

بسم تعالی



آزمایشگاه پردازش سیگنال ها و تصاویر پزشکی

گزارش آزمایش ۵ : الگوهای سیگنال ECG و روش های تشخیص ناهنجاری های قلبی

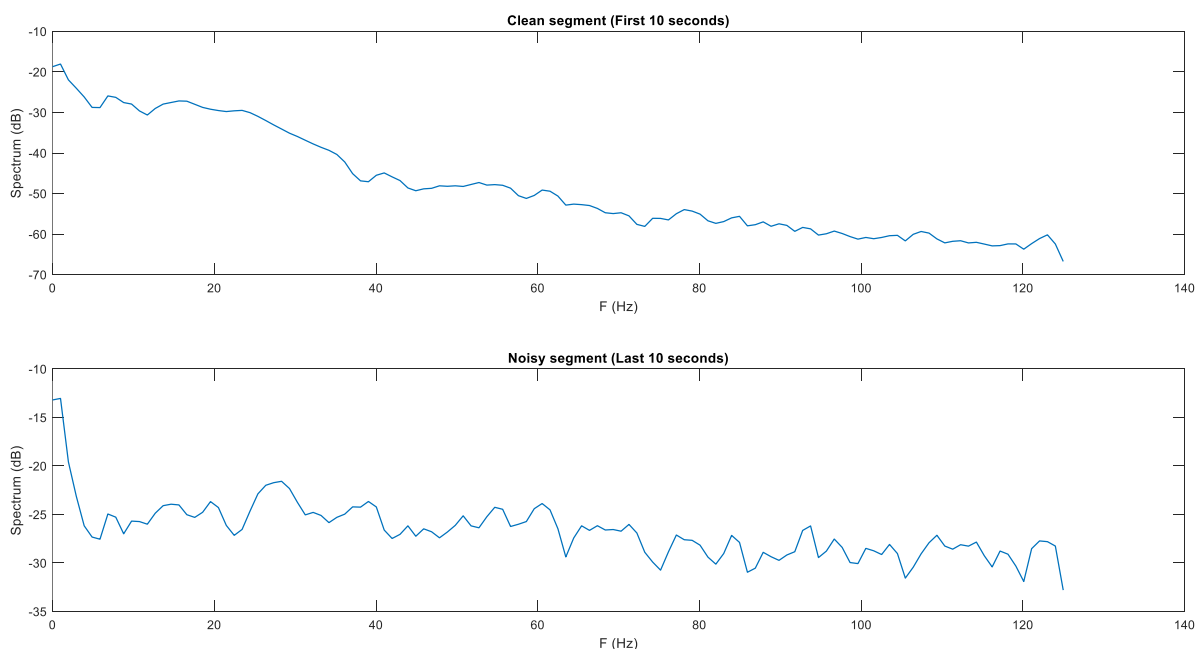
امیرحسین زاهدی ۹۹۱۰۱۷۰۵

آرشام لولوهری ۹۹۱۰۲۱۵۶

پاییز ۱۴۰۲

## بخش اول: محدودسازی فرکانسی سیگنال/کاهش نویز

**الف)** برای سیگنال تمیز، 10 ثانیه ی ابتدای سیگنال، و برای قسمت نویزی، 10 ثانیه ی انتهای سیگنال انتخاب شده است (چون قسمت نویزی، یک دقیقه ی آخر داده گیری رخ داده است). با طول پنجره ی 200، طیف های pwelch به صورت زیر برای سیگنال های تمیز و نویزی بدست می آید:

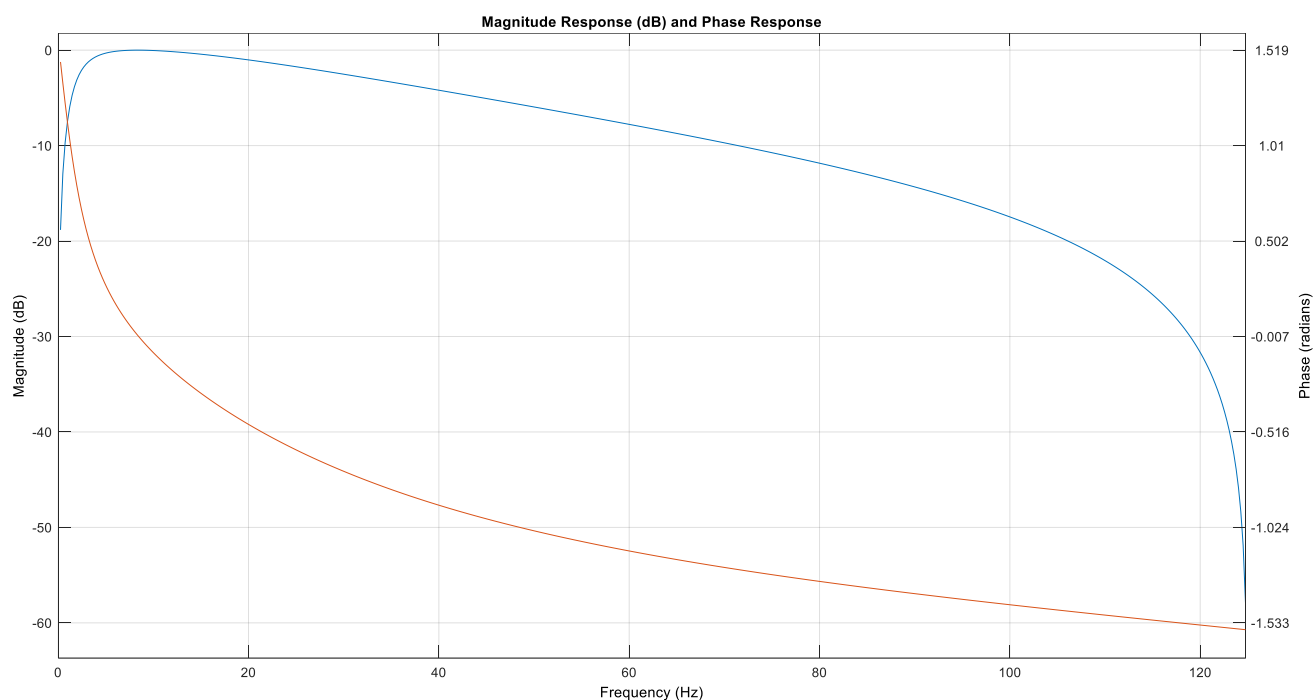


میتوان بخوبی افت توان در فرکانس های بالاتر را در سیگنال تمیز دید. اما در سیگنال نویزی، طیف بیشتر فرم flat دارد و از مقایسه مقدار توان نیز میتوان دید که توان نویزهای فرکانس بالا، به نسبت سیگنال تمیز، بیشتر است.

**ب)** در این بخش، فیلتر با استفاده از designfilt طراحی شده است. فرکانس قطع پایین برای حذف baseline، 2 هرتز انتخاب شده است. برای تعیین فرکانس بالا، ابتدا فرکانس بالا را بسایر بزرگ میگذاریم تا تنها baseline حذف شود. در این حالت

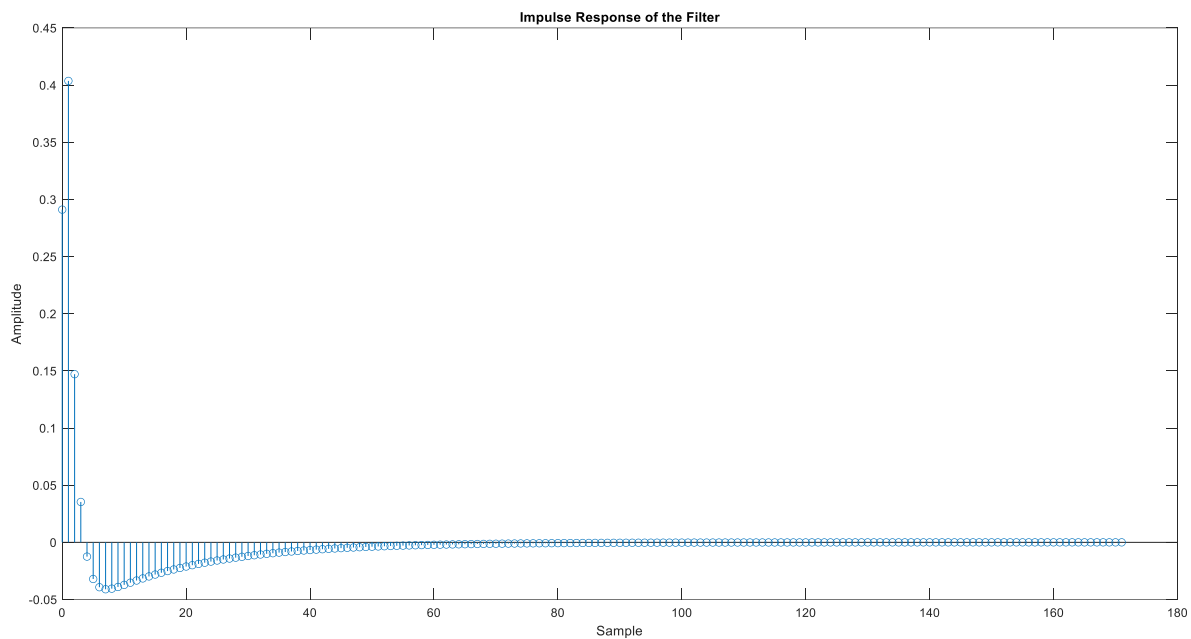
انرژی سیگنال را حساب میکنیم. حال فرکانس قطع را در یک لوپ، از 10 هرتز گام به گام افزایش میدهیم تا جایی که انرژی سیگنال فیلتر شده به 90 درصد انرژی سیگنال اصلی برسد.

