

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی برق و ریاضیاتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی سیستم‌های الکترونیک دیجیتال

طبقه‌بندی آریتمی قلبی با استفاده از تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی بین دو نمونه  
متوالی

نگارنده: سحر قدوسی

استاد راهنما

دکتر حسین مروی

استاد مشاور

دکتر سعیده فردوسی

بهمن ۹۵



مدیریت تحصیلات تکمیلی

بسمه تعالی

شماره: ۹۱۴۵۸.ت.س

تاریخ: ۱۳۹۵/۱۱/۱۸

ویرایش: - - - - -

فرم شماره ۷: صورتجلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای سحر قدوسی به شماره دانشجویی ۹۳۱۳۴۵۴ رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک که در تاریخ ۹۵/۱۱/۱۸ تحت عنوان:

طبقه بندی آریتمی قلبی با استفاده از تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی

با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می‌گردد:

قبول (با درجه: بسیار خوب امتیاز ۱۸,۵۴)  دفاع مجدد  مردود

نوع تحقیق: نظری  عملی

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۲- بسیار خوب (۱۸ - ۱۷/۹۹)

۳- خوب (۱۶ - ۱۷/۹۹)

۴- قابل قبول (۱۴ - ۱۵/۹۹)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	صمیم مرادی	رئیس هیأت	
۲- استاد راهنمای دوم	-	-	-
۳- استاد مشاور	ستوده فرزندی	استادیار	
۴- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	احسان رحیمی	استادیار	
۵- استاد ممتحن اول	هادی کراندو	استادیار	
۶- استاد ممتحن دوم	سید محمد حسینی آملی	رئیس هیأت	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده:

مهر دانشکده:



## تقدیم به:

پدرم، به او که نمی دانم از بزرگی اش بگویم یا مردانگی، سخاوت، سکوت، مهربانی و .....

پدرم راه تمام زندگیست

پدرم دلخوشی همیشگیست

مادر عزیزتر از جانم:

مادرم هستی من ز هستی توست تا هستم و هستی دارم دوست.

غمگسار جاودانی مادر است.

چشم سار مهربانی مادر است.

و به خانواده عزیزم

## تقدیر و تشکر:

سپاس و ستایش خدای را جل و جلاله که آثار قدرت او بر چهره روز روشن، تابان است و انوار حکمت او در دل شب تار، درفشان. آفریدگاری که خویشتن را به ما شناساند و درهای علم را بر ما گشود و عمری و فرصتی عطا فرمود تا بدان، بنده ضعیف خویش را در طریق علم و معرفت بیازماید.

با سپاس از سه وجود مقدس :

آنان که ناتوان شدند تا ما به توانایی برسیم ...

موهایشان سپید شد تا ما روسفید شویم ...

و عاشقانه سوختند تا گرمابخش وجود ما و روشنگر راهمان باشند ...

پدرانمان

مادرانمان

استادانمان

## تعهد نامه

اینجانب **سحر قدوسی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی سیستم‌های الکترونیک دیجیتال دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **طبقه‌بندی آریتمی قلبی با استفاده از تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی**، تحت راهنمایی **دکتر حسین مروی** متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا «Shahrood University of Technology» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مولدی که از موجود زنده (یا یافته‌های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مولدی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

### تاریخ

### امضای دانشجو

### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

\* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد

## چکیده

بیماری‌های قلبی دلیل اصلی مرگ و میرهای جهانی طبق گزارش سازمان سلامت جهانی است. در سال ۲۰۰۸ بین ۳ تا ۱۷ میلیون نفر به علت بیماری‌های قلبی، جان خود را از دست داده‌اند، که ۳۰٪ از مرگ و میرهای جهان را پوشش می‌دهد. سیگنال‌های قلبی رایج‌ترین صورت بررسی بیماری‌های قلبی و یک ابزار تشخیص مفید برای جداسازی بیماران از افراد سالم است، زیرا روشی ساده، ارزان و بدون ریسک می‌باشد. تشخیص آریتمی از ECG<sup>۱</sup> یک روش بسیار مناسب و مهم در تشخیص بیماری‌های قلبی و در توسعه هوشمند سیستم‌های کامپیوتری است. دقت تشخیص QRS و پیک R از سیگنال ECG برای کاربرد تحلیل‌های ECG نقش مهمی دارند.

در این پایان‌نامه، با استفاده از دو الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته<sup>۲</sup> و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، به استخراج پیک R و نقاط انتخابی بر روی موج QRS، پرداخته می‌شود. سپس ماکزیمم مقدار از میان نقاط عنوان شده، در هر QRS حاصل می‌شود. پس از استخراج نقاط عنوان شده و کاهش نمونه‌ها، ویژگی‌های استخراجی ورودی طبقه‌بندکننده‌های ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup> و k همسایگی نزدیک<sup>۴</sup>، قرار گرفته و عملکرد الگوریتم‌ها ارزیابی شده‌اند. پایگاه داده MIT-BIH مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از طبقه‌بندی‌های مورد اشاره، با نتایج مطالعات اخیر، مقایسه می‌شوند. در طی طبقه‌بندی‌های متفاوت، نتایج به دست آمده از آزمایشات انجام شده، دقت‌های بالای ۹۹٪ را گزارش می‌دهند و همچنین، نتایج حاصله مبین آنند، که الگوریتم‌های پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به مطالعات اخیر می‌باشند.

**کلمات کلیدی:** سیگنال الکتروکاردیوگرام، آریتمی، تبدیل فوریه کسری پیوسته، زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، ماشین بردار پشتیبان، k همسایگی نزدیک.

---

<sup>۱</sup> Electrocardiogram (ECG)

<sup>۲</sup> Fractional Fourier Transform (frft)

<sup>۳</sup> Support Vector Machine (SVM)

<sup>۴</sup> K Nearest Neighbor (KNN)

## فهرست مطالب

۱.....	فصل اول
۱.....	مقدمه
۲.....	۱-۱- مقدمه
۲.....	۲-۱- معرفی قلب
۳.....	۳-۱- ریتم طبیعی قلب
۴.....	۴-۱- موج‌ها و فواصل در ECG
۶.....	۵-۱- سیگنال‌های غیر طبیعی قلب
۷.....	۱-۵-۱- انواع ضربان غیرطبیعی قلب
۹.....	۶-۱- اهداف پایان‌نامه
۱۰.....	۷-۱- ساختار پایان‌نامه
۱۱.....	فصل دوم
۱۱.....	مرور مطالعات انجام شده
۱۲.....	۱-۲- مقدمه
۱۲.....	۲-۲- مرور کارهای دیگران
۴۱.....	۳-۲- نتایج انواع روش‌های استخراج ویژگی
۴۲.....	۴-۲- جمع‌بندی
۴۳.....	فصل سوم
۴۳.....	تئوری‌های استفاده شده
۴۴.....	۱-۳- مقدمه
۴۴.....	۲-۳- استخراج ویژگی
۴۵.....	۱-۲-۳- تبدیل فوریه کسری
۴۶.....	۱-۲-۳- تبدیل فوریه کسری پیوسته
۴۸.....	۲-۲-۳- خواص تبدیل فوریه کسری
۵۰.....	۳-۲-۳- کاربردها



۵۲	..... زاویه هندسی ۲-۲-۳
۵۴	..... طبقه بندی ۳-۳
۵۴	..... ماشین بردار پشتیبان ۱-۳-۳
۵۸	..... SVM چندکلاسه ۱-۱-۳-۳
۵۹	..... همسایگی نزدیک K-۲-۳-۳
۶۱	..... جمع بندی ۴-۳
۶۳	..... فصل چهارم
۶۳	..... الگوریتم پیشنهادی و نتایج
۶۴	..... مقدمه ۱-۴
۶۴	..... پایگاه داده ۲-۴
۶۷	..... الگوریتم پیشنهادی ۳-۴
۷۱	..... استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری ۱-۳-۴
۷۴	..... الگوریتم محاسبه تبدیل فوریه کسری سریع ۱-۱-۳-۴
۸۰	..... استخراج ویژگی توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی ۲-۳-۴
۸۷	..... نتایج حاصل از استخراج ویژگی الگوریتم‌های پیشنهادی در این پایان نامه و مقایسه با کارهای گذشته ۳-۳-۴
۹۰	..... طبقه بندی ۴-۳-۴
۹۲	..... نتایج طبقه بندی ۴-۴
۱۱۰	..... جمع بندی ۵-۴
۱۱۱	..... فصل پنجم
۱۱۱	..... جمع بندی و پیشنهادات
۱۱۲	..... مقدمه ۱-۵
۱۱۲	..... خلاصه و جمع بندی مساله ۲-۵
۱۱۵	..... پیشنهادات ۳-۵
۱۱۶	..... مراجع

## فهرست اشکال

- شکل ۱-۱- ریتیم طبیعی قلب (موج P نمایانگر دیپولاریزاسیون دهلیزها، کمپلکس QRS نمایانگر تحریک بطن‌ها و موج T رپولاریزاسیون بطن‌ها) [۶]..... ۳
- شکل ۱-۲- نمونه‌ای از فعالیت غیرطبیعی قلب [۱۰]..... ۶
- شکل ۱-۳- آریتمی LBBB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]..... ۷
- شکل ۱-۴- آریتمی RBBB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]..... ۸
- شکل ۱-۵- آریتمی PVC مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]..... ۸
- شکل ۱-۶- آریتمی APB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۵]..... ۹
- شکل ۱-۲- بلوک دیاگرام مراحل انجام کار در الگوریتم پیشنهادی [۱۸]..... ۱۳
- شکل ۲-۲- (A-۲) ماکزیمم محلی، (B) دو پیک R و آستانه اولیه (C) هر بخش سیگنال با آستانه اولیه در الگوریتم پیشنهادی [۲۳]..... ۲۰
- شکل ۲-۳- (A-۳) تبدیل فازور سیگنال با موقعیت بیت (B) سیگنال اصلی با موقعیت بیت در الگوریتم پیشنهادی [۲۳]..... ۲۱
- شکل ۲-۴- (A-۴) سیگنال اصلی، (B) خروجی باندگذر (C) خروجی مشتق گیری (D) خروجی فرایند مربع سازی (E) نتیجه پنجره انتگرال متوسط (F) سیگنال اصلی با تاخیر کلی انجام فرایند (G) جریان پالس خروجی در الگوریتم پیشنهادی [۲۴]..... ۲۳
- شکل ۲-۵- بلوک دیاگرام تشخیص QRS در الگوریتم OFFLINE [۲۵]..... ۲۵
- شکل ۲-۶- نمونه‌ای از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی [۲۵]..... ۲۵
- شکل ۲-۷- (A-۷) سیگنال ECG (B) اسپکترام سیگنال ECG [۲۶]..... ۲۸
- شکل ۲-۸- (A-۸) سیگنال ECG (B) اسپکترام ECG (C) انرژی شانون محلی [۲۶]..... ۲۸
- شکل ۲-۹- بلوک دیاگرام مراحل پردازش [۶]..... ۳۰
- شکل ۲-۱۰- نمودار تغییرات عملکرد آموزش شبکه با تعداد نرون های لایه مخفی [۶]..... ۳۰
- شکل ۲-۱۱- بلوک دیاگرام مراحل پردازش [۲۷]..... ۳۱
- شکل ۲-۱۲- مراحل پردازش سیگنال در الگوریتم پیشنهادی [۳]..... ۳۳
- شکل ۲-۱۳- بلوک دیاگرام مراحل کار [۳۳]..... ۳۸
- شکل ۳-۱- بررسی تبدیل فوریه کسری با زوایای مختلف [۳۷]..... ۵۱
- شکل ۳-۲- حذف نویز از سیگنال توسط تبدیل فوریه کسری [۳۷]..... ۵۲
- شکل ۳-۳- (A-۳) سیگنال ECG (B) زاویه مربوط به A [40]..... ۵۳
- شکل ۳-۴- مسئله جداپذیر خطی دو بعدی، نمونه‌های مثبت و منفی به ترتیب با دایره‌های سفید و خاکستری به ترتیب مشخص شده‌اند. بردار پشتیبان انتخاب شده با دایره‌های قرمز مشخص و حاشیه فاصله با D نشان داده شده است [41]..... ۵۶
- شکل ۳-۵- نگاشت داده‌ها با استفاده از تابع پایه شعاعی به فضایی با ابعاد بالاتر [42]..... ۵۸
- شکل ۳-۶- مسئله طبقه‌بندی K همسایگی نزدیک دو بعدی. نمونه‌های مثبت و منفی با استفاده از دایره‌های سفید و خاکستری به ترتیب مشخص هستند. نمونه تست با علامت ضربدر مشخص است.  $K=5$  نزدیکترین نمونه‌های آموزش با دایره قرمز نشان داده شده است [41]..... ۶۰

- شکل ۴-۱- بلوک دیاگرام کلی مراحل انجام الگوریتم‌های پیشنهادی ..... ۶۹
- شکل ۴-۲- سیگنال ECG اولیه الف (118.M ب) 100.M ..... ۷۲
- شکل ۴-۳- سیگنال ECG اولیه م 111.M ..... ۷۲
- شکل ۴-۴- سیگنال ECG اولیه الف (119.M ب) 102.M ..... ۷۳
- شکل ۴-۵- ضرایب خروجی (موهومی) تبدیل فوریه کسری سریع ( $A=0.3$ ) در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری پیوسته الف) ثابت 100.M ب) 111.M ..... ۷۶
- شکل ۴-۶- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع ( $A=0.3$ ) الف) 118.M ب) 100.M ..... ۷۸
- شکل ۴-۷- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع ( $A=0.3$ ) الف) 111.M ب) 102.M ..... ۷۹
- شکل ۴-۸- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده از 203.M در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع الف)  $A=1.9$  ب)  $A=0.9$  ..... ۸۰
- شکل ۴-۹- سیگنال ECG بعد از هموارسازی 100.M ..... ۸۲
- شکل ۴-۱۰- زاویه هندسی سیگنال ECG در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی (100.M) ..... ۸۲
- شکل ۴-۱۱- زاویه هندسی سیگنال ECG به همراه آستانه تطبیقی در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی الف) 100.M ب) 111.M ..... ۸۴
- شکل ۴-۱۲- D(N) برای ثبت 100.M در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی ..... ۸۵
- شکل ۴-۱۳- استخراج QRS از سیگنال اولیه ECG توسط پنجره حاصله D(N) در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی الف) 111.M ب) 100.M ..... ۸۵
- شکل ۴-۱۴- پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS استخراج شده توسط الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری سریع ( $A=0.1$ ) الف) 100.M ب) 119.M ..... ۸۷
- شکل ۴-۱۵- تشخیص کامل، 73٪ از فایل‌های مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه (تبدیل فوریه کسری پیوسته) ..... ۸۸
- شکل ۴-۱۶- تشخیص کامل، 71٪ از فایل‌های مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه (زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته) ..... ۸۸
- شکل ۴-۱۷- مقایسه قدرت تشخیص QRS و R در دو الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه و مراجع مشخص شده ..... ۸۹
- شکل ۴-۱۸- تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع POLY، در هر گروه ..... ۹۳
- شکل ۴-۱۹- SENSIVITY و ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع POLY، در هر گروه ..... ۹۴
- شکل ۴-۲۰- دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع POLY، در هر گروه ..... ۹۴
- شکل ۴-۲۱- نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع POLY، در هر گروه ..... ۹۵

- شکل ۴-۲۲- تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع QUADRATIC در هر گروه ..... ۱۰۰
- شکل ۴-۲۳- SENSIVITY ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع QUADRATIC در هر گروه ..... ۱۰۱
- شکل ۴-۲۴- نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع QUADRATIC در هر گروه ..... ۱۰۱
- شکل ۴-۲۵- دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع QUADRATIC در هر گروه ..... ۱۰۲
- شکل ۴-۲۶- نتایج طبقه‌بندی تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN ..... ۱۰۵
- شکل ۴-۲۷- نتایج SENSIVITY ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN ..... ۱۰۶
- شکل ۴-۲۸- نتایج دقت طبقه‌بندی شده ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN ..... ۱۰۶
- شکل ۴-۲۹- نتایج نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN ..... ۱۰۷

## فهرست جداول

- جدول ۱-۱- خواص ECG و شرح آن [۷]..... ۵
- جدول ۱-۲- انواع معیارهای ارزیابی در مطالعات اخیر..... ۴۰
- جدول ۲-۲- روشهای استخراج QRS و نتایج حاصله..... ۴۱
- جدول ۱-۳- خواص  $F\alpha$  [۳۶]..... ۴۹
- جدول ۱-۴- رکوردهای مورد استفاده در این پایاننامه از پایگاه داده..... ۶۶
- جدول ۲-۴- معیارهای ارزیابی الگوریتمهای پیشنهادی..... ۹۰
- جدول ۳-۴- نتایج طبقه‌بندی ویژگیهای استخراج شده از تبدیل فوریه کسری پیوسته سه کلاسه توسط SVM با تابع جداساز Quadratic در الگوریتم پیشنهادی..... ۹۷
- جدول ۴-۴- نتایج طبقه‌بندی ویژگیهای استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط SVM با تابع جداساز poly در الگوریتم پیشنهادی..... ۹۹
- جدول ۵-۴- نتایج طبقه‌بندی ویژگیهای استخراج شده از تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN در الگوریتم پیشنهادی..... ۱۰۴
- جدول ۶-۴- انواع روشهای استخراج ویژگی و طبقه‌بند و دقت طبقه‌بندی حاصله..... ۱۰۹



# فصل اول

## مقدمه

## ۱-۱- مقدمه

عملکرد بدن انسان به طور مداوم با سیگنال‌های الکتریکی، شیمیایی، شنوایی و ... در ارتباط است. این سیگنال‌ها اطلاعاتی دارند که به طور آنی قابل مشاهده نیستند، بلکه در ساختار این سیگنال‌ها نهفته است. استخراج اطلاعات از این سیگنال‌ها، در شرح دادن و تشخیص دادن شرایط پاتولوژیکی بسیار مفید است. مهم‌ترین دسته از این سیگنال‌ها، سیگنال‌های ناشی از فعالیت‌های الکتریکی قلب هستند. قلب یکی از اندام‌های حیاتی بدن است و به نیازهای بدن از جمله فعالیت‌های فیزیکی، فرآیند خواب و دیگر فاکتورها با تنظیم لحظه به لحظه خود نسبت به تنفس پاسخ می‌دهد. بنابراین برای تشخیص عملکرد قلب، به اندازه‌گیری‌های طولانی مدت، محاسبات کامپیوتری و تشخیص الگوهای ادواری نیاز است. فعالیت‌های الکتریکی ثبت شده قلب<sup>۱</sup> یکی از مهم‌ترین ابزار کاربردی برای تشخیص امراض قلبی می‌باشند. تحلیل این سیگنال‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا اغلب با انواع مختلفی از نویزها مختل می‌شوند. همچنین مشکل اصلی در تشخیص این امراض چگونگی کاربرد این سیگنال‌های قلبی است [۴-۱].

## ۱-۲- معرفی قلب

قلب یک اندام مله‌یچه‌ای است که مسئول پمپ خون به رگ‌ها به وسیله‌ی حرکات ضربان‌دار متناوب است و به این صورت خون را به همه‌ی نواحی بدن ارسال می‌کند. قلب انسان به طور متوسط حدود ۷۰ بار در دقیقه می‌تپد و در سمت چپ بدن در ناحیه‌ی سینه‌ای (توراسیک) قرار دارد. همواره بخشی از آن در حال فعالیت و بخشی در حال استراحت است و در هر بار ضربان، قلب به مدت ۰.۴ ثانیه در حال استراحت می‌باشد. بافت قلب نیز همچون دیگر بافت‌های بدن، نیاز به تغذیه دارد که تغذیه‌ی قلب بر عهده‌ی عروق

---

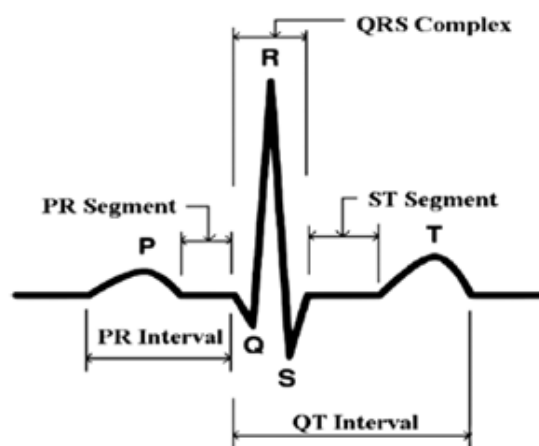
<sup>۱</sup> Electrocardiogram (ECG)



کروتری می‌باشد. انسان‌ها دارای یک قلب چهار حفره، شامل بطن چپ، بطن راست، دهلیز چپ و دهلیز راست می‌باشند [5].

### ۱-۳- ریتیم طبیعی قلب

ریتیم طبیعی قلب به ریتیم نرمال تپیدن قلب، گفته می‌شود، که بر روی نوار قلب به صورت مجموعه‌ای منظم از موج‌ها و فاصله‌ها است. در حالت طبیعی ریتیم طبیعی قلب ابتدا از گره سینوسی یا گره پیشاهنگ<sup>۱</sup> در دهلیز آغاز و سپس با انتقال از گره دهلیزی<sup>۲</sup> بطنی<sup>۲</sup> در بطن‌ها منتشر می‌شود. شکل (۱-۱) نشان دهنده ریتیم طبیعی قلب می‌باشد. در ادامه قسمت‌های مختلف شکل (۱-۱) شرح داده می‌شود [۵].



شکل ۱-۱- ریتیم طبیعی قلب (موج P نمایانگر دیپولاریزاسیون دهلیزها، کمپلکس QRS نمایانگر تحریک بطن‌ها و موج T نمایانگر رپولاریزاسیون بطن‌ها) [۶]

<sup>1</sup> Sinoatrial Node (S.A.N or SA)

<sup>2</sup> Atrioventricular Node (A.V.N or AV)

## ۱-۴- موج‌ها و فواصل در ECG

یک ECG طبیعی در چرخه قلبی شامل یک موج P، یک موج QRS، یک موج T و یک موج U بوده، که به طور نرمال در ۵۰ تا ۷۵ درصد ECGها موجود است، زیرا اغلب با موج T پوشیده می‌شود. خط مبنا در الکتروکاردیوگرام (قسمت افقی صاف) به عنوان قسمت ترسیم شده زیر موج T و ماقبل موج P بعدی و قسمت میانی موج P و زیر موج QRS اندازه‌گیری می‌شود. الکتروکاردیوگرام یا نوار قلب به نمودار ثبت شده فعالیت‌های الکتریکی قلب در یک دوره زمانی، از طریق قفسه سینه به وسیله الکترودهایی که به سطح پوست فرد متصل شده می‌گویند و از طریق دستگاه‌های خارجی از بدن، ثبت شده و به صورت مخفف با ECG یا EKG<sup>۱</sup> مشخص می‌شود. دستگاه الکتروکاردیوگراف، این نمودار را بر روی نوار کاغذی خط کشی شده‌ای به طور پیوسته ثبت می‌کند. اطلاعات ثبت شده روی آن نشان دهنده امواج الکتریکی محرک قلب است. همان‌طور که در شکل (۱-۱) مشخص است، سیگنال الکتروکاردیوگرام، در حالت طبیعی ابتدا موج تحریک الکتریکی دهلیز P را دارد. سپس موج تحریک الکتریکی بطن QRS دیده می‌شود. بازگشت سلول‌های بطنی از حالت تحریک شده به حالت عادی با موج T در نوار قلب دیده می‌شود. بازگشت سلول‌های دهلیزی از حالت تحریک شده به حالت عادی چون همزمان با تحریک سلول‌های بطنی است، در نوار قلب موج جداگانه‌ای را ایجاد نمی‌کند. دوره زمانی امواج و فواصل توضیح داده شده، به شرح مقابل می‌باشند: دوره زمانی موج P، ۰.۰۸ تا ۰.۱ ثانیه، موج QRS ۰.۰۶ تا ۰.۱ ثانیه، فاصله P-R ۰.۱۲ تا ۰.۲۰ ثانیه، فاصله Q-T کوچکتر مساوی ۴۴۰ ثانیه، فاصله S-T ۳۲۰ ثانیه، موج T ۱۶۰ ثانیه، قسمت ST ۸۰ تا ۱۲۰ ثانیه و قسمت PR ۵۰ تا ۱۲۰ ثانیه است. در جدول (۱-۱) ویژگی‌های ECG شرح داده شده‌اند [7].

<sup>۱</sup> Elektrokardiogram (EKG)

جدول ۱-۱ - خواص ECG و شرح آن [۷]

خواص	توصیف
فاصله R-R	فاصله میان پیک R و پیک R بعدی. نرخ ضربان قلب در حالت استراحت میان ۶۰ تا ۱۰۰ ضربان در دقیقه است.
موج P	در طول دپلاریزاسیون طبیعی دهلیزی، بردار الکتریکی هدایت شده از گره SA به طرف گره AV و پیشرفت از دهلیز راست به دهلیز چپ بوده که این حرکت باعث ایجاد موج P در ECG می‌شود.
فاصله PR	از ابتدای موج P تا ابتدای کمپلکس QRS اندازه‌گیری شده است فاصله PR زمان ایمپالس‌های الکتریکی رد شده از گره سینوسی از طریق گره AV به بطن‌ها را منعکس می‌کند. این فاصله یک تخمین خوب از عملکرد گره AV است.
بخش PR	به موج P و کمپلکس QRS متصل است. این فعالیت الکتریکی یک انقباض مستقیم را تولید نمی‌کند و صرفاً حرکت به سمت پایین، سمت بطن و بیشتر مرتبط با اطلاعات بالینی است.
موج QRS	دپلاریزاسیون سریع بطن‌های چپ و راست را منعکس می‌کند. بطن‌ها در مقایسه با دهلیزها توده عضلانی بزرگتری دارند. همچنین QRS دارای دامنه‌ای بزرگتر از موج P است.
قسمت ST	بین کمپلکس QRS و موج T است. این قسمت مدت زمانی که بطن‌ها دپلاریزه هستند را نشان می‌دهد.
موج T	بهبود بطن‌ها و فاصله از QRS تا راس T را نشان می‌دهد.
فاصله QT	از ابتدای QRS تا پایان موج T اندازه‌گیری می‌شود. چنانچه این فاصله طولانی شود، یک فاکتور خطر برای فعالیت‌های غیرطبیعی بطنی و مرگ ناگهانی است.
موج U	به طور طبیعی دارای دامنه کوچک و اغلب به طور کامل حضور ندارد. همواره موج T را در جهت و دامنه دنبال می‌کند. اگر این قسمت برجسته شود، نشان از هیپوکالمی یا پرکاری تیروئید است.

تغییر در هر کدام از قسمت‌های مشخص شده در شکل (۱-۱) می‌تواند نشانی از فعالیت‌های غیرطبیعی قلب<sup>۱</sup> باشد. فعالیت‌های غیرطبیعی قلب به همان ضربان‌های نامنظم و نامرتب قلب گفته می‌شود. در یک ضربان قلب سالم، خط مبنا برابر با خط ایزوالکتریک (۰ میلی‌ولت) در چرخه قلبی نشان می‌دهد، که جریانی در پایانه‌های مثبت و منفی لیدهای ECG وجود ندارد. هرچند در یک قلب مریض ممکن است خط مبنا برآمده باشد. قسمت ST عموماً نزدیک خط مبنا بوده، زمانی که بطن‌ها کاملاً دپلاریزه می‌شوند و بنابراین هیچ جریانی در لیدهای ECG جریان ندارد، هنگامی که ECG ثبت شده، خط صفر میلی‌ولت را نشان نمی‌دهد، خط مبنای فرورفته اغلب فرم یک برآمدگی در قسمت ST و بالعکس به خود می‌گیرد و

<sup>1</sup> Arrhythmia

نشان از بیماری است. به طورمثال تغییر در قسمت ST نشان‌دهنده بیماری ایسکمی<sup>۱</sup> ماهیچه‌های قلب است. همچنین تغییر در فواصل R-R با ضربان‌های زودرس قلب مرتبط است [۸-۹]. شکل (۱-۲) نشان-دهنده نمونه‌ای از فعالیت غیرطبیعی قلب می‌باشد، زیرا قسمت ST دچار تغییر شده است.



شکل ۱-۲- نمونه‌ای از فعالیت غیرطبیعی قلب [۱۰]

## ۱-۵- سیگنال‌های غیر طبیعی قلب

به فعالیت‌های الکتریکی غیرطبیعی قلب آریتمی گفته شده، همان‌طور که در بخش‌های قبل به آن اشاره شد. ضربان‌های قلب ممکن است کند یا سریع و یا ممکن است نامنظم و نامرتب باشند. از انواع آریتمی قلبی می‌توان به تاکیکاردی<sup>۲</sup> و برادیکاردی<sup>۳</sup> اشاره کرد. تاکیکاردی به ضربان‌های سریع قلبی و برادیکاردی به ضربان‌های کند قلبی گفته می‌شوند. بسیاری از آریتمی‌ها، تهدیدکننده زندگی و یا حتی باعث ایست قلبی شده و همچنین برخی دیگر از آریتمی‌ها می‌توانند، غیرمحسوس باشند. این بیماری توانسته در حفره‌های بالای قلب (دهلیز) و یا در حفره‌های پایینی قلب (بطن) و در هر سنی رخ دهد [۱۱-۱۳]. در ادامه چند نوع از معروف‌ترین و پرکاربردترین سیگنال‌های غیرطبیعی قلب در راستای تحلیل سیگنال‌های قلبی، معرفی و نشان داده شده‌اند.

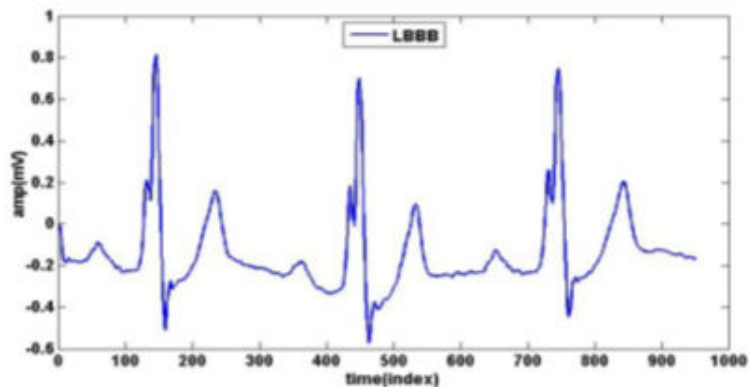
<sup>۱</sup> Ischemia

<sup>۲</sup> Tachycardia

<sup>۳</sup> Bradycardia

## ۱-۵-۱ - انواع ضربان غیرطبیعی قلب

در این زیربخش، به معرفی چند نمونه از سیگنال‌های آریتمی مرتبط با عملکرد قلب، پرداخته می‌شود. LBBB<sup>۱</sup>: شرایط غیرطبیعی قلب است که در نوار قلب مشاهده شده است. در این شرایط، فعالیت بطن چپ نسبت به بطن راست تاخیر دارد، که باعث انقباض دیرتر بطن چپ از بطن راست می‌شود. نمونه‌ای از LBBB در شکل (۱-۳) نشان داده شده است [۱۴].

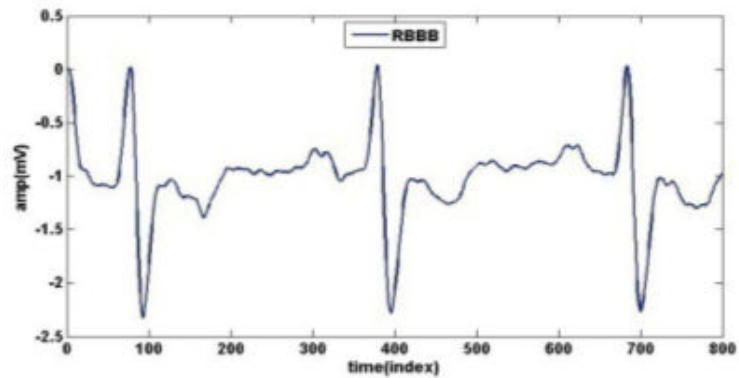


شکل ۱-۳ - آریتمی LBBB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]

RBBB<sup>۲</sup>: یک نقص در سیستم هدایت الکتریکی قلب است. در طی یک RBBB بطن راست به طور مستقیم توسط ایمپالس‌های متحرک از طریق شاخه راست فعال نیست، هرچند بطن چپ هنوز توسط شاخه چپ به طور طبیعی فعال است. این ایمپالس‌ها توانایی حرکت در میان میوکاردیوم بطن چپ به بطن راست و دیپلاریزاسیون بطن راست را دارند. RBBB معمولاً عوامل پاتولوژیکی دارد و در میان افراد سالم نیز مشاهده می‌شود [5]. نمونه‌ای از RBBB در شکل (۱-۴) نشان داده شده است.

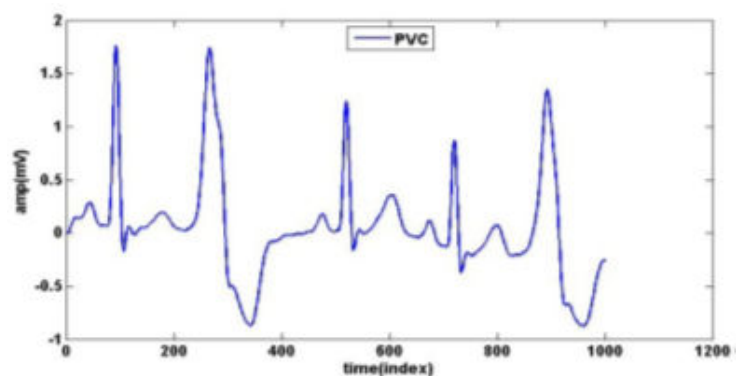
<sup>۱</sup> Left Bundle Branch Block (LBBB)

<sup>۲</sup> Right Bundle Branch Block (RBBB)



شکل ۱-۴- آریتمی RBBB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]

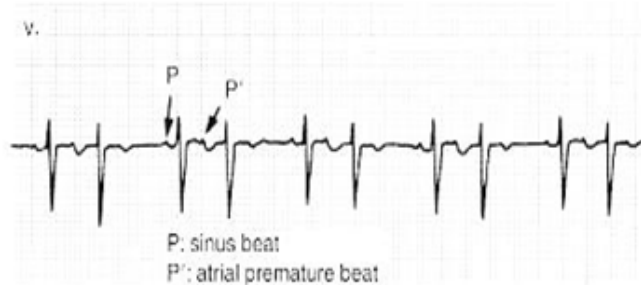
<sup>۱</sup>PVC : به عنوان انقباض زودرس بطنی، ضربان زودرس بطنی و یا موج زودرس بطنی نیز شناخته می-شود. یکی از رویدادهای نسبتاً شایع قلبی است. هنگامی که ضربان‌های قلب از ایفای پورکنژ در بطن‌ها به جای گره سینوسی آغاز شوند، وجود این بیماری را نشان می‌دهد و به صورت تپش قلب در قفسه سینه احساس می‌شود. تک ضربان PVC معمولاً علائم خطری ندارد و توانسته در افراد سالم نیز بدون علامت باشد [15]. نمونه‌ای از PVC در شکل (۱-۵) نشان داده شده است.



شکل ۱-۵- آریتمی PVC مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۴]

<sup>۱</sup> Premature Ventricular Contraction (PVC)

<sup>1</sup> APB : از انواع دیگر آریتمی‌های قلبی است، که با ضربان‌های قلبی زودرس مشخص و منشا آن در دهلیز است. هنگامی که گره سینوسی، معمولاً ضربان قلب، را در طول ریتم سینوسی طبیعی قلب تنظیم می‌کند، APB زمانی رخ داده که منطقه دیگری از دهلیز، پیش از گره سینوسی دپلاریزاسیون دارد و باعث ضربان قلب زودرس می‌شود. علت APB نامشخص است، در حالی که بسیاری از شرایط مستعد کننده وجود دارد. APB معمولاً در افراد جوان و سالمندان سالم بدون بیماری قلبی رخ داده و اغلب بدون علامت بوده اما گاهی اوقات نیز باعث تپش قلب می‌شود [۱۶-۱۷]. نمونه‌ای APB در شکل (۱-۶) نشان داده شده است.



شکل ۱-۶-آریتمی APB مشاهده شده در سیگنال ECG [۱۵]

## ۱-۶- اهداف پایان‌نامه

در این پایان‌نامه، هدف ارائه الگوریتمی مناسب برای استخراج ویژگی‌های مطلوب از سیگنال‌های حیاتی الکتروکاردیوگرام، به منظور تحلیل سیگنال‌های قلبی می‌باشد. در مطالعه پیش رو از دو تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی برای ایجاد ماتریس ویژگی‌ها، استفاده می‌شود. در نهایت ماتریس ویژگی‌ها، برای امر طبقه‌بندی، به طبقه‌بندهای متفاوتی داده می‌شوند، که در فصل سوم معرفی می‌شوند. الگوریتم‌های پیش‌رو در جهت تحلیل سیگنال‌های غیرخطی و غیر ایستا مناسب می‌باشند.

<sup>1</sup> Atrial Premature Beat (APB)

## ۱-۷- ساختار پایان نامه

در فصل اول درباره قلب و ویژگی‌های آن توضیح داده شد. در فصل دوم به بررسی مطالعات انجام شده در زمینه تحلیل و پردازش سیگنال‌های قلبی با استفاده از الکتروکاردیوگرام، پرداخته خواهد شد. در فصل سوم به تفصیل به معرفی تئوری‌های استفاده شده در این پایان‌نامه در رابطه با استخراج ویژگی و کلاسه‌بندی پرداخته می‌شود. در فصل چهارم مراحل استخراج ویژگی و طبقه‌بندی و نتایج حاصل از انجام الگوریتم‌های عنوان شده توضیح داده خواهد شد و در فصل آخر جمع‌بندی و پیشنهادات مطرح می‌شوند.



