

## 评论

Ashok Sharmila和Purusothaman Geethanjali\*。

# 从EEG信号中检测癫痫发作的模式检测方法回顾

<https://doi.org/10.1515/bmt-2017-0233>

2017年12月23日收到；2018年12月5日接受

**摘要：**几年来，人们一直在研究癫痫发作的检测，以支持自动诊断系统，减轻临床医生的负担。在这方面，已经有许多研究论文发表，用于识别癫痫发作。需要对所有这些论文进行彻底审查。因此，我们试图对从脑电图信号中检测癫痫发作的模式检测方法进行审查。已对150多篇研究论文进行了讨论，以确定检测癫痫发作的技术。此外，文献审查证实，检测癫痫发作所需的模式识别技术在不同条件的脑电图（EEG）数据集中是不同的。这主要是由于在不同条件下检测的脑电图具有不同的特点。这就需要识别模式识别技术，以便从各种条件下的脑电图数据中有效区分脑电图癫痫数据。

**关键词：**分类；特征提取；特征选取；相互信息；癫痫发作。

## 癫痫发作检测简介

脑电图（EEG）是一种有效的、低成本的、非侵入性的技术，在临床研究中用于检查大脑的电活动。脑电图是识别大脑异常的技术之一。可以通过脑电图研究的慢性、非传染性的神经系统疾病之一是癫痫。癫痫发作是由于异常的、过度的脑电活动而导致的短暂的体征和/或症状的发生。

\*Corresponding author : Purusothaman Geethanjali, 电气工程学院, Vellore技术学院, Vellore 632014, Tamilnadu, 印度, 电子邮件: pgeethanjali@vit.ac.in

阿肖克-沙米拉印度泰米尔纳德邦韦洛尔理工学院电气工程学院, 韦洛尔 632014

或大脑中同步的神经元活动。癫痫是一种以产生癫痫发作的持久性预兆为特征的大脑疾病，并以这种情况的神经生物学、认知、心理学和社会后果为特征。癫痫的定义是至少有一次癫痫发作的发生[1]。

癫痫这种神经系统疾病的特点是反复发作，是大脑中的瞬间电中断。这些发作可能导致运动、肠道或膀胱功能的控制、意识丧失或认知功能的其他障碍。

癫痫发作可以通过一个微小的肌肉抽搐实现，也可以是严重的、全身性的和长时间的抽搐。经常性的和突然的癫痫发作是危险的，会导致严重的状态。在临床上，如果出现两次或更多的无动机的发作，则怀疑其原因可能是癫痫。如果癫痫发作是由癫痫引起的，那么在发病时发现癫痫是非常有用的，可以用抗癫痫药进行初步治疗，以改善癫痫患者的生活质量和护理。癫痫发作一般没有任何外界干扰的情况下意外开始和结束。如果癫痫发作是不可预测的，它一般会因意外而引起身体上的危险，如摔倒和头部受伤。检测癫痫的最常见、最有效的诊断方法是基于对脑电信号的分析。脑电图分析不仅可以将癫痫数据与正常数据区分开来，而且可以将癫痫发作或发作前或发作间的数据区分开来。熟练的神经生理学家目测EEG信号并检测癫痫。然而，癫痫可以从长时间的脑电图数据记录中检测出来，这很困难，也需要人类的专业知识。

在20世纪70年代初，癫痫的诊断开始为脑电图记录的自动分析提供支持。Gotman提出了一个基于癫痫发作特征的自动检测系统[2]。从早期开始就有两种主要的技术被开发出来用于癫痫脑电图记录的自动分析。它们是：- 棘波检测分析或发作间期棘波检测分析。

训练和  
- 对癫痫发作的分析。

与自动尖峰检测有关的问题可以转移到多通道EEG记录中具有高选择性和高灵敏度的发作间尖峰的检测上[3, 4]。这意味着需要以较少的错误检测来检测很大比例的真实事件。许多研究通过提取最能描述尖峰形态的原始EEG记录的特征来评估这个问题。尖峰也可以用机器学习技术进行检测[4]。在机器学习技术中,尖峰检测问题被分为特征提取和分类。除了单通道本身,其他背景信息,如空间和时间数据对神经生理学家识别尖峰至关重要[5, 6]。

在[7]中,有一个系统被用于检测

基于生成法、判别法和混合法的组合,对颅内EEG中的癫痫发作进行了预处理。该系统参加了使用Kaggle平台的UPenn和Mayo Clinic的癫痫检测挑战赛,获胜者的解决方案排名第五。会上介绍了癫痫发作检测的总体思路和相关预测方法,以及它们在癫痫闭环预警系统中的潜在用途[8]。此外,还介绍了利用头皮和颅内脑电图、心电图、加速度计和运动传感器、皮肤电活动和音频/视频捕获建立的检测癫痫发作的方法。已经描述了一种用于离线检测头皮脑电图的癫痫发作的强大和快速的算法[9]。该算法在没有任何预先信息的情况下,在长期EEG数据中提供了高灵敏度和低数量的错误检测。提出了一种从长期头皮脑电图记录中对205名患者进行自动静态癫痫发作检测系统的方法,称为EpiScan[10]。在癫痫发作的情况下,EpiScan可以作为一个报警装置,提醒癫痫监测单位(EMU)的医疗监督。

神经元同步性的异常发挥了作用。

在癫痫发作的产生中起着至关重要的作用。因此,多变量时间序列分析技术检查不同神经群动态之间的关系可能有利于癫痫发作的预测[11]。响应性皮质刺激减少了致残性部分发作的频率,与生活质量的提高有关,而且耐受性好,没有情绪或认知影响[12]。此外,反应性刺激可能为临床上难治性癫痫部分发作的成年人提供另一种辅助治疗的选择。

在[13]中,研究人员研究了癫痫发作的检测方法。

该算法在微控制器上实现起来相当简单。因此,它可以用于植入式闭环刺激装置。研究人员

提出了一套11个时域和功率带的特征,这些特征是从位于癫痫发作区的一个颅内脑电图接触中得到的。特征的分类是通过随机森林分类法进行的。三阶段的癫痫检测方法是基于从EMU的10个病人身上收集的339小时的数据[14]。该研究旨在开发一个可穿戴系统,以检测癫痫发作,提醒护理人员,并在电子日记中为病人的医生记录癫痫发作的时间。在这项工作中,第一阶段检测心率、动脉血氧饱和度和皮肤电活动的同时活动,所有这些都可以通过腕戴式设备监测到,而且这些活动结合起来产生非常低的假定位率。此外,第二阶段检测的是由这三种生物信号形成的特定模式。对于第二阶段不能检测到癫痫发作的病人,第三阶段使用最多三个电极的有限通道脑电图监测来检测癫痫发作。

模式识别是用于以下方面的技术之一

通过提取脑电图的隐藏模式,从脑电图信号中检测癫痫发作。

## 模式识别的方法

用于癫痫发作检测的模式识别系统由不同阶段组成,如图1所示,包括脑电信号采集、预处理、特征提取、降维和分类。

所有的模式识别方法都集中在用不同的特征提取和分类技术的组合来提高分类精度[15-17]。这种技术的缺点是需要对图案进行常规的目测,并由专家进行仔细检查。

### 预处理

原始EEG数据的信噪比低,空间分辨率差。因此,对信号进行预处理以获得更好的空间分辨率和更好的信噪比。数据可以用(i)巴特沃斯带通滤波器和(ii)离散小波变换(DWT)进行预处理。