در نهایت فرکانس قطع بالا برابر با 33 هرتز و پاسخ فرکانسی به صورت زیر بدست می آید، که نمودار آبی رنگ دامنه و نمودار قرمز رنگ فاز آن است:

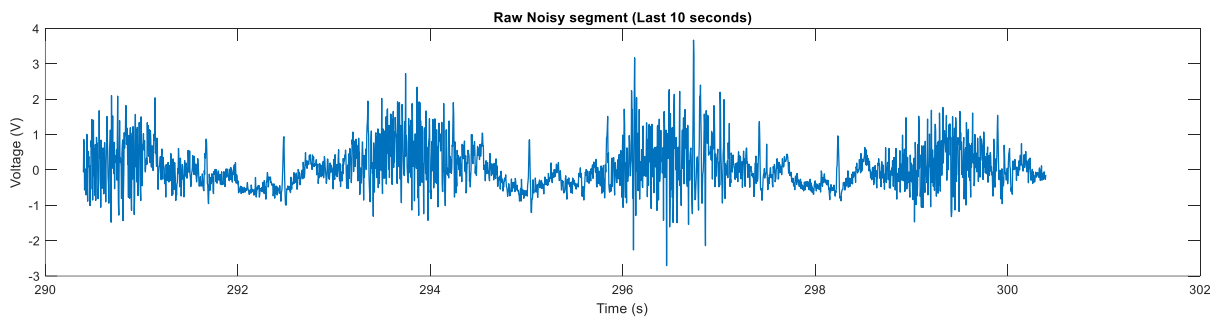
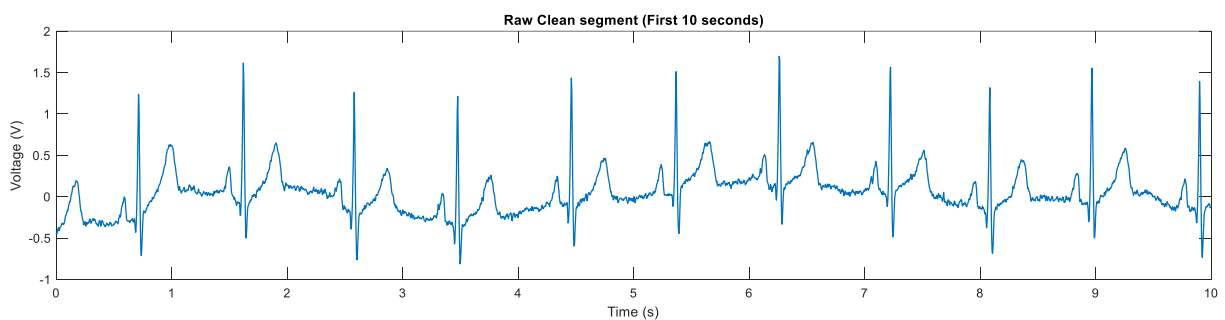


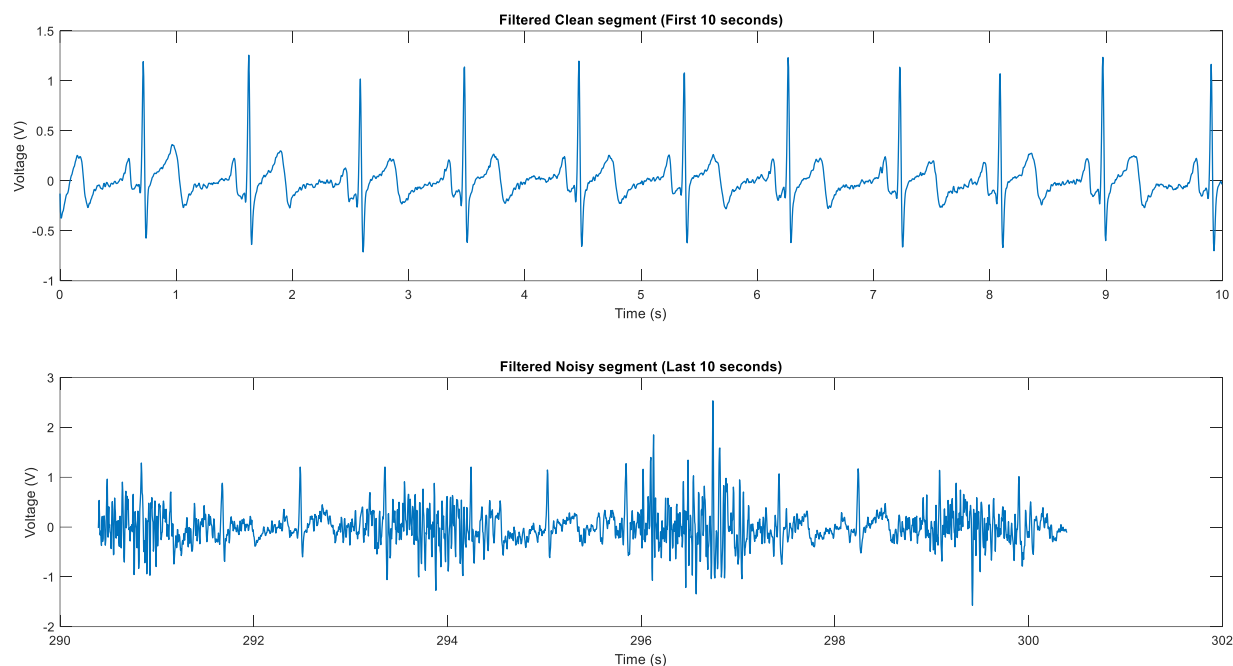
توجه داریم که فرکانس قطع های تعیین شده (2 و 33 هرتز)، فرکانس های قطع نصف توان هستند.

پاسخ ضربه فیلتر نیز به صورت زیر است:



ج) در زیر، نمودار اول مربوط به دیتاهای قبل از فیلتر (بخش تمیز و نویزی)، و نمودار دوم مربوط به دیتاهای فیلتر شده (بخش تمیز و نویزی) هستند:



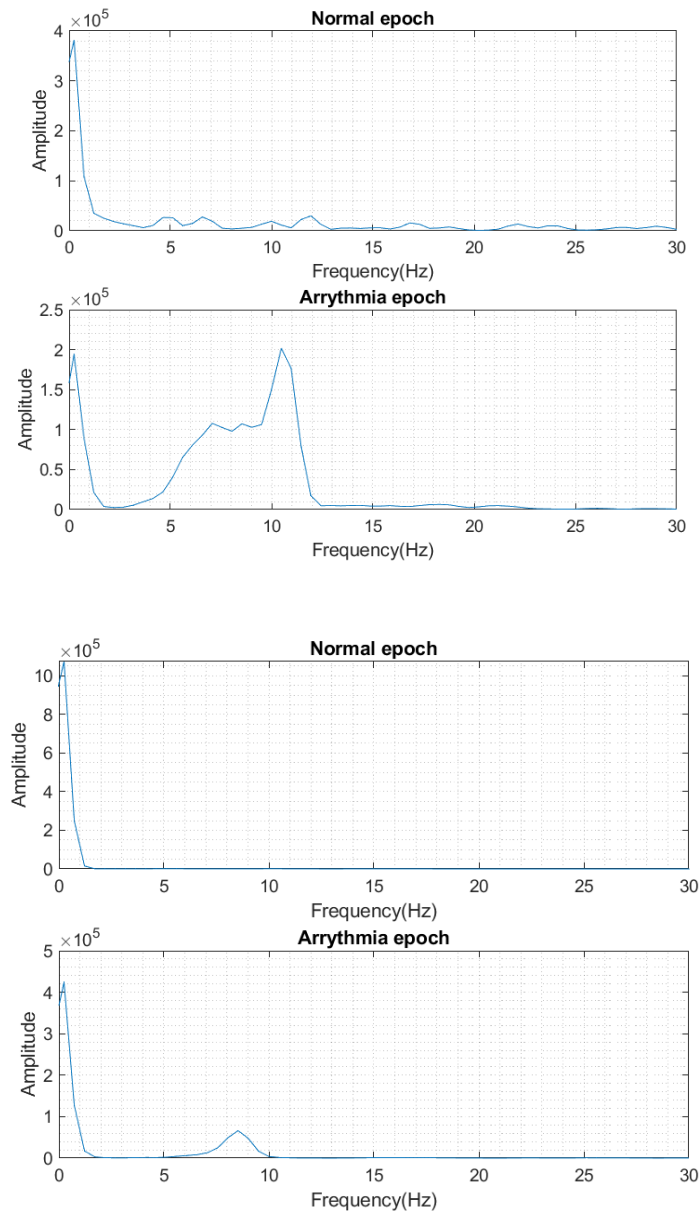


مشاهده میشود که به وضوح با اعمال فیلتر، هم در بخش نویزی و هم بخش تمیز، مقدار baseline حذف شده و سیگنال حول میانگین صفر مرتب شده است. از طرفی نوسانات فرکانس بالای پردامنه نیز حذف شده و یا کاهش یافته است (این مورد در سیگنال نویزی مشهودتر است). بدین ترتیب نویزهای فرکانس بالا نیز تا حد محسوسی کاهش می یابند.

## بخش دوم: تشخیص آریتمی های بطنی

الف) در ضربان قلب طبیعی ساختار امواج PQRST را شاهد هستیم اما در زمان فلوتر یا فیبریلاسیون بطنی این شکل موج به سمت شکل موج سینوسی میل می کند که می تواند ویژگی ای برای تشخیص این عارضه در قلب باشد.

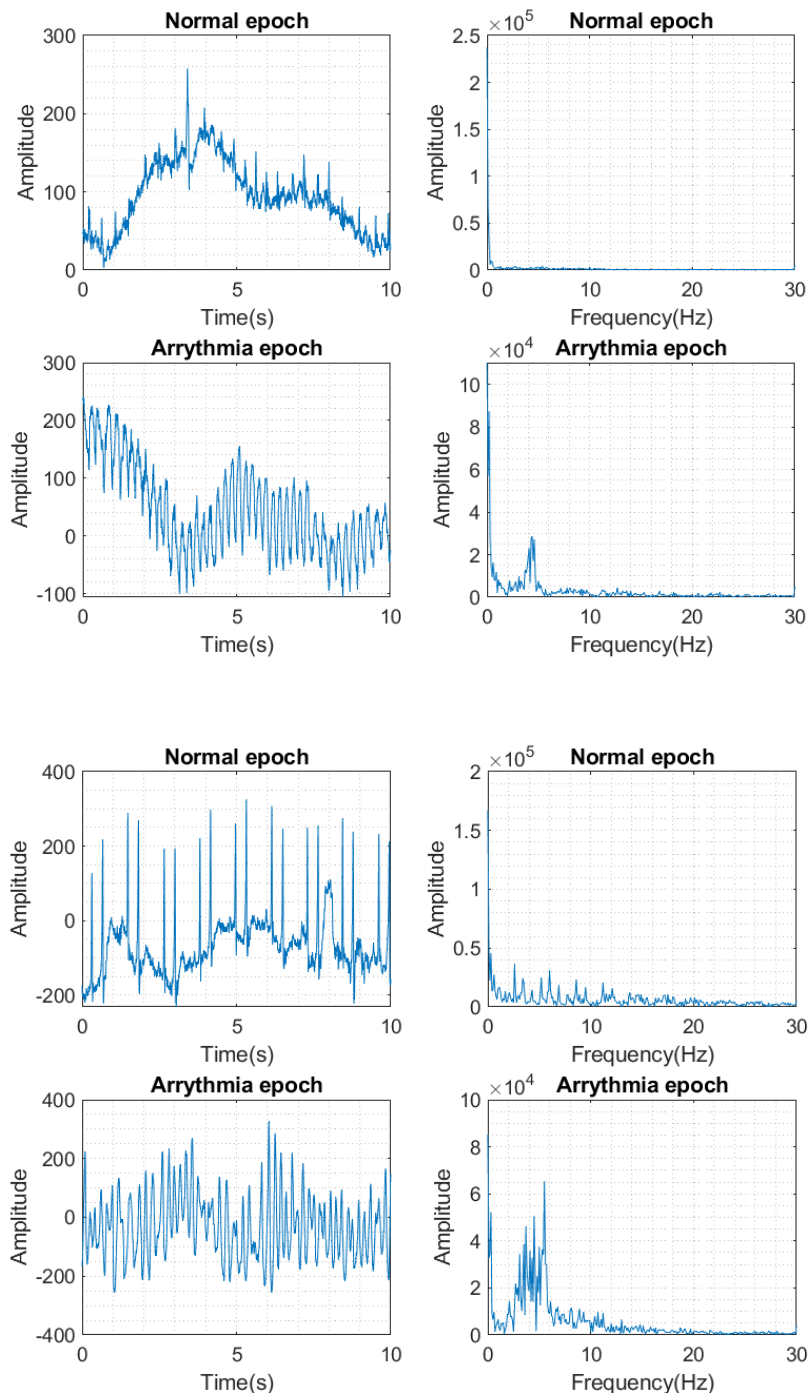
دو سیگنال n\_۴۲۲ و n\_۴۲۴ را انتخاب کرده و pwelch حساب می کنیم. اولین عکس ۲۲ و دومی ۲۴ است.



