

تشخیص آریتمی ضربان انقباض زودرس بطنی از سیگنال نرمال قلبی با استفاده از تصویر زمان - فرکانس سیگنال ECG

سولماز بدر^{۱*}

۱- گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، واحد کازرون، دانشگاه آزاد اسلامی، کازرون، ایران

چکیده

بیماری قلبی، یکی از اولین دلایل مرگ برای افراد در دنیا است. تشخیص زودهنگام می تواند امکان درمان به موقع و مناسب را فراهم آورد و مرگ بیماران مبتلا به بیماری قلبی را کاهش دهد. یکی از ابزارهایی که قابلیت هوشمندی را به شکل مناسب ایجاد می نماید و در سال های گذشته نیز، به شدت مورد توجه قرار گرفته، روش های هوش مصنوعی است. روش یادگیری عمیق یکی از روش های جدید در تشخیص و تفکیک می باشد که با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن انجام می شود و میتواند بیش از ۱۰۰۰ گروه را با صحت و دقت بالا از هم تفکیک کند که یکی از مهمترین معماری در شبکه عصبی کانولوشن معماری AlexNet می باشد. ما در این مقاله با استفاده از سیگنال تک کانال ECG و یادگیری عمیق آریتمی ضربان انقباض زودرس دهلیزی از سیگنال نرمال قلبی. در این پایان نامه با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن بر مبنای معماری AlexNet با ساختار لایه های تماماً متصل fc8، ۱۰۰۰ و ویژگی عمیق بدون دخالت دست استخراج شده و در نهایت آریتمی های قلبی را با طبقه بندی کننده های KNN و NN و SVM به ترتیب با صحت ۸۸/۹۸ و ۹۳/۳۳ و ۹۷/۷۸ درصد از هم تفکیک نمودیم. در نتیجه طبقه بندی کننده SVM با صحت ۹۷/۷۸ به عنوان طبقه بندی کننده برتر برای تفکیک آریتمی ضربان انقباض زودرس بطنی از سیگنال نرمال قلبی شناخته شد.

کلمات کلیدی: CNN، AlexNet، ECG، آریتمی PVC

۱. مقدمه

بیماری های قلبی عروقی یکی از اصلی ترین بیماری هایی است که زندگی انسان را تهدید می کند. بر اساس گزارش های سازمان بهداشت جهانی، مرگ و میر ناشی از بیماری های قلبی عروقی (CVD) در همه علل مرگ و میر امروز در رتبه اول قرار دارد. بیش از ۱۷/۷ میلیون نفر مبتلا به CVD هستند، که حدود ۳۱ درصد نسبت به سایر موارد مرگ و میر است. بیش از ۷۵ درصد این مرگ ها در کشورهای در حال توسعه رخ داده است. علاوه بر این، شیوع و مرگ و میر بیماری های قلبی عروقی (CVD) هنوز در حال رشد است [۱]. بنابراین، نظارت منظم بر ریتم قلب برای کنترل و پیشگیری از CVD به یک اهمیت فزاینده مهم و ضروری تبدیل می شود. آریتمی گروه مهمی از بیماری ها، در بیماری قلبی-عروقی است. آریتمی می تواند به تنهایی یا با بیماری های قلبی عروقی دیگر رخ دهد. تشخیص آریتمی عمدتاً به نوار قلب (الکتروکاردیوگرام) بستگی دارد.

ECG (الکتروکارو دیوگرام) یک ابزار پزشکی مدرن مهم است که روند تحریک پذیری، انتقال و بازیابی قلب را ثبت می کند. تشخیص خودکار ریتم نامنظم قلب از سیگنال های ECG یک وظیفه مهم برای تشخیص خودکار بیماری قلبی عروقی است. به طور سنتی، طبقه بندی سیگنال های ECG معمولاً نیاز به تقسیم به دو مرحله دارد، به عنوان مثال، ویژگی استخراج و طبقه بندی الگو، مطالعات مربوط به تمرکز تشخیص در مسئله تعیین ضربان قلب در داده های ECG و برخی از فن آوری ها در تشخیص ضربان قلب اعمال شده است، از جمله روش های مبتنی بر آستانه [۲]، روش های مبتنی بر فیلتر دیجیتال [۳]، [۴] و تبدیل موجک (WT)، [۵]، [۶] می باشد. در تبدیل موجک [۵] با استفاده از سیگنال چند کانال ECG و با استفاده از ویژگی های زمان - فرکانس بر مبنای تبدیل موجک آریتمی های قلبی را از هم تفکیک نموده است. طبقه بندی الگوی