### 特征提取

预处理后的下一个步骤是特征提取。隐藏在信号特征中的潜在有用信息可以从这个阶段提取出来。特征提取包括从信号中提取隐藏的信息。在生物医学信号处理中,这些特征或测量在数据分析过程中很重要。这些特征建立了一个表达数据的新程序,它可以是分类的、连续的或二进制的,以及

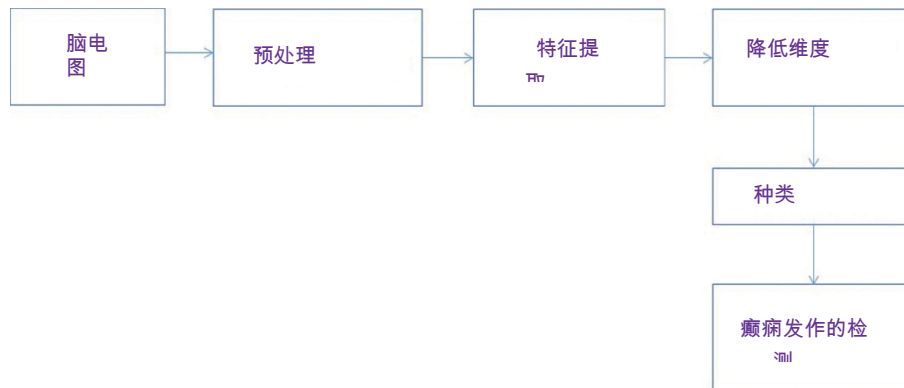


图1: 用于从脑电图信号中检测癫痫发作的模式识别系统。

此外,表示对信号的直接测量或属性。例如,这些特征可能是功率谱密度(PSD), Lyapunov指数,等等。

研究人员使用线性和非线性方法进行EEG分析。分析是在时域、频域和时频域进行的。癫痫发作预测的概念最初是针对从两个电极收集的脑电图数据,基于频谱分析提出的[18]。在[19]中,自回归模型的极点轨迹被用来研究发作前时期。在[20]中,研究了作为即将发作的指标的发作间期尖峰的速率。分数自相关矩分析被用于区分含有癫痫发作的脑电图历时[21]。

线性方法在癫痫检测中被广泛使用,主要是由于其简便和适应性强。为了检测发作前状态,脑电图振幅的统计矩和Hjorth参数等被用来作为预测发作的特征[22]。其他线性特征,如功率和信号方差也被用来预测癫痫发作[23, 24]。在对癫痫发作预测的各种研究中,使用了累积能量[25-27]。另外,在使用线性预测滤波器时,癫痫发作的起始和偏移的确定可能是成功的[28]。另一个线性特征,即相对波动指数,可用于测量EEG信号的波动强度[29]。在癫痫发作期,脑电图信号的波动比无发作期的波动要大。因此,癫痫发作期的波动指数值一般高于其他脑电图。在[30]中,使用线性最小二乘法(LS)预处理,从EEG信号中检测出癫痫发作。

已经提出了几种检测癫痫发作的方法和以相关维度为动机的非线性特征分析[31]。研究人员通过采用非线性动力学和混沌理论,从小波变换的详细系数和近似系数中提取了一些非线性特征,如熵[32]、能量和相关维度[33]、分形维度[33, 34]、李亚普诺夫指数[33]和高阶谱(HOS) [35, 36]。

目前,脑电图癫痫检测已经发展出多种方法,如非线性模型、神经网络、贝叶斯方法、独立成分分析(ICA)、基于变异的方法和支持向量机(SVM) [39]。对于检测和分析非稳态信号,其他可能有用的技术组是时间-频率分布[40]。这些技术使我们能够直观地看到某些非稳态信号期间的频率活动的发展变化。

通过将一维时间信号映射为时间和频率的二维函数而发生的。

使用非线性动力学的方法,以颅内脑电信号为输入,对癫痫病进行量化评估[41]。应用相关维度方法,从脑电信号中研究癫痫的不同神经状况[42]。已使用一种新的措施来区分线性随机系统和非线性确定性系统[43]。据观察,从癫痫区记录的EEG信号显示出持久的非线性确定性,而非癫痫区可以被归类为线性随机系统。非线性特征和判别分析与时域和频域方法一起被应用于检测癫痫病的发作[44]。样本熵是一个非线性参数,已被用于分析癫痫性脑电信号[45]。

在从EEG信号中检测癫痫发作时,ICA已被应用于消除伪影,它也被用于将EEG的记录信号分解为来自不同来源的不同成分信号[46]。研究了时变癫痫信号的频谱特征,并在时域中计算统计参数[47]。研究人员还使用主成分分析(PCA)来检测癫痫发作[48-50]。

在[51]中,使用Welch方法进行频域分析,以区分癫痫和正常数据。在[52]中,PSD被用于对EEG信号三类问题进行分类。

脑电图信号包含长时间段的低频信息和短时间段的高频信息[53]。原始脑电图数据存在信噪比低和空间分辨率差的问题。预处理是一个去噪步骤,它可以改善信噪比,并提供更好的脑电图数据的空间分辨率。小波变换就是这样一种基于多分辨率分析的技术,可以捕捉到低频的相关频率信息和高频的相关时间信息。因此,小波变换在分析癫痫发作信号时是有用的。

DWT使用由一组滤波器组成的滤波器组将信号分解为不同的级别。在文献中,从德国波恩大学公开的数据库的DWT子波段中提取了各种统计学时域特征,以识别癫痫发作。为了分析DWT对EEG预处理的影响,在该研究中,广泛使用的特征,如平均绝对值(MAV)、标准差

(在对原始以及过滤的脑电图数据进行DWT预处理和不进行DWT预处理的情况下，得出平均功率（AVP），以识别癫痫发作[16]。

在使用时间频率分析自动检测癫痫发作时，DWT已经被使用[54-59]。此外，DWT还被用于分析和描述癫痫样放电[53]。为了检测癫痫发作，使用了时间-频率模式作为特征[60]。在[61-63]中，使用了提取PSD特征的时间-频率分布。为了揭示癫痫发作模式，引入了一个时间频率匹配的滤波器[64]。在[65]中，使用DWT和SVM分类器对正常和癫痫发作信号进行了分类。众多的研究者都在用时间频率特征进行癫痫发作检测[65]。双树复小波变换已被用于检测癫痫发作[66]。在[59]中，基于双密度DWT（DD-DWT）的Hurst指数和模糊熵已被用于癫痫检测。

HOS参数已被应用于自动癫痫检测[34, 67]。此外，为了检测癫痫发作，在三类问题的分类中使用了递归量化分析特征[68]。近似熵（ApEn）已被用于区分癫痫状态[68, 69]。Permutation entropy也被用来区分癫痫状态[70]。在[71]中，希尔伯特加权频率被用来区分正常与癫痫活动。在[72]中，经验模式分解（EMD）被用来对三种状态的时间序列进行分类。EMD和内在模式函数被用来区分发作间期和发作状态[73]。在[73, 74]中，EMD和内在模式函数被用来区分发作间期和发作期状态。在[75]中，EMD被用于区分非癫痫和癫痫发作。此外，为了区分癫痫发作和无发作状态，还尝试了分数线性预测（Fractional linear prediction）[76]。

