

مروری بر روش‌های احراز اصالت امن با به‌کارگیری زیست‌سنجه ECG با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق

نرگس مختاری^۱، امیرحسین صفری^۲ و صادق صادقی^{۳*}

^۱ گروه مهندسی مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران
^۲ دانشکده علوم رایانه و فناوری اطلاعات، دانشگاه تحصیلات تکمیلی علوم پایه، زنجان، ایران
^۳ دانشکده ریاضی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی علوم پایه، زنجان، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۲۸ آذر ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۴ اسفند ۱۴۰۲

انتشار آنلاین: ۷ فروردین ۱۴۰۳

کلمات کلیدی:

احراز اصالت

سیگنال الکتروکاردیوگرام ECG

یادگیری عمیق

شبکه‌های عصبی کانولوشنی

پیش پردازش سیگنال

نوع مقاله: مروری

چکیده

امروزه سامانه‌های زیست‌سنجه، یک تکنیک کلیدی برای شناسایی کاربر به‌شمار می‌آید، که به دلیل ویژگی غیرتهاجمی بودن و هم‌چنین مقاومت بالا در برابر جعل و تقلب، مورد استقبال قرار گرفته‌اند. زیست‌سنجه‌های فیزیولوژیکی و رفتاری، دو گونه اصلی از انواع شناسه‌های زیست‌سنجه هستند. شناسه‌های رفتاری مانند تشخیص صدا، براساس اعمال انسان یا حتی حیوانات است. زیست‌سنجه فیزیولوژیکی نیز، مانند اثرانگشت و تشخیص چهره، که در سال‌های گذشته در زندگی روزمره همه ما استفاده شده است، بر مبنای ویژگی‌های فیزیکی بدن انسان است. یکی از زیست‌سنجه‌های مختلفی که در مطالعه‌های این زمینه مورد بررسی قرار گرفته‌اند، سیگنال قلب است که به دلیل روند اخذ ساده آن نسبت به زیست‌سنجه‌هایی مانند سیگنال مغز، در سیستم‌های احراز اصالت و شناسایی به‌کار گرفته شده است. علاوه بر آن، پایگاه داده‌های معتبری روی داده‌های سیگنال قلب وجود دارد؛ که پژوهشگران این موضوع، برای ارزیابی سیستم‌های خود به آن‌ها استناد می‌کنند. در این مطالعه، تجزیه، تحلیل و مقایسه روش‌های مختلف در احراز اصالت با استفاده از زیست‌سنجه سیگنال قلب، مورد مطالعه قرار گرفته است. هم‌چنین، در ادامه، مزایا و معایب روش‌ها و مدل‌های یادگیری عمیق مطرح شده در این زمینه، بررسی شده است. در بخش پایانی نیز، ابتدا پیاده‌سازی روش ارائه شده در پژوهش فاستر (C. Fuster-Barcelo) و لویز (P. Peris-Lopez)، مطرح شده است و سپس در راستای ارزیابی آن، به ارائه آزمون‌های طراحی شده با استفاده از شبکه ایجاد شده در این مطالعه، می‌پردازیم و پس از آن، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از آن، مطرح شده است.

© ۱۴۰۲ انجمن رمز ایران

۱ مقدمه

امنیت یکی از مهم‌ترین نیازهای جامعه بشری در دنیای امروز است و یکی از دغدغه‌های اساسی جوامع، افزایش سطوح امنیتی در تمامی جنبه‌های زندگی اجتماعی است. برقراری امنیت، در عصر رایانه‌ها و ارتباطات، می‌تواند در زمینه‌های متفاوتی دارای اهمیت باشد. احراز اصالت^۱ یکی

* نویسنده مسئول

آدرس‌های رایانامه: mokhtaari.narges@gmail.com (نرگس مختاری)،

amirhosseinsafari@iasbs.ac.ir (امیرحسین صفری)،

s.sadeghi@iasbs.ac.ir (صادق صادقی)

© ۱۴۰۲ تمامی حقوق متعلق به انجمن رمز ایران است.

¹ Authentication

اشاره کرد [۶].

مطالعات بسیاری در این زمینه برای پیاده‌سازی یک سامانه احراز اصالت زیست‌سنجه^۴ قوی، در برنامه‌های کاربردی با امنیت بالا وجود دارد. به دلیل سادگی و امنیت قوی، روش‌های احراز اصالت زیست‌سنجه در دستگاه‌های قابل حمل مانند تلفن‌های همراه، لپ‌تاپ‌ها و دستگاه‌های رایانه لوحی استفاده شده‌اند [۷].

مدل‌های یادگیری عمیق به تازگی، برای کاربردهای احراز اصالت مبتنی بر زیست‌سنجه طراحی و استفاده شده‌اند. یکی از مهم‌ترین دلایل استفاده از این مدل‌ها، یادگیری سریع و عملکرد مؤثر در مقایسه با مدل‌های معمولی است [۲]. بنابراین، بسیاری از الگوریتم‌ها تاکنون در ادبیات، مبتنی بر تکنیک‌های یادگیری عمیق پیاده‌سازی شده‌اند. در حال حاضر، کار تحقیقاتی گسترده‌ای بر روی تشخیص زیست‌سنجه مبتنی بر ECG با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق انجام می‌شود. براساس استخراج خودکار ویژگی‌ها در فرآیند یادگیری، یادگیری عمیق برای کارهای طبقه‌بندی بسیار مناسب است. به ویژه مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۵. در این پژوهش قصد داریم ضمن بررسی و مرور دانش موجود در این حوزه، به روش‌های بررسی‌شده احراز اصالت امن با استفاده از سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) بپردازیم و چالش‌های موجود را مورد تجزیه و تحلیل قرار دهیم.

این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. در بخش دوم، ابتدا الگوریتم‌های موجود در احراز اصالت معرفی خواهند شد. در بخش سوم، به معرفی زیست‌سنجه الکتروکاردیوگرام (ECG) و روش‌های احراز اصالت، با به‌کارگیری زیست‌سنجه الکتروکاردیوگرام پرداخته شده است. سپس در بخش چهارم، ابتدا به معرفی تاریخچه‌ای از به‌کارگیری زیست‌سنجه الکتروکاردیوگرام برای شناسایی پرداخته شده است، سپس ضمن بررسی نخستین الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از زیست‌سنجه در شناسایی کاربر، به توسعه روش‌های موجود تا سال‌های اخیر و روش‌های یادگیری عمیق پرداخته شده است. در بخش پایانی نیز، ضمن پیاده‌سازی روش ارائه شده در یک پژوهش ذکر شده، به ارزیابی آن روش و ارائه آزمون‌های طراحی شده بر روی آن پرداخته شده است. در نهایت، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مطرح شده است.

۲ الگوریتم‌های احراز اصالت

الگوریتم‌های احراز اصالت موجود را می‌توان به طور کلی به چهار دسته اصلی طبقه‌بندی کرد:

- (۱) احراز اصالت مبتنی بر رمز عبور^۶
- (۲) احراز اصالت مبتنی بر رمزنگاری^۷
- (۳) احراز اصالت مبتنی بر نمان‌نگاری^۸

از این وجوه است. نیاز به یک سامانه‌ی امن، کارآمد و با اطمینان بالا، ضرورت طراحی سامانه‌های احراز اصالت را بالا می‌برد. رویکردهای متنوعی برای احراز اصالت وجود دارد به عنوان مثال تشخیص چهره و اثر انگشت.

تأیید اصالت به معنای تأیید درستی اصالت یک کاربر و یا دستگاه در یک سامانه کامپیوتری است. این فرآیند اغلب به عنوان یک پیش‌نیاز برای دسترسی به منابع مختلف در سامانه به‌کار می‌رود. از هزاران سال پیش، تأیید اصالت توسط انسان‌ها برای تشخیص یکدیگر و حفاظت از اطلاعات و دارایی‌های خود استفاده می‌شده است. در دوران رایانه‌ها، هدف از تشخیص، شناسایی افراد، دستگاه‌ها و موجودات در محیط‌های دور است. به همین دلیل، تأیید اصالت از یک فرآیند دستی به یک فرآیند خودکار تبدیل گشته است؛ همچنین امروزه مردم بیش از پیش به موضوعات امنیت و حریم خصوصی توجه می‌کنند؛ بنابراین، فرآیندهای تأیید اصالت در زندگی روزمره ما بسیار رایج هستند. به طور کلی، یک فرآیند احراز اصالت خودکار معمولاً شامل دو بخش است: ثبت نام و تأیید. در طول یک نشست^۱ ثبت نام، اصالت یک کاربر یا نهاد تأیید می‌شود و یک روش احراز اصالت توسط هر دو طرف مقداردهی اولیه می‌شود. در طول نشست تأیید، کاربر باید از همان روش احراز اصالت برای اثبات اصالت خود پیروی کند. اگر کاربر بتواند مراحل احراز اصالت را پشت سر بگذارد، کاربر پذیرفته می‌شود و اجازه دسترسی به قلمرو، شبکه‌ها یا سامانه‌های محافظت شده را دارد. در غیراین صورت، کاربر رد می‌شود و هیچ دسترسی مجازی نخواهد داشت.

در حال حاضر، تحقیقات روی سیگنال‌های زیست‌پزشکی توجه زیادی را برای شناسایی به‌خود جلب کرده است. داده‌های تولید شده در سامانه‌های تشخیص چهره و اثر انگشت، به راحتی قابل جعل و تغییرات هستند؛ بنابراین سیستم‌هایی که از این داده‌ها استفاده می‌کنند، در برابر حملات جعل آسیب‌پذیر هستند [۱] و [۲]. برای حل این مشکل، سیستم‌های احراز اصالت مبتنی بر سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام^۲ پیشنهاد شدند [۳]. این سیگنال‌ها به دلیل ویژگی‌های منحصر به فردشان به راحتی قابل جعل نیستند، زیرا منبع اصلی آن‌ها قلب است؛ که یک اندام داخلی بدن است [۴]. سیگنال الکتروکاردیوگرام نشانه‌ی حیات است و می‌توان از آن برای یافتن اینکه آیا فردی زنده است، استفاده کرد. به این معنا که، سیگنال‌های ECG می‌توانند فقط از افراد زنده کسب شوند [۵]. علاوه بر آن، کپی‌کردن و جعل اصالت در روش‌های احراز اصالت با سیگنال زیستی ECG بسیار دشوار است و فناوری تولید مصنوعی آنها هنوز توسعه نیافته است. به عنوان مثال، یک سامانه تشخیص عنبیه می‌تواند با استفاده از انواع مختلف حمله‌ها، از جمله استفاده از تصاویر جعلی عنبیه یا لنزهای تماسی، به خطر بیفتد، درحالی که تقلید از سیگنال ECG به دلیل فیزیولوژی^۳ ذاتی قلب دشوار است. علاوه بر آن، از دیگر مزایا استفاده از داده‌های ECG، می‌توان به قابلیت جمع‌آوری مقادیر زیادی داده، به طور همزمان، و تقسیم کردن آن به چندین اندازه داده کوچک‌تر،

^۴Biometric ^۵Convolutional Neural Network (CNN) ^۶Password-Based Authentication ^۷Cryptographic-Based Authentication ^۸Stegosystem-Based Authentication

^۱Session ^۲Electrocardiogram Signal (ECG) ^۳Physiology

(۲) احراز اصالت کلید متقارن^۴

(۳) احراز اصالت کلید نامتقارن^۵

یک تابع چکیده‌ساز رمزنگاری، ورودی‌های با طول دلخواه را به یک مقدار چکیده با اندازه ثابت تبدیل می‌کند [۹]. توابع چکیده‌ساز در بسیاری از کاربردهای رمزنگاری مانند امضای رقمی به کار می‌روند و باید در برابر برخورد تابی^۶، پیش‌تصویر تابی^۷ و پیش‌تصویر تابی دوم^۸ مقاوم هستند [۱۰].

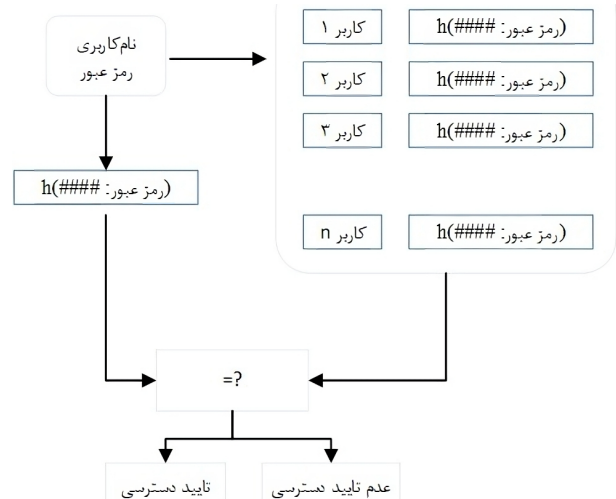
در رمزنگاری متقارن از یک کلید مشترک بین فرستنده و گیرنده برای رمزگذاری و رمزگشایی پیام استفاده می‌شود. در این نوع الگوریتم، پیام ابتدا، به رشته‌ای از بیت‌ها تبدیل می‌شود و سپس با استفاده از الگوریتم رمزنگاری مانند AES و DES، با استفاده از کلید مشترک، تبدیل به دنباله‌ای از بیت‌های رمزنگاری شده می‌شود. سرعت انجام عملیات در آن بسیار سریع هستند و در اموری که نیاز به امنیت و سرعت بالا دارند، مانند ارتباطات بانکی و انتقال اطلاعات در شبکه‌های کامپیوتری، به عنوان یکی از بهترین روش‌های رمزگذاری مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۱].

در رمزنگاری نامتقارن، از دو کلید مختلف برای ایجاد رمز و رمزگشایی استفاده می‌شود. یک کلید عمومی که در دسترس عموم قرار می‌گیرد و یک کلید خصوصی که تنها تولیدکننده به آن دسترسی دارد. در این روش کلید عمومی برای ایجاد رمز استفاده می‌شود و کلید خصوصی برای رمزگشایی. برای این منظور، ابتدا کلید خصوصی تولید می‌شود و کلید عمومی مربوط به آن را به دیگران اعلام کند [۱۲]. از رمزنگاری نامتقارن، برای ارسال پیام‌های محرمانه از طریق اینترنت و برقراری ارتباط با چندین شخص به طور همزمان، به خصوص در برنامه‌های کاربردی سازمانی، استفاده می‌شود.

۳.۲ احراز اصالت مبتنی بر نمانگاری

احراز اصالت مبتنی بر نمانگاری دارای دو الگوریتم پنهان‌نگاری^۹ و ته‌نقش‌نگاری^{۱۰} است. استگانوگرافی یا نمانگاری، تکنیکی است که داده‌ها را در یک فایل معمولی و غیرمحرمانه پنهان می‌کند تا از شناسایی آن جلوگیری شود. سپس در مقصد، داده‌های پنهان، بازیابی می‌شوند. ته‌نقش‌نگاری به معنای مخفی کردن داده‌های چند رسانه‌ای^{۱۱} در داده‌های دیگر است مانند یک متن در متنی دیگر است؛ در واترمارکینگ، داده‌های پنهان را واترمارک می‌نامند و مالک چند رسانه‌ای را مشخص می‌کند [۱۳]. که از آن برای رعایت قانون حق کپی استفاده می‌شود. این دو الگوریتم، از روش‌هایی هستند که پژوهشگران برای دستیابی به اهداف احراز اصالت دنبال می‌کنند.

