دوره پانزدهم، شماره بهار و تابستان ۱۴۰۱

مجله فناوری اطلاعات در طراحی مهندسی

Information Technology in Engineering Design

http://ited.sinaweb.net

معماری سیستم هوشمند توصیه‌گر حسگرهای سلامت‌محور مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین و عمیق

مونا بخارایی نیا[۱] محمدعلی افشار کاظمی * [۲] چنگیز والمحمدی [۳] قنبر عباسپور اسفدن[۴]

(۱) گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(۲) گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران*

(۳) گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(۴) گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت : ۱۴۰۱/۰۸/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۲۶)

چکیده

فناوری‌های پوشیدنی در سال‌های اخیر رشد چشم‌گیری داشته و حسگرهای سلامت‌محور با ویژگی و قیمت‌های متفاوتی به صنعت سلامت ورود پیدا کرده‌اند که می‌توانند انتخاب را برای بیماران و پزشکان دشوار کنند. موضوع اصلی این تحقیق ارائه معماری سیستم توصیه‌گر سلامت‌محور با رویکرد هوشمندسازی جهت شناسایی دو نوع بیماری قلبی و دیابت بعنوان نمونه بیمارهای شایع و پیشنهاد مناسب‌ترین دستگاه هوشمند پوشیدنی به بیماران مذکور است. بدین منظور معماری سیستم در سه لایه اصلی طراحی شده است. لایه اول مدیریت داده از جمع‌آوری، پاکسازی و ذخیره‌سازی داده‌های پزشکی افراد، مشخصات فنی حسگرها و نظرات استفاده‌کنندگان حسگرهای سلامت‌محور در شبکه اجتماعی مانند توییتر است. لایه دوم، برای آماده‌سازی و اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین و عمیق می‌باشد و لایه سوم، تلفیق خروجی های بدست آمده از لایه‌های قبلی برای توصیه‌گری نهایی به بیمار و یا پزشک معالج می‌باشد. در این تحقیق، نتایج حاصل از پیاده‌سازی شش الگوریتم یادگیری ماشین بطور همزمان برای شناسایی بیماری و الگوریتم یادگیری عمیق، از نوع شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار برای محاسبه اثر تحلیل احساسات بیماران استفاده کننده دستگاه‌ها در شبکه اجتماعی توییتر در فرمول پیشنهادی برای تلفیق نتایج بدست آمده، به همراه اعمال الگوریتم ژنتیک به منظور بهینه‌سازی خروجی نهایی سیستم توصیه‌گر هوشمند أورده شده است.

واژه‌های کلیدی: سیستم توصیه‌گر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بیماری قلبی و دیابت، الگوریتم یادگیری عمیق شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار، حسگرهای سلامت‌محور.

* عهده‌دار مکاتبات:

محمدعلی افشار کاظمی

نشانی: گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

شماره تماس: ۰۲۱-۲۳۹۰۲۴۹۵

پست الکترونیکی: *dr.mafshar@gmail.com*

۱- مقدمه

در عصر دیجیتال نفوذ و استفاده از سیستم‌های کامپیوتری در تصمیم‌گیری‌های پزشکی به یکی از مفاهیم مهم در علوم پزشکی مبدل شده است. با وجود تمام بهبودها و پیشرفت‌های حاصل شده در این عرصه همچنان چالش‌های حل نشده‌ای از جوانب مختلف وجود دارد که فاصله زیادی را بین وضعیت کنونی این علم و وضعیت مطلوب و ایده‌آل آن پدید می‌آورد. چالش‌هایی از جمله دسترس پذیر بودن پزشک و درمان، هزینه تشخیص بیماری توسط پزشک متخصص، تجویز نسخه و پیگیری در روند درمان، افزایش تعداد بیماران، تمایل به پایش سلامتی فردی در انسان‌ها در زندگی روزمره، حیطه گسترده‌ای از انواع بیماری‌ها، افزایش هزینه‌های درمانی، تمایل برخی از بیماران در ادامه زندگی در شهرها و یا روستای محل سکونت بدون داشتن امکانات پیشرفته پزشکی، کاهش نگرانی و برخورداری از ابزاری جهت نظارت سلامتی فرد که خطر گذراندان و بستری شدن را در بیمارستان کاهش می‌دهد را می‌توان عنوان نمود [۷] . یکی از فناوری‌های مطرح که سعی در پاسخگویی به نیازمندی‌های صنعت سلامت دارد، فناوری اینترنت اشیاء و حسگرهای هوشمند است. ارائه خدمات اینترنت اشیاء به افراد از جمله دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی و تلفن‌های هوشمند از مقبولیت بالایی بین مردم به منظور بررسی کردن علائم سلامتی در بین سیستم‌های سلامت برخوردار می‌باشد[۱]. امروزه، دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی مانند ساعت‌های هوشمند بعنوان یک تکنولوژی پیشرو جزء توسعه‌یافته‌ای از سبک زندگی بسیاری از افراد در جامعه شده‌اند[۲]. دستگاه‌های پوشیدنی به پردازش و تحلیل داده‌های جمع آوری شده از افراد به منظور ارتقاء سطح کیفی زندگی آنان می‌پردازند. عمدتا، این گونه دستگاه‌ها مجهز به حسگرهای مختلف حرکتی هستند که فعالیت‌های فیزیکی افراد و علائم حیاتی آنان را ثبت و بطور همزمان این اطلاعات را به دستگاه‌های هوشمند و یا تلفن همراه افراد ارسال می‌کنند [۳]. این دستگاه‌های هوشمند اشکال مختلفی را شامل شده و حیطه گسترده‌ای از طراحی را به خود اختصاص داده‌اند که آن از جمله می‌توان به عینک، لباس، جواهر، ایمپلنت‌های پوستی هوشمند و خیلی موارد دیگر اشاره نمود که هر یک از این دستگاه‌ها با استفاده از جمع آوری و پردازش داده‌ها بصورت موثر بخشی از سلامت مصرف کننده را هدف قرار داده‌اند. علاوه بر این، اندازه‌گیری دیجیتالی بطور متداوم از وضعیت سلامت انسان بصورت به هنگام یکی از مهمترین مزایای استفاده از اینترنت اشیا هوشمند پوشیدنی و حسگرهای هوشمند است، و این امر عامل افزایش محبوبیت استفاده از پوشیدنی‌های هوشمند و گسترش همگرایی دنیای فیزیکی و دیجیتالی در حوزه اینترنت اشیاء شده است. استفاده از فناوری دیجیتال مشارکت بیشتر بیماران را افزایش می‌دهد و آن‌ها را تشویق می‌کند تا در مراقبت از خود فعال باشند [۴]. این آگاهی از سلامت خویش بعنوان فعالیتی اجتناب ناپذیر در دنیای دیجیتال رو به افزایش است [۵]. با توجه به روند رو به رشد و افزایش چشم‌گیر و تنوع دستگاه‌های هوشمند، قابلیت‌ها و دقت اندازه‌گیری متفاوت ، هزینه دستگاه، بخشی از بدن که قرار است با دستگاه اتصال یابد، جملگی مواردی است که بیمار و یا پزشک وی باید برای انتخاب در نظر بگیرند. حال این سوال مطرح می‌شود که کدام دستگاه پوشیدنی هوشمند یا در حقیقت حسگر سلامت‌محور تعبیه شده در آن برای شرایط بیمار مناسب ترین است؟ این بدان معناست که بتوان به شناسایی دستگاه مناسب با توجه به شرایط سلامتی و درمانی فرد با در نظر گرفتن ویژگی‌های دستگاه مانند دقت لازم اندازه گیری معیار حیاتی بیمار مورد نیاز در دستگاه در برای هر بیماری در مقابل استفاده از دستگاه‌های پزشکی استاندارد بپردازیم.

هنگامی که گزینه‌های زیادی برای انتخاب و پارامترهای زیادی در فرایند تصمیم گیری وجود دارد، استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر مناسب و کاربردی خواهند بود [۶]. سیستم‌های توصیه‌گر در حوزه تجارت الکترونیک بسیار شناخته شده هستند از اینرو در این تحقیق هدف، طراحی سیستم توصیه‌گر حسگرهای هوشمند سلامت محور با توجه به پرونده پزشکی و شناسایی

نوع بیماری، ویژگی‌های دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی و نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی برای بیماران است. با ارائه این پیشنهاد هوشمند توسط سیستم توصیه‌گر به بیمار، پزشکان و بطورکلی تیم درمان روند انتظار می‌رود که تشخیص بیماری تسریع شود و دستگاه هوشمند پیشنهادی اطلاعات سلامتی بیمار را با توجه به نوع بیماری ثبت و برای پزشک ارسال کند تا روند درمان با کمک انتخاب مناسب‌ترین دستگاه کم هزینه‌تر و با کیفیت بالاتری صورت پذیرد.

در ادامه این پژوهش، بخش دوم مربوط به ادبیات و تاریخچه فناوری و راهکارهای ارائه شده در حوزه پوشیدنی و حسگرهای هوشمند سلامت محور با توجه به رویکرد استفاده از سیستم توصیه‌گر می‌باشد. بخش سوم، معماری پیشنهادی را ارائه و بررسی می‌کنیم. بخش چهارم، نتایج بدست آمده گزارش شده و بخش پنجم نتیجه گیری و کارهای اتی بیان شده است.

۲- مرور ادبیات و تاریخچه تحقیق

اینترنت اشیا دنیایی از اشیای ناهمگون است که علاوه بر دارا بودن ویژگی‌های فیزیکی به شکل یکپارچه، با استفاده از زیر ساخت اینترنت در بستر یک پروتکل ارتباطی به یکدیگر متصل شده‌اند. یکی از مهم‌ترین بخش‌های زیر ساخت فناوری در اینترنت اشیاء، حسگرها هستند. در حوزه‌ی سلامت نیز حسگرها از اهمیت خاصی برخوردار هستند چراکه، به طور مستقیم با سلامت انسان در ارتباط هستند. این حسگرها در قالب دستگاه‌های پوشیدنی، جامه‌های هوشمند و یا حتی به صورت عضو بدن درون یا بیرون بدن انسان قرار گرفته و پارامترهای مختلف مربوط به سلامتی انسان مانند قند خون، ضربان خون و یا حتی واکنش بدن پس از خوردن یک دارو را می‌توانند اندازه گیری نمایند. از آنجا که تعداد این حسگرهای سلامت محور و قابلیت‌های ان همواره در حال افزایش است چالش انتخاب مناسب ترین دستگاه برای هر فرد بیمار مطرح می‌شود. راهکاری چون سیستم‌های توصیه‌گر می‌تواند به فرایند تصمیم گیری پزشکان و بیماران بعنوان یک سیستم هوشمند کمک کند. در سال‌های اخیر، سیستم‌های توصیه‌گر بطور وسیعی در حوزه‌های مختلفی بخصوص راهکارها و خدمات تجارت الکترونیک استفاده شده‌اند بطوریکه، عمده‌ترین پلتفرم‌های تجارت الکترونیک مانند دیجی کالا و یا آمازون از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای ارائه خدمات هوشمند به مشتریان خود استفاده کرده‌اند. اکثر سیستم‌های توصیه‌گر با تحلیل رفتار کاربر درصدد ارائه بهترین گزینه موجود هستند که می‌تواند خدمت، کالا و یا اطلاعات باشد. سیستم‌های توصیه‌گر در دامنه های چون مدیریت دانش، گردشگری، خرید آنلاین، شبکه‌های اجتماعی، سلامت الکترونیک، دولت الکترونیک و یادگیری آنلاین معرفی شده‌اند [۸]. در صنعت سلامت نیز سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین یکی از رویکردهای نوین در درمان مبتنی بر استفاده از تکنولوژی نوین محسوب می‌شوند. هدف اصلی این سیستم‌ها کمک به انتخاب کاربر است که کاربر در اینجا می‌تواند پزشک، بیمار و یا متخصصین فعال در حوزه سلامت باشند تا در کوتاه‌ترین زمان با فیلتر کردن‌های گزینه‌های موجود به مناسب‌ترین جواب بصورت هوشمند برسد [۹]. دسته بندی رایج از انواع راهکارها در طراحی سیستم توصیه‌گری به چهار زیر مجموعه پالایش مشارکتی[۱] ، پالایش مبتنی بر محتوا[۲]، مبتنی بر دانش و روش ترکیبی معطوف می‌شود. پالایش مشارکتی بر پایه شباهت علایق کاربران می‌باشد [۱۰]. در قالب حوزه سلامت بدین صورت می‌توان عنوان نمود که اگر بیماران دارای مشخصات بیماری یا شرایط بهداشتی مشابهی باشند، آن‌ها درمان‌ها یا خدمات مراقبت‌های بهداشتی مشابهی بعنوان پیشنهاد دریافت خواهند کرد. در حالیکه، پالایش مبتنی بر محتوا، پردازش توصیه‌گری بر پایه میزان ارتباط علاقمندی‌های کاربر با ویژگی‌های اقلام است. در حوزه سلامت این رویکرد بدین صورت است که خدمات مراقبت‌های بهداشتی متناسب با وضعیت سلامت فرد یا وضعیت بیماری وی، خدمات مشابهی در گذشته به دیگر بیماران پیشنهاد شده است. نوع سوم توصیه‌گری مبتنی بر دانش است که اقلام