在文献中，人们发现大多数研究人员试图使用从DWT子带中得到的特征，如表1所示。

在大多数文献中，使用了从DWT系数衍生的统计特征，表1显示了对DWT衍生特征的研究尝试，这些特征可能是多余的，因此，尽管没有提供任何有用的信息，却增加了分类器的计算负担。

降低维度

了解特征对解决所考虑的问题的相关性是至关重要的。特征选择技术起着至关重要的作用。分数减少将信息减少到一个较低的维度空间，以减少计算负担和内存需求。特征选择可以被概括为以下两个关键任务：(i)选择重要的特征，和(ii)寻找一个特征的最佳子集。使用特征缩减可以减少数据维度，即所谓的降维。此外，选择能描述更好性能的特征子集是至关重要的，它对回归、分类或检测等问题最为有利。特征选择技术导致了对数据可视化的更好理解，包括数据存储和测量的减少。因此，特征选择方法旨在实现 (i) 减少特征矩阵的大小和 (ii) 提高计算成本和分类器的性能[88]。

对于有大量数据集的生物工程来说，特征的选择已经变得越来越关键。为了避免在分类器中使用多余的特征，选择特征是首选。共有55个来自时域、频域和信息论的特征被用于获得显著的结果[89]。在[90]中，使用非线性特征和来自信息理论的特征对表面EEG记录进行了评估。研究了基于信息论的特征选择方法的应用，以尽量减少LS-SVM的复杂性和计算成本，并利用加速度计信号区分了儿童夜间运动发作和正常的夜间运动[91]。使用相互信息（MI）进行EEG分类的降维，以提高SVM的性能[39]。

在选择最优特征子集的过程中，已经提出了大量的特征排序算法。几种特征选择算法的一个共同的重要性衡量标准是基于输入特征和目标变量的MI[92]。输入和输出变量的概率值函数（pdfs）被整合，以计算连续变量之间的MI。研究人员已经

表1: 关于从DWT得到的特征分类的文献调查。

作者/年份	来自DWT的特征	分类器
[77]	SD和平均值	Logistic回归和多层感知神经网络
[78]	自回归参数估计和最大似然估计	小波神经网络和反向传播
[63]	李亚普诺夫指数	循环神经网络
[56]	SD、均值和平均值	ANN
[79]	最大值、最小值、均值和SD	组合式神经网络
[80]	ÃÃÃ	ANN
[81]	线路长度	ANN
[82]	SD和平均值	SVM, LS-SVM
[83]	最大值、最小值、均值和SD	k-NN
[84]	能源	ANN
[85]	能量、熵、最大值、最小值、平均值和SD	线性分类器
[86]	平均值、功率、平均值、SD和中值	模糊神经网络
[87]	最大值、最小值和SD	证券公司

ANN, 人工神经网络; k-NN, k-近邻; LS, 最小二乘法; SD, 标准差; SVM, 支持向量机。



使用直方图估计器[93, 94]、核估计器[95]和准度量方法来估计MI。如果指定了适当的数据,直方图方法可能被用于估计pdfs[92, 96]。MI方法是基于对特征的打分和排序。该算法的优点是简单,但它只考虑单个特征与类之间的MI,而每个特征之间的MI对的个体特征。

使用基于MI估计的特征选择技术进行降维,以确定分类器所需的重要特征。MI技术测量依赖于相关类别标签的特征值。每个特征值首先被量化为一个量化 ( $q_s$ ) 级别,其中特定特征的量化比例被确定,这样每个bin将包含完整数据集的大约等量的样本。以这种方式选择仓,而不是传统的统一量化尺度,以便为不同量化水平的出现提供一些统计学上的有效性。离散化特征值 " $a$ " 和类标签 " $b$ " 之间的MI是根据以下公式 (1) 评估的:

$$MI = \int_{a \in A, b \in B} p(a, b) \log \frac{p(a, b)}{p(a)p(b)} \quad (1)$$

其中  $p(a, b)$ 、 $p(a)$  和  $p(b)$  是概率密度函数。

MI越高,特征值和类别标签之间的依赖性就越高。更高的MI值显示了关于目标的额外信息,因此具有更高的意义。MI方法的结果是对特征进行排名,选择具有最高值的特征数量[97]。

使用转换技术,如基于距离的数据还原[98]、PCA[65, 99]、ICA和线性判别分析 (LDA) [65],减少特征的尺寸。此外,使用选择技术,如遗传算法 (GA) [100]和MI[97, 101]来减少特征的维度。

## 分类

从特征提取/特征选择阶段得到的特征应交给分类器。使用分类器的主要目的是确定一组所需的特征,以便从其他数据中确定癫痫发作数据的特征。

研究人员已经使用了k-近邻 (k-NN) [38, 59]、天真贝叶斯 (NB) [63, 102]、概率神经网络[77]、决策树[51]、人工神经网络 (ANN) [58, 61, 63, 69]、SVM[58, 65, 103]、LS-SVM[76]、GA SVM[59]、Fisher's linear discriminant (FLD) [104]、optimal path forest[105]、PCA[106]、enhanced probabilistic neural network[107]和其他各种分类算法来检测癫痫发作。

## 癫痫发作的预测

有关癫痫预测的文献报道了在测试和设计癫痫预测算法方面的各种困难和缺点[108]。通过长期连续的颅内脑电图数据,讨论和分析了长预测期对临床要求和病人负担的影响[109]。

与检测癫痫发作相比,预测癫痫发作可能有更多的优势。癫痫发作预测装置可能既适合于阻止事故的发生,也适合于启迪作用,最终允许对癫痫发作进行初级治疗甚至避免发作。预测方法必须能够识别发作前的变化--如果存在的话--发生在发作前的几分钟、几小时或几天[8]。

在非卧床病人的发作预测方面,难治性癫痫患者的脑内电图已被开发为一种可行的工具。在15名植入癫痫咨询装置的患者中,发现其敏感度很高,从65%到100%不等,对生活质量、癫痫发作的严格程度以及焦虑和抑郁症的过程没有明显的影响[110]。

## 数据库

有人介绍了高质量的脑电图数据库在加强和评价癫痫预测方法方面的作用[111]。在该研究中,研究人员使用了欧盟资助的数据库中275名患者的长期脑电图记录,该数据库从2012年开始公开提供。此外,研究人员还使用了EPILEPSIAE数据库,这是一个广泛的癫痫患者的脑电图数据库[112]。

会议讨论了通过数据共享和加强国际研究界之间的合作来推进癫痫研究[113]。一个kaggle.com的众包请愿书介绍了使用犬类和人类癫痫患者的颅内脑电图的发作检测算法的发展。此外,研究人员分享了一个"即插即用"的管道,允许其他研究人员在他们自己的数据集上轻松使用这些算法。这次竞赛的成功表明,分享代码和高质量的数据可以创造出强大的转化工具,具有影响病人护理的巨大潜力[114]。

