

کاربردیادگیری عمیق برای پیش بینی حمله قلبی با هوش مصنوعی قابل توضیح



الیاس دریتساس * و ماریا تریگا

مرکز تحقیقات و نوآوری آتنا، موسسه سیستم های صنعتی (ISI)، 26504 پاتراس، یونان؛ gr
* مکاتبات: dritsas@isi.gr

چکیده: بیماری قلبی همچنان یک از علل اصلی مرگ و میر در سراسر جهان است و پیش بینی به موقع و دقیق حمله قلبی به دلیل پیچیدگی این بیماری و محدودیت های روش های تشخیص سننی، بسیار مهم اما چالش برانگیز است. این چالش هاشامل نیاز به تشخیص های منابع بر و دشواری در تفسیر مدل های پیش بینی پیچیده در محیط های بالینی است. در این مطالعه، ما عملکرد پنج مدل شناخته شده یادگیری عمیق (DL)، یعنی پرسپترون چندلایه (MLP)، شبکه عصبی کانولوشن (CNN)، شبکه عصبی بازگشتی (RNN)، حافظه کوتاه مدت بلندمدت (LSTM) و واحد بازگشتی دروازه دار (GRU) و یک مدل ترکیبی را بر روی یک مجموعه داده پیش بینی حمله قلبی اعمال و مقایسه من کنیم. هر مدل به درستی بالاستفاده از دقت، صحت، فراخوانی، امتیاز F1 و مساحت زیر منحنی مشخصه عملیاتی گیرنده (AUC) به عنوان معیارهای عملکرد تنظیم و ارزیابی شد. علاوه بر این، با ادغام یک تکنیک هوش مصنوعی قابل توضیح (XAI)، به ویژه توضیحات افزایشی شپلی (SHAP)، قابلیت تفسیر پیش بینی ها را افزایش می دهیم و آنها را برای متخصصان مراقبت های بهداشتی قابل اجرا می کنیم و در نتیجه کاربرد بالینی را افزایش می دهیم. نتایج آزمایش نشان داد که مدل هیبریدی (Hybrid) با دستیاری به بالاترین عملکرد در تمام معیارها، بر مدل قلبی برتری دارد. به طور خاص، مدل هیبریدی به دقت ۹۱٪، دقت ۸۹٪، میزان بازخوانی ۹۰٪، امتیاز ۸۹٪ F1 و سطح زیر منحنی (AUC) ۰.۹۵ دست یافت. این نتایج توانایی برتر مدل هیبریدی را در پیش بینی حملات قلبی، به دلیل مدیریت کارآمد داده های متوال و وابستگی های بلندمدت، برجسته کرد.

کلمات کلیدی: حمله قلبی؛ یادگیری عمیق؛ SHAP؛ سلامت الکترونیک؛ پیش بینی؛ تحلیل داده ها



۱. مقدمه

بیماری قلبی همچنان علت اصلی مرگ و میر در سراسر جهان است و حملات قلبی یکی از تظاهرات غالباً شدید این بیماری است. پیش بینی به موقع و دقیق حملات قلبی می تواند با امکان مداخله زودهنگام و مراقبت های پزشکی مناسب، میزان مرگ و میر را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. [۱، ۲].

حمله قلبی که در پزشکی به عنوان انفارکتوس میوکارد شناخته می شود، زمانی رخ می دهد که جریان خون به بخش از قلب برای مدت طولانی مسدود شود، به طوری که بخش از عضله قلب آسیب بیند یا بمیرد. این اغلب ناشی از تجمع چربی، کلسترول و سایر مواد است که پلاکی را در شریان های کرونری که قلب را تغذیه می کنند (بیماری عروق کرونر) تشکیل می دهند. هنگامی که پلاکی در شریان قلب پاره می شود، لخته خون در اطراف پلاک تشکیل می شود. اگر لخته به اندازه کافی بزرگ شود، می تواند جریان خون را از طریق شریان کرونری تا حد زیادی یا به طور کامل مسدود کند. [۳، ۴].

اگر انسداد به سرعت برطرف نشود، بخش از عضله قلب که توسط شریان تغذیه می شود، شروع به مردن می کند. بافت سالم قلب با بافت اسکار جایگزین می شود که بر توانایی قلب در پمپاژ مؤثر تأثیر می گذارد و می تواند منجر به عوارض مادام العمر و نارسایی احتمالی قلب شود. علائم حمله قلبی می تواند بسیار متفاوت باشد، از درد ناگهانی و شدید قفسه سینه کلاسیک گرفته تا علائم طریفی که ممکن است شامل ناراحتی قفسه سینه، تپش قلب، درد قسمت بالای بدن، حالت تهوع و تنگی نفس باشد. مراقبت پزشکی فوری می تواند در بازگرداندن جریان خون و به حداقل رساندن آسیب به بافت قلب بسیار مهم باشد. [۴، ۵].

ویراستار آکادمیک: یاپیلو بلاویستا
دریافت: ۳۱ ژوئیه ۲۰۲۴ اصلاح شده:
۱۸ سپتامبر ۲۰۲۴ پذیرفته شده: ۲۳ سپتامبر ۲۰۲۴ منتشر شده: ۲۵ سپتامبر ۲۰۲۴.
https://doi.org/10.3390/computers13100244

حق نشر: © ۲۰۲۴ توسط نویسندهان. دارنده مجوز MDPI. بازل، سوئیس. این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY) https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/ منتشر شده است.

پیشرفت در درمان پزشکی، میزان بقا و کیفیت زندگی قربانیان حمله قلبی را بهبود بخشیده است. مداخلات اورژانسی مانند آثیوپلاستی و پیوند بای پس عروق کرونر من تواند جریان خون را به قلب بازگرداند. داروهایی مانند ترومبولیتیک ها من توانند لخته های خونی را که شریان های کرونری را مسدود می کنند، حل کنند. درمان های پس از حمله قلبی ممکن است شامل توانبخشی قلبی، تنظیم سبک زندگی و رژیم های دارویی برای مدیریت عوامل خطر و جلوگیری از حملات بعدی باشد. آموزش مداوم بیمار در مورد شناخت علائم و مدیریت مؤثر سلامت، نقش مهمی در بهبود نتایج و جلوگیری از حوادث آینده دارد. [۷، ۸].

در سال های اخیر، کاربرد یادگیری ماشینی (DL) در تشخیص های پزشکی، به ویژه در پیش بینی شرایط بحرانی مانند حملات قلبی، پتانسیل فوق العاده ای از خود نشان داده است. با این حال، یکی از چالش های مهم در به کارگیری این مدل ها در عمل بالینی، قابلیت تفسیر آن ها است. متخصصان مراقبت های بهداشتی نه تنها به پیش بینی های دقیق، بلکه به درک روشی از چگونگی انجام این پیش بینی ها برای اعتماد و عمل به آن ها نیز نیاز دارند. تکنیک های XAI با شفاف و قابل تفسیر کردن فرآیند تصمیم گیری مدل های پیچیده، به عنوان ابزارهای حیاتی در پرداختن به این چالش ظهرور کرده اند [۹-۱۱]. در میان این تکنیک ها، SHAP برجسته است. مقادیر SHAP، که ریشه در نظریه بازی های مشارکتی دارند، معیاری یکپارچه از اهمیت ویژگی ها ارائه می دهند و تأثیر هر ویژگی را بر خروجی مدل کمی من کنند. با ادغام SHAP در فرآیند پیش بینی، این مطالعه نه تنها دقت پیش بینی های حمله قلبی را با استفاده از مدل های پیشرفته یادگیری ماشینی افزایش می دهد، بلکه تضمین می کند که این پیش بینی ها برای متخصصان مراقبت های بهداشتی قابل فهم و عملی هستند. [۱۲، ۱۳].

انگیزه اصلی این کار، پرداختن به نیاز حیاتی برای پیش بینی دقیق و به موقع حملات قلبی است که همچنان یکی از علل اصلی مرگ و میر در سطح جهان است. روش های سنتی برای تشخیص و پیش بینی حملات قلبی، اگرچه مؤثر هستند، اما اغلب به زمان و منابع قابل توجهی نیاز دارند و ممکن است همیشه هشدارهای اولیه لازم برای جلوگیری از پیامدهای نامطلوب را ارائه ندهند. با بررسی قابلیت های مدل های یادگیری عمیق (DL)، هدف ما مهار قدرت تکنیک های محاسباتی پیشرفته برای بهبود دقت و کارایی پیش بینی است. این مطالعه با پتانسیل افزایش فرآیندهای تصمیم گیری بالینی، کاهش بار سیستم های مراقبت های بهداشتی و در نهایت نجات جان انسان ها با امکان تشخیص زودهنگام و دقیق تر خطرات حمله قلبی انجام می شود.

این کار چندین سهم قابل توجه در حوزه تشخیص پزشکی و تجزیه و تحلیل پیش بینی کننده دارد:

- ما مقایسه ای جامع از پنج مدل برجسته یادگیری ماشینی (DL)، شامل MLP، CNN، RNN، LSTM، GRU و یک مدل ترکیبی در زمینه پیش بینی حمله قلبی ارائه می دهیم. این تجزیه و تحلیل به شناسایی نقاط قوت و ضعف هر مدل کمک می کند و بینش های ارزشمندی در مورد مناسب بودن آنها برای کاربردهای پزشکی ارائه می دهد.
- با ارزیابی مدل ها با استفاده از طیف وسیعی از معیارهای ارزیابی، از جمله دقت، دقت، یادآوری، امتیاز F1 و AUC، ارزیابی کامل از عملکرد آنها را تضمین می کنیم. این رویکرد چندوجهی، درک جامع تری از اثربخشی هر مدل در پیش بینی حملات قلبی ارائه می دهد.
- این مطالعه مراحل کلیدی روش شناسی اتخاذ شده، شامل پیش پردازش داده ها، فرآپارامترهای بهینه و اندازه گیری اهمیت ویژگی ها را با فرض تقسیم آموزش-آزمون ۰-۸۰-۲۰، برای اطمینان از ارزیابی قوی و قابل اعتماد مدل ارائه می دهد.
- با استفاده از SHAP، یک تکنیک XAI، این مطالعه بینش های شفاف و قابل تفسیری در مورد فرآیندهای تصمیم گیری مدل های DL ارائه می دهد و پیش بینی ها را قابل فهم تر و قابل اعتمادتر می کند.

• نتایج این مطالعه، بینش های عملی برای متخصصان مراقبت های بهداشتی و محققان ارائه می دهد و مشخص می کند که کدام مدل های یادگیری عمیق (DL) ممکن است برای پیش بینی حمله قلبی مؤثرتر باشند. این بینش ها من توانند تحقیقات آینده و توسعه ابزارهای پیش بینی در محیط های بالینی را هدایت کنند و به بهبود نتایج بیمار کمک کنند.

این مقاله پژوهشی به شرح زیر ساختار یافته است. در بخش ۲، ما آثار مرتبط با موضوع را بررسی می کنیم. بخش ۳ جزئیات مجموعه داده های مورد استفاده را شرح داده و روش شناسی اتخاذ شده را بررسی می کند. بخش ۴ نتایج تجربی مدل های یادگیری ماشین را ارائه داده و عملکرد آنها را ارزیابی می کند. در نهایت، بخش ۵ یافته های تحقیق ما را خلاصه می کند و مسیرهای بالقوه آینده را مورد بحث قرار می دهد.

۲. کارهای مرتبط

در سال‌های اخیر، کاربرد تکنیک‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در تشخیص‌های پزشکی، به ویژه در پیش‌بینی حملات قلبی، توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده است. مطالعات متعددی مدل‌ها و رویکردهای مختلفی را برای بهبود دقت و قابلیت اطمینان‌پیش‌بینی‌های حمله قلبی بررسی کرده‌اند و بر نیاز به راه حل‌های قابل تفسیر و از نظر بالینی قابل اجرا تأکید دارند.

اولاً، سهم کار [۱۲] در توسعه یک سیستم پیش‌بینی خودکار بیماری قلبی با استفاده از یک مدل شبکه عصبی عمیق (DNN) نهفته است. این مدل پیشنهادی، ناهنجاری‌های کلیدی در روش‌های قبلی مانند مسائیل مربوط به دقت و نیاز به پیش‌پردازش دستی داده‌ها را با پیاده‌سازی یک مرحله پیش‌پردازش کاملاً خودکارداده‌ها، برطرف می‌کند. اثربخشی مدل بر روی یک مجموعه داده از مخزن UCI، کلیولند، آزمایش شد و به حداقل دقت ۸۷.۶٪ دست یافت که از سایر الگوریتم‌های ML بهتر عمل می‌کند. با بهره‌گیری از پیچیدگی و قابلیت‌های استخراج ویژگی DL، این روش پیش‌بینی‌های قابل اعتمادتری را نوید می‌دهد و فرصت‌هایی را برای پیشرفت‌های آینده در تجزیه و تحلیل داده‌های پزشکی با استفاده از تکنیک‌های DL فراهم‌می‌کند.

کارپیشنهادی [۱۵] از CNN برای افزایش دقت پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از مجموعه داده کلیولند استفاده می‌کند. مدل CNN با یک لایه ورودی متراکم از ۱۲۸ نورون و دو لایه پنهان با اندازه‌های تجمع خاص طراحی شده است و از بهینه ساز Adam برای مدیریت نویز و مسائیل گردایان پراکنده استفاده می‌کند. نتایج تجربی، دقت پیش‌بینی بالای ۷۵.۲٪ را نشان می‌دهد که نشان دهنده اثربخشی CNN در این حوزه است. این مدل به طور قابل توجهی معیارهای خطرا کاهاش من دهد و آن را به ابزاری قوی برای تشخیص زودهنگام بیماری قلبی تبدیل می‌کند و به طور بالقوه با امکان مداخله پزشکی به موقع، جان بسیاری را نجات می‌دهد.

علاوه‌بر این، کار [۱۶] مجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تکنیک‌های یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی بیماری قلبی با دقت بالا ادغام می‌کند. با استفاده از الگوریتم‌هایی مانند طبقه‌بندی کننده جنگل تصادفی (RF) و یک مدل یادگیری ماشین سفارشی، این مطالعه به بهبود قابل توجهی در دقت دست یافت. مدل یادگیری ماشین با استفاده از نمونه‌گیری پیش از حد برای متعادل کردن مجموعه داده‌ها، عملکرد برتر را با دقت ۹۲.۳۵٪، دقت ۸۰.۸۴٪، فراخوان ۹۴.۲۰٪ و امتیاز F1 ۹۲.۴۹٪ نشان داد. از یک مجموعه داده برگرفته از سیستمنظرارت بر عوامل خطر رفتاری (BRFSS) استفاده شد که ۱۹ متغیر مربوط به عوامل سبک زندگی یک فرد را که می‌توانند در معرض خطر ابتلا به هر نوع بیماری قلبی عروقی باشند، در خود نگه می‌دارد.

یک شبکه عصبی عمیق CNN به نام CardioHelp به طور مؤثر احتمال بیماری قلبی عروقی را پیش‌بینی می‌کند [۱۷]. این مدل با دستیابی به دقت پیش‌بینی ۹۴.۷۸٪، که به طور قابل توجهی بالاتر از تکنیک‌های قبلی است، از روش‌های موجود پیش‌بینی می‌گیرد. معماری CNN از لایه‌های کانولوشن و ادغام برای مدیریت مدل سازی داده‌های زمانی استفاده می‌کند و پیش‌بینی را در مراحل اولیه بهبود می‌بخشد. نتایج تجربی نشان می‌دهد که CardioHelp نه تنها دقت، بلکه عملکرد کلی را در مقایسه با روش‌های پیشرفت‌بهبود می‌بخشد و آن را به ابزاری قوی برای تشخیص زودهنگام بیماری‌های قلبی تبدیل می‌کند.

