自动检测算法存在一定的误检率和漏检率。针对不同类型的 HFOs 波形, 将开发适合其特点的算法模型, 进一步提高 HFOs 自动检测的准确性和鲁棒性。同时, 将深入研究 HFOs 信号的机制和生理学基础, 为模型的构建提供更加精准的生物学依据。

4) 探索更加精准的癫痫致痫灶定位方法, 提高手术的治疗效果。将利用 HFOs 信号的空间分布特征, 开发新的方法进行致痫灶精确定位, 为手术治疗提供更加可靠的依据。

5) 借鉴其他领域的研究成果, 如机器学习、深度学习等, 将这些研究成果应用到癫痫脑电 HFOs 自动检测中, 进一步提高检测的准确性和效率。同时, 将探索 HFOs 信号与其他生物信号 (如脑磁图、脑血

流图等)的关系,开发多模态数据融合的方法,提高癫痫的诊断和治疗效果。

总之,癫痫脑电 HFOs 自动检测的研究将在特征融合、算法模型创新、致痫灶定位、跨领域研究等方面得到进一步的发展和突破,为癫痫的治疗和管理提供更加有效的手段和方法。

## 参考文献

- [1] JOHNSON M R, SHORVON S D. Heredity in epilepsy: Neurodevelopment, comorbidity, and the neurological trait[J]. *Epilepsy & Behavior*, 2011,22(3):421-427.
- [2] 陈浩滨,葛薇,杨超,等.脑电波信号多域变换与深度学习癫痫诊断[J].*现代信息科技*,2022,6(20):6-10.
- [3] MALINOWSKA U, BERGEY G K, HAREZLAK J, et al. Identification of seizure onset zone and preictal state based on characteristics of high frequency oscillations[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2015,126(8):1505-1513.
- [4] HUANG C M, WHITE L E. High-frequency components in epileptiform EEG[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 1989, 30(3):197-201.
- [5] BRAGIN A, ENGEL J, STABA R J. High-frequency oscillations in epileptic brain[J]. *Current Opinion in Neurology*, 2010, 23(2):151-156.
- [6] BRAGIN A, ENGEL J, WILSON C L, et al. Hippocampal and entorhinal cortex high-frequency oscillations (100-500 Hz) in human epileptic brain and in kainic acid-treated rats with chronic seizures[J]. *Epilepsia*, 1999,40(2):127-137.
- [7] USUI N, TERADA K, BABA K, et al. Very high frequency oscillations (over 1 000 Hz) in human epilepsy[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2010,121(11):1825-1831.
- [8] 张华楸,舒凯,陈旭,等.癫痫外科中侵袭性电极监测的临床应用[J].*立体定向和功能性神经外科杂志*,2009,22(2):115-118.
- [9] JIRSCH J, URRESTARAZU E, LEVAN P, et al. High-frequency oscillations during human focal seizures[J]. *Brain*, 2006,129(6):1593-1608.
- [10] JACOBS J, LEVAN P, CHANDER R, et al. Interictal high-frequency oscillations (80-500 Hz) are an indicator of seizure onset areas independent of spikes in the human epileptic brain [J]. *Epilepsia*, 2008,49(11):1893-1907.
- [11] FARAHMAND S, SOBAYO T, MOGUL D J. Using interictal HFOs to improve the identification of epileptogenic zones in preparation for epilepsy surgery[C]. 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2018:2264-2267.
- [12] LIU S, YU T, GUAN Y, et al. Resective epilepsy surgery in tuberous sclerosis complex: a nationwide multicentre retrospective study from China[J]. *Brain*, 2020,143(2):570-581.
- [13] ENGEL JR J, BRAGIN A, STABA R, et al. High-frequency oscillations: what is normal and what is not?[J]. *Epilepsia*, 2009,50(4):598-604.
- [14] STABA R J, WILSON C L, BRAGIN A, et al. Quantitative analysis of high-frequency oscillations (80-500 Hz) recorded in human epileptic hippocampus and entorhinal cortex[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2002,88(4):1743-1752.
- [15] 王春生,黎清清,吴敏,等.多导联癫痫脑电信号高频振荡特征提取与病灶定位算法[J].*中南大学学报(自然科学版)*, 2015,46(9):3302-3308.
- [16] ZELMANN R, MARI F, JACOBS J, et al. A comparison between detectors of high frequency oscillations[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2012,123(1):106-116.
- [17] KRIKID F, CHAIBI S, KARFOUL A, et al. A comparative study between three epileptic high frequency oscillations detection strategies[C]. 2020 17th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), 2020.
- [18] OCHI A, OTSUBO H, DONNER E J, et al. Dynamic changes of ictal high-frequency oscillations in neocortical epilepsy: using multiple band frequency analysis[J]. *Epilepsia*, 2007, 48(2):286-296.
- [19] ALKAWADRI R, GASPARD N, GONCHAROVA I I, et al. The spatial and signal characteristics of physiologic high frequency oscillations[J]. *Epilepsia*, 2014,55(12):1986-1995.
- [20] ALKAN A, KOKLUKAYA E, SUBASI A. Automatic seizure detection in EEG using logistic regression and artificial neural network[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2005,148(2): 167-176.
- [21] IBARZ J M, FOFFANI G, CID E, et al. Emergent dynamics of fast ripples in the epileptic hippocampus[J]. *Journal of Neuroscience*, 2010,30(48):16249-16261.
- [22] PARK Y, LUO L, PARHI K K, et al. Seizure prediction with spectral power of EEG using cost-sensitive support vector machines[J]. *Epilepsia*, 2011,52(10):1761-1770.
- [23] CHUA K C, CHANDRAN V, ACHARYA U R, et al. Application of higher order spectra to identify epileptic EEG[J]. *Journal of Medical Systems*, 2011,35(6):1563-1571.
- [24] CHAIBI S, SAKKA Z, LAJNEF T, et al. Automated detection and classification of high frequency oscillations (HFOs) in human intracerebral EEG[J]. *Biomedical Signal Processing*

and Control, 2013, 8(6):927-934.