## فصل دوم

مرور مطالعات انجام شده

## ۲-۱- مقدمه

تشخیص به هنگام بیماری‌های قلبی از روی سیگنال‌های ECG با استفاده از کامپیوتر به منظور کاهش نرخ مرگ و میر در میان بیماران قلبی حائز اهمیت است. تشخیص سیگنال‌های غیر طبیعی قلب یک کار چالش برانگیز از روی سیگنال‌های ECG است و از طریق نگاه پیوسته بر روی نوار قلب توسط پزشکان امری خسته‌کننده و زمان بر است، که حتی ممکن است سبب تشخیص‌های نادرست شود، در نتیجه استفاده از روش‌ها و الگوریتم‌های مناسب برای استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال و طبقه‌بندی‌های قدرتمند برای تشخیص‌های به موقع و درست بسیار مفید و پرکاربردند. در ادامه به بررسی چند مطالعه در زمینه استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG و تشخیص موج QRS پرداخته خواهد شد.

## ۲-۲- مرور کارهای دیگران

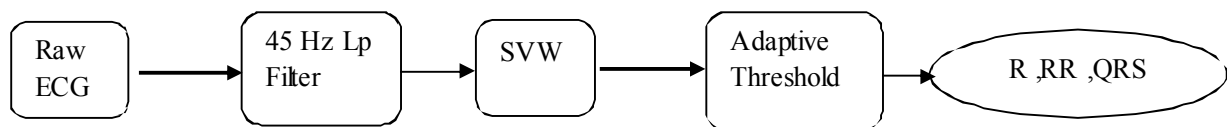
در این بخش مطالعات انجام شده در زمینه مربوطه، در سال‌های اخیر بررسی می‌شود. ابتدا به مرور چند بررسی و مطالعه در زمینه استخراج ویژگی و استخراج موج QRS پرداخته شده و سپس بررسی مطالعات طبقه‌بندی و نحوه استخراج ویژگی مربوط به آن‌ها، بیان خواهند شد.

در [۱۸] اینگ لو (Ying Liu) و همکاران او، از روش شیب بردار موج<sup>۱</sup> برای استخراج موج QRS و ارزیابی فاصله دو پیک متوالی استفاده کرده‌اند. در این مطالعه دو مرحله عملیاتی شامل مرحله دیفرانسیل خطی و تقویت کنندگی غیرخطی وجود دارد. مرحله دیفرانسیل خطی برای اتخاذ بردار شیب مطلوب و مرحله تقویت کنندگی غیرخطی برای بهبود نسبت سیگنال به نویز بوده که در سیگنال‌های آغشته به نویز نیز، استخراج موج با حداقل خطا صورت پذیرد. QRS بازه فرکانسی بین ۴ تا ۴۴ هرتز را دارا بوده، در حالی که در حوزه زمانی عرضی بین ۰.۰۴ ثانیه تا ۰.۱ ثانیه و یا بین ۰.۰۶ ثانیه تا ۰.۱ ثانیه را شامل می‌شود.

<sup>1</sup> Slope Vector Waveform (SVW)

در ادامه برای بررسی سیگنال‌های مورد نظر مرحله تشخیص QRS خود نیز شامل دو مرحله پیش‌پردازش و مرحله تشخیص است. مرحله پیش‌پردازش و مرحله تشخیص به ترتیب برای افزایش تشخیص صحیح QRS و تعیین پیک R مورد نظر، با استفاده از یک آستانه می‌باشد.

ابتدا سیگنال خام به یک فیلتر پایین‌گذر برای حذف نویز با فرکانس قطع ۴۵ هرتز داده شده که در شکل (۱-۲) مشخص است. فیلتر پایین‌گذر معمولاً در پردازش سیگنال حقیقی استفاده شده، پس از حذف نویز با استفاده از فیلتر پایین‌گذر، بردار شیب موج (SVW) برای تشخیص QRS و پس از آن کاربرد آستانه برای تعیین R استفاده شده است. روش SVW دارای مشکل حساسیت نسبت به فرکانس بالا بوده در حالی که توانایی محدود کردن سیگنال فرکانس پایین را دارد. در نهایت عملکردی بالاتر از ۹۰٪ حاصل شده است. در [18] برای تحلیل و ارزیابی عملکرد روش عنوان شده از پایگاه داده MIT-BIH استفاده شده است. در بلوک دیاگرام (۱-۲) مراحل انجام کار در این مطالعه نشان داده شده است.



شکل ۱-۲- بلوک دیاگرام مراحل انجام کار در الگوریتم پیشنهادی [۱۸]

هان دین (H. A. N Din.) و همکارانش در [۱۹] با استفاده از توابع موجک با خواص متفاوت چون خطی، موقعیتیابی زمان فرکانس، برای تشخیص QRS استفاده کرده‌اند. در [19] کاهش چشم‌گیر خطای تشخیص QRS با میانگین خطای کاهش یافته معادل ۰.۷۵٪ گزارش شده است. در این مطالعه از تابع موجک مرتبه سوم غیرمتعامد استفاده شده است. مساله تشخیص صحیح با حضور نویز در سیگنال‌های حقیقی بسیار مشکل شده و در نتیجه تجهیزات تشخیص بایستی مجهز به سیستم‌های تشخیص با دقت بالا باشند که احتمال بر افزایش هزینه برای ساخت تجهیزات و سیستم‌های تشخیصی مطلوب است. در

مسیر فیلترینگ، فیلترینگ مناسب برای تشخیص دقیق شامل فیلترهای باندگذر و فیلترهای زمانی است و همچنین تعیین عرض باند فیلتر و عرض گلببرگهای کناری فیلتر بسیار مشکل است، که عرض باند یک مصالحه بین نویز و مولفه‌های فرکانسی بالای سیگنال است، در حالی که عرض پنجره کناری با مصالحه بین تشخیص نادرست و از دست رفته حاصل می‌شود. تبدیل موجک بر خلاف قدرت‌مندی در مسیر حذف نویز گاهی هزینه‌بر و زمان‌گیر است، زیرا بایستی تابع موجک و سطح تجزیه مناسب نیز انتخاب شود. توابع موجک شامل دو خانواده متعامد و دومتعامد هستند. توابع موجک متعامد قادر به فراهم کردن تقارن در حوزه زمان نیستند، در نتیجه یک شیفت فاز غیرخطی در طی آنالیز صورت می‌گیرد. در نتیجه در تحلیل سیگنال‌هایی مانند ECG که توپولوژی سیگنال حائز اهمیت است، کار را دچار مشکل می‌کند، در زمانی که توابع دومتعامد پیچیدگی کار را افزایش داده اما توابع موقعیتی (زمانی) متقارن را ارائه می‌دهند و مانع شیفت غیر خطی فاز سیگنال می‌شوند. در نتیجه زمانی که شکل حوزه زمان سیگنال حائز اهمیت باشد، در حالی که بازسازی مورد نظر نباشد، کاربرد توابع موجک دومتعامد مناسب است. در این توابع پاسخ ضربه تجزیه و بازسازی یکسان نیستند. در این مطالعه سیگنال به طول مشخص تقسیم شده و سپس بر روی هر قسمت تبدیل موجک محاسبه شده است. طول هر بخش سیگنال با مصالحه بین زمان محاسبات و دقت عملیاتی تعیین شده است.

همپوشانی ۷۵٪ بین پنجره‌های قرار گرفته شده بر روی سیگنال، در نظر گرفته شده و ماکزیمم محلی، مقادیر قدر مطلق خروجی تبدیل موجک حاصل شده است که برای هر مقیاس از میزان آستانه موردنظر تجاوز کرده است. آستانه در این مطالعه به طور تجربی در مسیر کاهش خطاها انتخاب شده است. سپس به طور تجربی حدود ۶۵٪، ۵۰٪، ۴۰٪ مقادیر ماکزیمم تبدیل موجک در هر بخش در مقیاس‌های ۱ و ۲ و ۳ به ترتیب انتخاب شده و بهترین نتیجه را به همراه داشته است. در این مطالعه از ۲۵ داده ثبت شده در ۴ دقیقه که در مجموع ۱۰۰ دقیقه داده را شامل شده، از پایگاه داده MIT-BIH استفاده شده که دارای ۸

هزار موج QRS است. تنها در رکورد ۲۰۷ دچار مشکل شدید است، زیرا شیب QRS بسیار کم است. همچنین، از سه ویژگی مهم بیشترین دامنه، بیشترین شیب و بیشترین انرژی در QRS استفاده کرده‌اند.

در [۲۰] بشیرالدین شاه شیک (Shaik, Basheeruddin Shah) و همکارانش با کاربرد تکنیک آستانه-گذاری تطبیقی بر روی اسپکتروگرام محاسبه شده، با استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه<sup>۱</sup>، به تشخیص موج QRS پرداخته‌اند. این مطالعه شامل پیش‌پردازش سیگنال خام، محاسبه STFT و استفاده از تکنیک آستانه‌گذاری نام برده شده است. تشخیص موج QRS کار مشکلی به خاطر عوامل متعددی چون نویز است. همچنین تبدیل فوریه در راستای تحلیل توزیع انرژی این سیگنال‌ها چون ECG دچار ضعف واقع می‌شود، زیرا سیگنال‌های مذکور غیر ایستاد هستند و این پدیده نیازمند یک تخمین طیفی در طی زمان است. در نتیجه در [20] به سراغ تبدیلی زمان فرکانسی برای تحلیل سیگنال رفته‌اند. این تبدیل، تبدیل کوتاه شده فوریه کلاسیک با ضرب کردن یک پنجره با طول مشخص و ثابت در سیگنال مورد تحلیل حاصل شده است، اما مهم‌ترین ضعف STFT، ثابت بودن طول پنجره ضرب شده است. در مرحله پیش‌پردازش با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر به حذف نویز خطوط برق که فرکانسی حدود ۵۰ یا ۶۰ هرتز را دارا بوده و بر روی دامنه کوچک سیگنال تاثیر به سزایی دارد، استفاده شده است. با حذف نویز نرخ سیگنال به نویز بهبود یافته و باعث کاهش آستانه گذاری شده است. پس از حذف نویز، سیگنال از یک فیلتر با فرکانس عبور بین ۵ تا ۱۵ هرتز برای افزایش انرژی QRS عبور داده شده است. در این مطالعه بازه فرکانسی ۸ تا ۲۰ هرتز پیشنهاد شده است. بعد از آن، تبدیل فوریه کوتاه شده بر روی سیگنال اعمال و چگونگی توزیع فرکانس‌ها در سیگنال ECG مشخص شده است. قبل از آستانه به نرمالیزاسیون خروجی تبدیل مذکور پرداخته شده تا مولفه‌های خاص در بازه ۸ تا ۱۵ هرتز استخراج شوند. در مرحله آخر آستانه‌گذاری صورت گرفته و بر مبنای آن QRS استخراج شده است. مرحله آستانه‌گذاری شامل دو بخش آموزش و تشخیص

---

<sup>1</sup> Short Time Fourier transform (STFT)

بوده که در فاز آموزش داده‌های ۲ ثانیه‌ای برای تعیین مقدار اولیه آستانه مورد نظر استفاده شده است. سپس دو گروه متوسط نرخ قلب، فاصله RR محاسبه شده، که یک گروه متوسط هشت ضربان متوالی هم و دیگری متوسط هشت ضربان متوالی است که RR آن در رنج ۹۲-۱۱۶٪ RR جاری قرار گیرد، که این امر مناسب برای جستجوی QRS از دست رفته است. در نتیجه در این مطالعه دو آستانه وجود داشته است که یک آستانه  $\frac{1}{4}$  دیگری است. برای شروع، دو آستانه بزرگ بوده و زمانی که QRS تشخیص داده نشده، کاهش یافته است و در فاصله زمانی معین  $RR/116$  در جریان است. چنانچه فاصله زمانی میان دو پیک متوالی کم‌تر از ۳۶۰ میلی‌ثانیه بوده نیازمند تعیین آن است، که موج T یا موج QRS است، که با اطلاعات شیب موج تصمیم‌گیری انجام شده، که اگر QRS باشد، دارای شیب بیشتری است. در [20] محاسبات زمان‌بر، در کنار ضعف STFT عنوان شده، بررسی شده است. در این مطالعه حساسیت، کیفیت و نرخ تشخیص به ترتیب برابر ۹۹.۵۶٪، ۹۹.۵۲٪ و ۰.۹۳٪ بر روی پایگاه داده MIT-BIH حاصل شده است.

مرجع [۲۱] ردریگز (Rodríguez) و همکاران از تبدیل هیلبرت، برای استخراج ویژگی از سیگنال ECG استفاده کرده‌اند. در این مطالعه ابتدا از فیلتر باندگذر برای حذف نویز استفاده و سپس دیفرانسیل بر روی سیگنال صورت گرفته است. پس از آن تبدیل هیلبرت و آستانه‌گذاری تطبیقی برای تشخیص QRS مورد استفاده قرار گرفته است. در مرحله آخر از تحلیل  $PCA^1$  برای استخراج ویژگی استفاده کرده‌اند. ۱۹ رکورد از پایگاه داده MIT-BIH برای تست روش صورت گرفته شده، استفاده شده است. در این تحلیل برای تشخیص R آستانه‌ای معرفی شده که با تغییر پلاریته R یعنی مثبت یا منفی شدن آن، تشخیص درست صورت گیرد. در نتیجه ابتدا از یک فیلتر باترورث مرتبه ۶ برای حذف نویز ماهیچه استفاده شده است. در فیلتر باترورث، در باند فرکانسی، فرکانس شروع ۵ هرتز و فرکانس قطع ۱۵ هرتز بوده و نویز

<sup>1</sup>Princip Component Analysis (PCA)

اختلالات خط مبنا، را حذف کرده و باعث سرکوب موج‌های P,T و تقویت موج QRS شده است. در مرحله دیفرانسیل سازی شیفت خط مبنا و اختلالات حرکات مصنوعی حذف شده‌اند. پس از حذف نویز، تبدیل هیلبرت بر روی سیگنال اعمال شده و سپس با کاربرد یک جفت آستانه محدود شده بالا و پایین، R استخراج شده است. در مرحله بعد با کاربرد PCA مولفه‌های اساسی سیگنال استخراج شده‌اند. این روش عنوان شده برای فایل‌های نامطلوبی چون 108.m، 117.m خوب عمل کرده، اما برای رکورد 228.m حساسیت مناسبی حاصل نکرده است.

در [۲۲] پوجا سابهروال (Pooja Sabherwal) الگوریتمی در دو مرحله عنوان کرده است. در مرحله اول تولید سیگنال ECG با یک شبیه‌ساز متلب گسترش یافته و در مرحله دوم با استفاده از تبدیل موجک سیگنال حذف نویز شده و در مرحله نهایی به استخراج پیک R از سیگنال مذکور و محاسبه ضربان پرداخته شده است. تبدیل موجک برخلاف تبدیل STFT دارای پنجره با طول متغیر است و برای فرکانس‌های بالا عرض پنجره کوچک و بالعکس بوده و در نتیجه تبدیلی قوی‌تر می‌باشد. اما در این تبدیل مساله یافتن یک تابع موجک مناسب و سپس بازگرداندن مولفه‌های خاص فرکانسی به حوزه زمانی کاری دشوار و انتخاب تابع موجک نیز به نوع سیگنال مورد تحلیل وابسته است. در این مطالعه عنوان شده که تابع موجک Db4 مشابه QRS بوده و برای استخراج ویژگی مورد استفاده قرار گرفته است. همان‌طور که عنوان شد، از تبدیل موجک گسسته برای حذف نویز استفاده شده و پس از آن ضرایبی که مقدار کم‌تری از آستانه عنوان شده داشته باشند، حذف شده‌اند. در مرحله آخر یک مجموعه ضرایب جزئیات خاص سیگنال تجزیه شده برای تشخیص R نگه داشته شده‌اند.

رائول الونسو آلوارز (Raúl Alonso Álvarez) و همکاران در [۲۳] به بررسی سه الگوریتم تشخیص QRS پرداخته و نتایج حاصل از ارزیابی سه الگوریتم، بیان از مناسب بودن آن‌ها داشته و قیاس بین آن‌ها انجام شده است. در پردازش سیگنال ECG، مساله حائز اهمیت تشخیص با دقت ضربان‌هاست، چون عملیاتی

پایه‌ای برای انجام عملیات، بعدی است. انرژی ضربان‌ها در QRS تعیین موقعیت و بیشتر از قسمت‌های دیگر در حالت طبیعی است، پس برای تشخیص درست با دقت بالای استخراج QRS حائز اهمیت است. در اکثر مطالعات و الگوریتم‌ها، قبل از مرحله تشخیص، یک مسیر فیلترینگ استفاده کرده‌اند تا نویز سیگنال مربوطه را حذف یا دامنه امواج P,T را تقلیل دهند. برخی الگوریتم‌ها از فیلتر باندگذر که شامل فیلتر بالاگذر و پایین‌گذر است استفاده کرده و برخی دو فیلتر را جداگانه استفاده کرده‌اند. در این مطالعه بررسی دو الگوریتم مبنی بر فیلترهای دیجیتال شامل الگوریتم Pan and Tampakins و Hamilton and Tampakins و الگوریتمی شامل تبدیل فازور انجام شده است. الگوریتم Pan and Tampakins الگوریتمی سریع است که در برابر تغییرات سریع سیگنال آماده و در برابر نویز، تشخیص مناسبی دارد. الگوریتم Hamilton and Tampakins مشابه الگوریتم Pan and Tampakins با این تفاوت که در مرحله تصمیم‌گیری پیچیده‌تر است. روش مبنی بر فاز، یک الگوریتم جدید و نوظهور از سال ۲۰۱۰ است و روشی مقاوم و با بار محاسباتی کم معرفی می‌شود.

### الگوریتم Pan and Tampakins:

در این روش شیب موج R که جز ویژگی‌های عمومی تعیین موقعیت QRS و هرچند نامناسب و ناکافی است، استفاده شده و در نتیجه تحلیل مبنی بر شیب و دامنه و عرض سیگنال افزوده شده است. در مرحله پیش‌پردازش سیگنال برای مرحله تشخیص آماده شده و نویز حذف شده و سیگنال هموار، آماده پردازش - های بعدی قرار گرفته است. ابتدا سیگنال از فیلتر باندگذر برای حذف نویز و تضعیف امواج P,T عبور کرده است. فیلتر پایین‌گذر برای حذف نویز و فیلتر بالاگذر برای تضعیف امواج نام برده شده، استفاده شده است. فیلتر بالاگذر دیجیتال نرخ سیگنال به نویز را بهبود بخشیده است. در مرحله بعد مشتق برای سیگنال خروجی فیلتر شده محاسبه شده، تا اطلاعات شیب QRS حاصل شود. در نهایت پنجره انتگرال - گیری متوسط استفاده شده است. طول پنجره انتگرال بسیار حائز اهمیت است، زیرا باید همواره شامل



حداقل یک موج QRS شود. در این مطالعه بهترین سایز پنجره ۱۵۰ میلی‌ثانیه است. البته قابل توجه است که مراحل فیلترگذاری و مشتق‌گیری باعث ایجاد تاخیر شده، که باید در پردازش‌های بعدی در نظر گرفته شود. در مرحله تصمیم‌گیری، دو آستانه بر روی دو سیگنال عبور داده شده از انتگرال متوسط به کار برده شده است. با استفاده از این آستانه‌ها در هر دو سیگنال قابلیت اطمینان تشخیص در مقایسه با تنها استفاده یک آستانه بهبود یافته است. ابتدا الگوریتم تشخیص ماکزیمم محلی توسعه‌یافته برای تعیین تمام ماکزیمم‌های سیگنال استفاده شده تا پیک سیگنال از نویز متمایز شود. ماکزیمم محلی بیشترین مقدار سیگنال در یک بازه معین است. در این مطالعه بهترین نتیجه در بازه ۸۰ نمونه‌ای حاصل شده است. البته تعیین مناسب این بازه حائز اهمیت و مساله ساز است، زیرا در فاصله کم‌تر، پیک‌ها بیشتر و در فاصله بیشتر، پیک‌ها از دست رفته است. سپس آستانه‌ای استفاده شده تا به طور اتوماتیک به جداسازی خودکار بین سیگنال مطلوب و نویز پرداخته باشد. آستانه‌ها در رابطه‌های (۱-۲) و (۲-۲) و (۳-۲) و (۴-۲) نشان داده شده‌اند:

$$SPKI=0.125PEAKI+0.875SPKI \quad (1-2)$$

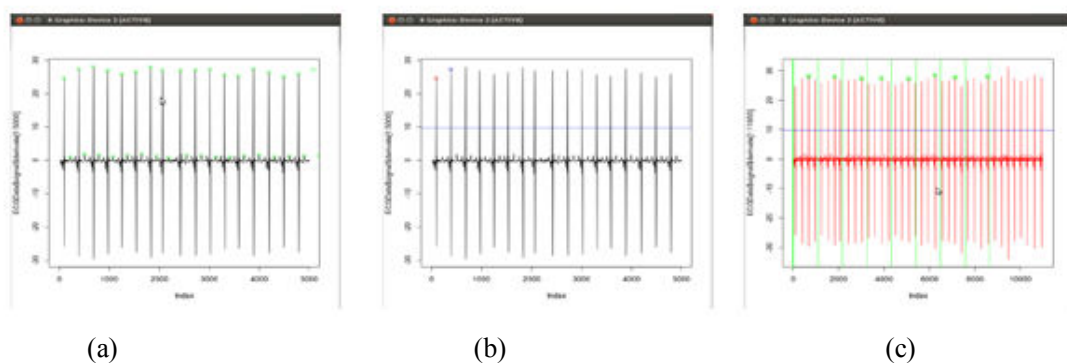
$$NPKI=0.125PEAKI+0.875NPK \quad (2-2)$$

$$THR1=NPKI+0.25 (SPKI-NPKI) \quad (3-2)$$

$$THR2=0.5THR1 \quad (4-2)$$

NPKI پیک‌های نویز و SPKI پیک‌های سیگنال است. PEAKI پیک سیگنال و NPKI پیک نویز بوده است. حداقل نرخ قلب ۲۵ بیت بر دقیقه است، که به این معنی است که هر ۲.۴ ثانیه یک ضربان وجود دارد، که در نتیجه در این پردازش حدود ۳ ثانیه طول هر بخش برای یافتن ماکزیمم و یافتن آستانه اولیه در نظر گرفته شده است. پس از استخراج پیک‌ها، مدیان آن‌ها محاسبه و سپس درصد مدیان به عنوان

آستانه حاصل شده است. به علت وجود تعداد زیاد پیک‌ها در برخی رکوردهای نامنظم و یا تغییرات ناگهانی در دامنه و فاز اطلاعات فواصل RR نیز مورد استفاده بوده که از دیگر معایب این الگوریتم است. همچنین اگر دو پیک در فاصله بین ۲۰۰ میلی‌ثانیه و ۳۶۰ میلی‌ثانیه رخ دهد، بایستی تعیین شود که مربوط به پیک R یا پیک T است که نیازمند اطلاعات دیگری مانند شیب سیگنال است و از ضعف‌های دیگر الگوریتم معرفی شده، می‌باشد. با کاربرد دو آستانه پیک‌هایی که در هر دو آستانه حضور داشته به عنوان QRS در نظر گرفته شده‌اند. چنانچه پیک بعدی بعد از پیک R تعیین شده، در فاصله ۲۰۰ میلی‌ثانیه رخ دهد، موج T در نظر گرفته شده است. نمونه‌ای از پیاده‌سازی الگوریتم بیان شده در شکل (۲-۲) نشان داده شده است.



شکل ۲-۲ (a) ماکزیمم محلی، (b) دو پیک R و آستانه اولیه (c) هر بخش سیگنال با آستانه اولیه در الگوریتم پیشنهادی [۲۳]

### الگوریتم Hamilton and Tampkins:

در این الگوریتم مسیر مشابه الگوریتم قبلی عنوان شده و بر ضعف الگوریتم قبلی مبنی بر ریپل ناشی از آن غلبه می‌کند. در این مسیر پیک اولیه و ارتفاع آن ذخیره شده، و پیک جدید تنها بعد ارتفاعی، کم‌تر از نصف پیک قبلی معرفی می‌شود. در این الگوریتم آستانه تغییر کرده و به فرم رابطه (۲-۵) در آمده است.

$$DT=NPL+TC (QRSPL-NPL) \quad TC=0.133 \quad (۲-۵)$$

در الگوریتم Pan and Tampkins دو آستانه برای نویز و سیگنال مطلوب در نظر گرفته شد، که آستانه تشخیص بین دو آستانه تعیین شده، بود.

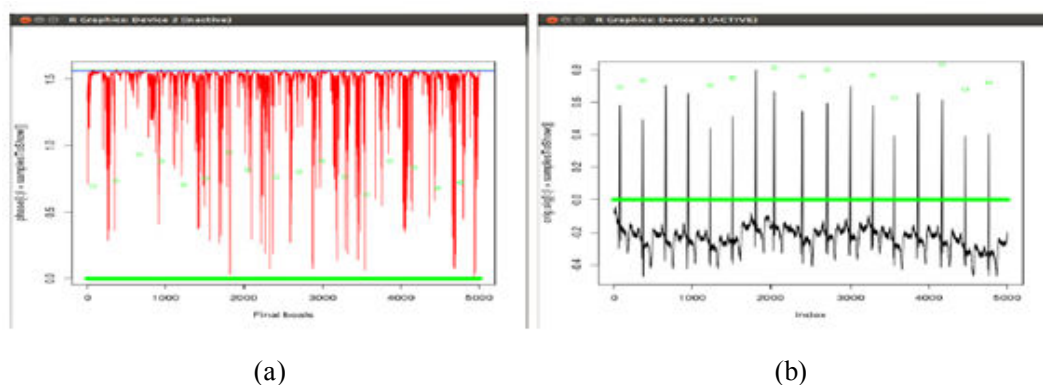
### الگوریتم فازور:

در این الگوریتم سیگنال به یک تابع حقیقی در حوزه مختلط که اطلاعات آن‌ها ذخیره شده، تبدیل، و مربع میانگین ریشه و مقدار فاز با توجه به روابط (۶-۲) و (۷-۲) محاسبه می‌شود.

$$y[n] = Rv + jx[n] \quad (۶-۲)$$

$$M[n] = \sqrt{Rv^2 + x[n]^2} \quad \text{و} \quad \varphi[n] = \tan^{-1}\left(\frac{x[n]}{Rv}\right) \quad (۷-۲)$$

$Rv$  یک مقدار حقیقی و قسمت موهومی، خود سیگنال است.  $y[n]$  فازور سیگنال است. ابتدا سیگنال نرمالیزه شده و در بازه ۱۰ قرار گرفته است. در شکل (۳-۲) نمونه‌ای از انجام فرآیند نشان داده شده است.



شکل ۳-۲ (a) تبدیل فازور سیگنال با موقعیت بیت (b) سیگنال اصلی با موقعیت بیت در الگوریتم پیشنهادی [۲۳]

نتایج حاصله از اجرای سه الگوریتم برای حساسیت و پیش‌گویی مثبت به ترتیب برای Pan and Hamilton and Tampkins و Tampkins و فاز برابر ۹۹.۷۹٪ و ۹۹.۷۱٪ و ۸۷.۱۲٪ بوده است.

در [۲۴] جیاپو (Jiapu Pan) و همکاران به استخراج QRS بر اساس تحلیل شیب و دامنه و عرض QRS پرداخته‌اند. به سبب حضور انواع اختلالات در سیگنال از مسیر فیلترینگ استفاده شده، که در نتیجه باعث ایجاد آستانه‌های کوتاه‌تر و افزایش حساسیت تشخیص شده است. در این الگوریتم آستانه و پارامترها با تغییرات مورفولوژی سیگنال به روز رسانی شده است. امواج T دارای مولفه‌های فرکانسی مشابه QRS بوده و در این مطالعه فیلترهای دیجیتال منابع نویز را کاهش و نسبت سیگنال به نویز را بهبود بخشیده‌اند. تنها استخراج شیب R برای تحلیل مربوطه کافی نبوده و نیازمند تامین دیگر پارامترها چون انرژی و عرض و دامنه نیز بوده است. در نتیجه، ابتدا شیب سیگنال در مرحله مشتق محاسبه شده و فرآیند مربع سازی باعث تشدید شیب فرکانسی و خمیدگی مشتق شده است. انتگرال‌گیری پنجره متوسط سیگنال، با اطلاعات شیب و عرض حاصل شده است. الگوریتم شامل دو فاز اعم از فاز یادگیری و تصمیم‌گیری بوده است. در این مطالعه مشابه الگوریتم [۲۳] محاسبات با تفاوت اندکی در فرآیند محاسبه آستانه‌ها، صورت گرفته است. بعد از مرحله فیلترینگ مشتق سیگنال به منظور ایجاد اطلاعات شیب فراهم شده است. بعد از دیفرانسیل، سیگنال نقطه به نقطه به توان ۲ رسیده و تماما مثبت شده و تقویت غیر خطی سیگنال خروجی مشتق، ایجاد شده است. در مرحله تعیین اطلاعات افزوده بر شیب سیگنال، تعیین طول پنجره انتگرال متوسط، بایستی به نحوی تعیین شود، که حداقل یک پیک در آن قرار گرفته باشد و در [24] معادل ۱۵۰ میلی‌ثانیه بوده است. آستانه‌ها برای صاف سازی نویز به طور اتوماتیک تعدیل یافته است. در هر دو آستانه، بلندترین آستانه برای تحلیل اول سیگنال و آستانه کوچک‌تر برای مرحله تشخیص QRS از دست رفته استفاده شده است. روابط آستانه در (۲-۸) بیان شده است.

$$SPKI=0.25PEAKI+0.75SPKI \quad (۲-۸)$$

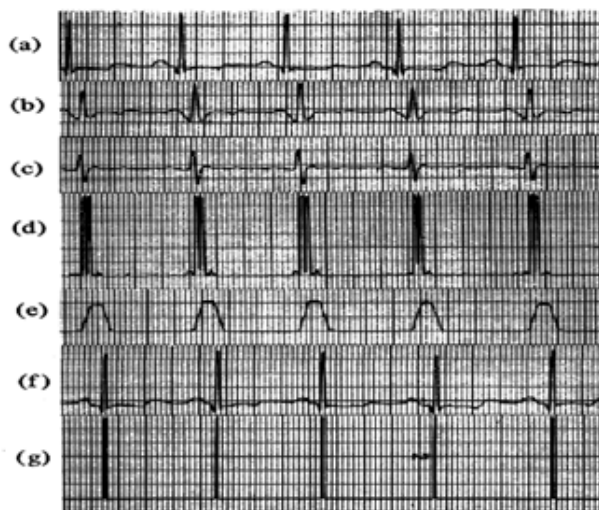
$$SPKF=0.125PEAKF+0.875SPKF$$

$$NPKF=0.125PEAKF+0.875NPKF$$

$$TF1 = NPKF + 0.25(SP KF - NPKF)$$

$$TF2 = 0.5TF1$$

برای تعیین پیک سیگنال بایستی پیک مربوطه از هر دو سیگنال تجاوز کند. هر آستانه با نصف خود کاهش یافته تا افزایش بهبود تشخیص و کاهش پیک از دست رفته رابه همراه داشته باشد. نتایج حاصل از انجام الگوریتم، تشخیص صحیح ۹۹.۳٪ را به همراه داشته است. شکل (۲-۴) نمونه‌ای از انجام کار را نشان داده است.



شکل ۲-۴-۱ (a) سیگنال اصلی (b) خروجی باندگذر (c) خروجی مشتق‌گیری (d) خروجی فرایند مربع‌سازی (e) نتیجه پنجره انتگرال متوسط (f) سیگنال اصلی با تاخیر کلی انجام فرایند (g) جریان پالس خروجی در الگوریتم پیشنهادی [۲۴]

در [۲۵] منوئل (Manuel) و همکاران دو روش استخراج موج QRS را بررسی کرده‌اند. یکی از رایج‌ترین بخش‌های اطلاعاتی که می‌تواند از ECG حاصل شود، به دست آوردن نرخ ضربان قلب از طریق تشخیص ویژگی‌های برجسته چون موج QRS است. دو الگوریتم offline و پیاده‌سازی زمان‌حقیقی برای تشخیص موقعیت QRS مبنی بر الگوریتم خوشه‌یابی kmeans و پیشرفت آن معرفی شده است. در این مطالعه تفاوت بین QRS و nonQRS بررسی شده است. الگوریتم بر روی ۲۲ ساعت داده از پنج پایگاه داده

فیزیوت ارزیابی شده است. در این مطالعه بار محاسباتی کم و آستانه تشخیصی وجود نداشته است. الگوریتم تشخیص با کاربرد فیلتر Envelopment بر روی سیگنال استفاده است. در فیلتر عنوان شده مراحل انجام فرایند به فرم زیر بوده است:

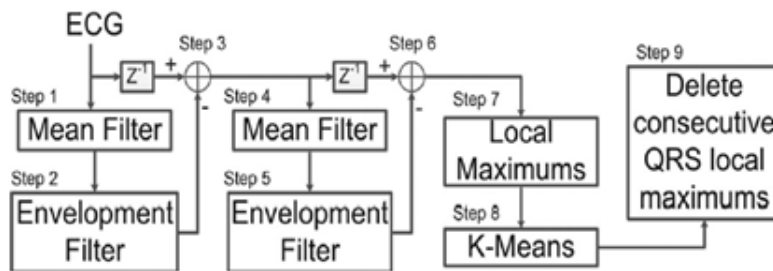
۱- یافتن تمامی مینیمم‌های محلی از داده مربوطه ۲- تولید سیگنال جدید مبنی بر درونیابی CubicHermit که از هر مینیمم عبور کرده و مقدار اول و آخر ورودی داده را قطع کرده است. مراحل کار در رابطه (۹-۲) بیان شده است.

$$E=h_0(t) m_i +h_1(t)V_i +h_0(t)m_{i+1}+h_1(t)V_{i+1} , t\in [x_i, x_i + 1] \quad (9-2)$$

توابع هرمیت به فرم  $h_{ij}$  ،  $m_i$  و  $V_i$  به ترتیب مینیمم‌های محلی و تانژانت آن‌ها در فواصل  $x_i$  بوده و  $x_i$  به عنوان نقاط سیگنال اولیه بوده و موقعیت مینیمم‌های محلی از گام ۱ تا  $t=(x-x_i)/(x_{i+1}-x_i)$  می‌باشند. الگوریتم با سیگنال‌هایی کار کرده، که دارای  $R$  با پلاریته مثبت هستند، در حالی که در برخی سیگنال‌های ECG موج QRS برعکس دارند و  $R$  دارای پلاریته منفی است. در نتیجه داده‌ها قبل از فیلتر بایستی مثبت شوند. الگوریتم تشخیص به صورت *offline* به فرم زیر صورت گرفته است.

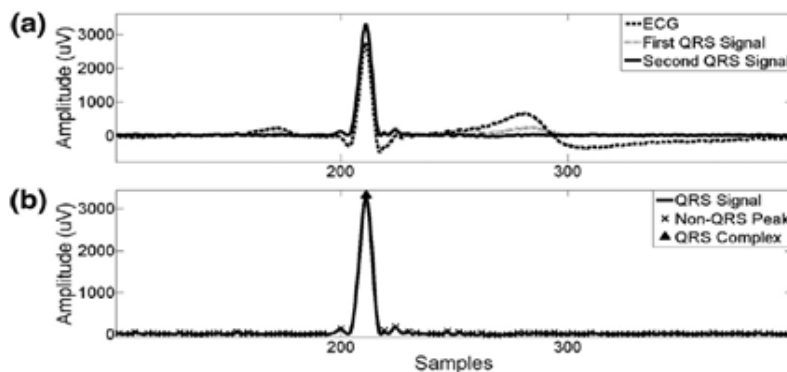
۱- با استفاده از یک فیلتر میانگین به طول سه نمونه سیگنال هموار شده است. ۲- فیلتر Envelopment که به تفصیل در [۲۵] بیان شده به کار برده شده است. ۳- اختلاف بین سیگنال اصلی و خروجی مرحله دوم حاصل شده است. ۴- نتایج هموار شده مرحله ۳ با استفاده از فیلتر میانگین سه نمونه‌ای ایجاد شده است. ۵- موج QRS با استفاده از مرحله قبلی با کاربرد فیلتر Envelopment فیلتر شده است. ۶- QRS با استفاده از نتایج استخراج شده از مرحله ۵ از نتایج مرحله ۳ معرفی شده است. ۷- تمامی ماکزیمم‌ها از سیگنال QRS استخراج شده است. ۸- خوشه‌بندی ماکزیمم‌ها از طریق الگوریتم *kmeans* با کاربرد دو گروه انجام شده است. ۹- حذف تمامی خروجی‌های QRS از مرحله ۸ که موقعیت

متوالی داشته و نگه داشتن تنها اولین موقعیت متوالی زمانی، که nonQRS ماکزیمم محلی در میان برجسب‌های QRS یافت نشده باشد. مرحله دو و سه، سیگنال، همراه QRS، اندکی P,T استخراج کرده که در مرحله ۵ و ۶ اثر آن‌ها کاهش یافته است. در مراحل ۷ و ۸ QRS حاصل شده است. مرحله آخر نیز به حذف امواج T و خطاهای ناشی از QRS به سبب نویز پرداخته است. بلوک دیاگرام این الگوریتم در شکل (۲-۵) نشان داده شده است.



شکل ۲-۵- بلوک دیاگرام تشخیص QRS در الگوریتم offline [۲۵]

نمونه‌ای از اجرای الگوریتم offline در شکل (۲-۶) نشان داده شده است.



