



دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

گزارش سمینار درس بینایی ماشین

کارشناسی ارشد رشته مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک

عنوان مقاله:

Multimodal Neural Network for Recognition of Cardiac Arrhythmias Based on 12-Lead Electrocardiogram Signals

شبکه عصبی چندوجهی برای تشخیص آریتمی‌های قلبی بر اساس سیگنال‌های

الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید

استاد ناظر:

دکتر مهدی اسلامی

نگارنده:

سیده مبینا حسینی مقدم

بهار ۱۴۰۳

چکیده

طبقه‌بندی خودکار اختلالات ریتم قلب با استفاده از الکتروکاردیوگرام یک روش قابل اعتماد برای تشخیص به موقع بیماری‌های سیستم قلبی عروقی است. نیاز به خودکارسازی این فرآیند افزایش تعداد سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام است. روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر استفاده از شبکه‌های عصبی درصد بالایی از امکان تشخیص آریتمی را فراهم می‌کند. با این حال، روش‌های طبقه‌بندی شناخته شده ویژگی‌های بیمار را در نظر نمی‌گیرند. این کار یک شبکه عصبی چندوجهی را پیشنهاد می‌کند که ویژگی‌های سن و جنسیت بیمار را در نظر می‌گیرد. این عملیات، شامل یک شبکه حافظه کوتاه مدت (LSTM) برای استخراج ویژگی در سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام دوازده کانالی و یک شبکه عصبی خطی برای پردازش ابرداشته‌های بیمار مانند سن و جنسیت است. استخراج ویژگی‌های سیگنال الکتروکاردیوگرام به موازات پردازش ابرداشته اتفاق می‌افتد. آخرین لایه متحد کننده شبکه عصبی چندوجهی پیشنهادی داده‌های ناهمگن و ویژگی‌های سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام به دست آمده با استفاده از یک شبکه LSTM را ادغام می‌کند. شبکه عصبی چندوجهی توسعه یافته با استفاده از پایگاه داده Cardiology ECG PhysioNet/Computing in 2021 Challenge تأیید شد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که شبکه عصبی چندوجهی پیشنهادی به دقت تشخیص ۶۳ درصد دست می‌یابد که در مقایسه با روش‌های پیشرفته ۲ درصد بیشتر است.

کلمات کلیدی:

طبقه‌بندی شبکه عصبی، فراداده، پرسپترون خطی، شبکه LSTM، Phys-ioNet/، چالش محاسبات در قلب و عروق ۲۰۲۱.

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
۱	فصل اول: بیان مساله و ضرورت انجام پژوهش.....
۲	۱-۱- پیشگفتار.....
۲	۲-۱- بیان مساله.....
۳	۳-۱- اهمیت و ضرورت انجام پژوهش.....
۴	۴-۱- چرا بررسی بیماری های قلبی مهم است؟.....
۵	۵-۱- آریتمی چیست؟.....
۵	۶-۱- چرا بررسی آریتمی قلبی مهم است؟.....
۶	۱-۶-۱- آریتمی قلبی و مرگ و میر.....
۶	۷-۱- الکتروکاردیوگرام (ECG).....
۷	۱-۷-۱- الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید.....
۸	۲-۷-۱- اهمیت ECG در تشخیص آریتمی های قلبی.....
۱۰	۸-۱- شبکه ی عصبی چند وجهی.....
۱۰	۱-۸-۱- ساختار شبکه ی عصبی چند وجهی.....
۱۱	۲-۸-۱- مزایای اصلی شبکه های عصبی چند وجهی.....
۱۱	۳-۸-۱- کاربرد شبکه ی عصبی چند وجهی برای تشخیص آریتمی قلبی بر اساس سیگنال های الکتروکاردیوگرام.....
۱۲	۳-۸-۱- مزایای استفاده از شبکه ی عصبی چند وجهی برای تشخیص آریتمی های قلبی.....
۱۴	فصل دوم: روش پیشنهادی.....

۱-۲- مقدمه.....	۱۵
۱-۱-۲- شبکه عصبی چند وجهی با پردازش ابر داده.....	۱۵
۱-۱-۱-۲- پایگاه داده.....	۱۶
۲-۱-۲- پرسپترون خطی.....	۱۸
۱-۲-۱-۲- LSTM.....	۱۹
۲-۲-۱-۲- سیگنال‌های ترکیب کننده لایه.....	۱۹
فصل سوم: نتایج و ارزیابی مدل‌های پیشنهادی.....	۲۱
۱-۳- نتایج شبیه‌سازی.....	۲۲
۲-۳- نتیجه‌گیری و بحث.....	۲۴
۱-۲-۳- ارزیابی نتایج شبیه‌سازی.....	۲۴
۱-۱-۲-۳- امتیاز آماری.....	۲۴
۲-۱-۲-۳- مقایسه با پیشرفته‌ترین.....	۲۶
مراجع.....	۲۹

فهرست شکل‌ها

عنوان	صفحه
شکل ۱-۱- بیماری‌های قلبی - عروقی.....	۳
شکل ۲-۱- بررسی بیماری‌های قلبی.....	۴
شکل ۳-۱- آریتمی قلبی.....	۵
شکل ۴-۱- بررسی آریتمی قلبی.....	۶
شکل ۵-۱- الکتروکاردیوگرام.....	۷
شکل ۶-۱- الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید.....	۸
شکل ۷-۱- اهمیت ECG در تشخیص آریتمی‌های قلبی.....	۱۰
شکل ۱-۲- معماری شبکه عصبی چندوجهی پیشنهادی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG.....	۱۸
شکل ۱-۳- نمودار توزیع سیگنال‌های ECG از پایگاه داده PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge ۲۰۲۱، شرکت کننده در شبیه‌سازی، با توجه به فاکتورهای آماری بیماران: الف) بر اساس جنسیت، ب) بر اساس سن.....	۲۳

فهرست کلمات اختصاری

WHO

World Health Organization

ECG

Electrocardiogram

RNN

recurrent neural network

STDP

Spike-timing-dependent plasticity

CNN

convolutional neural network

LSTM

long short-term memory

MCC

Matthews correlation coefficient

FNR

false negative rate

FPR

false positive rate

SMOTE

Synthetic Minority Over-sampling
Technique

فصل اول: بیان مساله و ضرورت انجام پژوهش

۱-۱- پیشگفتار

بیماری‌های قلبی عروقی شایع‌ترین علت مرگ و میر در بین مردم در سراسر جهان است. بیماری ایسکمیک قلب، بیماری روماتیسمی قلب، بیماری عروق مغزی اصلی‌ترین آن‌ها هستند. بر اساس گزارش سازمان جهانی بهداشت (WHO)، هر ساله بین سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰، به طور متوسط ۱۷,۹ میلیون نفر به دلیل مشکلات مربوط به سیستم قلبی عروقی جان خود را از دست می‌دهند. تشخیص بیماری‌های سیستم قلبی عروقی عمدتاً از طریق بررسی نتایج الکتروکاردیوگرام (ECG) انجام می‌شود. طبقه‌بندی بسیار دقیق سیگنال‌های ECG می‌تواند از بیماری‌ها جلوگیری کند و در نتیجه میزان مرگ و میر را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. ECG ثبت میدان‌های الکتریکی است که در حین کار قلب رخ می‌دهد. تعداد داده‌های ECG در سراسر جهان به طور پیوسته در حال افزایش است. این به دو دلیل است: افزایش تعداد بیماران و افزایش نیاز به ECG.