به طور مشابه، مرجع [۱۸] یک مدل ترکیبی را ارائه می‌دهد که ترکیبی از ماشین بردار پشتیبان (SVM)، K-نزدیک ترین همسایه‌ها (K-NN) و درخت‌های تصمیم‌گیری (DT) برای پیش‌بینی بیماری قلبی است و به دقت ۹۵.۵٪ دست می‌پاید. این مدل به طور بهینه نقاط قوت هر الگوریتم را ادغام می‌کند و در نتیجه عملکرد پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. از یک مجموعه داده شناخته شده بیماری قلبی استفاده شده و با دقت پیش‌بینی شده است تا از قابلیت اطمینان و اعتبار آن اطمینان حاصل شود. با اجرای یک رویکرد لایه‌ای، این مدل به طور موثر خطاها پیش‌بینی را به حداقل می‌رساند و ابزاری قوی برای تصمیم‌گیری بالینی ارائه می‌دهد. تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای، برتری آن را نسبت به مدل‌های سنتی بررسی می‌کند و پتانسیل قابل توجه آن را برای کاربردهای پزشکی در دنیای واقعی نشان می‌دهد.

کارتحقيقانی [۱۹] از یک شبکه عصبی عمیق (DNN) با بهینه سازی فراپارامتری (TO) تالوس برای پیش‌بینی بیماری قلبی استفاده کردند. این مدل خاص به دقت طبقه‌بندی ۹۰.۷۸٪ دست یافت که از الگوریتم‌های دیگری مانند K-NN با ۹۰.۱۶٪، رگرسیون لجستیک با ۸۵.۲۵٪ و SVM با ۸۱.۹٪ بهتر عمل می‌کند. این رویکرد، اثربخشی بهینه سازی تالوس را در افزایش دقت پیش‌بینی نشان می‌دهد و آن را به ابزاری قوی برای تشخیص زودهنگام بیماری قلبی تبدیل می‌کند. دقت بالای این مدل می‌تواند به طور قابل توجهی در مداخله و درمان به موقع بیماران کمک کند.

علاوه‌بر این، مرجع [۲۰] از یک نسخه اصلاح شده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) سنتی، شبکه عصبی اصلاح شده با یادگیری عمیق (DLMNN)، که بهبود یافته است، استفاده کرد.

با استفاده از الگوریتم بهینه سازی ماهی مرکب (CFOA) برای دقت بهتر، مجموعه داده های بیماری قلبی مجارستان از مخزن UCI به عنوان معیاری برای آموزش مدل انتخاب شد. این داده ها دارای ویژگی های مشابه کلیولند هستند، به جز ویژگی ای که تعداد رگ های اصلی را ثبت می کند. داده های واقعی بیمار که از طریق شبکه حسگر IoT جمع آوری شده اند، برای تشخیص وجود بیماری با استفاده از DLMNN مورد استفاده قرار گرفتند و به دقت ۹۶.۸٪، همراه با ویژگی بالای ۸۵٪، حساسیت ۱۳٪ و امتیاز F1 ۹۸.۳٪ دست یافتند که از ANN عملکرد بهتری دارد.

نویسندها در [۲۱] یک مدل پیش بینی برای دادگیری ماشینی (DL) و به ویژه شبکه عصبی مصنوعی (ANN) را برای پیش بینی بیماری های قلبی عروقی پیشنهاد می دهند. مدل شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی ۱۳ گره ای، یک لایه پنهان ۴ گره ای و یک لایه خروجی نهایی طراحی شده است که با استفاده از بهینه ساز آدام وتابع زیان آنتروپی متقاطع دودویی بهینه سازی شده است. شبکه عصبی مصنوعی به دقت ۸۵.۲٪ درصد رسیده است که از مدل های سنتی یادگیری ماشین مانند (SVM و DT) (از ۸۱.۹۷٪) نظر دقت) بهتر عمل می کند. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی از نظر سایر معیارها شامل دقت، فراخوانی و امتیاز F1 برابر با ۸۵٪ است که نشان دهنده استحکام و اثربخشی آن در پیش بینی بیماری قلبی است. در نهایت، به مرجع [۲۲] یک مدل DL مبتنی بر SMOTE کارآمد برای پیش بینی حمله قلبی معرفی می کند که به دقت ۹۶٪ دست می یابد. این مدل از تکنیک نمونه گیری پیش از حد اقلیت مصنوعی (SMOTE) برای رفع عدم تعادل داده ها استفاده می کند و از یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بدون نیاز به مهندسی ویژگی گسترش دارد. مدل ANN با مقادیر دقت و فراخوانی ۹۵.۷٪ و امتیاز F1 ۹۵.۷٪ عملکرد برتر را نشان داد. این رویکرد از سایر مدل های یادگیری ماشین و سیستم های موجود بهتر عمل کرد و قابلیت اطمینان و اثربخشی بالایی را در پیش بینی حملات قلبی نشان داد و در عین حال هزینه های محاسباتی را به حداقل رساند.

میز را رویکرد پیشنهادی را با کارهای مرتبط مقایسه می کند و بر مجموعه داده ها، مدل و معیار عملکرد تأکید دارد. جدول نشان می دهد که چگونه رویکرد پیشنهادی از مدل های موجود در یک معیار کلیدی AUC که سایر کارها آن را فرض نکرده اند) متمایز است، در حالی که به نیاز حیاتی برای شفافیت مدل از طریق اdagam SHAP نیز می پردازد. این مقایسه مزایای روش ما را هم از نظر قدرت پیش بینی و هم از نظر کاربرد بالینی برجسته می کند و آن را از مدل های مورد بحث در کارهای مرتبط متمایز می کند. برای مقایسه عملکرد منصفانه بین مدل های رایج در هر کار و مطالعه ما، باید از همان مجموعه داده ها، پیش پردازش، تنظیم و روش های آموزشی استفاده می شد. به عنوان مثال، استفاده از SMOTE همانطور که در [۲۳] نشان داده شده است] بسیار به عملکرد مدل کمک می کند، که در آن از همان مجموعه داده ها استفاده شده است، اما در کار ما، چنین روشی اعمال نشده است، بنابراین نمی توان مقایسه های ساده ای انجام داد.

جدول ۱. مقایسه آثار مرتبط.

مرجع	مجموعه داده ها	تعداد ویژگی ها	مدل	متريک
[۲۴]	کلیولند	۱۴	دی ان ان	دققت ۸۷.۶٪
[۲۵]	کلیولند	۱۴	س ان ان	دققت ۷۰.۲٪
[۲۶]	نیاف آر اس آس	۱۹	ونمونه گیری پیش از حد DL	دققت ۹۱.۳٪، دقت ۹۰.۸٪، امتیاز F1 ۹۲.۴٪، امتیاز ۹۰.۸٪، میزان بازیابی ۹۲.۴٪
[۲۷]	کلیولند	۱۴	س ان ان عمیق	دققت ۹۴.۷٪
[۲۸]	کلیولند	۱۴	دیال	دققت ۹۴.۲٪، میزان بازیابی ۸۲.۳٪، ویژگی ۸۳٪
[۲۹]	کلیولند	۱۴	دی ان ان	دققت ۹۰.۷٪
[۲۰]	مجارستانی	۱۳	DLMNN	دققت ۹۷٪، ویژگی ۸۵٪، میزان یادآوری ۹۸.۳٪، امتیاز F1 ۹۸.۳٪
[۲۱]	کلیولند	۱۴	شبکه عصبی مصنوعی (ANN)	دققت ۸۵.۲٪
[۲۲]	کلیولند	۱۴	پادگیری ماشین مبتنی بر SMOTE مدل	دققت ۹۶٪، امتیاز F1 ۹۶٪، دقت و فراخوانی ۹۶٪
پیشنهادی	کلیولند	۱۴	مدل ترکیبی (CNN، GRU) با SHAP	دققت ۹۱٪، دقت ۸۹٪، میزان فراخوانی ۹۰٪، امتیاز ۹۵٪، AUC ۰.۹۵٪

با این حال، مزایای متمایز آن نسبت به رویکردهای ذکر شده در بالا عبارتند از:

- با ترکیب CNN و GRU، این مدل به طور مؤثر ویژگی های مکانی و زمانی را ثبت می کند. علاوه بر این، معماری مدل به گونه ای طراحی شده است که الگوهای پیچیده را در داده های متواالی (پزشکی) مدیریت کند و آن را در برابر سناریوهای بالینی متنوع مقاوم تر سازد (جزئیات بیشتر در بخش ... ارجائی شده است).^(۳.۳)
- این مدل با استفاده از معیارهای چندگانه - دقت، صحت، بازخوانی، امتیاز F1 و AUC - ارزیابی می شود که برخلاف بسیاری از مطالعات که بر روی یک معیار واحد تمرکز می کنند، ارزیابی کاملی از عملکرد آن را تضمین می کند.
- ادغام SHAP بینش های شفافی در مورد فرآیند تصمیم گیری مدل ارجائی می دهد و به نیاز حیاتی برای تفسیرپذیری در محیط های بالینی که اکثر مدل های دیگر فاقد آن هستند، پاسخ می دهد. با افزایش عملکرد و تفسیرپذیری، این مدل برای پیاده سازی بالینی در دنیای واقعی مناسب تر است و آن را به گزینه ای مناسب تر برای بهبود نتایج بیمار تبدیل می کند.

به طور خلاصه، این مزایای ترکیبی، رویکرد پیشنهادی را نه تنها از نظر فنی برتر، بلکه با نیازهای عملی متخصصان مراقبت های بهداشتی نیز همسو تر می کند و آن را از سایر روش های موجود در مقالات متمایز می سازد.

۳. مواد و روش ها

در ابتداء، ما بر توصیف و تحلیل مجموعه داده ها تأکید کردیم. سپس، بر مراحل کلیدی روش شناختی به کاررفته در این مطالعه تمرکز کردیم: آماده سازی داده ها، آموزش مدل، ارزیابی و کاربرد تکنیک XAI. هر مرحله بادقت اجرا شد تا از قابلیت اطمینان و استحکام نتایج اطمینان حاصل شود.

۱.۳. توصیف و تحلیل مجموعه داده های حمله قلبی

مجموعه داده ها [۲۳] که ما به آن تکیه کردیم شامل ۱۴ ویژگی و ۳۰۳ نمونه (کلیولند)، شامل ۶ ویژگی دسته بندی شده، ۲ ویژگی اسمی (بله/خیر، مرد/زن) و ۶ ویژگی عددی است. یک نسخه کمی اصلاح شده از این مجموعه داده با حذف تنها ۶ ردیف با مقادیر گمشده استفاده شد؛ بنابراین مجموعه ای از ۲۹۷ نمونه پدیدار شد. جزئیات مجموعه داده به دست آمده در جدول ارجائی شده است.^(۲)

مجموعه داده مورد استفاده در این مطالعه به دلیل تعادل ویژگی ها و نمونه ها انتخاب شد، که پیچیدگی قابل کنترل را برای توسعه و مقایسه مدل اولیه فراهم می کند، در حالی که مخازن مجموعه داده جایگزین [۲۴] با ارجائی حجم نمونه بزرگتر (مجموعه داده های افزوده تولید شده از طریق تکثیر نمونه با استفاده از طبقه بندی کننده های یادگیری ماشین متنوع) یا مجموعه ویژگی های مختلف، مجموعه داده انتخاب شده برای اطمینان از کاوش متمرکز عملکرد مدل با یک مجموعه ویژگی با اندازه متوسط که شامل متغیرهای بالینی حیاتی است، انتخاب شد. این امکان ارزیابی دقیق قابلیت های مدل را قبل از مقیاس بندی به مجموعه داده های بزرگتر و پیچیده تر فراهم کرد.

این شامل افراد ۲۹ تا ۷۷ ساله است که بیماران مرد با مقدار جنسیتی بله و بیماران زن با مقدار خیر نشان داده شده اند. چهار نوع درد قفسه سینه ثبت شده است: درد قفسه سینه معمولی (ناشی از کاهش جریان خون به دلیل تنگی عروق کرون)، درد قفسه سینه غیرمعمول و غیر آرثی (ناشی از علل مختلف و ممکن است نشان دهنده بیماری قلبی نباشد) و آنژین بدون علامت که ممکن است به بیماری قلبی نیز مربوط نباشد. ویژگی های اضافی شامل RestBP (فسار خون در حالت استراحت)، Chol (سطح کلسترول سرم)، FastBS (با مقادیری که در صورت وجود قند خون ناشتا بالاتر از ۱۲۰ میلی گرم در دسی لیتر، بله و در صورت کمتر بودن، خیر تعیین می شوند)، RestECG (نتیجه الکتروکاردیوگرافی در حالت استراحت)، MaxHR (حداکثر ضربان قلب به دست آمده)، ExIndAginia (آنژین ناشی از ورزش، که در صورت وجود درد، بله و در غیر این صورت خیر ثبت می شود)، STD (افت ST ناشی از ورزش)، شیب (شیب اوج قطعه ST در ورزش)، NMAjV (NMAjV) و تعداد رگ های اصلی که توسط فلوروسکوپی رنگ آمیزی می شوند)، thal (یک اختلال خونی به نام تالاسمی) و حمله قلبی (ویژگی کلاس، با مقدار خیر برای حالت طبیعی و بله برای نشان دادن عدم وجود یا وجود حمله قلبی).

درزیبخش های بعدی، تحلیل ویژگی هایی که موقع حمله قلبی را نشان می دهند، به دو بخش عددی و اسمی تقسیم می کنیم. در مورد ویژگی هایی با مقادیر عددی، ما به طور خاص دو گروه مشاهده شده (بله، خیر) را با هم مقایسه می کنیم و یک تصویر گرافیکی سطح بالا از حداقل، چارک ۲۵٪، میانه (یا چارک ۵٪)، میانگین،

اطلاعات چارک ۷۵٪ و حداکثر، همچنین تقارن، چولگی، واریانس و داده های پرت دو گروه را آشکار می کند. در موردوییگی های اسمی، مقادیر آنها (داده های دسته بندی شده) و شیوع در هر گروه ارائه و به درستی مورد بحث قرار گرفته است.

جدول ۲. اطلاعات ویژگی در مجموعه داده ها.

نام ویژگی	نوع	توضیحات	حدوده مقادیر
سن	عددی	سن فرد - سال	۷۷-۲۹
اسکس	اسمی	جنسیت فرد	مرد، زن
چست پی	دسته بندی	نوع درد قفسه سینه (نوع آثین)	درد تیبیک، آئیپیک، غیر آثینی، بدون علامت
استراحت بی	عددی	فشارخون در حالت استراحت - میلی متر/جیوه	۲۰۰-۹۴
چول	عددی	کلسترول سرم - میلی گرم در دس لیتر	۵۶۴-۱۲۶
فست بی اس	اسمی	قندخون ناشتا - میلی گرم در دس لیتر	نه، بله
(RestECG)	دسته بندی	نتایج ECG در حالت استراحت	طبیعی، هیپرتروفی، غیرطبیعی بدون موج ST-T
مکس اج آر	عددی	حداکثر ضربان قلب ثبت شده - bpm	۲۰۲-۷۱
ExIndAng	اسمی	آثین ناشی از ورزش	نه، بله
STDp	عددی	افت ST ناشی از ورزش نسبت به استراحت	۶.۲۰-
شیب	دسته بندی	شیب قطعه ST تمرین اوج	شیب نزولی، مسطح، شیب صعودی
NMajV	عددی	تعداد رگ های اصلی رنگ آمیزی شده توسط فلوروسکوپی	۳، ۲، ۱، ۰
تال	دسته بندی	سطح اختلال تالاسمی	عیب معمولی، عیب ثابت، عیب برگشت پذیر
حمله قلبی	اسمی	متغیر کلاس هدف، وجود یا عدم وجود حمله قلبی را نشان می دهد.	نه، بله

۳.۱. حمله قلبی و توزیع ویژگی های عددی با استفاده از نمودارهای جعبه ای

اولین نمودار جعبه ای از (شکل ۱) مربوط به ویژگی «سن» برای کلاس های «بدون حمله قلبی» (آبی) و «بله حمله قلبی» (نارنجی) است. برای کلاس «بدون حمله قلبی»، میانگین سنی ۵۸ سال است، با دامنه بین چارک (IQR) از ۵۲ سال تا ۶۲ سال. حداقل سن ۳۸ سال و حداکثر سن ۷۷ سال است، با میانگین سنی ۵۶.۷ سال، همانطور که با علامت ضربیدر نشان داده شده است. یک مقدار پرت در ۳۵ سال وجود دارد که نشان می دهد تعداد کمی از افراد به طور قابل توجهی جوان تر از بقیه گروه هستند. این نشان دهنده دامنه سنی نسبتاً وسیعی در بین کسانی است که حمله قلبی را تجربه نکرده اند.