میان ته‌نقش‌نگاری و تشخیص اثر انگشت تفاوت وجود دارد. زمانی‌که نشانه تجاری یا مشخصه‌ای در یک اثر مانند عکس، ویدئو یا صدا به شکل مخفیانه ذخیره می‌شود به آن ته‌نقش‌نگاری می‌گویند؛ اما مخفی



شکل ۱. فرآیند احراز اصالت با رمز عبور چکیده شده

(۴) احراز اصالت مبتنی بر زیست‌سنجه^۱

۱.۲ احراز اصالت مبتنی بر رمز عبور

به عنوان یک عضو در یک سامانه یا شبکه، کاربر باید به سامانه وارد شود تا بتواند از آن استفاده کند. یک روش معمول برای ورود به سامانه، وارد نمودن نام کاربری و رمز عبور اختصاص داده شده به حساب آن کاربر است. اطلاعات وارد شده، با رمزعبور ذخیره شده کاربر در پایگاه داده سرور بررسی و مقایسه می‌شود. اگر تطابق رخ دهد، سامانه درخواست کاربر را می‌پذیرد و در غیر این صورت سامانه آن را رد می‌کند. برای حفظ امنیت شبکه، رمز عبور باید قوی باشد. این رمز باید طولانی و حاوی حروف الفبا و اعداد باشد تا ضمن جلوگیری از حدس زدن آن، دسترسی مهاجم به آن ممکن نباشد. به همین دلیل رمزهای عبور چکیده شده معرفی شدند. رمزعبور آن از تابع چکیده‌ساز عبور داده می‌شود؛ سپس نتیجه با رمزعبور چکیده شده که در پایگاه داده سامانه ذخیره شده‌است، مقایسه می‌شود. اگر تطابق رخ دهد، به او اجازه دسترسی به سامانه داده می‌شود. در غیر این صورت، درخواست رد می‌شود. با استفاده از این نوع رمز عبور، مهاجمان می‌توانند یک حمله جستجوی فراگیر^۲ را امتحان کنند تا به رمز عبور صحیح دست پیدا کنند [۸]. در شکل ۱، فرآیند احراز اصالت با رمز عبور عبور چکیده شده، نشان داده شده است.

۲.۲ احراز اصالت مبتنی بر رمزنگاری

به منظور تامین محرمانگی داده‌ها و هم‌چنین احراز اصالت امن، رمزنگاری ابزاری کلیدی به شمار می‌آید. برای احراز اصالت، انواع مختلفی از سامانه‌های رمزنگاری در طول سال‌ها به وجود آمده‌اند. سه زیرمجموعه اصلی طرح‌های احراز اصالت رمزنگاری به صورت زیر است:

(۱) توابع چکیده رمزنگاری^۳

^۴Symmetric Encryption ^۵Asymmetric Encryption ^۶Collision Resistant

^۷Preimage Resistance ^۸Second-Preimage Resistance ^۹Steganography

^{۱۰}Watermarking ^{۱۱}Multimedia

^۱Biometric Based Authentication ^۲Brute Force Attack ^۳Cryptographic Hash Function

تمایل داشته باشند.

(۶) ماندگاری: ویژگی‌ها با گذشت زمان پایدار باشند.

۱.۴.۲ تشخیص اثر انگشت

به فرآیند به دست آوردن نمایش دیجیتالی اثر انگشت کاربر و مقایسه آن، با نسخه دیجیتالی ذخیره شده، تشخیص اثر انگشت می‌گویند. تشخیص‌گر الکترونیکی اثر انگشت، تصاویر دیجیتالی اثر انگشت را استخراج می‌کند، سپس این تصاویر به قالب‌های دیجیتالی پردازش می‌شوند؛ که حاوی ویژگی‌های منحصربه‌فرد استخراج شده یک انگشت هستند. کاربران به جای تایپ رمز عبور، انگشت خود را روی یک تشخیص‌گر الکترونیکی قرار می‌دهند. تشخیص‌گر، اثر انگشت اصلی را، با الگوی اثر انگشت ذخیره شده در پایگاه داده مقایسه می‌کند تا اصالت و اعتبار شخصی که درخواست دسترسی دارد را، مشخص کند. یکی از ویژگی‌های مهم، زیست‌سنجه اثر انگشت، متمایز بودن آن است، بنابراین، تشخیص اثر انگشت به روشی قابل اعتماد برای شناسایی اشخاص تبدیل شده است [۱۴].

۲.۴.۲ تشخیص عنبیه

فناوری تشخیص عنبیه برای اولین بار در قرن نوزدهم برای تأیید اصالت یک فرد معرفی شد. تشخیص عنبیه روشی برای شناخت فرد از طریق تجزیه و تحلیل الگوی عنبیه است. الگوهای عنبیه برای تمام عمر ثابت می‌ماند، به این معنی است که اثر پیری ندارد. هم‌چنین، الگوهای عنبیه دوقلوهای همسان متفاوت است و چشم چپ و راست فرد نیز دارای الگوهای متفاوتی است. از آنجایی که ویژگی‌های عنبیه بسیار متمایز و قوی است، به عنوان یکی از قابل اعتمادترین فناوری‌های زیست‌سنجه در نظر گرفته می‌شود [۱۵].

۳.۴.۲ تشخیص چهره

سامانه تشخیص چهره سامانه‌ی بسیار رایج در سراسر جهان است زیرا راه‌حل‌های امنیتی قابل اعتماد و ایمنی را ارائه می‌کند. تشخیص چهره، سریع‌ترین فناوری زیست‌سنجه است که هیچ تأخیر ناخواسته‌ای به سامانه اضافه نمی‌کند زیرا به طور خودکار تصویر یک شخص را از فاصله معینی می‌گیرد، تصویر را پردازش کرده و آن شخص را شناسایی می‌کند. سایر فناوری‌های زیست‌سنجه مانند حسگر اثر انگشت، تشخیص‌گر چشم و تشخیص‌دهنده صدا شامل فعالیت‌های انسانی می‌شوند و تاخیرهای قابل توجهی را اضافه می‌کنند. برای غلبه بر این مشکل، سامانه‌های تشخیص خودکار چهره مورد استفاده قرار می‌گیرند که نیازی به تعامل انسانی برای شناسایی ندارند [۱۶].

۴.۴.۲ تشخیص صدا

تشخیص صدای کاربر با کمک ویژگی‌های منحصربه‌فرد صدای انسان از جمله روش‌های رفتاری است. این ویژگی‌ها دارای صفات خاصی از

کردن شماره سریال یا یک مشخصه از یک چیز در چیز مشابه دیگر را تشخیص اثر انگشت می‌نامند. هر دوی این روش‌ها برای جلوگیری از سرقت آثار به‌کار می‌روند، از تهنقش‌نگاری برای پیدا کردن ناقضین حقیقی^۱ و از تشخیص اثر انگشت، برای اثبات آن استفاده می‌شود.

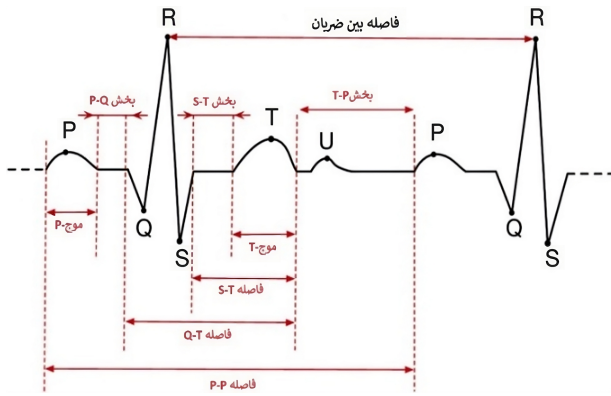
۴.۲ احراز اصالت مبتنی بر زیست‌سنجه

زیست‌سنجه به «تشخیص خودکار افراد بر اساس ویژگی‌های رفتاری^۲ و بیولوژیکی^۳ آن‌ها مانند اثر انگشت، ضربان قلب، عنبیه، صورت، صدا و مغز» اشاره دارد. این ویژگی‌ها قابل اعتماد هستند و نمی‌توان آن‌ها را فراموش کرد یا از دست داد. مشخصه داده‌های زیست‌سنجه در این است که از منحصربه‌فرد بودن ویژگی‌های فیزیولوژیکی^۴ بدن انسان‌ها، مانند مواردی که حتی در دوقلوهای همسان همخوانی نزدیک ندارند، استفاده می‌کنند. منحصربه‌فرد بودن برخی از ویژگی‌های انسان در طول زمان به دلیل روند پیری تغییر می‌کند. این تغییرات پویا اغلب به دلیل تغییرات بیولوژیکی، فیزیولوژیکی و محیطی رخ می‌دهد. در نتیجه، تغییرات پویا، چالش‌هایی را در شناسایی افراد و در نتیجه تضعیف ارزش اعتبار آن‌ها به عنوان ویژگی‌های منحصربه‌فرد ارائه می‌دهند.

یکی از مهم‌ترین مراحل اولیه در زیست‌سنجه، شناسایی یک فرد برای جلوگیری از تقلب است. روش‌های سنتی برای ارائه اصالت بر اساس کارت شناسایی مانند گذرنامه و شناسه ملی، همچنان مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این حال، این روش‌ها به دلیل آسیب‌پذیری در برابر خطرات، می‌بایست بهبود پیدا کنند. سوابق تاریخی نشان می‌دهد که زیست‌سنجه به ویژه استفاده از اثر انگشت به عنوان طرحی برای احراز اصالت امن، در عمل به قرن هجدهم باز می‌گردد. زیست‌سنجه را می‌توان به طور کلی به دو دسته فیزیولوژیکی و رفتاری طبقه‌بندی کرد. برخی از روش‌های فیزیولوژیکی عبارت است از: تشخیص اثر انگشت^۵، تشخیص عنبیه^۶ و تشخیص چهره^۷. روش‌های رفتاری نیز شامل تشخیص صدا^۸ و تشخیص امضا^۹ است. استفاده از زیست‌سنجه فیزیولوژیکی، رایج‌تر از روش‌های رفتاری است؛ دلیل آن دقت بیشتر در عملکرد این نوع زیست‌سنجه است. زیست‌سنجه‌ها صفات مختلفی را دارا هستند. هر کدام از صفات، ویژگی‌های متفاوتی دارند که می‌توان از آن‌ها به موارد زیر اشاره کرد:

- (۱) عمومیت‌پذیری: صفاتی که در سهم بزرگی از اعضای یک جامعه وجود دارند.
- (۲) منحصربه‌فردی: هر دو نفر باید بر مبنای ویژگی زیست‌سنجه با یکدیگر تفاوت داشته باشند و متمایز شوند.
- (۳) قابلیت جمع‌آوری: ویژگی را بتوان از نظر کمی اندازه‌گیری کرد.
- (۴) مقاومت در برابر جعل: ویژگی باید بتواند در برابر حمله و جعل مقاوم باشد.
- (۵) مقبولیت: اعضای جامعه نسبت به استفاده از صفات زیست‌سنجه

¹ Copyright ² Behavioural ³ Physiological ⁴ Physiological ⁵ Fingerprint Recognition ⁶ Iris Recognition ⁷ Facial Recognition ⁸ Voice Recognition ⁹ Signature Verification



شکل ۲. نوار قلب طبیعی

منظور تشخیص جریان الکتریکی ناشی از انقباضات عضله قلب در هر ضربان قلب به‌کار می‌رود. تغییرات اختلاف پتانسیل الکتریکی (ولتاژ) در هنگام دپلاریزاسیون^۳ و رپولاریزاسیون^۴ توسط الکترودهای مستقر در سطح قفسه سینه ثبت می‌شود و سیگنالی حاصل می‌شود که به آن سیگنال الکتروکاردیوگرام می‌گویند که به صورت اختصار آن را سیگنال ECG می‌نامیم. هریک از الگوهای نمونه‌برداری شده الکتروکاردیوگرام، منحصر به فرد هستند و مراحل مختلف فعالیت قلب را نشان می‌دهند. به منظور تهیه نوار قلب، الکترودها در مناطق مختلفی از بدن قرار می‌گیرند. این الکترودها به طور کلی در ده موقعیت مختلف قرار می‌گیرند. چهار الکترودها بر روی دستان و پاها و شش الکترودها دیگر در نواحی مختلف از جلوی سینه. با اعمال جریان الکتریکی در الکترودها، میلی‌ولتی از منبع خارجی به بدن وارد می‌شود و این فرآیند به منظور واسنجی دستگاه انجام می‌شود. این اقدام، امکان مقایسه نتایج بین افراد مختلف را فراهم می‌کند [۲۱]. الکتروکاردیوگرام در حالت نرمال، نتایج انحرافات معمولی را در جهت‌های بالا و پایین نشان می‌دهد که بازتابی از انقباض‌های متناوب دهلیزها (اتاقک‌های بالایی قلب) و بطن‌ها (محفظه‌های پایینی قلب) است [۲۲]. در شکل ۲ نمونه‌ای از نوار قلب طبیعی و قسمت‌های مختلف شکل موج نشان داده شده است.

۱.۱.۳ موج P

اولین انحراف به سمت بالا در سیگنال ECG است و از قطبش یا انقباض دهلیزها ناشی می‌شود و به عنوان کمپلکس دهلیزی شناخته می‌شود. مدت زمان طبیعی موج P بیش از ۱۲٪ تا ۲۰٪ ثانیه نیست و ولتاژ در لبه‌های اندام نباید از محدوده‌ی ۰/۲۵ و ۰/۱۵ میلی‌ولت در الکترودها تجاوز کند. موج P معمولاً در اکثر مواقع دارای دامنه مثبت است [۲۳].

۲.۱.۳ فاصله PQ

محدوده طبیعی برای فاصله PQ حدود ۱۲٪ الی ۲۰٪ ثانیه است. بخش PQ مربوط به تکانه‌های الکتریکی است که از طریق گره SA منتقل می‌شود و معمولاً ایزوالکتریک^۵ است. فاصله PQ زمان سپری شده از

صدا هستند و قابلیت شناسایی یک فرد را دارند. تعدادی از زمینه‌های کاربردی سیستم‌های تشخیص بلندگو شامل امنیت کنترل دسترسی از راه دور، خدمات وب، تماس برخط، شخصی‌سازی خدمات و مدیریت ارتباط و نظارت [۱۷] و ارزیابی کاربران برای تشخیص اختلال افسردگی است [۱۸]. همچنین از این سامانه‌ها برای جستجوی گفتار گوینده خاص از یک پایگاه داده صوتی بزرگ نیز می‌توان استفاده کرد.