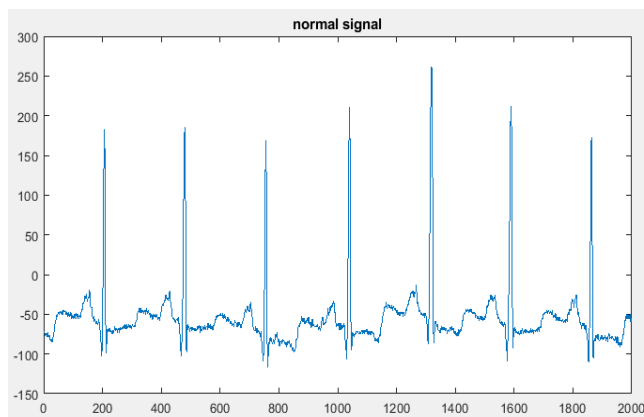
سیگنال های ECG شناسایی شده مرحله دیگری است. تبدیل موجک یکی از روش های متداول برای بدست آوردن ویژگی های سیگنال های ECG است. لی از تکنیک تجزیه تبدیل موجک (WPD) استفاده کرد تا ویژگی های نمایشی را برای تشخیص انواع مختلف ضربان قلب بدست آورد و آنتروپی را از ضرایب تجزیه شده با WPD محاسبه کند [۵]. در [۵] با استفاده از ویژگی های زمان فرکانس مرتبه چهارم تبدیل موجک و آنتروپی محاسبه شده از آنها آریتمی ها را از هم تفکیک نموده است. ضرایب موجک تقریب تقارن از ویژگی ECG را برای تولید بردارهای ویژگی محاسبه کرده است [۶]. در سال های اخیر، تکنیک های یادگیری عمیق عملکرد برجسته ای را در برنامه های شناسایی الگو نشان داده اند [۷]. در این تحقیق با استفاده از سیگنال ECG بر مبنای یادگیری عمیق استفاده شده است. از سیگنال ها بر مبنای اسپکتوگرام سیگنال ویژگی های زمان فرکانس با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن استخراج شده است. ویژگی های استخراج شده با استفاده از طبقه بندی کننده SVM آموزش و تشخیص داده شده است. در این تحقیق آریتمی های APC, PVC, LBBB و RBBB از هم تفکیک شده اند. لی یک روش مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن برای تحقق طبقه بندی ۵ نوع سیگنال آریتمی معمولی پیشنهاد کرد [۸]. در این تحقیق آریتمی ها را با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن با ۴۰۹۶ ویژگی عمیق بدست آمده بدون دخالت دست از هم تفکیک نمود. در این تحقیق از شبکه عصبی برای تفکیک ۵ نوع آریتمی از هم استفاده نتایج گزارش شده است. بین یک سیستم کنترل ECG یکپارچه با رادار مبتنی بر فرکانس های رادیویی (IR-UWB) بر اساس شبکه عصبی کانولوشن پیشنهاد کرد [۹]. ژوئن پیشنهاد یک روش طبقه بندی آریتمی ECG موثر با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن دو بعدی است که به طور کلی عملکرد برجسته ای را در زمینه تشخیص الگو نشان می دهد [۹]. در این تحقیق برای رسیدن به هدف تشخیص آریتمی ها از شبکه عصبی کانولوشن استفاده شده است و نتایج بدست آمده دارای صحت قابل قبول ۹۷/۸۴٪ بوده است. روش شبکه عصبی کانولوشن از روش های مورد توجه قرار گرفته جدید می باشد. سالم و همکاران یک روش طبقه بندی آریتمی ECG را با استفاده از یادگیری انتقالی متنی بر ویژگیهای شبکه عصبی کانولوشن عمیق دو بعدی پیشنهاد کرد و این روش در شناسایی و طبقه بندی چهار الگوی ECG اعمال شد [۱۰]. مطالعات ذکر شده در بالا نشان می دهد که یک شبکه عصبی عمیق می تواند به طور خودکار نماینده پیچیده را یاد بگیرد به طور مستقیم از داده ها به صورت سازگار استفاده می شود تا بتوانیم وابستگی بیش از حد به استخراج ویژگی های دستی را کاهش دهیم و سیستم های یادگیری بالا ایجاد کنیم که سیگنال های ECG را به عنوان ورودی و پیش بینی کلاس آریتمی به عنوان خروجی می گیرند، در حالی که ویژگی های عمیق را به طور خودکار استخراج می کنیم [۱۰].

در این مقاله، با توجه روز افزون به یادگیری عمیق و شبکه عصبی کانولوشن، ابتدا از سیگنال ECG تک کانال که دارای پیچیدگی کمی می باشد و مهمترین و اصلی ترین سیگنال وابسته به قلب می باشد، تصویر زمان فرکانس سیگنال را مبتنی بر اسپکتروگرام سیگنال محاسبه گردیده است. سپس با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن و با توجه به معماری الکس نت، ۱۰۰۰ ویژگی عمیق بدون دخالت دست استخراج شده است. در نهایت با ویژگی های عمیق بدست آمده، آریتمی ضربان انقباض زودرس بطنی از سیگنال نرمال قلبی را با استفاده از ۳ طبقه بندی کننده متداول KNN، NN، SVM، تفکیک کرده و نتایج حاصل را که دلیل بر موفقیت SVM در تفکیک بود، گزارش شده است.