۱-۲- بیان مساله

بیماری قلبی - عروقی نخستین علت مرگ و میر در ایران به شمار می‌رود به طوری که تقریباً ۴۰ درصد فوت جوانان در ایران به دلیل بیماری‌های قلبی-عروقی است که این آمار روبه افزایش است. الگوهای نامناسب غذایی و سبک زندگی ناسالم به طرز چشم‌گیری در افزایش این روند تاثیر دارد. آریتمی‌های قلبی شایع‌ترین علل مرگ و میر هستند، این ناهنجاری‌های قلبی ممکن است باعث ایست قلبی ناگهانی یا باعث آسیب به قلب شوند ECG یکی از مهم‌ترین ابزار بالینی (پزشکی) پرکاربرد در حوزه‌ی

تشخیص آریتمی است. تعداد داده‌های ECG در سراسر جهان به دلیل افزایش تعداد بیماران و افزایش نیاز به ECG به طور پیوسته در حال افزایش است. این امر فرآیند تشخیص را بسیار دشوارتر می‌کند.

در این صورت نیاز به خودکارسازی فرآیند پردازش سیگنال وجود دارد. انواع و طول موج‌های مختلف این فرآیند را پیچیده می‌کند. اغلب لازم است فوراً ریتم قلب در طول فرآیند ECG طبقه‌بندی شود. فرآیند طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی نیز نیاز به اتوماسیون دارد. ما پیشنهاد می‌کنیم که آریتمی‌های قلبی را با استفاده از یک شبکه عصبی چندوجهی متشکل از یک LSTM با حافظه کوتاه مدت بلند مدت و یک پرسپترون خطی طبقه‌بندی کنیم. شبکه LSTM سیگنال‌های ECG را پردازش می‌کند و پرسپترون خطی داده‌های فردی بیمار مانند جنسیت را پردازش می‌کند.



شکل ۱-۱- بیماری‌های قلبی - عروقی

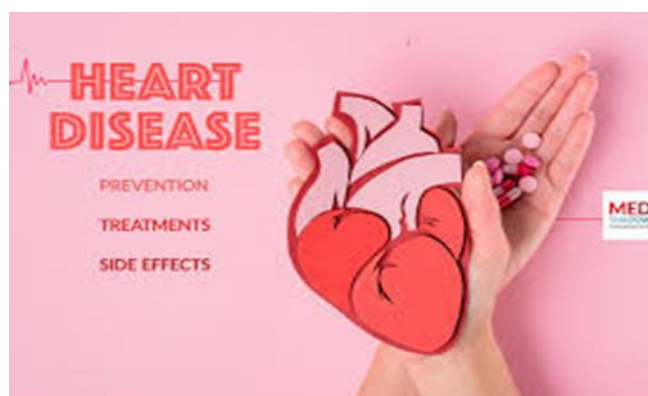
۳-۱- اهمیت و ضرورت انجام پژوهش

بسیاری از مشکلات قلبی که باعث تغییر وضعیت الکتریکی قلب می‌شوند از طریق الکتروکاردیوگرافی قابل تشخیص‌اند. الکتروکاردیوگرافی یا همان نوار قلبی آزمایش ساده‌ای است که فعالیت الکتریکی قلب را ثبت

می‌کند. آنژیوگرافی، اسکن اولتراسوند داپلر و اکوکاردیوگرافی یا سونوگرافی قلب هم از روش‌های تشخیص بیماری‌های قلبی است.

۴-۱- چرا بررسی بیماری‌های قلبی مهم است؟

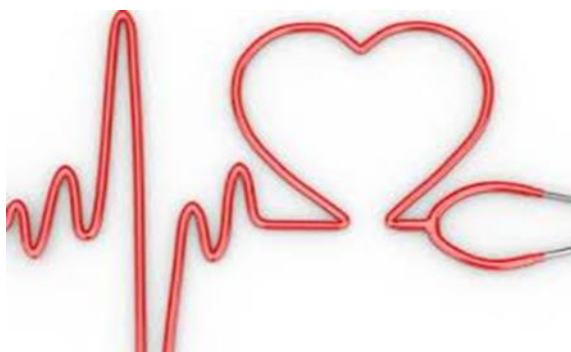
بررسی بیماری‌های قلبی بسیار مهم است زیرا بیماری‌های قلبی از جمله عوامل اصلی مرگ و میر در سراسر جهان هستند. بیماری‌های قلبی می‌توانند عوارض جدی و حتی مرگباری را به همراه داشته باشند. با تشخیص زود هنگام بیماری‌های قلبی و درمان مناسب، می‌توان اقدامات پیشگیرانه و به موقع انجام داد و از تشدید بیماری و پیشرفت آن جلوگیری کرد. به طور کلی، سلامت قلب به افزایش کیفیت زندگی افراد کمک می‌کند. همچنین، بیماری‌های قلبی اغلب به صورت خاموش و بدون علائم ظاهری ابتدایی پیش می‌آیند، بنابراین بررسی و مانیتورینگ منظم و رعایت سلامت قلبی از اهمیت بسزایی برخوردار است. این بیماری‌ها می‌توانند شامل بیماری‌هایی مانند بیماری عروق کرونری، سکته قلبی، نارسایی قلبی، آریتمی‌ها و بیماری‌های مرتبط با سیستم عروقی قلب باشند.



شکل ۴-۱- بررسی بیماری‌های قلبی

۱-۵- آریتمی چیست ؟

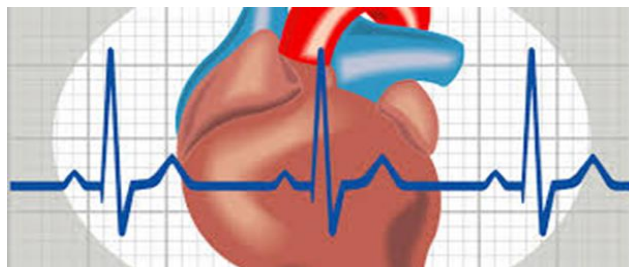
منظور از آریتمی قلبی، هر نوع نامنظمی در ضربان قلب است که ممکن است باعث ایجاد مشکلات جدی در عملکرد قلب شود. این نامنظمی‌ها ممکن است شامل تاخیر یا شتاب ضربان قلب یا الگوهای نامنظم و غیرطبیعی دیگر باشند (ریتم طبیعی قلب بین ۶۰ تا ۱۰۰ ضربان در دقیقه است).



شکل ۱-۳- آریتمی قلبی

۱-۶- چرا بررسی آریتمی قلبی مهم است ؟

بررسی آریتمی قلبی بسیار مهم است، زیرا آریتمی‌ها می‌توانند عوارض جدی را به همراه داشته باشند و در برخی موارد می‌توانند خطرناک باشند. بررسی آریتمی قلبی به ما کمک می‌کند تا نوع و شدت آریتمی را تشخیص داده و درمان مناسب را تعیین کنیم. با تشخیص و درمان صحیح آریتمی قلبی، می‌توان عوارض جدی مانند افت فشار خون، سکته قلبی، نارسایی قلبی و حتی مرگ ناگهانی را کاهش داد. بنابراین، بررسی آریتمی قلبی از اهمیت بالایی برخوردار است تا بتوانیم بهداشت قلبی و عملکرد صحیح آن را حفظ کنیم.