شکل ۲-۶- نمونه‌ای از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی [۲۵]

الگوریتم تشخیص زمان حقیقی نیز در ادامه به طور مختصر بیان می‌شود. بایستی دو متغیر در ابتدای کار ذخیره و محاسبه شود. یک FIFO با فرکانس داده‌های ورودی قبل پردازش و دیگری برداری با دو المان با مراکز الگوریتم kmeans ذخیره شده، ابتدا بردار مراکز تهی بوده و دامنه QRS نامشخص است. مراکز،

بعد از اولین تکرار تنظیم شده‌اند. بافری برای تشخیص QRS وجود داشته که باید دارای عرض مناسب برای تشخیص حداقل یک موج باشد. بافر به فرم پنجره‌گذاری بخش بخش با هم‌پوشانی ۱۵۰ میلی‌ثانیه و به عرض دو ثانیه بوده است. هدف از هم‌پوشانی برای حفظ QRS از دست رفته است. تعیین عرض بافر حائز اهمیت است، زیرا در صورتی که عرض بزرگی داشته باشد منجر به تشخیص بیش از یک موج QRS شده و یا داده‌های بیشتر بدون QRS را حاصل کند. در این مطالعه الگوریتم تشخیص زمان حقیقی (online) نسبت به الگوریتم offline تشخیص بهتری داشته اما تعداد تشخیص غلط، بیشتر شده است. در این الگوریتم به ترتیب دارای حساسیت و پیش‌گویی مثبت و دقت برابر ۹۹.۹۳٪، ۹۹.۸۱٪ و ۹۹.۷۵٪ برای الگوریتم online و ۹۹.۹۲٪ و ۹۹.۸۵٪ و ۹۹.۷۷٪ برای الگوریتم offline داشته است.

در [۲۶] زیدلمال (Z. Zidelmal) و همکاران به نمایش زمان فرکانس پرداخته‌اند. تبدیل S در این مطالعه حل فرکانسی وابسته را فراهم کرده، در حالی که یک رابطه مستقیم با اسپکتروم فوریه ایجاد کرده است. انرژی شانون هر اسپکتروم محلی به منظور تعیین موقعیت پیک R در حوزه زمان استفاده شده است. الگوریتم با استفاده از پایگاه داده MIT-BIH ارزیابی شده است. در این بررسی حساسیت و پیش‌گویی مثبت و نرخ خطا به ترتیب برابر ۹۹.۸۴٪ و ۹۹.۹۱٪ و ۰.۲۵٪ حاصل شده است. در سیگنال‌های قلبی موج QRS ویژگی برجسته ECG است. زمانی که موقعیت‌های موج QRS افت یابد، قابلیت تشخیص دیگر امواج ECG مانند P, T نیز وجود دارد. در این مطالعه بعد از تجزیه زمان-فرکانس ECG، انرژی شانون اسپکتروم محلی برای تعیین موقعیت QRS تعیین شده است. تبدیل S (ST) از دو پردازش پیشرفته سیگنال، توسط تبدیل STFT و تبدل موجک حاصل شده است. ST به عنوان تبدیل STFT فرکانس وابسته یا فاز اصلاح شده تبدیل موجک در نظر گرفته می‌شود و در رابطه (۱۰-۲) بیان شده است.

$$s(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-i2\pi ft} dt \quad (10-2)$$



$W(t)$  یک پنجره زمانی به مرکز  $t=0$  بوده و برای استخراج یک بخش از  $x(t)$  استفاده شده است. پنجره مورد نظر به طور خاص تابع گوسی نرمال در نظر گرفته شده است. همچنین در رابطه (۱۱-۲) معادله گسسته تبدیل  $S$  بیان شده است.

$$s(j, n) = \sum_{m=0}^{N-1} X(m+n)w(m, n)e^{i2\pi} / N ; n \neq 0 \quad (11-2)$$

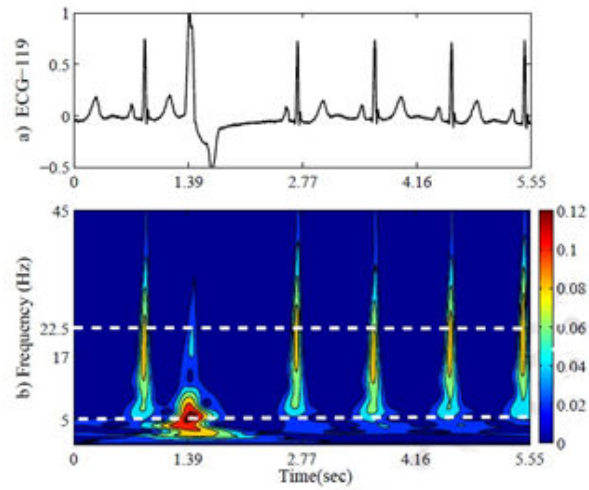
خروجی تبدیل  $S$  ماتریسی  $N * M$  بوده که سطرها زمان و ستونها فرکانس بوده‌اند. در این مطالعه فرکانس بین ۰ تا  $\frac{fs}{2}$  در نظر گرفته شده است. برای بررسی محتوای فرکانسی QRS چهار نوع ضربان، NB، PVC، RBBB، LBBB در نظر گرفته شده است. به منظور تشخیص QRS در فضای زمان فرکانس در بازه فرکانسی ۵-۲۲ هرتز، انرژی شانون (SSE) بر روی اسپکتروم محلی محاسبه شده است. انرژی مورد نظر هر سطر  $j$ ، استخراج شده از ماتریس تبدیل  $S$ ، با توجه به رابطه (۱۲-۲) محاسبه شده است.

$$SSE(j) = \sum_{n=n_0}^{n_1} (s(j, n))^2 \log(s(j, n)) \quad (12-2)$$

در نهایت انرژی شانون به فرم رابطه (۱۳-۲) در آمده است.

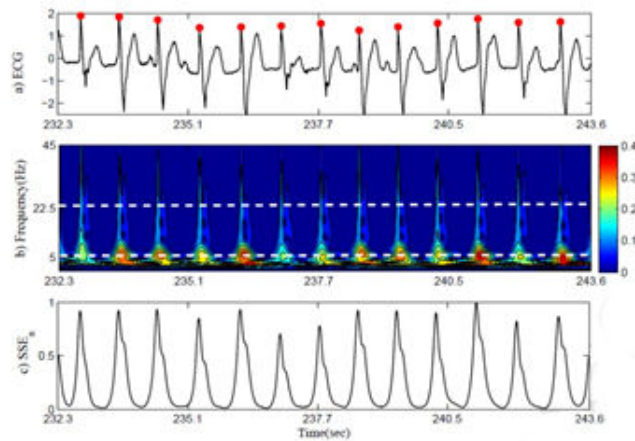
$$SSEn = \frac{SSE}{\max(SSE)} \quad (13-2)$$

در شکل (۷-۲) نمونه‌ای پیاده‌سازی اسپکتروم بر روی یک رکورد ECG محدود نشان داده شده است.



شکل ۲-۷- (a) سیگنال ECG (b) اسپکترام سیگنال ECG [۲۶]

در ادامه انرژی شانون محاسبه شده در شکل (۲-۸) بر روی رکورد ۱۰۷ نشان داده شده است.



شکل ۲-۸- (a) سیگنال ECG (b) اسپکترام ECG (c) انرژی شانون محلی [۲۶]

الگوریتم مورد بررسی در این مطالعه به فرم زیر انجام شده است:

- ۱- محاسبه تبدیل S سیگنال ECG ۲- محاسبه انرژی نرمالیزه شانون برای باند فرکانسی QRS ۳-
- موقعیت‌یابی QRS : انتخاب  $SSEn(j)$  مرتبط با QRS با کاربرد آستانه که آستانه به فرم  $\lambda = 0.3 *$

$\max(\text{SSEn}(j))$  بیان شده است. اگر  $\lambda \leq \text{SSEn}(j)$  برقرار باشد، موقعیت QRS،  $j$  و در غیر این صورت non\_QRS بوده است. ۴- تشخیص موج‌های QRS مختلف: اگر  $j, j'$  به ترتیب موقعیت یافت شده باشند و  $j'$  موقعیت non\_QRS باشد، در نتیجه اگر  $|j - j'| < 36$  بوده هر دو موقعیت QRS و در غیر این صورت non\_QRS بوده‌اند. فاصله استاندارد QRS  $fs_{36} = 100$  میلی ثانیه بوده است. ۵- حذف تشخیص چندگانه: اگر یک پیک در بازه ۲۰۰ میلی ثانیه اتفاق افتاده باشد، نادیده گرفته شده است. ۶- برای تشخیص QRS از دست رفته الگوریتم جستجوی برگشتی استفاده شده است.

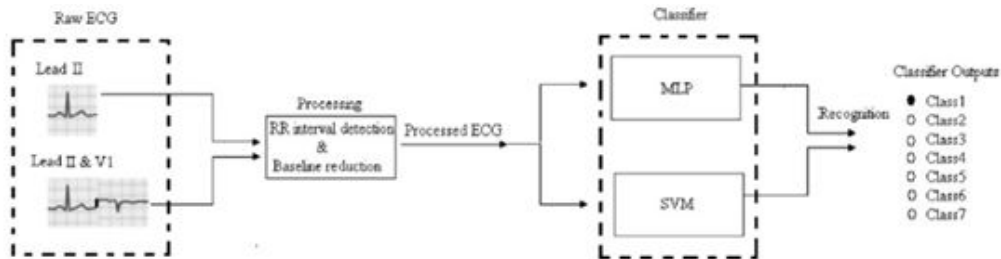
مجید معاونیان و حمید خرمی به دسته بندی سیگنال‌های غیرطبیعی ECG [6] توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان پرداخته‌اند و دو روش را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند. در این تحقیق دو روش طبقه‌بندی SVM<sup>۱</sup> و MLP با الگوریتم مطالعه‌ی BP<sup>۲</sup> و K-A<sup>۳</sup> که به ترتیب به کار برده شده‌اند، با یکدیگر مقایسه شده‌اند. استفاده از الگوریتم K-A برای بهبود کیفیت در امر طبقه بندی به وسیله SVM است. سیگنال‌های ECG ازسایت MIT-BIH گرفته شده است و برای آموزش شش نوع سیگنال غیرطبیعی قلب به اضافه سیگنال طبیعی قلب در نظر گرفته شده است. ابتدا آموزش شبکه با استفاده از سیگنال گرفته شده از یک الکتروود قرارگرفته روی بدن است و سپس این کار با استفاده از سیگنال گرفته شده از دو الکتروود انجام شده است. با در نظر گرفتن سه پارامتر ( عملکرد آموزش و تست و زمان آموزش) قیاس صورت گرفته است و مشخص شد که سرعت SVM از MLP بیشتر بوده و دارای عملکرد بهتری نسبت به MLP بوده است. ویژگی‌های مورد استفاده برای امر طبقه‌بندی در این مطالعه توسط روش خاصی استخراج نشده و کاهش ابعاد نداشته‌اند. در شکل (۲-۹) مراحل انجام کار نشان داده شده است. به طور نمونه در شکل (۲-۱۰) تعداد نرون های مخفی با عملکرد آموزش که بر حسب خطای میانگین

<sup>1</sup> Multi-Layered Perceptron (MLP)

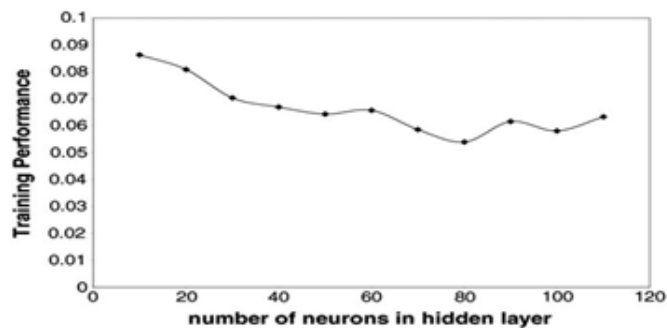
<sup>2</sup> Back Propagation (BP)

<sup>3</sup> Kernel-Adatron (K-A)

مربعات حاصل شده را نشان داده، که مشخص است انتخاب نرون‌های این لایه در شبکه عصبی پرسپترون امری تجربی بوده است. استفاده از دو لید نشان داده که عملکرد آموزش برای شبکه عصبی، ۳۳ درصد و شبکه SVM، ۷ درصد اصلاح شده است.



شکل ۲-۹- بلوک دیاگرام مراحل پردازش [۶]



شکل ۲-۱۰- نمودار تغییرات عملکرد آموزش شبکه با تعداد نرون های لایه مخفی [۶]

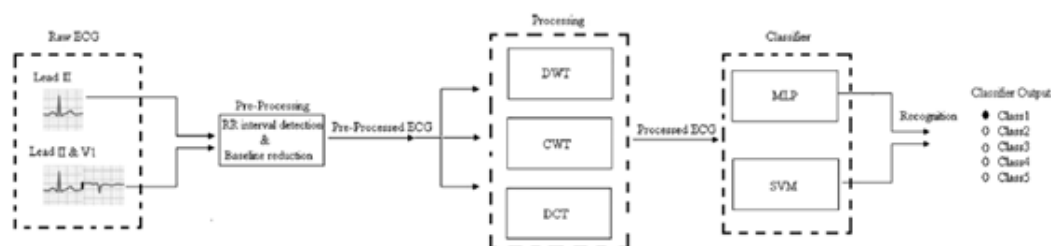
[۲۷] در ادامه تحقیق [6] بردارهای ویژگی برای طبقه بندی، توسط الگوریتم های  $DCT^1$  و  $CWT^2$  و  $DWT^3$  استخراج شده‌اند. دو روش  $CWT$  و  $DWT$  دارای خاصیت زوم کردن هستند. از مزایای استفاده از تبدیل موجک گسسته می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: ۱- فراهم آوردن وضوح زمانی بالا در فرکانس-های بالا و وضوح فرکانسی خوب در فرکانس‌های پایین. ۲- توانایی محلی کردن زمان فرکانس و در نتیجه

<sup>1</sup> Discrete Cosine Transform (DCT)

<sup>2</sup> Continues Wavelet Transform (CWT)

<sup>3</sup> Discrete Wavelet Transform (DWT)

آشکارسازی خصوصیات محلی از سیگنال ورودی. ۳- خاصیت چندمقیاسی و تحلیل سیگنال به مقیاس-های متفاوت. اما در خروجی تبدیل موجک پیوسته تزايد وجود دارد که برای تحلیل سیگنال مناسب بوده اما برای فشرده سازی نامناسب است. همچنین تعیین پارامترهای آن اعم از مقیاس و موجک مادر بسیار ضروری است. ازسوی دیگر، دلایل کاربرد DCT قابلیت فشرده سازی آن می باشد. در ادامه مشاهده می شود که هنگامی که از سیگنال یک لید استفاده شده، عملکرد آموزش برای DWT و CWT کاهش و عملکرد تست برای DWT و DCT کاهش یافته است. زمانی که از دو لید استفاده شده عملکرد آموزش برای تمام روش های استخراج ویژگی نزدیک دو دقیقه اصلاح شده است و عملکرد تست بیشتر از ۳۰ درصد افزایش نداشته است. مقایسه نتایج نشان داده که طبقه بندی با SVM با الگوریتم آموزش K-A عملکرد آموزش را حداقل ۴ دقیقه اصلاح کرده است. همچنین با زمان صرف شده یکسان، عملکرد آموزش برای MLP 30 دقیقه کاهش داشته است. پیاده سازی طبقه بندی مورد هدف و انتخاب شده نشان داده، که انتخاب روش استخراج ویژگی وابسته به مقادیر ذاتی در نظر گرفته شده برای زمان آموزش، عملکرد آموزش و تست است. در شکل (۱۱-۲) بلوک دیاگرام مراحل پردازش نشان داده شده است.



شکل ۱۱-۲- بلوک دیاگرام مراحل پردازش [۲۷]

وانگ ای دنگ (Wang An-donga) و همکارانش در [۲۸] برای حذف نویز سیگنال ECG از فیلترتوقی<sup>۱</sup> استفاده کرده و به استخراج پیک R به عنوان خواص ECG برای تشخیص بیماری پرداخته اند. به علت سرعت بالای روش [28] استخراج پیک R و حذف نویز سیگنال ECG در زمان حقیقی امکان پذیر شده

<sup>1</sup> Adaptive Morphologic Filter (AMF)

است. اطلاعات مهم بالینی در دامنه‌های ECG یافت شده، به طور مثال فاصله R-R یکی از مهمترین فاکتورها در شناسایی نرخ قلب و همچنین تشخیص سیگنال‌های غیرطبیعی قلب است. روش کاربردی [28] برای حذف نویز کردن، فیلتر و فقی با الگوریتم LMS نه تنها باعث حذف نویز شده، بلکه از بین رفتن اطلاعات مفید در ECG و همچنین نویز را در پیک R کاهش داده است.

روشانجوی مارتیس (Roshan Joy Martisa) و همکارانش در [۳] به دسته‌بندی سیگنال‌های غیرطبیعی ECG توسط تبدیل موجک و روش‌های کاهش افزودگی<sup>۱</sup> ICA, LDA, PCA پرداخته‌اند. در [3] پنج نوع سیگنال غیرطبیعی قلب مورد تحلیل قرار گرفته‌اند. این ویژگی‌ها کاهش ابعاد یافته، به دسته‌بندی‌کننده‌های زیر اعمال شده‌اند: ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و شبکه عصبی آماری<sup>۳</sup> که پس از نتایج شبیه‌سازی مشخص شد که روش ICA ترکیب شده با PNN عملکرد بهتری نسبت به PCA, LDA دارد و دقت ۹۹.۲۸ را حاصل کرده است. داده‌های مورد استفاده با استفاده از تبدیل موجک گسسته تجزیه شده است. سیگنال مورد نظر با استفاده از این تبدیل به دو مولفه فرکانس بالا و پایین تبدیل شده است. با استفاده از دابیشز ۶، به ۴ سطح، سیگنال تجزیه شده است. نهمین سطح تجزیه بازه فرکانسی ۰-۰.۳۵۱ هرتز را داشته که در اصل پایه سرگردان بوده و برای بازسازی سیگنال حذف نویز شده، کاربردی ندارد. سیگنال ECG بعد از فرکانس ۴۵ هرتز نیز اطلاعات فراوانی نداشته است و در نتیجه سطح یک و دو سیگنال جزئیات نیز حذف شده‌اند. موج QRS با استفاده از الگوریتم پنتامکین در سیگنال حذف نویز شده، به دست آمده است. این الگوریتم شامل مشتقات، قدر مطلق، اصلاح مربع سازی، انتگرال میانگین و اپراتور آستانه سازی است. بعد از تشخیص پیک، ۹۹ نمونه قبل آن و ۱۰۰ نمونه بعد آن برای آنالیزهای بعدی در نظر گرفته شده است. سپس با استفاده از ۳ روش کاهش ابعاد عنوان شده، ضرایب خروجی

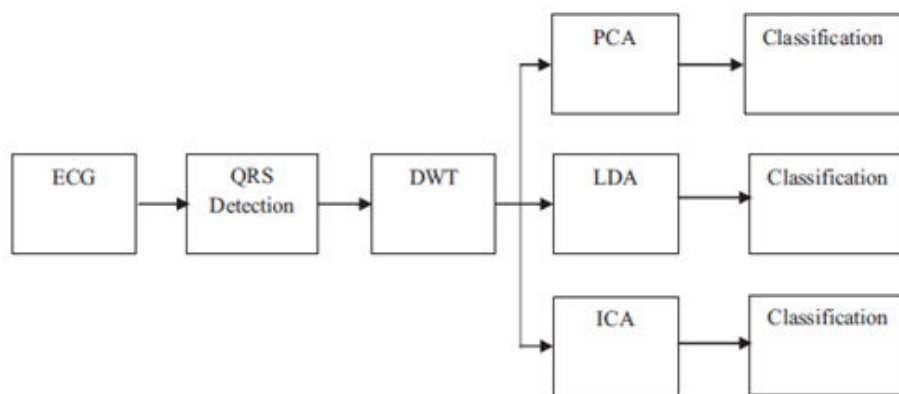
---

<sup>1</sup> Independent Component Analysis (ICA)

<sup>3</sup> Linear Discriminant Analysis (LDA)

<sup>3</sup> Probabilistic Neural Network (PNN)

موجک، کاهش بعد پیدا کرده، که در رابطه با روش‌های کاهش ابعاد در [3] توضیح بیشتری داده است، که هرکدام از روش‌های کاهش ابعاد بر روی خروجی تقریب و جزئیات موجک در سطح مورد نظر (۳ و ۴ و ۵ و ۶ و ۷ و ۸ و ۹) جداگانه استفاده شده‌اند. از هر زیر باند موجک، شش ویژگی مولفه اصلی مبنی بر ۹۹ درصد تغییرپذیری کل، انتخاب شده که در مجموع ۱۲ ویژگی برای آنالیز بعدی استفاده کرده‌اند. در این مرحله ویژگی‌ها به سه طبقه‌بند داده شده‌اند. در شبکه عصبی چند لایه نرون‌های ورودی و میانی و خروجی به ترتیب ۱۲ و ۱۰ و ۵ استفاده و در جهت کاهش خطا بین ورودی مطلوب و واقعی عملیات انجام شده است. در شبکه بردار پشتیبان از مرکز با تابع پایه شعاعی برای نگاشت داده‌ها به ابعاد بالاتر استفاده شده است. سپس طبقه‌بند احتمالاتی در نظر گرفته شده است. ویژگی‌های ICA با ترکیب PNN بهتر از PCA و LDA نتیجه داشته است. متوسط حساسیت، کیفیت، مقدار پیش‌گویی مثبت و دقت به ترتیب ۹۹.۹۷٪ و ۹۹.۸۳٪ و ۹۹.۲۱٪ و ۹۹.۲۸٪ در ۱۰ تکرار حاصل شده است. مراحل پردازش در شکل (۲-۱۲) نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۲- مراحل پردازش سیگنال در الگوریتم پیشنهادی [۳]

وفایی و همکاران در [29] به پیش‌بینی بیماری‌های قلبی با استفاده از طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG با کاربرد سیستم فازی-ژنتیک<sup>۱</sup> و مدل پویای سیگنال‌های ECG پرداخته‌اند. در این مطالعه یک روش جدید

<sup>1</sup> Genetic-Fuzzy System

طبقه‌بندی مورد هدف قرار گرفته، که توانسته سیگنال‌های ECG مشابه را در یک گروه با دقت بالا قرار دهد. استخراج ویژگی با استفاده از روش‌هایی چون ویژگی‌های حوزه فرکانس، تحلیل زمان-فرکانس و تبدیل موجک باعث شده که از رفتارهای غیرطبیعی سیگنال پویا نادیده گرفته شود، در نتیجه اطلاعات فراهم آورده شده از این روش‌ها از سیگنال ECG کافی نبوده و سبب نامناسب بودن طبقه‌بندی مبنی بر این روش‌ها شده است. برای جلوگیری از این تشخیص‌ها کارهای زیادی در زمینه تحلیل غیرخطی صورت گرفته است. در نتیجه در این روش جدید به دنبال یافتن ویژگی‌هایی پویا چون همبستگی می‌باشد. دقت طبقه‌بند فاکتور بسیار مهمی برای تعیین عملکرد طبقه‌بندی می‌باشد، در نتیجه در این مطالعه دو نوع طبقه‌بند با یکدیگر مقایسه شده است. پس از استخراج ویژگی‌ها بردار ویژگی‌ها به دو طبقه‌بند فازی و ژنتیک- فازی اعمال شده و به ترتیب دقت طبقه‌بندی ۹۳.۳۴ درصد و ۹۸.۶۷ درصد را به دست آورده‌اند.

ابراهیم زاده و همکاران در [۳۰] به طبقه بندی ۵ نوع سیگنال ECG با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی پرداخته‌اند. در این مطالعه طرح یک سیستم سه مرحله‌ای برای شناسایی ضربان‌های قلب مطرح شده است. در مرحله اول تبدیل موجک ایستادن (SWT)<sup>۱</sup> برای حذف نویز از سیگنال استفاده شده است. معمولاً نویزها یا از طریق حرکات فردی در هنگام ثبت سیگنال‌های ECG حاصل شده یا از طریق نویزهایی چون نویز خطوط برق به سیگنال اضافه می‌شوند. در نتیجه یک سیگنال نرمالیزه شده در مرحله پیش‌پردازش حاصل شده است. در مرحله نرمالیزه کردن، از یک تابع موجک دابیشز یک یا همان موجک هار با ۵ سطح تجزیه استفاده شده و سیگنال با مانگین صفر و انحراف معیار یک نرمالیزه شده است. در حوزه استخراج ویژگی فواصل RR به عنوان ویژگی استخراج شده‌اند. ویژگی‌ها یا مستقیماً از روی شکل موج سیگنال زمانی حاصل شده و یا در حوزه فرکانس به دست آمده‌اند. در اینجا ترکیبی از روش‌های زمانی و روش‌های آماری خبره در نظر گرفته شده است. سپس ویژگی‌های حاصله به یک شبکه عصبی

---

<sup>1</sup> Stationary Wavelet Transform (SWT)



تابع پایه شعاعی داده شده است. این شبکه در نهایت ۵ نوع سیگنال متفاوت را طبقه‌بندی کرده و دقت طبقه‌بندی برای ۴۰۰۰ ضربان قلب ۹۵.۷۹ درصد و ۹۵.۱۸ درصد برای ۸ فایل گرفته شده از پایگاه داده حاصل کرده است. در اینجا استفاده از الگوریتم بیز<sup>۱</sup> برای یافتن پارامترهای مناسب از شبکه به کار رفته، که این روش پیاده‌سازی سریع و آسان در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها، چون الگوریتم ژنتیک<sup>۲</sup> دارد.

در [۳۱] قیاولی و همکاران برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG چند سطحه از یادگیری ماشینی استفاده کرده‌اند. در این مطالعه الگوریتم طبقه‌بندی ECG، ۵ سطح صورت گرفته است. در نهایت ۱۳ نوع سیگنال متریک از تقسیم‌بندی کردن ECG حاصل شده که توسط متخصصین برچسب‌گذاری شده است. تست شبکه با داده‌های شبیه‌سازی شده و ارزیابی با داده‌های موجود در MIT-BIH<sup>۳</sup> انجام شده است. مجموعه داده‌های تست و آموزش با انتخاب قسمت‌های تمیز سیگنال ECG به اضافه سه نوع ECG نویزی با نسبت سیگنال به نویز متفاوت (SNR) <sup>۴</sup> از پایگاه داده تست استرس نویز (NSTDB) <sup>۵</sup> ایجاد شده است. ویژگی-ها، برای طبقه‌بندی به یک شبکه بردار پشتیبان با هسته تابع پایه شعاعی<sup>۶</sup> داده شده است. دقت طبقه‌بندی بر روی دادگان تست با انتخاب ۱۰ سیگنال متریک ۸۰.۲۶ درصد است در حالی که برای داده‌های MITDB<sup>۷</sup> دیده نشده بدون آموزش ۵۷.۲۶ درصد حاصل شده است. با انجام ۵ مرحله تکرار ارزیابی برای داده‌های MITDB دقت ۸۸.۰۷ به دست آمده است.

در [۳۲] فرید ملگانی و همکارش به استفاده از روش الگوریتم ژنتیک، برای کاهش مساله اختلال در برچسب‌گذاری در امر طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG پرداخته‌اند. در این مطالعه هدف روش ارائه شده

---

<sup>1</sup> Bees Algorithm

<sup>2</sup> Genetic Algorithm

<sup>3</sup> MIT-BIH Arrhythmia Database Beats

<sup>4</sup> Signal-To-Noise Ratio (SNR)

<sup>5</sup> MIT-BIH Noise Stress Test Database (NSTDB)

<sup>6</sup> Gaussian Radial Basis Function (RBF) Kernel

<sup>7</sup> MIT-BIH Arrhythmia Database (MITDB)

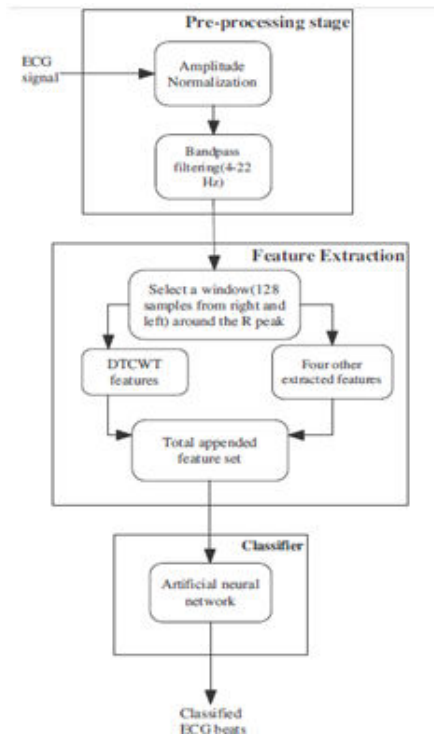
مبنی بر یک فرایند بهینه ژنتیک است که شامل بهینه کردن اتصال دو معیار متفاوت بوده که حداکثر جداسازی بین کلاس‌ها و حداقل کردن نمونه‌های ارزیابی شده، مد نظر است. اکثر فعالیت‌هایی که در زمینه افزایش دقت طبقه‌بندی و بهبود آن صورت گرفته بر پایه دو راه امکان پذیر است که شامل: (۱) نوع نمایش سیگنال (۲) بهینه‌سازی توابع جداساز. در مورد نمایش سیگنال همان‌طور که بیان شد، روش‌های متفاوتی برای استخراج ویژگی از روی یک سیگنال وجود دارد، اما بایستی ویژگی‌هایی استخراج شود، که بیشترین تمایز بین کلاس‌ها را فراهم آورند که در نتیجه ویژگی مطلوب حاصل شود. همچنین بیشتر ویژگی‌های گرفته شده از سیگنال به علت داشتن ابعاد بالا توسط روش‌های کاهش ابعاد چون PCA، ICALDA، کاهش بعد یافته تا برای آموزش شبکه مربوطه بیشترین تاثیر را بگذارند. در سال‌های اخیر اگرچه طبقه‌بندهای خطی عملکرد مناسبی داشته، اما بیشتر توجهات به سمت طبقه‌بندهای غیر خطی سوق داشته است که در این مسیر کارهای فراوانی بر روی شبکه عصبی انجام شده و روش‌هایی چون SVM رونق یافته‌اند. فرآیند حذف نمونه‌های اشتباه طبقه‌بندی شده، با در نظر گرفتن روش‌های متفاوتی چون  $k$  همسایگی نزدیک، طبقه‌بند دسته جمعی یا با تئوری گراف هندسی اتخاذ شده‌اند. پس در این مطالعه از یک روش و استراتژی خاصی مبنی بر الگوریتم ژنتیک استفاده شده است و نتایج تجربی حاصله بر روی سیگنال‌های ECG حقیقی تاثیرپذیری راه حل را نشان داده‌اند. روش ارائه شده در این مطالعه دارای خواص مقابل است: (۱) برچسب‌گذاری اشتباه نمونه‌های آموزش بر روی طراحی طبقه بند و عملکرد آن به ویژه زمانی که تاثیر مستقیم بر روی توزیع کلاس‌ها داشته تاثیر گذاشته و این مساله با تعداد آن نمونه‌ها به طور مستقیم در ارتباط است. (۲) روش ارزیابی مورد هدف بر محدوده خطای پس انتشار مرتبط با نمونه‌های اشتباه برچسب‌گذاری شده در چارچوب طبقه‌بندی سیگنال‌ها تاثیرگذار است. (۳) روش ارائه شده، فرضی بر روی توزیع کلاس‌های قبلی نداشته و در نتیجه نتایج به طور ویژه برای طبقه‌بندی ECG مناسب است. این روش به عنوان یک فیلتر کامل مستقل از روش‌های افقی طبقه‌بندی، در

فاز طراحی طبقه‌بند عمل کرده است. چارچوب اصلی راه حل در ارتباط با بار محاسبات است. این الگوریتم در حدود ۱۵ دقیقه زمان برای فیلتر شدن نیاز دارد تا نمونه‌ها به ۲۵۰ نمونه برجسب دار فشرده شوند. در نتیجه مساله با پیاده‌سازی موازی الگوریتم ژنتیک قابلیت کاهش زمان برای فیلتر شدن، دارد. همچنین زمان محاسبات با استفاده از یک مجموعه بزرگ داده‌های آموزش زیاد شده در نتیجه مجموعه آموزش به زیر مجموعه‌هایی تبدیل شده و برای هرکدام الگوریتم پیاده‌سازی شده است.

در [ ۳۳ ] مانیو توماس (Manu Thomas) و همکاران به طبقه بندی ۵ نوع سیگنال قلبی با استفاده از شبکه عصبی احتمالی<sup>۱</sup> پرداخته‌اند. در این مطالعه پردازش در سه مرحله صورت گرفته است که شامل مراحل زیر می‌باشد: (۱) پیش‌پردازش (۲) استخراج ویژگی (۳) طبقه‌بندی، که در شکل (۲-۱۳) نشان داده شده است.

---

<sup>1</sup> Artificial Neural Network (ANN)



شکل ۲-۱۳- بلوک دیاگرام مراحل کار [۳۳]

در مرحله اول بر روی سیگنال، پیش‌پردازش انجام شده به طوری که سیگنال ECG ابتدا نرمالیزه شده و پس از آن فیلتر شده است. سیگنال با استفاده از میانگین صفر و انحراف معیار یک نرمالیزه می‌شود. در نتیجه دامنه واریانس فایل به فایل کاهش یافته است. سپس با استفاده از فیلتر میان‌گذر با فرکانس ۴-۲۲ هرتز نویز سیگنال حذف شده است. پس از آن ویژگی‌های مورد نظر از سیگنال استخراج شده و برای انجام این کار ابتدا پنجره‌ای به طول ۲۵۶ در اطراف پیک R موجود در سیگنال ECG از دو سوی چپ و راست پیک R قرار داده و دو گروه ویژگی از سیگنال پنجره شده، استخراج شده است. گروه اول ویژگی‌ها از طریق تبدیل موجک پیوسته (DTCWT)<sup>۱</sup> از سطوح ۵ و ۴ تبدیل مربوطه استخراج شده و گروه دوم شامل چهار ویژگی‌های، توان، درجه اوج در یک نمودار آماری، شیب و اطلاعات زمانی (نرخ فواصل پیک تا پیک) بوده‌اند. پس از آن ویژگی‌ها به یک طبقه‌بند آماری سه لایه داده شده‌اند.

<sup>1</sup> Dual Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT)

نرون‌ها در لایه ورودی برابر با سائز بردار ویژگی ورودی و نرون‌های خروجی معادل با تعداد کلاس‌های طبقه‌بندی بوده‌اند. عملکرد این طبقه‌بند به تعداد نرون‌های لایه میانی (مخفی) وابسته است که این امر با سعی و خطا حاصل شده است. اگر تعداد نرون‌های لایه مخفی کم در نظر گرفته شود ممکن است شبکه توانایی و قدرت طبقه‌بندی مدل‌های پیچیده را نداشته باشد و یا با در نظر گرفتن تعداد زیادی نرون در این لایه شبکه بیش از حد آموزش دیده و قابلیت تعمیمی که هدف اصلی طبقه‌بند است را از دست بدهد. پس با سعی و خطا تعداد نرون‌های لایه میانی ۳۴ در نظر گرفته شده است. عملکرد روش ارائه شده در این مطالعه برای استخراج ویژگی (DTCWT) با روش DWT مقایسه شده است.

روش تبدیل موجک یک ابزار بسیار مناسب برای استخراج ویژگی محسوب می‌شود، زیرا توانایی سازمان‌دهی اطلاعات زمان فرکانس را دارد. تبدیل موجک گسسته در مقیاس‌های متفاوت بر روی سیگنال اعمال شده و با توجه به همین قابلیت، حذف نویز را دارد. تمام عملیات آن دیجیتال بوده و در نتیجه قابل پیاده‌سازی در کامپیوترها و دارای حجم محاسباتی پایین و برای فشرده‌سازی نیز مناسب است. این تبدیل برای تحلیل سیگنال‌های غیر ایستاد و غیرخطی مناسب بوده اما از مشکلاتی چون نوسان، روی هم افتادگی نمونه‌ها به سبب غیرایده‌آل بودن فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر مورد استفاده در آن و نداشتن تغییرناپذیری شیفت رنج برده که به سبب کاهش نمونه‌ها در هر مرحله پیاده‌سازی تبدیل موجک گسسته ایجاد شده است. تبدیل DTCWT ارائه شده در این مطالعه بر مشکلات موجود در روش معرفی شده فائق آمده است در نتیجه در این روش جدید به علت استفاده از تبدیل فوریه فواید زیر را شامل شده است:

- ۱) دامنه تبدیل فوریه بر خلاف تبدیل موجک گسسته نوسانات مثبت و منفی نداشته اما یک پوشش نرم مثبت در ناحیه فوریه فراهم آورده است. ۲) دامنه تبدیل فوریه به طور کامل انتقال تغییرناپذیری با یک فاز خطی ساده دارد. ۳) ضرایب فوریه روی هم افتادگی اثر را نداشته و در نتیجه با اعتماد بر همین خاصیت سیگنال به درستی بازسازی شده است. اما این تبدیل از حجم محاسبات بالا و تزیاید رنج برده

است. موج QRS جدا شده از سیگنال، ورودی تبدیل موجک پیوسته قرار گرفته تا ویژگی‌های مدنظر استخراج شوند. QRS در بازه فرکانسی ۸-۲۰ هرتز قرار داشته و در نظر گرفتن جزئیات حاصله از تجزیه موجک پیوسته در مراحل ۴ و ۵ نشان از استخراج درست این قسمت را داده که در بازه ۵.۶۶ تا ۲۲.۵ هرتز در مجموع بوده‌اند. این تبدیل QRS را به ۵ زیر باند تبدیل کرده که از هر زیر باند پارامترهای آماری ( ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار و میانگین) به دست آمده است. در نتیجه روش ارائه شده در مقایسه با روش تبدیل موجک گسسته بهتر عمل کرده و متوسط دقت طبقه‌بندی ۹۷.۸۶ درصد را فراهم کرده است. در این فصل به مرور مطالعاتی در زمینه تحلیل سیگنال‌های ECG، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG پرداخته شد. در اکثر مطالعات صورت گرفته در زمینه مطالعه سیگنال‌های قلبی، چهار معیار ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود و به صورت جدول (۱-۲) می‌باشند.

