课程设计报告

题	目: _	基于短时傅里叶变换的癫痫脑电时频分析
专	业: _	生物医学工程
班	级: ₋	
学	号: _	
姓	名: _	
指导教师:		

1 引言

癫痫是一种由神经元异常放电所引起的非传染性疾病,发病时的主要表现为意识丧失、肢体抽搐和行为冲动等症状,且会反复发作^[1]。据世界卫生组织报告,全球有 5 000 多万名癫痫病患者,其中约有五分之四的患者生活在发展中国家,而目前我国约有 600 万名癫痫病患者且每年以 60 万名速度增长。由于得不到及时治疗,癫痫患者的过早死亡率比健康人高 3 倍,其生活质量和家庭状况受到严重影响^[2]。

脑电图(electroencephalogram, EEG)是大脑神经细胞群电生理活动的记录,包含大量的生理及病理信息。它不仅是研究脑科学的重要工具,而且是协助医师对神经系统疾病(如癫痫、阿尔兹海默症、精神分裂症等)进行诊断和治疗的主要方法之一。特别是对于癫痫,脑电图更是其他方法所不能取代的检测手段之一。

传统的癫痫性发作检测主要是依靠有经验的医生询问患者的临床病史,进而从视觉上检查 EEG 中是否存在癫痫性脑波来完成的。由于癫痫的发作时间具有不确定性,因此往往需要对病人的脑电波进行长期监测,这样就会产生海量的脑电数据,从而使得传统的视觉检测方法变得十分耗时;此外,该方法又严重依赖于医生的个人经验,因而主观性很强^[3]。因此,有必要借助计算机对 EEG 信号进行分析处理,突出显示信号特征,从而提高医生的诊断效率。

本研究旨在借助计算机技术,在 MATLAB 平台上,从频域和时频两个方面着手,分别获取癫痫患者和正常人的脑电数据的功率谱图和时频能量谱图,进而对癫痫患者和正常人不同分析域的脑电特征进行比较,并从中归纳总结出癫痫患者脑电和正常人的脑电的异同,从而达到辅助诊断的目的。

2 材料和方法

2.1 实验材料

本研究的实验对象为两名癫痫患者(1 和 2)和两名正常人(1 和 2)的脑电数据,这四名实验对象分为两组进行对比分析:①癫痫患者 1 和正常人 1,②癫痫患者 2 和正常人 2。其中癫痫患者 1 为左颞癫痫,T3 导联数据共 768 点;癫痫患者 2 为右颞癫痫,T4 导联数据共 768 点。正常人 1 和正常人 2 各有三段脑电数据,每段脑电各个导联的原始数据长度均为 4000 点,在实验中对正常人 1 的 T3 导联和正常人 2 的 T4 导联的脑电数据分别截取了连续的 768 点作为研究对象。所有的实验均在 Windows10 系统下的MATLAB R2017 平台上进行。

2.2 脑电信号预处理

(1) 去除基线漂移

基线漂移是脑电信号在采集过程中最容易混入的噪声之一,它的产生因素有多种,比如人体呼吸、传感器移位等,这些因素带来的噪声对脑电数据有较为严重的影响,因

此在分析脑电数据前需要采用的手段来去除基线漂移。

本研究中采用多项式拟合法来去除基线,多项式拟合法是首先对含有线性趋势的信号进行多项式拟合,将基线拟合出来,然后把原始信号减去拟合信号,得到去除基线的信号。在 MATLAB 中,多项式拟合的过程可以借助函数 polyfit 和 polyval 实现,其中 polyfit 函数依据预先设定的阶数计算出拟合多项式的系数, polyval 函数依据 polyfit 计算的系数产生拟合多项式。

(2) 去除工频干扰

市电电压的频率为 50Hz,它会以电磁波辐射的形式,对脑电数据的采集造成干扰,称之为工频干扰,一般表现在频谱图中 50Hz 处的值有明显的尖峰。本研究借助陷波器来实现工频干扰的去除。

2.3 功率谱估计

(1) 功率谱

功率谱反映了信号的功率在频域随频率 ω 的分布情况,它定义为随机信号 X(n)的 多个样本 x(n)的集总平均,

$$P_X(e^{jw}) = \lim_{M \to \infty} E\left\{\frac{1}{2M+1} \left| \sum_{n=-M}^{M} x(n)e^{-jwn} \right|^2\right\}$$

式中, M 表示样本的长度,按照功率谱的定义, M 值要求趋近于无穷,即样本无穷多,时间无限长,但在实际工作中,我们得到的往往是单一样本有限长的数据,因此,因此我们需要借助一定的方法对信号的功率谱进行估计。功率谱估计的方法可以分为经典谱估计法和现代谱估计法。本研究借助现代谱估计法中的 AR 模型进行功率谱估计。

(2) AR 模型

P 阶 AR 模型的差分方程表示为

$$x(n) = -\sum_{k=1}^{p} \alpha_k x(n-k) + u(n)$$

其中, 输入 u(n): 方差为 σ_u^2 的白噪声序列

输出 x(n): 随机序列数据

参数 α_k : 输出的 p 个加权参数(k=1,2,...p)

基于 AR 模型的功率谱估计的表达式为

$$P_{x}(e^{j\omega}) = \frac{\sigma_{u}^{2}}{\left|1 + \sum_{k=1}^{p} \alpha_{k} e^{-j\omega k}\right|^{2}}$$

阶次的选择会影响谱的质量: 阶次过小时, 谱过于平滑, 不能反映出谱峰; 阶次过大时, 可能会产生虚假的谱峰。因此需要选择合适的阶次来进行功率谱估计。

AR 模型阶次的选择可以借助最终预测误差准则(FPE 准则)和信息论准则(AIC 准则)来进行确定。

$$FPE(k) = \rho_k \frac{N + (k+1)}{N - (k+1)} \qquad AIC(k) = N \ln(\rho_k) + 2k$$

N 为数据 $X_N(n)$ 的长度, ρk 表示预测误差功率。当阶次 k 由 1 增加时,FPE(k)和 AIC(k)将在某一个 k 处取得极小值,此时的 k 值即为最合适的阶次 p。