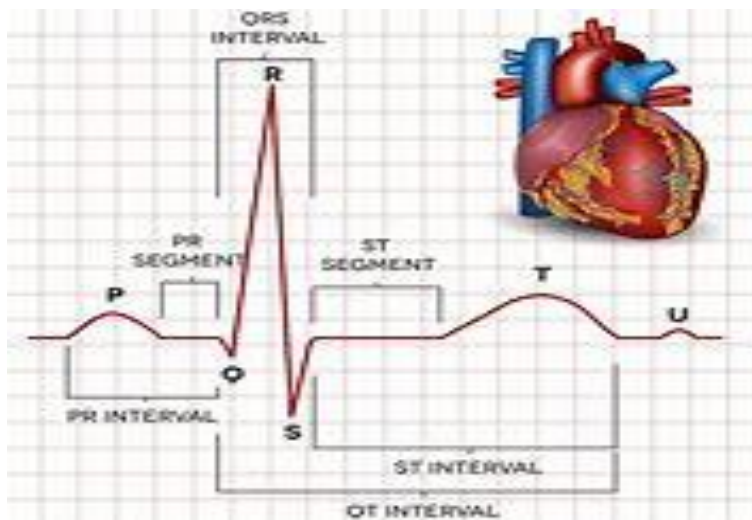
شکل ۱-۴- بررسی آریتمی قلبی

۱-۶-۱- آریتمی قلبی و مرگ و میر

ارتباط بین آریتمی قلبی و مرگ و میر به عنوان یک عارضه جدی قلبی است که می تواند باعث افزایش خطر مرگ و میر شود. آریتمی قلبی حدود ۲۰٪ از مرگ و میر قلبی را تشکیل می دهد.

۱-۷- الکتروکاردیوگرام (ECG)

این روش شامل قرار دادن الکترودها بر روی پوست برای ثبت سیگنال های الکتریکی قلب است. تشخیص آریتمی های قلبی با استفاده از الکتروکاردیوگرافی (ECG) یکی از روش های پرکاربرد در تشخیص آریتمی های قلبی است. در این روش، الکترودها در نقاط مختلفی از بدن قرار می گیرند و سیگنال الکتریکی قلب را ضبط می کنند. سپس این سیگنال ها توسط کامپیوتر تجزیه و تحلیل می شوند تا آریتمی های قلبی را تشخیص دهند. اساسا یک ECG، یک نمایش گرافیکی از فعالیت الکتریکی عضله قلب است. وقتی سلول های ماهیچه ای قلب برانگیخته می شوند، آنها یک تکانه الکتریکی با طول تقریبی ۳۰۰ میلی ثانیه تولید می کنند. این به مدت کوتاهی با انقباض مکانیکی سلول های عضلانی دنبال می شود. انحرافات الکتروکاردیوگرافی P، کمپلکس QRS، T و U نامیده می شوند.

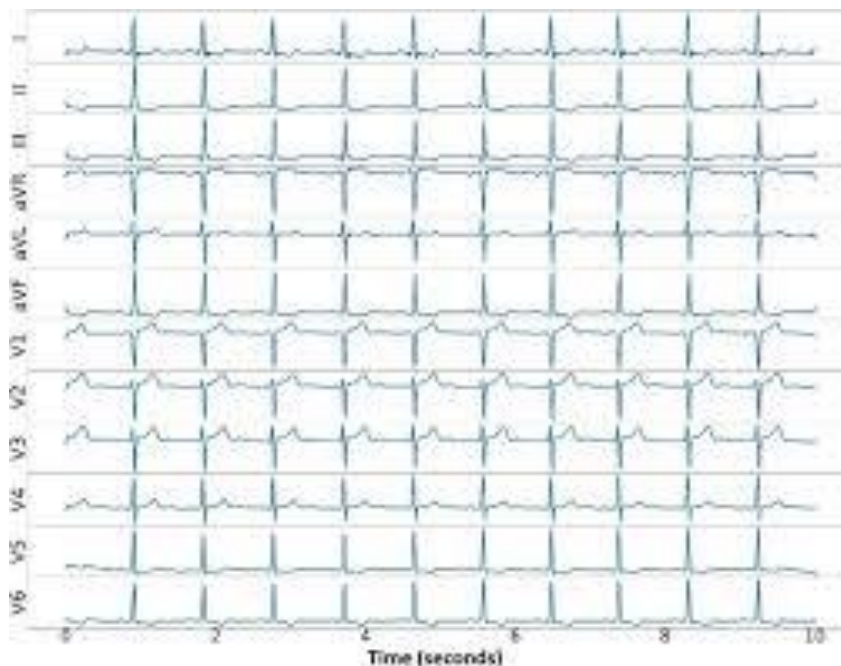


شکل ۱-۵- الکتروکاردیوگرام

۱-۷-۱- الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید

الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید (یک آزمایش تشخیصی پزشکی است که برای بررسی فعالیت الکتریکی قلب استفاده می‌شود. این آزمایش به متخصص پزشکی (معمولاً کاردیولوژیست) امکان می‌دهد تا:

۱. بررسی کند که آیا قلب به درستی کار می‌کند یا نه.
 ۲. اختلالات ریتم قلبی را شناسایی کند.
 ۳. تغییرات ناشی از بیماری‌های قلبی - عروقی مانند حمله قلبی یا انسداد عروق را تشخیص دهد.
 ۴. عملکرد قلب را در طول یک فعالیت بدنی ارزیابی کند.
- در این آزمایش، ۱۲ الکتروود بر روی بدن بیمار قرار داده می‌شود تا فعالیت الکتریکی قلب را از ۱۲ زاویه مختلف ثبت کند. این اطلاعات به پزشک کمک می‌کند تا تصویر کاملی از عملکرد قلب داشته باشد.



شکل ۱-۶- الکتروکاردیوگرام ۱۲ لید

۱-۷-۲- اهمیت ECG در تشخیص آریتمی های قلبی

ECG یکی از ابزارهای مهم در تشخیص آریتمی های قلبی است و به دلیل ویژگی های خاص خود، اهمیت بسیاری در تشخیص و مدیریت آریتمی دارد، زیرا این تست به ما امکان می دهد تا الکتریسته قلبی را در طول زمان ثبت و ارزیابی کنیم. با استفاده از الگوهای خاصی که در ECG مشاهده می شوند، می توان انواع آریتمی های مختلف را تشخیص داد و درمان مناسب را اعمال کرد. در زیر تعدادی از اهمیت های ECG در تشخیص آریتمی قلبی ذکر شده است:

۱. **تشخیص نوع آریتمی:** ECG به طور مستقیم نشان می دهد که آیا فعالیت الکتریکی قلب در حالت عادی است یا نه. با تحلیل الگوهای الکتروکاردیوگرام، می توان نوع آریتمی را شناسایی کرد؛ مانند آریتمی های تاکی کاردی، برادی کاردی، فیبریلاسیون بطنی و غیره.