در مقابل، گروه «بله، حمله قلبی» میانگین سنی ۵۲ سال دارد و ضریب هوشی آن از ۴۴.۵۰ سال تا ۵۹ سال متغیر است. محدوده سنی از ۲۹ سال تا ۷۶ سال متغیر است و میانگین سنی آن ۵۲.۶۵ سال است که با ضربیدر مشخص شده است. این گروه هیچ داده پرت قابل توجهی ندارد که نشان دهنده توزیع سنی سازگارتر در مقایسه با گروه «بدون حمله قلبی» است. به طور کلی، داده ها نشان می دهند که افراد بدون حمله قلبی به طور متوسط مسن تر هستند و در مقایسه با افرادی که حمله قلبی را تجربه کرده اند، که عموماً توزیع سنی جوان تر و سازگارتری دارند، محدوده سنی وسیع تری دارند.

نمودار جعبه ای دوم از (شکل ۱۰) (شکل 10) فشار خون استراحت (RestBP) را برای کلاس های «بدون حمله قلبی» و «بله حمله قلبی» نشان می دهد. برای کلاس «بدون حمله قلبی»، مقدار متوسط فشار خون استراحت ۱۳۰ میلی متر جیوه است و IQR آن از ۱۲۰ میلی متر جیوه تا ۱۴۵ میلی متر جیوه متغیر است. حداقل مقدار ۱۰۰ میلی متر جیوه و حداکثر مقدار ۱۸۰ میلی متر جیوه است و میانگین فشار خون استراحت ۱۳۴.۴۲ میلی متر جیوه است که با علامت ضربیدر نشان داده شده است. در مقادیر ۱۹۲ میلی متر جیوه و ۲۰۰ میلی متر جیوه، مقادیر پرت وجود دارد که نشان می دهد تعداد کمی از افراد مقادیر فشار خون استراحت بسیار بالاتری دارند. این نشان دهنده پراکندگی نسبتاً وسیعی از مقادیر فشار خون استراحت در بین افرادی است که حمله قلبی را تجربه نکرده اند.

شکل ۱. نمودار جعبه ای که توزیع سن و فشار خون در حالت استراحت را در مجموعه داده ها نشان می دهد.

کلاس «بله حمله قلبی» دارای مقدار متوسط فشار خون استراحت ۱۳۰ میلی متر جیوه و IQR از ۱۲۰ میلی متر جیوه تا ۱۴۰ میلی متر جیوه است. این مقادیر از ۹۴ میلی متر جیوه تا ۱۷۰ میلی متر جیوه متغیر هستند و میانگین فشار خون استراحت ۱۲۹.۱۷ میلی متر جیوه است که با ضربدر مشخص شده است. مقادیر پرتو در این کلاس ۱۷۲ میلی متر جیوه و ۱۷۸ میلی متر جیوه مشاهده می شود. این نشان می دهد که افراد در گروه حمله قلبی عموماً مقادیر فشار خون در حالت استراحت مشابهی دارند و در مقایسه با گروه «بدون حمله قلبی» مقادیر پرت کمتری دارند. به طور کلی، داده ها نشان می دهند که افراد بدون حمله قلبی در مقایسه با افرادی که حمله قلبی را تجربه کرده اند، معمولاً مقادیر فشار خون در حالت استراحت کمی بالاتر و متغیرتری دارند که عموماً دامنه مقادیر پرت بسیار بالا دارند.

اولین نمودار جعبه ای از (شکل ۲) سطح «کلسترول» را برای کلاس های «بدون حمله قلبی» (آب) و «بله حمله قلبی» نشان می دهد. برای کلاس «بدون حمله قلبی»، میانگین سطح کلسترول ۲۴۹ میلی گرم در دسی لیتر است، با IQR از ۲۱۶.۵ میلی گرم در دسی لیتر تا ۲۸۳.۵ میلی گرم در دسی لیتر. حداقل مقدار ۱۳۱ میلی گرم در دسی لیتر و حداکثر مقدار ۳۵۳ میلی گرم در دسی لیتر است، با میانگین سطح کلسترول ۲۵۱.۱۲ میلی گرم در دسی لیتر، همانطور که با علامت ضربدر نشان داده شده است. یک مقدار پرت در ۴۰.۷ میلی گرم در دسی لیتر وجود دارد که نشان می دهد تعداد کمی از افراد مقادیر کلسترول بسیار بالاتری دارند. این نشان دهنده سطح کلسترول نسبتاً گستردگی در بین کسانی است که حمله قلبی را تجربه نکرده اند.

شکل ۲. نمودار جعبه ای که کلسترول و حداکثر ضربان قلب را در مجموعه داده ها نشان می دهد.

کلاس «بله، حمله قلبی» دارای سطح کلسترول متوسط ۲۳۵ میلی گرم در دسی لیتر است و IQR آن از ۸۰.۵ میلی گرم در دسی لیتر تا ۲۶۸.۵ میلی گرم در دسی لیتر متغیر است. مقادیر از ۱۲۶ میلی گرم در دسی لیتر تا ۳۵۴ میلی گرم در دسی لیتر متغیر است و میانگین سطح کلسترول ۲۴۳.۳۲ میلی گرم در دسی لیتر است که با ضربدر مشخص شده است. مقادیر پرت در این کلاس در ۳۶۰ میلی گرم در دسی لیتر، ۳۹۴ میلی گرم در دسی لیتر، ۴۱۷ میلی گرم در دسی لیتر و مقدار قابل توجهی بالا در ۵۶۴ میلی گرم در دسی لیتر مشاهده می شود. این نشان می دهد که افراد در گروه حمله قلبی عموماً به طور متوسط سطح کلسترول پایین تری دارند، اگرچه تعداد کمی با مقادیر قابل توجهی بالاتر وجود دارد. به طور کلی، داده ها نشان می دهند که افراد بدون حمله قلبی در مقایسه با افرادی که حمله قلبی را تجربه کرده اند، معمولاً مقادیر کلسترول بالاتر و پایدارتری دارند که عموماً مقادیر پایین تری با برخی از مقادیر پرت بسیار بالا دارند.

نمودار جعبه ای دوم از (شکل ۲) نشان دهنده "حداکثر ضربان قلب" برای کلاس های "بدون حمله قلبی" و "بله حمله قلبی" است. برای کلاس "بدون حمله قلبی"، میانه مقدار MaxHR برابر با ۱۴۲ ضربه در دقیقه است، با IQR از ۱۲۵ ضربه در دقیقه تا ۱۵۶.۵۰ ضربه در دقیقه. حداقل مقدار ۸۸ ضربه در دقیقه و حداکثر مقدار ۱۹۵ ضربه در دقیقه است، با میانگین MaxHR برابر با ۱۳۹.۰۷ ضربه در دقیقه که با علامت ضربیدر نشان داده شده است. یک مقدار پرت در ۷۶ ضربه در دقیقه وجود دارد، که نشان می دهد تعداد کمی از افراد مقدادر MaxHR بسیار پایین تری دارند. این نشان دهنده مقدادر MaxHR نسبتاً گسترده در بین افرادی است که حمله قلبی را تجربه نکرده اند. به طور متفاوت، کلاس "بله حمله قلبی" میانه بالاتری از MaxHR برابر با ۱۶۱ ضربه در دقیقه دارد، با IQR از ۱۴۸.۵۰ ضربه در دقیقه تا ۱۷۲ ضربه در دقیقه. مقدادر از ۱۱۴ ضربه در دقیقه تا ۲۰۲ ضربه در دقیقه متغیر است، با میانگین MaxHR برابر با ۱۵۸.۳۱ ضربه در دقیقه، که با علامت ضربیدر مشخص شده است. موارد پرت در این دسته در ۹۶ ضربه در دقیقه ۱.۰۵ ضربه در دقیقه و ۱۱۱ ضربه در دقیقه مشاهده می شوند. این نشان می دهد که افراد در گروه حمله قلبی عموماً مقدادر MaxHR بالاتری دارند، اگرچه تعداد کمی با مقادیر به طور قابل توجهی پایین تر وجود دارند. به طور کلی، داده ها نشان می دهد که افراد بدون حمله قلبی در مقایسه با افرادی که حمله قلبی کردند، مقدادر MaxHR پایین تری دارند که عموماً مقدادر بالاتری با برخی از موارد پرت قابل توجه دارند.

اولین نمودار جعبه ای از (شکل ۳) مربوط به "STDp" برای کلاس های "بدون حمله قلبی" و "بله حمله قلبی" است. برای کلاس "بدون حمله قلبی"، مقدار میانه افت ST برابر با ۱.۴۰ است، با IQR از ۰.۶۰ تا ۲.۵۵ مقدادر از ۰.۰۰ تا ۴.۴۰ متغیر است، با میانگین افت ST در ۱.۶۰ که با علامت ضربیدر نشان داده شده است. موارد پرت قابل توجه در ۵.۶۰ و ۶.۲۰ وجود دارند، که نشان دهنده تعداد کمی از افراد با مقادیر افت ST به طور قابل توجهی بالاتر است. این نشان دهنده مقادیر نسبتاً گسترده افت ST در بین افرادی است که حمله قلبی را تجربه نکرده اند. کلاس "بله حمله قلبی" دارای مقدار میانه افت ST پایین تر از ۰.۰۰، با IQR از ۰.۰۰ تا ۱.۱۰ است. مقدادر از ۰.۰۰ تا ۲.۶۰ متغیر است، با میانگین افت ST در ۰.۶۰، که با علامت ضربیدر مشخص شده است. موارد پرت در این کلاس در ۳.۰۰، ۳.۵۰ و ۴.۲۰ مشاهده می شوند. این نشان می دهد که در حالی که اکثر افراد در گروه حمله قلبی افسردگی ST دارند، تعداد کمی از آنها مقدادر بسیار بالاتری دارند. به طور کلی، داده ها نشان می دهد که افراد بدون حمله قلبی، در مقایسه با افرادی که حمله قلبی را تجربه کرده اند، تمایل به داشتن مقادیر افسردگی ST بالاتر و متغیرتری دارند، که عموماً مقدادر پایین تری با برخی از داده های پرت قابل توجه دارند.

شکل ۳. نمودار جعبه ای که میزان افت قطعه ST ناشی از ورزش را نسبت به حالت استراحت و تعداد رگ های اصلی در مجموعه داده ها نشان می دهد.

درنهایت، نمودار جعبه ای دوم از (شکل ۳) تعداد رگ های اصلی را برای کلاس های "بدون حمله قلبی" و "بله حمله قلبی" نشان می دهد. برای کلاس "بدون حمله قلبی"، میانه تعداد رگ های اصلی است، با IQR از ۱.۲. حداقل مقدار و حداکثر مقدار سه رگ اصلی است. میانگین تعداد رگ های اصلی، همانطور که با علامت ضربیدر نشان داده شده است، ۱.۱۵ است. هیچ داده پرتی در این کلاس وجود ندارد، که نشان می دهد داده هادر محدوده مشاهده شده نسبتاً سازگار هستند. در مقابل، کلاس "بله حمله قلبی" میانه رگ اصلی و IQR را نشان می دهد که از ۰ تا را نیز در بر می گیرد، که نشان می دهد هیچ پراکندگی در مقادیر مرکزی وجود ندارد. حداقل و حداکثر مقادیر هر دو رگ اصلی هستند. میانگین تعداد رگ های اصلی ۰.۳۷ است، همانطور که با علامت ضربیدر نشان داده شده است. با این حال، در یک، دو و سه رگ اصلی، داده های پرت وجود دارد، که نشان می دهد برخی از افراد در این کلاس رگ های اصلی بیشتری دارند، اما توزیع کلی ...

متمرکب مقداری پایین تر. این شکل نشان می دهد که حمله انفرادی عموماً در مقایسه با حمله های دیگر، کشتی های اصلی کمتری داشته است. گروهی که طیف وسیع تر و بالاتری از مقدار را نشان می دهد.

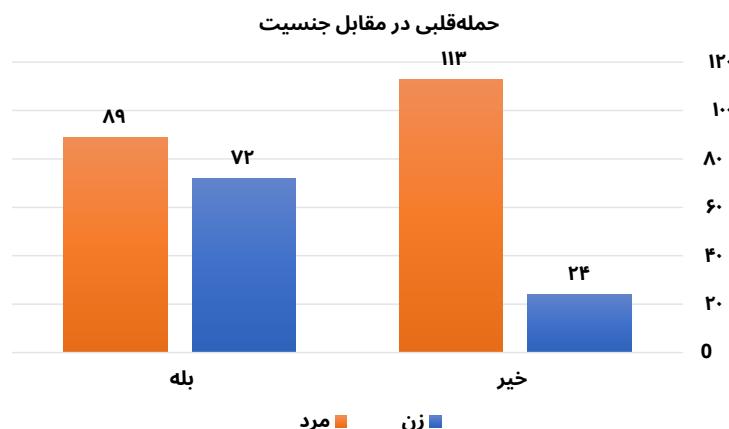
۱.۲.۳ تحلیل مجموعه داده های حمله قلبی

هدف این زیربخش ارایه تحلیل جامع از رابطه با کلاس هدف است. این زیربخش توزیع و پتانسیل [موارد/موارد/موارد/...] را بررسی خواهد کرد. با برجسته کردن میزان شیوع آنها در هر ایالت از هدف، با در نظر گرفتن این جنبه ها، می توانیم الگوی بررسی بینش عمیق تری در مورد چگونگی تأثیر ویژگی های اسمی بر یکدیگر به دست آوریم. برنتایج تأثیر بگذارید و تصمیم گیری و مدل سازی پیش بین مؤثرتری را ارایه من دهد.

شیوع حمله قلبی بر اساس جنسیت

شکل ۴ توزیع وقوع حمله قلبی را نشان می دهد. نشان می دهد که ۲۴ زن و ۱۱۳ مرد حمله قلبی را تجربه نکرده اند و ۸۹ مرد حمله قلبی را در حالی که ۷۲ زن تجربه کرده اند. این مقایسه، وقوع حمله قلبی بین بیماران مرد و زن را بر جسته می کند. تفاوت هارا نشان می دهد در این نمونه، مردان تعداد کلی موارد حمله قلبی بیشتری دارند. در مقایسه با زنان.

تفاوت بین جنسیت ها ممکن است تحت تأثیر عوامل مختلف باشد مانند تفاوت های درسیک زندگی، زمینه های ژنتیکی، تأثیرات هورمونی و دسترسی به مراقبت های بهداشتی. مردان ممکن است به دلیل شیوع بیشتر عوامل خطر خاص مانند سیگار کشیدن، در معرض خطر بیشتری باشند. و فشار خون بالا [۴].



