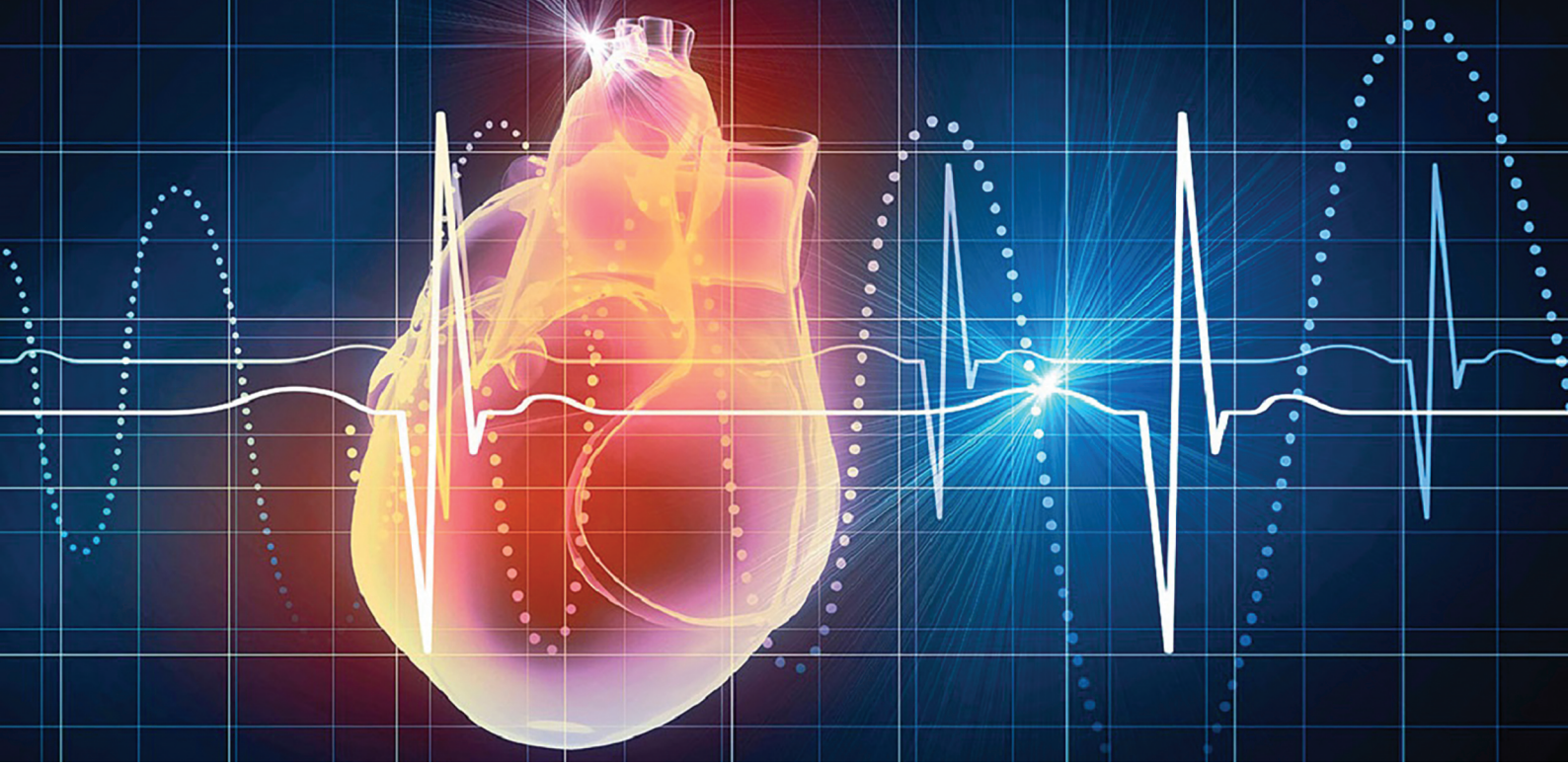


مقاله علمی- ترویجی

بررسی روش‌های استخراج پیک R در سیگنال ECG

محسن عباسی جنت آباد*، استادیار گروه مهندسی برق مؤسسه آموزش عالی خراسان، مشهد، ایران، abbasi@khorasan.ac.ir

پریسا تیموری برآبادی، مؤسسه آموزش عالی خراسان، مشهد، ایران،p.teymori2010@gmail.com

(* نویسنده مسئول)

چکیده

سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) نشـــان دهنده فعالیت الکتریکی قلب است که شامل سه موج P، کمپلکس QRS و T است. تشخیص پیک‌های R و در نتیجه کمپلکس‌هایQRS ، در ســـیگنال ECG از اهمیت بســـزایی برخوردار بـــوده و اطلاعاتی در مورد ضربان قلب و ناهنجاری‌های احتمالی فراهم کرده و در نتیجه به تشـــخیص بیماری‌های قلبی کمک می‌کند. در این مقاله، روش‌های مختلف استخراج پیک R مورد بررســـی قرار گرفته است. این روش‌ها شـــامل الگوریتم PT، الگوریتم GR، الگوریتم UNSW، الگوریتم عملگر انرژی تیگر (TEO)، الگوریتم تحلیل ساختاری سیگنال، تبدیل هیلبرت، تبدیل موجک، فیلترهای وفقی، الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی می‌باشند. همچنین عملکرد این روش‌ها بر اســـاس معیارهای حساسیت، پیش‌بینی مثبت، دقت و نرخ خطای تشخیص ارزیابی شده که از بین روش‌های اشاره شده، الگوریتم‌های TEO، تبدیل هیلبرت و شـــبکه عصبی کانولوشنی (CNN) از نرخ خطای تشخیص پایین‌تری برخوردارند.

کلمات کلیدی: پیک R ، تبدیل موجک، تبدیل هیلبرت، سیگنال ECG، شبکه عصبی.

Stusy of R Peak Extraction Methods in ECG Signal

Mohsen Abbasi-Jannatabad*, Assistant Professor of the Department of Electrical Engineering, Khorasan Institute of Higher Education, Mashhad, Iran, abbasi@khorasan.ac.ir

Parisa Teymouri Barabadi,Khorasan Institute of Higher Education, Mashhad, Iran, p.teymori2010@gmail.com

*Corresponding Author

Abstract

The electrocardiogram (ECG) signal shows the electrical activity of the heart, which includes three P, QRS and T waves. The detection of R peaks and, as a result, QRS complexes, is very important in the ECG signal and provides information about the heart rate and possible abnormalities, thus helping to diagnose heart diseases. In this article, different R peak extraction methods have been investigated. These methods include PT algorithm, GR algorithm, UNSW algorithm, Tiger Energy Operator (TEO) algorithm, signal structural analysis algorithm, Hilbert transform, wavelet transform, adaptive filters, evolutionary algorithms and neural networks. Also, the performance of these methods has been evaluated based on the criteria of sensitivity, positive prediction, accuracy and detection error rate, which among the mentioned methods, TEO algorithm, Hilbert transform and convolutional neural network (CNN) have a lower detection error rate.

Keywords: R peak, wavelet transform, Hilbert transform, ECG signal, neural network.

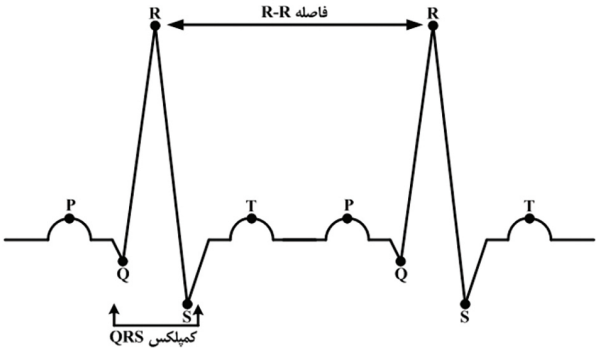
[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

۱- مقدمه

بیماری‌های قلبی طیف وسیعی از شرایطی که قلب را تحت تأثیر قرار می‌دهد، توصیف می‌کند. این بیماری‌ها در حال حاضر جزء سه علت اول مرگ و میر انسان در سراسر دنیا هست. بیماری‌های زیر مجموعه بیماری‌های قلبی شامل: عروق کرونر (در این بیماری، عروق کرونر که مواد غذایی، اکسیژن و خون را به ماهیچه قلب می‌رسانند، معمولاً به‌خاطر جمع شدن کلسترول در آن‌ها، آسیب می‌بینند، این لایه‌های کلسترولی باعث نازک شدن رگ‌ها و در نتیجه نرسیدن خون و اکسیژن کافی به قلب می‌شود. بیماری عروق کرونر می‌تواند خطر سکته قلبی یا انفارکتوس را افزایش دهد. ایسکمی نوعی از بیماری عروق کرونر است که در آن جریان خون به عضله قلب کاهش می‌یابد، بنابراین قلب، اکسیژن و مواد غذایی به اندازه کافی دریافت نمی‌کند، که به این حالت آنژین گفته می‌شود). بیماری آریتمی (تپش نامنظم قلب) شامل تاکیکاردی (تپش بسیار سریع قلب)، برادیکاردی (تپش خیلی آرام قلب) و فیبریلاسیون (ضربان نامنظم قلب) می‌باشد. بلوک قلبی یا بلوک شاخه‌ای بر سیستم الکتریکی قلب تأثیر می‌گذارد. بلوک قلبی درجه یک شامل اختلالات جزئی ضربان قلب مانند ضربان یکی در میان است. بلوک قلبی درجه دو زمانی رخ می‌دهد که بعضی از سیگنال‌های الکتریکی هرگز به قلب نمی‌رسند و باعث عدم ایجاد ضربان می‌شود. بلوک قلبی درجه سوم یا کامل هنگامی است که سیگنال‌های الکتریکی بین دهلیز بالایی و پایینی قلب حرکت نمی‌کنند و خطر جدی حمله قلبی وجود دارد.