۲. تشخیص مکانیسم آریتمی : ECG می تواند به تشخیص مکانیسم آریتمی کمک کند. برخی آریتمی ها

ممکن است به علت تغییرات در تولید و انتقال ایمپالس های الکتریکی در قلب رخ دهند. با تحلیل الگوهای

ECG، می توان مشخص کرد که آریتمی در ناحیه ای خاص از قلب رخ می دهد یا نه.

۳. ارزیابی شدت آریتمی : ECG می تواند اطلاعاتی در مورد شدت آریتمی ارائه کند. مانند تعداد ضربان

قلب در دقیقه (نرخ ضربان قلب)، مدت زمانی که آریتمی برقرار است و شدت تغییرات الکتریکی قلب در

طول آریتمی.

۴. مانیتورینگ آریتمی : ECG به عنوان یک ابزار مانیتورینگ پیوسته، می تواند آریتمی را به طور مداوم

نظارت کند و تغییرات در الگوهای الکتروکاردیوگرام را در طول زمان ثبت کند. این امکان را می دهد تا هر

تغییر در آریتمی را به سرعت تشخیص داده و برخورد به موقع انجام شود.

۵. ارتباط با علائم بالینی : ECG به عنوان یک ابزار آزمایشگاهی، می تواند در ارتباط با علائم بالینی که

بیمار ارائه می دهد، استفاده شود. برخی علائم بالینی مانند درد قفسه سینه، ضعف، سرگیجه و تنگی نفس

ممکن است با آریتمی قلبی مرتبط باشند و ECG می تواند نقش مهمی در تشخیص و درمان این حالت ها

داشته باشد. به طور کلی، ECG به عنوان یک ابزار غیرتهاجمی و سریع در تشخیص آریتمی قلبی بسیار

مفید است. با استفاده از اطلاعاتی که این آزمایش فراهم می کند، پزشک می تواند آریتمی را تشخیص داده،

نوع و شدت آن را تعیین کند و درمان مناسب را برای بیمار تجویز کند.



شکل ۷-۱- اهمیت ECG در تشخیص آریتمی‌های قلبی

۸-۱- شبکه‌ی عصبی چند وجهی

شبکه عصبی چندوجهی (Multilayer Neural Network) یک نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که دارای چند لایه (وجه) بین ورودی و خروجی است. این شبکه‌ها برای انجام وظایف پیچیده و یادگیری الگوهای پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۸-۱-۱- ساختار شبکه‌ی عصبی چند وجهی

۱. لایه ورودی (Input Layer): این لایه داده‌های ورودی را دریافت می‌کند.
۲. یک یا چند لایه پنهان (Hidden Layers): این لایه‌ها مسئول استخراج ویژگی‌های مهم از داده‌های ورودی و پردازش آن‌ها هستند.
۳. لایه خروجی (Output Layer): این لایه نتیجه نهایی پردازش را ارائه می‌دهد.

۱-۸-۲- مزایای اصلی شبکه‌های عصبی چند وجهی

۱. توانایی یادگیری الگوها و روابط پیچیده در داده‌ها
 ۲. قدرت تعمیم به داده‌های جدید
 ۳. قابلیت حل مسائل پیچیده مانند بینایی ماشین، پردازش زبان طبیعی و غیره
- این شبکه‌ها در زمینه‌های مختلفی مانند پیش‌بینی، طبقه‌بندی، کنترل و بهینه‌سازی کاربرد دارند.

۱-۸-۳- کاربرد شبکه‌ی عصبی چند وجهی برای تشخیص آریتمی قلبی بر

اساس سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام

شبکه‌های عصبی چندوجهی می‌توانند به خوبی در تشخیص آریتمی‌های قلبی بر اساس سیگنال‌های الکتروکاردیوگراف (ECG) استفاده شوند. در اینجا چند کاربرد مهم آن‌ها در این زمینه ذکر می‌شود:

۱. طبقه‌بندی آریتمی‌ها: شبکه‌های عصبی چندوجهی قادر به شناسایی و طبقه‌بندی انواع مختلف آریتمی‌های قلبی مانند آریتمی بطنی، آریتمی دهلیزی، آریتمی سینوسی و غیره هستند. این قابلیت از طریق آموزش مدل بر روی مجموعه داده‌های ECG برچسب‌دار به دست می‌آید.
۲. پیش‌بینی آریتمی: این شبکه‌ها می‌توانند با استفاده از الگوهای موجود در داده‌های ECG، وقوع آریتمی‌های قلبی را پیش‌بینی کنند. این امر به شناسایی زودهنگام اختلالات قلبی کمک می‌کند.
۳. تفکیک سیگنال‌های ECG: شبکه‌های عصبی چند وجهی قادر به تفکیک و استخراج مؤلفه‌های مختلف سیگنال ECG هستند که این امر برای تجزیه و تحلیل دقیق آریتمی‌ها حائز اهمیت است.

۴. **مقاوم به نویز:** این شبکه‌ها می‌توانند به خوبی با نویز موجود در سیگنال‌های ECG کنار بیایند و

تشخیص آریتمی‌ها را با دقت بالا انجام دهند.

کاربرد این شبکه‌ها در حوزه تشخیص آریتمی‌های قلبی از طریق سیگنال‌های ECG به طور گسترده در مطالعات علمی و توسعه سیستم‌های پزشکی مورد استفاده قرار گرفته است.

۱-۸-۳- مزایای استفاده از شبکه‌ی عصبی چند وجهی برای تشخیص آریتمی

های قلبی

استفاده از شبکه‌های عصبی چند وجهی برای تشخیص آریتمی‌های قلبی دارای مزایای متعددی است:

۱. **دقت بالا:** مطالعات نشان داده‌اند که این شبکه‌ها می‌توانند آریتمی‌های قلبی را با دقت بسیار بالایی

(بیش از ۹۰٪) تشخیص دهند. این دقت بالا در مقایسه با روش‌های سنتی تشخیص آریتمی بسیار قابل توجه است.

۲. **قابلیت تعمیم‌پذیری:** شبکه‌های عصبی چند وجهی قادر به تشخیص انواع مختلف آریتمی‌های

قلبی هستند و می‌توانند الگوهای پیچیده را شناسایی کنند. این قابلیت تعمیم‌پذیری به آن‌ها امکان استفاده در دامنه گسترده‌ای از آریتمی‌ها را می‌دهد.

۳. **پردازش سریع:** این شبکه‌ها می‌توانند به صورت خودکار و سریع سیگنال‌های ECG را پردازش

کرده و نتیجه تشخیص را ارائه دهند. این قابلیت سرعت عمل در پایش مداوم سلامت قلب و تشخیص زودهنگام اختلالات بسیار مفید است.

۴. عدم نیاز به مداخله انسانی: با آموزش صحیح، شبکه‌های عصبی چند وجهی قادر به انجام

تشخیص به صورت خودکار و بدون نیاز به دخالت پزشک هستند. این موضوع می‌تواند در

سامانه‌های پزشکی هوشمند بسیار کاربردی باشد.

۵. استخراج ویژگی‌های مهم: این شبکه‌ها می‌توانند به طور خودکار ویژگی‌های مختلف سیگنال

ECG را که در تشخیص آریتمی‌ها نقش دارند، شناسایی و استخراج کنند. این قابلیت نیز به

افزایش دقت تشخیص کمک می‌کند.

