

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006835

基于脑电通道动态选择方法的癫痫检测*

汝彦冬^{1,2}, 李金宝³, 吕兴凤⁴, 赵彩虹⁴, 齐景嘉⁵

(1. 黑龙江大学电子工程学院 哈尔滨 150080; 2. 黑龙江科技大学电子与信息工程学院
哈尔滨 150027; 3. 齐鲁工业大学(山东省科学院)山东省人工智能研究院 济南 250014;
4. 黑龙江大学计算机科学技术学院 哈尔滨 150080; 5. 哈尔滨金融学院教务处 哈尔滨 150030)

摘要:在癫痫检测任务中,脑电信号的通道选择直接影响检测性能。针对静态通道选择方法中脑电信号部分时段癫痫检测能力不足的问题,提出了动态通道选择方法。根据通道位置和脑电信号功率谱密度确定通道集合,选择通道集合中癫痫检测能力最强的一路通道作为特征提取通道,通过提高局部癫痫检测能力,进而提高整体检测能力。实验结果表明,提出的动态通道选择方法检测癫痫,取得了98.99%精确度、98.52%敏感度和99.52%特异度的较好性能。与多通道相比,检测性能相近,但特征提取通道最少,时间复杂度减少到 $O(1)$ 。与单通道相比,精确度、敏感度和特异度性能指标提高4.93%以上。

关键词: 癫痫检测;动态通道选择;脑电信号;随机森林

中图分类号: TH79 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Epilepsy detection based on the dynamic selection method of EEG channels

Ru Yandong^{1,2}, Li Jinbao³, Lyu Xingfeng⁴, Zhao Caihong⁴, Qi Jingjia⁵

(1. College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150027, China;

3. Shandong Artificial Intelligence Institute, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Science), Jinan 250014, China;

4. College of Computer Science and Technology, Heilongjiang University, Harbin 150080, China;

5. Teaching Affairs Department, Harbin Finance University, Harbin 150030, China)

Abstract: In the task of epilepsy detection, the selection of EEG channel directly affects the detection performance. To solve the problem of weak detection ability in some periods of detection method using static channels, a dynamic channel selection method is proposed. The channel set is determined according to the channel position and power spectral density (PSD) of EEG. The channel with the strongest epileptic detection ability is selected as the feature extraction channel, which can enhance the overall detection ability by improving the local detection ability of epilepsy. Experimental results show that the dynamic channel selection method can detect epilepsy with 98.99% accuracy, 98.52% sensitivity and 99.52% specificity. Compared with multi-channel, the detection performance is similar. However, the feature extraction channel is the least, and the time complexity was reduced to $O(1)$. Compared with single channel, the accuracy, sensitivity and specificity are improved more than 4.93%.

Keywords: epilepsy detection; dynamic channel selection; EEG; random forest

收稿日期:2020-08-28 Received Date: 2020-08-28

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFB1710200)、国家自然科学基金(61370222)、黑龙江省自然科学基金重点项目(ZD2019F003)、黑龙江省高等教育教学改革重点委托项目(SJGZ20170027)、黑龙江省属高等学校基本科研业务费基础研究项目(KJCX201815,KJCX201917)资助

0 引言

癫痫是最常见的神经系统疾病之一,影响着全世界大概 6 000 万人。癫痫检测结果是医生治疗癫痫的主要依据之一。传统的癫痫检测是医生通过观察患者的脑电波形状,根据自己的临床经验完成,这种方法不仅耗时、效率低,而且检测结果会依赖医生的主观判断,因此,实现高性能的癫痫自动检测一直是研究者们的主要研究方向。

目前最常采用的癫痫检测方法是利用 10~20 国际标准系统采集到的头皮脑电信号完成的。脑电信号经过不同的脑组织结构传输到头皮的各个位置,信号能量小,易受到其它脑电信号的干扰,导致同一信号源在不同通道上的形态存在差异,因此,通道选择很大程度上影响着癫痫检测性能^[1]。通道选择分为单通道选择和多通道选择。在多通道选择中,Birjandtalab 等^[2]根据随机森林模型得到通道重要性,并完成通道选择,但通道选择结果依赖随机森林模型参数。Shah 等^[3]运用生理学知识,依据不同通道获取癫痫信息能力和抗干扰能力存在差异的事实,通过对比不同通道组合的检测结果完成通道选取,但该方法只针对个体患者有效,不同患者的最佳通道组合往往存在差异,导致该模型的泛化能力差。Avcu 等^[4]根据不同通道检测性能确定通道的重要程度,达到减少通道的目的,但该方法选择的多通道只是几个重要程度较高的通道组合,并不能保证整体的检测性能最好。Truong 等^[5]采用通道间的相关系数进行通道选择,当存在个别通道信号质量较差时,该通道与其他通道的相关系数也会变小,可能会因此抛弃最适合检测的通道。多通道癫痫检测方法需要花费大量时间来提取信号特征,癫痫检测速度较慢。