۱ Collaborative Filtering

۲ Content-based Filtering

را بر پایه نیازمندی‌های فراهم شده توسط کاربر، پردازش می‌کند و نیاز به تخصص و دانش عمیق در آن حوزه دارد. این رویکرد در حوزه‌هایی اعمال می‌شوند که در تعداد رتبه‌بندی‌های اقلام در دسترس کاملاً محدود است (مانند اتومبیل، آپارتمان‌ها و خدمات مالی) یا زمانی که کاربر می‌خواهد نیازهای خود را برای اقلام به صراحت تعریف کند (به عنوان مثال، «غذا نباید حاوی پنیر باشد چون به فرآورده‌های لبنیاتی حساسیت دارم.» این رویکرد توصیه‌هایی بر اساس دانش بدست آمده در خصوص ترجیحات کاربر در نظر می‌گیرد، بطوریکه مجموعه‌ای از فیلترگذاری را اعمال می‌کند تا بتواند ارتباط بین ترجیحات کاربران و ویژگی‌های اقلام را توصیف کند و از آن برای توصیه‌گری استفاده کند. روش چهارم، تحت عنوان ترکیبی شناخته می‌شود. در این روش، ترکیبی از راهکارهای قبلی در قالب ساختاری است که بتوان عملکرد موثری نسبت به حالت مستقل داشته باشیم [۱۱].

امروزه سیستم‌های توصیه‌گر مدرن از رویکردهای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق استفاده می‌کنند و در حوزه سلامت، عمدتا با هدف بهبود سلامت و تندرستی کاربران طراحی شده‌اند. این سیستم‌ها همچنین به متخصصان مراقبت‌های بهداشتی در تصمیم گیری دقیق‌تر با رویکرد شخصی‌سازی شده و بیمار–محور کمک می‌کنند. بعنوان مثال سیستم‌های توصیه‌گری در مورد تغذیه و غذای مناسب برای هر فرد با الگوریتم‌های متداول مانند پالایش مشارکتی و پالایش مبتنی بر محتوا تا الگوریتم کلنی مورچه تحقیق شده است. همچنین سیستم توصیه‌گر داروی مناسب برای بیمار و تاثیرات جانبی احتمالی دارو توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین از نوع پالایش مشارکتی، درخت تصمیم، رگرسیون خطی، ماشین بردار پشتیبان، همچنین پیش بینی وضعیت سلامت و خطرات سلامتی که وی را می‌تواند تهدید کند توسط رویکرد پالایش مشارکتی و الگوریتم درخت تصادفی بررسی شده است. از طرفی، فعالیت‌های فیزیکی پیشنهادی به هر فرد بصورت شخصی سازی شده، خدمات حرفه‌ای پزشکی مانند پیشنهاد پزشک خانواده به بیمار، پیشنهاد پزشک و بیمارستان با توجه به پرونده بیمار با استفاده از پالایش مشارکتی، الگوریتم‌های پردازش زبان طبیعی و رویکردهای ترکیبی ارائه شده‌اند [۱۲].

سیستم‌های توصیه‌گر به حوزه اینترنت اشیا و دستگاه‌های هوشمند نیز ورود پیدا کرده‌اند. بطوریکه، آلتولان و همکاران در تحقیق انجام شده در سال ۲۰۲۲ عنوان می‌کنند که امروزه حوزه هوشمندسازی به کمک فناوری‌های چون اینترنت اشیا و هوش مصنوعی پیشرفت چشم‌گیری داشته، سیستم‌ها و تکنیک‌های توصیه‌گری در حوزه اینترنت اشیا نیز توجه بسیاری را در استفاده از ابزارها و حسگرهای هوشمند در حوزه سلامت به خود جلب کرده‌اند [۱۳]. محور اصلی این پژوهش نیز پیشنهاد و طراحی معماری سیستمی هوشمند در حوزه سلامت به کمک فناوری‌های مذکور برای تشخیص بیماری و ارایه مناسب‌ترین دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی به بیمار و یا پزشک معالج می‌باشد. از اینرو، پژوهش‌های صورت گرفته در خصوص سیستم‌های توصیه‌گر در حوزه اینترنت اشیا سلامت‌محور تاکنون عمدتا معطوف به توصیه‌گری برنامه‌های کاربردی متصل شده به حسگرهای به کار رفته در ابزارهای اینترنت اشیاء به فرد در اندازه گیری علایم حیاتی بدن توسط حسگرهای پوشیدنی می‌باشد. مواردی چون پیش بینی دیابت و توصیه به فرد برای مراجعه به پزشک با استفاده از لنز هوشمند چشمی [۱۴]، احتمال وجود بیماری قلبی فرد و ارایه توصیه به انجام آزمایش‌های پزشکی توسط الگوریتم یادگیری ماشین از نوع رگرسیون [۱۵]، توصیه به فعالیت بیشتر بدن با استفاده از روش ترکیبی و رویکردهای فیلتر ترکیبی[۳] [۱۶]، تشخیص میزان استرس در بدن و توصیه به انجام حرکات ارامش بخش مانند یوگا [۱۷] با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین درخت تصمیم، بیزساده، جنگل تصادفی و لاجستیک رگرسیون می‌باشد. یکی از تحقیقات صورت گرفته تحت حمایت برنامه هوشمند سازی و سلامت در اروپا بین سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۲ توسط

۳ blended filtering approaches

دانشگاهی در اتریش با پروژه‌ای به نام اینترنت اشیا چابک می‌باشد. تحقیقات منتشر شده شامل معرفی یک سیستم توصیه‌گری طراحی‌شده به نام اجایل[۴] به منظور بهره‌گیری از اتصال برنامه کاربردی تلفن همراه به اینترنت اشیا و استفاده از الگوریتم پالایش مشارکتی در سیستم توصیه‌گری برای ارائه پیشنهاد برنامه‌های تندرستی به بیماران است [۱۸]. در همین راستا، روی اس ان و همکاران، اتصال دستگاه‌های پوشیدنی و سیستم توصیه‌گر مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند را بعنوان یک خدمت بهداشتی نسل بعدی معرفی می‌کند [۱۹]. بطوریکه، خدمات پایش سلامت با ترکیب دستگاه‌های پوشیدنی و سیستم‌های توصیه‌گر به راه‌حل‌های شخصی‌سازی شده سلامت محور و تناسب اندام منجر خواهد شد. در تحقیقی که شرکت ای بی ام متولی آن شده است سیستم توصیه‌گری طراحی و ارائه شده که برای نظارت بر سلامت فرد با رویکرد پیشگیرانه از فناوری‌های اینترنت اشیا پوشیدنی برای افرادی دارای درجه‌ای از سوابق پزشکی مانند بیماری‌های کلیوی و یا قلبی برنامه‌های سلامت و تندرستی با توجه به نوع دستگاه و بکارگیری الگوریتم یادگیری ماشین درخت تصمیم پیشنهاد می‌کند [۱۵].

همانطور که شرح داده شد، مطالعات قبلی عمدتا محور تمرکز خود را بر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر روی داده‌های جمع‌آوری‌شده با استفاده از حسگرها برای نظارت بر سلامت و یا نظارت بر دستگاه‌های هوشمند یک فرد یا افراد قرار داده‌اند. در این میان، معماری مشخصی از توصیه‌گری و انتخاب دستگاه مناسب برای هر بیمار با توجه به موارد مهمی چون نوع یا کیفیت اندازه گیری حسگر هوشمند، ویژگی و یا هزینه مورد نیاز با توجه به تحقیقات بررسی شده و دانش نویسندگان، پژوهش انجام نشده و یا محدود انجام شده است. از اینرو محور اصلی این پژوهش به این مورد پرداخته شده است.

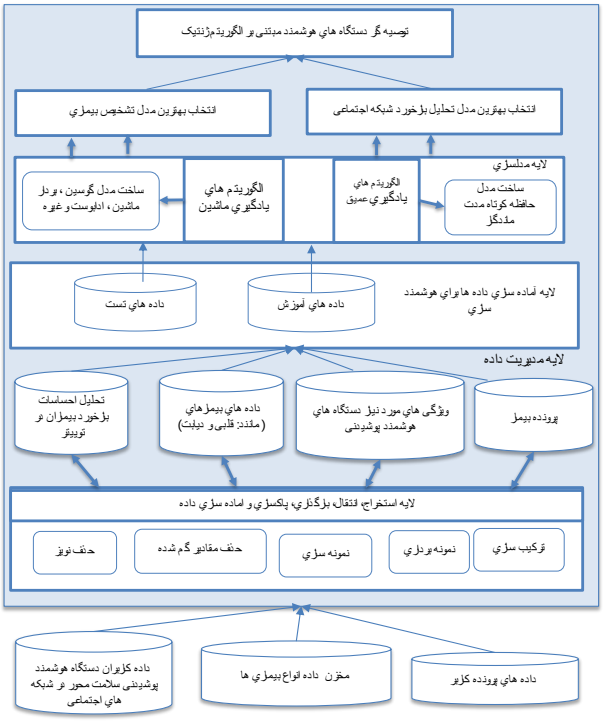
در ادامه نکته حائز اهمیت دیگر مقوله اتصال سیستم‌های توصیه‌گر به استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی است بعنوان منبع داده‌ای تاثیرگذار بر توصیه‌گری کاربر–محور است. افزایش کاربری شهروندان در رسانه‌های اجتماعی مانند توییتر، لینکدین و یا اینستاگرام این شبکه‌ها را تبدیل به منبعی عظیم برای تحلیل و درک نظرات و احساسات کاربران کرده است. توجه به دامنه نفوذ روزافزون، تأثیرگذاری و حضور گسترده شبکه‌های اجتماعی در زندگی امروزه مسئله شناخت الگوهای رفتاری کاربران می‌تواند مقوله‌ای حائز اهمیت باشد. در واقع، دانستن و تحلیل نظر دیگران همواره جزئی اساسی از فرایند تصمیم گیری انسان‌ها در طول تاریخ بوده است. تحلیل احساس یا نظرکاوی شاخه‌های مطالعاتی است که در آن نظرات، احساسات و گرایش‌های مردم نسبت به موجودیت‌های خاص و ویژگی‌های مرتبط به آنها در متون نوشتاری با سبک‌های متفاوت تحلیل می‌شود. این موارد می‌توانند محصولات، سرویس‌ها، مجموعه‌ها، افراد، اتفاقات و یا موضوعات مختلف باشند. نظرکاوی با شناسایی و طبقه‌بندی اطلاعات از نظرات مشتریان، جهت‌گیری عاطفی آنها را تعیین کرده تا فرآیند تصمیم‌گیری را تسهیل نماید. شبکه‌های اجتماعی منبعی مناسب برای استخراج نظرات کاربران برای اعمال در سیستم توصیه‌گری محسوب می‌شود. از اینرو، در تحقیق صورت گرفته توسط هتت و همکاران [۲۰] به اهمیت نظارت پیشگیرانه سلامت محور با استفاده از فناوری‌های اینترنت اشیا و تحلیل احساسات کاربران در شبکه اجتماعی در بستر کلان داده بعنوان پارامتری تاثیر گذار در استفاده از دستگاه های هوشمند پوشیدنی سلامت-- محور تاکید شده است. نکته جالب توجه عنوان شده در این مقاله توضیح می‌دهد، با اینکه افراد اکثرا از به اشتراک گذاری و یا صحبت در خصوص مشکلات سلامتی با دیگران بطور مستقیم اجتناب می‌کنند ولی از شبکه های اجتماعی بخصوص توییتر برای بیان احساسات، تجربه درمان و دستگاه‌های سلامت‌محور استفاده می‌کنند. اخیرا، پژوهش صورت گرفته در سال ۲۰۲۱ نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری عمیق مبتنی بر احساسات و روش‌های فیلتر مشارکتی می‌توانند به طور قابل توجهی عملکرد سیستم توصیه‌گر را بهبود دهد [۲۱].