در کاربردهای ECG[1]، تشخیص صحیح پیک‌های R برای تشخیص ناهنجاری‌هایی مانند آریتمی و هیپرتروفی[2] بطنی بسیار مهم است. همچنین تشخیص پیک‌های R و کمپلکس QRS در یک سیگنال ECG، اطلاعاتی در مورد ضربان قلب، سرعت هدایت، شرایط بافت‌های داخل قلب، عوارض و پاسخ آن بیمار در برابر داروهای مختلف را آشکار می‌سازد. تحلیل سیگنالECG و تشخیص دقیق نقاط مشخصه، نقش مهمی در شناسایی ناهنجاری‌های قلبی دارد. همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده است، سیگنال ECG شامل پیک‌های P، کمپلکس QRS و T می‌باشد که به ترتیب نمایانگر دپلاریزاسیون دهلیزی (انقباض حفره‌های بالای قلب)، دپلاریزاسیون بطنی (انقباض حفره‌های پایین قلب) و قطبی شدن بطن (انبساط حفره‌های پایین قلب) می‌باشد. کمپلکس QRS، بخش اصلی سیگنال ECG بوده و پیک R، قسمت اصلی آن است. بنابراین، تشخیص خودکار پیک‌های R در سیگنال ECG مهم‌ترین مرحله برای تشخیص اختلالات قلبی و تحلیل تغییرات ضربان قلب است. عملکرد این سیستم‌ها به شدت به دقت تشخیص پیک R بستگی دارد. پس از تعیین مکان پیک‌های R، سایر اجزای سیگنال مانند امواج P و T را می‌توان بسته به پیک R با توجه به مکان آن‌ها نسبت به کمپلکس QRS محاسبه کرد. روش‌های تشخیص دقیق محل پیک‌های R شامل مرحله پیش پردازش، تشخیص ویژگی‌ها و تصمیم‌گیری می‌باشد. به طور کلی در مرحله پیش پردازش از تکنیک‌های مختلف پردازش سیگنال برای برجسته کردن کمپلکس QRS و از بین بردن نویز استفاده می‌شود.

مرحله تشخیص ویژگی‌ها شامل مجموعه‌ای از ویژگی‌های کلیدی است که ساختار سیگنال ECG بدون نویز را حفظ می‌کند. مرحله تصمیم‌گیری شامل مجموعه‌ای از قوانین ابتکاری و تکنیک‌هایی برای تشخیص محل دقیق پیک R است که این آستانه‌ها به طور دوره‌ای بر اساس دامنه، مدت زمان و فاصله زمانی دو پیک R



شکل ۱: پیک‌های سیگنال ECG [۱]

متوالی (بازه RR) تشخیص داده می‌شوند. در این مقاله، با مرور مقالات مختلف، روش‌های مختلف استخراج پیک R مورد بررسی قرار گرفته است. این روش‌ها شامل الگوریتم PT[3]، الگوریتم GR[4]، الگوریتمUNSW[5]، الگوریتم TEO[6]، شبکه‌های عصبی کانولوشنی[7](CNN) الگوریتم تحلیل ساختاری سیگنال، تبدیل هیلبرت، تبدیل موجک، فیلترهای وفقی، الگوریتم‌های تکاملی می‌باشند. همچنین بر اساس نتایج ارائه شده در مقالات، این روش‌ها با معیارهای دقت، حساسیت، پیش‌بینی مثبت و نرخ خطای تشخیص، با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

۲- مرور روش‌های تشخیص کمپلکس QRS

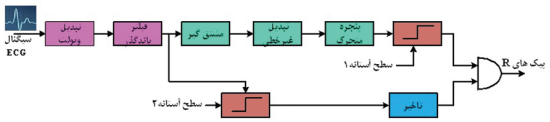
۲-۱- الگوریتم PT

در مقاله [۲]، کمپلکس‌های QRS بر اساس تجزیه و تحلیل شیب، دامنه و عرض زمانی تشخیص داده شده است. این الگوریتم، شامل مراحل فیلترینگ خطی، تبدیل غیرخطی و قانون تصمیم‌گیری می‌باشد. دیاگرام بلوکی الگوریتم آشکارساز QRS در شکل(۲) نشان داده شده است. این الگوریتم به‌طور خودکار آستانه‌ها و پارامترها را به‌صورت دوره‌ای تنظیم می‌کند[۳]. فیلتر میان‌گذر، تشخیص‌های نادرست از انواع مختلف تداخل در سیگنال‌های قلبی را کاهش می‌دهد. مشتق‌گیر، شیب موج R را اصلاح می‌کند. مجذور کردن سیگنال باعث می‌شود که شیب منحنی پاسخ فرکانسی مشتق‌گیر بیشتر شود. پنجره انتگرال‌گیر متحرک، موجی را به وجود می‌آورد که شامل اطلاعاتی در مورد شیب و عرض زمانی QRS است. در این الگوریتم، دو سطح آستانه جهت آشکارسازی کمپلکسQRS و کاهش خطا در نظر گرفته شده است. عیب اصلی این الگوریتم، تمرکز آن بر روی داده‌های تمیز است که با استفاده از الکترودهای چسب ژلی که در مکان‌های دقیق اعمال می‌شود، جمع آوری شده است [۴].

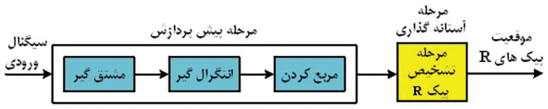
۲-۲- الگوریتم GR

این الگوریتم، دقت و مصرف پایین منابع در زمان واقعی را مورد بررسی قرار داده است. این الگوریتم بر اساس مشتق‌گیری، میانگین پنجره متحرک و مربع کردن در مرحله پیش پردازش و تعیین سطح آستانه پویا برای آشکارسازی پیک R، عمل می‌کند. سیگنال و آشکار سازی پیک‌های قبلی می‌باشد. مرحله آستانه گذاری بر اساس حالت محدود ماشین تعیین می‌شود که مقدار سطح آستانه بر اساس ارزیابی از جمله مزایای این الگوریتم، کاهش زمان محاسباتی نسبت به الگوریتم‌های PT و UNSW می‌باشد [۵]. دیاگرام بلوکی الگوریتم GR در شکل (۳) آورده شده است.

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]



شکل۲: دیاگرام بلوکی آشکارساز پیک موج QRS [۳]



شکل ۳: دیاگرام بلوکی الگوریتم آشکارسازی کمپلکس QRS [۵]

۲-۳-الگوریتم UNSW

الگوریتم UNSW با استفاده از اطلاعات دامنه سیگنال ECG و یک مشتق‌گیر که با محتوای فرکانسی سیگنال ECG کنترل می‌شود و نیز یک سطح آستانه وفقی، پیک‌های R را تشخیص می‌دهد. دیاگرام بلوکی این الگوریتم در شکل (۴) آورده شده است.

در مرحله فیلترینگ ECG، ابتدا سیگنال ECG به یک فیلتر میانگین با عرض ۰/۵ ثانیه برای حذف خط پایه اعمال می‌شود. سپس، سیگنال از یک فیلتر میان‌گذر در بازه فرکانسی ۰/۷ تا ۲۰ هرتز، با استفاده از یک فیلتر با پاسخ ضربه نامحدود (IIR[8]) برای حفظ اجزاء فرکانسی پیک کمپلکس QRS عبور داده می‌شود. در مرحله تولید ویژگی‌های QRS، ویژگی‌های QRS بصورت ترکیبی از مشتق و ویژگی‌های دامنه سیگنال ECG فیلترشده، محاسبه می‌شود. در مرحله فیلترینگ ویژگی‌های QRS، فرکانس‌هایی که بالاتر از فرکانس اصلی در سیگنال ویژگی QRS است، تضعیف می‌شود. در مرحله تعیین آستانه، یک آستانه وفقی به‌عنوان بخشی از دامنه سیگنال ویژگی QRS، در پنجره‌هایی با مدت زمان متغیر، فیلتر شده است. در مرحله تشخیص پیک، آشکارساز پیک به سیگنال ویژگی QRS فیلتر شده برای شناسایی کمپلکس‌های QRS اعمال می‌شود. در مرحله ردیابی برگشت، نواحی حاوی QRS که احتمالاً از دست رفته یا اشتباه شده، دوباره مورد بازبینی قرار می‌گیرند. مزیت اصلی این الگوریتم، عملکرد خوب آن نسبت به سایر الگوریتم‌ها با توجه به انواع مختلف ثبت سیگنال ECG به کمک الکترودهای فلزی خشک است [۴].