在本研究中,先利用 aryule 函数求得取不同阶次时的预测误差功率,然后借助 find 和 min 函数求得 FPE 最小时对应的阶次,最后利用 pyulear 函数来对功率谱进行估计。

估计出功率谱之后,按照脑电信号 δ (0~4Hz), θ (4~8Hz), α (8~13Hz), β (13~30Hz), γ (30~50Hz) 的频率划分,借助 mean 函数求得每个频段信号的能量分布,从而得到癫痫患者和正常人不同频段脑电能量分布的差异。

2.4 时频分析

基于时域或频域的癫痫脑电特征提取方法,仅能反映脑电信号单一方面的特性,而时频分析是同时从时域和频域两个方面对信号的能量密度和强度进行描述,既能提供频率信息,也能提供时间信息。常用的时频分析方法主要有短时傅里叶变换和小波变换。本研究利用短时傅里叶变换对信号进行时频分析。

短时傅里叶变换的基本思想是每次只对一小段数据进行傅里叶变换,通过在时间轴上滑动固定宽度的时间窗 g,将信号划分成多段相同时间长度的短时信号,再分别对每段数据进行傅里叶变换,从而得到不同时刻的时频信息。它定义为

$$STFT(t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)g^{*}(\tau - t)e^{j2\pi f\tau}d\tau$$

所选时间窗的类型和窗口的宽度均会影响时频分析的效果,本研究分别比较了矩形窗、汉宁窗和海明窗的效果,并比较了不同窗口宽度对时间分辨率和频率分辨率的影响。综上所述,本研究的程序流程图如下图 1 所示

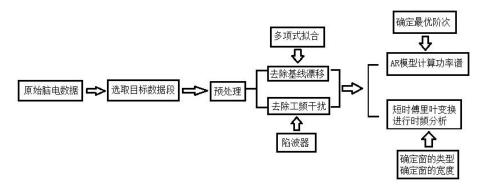


图 1 程序流程图

3 结果

3.1 时序图

本研究所选取的组①和组②的癫痫患者和正常人的脑电信号的时序图分别如下图 2 和图 3 所示:

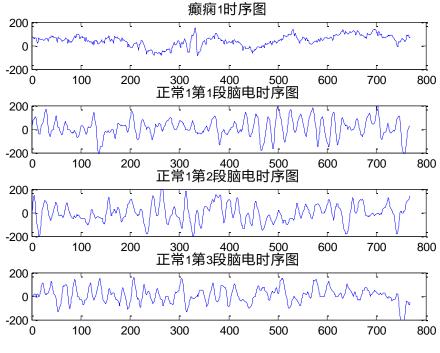


图 2 组①癫痫患者和正常人的脑电信号时序图

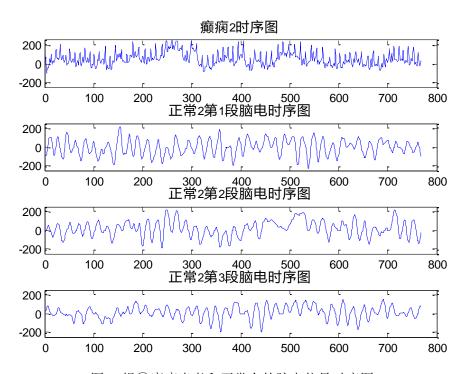
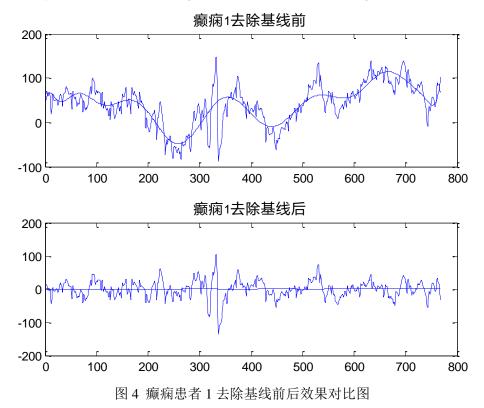
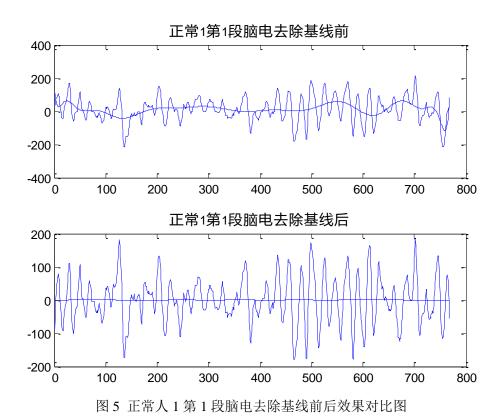


图 3 组②癫痫患者和正常人的脑电信号时序图

3.2 预处理

去除基线漂移前后的效果,组①如下图 4-图 7 所示,组②如下图 8-图 11 所示:





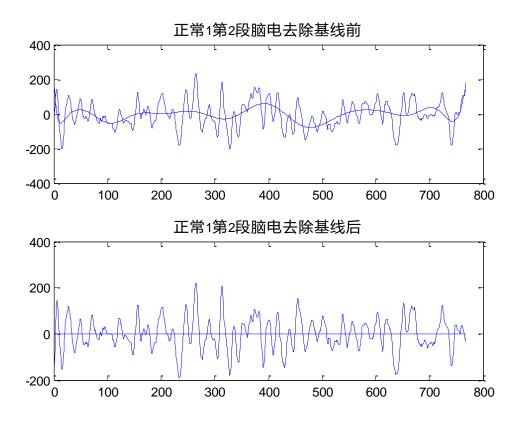


图 6 正常人 1 第 2 段脑电去除基线前后效果对比图

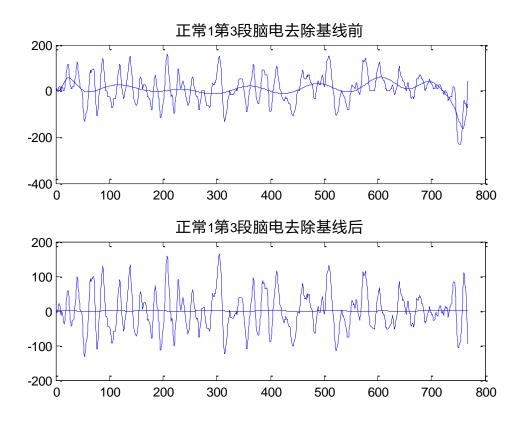
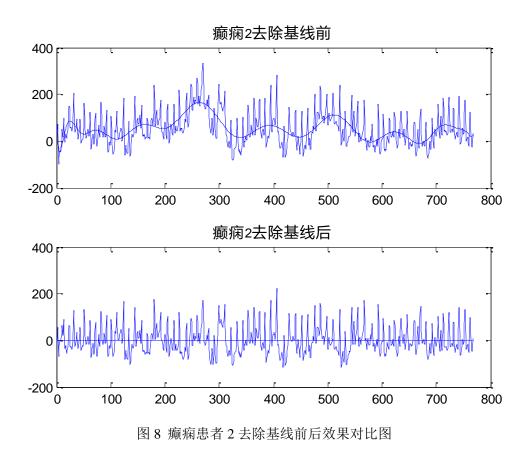
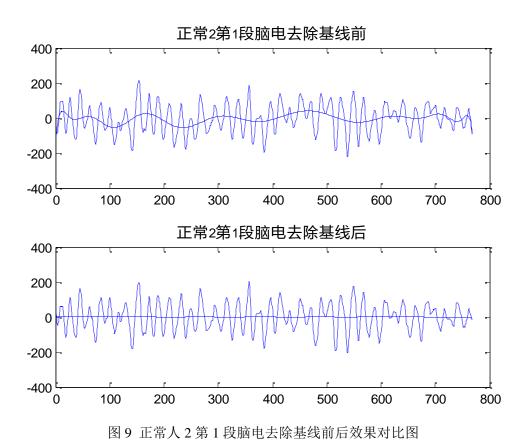
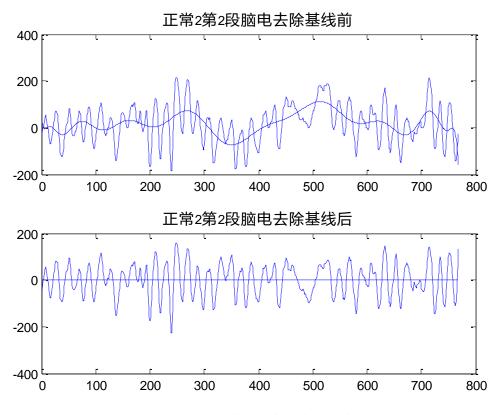
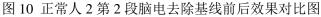