۴ AGILE

از اینرو، ما در این پژوهش، علاوه بر استفاده از پارامترهای عنوان شده از جمله پردازش و تحلیل داده های پزشکی و علائم حیاتی از فرد جهت تشخیص بیماری، ویژگی های دستگاه اینترنت اشیا پوشیدنی و حسگرهای هوشمند سلامت‌محور به اتصال و اعمال اثر احساسات کاربران استفاده‌کننده دستگاه‌ها در شبکه‌ها اجتماعی توییتر به طراحی سیستم هوشمند توصیه‌گر به منظور پیدا کردن مناسب‌ترین دستگاه در بخش ۳ می‌پردازیم.

۳- مدل پیشنهادی

در این بخش، هدف طراحی معماری توصیه‌گر هوشمند به منظور انتخاب مناسب‌ترین دستگاه پوشیدنی هوشمند برای هر فرد با توجه به ویژگی‌های سلامتی وی، قابلیت‌های دستگاه و اعمال نظرات حاصل از تجربیات استفاده‌کنندگان پیشین دستگاه هوشمند پوشیدنی در شبکه اجتماعی مانند توییتر است. همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده، مدل پیشنهادی به چند مرحله تحت عنوان لایه جهت انجام توصیه‌گری هوشمند تقسیم شده است. برای شرح و آزمون معماری پیشنهادی به شناسایی نوع بیماری شایع قلبی و دیابت می‌پردازیم. انتخاب این دو نوع بیماری با توجه به تحقیقات صورت گرفته توسط پارتیبان و همکاران [۲۲] می‌باشد که عنوان می‌کند تعداد مبتلایان به بیماری‌های قلبی و دیابتی رو به افزایش بوده و هزینه‌های شناسایی و ویزیت پزشک از چالش‌های مطرح شده برای بیماران می‌باشد. معماری پیشنهادی شامل زیر لایه‌های است اعم از لایه استخراج، انتقال، بارگذاری و آماده‌سازی، ذخیره سازی داده‌ها که از زیر مجموعه‌های لایه مدیریت داده محسوب می‌شوند. لایه دوم مربوط به مدل‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق است که شامل زیر لایه آماده‌سازی داده‌ها برای اعمال الگوریتم‌ها است. لایه اخر مربوط به توصیه‌گری نهایی با رویکرد الگوریتم ژنتیک می‌باشد بطوریکه با انتخاب بهترین خروجی از لایه‌های قبل به توصیه‌گری با فرمول پیشنهادی می‌پردازد. در ادامه به توضیح هر یک از لایه‌ها می‌پردازیم.



شکل ۱. معماری پیشنهادی سیستم هوشمند توصیه‌گر سلامت محور

۳-۱- لایه استخراج انتقال و بارگذاری داده و آماده‌سازی

در این تحقیق داده‌ها، از منابع متفاوتی جمع‌اوری شده‌اند. داده‌های واقعی مربوط به بیماران از مرکز تحقیقات پزشکی و زیست پزشکی بوپا و گراوان در استرالیا از انبار داده سایت یوسی‌ای[۵] استخراج شده است. مجموعه داده مورد استفاده برای بیماری قلبی مربوط به۲۷۰ بیمار، شامل ۱۴ ویژگی می‌باشد. این مجموعه داده شامل ویژگی‌هایی نظیر سن، جنسیت، وجود درد در قسمت سینه، میزان قند خون ناشتا، فشارخون، میزان ضربان قلب در حالت استراحت، میزان کسترول، تعداد رگ‌های قلبی مشکل دار، انژین ناشی از ورزش، ضربان قلب در حالت ورزشی و همچنین برچسب داده توسط مجموعه تحقیقات پزشکی به داده‌ها اضافه شده که نشان می‌دهد فرد دارای بیماری قلبی می‌باشد یا خیر و دیگر مقادیر پزشکی مربوط به بیماری قلب. در جدول شماره ۱ اطلاعات مربوط به ویژگی‌های مجموعه داده قلبی را مشاهده می‌کنید.

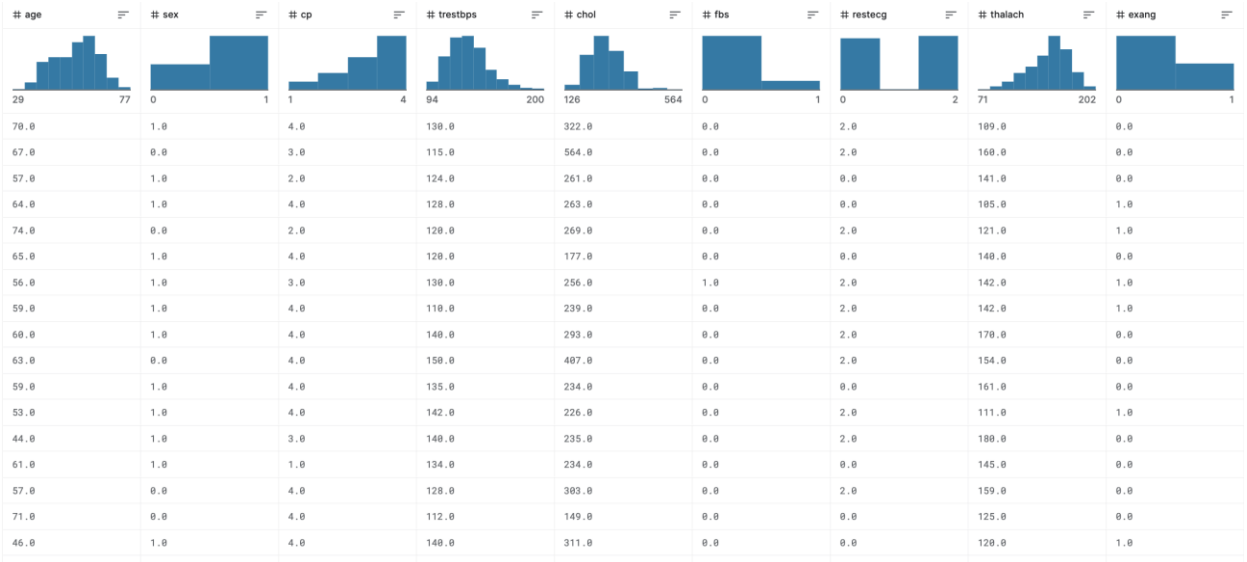
جدول ۱. ویژگی‌های داده‌های مربوط به مجموعه داده قلبی

شماره	ویژگی	توضیح	نوع داده	دامنه داده
۱	سن	سن فرد بیمار در سال جاری	عددی	۲۹ تا ۷۷
۲	جنسیت	نوع جنسیت	باینری	مرد= ۰ زن=۱
۳	Chp	نوع درد در قفسه سینه	عددی	1=typical angina, 2= atypical angina, 3= nonanginal, 4= Asymptomatic
۴	Bp	قند خون در حالت استراحت	عددی	۹۴ تا ۲۰۰
۵	sch	کلسترل	عددی	۱۲۶ تا ۵۶۴
۶	Fbs >120mg/dl	قند خون ناشتا	باینری	0= False, 1= true
۷	Ecg	نتیجه نوار قلب در حالت استراحت	عددی	0= normal, 1= having ST-T wave abnormality 2= left ventricular hypertrophy
۸	Mhrt	بالاترین میزان ضربان قلب	عددی	۷۱ تا ۲۰۰
۹	Exian	انژین ناشی از ورزش	باینری	0= No, 1= yes
۱۰	Opk	نقطه اوج قبلی	عددی	Continuous (0 to 6.2)
۱۱	Slope	شیب اوج ورزش مقطعه ای	عددی	1=upsloping, 2= flat, 3=Downsloping
۱۲	Vessel	تعداد رگ های اصلی	عددی	۰ تا ۳
۱۳	Thal	نوع نقص	عددی	3= normal, 6= fixed defect, 7= reversible defect

۵ UCI , https://www.kaggle.com/datasets/uciml/pima-indians-diabetes-database

۱۴	Class	بیماری قلبی	باینری	0= absence, 1= Presence

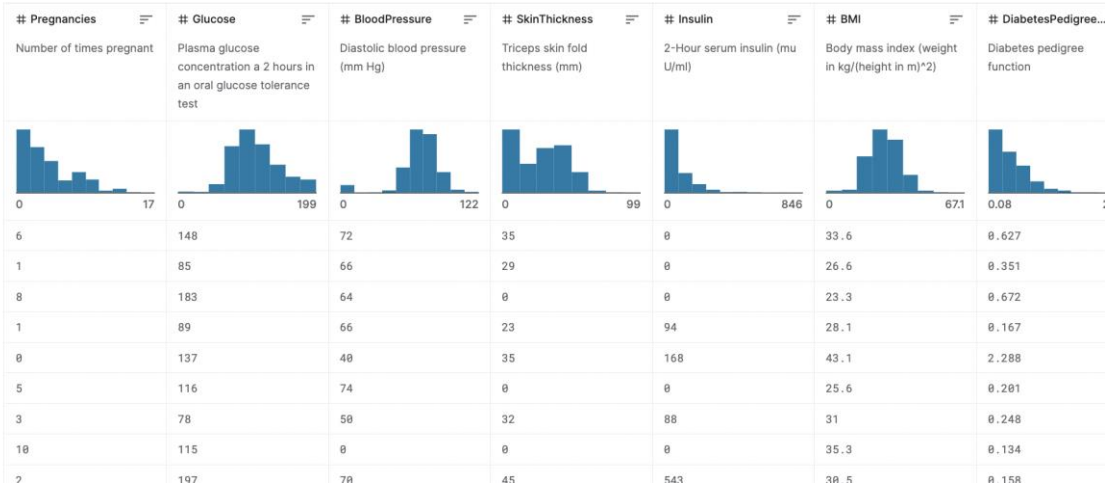
نمونه‌ای از داده‌های عنوان شده در شکل۲ مشاهده می‌شود.



# age	# sex	# cp	# trestbps	# chol	# fbs	# restecg	# thalach	# exang
29 – 77	0 – 1	1 – 4	94 – 200	126 – 564	0 – 1	0 – 2	71 – 202	0 – 1
70.0	1.0	4.0	130.0	322.0	0.0	2.0	109.0	0.0
67.0	0.0	3.0	115.0	564.0	0.0	2.0	160.0	0.0
57.0	1.0	2.0	124.0	261.0	0.0	0.0	141.0	0.0
64.0	1.0	4.0	128.0	263.0	0.0	0.0	105.0	1.0
74.0	0.0	2.0	120.0	269.0	0.0	2.0	121.0	1.0
65.0	1.0	4.0	120.0	177.0	0.0	0.0	140.0	0.0
56.0	1.0	3.0	130.0	256.0	1.0	2.0	142.0	1.0
59.0	1.0	4.0	110.0	239.0	0.0	2.0	142.0	1.0
60.0	1.0	4.0	140.0	293.0	0.0	2.0	170.0	0.0
63.0	0.0	4.0	150.0	407.0	0.0	2.0	154.0	0.0
59.0	1.0	4.0	135.0	234.0	0.0	0.0	161.0	0.0
53.0	1.0	4.0	142.0	226.0	0.0	2.0	111.0	1.0
44.0	1.0	3.0	140.0	235.0	0.0	2.0	180.0	0.0
61.0	1.0	1.0	134.0	234.0	0.0	0.0	145.0	0.0
57.0	0.0	4.0	128.0	303.0	0.0	2.0	159.0	0.0
71.0	0.0	4.0	112.0	149.0	0.0	0.0	125.0	0.0
46.0	1.0	4.0	140.0	311.0	0.0	0.0	120.0	1.0

شکل۲ نمونه‌ای از داده‌های بیماری قلبی از مجموعه داده

داده‌های بیماری دیابت مربوط به ۷۶۱ بیمار با ۹ مورد ویژگی است که شامل سن فرد، وضعیت بارداری فرد، میزان فشار خون، میزان گلوکز در پلاسما و دیگر پارامترهای سلامتی مربوط به بیماری دیابت است. به همراه مقداری که توسط مجموعه تحقیقات پزشکی مذکور به داده بیماران اضافه شده که نشان می‌دهد، فرد بیماری دیابت دارد یا خیر. نمونه‌ای از داده‌های عنوان شده را در شکل ۳ مشاهده می‌کنید.