در مجموع، ویژگی‌های منحصربه‌فرد شبکه‌های عصبی چندوجهی آن‌ها را به ابزاری بسیار کارآمد برای

تشخیص انواع آریتمی‌های قلبی تبدیل کرده است.

فصل دوم: روش پیشنهادی

۲-۱- مقدمه

ایجاد پایگاه‌های اطلاعاتی ناهمگون از اطلاعات پزشکی که می‌تواند برای ساختن سیستم‌های تشخیصی هوشمند و پشتیبانی تصمیم‌گیری برای متخصصان، پزشکان و پزشکان مورد استفاده قرار گیرد، امکان‌پذیر است. ترکیب داده‌های ناهمگن اطلاعات اضافی را فراهم می‌کند و کارایی سیستم‌ها را برای تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی شبکه‌های عصبی افزایش می‌دهد. این رویکرد، مبتنی بر استفاده از شبکه‌های عصبی چندوجهی تخصصی در پردازش داده‌های ناهمگن زیست پزشکی، اثربخشی خود را در حل مشکل طبقه‌بندی سرطان پوست از روی عکس و تشخیص نارسایی کبد در جراحی نشان داده است.

۲-۱-۱- شبکه عصبی چندوجهی با پردازش ابرداده

ما یک شبکه عصبی چندوجهی (MM-NN) را برای تشخیص آریتمی‌های قلبی بر اساس سیگنال‌های ECG و ابرداده‌های بیمار، از جمله سن و جنس، پیشنهاد می‌کنیم. طرح MM-NN در شکل ۱ نشان داده شده است. شبکه عصبی چندوجهی از دو معماری شبکه عصبی تشکیل شده است. سیگنال‌های ECG با استفاده از یک شبکه سه لایه بازگشتی LSTM پردازش می‌شوند. فراداده‌های آماری، متشکل از داده‌های جنسیت و سن بیمار، با استفاده از یک شبکه عصبی دو لایه خطی پردازش می‌شوند. بردار ویژگی حاصل در خروجی LSTM و خروجی پرسپترون خطی در لایه ترکیبی سیگنال ترکیب می‌شوند. سیگنال ترکیبی برای طبقه‌بندی به لایه داده می‌شود.

سیگنال‌های ECG به پنج نوع آریتمی طبقه‌بندی می‌شوند:

۱. آریتمی تاکی کاردی

۲. آریتمی برادی کاردی

۳. آریتمی سینوسی

۴. فیبریلاسیون بطنی

۵. فیبریلاسیون دهلیزی

سیگنال‌های ECG و آمار بیمار مانند سن و جنسیت رایج‌ترین نوع داده‌ها در زمینه تشخیص سیگنال ECG هستند. پایگاه داده مورد "B. METADATA PREPROCESSING" روش پیش پردازش داده را توصیف می‌کند.

۲-۱-۱-۱- پایگاه داده

سیگنال ECG طبیعی معمولاً اکثر پایگاه‌های داده ECG را تشکیل می‌دهد که بر نتیجه طبقه‌بندی تأثیر می‌گذارد. این نوع سیگنال در پایگاه داده PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge ۲۰۲۱ موجود نیست، بنابراین برای مدل‌سازی انتخاب شد. این پایگاه داده سیگنال ECG ۱۲ لید از دانشگاه Shaoxing، Chempeng است بیمارستان مردم، و بیمارستان اول نینگبو. پایگاه داده حاوی سیگنال‌های ECG است که از ۴۵۱۵۲ بیمار با نرخ نمونه‌برداری ۵۰۰ هرتز گرفته شده است. این پایگاه داده توسط ما انتخاب شده است، زیرا شامل اطلاعات شخصی بیماران است و هیچ مشکل یا محدودیت خاصی که بتواند بر نتایج طبقه‌بندی تأثیر بگذارد، ندارد. سیگنال‌های ۳۰۰۰ بیمار مبتلا به آریتمی قلبی: برادی کاردی سینوسی،

فیبریلاسیون دهلیزی، ریتم سینوسی، تاکی کاردی سینوسی، فلوتر دهلیزی. تصمیم بر این شد که پارامتر «سن» مطابق با طبقه‌بندی پذیرفته شده توسط WHO به چهار گروه تقسیم شود تا دسته‌های ورودی به یک پرسپترون خطی کاهش یابد. گروه اول «سن جوان» شامل بیماران زیر ۴۴ سال است. گروه دوم «میانسالی» شامل بیماران ۴۵ تا ۵۹ ساله است. گروه سوم (سالمدان) شامل بیماران ۶۰ تا ۷۴ ساله است. گروه چهارم «کبد‌های بلند» شامل بیماران ۷۵ ساله و بالاتر است. هنگام مدل‌سازی MM-NS پیشنهادی، پایگاه داده سیگنال می‌دهد. به دو گروه آموزشی (۶۰٪)، آزمون (۲۰٪) و آزمون (۲۰٪) تقسیم شدند. محققان یا پزشکان باید هنگام اجرای سیستم پیشنهادی از پایگاه داده ECG با تعداد زیادی بیمار استفاده کنند. این به این دلیل است که ECG هر بیمار منحصر به فرد است. استفاده از سیگنال‌های ECG از یک شخص می‌تواند نتایج شبیه‌سازی را مخدوش کند.

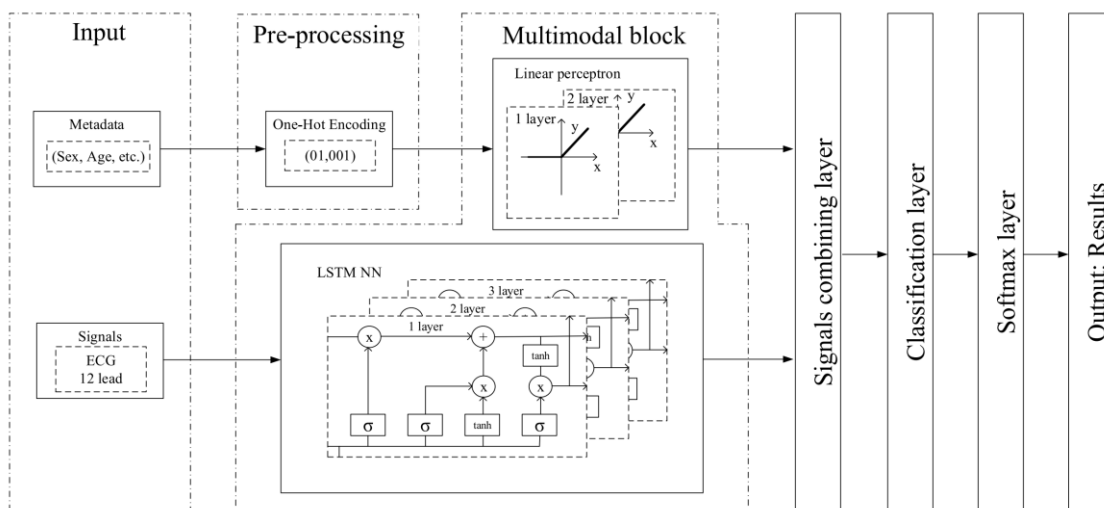
۲-۱-۱-۱-۱- فراداده‌های پیش پردازش

افزایش حجم اطلاعات دیجیتال در پزشکی به دلیل انباشته شدن داده‌ها از نتایج مطالعات آزمایشگاهی و ابزاری، داده‌های دستگاه‌های نظارتی، داده‌های پزشکی دیجیتالی شده گذشته و غیره رخ می‌دهد. آمار زیست پزشکی داده‌های ساختار یافته بیمار از جمله جنسیت، سن، آلرژی، عادات بد و غیره است. این اطلاعات برای تفسیر صحیح نتایج تجزیه و تحلیل ضروری است. معاینه پزشکی داده‌های ورودی به عنوان یک بردار ویژگی برای عملکرد صحیح ارائه شده توسط MM-NN ارائه می‌شود. از رمزگذاری تک داغ برای تبدیل ابر داده به مجموعه‌ای از متغیرهای باینری استفاده می‌شود.