همانطور که میبینیم هر بیمار در زمان هایی ضربان طبیعی و در زمان هایی آریتمی را تجربه می کند. سیگنال هایی به مدت ۱۰ ثانیه از بازه های طبیعی و غیر طبیعی در هر کدام جدا کرده ایم. طبق نمودارهای مشاهده شده در بیمار ۲۲ محتوای فرکانسی با دامنه زیادی در بازه ۵ الی ۱۳ هرتز وجود دارد که در حالت طبیعی وجود ندارند یا بسیار کم وجود دارند. در بیمار ۲۴ نیز در ۸ هرتز محتوای قابل توجهی وجود دارد که در حالت طبیعی نیست.

با سنجش دامنه های فرکانسی در بازه های طبیعی و غیر طبیعی، شاهد وجود محتوا در فرکانس های بالاتر از غیر طبیعی ها هستیم که می تواند ویژگی خوبی برای تشخیص بیماری نسبت به حالت سلامت باشد.

ب) سیگنال ها را در حوزه های زمان و فرکانس (fft) رسم می کنیم. اولی ۲۲ و دومی ۲۴:



در حوزه فرکانس همانطور که در بخش قبل نیز دیدیم محتوای فرکانسی در فرکانس های بالاتر از ۳ هرتز می تواند نشان دهنده آریتمی باشد، که در بیمار ۲۲ مشهود تر است. در حوزه زمان نیز تفاوت شکلی را نسبت به حالت طبیعی قلب شاهد هستیم که سیگنال ها در حالت آریتمی بیشتر به سینوسی شبیه هستند تا شکل موج طبیعی قلب.

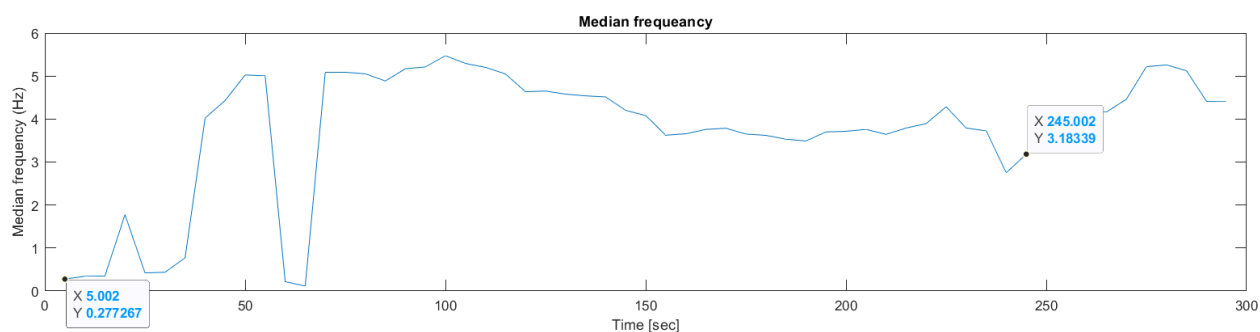
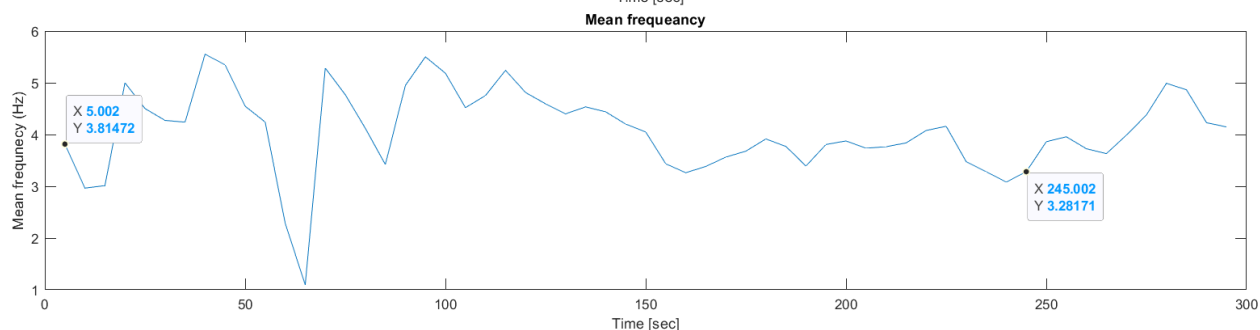
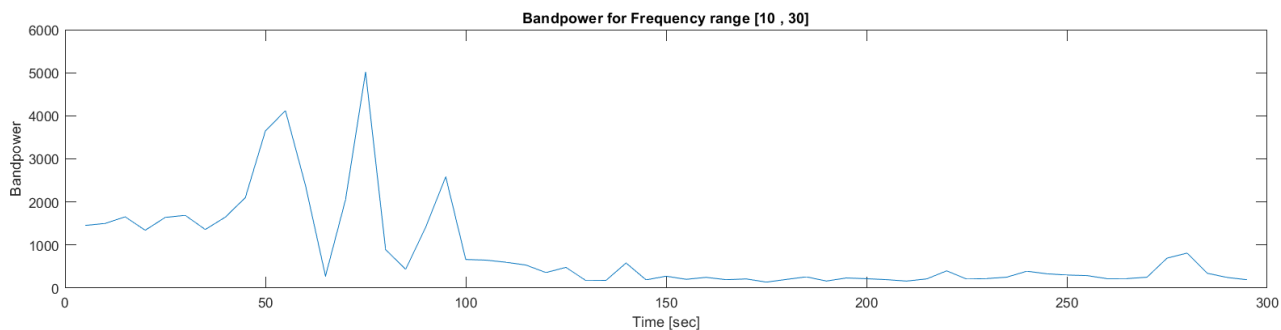
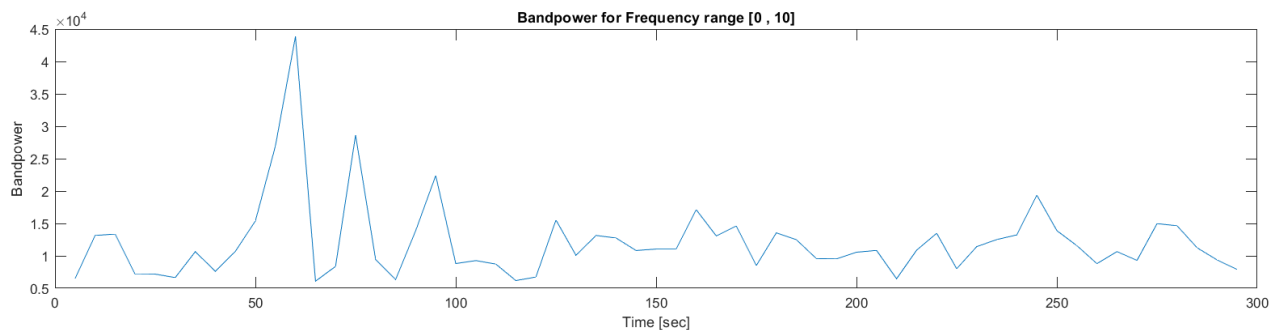
## بخش دوم: تشخیص آریتمی های بطنی

پ) در سکشن part3، زمان شروع ایونت ها و نوع آنها از روی فایل txt. مربوط به دیتای n422، خوانده شده و این مقادیر در دو آرایه ریخته شده اند. سپس پنجره بندی انجام شده و در هر پنجره، تعیین میشود که لیبل متناظر با آن پنجره چیست. برای وارد کردن اثر تداخل دو event در یک پنجره، تنها زمانی یک event را به پنجره مان نسبت میدهیم که آن پنجره بطور کامل در داخل بازه زمانی event قرار داشته باشد. لیبل ها در نهایت در labelsArr ریخته میشوند.

ت) در سکشن part4، سه ویژگی bandpower, mean frequency, median frequency را برای هر پنجره حساب میکنیم. با توجه به طیف های رسم شده در بخش ب، تفاوت سیگنال نرمال و VFIB، در فرکانس های پایین با فرکانس های بالا متفاوت است. بدین ترتیب bandpower را، یکبار در بازه  $[0, 10]$ Hz و یکبار در بازه  $[10, 30]$ Hz محاسبه میکنیم.

نمودار bandpower ها و نیز mean frequency و median frequency بر حسب پنجره ها، به صورت زیر است (توجه داریم برای هر پنجره که بازه ای از زمان را شامل میشود، سمپل میانی آن بازه را بعنوان زمان متناظر با پنجره در نظر گرفته ایم):

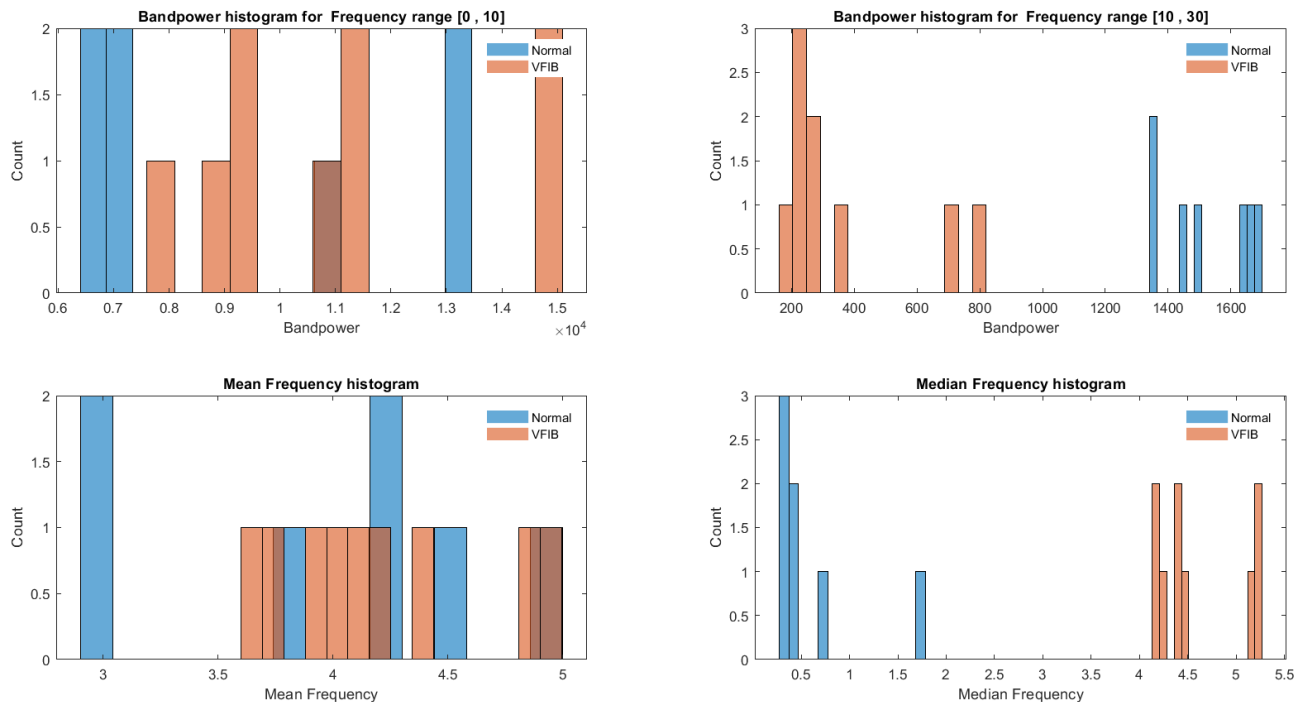




زمان های mark شده در شکل بالا، به ترتیب زمان شروع event های نرمال و VFIB هستند. همینجا میتوان تا حدی دید که در بازه کوچکی پس از این دو نقطه، برای Bandpower در بازه ی [10, 30] هرتز، مقدار توان VFIB کمتر از Normal است.

