

**دانشگاه صنعتی امیر کبیر**  
(پلی تکنیک تهران)

دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

پروژه‌ی کارشناسی مهندسی کامپیوتر

گرایش معماری کامپیوتر

طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم تشخیص بی‌درنگ آریتمی  
قلبی بر بستر اینترنت اشیا

نگارش  
مرضیه تاجیک

استاد راهنما  
دکتر محمود ممتازپور

استاد داور  
دکتر مرتضی صاحب‌زمانی

بهمن ۱۳۹۷

## چکیده

در سال‌های اخیر با توجه به رشد صنعت خودروهای هوشمند، چالش‌های جدیدی در درک محیط توسط خودرو یا هم‌یار راننده مطرح شده‌است. از جمله‌ی این چالش‌ها تشخیص و شناسایی علایم ترافیکی و تابلوهای راهنما در محیط است که در شرایط خاص مانند عدم کارایی سیستم‌های راه‌یابی و نقشه‌خوانی حیاتی هستند. مساله‌ی تشخیص تابلوهای راهنما به دلیل پیچیدگی بیشتر، به تازگی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌است. پیشینه‌ی پژوهش در این زمینه تنها به جاده‌های بیرون از شهر که محیط بسیار خلوت و ساده‌تری برای حل مساله دارند برمی‌گردد. از آن‌جا که هیچ مجموعه‌ی داده‌گان برچسب‌گذاری شده‌ای وجود ندارد، و تنها داده‌گان موجود بدون برچسب نیز در محیط خارج از شهر است، در این رساله مجموعه‌ی داده‌گان جامعی از محیط شهری با بیش از صد هزار فریم تهیه شده‌است و بیش از ده هزار فریم توسط انسان برچسب‌گذاری گردیده‌است. **در میان پاراگراف‌ها از خط جدید (اینتر) استفاده نکنید.** لورم ایپسوم متنی بی مفهوم است که تشکیل شده از کلمات معنی دار یا بی معنی کنار هم. کاربر با دیدن متن لورم ایپسوم تصور میکند متنی که در صفحه مشاهده میکند این متن واقعی و مربوط به توضیحات صفحه مورد نظر است واقعی است. حالا سوال اینجاست که این متن «لورم ایپسوم» به چه دردی می‌خورد و اساساً برای چه منظور و هدفی ساخته شده است؟ پیش از بوجود آمدن لورم ایپسوم، طراحان وب سایت در پروژه‌های وب سایت و طراحان کرافیک در پروژه‌های طراحی کاتولوگ، بروشور، پوستر و ... همواره با این مشکل مواجه بودند که صفحات پروژه خود را پیش از آنکه متن اصلی توسط کارفرما ارائه گردد و در صفحه مورد نظر قرار گیرد چگونه پر کنند؟؟ اکثر طراحان با نوشتن یک جمله مانند «این یک متن نمونه است» و یا «توضیحات در این بخش قرار خواهند گرفت» و کپی آن به تعداد زیاد یک یا چند پاراگراف متن می‌ساختند که تمامی متن‌ها و کلمات، جملات و پاراگراف‌ها تکراری بود و از این رو منظره خوبی برای بیننده نداشت و ضمناً به هیچ وجه واقعی به نظر نمی‌رسید تا بتواند شکل و شمایل تمام شده پروژه را نشان دهد.

**واژگان کلیدی:** پردازش تصویر، تشخیص تابلوهای راهنما، تشخیص متن فارسی، ویدیوهای ترافیک شهری

# فهرست مطالب

فصل ۱	مقدمه.....	۱
فصل ۲	مفاهیم اولیه.....	۶
۱-۲	قلب و نحوه‌ی عملکرد آن.....	۷
۱-۱-۲	سیستم هدایت الکتریکی قلب.....	۷
۲-۲	آریتمی قلبی.....	۹
۱-۲-۲	انواع آریتمی قلبی.....	۹
۳-۲	سیگنال نوار قلب.....	۱۰
۱-۳-۲	نحوه‌ی قرارگیری الکترودها بر روی پوست و لیدهای تولیدشده.....	۱۰
۲-۳-۲	ترکیب QRS.....	۱۱
۴-۲	مسائل دسته‌بندی.....	۱۳
۱-۴-۲	روش ماشین بردار پشتیبانی (SVM).....	۱۳
۲-۴-۲	دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از روش SVM.....	۱۷
فصل ۳	روش حل مسئله.....	۱۹
۱-۳	مقدمه.....	۲۰
۲-۳	عملیات پیش‌پردازش بر روی سخت‌افزار.....	۲۰
۱-۲-۳	مراحل تشخیص QRS.....	۲۰

۲-۲-۳	پیاده‌سازی الگوریتم تشخیص QRS بر روی بستر سخت‌افزاری	۲۴
۳-۳	عملیات پردازش سمت سرور	۲۶
۱-۳-۳	نحوه‌ی دریافت داده‌های پیش‌پردازش شده در سرور	۲۶
۲-۳-۳	داده‌های مورد بررسی در الگوریتم یادگیری	۲۷
۳-۳-۳	نحوه‌ی اجرای الگوریتم یادگیری	۳۰
۴-۳-۳	ارزیابی نتایج حاصل از یادگیری	۳۱
۳۲	مراجع	

## فهرست اشکال

۱-۱	مراحل اصلی یک سیستم خودکار تشخیص آریتمی [۱]..... ۳
۱-۲	سیستم هدایت الکتریکی قلب [۲]..... ۸
۲-۲	نوار قلب ۱۲ لیدی گرفته شده از یک فرد سالم [۳]..... ۱۱
۳-۲	ترکیب QRS [۴]..... ۱۲
۴-۲	نموداری از حل یک مسئله دسته‌بندی دوبعدی با روش SVM [۵]..... ۱۴
۵-۲	سمت چپ: داده‌های غیر قابل جداسازی توسط یک ابرصفحه در یک فضای دوبعدی، سمت راست: داده‌های انتقال داده شده به فضای سه بعدی و قابل جداسازی [۶]..... ۱۶

## فهرست جداول

## فصل ۱

### مقدمه

بر اساس آمارهای سازمان سلامت جهانی<sup>۱</sup> بیماری‌های قلبی-عروقی<sup>۲</sup> رتبه‌ی اول را در بین بیماری‌های کشنده در سطح جهان دارند. برای مثال در سال ۲۰۱۶ حدود ۱۷/۹ میلیون مرگ (حدود ۳۱٪ آمار کلی فوت) به علت بیماری‌های قلبی-عروقی تخمین زده شده‌است. [۷] حدود ۲۵٪ این تعداد را مرگ‌های ناگهانی قلبی<sup>۳</sup> تشکیل می‌دهند. [۸] در چنین شرایطی، بیمار در طول مدت یک ساعت پس از آغاز علائم دچار ایست قلبی می‌شود. علت اصلی ایست‌های قلبی ناگهانی، آریتمی‌های قلبی هستند. [۹] این عبارت به دسته‌ای از بیماری‌های قلبی اطلاق می‌شود که در آن‌ها، اختلالاتی در آهنگ طبیعی تپش قلب به وجود می‌آید. با وجود این که بیشتر آریتمی‌ها بی خطر هستند، در برخی موارد در صورت عدم رسیدگی می‌توانند مرگبار باشند. به همین دلیل، تشخیص و درمان به موقع آن‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است.

یکی از رایج‌ترین و مهم‌ترین ابزارها در تشخیص بیماری‌های قلبی-عروقی، سیگنال نوار قلب<sup>۴</sup> است. [۱۰] قلب ماهیچه‌ای است که با تحریک سیگنال‌های الکتریکی، به صورت منظم در حال تپش است. این فعالیت الکتریکی قلب، باعث ایجاد نوساناتی متناوب در پتانسیل الکتریکی سطح پوست می‌شود. این نوسانات را می‌توان به کمک الکترودهایی که روی پوست قرار می‌گیرند، اندازه‌گیری و در قالب سیگنال نوار قلب ثبت نمود.

تحلیل سیگنال نوار قلب، اطلاعات مفیدی در راستای تشخیص آریتمی و نوع آن فراهم می‌کند. [۱] از همین روی، در چند دهه‌ی گذشته پژوهش‌های گسترده‌ای بر روی طراحی سیستم‌های خودکار تشخیص آریتمی صورت گرفته‌است. در این سیستم‌ها، ابتدا سیگنال نوار قلب به وسیله‌ی الکترودها و تجهیزات مخصوص، از بیمار گرفته شده و فیلترهایی به جهت حذف انواع نویزها بر روی آن اعمال می‌شود. قدم بعدی، استخراج تک‌تک ضربان‌های یک سیگنال نوار قلب است. در این مرحله یک الگوریتم قطعه‌بندی<sup>۵</sup> بر روی نوار قلب اجرا می‌شود.

هر تک‌ضربان قلب شامل تعدادی موج است که در کنار هم نوسانات ضربان را تشکیل می‌دهند. موج‌های Q، R و S مهم‌ترین موج‌ها در تحلیل نوار قلب هستند. [۱] به مجموعه‌ی این سه موج در کنار هم، ترکیب QRS گفته می‌شود. به دلیل اهمیت این ترکیب در تشخیص انواع آریتمی، بخش مهمی از کارهای گذشته به تشخیص خودکار این ترکیب در ضربان قلب اختصاص داده شده‌است. معمولاً در مرحله‌ی قطعه‌بندی موقعیت زمانی ترکیب QRS هر ضربان و یا قله‌های R

<sup>۱</sup>World Health Organization

<sup>۲</sup>Cardiovascular diseases

<sup>۳</sup>Sudden Cardiac Deaths (SCDs)

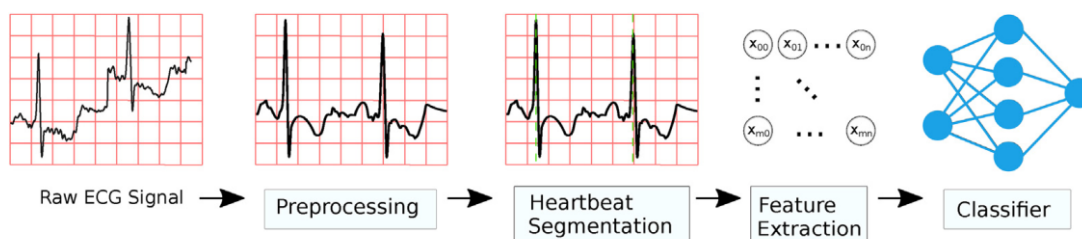
<sup>۴</sup>Electrocardiogram (ECG)

<sup>۵</sup>Segmentation



در ضربان‌های متوالی تشخیص داده می‌شود.

در مرحله‌ی بعد، مجموعه‌ای از ویژگی‌ها از هر یک از ضربان‌ها استخراج شده و به یک دسته‌بند<sup>۶</sup> داده می‌شود. این دسته‌بند نوع ضربان که خروجی نهایی این سیستم است را تعیین می‌کند. دیاگرام معماری کلی چنین سیستمی در شکل ۱-۱ قابل مشاهده است.



شکل ۱-۱ مراحل اصلی یک سیستم خودکار تشخیص آریتمی [۱]

یکی از نیازمندی‌های بستر طراحی‌شده در این پروژه، این است که بتوان سیستمی قابل حمل و قابل استفاده‌ی آسان برای بیمار را بر روی این بستر پیاده‌سازی کرد. برای پیاده‌سازی این کاربرد، اینترنت اشیا راه‌حل مناسبی تشخیص داده‌شد. در چنین کاربردی، انتظار می‌رود بیمار دستگاهی ساده در اختیار داشته‌باشد که ضربان قلب او را دریافت کرده و پیش‌پردازش‌هایی ساده را بر روی آن پیاده نماید، و پردازش‌های پیچیده‌تر برای تشخیص آریتمی، بر عهده‌ی یک سرور با توان پردازشی بالاتری باشد. سپس نتایج این پردازش‌ها به اطلاع بیمار و پزشک او برسد.