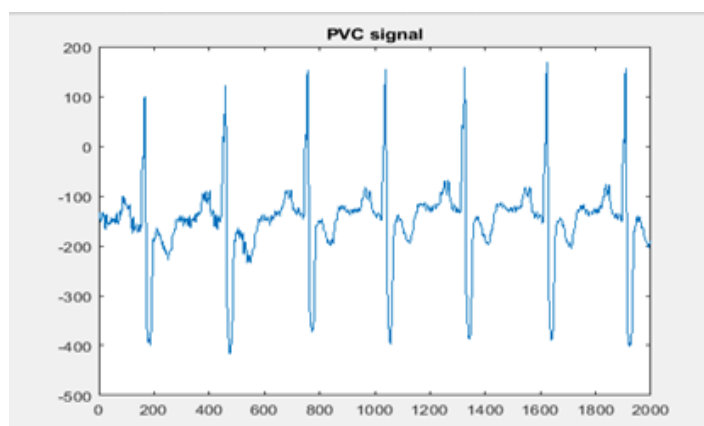
۲. روش کار

۱/۲. پایگاه داده:

در این مقاله ابتدا سیگنال قلبی دارای آریتمی که دارای برجستگی (نوع آریتمی) داده است از سایت فیزیوننت که در دسترس آزاد می باشند دانلود شده اند. در اینجا دو نوع سیگنال قلبی که شامل ضربان طبیعی (NOR)، ضربان انقباض زودرس بطنی (PVC)، سیگنال ها با شماره های ۱۰۰، و ۱۲۴ از سایت معتبر فیزیوننت که دارای آریتمی های مد نظر هستند دانلود شده اند و آماده پردازش می گردد. سیگنال های دانلود شده در شکل های ۱ و ۲ قابل مشاهده می باشد.



شکل (۱) نمونه سیگنال نرمال دانلود شده



شکل (۲) سیگنال ECG دارای آریتمی PVC

۲/۲. پیش پردازش:

مرحله پیش پردازش در واقع به انجام عملیاتی بر روی سیگنال می پردازد که سیگنال قابل استفاده تر شود مانند حذف نویزهای احتمالی در این پژوهش با توجه به اینکه سیگنال ها از سایت فیزیونت دانلود شده است و از ویژگی های مهم این سایت استخراج سیگنال در طبیعی ترین حالت ممکن می باشد لذا نیاز به انجام عملیاتی بر روی سیگنال نمی باشد.

۳/۲. استخراج ویژگی

استخراج ویژگی انجام عملیاتی بر روی داده ها و سیگنال هاست که در آن، ویژگی های بارز و تعیین کننده و مهم در تشخیص و بررسی داده ها، مشخص می شوند. تا بتوان از آنها در تشخیص و تفکیک و شناسایی گروه ها استفاده کرد. در این پژوهش باتوجه به آنکه از شبکه عصبی کانولوشن استفاده شده است و با تاکید بر این نکته که ورودی شبکه عصبی کانولوشن باید تصویر باشد لذا ابتدا سیگنال های دانلود شده به تصویر تبدیل شده اند این کار توسط اسپکتوگرام (تصویر زمان- فرکانس) انجام شده است.

۱/۳/۲. تصویر زمان _ فرکانس

سیگنال های حیاتی غیر ایستا هستند و یکنواختی و ثبات در آنها یعنی عدم وجود و برای همین تحلیل و تجزیه آنها با سایر روش های معمول نمیتوان ویژگی های مهم را از سیگنال استخراج و به نتایج خوب رسید. بررسی و مطالعه چنین سیگنال هایی در حوزه زمان یا در حوزه فرکانس به تنهایی فایده ندارد و نتایج خوبی نمی دهد و کافی نیست. در تحلیل و بررسی

همزمان زمان - فرکانس اطلاعات مفیدی را از رفتار سیگنال را می توان بدست آورد که بسیار مفید و با اهمیت باشد. به همین دلیل، از تجزیه و تحلیل زمان - فرکانس سیگنال در موضوعات و مسائل مختلفی برای بررسی و تحلیل و تفکیک و طبقه بندی و تشخیص در سیگنال های حیاتی استفاده می شود که روز به روز هم به این کار افزوده می شود.