۵.۴.۲ تشخیص گوش

شناسایی خودکار افراد از روی تصاویر گوش یک زمینه تحقیقاتی فعال در جامعه زیست‌سنجه است. مانند سایر زیست‌سنجه‌ها مانند صورت، عنبیه و اثر انگشت، تشخیص گوش نیز دارای ویژگی خاص و منحصر به فرد است که امکان شناسایی افراد را فراهم می‌کند. در زمان شیوع جهانی کووید ۱۹^۱، اکثر سامانه‌های شناسایی چهره به دلیل استفاده افراد از ماسک، کارایی خود را از دست دادند. گوش انسان منبع کاملی از داده‌ها برای شناسایی افراد منفعل است، زیرا شامل همکاری انسانی نیست که ما در تلاش برای شناسایی او هستیم و ساختار گوش در طول زمان به شدت تغییر نمی‌کند. دستیابی به گوش انسان نیز آسان است زیرا گوش حتی در مواقعی که افراد از ماسک استفاده کرده باشند نیز، قابل مشاهده است. سامانه زیست‌سنجه‌ی گوش می‌تواند سایر سامانه‌های زیست‌سنجه، برای هدف تشخیص خودکار انسان تکمیل کند و هنگامی که اطلاعات دیگر سامانه غیرقابل اعتماد یا حتی در دسترس نیست، نشانه‌های اصالت افراد را ارائه کند.

۳ سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG)

در این بخش، ابتدا در ۱۰۳، با مفهوم سیگنال الکتروکاردیوگرام آشنا می‌شویم. سپس در بخش ۲۰۳، روش‌های احراز اصالت با سیگنال ECG را معرفی می‌کنیم.

۱.۳ آشنایی با سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG)

بیماری قلبی-عروقی^۲ یک تهدید قابل توجه برای سلامت انسان است؛ که بر اهمیت حیاتی تشخیص زودهنگام تاکید می‌شود [۱۹]. تشخیص به موقع، نه تنها از بدتر شدن و بستری شدن در بیمارستان جلوگیری می‌کند؛ بلکه نقش حیاتی در جلوگیری از آسیب غیرقابل برگشت به قلب دارد. الکتروکاردیوگرام (ECG) یک روش غیرتهاجمی است؛ که فعالیت الکتریکی قلب را در طول هر چرخه قلبی، ثبت می‌کند. الکتروکاردیوگرام، به عنوان یک ابزار تشخیصی اولیه برای متخصصان قلب، در شناسایی عملکرد غیرطبیعی قلب عمل می‌کند. نظارت مداوم سیگنال‌های ECG، در تشخیص سریع ناهنجاری‌های قلب، امکان مداخله و تشخیص به موقع را ممکن می‌سازد [۲۰].

الکتروکاردیوگرافی به عنوان یک شیوه‌ی گرافیکی معروف است، که به

³Depolarization ⁴Repolarization ⁵Isoelectric

¹COVID-19 ²Cardiovascular Disease (CVD)

میوکارد^۲ (عضله قلب) نیز کمک می‌کند. هرچند الکتروکاردیوگرافی ابزار مهمی در تشخیص مشکلات قلبی است، اما برای تأیید و ارزیابی دقیق‌تر ممکن است نیاز به آزمون‌های دیگری باشد. در آزمون ورزش ECG، تعیین توانایی عروق کرونر^۳ در تحویل اکسیژن به عضله قلب، به ویژه در شرایط تحت فشار ورزش، مورد بررسی قرار می‌گیرد. این آزمون می‌تواند نشانگر مشکلات عروق کرونری قلب باشد.

۲.۳ روش‌های احراز اصالت با سیگنال (ECG)

در سال‌های اخیر به دلیل رشد تکنولوژی، مطالعات فراوانی بر روی استخراج سیگنال ECG صورت گرفته است و به همین دلیل سامانه‌های زیست‌سنجه مبتنی بر سیگنال ECG رشد فراوانی پیدا کرده‌اند و پژوهش‌های بسیاری در این حوزه صورت گرفته است. احراز اصالت سامانه‌های مبتنی بر سیگنال ECG را می‌توان به سه دسته زیر تقسیم کرد:

- (۱) روش‌های اعتباری
- (۲) روش‌های غیر اعتباری
- (۳) روش‌های ترکیبی (مبتنی بر یادگیری ماشین)

۱.۲.۳ روش‌های اعتباری

مطالعه شناسایی ECG توسط انسان با روش‌های اعتباری آغاز شده است. این روش‌ها بر روی ویژگی‌های مورفولوژیکی^۴ یا ریخت‌شناسی سیگنال ECG مانند فاصله، دامنه، زاویه یا شیب شکل موج و نقاط مرجع آنها تمرکز دارند. ویژگی‌های ریخت‌شناسی یک سیگنال را، نقاطی مانند P, Q, R, S, T و U در شکل موج، تعیین می‌کنند. بنابراین، این روش‌ها به تکنیک‌های پردازش سیگنال حساس هستند و تا حد زیادی به تأثیر تقسیم‌بندی ضربان قلب و الگوریتم‌های مشخص‌کننده شکل موج وابسته هستند. به این معنی که این روش‌ها برای شکل موج ضربان قلب متغیر و پراختلال به اندازه کافی موثر نیستند. علاوه بر این، هیچ قاعده‌ی پذیرفته‌شده عمومی برای انتخاب ویژگی‌های اعتباری وجود ندارد. صحت این روش بستگی به عملکرد دقیق قابل شناسایی نقاط اهرمی^۵ دارد. ویژگی‌های مبتنی بر مجموعه QRS به طور گسترده‌ای برای کارهای زیست‌سنجه مورد استفاده قرار گرفته است زیرا نسبت به سایر قسمت‌های سیگنال ECG نسبت به تغییرات جسمی و عاطفی، حساسیت کمتری را دارند. الگوریتم پان‌تامپکینز^۶ پرتکرارترین الگوریتم برای تشخیص نقاط مختلف سیگنال ECG است، که به طور خاص برای تشخیص QRS در زمان واقعی در سیگنال‌های ECG ساخته شده است. تشخیص خودکار قله‌ها در سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام (ECG) به عنوان الگوریتم پان‌تامپکینز معرفی شده است. هدف از تشخیص خودکار، دستیابی به عملکرد بالاتر از نظر قابلیت اطمینان و تشخیص بهتر بیماران، با استفاده از قله‌های سیگنال است. الگوریتم تشخیص مجموعه

^۵ منظور از نقاط اهرمی، نقاط اعتباری شکل موج سیگنال قلب مانند نقاط P, Q و S هستند.

دپلاریزاسیون دهلیزی تا شروع دپلاریزاسیون بطنی را بیان می‌کند.

۳.۱.۳ مجموعه QRS

این بزرگترین گروه امواج در نوار قلب است و دپلاریزاسیون بطنی را نشان می‌دهد. اولین انحراف به سمت پایین موج Q است. اولین انحراف رو به بالا در مجموعه QRS موج R نام دارد و موج S آخرین انحراف رو به پایین مجموعه است. موج Q جز ثابت مجموعه QRS نیست. مدت زمان طبیعی مجموعه QRS از ۰/۸۲ ثانیه بیشتر نمی‌شود. ولتاژ معمولاً بین ۰/۵ و ۰/۲ میلی‌ولت متغیر است. طول مدت بیش از ۰/۸۲ ثانیه به احتمال زیاد به دلیل دپلاریزاسیون ناهمزمان هر دو بطن است، در این شرایط، یک بطن زودتر از دیگری دپلاریزه می‌شود.

۴.۱.۳ بخش ST

قطعه ST بخشی از سیگنال ECG است که از انتهای مجموعه QRS تا شروع موج T را شامل می‌شود و به طور معمول ایزوالکتریک است. بخش ST از تغییر حرکت عضله بطن ناشی می‌شود و این بخش به واسطه شرایط مختلف می‌تواند افزایش پیدا کند، که مهم‌ترین آن سکت قلبی است.

۵.۱.۳ موج T

موج T نشان‌دهنده رپولاریزاسیون بطن است. در حدود یک چهارم از جمعیت انسان‌ها، موج U می‌تواند بعد از موج T دیده شود. دامنه موج T باید در اکثر مواقع مثبت باشد. امواج T عمیق منفی می‌توانند نشان از یک حمله قلبی باشد. وارونگی موج T گاهی اوقات بدون دلیل واضحی رخ می‌دهد.

۶.۱.۳ فاصله QT

فاصله QT از ابتدای مجموعه QRS تا انتهای موج T اندازه‌گیری می‌شود. طول فاصله QT مستقیماً تحت تأثیر ضربان قلب قرار می‌گیرد. طولانی شدن فاصله QT می‌تواند با مصرف داروها ایجاد شود. محدوده طبیعی برای فاصله QT تا ۰/۴۴ ثانیه است. هرگونه انحرافات غیرعادی می‌توانند به عنوان نشانه‌های احتمالی از وجود مشکلات قلبی، مانند آریتمی‌ها یا اختلالات توالی انقباضی، معنا شوند. الکتروکاردیوگرافی به تشخیص و ارزیابی مشکلات قلبی کمک می‌کند. الکتروکاردیوگرافی همچنین به تشخیص نامنظمی‌های ضربان قلب که به عنوان آریتمی شناخته می‌شوند، نیز کمک می‌کند. این آریتمی‌ها می‌توانند از تناوب غیرطبیعی ضربان، تا توقف‌های موقت یا دائمی ضربان قلب متنوعی را شامل شود.

علاوه بر آن، الکتروکاردیوگرافی به تشخیص آسیب‌ها و نقاط ضعف در عضله قلب به دنبال انفارکتوس‌های^۱ حاد (سکت قلبی) و مشکلات

^۲Myocard ^۳Coronary ^۴Morphological ^۶Pan-Tompkins

^۱Infarctus

پیوسته در زیست‌سنجه استفاده شده است. در سال ۲۰۰۱، بیبل^۲، نشان داد چگونه سیگنال الکتروکاردیوگرام بدست آمده از تنها یک سرب^۳، برای شناسایی یک فرد کافی است [۲۸].

یک سال بعد، در [۲۹] شن و همکاران^۴، تأیید کردند که امکان شناسایی فردی در میان گروه‌های مختلف داوطلبان با سیگنال الکتروکاردیوگرام حاصل از یک الکتروود وجود دارد. در سه دهه‌ی گذشته، طراحی سامانه‌های احراز اصالت زیست‌سنجه، دست‌خوش تغییراتی شده است.

در دهه اول پژوهش، از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۰، روش‌های جمع‌آوری داده‌ها (تک کاناله/چند کاناله) به درستی مورد توجه قرار نمی‌گرفت، همین عامل، موجب کاهش عملکرد سامانه‌های طراحی شده بود. در سال‌های بعد، برخی از محققان از نمونه برداری‌های چندکاناله مانند دو کاناله [۳۰] و سه کاناله [۳۱]، برای افزایش عملکرد سامانه‌های زیست‌سنجه استفاده کردند.

در دهه بعدی کار، از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۰، پژوهشگران، احراز اصالت زیست‌سنجه ECG را، با کمک رویکرد اعتباری و همچنین غیراعتباری مبتنی بر ویژگی‌ها و تکنیک‌های یادگیری ماشین آغاز کردند. اما انتخاب ملاک‌های بهینه در استخراج ویژگی، بزرگترین چالش در این پژوهش‌ها بود.

محققان به تازگی شروع به بررسی چندین رویکرد یادگیری عمیق کرده‌اند، که به طور قابل‌توجهی استحکام در احراز اصالت زیست‌سنجه ECG را افزایش داده‌است. با این حال، برای داشتن نتایج بهتر در شبکه‌های طراحی شده با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، نیاز به تنظیم دقیق پارامترها و مقادیر وجود دارد. تکنیک‌های یادگیری عمیق در استخراج خودکار ویژگی‌ها بسیار مفید هستند. به طور خاص، استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی و شبکه‌عصبی حافظه بلندمدت^۵، با انتخاب خودکار ویژگی‌های مناسب برای تشخیص، بر این محدودیت غلبه کرده‌اند [۳۲].

در جدول ۱ به معرفی مفاهیم مشخصه‌های قابل اندازه‌گیری در الگوریتم‌های یادگیری عمیق، مانند نرخ پذیرش صحیح^۶ و نرخ شناسایی^۷ پرداخته شده است. با دانستن مشخصه‌های معرفی شده در جدول ۲ می‌توانیم به خوبی مقایسه انجام شده در جدول را درک کنیم. در جدول ۲ مقایسه نمونه‌هایی از پژوهش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری عمیق انجام شده است. در این جدول دقت بدست آمده در هر مطالعه و همچنین مشخصه‌های اندازه‌گیری شده مانند TAR، مقایسه شده است.

از مشکلات اساسی که در استفاده از روش‌های یادگیری عمیق وجود دارد، می‌توانیم به موارد زیر اشاره کنیم:

(۱) عملکرد ضعیف مدل ارائه‌شده با مجموعه داده‌های نامتعادل

QRS، از یک فیلتر میان‌گذر^۱ بهینه برای کاهش احتمال تشخیص نادرست استفاده می‌کند. هدف از پیش فیلتر کردن، کاهش اجزای مختلف نویز، به منظور دستیابی به قابلیت اطمینان تشخیص، است [۲۴].

الگوریتم تشخیص پان‌تامپکینز سنتی، تنها دارای تشخیص مجموعه QRS بود. الگوریتم پان‌تامپکینز بهینه شده، مبتنی بر اضافه کردن مکان موج P و موج T، برای تشخیص ضربان قلب ECG نیز، پیشنهاد شده است [۲۵].

۲.۲.۳ روش‌های غیر اعتباری

به دلیل وجود اختلال و سایر موارد موجود به هنگام اخذ سیگنال، روش‌های اعتباری ممکن است به طور کامل به موج ECG دست پیدا نکنند [۲۶]. برای کاهش پیچیدگی تشخیص نقاط سیگنال و نیز توانایی تعمیم، برخی از محققان روش‌های غیر اعتباری را پیشنهاد می‌دهند. روش‌های غیر اعتباری معمولاً سیگنال ECG را از دامنه زمان به دامنه‌های دیگر مانند دامنه فرکانس، برای استخراج ویژگی‌ها تبدیل می‌کنند. روش‌های غیر اعتباری نسبت به روش‌های اعتباری پیچیدگی تشخیص را کاهش می‌دهند، اما باید توجه داشت که عملکرد این روش‌ها به استخراج سیگنال بسیار وابسته است. اگر سیگنال به درستی استخراج نشود، این روش‌ها نمی‌توانند عملکرد مناسبی داشته باشند.