# Pregnancies Number of times pregnant	# Glucose Plasma glucose concentration a 2 hours in an oral glucose tolerance test	# BloodPressure Diastolic blood pressure (mm Hg)	# SkinThickness Triceps skin fold thickness (mm)	# Insulin 2-Hour serum insulin (mu U/ml)	# BMI Body mass index (weight in kg/(height in m)^2)	# DiabetesPedigree... Diabetes pedigree function
0 – 17	0 – 199	0 – 122	0 – 99	0 – 846	0 – 67.1	0.08 –
6	148	72	35	0	33.6	0.627
1	85	66	29	0	26.6	0.351
8	183	64	0	0	23.3	0.672
1	89	66	23	94	28.1	0.167
0	137	40	35	168	43.1	2.288
5	116	74	0	0	25.6	0.201
3	78	50	32	88	31	0.248
10	115	0	0	0	35.3	0.134
2	197	70	45	543	30.5	0.158

شکل ۳ نمونه‌ای از داده‌های مربوط به بیماری دیابت

منبع داده ای دوم مربوط به دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی سلامت‌محور با ویژگی‌های حسگرهای به کار رفته در آن‌هاست. هر دستگاه پوشیدنی هوشمند دارای ویژگی‌های مختلفی است که یک یا چند فعالیت بیمار را می‌تواند پایش کند. دستگاه‌های زیادی در بخش‌هایی از بدن قابل پوشیدن هستند که کیفیت و دقت اندازه‌گیری انها نیز متفاوت است [۲۳]. این داده‌ها مربوط به دیتاست وندریکو[۶] است که با کمک شرکت دیلویت طی ۴ سال از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۰ به منظور ساخت مجموعه داده جامع از دستگاه های هوشمند پوشیدنی جمع آوری شده است [۲۴]. بر این اساس، اطلاعات و ویژگی‌های مربوط به بیش از ۴۱۶ مورد دستگاه اینترنت اشیا پوشیدنی پایش سلامت و حسگرهای هوشمند جمع‌آوری شد. به منظور ارائه مناسب‌ترین دستگاه پوشیدنی برای هر فرد بیمار باید پارامترهای متفاوتی متناسب با بیماری در نظر داشت، که شامل داده‌های چون نوع حسگر، کیفیت اندازه گیری، محل نصب بر روی بدن، نوع برنامه کاربردی، هزینه دستگاه و نوع هوشمندی است. این ویژگی‌ها با کمک مشاوره اخذ شده از سه پزشک متخصص در این تحقیق برای دو بیماری مذکور به اضافه تحقیق صورت گرفته توسط حقی و همکاران [۲۵] بر روی دستگاه‌های موجود بازار در حوزه پایش سلامت انتخاب شده‌اند. نمونه ای از بخشی از این داده‌ها را در جدول شماره ۲ مشاهده می‌کنید.

جدول ۲. نمونه‌ای از داده‌های دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی

نام دستگاه	ضربان قلب	برنامه کاربردی	گروه هوشمندی	قیمت	های تخصصی برخی از حسگر
وزیکس ار ۳۰۰۰ (Vuzix AR3000)	بله	سلامت محور	دستگاه پوشیدنی سر	495 دلار	اپتیک موجبر[۷]، میکروپروسسورای قوی، گردش مغناطیس سنج وضعیت و ژست بدن[۸]، نما سنج بدن[۹] ، بلندگو، صفحه نمایش موجبر هولوگرافیک[۱۰]
او ام برا (OM Bra)	بله	سلامت محور	لباس هوشمند نیمه بالایی بدن	۱۵۰ دلار	مانیتور تنفسی و گام شمار.
کنزن پچ (Kenzen Patch)	بله	سلامت محور	بازوبند هوشمند – بازو	۳۰۰ دلار	سنسورهای نوار قلب، تحلیل تعریق بدن، سنسور اندازه گیری شکل موج پتانسیل الکتریکی قلب[۱۱] .

۶ Vandrico
۷ Waveguide optics
۸ Gesture Magnetometer
۹ Gyroscope
۱۰ Holographic Waveguide Display
۱۱ EKG sensor

منبع داده‌ای سوم که داده‌های نظرات و بازخورد کاربران استفاده کننده حسگرهای سلامت محور در شبکه اجتماعی توییتر به مدت سه ماه بین ماه های ژانویه تا مارچ سال ۲۰۲۱ با مجوز اخذ شده از شرکت توییتر جمع‌اوری شد که در فرایند توصیه گری هوشمند در این تحقیق لحاظ می‌شود. تحلیل این داده‌ها در تحقیق بیانگر تصویر ذهنی کاربران از دستگاه‌ها است.

۳-۲- لایه ذخیره سازی داده

از آنجا که داده‌های جمع آوری شده از یک نوع و ساختار یکسانی برخوردار نیستند برای دستیابی به یکپارچگی داده ها، نیاز به استفاده از لایه پاکسازی داده وجود دارد. اگر داده‌های موجود را به صورت یک جدول در نظر بگیریم هر سطر می‌تواند نشان دهنده یک مجموعه به هم مرتبط از عناصر و هر ستون نماینده نوعی خاص از متغیرها با مقادیر متفاوت باشد. دلایل مختلفی مانند خطای انسانی در هنگام ثبت داده های ورودی یا در زمان ورود داده‌ها منجر به از دست دادن بخشی از داده‌ها و یا ثبت ناقص داده‌ها شویم. یکی دیگر از فواید عملیات پاکسازی که نوعی استاندارسازی برای سیستم توصیه‌گر پیشنهادی محسوب می‌شود، افزایش سرعت محاسبات است. این بدان معناست که وقتی داده‌ها به صورت غیر استاندارد در یک بانک اطلاعاتی وجود داشته باشند به دلیل وسعت تفاوت زیاد بین هر دو عنصر از داده سرعت محاسبه تا حد چشم‌گیری کاهش می‌یابد. از این رو درسیستم توصیه‌گر پیشنهادی در این تحقیق نیاز به انجام عملیات پاکسازی داده‌ها داریم. خروجی لایه پاکسازی داده برای اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در مرحله بعد بصورت موضوعی ذخیره‌سازی می‌شوند.

۳-۳- لایه آماده سازی داده‌ها برای اجرای آلگوریتم‌ها

در این مرحله، به منظور اجرای الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق نیاز تقسیم سازی داده‌ها به دو مجموعه داده آموزش و آزمون داریم. از آنجا صرفا یک مجموعه داده برای هر موضوع توضیح داده شده در دسترس است، بر روی داده‌های جمع آوری شده از روش اعتبار سنجی متقابل[۱۲] استفاده می‌کنیم. اعتبار سنجی متقابل یک روش ارزیابی مدل است که تعیین می‌کند نتایج یک الگوریتم یادگیری بر روی یک مجموعه‌داده تا چه اندازه قابل تعمیم و مستقل از داده‌های آموزشی است. این روش بطور ویژه درمقوله پیش‌بینی داده کاربرد دارد تا مشخص شود مدل مورد نظر تا چه اندازه در عمل مفید خواهد بود. لذا، بطور کلی داده‌ها به دو زیرمجموعه تقسیم می‌شوند و تحلیل بر روی یکی از آن زیرمجموعه‌ها (داده‌های آموزشی) و اعتبارسنجی تحلیل با استفاده از داده‌های مجموعه دیگر (داده‌های اعتبارسنجی یا آزمایش) صورت می‌پذیرد. برای کاهش پراکندگی، عمل اعتبارسنجی چندین بار با قسم‌های مختلف داده انجام و از نتایج اعتبارسنجی‌ها میانگین گرفته می‌شود. در اعتبارسنجی متقابل Kلایه‌ایی، داده‌ها به K زیرمجموعه تقسیم می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و K-1 تای دیگر برای آموزش بکار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقاً یک بار برای آموزش و یک بار برای اعتبارسنجی استفاده می‌شوند. در نهایت میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به‌عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. به‌طور معمول از روش اعتبارسنجی پنج لایه یا ده لایه در پژوهش‌های مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده می‌شود. در این تحقیق ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش مدل و ۳۰ درصد مابقی بعنوان مجموعه داده مورد آزمون تقسیم می‌کنیم. تعداد تکرار استفاده شده در این تحقیق پنج است. بطوریکه روش اعتبار سنجی متقابل پنج بار برای تقسیم‌بندی اجرا می‌شود.

۳-۴- لایه مدل‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

۱۲ Cross validation

در این لایه ابتدا به شناسایی بیمارهای قلبی و دیابت با بکارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌پردازیم. از آنجا تشخیص بیماری از حساسیت بالایی برای پزشکان و مراکز درمانی برخورد است، از الگوریتم یادگیری ماشین نظارت شده بر روی مجموعه داده‌های بیماران قلبی و دیابت استفاده شده تا بتوان با توجه به داده‌های برچسب گذاری شده که در لایه داده در مرحله قبل توضیح داده شد میزان صحت سنجی را دقیق‌تر محاسبه کنیم. بر اساس تحقیقات صورت گرفته که در جدول شماره ۳ مشاهده می‌کنید، الگوریتم‌های متعددی برای شناسایی بیماری‌های قلبی و دیابتی استفاده شده است. از انجا که سلامت هر فرد بسیار حائز اهمیت است در این سیستم توصیه‌گر پیشنهادی به طراحی لایه‌ای جهت پردازش چند الگوریتم به طور همزمان می‌پردازیم. درلایه مدل‌سازی پیشنهادی، امکان افزودن و یا حذف الگوریتم جدید و یا موجود وجود دارد.

جدول ۳. الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تشخیص بیماری قلبی و دیابت

نام الگوریتم	نحوه عملکرد	نام بیماری	منبع
نزدیکترین K همسایگی	فاصله نمونه‌ی مورد ازمون با تمام نمونه‌های آموزش که از داده‌های بیماران جمع آوری شده را محاسبه می‌کند، سپس فاصله بدست آمده، تا نزدیکترین همسایه k از نمونه آموزش به نمونه مورد آزمون پیدا شده در مرحله سوم رای گیری انجام می‌شود و برچسب نمونه تست با رای گیری مشخص می‌شود. در این الگوریتم تمام نمونه‌های همسایه در رای گیری سهم یکسانی دارد.	قلبی	[۲۶]
		دیابت	[۲۷]
درخت تصمیم	به سمت پایین رشد که از ریشه درختی که نمونه‌ها را به نحوی دسته‌بندی می‌کند می‌کنند و در نهایت به گره برگ می‌رسد.	قلبی	[۲۸]
		دیابت	[۲۹]
جنگل تصادفی	شامل تعدادی درخت تصمیم در زیر مجموعه‌های مختلف مجموعه داده قرار دارد و برای بهبود دقت پیش بینی آن مجموعه داده، میانگین می‌گیرد. جنگل تصادفی به جای تکیه بر یک درخت تصمیم، پیش بینی را از هر درخت و براساس اکثریت آرا پیش بینی می‌کند و نتیجه نهایی را به عنوان خروجی در نظر می‌گیرد.	قلبی	[۳۰]
		دیابت	[۳۱]
آدابوست	طبقه‌بندی هر مرحله جدید به نفع نمونه‌های غلط طبقه‌بندی شده در مراحل قبل تنظیم می. از طبقه‌بند پایه‌ای استفاده می‌شود که فقط کافیست از طبقه‌بند تصادفی، ۵۰ درصد بهتر باشد و به این ترتیب بهبود عملکرد الگوریتم با تکرارهای بیشتر بهبود می‌یابد.	قلبی	[۳۲]
		دیابت	[۳۳]
دسته بندی بیز ساده	روشی برای دسته‌بندی پدیده‌ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است و دقت قابل قبولی دارد.	قلبی	[۳۴]
		دیابت	[۳۵]
		قلبی	[۳۶]

ماشین بردار پشتیبان	به طور هم زمان حاشیه‌های هندسی را بیشینه کرده و خطای تجربی دسته‌بندی را کمینه می‌کند لذا به عنوان دسته‌بندی حداکثر حاشیه نیز نامیده می‌شود. یک ابرصفحه محسوب می‌شود که مجموعه داده را به کلاس‌ها تفکیک می‌کند.	دیابت	[۳۷]

خروجی الگوریتم‌های عنوان شده در جدول ۳ بر روی مجموعه داده‌های پزشکی جمع‌آوری شده آزمون خواهد شد تا بتوان بهترین صحت سنجی مشخص شده را به لایه بعد جهت توصیه‌گری نهایی ارسال کند.