۲/۳/۲. اسپکتروگرام :

اسپکتروگرام نمایش بصری از طیف فرکانس های یک سیگنال است که با توجه به زمان متفاوت است. وقتی داده ها در یک طرح سه بعدی نشان داده می شوند، می توان آنها را آبخار نامید. از طیف نگارها به طور گسترده ای در زمینه های موسیقی ، زیست شناسی ، سونار ، رادار ، پردازش گفتار ، پردازش تصویر ، بررسی سیگنال و استفاده می شود. طیف سنجی می تواند توسط یک طیف سنج نوری ، بانکی از فیلترهای باند عبور ، با تبدیل فوری یا با تبدیل موجک ایجاد شود (در این صورت به عنوان مقیاس یا اسکالوگرام نیز شناخته می شود). برای بررسی و مقیاس بندی از CWT و DWT در سیگنال ها معمولاً به صورت نقشه حرارتی ، به عنوان مثال تصویری با شدت نشان داده شده با تغییر رنگ یا روشنایی نشان داده می شود.

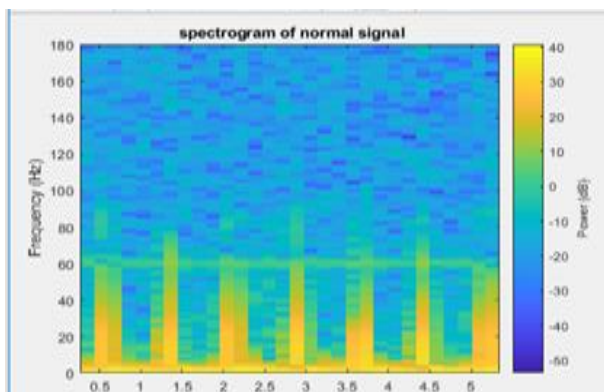
طیف سنجی ممکن است از یک سیگنال در حوزه زمان به یکی از دو روش ایجاد شود.

۱- به عنوان یک فیلتر که از یک سری فیلترهای میان گذر حاصل می شود (این تنها راه قبل از ظهور پردازش سیگنال دیجیتال مدرن بود)

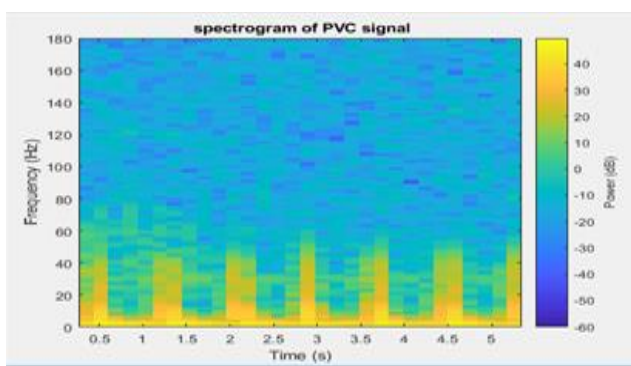
۲- یا محاسبه شده از سیگنال زمان با استفاده از تبدیل فوری.

این دو روش در واقع دو نمایش متفاوت از فرکانس زمان را تشکیل می دهند ، اما تحت برخی شرایط برابر هستند. روش فیلترهای میان گذر معمولاً از پردازش آنالوگ برای تقسیم سیگنال ورودی به باندهای فرکانسی استفاده می کند. مقدار خروجی هر فیلتر یک مبدل را کنترل می کند که طیف سنج را به عنوان یک تصویر روی کاغذ ثبت می کند.

ایجاد طیف سنجی با استفاده از FFT یک فرآیند دیجیتالی است. داده های نمونه دیجیتالی ، در حوزه زمان ، به قطعاتی تقسیم می شوند که معمولاً همپوشانی دارند و فوری برای محاسبه میزان طیف فرکانس هر قطعه ، تبدیل می شود. سپس هر قطعه مربوط به یک خط عمودی در تصویر است. اندازه گیری دامنه در برابر فرکانس برای یک لحظه خاص از زمان (نقطه میانی قطعه) این حالت را تشکیل می دهد. سپس این طیف ها یا نمودارهای زمانی "کنار هم قرار می گیرند" تا تصویر یا یک سطح سه بعدی را تشکیل دهند ، یا از طرق مختلف ، یعنی پنجره شدن ، کمی با هم همپوشانی دارند. این فرآیند اساساً مربوط به محاسبه اندازه مربع تبدیل فوری کوتاه مدت (STFT) سیگنال است. اندازه و شکل پنجره تجزیه و تحلیل می تواند متنوع باشد. یک پنجره کوچکتر (کوتاه تر) نتایج دقیق تری را در زمان سنجی تولید می کند ، این هزینه به ازای دقت نمایش فرکانس است. یک پنجره بزرگتر (طولانی تر) دارای پیچیدگی بیشتر می باشد اما در نمایش زمان و نمایش فرکانس دقیق تر عمل میکند. این نمونه ای از اصل عدم اطمینان هایزنبرگ است که حاصل ضرب دقت در دو متغیر مزدوج بزرگتر یا برابر با یک ثابت است. که در این مقاله از ویژگی تبدیل فوری برای رسیدن به تصویر زمان فرکانس سیگنال استفاده شده و نتایج در اشکال (۲ و ۳) مشاهده می شود.