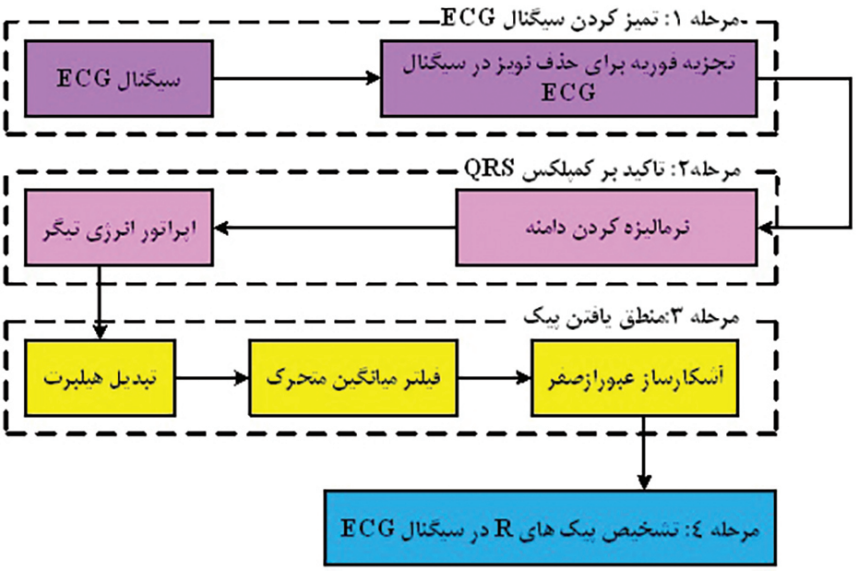
۲-۴-الگوریتم TEO

در این الگوریتم یک روش بهبود یافته برای علامت‌گذاری پیک‌های R ارائه شده است. در ابتدا از تجزیه فوریه (FDM[9]) برای حذف نویز استفاده می‌شود. با افزایش کمپلکس‌های QRS، توسط عملگر TEO می‌توان دقت تشخیص پیک‌های R را بهبود بخشید. از تبدیل هیلبرت (HT[10]) و آشکارساز عبور از صفر (ZCD[11]) برای علامت‌گذاری پیک‌های R استفاده می‌شود [۶]. روش پیشنهادی برای شناسایی دقیق پیک‌های R در شکل (۵) نشان داده شده است.

FDM با استفاده از بانک فیلتر فاز صفر مبتنی بر DFT[12] و IDFT[13]، سیگنال داده را به چند باند فرکانسی تقسیم کرده و سیگنال فیلتر شده را از مؤلفه‌های فرکانس مورد نیاز بازسازی می‌کند. در مرحله دوم، یک نرمال سازی دامنه و TEO برای تأکید بر کمپلکس‌های QRS محاسبه می‌شود. TEO فرکانس لحظه‌ای سیگنال را می‌دهد و همچنین نسبت به تغییرات ناگهانی حساس‌تر است. از TEO برای پردازش غیرخطی استفاده می‌شود. سیگنال TEO تولید شده عملکرد پیک R را افزایش داده و سهم قابل توجهی در یافتن پیک‌های R در این الگوریتم دارد. مرحله سوم، با استفاده از ترکیب HT و ZCD، برای تشخیص پیک‌های R طراحی شده است که تشخیص دقیق بیشینه محلی با یافتن نقاط عبور از صفر در تبدیل هیلبرت سیگنال TEO امکان پذیر است و در نهایت، می‌توان با پیش بینی نقاط عبور از صفر بر روی سیگنال اصلی ECG، پیک R اصلی در سیگنال ECG را تشخیص داد.

مزیت این الگوریتم، این است که به دلیل استفاده از تجزیه فوریه (برای حذف تداخل خطوط برق بدون تأثیر بر مکان پیک‌های R)، اپراتور انرژی تیگر و تبدیل هیلبرت، عملکرد آن نسبت به سایر الگوریتم‌ها برتری داشته و بطور قابل توجهی دقت و حساسیت تشخیص پیک‌های R را افزایش می‌دهد [۶].

شکل ۴: دیاگرام بلوکی گام‌های الگوریتم UNSW [۴]



شکل ۵: دیاگرام بلوکی روش بهبود یافته علامت گذاری پیک R [۶]

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

۲-۵- الگوریتم تحلیل ساختاری سیگنال

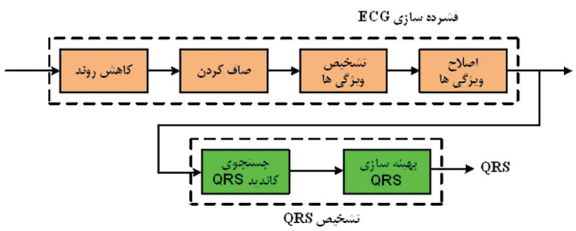
در این الگوریتم، یک روش سریع برای تشخیص کمپلکس QRS بر اساس یک تحلیل ساده از ساختار زمانی ECG ارائه می‌شود. سیگنال ECG در چند مرحله شامل حذف نویز، تشخیص ویژگی و تحلیل ویژگی، پردازش می‌شود [۷]. دیاگرام بلوکی این الگوریتم در شکل(۶) نشان داده شده است.

بخش فشرده سازی ECG، به حذف نویز و توصیف سیگنال ECG با استفاده از برجسته‌ترین ویژگی‌های ساختاری آن می‌پردازد که شامل چهار مرحله کاهش روند، صاف کردن، تشخیص ویژگی و اصلاح ویژگی می‌باشد.

در مرحله کاهش روند، نویز ایجاد شده بر اثر تنفس، فعالیت‌های عضلانی و نویز ایجاد شده بر اثر برخی امواج، با گذاشتن یک فیلتر میان‌گذر حذف می‌شود. مرحله صاف کردن، وظیفه حذف نویز فرکانس بالاگذر از سیگنال ECG مرحله قبل را دارد. بجز فیلترهای پایین‌گذر [۱۴]، روش‌های مختلفی برای دستیابی به این هدف وجود دارد که به طور عمده بر اساس پنجره‌های لغزان است [۸]. هدف از مرحله تشخیص ویژگی، استخراج مجموعه‌ای از ویژگی‌های کلیدی است که ساختار سیگنال ECG صاف شده را حفظ می‌کند. هدف از مرحله اصلاح ویژگی، کاهش تعداد ویژگی‌ها با گروه بندی آن‌هایی است که خیلی نزدیک به امواج ECG واقعی هستند. با استفاده از این روش، نسبت فشرده‌سازی افزایش می‌یابد و تشخیص QRS بهبود می‌یابد. قسمت تشخیص QRS شامل جستجوی کاندید QRS و بهینه سازی QRS می‌باشد. مرحله جستجوی کاندید QRS، وظیفه پیدا کردن مجموعه اولیه که شامل تمام کمپلکس‌های QRS است، را برعهده دارد که بیشتر این تشخیص‌ها با توجه به سطح آستانه صورت می‌گیرد و در نهایت بهینه‌سازی کمپلکس QRS با استفاده از پنجره لغزان است [۹].

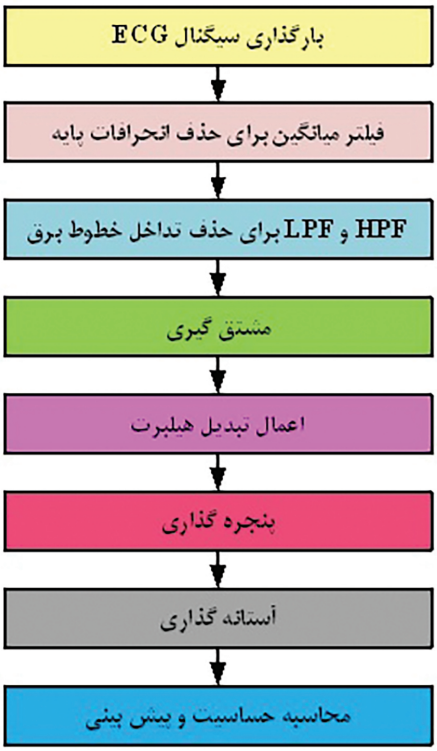
۲-۶- تبدیل هیلبرت

در این روش، سیگنال ECG از پیش پردازش شده به همراه یک پنجره برای افزایش کمپلکس‌های QRS، تحت تبدیل هیلبرت قرار می‌گیرد تا با تنظیم آستانه، پیک‌های R را شناسایی کند. دیاگرام بلوکی این روش در شکل (۷) آورده شده است [۱۰]. مرحله پیش پردازش سیگنال ECG شامل حذف انحرافات پایه با استفاده از فیلتر میانگین است. فیلتر میانگین یکی از روش‌های فیلترینگ دیجیتال غیرخطی است که برای حذف نویز استفاده می‌شود. از فیلتر میانگین به طور گسترده در پردازش سیگنال دیجیتال استفاده می‌شود، زیرا در شرایطی خاص، لبه‌ها را حفظ و نویز را از بین می‌برد.