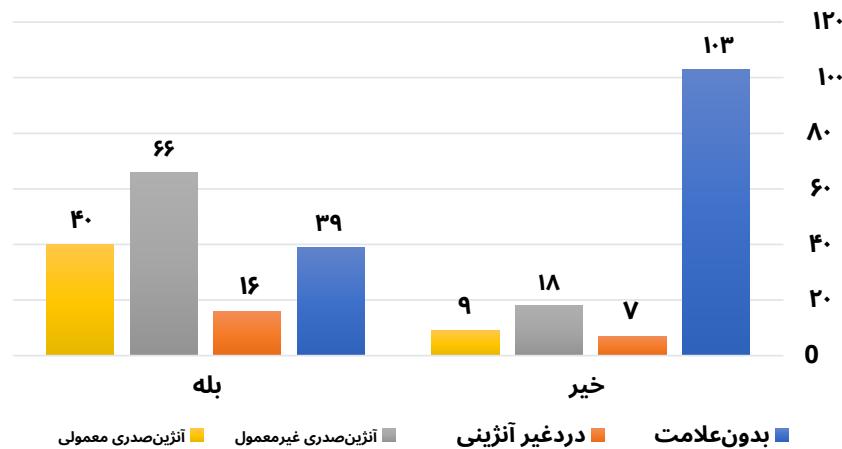
شکل ۴. شیوع حمله قلبی در بین مردان (مذکور) و زنان (مونت) (جنسیت) در مجموعه داده ها.

با این حال، مهم است که در نظر داشته باشید که زنان ممکن است تومورهای خوش خیم را به علائم حمله قلبی طور متفاوتی تجربه کنند، که می تواند منجر به تشخیص نادرست یا عدم تشخیص شود. زنان بیشتر هستند احتمالاً علائم غیرمعمولی مانند حالت تهوع یا خستگی به جای درد قفسه سینه کلاسیک که اغلب در مردان دیده می شود، وجود دارد. این می تواند منجر به تأخیر در مراجعت به پزشک شود و به طور بالقوه بر نتایج تأثیر بگذارد. بنابراین، آگاهی و آموزش در مورد علائم خاص جنسیتی در بهبود تشخیص و درمان حملات قلبی در مردان و زنان بسیار مهم است.

شیوع حمله قلبی بر اساس نوع درد قفسه سینه

شکل ۵ این مطالعه بیشتر هایی در مورد چگونگی ارتباط انواع مختلف درد قفسه سینه با وقوع حملات قلبی ارایه می دهد. این مطالعه نشان می دهد که در بین افرادی که حملات قلبی را تجربه کرده اند، افراد مبتلا به آژین معمولی و غیرمعمول به طور قابل توجهی شایع تر بوده اند. به طور خاص، ۶۶ مورد شامل آژین غیرمعمول و ۴۰ مورد شامل آژین معمولی بودند که این موارد را به عنوان شاخص های کلیدی خطر حمله قلبی بر جسته می کنند. در مقابل، حملات قلبی کمتری در بین افراد مبتلا به درد غیر آژینی و افراد بدون علامت مشاهده شد که نشان می دهد این نوع درد قفسه سینه کمتر پیش بینی کننده حملات قلبی است.

حمله قلبی در مقابل نوع درد قفسه سینه

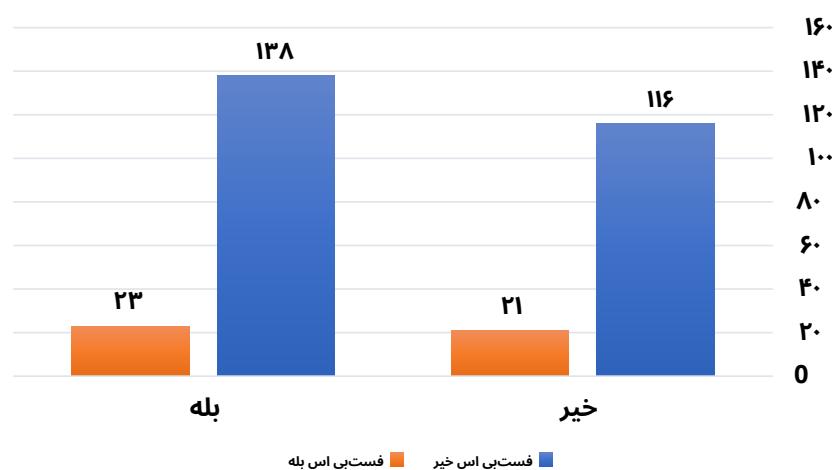


شکل ۵. شیوع حمله قلبی به ازای هر نوع درد قفسه سینه در مجموعه داده‌ها.

شیوع حمله قلبی بر اساس قند خون ناشتا

علاوه بر این، نمودار میله‌ای در شکل ۶ رابطه بین متغیر اسمی FastBS (که نشان می‌دهد آیا قند خون ناشتا با الاتر از ۱۲ میلی گرم در دسی لیتر است) و وقوع حملات قلبی است. این نشان می‌دهد که در بین افراد Wi (یعنی برابر با بله)، تعداد ارتقا یافته FastBS موارد حمله قلبی (۲۳ نفر) برابر با تعداد موارد غیر حمله قلبی (۲۱ نفر) است. در مقابل، تقریباً برابر با کسانی که درین دریین برابر با خیر، افراد بیشتری با حمله قلبی (۱۱۶ نفر در مقابل ۱۱۸ نفر بدون حمله قلبی) وجود دارند که تفاوت قابل توجهی را برجسته می‌کنند. در مقایسه با حمله قلبی بروز مرتبه با سطح قند خون ناشتا.

حمله قلبی در مقابل قند خون ناشتا

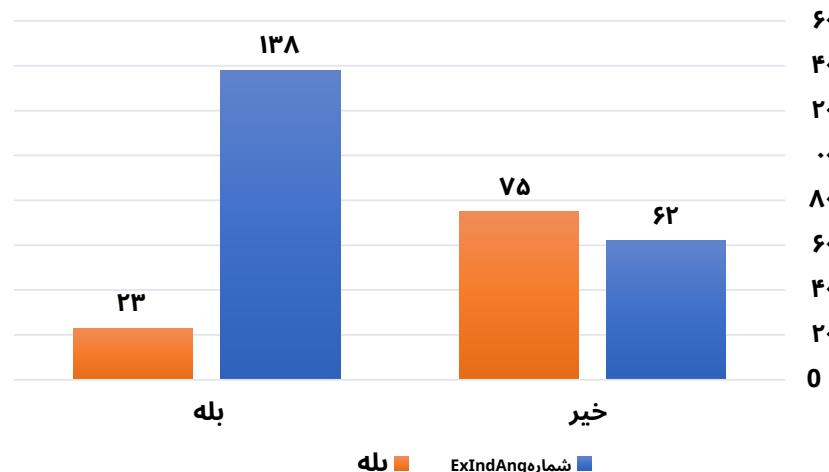


شکل ۶. شیوع حمله قلبی به ازای مقدار قند خون ناشتا در مجموعه داده‌ها.

شیوع حمله قلبی بر اساس آنژین ناشی از ورزش

تمرکز روی شکل ۷ تا جایی که به شیوع حمله قلبی در بین افرادی که آنژین ناشی از ورزش نداشتند مربوط می‌شود، ۱۳۸ نفر از ۲۰۰ نفر (۶۹٪) دچار حمله قلبی شدند. در بین افرادی که آنژین ناشی از ورزش داشتند، ۲۳ نفر از ۹۸ نفر (۲۳٪) دچار حمله قلبی شدند. مشاهده شده است که درصد قابل توجهی بالاتر از افرادی که آنژین ناشی از ورزش نداشتند، در مقایسه با افرادی که آنژین ناشی از ورزش داشتند، دچار حمله قلبی شدند. این می‌تواند نشان دهد که وجود آنژین ناشی از ورزش ممکن است یک عامل محافظتی باشد یا اینکه افراد بدون آن به دلیل سایر عوامل زمینه‌ای در معرض خطر بیشتری هستند.

حمله قلبی در مقابل آنژین ناشی از ورزش



شکل ۷. شیوع حمله قلبی به ازای هر نوع آنژین ناشی از ورزش در ... مجموعه داده‌ها.

شیوع حمله قلبی بر اساس نوار قلب در حالت استراحت

شکل ۸ نشان می‌دهد که چگونه شیوع حمله قلبی در بین افراد با نتایج ECG در حالت استراحت متفاوت است. افرادی که نتایج ECG در حالت استراحت طبیعی دارند، میزان بالایی را نشان می‌دهند. شیوع حملات قلبی، با ۶۲.۱۶٪ تجربه حمله قلبی. بخش قابل توجهی از افراد با نتایج این نشان می‌دهد که یک نوار قلب طبیعی هنوز در انتظار هستند که نیاز به ارزیابی ریسک جامع فراتر از نوار حمله قلبی ناگهانی، نتایج افراد

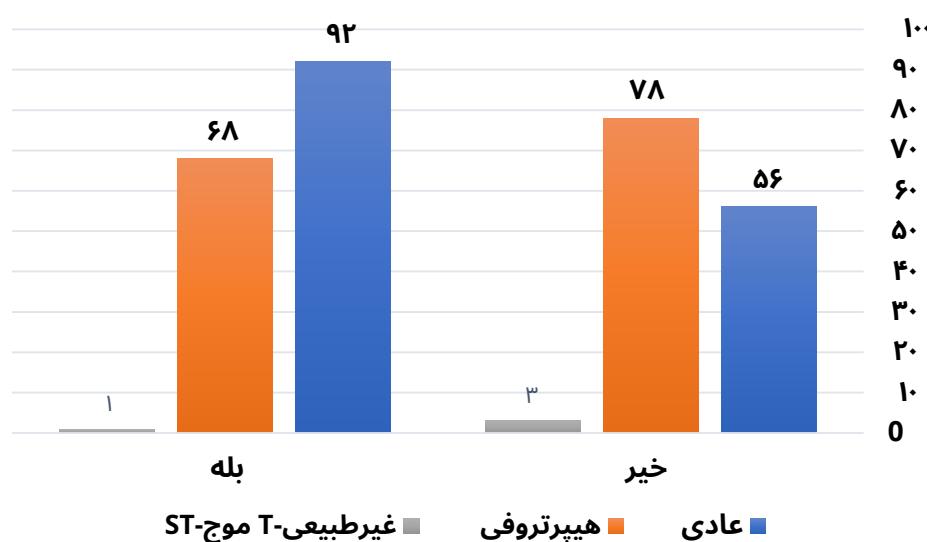
افرادی که در نوار قلب در حالت استراحت خود هیپرتروفی دارند، شیوع کمتری از سرطان سینه دارند. برای کسانی که نتایج نوار قلب طبیعی دارند، با ۴۶.۵۸٪ تجربه حمله قلبی، اگرچه هیپرتروفی با حملات قلبی مرتبط است، اما ممکن است ...

همانطورکه در ابتدا تصور می‌شد، یا عوامل دیگری ممکن است بر این خطر تأثیر بگذارند. ناهنجاری‌های فردی در نوار قلب در حالت استراحت آنها کمترین شیوع سرطان را نشان می‌دهند. وجود دارد، و تنها نتیجه

۲۵٪ دچار حمله قلبی می‌شوند. با وجود حجم نمونه کوچک، این ناهنجاری‌های موج آنشان می‌دهد که ST به تنهایی ممکن است پیش‌بینی کننده قوی برای مشکلات قلبی نباشد.

حملات در این مجموعه داده‌ها. داده هانشان می‌دهند افرادی که نتایج ECG طبیعی و هیپرتابنسیون دارند، در مقایسه با اوفی در سطح بالاتر قرار دارد.

حمله قلبی در مقابل نوار قلب در حالت استراحت

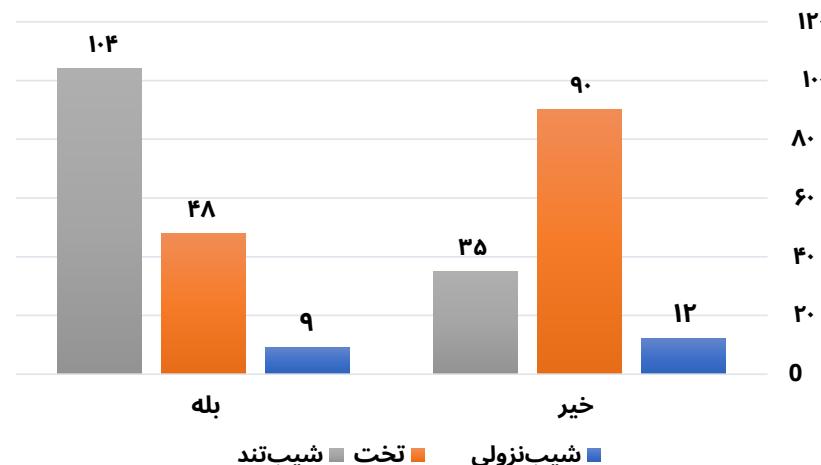


شکل ۸. شیوع حمله قلبی به ازای هر مقدار ECG در حالت استراحت در مجموعه داده‌ها.

شیوع حمله قلبی بر حسب شیب

شکل ۹ این نشان دهنده تنوع واضحی در شیوع حمله قلبی در انواع مختلف است. نتایج ECG با شیب صعودی به شدت با خطر بالای ... مرتبط هستند. نتایج شیب نزولی و شیب مسطح، همبستگی متوسط و پایینی را نشان می دهند.

حمله قلبی در مقابل شیب دار



شکل ۹. شیوع حمله قلبی به ازای هر نوع شیب دار در مجموعه داده ها.

افرادی که نتایج نوار قلبشان شیب نزولی دارد، شیوع حمله قلبی ۱۴۲.۸۶٪ دارند. اکثر (۵۷.۱۴٪) افرادی که شیب نزولی دارند، حمله قلبی را تجربه نمی کنند، که نشان دهنده ارتباط متوسط با خطر حمله قلبی است.

افرادی که نتایج نوار قلب آنها با شیب صاف نشان می دهد، شیوع حمله قلبی ۱۳۴.۷۸٪ است. بخش قابل توجهی (۶۵.۲۲٪) از افراد با شیب صاف، حمله قلبی را تجربه نمی کنند، که نشان می دهد شیب صاف در مقایسه با سایر انواع شیب، ارتباط کمتری با خطر حمله قلبی دارد.

افرادی که نتایج نوار قلب آنها رو به بالا است، بیشترین شیوع حملات قلبی را دارند و ۷۴.۸۲٪ از آنها دچار حمله قلبی شده اند. این نشان دهنده ارتباط قوی بین نتایج نوار قلب رو به بالا و خطر حمله قلبی است و این افراد در معرض بیشترین خطر ابتلا به حملات قلبی هستند که اهمیت شناسایی و نظارت دقیق بر این افراد را برجسته می کند. نتایج نوار قلب رو به پایین و با شیب صاف با خطرات کمتر حمله قلبی مرتبط هستند، اما همچنان به ویژه در حضور سایر عوامل خطر، توجه را من طلبند.

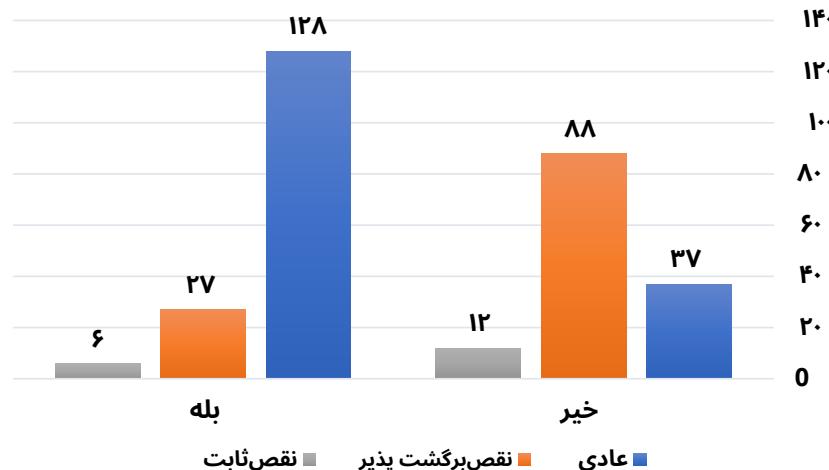
بررسی مکانیسم های اساسی که در شیوع متفاوت حمله قلبی در بین انواع مختلف شیب بندی نقش دارند، می تواند منجر به بهبود مدل های پیش بینی و استراتژی های درمانی شود.