در ادامه به منظور شناسایی صحیح نیازهای بیماران برای ارائه خدمات مناسب با توجه به رضایت، احساسات و تجربیات بیماران به استخراج نظر و تحلیل احساسات به کمک داده‌های مستخرج از شبکه اجتماعی توییتر می‌پردازیم. در این بخش از شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوریتم یادگیری عمیق استفاده می‌کنیم چرا که شبکه‌های عصبی مصنوعی در سالهای اخیر به عنوان یک موضوع مهم مورد توجه پژوهشگران حوزه پردازش زبان طبیعی بوده است و استفاده از آن در تحلیل احساس نیز رایج شده است تا از طریق آن به نمایش مناسبی از داده ورودی که کلمات هستند دست یابیم و سپس با استفاده از آن بصورت عددی مساله را مدل کنیم. شبکه عصبی برای یادگیری از جاسازی‌های کلمات استفاده می‌کند و در ادامه جاسازی‌ها به شکل ورودی در فعالیت‌هایی مثل تحلیل احساس بکار می‌روند. در این تحقیق از الگوریتم یادگیری عمیق شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار[۱۳] استفاده می‌کنیم که نتایج قابل قبولی را در تحقیقات پیشین نشان داده است[۳۸]. شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار دارای سلول حافظه برای پردازش داده‌ها می‌باشد. در این شبکه‌ها اطلاعات به دو شیوه ذخیره می‌شوند. در حافظه کوتاه مدت که شامل فعالیت‌های اخیر نورون‌ها است و در حافظه بلندمدت که حاوی ماتریس‌های وزنی است که در فرایند باز پخش مقادیر آنها به روزرسانی شده است. بنابراین این شبکه شامل تعدادی سلول حافظه برای نگهداری اطلاعات در مدت زمان زیاد است. همچنین تعدادی واحدهای دروازه دارد که تصمیم می‌گیرند که این اطلاعات چه زمانی حفظ و بکار گرفته شود[۳۹]. از آنجا که وجود سلول‌های حافظه در این شبکه امکان ذخیره اطلاعات تا مراحل بیشتری وجود دارد معمولا روش نتایج بهتری در پردازش زبان طبیعی را نشان می‌دهد.

$U_0, U_c, U_f, U_i, W_o, W_c, W_f, W_i$ ماتریس‌های وزنی هستند. b_i, b_o, b_c, b_f بردارهای تمایل هستند. x_t ورودی لایه سلول حافظه در هر بازه زمانی است.

ابتدا مقدار i_t در دروازه ورودی و مقدار C_t برای حالت‌های مختلف سلول حافظه در زمان t را محاسبه می‌کنیم:

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (۱\text{-الف})$$

$$C_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (۱\text{-ب})$$

سپس مقدار f_t که فعال‌سازی دروازه فراموشی سلول حافظه در زمان t است را محاسبه می‌کنیم:

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_i) \quad (۲)$$

۱۳ Long Short-Term Memory

با توجه مقدار فعال‌سازی دروازه ورودی i_t که فعال‌سازی دروازه فراموشی سلول حافظه f_t و مقدار C_t برای حالت‌های مختلف سلول حافظه می‌توانیم مقدار N_t که حالت جدید سلول حافظه در زمان t است را محاسبه کنیم:

$$N_t = i_t * C_t + f_t * N_{t-1} \quad (۳)$$

با داشتن حالت جدید سلول حافظه می‌توانیم مقدار دروازه فراموشی و در نهایت مقدار نهایی را محاسبه کنیم:

$$O_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (۴\text{-الف})$$

$$h_t = O_t * \tanh(N_t). \quad (۴\text{-ب})$$

تحلیل احساس در واقع یعنی تخصیص برچسب به کل جملات و نه به کلمات مجزاست. لذا خروجی‌های هر بردار مقطعی برای هر کلمه در هر زمان می‌بایست با یکدیگر ترکیب و یک براورد نهایی از کلیت جمله حاصل شود. راه حل بکار رفته استفاده از تعدادی سلول حافظه کوتاه مدت ماندگار است که خروجی‌های هرکدام از یک لایه الحاق و میانگین گیری[۱۴] عبور می‌کنند و سپس به مرحله رگرسیون لجستیک می‌رسند. با اینکه این شبکه ساختاری پیچیده و پیچیدگی محاسباتی آن نیز بالاست در عوض از قابلیت در نظر گرفتن کل جمله‌ها برخوردار است و داده‌های را بازه زمانی در حافظه نگه می‌دارد که بهره‌گیری از این شبکه در تحلیل انتظار می‌رود نتایج مناسبی داشته است. با اجرای این الگوریتم می‌توان نظرات کاربران استفاده کننده از دستگاه‌های پوشیدنی هوشمند و حسگرها را با توجه به دسته‌بندی احساسات انها مثبت ، خنثی و یا منفی محاسبه و هر دستگاه را متعاقبا امتیازدهی کنیم.

۳-۵- لایه انتخاب بهترین مدل و توصیه‌گر مبتنی بر الگوریتم ژنتیک

پس از اعمال الگوریتم‌های عنوان شده در مراحل خروجی بهترین الگوریتم از لحاظ صحت سنجی نشان می‌دهد که ایا فرد به بیماری قلبی و دیابت مبتلا هست یا خیر. سپس عواملی دیگری مانند دستگاه‌ها و حسگرهای هوشمند سلامت محور موجود با توجه به انواع بیماری‌های شناسایی شده برای هر فرد، میزان هزینه ابزارهای پیشنهادی به فرد بیمار، اثر نظرات مردم در مورد ابزارهای پیشنهادی بر روی توصیه نهایی ، همینطور میزان همخوانی بین پارامترهای مختلف مرتبط با بیماری با فرمت‌های مختلف مرتبط با یک ابزار را نیز می‌بایست محاسبه کنیم.

با توجه به اینکه تاثیر هریک از این زیر فرمول‌ها بر روی توصیه‌ی نهایی می‌تواند متفاوت باشد، از روش وزن‌دهی به هر یک از آن‌ها استفاده شده است. رابطه‌ی نهایی پیشنهادی مورد استفاده برای بخش توصیه‌گر، به صورت زیر می‌باشد.

$$\text{fitness} = \min \sum_{x \in \text{diseases}} W_1 * \text{Price}_{\text{device}_x} + W_2 * \frac{\text{SumNegative Effect}_{\text{device}_x}}{\text{SumPostive Effect}_{\text{device}_x}} + W_3 * \min \sum_{x \in \text{Params}} \sqrt[2]{\text{diff}(\text{Param}_{x_{\text{Disease}}}, \text{Param}_{x_\text{Device}})} \quad (۵)$$

فرمول شماره ۵ بیانگر مجموع حداقل قیمت به اضافه اعمال اثر تحلیل کاربران در شبکه اجتماعی را نشان می‌دهد که حاصل تقسیم تعداد نظرات منفی شناسایی شده بر تعداد نظرات مثبت و حداقل فاصله اقلیدسی بین پارامترهای بیماری و دستگاه‌های

۱۴ Mean Pooling Layer

پوشیدنی اینترنت اشیا در فضای اقلیدسی است. از آنجایی که پارامترهای عنوان شده می‌توانند ارزش یکسانی نداشته باشند از وزن دهی به هر یک در فرمول استفاده کرده ایم. در نهایت، فرمول مذکور می‌تواند چندین گزینه را به عنوان نتیجه توصیه‌گری به بیمار و یا پزشک معالج ارائه دهد. بعنوان مثال لیستی از حسگرهای قلبی برای بیمار قلبی را بعنوان خروجی دریافت خواهیم کرد. اما درحالیکه ما مناسب ترین حسگر را برای بیمار می‌بایست پیدا کنیم که جز مسئله بهینه سازی محسوب می‌شود. لذا، از الگوریتم ژنتیک که جزو الگوریتم‌های مطرح برای یافتن بهترین جواب است را برای پیدا کردن متناسب‌ترین حسگر برای هر بیمار استفاده می‌کنیم. الگوریتم ژنتیک به طور گسترده در حوزه سیستم‌های توصیه‌گر و موضوعات بهینه‌سازی در سیستم‌های توصیه‌گری استفاده شده است [۴۰]. در واقع الگوریتم ژنتیک نوعی الگوریتم فراابتکاری محسوب می‌شود که از فرآیند انتخاب طبیعت الهام گرفته شده است. در الگوریتم ژنتیک پنج مرحله در نظر گرفته می‌شود: ۱- جمعیت اولیه، ۲- تابع برازش[۱۵] ، ۳- انتخاب، ۴-متقاطع، ۵- جهش است. این فرآیند با مجموعه ای از افراد که به عنوان جمعیت اولیه شناخته می‌شوند آغاز می‌شود. هر یک از اعضای جمعیت کروموزوم نامیده می‌شود که نشان دهنده راهکاری برای یک مشکل موجود است. در طی هر تکرار، مجموعه جدیدی از کروموزوم‌ها تولید می‌شود. جمعیت در یک زمان معین به عنوان نسل شناخته می‌شود. در طول هر نسل، مقدار تناسب کروموزوم توسط تابع برازش تعیین می‌شود، که یک کروموزوم را با توجه به تابع هدف مسئله تخمین می‌زند، در طول فرآیند تولید مثل، عملگر ژنتیکی، عملگر متقاطع و عملگر جهش بر روی کروموزوم اعمال می‌شود. هدف اصلی عملگر، انتخاب دو برابر کردن پاسخ‌های خوب و حذف پاسخ‌های بد در یک جمعیت است، در حالی که اندازه جمعیت ثابت می‌ماند. پاسخ‌های خوب که معمولاً بالاتر از حد متوسط هستند در یک جمعیت شناسایی می‌شوند. چندین نسخه از پاسخ های خوب ایجاد می‌شود. در صورتی که بتوان نمونه ایجاد شده از پاسخ های خوب را در جامعه جایگزین کرد، پاسخ‌های بد از جامعه حذف خواهند شد. این ترکیب مجدد بر اساس راه‌حل‌های انتخاب شده برای ایجاد جمعیت جدید اجرا می‌شود. با تکرار مراحل عنوان شده می‌توان دریافت که عملگر انتخاب، قادر به ایجاد پاسخ جدیدی در جامعه نیست و تنها به جای پاسخ‌های بد در جامعه، کپی‌هایی از پاسخ‌های خوب ایجاد می‌کند. عملگر جهش بخشی از پاسخ را به امید یافتن پاسخ بهتر تغییر می‌دهد. جهش بیت یا عملگر بیت پایه با امکان جهش، بیت ۱ به ۰ تغییر می‌کند. در این تحقیق، برداری برای بیماری به ازای هر بیمار تشکیل شده و برداری نیز از دستگاه‌های پوشیدنی و اینترنت اشیا خواهیم داشت. هر بردار دارای مقدار صفر یا یک است. هر دستگاه و بیماری موقعیت خاصی در بردار مذکور را دارند. استفاده از عملیات جهش که مرحله پنجم محسوب می‌شود برای تنوع بخشیدن به جمعیت و جستجوی مکان‌های کشف نشده استفاده می‌شود. برای محاسبه تابع برازش که جزءای از مراحل الگوریتم ژنتیک است، از فرمول پیشنهادی شماره ۵ استفاده می‌کنیم که توصیه‌گر نهایی را با مقدار یک یا صفر را نشان می‌دهد. صفر به این معنی است که هیچ توصیه‌ای وجود ندارد و عدد ۱ دستگاه توصیه شده برای بیماری شناسایی شده بیمار را از لیست حسگرهای مربوطه ارائه می‌دهد.