برای این منظور، معماری کلی سیستم به دو بخش تقسیم شد. بخش اول سیستم، وظیفه‌ی دریافت ضربان قلب از بیمار، انجام پیش‌پردازش‌هایی<sup>۷</sup> بر روی آن، و در انتها ارسال نتایج پیش‌پردازش به سرور را دارد. این بخش به صورت سخت‌افزاری پیاده شده‌است و برای تکمیل آن کافی است یک حس گر<sup>۸</sup> دیجیتال ضربان قلب، برای دریافت ضربان قلب بیمار به آن متصل شود. بخش دوم سیستم با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، و بر روی یک سرور پیاده‌سازی شده‌است. نتایج پیش‌پردازش‌های انجام شده در بخش قبل در سرور دریافت شده و ویژگی‌های هر ضربان استخراج می‌شود. سپس با استفاده از این ویژگی‌ها، عمل دسته‌بندی ضربان‌ها انجام می‌شود.

در این پروژه، هدف بر این است که بستری بی‌درنگ برای تشخیص آریتمی فراهم شود. به دلیل اهمیت تشخیص سریع

<sup>۶</sup>Classifier

<sup>۷</sup>Preprocessing

<sup>۸</sup>Sensor

در برخی از انواع خطرناک آریتمی، به خصوص آریتمی‌هایی که منجر به ایست ناگهانی قلبی می‌شوند، بی‌درنگ بودن این سیستم حائز اهمیت است. این امر نیازمند این است که تمامی بخش‌های سیستم، شامل بخش پیش‌پردازش، بخش استخراج ویژگی<sup>۹</sup> و دسته‌بندی<sup>۱۰</sup>، همگی توانایی کارکردن به صورت برخط<sup>۱۱</sup> را داشته‌باشند. به بیان دیگر این سیستم به شکل خط‌لوله‌ای<sup>۱۲</sup> طراحی شده‌است که در آن ضربان‌ها به صورت پی‌درپی دریافت، پردازش و دسته‌بندی می‌شوند. پس از پیاده‌سازی، تاخیر هر یک از بخش‌ها اندازه‌گیری شده و تاخیر کلی سیستم تخمین زده می‌شود.

همان‌طور که گفته‌شد، اولین بخش سیستم، بخش پیش‌پردازش ضربان قلب است. در این بخش یک الگوریتم تشخیص QRS طبق روش پن و تامپکینز [۱۱] پیاده‌سازی شده‌است. این الگوریتم یک روش بی‌درنگ است که سیگنال دیجیتال‌شده‌ی نوار قلب را به عنوان ورودی دریافت کرده و موقعیت زمانی قله‌های R را در هر یک از ضربان‌ها تشخیص می‌دهد. فاصله‌ی هر قله‌ی R تشخیص‌داده‌شده با قله‌ی بعدی و قبلی خود، که تحت عنوان فاصله‌ی RR شناخته می‌شود، پراستفاده‌ترین ویژگی در تشخیص نوع ضربان قلب (نوع آریتمی آن ضربان) است. [۱۲]

در مرحله‌ی بعد، ویژگی‌های<sup>۱۳</sup> مورد نظر، از فواصل RR تشخیص‌داده‌شده استخراج می‌گردند. این ویژگی‌ها سپس به یک مدل ساخته‌شده توسط الگوریتم دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبانی<sup>۱۴</sup> که پیش‌تر مراحل یادگیری را طی کرده‌است، داده می‌شوند و دسته‌بند به کمک ویژگی‌های ورودی، نوع آریتمی را تشخیص می‌دهد. ضربان‌های دارای آریتمی انواع متعددی دارند که در ۵ دسته‌ی کلی دسته‌بندی می‌شوند. [۱۲] خروجی سیستم ما، تشخیص یکی از این دسته‌ها برای هر ضربان قلب است.

در کارهای گذشته، ویژگی‌های مختلفی برای توصیف ضربان قلب معرفی شده‌اند. از جمله‌ی روش‌هایی که برای استخراج ویژگی‌هایی از ضربان‌ها به کار می‌روند، می‌توان تبدیل موجک<sup>۱۵</sup> [۱۴، ۱۳] و آمارهای مرتبه بالاتر<sup>۱۶</sup> [۱۶، ۱۵] را نام برد. برای مثال در تبدیل موجک، اطلاعاتی هم در حوزه‌ی زمان و هم در حوزه‌ی فرکانس از سیگنال استخراج می‌شود. در برخی از پژوهش‌ها از بازه‌های RR به عنوان ویژگی استفاده شده‌است [۱۷، ۱۹] آریتمی قلبی باعث برهم‌خوردن

<sup>۹</sup>Feature extraction

<sup>۱۰</sup>Classification

<sup>۱۱</sup>Online

<sup>۱۲</sup>Pipeline

<sup>۱۳</sup>Features

<sup>۱۴</sup>Support Vector Machine (SVM)

<sup>۱۵</sup>Wavelet transform

<sup>۱۶</sup>Higher Order Statistics (HOS)

آهنگ تپش و در نتیجه‌ی آن، توازن منحنی ضربان قلب می‌شود، و این اتفاق تاثیر مستقیمی بر روی نوسانات فاصله‌های قله‌های R می‌گذارد. [۲۰] به همین دلیل ویژگی RR ظرفیت بالایی برای تشخیص انواع آریتمی دارد. این ویژگی در بین ویژگی‌های به کار گرفته‌شده پراستفاده‌ترین است. [۱۲] داده‌های استخراج‌شده‌ی این ویژگی، نسبت به ویژگی‌هایی که از شکل منحنی ضربان استخراج می‌شوند، حجم کم‌تری به خود اختصاص می‌دهد.

در کار پیش رو، ویژگی‌های استخراج شده از ضربان قلب بیمار در مرحله‌ی پیش‌پردازش، به یک سرور فرستاده می‌شوند تا پردازش‌های بیش‌تر بر روی آن‌ها انجام شود. از این رو لازم است حجم داده‌های ارسال‌شده، و پیرو آن، حجم ویژگی‌های استخراج‌شده کنترل شود. در صورتی که ویژگی‌های استخراج‌شده حجم زیادی داشته‌باشند، تاخیر ارسال آن‌ها به سرور بالا رفته و تاثیری منفی بر روی تاخیر کل سیستم خواهدداشت. با توجه به اهمیت تاخیر پایین و بی‌درنگ بودن عملیات در این کاربرد، و همچنین دقت بالای بازه‌های RR در تعیین نوع آریتمی، از این ویژگی استفاده کردیم.

قدم بعد، پیاده‌سازی یک دسته‌بند برای تعیین نوع آریتمی است. تعداد زیادی از کارهای گذشته، کارابودن الگوریتم‌های یادگیری ماشین را برای ساخت مدل‌های دسته‌بندی آریتمی‌ها گزارش کرده‌اند. پراستفاده‌ترین روش‌های یادگیری شامل الگوریتم‌های تشخیص خطی<sup>۱۷</sup> [۲۲، ۲۱]، شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱۸</sup> [۱۹، ۱۳]، محاسبات مخزنی<sup>۱۹</sup> [۲۳] و ماشین‌های بردار پشتیبانی (SVM) [۲۵، ۲۴] هستند. در کار پیش رو، SVM به دلیل کارایی مناسبی که در کارهای گذشته نشان داده‌است به کار گرفته شده‌است. [۱]

<sup>۱۷</sup>Linear Discriminant (LD)

<sup>۱۸</sup>Artificial Neural Networks (ANN)

<sup>۱۹</sup>Reservoir Computing (RC)

## فصل ۲

### مفاهيم اوليه

## ۱-۲ قلب و نحوه عملکرد آن

قلب ماهیچه‌ای متشکل از ۴ حفره است. دو حفره بالایی، دهلیزهای چپ و راست نامیده می‌شوند و دو حفره پایینی، بطن‌های چپ و راست نام دارند. در هر سیکل تپش قلب، خون بدون اکسیژن از طریق بزرگ‌سیاهرگ‌های بالایی و پایینی وارد دهلیز راست می‌شود. پس از طی فرایندی در قلب، خون دارای اکسیژن شده و از بطن چپ خارج می‌شود. این خون سپس از طریق سرخرگ‌ها به اعضای بدن می‌رسد. قلب یک فرد بزرگسال سالم، به طور متوسط بین ۶۰ تا ۱۰۰ بار در دقیقه می‌تپد. [۲۶]

عملکرد قلب توسط یک سیستم الکتریکی و به وسیله سیگنال‌های تولید شده در آن کنترل می‌شود. این سیگنال‌ها دیواره‌های قلب را تحریک می‌کنند و با انقباض دیواره‌ها، خون از قلب خارج شده و در سیستم گردش خون جریان می‌یابد. در ادامه به طور دقیق به نحوه عملکرد قلب می‌پردازیم.

### ۱-۱-۲ سیستم هدایت الکتریکی قلب

تمامی فعالیت‌های قلب که منجر به پمپ‌کردن خون در بدن می‌شوند، تحت کنترل سیستم هدایت الکتریکی قلب<sup>۱</sup> قرار دارند. این سیستم با انتقال الکتریکی سیگنال‌های تولید شده، باعث به تپش درآمدن ماهیچه‌ای قلب می‌شود. بخش‌های اصلی این سیستم عبارت اند از:

۱- گره سینوسی‌دهلیزی<sup>۲</sup> (SA) در دهلیز راست قلب

۲- گره دهلیزی‌بطنی<sup>۳</sup> (AV) در سپتوم داخل‌دهلیزی قلب<sup>۴</sup> (دیواره‌ای ماهیچه‌ای که دهلیز راست و چپ قلب را جدا می‌کند)

۳- سیستم هیس-پورکینژ<sup>۵</sup> در دیواره‌های بطن‌های قلب

این بخش‌ها در شکل ۱-۲ قابل مشاهده هستند.