شیوع حمله قلبی در بیماران تالاسمی

شکل مشاهده افزایش مبتلا به تالاسمی طبیعی بیشترین شیوع حمله قلبی را دارند، به طوری که ۷۷.۵۸٪ از افراد دچار حمله قلبی می شوند. این نشان دهنده ارتباط قوی بین تالاسمی طبیعی و وقوع حملات قلبی است. شیوع بالای حملات قلبی در بین افراد مبتلا به تالاسمی طبیعی، نیاز به ارزیابی و مدیریت دقیق خطر قلبی عروقی در این گروه را برجسته می کند. نظارت منظم و اقدامات پیشگیرانه ممکن است برای افراد مبتلا به تالاسمی طبیعی برای کاهش خطر حمله قلبی بسیار مهم باشد.

شیوع حمله قلبی در افراد مبتلا به تالاسمی با نقص ثابت ۳۳.۳۳ درصد است که کمتر از تالاسمی معمولی اما بالاتر از تالاسمی با نقص برگشت پذیر است. این نشان می دهد که نقص های ثابت ارتباط متوسطی با حملات قلبی دارند و در دسته خطر متوسط قرار می گیرند، که نشان می دهد آنها نیاز به یک رویکرد متعادل از نظر نظارت و مراقبت های پیشگیرانه دارند.

حمله قلبی در مقابل تالاسمی



شکل ۱. شیوع حمله قلبی به ازای هر نوع تالاسمی در مجموعه داده‌ها.

افراد مبتلا به تالاسمی با نقص برگشت پذیر، شیوع حملات قلبی بسیار کمتری دارند و تنها ۱۳.۴۸٪ از آنها دچار حمله قلبی می‌شوند. این نشان می‌دهد که آنها در مقایسه با تالاسمی معمولی، ممکن است کمتر با حملات قلبی مرتبط باشند. شیوع کمتر حملات قلبی در افراد مبتلا به تالاسمی با نقص برگشت پذیر نشان می‌دهد که ممکن است عوامل محافظتی مرتبط با نقص‌های برگشت پذیر وجود داشته باشد. درک این عوامل می‌تواند در تدوین استراتژی‌های برای کاهش خطرات حمله قلبی در سایر بیماری‌های تالاسمی مفید باشد.

به عنوان خلاصه‌ای از تجزیه و تحلیل ویژگی‌های فوق، اگرچه مجموعه داده‌ها بینش‌های اولیه‌ای در موردن تفاوت‌های بین ویژگی‌های بروز حمله قلبی ارائه دادند (به عنوان مثال، تفاوت‌های جنسیتی با تعداد کلی بالاتر موارد حمله قلبی در بین مردان در مقایسه با زنان)، اما اندازه نمونه برای تعیین نتیجه گیری‌های ما محدود بود. تعامل پیچیده بین عوامل متعدد، مانند سن، سطح کلسترول و نوع درد قفسه سینه، و نحوه تأثیر آنها بر خطر حمله قلبی، نیز مشهود است اما نیاز به بررسی بیشتر دارد. با توجه به این محدودیت، مطالعات آینده‌با نمونه‌های بزرگتر و متنوع‌تر برای درک کامل سوگیری‌های بالقوه و همبستگی‌های ویژه و تأیید هرگونه تفاوت مشاهده شده (به عنوان مثال، مبنی بر جنسیت) مورد نیاز است. تجزیه و تحلیل دقیق‌تر از نحوه تعامل این عوامل با یکدیگر می‌تواند عمق قابل توجهی به درک ما از خطرات حمله قلبی بیفزاید و محور تحقیقات آینده خواهد بود.

۳.۲ روش شناسی

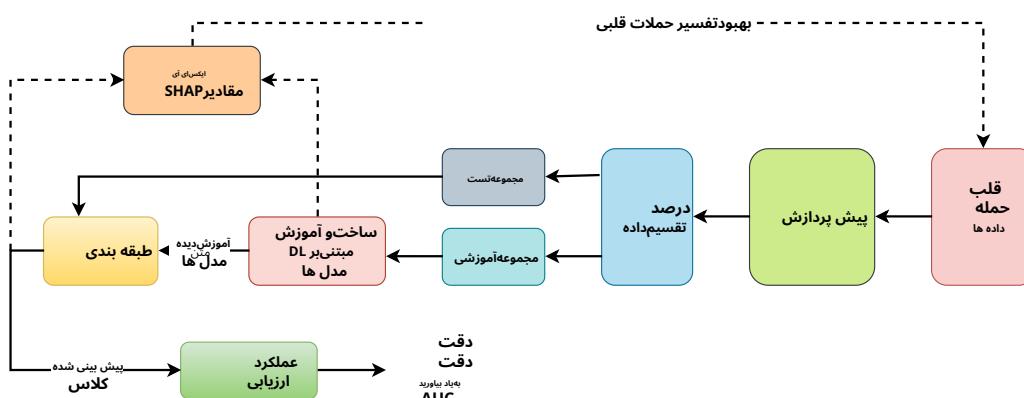
تحلیل جامع ویژگی‌های عددی در بخش ۱.۳.۱ بینش‌های در مورد داده‌های پرت و لزوم نرم‌مال سازی، به ویژه در اطمینان از اینکه توزیع‌های کج به درستی مقیاس بندی شده اند تا از سوگیری مدل جلوگیری شود، ارائه داد. این رویکرد در تضاد با سایر مطالعات است [۱۵، ۱۶، ۱۷-۲۲] که یا از تحلیل توزیع قبل از پیش پردازش غفلت‌کرده یا تأکید کمتری بر آن داشته اند. یافته‌های ما بر اهمیت بررسی دقیق آمار ویژگی‌ها و توزیع‌ها تأکید می‌کند و نشان می‌دهد که چنین بررسی دقیقی برای بهینه سازی عملکرد مدل، به ویژه هنگام کار با مجموعه داده‌های کوچک تا متوسط، ضروری است. روش شناسی کاربردی شامل وظایف زیر است:

- اولین گام در پیش پردازش داده‌ها، بررسی ستون‌های ویژگی با مقداری گمشده و ردیف‌های تکراری بود. مشاهده شد که ۶ مورد از ۳۰۳ رکورد موجود در مجموعه داده‌ها، یک ویژگی با مقدار خالی داشتند. در چارچوب مطالعه حاضر، ما تصمیم گرفتیم این رکوردها را حذف کنیم و هیچ روش جانه‌ی داده‌ای (مثلاً با مقدار میانگین ویژگی عددی با حالت ویژگی دسته بندی) اعمال نکنیم. علاوه بر این، هیچ ردیف تکراری وجود نداشت.
- سپس متغیرهای دسته بندی شده با استفاده از کدگذاری وان-هات کدگذاری شدند تا به فرمتی مناسب برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین تبدیل شوند. این فرآیند شامل ایجاد

ستون های دودویی برای هر دسته در یک ویژگی دسته بندی شده، که تضمین می کند مدل ها می توانند این اطلاعات را به طور مؤثر تفسیر و استفاده کنند.

- ویژگی های عددی با استفاده از مقیاس بندی حداقل-حداکثر نرمال سازی شدند تا همه ویژگی ها در محدوده یکسان [0, 1] قرار گیرند، که به تسريع همگرايی الگوريتم هاي بهينه سازی مبتنی بر گراديان مورداستفاده در آموزش مدل ها کمک من کند.

شکل ۱۱) ایک گرددش کار جامع برای توسعه و ارزیابی مدل های DL برای پیش بینی حمله قلبی را نشان می دهد. این کار با جمع آوری و پیش پردازش داده های حمله قلبی آغاز می شود و پس از آن مجموعه داده های مجموعه های آموزش و آزمایش تقسیم می شوند. سپس مدل های مختلف DL با استفاده از داده های آموزش ساخته و آموزش داده می شوند. عملکرد این مدل ها در مجموعه آزمایش با استفاده از معیارهای AUC، صحت، فراخوانی و ارزیابی می شود. برای افزایش قابلیت تفسیر، از یک تکنیک XAI برای فرسایر و درک پیش بینی های انجام شده DL استفاده شد. روش اصلی مورد استفاده در این مطالعه SHAP بود. این تکنیک برای شفاف و قابل تفسیر کردن پیش بینی های مدل های پیچیده (به عنوان مثال، مدل های DL) به ویژه در زمینه های حیاتی مانند مراقبت های بهداشتی بسیار مهم است. مقداری SHAP برای درک تأثیر ویژگی های مختلف بر پیش بینی های مدل محاسبه می شوند. یک حلقه بازخورد با رایه بینش های به دست آمده از ارزیابی و تجزیه و تحلیل SHAP به بلوک داده اولیه برای جمع آوری، بهبود و افزایش مجدد مدل، امکان بهبود مستمر را فراهم می کند. این فرآیند تکراری، توسعه مدل های قوی و قابل تفسیر برای پیش بینی حمله قلبی را تضمین می کند.



نشكه ۱۱. گردنی کار برای پیش بینی حمله قلبی با استفاده از یادگیری ماشینی (DL)، شامل پیش پردازش، آموزش مدل،
جزئیات، تفسیر SHAP و بهبود تکاری.

مقادیر SHAP با پیوند دادن نظریه بازی ها با توضیحات محلی، معیاری یکپارچه از اهمیت ویژگی ها را می دهد. روش SHAP به هر ویژگی، یک مقدار اهمیت برای یک پیش بینی خاص اختصاص می دهد. مقدار SHAP بر اساس مقدار Shapley از نظریه بازی های مشارک است که «پرداخت» را به طور منصفانه بین ویژگی ها (یا بازیکنان) بر اساس سهم آنها در پیش بینی توزیع می کند. برای یک مدل و یک نمونه خاص اینکس، مقدار SHAP من برای ویژگی مزبور صورت زیر محاسبه می شود:

$$\sum_{\text{الكلمات}} \phi_{\text{من}} = \frac{|اس/(-)/ن/|}{|ن/!|} \cdot \frac{|فبايكس(س)/فبايكس(من)|}{فبايكس(من)/فبايكس(س)}.$$

کجان مجموعه ای از تمام ویژگی ها است، س زیرمجموعه ای از استن فاقد ویژگی من، /اس/ است
تعداد عناصر در زیرمجموعه س، و /ایکس(س) برای مثال، پیش بینی مدل است/ یکس فقط با
ویژگی های موجود در زیرمجموعه س اصطلاح /اس/ ایکس/ نشان دهنده وزن سهم است
از زیرمجموعه ویژگی ها س در اختلاف. این معادله تضمین می کند که سهم هر ویژگی در تمام اختلاف های
ممکن به طور منصفانه وزن دهنده باشد و مقادیر SHAP را سازگار و قابل تفسیر کند.

در عمل، محاسبه مقادیر SHAP مستقیماً از معادله من تواند از نظر محاسباتی پر هزینه باشد. بنابراین، غالب از روش های تقریبی مانند Kernel SHAP استفاده می شود.

ربا استفاده از رگرسیون خطی وزنی در یک ویژگی تبدیل شده تخمین می زند SHAP مقادیر

فضا، که اعمال آن را به مدل های پیچیده امکان پذیر می کند. در این مطالعه، مقادیر SHAP برای هر مدل محاسبه شد تا تأثیر هر ویژگی بر نتیجه پیش بینی شده کمی سازی شود.

۳.۳ مدل های یادگیری عمیق

در این مطالعه، ما از مدل های مختلف یادگیری عمیق (DL) برای پیش بینی خطر حمله قلبی بر اساس داده های بیمار استفاده کردیم. این مدل ها شامل MLP، RNN، LSTM، GRU و یک مدل ترکیبی با ترکیب ویژگی های CNN و RNN بودند.

انتخاب مدل های DL برای این مطالعه به دلیل توانایی اثبات شده ای آن ها در پردازش و تجزیه و تحلیل کارآمد داده های پیچیده و با ابعاد بالا که معمولاً در مجموعه داده های پیشکش وجود دارد، صورت گرفته است. شبکه های عصبی کانولوشن (CNN) به دلیل توانایی استثنایی شان در استخراج ویژگی های مکانی انتخاب شدند که آن هارا برای داده های تصویربرداری پیشکش ایده آل من کند. با این حال، در این مطالعه، آن ها برای استفاده با داده های جدولی به کار گرفته شدند. شبکه های عصبی بازگشتی (RNN)، همراه با شبکه های LSTM و GRU ها، به دلیل عملکرد قوی شان در مدیریت داده های ترتیبی انتخاب شدند که برای ثبت الگوهای زمانی در تاریخچه ی بیماران بسیار مهم هستند.

مدل ترکیبی (Hybrid) به صورت استراتژیک برای ترکیب نقاط قوت CNN ها و GRU ها طراحی شده است، با هدف افزایش دقت پیش بینی با ادغام قابلیت های پردازش داده های مکانی و زمانی برای رفع محدودیت های مدل های دیگر که در آن ها این ویژگی ها به طور ناکافی ثبت شده اند. ترکیب CNN و GRU در یک مدل پیش بینی حمله قلبی، امکان ثبت مؤثر ویژگی های مکانی و زمانی را در مجموعه داده ها فراهم می کند. مؤلفه CNN در تشخیص روابط مکانی پیچیده بین ویژگی های بیمار، مانند سن، سطح کلسترول و فشارخون، که شاخص های حیاتی خطر حمله قلبی هستند، عالی عمل می کند. در همین حال، مؤلفه GRU می تواند جنبه های زمانی را نیز مدیریت کند و به طور مؤثر نحوه تغییر این ویژگی ها در طول زمان، مانند نوسانات فشار خون یا ضربان قلب را تجزیه و تحلیل کند. با ادغام این جنبه ها، مدل ترکیبی CNN-GRU من تواند پیش بینی جامع تر و دقیق تری از حملات قلبی ارائه دهد و بیماران در معرض خطر را با در نظر گرفتن وضعیت سلامت فعلی و پیشرفت سلامت آن ها در طول زمان شناسایی کند.

پاراگراف های زیر خلاصه ای از عملکرد و ویژگی های اصلی هر مدل را ارائه می دهند.

۳.۴ MLP یک معماری شبکه عصبی پیش خور است. این شبکه از یک لایه ورودی، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. هر نورون در یک لایه از طریق اتصالات وزن دار به هر نورون در لایه بعدی متصل است. خروجی هر نورون، مجموع وزن دار ورودی های آن است که با یک فعال سازی غیرخطی دنبال می شود.

تابع از نظر ریاضی، فعال سازی $f(\cdot)$ تابع از نورون من در لایه $l+1$ توسط داده شده است

$$f_{l+1}(x_i) = \sum_{j=1}^{n_l} w_{ij} f_l(x_j) + b_{l+1}$$

کجا $f(\cdot)$ فعال شدن نورون است جی در لایه l ، دلیلیوں نورون متصل کننده وزن است جی در لایه l به نورون من در لایه $l+1$ ، w_{ij} سوگیری نورون است من در لایه $l+1$ ، و فتابع فعال سازی است که معمولاً $ReLU$ (واحد خطی یکسوزه) نامیده می شود و به صورت زیر تعریف می شود. $f(x) = \max(0, x)$ = حداقل $(0, x)$ ایکس فرآیند یادگیری شامل تنظیم وزن ها و بایاس ها برای به حداقل رساندن تابع زیان است که اغلب از پس انتشار و گرادیان نزولی استفاده می کند.

۳.۵ سی ان ان ها برای پردازش داده هایی با توپولوژی شبکه ای مانند، مانند تصاویر، تخصص یافته اند. عملیات اصلی در یک CNN، کانولوشن است که مجموعه ای از فیلترهای قابل یادگیری را برای استخراج الگوهای محلی به ورودی اعمال می کند. عملیات کانولوشن برای یک ورودی ایکس با فیلترک به صورت زیر تعریف می شود

$$(y_{ik}(m, n, j) = \sum_{m'=0}^{M-1} \sum_{n'=0}^{N-1} w_{ik}(m', n', m, n) * x_{m', n'})$$

کجا (m, n, j) مختصات مکانی هستند، $M \times N$ اندازه فیلتر است. سیس خروجی از یک تابع فعال سازی غیرخطی عبور داده می شود. لایه های Pooling، مانند max pooling

بعاد مکانی را کاهش می دهد در حالی که برجسته ترین ویژگی ها را حفظ می کند. نقشه های ویژگی نهایی مسطح شده و برای طبقه بنده به لایه های کاملاً متصل تغذیه می شوند.