۲-۱-۲- پرسپترون خطی

ابرداده تبدیل شده به بلوک پرسپترون خطی ارسال می‌شود. بلوک از یک پرسپترون چند لایه با دو لایه پنهان تشکیل شده است. بلوک «پرسپترون خطی» (شکل ۲-۱)، که یک پرسپترون چند لایه با دو لایه پنهان است، یک بردار از ابر داده‌های رمزگذاری شده شامل ۶ دسته دریافت می‌کند. سیگنال دارای ۶ دسته ارزش است.

جایی که w_{kj} : ضرایب وزن، x_j : مقادیر ورودی، N آخرین شماره لایه است. برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شد. برای ارزیابی شبیه‌سازی از یک تابع تلفات متقاطع آنتروپی اصلاح شده استفاده شد. تابع ضرر استفاده شده در شبیه‌سازی در پاراگراف «F» توضیح داده شده است. عملکرد از دست دادن». تابع از دست دادن آنتروپی متقاطع به دلیل عدم تعادل پایگاه داده انتخاب شد.



شکل ۲-۱- معماری شبکه عصبی چندوجهی پیشنهادی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG

۲-۱-۲- LSTM

ما هر بار ۶۰۰ نقطه داده از یک سیگنال ECG را تجزیه و تحلیل کردیم WT. سیگنال های ECG ب، سپس قوانین تصمیم گیری برای تشخیص اعمال می شود. شرح دقیق تری از روش تشخیص به شرح زیر ارائه می شود:

(۱) انتخاب مقیاس های مشخصه: از شکل ۲، می توان دید که $W_{f(n)}$ در مقیاس های کوچک مولفه های فرکانس بالای سیگنال را منعکس می کند و در مقیاس های بزرگ منعکس می کند. اجزای فرکانس پایین سیگنال با توجه به طیف توان سیگنال ECG، نویز و مصنوع، و پهنای باند $Qj(w)$ dB-نشان داده شده در جدول I واضح است که بیشتر انرژی های مجموعه QRS در مقیاس های Z^۳ و ۲۴، و انرژی در مقیاس ۲۳ بزرگترین است. از مقیاس ۲۳ تا مقیاس های کوچک تر یا بزرگ تر، انرژی کمپلکس QRS به تدریج کاهش می یابد. طبق آزمایشات ما برای مجتمع QRS با اجزای فرکانس بالا انرژی در مقیاس ۲ بزرگتر از مقیاس ۳Z است و برای مجتمع QRS با اجزای فرکانس پایین تر، انرژی در مقیاس ۲۴ بزرگتر از مقیاس است. ۲۳ برای مقیاس های بزرگ تر.

۲-۱-۲-۲- سیگنال های ترکیب کننده لایه

لایه ترکیب کننده سیگنال بردار ht را به عنوان ورودی دریافت می کند. که در آخرین لایه شبکه LSTM به دست آمد و بردار uk که در آخرین لایه چند لایه به دست می آید.

۲-۱-۲-۱- عملکرد از دست دادن

آخرین لایه‌های شبکه عصبی چندوجهی با استفاده از تابع softmax فعال می‌شوند. تابع آنتروپی متقاطع توزیع احتمال را بین دسته‌های طبقه‌بندی شده و توزیع واقعی اصلی مقایسه می‌کند. عدم تعادل در داده‌ها بر تابع ضرر طبیعی تأثیر می‌گذارد، استفاده از هزینه‌های نابرابر طبقه‌بندی اشتباه بین دسته‌ها این مشکل را حل می‌کند:

که در آن H - تعداد سیگنال‌های ECG، K - تعداد دسته‌هایی که داده‌ها بر روی آنها توزیع می‌شوند، q_k - نشانگر عضویت سیگنال y به دسته k . تابع از دست دادن آنتروپی متقاطع $E \delta$ برای داده‌های ترکیبی به شکل زیر خواهد بود:

که در آن I_{ky} - برچسب واقعی به عنوان مثال y از دسته k - m_k مدل شبکه عصبی با وزن μ_k . δ_k - دسته k - f_i نتیجه سیگنال‌های غیر مشابه ترکیب شده است. تابع فاصله بین توزیع خروجی و توزیع احتمال اولیه را مشخص می‌کند. حفظ تدریجی بردارهای واقعی و به حداقل رساندن تلفات در طول تمرین وجود دارد. اصلاح تابع از دست دادن آنتروپی متقابل با عوامل وزنی، تأثیر داده‌های نامتعادل را به حداقل می‌رساند. نتایج شبیه‌سازی در بخش بعدی ارائه شده است.

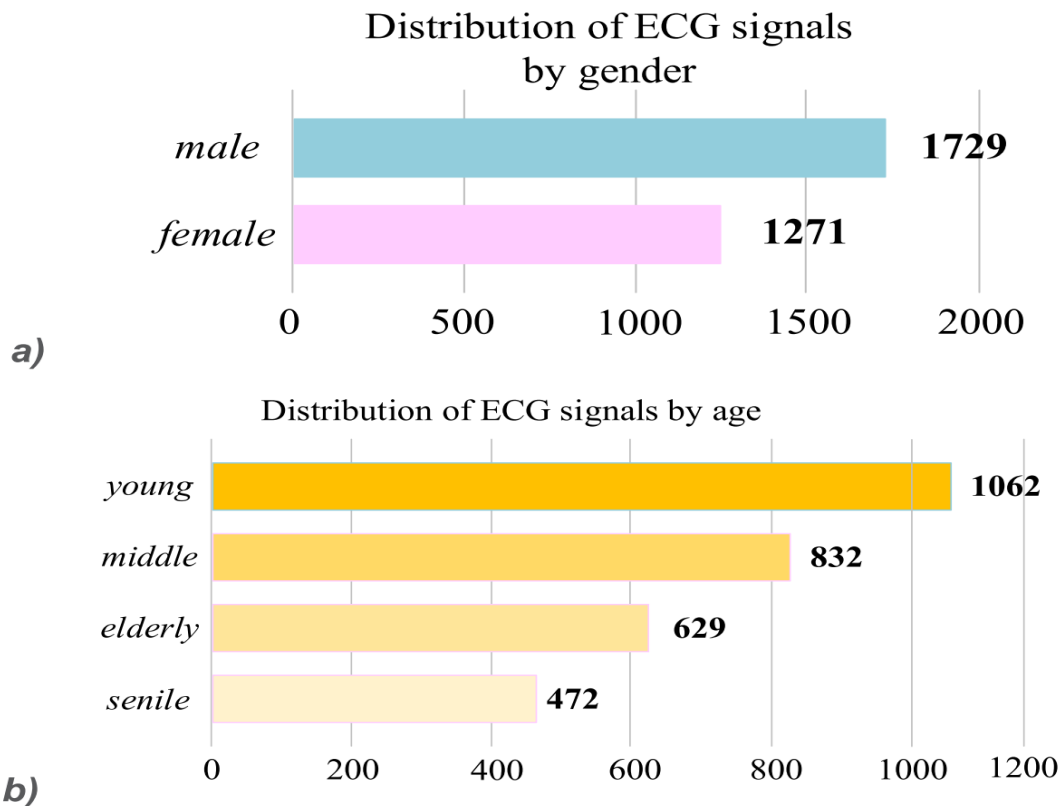
فصل سوم: نتایج و ارزیابی مدل‌های پیشنهادی