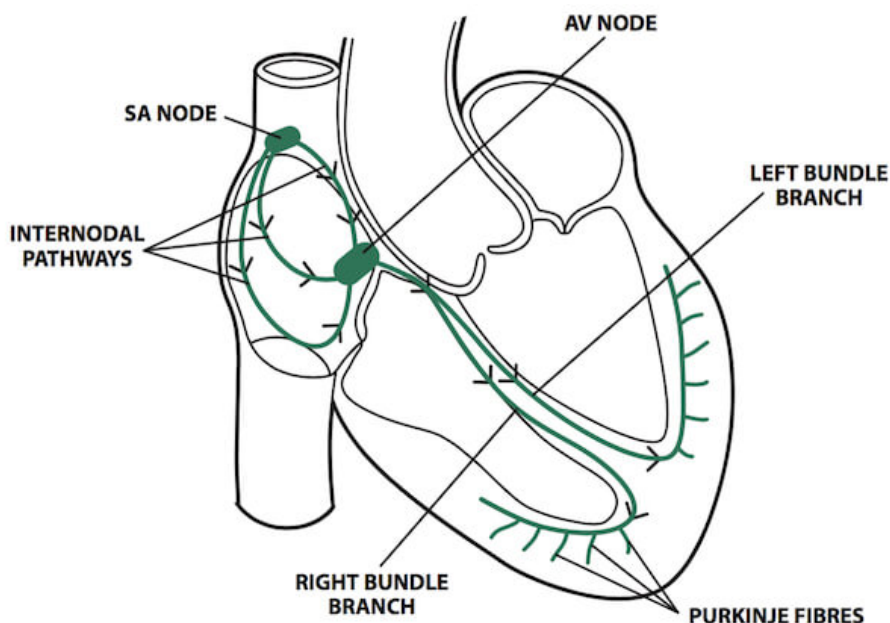
<sup>۱</sup>Cardiac conduction system

<sup>۲</sup>Sinoatrial node

<sup>۳</sup>Atrioventricular node

<sup>۴</sup>Interatrial septum

<sup>۵</sup>His-Purkinje system



شکل ۱-۲ سیستم هدایت الکتریکی قلب [۲]

نقطه‌ی آغاز هر ضربان قلب، گره سینوسی‌دهلیزی است. این گره با تولید سیگنالی هر دو دهلیز را تحریک به انقباض می‌کند و در نتیجه‌ی این عمل، خون از طریق دریچه‌های باز، از دو دهلیز وارد دو بطن قلب می‌شود. سپس سیگنال وارد گره دهلیزی‌بطنی شده و برای لحظه‌ای کوتاه تاخیر می‌کند، تا خون فرصت پر کردن دو بطن قلب را پیدا کند. در مرحله‌ی بعد، سیگنال آزاد شده و در مسیری به نام دسته‌ی هیس<sup>۶</sup> واقع در دیواره‌های بطن‌ها حرکت خود را ادامه می‌دهد. در این مرحله، سیگنال به دو دسته تقسیم شده و این دو دسته از طریق دو مسیر به نام‌های فیبرهای پورکینژ<sup>۷</sup> چپ و راست، به ترتیب وارد بطن چپ و راست قلب می‌شوند. این عمل باعث انقباض دو بطن می‌شود و در نتیجه‌ی این عمل، خون از طریق دریچه‌های بیرونی قلب، از آن خارج شده و به ریه‌ها و بقیه‌ی اعضای بدن انتقال می‌یابد. در این مرحله سیگنال از بطن‌ها گذر می‌کند و دو بطن وارد حالت استراحت می‌شوند، تا سیگنال بعدی فرا برسد. تولید پی‌درپی این سیگنال‌ها، باعث انقباض و استراحت منظم و هماهنگ قلب شده و ضربان قلب را ایجاد می‌کند. در واقع ضربان قلب هر شخص، توسط تعداد دفعاتی در طول یک دقیقه که گره سینوسی‌دهلیزی سیگنال تولید می‌کند تعیین می‌شود. [۲۷]

<sup>۶</sup>Hiss bundle

<sup>۷</sup>Purkinje fibers

## ۲-۲ آریتمی قلبی

آریتمی قلبی به دسته‌ای از بیماری‌های قلبی اطلاق می‌شود که در آن‌ها، آهنگ تپش قلب حالتی غیرعادی پیدا می‌کند. به طور کلی دلیل رخ دادن آریتمی، عدم انتقال درست سیگنال‌های الکتریکی قلب بیان می‌شود. تعدادی از انواع آریتمی‌ها می‌توانند شدیداً خطرناک و کشنده باشند. اکثر آریتمی‌ها بی خطر شناخته شده‌اند، اما در صورت عدم تشخیص و رسیدگی به موقع می‌توانند زندگی عادی فرد مبتلا را آشفته ساخته یا حیات او را تهدید کنند.

### ۱-۲-۲ انواع آریتمی قلبی

آریتمی‌ها بر اساس نوع اختلالی که در ضربان قلب ایجاد می‌کنند، به چهار دسته‌ی کلی تقسیم می‌شوند.

۱- ضربان‌های زودرس<sup>۸</sup>: در این دسته از آریتمی‌ها، قلب ضربان‌هایی زودرس تولید می‌کند که آهنگ طبیعی تپش آن را مختل می‌کنند. در صورتی که ضربان زودرس در بطن قلب تولید شده‌باشد، ضربان زودرس بطنی<sup>۹</sup>، و در صورتی که در دهلیز ایجاد شده باشد، ضربان زودرس دهلیزی<sup>۱۰</sup> نامیده می‌شود.

۲- تاکی کاردی فوق بطنی<sup>۱۱</sup>: در این نوع آریتمی، قلب به صورتی غیرعادی تندتر از معمول (تقریباً بیش از ۱۰۰ ضربان در دقیقه) می‌تپد. [۲۸] این آریتمی‌ها در بین گره سینوسی‌دهلیزی و گره دهلیزی‌بطنی ایجاد می‌شوند.

۳- آریتمی‌های بطنی<sup>۱۲</sup>: آریتمی‌هایی که از پایین گره دهلیزی‌بطنی (در سطح بطن قلب) ریشه می‌گیرند در این دسته قرار دارند.

۴- برادی کاردی<sup>۱۳</sup>: در این نوع آریتمی، قلب بیمار آرام‌تر از حالت عادی می‌تپد و نرخ ضربان قلب معمولاً پایین‌تر از ۶۰ تپش در دقیقه است. [۲۹]

<sup>۸</sup>Premature beats

<sup>۹</sup>Premature Ventricular Complex (PVC)

<sup>۱۰</sup>Premature Atrial Complex (AVC)

<sup>۱۱</sup>Supraventricular Tachycardia (SVT)

<sup>۱۲</sup>Ventricular arrhythmia

<sup>۱۳</sup>Bradycardia

## ۳-۲ سیگنال نوار قلب

همان طور که گفته شد، سلول‌های گره سینوسی تحریک الکتریکی منظمی را ایجاد می‌کنند که توسط سیستم هدایت الکتریکی موجود در قلب، به بخش‌های دیگر آن انتشار یافته و باعث تپش متناوب قلب می‌شود. نتیجه‌ی این فعالیت، ایجاد جریان الکتریکی در سطح بدن و تحریک تغییرات در پتانسیل الکتریکی سطح پوست است. این سیگنال‌ها را می‌توان به وسیله‌ی الکترودها و دیگر تجهیزات، ثبت و اندازه‌گیری نمود.

در فرایند ثبت نوار قلب، اختلاف پتانسیل بین نقاط قرارگیری الکترودها بر روی بدن اندازه‌گیری شده و معمولاً به کمک تقویت‌کننده‌های عملیاتی<sup>۱۴</sup> بهبود داده می‌شود. در مرحله‌ی بعد، سیگنال ابتدا از یک فیلتر بالاگذر و سپس از یک فیلتر پایین‌گذر تصحیح فرکانس عبور داده می‌شود. در نهایت این سیگنال آنالوگ، به سیگنال دیجیتال تبدیل می‌شود. منحنی گرافیکی رسم شده در انتهای این فرایند، نوار قلب، و یا به اختصار ECG نامیده می‌شود.

امروزه در روش‌های استاندارد اندازه‌گیری نوار قلب، تعدادی الکترود بر روی سطح پوست قرار می‌گیرند و یکی از آن‌ها به عنوان مرجع<sup>۱۵</sup> برای دیگر الکترودها در نظر گرفته می‌شود. به طور معمول، الکترود مرجع روی ساق پای راست نصب می‌شود. [۱۲] هر یک از الکترودهای دیگر، ولتاژ ناحیه‌ی قرارگیری خود را نسبت به ولتاژ الکترود مرجع اندازه‌گیری می‌کنند. هر یک از این اختلاف پتانسیل‌های اندازه‌گیری شده، یک لید<sup>۱۶</sup> نامیده می‌شود.

## ۱-۳-۲ نحوه‌ی قرارگیری الکترودها بر روی پوست و لیدهای تولیدشده

یکی از ترکیب‌های رایج قراردادن الکترودها متشکل از ۱۰ الکترود است که بر روی دست، پا و سینه‌ی بیمار قرار می‌گیرند. از ترکیب این الکترودها ۱۲ لید ایجاد می‌شود که به سه دسته‌ی کلی تقسیم می‌شوند:

- سه لید دوقطبی اندامی<sup>۱۷</sup> به نام‌های I، II و III

- سه لید تک‌قطبی اندامی<sup>۱۸</sup> به نام‌های aVR، aVL و aVF

<sup>۱۴</sup>Operational amplifiers

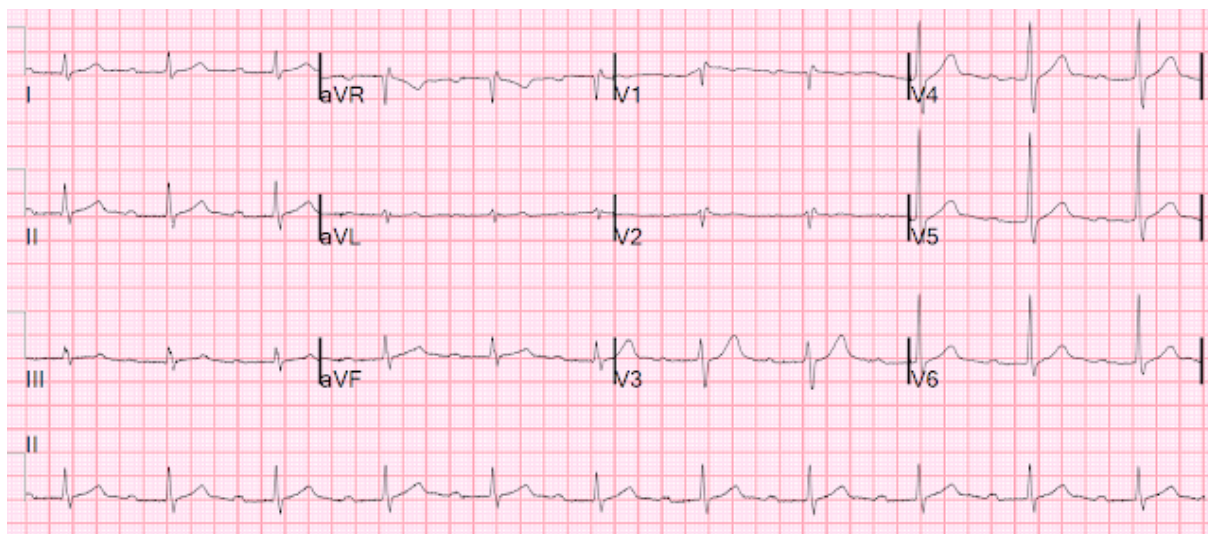
<sup>۱۵</sup>Reference

<sup>۱۶</sup>Lead

<sup>۱۷</sup>Bipolar limb leads

<sup>۱۸</sup>Unipolar limb leads





شکل ۲-۲ نوار قلب ۱۲ لیدی گرفته شده از یک فرد سالم [۳]

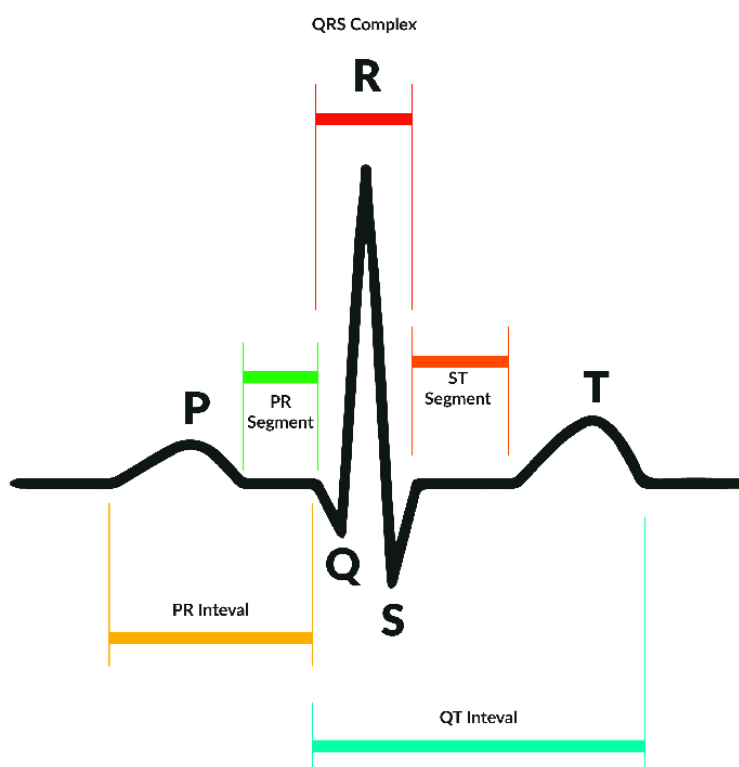
• شش لید تک قطبی سینه‌ای به نام‌های V1 تا V6

هر یک از این لیدها فعالیت الکتریکی قلب را از یک زاویه‌ی خاص در بدن نشان می‌دهد. پرکاربردترین لید برای تشخیص بیماری‌های قلبی، لید II می‌باشد که اختلاف پتانسیل بین الکترودهای ساق پای چپ و بازوی راست را نشان می‌دهد. در شکل ۲-۲ یک نوار قلب ۱۲ لیدی مشاهده می‌شود. منحنی رسم شده از هر لید به صورت جداگانه نشان داده شده‌است و لید II نیز به تنهایی رسم شده‌است. این لید به خصوص از آن جهت اهمیت دارد که نمای خوبی از ترکیب QRS ارائه می‌دهد. در بخش بعد در مورد این موضوع به تفصیل توضیح داده خواهد شد.