شکل ۶: دیاگرام بلوکی تحلیل ساختاری سیگنال [۷]

برای از بین بردن نویز عضلانی، تداخل موج T و حذف تداخل خطوط برق از فیلتر میانگین استفاده می‌شود. برای یافتن نرخ تغییر در سیگنال ECG، از مشتق‌گیر استفاده می‌شود که بیشینه



شکل ۷: دیاگرام بلوکی الگوریتم تشخیص QRS براساس تبدیل هیلبرت [۱۰]

و کمینه محلی را برای تشخیص تغییرات شیب به سرعت تغییر می‌دهد. این کار تشخیص پیک‌های R را فراهم می‌کند که باعث افزایش سیگنال از Q به R می‌شود. حداکثر شیبی که با کاهش سیگنال R به S سیگنال ECG بدست می‌آید، مکان پیک R را نشان می‌دهد. از تبدیل هیلبرت، به طور کلی به منظور فراهم آوردن پیک‌های برجسته‌ای از سیگنال در محل پیک‌های R استفاده می‌شود. از پنجره‌گذاری برای کاهش نشتی استفاده می‌شود، اما نشتی به طور کامل از بین نمی‌رود. در واقع، آن‌ها فقط شکل نشتی را تغییر می‌دهند. در این روش از پنجره بارتلت[۱۵] استفاده شده است که اثرات نمونه‌های نهایی را کاهش می‌دهد. فیلترهایی که با استفاده از این پنجره طراحی شده‌اند، ناحیه‌گذار گسترده‌تری دارند. در نتیجه، لازم است که فیلتر مرتبه بالاتری مورد استفاده قرار گیرد تا ناحیه‌گذار حفظ شود. آستانه‌ها به‌صورت پویا با توجه به ارزیابی نویز سیگنال محاسبه می‌شوند. آستانه از ۳۵ درصد بالاترین مقدار در طول پنجره انتخاب شده است و نقاطی که از این مقدار فراتر باشند، به‌عنوان نقاط QRS انتخاب می‌شوند.

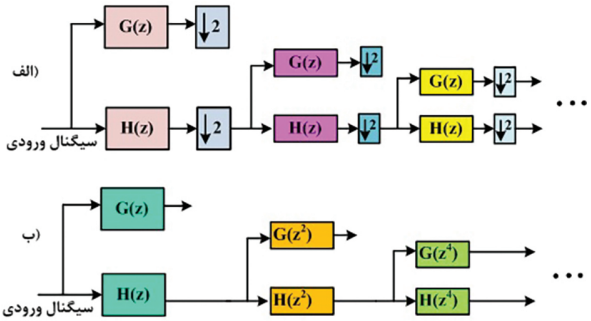
از جمله مزایای تبدیل هیلبرت، می‌توان به افزایش قدرت تفکیک امواج R از امواج P و T و نیز افزایش دقت تشخیص پیک R اشاره نمود. علاوه براین، مشکلات مربوط به رانش خط پایه، مصنوعات حرکتی و نویز عضلانی را به حداقل می‌رساند. از دیگر مزایای این الگوریتم می‌توان به سادگی نسبی، حساسیت و ویژگی تشخیص بالا و کاهش خطاهای زمانی در اندازه‌گیری فواصل R-R اشاره کرد [۱۱].

عیب اصلی تبدیل هیلبرت عدم توانایی تمایز بین پیک‌های غالب در مواردی مانند، ایسکمی قلبی و بیماری‌های که در آن دامنه پیک R کم است مانند، فیبریلاسیون بطنی می‌باشد[۱۱].

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

۲-۷-تبدیل موجک

روش‌های حذف نویز مبتنی بر تبدیل موجک را می‌توان به دو دسته، روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری و روش‌های فیلترینگ تقسیم کرد [۱۲]. برای سیگنال‌های زمان گسسته، تبدیل موجک گسسته (DWT[۱۶]) مطابق الگوریتم مالات[۱۷] معادل یک بانک فیلتر هشت‌تایی به‌عنوان آبشاری از سلول‌های یکسان و فیلترهای پاسخ ضربه محدود (FIR[۱۸]) بالاگذر[۱۹] و پایین‌گذر پیاده‌سازی شده است. فیلترهای FIR در قسمت (الف) شکل (۸) نشان داده شده است.



شکل ۸: دو بانک فیلتر پیاده سازی DWT [۱۲]

در قسمت (الف)، فیلتر افزونگی نمایش سیگنال را به‌عنوان اثرات جانبی حذف می‌کند که زمان نمایش سیگنال را تغییر داده و تفکیک زمانی ضرایب موجک را برای افزایش مقیاس‌ها کاهش می‌دهد. قسمت (ب)، برای حفظ تغییرناپذیری زمانی و وضوح زمانی در مقیاس‌های مختلف، از نرخ نمونه‌گیری یکسان در همه مقیاس‌ها استفاده می‌شود. در مقاله [۱۳] دو الگوریتم کاهش نویز و تشخیص پیک R بر اساس DWT بیان شده است. دیاگرام بلوکی این الگوریتم در شکل (۹) آورده شده است.

شکل ۹: دیاگرام بلوکی الگوریتم حذف نویز [۱۳]

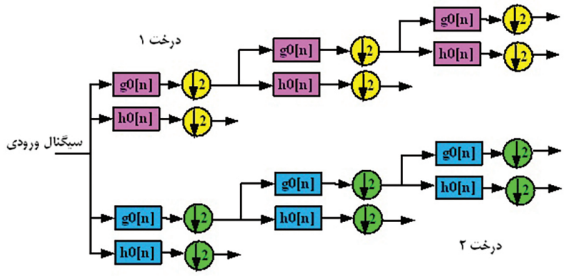
مرحله دوم تشخیص موج R است. دیاگرام بلوکی این مرحله در شکل(۱۰) آورده شده است.

شکل ۱۰: دیاگرام بلوکی الگوریتم تشخیص پیک R [۱۲]

پس از بازسازی سیگنال ECG، از قدرمطلق ضرایب انتخاب شده برای مکان‌های کمپلکس QRS استفاده می‌شود. استفاده از پنجره تطبیقی برای آشکارسازی پیک‌های R می‌باشد. برای تعیین آستانه، موقعیت بیشینه مقدار در پنجره تطبیقی در نظر گرفته می‌شود. در این الگوریتم از دو سطح آستانه استفاده شده است. آستانه اولی برای جستجوی پیک R استفاده می‌شود در صورتی‌که فاصله دو پیک بیشتر از ۱/۴ برابر میانگین فاصله RR باشد، دوباره جستجو آغاز می‌شود و از آستانه دومی برای تشخیص دوباره پیک R استفاده می‌شود. آستانه اول، ۰/۳۵ برابر حداکثر پیک و آستانه دوم، ۰/۲ برابر بیشینه پیک می‌باشد و آخرین مرحله، تشخیص موقعیت بیشینه مقدار پیک R در بازه مشخص می‌باشد.

در مقاله [۱۴] تبدیل موجک پیچیده دو درختی[۲۰] که دیاگرام بلوکی آن در شکل (۱۱) نشان داده شده است.

روش تبدیل موجک دو درختی از دو DWT تشکیل شده است که



شکل ۱۱: تجزیه چند سطحی دو درختی CWT [۱۴]

DWT اول قسمت حقیقی و DWT دوم قسمت موهومی را می‌دهد. این دو DWT حقیقی از دو فیلتر مجزا استفاده می‌کند که هر کدام شرایط بازسازی کامل را برآورده می‌کند. این تکنیک تا چهار سطح از تجزیه را برای محاسبه قدرمطلق ضرایب حقیقی و موهومی اجرا می‌کند [۱۶]،[۱۵].

از جمله مزایای تبدیل ویولت می‌توان به افزایش سرعت پردازش و بهبود دقت تشخیص پیک‌ها و کمپلکس QRS در سیگنال ECG برای شناسایی ناهنجاری‌ها، اشاره نمود [۱۷].

مشکل اصلی روش‌های آستانه‌گذاری تبدیل ویولت در سیگنال ECG، ایجاد اعوجاج در سیگنال بهبود یافته می‌باشد. مشکل دیگر در تشخیص پیک R، حساسیت به نویز است [۱۸].

۲-۸-فیلترهای وفقی

سیگنال‌های ECG شامل انواع نویز مانند نویز ماهیچه‌ای، انحرافات خط پایه و تداخل خطوط برق می‌باشد. در [۱۹]، برای از بین بردن این اغتشاشات از فیلترهای وفقی استفاده می‌شود. معماری سیستم در شکل (۱۲) آورده شده است.

شکل(۱۲)، چهارچوب کلی الگوریتم را نشان می‌دهد که شامل بدست آوردن سیگنال ECG از یک پایگاه داده فیزیونت[۲۱]، طراحی با استفاده از فیلتر LMS برای از بین بردن اغتشاشات، دریافت شکل موج بدون نویز، شناسایی کمپلکس QRS و تشخیص پیک R و نرخ ضربان قلب[۲۲] می‌باشد.

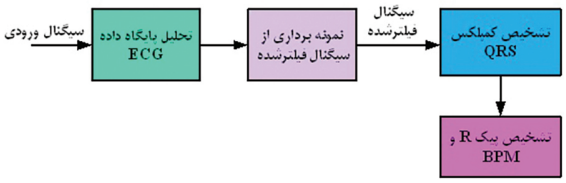
همان‌طور که در شکل (۱۳) نشان داده شده است، همگرایی فیلترهای LMS[۲۳] و NLMS[۲۴] برای بدست آوردن بهترین خروجی ساخته شده است. خروجی فیلتر LMS به‌عنوان ورودی به فیلتر NLMS برای دریافت سیگنال ECG بدون نویز، تغذیه می‌شود [۲۰].