جدول ۱-۲- انواع معیارهای ارزیابی در مطالعات اخیر

معرفی معیار ارزیابی %	توضیح
$Accuracy = \frac{Nt - Ne}{Nt} * 100$	Nt : تعداد کل نمونه‌ها و Ne : تعداد داده‌هایی که اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند.
$Sensitivity = \frac{Tp}{Tp + FN} * 100$ $Positive\ prediction = \frac{Tp}{Tp + Fp} * 100$	Tp : تعداد داده‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند. Tp+FN : تعداد کل نمونه‌ها.
$Specificity = \frac{TN}{TN + Fp} * 100$	Fp : تعداد نمونه‌های اشتباه تعیین شده و TN : نرخ داده‌های درست رد شده است.

## ۳-۲- نتایج انواع روش‌های استخراج ویژگی

روش‌های متفاوتی برای استخراج ویژگی و یا طبقه‌بندی سیگنال ECG وجود دارد. در جدول (۳-۲) روش استخراج QRS و نتایج حاصله در مطالعات اخیر و مشابه که در فصل ۲ به آن‌ها اشاره شد، نشان داده شده است. با توجه به مرور مطالعات صورت گرفته در فصل دوم و مقایسه با نتایج حاصله از الگوریتم‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه، می‌توان در فصل چهارم روش‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه و طبقه‌بندها و دقت طبقه‌بندی مربوطه را جمع‌آوری و نشان داد. لازم به ذکر است که تمامی مطالعات صورت گرفته در فصل دو و همچنین پایان‌نامه پیشنهادی، از داده‌های موجود در پایگاه داده MIT-BIH که در ادامه توضیح داده شده، استفاده کرده‌اند.

جدول ۲-۲- روش‌های استخراج QRS و نتایج حاصله

مرجع	روش استخراج QRS	sensitivity	+predictivity
[۱۸]	شیب موج	بیشتر از ٪۹۰	بیشتر از ٪۹۰
[۲۰]	تبدیل فوریه زمان کوتاه و اسپکتروگرام	٪۹۹.۵۶	٪۹۹.۵۲
[۲۳]	الگوریتم پن تامپکینز، همیلتون و تامپکینز، فاز	به ترتیب برابر ٪۸۷.۲۱ و ٪۹۹.۷۱ و ٪۹۹.۷۹	٪۹۹.۷۱ و ٪۹۹.۷۹ و ٪۸۷.۱۲
[۲۵]	دو الگوریتم , offline online	به ترتیب برابر ٪۹۹.۹۲ و ٪۹۹.۹۳	٪۹۹.۸۵ و ٪۹۹.۸۱
[۲۶]	تبدیل S	٪۹۹.۸۴	٪۹۹.۹۱

## ۲-۴- جمع‌بندی

در این فصل انواع روش‌های طبقه‌بندی سیگنال ECG و بیان چند الگوریتم در راستای استخراج ویژگی این سیگنال‌ها، مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. روش‌های مختلفی برای استخراج ویژگی وجود دارد، همچنین طبقه‌بندهای متفاوتی در راستای این فرآیند معرفی و بررسی شده است. در سال‌های اخیر علاقه به سمت استفاده از طبقه‌بندهای غیرخطی سوق داده شده است. استفاده از بردار ویژگی مطلوب، ویژگی‌هایی که بیشترین تمایز را دارند و همچنین طبقه‌بندهای قدرتمند در عملکرد طبقه‌بندی تاثیر مستقیم داشته و استفاده بهینه از هر کدام یا همزمان هر دو، دقت‌های طبقه‌بندی متفاوتی را حاصل می‌کند.



# فصل سوم

## تئوری‌های استفاده شده

### ۱-۳ - مقدمه

در فصل یک قلب معرفی و ویژگی‌های سیگنال قلبی، نحوه اندازه‌گیری و ضرورت تشخیص ویژگی‌های حیاتی سیگنال قلبی، بیان شد. همان‌طور که در فصل دو نیز بررسی شد، از جمله ویژگی‌هایی که تا کنون در مقالات متعدد در سال‌های اخیر مورد بررسی و توجه قرار گرفته است، می‌توان به ویژگی‌های مربوط به فواصل زمانی و ویژگی‌های مورفولوژی اشاره کرد. در بسیاری از مطالعات انجام شده به منظور تقویت بخش‌های خاصی از سیگنال چون امواج P,T,QRS از انواع مختلفی فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر و یا فیلتر بانک‌ها، تبدیل موجک و فیلتر وفقی نیز استفاده می‌شود. از مزایای مهم الگوریتم‌های بیان شده در فصل دوم، جستجوی محلی، تعیین آستانه تطبیقی و حجم محاسبات نسبتاً کم می‌توان اشاره کرد، اما در مقابل پیاده‌سازی پیچیده و دارا بودن پارامترهای متعدد از معایب بزرگ روش‌های ذکر شده، بوده‌اند. لذا معرفی روشی کارآمد در کنار حجم کم محاسباتی، کاهش حجم داده‌ها و حفظ ویژگی‌های سیگنال اصلی حائز اهمیت است. در این فصل به بررسی مباحث نظری مورد استفاده در روش پیشنهادی که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار گرفته، پرداخته خواهد شد. الگوریتم پیشنهادی شامل مراحل استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است، که اصول تئوری روش به کاربرده شده در هر مرحله به تفصیل توضیح داده خواهد شد.

### ۲-۳ - استخراج ویژگی

استخراج ویژگی از مهم‌ترین بخش‌های پردازش سیگنال‌ها به ویژه سیگنال‌های حیاتی است. در مرحله استخراج ویژگی عملیاتی بر روی سیگنال انجام شده و آماده پردازش‌های آینده خواهد شد. استخراج ویژگی همان‌طور که از نام آن مشخص است، اطلاعات بارزتر و نمایان‌تر سیگنال را استخراج می‌کند. هدف استخراج ویژگی آمادگی داده‌های خام به شکل قابل استفاده‌تری برای پردازش‌های بعدی است. در

استخراج ویژگی اطلاعات از فضایی که حضور داشته به فضای دیگری چون ریاضی-آماری و یا متعامد منتقل شده تا تفاوت‌های بارزتری از سیگنال که در فضای اولیه واضح نبوده، حاصل گردد تا تمایز بین کلاس‌های مختلف مد نظر، بیشتر شود. در ادامه به بررسی و معرفی دو الگوریتم استخراج ویژگی، پیشنهاد شده در این پایان‌نامه، از سیگنال، پرداخته خواهد شد.

### ۳-۲-۱- تبدیل فوریه کسری<sup>۱</sup>

در سال‌های اخیر تبدیل فوریه کسری بسیار مورد توجه قرار گرفته و در کاربرهایی چون اپتیک و پردازش سیگنال استفاده شده است. این تبدیل نیز همانند تبدیلاتی چون تبدیل فوریه دارای دو حالت پیوسته و گسسته است که در ادامه به معرفی آن پرداخته خواهد شد. یک تبدیل فوریه کسری گسسته رضایتبخش، باید به صورتی باشد، که به طور کامل با تبدیل فوریه کسری پیوسته و در نبود آن سازگار باشد. این معرفی خواص زیر را دارد :

۱.همانی

۲.جمع پذیری

۳.کاهش به DFT زمانی که مرتبه برابر واحد است.

۴. تخمین تبدیل فوریه کسری پیوسته

دوو ویژگی اول از خواص مهم تبدیل پیوسته است و باید به طور دقیق توسط تبدیل گسسته ارضا شود. خاصیت سوم برای تبدیل فوریه کسری گسسته با تعمیم سازگار تبدیل فوریه گسسته عادی ضروری است. تبدیل فوریه کسری به طور کلی با استفاده از روش‌های متعددی قابل محاسبه می‌باشد. هرچند این روش‌ها اغلب دور از نمایش ثابت درونی است. در [۳۵] نیز به معرفی این تبدیل از نگاهی دیگر پرداخته

---

<sup>1</sup> Fractional Furier Trannsform (FrFT)

شده است. در ریاضیات در حوزه تحلیل هارمونیک تبدیل فوریه کسری یک خانواده از تبدیلات خطی تعمیم یافته تبدیل فوریه است. می توان این تبدیل را به عنوان تبدیل فوریه به توان  $n$  فرض کرد که نیاز به  $n$  صحیح ندارد. بنابراین می تواند این تبدیل، تبدیل یک تابع به هر حوزه میانی بین زمان - فرکانس باشد. کاربردهای آن از طراحی فیلتر تا پردازش سیگنال (تحلیل سیگنال) تا بازیابی فاز و شناسایی الگو می باشد. تبدیل فوریه می تواند برای معرفی کانولوشن کسری و همبستگی و دیگر اپراتورها و همچنین تعمیم نسبت به تبدیل کانونیک خطی LCT<sup>1</sup> استفاده شود. با حل تابع گرین برای چرخش فضای فاز و هم چنین علاوه بر کانن و نامیاس، توسط کاردنیر توسعه یافت که این تعمیم برای چند جمله ای هرمیت صورت گرفته است. هرچند این تبدیل در تحلیل و پردازش سیگنال به طور گسترده ای به رسمیت شناخته نشده بود، اما در سال ۱۹۹۳ دوباره توسط یک گروه به کار گرفته شد. هم چنین تبدیل توانسته به طور چشم گیری توسط الگوریتم FFT بلواستین ارزیابی شده باشد [۳۴].

### ۳-۲-۱-۱- تبدیل فوریه کسری پیوسته

تبدیل فوریه کسری پیوسته مرتبه  $a$  برای  $a < 2$  به فرم انتگرال روابط (۳-۱ و ۳-۲) معرفی شده است:

$$\{F^a f\}(t_a) = \int_{-\infty}^{\infty} K_a(t_a, t) f(t) dt \quad (1-3)$$

$$K_a(t_a, t) = K_{\emptyset} e^{j\pi(t_a^2 \cot \emptyset - 2t_a t \csc \emptyset + t^2 \cot \emptyset)} \quad (2-3)$$

$$\emptyset = a\pi/2, K_{\emptyset} = \exp \left[ -j \left( \frac{\pi \operatorname{sgn}(\emptyset)}{4} - \frac{\emptyset}{2} \right) \right] / |\sin(\emptyset)|^{0.5} \quad (3-3)$$

در رابطه (2-3)  $K_a(t_a, t)$  تابع پایه بوده و به طور جداگانه برای ترم  $\cdot$  و  $+2$  معرفی شده و به فرم زیر است:

<sup>1</sup> Linear Canonical Transfrm (LCT)

برای  $K_a(t_a, t) = \delta(t_a - t)$   $a=0$  برای  $K_a(t_a, t) = \delta(t_a + t)$   $a=2$  این تعریف به راحتی به خارج فاصله  $[-2, 2]$  با توجه به رابطه  $F^{4l+a} f(t_a) = F^a f(t_a)$  برای  $l$  صحیح قابلیت گسترش دارد. تابع پایه شناخته شده باید گسترش طیفی به فرم رابطه (۳-۴) داشته باشد:

$$K_a(t_a, t) = \sum_{k=0}^{\infty} \psi_k(t_a) e^{-\frac{j\pi}{2k}} \psi_k(t) \quad (۴-۳)$$

در رابطه (۳-۴)،  $\psi_k(t)$  امین تابع هرمیت گوسی است و  $t_a$  متغیر  $a$  امین مرتبه ناحیه فوریه کسری معرفی می‌شود. در [34] به معرفی توابع گوس هرمیت پیوسته و گسسته و قیاس خواص آن‌ها پرداخته شده است. تبدیل فوریه کسری، از نگاهی دیگر قابل بیان به فرم زیر است: ابتدا به معرفی تبدیل فوریه پیوسته  $F$  یک تابع،  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$  که یک اپراتور خطی است پرداخته شده و تابع  $f$  را به ورژن فرکانس آن  $\hat{f}$  تبدیل می‌کند.

$$\hat{f}(\xi) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2j\xi x} dx \quad \text{برای هر } \xi \text{ حقیقی و } f \text{ توسط تبدیل عکس } \hat{f} \text{ حاصل شده است:}$$

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\xi) e^{2jx\xi} d\xi \quad \text{برای هر } x \text{ حقیقی.}$$

ابتدا تکرار  $n$  ام آن به فرم زیر معرفی می‌شود.  $F^n[f] = F[[F^{n-1}][f]]$  و  $F^{-n} = (F^{-1})^n$  و  $n$  عدد صحیح غیر منفی است و  $F^0[f] = f$  است. زمانی که  $f$  یک تابع پریودیک با پریود  $4$  برای هر تابع  $f$  باشد دنباله-های آن‌ها محدودند و رابطه  $F^4(f) = f$  برقرار است. به طور دقیق‌تر اپراتور تساوی  $p$  معرفی شده، که زمان عکس است.  $P(f): t \rightarrow f(-t)$  در نتیجه با توجه به شرایط مذکور، خواص زیر نتیجه شده‌اند:

فرکانس تبدیل فرکانس  $F^0 = \text{Id}$ ,  $F^1 = F$ ,  $F^2 = p$ ,  $F^4 = \text{Id}$ ,  $F^3 = F^{-1} = p \circ F = F \circ p$  آورده که این تعریف گسترش به توان‌های غیر صحیحی داشته و در نتیجه رابطه (۳-۵)، معرفی را برقرار می‌کند:

$$n = \frac{2\alpha}{\pi} \quad (۵-۳)$$

برای هر  $\alpha$  حقیقی،  $\alpha$  زاویه تبدیل فوریه کسری یک تابع  $f$  است که توسط  $F_\alpha(u)$  معرفی و در رابطه (۳-۶) نشان داده شده است:

$$F_\alpha[f](u) = \sqrt{1 - i \cot(\alpha)} e^{i \cot(\alpha) u^2 \pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-2\pi \left( \csc(\alpha) u \frac{\cot(\alpha)}{2} x^2 \right)} f(x) dx \quad (۶-۳)$$

مجذور ریشه (مربع ریشه) تعریف شده طوری است که آرگومان نتیجه در فاصله  $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$  قرار می‌گیرد. اگر  $\alpha$  مضرب صحیح  $\pi$  است، بنابراین توابع  $\csc, \cot$  فوق واگرا شده است. هرچند با  $\lim$  گرفتن قابلیت محدود شدن داشته و منجر به یک تابع دلتا دیراک در انتگرال می‌شود. به طور مستقیم زمانی که  $F^2 f = f(-t)$  است و  $F_\alpha(f)$  به طوری ساده بیان می‌شود،  $f(t)$  با  $f(-t)$  برای  $\alpha$  زوج یا فرد مضرب  $\pi$  به ترتیب تبدیل خواهد شد. برای  $\alpha = \frac{\pi}{2}$  این تعریف به تبدیل فوریه پیوسته تبدیل و برای  $\alpha = -\frac{\pi}{2}$  عکس تبدیل فوریه حاصل می‌شود. در تبدیل فوریه کسری آرگومان  $u$  نه فضای  $x$  و نه فضای فرکانس  $\xi$  است. زمانی که دامنه  $\alpha$  ناحیه کسری مشخص شده،  $x_\alpha$  آرگومان  $F_\alpha$  معرفی می‌شود [۳۴].

$$F_\alpha(f)(w) = \sqrt{\frac{1-i}{2\pi}} e^{\frac{i \cot \alpha}{2} w^2} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i \csc(\alpha) w t + \frac{i \cot \alpha}{2} t^2} f(t) dt \quad (۷-۳)$$

در ادامه به بیان خواص تبدیل فوریه کسری پیوسته و تابع پایه پرداخته خواهد شد. تبدیل فوریه کسری همانند دیگر تبدیلات زمان فرکانسی، چون فوریه کلاسیک، علاوه بر دارا بودن صورت پیوسته، صورت گسسته نیز برای آن، با ارضای شرایط خاص برقرار است. صورت گسسته تبدیل فوریه کسری، در [34] به تفصیل بیان شده است.

### ۳-۲-۱-۲-۳- خواص تبدیل فوریه کسری:

تبدیل فوریه کسری دارای خواص متفاوتی است. این خواص در جدول (۳-۱) بیان شده است.  $\alpha$  امین مرتبه تبدیل فوریه کسری پیوسته  $F_\alpha$  خواص جدول (۳-۱) را دارد.

جدول ۳-۱ - خواص  $F_\alpha$  [۳۶]

جمع (۱) پذیر	$F_{\alpha+\beta} = F_\alpha \circ F_\beta = F_\beta \circ F_\alpha$ $F^{\alpha 2} F^{\alpha 1} = F^{\alpha 1 + \alpha 2}$
خطی: (۲)	$F_\alpha \left[ \sum_k b_k f_k(u) \right] = \sum_k b_k F_\alpha [f_k(u)]$
مراتب صحيح: (۳)	$F_\alpha = F_{k\pi/2} = F^k = (F)^k$ <p>در ادامه: <math>F^2 = p</math></p> $F^3 = F^{-1} = (F)^{-1}$ $F^4 = F^0 = I$ $F^l = F^j$ $\equiv j \pmod{4}$ $p[F(u)] = f(-u)$
عكس (۴)	$(F_\alpha)^{-1} = F_{-\alpha}$
جابجایی (۵)	$F_{\alpha 1} F_{\alpha 2} = F_{\alpha 2} F_{\alpha 1}$
پذیری شکرت (۶)	$(F_{\alpha 1} F_{\alpha 2}) F_{\alpha 3} = F_{\alpha 1} (F_{\alpha 2} F_{\alpha 3})$
پرسوال (۷)	$\int f(u) * g(u) du = \int f_\alpha(u) * g_\alpha(u) du$
(۸)	$F_\alpha[f(-u)] = F_\alpha(-u)$ $F_\alpha p = p F_\alpha$
(۹)	$SH(u0)[f(u)] = f(u + u0)$ $pH(U0)[f(u)] = e^{j2\pi U0} f(u)$ <p>بنابراین:</p> $F_\alpha SH(u0) = e^{j\pi u0 \wedge 2 \sin \alpha \cos \alpha} pH(u0 \sin \alpha) SH(u0 \cos \alpha) F_\alpha$ $F_\alpha [f(u + u0)] = e^{j\pi \wedge 2 \sin \alpha \cos \alpha} e^{j2\pi} f_\alpha [u + u0 \cos \alpha]$
تذخیر یک تابع مقیاس یافته (۱۰)	$MM[F(u)] = M^{-\frac{1}{2}} f\left(\frac{u}{M}\right)$ $Q(\varphi)[f(u)] = e^{-j\varphi} f(u)$ $F_\alpha(M)(M) = Q(-\cot((1 - \cos^2 \alpha') / (\cos^2 \alpha) \alpha)) M(\sin \alpha / M \sin \alpha') F_\alpha$ <p>بنابراین:</p> $F_\alpha \left[  M ^{\left(-\frac{1}{2}\right)} f\left(\frac{u}{M}\right) \right] = \sqrt{(1 - j \cot \alpha) / (1 - j M^2 \cot \alpha)} e^{j\pi u^2 \cot \left(\frac{1 - \cos^2 \alpha'}{\cos^2 \alpha}\right)} f_\alpha(M_u \sin \alpha' / \sin \alpha)$ <p>قابل توجه بوده که تبدیل فوری کسری <math>f\left(\frac{u}{M}\right)</math> نمی تواند به فرم ورژن مقیاس یافته <math>F_\alpha(u)</math> بیان شود. تبدیل فوری کسری <math>f\left(\frac{u}{M}\right)</math> یک ورژن مدوله شده چیرپ و مقیاس یافته <math>f_\alpha'(u)</math> جلیبی که <math>\alpha \neq \alpha'</math> یک مرتبه متفاوت بوده وارونه شده است.</p>
همانی (۱۱)	$(F^\alpha) * F^{-\alpha} = (F^\alpha)^{-1}$ <p>در حالی که * پیوستگی تابع هرمیت را نشان داده است.</p>

همان‌طور که در رابطه (۱-۳) عنوان شد، FRFT یک تابع انتگرالی مطابق رابطه (۱-۳) داشته است. در

ادامه راجع به تابع پایه که دارای زاویه  $\alpha$  است، توضیح داده شده، که در رابطه (۸-۳) بیان شده است.

(۸-۳)

$$K_{\alpha}(u, x) = \begin{cases} \sqrt{1 - i \cot \alpha} \exp i \pi (\cot \alpha (x^2 + u^2) - 2 \csc \alpha u x) & \text{if } \alpha \text{ is not a multiple of } \pi \\ \delta(u - x) & \text{if } \alpha = 2\pi \\ \delta(u + x) & \text{if } \alpha + \pi = 2\pi \end{cases}$$

FrFT خواص یکسانی به فرم پایه‌های خود دارد. از خواص تابع پایه می‌توان به روابط (۳-۹) و (۳-۱۰) و (۳-۱۱) اشاره کرد.

(۱۱) اشاره کرد.

(۱) تقارن:

$$k_{\alpha}(u, u') = k_{\alpha}(u', u) \quad (۹-۳)$$

(۲) معکوس:

$$k_{\alpha}^{-1}(u, u') = k_{\alpha}^{*}(u, u') = k_{-\alpha}(u', u) \quad (۱۰-۳)$$

(۳) جمع پذیری:

$$k_{\alpha+\beta}(u, u') = \int k_{\alpha}(u, u'') k_{\beta}(u'', u') du'' \quad (۱۱-۳)$$

پس از تعریف تبدیل فوریه کسری پیوسته و خواص آن، تابع پایه و خواص مربوطه، کاربردهایی از تبدیل

فوریه کسری بیان خواهند شد.

۳-۲-۱-۳ - کاربردها:

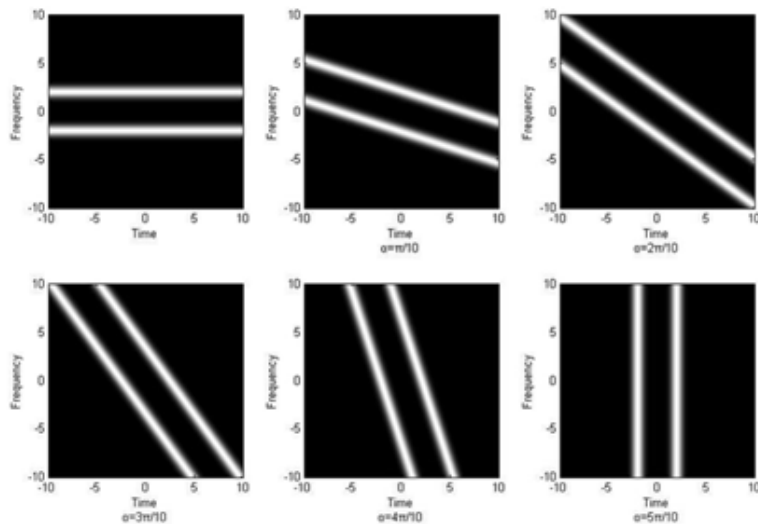
در حقیقت تبدیل فوریه کسری یک اپراتور چرخش بر روی توزیع زمان-فرکانس است. از تعریف فوق اگر

$\alpha = 0$  باشد، بعد از به کار بردن تبدیل فوریه کسری تغییری ایجاد نشده و اگر  $\alpha = \frac{\pi}{2}$  باشد تبدیل فوریه

کسری به تبدیل فوریه تبدیل شده که توزیع زمان-فرکانس با  $\frac{\pi}{2}$  چرخیده است. برای دیگر مقادیر  $\alpha$  تبدیل

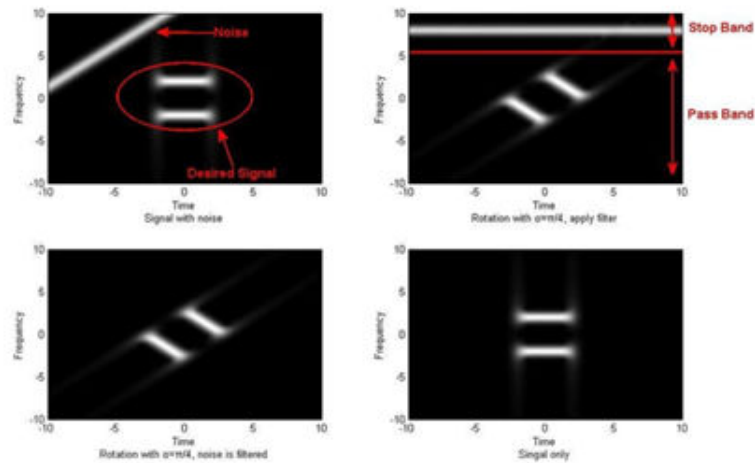


فوريه كسري بر طبق  $\alpha$  در حوزه زمان فرکانس چرخش دارد. شكل (۳-۱) نتايج تبديل فوريه كسري براي مقادير مختلف  $\alpha$  را نشان داده است.



شكل ۳-۱- بررسی تبديل فوريه كسري با زواياي مختلف [۳۷]

تبديل فوريه كسري توانسته در تحليل زمان-فرکانس و پردازش سيگنالهاي گسسته استفاده شود. همچنين اين روش براي فيلتر كردن نويز، به جز در شرايطي كه همپوشاني با سيگنال مطلوب در حوزه زمان-فرکانس دارد، نيز مناسب است. به طور مثال، به طور مستقيم يك فيلتر براي حذف نويز در شكل (۳-۲) استفاده كرد اما توسط تبديل فوريه كسري مي توان سيگنال را چرخاند، سپس از يك فيلتر خاص استفاده کرده و تنها سيگنال مطلوب عبور داده شود. بنا بر اين نويز به طور كامل حذف مي شود. سپس تبديل عكس فوريه كسري گرفته شده و سيگنال بدون نويز در حالت اوليه حاصل مي شود. شكل (۳-۲) نتايج حاصل از فيلتر كردن را نشان داده است [۳۸].



شکل ۳-۲- حذف نویز از سیگنال توسط تبدیل فوریه کسری [۳۷]

پس از معرفی تبدیل فوریه کسری، خواص آن و تابع پایه، در ادامه در رابطه با تبدیل زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی و طبقه‌بند پرداخته می‌شود.

### ۳-۲-۲- زاویه هندسی

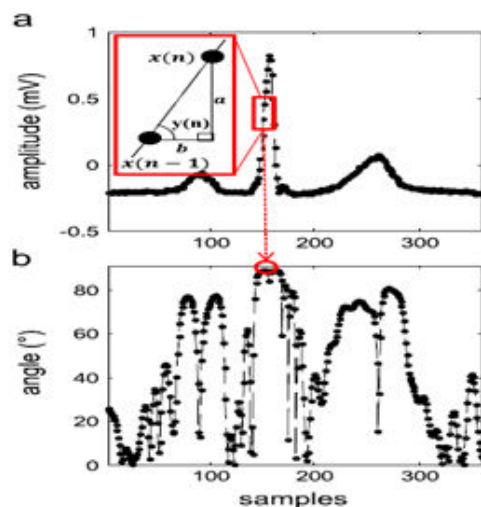
توابع معکوس به طور گسترده‌ای در مهندسی، فیزیک، هندسه و جهت‌یابی استفاده می‌شود. در توابع معکوس مثلثاتی مقادیر ویژه مطرح شده، وجود دارد. زمانی که هیچکدام از شش تابع مثلثاتی یک به یک نیستند، به منظور داشتن توابع معکوس، منحصر هستند. برای مثال استفاده کردن توابع در حضور توابع چند مقدارده تنها با تابع مربع ریشه  $y=\sqrt{x}$  می‌تواند از  $Y^2 = x$  معرفی شود. زمانی که تنها یک مقدار مد نظر و مطلوب است، تابع ممکن است با شاخه ویژه آن منحصر باشد [39]. معکوس توابع مثلثاتی بسیار پرکاربرد در زمینه یافتن زاویه راست گوشه در مثلث قائم‌الزاویه است، زمانی که طول اضلاع مثلث مشخص است. در این پایان‌نامه از تابع آرک‌کسینوس برای استخراج QRS استفاده می‌شود و رابطه (۳-۱۲) برقرار است.

$$y(n) = \cos^{-1} b(n)/c'(n) \quad (12-3)$$

در رابطه (۱۲-۳)  $b(n)$  ضلع مجاور به  $y(n)$  و  $c'(n)$  وتر مثلث قائم‌الزاویه است. در این بخش به معرفی رابطه محاسبه زاویه هندسی و کاربرد آن در سیگنال‌های ECG پرداخته خواهد شد. در رابطه (۱۳-۳) رابطه میان دو نمونه متوالی محاسبه می‌شود.

$$y(n) = \cos^{-1} \frac{b}{c} = \cos^{-1} \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2}} = \cos^{-1} \frac{\left(\frac{360}{fs}\right)}{\sqrt{a^2 + \left(\frac{360}{fs}\right)^2}} \quad (13-3)$$

در رابطه (۱۳-۳)  $a$  برابر با اختلاف قدر مطلق دو نمونه متوالی از سیگنال ECG است. در رابطه (۱۳-۳)  $x(n)$  برابر  $n$ امین نمونه سیگنال ECG است.  $b$  فاصله زمانی میان دو نمونه و  $fs$  فرکانس نمونه‌برداری سیگنال ECG می‌باشد.  $c$  یک مقدار مقیاس است، که در تفاضل دو نمونه ضرب می‌شود. در شکل (۳-۳) نمونه‌ای از بررسی زاویه هندسی در ECG با تابع آرک‌تانژانت صورت گرفته است. قابل مشاهده است که شکل حاصله از تبدیل، در قسمت‌های QRS بیشتر از دیگر امواج در ECG بوده و بین ۸۰ تا ۹۰ درجه است. نمونه دیگری از این بررسی با عنوان تبدیل فاز در فصل دوم در شکل (۳-۲) نشان داده شد.



شکل ۳-۳ (a) سیگنال ECG (b) زاویه مربوط به [40]

در مرحله بعد، پس از معرفی تئوری‌های استفاده شده و روابط آن‌ها برای استخراج ویژگی، روابط و معرفی طبقه‌بندی‌های مورد استفاده، بیان شده‌اند. همچنین مساله طبقه‌بندی نیز معرفی خواهد شد.

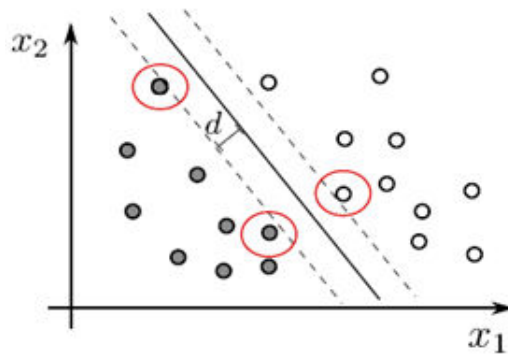
### ۳-۳- طبقه‌بندی

طبقه‌بندی به طور کلی فرآیندی مرتبط با دسته‌بندی است. فرآیندی که شی‌ها یا ایده‌ها را دسته‌بندی کرده، تمایز قائل شده و یا قابل درک می‌کند. طبقه‌بندی به طور ویژه اشاره به چهار مورد زیر دارد: ۱- طبقه‌بندی آماری: شناسایی یک مجموعه دسته‌بندی یک مشاهده جدید، که متعلق به یک مجموعه داده آموزش هستند. ۲- طبقه‌بندی ریاضی: یک مجموعه‌هایی که می‌توانند شناسایی روشنی با یک خاصیت را انجام دهند، که تمام اعضای آن مشترک هستند. ۳- تئوری طبقه‌بندی در ریاضیات. ۴- سیستم ارزش ویژگی، که یک روش پایه برای نمایش چارچوب است. در یادگیری ماشین و یادگیری آماری، طبقه‌بندی مسئله، یافتن یک مجموعه دسته‌بندی برای مجموع مشاهدات جدید است که مشخص می‌کند که مجموعه مشاهدات جدید متعلق به کدام مجموعه آموزش و داده‌های شامل مشاهدات است، در حالی که دسته اعضا آن مشخص است. در یادگیری ماشین مشاهدات اغلب به عنوان نمونه شناخته شده و متغیرهای توصیفی ویژگی‌ها و دسته‌های ممکن به صورت کلاس‌ها پیش‌بینی می‌شوند. طبقه‌بندی و خوشه‌بندی نمونه‌ای از مسائل کلی شناسایی الگو می‌باشند، که برخی مقادیر خروجی را به مقادیر ورودی-های گرفته شده، نسبت می‌دهند. مساله طبقه‌بندی به دو بخش باینری و چند کلاسه تقسیم می‌شود.

### ۳-۳-۱- ماشین بردار پشتیبان

در یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان مدل‌های تحت یادگیری با نظارت، با الگوریتم‌های یادگیری مربوطه هستند، که تحلیل داده‌ها برای طبقه‌بندی و تحلیل و رگرسیون را انجام می‌دهند. ماشین بردار پشتیبان یک مجموعه داده آموزش را می‌گیرد و هر کدام را به یک یا دیگر دسته‌بندی‌ها برچسب‌دار می‌-

کند. در الگوریتم SVM آموزش SVM یک مدل می‌سازد، که نمونه‌های جدید با یک یا دیگر دسته‌بندی-ها علامت‌گذاری و یک طبقه‌بند غیرخطی احتمالی ایجاد می‌کند. یک مدل SVM یک نمایش نمونه‌ها به صورت نقاطی در فضا و نمونه‌های نگاشت یافته است. بنابراین نمونه‌های کلاس‌ها با فاصله‌ای واضح جدا می‌شوند و به اندازه کافی فاصله، عریض و ممکن است. بر علاوه انجام دادن طبقه‌بندی خطی، SVM توانسته به طور موثری یک طبقه‌بندی غیرخطی را انجام دهد، که KernelTrick نام گذاری می‌شود و ورودی‌های آن به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر نگاشت پیدا می‌کند. زمانی که داده‌ها برچسب‌گذاری می‌شوند، یادگیری نظارت شده ممکن شده و مسیر یادگیری بدون نظارت با یافتن خوشه‌بندی داده‌ها به گروه‌ها منجر و امکان می‌یابند. بیشتر فرمول‌های یک ماشین بردار پشتیبان یک ابرصفحه یا مجموعه ابرصفحه‌ها در فضای ابعاد نامحدود یا بالاتر ساخته، که می‌تواند برای طبقه‌بندی و رگرسیون و دیگر کاربردها استفاده شوند. یک جداساز مناسب با ابرصفحه‌ای حاصل می‌شود، که بزرگ‌ترین فاصله به نزدیک‌ترین داده آموزش یک کلاس را دارد، که تابع حاشیه نام می‌گیرد. فرض کنید برخی نقاط داده گرفته شده، هرکدام متعلق به یکی از دو کلاس بوده و هدف تعیین کلاس نمونه‌های جدید است. در مورد ماشین بردار پشتیبان یک نقطه داده که در فضای بردار  $n$  بعدی بوده، توانسته نقاط را با ابرصفحه  $n-1$  بعدی جدا کرده که طبقه‌بندی خطی نام می‌گیرد. ابرصفحه‌های بسیاری وجود دارند که طبقه‌بندی داده‌ها را ممکن می‌کنند. بهینه‌ترین انتخاب ابرصفحه، آن ابرصفحه‌ای است، که بیشترین جداسازی را نشان دهد، یا حاشیه ماکزیمم میان دو کلاس را ایجاد کند. برای نمایش فرایند همان‌طور که در شکل (۳-۴) مشخص است، نمونه‌های دو بعدی با استفاده از دایره‌های مبنی بر تاثیر کلاس آن‌ها، که رنگی شده‌اند، نشان داده شده است. نمونه‌های مثبت سفید و منفی به صورت خاکستری نشان داده شده است [41].



شکل ۳-۴- مسئله جداپذیر خطی دو بعدی، نمونه‌های مثبت و منفی به ترتیب با دایره‌های سفید و خاکستری به ترتیب مشخص شده‌اند. بردار پشتیبان انتخاب شده با دایره‌های قرمز مشخص و حاشیه فاصله با  $d$  نشان داده شده است [41].