همچنین Median frequency نیز در حدود زمانی VFIB بیشتر از Normal است. در مورد دو نمودار دیگر، مقادیر کمی به هم نزدیک اند و نمیتوان نظر قطعی داد.

(ث) پس از رسم هیستوگرام چهار ویژگی بالا، به نتایج زیر میرسیم:



مشاهده میشود مشابه نتایج بخش قبل، برای Bandpower در بازه  $[10, 30]$ Hz، توان VFIB کمتر از Normal بوده و داده ها از هم تفکیک شده اند. میتوان مثلاً توان 1000 را بعنوان یک threshold در نظر گرفته و پنجره هایی با bandpower کمتر از 1000 را VFIB و بیشتر از آن را Normal تشخیص داد.

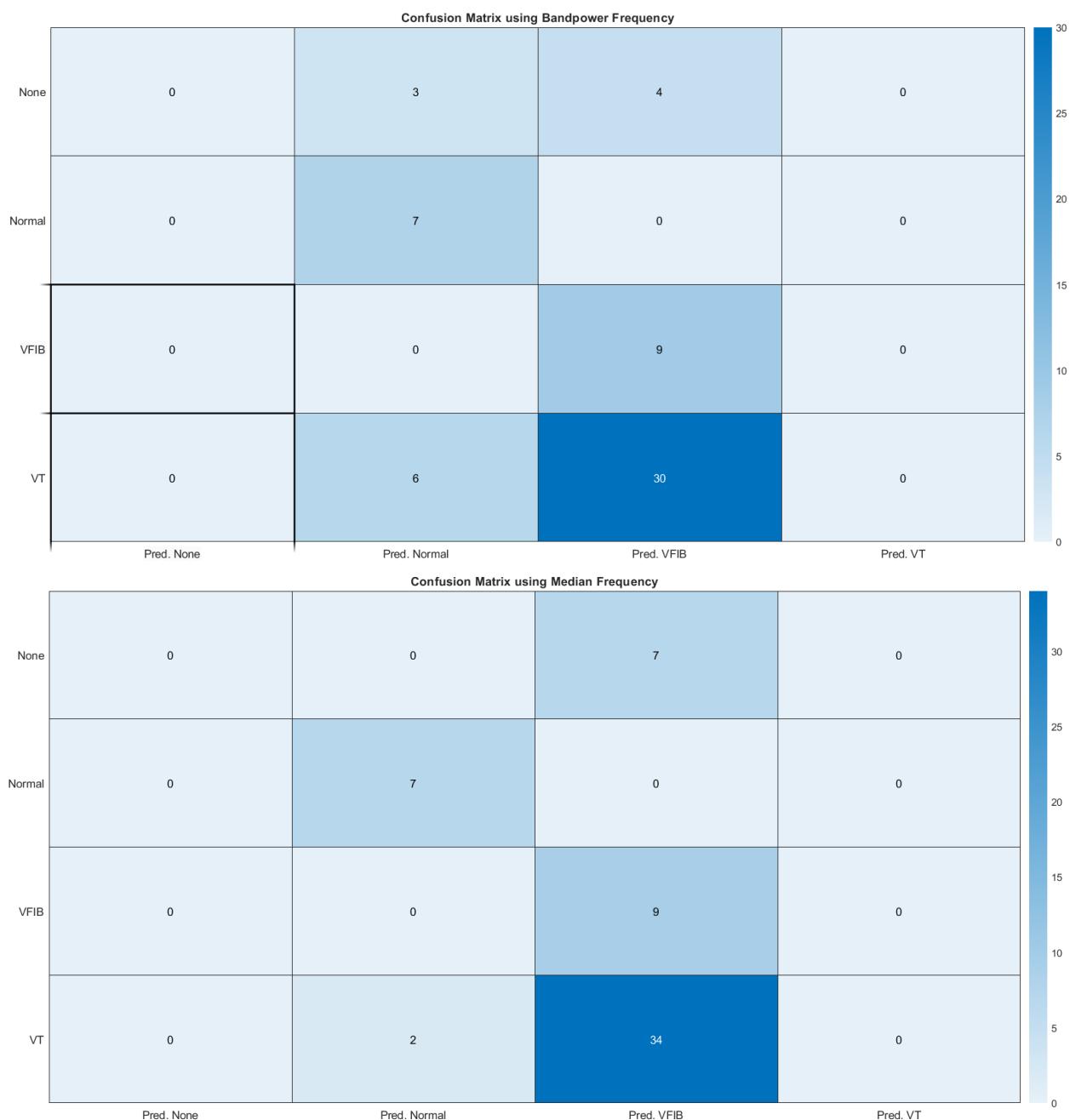
برای Medianfreq نیز برعکس است و VFIB فرکانس میانه ی بالاتری از نرمال دارد. در اینجا هم داده ها قابل تفکیک اند. در اینجا نیز میتوان مثلاً فرکانس میانه ی 2.5Hz

را بعنوان فرکانس threshold اعلام کرد که اگر در پنجره ای، فرکانس میانه بیشتر از 2.5 هرتز بود، VFIB و کمتر از آن را Normal تشخیص دهد.

اما در دو نمودار دیگر، داده های نرمال و VFIB با یکدیگر ادغام شده اند و قابل تفکیک نیستند. در نتیجه نمیتوان برایشان آستانه تعریف کرد.

ج) توابع `va_detect_medfreq` و `ve_detect_bandpower`، دو ویژگی منتخب در بالا را برای هر پنجره محاسبه کرده و بر اساس threshold های ذکر شده در بالا، در مورد VFIB یا نرمال بودن پنجره تصمیم گیری میکنند و اگر VFIB بود، در خروجی `alarm=1` میدهند.

چ) ابتدا با استفاده از دو تابع مذکور در بالا، به دو روش کل پنجره ها label گذاری میشوند و سپس بردار `alarm` های حاصل از هر روش، همراه با لیبل های واقعی پنجره ها که در `labelsArr` داشتیم، یک `confusion matrix` را میسازند. این ماتریس  $4 \times 4$  است زیرا کلا 4 تا لیبل در دیتای `n_422` موجود است (لیبل Noise در این دیتا وجود ندارد). این 4 لیبل به ترتیب `None, Normal, VFIB, VT` هستند. سطر های این ماتریس، مقادیر حقیقی لیبل ها، و ستون های آن لیبل های پیش بینی شده توسط توابع بالا هستند. توجه داریم این دو تابع، فقط میتوانند بین VFIB و Normal تصمیم گیری کنند و در نتیجه در مورد دو لیبل `None, VT` تصمیمات درستی نمیگیرند. ماتریس `Confusion` با استفاده از روش `bandpower` و روش `median frequency`، به ترتیب به صورت زیر است:



اعداد روی قطر اصلی در ماتریس confusion، تشخیص های صحیح مدل را نشان میدهد. میبینیم که برای حالات نرمال و VFIB، تمام تشخیص ها درست بوده اما برای دو لیبل دیگر تشخیص های اشتباهی رخ داده است. خواسته صورت سوال، محاسبه پارامترهای sensitivity, specificity, accuracy برای دو کلاس نرمال و VFIB بوده است. پس تمرکز ما برای این کمیت ها، روی جدول 2\*2 موجود در وسط شکل

های بالا است. با توجه به اینکه ما از روی یک دانش قبلی مقادیر threshold را به صورت ایده آل تعیین کردیم، برای کلاس های Normal, VFIB، در هر دو روش لیبل گذاری، مقادیر زیر بدست آمده است:

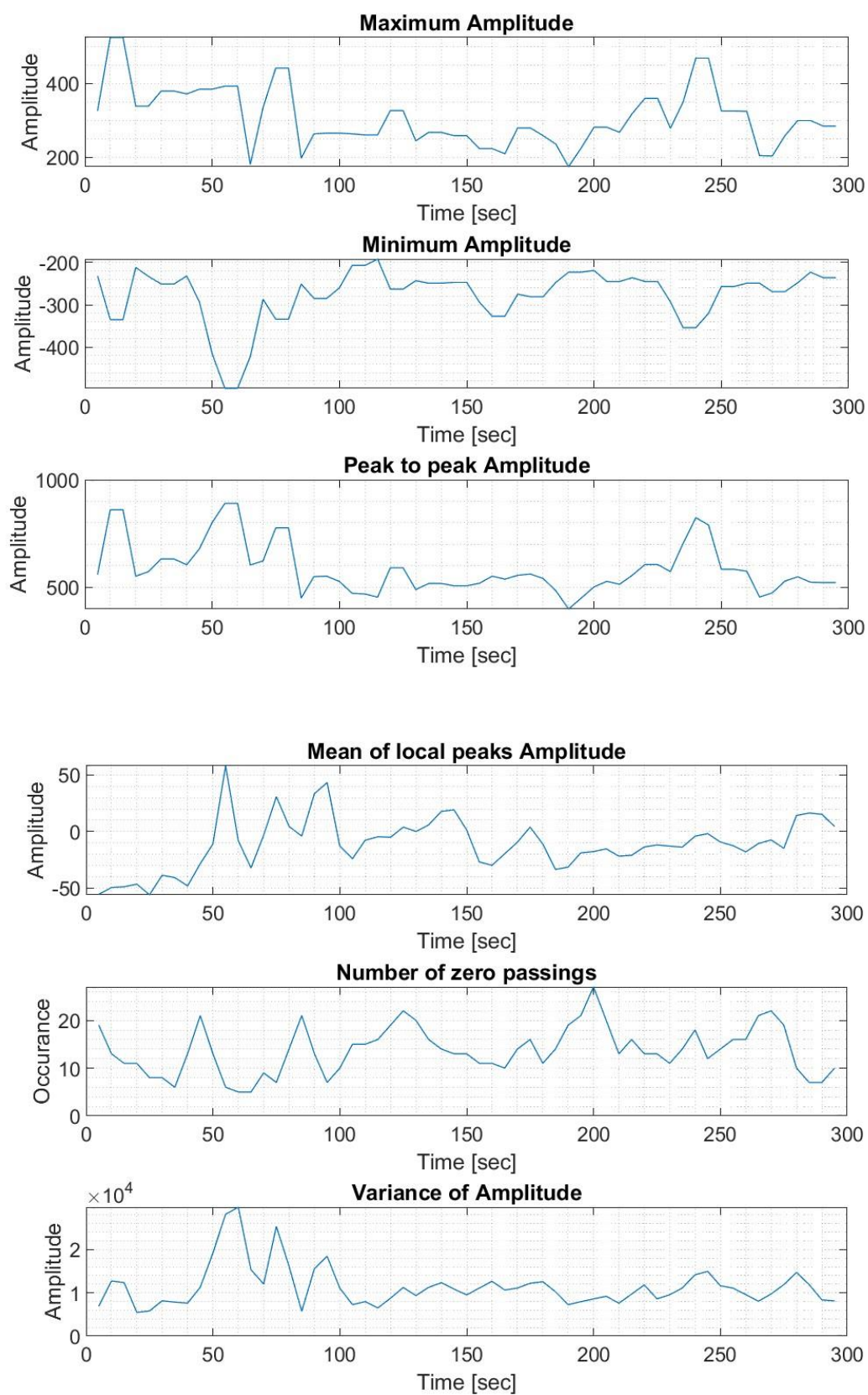
$$sensitivity = specificity = accuracy = 1 \equiv 100\%$$