从文献中可以发现,在两类分类中这些数据集被用来开发一种模式识别技术,以从脑电信号中检测癫痫发作。

## 穗的检测方法

脑电图尖峰检测的方法有很多。尖峰检测技术,如模仿技术、形态分析、模板匹配算法、参数化方法、ICA、ANN、聚类技术、

基于知识的规则、数据挖掘和分类技术已经被讨论过[61, 115]。

拟态技术是基于假设，在脑电图记录中识别瞬时波形式的尖峰的过程中，使用尖峰的典型特征，如高度、斜度、锐度和持续时间[2, 116-119]。脑电信号已经被分解成两个半波[116]。许多其他研究人员在尖峰检测中把EEG波形分解成半波[120-122]。使用了带有物理坐标、曲率和角度的波形分解，它提供了一个更好的专业知识代表[123]。研究人员证明，在某些记录上，人类专家读者之间的关联性可能很低，可能会使癫痫检测算法的测试变得复杂[124]。此外，研究人员研究并验证了Reveal算法。在EMU和重症监护室，该算法改善了癫痫发作检测以及病人护理[125]。

在形态学分析中，原始EEG信号是分解成若干物理部分。形态逻辑分析是基于尖峰的频带、波形或时间频率的表示[20, 61, 126]。此外，利用这种分析，尖峰和背景活动被分开，尖峰的最主要的形态逻辑特征被保留。在[127]中，一个基于形态学滤波器和二阶多项式函数的检测方法被用来指定一般结构元素。此外，为了完全限制背景活动，使用了一个具有适当的形态学操作和结构元素的形态学滤波器。双向尖峰已被用于癫痫性脑电图记录，以检测选定的圆形结构元素，并采用了数学形态学和小波变换[128]。一个增强的形态学滤波器已经被开发出来，用于自动检测尖峰，以区分尖峰和它们的背景活动[129]。

在模板匹配算法中，尖峰从一个一组测试的脑电图记录被平均化以创建一个模板[130, 131]。许多研究人员将信号的小波特征用于尖峰检测和模板构建[132-135]。

在参数化方法中，假设脑电信号中的噪声是局部静止的，而尖峰被检测为对静止的偏离[136, 137]。在[6]中，使用了一个时变自回归模型，该模型使用卡尔曼滤波器评估自回归参数。另外，为了确定尖峰位置，最初对信号进行了处理，以强调尖峰并削弱背景活动，最后通过一个阈值函数。

除了这些技术外，人们还提出了使用ICA的各种尖峰检测技术。ICA已经被应用于时空数据和通过视觉检查选择的类似于异常癫痫活动的成分，然后由神经生理学家进行推断[138, 139]。此外，研究人员使用ICA从多通道EEG数据中分离出尖峰，并展示了一个基于真实EEG数据的模型[140]。递归应用和投射多信号分类（RAP-MUSIC）的源定位方法与ICA解定位一起被用于检测癫痫性放电[141]。在秒杀检测问题上，ANNs已经使用原始数据或特征进行了训练[6, 142-144]。在ANN训练中，数据/特征的窗口，如斜率、持续时间、振幅、斜率、尖锐度和从尖峰周围的EEG活动中提取的背景特征，如基线交叉和EEG方差。

使用[6, 122, 144-147]。

在聚类技术中，自组织图已被用于对脑电图片段进行聚类[148]。为了对尖峰进行聚类，最近的平均值算法[149]、模糊C-means算法[150, 151]和蚂蚁K-means算法也被研究人员使用[6, 152, 153]。

此外，基于知识的规则一般用于纳入空间和时间规则[6]。基于知识的系统具有很高的成功率，并从时间和空间信息中获益[147, 154, 155]。此外，空间信息已被用于识别尖峰的共同空间分布[156]。为了将空间信息纳入多通道脑电图记录，一个空间组合器阶段已被用于自组织ANN的输出到一个模糊逻辑方案[5]。为了确认脑电图记录中两个或多个通道的尖峰的存在，研究人员在尖峰检测的最后阶段将每个通道的分类输出结合起来[6, 146]。

## 结论

这篇评论说明了癫痫检测的介绍，强调了限制检测的主要因素、

即在脑电图数据的各种条件中能够检测出癫痫数据的技术，也包括尖峰检测方法。对癫痫检测的模式识别进行了简要的背景介绍，目的是为了填充模式识别方案的各个模块的重要性。本综述还讨论和分析了其他作者在癫痫检测领域开展的工作。在这个文献综述中

已经讨论了DWT对提高使用不同模式识别方案检测癫痫发作的准确性的影响。一些模式识别方法已经被尝试用各种特征进行识别。很明显，大多数研究人员都在寻求确定高效和有效的基于模式识别的癫痫发作检测技术。已经证实，模式识别的准确性取决于特征提取、特征选择和分类。