- شبکه های عصبی بازگشتی (RNN) [۳]: برای داده های ترتیبی با حفظ یک حالت پنهان که اطلاعات مربوط به ورودی های قبلی را ثبت می کند، طراحی شده اند. حالت پنهان حسی در گام زمانی تی به صورت زیر محاسبه می شود

$$\text{ح} = \text{ف}(\text{دبلیوح} \text{ح} + \text{دبلیوا} \text{یکس} \text{ایکس} \text{تی} + \text{ب})$$

کجا ایکس تی ورودی در گام زمانی است تی، ح تی - احالت پنهان از گام زمانی قبلی است، دبلیوح و دبلیوا ایکس ماتریس های وزنی هستند، ب بردار بایاس است، و ف تابع فعال سازی است که معمولاً \tanh است. این فرآیند بازگشتی به RNN اجازه می دهد تا وابستگی های زمانی را در داده های توالی ثبت کند.

[۴] شبکه های LSTM نوعی از RNN هستند که با استفاده از مکانیسم های گیتینگ، مشکل گرادیان صفر شونده را کاهش می دهند. یک سلول LSTM شامل یک گیت ورودی است. من تی، دروازه فراموشی ف تی، یک گیت خروجی ای تی و یک حالت سلولی سی تی، به شرح زیر:

$$(1) \quad \begin{aligned} \text{من تی} &= \text{سیگما}(\text{دبلیوم} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیوس} \text{ح} \text{تی} + \text{ب من} \text{ف}) \\ \text{تی} &= \text{سیگما}(\text{دبلیو} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیوف} \text{ح} \text{تی} + \text{ب ب} \text{ف}) \\ \text{ای تی} &= \text{سیگما}(\text{دبلیوا} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیاو} \text{ح} \text{تی} + \text{ب ای} \text{تی}) \text{ سی تی} \\ \text{تان} &= (\text{دبلیوس} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیوس} \text{ح} \text{تی} + \text{ب ب سی}) \text{ سی تی} \text{ عفتی} \text{ تی} \\ \text{سی تی} &= \text{من تی} \text{ سی تی} \\ \text{ح} \text{تی} &= \text{ای تی} \text{ تان} (\text{سی تی}) \end{aligned}$$

کجا سیگما تابع سیگموئید است و θ نشان دهنده ضرب عنصر به عنصر است. این گیت ها جریان اطلاعات را کنترل می کنند و شبکه را قادر می سازند تا در صورت نیاز اطلاعات را حفظ یا حذف کند.

[۵] جی آر بیو یک نوع ساده شده از LSTM است که گیت های فراموشی و ورودی را در یک گیت به روزرسانی واحد ترکیب می کند. ز تی و یک دروازه تنظیم مجدد را معرفی می کنند، به شرح زیر:

$$(2) \quad \begin{aligned} \text{ز تی} &= \text{سیگما}(\text{دبلیوا} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیور} \text{ح} \text{تی} + \text{ا ب ز تی}) \text{ ز تی} \\ &= \text{سیگما}(\text{دبلیوا} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیور} \text{ح} \text{تی} + \text{ا ب ب}) \\ \text{ه تی} &= \text{تان} (\text{دبلیوح} \text{ایکس} \text{تی} + \text{بیوح} (\text{ر تی} \text{ عفتی} \text{ تی} + \text{ا ب ح})) \\ \text{ح} \text{تی} &= (-\text{ز تی}) \text{ عفتی} \text{ تی} + \text{ز تی} \text{ ه تی} \end{aligned}$$

معماری GRU مکانیزم گیتینگ را ساده می کند و در عین حال توانایی ثبت وابستگی ها در توالی های طولانی را حفظ می کند.

هیبریدی این مدل نقاط قوت CNN ها و GRU ها را برای بهره برداری مؤثر از ویژگی های مکانی و زمانی ترکیب می کند. این معماری ابتدا شامل استفاده از لایه های CNN برای پردازش داده های ورودی و استخراج ویژگی های مکانی است. سپس این ویژگی ها به لایه های GRU داده می شوند تا وابستگی های زمانی را ثبت کنند.

عملیات کانولوشن در لایه های CNN به صورت زیر تعریف می شود:

$$(\text{ایکس} * \text{k})(\text{من}, \text{جی}) = \sum_{\text{من}=\text{من}}^{\text{من}-1} \sum_{\text{جی}=\text{جی}}^{\text{جی}+1} \text{ایکس}(\text{من}, \text{جی}) \text{ من}(\text{من}+\text{مندر}, \text{جی}+\text{مندر}) \text{ ک}(\text{مندر}, \text{ن})$$

پس از عبور از لایه های کانولوشن و Pooling، نگاشت های ویژگی خروجی ف به یک بردار یک بعدی مسطح می شوند ف لات = صاف کردن (ف)

این بردار مسطح ف لات سپس تغییر شکل داده می شود تا با فرمت ورودی لایه های GRU مطابقت داشته باشد. اگر ف لات دارای ابعاد (ن، سی)، کجا ن تعداد گام های زمانی است و سی تعداد ویژگی ها در هر گام زمانی است که به صورت زیر به لایه GRU وارد می شود:

$$(3) \quad \begin{aligned} z_t &= \text{سیگما}(\text{دبلیووف} \text{ف لات}_t + \text{بیوج}_t - 1 + b) \\ &= \text{سیگما}(\text{دبلیووف} \text{ف لات}_t + \text{بیوج}_t - 1 + b) \\ h_t &= \text{تان}(\text{دبلیووف} \text{ف لات}_t + \text{بیوج}(\theta_t \theta_t - 1) + b) \\ \theta_t &= (1 - z_t) \theta_t + z_t \theta_t \end{aligned}$$

اینجا، ف ف لات_t نشان دهنده بردار ویژگی در گام زمانی است، و θ_t حالت پنهان در گام زمانی است.

درنهایت، حالت های پنهان از GRU برای طبقه بندی از طریق لایه های کاملاً متصل عبور داده می شوند، به شرح زیر:

$$y = \text{سافت مکس}(\text{دبلیوی} \theta_t + b)$$

کجا دلایلی ماتریس وزن است، بی بردار بایاس لایه کاملاً متصل است، و θ_t حالت پنهان در گام زمانی پایانی است.تابع softmax، لوچیت ها را به احتمالاتی برای هر کلاس تبدیل می کند و امکان طبقه بندی را فراهم می کند. مدل ترکیبی از توانایی CNN ها در استخراج ویژگی های مکانی پیچیده و توانایی GRU در ثبت وابستگی های زمانی بهره می برد که منجر به بهبود عملکرد پیش بینی می شود.

۳.۴ معیارهای ارزیابی

اثربخشی مدل های یادگیری ماشین (DL) از طریق چندین معیار ضروری، از جمله دقت، صحت، فراخوانی، امتیاز F1 و AUC ارزیابی می شود. این معیارها درک جامعی از اثربخشی مدل در پیش بینی حمله قلبی ارائه می دهند [۳۳].

دقت نسبت نمونه های درست پیش بینی شده در میان تمام نمونه ها است.

تعریف شده به عنوان

$$\text{دقت} = \frac{\text{تی بی} + \text{تنس}}{\text{تی بی} + \text{تنس} + \text{اف} + \text{ان}}$$

کجا نی پ تعداد موارد مثبت واقعی (موارد حمله قلبی) است، تی تعداد موارد منفی واقعی (موارد غیر از حمله قلبی) است، اف پ تعداد موارد مثبت کاذب (موارد غیر حمله قلبی که به اشتباه به عنوان حمله قلبی طبقه بندی شده اند) است، و اف ان تعداد موارد منفی کاذب (موارد حمله قلبی که به اشتباه به عنوان موارد غیر حمله قلبی طبقه بندی شده اند) است.

دقت که به عنوان ارزش پیش بینی مثبت نیز شناخته می شود، نسبت پیش بینی های مثبت واقعی در بین تمام پیش بینی های مثبت است. این به صورت زیر تعریف می شود.

$$\text{دقت} = \frac{\text{تی بی}}{\text{تی بی} + \text{اف پ}}$$

نشان می دهد که چه تعداد از موارد حمله قلبی پیش بینی شده صحیح بوده اند. دقت بالا در جلوگیری از هشدارها یا درمان های غیر ضروری بسیار مهم است.

بهیاد بیاورید که به عنوان حساسیت یا نیز مثبت واقعی نیز شناخته می شود، نسبت پیش بینی های مثبت واقعی در بین تمام نمونه های مثبت واقعی است. این به صورت زیر تعریف می شود:

$$\text{بهیاد آوردن} = \frac{\text{تی بی}}{\text{تی بی} + \text{اف ان}}$$

توانایی مدل را در شناسایی موارد واقعی حمله قلبی می سنجد. دستیابی به فراخوانی بالا برای اطمینان از تشخیص اکثر موارد حمله قلبی و به حداقل رساندن خطر از دست دادن تشخیص، مهم است.

امتیاز F1 میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی است که یک معیار واحد ارائه می‌دهد که هر دو را متعادل می‌کند.

این به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{امتیاز } F1 = \frac{\text{دقیق} \times \text{بای بیاورید}}{\text{دقیق} + \text{فراخوانی}}.$$

امتیاز F1 به ویژه زمانی مفید است که توزیع کلاس‌ها ناهموار باشد (مثلاً موارد غیر حمله قلبی بسیار بیشتر از حمله قلبی باشند). این امتیاز تضمین می‌کند که هم مثبت کاذب و هم منفی کاذب در ارزیابی مدل در نظر گرفته شوند.

AUC توانایی مدل را در تمایز بین کلاس‌های مثبت و منفی اندازه‌گیری می‌کند. این مساحت زیر منحنی ROC است که نرخ مثبت واقعی (TPR) را در مقابل نرخ مثبت کاذب (FPR) در تنظیمات آستانه مختلف رسم می‌کند. از نظر ریاضی، اغلب با استفاده از قاعده ذوزنقه‌ای به صورت زیر تقریب زده می‌شود:

$$AUC = \int_0^1 TPR(\text{اف پی آر}) d(FPR)$$

منحنی ROC به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{منحنی ROC} = \frac{\text{تفییب}}{\text{تفییب} + \text{تفییب}} = \frac{\text{نرخ بدنه فدرال}}{\text{اف پی آن} + \text{اف پی تنسس}}$$

۳.۵. محیط آزمایش و تنظیم ابرپارامتر

محیط‌آزمایشی این مطالعه به گونه‌ای طراحی شده بود که تجزیه و تحلیل قوی و تکرارپذیر پیش‌بینی حمله قلبی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین (DL) را تضمین کند. آزمایش‌ها بر روی دستگاهی با پردازنده Intel Core i7، ۱۶GB رم و یک پردازنده گرافیک NVIDIA GeForce GTX 1060 آموزش مدل یادگیری ماشینی انجام شد. نرم افزار شامل پایتون ۳.۸ به عنوان زبان برنامه نویسی اصلی بود که از چندین کتابخانه کلیدی برای دستکاری داده‌ها، ساخت مدل و تجسم استفاده می‌کرد.

پردازش و دستکاری داده‌ها با استفاده از Pandas برای مدیریت کارآمد داده‌ها انجام شد، در حالی که NumPy برای محاسبات عددی به کار گرفته شد. Scikit-learn ابزارهایی را برای پیش‌پردازش داده‌ها، از جمله استاندارد سازی و تقسیم مجموعه داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی، فراهم کرد. علاوه بر این، Scikit-learn در ارزیابی مدل نقش مهمی داشت و معیارهای مانند دقت، صحت، فراخوانی، امتیاز F1 و AUC را برای ارزیابی جامع عملکرد مدل ارائه داد.

مدل‌های یادگیری ماشینی (DL) با استفاده از TensorFlow و Keras پیاده سازی شدند که ساخت، آموزش و ارزیابی معماری‌های شبکه عصبی، از جمله مدل‌های Hybrid MLP، CNN، RNN، LSTM، GRU و Ratshehيل کردند. برای تجسم سازی، از Matplotlib و Seaborn برای ایجاد نمودارها استفاده شد. محیط آزمایش‌طوری تنظیم شد که اطمینان حاصل شود همه آزمایش‌ها قابل تکرار هستند و نتایج سازگار هستند و به اعتبار و پایایی کلی مطالعه کمک می‌کنند.

مجموعه داده‌ها به یک تقسیم بندی ۸۰-۲۰٪ برای آموزش-آزمون تقسیم شدند. این تقسیم بندی تضمین می‌کند که بخش قابل توجهی از داده‌ها برای آموزش مدل‌ها استفاده می‌شوند، در حالی که داده‌های باقی مانده برای آزمایش رزرو می‌شوند و امکان ارزیابی مستقل عملکرد مدل را فراهم می‌کند. برای بهینه سازی عملکرد مدل، تنظیم ابرپارامتر با استفاده از جستجوی شبکه ای و اعتبارسنجی متقابل انجام می‌شود. جستجوی شبکه ای شامل ارزیابی سیستماتیک ترکیبات ابرپارامترها با آموزش مدل‌ها روی هر ترکیب و انتخاب بهترین مجموعه با عملکرد است. اعتبارسنجی متقابل شامل تقسیم داده‌های آموزشی به کمک مجموعه آموزش مدل که ۵ بار، هر بار با استفاده از زیرمجموعه‌ای متفاوت به عنوان مجموعه انتخاب مانده برای آموزش. این فرآیند به اطمینان از اینکه مدل به خوبی به داده‌های دیده نشده تعمیم می‌یابد، کمک می‌کند. سپس هر مدل روی بخش آموزشی (۸۰٪) مجموعه داده‌ها با استفاده از ابرپارامترهای تنظیم شده آموزش داده شد. جدول پارامترهای بهینه ای را که مدل‌های DL انتخاب شده‌در طول اعتبارسنجی متقابل ۵ گانه با آن‌ها تنظیم شده‌اند، خلاصه می‌کند، با هدف به حداقل رساندن معیارهای ارائه شده قبلی.

جدول ۳. بهترین پارامترها برای مدل های DL تنظیم شده اند.

بهترین ارزش	پارامتر	مدل
۳ [64، 128، 64] ریلو ۰۰۱ ۳۲	تعداد لایه های پنهان (واحد در هر لایه) تابع فعال سازی نرخ یادگیری اندازه دسته	MLP
۳ [128، 64، 32] (3، 3) (2، 2) ریلو ۰۰۱ ۳۲	تعداد فیلترهای لایه های کانولوشنی در هر لایه اندازه هسته اندازه استخراج تابع فعال سازی نرخ یادگیری اندازه دسته	س ان ان
۲ [64، 128] تان ۰۰۱ ۳۲	تعداد لایه های بازگشتی واحد در هر لایه تابع فعال سازی نرخ یادگیری اندازه دسته	آر ان ان
۲ [64، 128] تان ۰۰۱ ۳۲	تعداد لایه های LSTM (واحد در هر لایه) تابع فعال سازی نرخ یادگیری اندازه دسته	LSTM
۲ [64، 128] تان ۰۰۱ ۳۲	تعداد لایه های GRU واحد در هر لایه تابع فعال سازی نرخ یادگیری اندازه دسته	ج آر بیو
۲ [128، 64] (3، 3) (2، 2) ۲ [64، 128] GRU0.001 ReLU ۳۲	تعداد فیلترهای لایه های کانولوشنی در هر لایه اندازه هسته اندازه استخراج تعداد واحدهای لایه های GRU به ازای هر تابع فعال سازی لایه GRU نرخ یادگیری اندازه دسته	هیبریدی

۴. نتایج و بحث

عملکرد هر مدل یادگیری ماشینی (DL) با استفاده از پنج معیار مهم ارزیابی شد: دقت، صحت، بازخوانی، امتیاز F1 و AUC. این معیارها بینش کاملی از مهارت مدل ها در پیش بینی حملات قلبی ارائه می دهند. نتایج این ارزیابی ها در جدول خلاصه شده است.^۴ این مقایسه عمیق، هم نقاط قوت هر مدل و هم حوزه های بالقوه برای بهبود را بر جسته می کند.