## ۲-۳-۲ ترکیب QRS

با بررسی یک سیکل ضربان قلب در نوار قلب، ۵ انحراف<sup>۱۹</sup> یا موج پراهمیت دیده می‌شود. اولین موج، P نام دارد که با فعال شدن دهلیزهای راست و چپ و بالارفتن پتانسیل الکتریکی آن‌ها اتفاق می‌افتد. سه موج بعدی به ترتیب Q، R و S نام دارند. این سه موج به ترتیب و با فاصله‌ی کمی از هم رخ می‌دهند و عموماً به عنوان یک ترکیب، همراه یکدیگر بررسی می‌شوند. این ترکیب که QRS نامیده می‌شود، واضح‌ترین بخش مشاهده شده در یک سیکل قلبی است که مدت زمان بالارفتن پتانسیل ماهیچه‌های بطنی قلب را نشان می‌دهد. موج بعدی T نام دارد که در طول آن بطن‌ها منقبض شده و بار

<sup>۱۹</sup>Deflection



شکل ۲-۳ ترکیب QRS [۴]

مثبت خود را تخلیه می‌کنند. ترکیب QRS در شکل ۲-۳ مشاهده می‌شود.

### ۱-۲-۳-۲ بازه‌های زمانی مهم در سیکل ضربان قلب

مهم‌ترین بازه‌های زمانی در یک سیکل ضربان قلب عبارت اند از:

- بازه‌ی PR: فاصله‌ی زمانی از ابتدای موج P تا ابتدای ترکیب QRS
- مدت‌زمان QRS: مدت‌زمان رخدادن ترکیب QRS
- بازه‌ی QT: فاصله‌ی زمانی از ابتدای ترکیب QRS تا انتهای موج T
- بازه‌ی RR: مدت‌زمان سیکل کامل قلب که نشان‌دهنده‌ی سیکل کامل بطن‌ها می‌باشد.
- بازه‌ی PP: مدت‌زمان سیکل کامل دهلیزی

### ۲-۲-۳-۲ تاثیر آریتمی قلبی بر روی شکل ترکیب QRS

وجود آریتمی قلبی می‌تواند باعث تغییر شدید در امواج Q، R و S شود. لید II به دلیل واضح‌تر نشان دادن ترکیب QRS و لیدهای V1 تا V6 به دلیل این که الکترودهای آن‌ها بر روی سینه قرار گرفته و تشخیص بهتر تغییرات پتانسیل ماهیچه‌ی بطنی را ممکن می‌سازند، تا کنون بهترین نتایج را در تشخیص آریتمی نشان داده‌اند. [۱۲]

در طول بازه‌ی زمانی QRS بطن‌ها به وسیله‌ی سیستم هیس-پورکینژ منقبض می‌شوند. این سیستم شامل سلول‌هایی در دیواره‌های بطن‌ها است که خاصیت رسانایی سریع الکتریکی را دارند. در صورت ایجاد اختلال در کار این سیستم و ضعیف‌شدن خاصیت رسانایی الکتریکی سلول‌ها، بازه‌ی زمانی QRS طولانی‌تر می‌شود. در برخی موارد سیگنال الکتریکی به جای انتقال یافتن از طریق سیستم هیس-پورکینژ، از طریق ماهیچه‌های قلب منتقل می‌شود. این اتفاق منجر به طولانی شدن زمان انتقال الکتریکی سیگنال و در نتیجه عریض شدن بازه‌ی QRS می‌شود. به طور معمول طول یک بازه‌ی QRS بین ۰/۰۸ تا ۰/۱ ثانیه است. در مواردی که طول این بازه از ۰/۱۲ ثانیه بیشتر شود، QRS غیرعادی تلقی می‌شود. [۳۰]

## ۴-۲ مسائل دسته‌بندی

در مسائل دسته‌بندی، ورودی‌های مسئله تعدادی داده هستند و مطلوب مسئله، جای دادن هر یک از داده‌ها در یک دسته یا کلاس است. به بیان رسمی‌تر در این مسئله‌ها، هدف، تخمین‌زدن یک نگاشت از متغیرهای ورودی  $X$  به تعدادی متغیر خروجی گسسته  $Y$  است. این متغیرهای خروجی تعدادی برجسب<sup>۲۰</sup> هستند که تعیین می‌کنند هر داده در کدام دسته قرار می‌گیرد. تعداد این دسته‌ها می‌تواند دو و یا بیشتر باشد که در حالت دوم، مسئله یک مسئله‌ی دسته‌بندی چنددسته‌ای<sup>۲۱</sup> نامیده می‌شود.

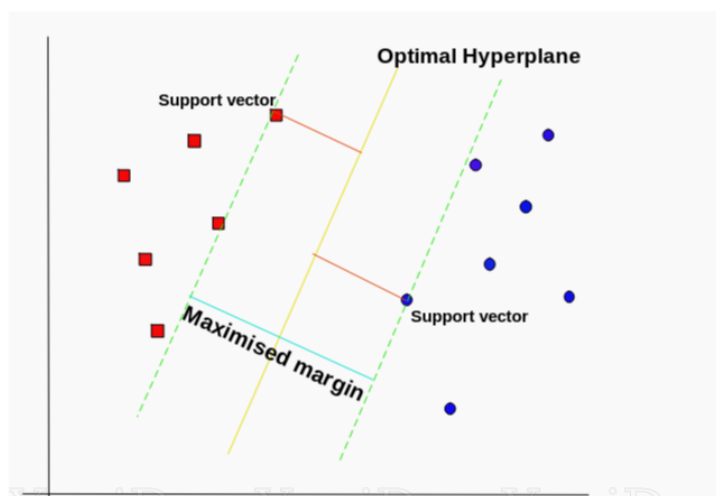
### ۱-۴-۲ روش ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

یکی از پرکاربردترین دسته‌های الگوریتم برای حل مسایل دسته‌بندی، الگوریتم‌های SVM هستند. در این الگوریتم‌ها، داده‌ها به مثابه‌ی نقطه‌هایی در یک فضای  $N$ بعدی فرض می‌شوند. هدف الگوریتم، یافتن ابرصفحه‌هایی<sup>۲۲</sup> است که به طور

<sup>۲۰</sup>Label

<sup>۲۱</sup>Multiclass classification problem

<sup>۲۲</sup>Hyperplanes



شکل ۲-۴ نموداری از حل یک مسئله‌ی دسته‌بندی دوبعدی با روش SVM [۵]

بهینه نقطه‌های داده‌ها را به کلاس‌های متعدد دسته‌بندی کند. تعداد بعدهای این فضا ( $N$ ) برابر با تعداد ویژگی‌ها است. معمولاً تعداد زیادی ابرصفحه را می‌توان برای جداسازی دو کلاس مختلف از داده‌ها یافت، اما در این الگوریتم، هدف یافتن ابرصفحه‌ای است که بیشترین فاصله را با نزدیک‌ترین نقطه‌ی داده در هر یک از کلاس‌ها داشته‌باشد. این فاصله، حاشیه<sup>۲۳</sup> نامیده می‌شود.

#### ۲-۴-۱ ابرصفحه

ابرفضا مرزی است که نقاط داده‌ها را در یک فضای  $N$  بعدی به دو بخش تقسیم می‌کند. برای مثال در مسئله‌ای با دو کلاس هدف، نقاطی که در هر یک از دو سمت ابرصفحه‌ی به دست آمده قرار می‌گیرند، به یکی از آن دو کلاس تعلق می‌یابند. تعداد بعد ابرصفحه بسته به تعداد ویژگی‌های داده‌ها است. مثلاً در مسئله‌ای که سه ویژگی برای داده‌ها به دست آورده‌ایم، فضای داده ۳ بعدی بوده و در نتیجه ابرصفحه‌ی جداکننده‌ی داده‌ها نیز ۳ بعدی خواهد بود.

#### ۲-۴-۲ بردار پشتیبانی

بردارهای پشتیبانی، نقاط داده‌ای هستند که ابرصفحه را تعریف می‌کنند. این نقاط به ابرصفحه نزدیک‌تر بوده و بر روی موقعیت قرارگیری و جهت آن تاثیر می‌گذارند. به کمک این بردارها، ابرصفحه‌ای با بیشترین حاشیه برای دسته‌بندی انتخاب می‌شود. [۵] نمودار یک مسئله‌ی دسته‌بندی دوبعدی در شکل ۲-۵ دیده می‌شود.

<sup>۲۳</sup>Margin

## ۳-۱-۴-۲ تابع کرنل

در روش SVM برای دسته‌بندی داده‌ها از توابعی به نام توابع کرنل استفاده می‌شود. تابع کرنل داده را به عنوان ورودی گرفته و آن را به فضایی دیگر انتقال<sup>۲۴</sup> می‌دهد. به کمک تابع کرنل، داده‌هایی که در فضای عادی مشاهده شده‌اند، به فضایی با تعداد ابعاد بالاتر انتقال می‌یابند که در چنین فضایی امکان جداسازی آن‌ها وجود دارد. در واقع هر مدل خطی را می‌توان به کمک تابع کرنل به یک مدل غیر خطی تبدیل کرد، به این صورت که ویژگی‌های مدل را با یک تابع کرنل جایگزین کنیم. به طور رسمی‌تر می‌توان تابع کرنل را به این صورت تعریف کرد: به ازای هر  $x$  و  $x'$  در فضای  $X$  می‌توان توابعی به صورت  $k(x, x')$  را یافت که حاصل ضرب داخلی دو نقطه در فضای دیگری به نام  $V$  است. این روابط در معادله‌ی ۱-۲ قابل مشاهده است. [۳۱]