**鸣谢：**作者感谢印度Vellore的Vellore理工学院为开展这项研究提供必要的支持。

### 作者声明

**研究经费：**作者说明没有涉及资金/冲突类型。

**利益冲突：**作者声明没有利益冲突。**知情同意书：**知情同意书不适用。**伦理批准：**所进行的研究与人或动物的使用都没有关系。

## 参考文献

- [1] Fisher RS, Acevedo C, Arzimanoglou A, Bogacz A, Cross JH, Elger CE, et al. ILAE官方报告：癫痫的实用临床定义。Epilepsia 2014; 55:475-82.
- [2] Gotman J. 自动识别EEG中的癫痫发作。Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1982; 54:530-40.
- [3] Oikonomou VP, Tzallas AT, Fotiadis DI. 一种基于卡尔曼滤波的EEG尖峰增强方法。Comput Methods Programs Biomed 2007; 85:101-8.
- [4] James CJ. 使用人工神经网络检测头颅电图中的癫痫样活动。论文：坎特伯雷大学；1997年。
- [5] James CJ, Jones RD, Bones PJ, Carroll GJ. 通过一个由模仿、自组织人工神经网络和模糊逻辑阶段组成的混合系统检测脑电图中的癫痫样放电。Clin Neurophysiol 1999; 110:2049-63.
- [6] Tzallas AT, Oikonomou VP, Fotiadis DI. 使用基于卡尔曼滤波的方法进行癫痫尖峰检测。In: International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 2006 (pp. 501-4). New York, NY, USA: IEEE.
- [7] Temko A, Sarkar A, Lightbody G. 检测颅内脑电图中的癫痫发作：Upenn和Mayo诊所的癫痫发作检测挑战。In: 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) 2015 (pp. 6582-5). 米兰，意大利：IEEE.
- [8] Ramgopal S, Thome-Souza S, Jackson M, Kadish NE, Fernández IS, Klehm J, et al. Seizure detection, seizure prediction, and closed-loop warning systems in epilepsy. Epilepsy Behav 2014; 37:291-307.
- [9] Hopfengärtner R, Kerling F, Bauer V, Stefan H. 一种高效、稳健、快速的离线检测癫痫的方法。长期头皮脑电图记录中的癫痫发作。Clin Neurophysiol 2007; 118:2332-43.
- [10] Fürbass F, Ossenblok P, Hartmann M, Perko H, Skupch AM, Lindinger G, et al. Prospective multi-center study of an automatic online seizure detection system for epilepsy monitoring units. Clin Neurophysiol 2015; 126:1124-31.
- [11] Winterhalder M, Schelter B, Maiwald T, Brandt A, Schad A, Schulze-Bonhage A, et al. 用于预测癫痫发作的同步化变化的病人-个体的时空评估。Clin Neurophysiol 2006; 117:2399-413.
- [12] Morrell MJ. 治疗难治性部分性癫痫的响应性皮质刺激。Neurology 2011; 77:1295-304.
- [13] Donos C, Dümpelmann M, Schulze-Bonhage A. 基于颅内EEG和随机for-est分类的早期发作检测算法。Int J Neural Syst 2015; 25:1550023.
- [14] Cogan D, Birjandtalab J, Nourani M, Harvey J, Nagaraddi V. 多生物信号分析用于癫痫发作监测。Int J Neural Syst 2017; 27:1650031.
- [15] Geethanjali P, Ray KK. 一个低成本的实时研究平台，用于基于EMG模式识别的假手。IEEE/ASME Trans Mechatronics 2015; 20:1948-55.
- [16] Sharmila A, Geethanjali P. 使用天真贝叶斯和k-NN分类器对EEG信号进行基于DWT的癫痫发作检测。IEEE Access 2016; 4:7716-27.
- [17] Sharmila A. Epilepsy detection from EEG signals: a review. J Med Eng Technol 2018; 42:368-80.
- [18] Viglione SS, Walsh GO. Proceedings: epileptic seizure prediction. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1975; 39:435-6.
- [19] Rogowski Z, Gath I, Bental E. On the prediction of epileptic seizures. Biol Cyber 1981; 42:9-15.
- [20] Gotman J. 评估癫痫活动的定位和传播的非侵入性方法。Epilepsia 2003; 44:21-9.
- [21] Liu A, Hahn JS, Heldt GP, Coen RW. 通过电脑EEG分析检测新生儿癫痫。Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1992; 82:30-7.
- [22] Mormann F, Kreuz T, Rieke C, Andrzejak RG, Kraskov A, David P, et al. On the predictability of epileptic seizures. Clin Neurophysiol 2005; 116:569-87.
- [23] van Drongelen W, Nayak S, Frim DM, Kohrman MH, Towle VL, Lee HC, et al. Seizure anticipation in pediatric epilepsy: use of Kolmogorov entropy. Pediatr Neurol 2003; 29:207-13.
- [24] McSharry PE, Smith LA, Tarassenko L. 用线性和非线性方法预测癫痫发作能力的比较。IEEE Trans Biomed Eng 2003; 50:628-33.
- [25] Litt B, Esteller R, Echaz J, D'Alessandro M, Shor R, Henry T, 等人. 癫痫发作可能在临床发病前数小时开始：五名患者的报告。In: 智能控制在工程系统中的应用2009（第225-45页）。Dordrecht: Springer.
- [26] Maiwald T, Winterhalder M, Aschenbrenner-Scheibe R, Voss HU, Schulze-Bonhage A, Timmer J. 通过癫痫发作预测特征比

较三种非线性癫痫发作预测方法。Physica D: Nonlinear Phenomena 2004; 194: 357-68.

- [27] Gigola S, Ortiz F, D'attellis CE, Silva W, Kochen S. 利用多解框架中的累积能量预测癫痫发作。J Neurosci Methods 2004; 138:107-11.
- [28] Altunay S, Telatar Z, Eroglu O. Epileptic EEG detection using the linear prediction error energy. Expert Syst Appl 2010; 37:5661-5.



- [29] Zhou W, Liu Y, Yuan Q, Li X.利用脑电图中的空白和贝叶斯线性判别分析进行癫痫发作检测。IEEE Trans Biomed Eng 2013; 60:3375-81.
- [30] Zamir ZR.使用线性最小二乘法预处理检测EEG信号中的癫痫发作。Comput Methods Programs Biomed 2016;133:95-109.
- [31] Aschenbrenner-Scheibe R, Maiwald T, Winterhalder M, Voss HU, Timmer J, Schulze-Bonhage A. [癫痫发作的预测效果如何? 一种非线性方法的评估](#)。Brain 2003; 126:2616-26.
- [32] Acharya UR, Sree SV, Ang PC, Yanti R, Suri JS. [基于非线性和小波的特征在自动识别癫痫脑电信号中的应用](#)。Int J Neural Syst 2012; 22:1250002.
- [33] Fraser BA, Wachowiak MP, Wachowiak-Smolíková R. 生理信号探索的时间延迟提升: 心电图分析的应用。In: IEEE第30届加拿大电气和计算机工程会议 (CCECE) 2017 (第1-4页)。Windsor, ON, Canada: IEEE.
- [34] Acharya UR, Sree SV, Suri JS. [使用高阶累积特征自动检测癫痫性脑电信号](#)。Int J Neural Syst 2011; 21:403-14.
- [35] Martis RJ, Acharya UR, Lim CM, Mandana KM, Ray AK, Chakraborty C. [应用高阶累积特征进行心电图信号的心脏健康诊断](#)。Int J Neural Syst 2013; 23:1350014.
- [36] Chua KC, Chandran V, Acharya UR, Lim CM. [应用高阶光谱来识别癫痫性脑电图](#)。J Med Syst 2011; 35:1563-71.
- [37] Selesnick IW, Baraniuk RG, Kingsbury NG. [双树复合小波变换](#)。IEEE Signal Process Mag 2005;22:123-51.
- [38] Guo L, Rivero D, Dorado J, Munteanu CR, Pazos A. [Automatic feature extraction using genetic programming: an application to epileptic EEG classification](#)。Expert Syst Appl 2011 38:10425-36.
- [39] Guerrero-Mosquera C, Verleysen M, Vazquez AN.使用相互信息和SVM进行EEG分类的降维。In: 2011年IEEE信号处理机器学习国际研讨会 (pp. 1-6).北京, 中国: IEEE.
- [40] Cohen L. Time-frequency analysis.Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall; 1995.
- [41] Pijn JP, Velis DN, van der Heyden MJ, DeGoede J, van Veelen CW, da Silva FH. [基于颅内EEG记录的癫痫发作的非线性动力学](#)。Brain Topogr 1997; 9:249-70.
- [42] Jing H, Takigawa M. [复杂部分发作的癫痫患者的EEG和滤波节奏的维度分析的拓扑图](#)。Biol Cybern 2000; 8:391-7.
- [43] Andrzejak RG, Widman G, Lehnertz K, Rieke C, David P, Elger CE. [癫痫过程是随机环境中的非线性确定性动力学: 对中颞叶癫痫的评估](#)。Epilepsy Res 2001; 44:129-40.
- [44] Paivinen N, Lammi S, Pitkanen A, Nissinen J, Penttonen M, Grönfors T. [Epileptic seizure detection: a nonlinear viewpoint](#)。Comput Methods Programs Biomed 2005; 79:151-9.
- [45] Bai D, Qiu T, Li X.样本熵及其在基于EEG的癫痫检测中的应用.生物医学工程杂志》[Shengwu yi xue gong cheng xue zhi] Shengwu yixue gongchengxue zazhi 2007; 24:200-5.
- [46] Jung TP, Makeig S, McKeown MJ, Bell AJ, Lee TW, Sejnowski TJ. [使用独立成分分析法对 大脑动态进行成像](#)。IEEE论文集 2001;89:1107-22.