به جای در نظر گرفتن تمام نمونه‌ها در مجموعه آموزش SVM تنها بر روی نمونه‌های نزدیک به محدوده میان دو کلاس توجه، ایجاد می‌شود. درک و انتقال مستقیم ابر صفحه‌ای جداکننده، با استفاده از تنها اطلاعات آن نمونه‌ها ایجاد می‌شود. دایره‌های قرمز در شکل (۳-۴) نمونه‌ها را به منظور نمایش بردار پشتیبان نشان‌گذاری می‌کنند. برای ایجاد طبقه‌بند SVM به طور ریاضی فرض کنید داده‌ها شامل  $N$  نمونه هستند، که هر کدام با یک بردار ویژگی  $x$  و برچسب کلاس  $y_i$  معرفی می‌شوند.

$$y_i \in \{-1, 1\} \quad S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (3-14)$$

طبقه‌بند SVM بر چسب کلاس یک نمونه دیده نشده را ابتدا با محاسبه تولید نقطه ویژگی‌های  $x$  و مجموعه وزن  $w$  تعیین کرده، که جهت‌دهی ابر صفحه را معرفی می‌کند. ترم اسکالر  $b$  به عنوان بایاس برای ایجاد رابطه (۳-۱۵) اضافه می‌شود.

$$f(x) = x \cdot w + b \quad (3-15)$$

با کاربرد علامت خروجی تابع نمونه تست مثبت است، زمانی که  $f(x) > 0$  و منفی می‌شود، زمانی که خلاف آن برقرار شود. برای یافتن وزن‌های بهینه به مینیمم کردن رابطه (۳-۱۶) منجر شده است.

$$\text{minimize: } \frac{1}{2 \|w\|^2} \quad (3-16)$$

$$y(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (17-3)$$

مینیمم کردن نرم  $\frac{1}{2\|w\|^2}$  در رابطه (۱۶-۳) از عرض حاشیه  $\frac{2}{\|w\|^2}$  حاصل شده است. برای جداسازی مساله غیرخطی و انجام آن SVM می‌تواند، با کاربرد تابع پایه  $\phi(x)$  ویژگی‌ها را به ابعاد بالاتر برای جداسازی راحت‌تر نگاشت کند. بنابراین داده‌های آموزش به فرم  $S\{(\phi(x_1), y_1), \dots, (\phi(x_n), y_n)\}$  حاصل می‌شوند. در الگوریتم SVM سه مساله متفاوت به فرم طبقه‌بندی داده‌های جداپذیر خطی، طبقه‌بندی داده‌های جداپذیر غیرخطی و متعاقبا معرفی بردارهای پشتیبان غیرخطی را به همراه دارد. در ادامه به معرفی موارد مذکور، به طور مختصر پرداخته می‌شود. در قسمت قبل، طبقه‌بندی داده‌های جداپذیر خطی عنوان شد، در ادامه طبقه‌بندی داده‌های جداپذیر غیرخطی بیان می‌شوند. برای طبقه‌بندی داده‌های جداپذیر غیرخطی مساله کمی فرق می‌کند. به منظور انجام فرایند SVM برای جداسازی داده‌هایی که کاملا جداپذیر خطی نیستند، نقاط طبقه‌بندی درستی، طبق رابطه (۱۸-۳) حاصل نمی‌شود. در نتیجه روابط به فرم رابطه (۱۹-۳) اصلاح می‌شود.

$$x_i \cdot w + b \geq +1 + \epsilon_i \quad y_i = +1 \quad (19-3)$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1 + \epsilon_i \quad y_i = -1$$

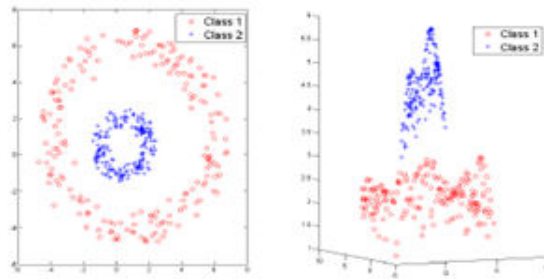
در نتیجه برای کاهش تعداد نمونه‌های طبقه‌بندی نشده، به روزرسانی رابطه به فرم رابطه (۲۰-۳) است.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \epsilon_i \quad y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \epsilon_i \geq 0 \quad (20-3)$$

C پارامتر کنترل مصالحه بین متغیر جریمه و سائز حاشیه است. در این حاشیه نقاط بر روی مرز نادرست محدوده حاشیه یک جریمه دارد، که با فاصله آن بیشتر می‌شود. زمانی که SVM برای جداسازی داده‌های غیرخطی استفاده می‌شود، از توابع پایه برای جداسازی داده‌ها در فضای ابعاد بالا به فرم  $K(x_i, x_j)$  استفاده می‌کند. برای ایجاد ماتریس H از رابطه (۲۱-۳) استفاده می‌شود.

$$H_{ij} = \sum_i y_j k(x_i, x_j) = x_i^T x_j = x_i^T x_j \quad (21-3)$$

در شکل (۵-۳) مشخص شده است که با توجه به انتقال داده‌ها به فضای ویژگی‌ها با ابعاد بالاتر به فرم  $x \rightarrow \phi(x)$  جداسازی داده‌های جداپذیر غیرخطی به صورت خطی، امکان‌پذیر می‌شود. در شکل (۵-۳) تابع پایه تابع شعاعی انتقال نمونه‌ها را به ابعاد بالاتر انجام داده است [42].



شکل ۵-۳ - نگاشت داده‌ها با استفاده از تابع پایه شعاعی به فضای با ابعاد بالاتر [42]

### ۳-۱-۱-۳-۲ - طبقه‌بندی SVM چندکلاسه

هدف SVM چندکلاسه برای اختصاص دادن برچسب‌ها به بیشتر از دو کلاس است. مسیر غالب و برجسته برای انجام، کاهش مساله چند کلاسه تنها نسبت به طبقه‌بندی باینری چندگانه است. روش‌های رایج برای کاهش شامل طبقه‌بندی باینری ساختن برچسب‌ها میان یک و مابقی (یکی در مقابل همه) یا میان هر جفت کلاس (یکی در برابر یکی) است. طبقه‌بندی داده‌های جدید برای یکی در مقابل همه، با یک استراتژی برنده، انجام می‌شود. برای مسیر یکی در مقابل یکی، طبقه‌بندی با یک استراتژی رای دهی ماکزیمم برنده، انجام می‌شود. بنابراین رای برای کلاس علامت‌گذاری شده با رای یک است و در نهایت کلاس با بیشترین رای‌ها، طبقه‌بندی نمونه‌ها را تعیین می‌کند. برای مسائل چندکلاسه رهیافت کلی کاهش مساله چند کلاسه، به چندین مساله دو کلاسه است. هر یک از مسائل با یک جداکننده دودویی



حل شده، پس خروجی جداکننده‌های دودویی SVM با یکدیگر ترکیب شده و به این ترتیب مساله چند کلاسه حاصل می‌شود.

### ۳-۲-۳- K همسایگی نزدیک

شناسایی الگو همسایگی k نزدیک، یک روش غیر پارامتریک است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. در هر دو مورد ورودی شامل k نمونه آموزش نزدیک در فضای ویژگی است و خروجی وابسته به KNN برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. در طبقه‌بندی KNN خروجی، یک عضو کلاس است و یک نمونه با رای اکثریت همسایه‌ها طبقه‌بندی می‌شود. اگر  $K=1$  باشد بنابراین ساده‌ترین اختصاص کلاس همسایگی نزدیک حاصل خواهد شد. KNN یک نمونه یادگیری مبنی بر نمونه یا یادگیری فازی است که تابع، تنها به طور محلی تخمین زده می‌شود. الگوریتم KNN ساده‌ترین الگوریتم-های یادگیری ماشینی است. یک طرح معمول برای در نظر گرفتن وزن هر همسایه یک وزن  $\frac{1}{d}$  است که d فاصله به هر همسایه است. همسایه‌ها از یک مجموعه نمونه برای کلاس اتخاذ می‌شوند، یا مقادیر ویژگی شی هستند، که مجموعه آموزش برای الگوریتم است. فرض کنید که جفت ورودی  $(x_n, y_n)$  ....  $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$  مقادیری در  $R^D$  هستند، که y برچسب هر x است. مرتب سازی داده‌ها مانند رابطه (۳-۲۲) برقرار می‌شود.

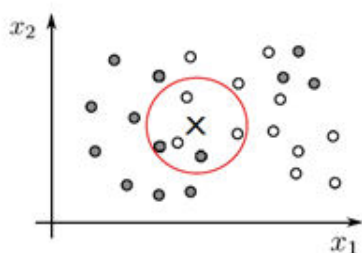
$$\|x(1) - x\| \leq \dots \|x(n) - x\| \quad (۲۲-۳)$$

نمونه‌های آموزش بردارهایی در فضای ویژگی چند بعدی و در هر یک برچسب کلاس مربوطه را دارا می‌باشند. فاز آموزش الگوریتم شامل تنها مرتب‌سازی بردار ویژگی و برچسب‌های کلاس نمونه‌های آموزش است. در فاز طبقه‌بندی، k (پارامتر همسایگی) یک ثابت از پیش تعریف شده توسط کاربر است و یک بردار بدون برچسب با اختصاص برچسب، طبقه‌بندی شده، که بیشترین تکرار در میان k نمونه آموزش

نزدیک به نقطه تست داشته باشد. چارچوب پایه این الگوریتم و طبقه‌بندی بر اساس رای اکثریت اتفاق می‌افتد. یک نمونه جدید، بر اساس تعیین فاصله، تا نمونه‌های آموزش، طبقه‌بندی می‌شود و متعلق به کلاسی است، که کم‌ترین فاصله تا  $K$  همسایگی خود را دارد. به طور رایج یک فاصله متریک برای متغیرهای پیوسته فاصله اقلیدسی است و برای مقادیر گسسته دیگر فاصله‌ها استفاده می‌شوند. در مرحله بعدی انتخاب پارامترها مطرح می‌شود، بهترین انتخاب  $K$  وابسته به داده‌ها بوده و به طور کلی مقادیر بالای  $K$ ، تاثیر نویز بر روی طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد. رابطه (۳-۳۳) بیانگر یک نمونه طبقه‌بند KNN است.

$$C_n^{knn}(x) = Y(k) \quad (۳-۳۳)$$

برای نمایش پروسه ابتدا شکل (۳-۶) را در نظر بگیرید.



شکل ۳-۶- مسئله طبقه‌بندی  $K$  همسایگی نزدیک دو بعدی. نمونه‌های مثبت و منفی با استفاده از دایره‌های سفید و خاکستری به ترتیب مشخص هستند. نمونه تست با علامت ضربدر مشخص است.  $k=5$  نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزش با دایره قرمز نشان داده شده است [41].

در شکل (۳-۶) نمونه‌ها با استفاده از بردار ویژگی دو بعدی معرفی شده‌اند. فرض شده، هدف پیش‌بینی کلاس نمونه معرفی شده با یک علامت  $x$  است. اگر بزرگ‌ترین  $K$  نمونه،  $K=5$  باشد بنابراین انتخاب نزدیک‌ترین همسایه‌ها با علامت دایره قرمز مشخص می‌شود. ضروری است که تعداد همسایه‌ها ( $k$ ) فرد انتخاب شود، تا خروجی رای‌گیری وجود آن را گارانتی کند. طبقه‌بند KNN در چارچوب طبقه‌بندی زمانی قرار می‌گیرد [41].

## ۳-۴- جمع‌بندی

در این فصل به معرفی مراحل و الگوریتم‌های استفاده شده در بررسی و مطالعه بر روی سیگنال ECG پرداخته شد. در مطالعه بر روی سیگنال‌های حیاتی، الگوریتم‌ها و روش‌های ریاضی متفاوتی پیشنهاد شده است. استخراج ویژگی مناسب و انتخاب طبقه‌بند بهینه دو شرط اساسی برای رسیدن به نتایج مطلوب مسئله طبقه‌بندی هستند. در این فصل به معرفی و توضیح در راستای معرفی الگوریتم‌های استخراج ویژگی و طبقه‌بندها پرداخته شد. در ادامه الگوریتم‌های عنوان شده در فصل ۳ و نتایج حاصله از پیاده‌سازی آن‌ها بیان خواهند شد.



## فصل چهارم

# الگوریتم پیشنهادی و نتایج

#### ۴-۱- مقدمه

همان‌طور که در فصل‌های قبل عنوان شد، سیگنال ECG فعالیت الکتریکی ثبت شده قلب بوده و برای پی بردن به امراض قلبی بسیار پرکاربرد و حیاتی است. تا کنون الگوریتم‌های متفاوتی در بررسی سیگنال‌های قلبی عنوان شده، که نمونه‌ای از آن‌ها در فصل ۲ بیان شد. همچنین طبقه‌بندهای متفاوتی برای بررسی این سیگنال‌ها ذکر شده‌اند، که در فصل ۲ نیز بیان شدند. الگوریتم‌های بیان شده در فصل ۲ شاید نتایج مناسبی داشته باشند، اما دارای مراحل پیش‌پردازش و یا پس‌پردازش بوده و روش‌های پیچیده‌ای را به همراه داشته‌اند. همچنین برخی الگوریتم‌ها نیازمند سیگنال‌های ECG چند لید هستند و یا حتی در برخی مطالعات که از شبکه‌های عصبی استفاده شده، نیازمند تکرارهای بالای آموزش برای تشخیص مناسب می‌باشند. هرچه پیچیدگی‌های الگوریتم‌ها بیشتر شود، آن‌ها را برای پیاده‌سازی حقیقی نامناسب‌تر می‌کند. همچنین الگوریتم‌های عنوان شده، تحت نویز، عملکرد ضعیف‌تری دارند و نیازمند پیش‌پردازش هستند. در این پایان‌نامه، هدف معرفی و بررسی الگوریتم جدیدی است، که بر ضعف‌های الگوریتم‌های عنوان شده فائق آمده است. در این فصل به معرفی الگوریتم پیشنهادی و نتایج حاصله از آن‌ها پرداخته خواهد شد، که در ادامه بیان می‌شوند. برای بررسی و تحلیل سیگنال بایستی پایگاه داده معتبر در اختیار باشد و تحلیلات مد نظر بر اساس آن صورت گیرد. در ادامه در رابطه با پایگاه داده مورد نظر، که در این مطالعه و اکثر مطالعات صورت گرفته در زمینه ECG، استفاده شده، توضیح داده خواهد شد.

#### ۴-۲- پایگاه داده

استفاده از پایگاه داده معتبر در زمینه تحلیل سیگنال به ویژه سیگنال‌های حیاتی بسیار حائز اهمیت است. پایگاه داده استاندارد، یکی از مهم‌ترین مراحل آزمایش و بررسی عملکرد مطالعات می‌باشد. پایگاه داده، در مقایسه عملکرد روش‌های مختلف نقش به‌سزایی دارد و برای قیاس مطالعات متفاوت با یکدیگر، باید بانک

داده مورد استفاده یکسانی داشته باشند. تعداد زیادی پایگاه داده در دسترس است، اما اکثر آن‌ها برای تست‌های بیومتریک نامناسب هستند.

پایگاه داده مورد استفاده، باید طوری باشد که شامل تعدادی زیاد، ثبت از انواع آریتمی‌های قلبی و تعدادی ثبت از سیگنال قلبی افراد سالم باشد. در این مطالعه همان‌طور که عنوان شد، از پایگاه داده MIT-BIH استفاده می‌شود. این پایگاه داده، دارای ۱۰۰ سیگنال ECG از مردان و زنان در بازه سنی به ترتیب برابر 32-89 و 23-89 است. هر سیگنال در این پایگاه حدود ۳۰ دقیقه و شامل دو لید است. ثبت‌ها در این پایگاه با فرکانس نمونه‌برداری ۳۶۰ هرتز نمونه‌برداری شده‌اند. هر ثبت نشان از فعالیت الکتریکی قلب افراد دارد. ثبت‌ها در این پایگاه دارای سه فایل ضمیمه با پسوندهای `.atr`، `.dat`، `.hea` هستند که مجموع سه فایل ضمیمه یک ثبت از سیگنال قلبی را تشکیل می‌دهند.

پسوند `.dat` شامل نمونه‌های دیجیتالی یک یا چند سیگنال است. پسوند `.hea` فایل متنی کوتاه حاوی نام و یا آدرس اینترنتی فایل سیگنال، فرمت ذخیره‌سازی، تعداد و نوع سیگنال، فرکانس نمونه‌برداری، داده‌های کالیبراسیون، ویژگی‌های دیجیتالی‌شده، مدت زمان ضبط و زمان شروع سیگنال می‌باشد. پسوند `.atr` متشکل از مجموعه‌ای از تفاسیر است که هر کدام توصیف یکی از ویژگی‌های یک یا چند سیگنال در یک زمان معین می‌باشد. برای مثال، توصیف کمپلکس QRS، زمان وقوع و نوع (نرمال، آریتمی) آن را مشخص می‌کند. در جدول (۴-۱) فایل‌های مورد استفاده در هر گروه برای بررسی الگوریتم پیشنهادی، به همراه لید استفاده شده، در این پایان‌نامه، بیان شده‌اند.

جدول ۴-۱- رکوردهای مورد استفاده در این پایان نامه از پایگاه داده [10]

گروه	رکورد	لید (کانال)
Normal	۱۱۵	MLII
	۱۰۸	MLII
	۲۳۴	MLII
	۱۱۳	MLII
RBBB	۱۱۸	MLII
	۱۲۴	MLII
	۲۱۲	MLII
	۲۳۱	MLII
LBBB	۱۰۹	MLII
	۱۱۱	MLII
	۲۰۷	MLII
	۲۱۴	MLII
PB <sup>۱</sup>	۱۰۲	V2
	۱۰۴	V2
	۱۰۷	MLII
	۲۱۷	MLII
PVC <sup>۲</sup>	۱۰۶	MLII
	۱۱۹	MLII
	۲۰۰	MLII
	۲۰۳	MLII

<sup>۱</sup> Paced Beat (PB)

<sup>۲</sup> Premature Ventricular Contraction (PVC)



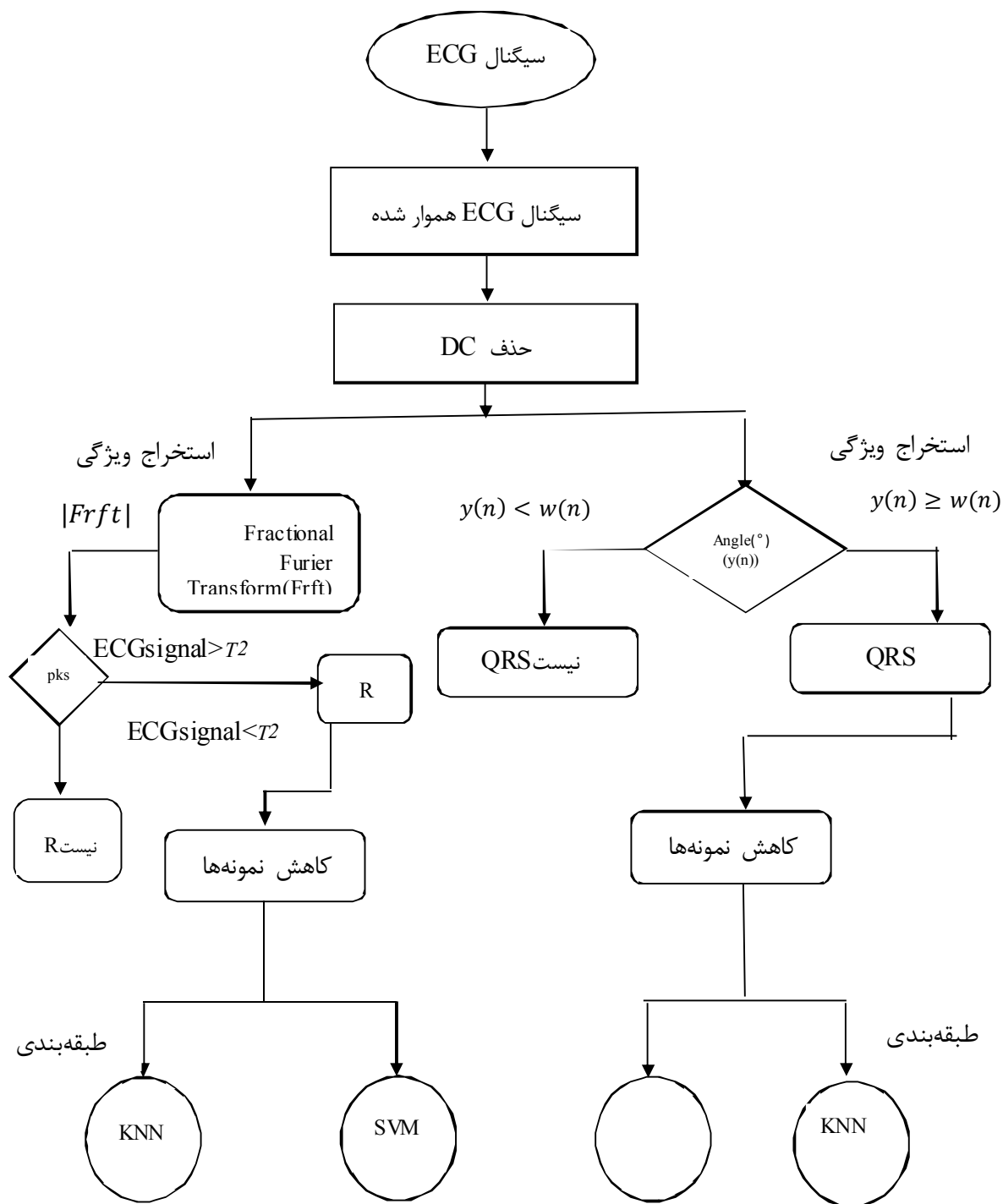
## ۴-۳- الگوریتم پیشنهادی

استخراج ویژگی همان‌طور که در فصل قبل عنوان شد، از مراحل حیاتی و بسیار مهم در مسئله طبقه‌بندی است. مرحله مهم برای شناسایی و طبقه‌بندی و تفکیک انواع مختلف سیگنال‌ها از یکدیگر، مرحله تشخیص و استخراج ویژگی از سیگنال است. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال به عنوان ورودی سیستم طبقه‌بند قرار می‌گیرند. برای انجام این کار بایستی ویژگی‌هایی از سیگنال استخراج شوند، که علاوه بر ایجاد حداکثر تمایز ممکن بین انواع کلاس‌ها، کمترین هزینه زمانی را به همراه داشته باشند، در نتیجه در اکثر مطالعات مصالحه‌ای بین دو فاکتور زمان و تمایز در نظر گرفته شده است. بنابراین شباهت بین ویژگی‌ها بایستی اندک باشد.

مطالعات انجام شده در زمینه ECG تا کنون هم در زمینه الگوریتم استخراج ویژگی و هم طبقه‌بند متفاوت بوده‌اند، اما تفاوت عمده در زمینه استخراج ویژگی و تفاوت در نحوه استخراج ویژگی است. در این مطالعه هدف بررسی و استخراج ویژگی حیاتی از سیگنال ECG است و ویژگی مورد نظر، در حوزه زمان از سیگنال استخراج می‌شود، که مربوط به ویژگی‌های زمانی سیگنال ECG است. هدف اصلی این مطالعه، طراحی و پیاده‌سازی الگوریتمی جدید و مناسب به منظور استخراج ویژگی مناسب از سیگنال ECG و طبقه‌بندی آن است. در این پایان‌نامه با استفاده از دو تبدیل، فوریه کسری و زاویه هندسی، به استخراج ویژگی از سیگنال ECG از طریق دو روش در حوزه زمان، پرداخته می‌شود. با استفاده از تبدیل فوریه کسری پیک R و نقاط انتخابی بروی QRS و با کاربرد زاویه هندسی به استخراج موج QRS و سپس نقاط انتخابی بر روی QRS توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته پرداخته خواهد شد. در فصل ۳ به معرفی دو الگوریتم تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی پرداخته شد، در این فصل نحوه استفاده آن بر روی سیگنال ECG برای استخراج ویژگی بیان می‌شود.

همان‌طور که در بخش قبل عنوان شد برای بررسی و تحلیل سیگنال بایستی پایگاه داده معتبر در اختیار باشد و تحلیلات مد نظر بر اساس آن صورت گیرد. در این مطالعه و انواع مطالعات انجام شده از پایگاه داده فیزیوت که در بخش مراجع، سایت آن بیان شده، استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده از این پایگاه، MIT-BIH است و برای استخراج ویژگی، آموزش و تست طبقه‌بندها، از آن استفاده می‌شود.

در این مطالعه دو الگوریتم استخراج ویژگی بررسی شده، که بلوک دیاگرام کلی الگوریتم‌های استفاده شده در این پایان‌نامه در شکل (۱-۴) نشان داده شده است. ابتدا بلوک دیاگرام مربوط به الگوریتم ۱، الگوریتم استخراج پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، در شکل (۱-۴) نشان داده شده و در ادامه بلوک دیاگرام کلی الگوریتم ۲ استخراج ویژگی، استخراج QRS توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی و سپس نقاط انتخابی بر روی QRS توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته در شکل (۴-۱) نشان داده شده است.



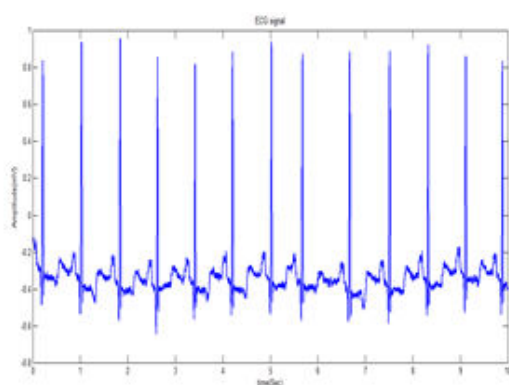
شکل ۴-۱- بلوک دیاگرام کلی مراحل انجام الگوریتم‌های پیشنهادی

با توجه به شکل (۴-۱) همان‌طور که مشخص است ابتدا سیگنال ECG ثبت شده، هموار می‌شود. در اکثر مطالعات صورت گرفته سیگنال ECG قبل از انجام هر گونه پردازش بر روی آن وارد مرحله پیش‌پردازش شده، تا سیگنال حذف نویز شود و کیفیت آن بهبود یابد، تا برای پردازش‌های بعدی آماده شود. سیگنال‌های ECG با انواع نویزها و اختلالات اعم از فرکانس بالا و فرکانس پایین آغشته شده و باعث کاهش عملکرد مراحل پردازش می‌شود. در نتیجه سیگنال توسط فیلترهای متفاوتی، مانند فیلتر بالاگذر و یا پایین‌گذر و یا هر دو، تبدیل موجک، فیلتر FIR و فیلترهای دیگر که به برخی در فصل ۲ اشاره شد، حذف نویز شده و کیفیت آن افزایش می‌یابد. در برخی مطالعات نیز سیگنال در بخش پیش‌پردازش تقویت شده تا امواج در سیگنال ECG که در فصل ۱ بیان شد، چون موج QRS تقویت و موج P,T تضعیف شوند. در این مطالعه پیش‌پردازش سیگنال به طور مستقیم در راستای اعمال یک فیلتر اعم از فیلترهای عنوان شده نبوده و تنها سیگنال هموارتر و حذف DC می‌شود. با انجام این کار مولفه‌های فرکانس بالا و پایینی که توسط انواع اختلالات در حین ثبت سیگنال ECG بر روی سیگنال ایجاد شده، کم اثر می‌شوند و بدون نیاز به پیاده‌سازی فیلتر که باعث تاخیر در سیگنال می‌شود، سیگنال کمی، بهبود کیفیت دارد. در ادامه عنوان شده که سیگنال بدون حذف نویز با توجه به الگوریتم‌های بررسی و عنوان شده، قدرت کافی برای استخراج پیک R و نقاط انتخابی بر روی موج QRS را دارد. پس از آن سیگنال برای استخراج ویژگی به دو تبدیل، فوریه کسری و زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته مورد نظر داده می‌شود. این پایان‌نامه شامل دو فاز کلی در راستای تحلیل سیگنال می‌باشد. فاز اول استخراج ویژگی و فاز دوم طبقه‌بندی است. هر فاز خود شامل چند بخش شده که در ادامه بیان شده‌اند. قابل توجه است که شبیه‌سازی و پیاده‌سازی الگوریتم‌های مطالعه شده و پیشنهادی در این پایان‌نامه، توسط نرم افزار متلب صورت گرفته است. در مرحله اول فاز استخراج ویژگی بررسی می‌شود. در ادامه مراحل استخراج ویژگی بیان خواهند شد.

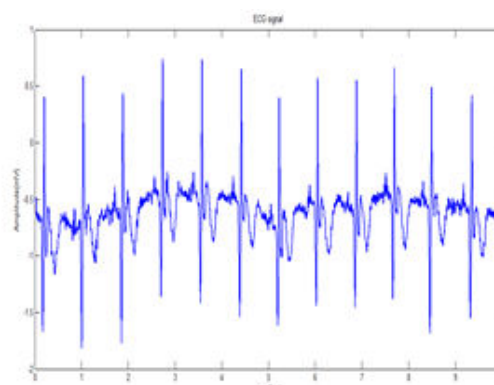
### ۴-۳-۱- استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری

در این قسمت هدف استخراج پیک R و نقاط انتخابی بر روی موج QRS از سیگنال است. در سال‌های اخیر روش‌های متفاوتی برای انجام این کار صورت گرفته است. هدف ارایه الگوریتمی است، که دارای بهبود عملکرد نسبت به دیگر روش‌ها بوده و رقابت بین تمام مطالعات در سال‌های اخیر بر سر همین مساله است. افراد بسیاری روش‌های مختلفی را برای اجرای این کار مطرح و بررسی کرده‌اند. بسیاری الگوریتم‌های استاندارد پردازش سیگنال برای تشخیص موج QRS و پیک R به کار گرفته شده است. با توجه به اهمیت استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال برای ایجاد تمایز ماکزیمم میان انواع متفاوت سیگنال‌ها، در این مطالعه به استخراج ویژگی زمانی از سیگنال در حوزه زمان، اما با کاربرد تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی که یک تبدیل بین زمان-فرکانس و زمانی به ترتیب هستند، مطرح می‌شود. انواع ویژگی‌هایی که از سیگنال ECG قابل استخراج است، به ترتیب برابر ۱- فاصله QRS ۲- دامنه QRS ۳- فاصله PR ۴- فاصله ST ۵- موج QRS ۶- پیک QRS بوده‌اند و در این تحقیق دو ویژگی ۵ و ۶ استخراج می‌شود. در فصل ۱ قسمت‌های مختلف ECG توضیح داده شدند. در این پایان‌نامه از ویژگی‌های زمانی سیگنال در حوزه زمان همان‌طور که عنوان شد، استفاده خواهد شد. تبدیل فوریه کسری تا کنون در مرحله حذف نویز از سیگنال همان‌طور که در شکل (۳-۴) در فصل سوم، نشان داده شد، استفاده شده است، اما در این پایان‌نامه برای استخراج ویژگی از سیگنال استفاده خواهد شد. در این بخش، ابتدا استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته معرفی شده است. با توجه به تبدیل فوریه کسری، همان‌طور که عنوان شد، با توجه به شکل (۴-۱) ابتدا سیگنال نرم و حذف DC شده است، پس از آن سیگنال توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته به فضای بین زمان-فرکانس انتقال یافته و در زاویه مشخص

اعمالی، که بهترین و با کیفیت‌ترین نتیجه را، که استخراج پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS بوده، به همراه دارد. در ادامه نمونه‌ای از ثبت‌های اولیه سیگنال ECG برای پردازش‌های مد نظر نشان داده شده‌اند. شکل (۲-۴) رکورد 100.m که ثبتی طبیعی، فایل 118.m به عنوان ثبت RBBB، در شکل (۳-۴) ثبت 111.m به عنوان ثبت LBBB، شکل (۴-۴) فایل 102.m و 119.m دارای دو فایل بیماری به ترتیب PVC, PB را در فاصله زمانی ۱۰ ثانیه نشان می‌دهند. پنج سیگنال نشان داده شده، پنج نوع سیگنال به کار برده شده در الگوریتم پیشنهادی می‌باشند.

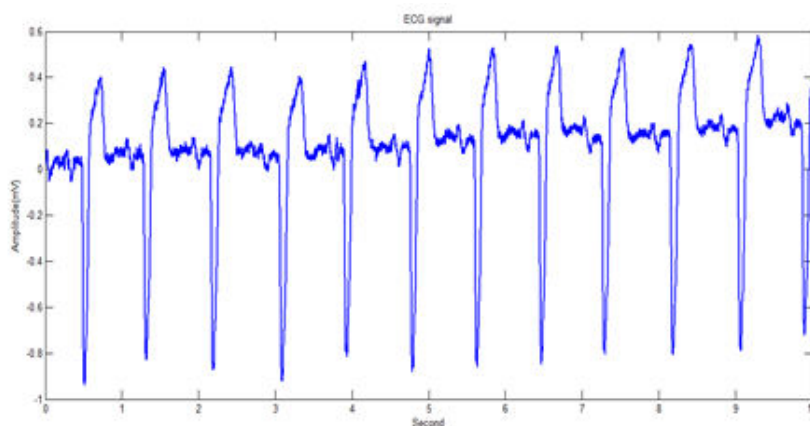


(ب)

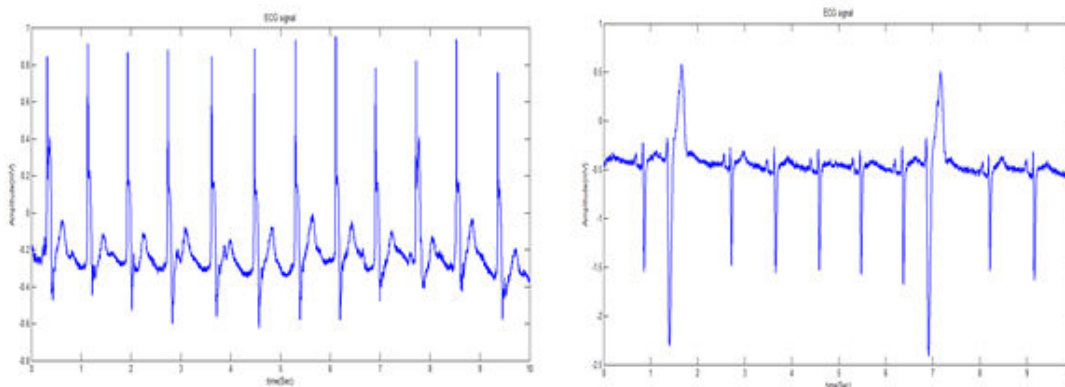


(الف)

شکل ۲-۴- سیگنال ECG اولیه (الف) 118.m (ب) 100.m



شکل ۳-۴- سیگنال ECG اولیه 111.m



(ب)

(الف)

شکل ۴-۴- سیگنال ECG اولیه الف (ب 119.m) 102.m

همان‌طور که بیان شد، تشخیص QRS کار مشکلی است، زیرا مسایلی چون تغییرات فیزیولوژی، اختلالات خطوط برق، نویز سرگردان خط پایه، حرکت ماهیچه‌ها و سیگنال مصنوعی به سبب الکتروود و حرکت آن و شباهت موج T با QRS در برخی ثبت‌ها کار را مشکل می‌کند. تبدیلات زمان-فرکانس ابزارهایی قوی برای تحلیل زمان فرکانس یک سیگنال غیر ایستاد هستند. همچنین در بین ۱۲ لید عنوان شده در فصل‌های قبل، لید یک، از تمامی لیدها قوی‌تر و موثرترین لید برای تشخیص مشکلات آریتمی است. در این مطالعه از یک لید استفاده شده است. همچنین تشخیص QRS به علت موارد زیر نیز مشکل است: ۱- غیر ایستاد بودن خواص آماری ECG در طی زمان ۲- وجود دامنه‌های کوچک QRS ۳- بالا رفتن QRS نابجا ۴- SNR کوچک ۵- پلاریته QRS به فرم معکوس. در نتیجه باید آستانه تشخیص مناسبی برای تشخیص QRS در نظر گرفته شود که هر دو پلاریته QRS (مثبت و منفی) را به درستی تشخیص دهد. R و QRS معمولاً مناسب‌ترین ویژگی‌های ECG هستند.

سیگنال خروجی هموارسازی و حذف DC، وارد مرحله تبدیل فوریه کسری شده و ضرایب تبدیل فوریه کسری حاصل می‌شوند. همان‌طور که در فصل ۳ بررسی شد، تبدیل فوریه کسری توانایی چرخش سیگنال

در زوایای متفاوت را ایجاد می‌کند و سبب افزایش قدرت برای استخراج اطلاعات مورد نظر در زاویه خاصی می‌شود. این تبدیل با داشتن آزادی پارامترهای طراحی، قدرت مانور را افزایش و البته کار را نیز مشکل می‌کند. زیرا از طرفی کنترل چندین پارامتر در شرایط خاص، کار ساده‌ای نمی‌باشد. با توجه به رابطه (۱-۳) و (۲-۳) و (۳-۳) همان‌طور که در فصل ۳ نیز عنوان شد، تبدیل بر روی سیگنال پیاده‌سازی شده است.

در این پایان‌نامه، الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته با روش محاسبه سریع استفاده شده است. الگوریتم به نحوی است که همان‌طور در فصل ۳ در بخش خواص عنوان شده، به طور مثال اگر  $a=1$  باشد، همان تبدیل فوریه سیگنال و در  $a=-1$  یا  $a=3$  عکس تبدیل فوریه کسری حاصل می‌شود. در  $a=2$ ,  $a=0$  به ترتیب سیگنال عکس سیگنال اصلی و خود سیگنال اصلی، خروجی تبدیل فوریه کسری می‌باشند. همان‌طور که در فصل سوم بیان شد،  $a$  توان تبدیل فوریه کسری می‌باشد. در ادامه محاسبه سریع تبدیل فوریه کسری پیوسته، به فرم الگوریتم بیان شده حاصل می‌شود.

#### ۴-۳-۱-۱- الگوریتم محاسبه تبدیل فوریه کسری سریع

برای محاسبه الگوریتم تبدیل فوریه کسری سریع، مراحل زیر انجام می‌گیرد:

۱-  $c = \cot x - \csc x = -\tan x/2$  و  $e^{-icx^2}$  با نام تابع چیرپ شناخته می‌شود.

۲- تابع  $f(x)$  در تابع چیرپ ضرب خواهد شد.

۳- کانولوشن چیرپ محاسبه می‌شود.

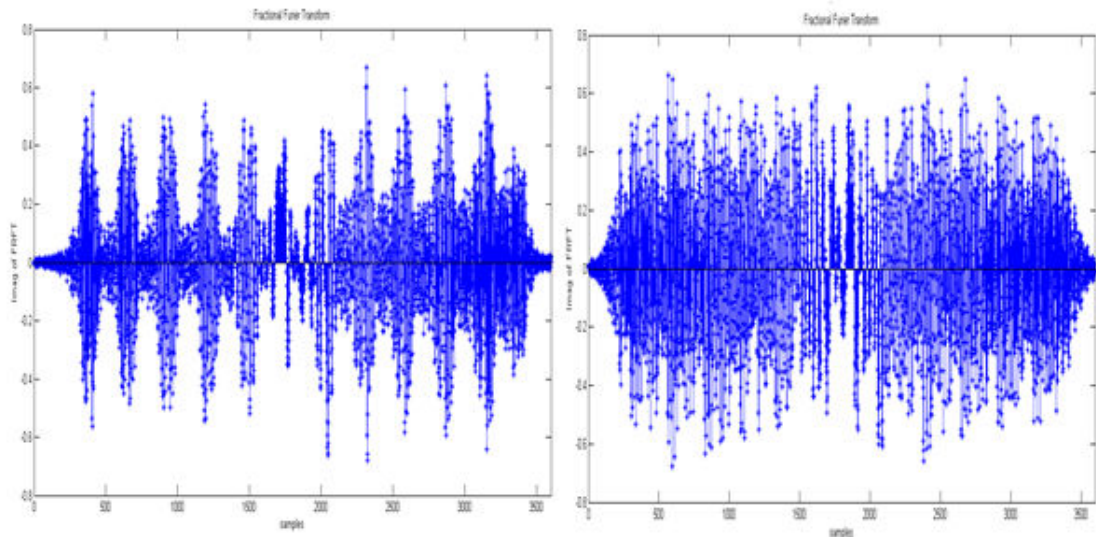
۴- تابع چیرپ در سیگنال  $Fa(x)$  دوباره ضرب خواهد شد.