针对多通道癫痫检测速度慢的问题,研究者尝试使用单通道完成癫痫检测,其中 Lu 等^[6]分别使用了不同通道完成癫痫检测,找出检测性能最好的通道作为特征提取通道,保证整体上癫痫检测性能最好,但选择的通道不具有普遍性,对某些患者来说,并不是该患者癫痫检测性能最好的通道,导致个别患者癫痫检测能力差,从而降低了整体的检测性能。Ammar 等^[7]通过寻找与癫痫发作密切相关的信号尖峰来定位癫痫发作区,选择该区域上的通道作为检测通道,但脑电信号通常会受到噪声干扰,因此准确获得信号尖峰的难度较大。Zhu 等^[8]采用不同通道的组合完成癫痫检测,并结合癫痫类型和检测结果找出最优通道,但该方法要求癫痫类型已知,在实际应用中癫痫类型一般很难获取,从而限制了该方法的应用。上述单通道选择方法只是保证了选择的通道在所有通道中整体检测性能最好,却忽略了来自不同患者的同一通道

的脑电信号质量存在差异的事实,导致部分患者的癫痫检测效果较差,从而影响整体癫痫检测能力。

本文结合了多通道脑电信息全面和单通道时间复杂度低的优点,选择 6 路通道作为通道集合,在不同时段选择集合中癫痫检测能力最显著的单通道作为特征提取通道。通过通道的动态选择,提高了局部癫痫检测能力进而提高了整体的癫痫检测能力。同时,与现有的单通道和多通道检测相比,面对用于提取特征的个别脑电通道信号突然消失的情况,采用动态通道的检测模型依然具备一定癫痫检测能力。

1 通道选择和癫痫检测原理

1.1 检测整体结构

本文采用麻省理工学院提供的癫痫脑电数据库作为研究对象,滤除脑电信号中的噪声后完成通道集合选择,计算通道集合中各通道信号的功率谱密度,在不同时间段内,抛弃功率谱密度异常值所占比例较大的通道后选择功率谱密度最大的单通道作为特征提取通道,利用随机森林模型完成癫痫检测,检测方法如图 1 所示。

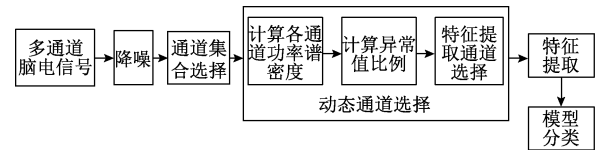


图 1 癫痫检测结构

Fig. 1 Structure of epilepsy detection

1.2 功率谱密度

本文以功率谱密度作为通道的选择依据,采用 Welch 法计算功率谱密度。该方法将原始数据分成 L 段,允许数据重叠。采用窗函数完成数据截取,每一段的功率谱密度记作 $P(\omega)$,如式(1)所示。

$$P(\omega) = \frac{1}{MUL} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_N^i(n) d(n) e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (1)$$

式中: $d(n)$ 为窗函数,本文选择矩形窗作为窗函数,将原始信号 $x_N(n)$ 分段, M 代表每段数据个数, U 为归一化因子,表达式如式(2)所示。

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M d^2(n) \quad (2)$$

1.3 通道集合

本文采用的数据库是麻省理工学院利用 10~20 国际标准系统采集得到的,该系统含有 21 个电极点。相邻 2 个电极点采用条状贴片连接,会产生一路通道脑电信号数据。观察数据库发现部分患者个别通道数据并未保存,但所有患者共同拥有 18 路通道的数据(通道包括:

FP1F7、F7T7、T7P7、P7O1、FP1F3、F3C3、C3P3、P3O1、FP2F4、F4C4、C4P4、P4O2、FP2F8、F8T8、T8P8、P8O2、FZCZ和CZPZ)。这18通道覆盖了头皮的不同区域,保证了每个区域内都提取了相应的数据信息,所以本文采用这18路通道作为研究备选通道。

头脑软组织结构复杂,癫痫发作区的癫痫信号传输到头皮的过程中,要经过不同的传输路径,会受到其他脑电信号、眼电信号、肌电信号等噪声影响,信号到达头皮时存在较大差异。本文依据通道位置并结合信号的癫痫检测能力和稳定性完成通道集合的选取。医学研究表明,FP1和FP2通道位于前额,只能采集到36%的癫痫信号,所以本文抛弃了通道FP1F7、通道FP1F3、通道FP2F4和通道FP2F8。本文计算了患者05部分癫痫信号的功率谱密度平均值和标准差,结果如表1所示。Williamson等^[9]发现功率谱密度较高的脑电信号癫痫检