- [47] Kannathal N, Acharya UR, Lim CM, Sadasivan PK.脑电图的特征--比较研究。Comput Methods Programs Biomed 2005; 80:17-23.
- [48] Ghosh-Dastidar S, Adeli H, Dadmehr N. 主成分分析增强的余弦径向基函数神经网络用于稳健的癫痫和发作检测。IEEE Trans Biomed Eng 2008; 55:512-8.
- [49] Subasi A, Gursoy MI.使用PCA、ICA、LDA和支持向量机进行脑电信号分类。Expert Syst Appl 2010; 37: 8659-66.
- [50] Acharya UR, Sree SV, Alvin AP, Suri JS. 在小波框架中使用主成分分析对癫痫脑电活动进行自动分类。Expert Syst Appl 2012; 39:9072-8.
- [51] Polat K, Güneş S. 使用基于决策树分类器和快速傅里叶变换的混合系统对癫痫性EEG进行分类。Appl Math Comput 2007; 187:1017-26.
- [52] Ubeyli ED, Güler I. 使用FFT、AR、MA和ARMA方法对颈内动脉多普勒信号进行光谱分析。Comput Biol Med 2004; 34:293-306.
- [53] Adeli H, Zhou Z, Dadmehr N. 使用小波变换分析癫痫患者的脑电图记录。J Neurosci Methods 2003; 123:69-87.
- [54] Jahankhani P, Kodogiannis V, Revett K. 使用小波特征提取和神经网络的脑电信号分类。In: IEEE John Vincent Atanasoff 2006年现代计算国际研讨会 (JVA'06) 2006 (第120-4页)。Sofia, Bulgaria: IEEE.
- [55] Sadati N, Mohseni HR, Maghsoudi A. Epileptic seizure detection using neural fuzzy networks. In: 2006年IEEE国际模糊系统会议 (pp.596-600)。Vancouver, BC, Canada: IEEE.
- [56] Subasi A. 使用小波特征提取和专家混合模型进行脑电信号分类。Expert Syst Appl 2007; 32:1084-93.
- [57] Ocak H. 使用离散小波变换和近似熵自动检测脑电图中的癫痫性发作。Expert Syst Appl 2009; 36:2027-36.
- [58] Kumar Y, Dewal ML, Anand RS. 使用基于DWT的模糊近似熵和支持向量机进行癫痫发作检测。Neurocomputing 2014; 133: 271-9.
- [59] Li M, Chen W, Zhang T. 使用基于小波的非线性分析和优化的SVM的自动癫痫检测。Biocybern Biomed Eng 2016; 36:708-18.
- [60] Hassanpour H, Mesbah M, Boashash B. Time-frequency feature extraction of newborn EEG seizure using SVD-based techniques. EURASIP J Appl Signal Process 2004; 2004:2544-54.
- [61] Tzallas AT, Tsipouras MG, Fotiadis DI. 基于时频分析和人工神经网络的癫痫自动检测。Comput Intell Neurosci 2007; 2007:1-13.
- [62] Tzallas AT, Tsipouras MG, Fotiadis DI. 使用时间频率分布来检测脑电图记录中的癫痫发作。In: 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 2007 (pp. 3-6). Lyon, France: IEEE.
- [63] Tzallas AT, Tsipouras MG, Fotiadis DI. 使用时间-频率分析检测脑电图中的癫痫性发作。IEEE Trans Info Technol Biomed 2009; 13:703-10.
- [64] Khelif MS, Mesbah M, Boashash B, Colditz P. 使用时频匹配滤波器进行基于多通道的新生儿脑电图发作检测。In: 29th Annual International Conference of the

- IEEE医学和生物学工程学会2007年（第1265-8页）。IEEE.
- [65] Musselman M, Djurdjanovic D. Time-frequency distribution in the classification of epilepsy from EEG signals. *Expert Syst Appl* 2012; 39:11413-22.
- [66] [Chen G. Automatic EEG seizure detection using dual-tree complex wavelet-Fourier features.](#) *Expert Syst Appl* 2014; 41:2391-4.
- [67] Acharya UR, Sree SV, Chattopadhyay S, Yu W, Ang PC. [适用于自动识别癫痫性脑电信号的复变量化分析.](#) *Int J Neural Syst* 2011; 21:199-211.
- [68] Kannathal N, Min LC, Acharya UR, Sadasivan PK. [Erratum: entropies for detection of epilepsy in EEG.](#) *Comput Methods Programs Biomed* 2005;80:187-94.
- [69] Acharya UR, Molinari F, Sree SV, Chattopadhyay S, Ng KH, Suri JS. [利用熵自动诊断癫痫性脑电图.](#) *Biomed Signal Process Control* 2012; 7:401-8.
- [70] Nicolaou N, [Georgiou J. Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machines.](#) *Expert Syst Appl* 2012; 39:202-9.
- [71] Oweis RJ, Abdulhay EW. [利用 希尔伯特-黄变换对脑电信号进行癫痫分类.](#) *Biomed Eng Online* 2011; 10:38.
- [72] Martis RJ, Acharya UR, Tan JH, Petznick A, Yanti R, Chua CK, et al. [使用EEG信号自动检测癫痫.](#) *Int J Neural Syst* 2012; 22:1250027.
- [73] Pachori RB, Patidar S. [Epileptic seizure classification in EEG signals using second-order difference plot of intrinsic mode functions.](#) *Comput Methods Programs Biomed* 2014;113:494-502.
- [74] Sharma R, Pachori RB. [基于内在模式函数的相位空间表示的 EEG信号中的癫痫发作分类.](#) *Expert Syst Appl* 2015; 42:1106-17.
- [75] Bajaj V, [Pachori RB.使用经验模式分解对癫痫和非癫痫脑电信号进行分类.](#) *IEEE Trans Info Technol Biomed* 2012; 16:1135-42.
- [76] Joshi V, Pachori RB, Vijesh A. [使用分数线性预测法对发作和无发作的EEG信号进行分类.](#) *Biomed Signal Process Control* 2014; 9:1-5.
- [77] Subasi A, Ercelebi E. [使用神经网络和逻辑回归对EEG信号进行分类.](#) *Comput Methods Programs Biomed* 2005; 78:87-99.
- [78] Subasi A, Alkan A, Koklukaya E, Kiymik MK. [通过使用AR模型和MLE预处理对EEG信号进行小波神经网络分类.](#) *Neural Networks* 2005; 18:985-97.
- [79] Ubeyli ED. [采用小波系数的组合神经网络模型用于EEG信号分类.](#) *Digit Signal Process* 2009; 19:297-308.
- [80] Guo L, Rivero D, Seoane JA, Pazos A. [使用相对小波能量和人工神经网络对EEG信号进行分类.](#) In: 2009年第一届 ACM/SIGEVO遗传和进化计算峰会论文集（第177-84页）。上海，中国：ACM.
- [81] Guo L, Rivero D, Dorado J, Rabunal JR, Pazos A. [基于线长特征和人工神经网络的脑电图自动癫痫发作检测.](#) *J Neurosci Methods* 2010; 191:101-9.
- [82] Lima CA, Coelho AL, Eisencraft M. [Tackling EEG signal classification with least squares support vector machines: a sensitivity analysis study.](#) *Comput Biol Med* 2010; 40:705-14.