۵- در نهایت نرمالیزه کردن آن، صورت می‌گیرد.



پهنای باند سیگنال بعد از ضرب تابع چیرب دو برابر می‌شود، بنابراین برای جلوگیری از روی هم افتادگی نمونه‌ها، نمونه‌ها دو برابر شده‌اند. بنابراین سیگنال توسط درون‌یابی sinc، از طول  $N$  به طول بالاتر منتقل خواهد شد. چنانچه طول سیگنال اولیه زوج و  $N$  باشد، پس از درون‌یابی، طول  $4N$  برای سیگنال با اضافه کردن  $N$  صفر قبل و بعد حاصل خواهد شد. در صورتی که طول سیگنال فرد باشد،  $p - 1$  مقدار بین دو نمونه متوالی قرار می‌گیرد و طول  $pN - p + 1$  ایجاد می‌شود.

در بررسی و تحلیل با استفاده از این تبدیل، استفاده از رنج زوایای  $(-\pi$  تا  $\pi)$  مدنظر است. با توجه به روابط فصل ۳،  $\alpha = \frac{a\pi}{2}$  بوده و بهترین نتیجه در حضور  $a=0.3$  حاصل شده است. برای به دست آوردن زاویه مناسب برای استخراج ویژگی، آزمایش‌های پی در پی در پیش گرفته‌ایم. با توجه به آزمایشات پی در پی، زاویه مناسب به دست می‌آید. با در نظر گرفتن ضرایب خروجی، تبدیل فوریه کسری پیوسته، آستانه طراحی می‌شود و با توجه به آن، زاویه‌ای انتخاب شده، که در آن تمامی ۴۸ فایل استفاده شده از پایگاه داده MIT-BIH، بیشترین و با کیفیت‌ترین استخراج نقاط مد نظر را داشته باشند. خروجی تبدیل فوریه کسری بر روی ثبت 111.m , 100.m در طول ۱۰ ثانیه سیگنال، در زاویه  $\alpha = \frac{0.3*\pi}{2}$  در شکل (۴-۵) نشان داده شده است.



( ب )

(الف)

شکل ۴-۵ - ضرایب خروجی (موهومی) تبدیل فوریه کسری سریع (a=0.3) در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری پیوسته (الف) ثبت 100.m (ب) 111.m

پس از محاسبه تبدیل فوریه کسری پیوسته سریع، اندازه ضرایب تبدیل فوریه کسری در هر سطر ماتریس خروجی تبدیل فوریه کسری، محاسبه می‌شود. پس از آن در ادامه در رابطه (۴-۱) آستانه اولیه حاصل شده از ضرایب تبدیل فوریه کسری سریع به دست آمده است. پس از محاسبه آستانه اولیه، با توجه به آن، شرایط بر روی آستانه حاصل شده و آستانه نهایی به دست می‌آید.

$$Thre_1 = \max(pks) - mea_1 \quad (4-1)$$

Pks همان پیک‌های محلی حاصله با توجه به اندازه ضرایب تبدیل فوریه کسری پیوسته از خروجی تبدیل فوریه کسری بر روی هر سطر هستند. شرط بر روی آستانه به نحوی است که با افزایش آستانه اولیه، کاهش آستانه ثانویه را به همراه دارد. تبدیل فوریه کسری استفاده از آستانه ثابت را در کنار آستانه‌های تطبیقی که در تشخیص بسیار مطلوب عمل کرده‌اند، امکان‌پذیر کرده است. با توجه به بررسی تبدیل فوریه کسری سریع در بازه  $a=[0-2]$ ، ضرایب حاصله در آستانه که از ضرایب تبدیل به دست آمده، با

توجه به طول سیگنال تغییرات دارد. بدین صورت که آستانه اولیه با طول سیگنال تغییر کرده و به همین خاطر آستانه ثانویه حاصل می‌شود. تغییرات آستانه ثانویه با توجه به آستانه اولیه در ضرایبی که در بازه [0-1] قرار می‌گیرند، ضرب و ایجاد می‌شود. شرط برای اعمال ضرایب در فاصله [0-1] با توجه به آستانه اولیه در هر ثبت ایجاد شده است. آستانه ثانویه، طبق رابطه (۲-۴) حاصل شده است.

$$\text{Threshold2} = \text{Threshold1} * x, \quad x \in [0-1] \quad (۲-۴)$$

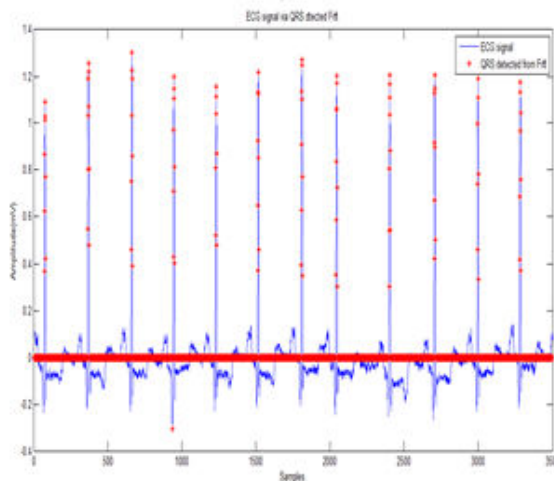
در رابطه (۲-۴)  $x$  با توجه به شرط اعمالی بر روی آستانه اول حاصل شده که در بازه تعیین شده قرار دارد، که همانطور که عنوان شد، چنانچه آستانه اول کاهش یابد، ضریب  $x$  افزایش و چنانچه افزایش یابد ضریب  $x$  کاهش خواهد داشت.  $x$  رابطه‌ای به فرم (۳-۴) داشته‌اند.

$$x = \begin{cases} 0.25 & \text{if } \text{Threshold1} \in [2.3 - 2.4, 2.5 - 2.6, 2.7 - 2.8] \\ 0.3 & \text{if } \text{Threshold1} \in [1.4 - 1.5, 2 - 2.2] \\ 0.45 & \text{if } \text{Threshold1} \in [2.8 - 3] \\ 0.5 & \text{if } \text{Threshold1} \in [1.6 - 1.8, 2.2 - 2.3] \\ 0.65 & \text{if } \text{Threshold1} \in [1.6 - 1.7, 2.4 - 2.5] \\ 1 & \text{if } \text{Threshold1} \in [0.1 - 0.8, 1.3 - 1.4, \text{else}] \end{cases} \quad (۳-۴)$$

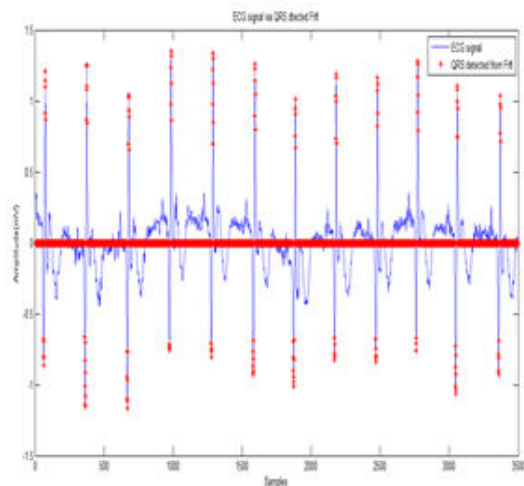
با توجه به رابطه (۴-۴) پنجره مورد نیاز برای استخراج پیک  $R$  و نقاط اندکی از همسایگی پیک، از سیگنال ECG به دست خواهد آمد.

$$d(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } |x(t)| \geq \text{Threshold2} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (۴-۴)$$

$X(t)$  سیگنال اولیه ECG است. پس از حصول  $d(t)$ ،  $d(t)$  در سیگنال ECG ضرب شده و پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج خواهد شد. شکل (۴-۶) و (۴-۷) نمایش پیک R و نقاطی بر روی QRS حاصله بر روی ثبت‌های 118.m و 102.m و 100.m را نشان می‌دهند.

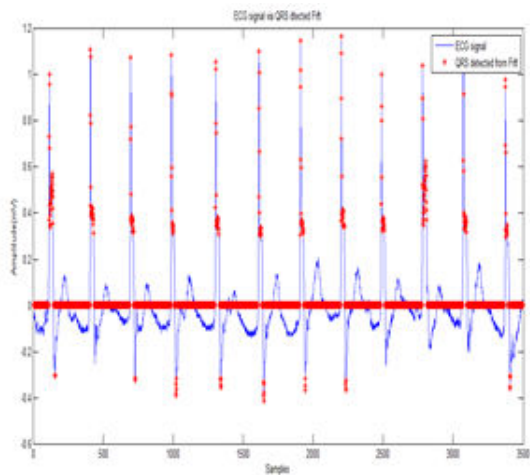


(ب)

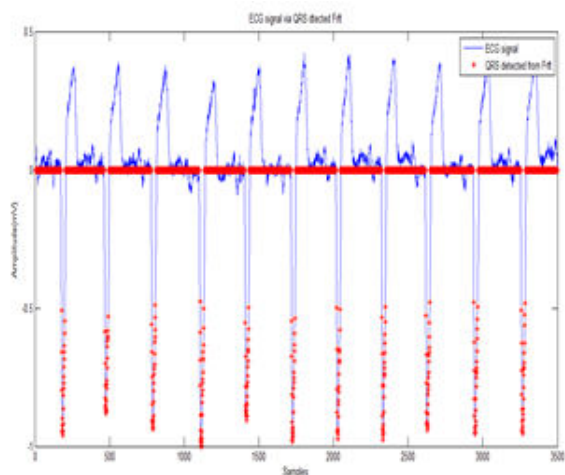


(الف)

شکل ۴-۶- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع ( $a=0.3$ )،  
 (الف) 118.m (ب) 100.m



(ب)

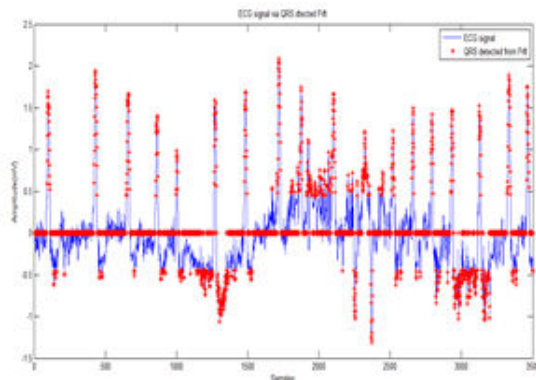


(الف)

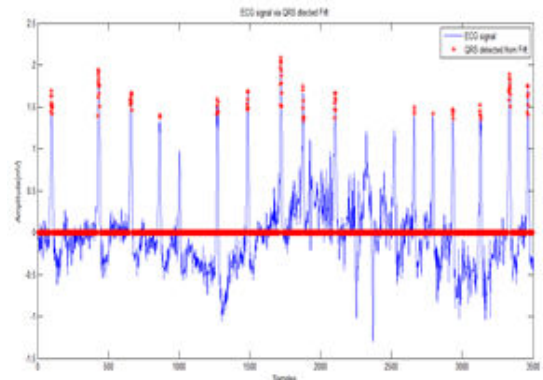
شکل ۴-۷- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع ( $a=0.3$ )،  
الف) 111.m ب) 102.m

در الگوریتم استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، بر خلاف استخراج موج QRS توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، نقاط کم‌تری بر روی موج QRS نسبت به الگوریتم زاویه هندسی به تنهایی، استخراج و تمایز راحت‌تری ایجاد می‌شود. زیرا مقادیر استخراج شده توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، شامل مقادیر نقاط R به همراه همسایگی نزدیک آن به دست می‌آید، در حالی که در زاویه هندسی کل نقاط موج QRS در دسترس می‌باشد، که در نتیجه در ادامه نشان داده می‌شود که برای ایجاد تمایز بیشتر و بهتر برای امر طبقه‌بندی، تبدیل فوریه کسری سریع بر روی موج‌های QRS استخراج شده از تبدیل زاویه هندسی، اعمال شده تا نقاط کم‌تری بر روی QRS استخراج نماییم.

همان‌طور که عنوان کردیم، برای به دست آوردن زاویه مناسب برای استخراج ویژگی، سعی و خطا در پیش گرفته‌ایم. با توجه به آزمایشات پی در پی، زاویه مناسب به دست می‌آید. چنانچه بخواهیم تغییرات ناشی از زاویه و کیفیت تشخیص را نشان دهیم، همان‌طور که در شکل (۴-۸) مشخص شده است، اگر زاویه تبدیل فوریه کسری پیوسته تغییر کند، نرخ تشخیص بر روی فایل 203.m کاهش می‌یابد.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۸- پیک R و نقاطی بر روی QRS استخراج شده از 203.m در الگوریتم پیشنهادی تبدیل فوریه کسری سریع  
 (الف)  $a=1.9$  (ب)  $a=0.9$

پس از استخراج نقاط مشخص شده بر روی موج QRS، نقاط کاهش نمونه، یافته و پس از استخراج ماکزیمم مقدار بر روی هر موج QRS، ماتریس ویژگی تشکیل و آماده ورودی طبقه‌بند برای پردازش‌های بعدی خواهد شد.

#### ۴-۳-۲- استخراج ویژگی توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی

در این بخش مراحل استخراج ویژگی توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی بیان خواهد شد. همان‌طور که در فصل ۳ به تفصیل بیان شد، زاویه هندسی روشی قدرتمند در استخراج QRS از سیگنال ECG است. الگوریتم تشخیص QRS در این بخش همانند الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته، تنها از یک لید استفاده می‌کند. الگوریتم شامل سه مرحله عمده به قرار زیر است:

۱- حذف DC ۲- محاسبه زاویه هندسی ۳- تشخیص QRS با کاربرد یک تکنیک آستانه بهینه.

این الگوریتم در قیاس با مطالعات اخیر صورت گرفته، همانند مطالعات ذکر شده در فصل ۲، عملکرد ساده و بهتری دارد. با استفاده از این الگوریتم استفاده از یک لید مد نظر است و محاسبات کمی به همراه دارد.

و نیاز به پیش‌پردازش برای پردازش‌های بعدی نخواهد داشت. در این الگوریتم روش محاسباتی موثر و تشخیص QRS بدون تاثیرپذیری از نویز موجود بر روی سیگنال به صورت بهینه انجام می‌گیرد. همچنین الگوریتم دارای نرخ تشخیص بالا و مناسب است. زاویه QRS با استفاده از این الگوریتم، بازه ۷۰ تا ۸۰ درجه را شامل می‌شود. با توجه به رابطه (۳-۱۳) که در فصل ۳ در رابطه با آن توضیح داده شد، زاویه بین هر دو نمونه متوالی در سیگنال ECG محاسبه خواهد شد.

(۵-۴)

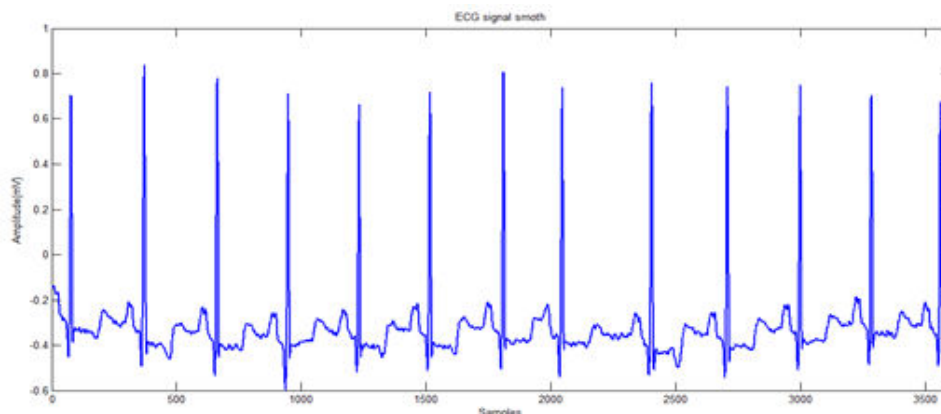
$$y(n) = \cos^{-1} \frac{b}{c'} = \cos^{-1} \frac{b}{\sqrt{c^2 + \left(\frac{360}{fs}\right)^2}}$$

$$= \cos^{-1} \left( \frac{b}{\sqrt{c^2 + \left(\frac{360}{fs}\right)^2}} \right)$$

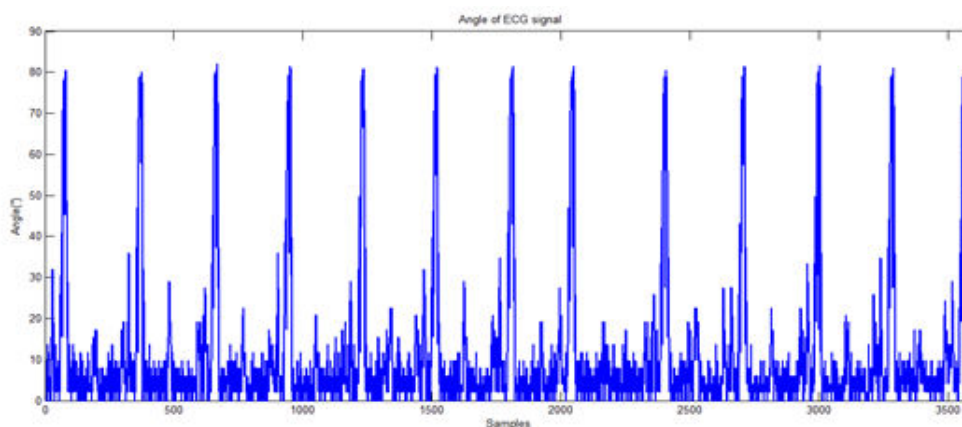
همان‌طور که از رابطه (۵-۴) مشخص است و در فصل سوم، در رابطه (۳-۱۳) معرفی شد،  $a$  برابر با اختلاف قدرمطلق دو نمونه متوالی از سیگنال ECG است. در رابطه (۵-۴)  $x(n)$  برابر  $n$ امین نمونه سیگنال ECG است.  $b$  فاصله زمانی میان دو نمونه و  $fs$  فرکانس نمونه‌برداری سیگنال ECG می‌باشند.  $c$  یک مقدار مقیاس است، که در تفاضل دو نمونه ضرب می‌شود. در قسمت محاسبه وتر، پارامتر  $c$  استفاده شده که برای تقویت و قرارگیری مقادیر زاویه در رنجی مناسب‌تر، برای درک بهتر است. زاویه بر حسب درجه بیان می‌شود. هرچند در این مطالعه ضرورتی به استفاده از  $c$  نبوده و تنها برای درک بهتر مساله استفاده شده است. لازم به ذکر است که  $c$  مقدار اولیه برابر با ۶۰۰ دارد. طبق رابطه (۴-۶)  $c$  بر حسب شرایط موجود تغییر خواهد کرد.

$$\begin{cases} \text{if } \frac{a}{b} < 58 & c = 1200 \\ \text{else } \frac{a}{b} > 58 & c = 600 \end{cases} \quad (۶-۴)$$

پارامترهای رابطه (۶-۴) در پاراگراف قبل معرفی شدند. طبق شکل (۹-۴) سیگنال ECG هموار شده، حاصل از سیگنال ECG 100.m در یک بازه معین و بر روی سیگنال ECG ۱۰ ثانیه‌ای نشان داده شده است. طبق شکل (۱۰-۴) زاویه هندسی از سیگنال ECG، 100.m استخراج و نشان داده شده است.



شکل ۹-۴ - سیگنال ECG بعد از هموارسازی 100.m



شکل ۱۰-۴ - زاویه هندسی سیگنال ECG در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی (100.m)

پس از محاسبه زاویه هندسی، به بیان رابطه آستانه تطبیقی استفاده شده، در این مطالعه پرداخته می‌شود. تبدیل  $\cos^{-1}$  استفاده از آستانه ثابت را نیز فراهم می‌آورد، زیرا تفاوت واضح و بارزی که در زوایای حاصله در قسمت امواج QRS و دیگر امواج حاصل می‌کند، این امکان را ایجاد کرده است، اما برای بهبود کیفیت

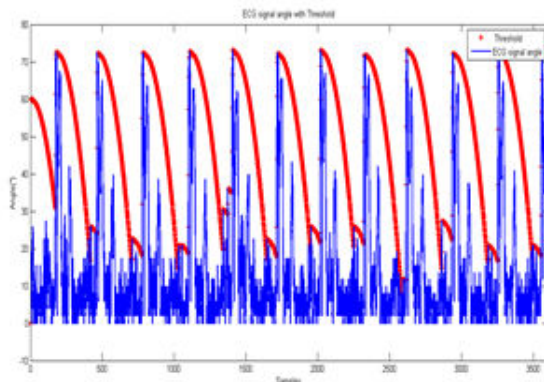


تشخیص، از آستانه تطبیقی استفاده می‌شود. همچنین به علت ایجاد زوایای کوچکتر نیاز به آستانه بزرگ نبوده و پیاده‌سازی آن را محتمل‌تر و آسان‌تر می‌کند. طبق رابطه (۷-۴) آستانه حاصل شده است.

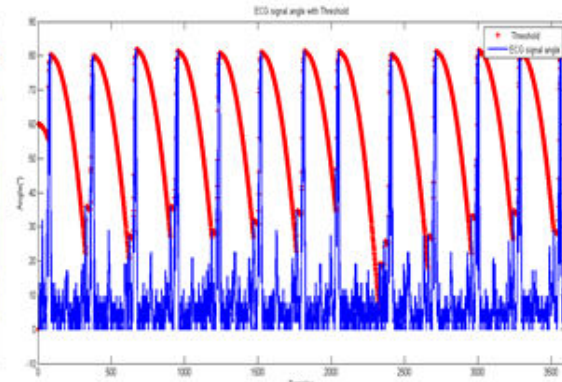
$$\begin{aligned}
 & \text{if } w(n+1) = y(n) - k1 \quad y(n) > w(n) + k1 \quad (7-4) \\
 & \text{elseif } w(n+1) = w(n) \quad w(n) < y(n) \leq w(n) + k1, ct = 0 \\
 & \text{elseif } w(n+1) = w(n) - (k2 * ct) \quad y(n) \leq w(n), ct = ct + 1 \\
 & \text{else } w(n+1) = 60 \quad w(n) \leq 60
 \end{aligned}$$

در رابطه (۷-۴)  $w(n)$  آستانه تطبیقی می‌باشد. همان‌طور که مشخص است، آستانه تطبیقی با توجه به خروجی زاویه هندسی  $(y(n))$ ، به روز رسانی می‌شود. دو پارامتر  $k1, k2$  به صورت تجربی حاصل می‌شوند. انتخاب مناسب  $k1, k2$  بسیار مهم است، در صورت دارا بودن مقادیر بسیار زیاد و یا بسیار کم قدرت تشخیص QRS را کاهش می‌دهد. زیرا ممکن است موج QRS را در هر ضربان به طور کامل تشخیص ندهد و یا موج T را نیز به همراه موج QRS تشخیص دهد.  $k1, k2$  به طور تجربی به دست آمده و به ترتیب برابر با  $0.2$  و  $0.002$  قرار می‌گیرند. پارامتر  $ct$  برای محاسبه پنجره زمانی برای استخراج QRS مورد نیاز است. زمانی که موج QRS حضور دارد، مقدار  $ct$  کم و آستانه تطبیقی زیاد و در غیر این صورت برعکس می‌شوند. در ادامه نشان می‌دهیم که پارامتر  $ct$  با  $k3$  مقایسه شده و موج QRS استخراج می‌شود.

طبق شکل (۱۱-۴) مشخص است که سیگنال حاصله از زاویه ECG به همراه آستانه طراحی شده به چه صورتی می‌باشد. همان‌طور که قابل مشاهده است، در بخش QRS زاویه بسیار بیشتر از دیگر بخش‌های ECG است و تشخیص را راحت‌تر می‌کند. شکل (۱۱-۴) در دو ثبت  $100.m, 111.m$  زاویه هندسی به دست آمده به همراه آستانه تطبیقی نشان داده است.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۱۱- زاویه هندسی سیگنال ECG به همراه آستانه تطبیقی در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی الف) 100.m (ب) 111.m

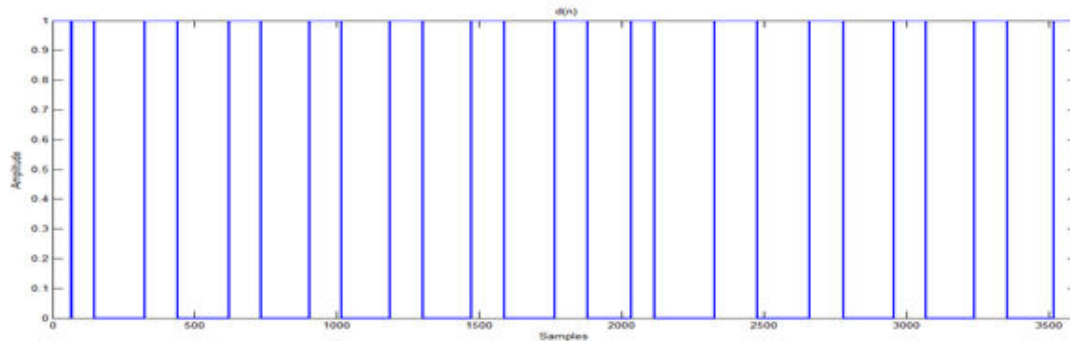
در مرحله بعد همان‌طور که عنوان شد، برای ایجاد پنجره مناسب برای استخراج بخش مورد نظر از سیگنال ECG از تغییرات  $ct$  که در آستانه تطبیقی حاصل و به روز شده، استفاده می‌شود. سپس با استفاده از رابطه (۴-۸) پنجره موردنیاز برای استخراج QRS حاصل خواهد شد.  $k3$  محدوده QRS را با استفاده از رابطه (۴-۸) مشخص می‌کند. چنانچه  $ct$  از میزان  $k3$  کوچک‌تر شود، پنجره مورد نیاز برای استخراج ویژگی مد نظر برابر ۱ و در غیر این صورت ۰ است. رابطه (۴-۸) با توجه به فرکانس نمونه‌برداری و میانگین ۸ فاصله RR متوالی که در این پایان‌نامه برای تمامی رکوردها برابر ۰.۷ در نظر گرفته شده، حاصل می‌شود.

$$k3 = 0.178 * Fs \quad (۴-۸)$$

$$\text{if } ct \leq k3 \quad d(n) = 1$$

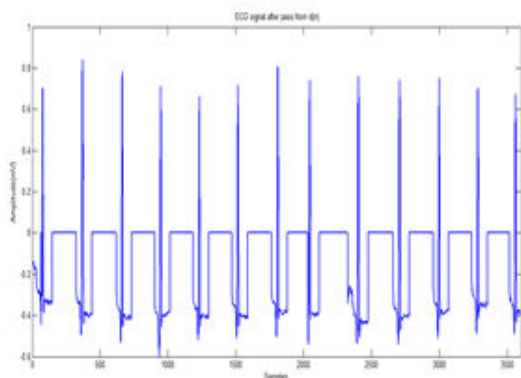
$$\text{else } ct > k3 \quad d(n) = 0$$

ضریب  $Fs$  در رابطه (۴-۸) به طور تجربی و پس از سعی و خطا حاصل شده است و بازه زمانی QRS را مشخص می‌کند. طبق رابطه (۴-۸) پنجره برای استخراج QRS حاصل شده است. طبق شکل (۴-۱۲)  $d(n)$  نشان داده شده است.

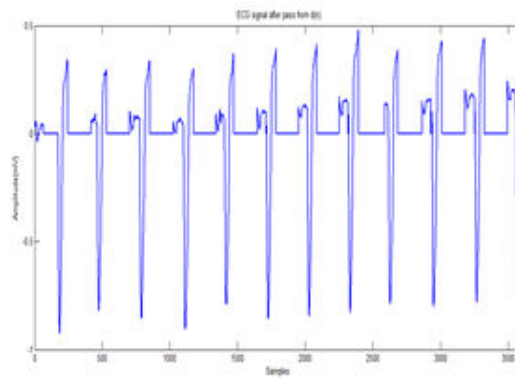


شکل ۴-۱۲- d(n) برای ثبت 100.m در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی

پس از اعمال  $d(n)$  بر روی سیگنال اولیه ECG موج QRS طبق شکل (۴-۱۳) استخراج می‌شود. شکل (۴-۱۳) اعمال الگوریتم معرفی شده بر روی سیگنال ECG فایل 100.m, 111.m را نشان داده است. فایل 100.m نمونه‌ای از سیگنال ECG طبیعی و 111.m نمونه‌ای از ثبت آریتمی می‌باشند.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۱۳- استخراج QRS از سیگنال اولیه ECG توسط پنجره حاصله  $d(n)$  در الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی (الف) 100.m (ب) 111.m

برای افزایش دقت طبقه‌بندی، در این مرحله، یعنی پس از استخراج QRS توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، تبدیل فوریه کسری بر روی QRS های حاصله، اعمال می‌شود. در این قسمت زاویه مناسب برای انتخاب پیک R و نقاطی بر روی QRS، در  $a=0.1$  حاصل می‌شود. زاویه در این قسمت، معادل با،

$\alpha = \frac{0.1\pi}{2}$  می‌باشد. در این قسمت نیز آستانه تعیین پیک R و نقاطی بر روی QRS، توسط آستانه حاصله در رابطه (۹-۴) به دست می‌آید.

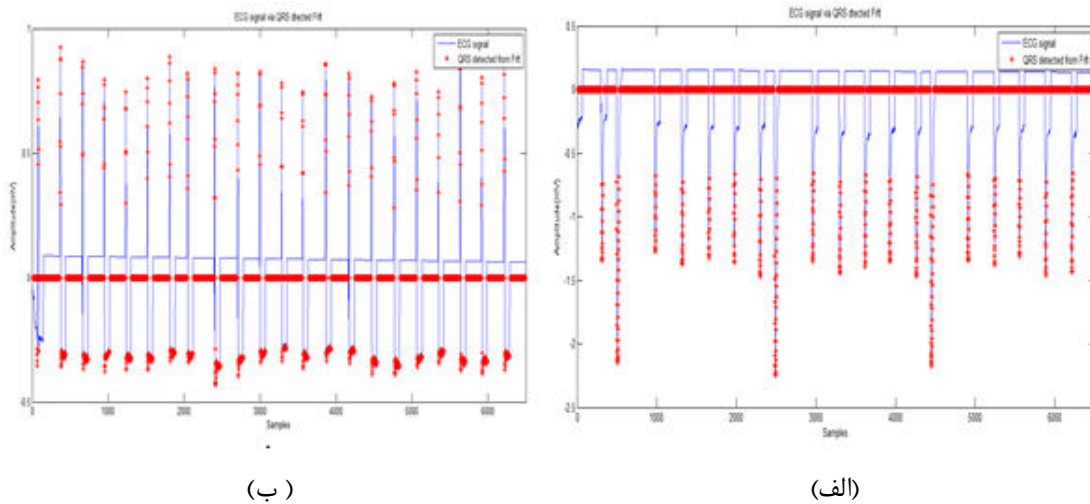
$$Threshold1 = \min(pks) + \text{mean}(pks) \quad (9-4)$$

از آنجا که هر دو الگوریتم بر روی پایگاه داده، غیر از MIT-BIH ارزیابی می‌شود، هدف تعیین آستانه‌ای با دقت تشخیص بالا می‌باشد تا امکان استفاده بر روی داده‌های دیگر نیز فراهم شود. لازم به ذکر است، که ارزیابی تشخیص ویژگی‌های استخراجی، توسط دو الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته و زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته مد نظر می‌باشد. در نتیجه رابطه (۹-۴) به رابطه (۱۰-۴) تغییر یافته است.

$$Threshold2 = \begin{cases} Threshold1 & \text{if } Threshold1 < 3 \\ \frac{1}{2}(Threshold1) & \text{esle} \end{cases} \quad (10-4)$$

سپس طبق رابطه (۴-۴) نقاط مورد نظر از QRS استخراج می‌شود. انجام تبدیل فوریه کسری پیوسته، پس از استخراج QRS، به نوعی کاهش نمونه‌های QRS و ایجاد تمایز را به همراه دارد. سپس در هر ضربان ECG که ابتدا موج QRS و نقاطی بر روی آن استخراج شد، مقدار ماکزیمم در هر موج QRS، از میان نقاط انتخابی بر روی QRS برای ایجاد ماتریس ویژگی و امر طبقه‌بندی حاصل می‌شود.

مزیت هر دو الگوریتم عنوان شده، کاهش تشخیص اشتباه و استخراج امواج P,T به جای QRS می‌باشد. در این الگوریتم‌ها کاملاً، QRS استخراج و سپس پیک R و نقاطی تصادفی بر روی QRS انتخاب می‌شوند. با توجه به شکل (۴-۱۴) دو ثبت، 100.m, 119.m نشان دهنده مساله ذکر شده می‌باشند. هدف از انجام این الگوریتم، اعمال تبدیل فوریه کسری بر روی خروجی زاویه هندسی، افزایش دقت طبقه‌بندی و کاهش نقاط QRS می‌باشد.



شکل ۴-۱۴- پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS استخراج شده توسط الگوریتم پیشنهادی زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری سریع ( $a=0.1$ ) (الف) 100.m (ب) 119.m

### ۴-۳-۳- نتایج حاصل از استخراج ویژگی الگوریتم‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه

#### و مقایسه با کارهای گذشته

پیش از ورود به مرحله طبقه‌بندی، نتایج حاصل از ویژگی‌های استخراج شده توسط دو تبدیل زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته و فوریه کسری پیوسته مورد ارزیابی قرار گرفته و نتیجه ۹۹.۹۱٪ و ۹۸٪ Sensivity را به ترتیب حاصل کرده است. رابطه (۴-۱۴) Sensivity محاسبه شده را نشان داده است. TP<sup>۱</sup> معادل با تعداد پیک R، بیت‌های درست تشخیص داده شده و FN<sup>۲</sup> برابر با تعداد پیک R، بیت‌های تشخیص داده نشده می‌باشند.

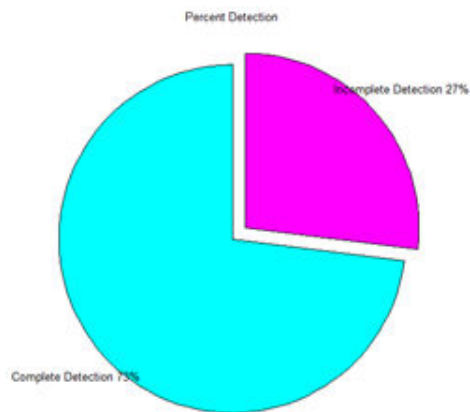
$$Sens = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-14)$$

در ادامه در شکل (۴-۱۵) و شکل (۴-۱۶) مقایسه بین نرخ تشخیص ویژگی‌های نام برده شده، توسط دو الگوریتم فوریه کسری پیوسته، زاویه هندسی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته، به ترتیب نشان داده

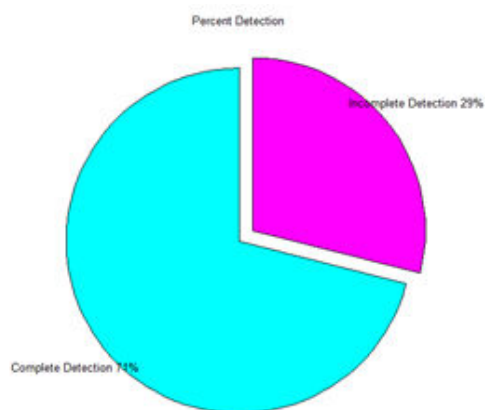
<sup>1</sup> True Positive (TP)

<sup>2</sup> False Negative (FN)

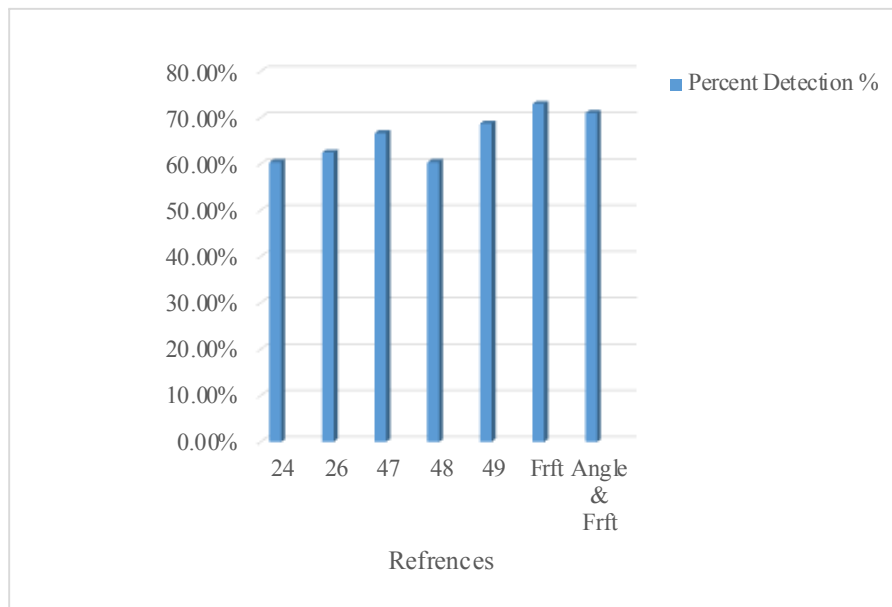
شده‌اند. درصد‌های نشان داده شده، مشخص می‌کند، که از بین ۴۸ فایل موجود در پایگاه داده MIT-BIH، که مورد بررسی در دو الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه هستند، چند درصد از فایل‌ها، تشخیص ۱۰۰٪ و چند درصد، تشخیص کم‌تر از ۱۰۰٪ دارند. در شکل (۴-۱۷) قدرت تشخیص موج QRS و پیک R در الگوریتم‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه و چند مطالعه مشابه، مشایسه شده‌اند.