测能力更强,本文首先选择了功率谱密度最大的通道F3C3、通道C3P3、通道FZCZ和通道F4C4共4条通道。其次,通道C4P4和通道CZPZ的位置最接近癫痫发作的海马区,癫痫信号到达头皮的距离较近,受相邻通道的脑电信号影响较小,距离耳部、枕部和眼部等噪声源较远,信号相对纯净,从表1也可以看出通道C4P4和通道CZPZ功率谱度标准差最小,信号最稳定,和其他电极相比能够较好地捕捉到癫痫信息,所以选择通道C4P4和通道CZPZ。通道P7O1、通道P3O1、通道P4O2和通道P8O2距离癫痫发作区较远,距离枕部较近,易受到肌电噪声和相邻通道信号的影响。通道F7T7、通道T7P7、通道F8T8和通道T8P8距离耳部较近,距癫痫发作区较远,易受眼电噪声和其他通道信号的影响。最终本文选择通道F3C3、通道C3P3、通道F4C4、通道C4P4、通道FZCZ和通道CZPZ共6路通道作为通道集合。

表1 癫痫信号部分功率谱密度平均值和标准差

通道	F7T7	T7P7	P7O1	F3C3	C3P3	P3O1	F4C4	C4P4	P4O2	F8T8	T8P8	P8O2	FZCZ	CZPZ
平均值	4 164	4 308	4 555	7 451	6 500	4 351	6 603	2 863	3 531	4 783	4 396	2 433	5 529	3 210
标准差	2 033	1 773	1 747	3 428	2 820	1 708	2 284	1 209	1 583	2 036	1 904	1 228	2 121	755

1.4 动态通道选择

不同通道获取癫痫信息的能力存在较大差异,某一时刻一定会存在最适合癫痫检测的通道^[4]。在实际应用中存在由于噪声滤除不完全而导致虽然脑电信号功率谱密度较高但是其中的纯净脑电信号功率谱密度较低的情况,为此本文依据功率谱密度完成通道动态选择,舍弃了功率谱密度异常高和个别通道信号突然消失(功率谱密度为0)的通道,从而保证选择的通道是通道集合中癫痫检测能力最强的。同时利用拉依达准则识别功率谱密度异常值,分别计算6路通道异常值所占比例,并将它们的平均值作为通道转换阈值(例如:0.015)。

拉依达准则描述如下:当第*i*点样本值 X_i 满足式(3),则认为 X_i 为异常值。

$$|x_i - \bar{x}| > 3 \times S_x \quad (3)$$

式中: \bar{x} 为样本均值,如式(4)所示; S_x 为样本标准偏差,如式(5)所示。

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

$$S_x = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

1.5 特征提取

癫痫信号采用2 s作为一个分析时隙,步长设置为1 s。非癫痫信号采用2 s作为一个分析时隙,步长设置

为2 s。完成信号预处理后,提取了脑电信号的时域和频域共52个信号特征。

1) 信号预处理

脑电信号由不同信号源混合而成,存在心电、眼动、肌电等噪声的干扰,信号组成复杂。本文采用独立成分分析法完成脑电信号的噪声分离工作^[10]。癫痫信息主要存在低频信号中^[11],本文选择0~47 Hz范围内信号作为研究对象。采用最小均方差滤波器完成信号滤波,为了减少边界效应的影响,滤波后信号的头部和尾部各去掉5 s数据。

2) 特征提取

本文采用离散傅里叶变换计算信号频谱,离散傅里叶变换表达式如下:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{j \times 2 \times \pi \times n \times k}{N}}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6)$$

本文从频率1 Hz开始,47 Hz截止,步长1 Hz,共得到47个频率点对应的47个能量值作为频域特征。同时也采用了均值、方差、峰度、偏度和功率谱密度作为时域特征。

1.6 检测模型和评价

为了避免产生过拟合,本文采用随机森林模型实现癫痫检测,利用网格搜索法完成模型参数的优化,使用精确度、敏感度、特异度作为模型性能评价指标,定义如下:

$$\text{精确度} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (7)$$

$$\text{敏感度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$\text{特异度} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (9)$$

式中: TP 是正确分类非癫痫信号的个数; FP 是把非癫痫信号错分成癫痫信号的个数; FN 是把癫痫信号错分成非癫痫信号的个数; TN 是正确分类癫痫信号的个数。

在癫痫检测任务中,与把非癫痫误诊为癫痫相比,把癫痫误诊为非癫痫潜在的风险越高。本文通过赋予两类误诊不同的权重,提出加权误诊率(WER)的概念,以此表示在癫痫检测中因为分类错误而产生风险的高低,该数值越大表示因分类错误产生的风险越高,检测结果越不易被接受。加权误诊率定义如下:

$$\text{WER} = \frac{FN}{FN + TN} \cdot \alpha + \frac{FP}{FP + TP} \cdot \beta \quad (10)$$

本文规定加权误诊率的取值范围是(0, 2),该数值越大,表示分类错误产生的风险越高。式(10)中的 α 和 β 是用户根据分类错误类型参考癫痫专家的建议设置的,其中 α 的取值范围为 $(0, \frac{FN + TN}{FN})$, β 的取值范围为 $(0, \frac{FP + TP}{FP})$,专家建议 $\alpha = N\beta$,其中 N 取自然数。