- [83] Wang D, Miao D, Xie C. 基于最佳基础的小波包熵特征提取和分层脑电图分类用于癫痫检测. *Expert Syst Appl* 2011; 38:14314-20.
- [84] Omerhodovic I, Avdakovic S, Nuhanovic A, Dizdarevic K. EEG信号的能量分布: 脑电信号小波-神经网络分类器。arXiv预印本arXiv:1307.7897. 2013.
- [85] Ahammad N, Fathima T, Joseph P. 使用脑电图检测癫痫事件和发病情况。 *BioMed Res Int* 2014;2014.
- [86] Lee SH, Lim JS. 使用基于小波的特征提取和模糊神经网络对癫痫病分类进行最小特征选择。 *Appl Math Info Sci* 2014;8:1295.
- [87] Chen D, Wan S, Bao FS. 基于离散小波变换的全级分解的脑电图的癫痫病灶定位。 In: IEEE第25届信号处理机器学习国际研讨会 (MLSP) 2015 (pp. 1-6). 美国马萨诸塞州波士顿: IEEE.
- [88] Cang S, Partridge D. 使用相互信息进行特征排名和最佳特征子集。 *Neural Comput Appl* 2004;13:175-84.
- [89] Temko A, Thomas E, Marnane W, Lightbody G, Boylan G. 用支持向量机进行基于脑电的新生儿癫痫检测。 *Clin Neurophysiol* 2011; 122:464-73.
- [90] Sakkalis V, Giannakakis G, Farmaki C, Mousas A, Padiaditis M, Vorgia P, Tsiknakis M. 使用线性和非线性EEG分析方法检测失神发作癫痫。 In: 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) 2013 (pp. 6333-6). 大阪, 日本: IEEE.
- [91] Milošević M, Van de Vel A, Cuppens K, Bonroy B, Ceulemans B, Lagae L, et al. Feature selection methods for accelerometry-based seizure detection in children. *Med Biol Eng Comput* 2017; 55:151-65.
- [92] Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. *IEEE Trans Neural Netw* 1994;5:537-50.
- [93] Mars NJ, Van Arragon GW. 非线性系统中使用平均互信息量分析的时间延迟估计。 *Signal Process* 1982;4:139-53.
- [94] Moddemeijer R. On estimation of entropy and mutual information of consecutive distributions. *Signal Process* 1989; 16:233-48.
- [95] Moon YI, Rajagopalan B, Lall U. Estimation of mutual information using kernel density estimators. *Phys Rev E* 1995; 52:2318.
- [96] Duch W, Wiczeorek T, Biesiada J, Blachnik M. 基于信息熵的特征排序方法的比较。 In: IEEE国际神经网络联合会议(IEEE Cat. No. 04CH37541) 2004 (Vol. 2, pp. 1415-9). 布达佩斯、匈牙利: IEEE.
- [97] Pohjalainen J, Räsänen O, Kadioglu S. Feature selection methods and their combination in high-dimensional classification of speaker likability, intelligibility and personality traits. *Comput Speech Lang* 2015;29:145-71.
- [98] Polat K, Güneş S. A novel data reduction method: distance-based data reduction and its application to classification of epileptiform EEG signals. *Appl Math Comput* 2008; 200:10-27.
- [99] Sezer E, Işık H, Saracoğlu E. 不同人工神经网络在脑电信号中诊断癫痫的应用和比较。 *J Med Syst* 2012; 36:347-62.
- [100] Song Y, Zhang J. 通过极端学习机和多分辨率特征提取自动识别癫痫性EEG模式. *Expert Syst Appl* 2013; 40:5477-89.



- [101] Sharmila A, Geethanjali P. 基于相互信息估计的特征排名和最佳特征子集的脑电图信号的癫痫发作检测. *J Med Imaging Health Inform* 2016; 6:1850-64.
- [102] Iscan Z, Dokur Z, Demiralp T. 结合时间和频率特征对脑电图信号进行分类. *Expert Syst Appl* 2011; 38:10499-505.
- [103] Li D, Xu L, Goodman ED, Xu Y, Wu Y. 整合统计学背景-前景提取算法和SVM分类器用于行人检测和跟踪. *Integr Comput-Aid Eng* 2013; 20:201-16.
- [104] Xie S, Krishnan S. 基于小波的稀疏函数线性模型在EEGs发作检测和癫痫诊断中的应用. *Med Biol Eng Comput* 2013; 51:49-60.
- [105] Nunes TM, Coelho AL, Lima CA, Papa JP, De Albuquerque VH. 通过最优路径森林进行癫痫诊断的脑电信号分类--一个系统的评估. *Neurocomputing* 2014;136:103-23.
- [106] Meraoumia A, Chitroub S, Bouridane A. 二维和三维掌纹信息、PCA和HMM用于提高人员识别性能. *Integr Comput-Aid Eng* 2013; 20:303-19.
- [107] Ahmadlou M, Adeli H. 带有局部决策圈的增强型概率神经网络：一个稳健的分类器. *Integr Comput- Aid Eng* 2010; 17:197-210.
- [108] Mormann F, Andrzejak RG, Elger CE, Lehnertz K. Seizure prediction: the long and winding road. *Brain* 2006; 130:314-33.
- [109] Schelter B, Winterhalder M, genannt Drentrup HF, Wohlmuth J, Nawrath J, Brandt A, et al. 发作预测：长预测范围的影响. *Epilepsy Res* 2007; 73:213-7.
- [110] Cook MJ, O'Brien TJ, Berkovic SF, Murphy M, Morokoff A, Fabinyi G, et al. 对耐药性癫痫患者使用长期、植入式发作咨询系统预测癫痫发作的可能性：一项首次实施的研究. *Lancet Neurol* 2013; 12:563-71.
- [111] Schulze-Bonhage A, Feldwisch-Drentrup H, Ihle M. 高质量的脑电图数据库在改善和改进中的作用. 评估癫痫发作预测方法. *癫痫行为* 2011; 22:S88-93.
- [112] Klatt J, Feldwisch-Drentrup H, Ihle M, Navarro V, Neufang M, Teixeira C, et al. [The EPILEPSIAE database: an extensive electrophalography database of epilepsy patients.](#) *Epilepsia* 2012; 53:1669-76.
- [113] Wagenaar JB, Worrell GA, Ives Z, Dümpelmann MA, Litt B, Schulze-Bonhage A. [在癫痫研究中合作和分享数据.](#) *J Clin Neurophysiol* 2015; 32:235.
- [114] Baldassano SN, Brinkmann BH, Ung H, Blevins T, Conrad EC, Leyde K, et al. [Crowdsourcing seizure detection: algorithm development and validation on human implanted device recordings.](#) *Brain* 2017; 140:1680-91.
- [115] Wilson SB, Emerson R. [Spike detection: a review and comparison of algorithms.](#) *Clin Neurophysiol* 2002; 113:1873-81.
- [116] Gotman J, Gloor P. 自动识别和量化人类头皮脑电图中的发作性癫痫活动. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 1976; 41:513-29.
- [117] Ktonas PY, Luoh WM, Kejariwal ML, Reilly EL, Seward MA. [计算机辅助量化EEG尖峰和锐波的特征.](#) *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 1981; 51:237-43.
- [118] Ktonas PY. 异常脑电图的自动分析. *Crit Rev Biomed Eng* 1983; 9:39-97.