۳.۲.۳ روش‌های ترکیبی (مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین)

روش‌های اعتباری و غیر اعتباری با اینکه دارای پیچیدگی پایینی هستند، اما نمی‌توانند دقت احراز اصالت را در پروتکل‌های مختلف بالا ببرند و همواره دارای خطا هستند. به همین دلیل در سال‌های اخیر خصوصاً از سال ۲۰۱۶ تاکنون توجه ویژه‌ای به مباحث مربوط به یادگیری ماشین شده است و پروتکل‌ها برای افزایش دقت، علاوه بر روش‌های اعتباری و غیر اعتباری، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کنند [۲۷].

۴ پژوهش‌های مرتبط

ا توجه به منحصر به فرد بودن ECG، تحقیقات درمورد شیوه‌های شناسایی مبتنی بر این روش بسیار شناخته شده است و سابقه‌ای نزدیک به ۲۰ سال دارد. طراحی اولیه سامانه‌های تشخیص زیست‌سنجه مبتنی بر ECG، شامل مراحل زیر است؛ که ارتقا و بهبود در هر مرحله، بر عملکرد نهایی مدل تأثیرگذار است.

(۱) جمع‌آوری داده

(۲) پیش پردازش داده‌های جمع‌آوری شده

(۳) استخراج ویژگی

(۴) طبقه‌بندی

به طور کلی، احراز اصالت از طریق ECG از سال‌ها پیش به طور

²L. Biel ³One-Lead ⁴Shen et al. ⁵Long Short-Term Memory (LSTM)

⁶True Acceptance Rate (TAR) ⁷Identification Rate (IR)

¹Band-Pass Filter

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} X[k] e^{j\pi kn/N} \quad (1)$$

در رابطه فوق، N تعداد نمونه‌های سیگنال الکتروکاردیوگرام است؛ و شاخص زمانی n و شاخص فرکانسی k ، در محدوده زیر تعریف می‌شوند:

$$0 \leq n < N - 1 \quad (2)$$

$$\frac{N}{2} \leq k < \frac{N}{2} - 1 \quad (3)$$

برای آموزش مدل بررسی‌شده در مطالعه، می‌بایست n نمونه از هر کلاس انتخاب کنیم و سیگنال $n+1$ ام، سیگنال جدید است. بنابراین شبکه با $n+1$ نمونه پردازش‌شده، آموزش داده می‌شود. برای برچسب‌زنی مجموعه آموزش، زمانی که سیگنال جدید در کلاس یکسان با اولین عضو از مجموعه n نمونه موجود باشد، برچسب اختصاص داده شده، مثبت است. در حالی که اگر از کلاسی متفاوت با اولین نمونه باشد، برچسب منفی خواهد داشت. این روش در برچسب‌زنی یکی از مزیت‌های این روش را مشخص می‌کند که صرف‌نظر از نمونه‌های هر کلاس، می‌توانیم تعادلی بین برچسب‌های مثبت و منفی به وجود آوریم.

در بخش آموزش، خروجی قسمت مقایسه‌کننده، مقدار شباهت بین بردارهای ویژگی که از سیگنال ورودی استخراج شده‌اند را، بدست می‌آورد. برای بدست آوردن شباهت بین دو ورودی از فاصله منهن ^۲ استفاده شده است. در لایه بعدی از تابع سیگموئید با مقدار سطح آستانه 0.7 استفاده شده است که مقدار مجاز و غیر مجاز برای فاصله بین دو سیگنال ورودی را تشخیص می‌دهد. خروجی این بخش مقداری بین صفر و یک است. اگر مقدار به عدد یک نزدیک بود، نشان‌دهنده‌ی این است که نمونه ذخیره شده و نمونه آزمایشی، به یک کلاس تعلق دارند. درغیراین صورت، کلاس آن‌ها یکسان نیست. در مطالعه [۳۳]، از دو پایگاه داده PTBDB و ECG-ID برای آزمون استفاده شده است. شکل ۳. روند کار با داده و ساختار شبکه‌ی طراحی شده در این پژوهش را نشان می‌دهد.

از مزایای مطالعه موردنظر می‌توانیم به موارد زیر اشاره کنیم:

- (۱) استفاده از نمونه‌ها برای آموزش مدل مورد نظر، با تعداد کم.
- (۲) زمانی که کاربر جدید به شبکه وارد می‌شود، به صورت مستقیم، قابلیت ثبت‌نام وجود دارد. بنابراین نیازی به استخراج ویژگی برای ضبط‌های قبلی در کاربرهای برخط ^۳ نیست. این کار باعث کاهش زمان پردازش می‌شود.

۲.۱.۴ مقابله با نیاز به مجموعه داده با تعداد نمونه‌های بسیار بالا

در پژوهشی دیگر [۳۴]، برای مقابله با مشکل نیاز مدل طراحی شده یادگیری عمیق، به تعداد زیادی از داده‌های آموزشی و همچنین ضرورت وجود یک پایگاه داده حضوری برای آموزش و آزمون مدل، یک طرح احراز اصالت زیست‌سنج ECG به نام BAED پیشنهاد شده است. این سامانه با استفاده از ساختار شبکه‌های یادگیری عمیق، از جمله یک شبکه‌عصبی کانولوشنی (CNN) و یک شبکه حافظه بلندمدت (LSTM)، که دارای

جدول ۱. مشخصه‌های قابل اندازه‌گیری در الگوریتم‌های یادگیری عمیق

TAR	نرخ پذیرش صحیح، به نسبت ورودی‌های معتبر یا صحیح اشاره دارد که سیستم به درستی تشخیص داده است. به عبارت دیگر، نرخ است که سیستم به درستی کاربران یا نقاط داده واقعی را تأیید می‌کند. هرچه TAR بالاتر باشد، سیستم دقیق‌تر است.
TRR	نرخ رد صحیح (True Rejection Rate (TRR))، نرخ است که سیستم به درستی ورودی‌های نامعتبر را رد می‌کند.
FAR	نرخ پذیرش کاذب (False Acceptance Rate (FAR))، نرخ است از ورودی‌های نامعتبری است که به اشتباه توسط سامانه پذیرفته می‌شود.
FRR	نرخ رد کاذب (False Rejection Rate (FRR))، نرخ است از ورودی‌های معتبری است که به اشتباه توسط سامانه رد شده‌اند.
EER	نرخ خطا برابر (Equal Error Rate (EER))، نقطه‌ای است که در آن نرخ پذیرش نادرست (FAR) و نرخ رد کاذب (FRR) برابر است. به عبارت دیگر، آستانه‌ای است که در آن سیستم به همان اندازه احتمال دارد که یک فرد نامعتبر را به اشتباه بپذیرد، همان طور که به اشتباه یک فرد معتبر را رد کند.
IR	نرخ شناسایی (برحسب درصد بیان می‌شود)

(۲) نیاز به مجموعه داده با تعداد نمونه‌های بسیار بالا

(۳) پیچیدگی در معماری شبکه

(۴) تکرارپذیری آزمون‌های انجام‌شده بر روی مدل ارائه‌شده

(۵) ناتوانی مدل ارائه‌شده در استخراج ویژگی‌های بهینه

در بخش بعد، پژوهش‌هایی که در راستای مقابله با هر یک از موانع الگوریتم‌های یادگیری عمیق، که برای طراحی شبکه موردنیاز مسئله، با آن روبرو هستیم، پرداخته شده‌اند را بررسی می‌کنیم.

۱.۴ مطالعات مرتبط

در این بخش، به بررسی مطالعاتی که برای مقابله با موانع و مشکلات استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق با آن روبرو هستیم، انجام شده‌اند، می‌پردازیم:

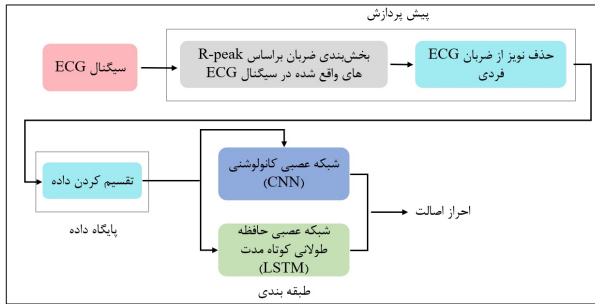
۱.۱.۴ مقابله با عملکرد ضعیف مدل ارائه‌شده با مجموعه

داده‌های نامتعادل

پژوهش‌های بسیاری برای مقابله با موانع مربوط به مجموعه داده‌های نامتعادل و همچنین نیاز به مجموعه‌ی داده آموزشی، با تعداد نمونه‌های بسیار بالا، انجام شده است. منظور از داده‌های نامتعادل در مطالعه [۳۳]، به ارائه یک روش یادگیری جمعی ^۱ پرداخته شده است که از تبدیل فوریه سیگنال ورودی، برای استخراج ویژگی استفاده کرده است. دلیل استفاده از تبدیل فوریه در مدل پیشنهاد شده، تعداد کم نمونه‌های ورودی است. بنابراین استفاده از این روش، با داشتن تعداد داده‌های کم برای آموزش مدل، باز هم می‌تواند ما را به دقت مشابه برساند. در پژوهش از DFT استفاده شده است که طبق رابطه ۱ برای سیگنال $x[n]$ داریم:

¹Ensemble Learning

²Manhattan Distance ³Online



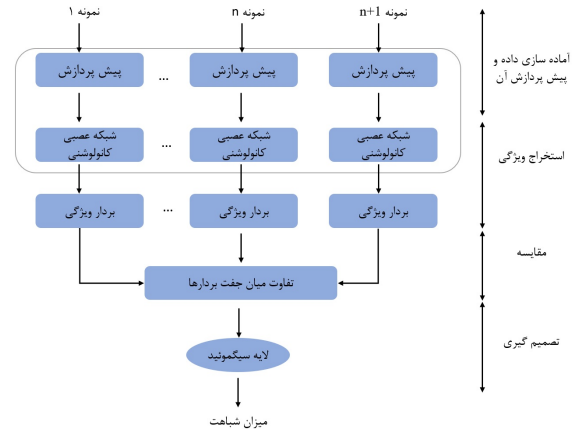
شکل ۴. روش پیشنهادی برای احراز اصالت زیست‌سنجه [۳۴]

۳.۱.۴ مقابله با پیچیدگی در معماری شبکه

همانطور که اشاره شد، امروزه گرایش طراحی سامانه‌های شناسایی، به استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق مطرح شده است. بسیاری از رویکردهایی که امروزه ارائه شده و مورد توجه قرار گرفته‌اند، استفاده از شبکه‌ها و معماری‌های پیچیده است. نمونه‌ای از آن مطالعه [۳۵] است که جزئیات مدل در جدول ۲ نشان داده شده است. در این مطالعه، به دقت خوبی در ارزیابی مدل با معیارهای سنجش دقت مختلف دست پیدا کرده‌اند، اما روش پیشنهادی پیچیدگی زیادی را داراست و از شبکه عصبی حافظه بلندمدت و شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار^۲ استفاده شده است. در [۳۶]، هونگ و همکاران^۳ راه‌حلی مبتنی بر یادگیری انتقالی^۴ پیشنهاد داده‌اند. در این مطالعه نیز، نتایج مدل از دیدگاه دقت و معیارهای دیگر سنجش مدل، عملکرد خوبی دارد و مقدار خطا نیز، مقدار موردقبول است؛ اما از دیدگاه پیچیدگی معماری، باید تمام هزینه‌های محاسباتی تامین گردد.

در مطالعه [۳۵] سالوم و همکارانش^۵، یک سامانه شناسایی را بر اساس سیگنال‌های قلب و بر روی انواع مختلف شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN^۶) طراحی کردند. نویسندگان به عنوان ورودی شبکه عصبی، از یک بردار حاصل از چند شکل موج ضربان قلب متوالی استفاده می‌کنند، که تعداد مشخص از شکل موج‌ها یک فرایپارامتر^۷ است.

آن‌ها از RNNهای سنتی، شبکه‌های عصبی با واحدهای حافظه کوتاه مدت و شبکه‌های عصبی واحد بازگشتی گیتی (شبکه‌های GRU) استفاده می‌کنند و هر پیشنهاد شناسایی را با دو پایگاه داده عمومی آزمایش می‌کنند (پایگاه داده‌های ECG-ID و MIT-BIHDB). نتیجه کار با پایگاه داده ECG-ID به دقت ۱۰۰ درصد می‌رسد که ساختار آن از یک شبکه LSTM و یک بردار ورودی حاوی ۹ ضربان قلب، تشکیل شده است. در مرحله بعد، دومین نتیجه برتر با انجام همان آزمایش، اما تنها با استفاده از سه ضربان قلب، ۹۸/۲ درصد دقت است. نتایج مشابه با MIT-BIHDB است. در پژوهش [۳۷]، کیم و پیون نتایج خوبی را با پذیرفتن هزینه‌ی بالا یک شبکه پیچیده دو طرفه حافظه بلندمدت شاهد



شکل ۳. رویکرد مطالعه یادگیری جمعی [۳۳]

ساختاری موازی هستند، با معرفی یک تابع فعال‌ساز^۱، توسعه داده شده است. در ساختار شبکه عصبی کانولوشنی، عنصر حافظه برای حفظ توالی ورودی وجود ندارد. آن‌ها تنها می‌توانند بردار ورودی فعلی را به بردار خروجی ترسیم کنند. در حالی که در ساختار شبکه‌های حافظه بلند مدت، عنصر حافظه وجود دارد که این امکان را دارد که دنباله ورودی را برای ترسیم به دنباله خروجی ذخیره کند. نداشتن برحسب توالی، به شبکه حافظه بلندمدت کمک می‌کند تا اطلاعات زمانی ارائه شده توسط بردارهای ورودی متوالی را بیاموزد. با داشتن این مزیت، ترکیبی موازی از شبکه‌های CNN-LSTM برای طبقه‌بندی زیست‌سنجه افراد، می‌تواند مفید باشد. نویسندگان از یک تابع فعال‌ساز جدید استفاده کردند که همگرایی آن در مقایسه با توابع فعال‌ساز رایج مانند سیگموئید، سریع‌تر است. معادله تابع فعال‌ساز پیشنهادی در رابطه ۴ اشاره شده است.

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + 10^{-x}} \quad (4)$$

در شکل ۴ پیش پردازش سیگنال نمونه برداری شده و همچنین ساختار شبکه طراحی شده در مطالعه [۳۴] را نشان می‌دهد. از مزایای قابل توجه پژوهش [۳۴] می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- (۱) مدل پیشنهادی می‌تواند تفاوت کوچک بین دو کلاس به ظاهر مشابه را به تصویر بکشد.
- (۲) مدل مطرح شده دارای عملکرد بالا در معماری، طبقه‌بندی پایگاه‌های اطلاعاتی حضوری، و همچنین پایگاه‌های اطلاعاتی غیرحضوری است.
- (۳) در مدل پیشنهادی، زمان محاسبه شده برای شناسایی کاربر، از سایر پژوهش‌های مشابه، کمتر است. رویکرد پیشنهادی *BAED*، به دقت ۹۹/۵۵ رسیده است و قصد دارد در پژوهش‌های آینده، مدل طراحی شده را بر روی بستر تلفن همراه، برای آزمایش استحکام الگوریتم مستقر کند.