图 7 正常人 1 第 3 段脑电去除基线前后效果对比图









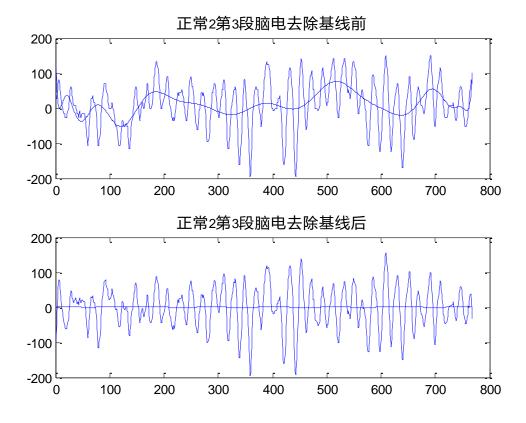


图 11 正常人 2 第 3 段脑电去除基线前后效果对比图

工频干扰去除前后的效果,组①如下图 12—16 所示,组②如下图 17—21 所示。

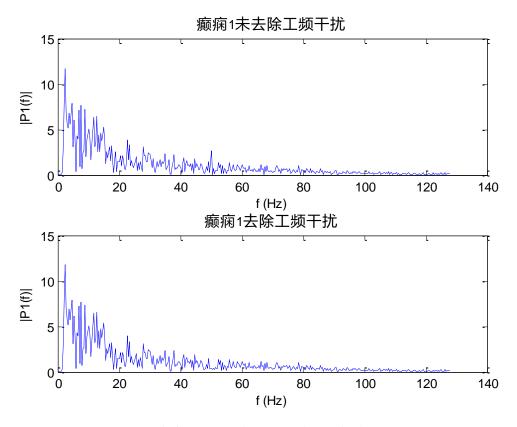


图 12 癫痫患者 1 工频干扰去除前后频域对比图

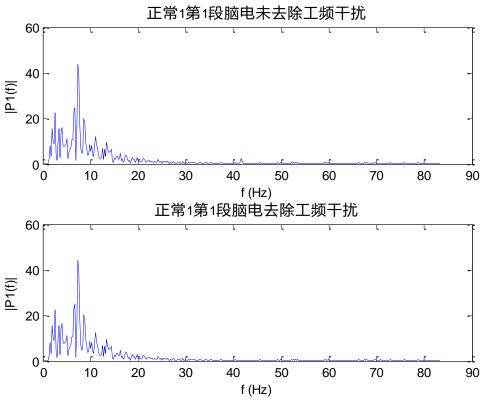


图 13 正常人 1 第 1 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

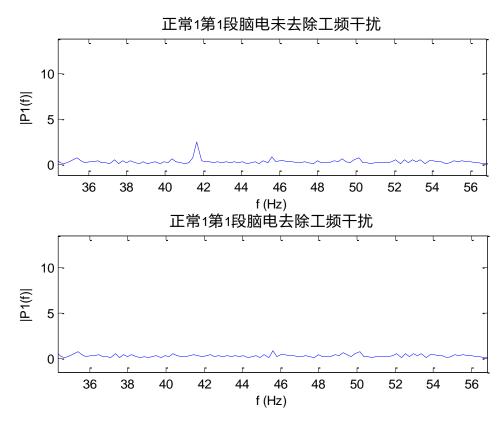


图 14 图 13 的 36Hz—56Hz 频段放大显示图

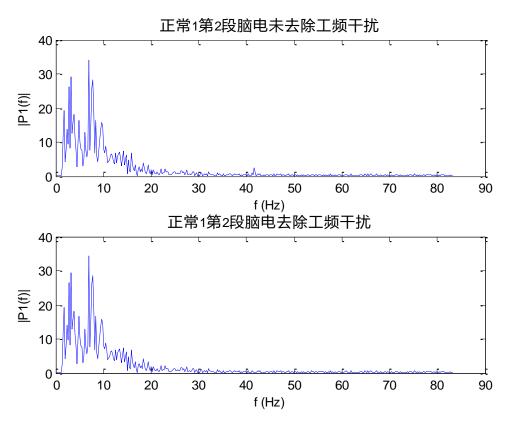


图 15 正常人 1 第 2 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

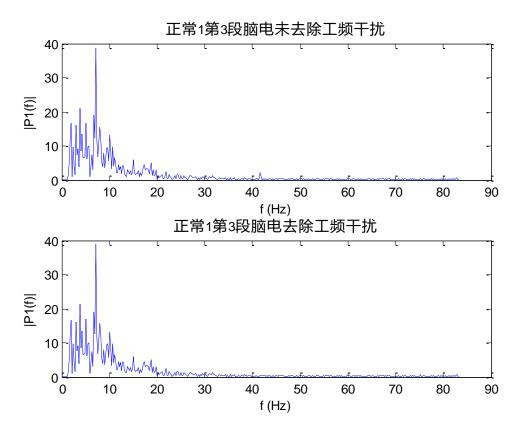


图 16 正常人 1 第 3 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

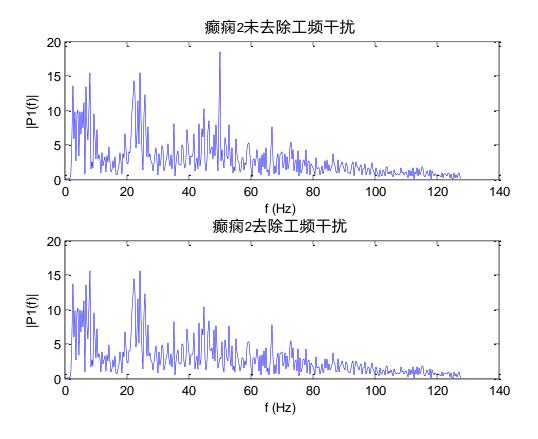


图 17 癫痫患者 2 工频干扰去除前后频域对比图

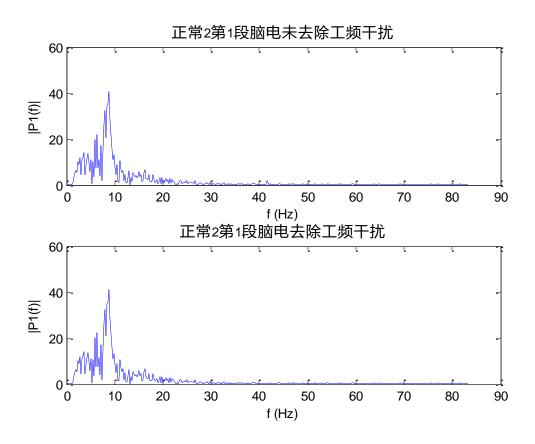


图 18 正常人 2 第 1 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

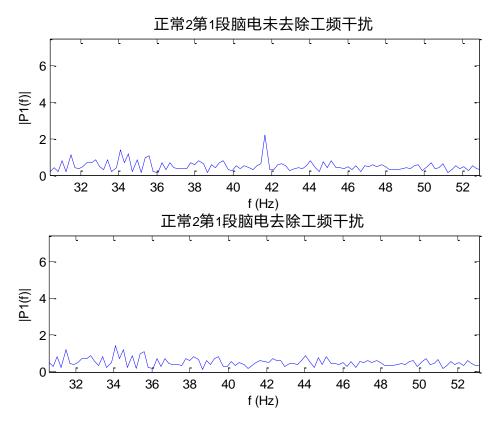


图 19 图 18 的 32Hz—52Hz 频段放大显示图

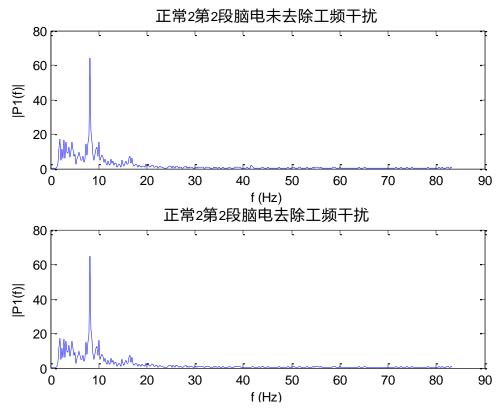


图 20 正常人 2 第 2 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

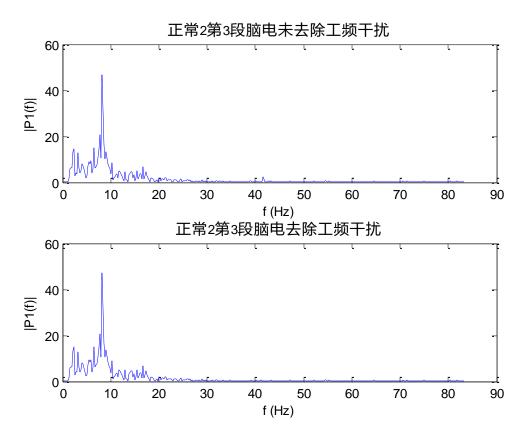


图 21 正常人 2 第 3 段脑电工频干扰去除前后频域对比图

预处理之后两组脑电的时序图如下图 22 和 23 所示:

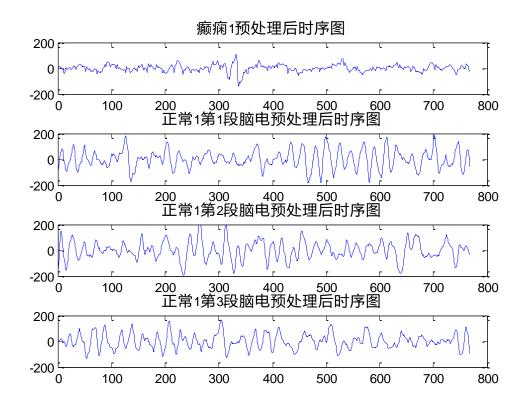


图 22 组①癫痫患者和正常人脑电数据预处理后时序图

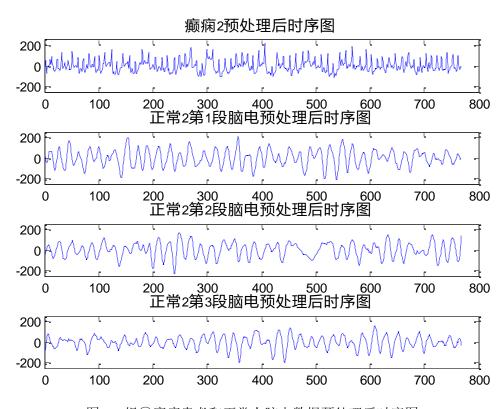


图 23 组②癫痫患者和正常人脑电数据预处理后时序图

3.3 功率谱图

由 AR 模型估计的功率谱图分别如下图 24 和 25 所示:

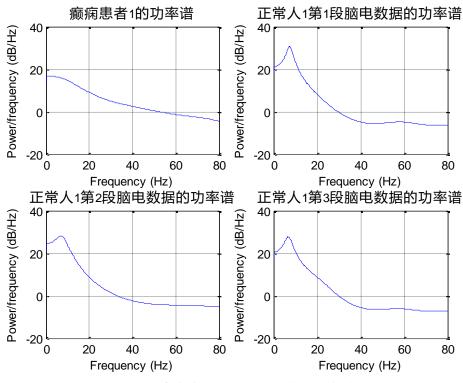


图 24 组①癫痫患者和正常人脑电功率谱图

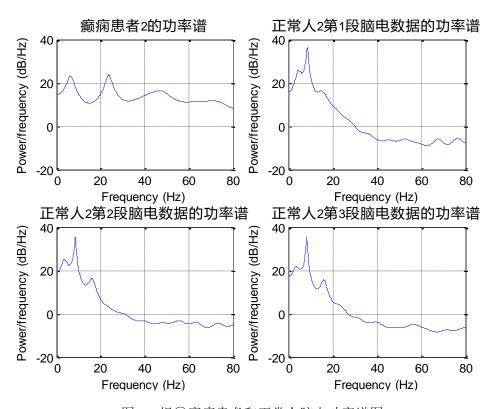


图 25 组②癫痫患者和正常人脑电功率谱图

其中,上述两组的 AR 模型所选的阶次如下表 1 所示:

表 1 AR 模型阶次

实验对象	阶次
癫痫患者 1 T3 导联	6
正常人1第1段脑电 T3 导联	7
正常人1第2段脑电 T3导联	5
正常人1第3段脑电 T3导联	7
癫痫患者 2 T4 导联	18
正常人 2 第 1 段脑电 T4 导联	23
正常人 2 第 2 段脑电 T4 导联	22
正常人 2 第 3 段脑电 T4 导联	22

按照脑电信号五个频段计算出的脑电信号能量分布图如下图 26 和 27 所示:

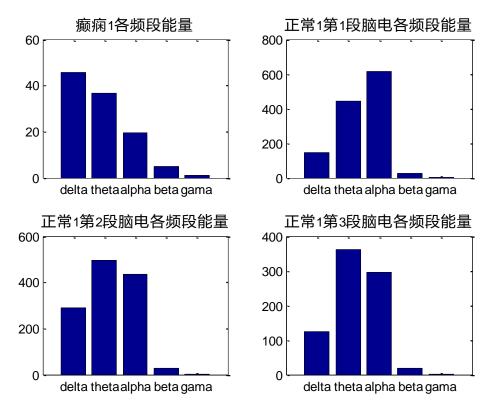


图 26 组①癫痫患者和正常人脑电各频段能量分布

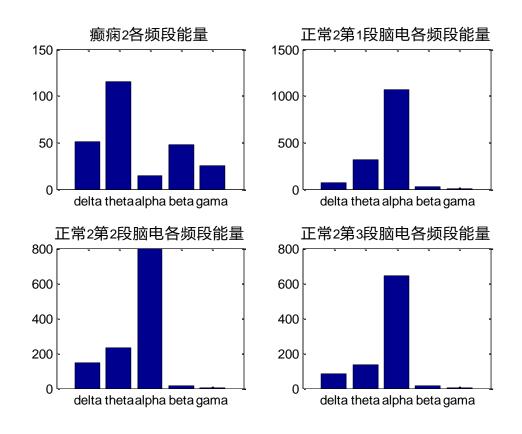


图 27 组②癫痫患者和正常人脑电各频段能量分布

3.4 时频分析图

以癫痫患者 1 为实验对象,来比较不同类型的窗函数对时频分析效果图的影响,实验结果如下图 28 所示:

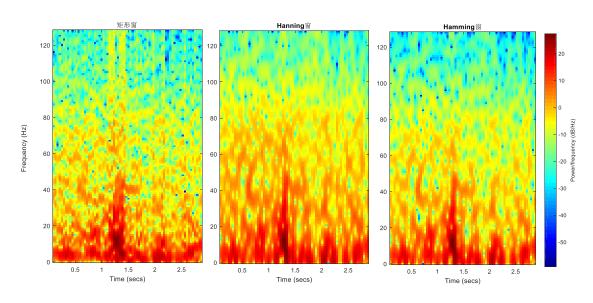


图 28 不同类型窗函数时频分析效果比较

其中,三种窗函数的时域和频域特性如下图 29 所示

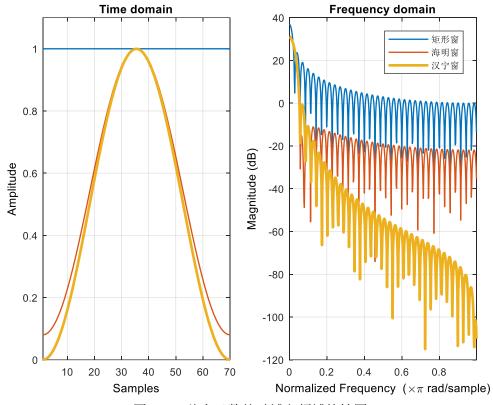


图 29 三种窗函数的时域和频域特性图

不同宽度的窗函数对时频分析效果图的影响,实验结果如下图 30 所示:

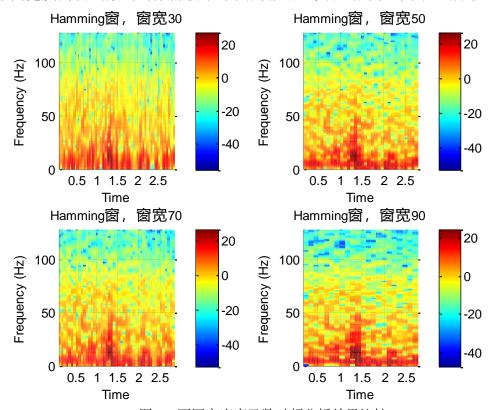
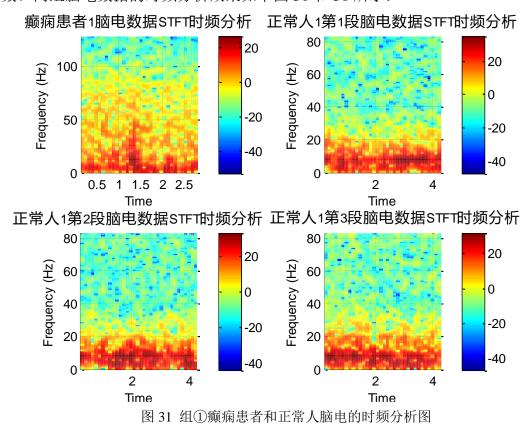
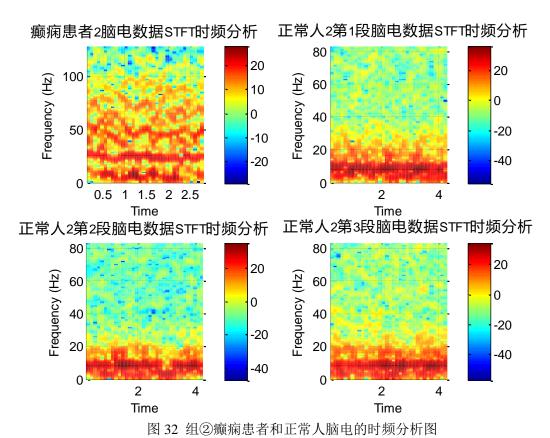


图 30 不同宽度窗函数时频分析效果比较

根据上述窗函数效果的比较,最终选择窗口宽度为 70 的海明窗作为时频分析的窗函数。两组脑电数据的时频分析效果如下图 30 和 31 所示:





4 结论和讨论

4.1 时域分析

从图 22 和图 23 中可以看出,正常脑电的幅值相对于基线的偏移具有明显的规律性, 波线比较密集,癫痫脑电的幅值相对于基线的偏移较为杂乱,波线较为稀疏。

4.2 频域分析

从图 12—图 21 的频谱图、图 24—图 25 的功率谱图以及图 26—图 27 的脑电频段的能量分布图中可以看出:

- (1) 癫痫患者的脑电能量主要集中在 3-6Hz 左右,正常人的脑电能量主要集中在 8-12Hz 左右。正常人的脑电频率相较于癫痫患者要高。
- (2) 癫痫患者的脑电频段主要集中在 δ (0 \sim 4Hz) 和 θ (4 \sim 8Hz) 段,正常人的 脑电能量主要集中在 α (8 \sim 13Hz) 段。

4.3 时频分析

(1) 不同窗函数的比较

图 28 和 29 分别展示了三种窗函数的时频分析结果以及三种窗函数的时域、频域特性图,可以看出:矩形窗主瓣窄,但旁瓣大,能量泄露较大;汉宁窗旁瓣很小,且衰减很快,主瓣比矩形窗的主瓣宽,能量泄露比矩形窗小很多;海明窗第一旁瓣小于汉宁窗,其它旁瓣衰减比汉宁窗慢,主瓣宽度介于矩形窗和汉宁窗之间,得到的时频分析效果最好。

(2) 不同窗口宽度的比较

由图 30 可以看出,窗口宽度与 STFT 特性之间的关系: 窄的窗可以获得较好的时间分辨率,用宽的窗可以获得好的频率分辨率。时间分辨率和频率分辨率不能同时达到最优,综合两方面考量,最终窗口宽度为 70 时得到的效果最好。

(3) 时频分析结果

从时频分布图中可以看出:

- ①癫痫患者脑电信号能量集中的频段要低于正常人;
- ②正常人在不同的时间段内,脑电信号的能量相对比较一致;但癫痫患者在某一特定时刻的能量要高于其它时刻,这也体现出来了癫痫患者大脑的异常放电情况。

参考文献

- [1]王宏,赵海滨,刘冲. 采用小波熵和频带能量提取脑电信号特征 [J]. 吉林大学学报:工学版,2011,41(3):828-831
- [2] ROSHAN JOY MARTIS, JEN HONG TAN, CHUA KUANG CHUA, et al. Epileptic EEG Classification Using Nonlinear Parameters on Different Frequency Bands
 - [J]. Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2015, 15(3): 1005-1025.
- [3]张瑞,宋江玲,胡文凤.癫痫脑电的特征提取方法综述[J].西北大学学报(自然科学版),2016,46(06):781-788+794.