اما در حالت کلی از روابط زیر بدست می آیند:

$$sensitivity = \frac{TP}{P}, specificity = \frac{TN}{N}, accuracy = \frac{TP + TN}{P + N}$$

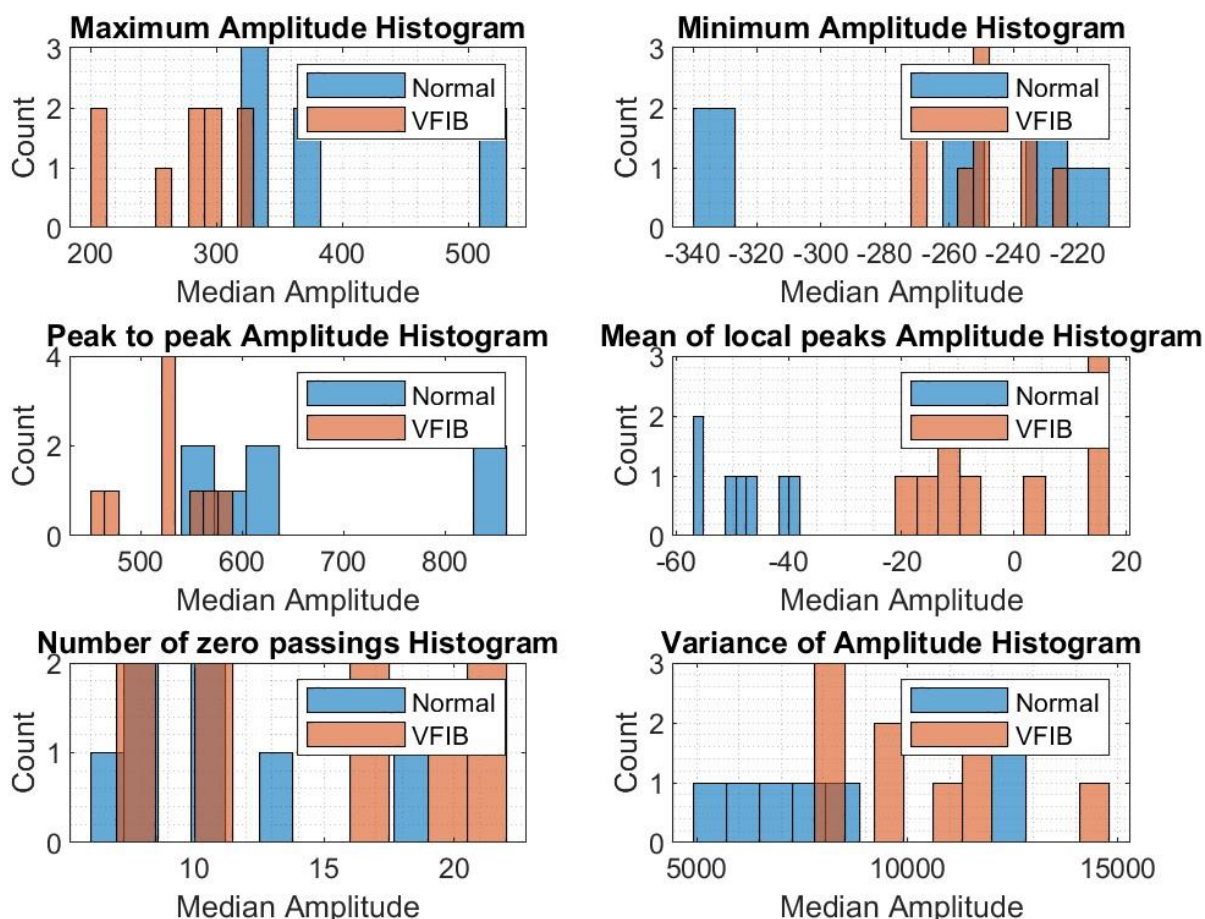
داده های کلاس None, VT نیز به ناچار بر اساس مقادیر فرکانس میانه و bandpower شان، در یکی از کلاس های Normal, VFIB قرار گرفته اند که تعدادشان را در ماتریس های بالا میبینیم.

ج) هر ۶ ویژگی را برای بازه های بدست آمده محاسبه و سپس رسم می کنیم. بازه سالم از حدود ۵ ثانیه و بازه نا سالم از حدود ۲۴۵ ثانیه آغاز می شود.



از نمودارهای بالا شاید نتوان ویژگی بخصوصی را تشخیص داد که در سیگنال های طبیعی و آریتمی متفاوت باشند. شاید بتوان پیک های مین یا ماکس را در نظر گرفت که در بازه آریتمی دامنه آن ها نسبت به حالت طبیعی کوچکتر هستند. واریانس نیز می تواند خوب باشد زیرا که واریانس نیز در بازه آریتمی کاهش پیدا کرده است.

(خ) هیستوگرام هر ۶ ویژگی را رسم می کنیم:



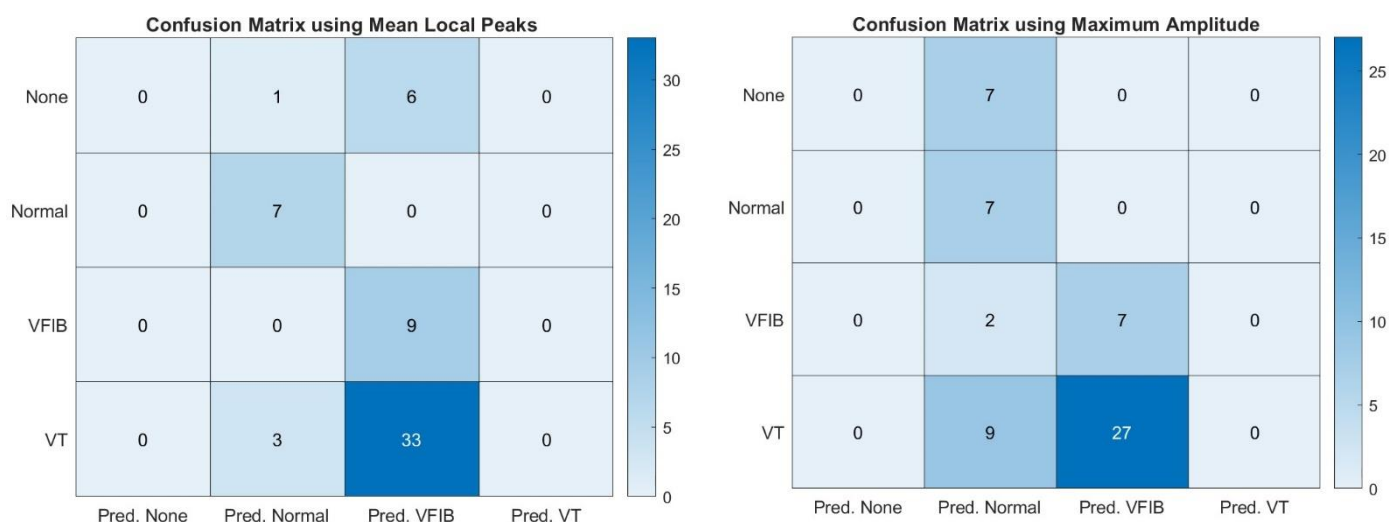
در بین هیستوگرام های بالا اشتراکات و شباهت ها در بیشترشان بسیار بالاست. برای مثال تفکیک در مینیمم، تعداد ۰ یا حتی واریانس مشهود نیست اما در ماکسیمم و پیک تا پیک شاهد دامنه های بیشتری در حالت سالم نسبت به ناسالم هستیم. در هیستوگرام میانگین پیک ها که کاملاً تفاوت مشخص است و در حالت آریتمی دامنه پیک ها از ۲۰ تا ۲۰ شاید بتوان گفت به صورت سینوسی است اما در حالت طبیعی این دامنه ها منفی هستند و اندازه شان نیز از دامنه های آریتمی بزرگ تر است.

در مینیمم می توان آسانه طبقه بندی مشخص کرد. برای ماکسیمم می توان از حدود ۲۰۰ تا ۳۵۰ را آریتمی و از ۳۵۰ تا ۵۵۰ را طبیعی لقب داد. برای اکسترموم ها، ۲۰ تا ۲۰ آریتمی و ۴۰ تا ۶۰ طبیعی است. برای پیک تا پیک، ۰ تا ۶۰ را آریتمی و ۵۵۰ تا ۹۰۰ را می توان طبیعی گفت که البته اشتراکاتی را با یکدیگر دارند. در تعداد ۰ و واریانس اشتراک شدت بالاست.

د) اگر بخواهیم دو ویژگی را برای تفکیک انتخاب کنیم، ویژگی دامنه پیک های محلی قطعا محسوب است. ویژگی دوم را شاید بتوان گفت ماکسیمم دامنه ها بهتر باشد زیرا که در آریتمی این مقادیر از ۲۰۰ تا ۳۵۰ و در طبیعی از ۳۵۰ تا ۵۵۰ است.