2 实验方法和实验结果

2.1 数据库

本文采用麻省理工学院提供的癫痫数据库作为实验数据源,该数据库含有 23 位癫痫患者的 24 个脑电数据集(其中 1 个人有 2 个脑电数据集),是利用国际上通用的 10~20 国际标准系统采集得到的。采样频率 256 Hz,信号的频率范围为(0~100 Hz)。所有数据都由癫痫专家人工标注,详细记录了每次癫痫发作的开始时间和结束时间,以及每位患者的发作次数。该数据库中脑电信号持续时间总长 979.8 h,其中癫痫发作 197 次共计 3.23 h。该数据库包含多种类型癫痫数据,数据量大且具有代表性,广泛应用在癫痫检测研究中。

2.2 通道的相关性

不同通道脑电信号既相似又存在差异,在实际应用中,应该根据通道的实际状态选择最适合癫痫检测的通道。本文对患者 05 的脑电信号进行分析,分别计算了 120 s 的癫痫信号和非癫痫信号中 6 路通道的相关系数,癫痫信号各通道相关系数如表 2 所示,非癫痫信号各通道相关系数如表 3 所示。

表 2 癫痫信号 6 路通道相关系数
Table 2 Correlation coefficients of 6 channels in epileptic signals

	F3C3	C3P3	F4C4	C4P4	FZCZ
F3C3	1	0.43	0.67	0.60	0.68
C3P3	0.43	1	0.38	0.44	0.45
F4C4	0.67	0.38	1	0.73	0.74
C4P4	0.60	0.44	0.73	1	0.63
FZCZ	0.68	0.45	0.74	0.63	1
CZPZ	0.48	0.59	0.51	0.64	0.71

表 3 非癫痫信号 6 路通道相关系数
Table 3 Correlation coefficients of 6 channels in in-epileptic signals

	F3C3	C3P3	F4C4	C4P4	FZCZ
F3C3	1	0.44	0.64	0.43	0.65
C3P3	0.44	1	0.43	0.46	0.37
F4C4	0.64	0.43	1	0.59	0.64
C4P4	0.43	0.46	0.59	1	0.48
FZCZ	0.65	0.37	0.64	0.48	1
CZPZ	0.39	0.55	0.45	0.53	0.44

通过表 2 和 3 可以看出,通道间具有一定相似性,但也存在个体差异。其中 C3P3 通道与 F3C3 通道、F4C4 通道、C4P4 通道、FZCZ 通道和 CZPZ 通道这 5 路通道的相关系数取值范围为(0.37, 0.59),和其他通道相关系数相比整体上偏小。癫痫期间 C3P3 通道与 F3C3 通道、F4C4 通道和 C4P4 通道的相关系数小于非癫痫期间对应的相关系数,同时 C3P3 通道与 FZCZ 通道和 CZPZ 通道的相关系数大于非癫痫期间对应的相关系数,因此, C3P3 通道受其他通道的影响较小,独立性较好,当 C3P3 通道和其他通道功率谱密度相同时,选择 C3P3 通道作为特征提取通道。由 F3C3 通道、F4C4 通道、C4P4 通道、FZCZ 通道和 CZPZ 通道这 5 路通道间相关系数可以看出,整体上癫痫信号通道相关系数大于非癫痫信号通道相关系数,主要原因是通道集合距癫痫发作的海马区较近,6 路通道获取到了相同神经元发出的癫痫信息,和非癫痫信号相比,相同信息在脑电信号中所占比例较大,所以通道间相似性较大。

通过以上的分析可知,通道集合中的 6 路通道距离癫痫发作区很近,癫痫检测能力较强,虽然存在一定相似性,但也存在个体差异。当某一路通道检测效果较差时,可以通过选择其他具备良好检测能力的通道完成癫痫检测。

2.3 功率谱密度分析

本文对患者 05 的脑电信号进行分析,得到了癫痫和非癫痫信号的 120 s 脑电信号功率谱密度的变化趋势和统计特征。

1) 信号功率谱密度变化趋势分析

非癫痫信号和癫痫信号功率谱密度变化趋势如图 2 所示。从图 2 可以看出无论是非癫痫信号还是癫痫信

号,不同通道的功率谱密度在同一时间存在差异,变化趋势也不一样,实际中应该参考功率谱密度的变化特点,在某一时间点上选择功率谱密度最大的通道作为特征提取通道,保证特征提取通道是 6 路通道中癫痫检测能力最强的,通过局部癫痫检测能力的提高,进而提高整体的癫痫检测能力。