附录

```
本研究所用的程序如下:
clear
clc
%% 数据导入
xe =
 load('C:\Users\dell\Desktop\Week4-7\My Function\EEGdata\epilepsy\epilepsy1\CHEN1T3.txt')';
xn1 =
load('C:\Users\dell\Desktop\Week 4-7\My Function\EEGdata\normal\normal1\GWW1.txt');
xn2 =
 load('C:\Users\dell\Desktop\Week\ 4-7\My\ Function\EEGdata\normal\normal1\GWW2.txt');
xn3 =
 load('C:\Users\dell\Desktop\Week 4-7\My Function\EEGdata\normal\normal1\GWW3.txt');
NE = length(xe);
xn1 = xn1(2000:2000+NE-1,13)';%2000:2000+NE-1
xn2 = xn2(1500:1500+NE-1,13)'; %1000:22,1500:5,1800:3,2000:22,3000:16,1400:6
xn3 = xn3(2000:2000+NE-1,13)';
xn = [xn1;xn2;xn3];
figure
subplot(411)
plot(xe)
title('癫痫 1 时序图')
ylim([-200,200])
subplot(412)
plot(xn1)
title('正常1第1段脑电时序图')
ylim([-200,200])
subplot(413)
plot(xn2)
title('正常1第2段脑电时序图')
ylim([-200,200])
subplot(414)
plot(xn3)
title('正常1第3段脑电时序图')
ylim([-200,200])
%% 去除基线漂移
  %% 癫痫患者去除基线漂移
NE = length(xe);
ne = 1:NE;
ordere = 15;
[pe,se,mue] = polyfit(ne,xe,ordere);
```

```
baseline_e1 = polyval(pe,ne,[],mue);
epi_de_base = xe - baseline_e1;
[pe2,se2,mue2] = polyfit(ne,epi_de_base,ordere);
baseline_e2 = polyval(pe2,ne,[],mue2);
  %% 正常人去除基线漂移
NN = length(xn(1,:));
nn = 1:NN;
ordern = 20;
for i=1:3
  [pn,sn,mun] = polyfit(nn,xn(i,:),ordern);
  baseline_n1(i,:) = polyval(pn,nn,[],mun);
  norm_de_base(i,:) = xn(i,:) - baseline_n1(i,:);
  [pn2,sn2,mun2] = polyfit(nn,norm_de_base(i,:),ordern);
  baseline_n2(i,:) = polyval(pn2,nn,[],mun2);
end
%%
     去除基线效果图
 %% 癫痫患者去除基线漂移效果图
figure
subplot(211)
plot(ne,xe);
hold on
plot(ne,baseline_e1)
title('癫痫 1 去除基线前')
subplot(212)
plot(ne,epi_de_base);
hold on
plot(ne,baseline_e2)
title('癫痫 1 去除基线后')
 %% 正常人去除基线漂移效果图
for i=1:3
  figure
  subplot(211)
  plot(nn,xn(i,:));
  hold on
  plot(nn,baseline_n1(i,:))
  title(['正常 1 第',num2str(i),'段脑电去除基线前'])
  subplot(212)
  plot(nn,norm_de_base(i,:))
  hold on
  plot(nn,baseline_n2(i,:))
  title(['正常 1 第',num2str(i),'段脑电去除基线后'])
end
%% 癫痫患者陷波处理
Fe=50;
```

```
Fse=256;
T = 1/Fse;
r=0.99;
w0=2*pi*Fe/Fse;
Num=[1 - 2*\cos(w0) 1];
Den=[1 -2*r*cos(w0) r*r];
epi=filter(Num,Den,epi_de_base);%%%最终得到的预处理结果
%% 癫痫患者陷波前后的频谱
EPI0 = fft(epi_de_base);
P8 = abs(EPIO/NE);
P7 = P8(1:NE/2+1);
P7(2:end-1) = 2*P7(2:end-1);
Y = fft(epi);
P6 = abs(Y/NE);
P5 = P6(1:NE/2+1);
P5(2:end-1) = 2*P5(2:end-1);
f = Fse*(0:(NE/2))/NE;
figure
subplot(211)
plot(f,P7)
title('癫痫 1 未去除工频干扰')
xlabel('f (Hz)')
ylabel('|P1(f)|')
subplot(212)
plot(f,P5)
title('癫痫 1 去除工频干扰')
xlabel('f (Hz)')
ylabel('|P1(f)|')
%% 正常人陷波处理
F0=41.7;
Fsn=166.7;
T = 1/Fsn;
r=0.99;
w0=2*pi*F0/Fsn;
Num=[1 -2*\cos(w0) 1];
Den=[1 -2*r*cos(w0) r*r];
for i=1:3
   norm(i,:)=filter(Num,Den,norm_de_base(i,:));%%%最终得到的预处理结果
end
%% 正常人陷波前后的频谱
for i=1:3
NORMO(i,:) = fft(norm_de_base(i,:));
```

```
P4(i,:) = abs(NORM0(i,:)/NN);
P3(i,:) = P4(i,1:NN/2+1);
P3(i,2:end-1) = 2*P3(i,2:end-1);
NORM1(i,:) = fft(norm(i,:));
P2(i,:) = abs(NORM1(i,:)/NN);
P1(i,:) = P2(i,1:NN/2+1);
P1(i,2:end-1) = 2*P1(i,2:end-1);
f = Fsn*(0:(NN/2))/NN;
figure
subplot(211)
plot(f,P3(i,:))
title(['正常 1 第',num2str(i),'段脑电未去除工频干扰'])
xlabel('f (Hz)')
ylabel('|P1(f)|')
subplot(212)
plot(f,P1(i,:))
title(['正常 1 第',num2str(i),'段脑电去除工频干扰'])
xlabel('f (Hz)')
ylabel('|P1(f)|')
end
%% 预处理结果图
figure
subplot(411)
plot(epi)
title('癫痫 1 预处理后时序图')
ylim([-200,200])
subplot(412)
plot(norm(1,:))
title('正常1第1段脑电预处理后时序图')
ylim([-200,200])
subplot(413)
plot(norm(2,:))
title('正常1第2段脑电预处理后时序图')
ylim([-200,200])
subplot(414)
plot(norm(3,:))
title('正常1第3段脑电预处理后时序图')
ylim([-200,200])
%% 功率谱估计
%% 癫痫患者 AR 模型功率谱
for k_epi=1:200
```

```
[a,e] = aryule(epi,k_epi);
AICe(k_epi)=NE.*log(e)+2.*k_epi;
FPEe(k_epi)=e.*(NE+k_epi+1)./(NE-k_epi-1);
end
k1=find(min(FPEe)==FPEe);
k2=find(min(AICe)==AICe);
disp('癫痫 1_FPE 计算出来的最优阶次')
k1
disp('癫痫 1_AIC 计算出来的最优阶次')
k2
NFFT=1024;
figure
subplot(221)
pyulear(epi,k1,NFFT,Fse) %Modified Covariance
xlim([0,40])
ylim([-20,40])
title('癫痫患者1的功率谱')
 %% 正常人 AR 模型计算功率谱
for i=1:3
  for k_norm=1:200
     [a,e] = aryule(norm(i,:),k_norm);