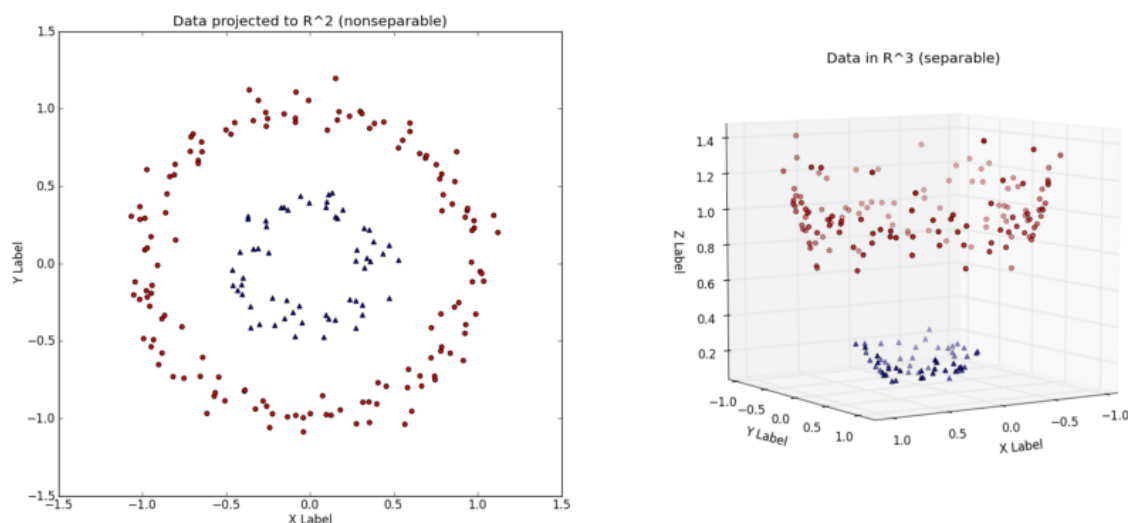
$$k : X \times X \rightarrow \mathbb{R}$$

$$k(x_i, x_j) = \left\langle \Phi(X_i), \Phi(X_j) \right\rangle \quad (1-2)$$

ساده‌ترین نوع کرنل، کرنل خطی است. این توابع داده‌ها را به فضایی با تعداد بعد بالاتر نگاشت نمی‌کنند، به همین دلیل بهتر است در مسائلی که داده‌ها به صورت خطی قابل جداسازی هستند، از این نوع کرنل استفاده شود. این نوع کرنل‌ها به دلیل سادگی و خطی بودن، سرعت بیشتری در دسته‌بندی دارند. معمولاً در مسائلی که تعداد ویژگی‌ها زیاد بوده و نگاشت داده‌ها به نقاطی در فضای با تعداد بعدهای بالاتر تاثیر چشمگیری در بهبود دسته‌بندی ندارد، از کرنل خطی استفاده می‌شود. [۳۲] نوع پیچیده‌تری از کرنل که در بسیاری از مسائل دسته‌بندی کاربرد دارد. کرنل RBF<sup>۲۵</sup> نام دارد. این تابع بر روی نقطه‌ی  $X_i$  و  $X_j$  در فضای  $X$  که یک فضای ورودی است در معادله‌ی ۲-۲ قابل مشاهده است. [۳۳]

$$k(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2-2)$$

<sup>۲۴</sup> Transform<sup>۲۵</sup> Radial Basis Function



شکل ۲-۵ سمت چپ: داده‌های غیر قابل جداسازی توسط یک ابرصفحه در یک فضای دوبعدی، سمت راست: داده‌های انتقال داده‌شده به فضای سه‌بعدی و قابل جداسازی [۶]

در این رابطه  $\sigma$  یک پارامتر آزاد است. این تابع، دو بردار  $X_i$  و  $X_j$  که در فضایی دو بعدی قرار دارند را به یک بردار بی‌نهایت نگاشت می‌کند. این عمل باعث می‌شود نقاط داده به نقاطی در فضایی با تعداد بعد بیشتر نگاشت شوند. در مسائلی که در فضای اصلی داده‌های ورودی، ابرصفحه‌ای برای جداسازی کلاس‌ها یافت نمی‌شود، می‌توان با استفاده از کرنل RBF در فضایی با تعداد بعد بالاتر، ابرصفحه‌ای برای جداسازی کلاس‌ها یافت. این موضوع در شکل ۴۴ قابل مشاهده است. این نوع تابع کرنل، زمان و قدرت پردازشی بیشتری به نسبت کرنل خطی مصرف می‌کند.

#### ۴-۱-۴-۲ انجام دسته‌بندی با استفاده از تابع کرنل RBF

برای انجام عمل دسته‌بندی با استفاده از کرنل RBF، لازم است تعدادی پارامتر برای این تابع تعیین شوند. میزان تاثیر هر یک از این پارامترها بر روی نتیجه‌ی نهایی دسته‌بندی معمولاً به کاربرد وابسته است. در ادامه تعدادی از مهم‌ترین پارامترها توضیح داده می‌شوند.

##### • پارامتر $\gamma$ :

$\gamma$  پارامتر آزادی است که در تابع کرنل RBF وجود دارد. این پارامتر تعیین می‌کند یک داده به تنهایی چقدر می‌تواند بر روی نتیجه‌ی نهایی دسته‌بندی تاثیر داشته‌باشد. در صورت کوچک‌بودن  $\gamma$  این تاثیر زیاد و در صورت بزرگ‌بودن آن، این تاثیر کم است. این پارامتر را می‌توان به صورت عکس شعاع تاثیر نمونه‌هایی که مدل به عنوان بردار ساپورت انتخاب می‌کند دانست. گامای کوچک باعث می‌شود منحنی گاوسی تابع کرنل، واریانس زیادی

داشته باشد. اگر  $X_j$  یک بردار ساپورت باشد، کوچک بودن  $\gamma$  نتیجه می دهد که کلاس این بردار ساپورت، بر روی تشخیص کلاس  $X_i$  تاثیر دارد حتی اگر فاصله ی آن ها زیاد باشد. برعکس اگر  $\gamma$  بزرگ باشد، واریانس کوچک بوده و این نتیجه می دهد یک بردار ساپورت تاثیر زیادی بر روی تشخیص کلاس نمونه ها ندارد.

رفتار مدل نسبت به مقدار  $\gamma$  بسیار حساس است. به طور کلی می توان گفت بزرگ بودن بیش از حد  $\gamma$  باعث می شود شعاع ناحیه ای که بردار ساپورت بر روی آن تاثیر دارد بسیار کوچک شده و تنها خود بردار را در بر بگیرد. کوچک بودن بیش از حد آن نیز باعث می شود ناحیه ی تاثیر هر یک از بردارهای ساپورت به اندازه ی کل مجموعه ی داده ها بزرگ می شود و مدل نهایی تفاوتی با یک کرنل خطی که در آن تعدادی ابرصفحه نقاط داده را از هم جدا می کنند نخواهد داشت.

#### • پارامتر $C$ :

در SVM هدف پیدا کردن مرز جداکننده ای است که تمامی داده های مربوط به هر یک از کلاس ها را به درستی جدا کند. در صورت وجود خطا در نمونه ها و یا داده های غیرعادی، این کار باعث می شود مدل نتواند مرز مناسبی برای جداسازی کلاس ها بیابد. به همین علت مفهوم حاشیه ی نرم<sup>۲۶</sup> مطرح می شود. با اعمال حاشیه ی نرم، به SVM اجازه داده می شود برخی از نمونه ها را در دسته بندی در نظر نگیرد و برخی از نمونه ها را در کلاس نادرست دسته بندی کند. پارامتر  $C$  شدت این عمل را کنترل می کند. این پارامتر تاثیر هر یک از بردارهای ساپورت بر روی حاشیه ی ابرصفحه ی جدا کننده را نشان می دهد. مدلی با  $C$  پایین تر، آسان گیرانه تر دسته بندی کرده و منجر به داشتن داده های بیشتری با دسته بندی نادرست می شود، اما در عوض حاشیه ی بالاتری را نتیجه می دهد.

## ۲-۴-۲ دسته بندی داده ها با استفاده از روش SVM

روش کلی ساخت یک مدل SVM به این صورت است که داده ها را به دو مجموعه ی داده های آموزشی<sup>۲۷</sup> و داده های تست<sup>۲۸</sup> تقسیم می کنیم. نحوه ی تقسیم داده ها به این دو مجموعه تا حد زیادی به مسئله وابسته است. نحوه ی کلی انجام دسته بندی به این صورت است که ابتدا عملیات آموزش بر روی مجموعه ی اول انجام شده و مدل SVM ساخته می شود.

<sup>۲۶</sup>Soft margin

<sup>۲۷</sup>Training data set

<sup>۲۸</sup>Test data set

سپس این مدل بر روی مجموعه‌ی تست آزموده شده و دقت دسته‌بندی، با توجه به معیارهای کارایی مورد نظر در مسئله اندازه‌گیری می‌شود.



## فصل ۳

### روش حل مسئله

### ۱-۳ مقدمه

این پروژه در دو بخش کلی پیش‌پردازش در سمت سخت‌افزار و پردازش در سرور انجام شده‌است. در بخش اول، تعدادی پردازش اولیه بر روی داده‌های خام ضربان قلب انجام می‌شود. این بخش یک بستر پیاده شده بر روی سخت‌افزار است که برای کامل شدن باید به یک سنسور ضربان قلب متصل شود. این بخش همراه بیمار خواهد بود و پردازش‌های ساده‌ی اولیه را بر روی سیگنال نوار قلب انجام خواهد داد و نتایج آن به سرور ارسال می‌شود. پردازش‌های پیچیده‌تر برای تشخیص آریتمی بر عهده‌ی سرور خواهد بود. در سرور یک الگوریتم دسته‌بندی بر روی داده‌ها انجام شده و کلاس آریتمی آن‌ها تشخیص داده می‌شود.

### ۲-۳ عملیات پیش‌پردازش بر روی سخت‌افزار

در این بخش عملیات پیش‌پردازش با هدف تشخیص ترکیب QRS در هر ضربان قلب بر روی سیگنال دیجیتال ضربان قلب اجرا می‌شود. خروجی این عملیات، موقعیت زمانی قله‌ی R در ترکیب QRS هر ضربان است که در پردازش‌های آینده برای تشخیص آریتمی آن ضربان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

#### ۱-۲-۳ مراحل تشخیص QRS

پیش از ورود سیگنال نوار قلب به مازول پیش‌پردازش، نوار قلب خام گرفته‌شده از بیمار از یک مبدل آنالوگ به دیجیتال<sup>۱</sup> عبور کرده و با نرخ نمونه‌برداری<sup>۲</sup> معینی به سیگنال دیجیتال تبدیل می‌شود. مقدار این نرخ نمونه‌برداری در برخی مراحل پیش‌پردازش اهمیت دارد. پس از دیجیتال شدن، سیگنال وارد مازولی که برای تشخیص QRS طراحی کرده‌ایم می‌شود. در ادامه به مراحل اصلی طی شده در این بخش می‌پردازیم.

#### ۱-۱-۲-۳ حذف نویز سیگنال به کمک فیلتر میان‌گذر

اولین مرحله در تشخیص QRS حذف نویز سیگنال نوار قلب است. در حین ثبت ضربان قلب، منابع مختلفی از نویز در سیگنال اختلال ایجاد می‌کنند. در یک سیگنال ECG به طور معمول نویزهای فرکانس پایینی ناشی از wander baseline

<sup>۱</sup>ADC

<sup>۲</sup>Sampling rate

وجود دارد. این نویزها به علت حرکت الکترودها بر روی پوست و همین طور اعمالی چون حرکات و تنفس بیمار به وجود می‌آیند. انقباض ماهیچه‌های اطراف قلب نیز یکی دیگر از منابع نویز است. این انقباضات توسط الکترودها ثبت شده و در نوار قلب نویزهای فرکانس بالایی ایجاد می‌کنند. [۳۴]

با توجه به نویزهای معمول، محدوده‌ی فرکانسی مطلوب برای بیشینه‌کردن انرژی QRS و کمینه‌کردن انرژی نویز، ۵ تا ۱۵ هرتز تشخیص داده شده‌است. [۱۱] به منظور نگهداشتن این بازه‌ی فرکانسی و حذف فرکانس‌های بالا و پایین آن، سیگنال دیجیتال از یک فیلتر میان‌گذر عبور داده می‌شود. این فیلتر متشکل از یک فیلتر پایین‌گذر و یک فیلتر بالاگذر متوالی است. هر دوی این فیلترها به صورت نرم‌افزاری پیاده‌سازی شده‌اند. هر دوی این فیلترها، IIR بوده و زمان‌گسسته هستند. تابع تبدیل فیلتر پایین‌گذر را در معادله‌ی ۳-۱ مشاهده می‌کنیم.