برای مرز تفاوت طبیعی یا آریتمی بودن برای این دو ویژگی، ۳۰- برای اکسترموم ها و ۳۲۰ را برای ماکسیمم انتخاب می کنیم و تابع ها را با این دو شرط پیاده می کنیم. در تابع `va_detect_mlp` که برای تشخیص بر اساس اکسترموم ها است، تعیین می کنیم که اگر دامنه از ۳۰- بزرگتر باشد، آریتمی است. در تابع `va_detect_max` نیز که برای تشخیص ماکسیمم است، اگر دامنه کوچکتر از ۳۲۰ باشد آریتمی است. آریتمی بودن برابر با خروجی `alarm = ۱` در تابع است. و در حالت طبیعی، `alarm = ۰` است.

ذ) ماتریس را همانند روش پیاده شده در قبل پیاده می کنیم:



با توجه به آنکه تشخیص حالت عادی و فیبرولیز مهم است و سوال خواسته است، صرفا داده های قطر اصلی را مد نظر قرار می دهیم و تشخیص مشهود در لیبل های دیگر درست نیستند.

بخوبی دیده می شود که در هر دو روش فیبرولیز و طبیعی از یکدیگر تفکیک شده اند. معیارها را نیز محاسبه می کنیم که به شکل زیر هستند.

Sensitivity :     max = 0.778     mlp = 1

Specificity :     max = 1             mlp = 1

Accuracy :        max = 0.8750     mlp = 1

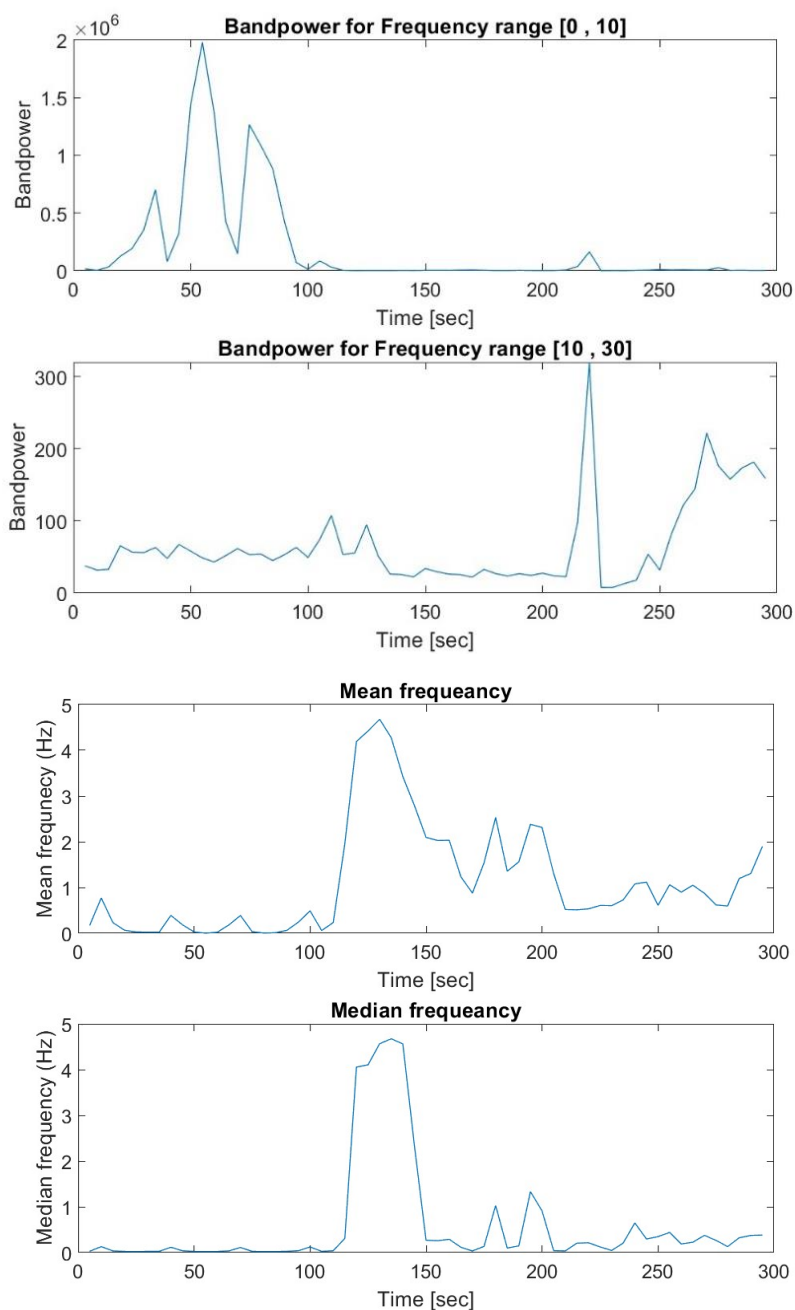


روش بدست آوردن معیارها در بخش های قبل گفته شده است. همانطور که مشخص است، بخوبی هر دو روش توانسته اند فیریلیسیون را از حالت طبیعی تمیز دهند. همانطور که انتظار داشتیم، روش اکسترموم ها به دلیل تفکیک بسیار خوب حالت ها در آن، تشخیص دقیق و بهتری نسبت به حالت ماکسیمم داشته است.

ر) قسمت های پ تا ذ را به ترتیب برای دیتای n\_۴۲۴ نیز پیاده سازی می کنیم.

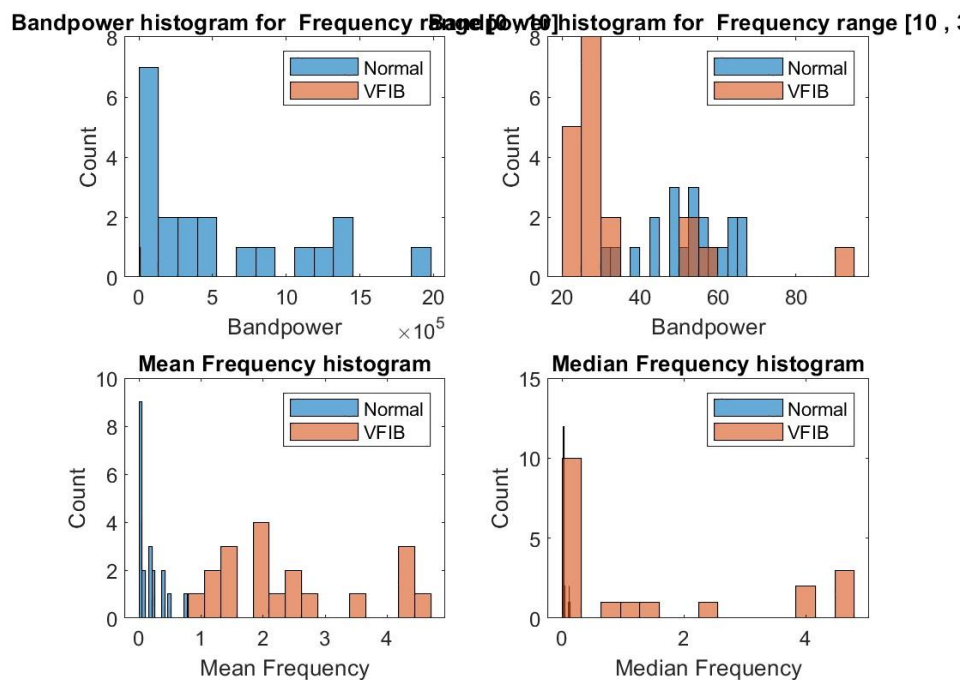
ر-پ) همانند لیبل های دیتای قبل، در این دیتا نیز با توجه به بازه بندی های مشخص شده در فایل txt بیمار، لیبل زدن ها را انجام می دهیم.

ر-ت) سه ویژگی حوزه فرکانس را در این سیگنال نیز بدست می آوریم.



بازه طبیعی این سیگنال در حدود ۱۱۰ ثانیه از ۰ است. همچنین بازه آریتمی نیز از ثانیه ۱۱۰ به مدت حدود ۱۰۶ ثانیه است. با در نظر گرفتن این بازه ها در فیچر های بدست آمده، افزایش بسیار محسوس فرکانس را در  $\text{mean freq}$  و  $\text{median freq}$  شاهد هستیم که به خوبی تفاوت ها را مشخص می کنند. در باند فرکانسی پایین ۰ تا ۱۰ هرتز نیز می توانیم تفاوت را مشاهده کنیم به صورتی که در سیگنال طبیعی محتوا در این باند فرکانسی بیشتر از سیگنال آریتمی است.

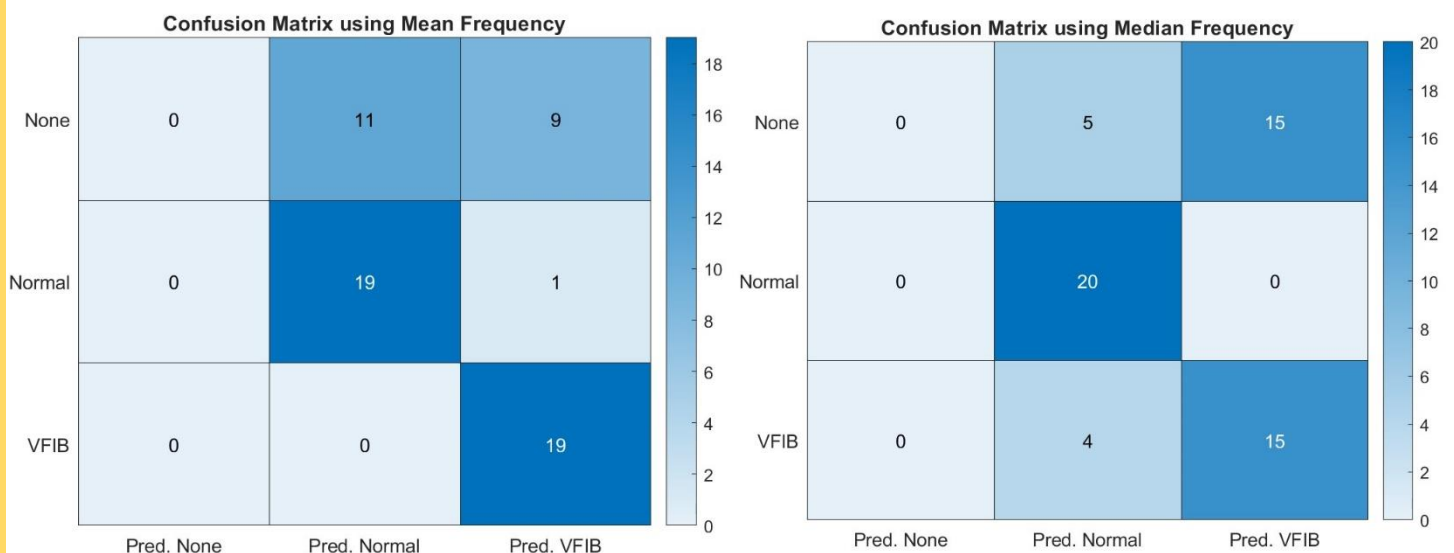
ر-ث) هیستوگرام ۴ ویژگی را رسم می کنیم.