جدول ۴. معیارهای عملکرد برای مدل های یادگیری عمیق (DL) در پیش بینی حمله قلبی

AUC	F1 امتیاز	بهبود بیاورید	دققت	دققت	مدل
.۸۹	.۸۴	.۸۴	.۸۳	.۸۵	MLP
.۹۱	.۸۵	.۸۶	.۸۵	.۸۷	س ان ان
.۸۸	.۸۲	.۸۳	.۸۲	.۸۴	آر ان ان
.۹۲	.۸۷	.۸۷	.۸۶	.۸۸	LSTM
.۹۳	.۸۷	.۸۸	.۸۷	.۸۹	ج آر بیو
.۹۵	.۸۹	.۹۰	.۸۹	.۹۱	هیبریدی

مدل MLP به دقت ۰.۸۵، دقت ۰.۸۳، میزان بازخوانی ۰.۸۴، امتیاز F1 برابر با ۰.۸۴ و سطح زیرمنحنی (AUC) برابر با ۰.۸۹ دست یافت. اگرچه MLP عملکرد متعادلی را در تمام معیارها نشان داد، اما سطح زیرمنحنی (AUC) کمی پایین تر آن نشان می دهد که اگرچه می تواند اکثر موارد را به درستی شناسایی کند، اما در تمايز بین موارد مثبت و منفی به اندازه کافی مؤثر نیست. این محدودیت را می توان به معماری مدل نسبت داد که نمی تواند الگوهای پیچیده در داده ها را به طور مؤثر مانند سایر مدل ها ثبت کند.

علاوه بر این، مدل CNN بهبود قابل توجهی نیست به MLP نشان داد و به دقت ۰.۸۷، دقت ۰.۸۵، فراخوانی ۰.۸۶، امتیاز F1 ۰.۸۵ و AUC ۰.۹۱ دست یافت. توانایی CNN در استخراج و بهره گیری از سلسه مراتب مکانی در داده ها احتمالاً به عملکرد بهبود یافته آن کمک می کند. AUC بالاتر این مدل نشان دهنده توانایی کلی بهتر در تمایز بین کلاس ها است و آن را به ویژه در سناریوهای که استخراج ویژگی های مکانی حیاتی است، مفید می سازد.

در مقایسه، RNN با دقت ۰.۸۴، دقت ۰.۸۲، فراخوانی ۰.۸۳، امتیاز F1 ۰.۸۲ و AUC ۰.۸۸ عملکرد مناسبی را نشان داد. معماری RNN که برای مدیریت داده های ترتیبی طراحی شده است، عملکرد خوبی دارد اما در مقایسه با CNN و مدل های بازگشتی پیشرفته تر، عملکرد ضعیف تری دارد. این نشان می دهد که اگرچه RNN ها می توانند وابستگی های زمانی را ثبت کنند، ساختار ساده تر آنها ممکن است برای ماهیت پیچیده داده های پیش بینی حمله قلبی کافی نباشد.

شبکه LSTM که برای رفع محدودیت های RNN های استاندارد طراحی شده بود، به دقت ۰.۸۸، دقت ۰.۸۶، فراخوانی ۰.۸۷، امتیاز F1 ۰.۸۷ و AUC ۰.۹۲ دست یافت. توانایی LSTM در مدیریت وابستگی های بلندمدت از طریق مکانیسم های دروازه ای خود، در فراخوانی و امتیاز F1 برتر آن منعکس می شود. این نشان می دهد که LSTM به ویژه در شناسایی موارد مثبت واقعی مؤثر است و آن را به انتخابی قابل اعتماد برای تشخیص های پزشکی تبدیل می کند که در آن ها از دست دادن یک مورد مثبت می تواند عواقب شدیدی داشته باشد.

به طور خاص، مدل GRU با دقت ۰.۸۹، دقت ۰.۸۷، فراخوانی ۰.۸۸، امتیاز F1 ۰.۸۷ و AUC ۰.۹۳ عملکرد را در بین مدل های منفرد نشان داد. مکانیسم دروازه بندی کارآمد GRU، که جریان اطلاعات را در مقایسه با LSTM ساده تر می کند، به آن اجازه می دهد تا ویژگی های مهم را حفظ کند و در عین حال ویژگی های نامربوط را کنار بگذارد. این تعادل بین سادگی و کارایی منجر به عملکرد کلی برتر می شود و GRU رابه انتخابی عالی برای کارهایی که نیاز به پردازش داده های زمانی طریف دارند، تبدیل می کند.

مدل هیبریدی از تمام مدل های منفرد پیش گرفت و به بالاترین معیارها در بین سایر مدل های DL دست یافت: دقت ۰.۹۱، دقت ۰.۸۹، فراخوانی ۰.۹۰، امتیاز F1 ۰.۸۹ و AUC ۰.۹۵. این مدل از قابلیت های استخراج ویژگی CNN ها و نقاط قوت پردازش زمانی GRU ها بهره می برد و به طور مؤثر وابستگی های مکانی وزمانی را ثبت می کند. عملکرد برتر مدل هیبریدی، پتانسیل ترکیب معماری های مختلف DL را برای پرداختن به ماهیت چندوجهی داده های پزشکی برجسته می کند. با ادغام حساسیت مکانی CNN ها با کارایی زمانی GRU ها، مدل هیبریدی چارچوبی قوی برای پیش بینی حملات قلبی با دقت و قابلیت اطمینان بالاتر ارائه می دهد.

یکی از اهداف مهم این کار، ارائه مقایسه ای جامع از پنج مدل برجسته یادگیری ماشینی (DL) در زمینه پیش بینی حمله قلبی بود. این امر محقق شد، همانطور که نتایج تجربی نشان می دهد، جایی که مدل هیبریدی عملکرد برتر را در تمام معیارها، به ویژه در دستیابی به بالاترین دقت (۹۱٪) و (۰.۹۵) AUC نشان داد. این یافته، رویکرد ما در ادغام CNN و GRU برای بهره برداری از داده های مکانی و زمانی را تأیید کرد و از عملکرد مدل های سنتی و برخی مدل های یادگیری ماشینی که در بخش ۲ مورد بحث قرار گرفته است، پیشی گرفت.^۲

علاوه بر این هدف، ما قصد داشتیم عملکرد قوی مدل را در طیف وسیعی از معیارها تضمین کنیم. نمرات بالای مذاوم مدل هیبریدی در دقت، صحت، فراخوانی و امتیاز F1، نشان دهنده تحقق موفقیت آمیز این هدف بود و قابلیت اطمینان مدل را در پیش بینی خطرات حمله قلبی نشان داد. عملکرد برتر مدل هیبریدی نه تنها اثربخشی ترکیب معماری های CNN و GRU را برجسته می کند، بلکه پتانسیل این روش ها را در سایر وظایف پیش بینی پزشکی نیز نشان می دهد. این سهم به ویژه با در نظر گرفتن محدودیت های مدل های موجود قابل توجه است.

مانند مواردی که در بخش مورد بحث قرار گرفت^۲، که در آن مدیریت داده‌های زمانی با مکانی بهینه نبود.

هدف دیگر، افزایش قابلیت تفسیر مدل‌های DL بود. بنابراین، برای تفسیر بیشتر این مدل‌ها و درک فرآیند تصمیم‌گیری اساسی، مقادیر SHAP محاسبه شدند. SHAP به این سوال پاسخ می‌دهد که هر ویژگی چقدر در پیش‌بینی حمله قلبی نقش دارد. در جدول^۵، میانگین مقادیر SHAP (در بین همه افراد) نشان داده شده است که نشان می‌دهد در تمام مدل‌های DL، ویژگی‌های حداکثر ضربان قلب، نوع درد قفسه سینه و تالاسمی به طور مداوم اهمیت بالایی را نشان داده اند و بنابراین، در تمام مدل‌ها بیشترین تأثیر را داشته اند. این ویژگی‌ها بیشترین تأثیر را بر پیش‌بینی‌های انجام شده توسط مدل‌های DL در زمینه پیش‌بینی حمله قلبی داشتند.

جدول ۵. میانگین مقادیر SHAP برای اهمیت ویژگی‌ها در هر مدل DL.

هیبریدی	جاتریو	LSTM	آر ان	س ان ان	MLP	ویژگی
.۱۳	.۱۲	.۱۱	.۱۳	.۱۴	.۱۲	سن
.۰۷	.۰۸	.۰۹	.۰۷	.۰۸	.۰۷	جنسیت
.۰۲۲	.۰۲۰	.۰۱۹	.۰۲۰	.۰۲۱	.۰۱۸	چستپی
.۰۱۱	.۰۱۳	.۰۱۳	.۰۱۱	.۰۱۲	.۰۱۱	استراحت‌بینی
.۰۱۰	.۰۱۱	.۰۱۰	.۰۰۹	.۰۱۱	.۰۱۰	چول
.۰۰۴	.۰۰۵	.۰۰۶	.۰۰۴	.۰۰۵	.۰۰۴	فست‌بینان
.۰۰۷	.۰۰۶	.۰۰۷	.۰۰۸	.۰۰۷	.۰۰۶	(RestECG) استراحت‌نوار قلب
.۰۰۲۱	.۰۰۲۰	.۰۰۲۲	.۰۰۲۱	.۰۰۱۹	.۰۰۲۰	مکس‌آر
.۰۰۹	.۰۰۸	.۰۰۱۰	.۰۰۰۹	.۰۰۰۷	.۰۰۰۸	ExIndAng
.۰۰۱۴	.۰۰۱۲	.۰۰۱۳	.۰۰۱۴	.۰۰۱۲	.۰۰۱۳	STDp
.۰۰۱۰	.۰۰۱۰	.۰۰۱۱	.۰۰۰۹	.۰۰۱۰	.۰۰۰۹	شبب
.۰۰۱۱	.۰۰۱۲	.۰۰۱۱	.۰۰۱۰	.۰۰۱۲	.۰۰۱۱	NMajV
.۰۰۱۵	.۰۰۱۶	.۰۰۱۵	.۰۰۱۴	.۰۰۱۶	.۰۰۱۵	تال

با دغام مقادیر SHAP با معیارهای ارزیابی، ما نه تنها درک جامعی از عملکرد خوب مدل‌ها، بلکه دلیل انجام پیش‌بینی‌های خاص توسط آنها نیز به دست آورده‌یم و در نتیجه شفافیت و قابلیت تفسیر مدل‌های DL را در زمینه پیش‌بینی حمله قلبی افزایش دادیم. با شفاف‌سازی پیش‌بینی‌های مدل‌ها، متخصصان مراقبت‌های بهداشتی می‌توانند سیستم پیش‌بینی را بهتر درک و به آن اعتماد کنند و این امر منجر به تصمیم‌گیری‌گاهانه‌تر می‌شود. این مطالعه ارزش ترکیب مدل‌های پیشرفته DL با تکنیک‌های XAI را برای توسعه سیستم‌های پیش‌بینی قابل اعتماد و قابل تفسیر برای تشخیص حمله قلبی نشان می‌دهد و در نهایت نتایج بیمار را از طریق پیش‌بینی زودهنگام و دقیق بهبود می‌بخشد. این هدف با موفقیت محقق شد، زیرا تجزیه و تحلیل SHAP بینش روشنی در مورد اهمیت ویژگی‌ها ارائه داد، به طوری که حداکثر ضربان قلب، نوع درد قفسه سینه و تالاسمی به طور مداوم در بین مدل‌ها تأثیرگذار بودند. این امر نه تنها با هدف ما برای کاربردی تر کردن مدل‌ها از نظر بالینی همسو است، بلکه رویکرد ما را از سایر مطالعاتی که در آنها قابلیت تفسیر کمتر مورد تأیید قرار گرفته بود، تمایز می‌کند.

۵. نتیجه‌گیری و کارهای آینده

این مطالعه با مقایسه عملکرد پنج مدل برخسته، یعنی MLP، CNN، RNN، LSTM، GRU و یک مدل ترکیبی که معماری‌های CNN و GRU را ادغام می‌کند، پتانسیل قابل توجه مدل‌های DL در پیش‌بینی حملات قلبی را نشان می‌دهد. یافته‌های ما نشان می‌دهد که تکنیک‌های پیشرفته DL می‌توانند دقت و قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌های حمله قلبی را به طور قابل توجهی بهبود بخشنند، که برای تشخیص زودهنگام و مداخله به موقع بسیار مهم است. علاوه بر این، دستیابی به بالاترین عملکرد در تمام معیارهای ارزیابی شده - دقت(۹۱٪)، دقت(۰.۸۹٪)، فراخوانی(۰.۹۰٪)، امتیاز(۰.۹۵٪) F1 و AUC - اثربخشی مدل Hybrid تأیید شد و در نتیجه یک راه حل قوی در حوزه تشخیص پزشکی ارائه داد. نتایج AUC بالا نشان دهنده برتری مدل Hybrid در تمایز بین افراد مبتلا به حمله قلبی و غیر مبتلا به حمله قلبی بود. مکانیسم دروازه‌ای این مدل، که به طور موثر ویژگی‌های مهم را ثبت و حفظ می‌کند و در عین حال ویژگی‌های نامربوط را کنار می‌گذارد، احتمالاً به عملکرد قوی آن کمک کرده است. علاوه بر این، ادغام SHAP

این تکنیک درک عمیق تری از پیش بینی های مدل ارائه داد و شفافیت و کاربرد بالینی آنها را افزایش داد. هدف اصلی افزایش عملکرد و تفسیرپذیری مدل با موفقیت محقق شد، همانطور که با دقت برتر مدل هیبریدی و بینش های ارائه شده توسط تجزیه و تحلیل SHAP نشان داده شد. این نتایج نه تنها اهداف اولیه را برآورده کردند، بلکه از آنها فراتر رفته و ابزاری عملی برای پزشکان ارائه دادند که قدرت پیش بینی را با شفافیت متعادل می کند. پیامدهای این تحقیق، به ویژه برای توسعه ابزارهای تشخیص قابل اعتمادتر و تفسیرپذیرتر در مراقبت های بهداشتی، قابل توجه است.

اگرچه یافته های این مطالعه امیدوارکننده است، اما ضروری است که محدودیت های مجموعه داده های مورد استفاده را نیز در نظر گرفت. اندازه محدود مجموعه داده ها (موارد و ویژگی ها) ممکن است به دلیل اندازه محدود و دامنه جمعیتی خاص، به طور کامل نمایانگر جمعیت وسیع تر نباشد. اندازه نمونه نسبتاً کوچک، نگرانی هایی را در مورد پتانسیل بیش برآذش ایجاد می کند، که در آن مدل ممکن است روی داده های آموزشی عملکرد خوبی داشته باشد اما به طور مؤثر به داده های جدید تعمیم داده نشود. علاوه بر این، توزیع ویژگی هادر مجموعه داده ها، مانند محدوده سنی و نمایش جنسیت، ممکن است سوگیری های را ایجاد کند که بر پیش بینی های مدل تأثیر می گذارد. علاوه بر این، مجموعه داده ها قادر اطلاعات دقیقی در مورد عواملی مانند وضعیت اجتماعی-اقتصادی، سابقه پزشکی، وجود سایر بیماری های همراه و متغیرهای سبک زندگی است که من توانند بر خطر حمله قلبی تأثیر بگذارند اما در این تحلیل لحاظ نشده اند. عدم وجود چنین عواملی که به طور قابل توجهی بر خطر حمله قلبی تأثیر می گذارند، این مطالعه را بیشتر محدود می کند. این محدودیت ها، نیاز به تحقیقات آینده با استفاده از مجموعه داده های بزرگتر و متنوع تر را برای افزایش استحکام، دقت، کاربرپذیری و تعمیم پذیری مدل های پیش بینی توسعه یافته در این مطالعه در محیط های بالینی مختلف برجسته می کند.