از جمله مزایای استفاده از فیلترهای وفقی در تحلیل سیگنال ECG، می‌توان به کاهش نویز و در نتیجه افزایش کیفیت سیگنال اشاره نمود. البته بایستی از همگرایی روش وفقی اطمینان حاصل کرد که این همگرایی، با توجه به نوع الگوریتم می‌تواند مدت زمانی به طول بیانجامد که این مورد به‌عنوان یکی از معایب این روش‌ها در تحلیل بهنگام سیگنال ECG مطرح است.

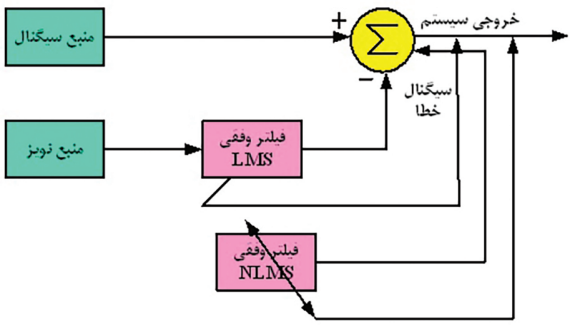
۲-۹-الگوریتم‌های تکاملی

در مقاله [۲۱] یک الگوریتم برای تشخیص دقیق کمپلکس QRS ارائه شده است. در این الگوریتم یک فیلتر پیش پردازش و یک فیلتر میان‌گذر برای حذف نویز و تداخل خطوط برق اعمال شده است. پس از حذف نویز، از ترکیب روش K امین نزدیک‌ترین همسایه (KNN[۲۵]) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO[۲۶]) برای تشخیص دقیق کمپلکس QRS در سیگنال ECG با مورفولوژی‌های مختلف استفاده می‌شود. دیاگرام بلوکی الگوریتم KNN برای تشخیص پیک R در شکل (۱۴) آورده شده است.

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]



شکل ۱۲: معماری سیستم تشخیص پیک R با حذف اغتشاشات توسط فیلترهای وفقی [۱۹]



شکل ۱۳: دیاگرام بلوکی همگرایی الگوریتم‌های LMS و NLMS با هدف حذف اغتشاشات [۱۹]

شکل ۱۴: دیاگرام بلوکی الگوریتم پیشنهادی تشخیص پیک R [۲۱]

این الگوریتم شامل چهار مرحله است که عبارتند از: فیلتر دیجیتال، بهبود کمپلکس‌QRS، پیدا کردن پیک بر اساس KNN و انتخاب پارامتر PSO. در مرحله اول الگوریتم پیشنهادی، از فیلتر میان‌گذر برای حذف نویز سیگنال ECG استفاده می‌شود. در مرحله دوم، از یک مشتق‌گیر مرتبه اول پنج نقطه‌ای، قدرمطلق و تجمع عقب گرد برای تأکید بر کمپلکس QRS استفاده می‌شود که این مرحله حیاتی‌ترین نقش را در الگوریتم پیشنهادی ایفا می‌کند. در مرحله سوم، روش پیدا کردن پیک براساس KNN برای شناسایی موقعیت‌های دقیق بیشینه محلی انجام شده است و در نهایت با استفاده از الگوریتم PSO، نرخ دقیق پیک R بیشینه می‌شود.

۲-۱۰-شبکه‌های عصبی

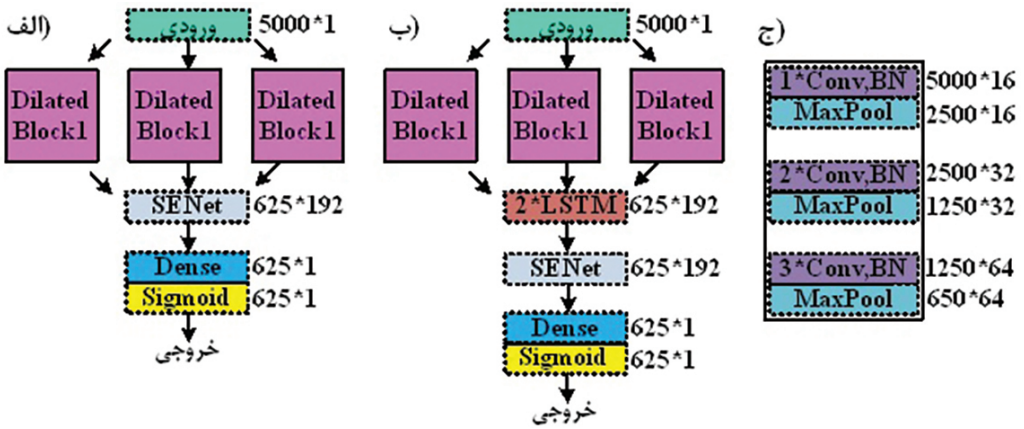
در مقاله [۲۲]، یک روش مقاوم در برابر نویز و روش قابل تعمیم برای تشخیص دقیق کمپلکس‌های QRS پیشنهاد شده است. در این روش دو مدل شبکه عصبی عمیق کانولوشنی ارائه شده است. یک مدل CNN که عمدتاً از بلوک‌های کانولوشنی و شبکه‌های (SENet[۲۷]) تشکیل شده است که دارای سرعت و عملکرد بالایی بوده و به خوبی تعمیم می‌یابد. مدل (CRNN[۲۸]) شامل یک شبکه عصبی ترکیبی و بازگشتی است. نتایج این مدل، عملکرد مناسبی را روی چندین پایگاه داده نشان می‌دهد، اما از نظر محاسباتی پیچیده است. هر دو مدل پتانسیل قدرتمند هوش مصنوعی در تحلیل ECG را نشان می‌دهند.

مدل CNN و RNN[۲۹] به ترتیب در قسمت (الف) و (ب) شکل(۱۵) نشان داده شده است و در قسمت (ج) ۳ بلوک CNN موازی به دنبال لایه ورودی وجود دارد و بلوک کانولوشن شامل شش لایه کانولوشن یک بعدی است. اولین لایه کانولوشن دارای اندازه هسته یازده است. لایه‌های کانولوشن دوم و سوم روی هم قرار گرفته‌اند و اندازه هسته آن هفت است.

سه لایه کانولوشن باقیمانده نیز با اندازه هسته پنج روی هم قرار می‌گیرند. مجموعه‌های مختلفی از نرخ dilated برای لایه‌های کانولوشن برای این بلوک‌ها طراحی شده است. لایه نرمال سازی دسته‌ای متصل به لایه کانولوشن برای سرعت بخشیدن به روند آموزش و بهبود تعمیم استفاده می‌شود. لایه Max pooling پس از لایه نرمال سازی دسته‌ای برای کاهش ویژگی‌ها در عین حفظ اطلاعات مهم به کار گرفته شده است. سپس ویژگی‌های رده‌بندی استخراج شده توسط بلوک‌های کانولوشن به شبکه‌های SENet وارد می‌شود و به دنبال آن سه لایه به طور کامل متصل می‌شوند. آخرین لایه شبکه، تابع فعال ساز Sigmoid است که برای پیش بینی کمپلکس‌های QRS استفاده می‌شود. همچنین اندازه لایه خروجی یک هشتم اندازه لایه ورودی می‌باشد.

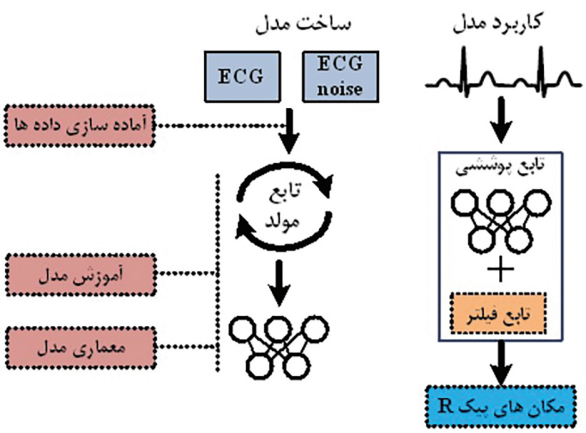
در مقاله [۲۳] یک الگوریتم مبتنی بر شبکه حافظه کوتاه مدت طولانی (LSTM[۳۰]) برای تشخیص پیک R معرفی شده است. شبکه‌های LSTM در مدل‌سازی زمانی که شامل وابستگی‌های بلندمدت می‌شود، برتری داشته و آن را برای تحلیل ECG مناسب می‌سازند. LSTM نوع خاصی از RNN است که قادر به یادگیری وابستگی‌های بلند مدت و به‌خاطر سپردن اطلاعات برای دوره‌های طولانی‌مدت به‌عنوان پیش فرض هستند. مدل LSTM در قالب یک ساختار زنجیره‌ای سازمان‌دهی می‌شود. با این حال ماژول تکرار شونده آن یک ساختار متفاوت دارد که به جای یک شبکه عصبی واحد RNN استاندارد، دارای چهار لایه متقابل با یک ساختار منحصر به فرد می‌باشد[۲۴]. معماری این الگوریتم در شکل (۱۶) نشان داده شده است.