شکل (۳) تصویر زمان فرکانس سیگنال نرمال ECG



شکل (۴) تصویر زمان فرکانس سیگنال ECG دارای آریتمی PVC

۴/۲. شبکه عصبی کانولوشن

یکی از مهم ترین بحث های حال حاضر در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، شبکه عصبی کانولوشن هست. اغلب مدل های یادگیری عمیق از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده می کنند به همین دلیل به این مدل ها، شبکه های عصبی عمیق هم گفته می شود. اصطلاح "عمیق" به تعداد لایه های مخفی در شبکه ی عصبی اشاره دارد. شبکه های عصبی می توانند ۲ یا ۳ لایه داشته باشند اما امروزه شبکه های عصبی عمیق می توانند به اندازه ی ۱۵۰ لایه هم داشته باشند.

یکی از مدل های رایج و پرکاربرد شبکه های عصبی عمیق، شبکه ی عصبی کانولوشن یا پیچشی (convolutional neural networks) که به اختصار CNN یا ConvNet خوانده می شود. واژه شبکه عصبی در سال ۲۰۱۲، معروفیت فراوان و منحصر به فردی کسب کرد؛ در این سال الکس چریشفسکی (Alex Krizhevsky)، با استفاده از شبکه عصبی توانست برنده جایزه ImageNet (المپیک سالیانه بینایی کامپیوتر) شود. چریشفسکی توانست خطای دسته بندی (classification) را از ۲۶ درصد به ۱۵ درصد کاهش دهد. این کاهش در آن زمان بسیار چشمگیر بود و موفقیت بزرگی به حساب آمد. از آن زمان، شرکت های متعددی از یادگیری عمیق به عنوان هسته اصلی محصولات خود استفاده کرده اند. فیسبوک از شبکه عصبی استفاده می کند تا تصاویر را به صورت خودکار تگ گذاری نماید؛ گوگل نیز از این فناوری برای جست و جوی تصویری خود بهره می برد. شرکت هایی مانند آمازون، اینستاگرام و پینترست نیز برای ارائه ی پیشنهادهایی مناسب به کاربران خود، از شبکه عصبی کانولوشن (شبکه عصبی CNN) استفاده می کنند؛ با این حال بیشترین استفاده ی شبکه عصبی در پردازش تصویر است. اما در دسته بندی تصاویر با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن، یک روش قدرتمند است. یک کامپیوتر نیز برای درک و تشخیص تصویرهای پیچیده، ابتدا ویژگی های (feature) ساده تر آن تصویر مانند لایه ها و خم ها را تشخیص می دهد. در یک شبکه عصبی، لایه های متعددی وجود دارند؛ در هر یک از این لایه ها، ویژگی های خاصی تشخیص داده می شوند و در نهایت، در لایه ی آخر، تصویر به طور کامل شناسایی می شود. فرایند کلی نحوه کار یک

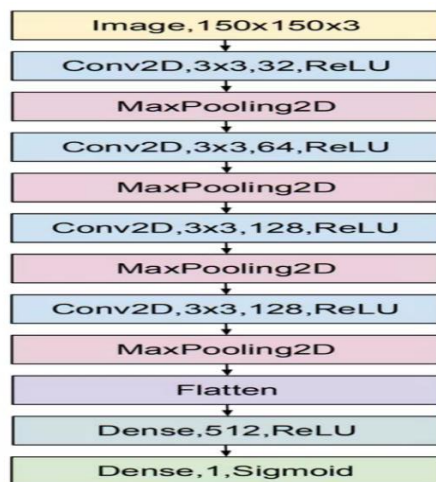
شبکه عصبی کانولوشن به صورت بالا می باشد. همانطور که اشاره شد، در یک شبکه عصبی کانولوشن یا پیچشی، کامپیوتر یک تصویر را به عنوان ورودی می گیرد؛ سپس این تصویر وارد یک شبکه پیچیده با چندین لایه پیچشی و غیر خطی می شود. در هر یک از این لایه ها، عملیات هایی انجام می شود و در انتها بر روی خروجی، یک کلاس یا درصد وقوع چند کلاس مختلف نشان داده می شود. شبکه عصبی کانولوشن یا پیچشی (CNN) را می توان به عنوان یک شناساگر ویژگی (feature identifier) در نظر گرفت. منظور از ویژگی (feature) در این جا، چیزهایی مانند خط صاف، یک رنگ ساده یا یک انحناست. در یک شبکه عصبی، علاوه بر لایه توضیح داده شده، لایه های دیگری نیز وجود دارند. این لایه ها وظایف و عملکردهای گوناگونی دارند. به طور کلی، لایه های داخلی، مسئول نگهداری و حفظ ابعاد و امور غیرخطی هستند. آخرین لایه در شبکه عصبی کانولوشن نیز از اهمیت خاصی برخوردار است. در لایه آخر یک شبکه عصبی کانولوشن، خروجی سایر لایه ها، به عنوان ورودی دریافت می شود. خروجی لایه آخر هم یک بردار N بعدی است.