همانطور که قابل مشاهده است، جز در باند ۱۰ الی ۲۰، در سه ویژگی دیگر می توانیم به راحتی حالت های طبیعی را از آریتمی تشخیص دهیم. دو ویژگی مدین و باند مین را انتخاب می کنیم. اگر فرکانس مدین از ۰.۲ بیشتر باشد آریتمی است و در مین، اگر از ۰.۹ بزرگتر باشد آریتمی است.

ر-ج) توابع را تولید می کنیم. مراحل همانند قبل است.

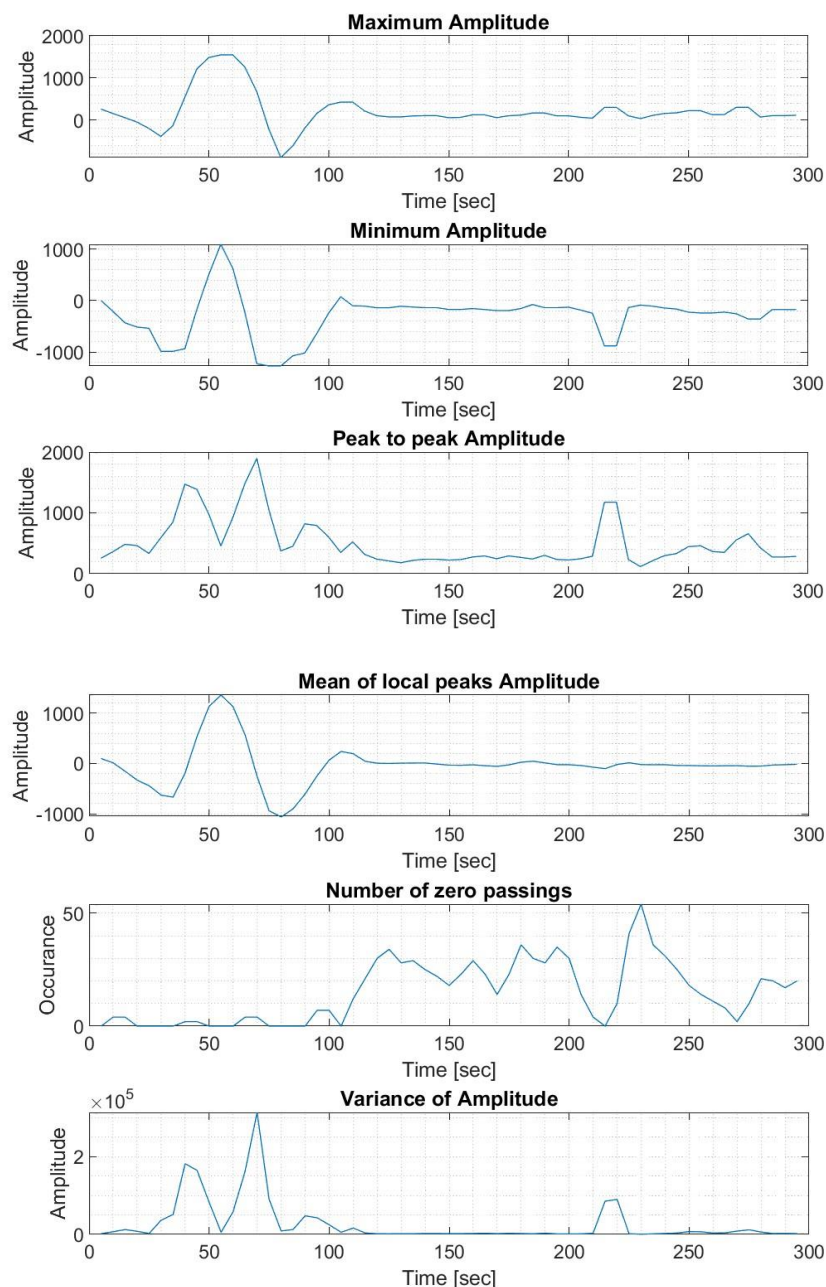
ر-چ) ماتریس ها را بدست می آوریم و معیار هایش را محاسبه می کنیم.



Sensitivity :      Median = 0.7895      Mean = 1  
 Specificity :      Median = 1      Mean = 0.95  
 Accuracy :      Median = 0.8974      Mean = 0.9744

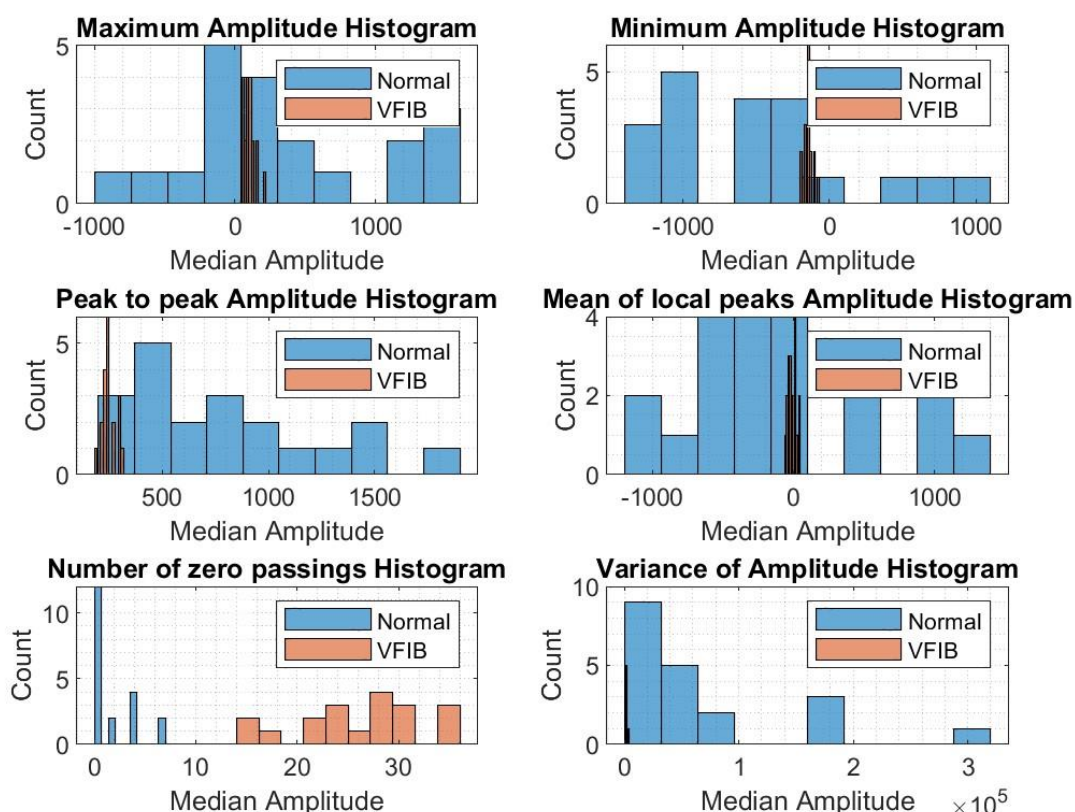
همانطور که در ماتریس ها و معیارها مشاهده می شود، در استفاده از ویژگی مدین، شاهد خطاهای اندکی هستیم که در آن ها فیبرولیزها طبیعی تشخیص داده شده اند اما در کل عملکرد مناسبی دارد. اما استفاده از ویژگی میانگین عملکرد بسیار بهتری دارد و می تواند معیار مناسبی برای این سیگنال باشد. در این ویژگی با تراز مورد نظر، صرفا یک مورد سالم، بیمار تشخیص داده شده است.

ر-ج) همانند محاسبات این بخش برای سیگنال n\_۴۲۲، بر روی سیگنال n\_۴۲۴ نیز اعمال کرده و نمودارها را در زمان رسم می کنیم. بازه سالم در حدود ۱۱۰ ثانیه اول و بازه فیبرالیزه در حدود ۱۱۰ ثانیه دوم است.



در ویژگی‌ها ما کسینم، مینیمم، اکسترمم‌ها، واریانس و تا حدی پیک تا پیک، شاهد نوسان‌هایی در بازه ۱۱۰ ثانیه اول هستیم که سیگنال طبیعی را نشان می‌دهد. اما در ۱۱۰ ثانیه دوم که بخش نا سالم است، مینیمم که ویژگی‌های ذکر شده همه با تقریب خوبی ثابت و بسیار نزدیک به ۰ هستند. در ویژگی تعداد ۰ اما این مسئله برعکس است و شاهد نوسان در بخش نا سالم و مقادیر تقریباً ۰ در بازه سالم هستیم. پس با استفاده از این ویژگی‌ها می‌توان حدس خوبی از طبیعی یا فیرالیز بودن سیگنال زد.

ر-خ) حال هیستوگرام‌ها را رسم می‌کنیم.

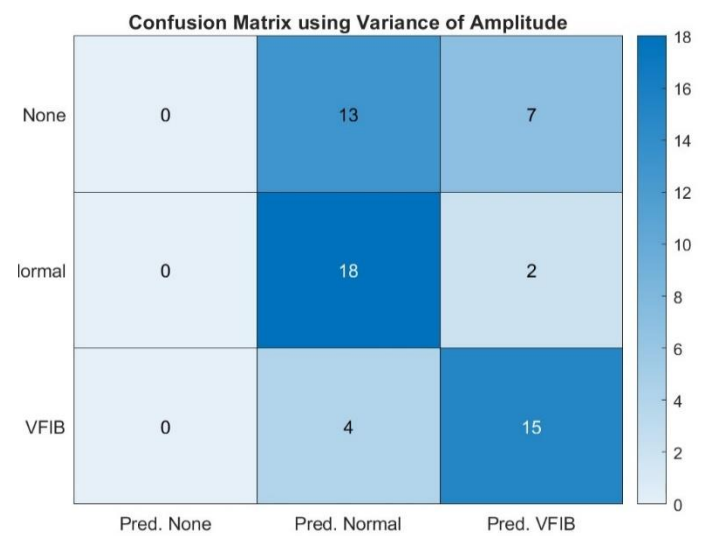
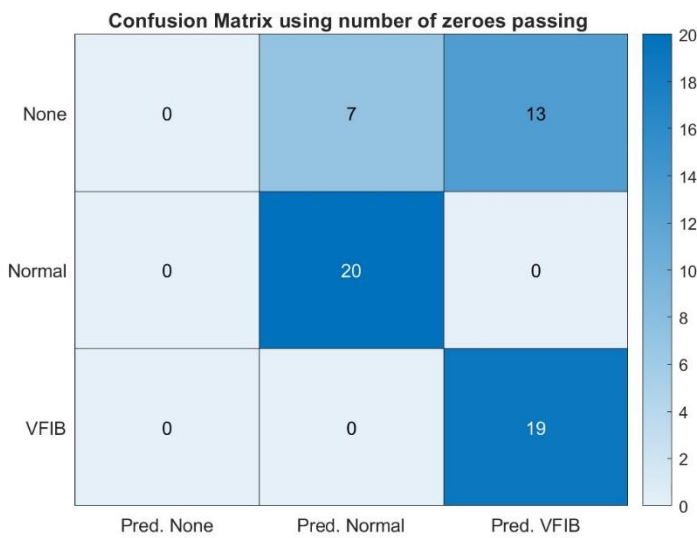


همانطور که مشاهده می‌شود، می‌توان گفت که چهار ویژگی بالا چندان برای جداسازی مناسب نیستند. ولی می‌توان از دو ویژگی پایینی که واریانس دامنه و تعداد ۰ باشند استفاده کرد. البته که به قطع تعداد ۰ ویژگی برتر برای جداسازی در اینجا است.