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (۱-۳)$$

معادله‌ی تفاضلی این فیلتر به صورت معادله‌ی ۳-۲ در خواهد آمد.

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (۲-۳)$$

فرکانس قطع این فیلتر پایین‌گذر ۱۱ هرتز و gain آن ۳۶ است. یک فیلتر بالاگذر به صورت سری با این فیلتر قرار می‌گیرد که تابع تبدیل آن به صورت معادله‌ی ۳-۳ است.

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})}{(1 + z^{-1})} \quad (۳-۳)$$

که معادله‌ی تفاضلی آن به صورت معادله‌ی ۳-۴ خواهد بود.

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (۴-۳)$$

این فیلتر فرکانس‌های بالای ۵ هرتز را عبور می‌دهد و gain آن ۳۲ است. از توالی این دو فیلتر، فیلتر میان‌گذری به دست می‌آید که فرکانس‌های ۵ تا ۱۱ هرتز را عبور می‌دهد که به هدف ما برای کاهش نویز نزدیک است.

### ۲-۱-۲-۳ مشتق‌گیر

پس از اعمال فیلترها، عمل مشتق‌گیری بر روی سیگنال انجام می‌شود. مشتق‌گیری از سیگنال، اطلاعاتی در مورد شیب آن در بازه‌ی QRS فراهم می‌کند. تابع انتقال این فیلتر به صورت معادله‌ی ۵-۳ است و معادله‌ی تفاضلی آن به صورت رابطه‌ی ۷-۳ می‌آید.

$$H(z) = \frac{(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z + z^2)}{8T} \quad (۵-۳)$$

$$y(nT) = \frac{-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)}{8T} \quad (۶-۳)$$

### ۳-۱-۲-۳ مجذورکننده

پس از مشتق‌گیری، مجذور سیگنال به صورت نقطه به نقطه به دست می‌آید. معادله‌ی تفاضلی فیلتر در این بخش به صورت معادله‌ی ۷-۳ است. اعمال این فیلتر بر روی خروجی مشتق‌گیر، باعث می‌شود تمامی نقاط سیگنال مثبت شده و به دلیل انجام عمل مربع‌کردن، فواصل نقاط گسسته‌ی سیگنال تشدید شود.

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (۷-۳)$$

## ۴-۱-۲-۳ انتگرال گیر با پنجره‌ی لغزان

در این مرحله سیگنال مربع شده وارد یک انتگرال گیر می‌شود. هدف از این کار، به دست آوردن اطلاعاتی در مورد شکل موج سیگنال، علاوه بر اطلاعات مربوط به شیب موج R است که در مراحل قبل به دست آمد. معادله‌ی تفاضلی این انتگرال گیر به صورت معادله‌ی ۹-۳ است.

$$y(nT) = \frac{x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)}{N} \quad (۸-۳)$$

که در آن N تعداد نمونه‌ها در طول پنجره‌ی انتگرال گیر است. N به صورت تجربی به دست می‌آید و در تشخیص نهایی R اهمیت زیادی دارد. به طور معمول N باید تقریباً به اندازه‌ی عریض‌ترین بازه‌ی QRS باشد. در صورتی که پنجره بیش از حد عریض باشد، در هنگام انتگرال گیری، شکل موج QRS با موج T ترکیب می‌شود. اگر پنجره بیش از حد کوتاه باشد، کل بازه‌ی QRS را در بر نمی‌گیرد و در این بازه تعداد زیادی قله تولید خواهد شد. این مقدار به طور تجربی به دست آمده و با نرخ نمونه‌برداری ارتباط دارد. در این پروژه طول پنجره ۷۰ در نظر گرفته شده است.

## ۵-۱-۲-۳ تعیین موقعیت قله‌های R با کمک مقادارهای آستانه

موج QRS هم‌زمان با لبه‌ی بالارونده‌ی انتگرال گیر رخ می‌دهد، و طول بازه‌ی این لبه برابر با طول بازه‌ی QRS است. به این ترتیب، می‌توان موقعیت زمانی QRS را از روی جایگاه لبه‌ی بالارونده تعیین کرد. با استفاده از این اطلاعات، و همین طور اطلاعات مربوط به شیب منحنی QRS در این بازه، می‌توان نقطه‌ی ثابتی را به عنوان موقعیت قله‌ی R به دست آورد. برای تعیین درست موقعیت قله‌ی R تعدادی ولتاژ آستانه<sup>۳</sup> اعمال می‌شوند و به نسبت بالاتر یا پایین‌تر بودن ولتاژ هر نمونه از آن‌ها، وجود یا عدم وجود قله تشخیص داده می‌شود. این آستانه‌ها با گذشت زمان با نویز تطبیق می‌یابند. در مجموع دو سری ولتاژ آستانه داریم که هر کدام شامل دو آستانه هستند. در هر یک از این دو سری، آستانه‌ی بالاتر برای تحلیل اولیه‌ی سیگنال استفاده می‌شود، و در صورتی که در یک بازه‌ی زمانی مشخص QRS ای تشخیص داده نشده باشد، لازم است در

<sup>۳</sup>Threshold

این بازه از تکنیک جستجوی برگشتی<sup>۴</sup> استفاده شود. در این تکنیک در این بازه‌ی زمانی از آستانه‌های پایین‌تر برای تشخیص QRS استفاده می‌شود. روابط این آستانه‌ها در معادله‌ی ۹۳ مشاهده می‌شوند. در این روابط،  $PEAK1$  بالاترین ولتاژ سیگنال به طور کلی،  $SPKI$  تخمین جاری از بالاترین ولتاژ سیگنال و  $NPKI$  تخمین جاری از بالاترین ولتاژ نویز در هر لحظه است. همچنین  $THRESHOLDI1$  اولین مقدار آستانه‌ی اعمال‌شده بر روی سیگنال انتگرال‌گیری‌شده و  $THRESHOLDI2$  دومین مقدار آستانه و نصف مقدار آستانه‌ی اول است.

$$\begin{aligned} SPKI &= 0.125PEAKI + 0.875SPKI \\ NPKI &= 0.125PEAKI + 0.875NPKI \\ THRESHOLDI1 &= NPKI + 0.25(SPKI - NPKI) \\ THRESHOLDI2 &= 0.5THRESHOLDI1 \end{aligned} \quad (9-3)$$

برای این که یک نمونه به عنوان قله‌ی R تشخیص داده شود، باید مقداری بالاتر از  $THRESHOLDI1$  داشته باشد. در صورتی که یک قله‌ی R در فرایند جستجوی برگشتی تشخیص داده شود، مقدار  $SPKI$  به صورت رابطه‌ی ۱۰-۳ به‌روز خواهد شد.

$$SPKI = 0.25PEAKI + 0.75SPKI \quad (10-3)$$

### ۲-۲-۳ پیاده‌سازی الگوریتم تشخیص QRS بر روی بستر سخت‌افزاری

ورودی این بخش، سیگنال دیجیتال دریافت شده از سنسور ضربان قلب است. نحوه‌ی تولید این سیگنال و نوع سنسور به‌کاررفته برای آن کاملاً به کاربرد بستگی داشته و در این پروژه تأکیدی بر روی آن نیست. محاسبات انجام‌شده در الگوریتم تشخیص QRS، به مقدار نرخ نمونه‌برداری سیگنال ضربان قلب وابسته است. پارامترهای الگوریتم پیاده‌سازی شده در این

<sup>۴</sup>Search-back

بخش، برای نرخ نمونه‌برداری ۳۶۰ نمونه بر ثانیه بهینه شده‌اند و از این روی، لازم است نرخ نمونه‌برداری سیگنال دیجیتال ورودی، مساوی با ۳۶۰ یا نزدیک به آن باشد.

خروجی این بخش، موقعیت زمانی قله‌ی R در هر یک از بازه‌های QRS تشخیص داده شده در ضربان قلب است. به بیان دیگر، الگوریتم برخی از نمونه‌ها در سیگنال را به عنوان قله‌ی R تشخیص داده و شماره‌ی آن نمونه را به عنوان خروجی برمی‌گرداند. این مقادیر باید برای انجام پردازش‌های آینده به سرور ارسال شوند. از آن‌جا که از کل سیستم انتظار بی‌درنگ بودن داریم، علاوه بر تشخیص بی‌درنگ QRS لازم است دریافت داده‌های خام از حسگر و همین‌طور فرستادن قله‌های IrR تشخیص داده شده به سرور نیز به صورت بی‌درنگ و در حین تشخیص QRS انجام شود. به بیان بهتر، در چنین کاربردی انجام تشخیص QRS بر روی ضربان قلب به طور کامل و سپس فرستادن تمامی Rهای تشخیص داده شده به سرور قابل قبول نخواهد بود. کارهای انجام شده در این بخش را می‌توان در قالب موارد زیر بیان کرد.

### ۳-۲-۲-۱ دریافت داده‌های خام جدید از حس‌گر

در این بخش، هدف بر این است که رفتار یک حس‌گر دیجیتال ضربان قلب با نرخ نمونه‌برداری ۳۶۰ نمونه بر ثانیه شبیه‌سازی شود. بهترین راه‌حل برای این کار، استفاده از ارتباط سریال بین مازول و یک رایانه (به جای حس‌گر) تشخیص داده شد. با فرض این که داده‌های چنین حس‌گری قبلاً دریافت و بر روی رایانه ذخیره شده باشد، در صورتی که در هر ثانیه ۳۶۰ نمونه از رایانه به ESP ارسال کنیم، رفتار یک حس‌گر دیجیتال با نرخ نمونه‌برداری ۳۶۰ را شبیه‌سازی کرده‌ایم.

پیاده‌سازی این بخش به این صورت انجام شد که پایه‌های RX و TX مازول ESP به پورت سریال یک کامپیوتر وصل شد و داده‌های دیجیتال ضربان قلب که قبلاً به وسیله‌ی یک سنسور دیجیتال تولید شده بودند، به وسیله‌ی اسکریپتی در کامپیوتر به ESP ارسال شدند. در هر ثانیه ۳۶۰ مقدار از مقادیر ذخیره شده با نرخ باد ۱۱۲۵۰۰ بیت بر ثانیه به ESP ارسال شدند. ESP این داده‌ها دریافت کرده و پردازش‌های آینده را بر روی آن‌ها انجام خواهد داد. این مازول به طور دائم در حال اجرای الگوریتم تشخیص QRS بر روی داده‌هایی که قبلاً دریافت کرده است می‌باشد، و در این حین داده‌های جدیدی نیز از سمت رایانه (حس‌گر) دریافت می‌کند.

### ۳-۲-۲-۲ اعمال الگوریتم و فرستادن شماره‌ی نمونه به سرور در صورت تشخیص قله

هدف این بخش این است که مازول ESP8266 الگوریتم تشخیص QRS را بر روی نمونه‌هایی که دریافت می‌کند اجرا کرده و در صورت تشخیص قله، موقعیت زمانی آن را برای سرور بفرستد. در همین حین، هر لحظه نمونه‌های جدیدی از

طریق ارتباط سریال دریافت می‌شوند. چالش به‌وجودآمده در این مرحله این است که این نمونه‌های جدید نباید از دست بروند. یک راه حل ممکن برای این موضوع، پیاده‌سازی نوعی مکانیزم چندنخی<sup>۵</sup> در ESP8266 است. در یکی از نخ‌ها، داده‌های جدید دریافت شوند و در نخ دیگر الگوریتم بر روی داده‌های موجود اجرا شود.