همکاری با متخصصان بالینی برای افزایش ارتباط عملی یافته های ما در محیط های دنیای واقعی ضروری است. این همکاری ها می توانند به صورت مرحله ای ساختار یافته شوند، که با اعتبارسنگی گذشته نگربا استفاده از داده های تاریخی بیمار شروع می شود و به مطالعات آینده نگر که در آن ها پیش بینی های مدل بر تصمیم گیری بالینی تأثیر می گذارد، می رسد. چالش های این همکاری ها شامل ادغام مدل در گردش های کاری بالینی، اطمینان از رعایت مقررات حفظ حریم خصوصی داده ها و پرداختن به شک و تزدید اولیه ای است که ممکن است از سوی پزشکان ایجاد شود. یک حلقة بازخورد مداوم، که در آن از نتایج بالینی برای اصلاح مدل استفاده می شود، در قوی تر و قابل اعتمادتر کردن مدل ها برای کاربردهای دنیای واقعی بسیار مهم خواهد بود. چنین مشارکت های بین رشته ای کلید گذار از تحقیق به اجرای عملی و در نهایت بهبود نتایج بیمار خواهد بود.

پیامدهای عملی این تحقیق عمیق است. با ادغام مدل های یادگیری ماشینی (DL) در فرآیندهای تصمیم گیری بالینی، ارائه دهندها خدمات درمانی می توانند از پیش بینی های دقیق تر و به موقع تر خطر حمله قلبی بهره مند شوند. این ادغام می تواند منجر به مراقبت شخصی سازی شده و پیشگیرانه از بیمار شود، در نهایت نتایج بیمار را بهبود بخشد و فشار بر سیستم های مراقبت های بهداشتی را کاهش دهد. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل مقایسه ای ما بینش های ارزشمندی را برای محققان و پزشکان فراهم می کند و پیشرفت های آینده در زمینه تشخیص پزشکی را هدایت می کند.

در ادامه ای مطالعه ای فعلی، تجزیه و تحلیل دقیق تر چگونگی تعامل ویژگی های مجموعه داده ها به عنوان عوامل خطر با یکدیگر می توانند عمق قابل توجهی به درک ما از خطر حمله قلبی بیفزاید. علاوه بر این، جدا از معیارهای ارزیابی سنتی که در حال حاضر در نظر گرفته می شوند، یک جایگزین چالش برانگیز، ارزیابی پیچیدگی محاسباتی هر مدل با اندازه گیری زمان آموزش و میزان استفاده از منابع (مثلًا، میزان حافظه و میزان استفاده از GPU) خواهد بود. این تجزیه و تحلیل به درک امکان سنجی عملی استقرار این مدل ها در محیط های دنیای واقعی، که در آن منابع محاسباتی ممکن است محدود باشند و مجموعه داده های بزرگتر رایج هستند، کمک می کند. در حالی که مجموعه داده های انتخاب شده برای توسعه مدل مناسب است، اذعان می شود که مدل های DL عموماً از مجموعه داده های بزرگتر بهره می بزنند که امکان تعمیم و استحکام بهتر را فراهم می کنند. در کارهای آینده، مقیاس بندی مدل ها به مجموعه داده های بزرگتر برای اعتبارسنگی یافته ها و اطمینان از اینکه مدل ها می توانند پیچیدگی و تغییرپذیری فزاینده موجود در مجموعه داده های گسترده تر را مدیریت کنند، ضروری خواهد بود. در ادامه، تحقیقات آینده بر بررسی ادغام سایر بیماری های ML/DL با روش های مختلف XAI تمرکز خواهد کرد تا استحکام و کاربرد مدل های پیش بینی کننده را در محیط های بالینی بیشتر افزایش دهد.

این مطالعه به عنوان یک کاوش بنیادی عمل می‌کند، با این انتظار که تکنیک‌ها و بینش‌های توسعه یافته‌در اینجا برای محیط‌های داده بزرگتر قابل مقایسه‌بندی باشند تا جمعیت‌های متنوع‌تری از بیماران را در بر بگیرند و ویژگی‌های مرتبط بیشتری را برای افزایش بیشتر عملکرد مدل در خود جای دهند.

مشارکت‌های نویسنده: ایده را مطرح کردند، آزمایش‌ها را طراحی و اجرا کردند، نتایج را تجزیه و تحلیل کردند، پیش‌نویس‌اولیه را تهیه کردند و نسخه‌نهایی را اصلاح کردند. همه نویسنده‌گان نسخه منتشر شده مقاله را خوانده و با آن موافقت‌کرده اند MT و ED

تأمین‌مالی: این تحقیق هیچ بودجه خارجی دریافت نکرده است.

بیانیه‌دسترسی به داده‌ها: مقالات اصلی ارائه شده در این مطالعه در مقاله‌گنجانده شده است، سوالات بیشتر را می‌توان با نویسنده مسئول در میان گذاشت.

تضادمنافع: نویسنده‌گان هیچ گونه تضاد منافع را اعلام نمی‌کنند.

منابع

۱. بیماری‌های قلبی عروقی. به صورت آنلاین موجود است: https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases#tab=tab_1 (دسترسی در ۳۱ ژوئیه ۲۰۲۴).
۲. ملیناتان، س. اوبرمایر، زچه کسی برای حمله قلبی آزمایش می‌شود و چه کسی باید آزمایش دهد: پیش‌بینی خطر بیمار و خطای پزشک؛ دفتر ملی تحقیقات اقتصادی: کمبریج، ماساچوست، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۱۹.
۳. گونگ، اف، اف، واپناس، آی؛ مالایسری، اس، سی؛ ماگانتی، کی. عوارض مکانیکی انفارکتوس حاد میوکارد: یک بررسی. جاما کاردیول، ۶، ۲۰۲۱، ۳۴۹-۳۴۱.]
۴. مکانیک، اوچ، گاوین، ام، گراسمن، اس، ای؛ زیگلر، کی. انفارکتوس حاد میوکارد (پرستاری). دراستات پیزز //اینترنت]. سنت پترزبورگ، فلوریدا، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۲۳، StatPearls Publishing: ۲۰۲۳، ۳۶۶-۳۷۲. [کراس رف] [پاب مد]
۵. سالیر، جی؛ فلاٹری، ام؛ لیون، دی. ای. خوش‌های علائم نارسایی قلبی و کیفیت زندگی. قلب و ریه، ۴۸، ۲۰۱۹، ۳۶۶-۳۷۲. [کراس رف] [پاب مد]
۶. هان، سی اچ؛ کیم، اچ؛ لی، اس؛ جانگ، جی اچ. دانش و درک ضعیف از عوامل سکته مغزی و علائم حمله قلبی. مجله بین‌المللی تحقیقات محیط زیست، بهداشت عمومی، ۱۶، ۲۰۱۹. [کراس رف] [پاب مد]
۷. لیپ، پ. کتاب الکترونیکی بیماری‌های قلبی برآونوالد: درسنامه پزشکی قلب و عروق؛ علوم سلامت الزویر؛ آمستردام، هلند، ۲۰۲۱، ۳۶۶-۵۲۳.]
۸. ترووب، ال. کی؛ راجرز، جی. جی. نارسایی پیشرفته قلب: اپیدمیولوژی، تشخیص و رویکردهای درمانی. نارسایی قلبی، ۱، ۲۰۲۰، ۵۳۶-۵۲۳.
۹. کالیول، د؛ راجو، ه؛ تری پاتن، ب. یادگیری عمیق در مراقبت‌های بهداشتی. دریادگیری عمیق در تجزیه و تحلیل داده‌ها: تکنیک‌ها، شیوه‌ها و کاربردهای اخیر؛ اشپرینگر: برلین/هایدلبرگ، آلمان، ۲۰۲۲، صفحات ۹۷-۱۱۵.
۱۰. احسان، م؛ صدیق، ز. تشخیص بیماری قلبی مبتنی بر یادگیری ماشین: یک بررسی سیستماتیک متون. مصنوع، هوشمند، پزشکی، ۱۰، ۲۰۲۲، ۱۲۸۹-۱۲۸۱.]
۱۱. der Velden، BH؛ Gilhuijs، KG؛ Viergever， MA (۲۰۲۲). هوش مصنوعی قابل توضیح (XAI) در تجزیه و تحلیل تصویر پزشکی مبتنی بر یادگیری عمیق [کراس رف]
۱۲. صالح، ای. ام؛ ریپسی-استبرق، زی؛ گالازو، آی. بی؛ رادوا، پی؛ پترسن، اس. ای؛ لکادر، کی؛ منه گر، جی. نگاهی به روش‌های هوش مصنوعی قابل توضیح LIME و SHAP. LIME و SHAP: هوش پیشرفته. سیستم، ۲۰۲۴، ۲۴۰-۲۴۴. [کراس رف]
۱۳. احمد، س؛ کایز، م. س؛ حسین، م. س؛ اندرسون، ک. تحلیل مقایسه‌ای مفسرهای LIME و SHAP با پیش‌بینی‌های دیابت مبتنی بر یادگیری ماشین قابل توضیح IEEE ۲۰۲۴... [کراس رف]
۱۴. اشرف، م؛ رضوی، م؛ شارما، ح. بهبود پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از شبکه عصبی عمیق. مجله علوم کامپیوت و فناوری آسیا، ۱، ۲۰۱۹، ۵۴-۴۹. [کراس رف]
۱۵. هارکولکار، ن؛ نادکارنی، س؛ پاتل، ب؛ جادهاو، آ. پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از مدل یادگیری عمیق CNN. مجله بین‌المللی پژوهش‌های کاربردی علوم مهندسی فناوری، ۱، ۲۰۲۰، ۸۷۵-۸۷۸. [کراس رف]
۱۶. برهوم، AMA؛ ابونصیر، BS؛ ابونصیر، SS (۲۰۲۲). پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از مجموعه ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و عمیق. مجله بین‌المللی مهندسی، سیستم اطلاعات (IJEAIS)، ۶، ۲۰۲۲، ۱-۳.
۱۷. پاندا، آر، آن؛ زهیرا، اف. پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق. مجله کامپیوت و فناوری آسیا، ۱۰، ۲۰۱۹ (TURCOMAT)، ۱۱۴۸-۱۱۴۱.
۱۸. بهارت، ر؛ خمپاریا، آ؛ شاباز، م؛ دهیمان، گ؛ پانده، س؛ سینگ، پ. پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از ترکیبی از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق. کامپیوت. هوش. علوم اعصاب، ۲۰۲۱، ۲۰۲۱، ۸۷۶-۸۷۸. [کراس رف] [پاب مد]
۱۹. شارما، س؛ پارمار، م. پیش‌بینی بیماری‌های قلبی با استفاده از مدل شبکه عصبی یادگیری عمیق. بین‌المللی Innov. IJITEE، ۹، ۲۰۲۰، ۲۲۴۸-۲۲۴۴. [کراس رف]
۲۰. سارماه، اس. یک سیستم کارآمد نظارت بر بیمار و پیش‌بینی بیماری قلبی مبتنی بر اینترنت اشیا با استفاده از شبکه عصبی اصلاح شده با یادگیری عمیق. IEEE ۲۰۲۰، ۸، ۲۰۲۰. [کراس رف]
۲۱. باش، اس. ان؛ رامش، دی؛ محمد، اس؛ هارشاواردان، ای. پیش‌بینی بیماری‌های قلبی عروقی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق. در مجموعه مقالات کنفرانس IOP: علوم و مهندسی مواد، چنای، هند، ۱۶-۱۷ سپتامبر ۲۰۲۰: بریستول، انگلستان، ۲۰۲۰، جلد ۹۸۱، صفحه ۲۲۰-۶.

۲۳. وقار، م؛ داود، ح؛ مجید، ن؛ بنجار، ا؛ الهربي، ر. یک مدل یادگیری عمیق کارآمد مبتنی بر SMOTE برای پیش بینی حمله قلبی. *برنامه علمی- پژوهشی*، ۲۰۲۱، ۲۰۲۱، ۶۶۲۱۶۲۲.
۲۴. لاتا، سی بی سی؛ جیوا، اس سی. بهبود دقت پیش بینی خطر بیماری قلبی بر اساس تکنیک های طبقه بندی گروهی. *اطلاع رسانی*. پژوهشگاه اسناد اطلاع رسانی ایران، ۱۴۰۳، ۱۵، ۲۰۱۹.
۲۵. مجموعه داده های بیماری های قلبی. به صورت آنلاین در دسترس است: <https://github.com/Abdulrakeeb/Heart-disease-dataset/tree/main> (دسترسی در ۱۴ آگوست ۱۴۰۳).
۲۶. مجموعه داده های بیماری های قلبی از پنج پایگاه داده. به صورت آنلاین در دسترس است: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/45/heart+disease> (دسترسی در ۱۴ آگوست ۱۴۰۳).
۲۷. حیدر، آ؛ بنگس، س؛ لو، ج؛ استو، ای؛ سیلر-ماتولا، جم؛ موکا، ت؛ گهارد، س. جنس و جنسیت در پژوهشی قلب و عروق: ظاهرات و پیامدهای سندرم حاد کرونی. *یورو. هارت جن.*، ۲۰۲۰، ۴۷، ۱۳۲۸-۱۳۳۶.
۲۸. کروزه، آر. مستقیم، س. بورگلت، سی. براون، سی. Steinbrecher, M. پرسپترون های چند لایه. در هوش محاسباتی: مقدمه ای روشن شناختی؛ اشپرینگر: برلین/هایدلبرگ، آلمان، ۲۰۲۲؛ صفحات ۵۳-۱۲۴.
۲۹. وستیاس، نماینده مجلس، شبکه عصبی کانولوشن. درباره المعرف علوم و فناوری اطلاعات، ویرایش پنجم؛ IGIGlobal: Hershey، PA، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۲۱؛ ص ۲۶-۱۲.
۳۰. کاناچیدامیارسان، جی؛ روالی، ای؛ بازرجی، دی؛ پراکاش، کی.بی. شبکه عصبی بازگشتی. دربرنامه نویسی با TensorFlow: راهکاری برای کاربردهای محاسباتی؛ اشپرینگر: برلین/هایدلبرگ، آلمان، ۲۰۲۱؛ صفحات ۶۱-۵۳.
۳۱. ون هودت، جی؛ موسکرا، سی؛ ناپولس، جی. مروری بر مدل حافظه بلندمدت کوتاه مدت. *مصنوع. هوشمند. کشیش.*، ۵۳، ۲۰۲۰، ۵۹۲۹-۵۹۵۵.
۳۲. دوتا، آ؛ کومار، س؛ باسو، م. رویکرد واحد بازگشتی در واژه ای برای پیش بینی قیمت بیت کوین. *محله مدیریت مالی*، ۱۴۰۲، ۲۰۲۰، ۱۳، ۲۰۲۰.
۳۳. رینیو، او؛ توهو، جی؛ کلن، آر. معیارهای ارزیابی و آزمون های آماری برای یادگیری ماشین. *نماینده علمی- پژوهشی*، ۱۴۰۲، ۶، ۸۶-۶۰.

سلب مسئولیت/ یادداشت ناشر: اطهارات، نظرات و داده های موجود در تمام نشریات صرفاً متعلق به نویسنده(گان) و مشارکت کننده(گان) است و نه MDPI و/یا سردبیر(گان). MDPI مسئولیت هرگونه آسیب به افراد یا اموال ناشر از هرگونه ایده، روش، دستورالعمل یا محصولی که در محتوا به آن اشاره شده است را از خود سلب می کنند.