۴- نتایج و ارزیابی

در این تحقیق از نرم افزار رپیدماینر[۱۶] برای انجام فرآیند جمع آوری، پاکسازی و آماده سازی داده‌ها استفاده شده است. این نرم افزار امکان پیاده سازی روش‌های داده کاوی یا یادگیری ماشین، پردازش داده‌ها و تصویرسازی، مدل‌سازی و ارزیابی را فراهم می‌کند. با کمک و راهنمایی پزشکان مشاور این تحقیق، از عملگر انتخاب[۱۷] ، استفاده شد و صفت‌هایی را از سطرهای داده‌ها

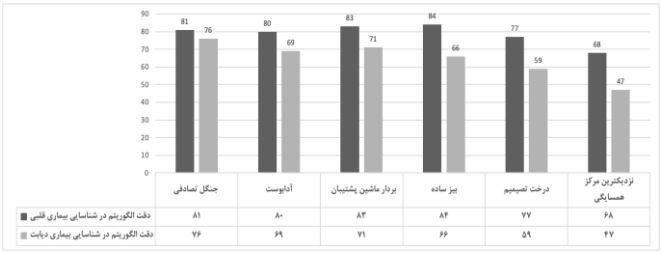
۱۵ Fitness function
۱۶ RapidMinder
۱۷ Select Attribute

حذف کردیم که تعداد زیادی مقادیر از دست رفته داشتند. سطرها دارای مقادیر گمشده با استفاده از عملگر تصفیه‌گر[۱۸] حذف شدند، سپس با کمک عملگر اسمی به عددی، خصوصیات اسمی به خصوصیات عددی در ستون داده‌ای تبدیل شدند. در نهایت، نتایج فرآیند پاکسازی در یک فایل جدید ذخیره شد. برای اجرای الگوریتم‌های یادگیری ماشین عنوان شده از زبان برنامه نویسی پایتون در محیط نرم افزاری اسپایدر استفاده شده است. پس از اعمال الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده‌ها جهت شناسایی دو بیماری قلبی و دیابت به نتایج مختلفی از هریک از الگوریتم‌ها دست یافتیم.

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین آزموده شده سه معیار میزان دقت، نرخ بازخوانی و مقدار f را محاسبه می‌کنیم. چهار نوع تشخیص تحت عناوین مثبت صحیح شناسایی شده[۱۹]، منفی کاذب شناسایی شده[۲۰]، مثبت نادرست شناسایی شده[۲۱] و نادرست شناسایی شده[۲۲] برای ارزیابی لحاظ می‌شود.

میزان"دقت" بیانگر موارد مثبت شناسایی شده تقسیم بر تعداد کل نمونه هاست که در شکل ۴ نتایج آن را برای الگوریتم‌های ذکر شده مشاهده می‌کنید.

$$Accuracy = \frac{\Sigma tp + TN}{\Sigma tp + \mathrm{FP} + \mathrm{FN} + \mathrm{TN}} \qquad (۶)$$



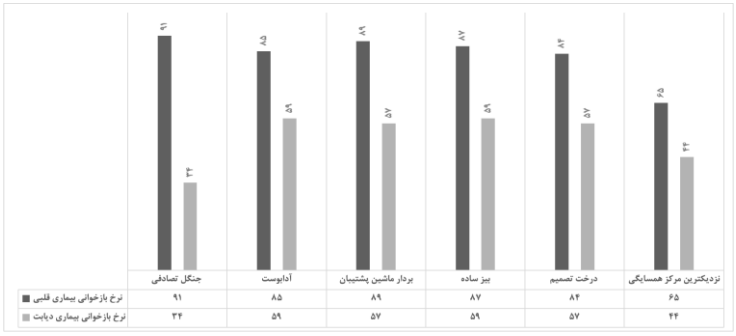
شکل۴. نتایج میزان دقت از اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی بیماری قلبی و دیابت

در این تحقیق با توجه به نتایج بدست آمده از اعمال شش الگوریتم یادگیری ماشین عنوان شده میزان دقت الگوریتم بیز ساده با ۸۴ درصد برای داده‌های بیماری قلبی بالاترین مقدار را دارد در حالیکه برای بیماری دیابت الگوریتم جنگل تصادفی بالاترین مقدار با ۷۶ درصد است.

معیار دوم"نرخ بازخوانی " است که برابر است با مثبت صحیح تقسیم بر مجموع مثبت واقعی و منفی کاذب است که شکل ۵ نتایج بدست آمده را مشاهده می‌کنید.

$$Recall = \frac{True\ positive}{true\ positive + False\ positive} \qquad (۷)$$

۱۸ Filter Examples
۱۹ True Positive (TP)
۲۰ False Positive (FP)
۲۱ True Negative (TN)
۲۲ False Negative (FP)

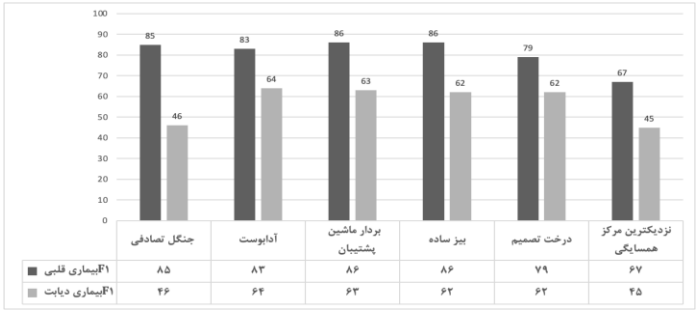


شکل۵. نتایج نرخ بازخوانی از اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی بیماری قلبی و دیابت

با توجه به پردازش بدست آمده از محاسبه نرخ بازخوانی الگوریتم جنگل تصادفی نرخ بالای ۹۱ درصد برای بیماری قلبی و الگوریتم های ماشین بردار پشتیبان و ادابوست مشترکا با ۵۹ درصد بالاترین مقدار را برای بیماری دیابت دارند.

معیار سوم و آخر مقدار f است که بیانگر میانگین وزنی دو مقدار قبلی دقت و نرخ بازخوانی است. در شکل ۶ نتایج مربوط به محاسبه این مقدار نمایش داده شده است.

$$f\ Score = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} \qquad (۸)$$



شکل۶. نتایج مقدار f از اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی بیماری قلبی و دیابت

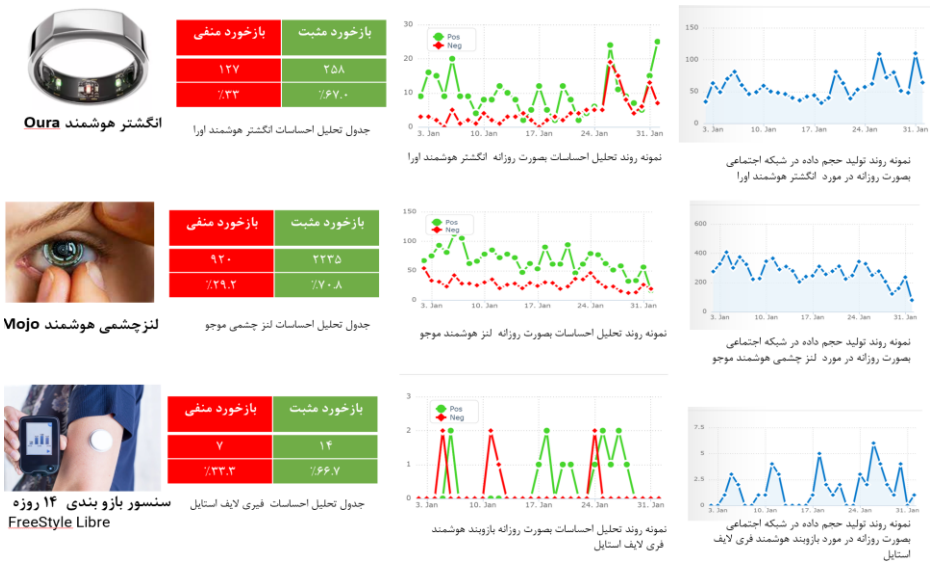
با توجه به خروجی به دست آمده مقدار f از اعمال الگوریتم‌ها بر روی بیمارهای قلبی و دیابت مشخص شد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با ۸۶ درصد بالاترین مقدار برای بیماری قلبی و الگوریتم آدابوست با ۶۴ درصد بالاترین مقدار را برای بیماری دیابت دارد. از اینرو از خروجی این دو الگوریتم برای شناسایی بیماری قلبی و دیابت در ادامه فرایند توصیه‌گری استفاده می‌کنیم. بعد از این مرحله به پردازش تحلیل احساسات کاربران استفاده‌کننده از دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی با رویکرد اعمال الگوریتم یادگیری عمیق می‌پردازیم.

برای اعمال الگوریتم یادگیری عمیق شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار از ۱۰۱۷۶ کامنت که در بازه سه ماهه دی ماه تا اسفند ماه سال ۱۴۰۰ جمع‌آوری شده از شبکه اجتماعی توییتر استفاده می‌کنیم که بصورت دستی بر چسب‌گذاری شده‌اند. در قدم اول فایل پیکره با فرمت ایکس ام ال[۲۳] XML که نشانه‌گذاری گسترش‌پذیر است پارس شده و متن آن استخراج شد. برای

۲۳ XML (Extensible Markup Language)

استفاده از شبکه‌های عصبی در حوزه زبان طبیعی، از آنجا که شبکه‌های عصبی تنها اعداد را می‌شناسند، باید کلمات را تبدیل به بردارهای استاندارد کنیم. ویژگی‌های متنی هر توییت به یک ساختار برداری برای آموزش داده به برداری از قطعه‌ها تبدیل می‌شود. ۳۰ درصدد از مجموعه داده به عنوان داده ارزیابی و ۷۰ درصد بقیه داده آموزش در نظر گرفته شده است. تعداد ۴۲۴۹۱ توییت مثبت ، تعداد۲۴۸۱۳ توییت خنثی و تعداد توییت منفی ۳۲۳۳ مشخص شد. بردارهای کلمات بعد از رفع ابهام معنایی کلمات، تشخیص عبارات چندکلمه ای و تبدیل عبارات غیررسمی به رسمی اموزش دیدند. در شبکه های حافظه کوتاه مدت ماندگار بردارهای کلمات یکی یکی به ازای هر کلمه، به عنوان ورودی به شبکه فرستاده می‌شوند تا به انتهای جمله برسیم. به این ترتیب تاثیر هر جزء روی اجزای بعدی از طریق فعال‌سازی نورون‌ها و پس انتشار خطا[۲۴] یا بعنوان انتشار مجدد روی ماتریس‌های وزنی اتفاق می‌افتد که برای تنظیم پارامترهای مدل (وزن و بایاس)، یک گام به عقب بر می‌گردد و بر پایه تکرار است. این تغییر به سمتی پیش می‌رود که میزان خطا کاهش یابد و مقدار پیش بینی شده با مقدار واقعی تفاوت کمتری داشته باشد. در این تحقیق برای به دست آوردن بردارهای جملات ما از تجمیع بردارهای کلمات استفاده کردیم. برای دستیابی به کیفیت بالاتر نمایش برداری متن می‌توان از روش‌های متفاوتی مانند بردارهای پاراگراف که قادر است متون با طول‌های مختلف را نیز مدیریت کند، بهره گرفت. تعداد لایه‌ها برای پردازش، که ویژگی‌های سطح بالا را برخلاف روش‌های یادگیری ماشنی بدون نظارت استخراج می‌کنند و وجود لایه الحاق حداکثری که نمونه مناسبی از ویژگی‌ها را انتخاب می‌کند، به بهبود نتایج کمک کرده‌اند. برای پیاده‌سازی از محیط و کتابخانه‌های پلتفرهای تخصصی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق کراس[۲۵] و تنسورفلو[۲۶] برای افزایش میزان توان محاسباتی استفاده شده است. برای اموزش ابعاد برداری از مقدار ۱۰۰ بعنوان ورودی و برای تنظیم کردن از حذف تصادفی[۲۷] از نرخ ۰,۲ در لایه ماقبل اخر استفاده کردیم. بطورکلی افزایش تعداد تکرار و صافی‌ها در در هر مرحله آموزش بردارهای ورودی کلمات به بهتر شدن کارایی مدل منجر می‌شوند. تاثیر اندازه صافی را بر روی داده‌های با نتظیم بردارها بر روی ۱۱۰ و تعداد تکرار بر روی ۱۱۰ اندازه ۱۱۰ اندازه گرفته شده است. پیدا کردن بازه مناسب برای داده‌های آموزش با اندازه بزرگ‌تر از داده حاضر نیاز به بررسی بازه‌های متفاوت دارد. با بکارگیری مجموعه‌ای از عبارات چند کلمه‌ای، در توییتر برای رفع ابهام معنایی واژگان آن‌ها را جداگانه آموزش می‌دهیم که نشان داد نتایج را هفت درصد بهبود ببخشیده است. بخشی از تحلیل احساسات کاربران از دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی انگشتر هوشمند اورا[۲۸]، لنز هوشمند چشمی موجو[۲۹] و بازوبند هوشمند فری استایل لابر[۳۰] را در شکل ۷ می‌کنید. افراد بازخوردهای مثبت و منفی را عمدتا به صورت روزانه در شبکه‌های اجتماعی توییتر ثبت می‌کنند. برای ارزیابی خروجی پردازش شده از الگوریتم شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار بر روی داده‌های توییتر از معیارها صحت سنجی که برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین قبلا توضیح داده شده نیز در این بخش از تحقیق استفاده می‌کنیم.