- [25] JRAD N, KACHENOURA A, MERLET I, et al. Automatic detection and classification of high-frequency oscillations in depth-EEG signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017,64(9):2230-2240.
- [26] BURNOS S, HILFIKER P, SÜRÜCÜ O, et al. Human intracranial high frequency oscillations (HFOs) detected by automatic time-frequency analysis[J]. Clinical Neurophysiology, 2014,125(4):S255-S255.
- [27] WAN T, WU M, WAN X, et al. Automatic detection of high frequency oscillations based on Fuzzy entropy and Fuzzy neural network[C]. 2016 35th Chinese Control Conference (CCC), 2016:5027-5032.
- [28] LÓPEZ-CUEVAS A, CASTILLO-TOLEDO B, MEDINA-CEJA L, et al. An algorithm for on-line detection of high frequency oscillations related to epilepsy[J]. Computer Methods and Programs In Biomedicine, 2013,110(3):354-360.
- [29] WU M, WAN T, WAN X, et al. Fast, accurate localization of epileptic seizure onset zones based on detection of high-frequency oscillations using improved wavelet transform and matching pursuit methods[J]. Neural Computation, 2017,29(1): 194-219.
- [30] FANG Z, WAN X, WAN T. Fast automatic localization of epileptic seizure onset zones using complex morlet wavelet transform-based singular value decomposition[C]//第 37 届中国控制会议论文集(C), 2018-07,湖北武汉,2018:894-898.
- [31] ZHANG Y, ZHOU W, YUAN S. Multifractal analysis and relevance vector machine-based automatic seizure detection in intracranial EEG[J]. International Journal of Neural Systems, 2015,25(6):1550020.
- [32] WANG X, XIANGHUAN L, CHEN Z G, et al. Localization of epileptogenic foci by automatic detection of high-frequency oscillations based on waveform feature templates[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2022,37(12): 11506-11521.
- [33] WORRELL G A, GARDNER A B, STEAD S M, et al. High-frequency oscillations in human temporal lobe: simultaneous microwire and clinical macroelectrode recordings[J]. Brain, 2008,131(4):928-937.
- [34] VAN PUTTEN M J, KIND T, VISSER F, et al. Detecting temporal lobe seizures from scalp EEG recordings: a comparison of various features[J]. Clinical Neurophysiology, 2005, 116(10):2480-2489.
- [35] 杜玉晓,陈崇毅.基于脑电高频振荡节律的癫痫始发区快速定位算法研究[J].广东工业大学学报,2015,32(4):60-66.
- [36] HAVEL T, KUDLÁČEK J, JIRUŠKA P, et al. Analysis of high-frequency activity in electroencephalogram of animal epilepsy model[C]. 2015 International Workshop on Computational Intelligence for Multimedia Understanding (IWCIM), 2015:1-5.
- [37] LIU S, INCE N F, SABANCI A, et al. Detection of high frequency oscillations in epilepsy with K-means clustering method[C]. International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2015: 934-937.
- [38] CIMBALNIK Jan, KLIMES Petr, SLADKY Vladimir, et al. Multi-feature localization of epileptic foci from interictal, intracranial EEG[J]. Clinical Neurophysiology, 2019,130(10): 1945-1953.
- [39] JRAD N, KACHENOURA A, MERLET I, et al. Classification of high frequency oscillations in epileptic intracerebral EEG [C]. 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015: 574-577.
- [40] LIU S, PARVIZI J. Cognitive refractory state caused by spontaneous epileptic high-frequency oscillations in the human brain[J]. Science Translational Medicine, 2019, 11(514):7830.
- [41] LAI D, ZHANG X, MA K, et al. Automated detection of high frequency oscillations in intracranial EEG using the combination of short-time energy and convolutional neural networks [J]. IEEE Access, 2019,7:82501-82511.
- [42] MA K, LAI D, CHEN Z, et al. Automatic detection of high frequency oscillations (80-500 Hz) based on convolutional neural network in human intracerebral electroencephalogram [C]. 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), 2019: 5133-5136.
- [43] BLANCO J A, STEAD M, KRIEGER A, et al. Unsupervised classification of high-frequency oscillations in human neocortical epilepsy and control patients[J]. Journal of Neurophysiology, 2010, 104(5): 2900-2912.
- [44] LIU S, SHA Z, SENCER A, et al. Exploring the time-frequency content of high frequency oscillations for automated identification of seizure onset zone in epilepsy[J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13(2): 026026.
- [45] 陈文静, 阚增辉, 张馨月, 等. 基于颅内脑电高频振荡信号自动检测的癫痫灶定位[J]. 航天医学与医学工程, 2019, 32(2): 167-172.

(下转第 39 页)