۳-۱- نتایج شبیه‌سازی

نتایج شبیه‌سازی با استفاده از Python ۳,۱۱,۰ روی رایانه شخصی با پردازنده Intel™ Core™ i۵-۸۵۰۰ با فرکانس ۳,۰۰ گیگاهرتز، ۱۶ گیگابایت رم و سیستم عامل ویندوز ۱۰ ۶۴ بیتی اجرا شد. آموزش MM-NN با استفاده از یک GPU مبتنی بر چیپست ویدئویی NVIDIA GeForce GTX ۱۰۵۰ TI انجام شد. چارچوب یادگیری ماشین Pytorch برای مدل‌سازی سیستم‌های شبکه عصبی استفاده شد. برای پردازش داده‌های آماری از کتابخانه‌های NumPy، Pandas و Scikit Learn استفاده شد. برای تجسم داده‌ها از کتابخانه Matplotlib استفاده شد.

بخشی از چالش PhysioNet/Computing در قلب و عروق پایگاه داده ۲۰۲۱ متشکل از ۳۰۰۰ سیگنال و ابرداده «Gender» و «Age» در شبیه‌سازی روش پیشنهادی MM-NN شرکت کردند. پارامتر «سن» در مرحله پردازش اولیه داده‌های آماری بیماران مطابق با طبقه‌بندی پذیرفته شده توسط WHO به چهار گروه تقسیم می‌شود. گروه‌های «جوان»، «میانسال»، «سال‌مندان» و «صدساله» شامل بیماران زیر ۴۴ سال، ۴۵ تا ۵۹ سال، ۶۰ تا ۷۴ سال و به ترتیب ۷۵ سال و بالاتر. بنابراین، تغییرپذیری پارامتر «سن» از ۸۶ به ۴ مقدار ممکن کاهش یافت. شکل ۳-۱ نمودارهای توزیع سیگنال‌های ECG انتخابی را با توجه به فاکتورهای آماری بیماران نشان می‌دهد. پردازش بیشتر داده‌های آماری برای ایجاد یک بردار ورودی با استفاده از روش رمزگذاری تک داغ بود. هر شبکه عصبی چندوجهی برای ۱۵ دوره آموزش داده شد. هنگام استفاده از دوره‌های بیشتر در هر یک از بلوک‌های پیشنهادی، بیش از حد برازش مشخصی مشاهده شد. اندازه دسته ورودی ۳۲ بود SGD به عنوان یک بهینه‌ساز با نرخ یادگیری استاندارد ۰,۰۰۱ و ممان ۰,۹ استفاده شد. در

نتیجه شبیه‌سازی مشخص شد که استفاده ترکیبی از داده‌های ناهمگن و سیگنال‌های ECG دقت تشخیص شبکه عصبی آریتمی‌های قلبی را افزایش می‌دهد و ارزش از دست دادن را کاهش می‌دهد. تابع ضرر برای محاسبه خطای بین پاسخ‌های واقعی و دریافتی استفاده می‌شود. بالاترین دقت تشخیص داده‌ها و سیگنال‌های ECG ۶۳,۰۰٪ بود و هنگام آزمایش داده‌های ناهمگن قلب با سیستم MM-NN به دست آمد. کوچک‌ترین شاخص تابع تلفات ۱,۰۵۳۳ بود و همچنین هنگام آزمایش MM-NN.A کاهش شاخص تابع تلفات و افزایش همزمان در دقت تشخیص سیگنال‌های ECG، اثربخشی روش پیشنهادی را اثبات می‌کند.



شکل ۳-۱- نمودار توزیع سیگنال‌های ECG از پایگاه داده PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge
 ۲۰۲۱، شرکت کننده در شبیه‌سازی، با توجه به فاکتورهای آماری بیماران: الف) بر اساس جنسیت، ب) بر اساس سن.

۳-۲- نتیجه‌گیری و بحث

۳-۲-۱- ارزیابی نتایج شبیه‌سازی

نتایج طبقه‌بندی در دو مرحله مورد ارزیابی قرار گرفت. مرحله اول تجزیه و تحلیل برآوردهای آماری MM-NN است، مرحله دوم مقایسه دقت طبقه‌بندی MM-NN و برآوردهای آماری با مقادیر پیشرفته مربوطه است.

۳-۲-۱-۱- امتیاز آماری

ویژگی حساسیت، امتیاز- F_1 ، ضریب همبستگی متیوز (MCC)، نرخ منفی کاذب (FNR)، نرخ مثبت کاذب (FPR) برای ارزیابی آماری مدل‌های آموزش دیده انتخاب شدند. همه نمرات به عنوان یک متریک کلی اندازه‌گیری شد. حساسیت میزان توانایی شبکه عصبی چندوجهی را در تشخیص وجود یک بیماری در بیماران واقعاً بیمار اندازه‌گیری می‌کند. ویژگی تعیین می‌کند که چگونه شبکه عصبی چندوجهی عدم وجود بیماری را در افراد سالم تشخیص می‌دهد. هرچه حساسیت بالاتر باشد، طبقه‌بندی هوشمند شبکه عصبی چندوجهی برای آرایشی‌های قلبی قابل اعتمادتر است. امتیاز- F_1 میانگین هارمونیک ارزش اخباری مثبت و حساسیت است. متریک آماری- F_1 score به نسبت داده‌ها در دسته‌ها بستگی دارد و همیشه نمی‌تواند سیستم‌هایی را که در آن‌ها عدم تعادل واضح داده‌ها وجود دارد به درستی ارزیابی کند MCC. معیار قابل اعتمادتری برای ارزیابی آماری سیستم‌هایی با داده‌های نامتعادل است. امتیاز MCC بالا نشان می‌دهد که شبکه عصبی چندوجهی در هر چهار دسته از ماتریس سردرگمی متناسب با مقدار داده در دسته‌ها عمل می‌کند. نرخ مثبت کاذب (FNR) و نرخ مثبت واقعی (FPR) احتمال هستند. رد نادرست و درست فرضیه

صفر به عنوان نتیجه آزمایش یک سیستم شبکه عصبی هنگام آزمایش سیستم‌های شبکه عصبی پیشنهادی برای تشخیص قلب.

آریتمی مشخص شد که بالاترین شاخص حساسیت متعلق به تجزیه و تحلیل MM-NN داده‌های ناهمگن بر اساس معماری LSTM و ۰,۶۳۰۰ است. بالاترین شاخص برآورد-F ۱ متعلق به تجزیه و تحلیل MM-NN ناهمگن است.