ر-د) برای پیاده‌سازی این دو ویژگی می‌توان تراز تعداد ۰ را ۱۰ گرفت و همچنین تراز واریانس را در حدود ۲۷۵۰ گرفت.

توابع را با استفاده از ترازهای گفته شده تولید می‌کنیم.

ر-ذ) ماتریس ها را برای دو ویژگی به دست می آوریم و معیارها را محاسبه می کنیم.



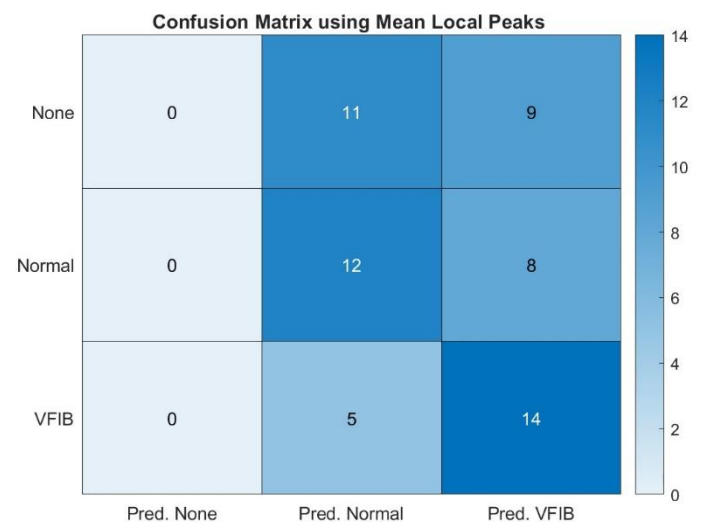
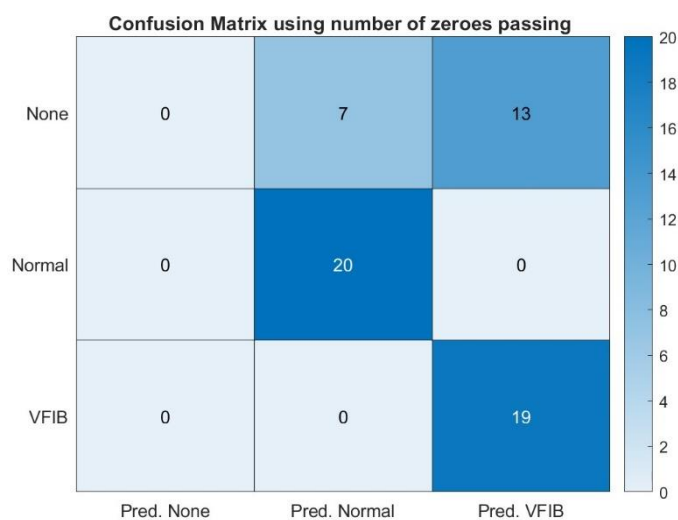
Sensitivity : Zero = 1                      Var = 0.7895

Specificity : Zero = 1                      Var = 0.9

Accuracy : Zero = 1                      Var = 0.8462

همانطور که مشاهده می شود هر دو ویژگی به خوبی توانسته اند تفکیک را انجام دهند اما ویژگی تعداد ۰ این عمل را به صورت ۱۰۰ درصدی و دقیق انجام داده است.

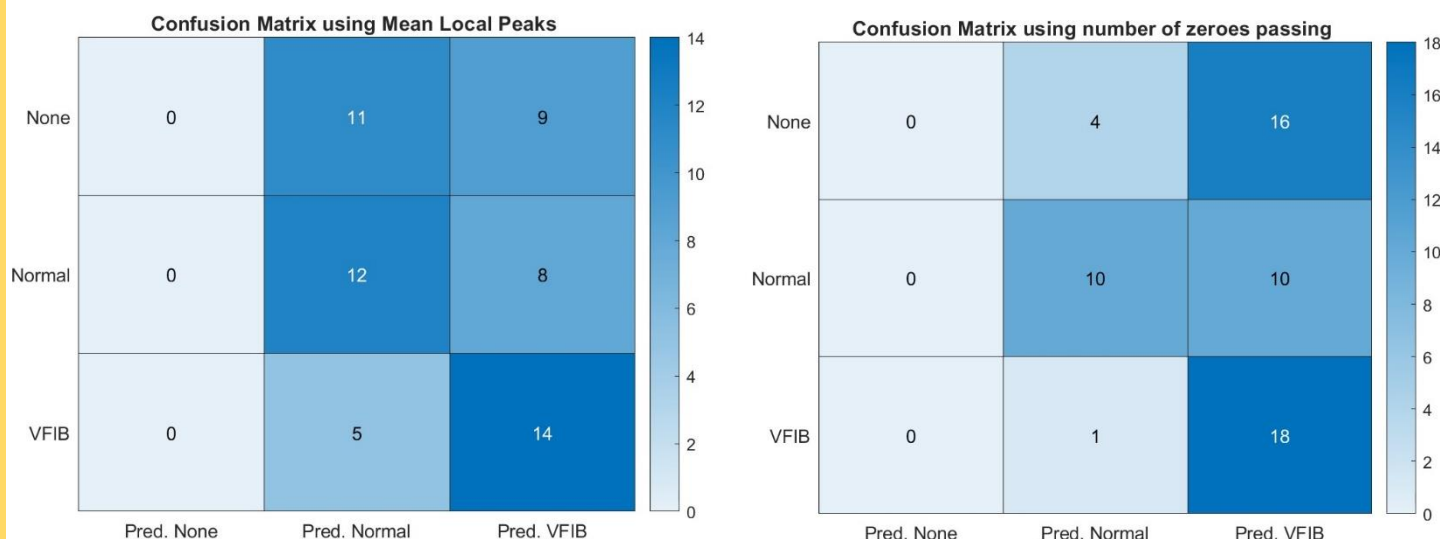
ز) هر دو روش اکسترمم های محلی که برای داده اول بهترین بود و تعداد گذرا از محور افقی که بهترین ویژگی برای داده دوم بود را بر روی داده دوم اعمال کرده و به وسیله معیارها و ماتریس ها مقایسه می کنیم.



Sensitivity : Zero = 1                      MLP = 0.7368  
 Specificity : Zero = 1                      MLP = 0.6  
 Accuracy : Zero = 1                      MLP = 0.6667

آشکار ساز اولی با میانگین گیری از اکستریم های محلی به دست می آید در صورتی که دومی تعداد گذر از محور افقی را در سیگنال نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود با آنکه ویژگی اول در داده اول جواب داده است اما در داده دوم کارایی خود را نداشته است.

ژ) ویژگی اول را مثل بالا در داده دوم و ویژگی دوم را در داده اول اعمال می کنیم. سپس ماتریس ها و معیارها را بدست آورده و نمایش می دهیم.



ماتریس سمت راست برای سیگنال ۴۲۲ و ماتریس سمت چپ برای سیگنال ۴۲۴ است.

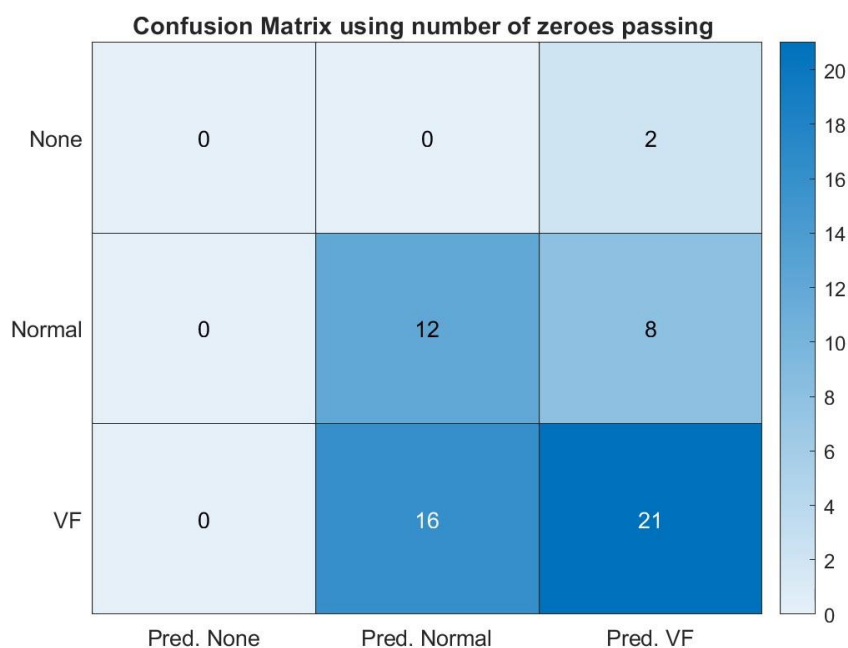
Sensitivity : Zero = 0.9474                      MLP = 0.7368  
 Specificity : Zero = 0.5                      MLP = 0.6  
 Accuracy : Zero = 0.7179                      MLP = 0.6667

مشاهده می کنیم که نمی توان لزوما یک طبقه بند را برای همه سیگنال ها اعمال کرد و با توجه به سیگنال، هر کدام طبقه بند بهینه خود را دارند. البته همچنان تعداد ۰ طبقه بند بهتری بوده است.

س) احتمالا آشکار سازهای حوزه فرکانس عملکرد کلی بهتری نسبت به حوزه زمان داشته باشند اما علاقه مند هستیم که همچنان از ویژگی گذرا از محور افقی استفاده کنم و بر روی سیگنال آخر اعمال کنم.

ویژگی را برای سیگنال آخر اعمال و سپس با ماتریس ها و معیارها میزان موفقیت در تشخیص را تحلیل می کنیم.

با توجه به هیستوگرام بدست آمده از سیگنال، ترشولد را مشخص کرده و آشکار ساز را اعمال می کنیم.



Sensitivity : Zero = 0.5676

Specificity : Zero = 0.6

Accuracy : Zero = 0.5789

مشاهده می شود که این ویژگی بر روی این سیگنال خوب عمل نکرده است. البته ویژگی های دیگر نیز موفق نبودند و تازه این بهترین حالتش است. معیارها نیز موفقیت نهایتا ۶۰ درصدی را نشان می دهند که اطمینان کمی است.

هر دو حالت تشخیص مریض در صورتی که سالم بوده است و تشخیص سالم در صورتی که مریض بوده است اتفاق افتاده اند. برای این ویژگی عبور از ۰ هر چه سیگنال سینوسی تر شود و از حالت ECG خارج شود احتمال تشخیص بهتر است و اگر این تغییر شکل ها کمتر فرق داشته باشند، احتمال خطا بیشتر است.