در مرحله نخست داده‌های ECG و ECG به همراه نویز از پایگاه



شکل ۱۵: معماری مدل‌های یادگیری عمیق. الف) مدل CNN. ب) مدل RNN. ج) معماری هر بلوک dilated [۲۲]

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

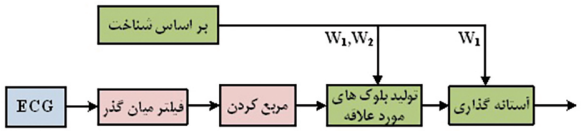


شکل ۱۶: دیاگرام بلوکی تشخیص پیک‌های R مبتنی بر الگوریتم LSTM [۲۳]

داده MIT-BIHDB برای آموزش شبکه LSTM استفاده شده است. قسمت اصلی فرآیند آموزش، تابع مولد بوده که داده‌های آموزشی را با ترکیب کردن سیگنال‌های ECG با نویز ایجاد می‌کند. در مرحله دوم از تابع پوششی برای شناسایی مکان‌های پیک R استفاده می‌شود. همچنین از یک تابع فیلتر استفاده شده که اجازه می‌دهد تا با استفاده از فاصله و پیش بینی مدل به‌عنوان معیار تصمیم، پیک‌های R را که به‌طور غیرطبیعی به وجود می‌آید، فیلتر کند.

روش تشخیص QRS شامل دو فیلتر میانگین متحرک است که بر اساس شناخت، تنها با استفاده از دو پارامتر تنظیم می‌شود. روش پیشنهادی می‌تواند به راحتی در طراحی فیلتر دیجیتال پیاده‌سازی شود[۲۵].

با توجه به فلوچارت شکل (۱۷)، الگوریتم مبتنی بر شناخت از تصمیم‌گیری در دو مرحله ایجاد بلوک‌های مورد علاقه و آستانه گذاری پشتیبانی می‌کند. انتظار می‌رود که توسعه یک آشکارساز که به شناخت قبلی از ویژگی‌های ECG بستگی دارد، عملکرد کلی و دقت تشخیص را بهبود بخشد. شناخت قبلی از مدت زمان رویدادهای اصلی سیگنال ECG می‌تواند به استخراج ویژگی‌ها کمک کند و از تصمیم گیری الگوریتم، پشتیبانی کند. W_1 در تولید بلوک‌های مورد علاقه و آستانه‌گذاری تعیین می‌شود و به طور مشابه، میانگین مدت زمان ضربان قلب W_2 را در تولید بلوک‌های مورد علاقه تعیین می‌کند. W_1 و W_2 را می‌توان با شناخت قبلی، مقداردهی اولیه کرد. با این حال، این مدت زمان‌ها از فردی به فرد دیگر متفاوت است. برای حذف نویز در سیگنال ECG از فیلتر میان‌گذر استفاده شده است. سیگنال، نقطه به نقطه مربع می شود تا مقادیر بزرگ را افزایش دهد و اجزای فرکانس بالا را تقویت کند. بلوک‌های مورد علاقه با استفاده از دو فیلتر میانگین متحرک تولید می‌شود. فیلتر میانگین متحرک اول برای استخراج ویژگی‌های QRS و فیلتر میانگین متحرک دوم برای استخراج ضربان قلب مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس، یک آستانه به بلوک‌های تولید شده اعمال می‌شود تا بلوک‌های حاوی پیک‌های R را از بلوک‌هایی که شامل نویز هستند، متمایز کند. هدف از فیلتر میانگین متحرک QRS، صاف کردن چندین پیک مربوط به فواصل کمپلکس QRS به منظور تأکید و استخراج ناحیه QRS می‌باشد و آخرین مرحله پیدا کردن بیش‌ترین مقدار قدرمطلق در هر بلوک (که پیک R است)، می‌باشد.



شکل ۱۷: دیاگرام بلوکی الگوریتم تشخیص QRS بر اساس شناخت[۲۵]

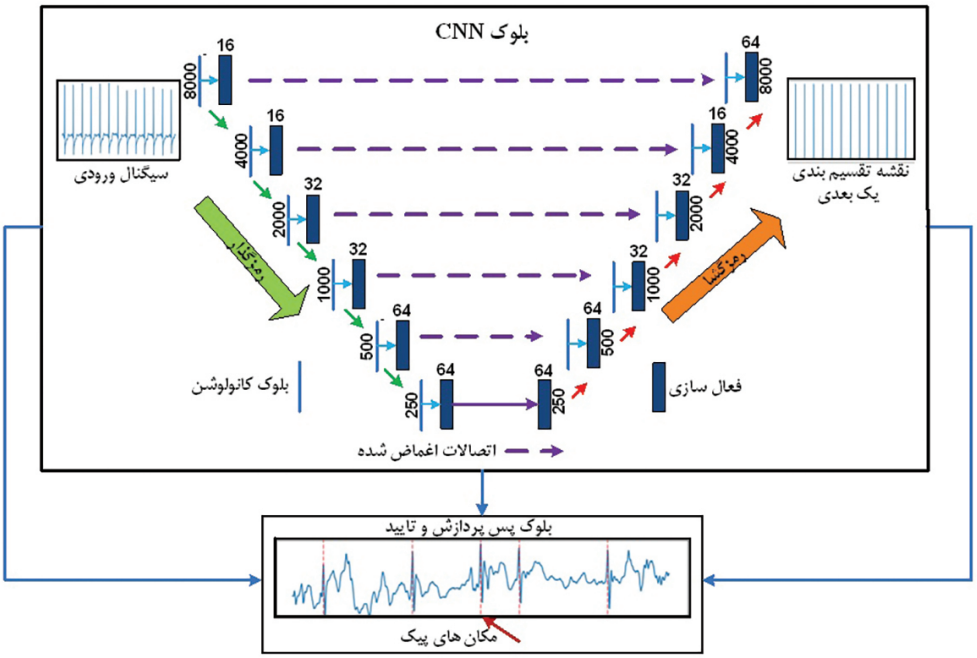
در مقاله [۲۶]، معماری LSTM دو جهته[۳۱] با شبکه‌های عصبی کانولوشن با هدف استخراج ویژگی‌ها برای افزایش عملکرد طبقه‌بندی اجرا شده است. فرآیند BiLSTM به صورت ضربان به ضربان[۳۲]، که به معنی طبقه بندی شکل موج ECG است، انجام می‌شود. برای بهبود عملکرد طبقه‌بندی، لایه‌های کانولوشن به‌عنوان استخراج ویژگی‌ها با BiLSTM کانولوشنی روی هم انباشته می‌شود. CNN ها می‌توانند ویژگی‌های محلی دنباله ECG را برای تشخیص الگوهای منطقه‌ای در پنجره کانولوشن تولید کنند. لایه کانولوشنی CNN ها به استخراج و یادگیری با اشتراک‌گذاری و اصلاح ویژگی‌های سطح پایین، کمک می‌کند. BiLSTM ها نیز قسمتی از RNN ها است. RNN ها در گذشته با مشکلات گرادیان مواجه بودند. مشکلات گرادیانِ ناشی از ماهیت تکرارشونده RN ها هستند که گرادیان آن اساساً برابر با ماتریس وزنی بازگشتی است که به توان بالا رسیده است. این توان‌های ماتریس تکرارشونده باعث می‌شود که گرادیان بصورت تصاعدی در تعداد مراحل رشد یا کاهش یابد. LSTM با دروازه‌های ضرب شونده که جریان خطای ثابت را از طریق حالت‌های داخلی سلول به اجرا در می‌آورد، استفاده می‌شود.

در مقاله [۲۷] یک سیستم عمومی و مقاوم برای تشخیص پیک R ارائه شده است. در این الگوریتم، یک پیاده‌سازی جدید از شبکه عصبی کانولوشنی تک بعدی (CNN) با یک مدل تأیید برای کاهش تعداد خطاها استفاده می‌شود. معماری CNN از یک بلوک رمزگذار و یک بلوک رمزگشا و به دنبال آن یک لایه طبقه‌بندی نمونه برای ساختن نقشه تقسیم‌بندی تک بعدی پیک‌های R از سیگنال ECG ورودی، تشکیل شده است. دیاگرام بلوکی این معماری در شکل (۱۸) آورده شده است.

لایه ورودی در هر دو مدل، ورودی با اندازه‌های متغیر را می‌پذیرد. طول پنجره در این معماری، ۲۰ ثانیه انتخاب شده، ولی قابل تعمیم به هر اندازه پنجره است. این مدل برای نگاشت سیگنال به سیگنال طراحی شده و شامل شش لایه در بلوک رمزگذار و شش لایه در بلوک رمزگشا با یک لایه خروجی با مجموع ۳۸۲۰۹ پارامتر قابل آموزش است. ورودی توسط رمزگذار از طریق شش لایه کانولوشن با ضریب کاهش نمونه دو، نمونه‌برداری می‌شود. اندازه هسته برای هر دو لایه متوالی ۹، ۶ و ۳ تنظیم شده است. تعداد فیلترها که از شانزده شروع می‌شود، پس از هر دو لایه متوالی، دو برابر افزایش می‌یابد. هر کانولوشن با نرمال سازی دسته‌ای و تابع فعال‌ساز ReLU دنبال می‌شود. در بلوک رمزگشا، بردار ویژگی فشرده شده با همان تعداد کانولوشن انتقالی با پیکربندی معکوس بلوک رمزگذار نمونه برداری می‌شود.