با بررسی‌های انجام‌شده دریافت شد که پیاده‌سازی چندنخی بر روی ESP8266 پیچیدگی بالایی داشته و کارا نمی‌باشد. به جای پیاده‌سازی این روش، از امکان ایجاد وقفه‌ی سریال در هنگام دریافت داده استفاده شد. ESP8266 امکان دریافت داده‌ها به صورت مبتنی بر وقفه را دارد، که در کتاب‌خانه‌ی HardwareSerial به طور کامل پیاده‌سازی شده است. نحوه‌ی پیاده‌سازی به این شکل است که به محض ورود داده‌ی سریال جدید، ESP8266 کار خود را رها کرده و به وقفه سرویس می‌دهد. در روتین وقفه، کاراکتر تازه وارد از طریق ارتباط سریال، در بافر سریال ESP8266 می‌شود. سپس برنامه از روتین وقفه خارج شده و به ادامه‌ی کار خود باز می‌گردد. با استفاده از این امکان ESP8266 قادر است به طور همزمان با اجرای الگوریتم، نمونه‌های جدید را دریافت کند. به دلیل محدود بودن حجم بافر سریال داخلی موجود در ESP8266، نیاز به پیاده‌سازی یک مکانیزم بافرینگ در خود کد نیز وجود دارد. برای جلوگیری از سرریز کردن بافر سریال، در ابتدای هر لوپ اجرای برنامه‌ی ESP8266 به این بافر سرکشی شده و داده‌های جدید را از آن بر می‌داریم و در بافری که خود پیاده‌سازی کرده‌ایم قرار می‌دهیم. این بافر برای اطمینان حجم بیشتری دارد و با استفاده از آرایه پیاده‌سازی شده‌است. داده‌های جدید در این آرایه می‌مانند، تا وقتی که نوبت پردازش و انجام الگوریتم روی آن‌ها فرا برسد. در این جا از Thingspeak API به عنوان فضایی برای ذخیره‌ی این داده‌ها استفاده شد.

### ۳-۳ عملیات پردازش سمت سرور

#### ۱-۳-۳ نحوه‌ی دریافت داده‌های پیش‌پردازش شده در سرور

در کد سمت سرور، داده‌ها از Thingspeak API به صورت بی‌درنگ دریافت می‌شوند. در این جا منظور از بی‌درنگ بودن این است که برنامه‌ی سمت سرور دائما در یک حلقه به API درخواست داده و داده‌هایی که در فاصله‌ی این درخواست و درخواست قبلی در سرور ثبت شده‌اند را دریافت می‌کند. همان‌طور که اشاره شد، هر کدام از این داده‌ها شماره‌ی نمونه‌ی

<sup>۵</sup>Multithreading



یک قله‌ی R هستند. داده‌هایی که در هر نوبت خواندن از API دریافت شده‌اند، در یک آرایه ذخیره می‌شوند. سپس عملیات استخراج ویژگی‌ها روی هر یک از این داده‌ها اجرا می‌شود تا ویژگی‌های هر داده برای ورود به مدل SVM و انجام عملیات دسته‌بندی آماده شود.

### ۲-۳-۳ داده‌های مورد بررسی در الگوریتم یادگیری

به منظور استانداردسازی الگوریتم‌های گوناگون تشخیص آریتمی، لازم است ارزیابی این الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده‌های استاندارد و مشترکی صورت بگیرد تا در مقایسه‌ی نتایج حاصل از آن‌ها با دقت کافی حاصل شود. برای این منظور، تعدادی پایگاه‌داده از نمونه‌های ضربان قلب توسط موسسه‌های گوناگون گردآوری شده است. انجمن پیشبرد ابزار دقیق پزشکی<sup>۶</sup> که به اختصار AAMI نامیده می‌شود، تعدادی از این پایگاه‌داده‌ها را به عنوان منابع استاندارد داده برای ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص آریتمی معرفی کرده و همچنین قراردادهایی برای اجرای عملیات ارزیابی الگوریتم‌ها در آن تعیین کرده‌است، تا کاملاً از تکرارپذیری و قابل‌مقایسه‌بودن نتایج آزمایش‌های متفاوت اطمینان حاصل شود. در این استاندارد، استفاده از ۵ پایگاه‌داده‌ی زیر توصیه شده است:

- پایگاه‌داده‌ی MIT-BIH<sup>۷</sup> شامل ۴۸ نوار قلب ۳۰ دقیقه‌ای

- پایگاه‌داده‌ی EDB: شامل ۹۰ نوار قلب ۲ ساعته

- پایگاه‌داده‌ی AHA شامل ۸۰ نوار قلب ۳۵ دقیقه‌ای

- پایگاه‌داده‌ی CU شامل ۳۵ نوار قلب ۸ دقیقه‌ای

- پایگاه‌داده‌ی NST شامل ۱۲ نوار قلب ۳۰ دقیقه‌ای

از بین این موارد، MIT-BIT که در این پروژه از آن استفاده کرده‌ایم، اولین پایگاه‌داده‌ی به‌وجودآمده برای این منظور، و پرکاربردترین مجموعه داده برای دسته‌بندی و ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص آریتمی است. [۱۲] در ادامه این پایگاه‌داده را دقیق‌تر بررسی خواهیم کرد.

<sup>۶</sup>Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI)

<sup>۷</sup>Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital

## ۱-۲-۳-۳ پایگاه داده‌ی MIT-BIH

نمونه‌های موجود در MIT-BIH در طی سال‌ها به طور دائم بهبود داده شده‌اند. به دلیل گستردگی داده‌ها و وجود انواع ضربان‌قلب در این نمونه‌ها، بیشترین پژوهش‌ها بر روی این پایگاه داده انجام گرفته‌اند. [۱۲] در MIT-BIH تمامی ضربان‌ها به وسیله‌ی یک الگوریتم تشخیص QRS از یک‌دیگر متمایز شده‌اند و به هر تک‌ضربان قلب، برچسبی اختصاص داده شده است که نوع آن ضربان را تعیین می‌کند. این برچسب‌ها در برای پیاده‌سازی و ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص آریتمی ضروری هستند. نحوه‌ی انجام این برچسب‌گذاری نیز در استاندارد AAMI تعیین شده‌است. با وجود تنوع انواع ضربان‌قلب‌های دارای آریتمی، ترجیح AAMI بر استفاده از ۱۵ کلاس از بین این انواع است. این ۱۵ کلاس، خود به ۵ کلاس کلی‌تر طبقه‌بندی شده‌اند:

۱- ضربان‌های عادی<sup>۸</sup> (N)

۲- ضربان‌های ناب‌جای فوق بطنی<sup>۹</sup> (SVEB)

۳- ضربان‌های ناب‌جای بطنی<sup>۱۰</sup> (VEB)

۴- ضربان‌های ادغام‌شده<sup>۱۱</sup> (F)

۵- ضربان‌های ناشناخته<sup>۱۲</sup> (Q)

این پایگاه داده شامل ۴۸ نوارقلب با نرخ نمونه‌برداری ۳۶۰ هرتز است. این نوارقلب‌ها از ۴۷ بیمار گرفته شده‌اند و هر کدام مدت‌زمانی برابر با ۳۰ دقیقه دارد. هر نوارقلب، شامل نمونه‌های دو لید مجزا است. در بیشتر نوارقلب‌ها، لید اصلی که لید A نام دارد، نمونه‌ی تغییر یافته‌ای از لید II است که از الکترودهای قرار گرفته بر روی سینه به دست می‌آید. لید دوم که لید B نام دارد، در بیشتر نوارقلب‌ها لید V1 و در دیگران V2، V4 و یا V5 است. عموماً برای تشخیص آریتمی از لید اول (A) استفاده می‌شود، چرا که در این لید، موج QRS واضح‌تر است. [۱۲]

<sup>۸</sup>Normal

<sup>۹</sup>Supraventricular ectopic beats

<sup>۱۰</sup>Ventricular ectopic beats

<sup>۱۱</sup>Fusion beats

<sup>۱۲</sup>Unknown beats

پایگاه داده‌های موجود از نظر تعداد ضربان‌های متعلق به هر کلاس آریتمی، شدیداً نامتعادل<sup>۱۳</sup> هستند. MIT-BIH تنها پایگاه داده‌ای است که هر ۵ کلاس آریتمی ذکر شده را پوشش می‌دهد. اما در این پایگاه داده نیز، حدود ۹۰ درصد ضربان‌ها در کلاس N جای می‌گیرند و از ۱۰ درصد باقی‌مانده، حدود ۳٪، ۶٪ و ۱٪ به ترتیب متعلق به کلاس‌های SVEB، VEB و F هستند، و درصد ضربان‌های کلاس Q پایین‌تر از ۱ درصد است. [۱] به همین دلیل، لازم است در الگوریتم‌های دسته‌بندی و روش‌های ارزیابی آن‌ها، نامتعادل بودن پایگاه داده مد نظر قرار گیرد.

### ۳-۲-۳- نحوه تقسیم داده‌ها به دو مجموعه‌ی آموزش و تست

دو الگوی اصلی برای ارزیابی روش‌های اتوماتیک تشخیص آریتمی استفاده می‌شود: الگوی درون‌بیماری<sup>۱۴</sup> و الگوی بین‌بیماری<sup>۱۵</sup>. در الگوی اول، هیچ‌گونه محدودیتی در تقسیم پایگاه داده به دو بخش آموزش و تست وجود ندارد و هر یک از ضربان‌های موجود را می‌توان صرف نظر از این که متعلق به کدام بیمار است، در هر یک از این دو مجموعه جای داد. این نوع تقسیم بندی، یک نقص اساسی در این روش تقسیم‌بندی را موجب می‌شود. از آن جا که در حین یادگیری، امکان دارد مدل تولید شده بتواند الگوهای موجود در ضربان‌های یک بیمار خاص را نیز تشخیص داده و یادبگیرد، نتایج ارزیابی به دست آمده از الگوریتمی که با الگوی درون‌بیماری کار می‌کند، نمی‌تواند کاملاً قابل اعتماد باشد. چرا که به طور مطلوب، یک الگوریتم دسته‌بندی آریتمی باید بتواند برای هر بیماری، با دقتی معین عمل کند، حتی اگر سیستم از پیش اطلاعی در مورد آن بیمار نداشته باشد. در راستای ارزیابی واقع‌گرایانه‌تر، الگوی بین‌بیماری توسط Chazal و همکاران معرفی شد. [۲۱] در این الگو تقسیم‌بندی پایگاه داده به دو مجموعه‌ی یادگیری و ارزیابی، طوری صورت می‌گیرد که هیچ ضربانی از یک بیمار خاص در هر دو مجموعه به طور هم‌زمان حاضر نباشد. نحوه تقسیم‌بندی داده‌ها در استاندارد ارائه شده به صورت زیر می‌باشد:

• مجموعه داده‌ی اول (DS1) شامل نوار قلب‌های ۱۰۱، ۱۰۶، ۱۰۸، ۱۰۹، ۱۱۲، ۱۱۴، ۱۱۵، ۱۱۶، ۱۱۸، ۱۱۹، ۱۲۲،

۱۲۴، ۲۰۱، ۲۰۳، ۲۰۵، ۲۰۷، ۲۰۸، ۲۰۹، ۲۱۵، ۲۲۰، ۲۲۳ و ۲۳۰

• مجموعه داده‌ی دوم (DS2) شامل نوار قلب‌های ۱۰۰، ۱۰۳، ۱۰۵، ۱۱، ۱۱۳، ۱۱۷، ۱۲۱، ۱۲۳، ۲۰۰، ۲۰۲، ۲۱۰،

<sup>۱۳</sup>Imbalanced

<sup>۱۴</sup>Intra-patient paradigm

<sup>۱۵</sup>Inter-patient paradigm

۲۱۲، ۲۱۳، ۲۱۴، ۲۱۹، ۲۲۱، ۲۲۲، ۲۲۸، ۲۳۱، ۲۳۲، ۲۳۳ و ۲۳۴

همان‌طور که اشاره شد، ارزیابی مدل‌ها با استفاده از این الگو، نتایج قابل‌اعتمادتری ارائه می‌کند. این روش تقسیم‌بندی پس از معرفی، به طور گسترده‌ای در کارهایی که با الگوی بین‌بیماری کار می‌کنند به کار رفته‌است. در این پروژه نیز از این الگو برای ارزیابی بهره گرفته شده‌است.