² Gated Recurrent Unit (GRU) ³Hong, P.-L., et al. ⁴Transfer Learning

⁵Salloum, R. and C.-C.J. Kuo. ⁶Recurrent Neural Network (RNN)

⁷Hyperparameter

¹Activation Function

۵.۱.۴ مقابله با ناتوانی مدل یادگیری عمیق در استخراج ویژگی های بهینه

در بیشتر مجموعه های داده، همه ویژگی ها به یک اندازه برای کار طبقه بندی مهم در نظر گرفته نمی شوند. برخی از ویژگی ها ممکن است متمایزکننده تر باشند و به طبقه بندی داده ها بیشتر کمک کنند؛ در حالی که برخی دیگر ممکن است کمتر در طبقه بندی موثر باشند. مطالعات بسیاری در ایجاد روش های موثر برای استخراج ویژگی های متمایزکننده، از نمونه های سیگنال الکتروکاردیوگرام، انجام شده است.

در پژوهش [۴۴]، ویژگی های بهینه سیگنال های الکتروکاردیوگرام برای اجرای یک سامانه احراز اصالت با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی^۴ مورد بررسی قرار گرفته است. برای جستجوی ویژگی های بهینه ECG برای مسئله احراز اصالت، از یادگیری تقویتی به عنوان یک بهینه ساز استفاده شده است. معماری یادگیری عمیق در یادگیری تقویتی در این مطالعه، به طور خودکار، براساس یک رویکرد بهینه سازی، به نام ابرباند بهینه سازی بیزین^۵، ساخته شده است. نتایج تجربی نشان می دهد، که فرآیند انتخاب ویژگی، برای بهبود عملکرد سامانه احراز اصالت، با ویژگی های کمتر، برای پیاده سازی یک سیستم کارآمد، از نظر توان محاسباتی و مصرف انرژی، ضروری است.

در این مطالعه، محیط^۶، یک نمونه تصادفی از پایگاه داده انتخاب می کند. سپس عامل^۷، بر اساس بیشترین ارزش Q^A ، ویژگی ها و برجسب کلاس ها را انتخاب می کند. با توجه به انتخاب ویژگی برای هر نمونه در پایگاه داده، عامل با دریافت پاداش برابر با ۰ در صورت انتخاب برجسب صحیح کلاس، متناظر با نمونه ی انتخاب شده، و نمره منفی برابر با -۱، در صورت عدم انتخاب برجسب صحیح کلاس، شبکه آموزش می بیند. تابع ارزش^۹ دو ورودی حالت و عمل را دریافت می کند. سپس، پاداش آینده مورد انتظار برای آن حالت و عمل را باز می گرداند؛ که همان مقدار ارزش Q است.

در مطالعه دیگری [۴۵]، اطلاعات متقابل^{۱۰} بین ویژگی ها و کلاس ها محاسبه می شود. هر ویژگی برای همه کلاسها محاسبه می شود و میانگین امتیاز MI آن بدست می آید. با توجه به دو متغیر تصادفی گسسته، v و c ، اطلاعات متقابل بین آن ها را می توان به صورت ریاضی با رابطه ۵ تعریف کرد [۴۶]. که در آن، $H(c)$ آنترپوی مستقل c است، و $H(c|v)$ آنترپوی شرطی c برای v است. بنابراین، اگر c و v متغیرهای وابسته باشند، $H(c|v)$ مقدار کمی خواهد داشت و بنابراین $I(v, c)$ ، بزرگ خواهد بود و برعکس.

بنابراین زمانی که v ویژگی و c کلاس باشد، $I(v, c)$ برای هر کلاس محاسبه می شود. نمره کلی اطلاعات متقابل یک ویژگی را می توان با استفاده از رابطه ۶ به دست آورد. در این رابطه، CT تعداد کل کلاس های در نظر گرفته شده است. سپس، ویژگی ها بر اساس امتیازات اطلاعات

بودند. آلتان و همکاران^۱ در [۳۸] یک الگوریتم ساده k نزدیک ترین همسایگی (k KNN) را به عنوان هسته سامانه شناسایی خود پیشنهاد کردند. رویکرد [۳۸] نسبت به معماری CNN ساده تر است. در این مطالعه نیاز به استخراج ویژگی ها با استفاده از نمودار تفاوت مرتبه دوم^۳ است که ممکن است در این بخش از مدل پیچیدگی ایجاد شود. بنابراین از نظر پیچیدگی معماری شبکه، باید توجه ویژه ای به ساده سازی شبکه با حفظ عملکرد بالا داشته باشیم.

برخی از مطالعات، از سیگنال بدون اعمال پیش پردازش و تنها بعد از عبور از برخی فیلترها، برای احراز اصالت استفاده می کنند [۳۵]. در پژوهش های دیگر، ابتدا سیگنال الکتروکاردیوگرام را به یک تصویر تبدیل می کنند و آن را به عنوان تصویر پردازش می کنند [۳۹]. به عنوان راه حل دیگر، ابتدا نقاط اعتباری در سیگنال الکتروکاردیوگرام را استخراج کرده و سپس به صورت مستقیم، از آن ها برای طبقه بندی بین کاربرهای مختلف استفاده می کنند [۴۰].

استفاده نکردن از نقاط اعتباری برای طراحی مدل، رویکردی است که در دو پژوهش [۳۵] و [۴۱] نیز در نظر گرفته شده است. به صورت کلی، می توان ادعا کرد، زمانی که از نقاط اعتباری برای طراحی مدل استفاده نکنیم، شاهد عملکرد بهتری از مدل هستیم.

یکی از اصلی ترین مشکلات رویکرد اعتباری در پژوهش [۴۰]، این است که تشخیص تمام نقاط اعتباری در ECG هزینه محاسباتی بالایی دارد. با مقایسه این دو مقاله، متوجه می شویم که می توانیم با یک الگوریتم مشخص مانند پان تامکینز، که یک الگوریتم کارآمد و شناخته شده است، این نقاط را با صرف هزینه محاسباتی کمتری بدست آوریم (لازم به ذکر است تشخیص نقاط اعتباری بسیار ساده است و با یک روش دستی در هر نمونه شکل موج قابل دستیابی است. به این طریق که قله ها نقطاتی با بیشترین دامنه هستند).

۴.۱.۴ مقابله با عدم تکرارپذیری آزمون های انجام شده بر روی مدل یادگیری عمیق

تکرارپذیری آزمایش های انجام شده در حوزه احراز اصالت امن نیز، موضوع مهمی است که باید به آن پرداخته شود. در برخی از پژوهش ها (به عنوان مثال، [۴۲]) از پایگاه داده های خصوصی استفاده شده است؛ که مانع از تکرارپذیری آن ها می شود. با استفاده از پایگاه های داده عمومی مانند BUTQDB و PTBDB، MIT-BIHDB، NSRDB، که در بسیاری از پژوهش ها مانند مطالعه [۴۳]، از آن ها استفاده شده است، می توانیم از تکرارپذیری آزمایش ها را اطمینان حاصل کنیم.

⁴Reinforcement Learning (RL) ⁵Bayesian Optimization Hyperband

⁶Environment ⁷Agent ⁸Q-Value ⁹Q-function ¹⁰Mutual Information (MI)

¹Altan, et al. ²K-Nearest Neighbors Algorithm ³Second Order Difference Plot (SODP)

در طراحی مدل است. در مطالعه [۴۳] مدل طراحی شده، با استفاده از ۳، ۵ یا حداکثر ۷ قله‌های R ، کارایی دارد. که این مقدار، در عمل قابل پیاده‌سازی است و بین ۵ تا ۷ ثانیه برای به‌دست آوردن نمونه زمان نیاز دارد (با فرض اینکه کاربر بین ۶۰ تا ۸۰ ضربان قلب در دقیقه دارد). این در حالی است که در رویکرد [۲۹]، با اینکه نویسندگان در مرحله شبیه‌سازی به نتایج خوبی دست پیدا کرده‌اند، اما به ۲۰ ضربان قلب در هر نمونه نیاز دارند که ممکن است سامانه را برای بسیاری از کاربردهای عملی غیرقابل استفاده کند. بسیاری از آثاری که از شبکه‌عصبی کانولوشنی به عنوان روش شناسایی سیگنال‌های ECG استفاده می‌کنند، از یک شبکه‌عصبی کانولوشنی با یک لایه کانولوشنی به جای دو لایه معمول برای تنظیم یک بردار واحد به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌کنند.

در رویکرد [۴۹] از چهار لایه کانولوشنی تک بعدی همراه با فاصله اقلیدسی برای شناسایی کاربر استفاده شده است. در پایگاه داده PTBDB نرخ خطا (EER) برابر ۳/۹۰ درصد بدست می‌آید که بسیار بالاتر از نرخ است که در مطالعه [۴۳] با همان پایگاه داده بدست آورده شده است.

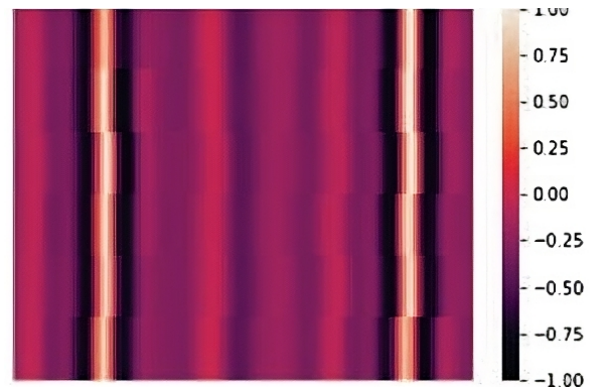
نمونه دیگر از شناسایی کاربر از طریق شبکه‌ی عصبی کانولوشنی، پژوهش [۳۹] است که ورودی این شبکه طراحی شده، تصویری است که شامل ترکیبی از چند مجموعه QRS است. این تصویر تنها شامل یک خط (سری زمانی چند بخش QRS) است و باقی تصویر فضای خالی است. با وجود این، عملکرد اندازه‌گیری شده با پایگاه داده PTBDB، قابل مقایسه با بهترین آثار موجود است.

در جدول ۳ مطالعات انجام شده مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری عمیق مقایسه شده است. در این جدول ضمن بیان پایگاه داده و همچنین رویکرد استفاده شده، پارامترهایی مانند دقت آزمون و مقدار خطا نیز مقایسه شده است.

در پژوهش [۵۷]، که نمونه بهبود یافته مطالعه [۴۳] است، تاثیر بیماری‌های قلبی و عروقی که در روند کلی شناسایی عمومی کاربران در مقاله [۴۳]، نادیده گرفته شده بود را بررسی کرده است. این پژوهش با در نظر گرفتن مشکلات قلبی و عروقی بیماران، اطمینان حاصل می‌کند که نتایج بدست آمده سوگیری ندارند. این مطالعه همچنین، پتانسیل روش ارائه‌شده را برای پیاده‌سازی در سامانه بهداشت و درمان واقعی نشان می‌دهد و راه حل قابل اعتماد و کارآمد برای شناسایی بیماران را ارائه می‌کند.

چهار پایگاه داده مختلف در پژوهش [۵۷]، بر اساس ویژگی‌های کاربران آن، بررسی شده‌اند. پایگاه داده NSRDB شامل ۱۸ کاربر سالم است. پایگاه داده PTBDB شامل بیماران مبتلا به بیماری قلبی، و دو پایگاه داده دیگر یعنی MIT-BIHDB و GUDB، شامل کاربر افراد سالم و ناسالم است.

هدف اولیه این مطالعه، در حوزه شناسایی کاربر ناسالم، اصلاح و تقویت روش پژوهش [۴۳] است؛ اهمیت این موضوع آن است که با استفاده از پایگاه داده‌های موجود، شناسایی بیمار در میان طیف متنوعی



شکل ۵. نمایش نقشه‌حرارتی یک ECG

مقابل رتبه‌بندی می‌شوند.

$$I(v, c) = H(c) - H(c|v) \quad (5)$$

$$I(v) = \operatorname{argmax}_{c=1 \dots C_T} I(v, c) \quad (6)$$

۲.۴ معرفی روش استفاده از ماتریس حرارتی

در پژوهش [۴۳] با استفاده از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام (ECG^۱)، روشی برای احراز اصالت ارائه شده است که از قله‌های R هم راستا، ماتریس حرارتی^۲ مطابق شکل ۵ به وجود می‌آید. در پژوهش [۴۳]، از مخفف EKG برای سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) استفاده کرده است. برای پیاده‌سازی مدل طراحی شده، از یک شبکه کانولوشنی ساده تنها با یک لایه کانولوشنی و یک لایه ادغام^۳ با استفاده از عبارت تنظیم‌کننده^۴، استفاده شده است. الکتروکاردیوگرام یا EKM^۵ یک ماتریس از نقشه‌حرارتی است به ابعاد N در SP است. N تعداد قله‌های R را در شکل موج ضربان قلب نشان می‌دهد و SP نیز تعداد نمونه‌های موردنیاز است، تجزیه و تحلیلی که در مطالعه [۴۳] انجام شده است، به طور کلی، یک روش غیر اعتباری است. آشکارساز برای قله‌های R که در این مطالعه استفاده شده است، الگوریتم پیش‌پردازشی پان‌تامپکینز است. در پژوهش، نقاط اعتباری (قله‌های R)، تنها برای ساختن نقشه‌حرارتی EKM مورد استفاده قرار گرفته‌اند و نقاط اعتباری نقشه‌ی در طراحی مدل احراز اصالت ندارند.

نخستین بار در مطالعه [۴۷]، ضمن معرفی EKM، از آن برای احراز اصالت کاربران استفاده شده است. EKM اولین بار برای اهداف پزشکی و برای تشخیص برخی بیماری‌های قلبی مانند فیبریلاسیون دهلیزی^۶ و فلوتر دهلیزی^۷ استفاده شد.