شکل ۴-۱۵- تشخیص کامل، ۷۳٪ از فایل‌های مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه (تبدیل فوریه کسری پیوسته)



شکل ۴-۱۶- تشخیص کامل، ۷۱٪ از فایل‌های مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه (زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته)



شکل ۴-۱۷- مقایسه قدرت تشخیص QRS و R در دو الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه و مراجع مشخص شده

همانطور که از شکل (۴-۱۷) مشخص است، به ترتیب درصد قدرت تشخیص در مراجع [24, 27, 47, 49] برابر،  $62.50\%$ ،  $60.41\%$ ،  $66.66\%$ ،  $60.41\%$  و  $68.75\%$  است. در [47] با استفاده از روش ترکیب چند آستانه‌گذاری تطبیقی به استخراج QRS می‌پردازد. در [24, 27] روش استخراج ویژگی، در فصل دوم توضیح داده شده است. در [48] با استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه، به استخراج QRS پرداخته است. در [49] با استفاده از پیک‌های استخراجی از انرژی شانون، به استخراج QRS پرداخته‌اند. همان‌طور که مشخص است، دو الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه، تبدیل فوریه کسری پیوسته و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، نسبت به مراجع مقایسه شده در شکل (۴-۱۷) در تشخیص ویژگی مورد نظر، بهتر عمل کرده‌اند. در تمامی مراجع، پایگاه داده مورد استفاده، MIT-BIH می‌باشد.

پس از استخراج ویژگی و نقاط مورد نظر برای طبقه‌بندی، توسط دو الگوریتم، تبدیل فوریه کسری پیوسته و زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته، وارد فاز طبقه‌بندی می‌شویم.

#### ۴-۳-۴ - طبقه‌بندی

پس از استخراج ویژگی‌های مورد نظر، به طبقه‌بندی آن‌ها پرداخته خواهد شد. همان‌طور که مرحله استخراج ویژگی از مراحل مهم به شمار آمده، مرحله طبقه‌بندی و انتخاب طبقه‌بند مناسب نیز، حائز اهمیت است. در این مطالعه از طبقه‌بند SVM و KNN برای طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال مورد هدف، استفاده شده و به طبقه‌بندی داده‌ها در دو و سه کلاس پرداخته می‌شود. جهت تفکیک داده‌های طبیعی و آریتمی از یکدیگر، در طبقه‌بند SVM از سه نوع تابع متفاوت جداکننده استفاده شده است. سه تابع استفاده شده در SVM، RBF<sup>۱</sup>، 'poly'، Quadratic هستند. در طبقه‌بند SVM همان‌طور که در فصل سوم نیز عنوان شد، با انتقال ویژگی‌ها به فضایی با ابعاد بالاتر، جداسازی داده‌هایی را که جداپذیر خطی نیستند، به صورت خطی، امکان‌پذیر می‌کند. انتقال ویژگی‌ها به فضایی با ابعاد بالاتر توسط توابع ذکر شده، صورت می‌گیرد و نتایج حاصل از جداسازی در ادامه بیان می‌شوند. برای بررسی دقت و عدم دقت طبقه‌بند مورد نظر و ارزیابی آن باید از معیارهای استاندارد استفاده کرد، که مشخص کند برای طبقه‌بندی داده‌ها، مناسب است. از معیارهای متفاوتی در مطالعات مختلف استفاده کرده‌اند، که در این مطالعه از معیارهای جدول (۴-۲) برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندهای عنوان شده، استفاده می‌شود.

جدول ۴-۲- معیارهای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی

معیار ارزیابی	رابطه
Sensitivity	$TP / (TP + FN) = TP / \text{تعداد کل نمونه‌ها}$
Failed detection	$FP / (FP + TP)$
accuracy	$(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$

<sup>1</sup> Polynomial

<sup>2</sup> Radial Basis Function (RBF)



با توجه به جدول (۴-۲)  $TP^1$  به تعداد تشخیص نمونه (ویژگی) صحیح در هر گروه،  $FP^2$  به تعداد نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده در هر گروه و  $TN^3$  و  $FN^4$  به تعداد نمونه (ویژگی) اشتباه اختصاص داده شده به هر گروه دلالت دارند.

قبل از بررسی نتایج در رابطه با نحوه اعتبار سنجی طبقه‌بندها توضیح داده می‌شود. از آنجایی که روش‌های مبنی بر یادگیری ماشینی اعم از SVM و سایر روش‌ها در هنگام شروع یادگیری از یک پروسه‌ی تصادفی در آموزش و آزمایش استفاده می‌کنند، لازم است که روش‌های متفاوتی استفاده شود تا ماهیت تصادفی داده‌های آموزش و آزمایش اعتبار نتیجه حاصله را دچار ابهام نسازد. از متداولترین روش‌های موجود در این زمینه می‌توان به روش K-fold cross validation و HoldOut اشاره کرد که در الگوریتم پیشنهادی از روش دوم استفاده می‌شود. در روش HoldOut داده‌های آموزش و آزمایش به طور تصادفی بر حسب میزان تعیین شده از سوی کاربر، انتخاب می‌شوند. در این نوع اعتبار سنجی‌ها، داده‌ها به K زیر مجموعه افراز می‌شوند. از بین K زیر مجموعه، هر بار، یک زیر مجموعه برای اعتبار سنجی و K-1 زیر مجموعه برای آموزش استفاده خواهند شد. در نهایت میانگین نتایج K تکرار اعتبار سنجی به عنوان تخمین نهایی برگزیده خواهند شد [46].

در هر طبقه‌بند داده‌های آموزش و تست به طور تصادفی طبق مطالب بیان شده در پاراگراف قبلی، انتخاب می‌شوند. ابتدا به بررسی عملکرد طبقه‌بند SVM پرداخته می‌شود. در پایان‌نامه صورت گرفته، بررسی، دو الگوریتم استخراج ویژگی صورت خواهد گرفت. نقاط استخراج شده از سیگنال، پس از مرحله کاهش نمونه، ماکزیمم مقدار آن نقاط مشخص شده بر روی هر موج QRS از میان نقاط تعیین شده توسط دو تبدیل فوریه کسری و زاویه هندسی، استخراج شد تا با انجام این کار، سرعت پردازش و دقت طبقه‌بندی

---

<sup>1</sup> True Positive (TP)

<sup>2</sup> False Positive (FP)

<sup>3</sup> True Negative (TN)

<sup>4</sup> False Negative (FN)

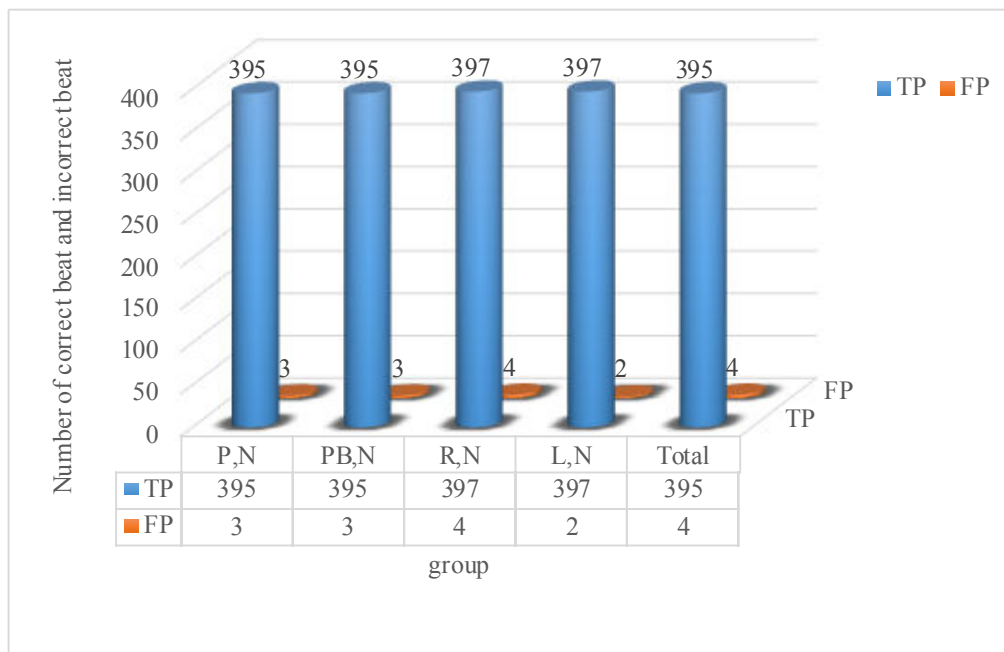
را افزایش دهند. علاوه بر افزایش سرعت، افزایش دقت طبقه‌بندی را نیز، به همراه دارند. در مرحله اول بررسی، طبقه‌بندی ویژگی‌های الگوریتم استخراج ویژگی، توسط تبدیل فوریه کسری، با استفاده از طبقه‌بند KNN و SVM در طی دو کلاس و سه کلاس انجام گرفته و پس از آن ویژگی‌های استخراج شده از الگوریتم دوم، زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته، به دو طبقه‌بند SVM و KNN داده شده و نتایج در ادامه نشان داده شده‌اند. همان‌طور که در فصل سوم به آن اشاره شد، طبقه‌بند SVM با توجه به انتقال ویژگی‌ها به فضای بالاتر امکان جداسازی داده‌ها را در شرایط ماکزیمم فراهم آورده است. طبقه‌بند SVM با استفاده از سه تابع Poly، Quadratic، و RBF جداسازی را انجام می‌دهد. طبقه‌بند KNN نیز با اندازه‌گیری معیار فاصله، به طبقه‌بندی پرداخته است.

#### ۴-۴- نتایج طبقه‌بندی

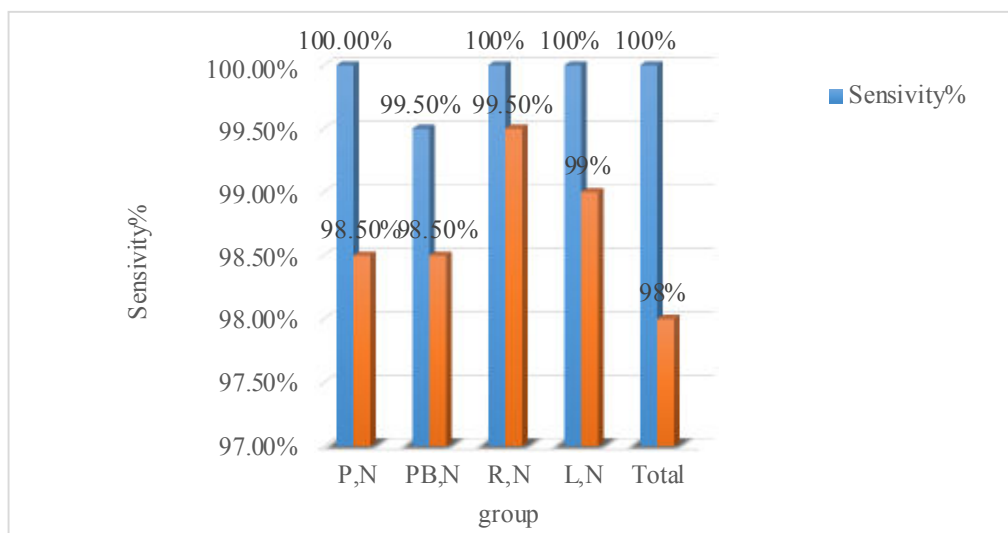
در این بخش نتایج حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS و سپس انتخاب ماکزیمم مقدار بر روی هر موج QRS از میان نقاط تعیین شده، توسط دو طبقه‌بند SVM و KNN نشان داده شده‌اند. دقت‌های حاصله از ارزیابی طبقه‌بند بر روی داده‌های تست عنوان شده است. ابتدا طبقه‌بندی ویژگی‌های حاصله از تبدیل فوریه کسری پیوسته بیان می‌شوند. همان‌طور که عنوان شد، کلاسه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده توسط ماشین بردار پشتیبان با سه تابع مختلف انجام می‌شود. در این مرحله بهترین نتایج بیان می‌شوند.

در اشکال (۴-۱۸ و ۴-۱۹ و ۴-۲۰ و ۴-۲۱) نتایج حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته در دو کلاس توسط طبقه‌بند SVM با تابع poly نشان داده شده است. در شکل (۴-۱۸) تعداد نمونه (ویژگی) درست و نادرست تشخیص داده شده توسط طبقه‌بند SVM با تابع کرنل poly نشان داده شده‌اند. همان‌طور که از شکل (۴-۱۸) مشخص است، SVM با استفاده از تابع poly به طور

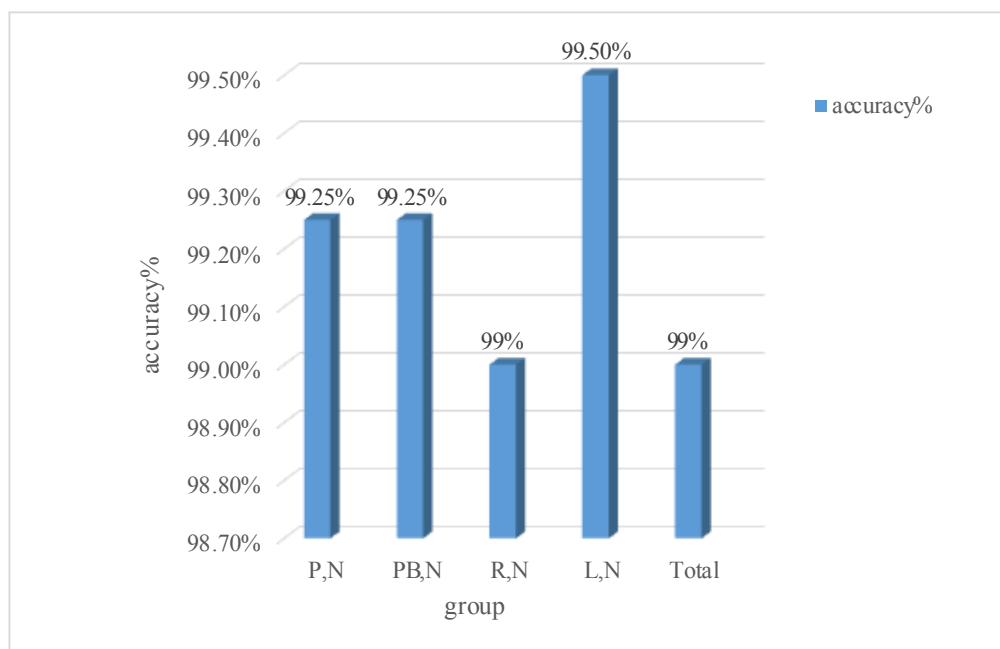
مناسب نمونه (ویژگی) هر گروه را به درستی تشخیص و طبقه‌بندی کرده است و تنها در تعداد بسیار کمی از ویژگی‌ها درست طبقه‌بندی نکرده، که نشان از قدرت طبقه‌بندی می‌باشد. همچنین تمایز بسیار مطلوب بین ویژگی‌های هر گروه در هر کلاس را نیز مشخص می‌کند. شکل (۴-۱۹) به حساسیت طبقه‌بندی هر گروه اشاره می‌کند. شکل (۴-۲۰) دقت طبقه‌بندی هر گروه را نشان می‌دهد.



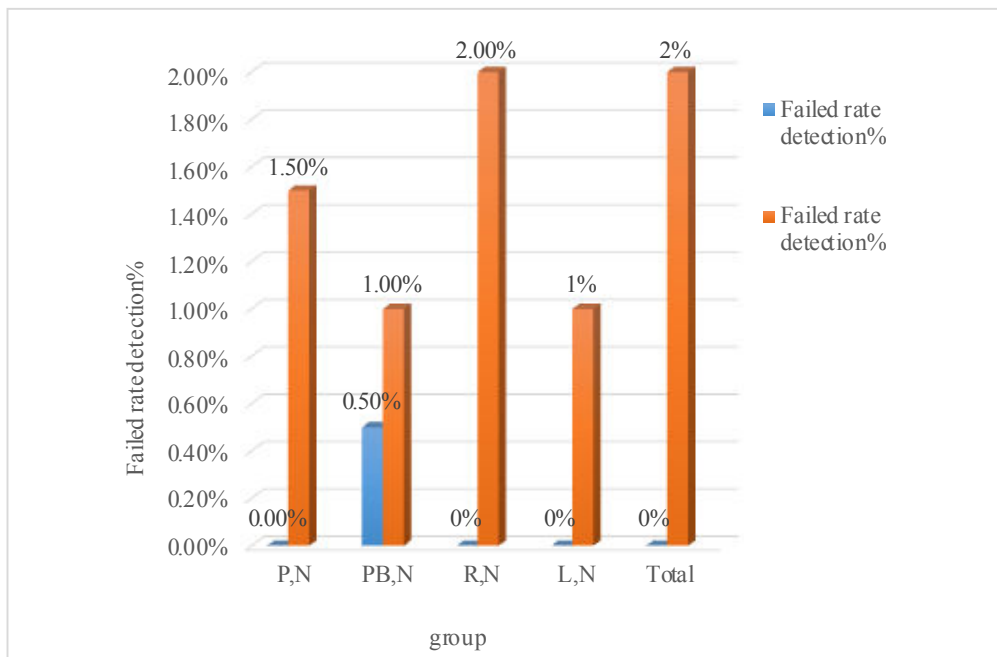
شکل ۴-۱۸- تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع poly، در هر گروه



شکل ۴-۱۹- Sensivity ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع poly، در هر گروه



شکل ۴-۲۰- دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع poly، در هر گروه



شکل ۴-۲۱- نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراجی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع poly، در هر گروه

شکل (۴-۲۱) به نرخ شکست تشخیص در هر گروه اشاره می‌کند. مقایسه نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌ها در دو کلاس در طی شبیه‌سازی مربوطه، نشان می‌دهد که نتایج حاصل از طبقه‌بندی با استفاده از تابع poly نتایج مناسب‌تر و مطلوب‌تری داشته و در نتیجه اشکال (۴-۱۸-۴-۲۱) اشاره به این مساله کردند.

ویژگی‌های استخراج شده در مسیر تبدیل فوریه کسری پیوسته، برای بررسی عملکرد برای جداسازی سه کلاس داده نیز به طبقه‌بند SVM با تابع Quadratic داده شده است و نتایج از تابع RBF، Poly بهتر بوده و طی جدول (۴-۳) مشخص شده است. تابع کرنل مناسب، تابعی است که توانسته بیشترین جداسازی بین داده‌های ورودی خود ایجاد کند. بایستی به طوری عمل کند که داده‌هایی که به درستی طبقه‌بندی نشده‌اند را به حداقل برساند.

همچنین زمانی که داده‌های بیشتری به عنوان ورودی طبقه‌بند قرار گرفته، به دقت بهتر و بالاتری توسط SVM می‌رسیم. طبقه‌بند SVM در قیاس به طبقه‌بند<sup>1</sup> MLP توانایی طبقه‌بندی داده‌ها با دقت طبقه‌بندی بالا با تعداد داده‌های پایین آموزش را داشته و به نتایج بهتری دست پیدا خواهد کرد.

در جدول (۳-۴) نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌های سه کلاسه، یعنی طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، نشان داده شده است. در جدول (۳-۴) در ستون دوم، حساسیت طبقه‌بندی در هر گروه به صورت درصد با عنوان Sensivity مشخص شده، ستون سوم تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده در هر دسته که با عنوان TP مشخص است را نشان می‌دهد، ستون چهارم بیانگر تعداد نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده در هر گروه است، ستون پنجم مشخص می‌کند که در هر گروه نمونه (ویژگی) اشتباه اختصاص داده شده، با کدام گروه دیگری، اشتباه گرفته شده است. دو ستون آخر، یعنی ستون ششم و هفتم، به ترتیب ضعف نرخ تشخیص را در هر گروه و دقت طبقه‌بندی گروه‌ها به صورت درصد را بیان می‌کند.

---

<sup>1</sup> Multi Layer Perceptron (MLP)

جدول ۴-۳- نتایج طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل فوریه کسری پیوسته سه کلاسه توسط SVM با تابع جداساز Quadratic در الگوریتم پیشنهادی

معیار ارزیابی گروه	Sensitivity(%)	TP	FP	TN , FN	Failed Detection	Accuracy(%)
PB	99.5%	200	0	0	0	99.17%
PVC	98.99%	197	1	1	0.005	
Normal	98.5%	197	3	2-3(1)	0.002	
PVC	100%	199	0	0	0	99.33%
RBBB	99%	198	2	1-3	0.01	
Normal	99%	199	2	1-1	0.01	
PB	99%	197	2	2-2	0.01	99%
RBBB	99.52%	199	1	1	0.005	
Normal	99%	197	3	1-1-1	0.01	
PB	98.99%	197	2	2-2	0.01	99.17%
LBBB	98.50%	197	3	1-1-3	0.015	
Normal	100%	200	0	0	0	
LBBB	99.5%	198	1	3	0.005	99.17%
PVC	99.5%	199	1	1	0.005	
Normal	98.5%	197	3	2-2-1	0.01	

در این مرحله نتایج حاصل از طبقه‌بندی دو کلاسه ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته بررسی شده‌اند. پس از آن نتایج حاصل از طبقه‌بندی سه کلاسه نشان داده شده

است. در جدول (۴-۴) خروجی طبقه‌بندی دوکلاسه ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط طبقه‌بند SVM با تابع هسته poly نشان داده شده است.

در جدول (۴-۴) در ستون دوم، حساسیت طبقه‌بندی در هر گروه به صورت درصد با عنوان Sensivity را بیان می‌کند، ستون سوم تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده در هر دسته که با عنوان TP مشخص است را نشان می‌دهد، ستون چهارم بیانگر تعداد نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده در هر گروه است، ستون پنجم مشخص می‌کند که در هر گروه نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده، با کدام گروه دیگری، اشتباه گرفته شده است. دو ستون آخر، یعنی ستون ششم و هفتم، به ترتیب ضعف نرخ تشخیص در هر گروه و دقت طبقه‌بندی گروه‌ها به صورت درصد را بیان می‌کند.

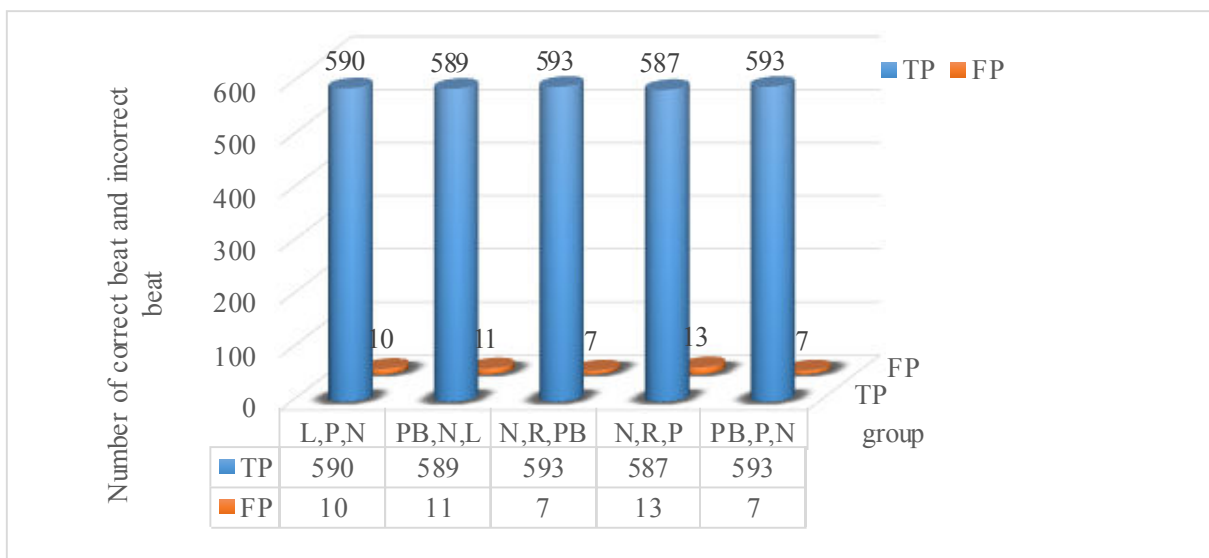


جدول ۴-۴- نتایج طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط SVM با تابع جداساز poly در الگوریتم پیشنهادی

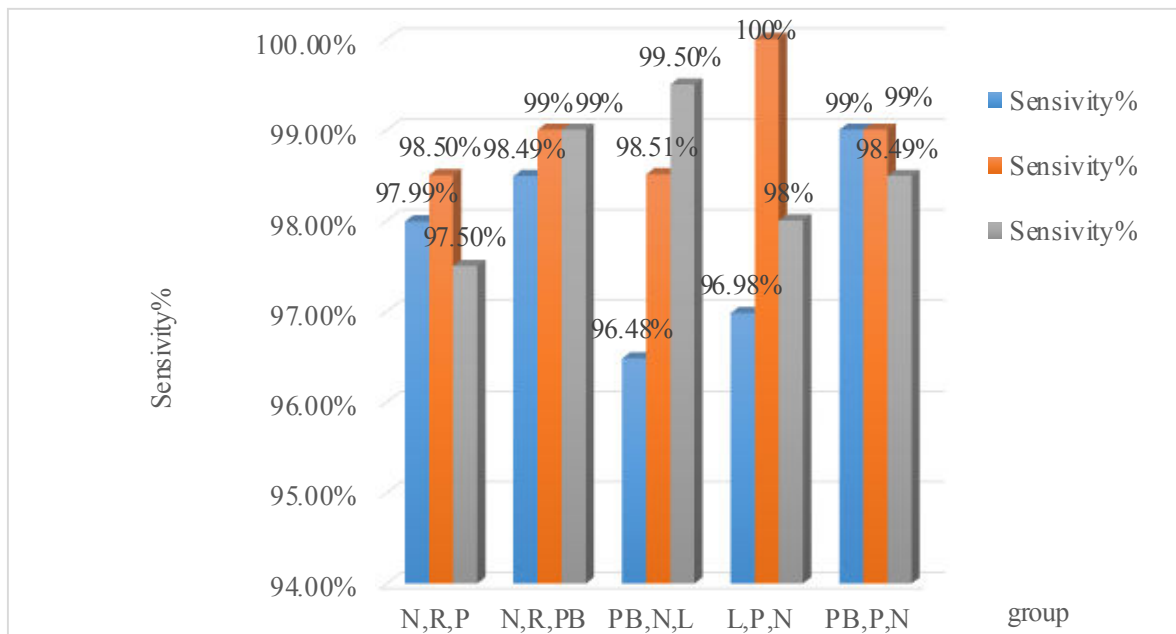
معیار ارزیابی گروه	Sensitivity(%)	TP	FP	TN , FN	Failed Detection	Accuracy(%)
PB	٪۱۰۰	۲۰۰	۰	۰	۰	
Normal	٪۹۸.۴۹	۱۹۶	۳	۳(۲)	۰.۰۱۵	۹۹.۲۵٪
RBBB	۹۸.۴۹٪	۱۹۶	۳	۳(۲)	۰.۰۱۵	
Normal	۹۹٪	۱۹۸	۲	۲(۱)	۰.۰۱	۹۸.۷۵٪
LBBB	۹۸.۹۹٪	۱۹۶	۳	۳(۲)	۰.۰۱۵	
Normal	۹۹٪	۱۹۸	۲	۲(۱)	۰.۰۱	۹۸.۷۵٪
PVC	۱۰۰٪	۱۹۹	۰	۰	۰	
Normal	۹۸.۵۰٪	۱۹۷	۳	۳(۱)	۰.۰۱۵	۹۹.۲۵٪
<b>Total</b>	<b>۱۰۰٪</b>	<b>۱۹۷</b>	<b>۰</b>	<b>۰</b>	<b>۰</b>	<b>۹۹.۶۵٪</b>
<b>Arhythmia</b>	<b>۹۹٪</b>	<b>۱۹۸</b>	<b>۲</b>	<b>۲(۱)</b>	<b>۰.۰۱</b>	
<b>Normal</b>						

در طی اشکال (۴-۲۲)، (۴-۲۳)، (۴-۲۴)، (۴-۲۵) نتایج ارزیابی طبقه‌بند SVM استفاده شده توسط تابع هسته Quadratic، در سه کلاس با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی به همراه

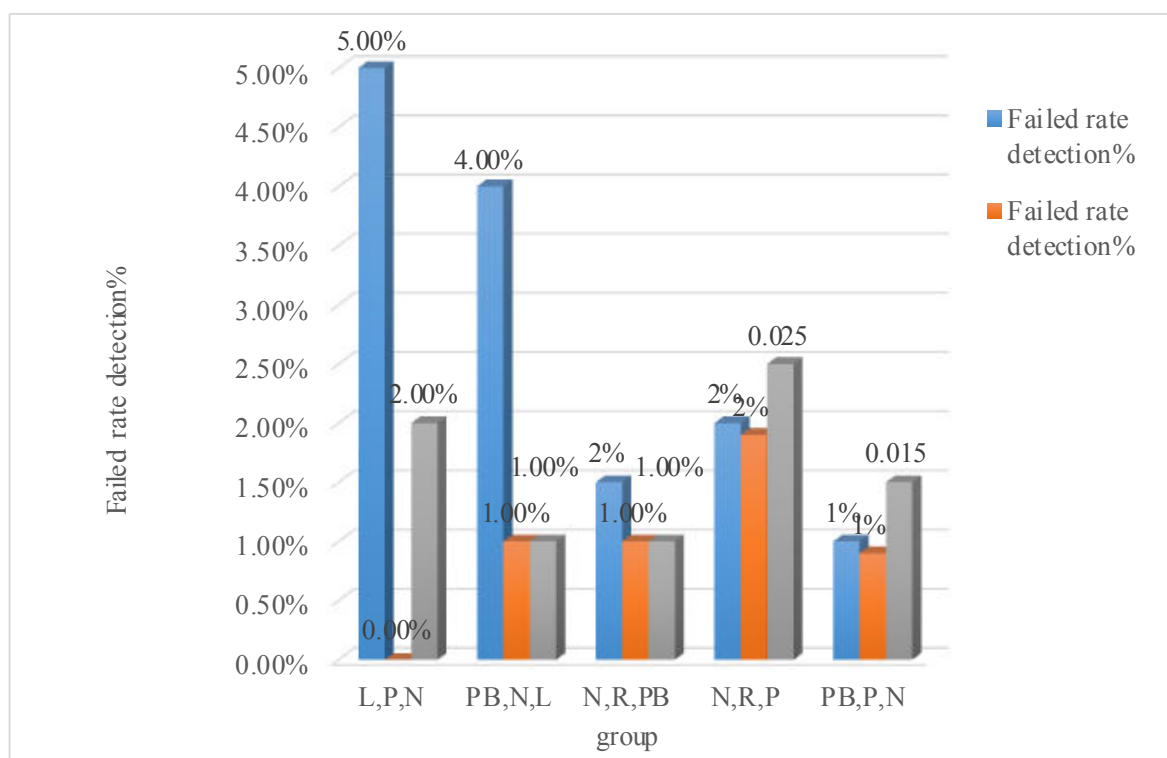
تبدیل فوریه کسری پیوسته را نشان داده‌اند. در شکل (۴-۲۲) تعداد نمونه (ویژگی) درست و نادرست تشخیص داده شده توسط طبقه‌بند SVM با تابع هسته Quadratic نشان داده شده‌اند. همان‌طور که از شکل (۴-۲۲) مشخص است، تابع SVM با استفاده از تابع Quadratic به طور مناسب نمونه (ویژگی) هر گروه را به درستی تشخیص و طبقه‌بندی کرده است و تنها در تعداد بسیار کمی از ویژگی‌ها درست طبقه‌بندی نکرده، که نشان از قدرت طبقه‌بند می‌باشد. همچنین تمایز بسیار مطلوب بین ویژگی‌های هر گروه در هر کلاس را نیز مشخص می‌کند. شکل (۴-۲۳) به حساسیت طبقه‌بندی هر گروه اشاره می‌کند. شکل (۴-۲۵) دقت طبقه‌بندی در هر گروه را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۲۲) - تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع Quadratic در هر گروه

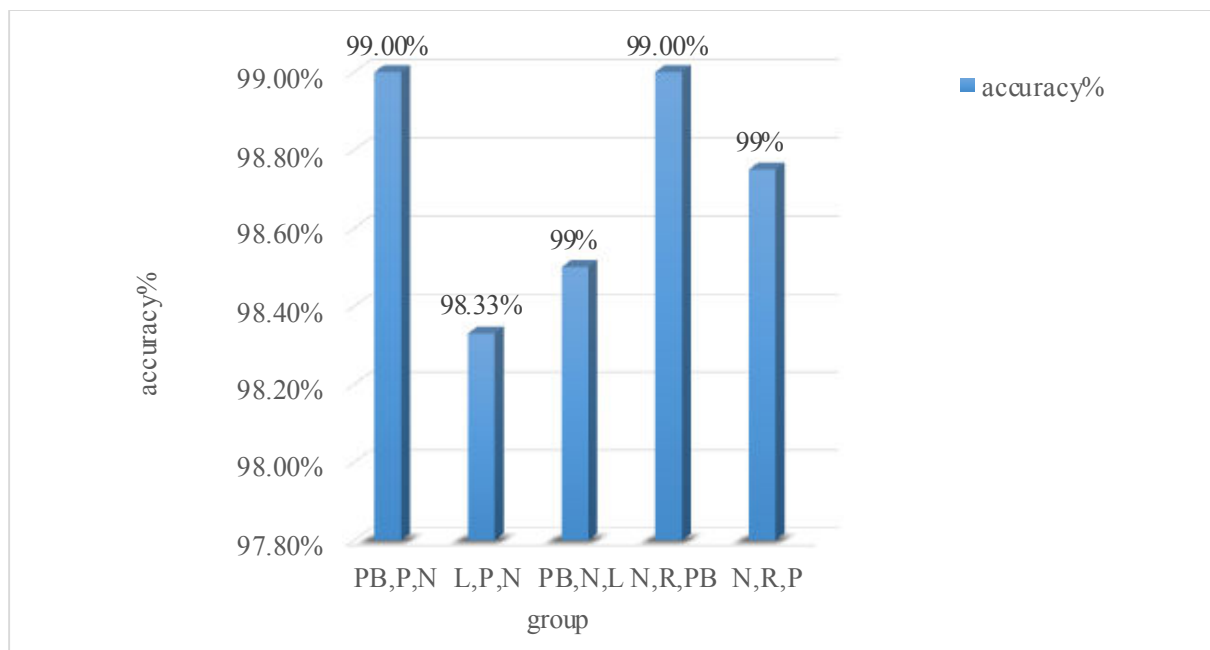


شکل ۴-۲۳- Sensitivity ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع Quadratic در هر گروه



شکل ۴-۲۴- نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته توسط SVM با تابع Quadratic در هر گروه

شکل (۴-۲۴) به نرخ شکست تشخیص در هر گروه اشاره می‌کند. مقایسه نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌ها در سه کلاس در طی شبیه‌سازی مربوطه، نشان می‌دهد که نتایج حاصل از طبقه‌بندی با استفاده از تابع Quadratic نتایج مناسب‌تر و مطلوب‌تری داشته است.



شکل ۴-۲۵- دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده توسط زاویه هندسی و تبدیل فوری کسری پیوسته توسط SVM با تابع Quadratic در هر گروه

در مرحله آخر نتایج حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، پیک R و نقاط انتخابی بر روی موج QRS استخراج شده از تبدیل فوری کسری پیوسته و موج QRS استخراج شده از زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی، و سپس نقاط انتخابی بر روی موج QRS و در نهایت انتخاب مقدار ماکزیمم از بین نقاط تعیین شده در هر موج QRS و تشکیل ماتریس ویژگی‌ها، برای طبقه‌بندی دو کلاسه به طبقه‌بند KNN داده شده و در جدول (۴-۵) و اشکال (۴-۲۶-۴-۲۹) نشان داده شده‌اند. در جدول (۴-۵) نتایج حاصل از طبقه‌بندی ماتریس ویژگی‌های استخراج شده توسط تبدیل فوری کسری پیوسته توسط KNN نشان داده

شده است. همان‌طور که در فصل ۳ بیان شد، طبقه‌بند KNN با استفاده از محاسبه فاصله بین نمونه‌های آزمایش و آموزش طبقه‌بندی را انجام داده و نمونه آزمایش را در طبقه مربوطه قرار داده است. معیار ارزیابی در طبقه‌بند KNN همانند SVM همان‌طور که عنوان شد، انجام شده است. هر دو طبقه‌بند بررسی شده، نتایج مطلوب و نزدیک به هم را حاصل کرده‌اند.

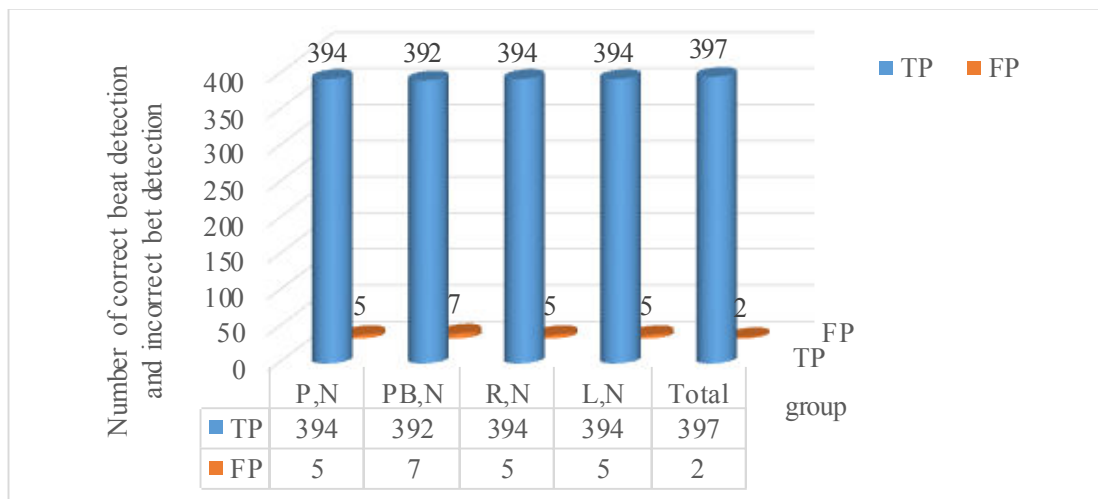
در جدول (۴-۵) در ستون دوم، حساسیت طبقه‌بندی در هر گروه به صورت درصد با عنوان Sensivity، ستون سوم تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده در هر دسته که با عنوان TP مشخص است را نشان می‌دهد، ستون چهارم بیانگر تعداد نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده در هر گروه است، ستون پنجم مشخص می‌کند که در هر گروه نمونه (ویژگی) اشتباه تشخیص داده شده، با کدام گروه دیگری، اشتباه گرفته شده است. دو ستون آخر، یعنی ستون ششم و هفتم، به ترتیب ضعف نرخ تشخیص را در هر گروه و دقت طبقه‌بندی گروه‌ها به صورت درصد را بیان می‌کند.