### ۳-۳-۳ نحوه‌ی اجرای الگوریتم یادگیری

#### ۱-۳-۳-۳ استخراج ویژگی‌ها

در فرایند دسته‌بندی ضربان‌ها، یک مدل SVM با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده ساخته می‌شود. همان‌طور که اشاره شد، بازه‌های RR و میزان نوسانات آن‌ها ظرفیت بالایی در تشخیص آریتمی دارند، از طرف دیگر، در صورت استفاده از این ویژگی، داده‌های ارسالی از سمت سخت‌افزار متصل به بیمار، حجم پایینی خواهند داشت و در نتیجه تاخیر ارسال داده‌ها به سرور به حداقل خواهد رسید، که برای کاربرد بی‌درنگ ما مناسب‌تر است به همین دلیل از بازه‌های RR برای تولید ویژگی‌ها استفاده می‌شود. برای تولید ویژگی‌ها، با دریافت هر قله‌ی R جدید در سرور، مقادیر زیر محاسبه می‌شوند:

- Pre-RR: این مقدار فاصله‌ی بین ضربان جاری (مربوط به قله‌ی R دریافت‌شده و قله‌ی ضربان قبلی را نشان می‌دهد.

- Post-RR: این مقدار فاصله‌ی زمانی بین قله‌ی R تازه دریافت‌شده و قله‌ی R بعدی را نشان می‌دهد.

- Local-RR: میانگین ۱۰ مقدار Pre-RR گذشته در این مقدار محاسبه می‌شود.

- Global-RR: میانگین مقادیر Pre-RR تولیدشده در ۱۰ دقیقه‌ی گذشته در این مقدار محاسبه می‌شود.

در سرور میانگین هر یک از این چهار مقدار محاسبه شده و با رسیدن مقادیر جدید، به‌روز می‌شود. از این میانگین سپس برای نرمال‌سازی ویژگی‌هایی که تا کنون استخراج شده‌اند استفاده می‌شود، به این صورت که هر یک از این چهار ویژگی به میانگین خود تقسیم شده و چهار ویژگی دیگر را می‌سازند. در انتها ۸ ویژگی از بازه‌های RR تولید شده و به مدل دسته‌بند تحویل داده می‌شوند.

۲-۳-۳-۳ پارامترهای به کار گرفته شده در الگوریتم

۳-۳-۳-۳ استراتژی رای دهی

۴-۳-۳ ارزیابی نتایج حاصل از یادگیری

۱-۴-۳-۳ معیارهای کارایی

## مراجع

- [1] V. Mondéjar-Guerra, J. Novo, J. Rouco, M. G. Penedo, and M. Ortega, “Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ecgs via ensemble of classifiers,” vol.47, pp.41–48, 2019.
- [2] “The Basics of ECG Interpretation,” Jan. 2016. [Online]. Available: <https://www.medicalexamprep.co.uk/the-basics-of-ecg-interpretation-part-1-anatomy-and-physiology/> [Accessed Jan. 22, 2019].
- [3] P. Mayers and K. Grauer, “A Healthy 50-something with New Dyspnea on Exertion and an Interesting ECG,” July 2017. [Online]. Available: <http://hqmeded-ecg.blogspot.com/2017/07/a-healthy-50-something-with-new-dyspnea.html> [Accessed Feb. 23, 2019].
- [4] R. Miramontes, R. Aquino, A. Flores, G. Rodríguez, R. Anguiano, A. Ríos, and A. Edwards, “Plaimos: A remote mobile healthcare platform to monitor cardiovascular and respiratory variables,” vol.17, no.12, p.176, 2017.
- [5] R. Gandhi, “SVM model from scratch,” June 2018. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47> [Accessed Feb. 23, 2019].
- [6] H. Kandan, “Understanding the kernel trick,” Aug. 2013. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/understanding-the-kernel-trick-e0bc6112ef78> [Accessed Feb. 23, 2019].
- [7] “Cardiovascular diseases (CVDs),” May 2017. [Online]. Available: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) [Accessed Feb. 14, 2019].
- [8] N. T. Srinivasan and R. J. Schilling, “Sudden cardiac death and arrhythmias,” vol.7, no.2, p.111, 2018.

- [9] “Sudden Cardiac Death (Sudden Cardiac Arrest),” [Online]. Available: <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/17522-sudden-cardiac-death-sudden-cardiac-arrest> [Accessed Jan. 21, 2019].
- [10] M. Elgendi, B. Eskofier, S. Dokos, and D. Abbott, “Revisiting qrs detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ecg systems,” vol.9, no.1, p.e84018, 2014.
- [11] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time qrs detection algorithm,” vol.BME-32, no.3, pp.230–236, 1985.
- [12] E. J. d. S. Luz, W. R. Schwartz, G. Cámara-Chávez, and D. Menotti, “Ecg-based heart-beat classification for arrhythmia detection: A survey,” vol.127, pp.144–164, 2016.
- [13] T. Mar, S. Zaunseder, J. P. Martinez, M. Llamedo, and R. Poll, “Optimization of ecg classification by means of feature selection,” vol.58, no.8, pp.2168–2177, 2011.
- [14] A. S. Al-Fahoum and I. Howitt, “Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias,” vol.37, no.5, pp.566–573, 1999.
- [15] S. Osowski and T. H. Linh, “Ecg beat recognition using fuzzy hybrid neural network,” vol.48, no.11, pp.1265–1271, 2001.
- [16] G. de Lannoy, D. François, J. Delbeke, and M. Verleysen, “Weighted svms and feature relevance assessment in supervised heart beat classification,” vol.127, pp.212–223, 2010.
- [17] T. P. Exarchos, M. G. Tsipouras, D. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou, and D. I. Fotiadis, chap. A platform for wide scale integration and visual representation of medical intelligence in cardiology: the decision support framework. IEEE, 2005.
- [18] T. P. Exarchos, M. G. Tsipouras, C. P. Exarchos, C. Papaloukas, D. I. Fotiadis, and L. K. Michalis, “A methodology for the automated creation of fuzzy expert systems for ischaemic and arrhythmic beat classification based on a set of rules obtained by a decision tree,” vol.40, no.3, pp.187–200, 2007.
- [19] R. Kumar, M. A. Barakat, Y. A. Daza, H. L. Woodcock, and J. N. Kuhn, “Edta functionalized silica for removal of cu(ii), zn(ii) and ni(ii) from aqueous solution,” vol.408, pp.200–205, 2013.
- [20] I. Dotsinsky, “Review of ”advanced methods and tools for ecg data analysis”, by gari d. clifford, francisco azuaje and patrick e. mcsharry (editors),” vol.6, no.1, p.18, 2007.

- [21] P. deChazal, M. O'Dwyer, and R. B. Reilly, "Automatic classification of heartbeats using ecg morphology and heartbeat interval features," vol.51, no.7, pp.1196–1206, 2004.
- [22] M. Llamedo and J. P. Martínez, "Heartbeat classification using feature selection driven by database generalization criteria," vol.58, no.3, pp.616–625, 2011.
- [23] M. A. Escalona-Moran, M. C. Soriano, I. Fischer, and C. R. Mirasso, "Electrocardiogram classification using reservoir computing with logistic regression," vol.19, no.3, pp.892–898, 2015.
- [24] D. Zhang, chap. Wavelet Approach for ECG Baseline Wander Correction and Noise Reduction. IEEE, 2005.
- [25] Y. Bazi, N. Alajlan, H. AlHichri, and S. Malek, chap. Domain adaptation methods for ECG classification. IEEE, 2013.
- [26] E. R. Laskowski, "What's a normal resting heart rate?," Aug. 2018. [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/healthy-lifestyle/fitness/expert-answers/heart-rate/faq-20057979> [Accessed Jan. 21, 2019].
- [27] "How the Heart Works," [Online]. Available: <https://www.nhlbi.nih.gov/health-topics/how-heart-works> [Accessed Jan. 21, 2019].
- [28] "Overview of cardiac arrhythmias," [Online]. Available: [https://www.amboss.com/us/knowledge/Overview\\_of\\_cardiac\\_arrhythmias](https://www.amboss.com/us/knowledge/Overview_of_cardiac_arrhythmias) [Accessed Jan. 22, 2019].
- [29] R. N. Fogoros, "An Overview of Cardiac Arrhythmias," Jan. 2019. [Online]. Available: <https://www.verywellhealth.com/overview-of-cardiac-arrhythmias-1746267> [Accessed Jan. 22, 2019].
- [30] "QRS Complex," [Online]. Available: <https://www.healio.com/cardiology/learn-the-heart/ecg-review/ecg-interpretation-tutorial/qrs-complex> [Accessed Jan. 22, 2019].
- [31] "Kernel Functions-Introduction to SVM Kernel and Example," Nov. 2018. [Online]. Available: <https://data-flair.training/blogs/svm-kernel-functions/> [Accessed Feb. 23, 2019].
- [32] A. KOWALCZYK, "Linear Kernel: Why is it recommended for text classification," [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47> [Accessed Feb. 23, 2019].
- [33] J. Vert, K. Tsuda, and B. Schölkopf, *A Primer on Kernel Methods*, pp.35–70. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2004.

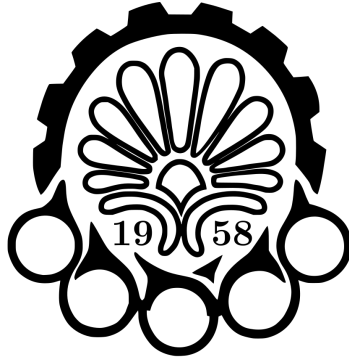


- [34] S. L. Joshi, R. A. Vatti, and R. V. Tornekar, chap. A Survey on ECG Signal Denoising Techniques. IEEE, 2013.

## **Abstract:**

In recent years, new challenges has been raised in environment perception for autonomous vehicles and driver's assistant systems. One of the most important challenges is traffic sign and traffic panel detection which are vital navigation systems malfunction. Traffic Panel detection is recently investigated by researchers because of its higher complexity. The literature is limited to roads out of cities where there is no clutter and the problem is easy to solve. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed diam nonummy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat. Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue duis dolore te feugait nulla facilisi. **DO NOT USE NEW LINES IN ABSTARCT** Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed diam nonummy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat. Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue duis dolore te feugait nulla facilisi.

**Keywords:** Image processing, Traffic Panel Detection, Persian Text Detection, Street Level Videos, Urban Traffic Videos, Real-time



Amirkabir University of  
Technology  
(Tehran Polytechnic)

Faculty of Robotics Engineering

# Real-time Detection and Localization of Traffic Panels and Persian Text in Street-Level Videos

Bachelor of Science Thesis in Robotics Engineering

By:

Navid Khazaei Korghond

Supervisor:

Prof. Reza Safabakhsh

February 2016