N تعداد کلاس های موجود است. به عنوان مثال اگر شبکه ی شما، یک شبکه برای شناسایی اعداد باشد، تعداد کلاس ها ده تاست؛ چون ده رقم وجود دارد.

در بردار N بعدی، هر مولفه، احتمال وقوع یک کلاس را نشان می دهد. کاری که لایه آخر یک شبکه عصبی کانولوشن می کند آن است که به ویژگی های لایه های سطح بالا نگاه می کند و میزان مطابقت این ویژگی ها را با هر کلاس مقایسه می کند؛ هر چه این مطابقت بیش تر باشد، احتمال وقوع آن کلاس، بالاتر معرفی می شود.

که در این مقاله از شبکه عصبی کانولوشن یا پیچشی برای استخراج ویژگی های عمیق بدون دخالت دست استفاده شده است. شبکه عصبی کانولوشن AlexNet از شبکه های پیش آموزش دیده است که توانایی طبقه بندی بیش از ۱۰۰۰ کلاس را دارا می باشد. در شکل ۵ یک مثال ساده از معماری شبکه عصبی کانولوشن نشان داده شده است. شبکه کانولوشن معمولاً از بلوک های مختلفی تشکیل شده است. لایه ها یا بلوک های مختلف در شبکه CNN عبارتند از:

- لایه ورودی (Input layer) بلوک های زرد
- لایه کانولوشن (Convolutional layer) بلوک های آبی
- لایه غیرخطی (Non-linear activation function) (معمولاً تابع غیرخطی را همراه با لایه کانولوشن یکجا نشان می دهند)
- لایه پولینگ (Pooling layer) بلوک های قرمز
- لایه فولی کانکتد (Fully connected layer) بلوک های سبز



شکل (۵) لایه های یک شبکه عصبی کانولوشن

که در این مقاله از لایه های تماماً متصل fc8 استفاده شده است که جدیدترین و پایانی ترین و کاملترین مرحله می باشد استفاده شده است. شبکه عصبی کانولوشن با معماری AlexNet با لایه های تماماً متصل FC8 برای استخراج ویژگی های عمیق استفاده شده است که در این مقاله ۱۰۰۰ ویژگی از تصاویر استخراج شده از سیگنال ECG تک کانال استخراج شده است.

۵،۲ طبقه بندی کننده ها

در این جا از چند طبقه بندی کننده متداول برای طبقه بندی کلاس ها و اریتمی ها استفاده شده است و نتایج بررسی و بهترین آنها ارائه می گردد. طبقه بندی کننده هایی که در این تحقیق مورد مطالعه قرار گرفته شده عبارتند از KNN, NN, SVM استفاده شده است و نتایج همگی ارائه شده است. که در شبکه عصبی و SVM بر مبنای نرون ها و لایه های داخلی صورت میگیرد و آموزش میبندد که از سایر روش های قبلی دقیق تر و مطلوب تر می باشد. در این پایان نامه تمام روش های کلی را بررسی و نتایج را گزارش و بهترین نتیجه انتخاب شده است. در این مرحله ۱۰۰۰ ویژگی عمیق به عنوان ورودی به طبقه بندی کننده های مورد مطالعه داده شده و طبقه بندی کننده ها ۲ نوع سیگنال قلبی را تفکیک نموده و نتایج صحت طبقه بندی کننده ها مورد بررسی قرار گرفته و نتایج گزارش و طبقه بندی کننده برتر انتخاب شده است.

۶،۲ ماتریس درهم ریختگی

در بحث با استفاده از روش های دسته بندی، هدف دستیابی به بالاترین دقت و صحت ممکن در دسته بندی و تشخیص دسته ها است. در برخی از مسائل، تشخیص صحیح نمونه های مربوط به یکی از دسته ها برای ما اهمیت بیشتری دارد. به عنوان مثال، تحقیقی را در نظر بگیرید که در آن، هدف شناسایی افراد مبتلا به یک نوع خاص از یک بیماری خطرناک است. فرض کنید برای افرادی که مبتلا به این بیماری هستند، خطر مرگ وجود دارد و جهت رفع این خطر، نیاز به دریافت نوعی داروی خاص دارند. در این شرایط، تشخیص درست بیماران دارای اهمیت بسیار زیادی است.