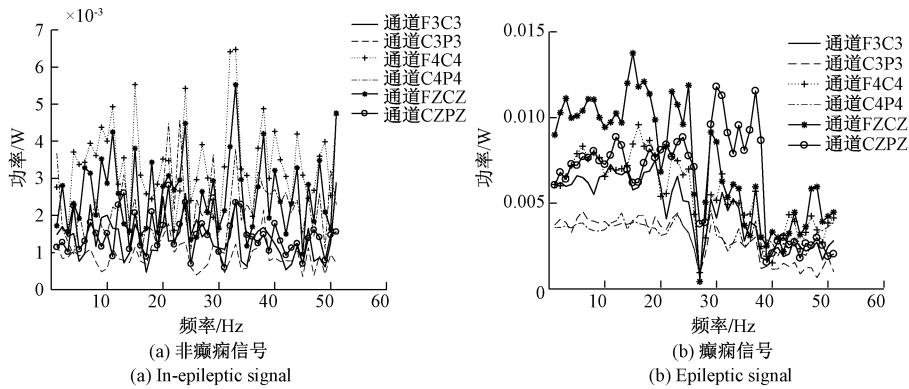


图 2 功率谱密度变化趋势

Fig. 2 The trend of power spectral density

2) 功率谱密度统计分析

本文采用平均值、中位值、最大值和标准差分别对非癫痫信号和癫痫信号的 6 路通道功率谱密度进行分析,

结果如图 3 所示。结果表明非癫痫信号和癫痫信号不同通道功率谱密度的平均值、中位数、最大值和方差存在明显差异,具备显著的统计特征。

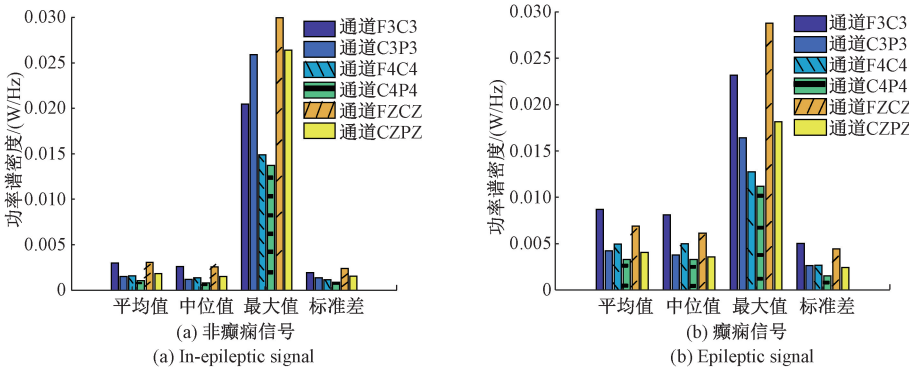


图 3 功率谱密度分布

Fig. 3 The distribution of power spectral density

2.4 通道动态选择

本文对患者 05 的脑电信号进行分析,采用 10 s 作为一个分析时隙,计算了癫痫信号和非癫痫的 14 个分析时隙的功率谱密度异常值比例,癫痫信号功率谱密度异常值比例如表 4 所示,非癫痫信号功率谱密度异常值比例如表 5 所示。从结果可以看出,癫痫信号和非癫痫信号的异常值比例差异较大。本文将前一分析周期内的癫痫和非癫痫 6 路通道功率谱密度异常值所占比例的平均值

0.019 5(癫痫信号异常值比例平均值为 0.018,非癫痫信号异常值比例平均值为 0.021) 设定为通道转换阈值。如果当前通道信号功率谱密度异常值比例大于通道转换阈值,认为该通道不能满足分析要求,舍弃该通道,查询通道信号功率谱密度排列表,选择剩余 5 路通道中功率谱密度最大的通道作为特征提取通道(当功率谱密度相等时,如果存在 C3P3 通道则选择 C3P3 通道,否则随机选择通道)。

表 4 癫痫信号不同通道异常值所占比例

Table 4 Proportion of abnormal values in different channels of epileptic signals

%

通道	时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	时段 5	时段 6	时段 7	时段 8	时段 9	时段 10	时段 11	时段 12	时段 13	时段 14
F3C3	0	3.3	0	0	0	3.3	0	0	0	0	6.7	0	0	0
C3P3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.3	0	0	0
F4C4	0	5.0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	5.0	0	0	0
C4P4	0	5.0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	5.0	0	0	0
FZCZ	0	3.3	1.7	0	0	0	0	0	0	0	5.0	0	0	0
CZPZ	0	3.3	0	0	0	0	0	0	1.7	0	1.7	0	1.7	0

表 5 非癫痫信号不同通道异常值所占比例

Table 5 Proportion of abnormal values in different channels of in-epileptic signals