۲۴ backpropagation
۲۵ Keras
۲۶ Tensorflow
۲۷Dropout
۲۸ Oura
۲۹ Mojo
۳۰ FreeStyle Libre



شکل ۷. نمونه ای از روند تحلیل احساسات کاربران از دستگاه های هوشمند پوشیدنی سلامت محور توسط الگوریتم یادگیری عمیق

در جدول ۴ نتایج بدست آمده از اعمال الگوریتم شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار را بر روی داده‌های جمع آوری مشاهده می‌کنید. صحت و امتیاز f1 از پر کاربردترین معیارهای ارزیابی برای دسته بندی متون می‌باشند. خروجی بدست آمده نشان می‌دهد که بردارهای کلمات استخراج شده از داده‌های عمومی بدون توجه به نوع کاربری می‌توانند به بهبود نتایج در پردازش زبان طبیعی کمک کنند. نکته حائز توجه این است که این الگوریتم بر روی بازخوردهای منفی عملکرد بالاتری نسبت به بازخوردهای مثبت و خنثی دارد.

جدول ۴. میزان عملکرد الگوریتم شبکه های حافظه کوتاه مدت ماندگار

عملکرد	میزان دقت	نرخ بازخوانی	مقدار f1
مثبت	٪۷۹	٪ ۵۸	٪ ۶۸
خنثی	٪ ۵۱	٪ ۳۹	٪ ۴۹
منفی	٪ ۸۱	٪ ۹۳	٪ ۸۷

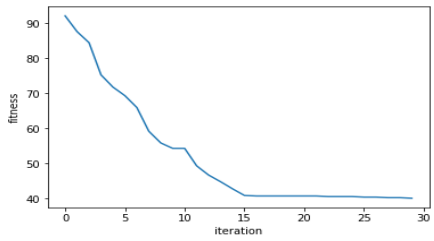
در ادامه برای رسیدن به توصیه نهایی به بیمار و یا پزشک نیاز است که نتایج بدست آمده از مراحل قبل را به فرمول پیشنهاد وارد کنیم. برای اجرای فرمول پیشنهادی و بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک از بردارها استفاده کرده‌ایم که به تعداد هر بیمار برداری تشکیل می‌شود. در هر بردار، متناسب با تعداد ابزارهای درنظر گرفته شده برای آن، سلول وجود دارد. پارامترهای مربوط به بیماری در خصوص نوع اندازه‌گیری، اهمیت اندازه‌گیری برای بیماری مربوطه است که اهمیت اندازه گیری مقداری بین ۰ تا ۱۰ با توجه به نظر پزشکان مشاور تحقیق در نظر گرفته شده است. برای هر یک از بیماری‌های قلبی و دیابت ، ده نوع پارامتر در نظر گرفته شده که از مقدار یک تا ده برای میزان کیفیت اندازه‌گیری حسگر با توجه به مشاوره پزشکان در این تحقیق لحاظ شده است. برای دستگاه‌های هوشمند پارامتر اول مربوط به نوع اندازه دستگاه، کیفیت اندازه‌گیری حسگر و اهمیت اندازه‌گیری

مقداری بین ۰ تا ۱۰ در نظر گرفته شده است. بعنوان مثال دستگاه بازو بند شرکت شیاومی مدل ایکس ۱۰۰ ، سنجش فشار خون با کیفیت ۹ (که بسیار عالی محسوب می‌شود) را اندازه گیری می‌کند. از این طریق ارتباط بین دستگاه اینترنت اشیا پوشیدنی به کمک حسگر تخصصی و بیماری را می‌توان محاسبه کرد. مقادیر این سلول‌ها می‌تواند صفر یا یک باشد. صفر به معنی عدم پیشنهاد ابزار مورد نظر به فرد بیمار است و یک به معنی پیشنهاد ابزار مورد نظر به فرد بیمار است. پارامترهای مختلف روش ژنتیک در چندین آزمایش به صورت جدول شماره ۵ تنظیم شده است.

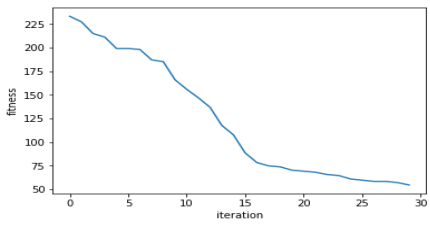
جدول۵. پارامترهای مختلف روش ژنتیک در چندین آزمایش

شمار آزمایش	تعداد جمعیت	احتمال جهش	احتمال بازترکیبی	تعداد تکرار
۱	۱۰	۰,۵	۰,۶	۱۰
۲	۲۰	۰,۷	۰,۴	۱۵
۳	۵۰	۰,۴	۰,۵	۳۰

برای نمایش اثرگذاری روش ژنتیک، بعد از هر دور اجرای عملگرهای ژنتیک، از میزان تناسب بدست آمده برای تمام اعضای جمعیت، میانگیری می‌شود و نتیجه در قالب نمودار نشان داده می‌شود. شکل ۷ نتیجه ی اعمال روش ژنتیک بر روی سیستم توصیه‌گر مربوط به بیماری است که دیابت دارد و شکل ۸ مربوط به بیمار قلبی است. همان طور که مشاهده می‌شود، بعد از تکرار ۱۵ در حلقه اصلی ژنتیک، نتایج به رقمی در حدود ۴۰ همگرا شده است که بهترین دستگاه بعد از ۱۵ بار تکرار بدست می‌آید.



شکل۷ . نتیجه‌ی اعمال روش پیشنهادی برای فردی با بیماری دیابت



شکل۸. نتیجه‌ی اعمال روش پیشنهادی برای فردی با بیماری قلبی

برای نمایش بهتر خروجی دو بیماری قلبی و دیابت در این تحقیق با در نظر گرفتن سه ابزار هوشمند پوشیدنی بعنوان نمونه ، یک بردار به اندازه‌ی شش به عنوان نتیجه‌ی سیستم توصیه‌گر حاصل می‌شود. مقدار یک بودن درایه، بیانگر پیشنهاد ابزار متناظر با آن به فرد بیمار می‌باشد. سه عنصر اول این بردار، مربوط به بیماری قلبی، سه درایه دوم مربوط به بیماری دیابت است. نتیجه‌ی اعمال روش پیشنهادی برای فردی با بیماری قلبی مانند شکل ۷می‌باشد. فرآیند کاهش تناسب تا رقمی در حدود ۵۰ ادامه داشته است. بردار ابزارهای پیشنهادی به این بیماری به صورت [۰،۰،۱،۰،۰،۰] نمایش داده می‌شود. از اینرو دستگاه قلبی که بیشترین دقت حسگر در مجموعه داده دستگاه‌های هوشمند برای ویژگی‌های حسگر مربوط به بیماری قلبی را دارد به فرد پیشنهاد می‌شود. نمایش عدد یک در بردار به منظور انتخاب نوع حسگر خاصی در مجموعه داده دستگاه‌های هوشمند است که به بیمار

و یا پزشک نمایش داده می‌شود. برای بیمار الف پس از شناسایی بیماری قلبی یک دستگاه هوشمند پوشیدنی قلبی به نام گرامین اچار پرو[۳۱] به مبلغ ۱۰۰ دلار معرفی شد که از لحاظ قیمت مناسب‌ترین مبلغ و بالاترین صحت خروجی از تحلیل عقیده کاوی از نظرات استفاده کنندگان این دستگاه در توییتر و متناسب‌ترین حسگر با توجه به پرونده پزشکی بیمار را دارد.

۵- بحث و نتیجه گیری

نتایج حاصل از این پژوهش با بهره‌گیری از تکنیک‌های هوش مصنوعی و سیستم توصیه‌گر در معماری پیشنهادی نشان می‌دهد که نه تنها می‌توان بیمارهایی چون قلبی و دیابتی را با درصد بالایی از صحت توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین تشخیص داد بلکه، امکان انتخاب دستگاه هوشمند پوشیدنی متناسب با هر فرد را با توجه به ویژگی‌ها فنی حسگرها، هزینه‌ای، اعمال بازخورد استفاده‌کنندگان دستگاه‌ها از شبکه اجتماعی به کمک الگوریتم یادگیری عمیق و تلفیق آین پارامترها بصورت بهینه سازی شده با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک برای بیماران و پزشکان فراهم نمود. با بررسی نتایج حاصل از شناسایی بیماری قلبی و دیابت به کمک اجرای همزمان شش الگوریتم یادگیری ماشین درخت تصمیم، بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان، آدابوست، نزدیکترین مرکز همسایگی و جنگل تصادفی می‌توان عنوان نمود که مجموعه داده‌ها یکی از موثرترین عوامل در انتخاب الگوریتم مناسب است. از اینرو، جمع آوری مجموعه داده بیش از یکسال امکان رسیدن به صحت درستی دقیق‌تری بر روی مجموعه داده هر سازمان سلامت–محور میسر می‌کند. در معماری پیشنهادی و بخش لایه مدلسازی الگوریتم‌های هوشمند و مدیریت داده، قابلیت اضافه کردن الگوریتم‌ها و مجموعه داده‌های دیگری علاوه بر روی مجموعه های موجود وجود دارد و بطور خودکار بالاترین میزان درصد صحت تشخیص الگوریتم‌ها بطور همزمان محاسبه و به لایه انتخاب دستگاه هوشمند پوشیدنی ارسال می‌شود. این بدان معناست که معماری پیشنهادی به الگوریتم خاصی در مرحله مدلسازی وابسته نبوده و امکان اجرای الگوریتم‌های مختلف پس از مرحله پاکسازی داده وجود دارد که از مزایای مهم و متفاوت این معماری محسوب می‌شود. نکته جالب توجه در خصوص خروجی تحلیل احساسات بیماران استفاده‌کننده دستگاه‌های پوشیدنی هوشمند سلامت محور در شبکه توییتر این است که شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار به ترتیب داده‌ها توجه دارد و برای داده‌های متوالی بسیار مناسب می‌باشد بطوریکه، در تحلیل احساس جملات داری بار منفی و یا دارای دستور غیر استاندارد خروجی به صحت بالای ۸۷ درصد دست یافتیم. از آنجا که مقوله سلامت هدف اصلی این تحقیق است، توجه به بازخوردهای منفی بیماران در حوزه درمان می‌تواند از اهمیت بالایی برخور باشد که الگوریتم انتخابی یادگیری عمیق شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار نتایج با صحت بالاتری را در بخش جملات بار منفی نسبت به بار مثبت نشان داد. در ادامه برای کارهای آتی در بخش شبکه‌های یادگیری عمیق همچنین می‌توان از شبکه‌های پیچشی و یا تانسور عصبی بازگشتی که یک مدل پیشرفته یادگیری عمیق محسوب می‌شود و در آن مجموعه ای از وزنه‌های ثابت بر روی یک ساختار داده (مانند درخت) به صورت بازگشتی اعمال می‌شوند، استفاده کرد و نتایج آن را با الگوریتم شبکه حافظه کوتاه مدت ماندگار در لایه مدل‌سازی مقایسه نمود. در ادامه، رویکرد بهینه سازی در این تحقیق، مبتنی بر روش ژنتیک بوده که نتایج حاصل نشان دهنده‌ی آن است که روش ژنتیک در تعداد تکرار کم می‌تواند، میزان تابع هدف تعیین شده را به میزان مناسبی کاهش دهد و موجب ارائه توصیه مناسب به بیماران گردد.