به این معنا که خطا در تشخیص افراد سالم قابل چشم پوشی است اما برای شناسایی افراد بیمار نمی توان این احتمال را به جان خرید. به عبارت دیگر، انتظار ما تشخیص تمام افراد بیمار است، بدون جا انداختن، حتی اگر فرد سالمی به اشتباه جز افراد بیمار دسته بندی شود. در چنین مواقعی، که دقت و صحت تشخیص یک دسته در مقایسه با دقت و صحت تشخیص کلی، اهمیت بیشتری دارد، مفهوم «ماتریس درهم ریختگی» (Confusion Matrix) «»، به کمک ما می آید.

بر اساس مثالی که پیش تر بیان شد، فرض کنید تعلق به دسته افراد بیمار را مثبت بودن (Positive) و عدم تعلق به این دسته را منفی بودن (Negative) در نظر بگیریم. هر نمونه یا فردی در واقعیت، متعلق به یکی از کلاسهای مثبت یا منفی است و از سوی دیگر، از هر الگوریتمی که برای دسته بندی داده ها استفاده شود، در نهایت هر نمونه عضو یکی از این دو «دسته» (Class) «دسته بندی خواهد شد. بنابراین برای هر نمونه داده، یکی از چهار حالتی که در ادامه بیان شده، ممکن است اتفاق بیفتد.

- نمونه عضو دسته مثبت باشد و عضو همین کلاس تشخیص داده شود (مثبت صحیح یا True Positive)
 - نمونه عضو کلاس مثبت باشد و عضو کلاس منفی تشخیص داده شود (منفی کاذب یا False Negative)
 - نمونه عضو کلاس منفی باشد و عضو همین کلاس تشخیص داده شود (منفی صحیح یا True Negative)
 - و در نهایت، نمونه عضو کلاس منفی باشد و عضو کلاس مثبت تشخیص داده شود (مثبت کاذب یا False Positive)
- پس از اجرای الگوریتم دسته بندی، با توجه به توضیحات و تعاریف ذکر شده، می توان عملکرد یک طبقه بند را به کمک جدولی به شکل زیر بررسی کرد.

جدول ۱- ماتریس کامفیوژن

		برچسب پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
برچسب شناخته شده	مثبت	TP	FN
	منفی	FP	TN

این جدول را اصطلاحاً ماتریس درهم ریختگی می‌گویند. جدول یا ماتریس درهم ریختگی، نتایج حاصل از طبقه‌بندی را بر اساس اطلاعات واقعی موجود، نمایش می‌دهد. حال بر اساس این مقادیر می‌توان معیارهای مختلف ارزیابی دسته بند و اندازه‌گیری دقت را تعریف کرد. پارامتر صحت (Accuracy)، متداول‌ترین، اساسی‌ترین و ساده‌ترین معیار اندازه‌گیری کیفیت یک دسته‌بند است و عبارت است از میزان تشخیص صحیح دسته‌بند در مجموع دو دسته. این پارامتر در واقع نشان‌گر میزان الگوهایی است که درست تشخیص داده شده‌اند و بر اساس ماتریس ارائه شده در بالا، به شکل زیر فرموله و تعریف می‌شود:

(۱)

$$\text{Accuracy} = (TP+TN) / (TP+FN+FP+TN)$$

البته، پارامتر صحت معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود. اما پارامترهای دیگری نیز علاوه بر معیار صحت وجود دارند که می‌توان به سادگی از این ماتریس استخراج کرد. یکی از متداول‌ترین آن‌ها، معیار حساسیت (Sensitivity) است که آن را «نرخ پاسخ‌های مثبت درست (True Positive Rate)» نیز می‌گویند. حساسیت به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه مثبت تشخیص داده است. این پارامتر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۲)

$$\text{Sensitivity (TPR)} = TP / (TP+FN)$$

در واقع، «حساسیت» همان معیار بحث شده در مورد مثال بالا است. معیاری که مشخص می‌کند دسته‌بند، به چه اندازه در تشخیص تمام افراد مبتلا به بیماری موفق بوده‌است. همانگونه که از رابطه فوق مشخص است، تعداد افراد سالمی که توسط دسته‌بند به اشتباه به عنوان فرد بیمار تشخیص داده شده‌اند، هیچ تأثیری در محاسبه این پارامتر ندارد و در واقع زمانی که پژوهشگر از این پارامتر به عنوان پارامتر ارزیابی برای دسته‌بند خود استفاده می‌کند، هدفش دستیابی به نهایت صحت در تشخیص نمونه‌های کلاس مثبت است. در نقطه مقابل این پارامتر، ممکن است در مواقعی صحت تشخیص کلاس منفی حائز اهمیت باشد. از متداول‌ترین پارامترها که معمولاً در کنار حساسیت بررسی می‌شود، پارامتر خاصیت (Specificity) است که به آن «نرخ پاسخ‌های منفی درست (True Negative Rate)» نیز می‌گویند. خاصیت به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه منفی تشخیص داده است. این پارامتر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۳)