جدول ۴-۵- نتایج طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاس توسط KNN در الگوریتم پیشنهادی

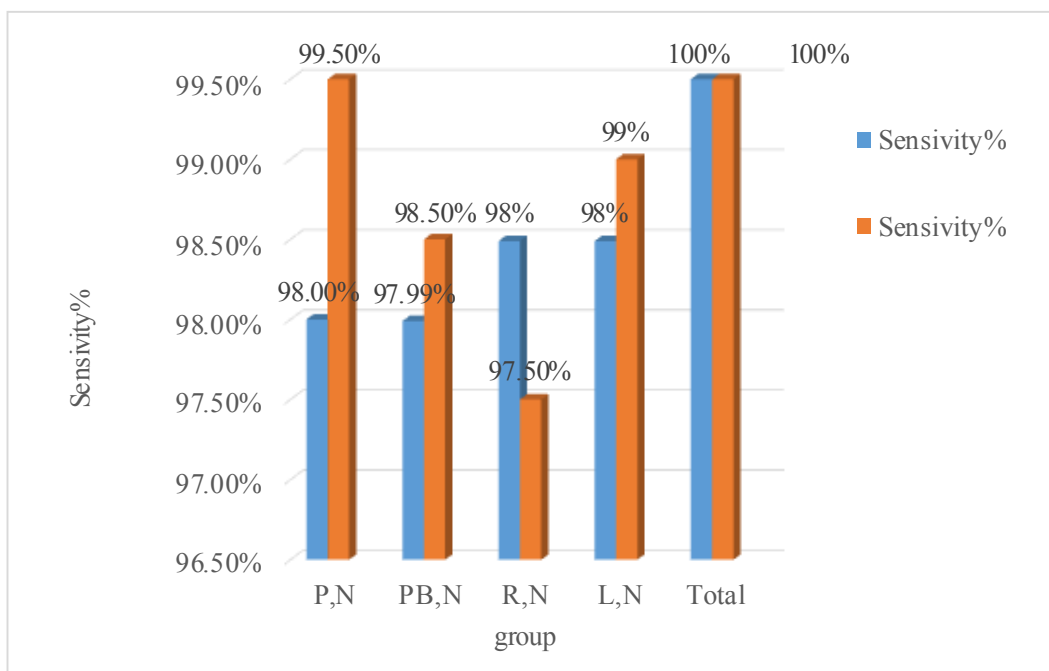
معیار ارزیابی / گروه	Sensitivity(%)	TP	FP	TN	Failed Detection	Accuracy(%)
PB	٪۱۰۰	۲۰۰	0	0	0	
Normal	٪۹۹.۵	199	1	2(1)	0.05	99.37%
RBBB	100%	200	0	0	0	
Normal	99%	198	2	1-1	0.01	99.37%
LBBB	100%	200	0	0	0	
Normal	99.5%	199	1	1	0.005	99.6%
Normal	98.99%	197	2	2-2	0.01	
PVC	100%	200	0	0	0	99%
<b>Total</b>	<b>100%</b>	<b>199</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>99.65%</b>
<b>Arhythmia</b>	<b>99.5%</b>	<b>199</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0.015</b>	
<b>Normal</b>						

در طی اشکال (۴-۲۶)، (۴-۲۷)، (۴-۲۸)، (۴-۲۹) نتایج ارزیابی طبقه‌بند KNN استفاده شده، در دو کلاس با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته را نشان داده‌اند. در شکل (۴-۲۶) تعداد نمونه (ویژگی) درست و نادرست تشخیص داده شده توسط طبقه‌بند

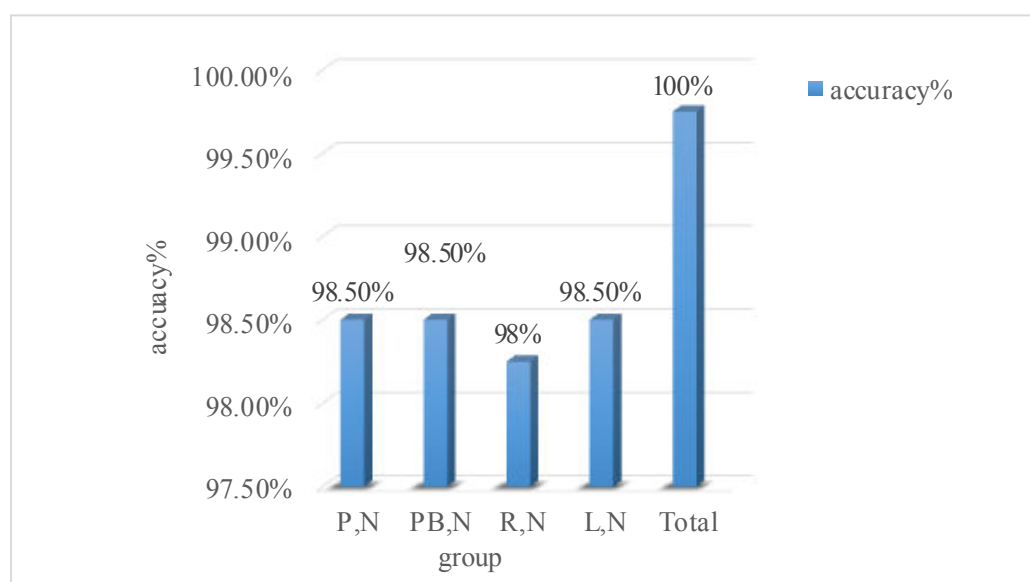
KNN نشان داده شده‌اند. همان‌طور که از شکل (۴-۲۶) مشخص است، طبقه‌بند KNN به طور مناسب نمونه (ویژگی) هر گروه را به درستی تشخیص و طبقه‌بندی کرده است و تنها در تعداد بسیار کمی از ویژگی‌ها درست طبقه‌بندی نکرده، که نشان از قدرت طبقه‌بند می‌باشد. همچنین تمایز بسیار مطلوب بین ویژگی‌های هر گروه در هر کلاس را نیز مشخص می‌کند. شکل (۴-۲۷) به حساسیت طبقه‌بندی هر گروه اشاره می‌کند. شکل (۴-۲۸) دقت طبقه‌بندی در هر گروه را نشان می‌دهد. شکل (۴-۲۹) به نرخ شکست تشخیص در هر گروه اشاره می‌کند.



شکل ۴-۲۶- نتایج طبقه‌بندی تعداد نمونه (ویژگی) درست تشخیص داده شده و نادرست تشخیص داده شده ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN

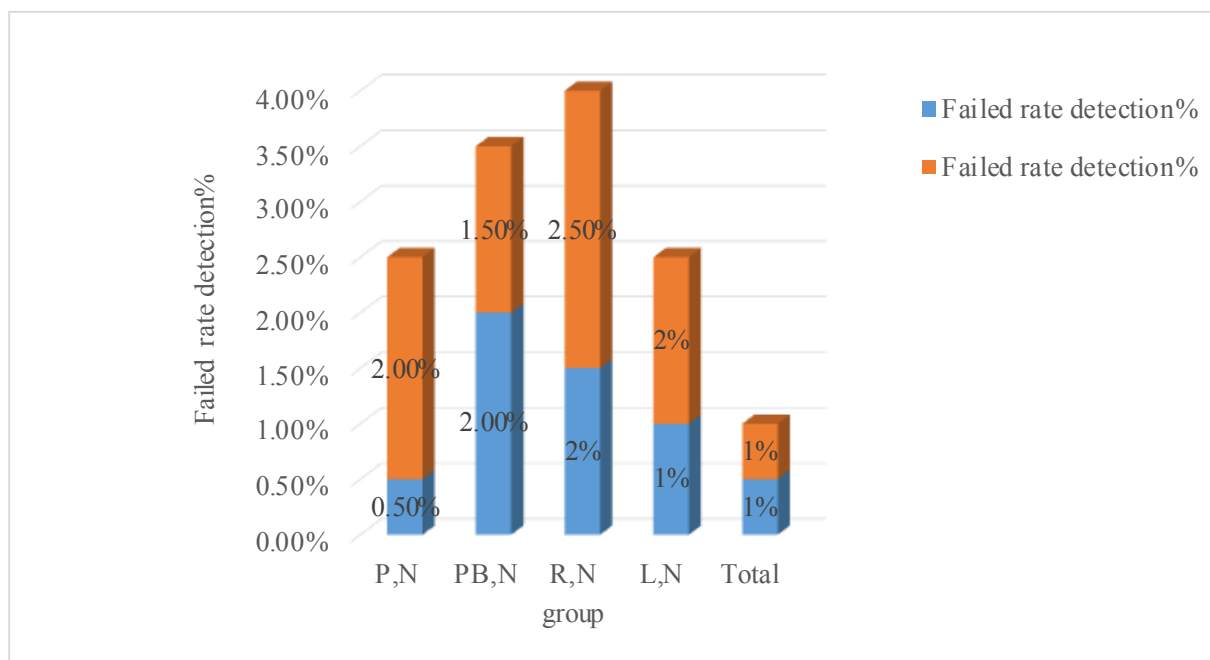


شکل ۴-۲۷- نتایج Sensitivity ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN



شکل ۴-۲۸- نتایج دقت طبقه‌بندی شده ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاسه توسط KNN





شکل ۴-۲۹- نتایج نرخ شکست تشخیص ویژگی‌های استخراج شده از زاویه هندسی و تبدیل فوریه کسری پیوسته دو کلاس توسط KNN

همان‌طور که از نتایج مشخص است، طبقه‌بندی داده‌ها توسط پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS و سپس انتخاب مقدار ماکزیمم از میان نقاط تعیین شده در هر موج QRS، توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته نتایج مطلوب‌تری نسبت به طبقه‌بندی QRS و نقاط انتخابی بر روی آن استخراج شده توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی و سپس تبدیل فوریه کسری پیوسته داشته است زیرا در الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته ویژگی‌های متمایزتری استخراج شده و طبقه‌بندی راحت‌تر و مناسب‌تری را فراهم کرده است. در حالی که تبدیل زاویه هندسی بین دو نمونه به نتایج بهتری نسبت به تبدیل فوریه کسری پیوسته برای حساسیت داشته است.

با توجه به نتایج حاصله از طبقه‌بندی داده‌ها توسط طبقه‌بند SVM با کرنل‌های متفاوت، نتیجه‌گیری از جداول مشخص کرده است که پیک R و نقاط انتخابی بر روی QRS و سپس انتخاب مقدار ماکزیمم از میان نقاط تعیین شده در هر QRS، توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، نسبت به QRS و نقاط انتخابی

بر روی آن، استخراج شده توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته، سپس انتخاب مقدار ماکزیمم از میان نقاط تعیین شده در هر QRS، نتایج طبقه‌بندی بهتری را حاصل کرده که تمایز بیشتر داده‌ها و ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی بهتر را نشان داده است. الگوریتم اول، استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته نسبت به الگوریتم دوم، زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی به همراه تبدیل فوریه کسری پیوسته، نتایج بهتری در طبقه‌بندی دارد، زیرا نقاط ویژگی کم‌تر و متمایزتری را استخراج می‌کند. اما در نهایت نتایج طبقه‌بندی توسط دو الگوریتم عنوان شده، نزدیک به یکدیگر و مطلوب می‌باشند. زیرا در هر دو الگوریتم ویژگی‌های مشابه در نهایت استخراج و ورودی طبقه‌بندها قرار گرفتند. در حالی که الگوریتم زاویه هندسی در کیفیت تشخیص QRS با Sensivity ۹۱٪، نسبت به الگوریتم تبدیل فوریه کسری پیوسته بهتر عمل می‌کند.

در جدول (۴-۶) مقایسه بین نتایج طبقه‌بندی، ویژگی‌های استخراج شده توسط دو الگوریتم پیشنهادی در این پایان‌نامه، با مراجع مشخص شده، نشان داده شده است. همان‌طور که از نتایج مشخص است، روش‌های ارائه شده در مطالعه‌ی ما، دارای دقت بهتری می‌باشند. طبقه‌بندی داده‌هایی با سایز کم، سرعت مناسب در امر طبقه‌بندی و تمایز مطلوب بین ویژگی‌های هر کلاس، سبب حصول نتایج رضایت‌بخش می‌شود. الگوریتم‌های بررسی شده در این پایان‌نامه، نیاز به پیش‌پردازش‌های سخت، قبل از عملیات پردازش اصلی نمی‌باشد، در حالی که در بسیاری از مراجع جدول (۴-۶) نیاز به انجام پیش‌پردازش برای رسیدن به دقت بالای تشخیص می‌باشد. این در حالی است، که روش‌های مطرح شده در این مطالعه به نتایج بهتری دست یافته است.

جدول ۴-۶- انواع روش های استخراج ویژگی و طبقه بند و دقت طبقه بندی حاصله

دقت طبقه بند	نوع طبقه بند	روش استخراج ویژگی	مرجع	پایگاه داده
99.20%	Quadratic SVM با کرنل	استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته	الگوریتم پیشنهادی	MIT-BIH
99%	Quadratic SVM با کرنل	استخراج ویژگی توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی و تبدیل فوریه کسری پیوسته	الگوریتم پیشنهادی	MIT-BIH
99.65%	KNN	استخراج ویژگی توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته	الگوریتم پیشنهادی	MIT-BIH
99.75%	KNN	استخراج ویژگی توسط زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی و تبدیل فوریه کسری پیوسته	الگوریتم پیشنهادی	MIT-BIH
PCA+NN 98.59% LDA+PNN 99%	شبکه عصبی احتمالی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی	استخراج ضرایب DWT از فواصل RR و استفاده از روش های کاهش ابعاد	[۳]	MIT-BIH
98.67%, 93.34%	سیستم فازی و سیستم ژنتیک فازی	مدل پویای سیگنال و الگوریتم ژنتیک	[۲۹]	MIT-BIH
95.79%	شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی با الگوریتم بیز	ترکیب ویژگی های زودگذر و ارقام آماری مرتبه بالا	[۳۰]	MIT-BIH
ارزیابی با داده های MIT-BIH با ۵ مرحله تکرار ۸۸.۰۷٪، بر روی داده های دیده نشده آموزش ندیده ۵۷.۲۶٪ و بر روی دادگان تست با ۱۰ سیگنال متریک ۸۰.۲۶٪	ماشین بردار پشتیبان با تابع پایه شعاعی	۱۳ سیگنال متریک	[۳۱]	MIT-BIH
۹۷.۸۶ درصد	شبکه عصبی احتمالی	DTCWT و چهار ویژگی زمینی	[۳۳]	MIT-BIH
96.77%	ANN <sup>1</sup>	ضربان ECG	[44]	MIT-BIH
96.77%	ANN	فصله RR + ضرایب موجک	[45]	MIT-BIH
99%	SVM	BEMD	[46]	MIT-BIH

<sup>1</sup> Artificial Neural Networks (ANN)

#### ۴-۵- جمع‌بندی

در فصل ۴ به بررسی الگوریتم پیشنهادی و نتایج حاصل از آن پرداخته شد. ابتدا روش‌های استخراج ویژگی اعم از پیک R و نقاط انتخابی بر روی موج QRS بیان شد. نتیجه حاصل از کیفیت تشخیص ویژگی‌ها نیز ذکر شد. پس از استخراج ویژگی، ویژگی‌ها برای افزایش سرعت طبقه‌بندی، کاهش نمونه یافته، ماتریس ویژگی تشکیل و به عنوان ورودی طبقه‌بندها قرار گرفت. نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌ها بیان و با مطالعات اخیر انجام شده، مقایسه شد. ویژگی‌های استخراج شده و نتایج حاصل از طبقه‌بندی آن‌ها در قیاس با مطالعات اخیر، نتایج مطلوب‌تری را حاصل کرده است. در فصل ۵ به جمع‌بندی الگوریتم پیشنهادی و پیشنهادات پرداخته خواهد شد.

## فصل پنجم

# جمع بندی و پیشنهادات

## ۵-۱- مقدمه

در فصل ۱، ابتدا در رابطه با سیگنال قلبی، فیزیولوژی قلب، سیگنال الکتروکاردیوگرام توضیح داده شد. در فصل ۲، به مرور مطالعات اخیر، در راستا و مشابه با الگوریتم‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه، پرداخته شد. در فصل ۳، در رابطه با تئوری، الگوریتم‌های استفاده شده در این مطالعه، توضیح و روابط مربوطه بیان شد. فصل ۴، اشاره به مراحل انجام کار الگوریتم‌های مورد بررسی در این پایان‌نامه و نتایج حاصل از طبقه‌بندی، پرداخته شد. در فصل ۵، به جمع‌بندی کلی از مطالعه ارائه شده و اشاره مختصر به برخی پیشنهادات در راستای ادامه الگوریتم‌های پیشنهادی، پرداخته خواهد شد.

## ۵-۲- خلاصه و جمع‌بندی مساله

در این پایان‌نامه، هدف تشخیص به موقع بیماری‌های قلبی از روی علائم اولیه بیماری بر اساس سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام است. سعی بر آن است بر اساس معیارهای تعریف شده توسط پزشکان متخصص و علائم موجود در سیگنال‌های قلبی افراد مختلف، سیگنال‌ها به صورت نرم‌افزاری مورد تحلیل قرار گیرند و با درصد خطای پایین، بیماری‌های قلبی تشخیص داده شوند.

اهمیت روش‌های خودکار تشخیص بیماری‌های قلبی بر اساس سیگنال‌های پزشکی، واضح است. از جمله بیماری‌هایی که پزشکان را در شناسایی و تشخیص با مشکلاتی مواجه می‌کند، بیماری‌های قلبی است و به دلیل نقش حیاتی قلب در سلامت انسان، از اهمیت بالایی برخوردار است و تشخیص سریع و به موقع و مراقبت ویژه پزشکی از بیماران مبتلا به امراض قلبی می‌تواند تا حد زیادی از مرگ ناگهانی آن‌ها جلوگیری کند، به همین دلیل نیاز به سیستم‌هایی برای کمک به این تصمیم‌گیری پزشکان احساس می‌شود. بدیهی است، هر الگوریتمی نیازمند تحلیل و اثبات درستی دارد. اگر الگوریتمی، فرد بیمار را سالم

تشخیص دهد و فرد بیمار به پزشک مراجعه نکند، در نهایت ممکن است، فرد دچار عوارض جبران ناپذیری شود.

در این مطالعه، هدف، تشخیص ویژگی‌های حیاتی سیگنال الکتروکاردیوگرام به منظور تشخیص پیک‌های حیاتی سیگنال الکتروکاردیوگرام می‌باشد. هدف، همان‌طور که عنوان شد، استخراج ویژگی‌های زمانی از سیگنال ECG توسط دو الگوریتم متفاوت است. ابتدا سیگنال الکتروکاردیوگرام، توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته استخراج ویژگی شده است. پیش از انجام پردازش سیگنال الکتروکاردیوگرام، سیگنال در مرحله پیش‌پردازش، مورد پردازش قرار می‌گیرد. در این مرحله همان‌طور که بررسی شد، سیگنال حذف DC و هموار شده است. در این پایان‌نامه، سیگنال توسط فیلترهایی، چون FIR، حذف نویز نمی‌شود. اغلب مطالعات صورت گرفته در سال‌های اخیر در زمینه بررسی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام، از فیلترهایی برای حذف نویز و یا تقویت موج QRS استفاده کرده‌اند، که در اینجا کاربردی ندارند، زیرا اغلب فیلترها باعث ایجاد تاخیر در سیگنال مربوطه می‌شوند. با توجه به این‌که الگوریتم‌های پیشنهادی در این مطالعه، به گونه‌ای طراحی شده‌اند، که توانایی بالایی در تشخیص امواج مد نظر دارند، لذا نیازی به مرحله پیش‌پردازش پیچیده، جهت پیش‌پردازش سیگنال ورودی نخواهند داشت.

در گام بعدی سیگنال جهت استخراج ویژگی، مورد پردازش قرار می‌گیرد. در این پایان‌نامه، توسط دو الگوریتم پیشنهادی، به استخراج ویژگی، می‌پردازیم. الگوریتم اول، استخراج پیک R و نقاط انتخابی اطراف آن را توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، انجام می‌دهد. همان‌طور که در فصل ۴ و ۳ عنوان شد، تبدیل فوریه کسری با در دست داشتن پارامترهای آزاد فراوان، قدرت مانور بسیاری در تحلیل انواع سیگنال‌ها فراهم می‌آورد. ضرایب استخراج شده از تبدیل فوریه کسری پیوسته، برای حصول آستانه استفاده می‌شود. بدین صورت که ابتدا تبدیل فوریه کسری پیوسته بر روی سیگنال الکتروکاردیوگرام اعمال می‌شود. از ضرایب حاصله از تبدیل فوریه کسری پیوسته، اندازه گرفته شده و پیک‌های محلی آن

استخراج می‌شوند. با استفاده از پیک‌های استخراجی، آستانه برای تعیین نقاط مد نظر، حاصل می‌شود. در الگوریتم دوم، با استفاده از زاویه هندسی بین دو نمونه متوالی به استخراج QRS پرداختیم و سپس به استخراج نقاط انتخابی بر روی QRS پرداخته می‌شود. الگوریتم زاویه هندسی، مقاوم در برابر نویز بوده و حساسیتی در برابر آن نشان نمی‌دهد. همچنین تبدیل فوریه کسری نیز مقاوم در برابر نویز می‌باشد. با توجه به نتایج مناسب در استخراج و تعیین پیک R و QRS در مقایسه با مطالعات اخیر، دو الگوریتم قدرت تشخیص خود را نشان دادند. در الگوریتم زاویه هندسی، پس از تعیین QRS، به تعیین و انتخاب نقاط R و نقاط انتخابی بر روی QRS پرداخته می‌شود. با انجام این کار توسط تبدیل فوریه کسری پیوسته، به نوعی کاهش نقاط ویژگی و تعیین نقاط بارزتر و متمایزتر از QRS ایجاد می‌گردد و همچنین تضمین استخراج اطلاعات از QRS در مرحله بعد را ایجاد می‌کند. نقاط استخراج شده توسط دو الگوریتم معرفی شده، کاهش بعد می‌یابند. ماتریس ویژگی ناشی از تعیین نقاط ماکزیمم از میان نقاط تعیین شده بر روی QRS در هر ضربان، توسط دو الگوریتم معرفی شده، تشکیل می‌شود. برای ایجاد ماتریس ویژگی و طبقه‌بندی، ارزیابی و تعیین کیفیت الگوریتم‌های تشخیص، همان‌طور که مشخص است، باید پایگاه داده استاندارد و یکسانی برای مقایسه با مطالعات صورت گرفته در زمینه مشابه، تا کنون، در دسترس باشد. پایگاه داده استاندارد استفاده شده، MIT-BIH می‌باشد. پس از ایجاد ماتریس ویژگی‌ها، وارد مرحله طبقه‌بندی می‌شویم.

الگوریتم‌های متعددی جهت کلاسه‌بندی وجود دارد. در این پایان‌نامه، از بین مجموعه روش‌های طبقه‌بندی، دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و K همسایگی نزدیک استفاده می‌شود. در نهایت برای اعتبار سنجی جواب و از بین رفتن شرایط تصادفی، از روش HoldOut استفاده شده است. در انتها، در فصل ۴، نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم‌های بررسی شده در این مطالعه، در طی جداول و اشکال نشان داده



شدند. در نهایت می‌توان به این نتیجه رسید که، دو الگوریتم پیشنهادی قدرت کافی در استخراج ویژگی را دارند.

### ۵-۳- پیشنهادات

۱- استفاده از تبدیل فوریه کسری برای حذف نویز سیگنال الکتروکاردیوگرام. همان‌طور که در فصل سه بدان اشاره شد، تبدیل فوریه کسری قابلیت حذف نویز نیز دارد. گاهی حذف نویز توسط فیلترهای معمول، امکان‌پذیر نبوده یا مشکل است، در نتیجه تبدیل فوریه کسری با توانایی چرخش سیگنال در زوایای مختلف امکان حذف نویز از سیگنال مربوطه توسط فیلترهای معمول را فراهم می‌کند.

۲- قابلیت کاهش نمونه‌های سیگنال توسط تبدیل فوریه کسری. سیگنال می‌تواند با کاربرد تبدیل فوریه کسری، کاهش نمونه نیز داشته باشد. کاهش نمونه در این پایان‌نامه نیز به نحوی صورت گرفت، اما امکان شرایطی متفاوت، برای انجام کاهش نمونه‌ها با توجه به سیگنال و پارامترهای طراحی فراهم می‌شود.

۳- با در دست داشتن پارامترهای آزاد توسط تبدیل فوریه کسری، قدرت طراحی شرایط، برای تحلیل انواع سیگنال‌ها در دسترس خواهد بود. اما کنترل همزمان چند پارامتر، برای به دست آوردن شرایط مطلوب کاری در هر زمینه، اعم از تحلیل سیگنال‌های حیاتی، کار را متنوع و سخت می‌کند.

## مراجع

[1] Wang An-donga, Liu Lanb, Wei Qina, "An Adaptive Morphologic Filter Applied to ECG De-noising and Extraction of R Peak at Real-time," *AASRI Procedia*, Vol.1, pp. 474 – 479, 2012.

[2] K. Ranjeet, A. Kuamr, Rajesh K. Pandey, "ECG Signal Compression using optimum wavelet Filter Bank based on Kaiser Window," *Procedia Engineering*, Vol. 38, pp. 2889 – 2902, 2012.

[3] Roshan Joy Martis , U. Rajendra Acharya, Lim Choo Min, "ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and Discrete Wavelet Transform," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.8, No.5, pp.437-448, 2013.

[4] I. Saini, D. Singh and A. Khosla, "QRS detection using K-Nearest Neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases," *Journal of Advanced Research* , Vol.4, No.4, pp. 331-344, 2012.

[۵] جزوه آموزشی (۵) پرسنل پرستاری جدیدالورود، تفسیر ECG برای پرستاران، خورشید وسکویی، آذر طل، بهاره غفورزاده، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی تهران، معاونت سلامت – دفتر پرستاری و مامایی.

[6] Majid Moavenian, Hamid Khorrami, "A qualitative comparison of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines in ECG arrhythmias classification," *Expert Systems with Applications*, Vol.37, No.4, pp. 3088–3093, 2010.

[۷] Dupre, Anthony, Sarah Vincent, and Paul A. Iaizzo. "Basic ECG theory, recordings, and interpretation." In *Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices*, pp. 191-201. Humana Press, 2005.

[۸] Gu-Young Jeonga, Kee-Ho Yub, "Myoung-Jong Yoonc, Eiji Inookad, ST shape classification in ECG by constructing reference ST set," *Medical Engineering & Physics*, Vol.32, No.9, pp. 1025–1031, 2010.

[۹] Mehrdad Javadia, Seyed Ali Asghar Abbaszadeh Aranib, Atena Sajedina, Reza Ebrahimpourb, "Classification of ECG arrhythmia by a modular neural network based on Mixture of Experts and Negatively Correlated Learning," *Biomedical Signal Processing and Control* , Vol.8, No.3, pp. 289– 296, 2013.

[۱۰] <<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>>.

[1۱] Yan, G.-X.; Antzelevitch, C. "Cellular Basis for the Electrocardiographic J Wave". *Circulation* , Vol.93 , No.2, pp. 372–9, 1996.

[1۲] Mandel, William J, *Cardiac Arrhythmias: Their Mechanisms, Diagnosis, and Management* (3 ed.). Lippincott Williams & Wilkins,1995.

[1۳] Da Costa D, Brady WJ, Edhouse J. "Bradycardias and atrioventricular conduction block",Vol. 324,No.7336,pp. 535–8,March 2002 .

[۱۴] به کارگیری ساختارهای ترکیبی از شبکه عصبی به منظور تشخیص آریتمی‌های قلبی با استفاده از ادغام ویژگی‌های موجک و زمانی، امید مخلص، ناصر مهرشاد، سید محمد رضوی، سیستم‌های هوشمند در مهندسی برق، سال دوم - شماره اول - بهار ۱۳۹۰.

[1۵] Stanfield, C. Germann, W. *Principles of Human Physiology* (3rd ed.), *Pearson International Edition*,p. 378, 2008.

[1۶] Brodsky M, Wu D, Denes P, Kanakis C, Rosen KM. "Arrhythmias documented by 24 hour continuous electrocardiographic monitoring in 50 male medical students without apparent heart disease". *Am. J. Cardiol* March,Vol.39, No.3, pp. 390–5,1977.

[1۷] Folarin VA, Fitzsimmons PJ, Kruyer WB. "Holter monitor findings in asymptomatic male military aviators without structural heart disease". *Aviat Space Environ Med* September ,Vol. 72, No.9, pp. 836–8,2001.

[۱۸] Xu, Xiaomin, and Ying Liu. "ECG QRS complex detection using slope vector waveform (SVW) algorithm." In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE*, vol. 2, pp. 3597-3600. IEEE, 2004.

[۱۹] Dinh, H. A. N., D. K. Kumar, N. D. Pah, and P. Burton. "Wavelets for QRS detection." In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE*, vol. 2, pp. 1883-1887. IEEE, 2001.

[۲۰] Shaik, Basheeruddin Shah, G. V. S. S. K. R. Naganjaneyulu, T. Chandrasheker, and A. V. Narasimhadhan. "A Method for QRS Delineation Based on STFT Using Adaptive Threshold." *Procedia Computer Science*, Vol.54, pp.646-653, 2015.

[۲۱] Rodríguez, R., A. Mexicano, J. Bila, S. Cervantes, and R. Ponce. "Feature extraction of electrocardiogram signals by applying adaptive threshold and principal component analysis." *Journal of applied research and technology* ,Vol.13, No. 2, pp. 261-269, 2015.

[۲۲] Sabherwal, Pooja. "Wavelet Transform As Method for ECG Signal Analysis." *International Journal of Emerging Science and Engineering* , Vol. 2, No. 1, pp.13-17, 2013.

- [2۴] Álvarez, Raúl Alonso, Arturo J. Méndez Penín, and X. Antón Vila Sobrino. "A comparison of three QRS detection algorithms over a public database." *Procedia Technology*, Vol.9, pp. 1159-1165, 2013.
- [2۴] Pan, Jiapu, and Willis J. Tompkins. "A real-time QRS detection algorithm." *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. BME-32, No.3, pp.230-236, 1985.
- [2Δ] Merino, Manuel, Isabel María Gómez, and Alberto J. Molina. "Envelopment filter and K-means for the detection of QRS waveforms in electrocardiogram." *Medical engineering & physics*, Vol.37, No. 6, pp.605-609, 2015.
- [2۶] Zidelmal, Zahia, Ahmed Amirou, D. Ould-Abdeslam, Ali Moukadem, and Alain Dieterlen. "QRS detection using S-Transform and Shannon energy." *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol.116, No. 1, pp.1-9, 2014.
- [۲۷] Hamid Khorrami, Majid Moavenian, "A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification," *Expert Systems with Applications*, Vol.37, No.8, pp. 5751-5757, 2010.
- [۲۸] Wang An-donga, Liu Lanb, Wei Qina, "An Adaptive Morphologic Filter Applied to ECG De-noising and Extraction of R Peak at Real-time," *AASRI Procedia*, Vol.1, pp. 474 – 479, 2012.
- [۲۹] M.H. Vafaie, M. Ataei, H.R. Koofgar, "Heart diseases prediction based on ECG signals' classification using a genetic-fuzzy system and dynamical model of ECG signals," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.14, pp.291-296, 2014.
- [۳۰] A. Ebrahimzadeh, B. Shakiba, A. Khazaei, "Detection of electrocardiogram signals using an efficient method," *Applied Soft Computing*, Vol.22, pp.108-117, 2014.
- [3۱] Qiao Lia,b, Cadathur Rajagopalanc, Gari D. Cliffordb, "A machine learning approach to multi-level ECG signal quality classification," *computer methods and programs in biomedicine*, Vol.117, pp.435-447, 2014.
- [3۲] Edoardo Pasollia, Farid Melgani, "Genetic algorithm-based method for mitigating label noise issue in ECG signal classification," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.19, pp.130-136, 2015.
- [3۳] Manu Thomas, Manab Kr Das, Samit Ari, "Automatic ECG arrhythmia classification using dual tree complex wavelet based features," *International Journal of Electronics and Communications (AEÜ)*, Vol.69, No4, pp.715-721, 2015.

- [3۴] Candan, Çagatay, M. Alper Kutay, and Haldun M. Ozaktas. "The discrete fractional Fourier transform." *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.48, No. 5, pp.1329-1337, 2000.
- [3۵] Bultheel, Adhemar, and Héctor E. Martinez Sulbaran. "Computation of the fractional Fourier transform." *Applied and Computational Harmonic Analysis*, Vol.16, No. 3, pp.182-202, 2004.
- [3۶] Narayanan, V. Ashok, and K. M. M. Prabhu. "The fractional Fourier transform: theory, implementation and error analysis." *Microprocessors and Microsystems*, Vol.27, No. 10, pp. 511-521. 2003.
- [۳۷] Sejdić, Ervin, Igor Djurović, and LJubiša Stanković. "Fractional Fourier transform as a signal processing tool: An overview of recent developments." *Signal Processing*, Vol.91, No. 6 pp.1351-1369, 2011.
- [۳۸] Pégard, Nicolas C., and Jason W. Fleischer. "Optimizing holographic data storage using a fractional Fourier transform." *Optics letters*, Vol.36, No. 13, pp.2551-2553, 2011.
- [۳۹] Korn, Granino Arthur, and Theresa M. Korn. *Mathematical handbook for scientists and engineers: Definitions, theorems, and formulas for reference and review*. Courier Corporation, 2000.
- [۴۰] Song, Mi-Hye, Sung-Pil Cho, Wonky Kim, and Kyoung-Joung Lee. "New real-time heartbeat detection method using the angle of a single-lead electrocardiogram." *Computers in biology and medicine*, Vol.59, pp.73-79, 2015.
- [4۱] Alali, Abdulaziz. "A Novel Stacking Method for Multi-label Classification.", 2016.
- [4۲] Fletcher, Tristan. "Support vector machines explained." *Online*. <http://sutikno.blog.undip.ac.id/files/2011/11/SVM-Explained.pdf>. [Accessed 06 06 2013], 2009.
- [4۳] Boutell, Matthew R., Jiebo Luo, Xipeng Shen, and Christopher M. Brown. "Learning multi-label scene classification." *Pattern recognition*, Vol.37, No. 9, pp.1757-1771, 2004.
- [4۴] Abhinav-Vishwa, M. K., S. D. Lal, and P. Vardwaj. "Classification of arrhythmic ECG data using machine learning techniques." *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, Vol.1, No. 4, 2011.
- [4۵] Prasad, G. Krishna, and J. S. Sahambi. "Classification of ECG arrhythmias using multi-resolution analysis and neural networks." In *TENCON 2003. Conference on Convergent Technologies for the Asia-Pacific Region*, vol. 1, pp. 227-231. IEEE, 2003.
- [46] عاطفه صدر نیا، " استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سیگنال ECG با استفاده از تکنیک BEMD"، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات شاهرود، دانشکده برق، گروه برق، گرایش الکترونیک، تابستان ۱۳۹۵.

[47] Christov, Ivaylo I. "Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold." *Biomedical engineering online*, Vol.3, No. 1, p.28, 2004.

[48] Uchaipichat, Nopadol, and Sakonthawat Inban. "Development of QRS detection using short-time fourier transform based technique." *IJCA Journal*, pp.7-10, 2010.

[49] Zhu, Honghai, and Jun Dong. "An R-peak detection method based on peaks of Shannon energy envelope." *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.8, No. 5, pp.466-474, 2013.

## **Abstract**

According to the World Health Organization, heart disease is the essential reason of global deaths. In 2008, 3 to 17 million people lost their lives due to heart disease, which covers 30% of global deaths. Cardiac signals, are the most common way of detecting heart disease and also a useful diagnostic tool for separating patients from healthy people, since it is a method with following properties, simple, inexpensive and without risk. ECG arrhythmia detection is a proper and essential method in detecting heart disease and in the development of intelligent computer systems. Accuracy of detection of QRS and R-peak are very important for applications of ECG analyses.

In this thesis, we focus on extracting R-peak and the selected points on the QRS wave, using two algorithms, continuous fractional Fourier transform and geometric angle between two consecutive samples. The maximum amount of the mentioned points, is obtained at any QRS. After extracting the points and reducing the samples, extracted features are classified and evaluated using classifiers, supporting vector machine and k-Nearest Neighbor. Then the performance of the algorithms have been evaluated on MIT-BIH database. The results of the classifiers are compared with recent studies. Experimental results show that the classification accuracy are more than 99%. Moreover evaluation results indicate that propose algorithms out perform the most of other methods.

**Keywords:** ECG signal, Arrhythmia, Continuous fractional Fourier transform, Geometric angle between two consecutive samples, SVM, K- Nearest Neighbor.







**Shahrood University of Technology**  
**Faculty of Electrical Engineering and Robotics**

**MSc Thesis in Digital Electronic Systems Engineering**

**Classification of cardiac arrhythmias using fractional Fourier  
transform and geometric angle between two consecutive samples**

By: Sahar Ghodduosi

Supervisor:

Dr. Hossein Marvi

Advisor:

Dr. Saeideh Ferdowsi

February 2017