در مطالعه [۴۳]، تصاویر EKM که برای تغذیه شبکه‌ی عصبی کانولوشنی استفاده شدند، نقشه‌های حرارتی یک ماتریس ECG هستند. یعنی تمام اطلاعات موجود در هر پیکسل از تصویر، معنادار است. (به عنوان مثال، فضای سیاه یا محوری در تصویر وجود دارد حاوی اطلاعات هستند). بر خلاف آن، در [۴۸]، نویسندگان از تصاویر با فضاهای خالی استفاده می‌کنند که پیامد آن ایجاد خطا در نتایج مدل طراحی شده است. قابلیت استفاده از سامانه در دنیای واقعی، یکی دیگر از جنبه‌های مهم

¹Elektrokardiogram ²Heatmap ³Pooling Layer ⁴Regularization Term

⁵Elektrokardiogramm (EKM or ECM) ⁶Atrial Fibrillation ⁷Atrial Flutter
دو فصلنامه علمی-مناهی ایت فضای بولید و تبادل اطلاعات (مست)

جدول ۲. مقایسه چندین رویکرد احراز اصالت مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین

نویسندگان و سال انتشار مقاله	پایگاه داده	رویکرد	دقت ^a (%)	پارامترهای دیگر
Zhang et al., 2017 [۳۲]	MITDB	تبدیل موجک پیوسته (Continuous wavelet transform)، شبکه‌عصبی کانولوشنی به همراه فعال سازی softmax	۹۳٫۵	—
Karimian et al., 2019 [۵۰]	PTB	نرمالیزه شده شبکه‌عصبی کانولوشنی با تطبیق فاصله همینگ	۹۸٫۳۵	$EER = ۱٫۲۵\%$
Pinto et al., 2019 [۴۹]	CYBHi UofTDB PTB	شبکه‌عصبی کانولوشنی با تطبیق فاصله اقلیدسی	—	$EER = ۱۵٫۳۷\%$ $EER = ۷٫۸۶\%$ $EER = ۹٫۰۶\%$
Li et al., 2020 [۵۱]	NSRDB	استفاده از شبکه‌عصبی کانولوشنی به صورت موازی همراه با فعال‌سازی softmax	۹۱٫۴	—
Kim et al., 2021 [۵۲]	Private	ماشین بردار پشتیبان - یادگیری افزایشی	—	$FAR = ۴٫۳۹\%$
Benouis et al., 2021 [۵۳]	ECG-ID	یک لایه مدل دیفرانسیلی با نزدیک‌ترین همسایگی KNN و ماشین بردار پشتیبان	۹۱٫۱۱	$EER = ۳٫۰۵\%$
Nararayana et al., 2022 [۵۴]	MIT-BIH ECG-ID	شبکه‌عصبی کانولوشنی با ۱۹ لایه	۹۹ (متوسط)	—
Zhong et al., 2022 [۵۵]	Private	رمزگذار خودکار ^b	۹۹ (متوسط)	—
Lee et al., 2022 [۵۶]	CU-ECG	شبکه‌عصبی کانولوشنی و شبکه‌عصبی حافظه بلندمدت	۹۵٫۱۲	بهبود نرخ شناسایی: ۳٫۷۵%

^a Accuracy، ^b Autoencoder، ^c در این مطالعه، نرخ شناسایی، قبل و بعد از استفاده از مدل یادگیری جمعی در شبکه طراحی شده، اندازه‌گیری شده است. تفاوت میان این دو مقدار، در میزان بهبود نرخ شناسایی اشاره شده است.

داده PTBDB استنباط کرد، با وجود کاهش تعداد EKMها و افزایش تعداد کاربران (۴۸ برابر بیشتر از MIT-BIHDB)، رویکرد مطالعه [۵۷] قادر به شناسایی کاربران با عملکرد بالا است. دلیل آن می‌تواند افزایش عدم تشابه نمونه‌های ECG بین کاربران دارای اختلالات قلبی باشد، که این کار شناسایی را برای ما آسان تر می‌کند.

با بررسی مطالعه [۵۷]، مقدار FRR در آزمایش با پایگاه داده PTBDB چندان مطلوب نیست. با این حال با توجه به هدف اولیه، یعنی شناسایی بیمار در یک محیط بهداشتی و درمانی، و همینطور نیاز به جلوگیری از جعل اصالت، نتایج را می‌توان رضایت‌بخش دانست.

پایگاه داده GUDB شامل ۲۵ کاربر در ۵ سناریو متفاوت است. تمام کاربرها سالم و بدون اختلال آریتمی هستند. قرار دادن کاربر در سناریوهای مختلف، فعالیت قلب و عروقی متفاوتی در پی دارد که، می‌تواند بر فرآیند شناسایی تأثیر بگذارد. بنابراین هدف اصلی استفاده از این پایگاه داده در مطالعه [۵۷]، تجزیه و تحلیل رویکرد پیشنهادی در سناریوهای مختلف که در آن ضربان قلب فرد دچار تغییر می‌شود، است.

در مطالعه [۵۷]، وضعیت سلامت قلبی عروقی کاربران به عنوان عامل مؤثر بر صحت نتایج در نظر گرفته نشده است. این تحقیق به دنبال ارائه بینش در مورد تأثیر بیماری‌های قلبی عروقی در فرآیند شناسایی است. در مجموع، جنبه متمایز کاربران را در نظر می‌گیرد و اطمینان می‌دهد که نتایج حاصل شده، مغرضانه یا محدودکننده نیست. در این مطالعه تمرکز بر تأثیر بیماری قلبی بر شناسایی کاربر است که در مطالعات قبلی، نادیده

از بیماران انجام می‌شود. هدف نهایی مطالعه نیز، بررسی تأثیر شرایط و سناریوهای مختلف بر شناسایی بیمار و نشان دادن استحکام رویکرد است.

پایگاه داده MIT-BIHDB، دارای جمعیت متنوعی از افراد، از جمله کاربرهای سالم و دارای آریتمی قلبی است. هدف از آزمایش با استفاده از این پایگاه داده، تعیین تأثیر کاربران با بیماری‌های قلبی و عروقی مثل آریتمی، بر نتایج شناسایی کاربر چه سالم و چه ناسالم است. این پایگاه داده نمونه‌برداری از ۴۷ کاربر شامل ۲۴ کاربر با آریتمی قلبی و انتخاب ۲۳ کاربر به صورت تصادفی است. با بررسی فایل سربرگ اطلاعات هر کاربر، از میان ۲۳ کاربر که به صورت تصادفی انتخاب شده بودند، ۱۱ کاربر سالم و بدون مشکل آریتمی است. نرخ خطای پایین در مقادیر FAR و FRR نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در [۵۷] می‌تواند فارغ از وضعیت سلامت قلبی هر کاربر با موفقیت برای شناسایی بیمار استفاده شود.

در مطالعه [۵۷] هنگام کار با پایگاه داده PTBDB دو آزمایش جداگانه بر روی این پایگاه داده انجام شده است. آزمایش اول، بر روی تمام کاربران انجام گرفته است و آزمایش دوم، پایگاه داده به دو دسته تقسیم شده است و نمونه‌برداری از کاربرانی که دارای انواع خاصی از بیماری قلبی هستند، انجام شده است. این پایگاه داده به صورت کلی شامل ۵۴۹ نمونه از ۲۹ کاربر دارای اختلال آریتمی است.

می‌توان از نتایج بدست‌آمده در آزمایش‌های انجام شده بر روی پایگاه

دقت حاصل از آزمون مدل مطرح شده بر روی پایگاه داده MITDB با ۴۸ کاربر، برابر با ۹۶٫۸۵ درصد با تعداد دوران ۱۰ است، که با توجه به مقدار گزارش شده توسط پژوهش که برابر با ۹۸٫۳۳ است، مقدار قابل قبولی می‌باشد.

دقت بدست آمده برای دیتاست PTBDB با ۲۹۰ کاربر، برابر ۸۷٫۷۰ درصد با ۳۰ دوران می‌باشد؛ که با دقت گزارش شده توسط پژوهش (۸۹٫۹ درصد) اختلاف کمی را داراست و قابل قبول است.

۲.۵ بررسی و گزارش نتایج آزمون‌های طراحی شده

در این بخش می‌خواهیم به گزارش و بررسی نتایج آزمون‌های پیشنهادی، برای بررسی عملکرد مدل مطرح شده در مطالعه [۴۳] بپردازیم. همانطور که اشاره شد، دو نوع آزمون طراحی شده است. ابتدا در زیربخش ۱.۰.۲.۵، آزمون‌هایی که برای تشخیص افراد دارای بیماری‌های قلبی و سالم، مطرح شده است را، بررسی خواهد شد؛ سپس در بخش ۲.۰.۲.۵، آزمون‌هایی مربوط به احراز اصالت کاربران مراکز درمانی مطرح می‌شود.

۱.۰.۲.۵ آزمون‌های تمیز دادن افراد مبتلا به بیماری‌های قلبی و سالم

هدف از آزمون اول، بررسی عملکرد مدل پیشنهاد شده در پژوهش [۴۳] است در حالی که مدل آموزش دیده، با داده‌های یک دستگاه جمع‌آوری سیگنال قلب، و آزمون آن با داده‌های جمع‌آوری شده توسط دستگاه دیگر اندازه‌گیری باشد. برای بررسی این مهم، در این آزمون از پایگاه داده MITDB استفاده کرده‌ایم و مدل نهایی را با داده‌های پایگاه داده NSRDB مورد آزمون قرار داده‌ایم. لازم به ذکر است که در این آزمون، تعداد نمونه‌ها دارای برچسب‌های کلاس سالم و ناسالم، برای آموزش مدل، برابر نیست. تعداد نمونه‌های دارای برچسب سالم، برابر با ۳۶۱۲ است و تعداد نمونه‌های دارای برچسب بیمار قلبی، برابر با ۱۵۹۷ است. دقت این آزمون برابر با ۶۹٫۳۴ درصد می‌باشد، که دقت مناسبی نمی‌باشد و مدل در این شرایط کارا نبوده است. یکسان نبودن تعداد برچسب‌های متعلق به دو کلاس، می‌تواند دلیل رضایت‌بخش نبودن نتایج مربوط به این آزمون باشد.

هدف از آزمون دوم نیز مانند آزمون اول، بررسی مدل پیشنهادی، در شرایطی است که داده‌ها از دستگاه‌های اندازه‌گیری متفاوتی استخراج شده باشند. برای این آزمون، از ترکیب دو پایگاه داده استفاده شده است. به این صورت که ۱۱ کاربر مبتلا به بیماری قلبی از پایگاه داده PTBDB و ۱۱ کاربر سالم از پایگاه داده MITDB برای آموزش مدل استفاده شده است. همچنین برای بخش آزمون مدل از داده‌های پایگاه داده NSRDB استفاده شده است. تعداد نمونه‌های دارای برچسب سالم، برابر با ۲۷۴۱ است و تعداد نمونه‌های دارای برچسب بیمار قلبی، برابر با ۲۴۶۸ است. متأسفانه، نتایج با دقت تنها حدود ۵۰ درصد، کمتر از حد مطلوب است.

هدف از آزمون سوم نیز، مشابه آزمون اول و دوم، بررسی عملکرد مدل پیشنهاد شده، در پژوهش [۴۳] است؛ در حالی که مدل آموزش دیده، با

گرفته شده است. از سایر مطالعات انجام شده نیز، می‌توانیم به مطالعه [۵۸] اشاره کنیم. در این پژوهش، یک تکنیک استخراج ویژگی غیر اعتباری مبتنی بر مدل خودکار رگرسیون^۱ برای انجام شناسایی کاربر از طریق ECG ارائه شده است. نویسندگان دو آزمایش را بر روی پایگاه داده PTBDB انجام داده‌اند. آن‌ها توانستند ۵۰ کاربر سالم و ۵۰ کاربر مبتلا به اختلالات قلبی را به ترتیب با دقت ۹۸ درصد و ۱۰۰ درصد طبقه‌بندی کنند.

هزینه محاسباتی آن‌ها می‌تواند وابسته به نوع نیاز به استخراج ویژگی تغییر یابد. تمرکز بررسی ارائه شده در جدول ۴ بر طبقه‌بندی یا شناسایی کاربران بدون در نظر گرفتن کاربرد واقعی محیط بهداشت و درمان است. در نتیجه، شناسایی بیمار هدف هیچ تحقیق ارائه شده در جدول به جز مطالعه [۵۷] نیست. به دلیل اینکه مطالعات بر روی پایگاه داده‌های یکسان و مشابه انجام شده است، این مقایسه می‌تواند معتبرتر باشد. سادگی روش از اهمیت بالایی برخوردار است.

با بررسی برخی از آثار ذکر شده در جدول ۴، می‌توان مشاهده کرد که برخی از تحقیقات به نتایج بهتر از مطالعه [۵۷] دست یافته‌اند. با این حال، این امر به قیمت معماری‌ها یا روش‌های پیچیده برای طبقه‌بندی کاربر و استخراج ویژگی است.

۵ نتایج مربوط به بررسی و آزمون مدل استفاده شده در مطالعه فاستر و لوپز

در این بخش، ابتدا در ۱.۰.۵، به صحت‌سنجی روش پیشنهادی در پژوهش فاستر و لوپز [۴۳] می‌پردازیم و سپس در ۲.۰.۵، آزمون‌های انجام شده روی مدل ارائه شده در این مطالعه را، معرفی و بررسی می‌نماییم^۲. در هر آزمون، ضمن بیان هدف از انجام آن، دلایل ممکن برای موفقیت و یا شکست آزمون را مورد بررسی قرار می‌دهیم. نتایج حاصل از این بخش، در جدول ۵ بیان شده است.

آزمایش‌های ذکر شده به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند:

- (۱) آزمون‌هایی برای تشخیص افراد دارای بیماری‌های قلبی و سالم
- (۲) آزمون‌هایی برای احراز اصالت کاربران مراکز درمانی

۱.۰.۵ نتایج حاصل از صحت‌سنجی

در پژوهش [۴۳] سه پایگاه داده MITDB، NSRDB و PTBDB مورد استفاده قرار گرفته است؛ لذا نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی، بر روی این پایگاه‌های داده را گزارش می‌کنیم. دقت حاصل از پیاده‌سازی مدل بر روی پایگاه داده NSRDB، که دارای ۱۸ کاربر است، برابر با ۹۹٫۶۶ درصد با تعداد دوران^۳ برابر با ۱۰ است که بسیار نزدیک به مقدار گزارش شده توسط پژوهش (۹۹٫۵۳ درصد) می‌باشد.