دو دلیل اصلی برای استفاده از لایه نرمال‌سازی دسته‌ای پس از لایه کانولوشن عبارتند از: تعمیم بهبودیافته و سرعت بخشیدن به روند آموزش. برای نمونه برداری از نقشه ویژگی تک بعدی با حفظ اطلاعات مهم، از لایه Max-pooling متصل به لایه نرمال سازی دسته‌ای استفاده می‌شود. ویژگی‌ها با ضریب دو در هر لایه رمزگذار نمونه‌برداری می‌شود. در نهایت، تقسیم‌بندی تک بعدی

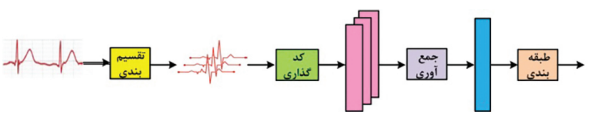
[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]



شکل ۱۸: رویکرد سیستم و معماری شبکه CNN [۲۷]

خروجی با استفاده از اندازه فیلتر برای عملیات کانولوشن در آخرین لایه تولید خواهد شد. به جز لایه نهایی، تمام لایه‌های کانولوشن در این معماری از تابع فعال ساز ReLU استفاده می‌کنند. در لایه آخر از تابع فعال ساز SoftMax برای بدست آوردن یک نقشه تقسیم بندی تک بعدی برای پیک‌های R استفاده می‌شود.

فیبریلاسیون دهلیزی[۳۳] (AF) یک وضعیت پزشکی جدی است که نیاز به درمان مؤثر و به موقع برای جلوگیری از سکته دارد. در مقاله [۲۸]، برای یادگیری چرخه قلبی و تشخیص مطمئن AF از سیگنال‌های ECG، از شبکه‌های عصبی عمیق[۳۴] (DNN) استفاده شده که شامل سه مرحله است. ابتدا، سیگنال ثبت شده، به دنباله‌ای از ضربان‌های قلب فرد براساس تشخیص پیک R تقسیم می‌شود. سپس ضربان‌های قلب با استفاده از یک DNN کدگذاری می‌شود که ویژگی‌های قابل تفسیر ضربان قلب را با جدا کردن مدت زمان آن استخراج می‌کند. در مرحله دوم، دنباله کدهای ضربان قلب به یک DNN ارسال می‌شود تا با سیگنالی که ضربان قلب را ثبت می‌کند، ترکیب شود. در مرحله سوم، برای تشخیص AF، نمایش سیگنال به DNN انتقال داده می‌شود. طراحی کلی این روش شامل چهار مرحله است که در شکل (۱۹) نشان داده شده است.



شکل ۱۹: معماری تشخیص فیبریلاسیون دهلیزی [۲۸]

دیاگرام بلوکی شکل(۱۹) شامل چهار مرحله بوده که در مرحله اول آن، برش سیگنال اصلی به دنباله‌هایی با طول‌های متغیر که سیگنال را پوشش می‌دهند، انجام می‌شود. در مرحله دوم، رمزگذاری دنباله‌ها برای بدست آوردن یک نمایش با ابعاد کاهش یافته از هر دنباله صورت می‌گیرد. مرحله سوم، جمع‌آوری تمام نمایش‌های دنباله استخراج شده از یک سیگنال به منظور بدست آوردن یک نمایش واحد از کل سیگنال است. در مرحله چهارم، طبقه‌بندی نمایش‌های محاسبه شده برای انجام تشخیص اختلالات قلبی صورت می‌گیرد.

در مقاله [۲۹] اطلاعات شکل موج P-QRS-T تولید شده و فعالیت دهلیزی و بطنی با تبدیل موجک برش فرکانس[۳۵] (FSWT) و ماتریس‌های زمان- فرکانس دوبعدی بدست می‌آید. یک پنجره کشویی برای تبدیل ماتریس‌های زمان- فرکانس دوبعدی به بردارهای ویژگی تک بعدی با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری ماشین[۳۶] (ML)، استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد طبقه‌بندی هسته گوسی ماشین بردار پشتیبان[۳۷] (GKSVM) براساس بهینه‌سازی بیزین برتری دارد. نمودارهای زمان- فرکانس سیگنال‌های ECG توسط فناوری FSWT بدست می‌آید. سپس ماتریس‌های زمان- فرکانس دوبعدی به بردارهای ویژگی تک بعدی تبدیل می‌شوند و در پایان الگوریتم‌های ML برای طبقه‌بندی بیماری‌ها استفاده می‌شود. مدل FSWT-ML دو مزیت دارد. اول، استخراج و تجزیه و تحلیل ویژگی‌های سیگنال‌های ECG است که حاوی چندین شکل موج پیوسته QRS-T-P است. دوم، آموزش مدل FSWT-GKSVM با عملکرد بهتر از مدل‌های ML است، این مدل برای دستیابی به تشخیص خودکار بیماری آسان‌تر می‌باشد.

از جمله مزایای شبکه‌های عصبی می‌توان به قدرت بالای یادگیری الگوهای موجود در سیگنال ECG به منظور تشخیص ناهنجاری‌های قلبی اشاره کرد. از طرفی نیازمند حجم داده آموزشی بالا و در نتیجه زمان محاسباتی و پیچیدگی زیاد است که از جمله معایب این شبکه‌ها محسوب می‌شود.

۱۱-۲- مقایسه روش‌ها

در جدول (۱)، روش‌های اشاره شده برای استخراج پیک R بر اساس معیارهای دقت ACC(%)=TP/(TP+FN+FP)، حساسیت SE(%)=TP/(TP+FN)، پیش‌بینی مثبت PER(%)=TP/(TP+FP) و نرخ خطای تشخیص DER(%)=(FP+FN)/TP، با یکدیگر مقایسه شده‌اند [۶].در این روابط، TP تعداد تشخیص درست، FP تعداد تشخیص اشتباه، FN تعداد عدم تشخیص اشتباه پیک‌های R است.

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

اطلاعات جدول (۱)، بر اساس نتایج اجرای الگوریتم‌های اشاره شده روی داده‌های پایگاه داده MIT-BIH به‌دست آمده است. این پایگاه داده شامل ۴۸ سیگنال ECG با نرخ نمونه برداری ۳۶۰ هرتز بوده که در مدت زمان یک ساعت ثبت شده‌اند. بر اساس نتایج جدول (۱)، روش‌های TEO، تبدیل هیلبرت و CNN نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری در تشخیص کمپلکس QRS دارد.

همان‌طورکه مشاهده می‌شود حساسیت، پیش‌بینی مثبت و دقت در روش‌های اشاره شده تقریباً با یکدیگر برابر است، ولی نرخ خطای تشخیص در روش‌های TEO، تبدیل هیلبرت و CNN پایین‌تر می‌باشد.

برتری الگوریتم TEO، به دلیل استفاده از مزایای تجزیه فوریه، اپراتور انرژی تیگر و تبدیل هیلبرت می‌باشد. با کمک تجزیه فوریه می‌تواند سیگنال‌های تداخلی را بطور مؤثر بدون اینکه برمکان‌های پیک مورد نیاز و سایر ویژگی‌های سیگنال تأثیر بگذارد، حذف کند. بنابراین، کمپلکس QRS توسط TEO بهبود یافته‌اند و بطور قابل توجهی دقت تشخیص پیک‌های R را افزایش می‌دهد تا دقت و حساسیت بالایی را به دنبال داشته باشد.

۳- نتیجه‌گیری

کمپلکس QRS مهم‌ترین پیک در سیگنال‌های ECG است. زیرا اطلاعات زیادی درباره وضعیت قلب نشان می‌دهد. الگوریتم‌های گوناگونی ارائه شده تا بتواند در شرایطی که سیگنال ECG دچار نویز شود با دقت بالایی پیک کمپلکس QRS را شناسایی کند. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم PT، الگوریتم GR، الگوریتم UNSW، الگوریتم TEO، الگوریتم تحلیل ساختاری سیگنال، تبدیل هیلبرت، تبدیل موجک، فیلترهای وفقی، الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی می‌باشند. به منظور مقایسه عملکرد روش‌های مختلف، معیارهای متفاوتی شامل حساسیت، پیش‌بینی مثبت، نرخ خطای تشخیص و دقت در نظر گرفته شده که از این میان، روش‌های TEO، تبدیل هیلبرت و CNN دارای حساسیت، پیش‌بینی مثبت و دقت مناسبی برخوردار بوده و همچنین دارای نرخ خطای پیش‌بینی پایینی هستند.