%

通道	时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	时段 5	时段 6	时段 7	时段 8	时段 9	时段 10	时段 11	时段 12	时段 13	时段 14
F3C3	0	1.7	3.3	1.7	3.3	1.7	3.3	0	1.7	0	3.3	1.7	1.7	1.7
C3P3	1.7	5.0	1.7	0	1.7	1.7	1.7	1.7	0	3.3	1.7	1.7	3.3	3.3
F4C4	3.3	3.3	1.7	3.3	1.7	0	1.7	3.3	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	3.3
C4P4	3.3	3.3	1.7	3.3	1.7	0	1.7	3.3	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	3.3
FZCZ	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7	5.0	1.7	0	1.7	3.3	3.3
CZPZ	1.7	0	1.7	3.3	1.7	3.3	1.7	0	1.7	1.7	1.7	1.7	3.3	1.7

本文提出的动态通道选择方法如图 4 所示。以 10 s 作为一个分析时隙,计算功率谱密度,根据功率谱密度对 6 路通道进行排序,选择功率谱密度最大的一路通道作为特

征提取通道。监测该通道功率谱密度异常所占比例,当异常值所占比例超过通道转换阈值时,舍弃该通道,选择其余 5 路通道中功率谱密度最大的通道作为特征提取通道。

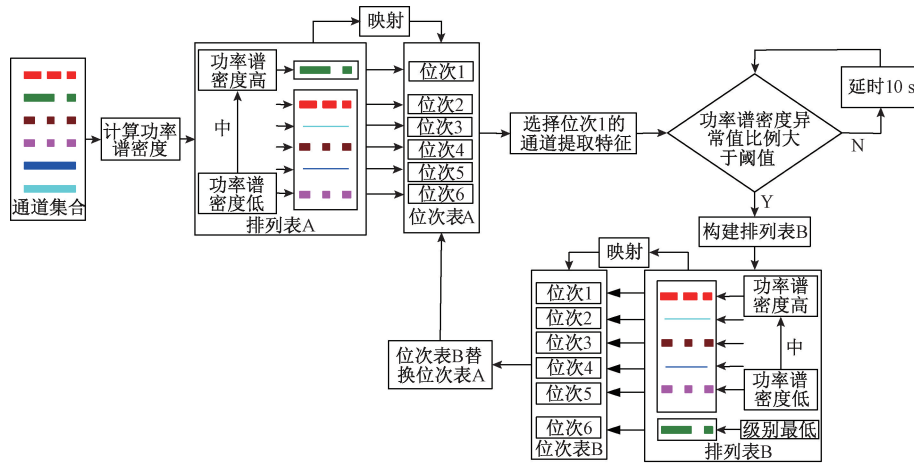


图 4 动态通道选择方法

Fig. 4 The dynamic channel selection method

3 动态通道选择方法的检测性能

本文采用随机森林模型完成癫痫检测,利用网格搜索法优化了模型参数,得到最佳决策树个数为 900,每次随机选取的变量数为 5,利用 10 折交叉验证方法完成性

能验证。

Yuan 等学者采用了和本文相同的数据库实现癫痫检测^[12-23],得到的性能和本文得到的性能对比如图 5 所示。从图 5 可以看出,本文提出的方法取得了 98.99% 精确度、98.52% 敏感度和 99.52% 特异度的较好性能。和多通道检测相比,检测性能相近,但提取分类特征的通道

最少。时间复杂度由多通道的 $O(n)$ 减少到 $O(1)$, 提高了癫痫检测速度。和单通道检测相比, 本文通过癫痫检测能力的局部优化提高了癫痫检测性能, 精确度、敏感度和特异度性能指标提高 4.93% 以上。同时本文提出的方法面对选择的通道中某路信号突然消失的特殊情况, 与单通道和多通道相比, 采用通道动态选择方法的检测模型仍可以完成检测。在本文提出的加权误诊率指标中, 依据专家建议设定 $\alpha = 5, \beta = 1$, 即把癫痫误诊为非癫痫产生的风险是非癫痫误诊为癫痫产生的风险的 5 倍。本文得到的癫痫加权误诊率远低于采用单通道的癫痫检测方法, 和多通道比起来癫痫加权误诊率也处于较低水平, 证明了本文提出的方法将癫痫误诊为非癫痫的风险较小。

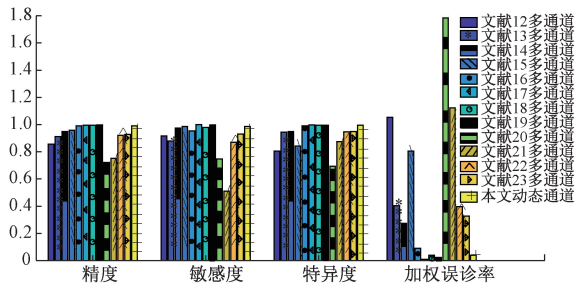


图5 检测性能对比

Fig. 5 Test performance comparison

本文分别使用通道集中的单通道和通道集合完成癫痫检测。采用和动态通道检测方法相同的特征、检测模型和实验过程, 得到的检测性能如图 6 所示。由图 6 可以看出, 无论采用通道集中的任意单通道, 还是采用通道集合都具有较好的检测性能, 证明本文选择的通道集合、特征以及检测模型适合完成癫痫检测任务。此外, 本文采用的动态通道检测性能优于单通道检测和通道集合检测性能, 证明动态通道选择方法通过局部癫痫检测性能的提高, 进一步提高了整体癫痫检测性能。和采用通道集合相比, 动态通道检测方法计算了 6 路通道的功率谱密度并作为通道选择依据, 提取了单通道的 52 个特征, 大幅减少了特征提取数量。同时得到的加权误诊率