^۲ شبیه‌سازی و نتایج مربوط به این بخش در زیر قابل رویت می‌باشد. Monadi-Afta (github.com)

^۱Auto-Regression Model (ARM) ^۳Epoch

جدول ۳. مقایسه مطالعات انجام شده مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری عمیق

پژوهش	سال انتشار	پایگاه داده	تعداد کاربر	رویکرد	پارامترهای دیگر		
One-lead ECG for identity verification [22]	۲۰۰۲	MITDB	۴۷	DBNN تطابق الگو	دقت: ۹۵٪		
ECG Biometrics: A robust short-time frequency analysis [42]	۲۰۱۰	Ad-hoc	۲۶۹	برآورد درست‌نمایی بیشینه (MLE)	—		
Data improvement model based on ECG biometric for user authentication and identification [40]	۲۰۲۰	“You snooze you win”	۱۹۸۵	استخراج ویژگی‌ها طبقه‌بندی RF	$FRR = ۰.۶۴\%$ $FAR = ۳۳ \times ۱۰^{-۵}\%$		
ECG-based biometrics using Recurrent Neural Networks [35]	۲۰۱۷	ECG-ID MITDB	۹۰ ۴۷	شبکه عصبی بازگشتی شبکه GRU و LSTM	دقت: ۱۰۰٪		
Deep-ecg: Convolutional Neural Networks for ECG biometric Recognition [39]	۲۰۱۹	PTB E-HOL-03-0202-003	۲۹۰ ۲۰۲	شبکه عصبی کانولوشنی	$EER = ۱.۶۳\%$ $EER = ۴.۴۷\%$		
ECG biometric with abnormal cardiac conditions in remote monitoring systems [59]	۲۰۱۴	DiScRi DB	۵۱	نزدیک ترین همسایگی	دقت: ۹۹.۳٪		
		SVDB	۶۷	نرمالیزه شبکه عصبی کانولوشنی	دقت: ۹۶.۴٪		
		MITDB	۴۶	پرسپترون چند لایه ماشین بردار پشتیبان تابع کرنل RBF	دقت: ۹۶.۷٪		
ECG biometric recognition: Template-free approaches based on Deep Learning [36]	۲۰۱۹	PTB	۲۹۰	یادگیری انتقالی پرسپترون چند لایه (MLP)	$IR = ۹۸.۱\%$		
ECG based human identification using Second Order Difference Plots [38]	۲۰۱۹	ECG-ID	۹۰	استخراج ویژگی با SODP نزدیک ترین همسایگی KNN	دقت: ۹۱.۶۸٪		
		NSRDB	۱۸		دقت: ۹۹.۸۶٪		
		Arrhythmia	۴۷		دقت: ۹۸.۴۶٪		
		Toward improving ECG biometric identification using cascaded convolutional neural networks [51]	۲۰۲۰	WECG	۲۲	شبکه عصبی کانولوشنی به صورت ساختار موازی	$IR = ۹۴.۵\%$
				FANTASIA	۴۰		$IR = ۹۷.۲\%$
				NSRDB	۱۸		$IR = ۹۵.۱\%$
				STDB	۲۸		$IR = ۹۰.۳\%$
ELEKTRokardiomatrix application to biometric identification with convolutional neural [43]	۲۰۲۲	MITDB	۴۸	ساخت EKM شبکه عصبی کانولوشنی	$IR = ۹۱.۱\%$		
		VHDB	۲۲		$IR = ۸۶.۶\%$		
		CEBSDB	۲۰		$IR = ۹۳.۱\%$		
		NSRDB	۱۸		دقت: ۹۹.۵۳٪		
		PTBDB	۲۳۲		دقت: ۹۸.۲۳٪ دقت: ۸۹.۹٪		

مطلوب ۸۲/۴۲ درصد است.

۲.۲.۵ آزمون‌های مربوط به احراز اصالت افراد

در این بخش، دقت مدل مطرح شده، برای آزمون‌های انجام شده، مربوط به احراز اصالت کاربران در مراکز درمانی گزارش می‌شود.

هدف از آزمون چهارم، بررسی دقت مدل در برابر تعداد بالای کاربران است. در این آزمون هر سه پایگاه داده موجود (NSRDB، MITDB و PTBDB) را با یکدیگر ترکیب نموده و سپس نمونه‌های کاربران را به

داده‌های یک دستگاه جمع‌آوری سیگنال قلب، و آزمون آن با داده‌های جمع‌آوری شده توسط دستگاه دیگر اندازه‌گیری باشد، است. در این آزمون از ترکیب پایگاه داده‌های NSRDB و MITDB استفاده شده است؛ به این صورت که داده‌های پایگاه داده MITDB به صورت کامل و از داده‌های پایگاه داده NSRDB برای توازن تعداد نمونه‌های کلاس‌های آزمون (سال و ناسالم) استفاده شده است. مدل آموزش دیده را با داده‌های پایگاه داده PTBDB نیز مورد آزمون قرار داده‌ایم، تا دقت مدل پیشنهادی را در برخورد با داده‌های پایگاه داده دیگری که با دستگاه جمع‌آوری متفاوت بدست آمده است، مورد سنجش قرار دهیم. دقت این آزمون برابر با مقدار

جدول ۴. مقایسه مطالعات مرتبط بر روی پایگاه داده‌های یکسان

پژوهش	پایگاه داده	تعداد کاربر	شرایط کاربر	رویکرد احراز اصالت	پارامترهای دیگر
[۵۸]	PTBDB	۵۰	سالم	مدل خود همبسته	دقت: ۹۸٪ دقت: ۱۰۰٪
[۴۹]	PTBDB	۲۹۰	ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی	IT-CNN	$EER = ۹۰۶\%$
[۳۹]	PTBDB	۵۲	سالم	شبکه عصبی کانولوشنی	$EER = ۱۶۳\%$
[۶۰]	PTBDB MITDB	۵۲ ۴۷	سالم ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی	شبکه عصبی کانولوشنی و معیار فاصله اقلیدسی	$EER = ۰۵۹\%$ $EER = ۴۷۴\%$
[۳۶]	PTBDB	۲۰۰	ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی	شبکه عصبی کانولوشنی از قبل آموزش دیده	$IR = ۹۸۱\%$
[۳۷]	MITDB NSRDB	۴۸ ۱۸	ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی سالم	شبکه دو طرفه LSTM	دقت: ۹۹٫۸٪ دقت: ۱۰۰٪
[۵۱]	NSRDB	۱۸	سالم	شبکه عصبی کانولوشنی در ساختار موازی	دقت: ۹۱٫۴٪
[۶۱]	PTBDB NSRDB	۵۲ ۱۸	سالم سالم	a BERT	دقت: ۹۸٫۱٪ دقت: ۹۹٫۹۱٪
[۶۲]	PTBDB NSRDB MITDB	۵۲ ۱۸ ۴۸	سالم سالم ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی	Scalogram CapsNet	دقت: ۹۸٫۸٪ دقت: ۱۰۰٪ دقت: ۹۸٫۲٪
[۵۷]	NSRDB MITDB PTBDB GUDB	۱۸ ۴۷ ۱۶۲ ۲۵	سالم ترکیب سالم و دارای مشکل قلبی دارای مشکل قلبی سالم	استخراج EKM و شبکه عصبی کانولوشنی	دقت: ۹۹٫۸۴٪ دقت: ۹۷٫۸۹٪ دقت: ۹۷٫۰۹٪ دقت: ۹۹٫۱۹٪

Bidirectional Encoder Representations from Transformers ^a

جدول ۵. مقایسه صحت‌سنجی روش پیشنهادی در پژوهش فاستر و لویز و آزمون‌های انجام شده

مشخصات آزمون انجام شده	خطا	دقت (%)
صحت‌سنجی پژوهش [۴۳] با استفاده از پایگاه داده NSRDB	۰٫۱۱۹	۹۹٫۶۶
صحت‌سنجی پژوهش [۴۳] با استفاده از پایگاه داده MITDB	۰٫۱۰۵۶	۹۶٫۸۵
صحت‌سنجی پژوهش [۴۳] با استفاده از پایگاه داده PTBDB	۱٫۲۶۶۶	۸۷٫۷۰
آزمون اول	-	۶۹٫۳۴
آزمون دوم	-	۵۰٫۰
آزمون سوم (ترکیب دو پایگاه داده NSRDB و MITDB)	۰٫۱۶۹	۹۹٫۴۸
آزمون سوم (پایگاه داده PTBDB)	۰٫۸۸۶۸	۸۲٫۴۲
آزمون چهارم	۰٫۴۹۲۳	۸۷٫۲۰
آزمون پنجم	۰٫۲۰۲۴	۹۳٫۱۲
آزمون ششم، با تعداد نمونه به ازای کاربر برابر با ۴	۱٫۶۲۳۲	۵۴٫۵۵
آزمون ششم، با تعداد نمونه به ازای کاربر برابر با ۱۰	۰٫۶۳۰۱	۸۳٫۳۳
آزمون ششم، با تعداد نمونه به ازای کاربر برابر با ۱۵	۰٫۵۷۹۲	۹۲٫۵۰
آزمون ششم، با تعداد نمونه به ازای کاربر برابر با ۲۰	۰٫۲۳۲۳	۹۵٫۱۱

است که مقدار قابل قبولی نیست. مقدار دقت مدل ارائه‌شده، با تعداد نمونه‌ی ۱۰ به ازای هر کاربر، برابر با ۸۳٫۳۳ درصد است؛ که مقدار بهتری نسبت به دقت مدل در حالت ۴ نمونه به ازای هر کاربر است.

صورت مساوی و تصادفی برای آموزش مدل انتخاب کرده‌ایم. با توجه به اینکه تعداد نمونه‌های پایگاه داده PTBDB از بقیه‌ی پایگاه داده کمتر می‌باشد، لذا مقدار میانگین نمونه‌های داده به ازای هر کاربر توسط این پایگاه داده تعیین شده است. قابل ذکر است که این مقدار برابر با ۳۲ نمونه (EKM) می‌باشد. دقت بدست آمده برای شرایط ذکر شده در آزمون چهارم، و تعداد دوران ۲۰، برابر با ۸۷٫۲۰ درصد است، که با توجه به دقت‌های گزارش شده برای هر پایگاه داده، مقدار مطلوبی است.

در آزمون پنجم، تعداد کاربران مساوی از هر پایگاه داده انتخاب شده است. با توجه به اینکه تعداد کاربران پایگاه داده NSRDB برابر با ۱۸ می‌باشد، لذا کاربر به صورت تصادفی از بین کاربران سایر پایگاه‌های داده انتخاب شده است. همچنین نمونه‌های کاربران را نیز به صورت تصادفی برای آموزش مدل انتخاب شده است. دقت بدست آمده برابر با ۹۳٫۱۲ درصد است.

در آزمون ششم، قصد داریم کارایی مدل ارائه‌شده را با آزمون مدل با مقادیر کمینه نمونه‌های داده (EKM) به ازای هر کاربر با در نظر گرفتن تعداد کاربران یکسان از هر پایگاه داده، مورد ارزیابی قرار دهیم. مقدار کمینه‌ی نمونه‌ها در پایگاه داده PTBDB برابر ۴ نمونه به ازای یک کاربر است. لذا مدل پیشنهادی با تعداد ۴ نمونه مورد ارزیابی قرار گرفته‌شده است. هم‌چنین تعداد نمونه‌ی داده به ازای هر کاربر را به ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نمونه‌ی داده افزایش داده و مدل را مورد آموزش و آزمون قرار داده‌ایم. مقدار دقت مدل با تعداد نمونه‌ی ۴ به ازای کاربر برابر با ۵۴٫۵۵ درصد

- [3] Hammad, Mohamed, Zhang, Shanzhuo, and Wang, Kuanquan. A novel two-dimensional ecg feature extraction and classification algorithm based on convolution neural network for human authentication. *Future Generation Computer Systems*, 101:180–196, 2019.
- [4] Bak, Huiyong and Lee, Sangmin. A 1d cnn-lstm using wav2vec 2.0 for violent scene discrimination. *IEIE Transactions on Smart Processing & Computing*, 11(2):92–96, 2022.
- [5] Agrawal, Vibhav. *ECG-Based User Authentication Using Deep Learning Architectures*. Ph.D. thesis, 2023.
- [6] Raza, Ali, Khan, Safiullah, and Hwang, Seong Oun. A secure authentication protocol against the co-located app attack in ble. *IEIE Transactions on Smart Processing & Computing*, 9(5):399–404, 2020.
- [7] Arteaga Falconi, Juan Sebastian. *ECG Authentication for Mobile Device*. Ph.D. thesis, Université d'Ottawa/University of Ottawa, 2013.
- [8] Alginahi, Yasser M and Kabir, Muhammad Nomani. *Authentication technologies for cloud computing, iot and big data*. IET, 2019.
- [9] Patil, Kavitha S, Mandal, Indrajit, and Rangaswamy, C. Hybrid and adaptive cryptographic-based secure authentication approach in iot based applications using hybrid encryption. *Pervasive and Mobile Computing*, 82:101552, 2022.
- [10] Pawar, Ankush Balaram, Ghumbre, Shashikant U, and Jogdand, Rashmi M. Performance analysis of privacy preservation-based authentication scheme and cryptographic-based data protocols for dsac in cloud. *International Journal of Information and Computer Security*, 22(3-4):298–322, 2023.
- [11] Salami, Yashar, Khajevand, Vahid, and Zeinali, Esmaeil. Cryptographic algorithms: A review of the literature, weaknesses and open challenges. *Journal of Computer & Robotics*, 16(2):46–56, 2023.
- [12] Althamir, Mohammed, Alabdulhay, Abdullah, and Yasin, Muhammad M. A systematic literature review on symmetric and asymmetric encryption comparison key size. in *2023 3rd International Conference on Smart Data Intelligence (ICSMDI)*, pp. 110–117. IEEE, 2023.
- [13] Zheng, Shuli, Wang, Liang, Ling, Baohong, and Hu, Donghui. Coverless information hiding based on robust

دقت مدل با تعداد نمونه‌ی ۱۵ به ازای هر کاربر برابر با ۹۲/۵۰ درصد است؛ که علاوه بر اینکه مقدار بهتری نسبت به دقت مدل در حالت ۴ نمونه به ازای هر کاربر است، نسبت به حالت ۱۰ نمونه به ازای هر کاربر پیشرفت مشاهده می‌شود.

مقدار دقت مدل با با تعداد نمونه‌ی ۲۰ به ازای کاربر برابر با ۹۵/۱۱ درصد می‌باشد که نسبت به دو حالت ۱۰ و ۱۵ نمونه به ازای هر کاربر نیز پیشرفت مشاهده می‌شود.

۶ جمع بندی و نتایج

از بررسی مطالعات و پژوهش‌های انجام شده، می‌توان نتیجه گرفت که جعل سیگنال الکتروکاردیوگرام یا ECG در میان صفات زیست‌سنجه بسیار دشوار است بنابراین استفاده از آن‌ها، برای طراحی مدل احراز اصالت، کمتر مستعد حمله است. با این حال، طراحی سامانه‌های زیست‌سنجه بر اساس ECG بسیار چالش برانگیز است. علاوه بر آن، ECG این توانایی را دارد که یکی از زیست‌سنجه‌های مهم و کلیدی در مفهوم احراز اصالت امن باشد، حتی اگر چالش‌های خاصی مانند داده‌های نامتعادل، عدم توازن در برچسب‌های متعلق به کلاس‌ها و سایر چالش‌ها در جمع‌آوری، استخراج، تبدیل و طبقه‌بندی داده‌ها که در این تحقیق بررسی شد، مطرح شود. در این پژوهش مفاهیم مربوط به احراز اصالت و سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) بررسی شده است و پس از آن انواع روش‌های احراز اصالت با بکارگیری سیگنال الکتروکاردیوگرام یا ECG، مانند رویکرد اعتباری و غیر اعتباری بیان شده است. سپس نمونه‌هایی از پژوهش‌های توسعه داده شده احراز اصالت مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین که در سال‌های گذشته صورت گرفته، مطرح شده است. با توجه به مواردی که بیان شد، می‌توان احراز اصالت با سیگنال‌های زیستی مانند سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) با کمک الگوریتم‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و شبکه‌های بازگشتی حافظه بلند مدت (LSTM)، را یک روش بسیار مهم و کارآمد دانست. این روش می‌تواند بسیاری از محدودیت‌ها در سایر مدل‌های یادگیری ماشین در احراز اصالت، را جبران کند.