داده و ۰,۶۳۰۰ است. بهترین امتیاز MCC ۰,۴۷۷۰ بود و با تخمین MM-NN بر اساس معماری LSTM به دست آمد.

در نتیجه آزمایش کلیه سیستم‌های شبکه عصبی آموزش دیده بهترین نتیجه از نظر معیارهای ارزیابی آماری FNR و FPR از تجزیه و تحلیل MM-NN داده‌های ناهمگن بر اساس معماری LSTM به دست آمد و به ترتیب ۰,۳۷۰۰ و ۰,۰۹۲۵ بود. ماتریس‌های سردرگمی را برای آزمایش سیستم‌های شبکه عصبی توسعه یافته نشان می‌دهند که بر اساس آن تجزیه و تحلیل همزمان داده‌های ناهمگن هنگام آموزش شبکه عصبی چندوجهی شبکه عصبی چندوجهی می‌تواند تعداد پیش‌بینی‌های نادرست را کاهش دهد. هنگام مدل‌سازی یک شبکه عصبی چندوجهی بر اساس معماری پرسپترون خطی برای پردازش داده‌های آماری بیمار، تشخیص به سمت رایج‌ترین دسته‌ها تغییر کرد. نمودارهای شبیه‌سازی سیستم‌های توسعه یافته را برای تجزیه و تحلیل داده‌های قلبی برای تشخیص بیماری‌های قلبی نشان می‌دهند. افزایش دقت تشخیص و کاهش مقدار تابع ضرر نشان داده شده است. ادغام نمودارهای تشخیص پایه آزمون و آموزش در نشان می‌دهد که بهترین نتیجه شبیه‌سازی به دست آمده است. MM-NN نتیجه طبقه‌بندی بهتری نسبت به

طبقه‌بندی با استفاده از شبکه LSTM یا فقط پرسپترون خطی ارائه می‌دهد. در شکل ۸ (ب)، هنگام آزمایش مدل تنها با یک شبکه خطی، تابع تلفات تقریباً بدون تغییر باقی می‌ماند. هنگام آزمایش فقط با شبکه LSTM، تابع ضرر، با رسیدن به حداقل مقدار خود در یک لحظه خاص، شروع به رشد می‌کند. این ممکن است نشان‌دهنده برازش بیش از حد مدل به دلیل از دست دادن هر گونه داده یا به دلیل عدم تعادل داده باشد. با این حال، هنگام آزمایش سیستم شبکه عصبی MM-NN پیشنهادی، تابع تلفات کاهش می‌یابد و نمودار دقت. این بدان معناست که افزودن اطلاعات مربوط به داده‌های فردی بیمار به MM-NN به MM-NN این امکان را می‌دهد تا حتی از مقدار محدودی از داده‌ها، با دقت بیشتری بیاموزد.

۳-۲-۱-۲- مقایسه با پیشرفته ترین

تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای از نتایج شبیه‌سازی با روش‌های از قبل شناخته شده برای تشخیص آریتمی قلبی بر اساس طبقه‌بندی شبکه‌های عودکننده انجام شد. در پایگاه داده MIT-BIH برای مدل‌سازی روش پیشنهادی استفاده شد. این پایگاه شامل نتایج گرفتن نوار قلب دو بار از ۴۷ بیمار به مدت ۴۸ ساعت است. نویسندگان از یک اصلاح پایه استفاده کردند که در آن جریان ECG به سیگنال‌هایی که هر کدام حاوی یک ضربان قلب هستند تقسیم می‌شود. پیش پردازش سیگنال در این روش شامل روش نمونه‌گیری مجدد اقلیت مصنوعی (SMOTE) برای افزودن اطلاعات جدید و روش Edited Nearest برای حذف نمونه‌های طبقه‌بندی اشتباه است. شبکه LSTM برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG استفاده می‌شود. ترکیب دو روش اول منجر به دقیق‌ترین جداسازی طبقات شد که امکان بهبود نتیجه طبقه‌بندی را فراهم کرد. با این حال،

استفاده از پایگاه داده توسط تعداد نسبتاً کمی از بیماران می‌تواند نتایج مطالعه را منحرف کند. نویسندگان شبیه‌سازی کردند.

دو مدل بر اساس طبقه‌بندی توسط شبکه LSTM، اما برای حل مشکل عدم تعادل داده، سیگنال‌ها را با استفاده از روش‌های نمونه‌گیری مجدد تصادفی (ROS) و SMOTE پیش پردازش کردند. عدم تعادل داده‌ها می‌تواند منجر به آموزش مجدد شبکه عصبی شود که منجر به طبقه‌بندی نادرست سیگنال‌ها می‌شود. روش‌های نمونه‌گیری مجدد ROS و SMOTE عدم تعادل داده‌ها را با افزودن داده‌های جدید اصلاح می‌کنند. شبیه‌سازی بر روی پایگاه داده ۱۲ کانالی PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge انجام شد. چنین نرخ‌های پایینی به دلیل عدم شخصی‌سازی سیگنال‌ها است. در پایگاه داده PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge نیز برای مدل‌سازی استفاده شد. شبیه‌سازی بر روی یک معماری سه لایه از شبکه بازگشتی ResNet انجام شد. فرصت بهبود عملکرد در پیش پردازش داده‌ها و شخصی‌سازی آن‌ها نهفته است.

MM-NN پیشنهادی نتیجه ۲ درصدی بالاتر از روش پیشنهادی در ۴۵ و ۴۴ درصدی بالاتر از شبکه LSTM را نشان داد. پیش پردازش سیگنال‌های ECG برای بهبود نتایج طبقه‌بندی با روش‌هایی مانند تبدیل موجک، نمونه‌گیری مجدد اقلیت مصنوعی، نمونه‌گیری مجدد تصادفی، استخراج موج P، R، S، T و U از جریان سیگنال ECG ضروری است. همچنین افزودن مرحله استخراج ویژگی با استفاده از CNN، RNN، شبکه‌های عصبی از پیش آموزش دیده به نتیجه بهتری دست خواهد یافت. استفاده از روش‌های گروهی، برای مثال [۵۶]، برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG نتایج مدل‌سازی را نیز بهبود می‌بخشد. ترکیب تمام

روش‌های پیشنهادی برای بهبود MM-NN احتمالاً حداکثر نتیجه طبقه‌بندی سیگنال را به دست خواهد آورد.

مراجع

Multimodal Neural Network for Recognition of Cardiac Arrhythmias Based on 12-Lead Electrocardiogram Signals

MARIYA R. KILADZE ¹ , ULYANA A. LYAKHOVA ^{1,2}, PAVEL A. LYAKHOV ^{1,2} ,
NIKOLAY N. NAGORNOV ¹ , AND MOHSEN VAHABI ³ ¹Department of Mathematical
Modeling, North-Caucasus Federal University, 355017 Stavropol, Russia ²North-Caucasus
Center for Mathematical Research, North-Caucasus Federal University, 355017 Stavropol,
Russia ³Faculty of Electrical Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrud,
Semnan 3619995161, Iran Corresponding author: Mariya R. Kiladze (merchali@mail.ru)

This work was supported in part by the Russian Science Foundation under Project 22-71-00009, in part by the Russian Science Foundation under Project 23-71-10013, and in part by the Council for Grants of President of Russian Federation under Project MK-371.2022.4.