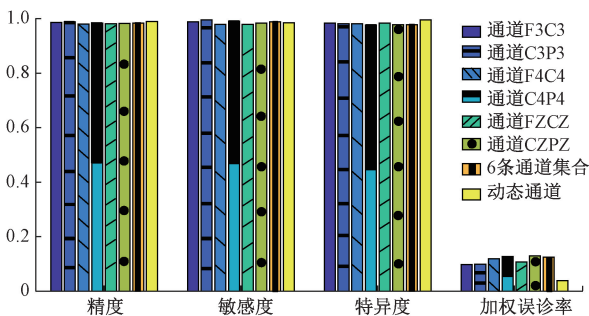


图6 检测性能对比

Fig. 6 Test performance comparison

仅为 0.038 8, 远低于单通道和通道集合的加权误诊率, 说明采用动态通道完成癫痫检测, 因误检产生的风险最低, 检测结果更容易被接受。

4 结 论

本文依据脑神经知识完成通道集合选择, 并从集合中选择一路局部癫痫检测能力强的通道作为特征提取通道, 实现了检测性能的局部优化, 进一步提高了整体的癫痫检测能力, 保证选择的特征提取通道能高效快速地完成癫痫检测任务。实验证明, 采用动态通道的癫痫检测模型取得了 98.99% 精确度、98.52% 敏感度和 99.52% 特异度的较高性能。与现有的多通道检测方法相比, 提取特征的通道数量大幅减少, 与单通道检测相比, 精确度、敏感度和特异度性能提高 4.93% 以上, 因此本文提出的方法检测性能较好, 提取特征的通道最少, 而且因误检产生的风险最低, 同时某路通道信号突然丢失时模型仍然具有一定的癫痫检测能力。

参考文献

- [1] 张绍荣, 朱志斌, 冯宝, 等. 基于组稀疏贝叶斯逻辑回归运动想象脑电信号分类模型的通道选择与分类新算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 179-191. ZHANG SH R, ZHU ZH B, FENG B, et al. Channel selection and classification algorithm based on group sparse Bayesian logistic regression motor imagery EEG signal classification model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 179-191.
- [2] BIRJANDTALAB J, BARAN POUYANAN M. Automated seizure detection using limited-channel EEG and non-linear dimension reduction [J]. Computers in Biology and Medicine, 2017, 82: 49-58.
- [3] SHAH V, GOLMOHAMMADI M, ZIYABARI S, et al. Optimizing channel selection for seizure detection [C]. 2017 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium, 2017: 1-5.
- [4] AVCU M T, ZHANG Z, CHAN D W S. Seizure detection using least EEG channels by deep convolutional neural network [C]. 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2019: 1120-1124.
- [5] TRUONG N D, KUHLMANN L, BONYADI M R, et al. Supervised learning in automatic channel selection for epileptic seizure detection [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 86: 199-207.
- [6] LU Y N, MA Y, CHEN CH, et al. Classification of single-channel EEG signals for epileptic seizures detection based on hybrid features [J]. Technology & Health Care