- [119] De Oliveira PG, Queiroz C, Da Silva FL.基于使用微机的模式识别方法的尖峰检测。Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1983; 56:97-103.
- [120] Davey BL, Fright WR, Carroll GJ, Jones RD.专家系统检测脑电图中的癫痫样活动的方法。Med Biol Eng Comput 1989; 27:365-70.
- [121] Faure C. Attributed strings for recognition of epileptic transients in EEG. Int J Bio-med Comput 1985; 16:217-29.
- [122] Webber WR, Litt B, Wilson K, Lesser RP.使用人工神经网络对脑电图中的癫痫样放电 (ED) 进行实际检测: 原始和参数化脑电图数据的比较。Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1994; 91:194-204.
- [123] Wilson SB, Turner CA, Emerson RG, Scheuer ML.穗状物检测 II: 自动、基于感知的检测和聚类。Clin Neurophysiol 1999; 110:404-11.
- [124] Wilson SB, Scheuer ML, Plummer C, Young B, Pacia S. Seizure detection: correlation of human experts. Clin Neurophysiol 2003; 114:2156-64.
- [125] Wilson SB, Scheuer ML, Emerson RG, Gabor AJ.癫痫检测: Reveal算法的评估。Clin Neurophysiol 2004; 115:2280-91.
- [126] Michel CM, Seeck M, Landis T. 人类认知的时空动态。生理学 1999; 14:206-14.
- [127] Nishida S, Nakamura M, Ikeda A, Shibasaki H.使用形态学滤波器分离背景EEG和尖峰的信号。Med Eng Phys 1999; 21:601-8.
- [128] Pon LS, Sun M, Scialabassi RJ.使用数学形态学和小波变换对脑电图中的双向尖峰进行检测。In: 6th International Conference on Signal Processing, 2002. (Vol. 2, pp. 1512-5). 北京, 中国: IEEE.
- [129] Xu G, Wang J, Zhang Q, Zhang S, Zhu J. A spike detection method in EEG based on improved morphological filter. Comput Biol Med 2007; 37:1647-52.
- [130] El-Gohary M, McNames J, Elsas S. 用户指导的发作间期尖峰检测。In: 2008年IEEE医学和生物学工程学会第30届国际会议 (第821-4页)。加拿大, 不列颠哥伦比亚省, 温哥华: IEEE.
- [131] Sankar R, Natour J. 脑电图瞬态的自动计算机分析。Comput Biol Med 1992; 22: 407-22.
- [132] Goelz H, Jones RD, Bones PJ.瞬时生物医学信号的小波分析及其在脑电图中检测癫痫活动的应用。Clin EEG 2000; 31:181-91.
- [133] Schiff SJ, Aldroubi A, Unser M, Sato S. Fast wavelet transformation of EEG. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1994; 91:442-55.
- [134] Senhadji L, Wendling F. Epileptic transient detection: wavelets and time-frequency approaches. Neurophysiologie Clinique/ Clin Neurophysiol 2002; 32:175-92.
- [135] Senhadji L, Dillenseger JL, Wendling F, Rocha C, Kinie A. 用于癫痫事件三维绘图的脑电波分析。Ann Biomed Eng 1995; 23:543-52.
- [136] Birkemeier WP, Fontaine AB, Celesia GG, Ma KM.用于检测脑电图中癫痫性瞬态的模式识别技术。IEEE Trans Biomed Eng 1978; 3:213-7.
- [137] Diambra L, Malta CP.用于检测癫痫尖峰的非线性模型。Phys Rev E 1999; 59:929.
- [138] Hesse CW, James CJ.在多通道发作性脑电图中使用信号子空间与发作源头皮地形的关系来跟踪和检测癫痫样活动。Med Biol Eng Comput 2005; 43:764-70.

- [139] Ossadtchi A, Baillet S, Mosher JC, Thyerlei D, Sutherling W, Leahy RM. 使用独立成分分析和时空聚类对脑磁图进行自动发作间期检测和源定位. Clin Neurophysiol 2004; 115:508-22.
- [140] Kobayashi K, James CJ, Nakahori T, Akiyama T, Gotman J. [通过独立成分分析从未平均的EEG中分离出癫痫样放电](#). Clin Neurophysiol 1999; 110:1755-63.
- [141] Kobayashi K, Akiyama T, Nakahori T, Yoshinaga H, Gotman J. 通过独立成分分析和RAP-MUSIC的组合对尖峰进行系统的源估计: I: 原理和模拟研究. Clin Neurophysiol 2002; 113:713-24.
- [142] Özdamar Ö, Kalayci T. [用人工神经网络检测原始EEG的尖峰](#). Comput Biomed Res 1998; 31:122-42.
- [143] Ko CW, Chung HW. [通过人工神经网络使用原始EEG数据进行自动尖峰检测: 数据准备的影响和在线识别的局限性](#). Clin Neurophysiol 2000; 111:477-81.
- [144] Pang CC, Upton AR, Shine G, Kamath MV. [脑电图中尖峰检测算法的比较](#). IEEE Trans Biomed Eng 2003; 50:521-6.
- [145] Gabor AJ, Seyal M. [使用人工神经网络自动检测发作间期的脑电图尖峰](#). Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1992; 83: 271-80.
- [146] Acir N, Oztura I, Kuntalp M, Baklan B, Guzelis C. [通过基于人工神经网络的三阶段程序自动检测脑电图中的癫痫样事件](#). IEEE Trans Biomed Eng 2005; 52:30-40.
- [147] Liu HS, Zhang T, Yang FS. 一种多阶段、多方法的癫痫样脑电图的自动检测和分类方法. IEEE Trans Biomed Eng 2002; 49:1557-66.
- [148] Sommer D, Golz M. 使用层次聚合方法和自组织地图对EEG-片段进行聚类. In: International Conference on Artificial Neural Networks 2001 (pp. 642-9). 柏林, 海德堡: Springer.
- [149] Wahlberg P, Salomonsson G. [脑电图癫痫尖峰的特征提取和聚类](#). Comput Biomed Res 1996; 29:382-94.
- [150] Wahlberg P, Lantz G. [癫痫EEG尖峰的稳健聚类方法](#). IEEE Trans Biomed Eng 2000; 47:857-68.
- [151] Inan ZH, Kuntalp M. A study on fuzzy C-means clustering-based systems in automatic spike detection. Comput Biol Med 2007; 37:1160-6.
- [152] Shen TW, Kuo X, Hsin YL. 蚂蚁K-均值聚类方法对癫痫尖峰的检测. In: 第五届自然计算国际会议2009 (第6卷, 第334-8页). Tianjian, China: IEEE.
- [153] Exarchos TP, Tzallas AT, Fotiadis DI, Konitsiotis S, Giannopoulos S. [EEG瞬态事件检测和使用关联规则的分类](#). IEEE Trans Info Technol Biomed 2006; 10:451-7.
- [154] Glover JR, Raghaven N, Ktonas PY, Frost JD. [基于上下文的脑电图致病性尖锐瞬态的自动检测: 消除假阳性](#). IEEE Trans Biomed Eng 1989; 36:519-527.
- [155] Dingle AA, Jones RD, Carroll GJ, Fright WR. [检测脑电图中癫痫样活动的多阶段系统](#). IEEE Trans Biomed Eng 1993; 40:1260-8.
- [156] Ozdamar O, Yaylali I, Jayaker P, Lopez CN. 用于EEG尖峰检测的多层次神经网络系统. In: 基于计算机的医疗系统 @ m\_Proceedings of the Fourth 1991年IEEE年度研讨会, 第272-9页. Baltimore, MD, USA: IEEE.