$$\text{Specificity (TNR)} = TN / (TN+FP)$$

این دو پارامتر (حساسیت و خاصیت) نیز مشابه معیار صحت، معمولاً به صورت درصد بیان می‌شوند. واضح است که پیش‌بینی عالی، پیش‌بینی است که مقادیر Sensitivity و Specificity مربوط به آن، هر دو صد درصد باشند؛ اما احتمال وقوع این اتفاق در واقعیت بسیار کم است و همیشه یک حداقل خطایی وجود دارد. پارامترهای حساسیت و خاصیت، بنابر ماهیتی که دارند همواره در رقابت با یکدیگر هستند. یعنی افزایش یکی با کاهش دیگری همراه است و برعکس.

در این مقاله ۱۰۰۰ ویژگی عمیق استخراج گردید تا بتوان واحد مرحله بعدی یعنی طبقه بندی شویم. که در نهایت ویژگی‌های عمیق سیگنال به عنوان ورودی به طبقه بندی کننده های KNN, NN, SVM داده شده و با توجه به برچسب یا همان گروه یا آریمی های مختلف سیگنال که در سایت موجود می باشد، نتایج را مقایسه کرده و صحت را بدست آورده و نتایج را گزارش دادیم. در نهایت صحت طبقه بندی کننده ها و در جدول (۲) گزارش شده است.

جدول (۱) صحت طبقه بندی کننده ها

روش	صحت درصد
KNN	۸۸/۹۸
NN	۹۳/۳۳
SVM	۹۷/۷۸

۳. نتیجه گیری

در این مقاله سعی بر آن شده تا با استفاده از روش استخراج ویژگی از تصویر زمان فرکانس بر مبنای اسپکتوگرام سیگنال با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن، مراحل خواب را با صحت قابل قبول و بالایی استخراج کرد. همانگونه که در جدول (۱) ملاحظه می کنید صحت طبقه بندی کننده SVM از سایر طبقه بندی کننده ها بالاتر است و به عنوان طبقه بندی کننده برگزیده انتخاب می شود. با توجه به گزارشات و نتایج می توان به این نتیجه رسید که روش پیشنهادی برای تشخیص انقباض زودرس بطنی از سیگنال طبیعی قلب دارای قابلیت اطمینان است و می توان آن را انتخاب نمود

۴. منابع:

- [1] World Health. (2017). Cardiovascular Diseases (CVDs). Accessed: Apr. 18, 2023. [Online]. Available:
- [2] V. S. Chouhan and S. S. Mehta, "Threshold-based detection of P and T-wave in ECG using new feature signal," Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur., vol. 8, no. 2, pp. 144–153, 2022.
- [3] S. A. Mahmoud, A. Bamakhramah, and S. A. Al-Tunaiji, "Six order cascaded power line notch filter for ECG detection systems with noises shaping," Circuits, Syst., Signal Process., vol. 33, no. 8, pp. 2385–2400, 2022.
- [4] E. Pasolli and F. Melgani, "Active learning methods for electrocardio-graphic signal classification," IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed., vol. 14, no. 6, pp. 1405–1416, Nov. 2022.
- [5] Z. Zidelmal, A. Amirou, M. Adnane, and A. Belouchrani, "QRS detection based on wavelet coefficients," Comput. Methods Programs Biomed., vol. 107, pp. 490–496, Sep. 2021.
- [6] U. Raghavendra, H. Fujita, A. Gudigar, R. Shetty, K. Nayak, U. Pai, J. Samanth, and U. R. Acharya, "Automated technique for coronary artery disease characterization and classification using DD-DTWT in ultra-sound images," Biomed. Signal Process. Control, vol. 40, pp. 324–334, Feb. 2021.
- [7] T. Li, and Z. Min, "ECG classification using wavelet packet entropy and random forests," Entropy, vol. 18, no. 8, p. 285, 2020.

- [8] Y. Ozbay, R. Ceylan, and B. Karlik, “Integration of type-2 fuzzy clustering and wavelet transform in a neural network based ECG classifier,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, pp. 1004–1010, Jan. 2019.
- [9] H. Li, D. Yuan, X. Ma, D. Cui, and L. Cao, “Genetic algorithm for the optimization of features and neural networks in ECG signals classification,” *Sci. Rep.*, vol. 7, Jan. 2017, Art. no. 41011.
- [10] F. A. Elhaj, N. Salim, A. R. Harris, T. T. Swee, and T. Ahmed, “Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 127, pp. 52–63, Apr. 2016.