مراجع

- [1] Wulan, Naren, Wang, Wei, Sun, Pengzhong, Wang, Kuanquan, Xia, Yong, and Zhang, Henggui. Generating electrocardiogram signals by deep learning. *Neurocomputing*, 404:122–136, 2020.
- [2] Kang, Youngshin, Yang, Geunbo, Eom, Heesang, Han, Seungwoo, Baek, Suwhan, Noh, Seungil, Shin, Youngjoo, and Park, Cheolsoo. Gan-based patient information hiding for an ecg authentication system. *Biomedical Engineering Letters*, 13(2):197–207, 2023.

- framework of computational intelligence*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [24] Sathyapriya, L, Murali, L, and Manigandan, T. Analysis and detection r-peak detection using modified pantompkins algorithm. in *2014 IEEE International Conference on Advanced Communications, Control and Computing Technologies*, pp. 483–487. IEEE, 2014.
- [25] Wu, Xueyu, Wang, Zhonghua, Xu, Bo, and Ma, Xibo. Optimized pan-tompkins based heartbeat detection algorithms. in *2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, pp. 892–897. IEEE, 2020.
- [26] Maleki Lonbar, Sajjad, Beigi, Akram, and Bagheri, Nasour. Electrocardiogram signal authentication system based on deep learning. *Biannual Journal Monadi for Cyberspace Security (AFTA)*, 12(2):33–41, 2024.
- [27] Uwaechia, Anthony Ngozichukwuka and Ramli, Dzati Athiar. A comprehensive survey on ecg signals as new biometric modality for human authentication: Recent advances and future challenges. *IEEE Access*, 9:97760–97802, 2021.
- [28] Biel, Lena, Pettersson, Ola, Philipson, Lennart, and Wide, Peter. Ecg analysis: a new approach in human identification. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 50(3):808–812, 2001.
- [29] Shen, Tsu-Wang, Tompkins, WJ, and Hu, YH. One-lead ecg for identity verification. in *Proceedings of the second joint 24th annual conference and the annual fall meeting of the biomedical engineering society*[engineering in medicine and biology, vol. 1, pp. 62–63. IEEE, 2002.
- [30] Chan, Adrian DC, Hamdy, Mohyledin M, Badre, Armin, and Badee, Vesal. Person identification using electrocardiograms. in *2006 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, pp. 1–4. IEEE, 2006.
- [31] Kim, Song-Kyoo, Yeun, Chan Yeob, and Yoo, Paul D. An enhanced machine learning-based biometric authentication system using rr-interval framed electrocardiograms. *IEEE Access*, 7:168669–168674, 2019.
- [32] Zhang, Qingxue, Zhou, Dian, and Zeng, Xuan. Heartid: A multiresolution convolutional neural network for ecg-based biometric human identification in smart health applications. *Ieee Access*, 5:11805–11816, 2017.
- [33] Hazratifard, Mehdi, Agrawal, Vibhav, Gebali, Fayez, Elmiligi, Haytham, and Mamun, Mohammad. Ensemble image hashing. in *Intelligent Computing Methodologies: 13th International Conference, ICIC 2017, Liverpool, UK, August 7-10, 2017, Proceedings, Part III 13*, pp. 536–547. Springer, 2017.
- [14] Hemalatha, S. A systematic review on fingerprint based biometric authentication system. in *2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*, pp. 1–4. IEEE, 2020.
- [15] Bhagwagar, Nirali M and Rathod, Yagnik A. A survey on iris recognition for authentication. *International Journal of Technical Research and Applications*, 3(2):148–151, 2015.
- [16] Zulfiqar, Maheen, Syed, Fatima, Khan, Muhammad Jaleed, and Khurshid, Khurram. Deep face recognition for biometric authentication. in *2019 international conference on electrical, communication, and computer engineering (ICECCE)*, pp. 1–6. IEEE, 2019.
- [17] Singh, Nilu, Agrawal, Alka, and Khan, RA. Voice biometric: A technology for voice based authentication. *Advanced Science, Engineering and Medicine*, 10(7-8):754–759, 2018.
- [18] Suparatpinyo, Sukit and Soonthornphisaj, Nuanwan. Smart voice recognition based on deep learning for depression diagnosis. *Artificial Life and Robotics*, 28(2):332–342, 2023.
- [19] Berkaya, Selcan Kaplan, Uysal, Alper Kursat, Gunal, Efnan Sora, Ergin, Semih, Gunal, Serkan, and Gulmezoglu, M Bilginer. A survey on ecg analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 43:216–235, 2018.
- [20] El-Ghaish, Hany and Eldele, Emadeldeen. Ecgtransform: Empowering adaptive ecg arrhythmia classification framework with bidirectional transformer. *Biomedical Signal Processing and Control*, 89:105714, 2024.
- [21] Chatterjee, Shubhojeet, Thakur, Rini Smita, Yadav, Ram Narayan, Gupta, Lalita, and Raghuvanshi, Deepak Kumar. Review of noise removal techniques in ecg signals. *IET Signal Processing*, 14(9):569–590, 2020.
- [22] Garg, Neeraj, Lather, Jagdeep S, and Dhurandher, Sanjay K. Remote patient identification based on ecg and heart beat pattern over wireless channel. *International Journal of Integrated Engineering*, 11(8):184–196, 2019.
- [23] Gacek, Adam and Pedrycz, Witold. *ECG signal processing, classification and interpretation: a comprehensive*

- Ecg biometrics: A robust short-time frequency analysis. in *2010 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security*, pp. 1–6. IEEE, 2010.
- [43] Fuster-Barceló, Caterina, Peris-Lopez, Pedro, and Camara, Carmen. Elektra: Elektrokardiomatrix application to biometric identification with convolutional neural networks. *Neurocomputing*, 506:37–49, 2022.
- [44] Baek, Suwhan, Kim, Juhyeong, Yu, Hyunsoo, Yang, Geunbo, Sohn, Illsoo, Cho, Youngho, and Park, Cheolsoo. Intelligent feature selection for ecg-based personal authentication using deep reinforcement learning. *Sensors*, 23(3):1230, 2023.
- [45] Mian Qaisar, Saeed and Hussain, Syed Fawad. An effective arrhythmia classification via ecg signal subsampling and mutual information based subbands statistical features selection. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(3):1473–1487, 2023.
- [46] Hussain, Syed Fawad. A novel robust kernel for classifying high-dimensional data using support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 131:116–131, 2019.
- [47] Li, Duan, Tian, Fangyun, Rengifo, Santiago, Xu, Gang, Wang, Michael M, and Borjigin, Jimo. Electrocardiomatrix: A new method for beat-by-beat visualization and inspection of cardiac signals. *J Integr Cardiol*, 1(5):124–128, 2015.
- [48] Labati, Ruggero Donida, Muñoz, Enrique, Piuri, Vincenzo, Sassi, Roberto, and Scotti, Fabio. Deep-ecg: Convolutional neural networks for ecg biometric recognition. *Pattern Recognition Letters*, 126:78–85, 2019.
- [49] Pinto, Joao Ribeiro and Cardoso, Jaime S. An end-to-end convolutional neural network for ecg-based biometric authentication. in *2019 IEEE 10th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS)*, pp. 1–8. IEEE, 2019.
- [50] Karimian, Nima, Tehranipoor, Mark, Woodard, Damon, and Forte, Domenic. Unlock your heart: Next generation biometric in resource-constrained healthcare systems and iot. *IEEE Access*, 7:49135–49149, 2019.
- [51] Li, Yazhao, Pang, Yanwei, Wang, Kongqiao, and Li, Xuelong. Toward improving ecg biometric identification using cascaded convolutional neural networks. *Neurocomputing*, 391:83–95, 2020.
- ble siamese network (esn) using ecg signals for human authentication in smart healthcare system. *Sensors*, 23(10):4727, 2023.
- [34] Prakash, Allam Jaya, Patro, Kiran Kumar, Hammad, Mohamed, Tadeusiewicz, Ryszard, and Pławiak, Paweł. Baed: A secured biometric authentication system using ecg signal based on deep learning techniques. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 42(4):1081–1093, 2022.
- [35] Salloum, Ronald and Kuo, C-C Jay. Ecg-based biometrics using recurrent neural networks. in *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 2062–2066. IEEE, 2017.
- [36] Hong, Pei-Lun, Hsiao, Jyun-Ya, Chung, Chi-Hsun, Feng, Yao-Min, and Wu, Shun-Chi. Ecg biometric recognition: Template-free approaches based on deep learning. in *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 2633–2636. IEEE, 2019.
- [37] Kim, Beom-Hun and Pyun, Jae-Young. Ecg identification for personal authentication using lstm-based deep recurrent neural networks. *Sensors*, 20(11):3069, 2020.
- [38] Altan, Gokhan, Kutlu, Yakup, and Yeniad, Mustafa. Ecg based human identification using second order difference plots. *Computer Methods and programs in Biomedicine*, 170:81–93, 2019.
- [39] Labati, Ruggero Donida, Muñoz, Enrique, Piuri, Vincenzo, Sassi, Roberto, and Scotti, Fabio. Deep-ecg: Convolutional neural networks for ecg biometric recognition. *Pattern Recognition Letters*, 126:78–85, 2019.
- [40] Barros, Alex, Resque, Paulo, Almeida, João, Mota, Renato, Oliveira, Helder, Rosário, Denis, and Cerqueira, Eduardo. Data improvement model based on ecg biometric for user authentication and identification. *Sensors*, 20(10):2920, 2020.
- [41] Odínaka, Ikenna, Lai, Po-Hsiang, Kaplan, Alan D, O’Sullivan, Joseph A, Sirevaag, Erik J, and Rohrbaugh, John W. Ecg biometric recognition: A comparative analysis. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 7(6):1812–1824, 2012.
- [42] Odínaka, Ikenna, Lai, Po-Hsiang, Kaplan, Alan D, O’Sullivan, Joseph A, Sirevaag, Erik J, Kristjánsson, Sean D, Sheffield, Amanda K, and Rohrbaugh, John W.

- rollment scope identification. *Sensors*, 22(9):3446, 2022.
- [62] El Boujnouni, Imane, Zili, Hassan, Tali, Abdelhak, Tali, Tarik, and Laaziz, Yassin. A wavelet-based capsule neural network for ecg biometric identification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 76:103692, 2022.
- [52] Kim, Junmo, Yang, Geunbo, Kim, Juhyeong, Lee, Seungmin, Kim, Ko Keun, and Park, Cheolsoo. Efficiently updating ecg-based biometric authentication based on incremental learning. *Sensors*, 21(5):1568, 2021.
- [53] Benouis, Mohamed, Mostefai, Lotfi, Costen, Nicholas, and Regouid, Meryem. Ecg based biometric identification using one-dimensional local difference pattern. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64:102226, 2021.
- [54] Narayana, Venkata, Vobbilisetty, Anirudh Kamaraj, Mantripragada, Sreemukh, Merugu, Venkatesh, and Prakash, K. Ecg based biometric authentication system using deep learning methods. in *2022 3rd International Conference for Emerging Technology (INCET)*, pp. 1–4. IEEE, 2022.
- [55] Sun, Le, Zhong, Zhaoyi, Qu, Zhiguo, and Xiong, Neal. Perae: an effective personalized autoencoder for ecg-based biometric in augmented reality system. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 26(6):2435–2446, 2022.
- [56] Lee, Jin-A and Kwak, Keun-Chang. Personal identification using an ensemble approach of 1d-lstm and 2d-cnn with electrocardiogram signals. *Applied Sciences*, 12(5):2692, 2022.
- [57] Fuster-Barceló, Caterina, Cámara, Carmen, and Peris-López, Pedro. Unleashing the power of electrocardiograms: A novel approach for patient identification in healthcare systems with ecg signals. *arXiv preprint arXiv:2302.06529*, 2023.
- [58] Liu, Jikui, Yin, Liyan, He, Chenguang, Wen, Bo, Hong, Xi, and Li, Ye. A multiscale autoregressive model-based electrocardiogram identification method. *IEEE Access*, 6:18251–18263, 2018.
- [59] Sidek, Khairul A, Khalil, Ibrahim, and Jelinek, Herbert F. Ecg biometric with abnormal cardiac conditions in remote monitoring system. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, 44(11):1498–1509, 2014.
- [60] Chu, Yifan, Shen, Haibin, and Huang, Kejie. Ecg authentication method based on parallel multi-scale one-dimensional residual network with center and margin loss. *IEEE Access*, 7:51598–51607, 2019.
- [61] Chee, Kai Jye and Ramli, Dzati Athiar. Electrocardiogram biometrics using transformer’s self-attention mechanism for sequence pair feature extractor and flexible en-

An overview of secure authentication methods using ECG biometrics with deep learning algorithms

Narges Mokhtari¹, Amirhossein Safari² and Sadegh Sadeghi^{3,*}

¹Department of Telecommunication Engineering, Faculty of Electrical Engineering, Shahid Rajaei Teacher Training University (SRTTU), Tehran, Iran

²Department of Computer Science and Information Technology, Institute for Advanced Studies in Basic Sciences (IASBS), Zanjan, Iran

³Department of Mathematics, Institute for Advanced Studies in Basic Sciences (IASBS), Zanjan, Iran

ARTICLE INFO.

Article history:

Received: December 19, 2023

Accepted: March 4, 2024

Published Online: March 26, 2024

Keywords:

Authentication

Electrocardiogram Signal ECG

Deep Learning

Convolutional neural networks

CNN

Signal Pre-Processing

Type: Review paper

ABSTRACT

Biometric systems are an important technique for user identification in today's world, which have been welcomed due to their non-invasive nature and high resistance to forgery and fraud. Physiological and behavioral biomarkers are two main types of biometric identifiers. Behavioral identifiers, such as voice recognition, are based on human or even animal actions. Physiological biometrics, such as fingerprints and facial recognition, which have been used in our daily lives in the past years, are based on the physical characteristics of the human body. One of the various biometrics that have been investigated in studies in this field is the heart signal, which has been well used in authentication and identification systems due to its simple acquisition process compared to biomarkers such as the brain signal. In addition, there are valid databases on heart signal data, which the researchers of this issue refer to evaluate their systems. In this study, the analysis, analysis, and comparison of different authentication methods using heart signal biometrics have been studied. Also, in the following, the advantages and disadvantages of deep learning methods and models proposed in this field have been examined. In the final part, firstly, the implementation of the method presented in Foster and Lopez's research is discussed, and then, to evaluate, we present the tests designed using the network created in this study, and after that, concluding based on the results.

© 2024 ISC

* Corresponding author

Email addresses: mokhtaari.narges@gmail.com (Narges Mokhtari), amirhosseinsafari@iasbs.ac.ir (Amirhossein Safari), s.sadeghi.khu@gmail.com (Sadegh Sadeghi)

© 2024 ISC. All rights reserved.