     AICn(k_norm)=NN.*log(e)+2.*k_norm;
     FPEn(k_norm)=e.*(NN+k_norm+1)./(NN-k_norm-1);
  end
 k3(i)=find(min(FPEn)==FPEn);
 k4(i)=find(min(AICn)==AICn);
disp('正常 1_3 段脑电数据_FPE 计算出来的最优阶次')
k3
disp('正常 1_3 段脑电数据_AIC 计算出来的最优阶次')
k4
 NFFT=1024;
 subplot(222)
 pyulear(norm(1,:),k3(1),NFFT,Fsn)
 xlim([0,40])
 ylim([-20,40])
 title('正常人1第1段脑电数据的功率谱')
 subplot(223)
 pyulear(norm(2,:),k3(2),NFFT,Fsn)
 xlim([0,40])
 ylim([-20,40])
 title('正常人1第2段脑电数据的功率谱')
 subplot(224)
 pyulear(norm(3,:),k3(3),NFFT,Fsn)
```

```
xlim([0,40])
 ylim([-20,40])
 title('正常人1第3段脑电数据的功率谱')
 %% 每个频段的能量分布
 [pxx0,f0]=pyulear(epi,k1,NFFT,Fse);
 [pxx1,f1]=pyulear(norm(1,:),k3(1),NFFT,Fsn);
 [pxx2,f2]=pyulear(norm(2,:),k3(2),NFFT,Fsn);
 [pxx3,f3]=pyulear(norm(3,:),k3(3),NFFT,Fsn);
 %癫痫1
fepi.delta=mean(pxx0(1:21));
fepi.theta=mean(pxx0(22:42));
fepi.alpha=mean(pxx0(43:67));
fepi.beta=mean(pxx0(68:154));
fepi.gama=mean(pxx0(155:257));
figure
subplot(221)
bar([fepi.delta fepi.theta fepi.alpha fepi.beta fepi.gama]);
title('癫痫 1 各频段能量');
set(gca, 'xticklabel', {'delta','theta','alpha','beta','gama'});
%正常1第1段脑电数据
fnorm1.delta=mean(pxx1(1:21));
fnorm1.theta=mean(pxx1(22:42));
fnorm1.alpha=mean(pxx1(43:67));
fnorm1.beta=mean(pxx1(68:154));
fnorm1.gama=mean(pxx1(155:257));
subplot(222)
bar([fnorm1.delta fnorm1.theta fnorm1.alpha fnorm1.beta fnorm1.gama]);
title('正常1第1段脑电各频段能量');
set(gca, 'xticklabel', {'delta','theta','alpha','beta','gama'});
%正常1第2段脑电数据
fnorm2.delta=mean(pxx2(1:21));
fnorm2.theta=mean(pxx2(22:42));
fnorm2.alpha=mean(pxx2(43:67));
fnorm2.beta=mean(pxx2(68:154));
fnorm2.gama=mean(pxx2(155:257));
subplot(223)
bar([fnorm2.delta fnorm2.theta fnorm2.alpha fnorm2.beta fnorm2.gama]);
title('正常1第2段脑电各频段能量');
set(gca, 'xticklabel', {'delta','theta','alpha','beta','gama'});
%正常1第一段脑电数据
fnorm3.delta=mean(pxx3(1:21));
fnorm3.theta=mean(pxx3(22:42));
fnorm3.alpha=mean(pxx3(43:67));
```

```
fnorm3.beta=mean(pxx3(68:154));
fnorm3.gama=mean(pxx3(155:257));
subplot(224)
bar([fnorm3.delta fnorm3.theta fnorm3.alpha fnorm3.beta fnorm3.gama]);
title('正常1第3段脑电各频段能量');
set(gca, 'xticklabel', {'delta','theta','alpha','beta','gama'});
 %% 时频分析
 %% 窗函数的选择
    % 借用癫痫1的脑电数据
 %% 癫痫患者
window0=rectwin(70);
window1=hann(70);
window2=hamming(70);
window21=hamming(30);
window22=hamming(50);
window23=hamming(90);
window3=blackman(70);
overlap_e=50;
overlap_e21=20;
overlap_e22=35;
overlap_e23=60;
NFFT_e=256;
%%% 不同类型的窗函数效果图
figure
subplot(221)
spectrogram(epi, window0, overlap_e, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('矩形窗')
subplot(222)
spectrogram(epi, window1, overlap_e, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Hanning 窗')
subplot(223)
spectrogram(epi, window2, overlap_e, NFFT_e, Fse,'yaxis');
colorbar
title('Hamming 窗')
subplot(224)
spectrogram(epi, window3, overlap_e, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Blackman 窗')
%%% 不同宽度的窗函数效果图
figure
```

```
subplot(221)
spectrogram(epi, window21, overlap_e21, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Hamming 窗, 窗宽 30')
subplot(222)
spectrogram(epi, window2, overlap_e, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Hamming 窗,窗宽 50')
subplot(223)
spectrogram(epi, window22, overlap_e22, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Hamming 窗, 窗宽 70')
subplot(224)
spectrogram(epi, window23, overlap_e23, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
colorbar
title('Hamming 窗, 窗宽 90')
figure
subplot(221)
spectrogram(epi, window2, overlap_e, NFFT_e, Fse, 'yaxis');
title('癫痫患者 1 脑电数据 STFT 时频分析')
colorbar
 %% 正常人
window=hamming(70);
overlap n=50;
NFFT_n=256;
subplot(222)
spectrogram(norm(1,:), window, overlap_n, NFFT_n, Fsn,'yaxis');
title('正常人1第1段脑电数据 STFT 时频分析')
colorbar
subplot(223)
spectrogram(norm(2,:), window, overlap_n, NFFT_n, Fsn,'yaxis');
title('正常人1第2段脑电数据 STFT 时频分析')
colorbar
subplot(224)
spectrogram(norm(3,:), window, overlap_n, NFFT_n, Fsn,'yaxis');
colorbar
title('正常人1第3段脑电数据 STFT 时频分析')
```