با حرکت به سمت بیمارستان‌های هوشمند در عصر دیجیتال، سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند، نه تنها برای بیماران، بلکه برای پزشکان، به یک ضرورت تبدیل می‌شوند تا به فرآیند تصمیم‌گیری سریع‌تر و هوشمندانه‌تر کمک کنند. سیستم پیشنهادی می‌تواند مقوله خود مراقبتی بیماران را در انتخاب دستگاه تسهیل کند و به بیمارستان هوشمند در پیشنهاد و یا تخصیص دستگاه و حسگر

۳۱ Gramin HRM-Pro

مناسب با توجه به بودجه و نوع بیماری افراد و بازخوردهای جمع‌اوری شده از دیگر بیماران کمک کرده و از زمان، هزینه درمان بکاهد و به سمت صرفه جویی در منابع پزشکی سوق یابیم. از انجا که تاکنون تحقیقات مشابهی در دسترس نیست، امکان مقایسه با سایر مطالعات امکان پذیر نیست.

در پژوهش‌های آتی می‌توان به اضافه نمودن قابلیت‌های دیگری چون ارائه برنامه سلامت-محور متناسب با عملکرد حسگرهای هوشمند به سیستم توصیه‌گر پیشنهادی برای هر فرد بیمار بصورت شخصی‌سازی شده پرداخته شود. استفاده از فناوری کلان داده نیز به همراه فناوری‌های مذکور در بستر پردازش ابری این امکان را فراهم می‌کند تا ذخیره سازی و پردازش داده‌ها در ابعاد بزرگی مانند سطح کشور ایران با جمعیت قابل توجه چندین میلیون نفری نیز قابل استفاده باشد. این امر می‌تواند به بهبود کیفیت زندگی و حرکت به سمت جامعه سلامت محور با مراقبت‌های شخصی سازی شده کمک کند. همچنین، نتایج و فرایند پیشنهادی این تحقیق می‌تواند برای شرکت‌های بیمه، شرکت‌های دانش بنیان، سازندگان و شرکت‌های فعال در حوزه دستگاه‌های پوشیدنی و حسگرهای هوشمند حائز اهمیت باشد تا بتوانند حسگرهای شخصی سازی شده‌ای در کشور متناسب با وضعیت سلامت و اقتصادی افراد فراهم کنند.

کاستی‌های تحقیق

- عدم وجود پایگاه داده‌های کامل و تایید شده در خصوص دستگاه‌های هوشمند پوشیدنی سلامت محور از سوی سازمان بهداشت و درمان در ایران و خارج از ایران.
- عدم دسترسی به داده‌های دیگر شبکه‌های اجتماعی مانند اینستاگرام و یا لینکدین

تضاد منافع

نویسندگان با یکدیگر تعارض منافع نداشتند.

حمایت مالی

این تحقیق تحت حمایت مالی هیچگونه سازمان یا نهادی نمی‌باشد.

فهرست منابع

[1] Abkenar SB, Kashani MH, Mahdipour E, Jameii SM. Big data analytics meets social media: A systematic review of techniques, open issues, and future directions. Telematics and Informatics. 2021 Mar 1;57:101517.
[2] Sellappans R, Lai PS, Ng CJ. Challenges faced by primary care physicians when prescribing for patients with chronic diseases in a teaching hospital in Malaysia: a qualitative study. BMJ open. 2015 Aug 1;5(8):e007817.
[3] Bove LA. Increasing patient engagement through the use of wearable technology. The Journal for Nurse Practitioners. 2019 Sep 1;15(8):535-9.
[4] Casino F, Batista E, Patsakis C, Solanas A. Context-aware recommender for smart health. In2015 IEEE First International Smart Cities Conference (ISC2) 2015 Oct 25 (pp. 1-2). IEEE.
[5] Farahani B, Firouzi F, Chakrabarty K. Healthcare iot. InIntelligent internet of things 2020 (pp. 515-545). Springer, Cham.

[6] Felfernig A, Erdeniz SP, Jeran M, Akcay A, Azzoni P, Maiero M, Doukas C. Recommendation technologies for IoT edge devices. Procedia Computer Science. 2017 Jan 1;110:504-9.

[7] Arfi WB, Nasr IB, Kondrateva G, Hikkerova L. The role of trust in intention to use the IoT in eHealth: Application of the modified UTAUT in a consumer context. Technological Forecasting and Social Change. 2021 Jun 1;167:120688.

[8] Chen M, Ma Y, Song J, Lai CF, Hu B. Smart clothing: Connecting human with clouds and big data for sustainable health monitoring. Mobile Networks and Applications. 2016 Oct;21(5):825-45.

[9] Alhijawi B, Kilani Y, Alsarhan A. Improving recommendation quality and performance of genetic-based recommender system. International Journal of Advanced Intelligence Paradigms. 2020;15(1):77-88.

[10] Chen MH, Teng CH, Chang PC. Applying artificial immune systems to collaborative filtering for movie recommendation. Advanced Engineering Informatics. 2015 Oct 1;29(4):830-9.

[11] Ko H, Lee S, Park Y, Choi A. A survey of recommendation systems: recommendation models, techniques, and application fields. Electronics. 2022 Jan 3;11(1):141.

[12] Tran TN, Felfernig A, Trattner C, Holzinger A. Recommender systems in the healthcare domain: state-of-the-art and research issues. Journal of Intelligent Information Systems. 2021 Aug;57(1):171-201.

[13] Altulyan M, Yao L, Wang X, Huang C, Kanhere SS, Sheng QZ. A survey on recommender systems for Internet of Things: techniques, applications and future directions. The Computer Journal. 2022 Aug;65(8):2098-132.

[14] Elsherif M, Moreddu R, Alam F, Salih AE, Ahmed I, Butt H. Wearable Smart Contact Lenses for Continual Glucose Monitoring: A Review. Frontiers in Medicine. 2022;9.

[15] Kumar PM, Gandhi UD. A novel three-tier Internet of Things architecture with machine learning algorithm for early detection of heart diseases. Computers & Electrical Engineering. 2018 Jan 1;65:222-35.

[16] Subramaniyaswamy V, Manogaran G, Logesh R, Vijayakumar V, Chilamkurti N, Malathi D, Senthilselvan N. An ontology-driven personalized food recommendation in IoT-based healthcare system. The Journal of Supercomputing. 2019 Jun;75(6):3184-216.

[17] Bin Heyat MB, Akhtar F, Abbas SJ, Al-Sarem M, Alqarafi A, Stalin A, Abbasi R, Muaad AY, Lai D, Wu K. Wearable flexible electronics based cardiac electrode for researcher mental stress detection system using machine learning models on single lead electrocardiogram signal. Biosensors. 2022 Jun 17;12(6):427.

[18] Erdeniz SP, Maglogiannis I, Menychtas A, Felfernig A, Tran TN. Recommender systems for IoT enabled m-health applications. InIFIP International conference on artificial intelligence applications and innovations 2018 May 25 (pp. 227-237). Springer, Cham.

[19] Roy SN, Srivastava SK, Gururajan R. Integrating Wearable Devices and Recommendation System: Towards a Next Generation Healthcare Service Delivery. J. Inf. Technol. Theory Appl.. 2018 Dec 1;19(4):2.

[20] Htet H, Khaing SS, Myint YY. Tweets sentiment analysis for healthcare on big data processing and IoT architecture using maximum entropy classifier. InInternational Conference on Big Data Analysis and Deep Learning Applications 2018 May 14 (pp. 28-38). Springer, Singapore.

[21] Dang CN, Moreno-García MN, Prieta FD. An approach to integrating sentiment analysis into recommender systems. Sensors. 2021 Aug 23;21(16):5666.

[22] Parthiban G, Rajesh A, Srivatsa SK. Diagnosis of heart disease for diabetic patients using naive bayes method. International Journal of Computer Applications. 2011 Jun;24(3):7-11.
[23] Pantelopoulos A, Bourbakis NG. A survey on wearable sensor-based systems for health monitoring and prognosis. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews). 2009 Oct 30;40(1):1-2.
[24] Vandrico Solutions Inc. (2020), "Wearable technology database j Vandrico Inc.", available at: http:// vandrico.com/wearables/ (accessed 2020)
[25] Haghi M, Thurow K, Stoll R. Wearable devices in medical internet of things: scientific research and commercially available devices. Healthcare informatics research. 2017 Jan 21;23(1):4-15.
[26] Arowolo MO, Ogundokun RO, Misra S, Oluranti J, Kadri AF. K-Nearest Neighbour Algorithm for Classification of IoT-Based Edge Computing Device. InArtificial Intelligence for Cloud and Edge Computing 2022 (pp. 161-179). Springer, Cham.
[27] Panwar M, Acharyya A, Shafik RA, Biswas D. K-nearest neighbor based methodology for accurate diagnosis of diabetes mellitus. In2016 sixth international symposium on embedded computing and system design (ISED) 2016 Dec 15 (pp. 132-136). IEEE.
[28] Shouman M, Turner T, Stocker R. Using decision tree for diagnosing heart disease patients. InProceedings of the Ninth Australasian Data Mining Conference-Volume 121 2011 Dec 1 (pp. 23-30).
[29] Al Jarullah AA. Decision tree discovery for the diagnosis of type II diabetes. In2011 International conference on innovations in information technology 2011 Apr 25 (pp. 303-307). IEEE.
[30] Singh YK, Sinha N, Singh SK. Heart disease prediction system using random forest. InInternational Conference on Advances in Computing and Data Sciences 2016 Nov 11 (pp. 613-623). Springer, Singapore.
[31] VijiyaKumar K, Lavanya B, Nirmala I, Caroline SS. Random forest algorithm for the prediction of diabetes. In2019 IEEE international conference on system, computation, automation and networking (ICSCAN) 2019 Mar 29 (pp. 1-5). IEEE.
[32] Mahesh TR, Dhilip Kumar V, Vinoth Kumar V, Asghar J, Geman O, Arulkumaran G, Arun N. AdaBoost Ensemble Methods Using K-Fold Cross Validation for Survivability with the Early Detection of Heart Disease. Computational Intelligence and Neuroscience. 2022 Apr 18;2022.
[33] Washburn PS. Investigation of severity level of diabetic retinopathy using adaboost classifier algorithm. Materials Today: Proceedings. 2020 Jan 1;33:3037-42.
[34] Parthiban G, Rajesh A, Srivatsa SK. Diagnosis of heart disease for diabetic patients using naive bayes method. International Journal of Computer Applications. 2011 Jun;24(3):7-11.
[35] Priya KL, Kypa MS, Reddy MM, Reddy GR. A novel approach to predict diabetes by using Naive Bayes classifier. In2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)(48184) 2020 Jun 15 (pp. 603-607). IEEE.
[36] Gokulnath CB, Shantharajah SP. An optimized feature selection based on genetic approach and support vector machine for heart disease. Cluster Computing. 2019 Nov;22(6):14777-87.
[37] Yu W, Liu T, Valdez R, Gwinn M, Khoury MJ. Application of support vector machine modeling for prediction of common diseases: the case of diabetes and pre-diabetes. BMC medical informatics and decision making. 2010 Dec;10(1):1-7.

[38] Gandhi UD, Malarvizhi Kumar P, Chandra Babu G, Karthick G. Sentiment analysis on twitter data by using convolutional neural network (CNN) and long short term memory (LSTM). Wireless Personal Communications. 2021 May 17:1-0.
[39] Ombabi, A. H., Ouarda, W., & Alimi, A. M. (2020). Deep learning CNN–LSTM framework for Arabic sentiment analysis using textual information shared in social networks. Social Network Analysis and Mining, 10(1), 1-13.
[40] Alhijawi B, Kilani Y, Alsarhan A. Improving recommendation quality and performance of genetic-based recommender system. International Journal of Advanced Intelligence Paradigms. 2020;15(1):77-88.