- Official Journal of the European Society for Engineering and Medicine, 2018, 26(4): 1-10.
- [7] AMMAR S, SENOUC M. Seizure detection with single-channel EEG using extreme learning machine [C]. 17th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering, 2016: 776-779.
- [8] ZHU T, HUANG L. Epileptic seizure prediction from signal-channel scalp EEG using support vector machine based on fuzzy feature extracted with empirical mode decomposition [J]. Journal of Instrumentation, 2010: 31(11):2434-2439.
- [9] WILLIAMSON J R, BLISS D W, BROWNE D W. Seizure prediction using EEG spatial temporal correlation structure [J]. Epilepsy and Behavior, 2012, 25 (2): 230-238.
- [10] 陈立伟, 黎秀红. 基于独立成分分析的脑电伪迹消除方法 [J]. 西南科技大学学报, 2004, 19 (2): 103-106.
- CHEN L W, LI X H. EEG artifact elimination method based on independent component analysis [J]. Journal of Southwest University of Science and Technology, 2004, 19(2): 103-106.
- [11] RAMAKRISHNAN S, MURUGAVE M. Epileptic seizure detection using fuzzy-rules-based sub-band specific features and layered multi-class SVM [J]. Pattern Analysis & Applications, 2019, 22(3): 1161-1176.
- [12] YUAN Y, XUN G X, JIA K B, et al. A novel wavelet-based model for EEG epileptic seizure detection using multi-context learning [C]. 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2017: 694-699.
- [13] DAS T, GHOSH A, GUHA S, et al. Classification of EEG signals for prediction of seizure using multi-feature extraction [C]. 2017 1st International Conference on Electronics, Materials Engineering and Nano-Technology, 2017: 1-4.
- [14] JACOBS D, HILTON T, DEL CAMPO M, et al. Classification of pre-clinical seizure states using scalp EEG cross-frequency coupling features [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018: 2440-2449.
- [15] CHULKYUN P, HOI, JUNKUNG K, et al. Epileptic seizure detection for multi-channel EEG with deep convolutional neural network [C]. 2018 International Conference on Electronics, Information and Communication, 2018: 1-5.
- [16] ZHANG T, CHEN W, LI M. AR based quadratic feature extraction in the VMD domain for the automated seizure detection of EEG using random forest classifier [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 31: 550-559.
- [17] KASHIF A K, SHANIR P, YUSUF U K, et al. A hybrid local binary pattern and wavelets based approach for EEG classification for diagnosing epilepsy [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 140(3): 1-9.
- [18] MINGYANG L, WANZHONG C, TAO Z. Fuzzy en-based features in FRFT-WPT domain for epileptic seizure detection [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 12: 9335-9348.
- [19] DAOUD H, BAYOUMI M A. Efficient epileptic seizure prediction based on deep learning [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2019(7): 10-20.
- [20] LU Y N, MA Y, CHEN CH, et al. Classification of single-channel EEG signals for epileptic seizures detection based on hybrid features [J]. Technology and Health Care, 2018, 26(4): 1-10.
- [21] PATIDAR S, PANIGRAHI T. Detection of epileptic seizure using Kraskov entropy applied on tunable-Q wavelet transform of EEG signals [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 34(4): 74-80.
- [22] WEI X Y, ZHOU L, CHEN Z Y, et al. Automatic seizure detection using three-dimensional CNN based on multi-channel EEG [J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2018, 18(12): 71-80.
- [23] 曹玉珍, 高晨阳, 余晖, 等. 基于深度学习的癫痫脑电通道选择与发作检测 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2020, 53(4): 426-432.
- CAO Y ZH, GAO CH Y, YU H, et al. Epileptic EEG channel selection and seizure detection based on deep learning [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(4): 426-432.

作者简介



汝彦冬, 2003年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2008年于黑龙江科技学院获得硕士学位, 现为黑龙江科技大学电子与信息工程学院副教授, 黑龙江大学在读博士, 主要研究方向为医学信号处理, 人工智能等。
E-mail: 10564006@qq.com

Ru Yandong received his B.Sc. degree from Liaoning Technical University in 2003, and received his M.Sc. degree from Heilongjiang College of Science and Technology in 2008. He is currently an associate professor at Heilongjiang University of Science and Technology, and a Ph.D. student at Heilongjiang University. His main research interests include medical signal processing, artificial intelligence, etc.



李金宝(通信作者),1991年于黑龙江

大学获得学士学位,1997年于黑龙江大学获得硕士学位,2007年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为齐鲁工业大学(山东省科学院)山东省人工智能研究院教授、博士生导师,CCF高级会员,主要研究方向为物联网,计算机视觉,医学图像处理等。

E-mail: lijnb@sdas.org

Li Jinbao (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Heilongjiang University in 1991 and 1997, and received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2007. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at the Shandong Artificial Intelligence Institute, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), and a senior member of CCF. His research interests include internet of things, computer vision and medical image processing, etc.



吕兴凤,2003年于黑龙江大学获得学士学位,2006年于黑龙江大学获得硕士学位,现为黑龙江大学计算机科学技术学院副教授,主要研究方向为医学信号处理、人工智能等。

E-mail: lvxingfeng@hlju.edu.cn

Lyu Xingfeng received her B. Sc. degree and M. Sc. degree

both from Heilongjiang University in 2003 and 2006, respectively. She is currently an associate professor at Heilongjiang University. Her main research interests include medical signal processing, artificial intelligence, etc.



赵彩虹,2004年于黑龙江大学获得学士学位,2010年于黑龙江大学获得硕士学位,现为黑龙江大学计算机科学技术学院实验员,主要研究方向为医学信号、人工智能等。

E-mail: zch_1981@hotmail.com

Zhao Caihong received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Heilongjiang University in 2004 and 2010, respectively. She is currently a laboratory technician at Heilongjiang university. Her main research interests include medical signal processing, artificial intelligence, etc.



齐景嘉,1992年于黑龙江大学获得学士学位,2002年于黑龙江大学获得硕士学位,现为哈尔滨金融学院教授,主要研究方向为计算机应用。

E-mail: 345681277@qq.com

Qi Jingjia received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Heilongjiang University in 1992 and 2002, respectively. She is currently a professor at Harbin Finance University. Her main research interests include computer application technology.