پی‌نوشت‌ها

1 Electrocardiogram
2 Hypertrophy
3 Pan-Tompkins
4 Gutiérrez-Rivas
5 University of New South Wales
6 Teager Energy Operator
7 Convolutional Neural Network
8 Infinite Impulse Response
9 Fourier Decomposition Method
10 Hilbert Transformation
11 Zero Crossing Detector
12 Discrete Fourier Transform
13 Inverse Discrete Fourier Transform
14 Low Pass Filter

جدول ۱: مقایسه روش‌های مختلف برای استخراج پیک R بر اساس معیارهای دقت، حساسیت، پیش‌بینی مثبت و نرخ خطای تشخیص

شماره ردیف	نوع الگوریتم	شماره مرجع	SE(%)	ACC(%)	PER(%)	DER (%)
۱	PAN-TOPMPKINS	۲	۹۹.۷۶	۹۹.۳۲	۹۹.۵۲	۰.۶۷
۲	GR	۴	۹۹.۵۴	۹۹.۲۸	۹۹.۷۴	۰.۷۲
۳	UNSW	۵	۹۹.۷۷	ــــــ	۹۹.۷۹	ــــــ
۴	TEO	۶	۹۹.۹۸	۹۹.۹۷	۹۹.۹۸	۰.۱۹
۵	الگوریتم تحلیل ساختار سیگنال	۷	۹۹.۵۷	ــــــ	۹۹.۳۷	ــــــ
۶	HT	۱۰	۹۹.۹۳	۹۹.۸۳	۹۹.۹۱	۰.۱۷
۷	توصیف سیگنال ECG بر اساس تبدیل موجک	۱۱	۹۹.۸۰	۹۹.۶۵	۹۹.۸۶	۰.۳۴
۸	DWT	۱۲	۹۹.۷۰	۹۹.۳۴	۹۹.۶۵	۰.۶۵
۹	Dual-Tree (CWT)	۱۳	۹۲.۱۱	۸۲.۱۴	۸۸.۴۷	۲۱.۷۳
۱۰	بهینه‌سازی با فیلتر وفقی	۱۶	۹۹.۹۱	۹۹.۹۲	۹۵.۹۳	۱.۴
۱۱	KNN	۱۸	۹۹.۹۴	۹۹.۱۱	۹۹.۱۶	۰.۸۹
۱۲	CRNN	۱۹	۹۹.۲۷	۹۹.۶۷	۹۹.۳۱	۱.۴۲
۱۳	LSTM	۲۰	۹۹.۱۹	۹۹.۱۱	۹۹.۰۷	۰.۸
۱۴	بهینه‌سازی بر اساس شناخت	۲۲	۹۹.۷۸	۹۹.۷۰	۹۹.۹۲	۰.۲۹
۱۵	CNN	۲۴	۹۹.۸۲	۹۹.۸۳	۹۹.۸۵	۰.۲۱
۱۶	LSTM دو جهته	۲۳	۹۷.۵۶	۹۹.۶۰	۹۹.۷۱	ــــــ
۱۷	DNN	۲۵	۹۶.۸۴	۹۸.۶۷	۹۲.۱۴	ــــــ
۱۸	FSWT	۲۶	۹۶.۴۳	۹۸.۱۵	۹۶.۵۶	ــــــ

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]

15 Bartlett
16 Discrete Wavelet Transform
17 Mallat
18 Finite Impulse Response
19 High Pass Filter
20 Dual-Tree Wavelet Transform
21 Physionet
22 Beat per Minute
23 Least Mean Square
24 Normalized Least Mean Square
25 K-Nearest Neighborhood
26 Particle Swarm Optimization
27 Squeeze-and-Excitation Network
28 Convolutional Recurrent Neural Network
29 Recurrent Neural Network
30 Long Short-Term Memory
31 Bidirectional Long Short-Term Memory
32 Beat – to – Beat
33 Atrial Fibrillation
34 Deep Neural Network
35 Frequency Slice Wavelet Transform
36 Machine Learning
37 Gaussian Kernel Support Vector Machine

مراجع

[1] R. Tafreshi, A. Jaleel, J. Jim, L. Tafreshi, "Automated analysis of ECG waveforms with atypical QRS complex morphologies". Biomedical Signal Processing and Control, 2014. 10: pp. 41-49.

[2] R. Tafreshi, A. Jaleel, J. Jim, L. Tafreshi, "Automated analysis of ECG waveforms with atypical QRS complex morphologies". Biomedical Signal Processing and Control, 2014. 10: pp. 41-49. J. Pan, W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm". IEEE transactions on biomedical engineering, 1985 (3): pp. 230-236.

[۳] محمدرضا قادری، دکتر حسین بوبرشاد، "روشی بهینه جهت آشکارسازی پیک موج SRQ سیگنال GCE"، همایش ملی مهندسی برق، مخابرات و توسعه پایدار، موسسه آموزش عالی خاوران، شماره ۹، زمستان ۳۹۳۱، صفحات ۱۰-۱.

[4] H. Khamis, R. Weiss, Y. Xie, C.W. Chang, "QRS detection algorithm for telehealth electrocardiogram recordings". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016. 63 (7): pp. 1377-1388.

[5] R. Gutiérrez-Rivas, J. J. Garcia, W. P. Marnane, "Novel real-time low-complexity QRS complex detector based on adaptive thresholding". IEEE Sensors Journal, 2015. 15 (10): pp. 6036-6043.

[6] H. Ponnam, J. H. Shaik, "An Improved R-Peaks Marking Method Using Fourier Decomposition and Teager Energy Operator". Traitement du Signal, 2020. 37 (3), pp.511-518.

[7] A. Burguera, "Fast QRS detection and ECG compression based on signal structural analysis", IEEE journalof biomedical and health informatics, 2019. 23 (1), pp. 123-131.

[8] N. M. Arzeno, Z. D. Deng, C.S. Poon, "Analysis of first-derivative based QRS detection algorithms", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008. 55 (2): pp. 478-484.

[9] D. Pandit, L. Zhang, C. Liu, S. Chattopadhyay, "A lightweight QRS detector for single lead ECG signals using a max-min difference algorithm". Computer methods and programs in biomedicine, 2017. 144: pp. 61-75.

[10] P. Valluraah, B. Biswali, "ECG signal analysis using Hilbert transform". in 2015 IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC). 2015.

[11] H. Beyramienanlou, N. Lotfivand, "ECG signal analysis using Hilbert transform". IEEE Power Communication and Information Technology Conference (PCITC). 2015. pp. 1-5.

[12] J.P. Martínez, R. Almeidia, O. Olmos, "A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases". IEEE Transactions on biomedical engineering, 2004. 51 (4): pp. 570-581

[13] H.Y. Lin, S. Y. Liang, H. Y. Ho, "Discrete-wavelet-transform based noise reduction and R wave detection for ECG signals". 2013 IEEE 15th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom 2013). 2013.

[14] A. S. Abdulbaqi, S. Aldin, "Feature Extraction and Classification of ECG Signal Based on The Standard Extended Wavelet Transform Technique: Cardiology Based Telemedicine". In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2020.

[15] F. M. Ghombavani, K. Kiani, "A powerful novel method for ECG signal de-noising using Different thresholding and Dual Tree Complex Wavelet Transform". in 2015 2nd International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation (KBEI). 2015.

[16] J. Sutkovic, A. Jašarević, "A review on Nanoparticle and Protein interaction in biomedical applications". Periodicals of engineering and natural sciences, 2016.

[17] Z. Peng, G. Wang, "A novel ECG eigenvalue detection algorithm based on wavelet transform". BioMed research international, 2017. pp. 1-12.

[18] H. Rabbani, M. P. Mahjoob, E. Farahabadi, A. Farahabadi, "R peak detection in electrocardiogram signal based on an optimal combination of wavelet transform, Hilbert transform, and adaptive thresholding". Journal of medical signals and sensors, 2011. 1(2): pp. 91-98.

[19] P. Sahoo, P. Manohar, "Structural Optimization of Adaptive Filter for ECG Extraction (R-Peak) ". Internatioanl Journal for Research in Engineering Application & Management (IJREAM), 2021. 7, pp. 1-7.

[20] P. Zahradnik, M. Šusta, B. Šimák, "Cascade structure of narrow equiripple bandpass FIR filters". IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2016. 64 (4): pp. 407-411.

[21] R. He, K. Wang, Y. Yuan, N. Zhao, Y. Liu, "A novel method for the detection of R-peaks in ECG based on K-Nearest Neighbors and Particle Swarm Optimization". EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017. 1: pp. 1-14.

[22] W. Cia, D. Hu, "QRS complex detection using novel deep learning neural networks". IEEE Access, 2020. 8: pp. 97082-97089.

[23] J. Laitala, M. Jiang, E. Syrjälä, E. K. Naeini, "Robust ECG R-peak detection using LSTM". in Proceedings of the 35th annual ACM symposium on applied computing.

[24] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, "Long short-term memory". Neural computation, 1997. 9 (8): pp. 1735-1780.

[25] M. Elgendi, "Fast QRS detection with an optimized knowledge-based method: Evaluation On 11 standard ECG databases". PloS one, 2013. 8 (9): pp. 1-19.

[26] S. Nurmaini, A. Darmawahyuni, M Rachmatullah, "Beat-to-Beat Electrocardiogram Waveform Classification Based on a Stacked Convolutional and Bidirectional Long Short-Term Memory". IEEE Access, 2021. 9: pp. 92600-92613.

[27] M. U. Zahid, S. Kiranyaz, T. Ince, "Robust R-Peak Detection in Low-Quality Holter ECGs Using 1D Convolutional Neural Network". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2021. 69 (1): pp.119-128.

[28] A. Dubatovka, J. M. Buhmann, "Automatic Detection of Atrial Fibrillation from Single-Lead ECG Using Deep Learning of the Cardiac Cycle". BME Frontiers, 2022. pp. 1-12.

[29] Y. Yue, C. Chen, P. Liu, Y. Xing, X. Zhou, "Automatic Detection of Short-Term Atrial Fibrillation Segments Based on Frequency Slice Wavelet Transform and Machine Learning Techniques". Sensors, 2021. 21 (16): pp. 1-15.

***

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-05-19]