دوفصل‌نامه علمی منادی امنیت فضای تولید و تبادل اطلاعات (افتا)
سال ۱۴۰۲، جلد ۲۱، شماره ۲ (۳۳-۴۱)
https://monadi.isc.org.ir

ارائه‌شده در بیستیمین کنفرانس بین‌المللی انجمن رمز ایران در سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی ایران، ۸ و ۹ شهریور ۱۴۰۲

سیستم احرازهویت با سیگنال ضربان قلب بر پایه یادگیری عمیق★

سجاد ملکی لنبر[۱]، اکرم بیگی[۲،*] و نصور باقری[۱]

[۱] دانشکده مهندسی برق مخابرات، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران
[۲] دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

کلمات کلیدی:
احراز هویت
سیگنال الکتروکاردیوگرام
یادگیری عمیق
شبکه عصبی کانولوشنی

dor: 20.1001.1.24763047.1402.12.2.4.0

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

در دنیای بر پایه ارتباطات دیجیتال، احراز هویت دغدغه مهمی است و نیاز به یک سیستم امن و مطمئن نیز این دغدغه را تشدید می‌کند که ضرورت طراحی سیستم‌های احراز هویت را بالا می‌برد. برای انجام احراز هویت، رویکردهای بر پایه زیست‌سنجه به دلیل داشتن خاصیت زنده بودن و مقاوم بودن در برابر جعل بسیار مورد توجه قرار دارند. در این مطالعه یک سیستم احراز هویت بر پایه سیگنال قلب طراحی شده است. با توجه به فرآیند دریافت سیگنال‌های قلب، داده‌های آنها معمولاً نویز زیادی دارند. به منظور آماده‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها، در سیستم پیشنهادی ابتدا سیگنال‌های قلب تمیز شده و سپس برای استخراج ویژگی، به فضای بسامد برده می‌شوند. همچنین به منظور بهره‌برداری بیشینه از سیگنال‌ها، با اعمال توزیع ویگنر–وایل به یک تصویر تبدیل می‌شوند، به طوریکه هر تصویر حاوی اطلاعات سیگنال قلب هر فرد بوده و یکتا است. در سیستم احراز هویت پیشنهادی این تصاویر برای آموزش و ارزیابی در یک شبکه عصبی عمیق کانولوشنی به کار گرفته می‌شوند. خروجی این سیستم امکان احرازهویت افراد را فراهم می‌کند. داده‌های این پژوهش برگرفته از پایگاه داده‌های NSRDB و MITDB هستند و نتایج چشمگیری نسبت به پژوهش‌های پیشین حاصل شده‌است.

© ۱۴۰۲ انجمن رمز ایران

۱ مقدمه

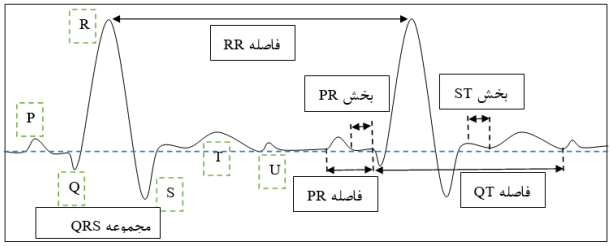
امنیت و احراز هویت یکی از مهم‌ترین چالش‌های جامعه بشری در دنیای دیجیتال است. احراز هویت فرآیند تأیید صحیح هویت یک کاربر، دستگاه یا هر چیز دیگری در یک سیستم کامپیوتری است، که اغلب به عنوان پیش‌نیازی برای اجازه دسترسی به منابع موجود در سیستم است [۱]. الگوریتم‌های احراز هویت را می‌توان به طور کلی به دسته‌های اصلی بر پایه اطلاعات، بر پایه نشانه و بر پایه زیست‌سنجه طبقه‌بندی کرد. رویکرد بر پایه زیست‌سنجه[1] با تطابق زیست‌سنجه‌هایی مانند صدا، اثر انگشت، عنبیه، امضا یا ویژگی‌های DNA عمل می‌کند. روش‌های بر پایه زیست‌سنجه بر اساس ویژگی‌های رفتاری و بیولوژیکی عمل می‌کنند. این ویژگی‌ها قابل اعتمادند و نمی‌توان آنها را فراموش کرد یا از دست داد [۲]. در این پژوهش، برای طراحی یک سیستم احراز هویت، زیست‌سنجه سیگنال ضربان قلب (ECG[2]) به کار گرفته شده‌است. بخش‌های مختلف یک سیگنال ECG در شکل ۱ آمده است.

زیست‌سنجه ECG در مقایسه با سایر زیست‌سنجه‌ها چند مزیت دارد:

(۱) جعل سیگنال‌های ECG دشوار است.
(۲) این سیگنال‌ها دارای ویژگی وجود ذاتی و خاصیت زنده بودن هستند.

[1] Biometric [2] Electrocardiogram

★از کمیته علمی بیستمین کنفرانس بین‌المللی انجمن رمز ایران برای داوری این مقاله تشکر می‌شود.
*نویسنده مسئول
آدرس‌های رایانامه: Sajjad.maleki96@gmail.com (سجاد ملکی لنبر)، Akrambeigi@sru.ac.ir (اکرم بیگی)، Nbagheri@sru.ac.ir (نصور باقری)
© ۱۴۰۲ تمامی حقوق متعلق به انجمن رمز ایران است.



شکل ۱. سیگنال، بخش‌ها و بازه‌های ECG

(۳) سیگنال ECG اطلاعات ترکیبی شامل هم اطلاعات هویتی و هم وضعیت سلامت و چگونگی فرد به‌دست می‌دهد [۳].

برای دریافت سیگنال‌های ECG اغلب نیاز به نهادن الکترود و ژل رسانا در ناحیه قفسه سینه است. این سیگنال‌ها تحت تأثیر عوامل فیزیولوژیکی مانند عوامل عاطفی و فعالیت‌های جسمی و روانی قرار دارند. پیش پردازش سیگنال ECG می‌تواند برخی از نویزها را از بین ببرد. یکی از مهمترین اهداف در تجزیه و تحلیل سیگنال ECG دستیابی به یک فضای ویژگی از سیگنال است که بتوانیم به طور کامل به جوهره سیگنال دست پیدا کنیم و ویژگی‌هایی بیابیم که قدرت تمایز بالایی دارند و برای طبقه‌بندی سیگنال‌ها مهم‌اند. این ویژگی‌ها هم در حوزه زمانی وجود دارند و هم می‌توان آنها را در دامنه بسامد تعریف کرد. به این منظور در این پژوهش از توزیع ویگنر–وایل (WVD [1]) استفاده شده است [۴].

شبکه‌های عصبی عمیق امروزه به دلیل کارایی و قدرت تشخیص بالا در دسته‌بندی داده‌ها بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. از این رو در پژوهش حاضر از یک شبکه عصبی کانولوشنی برای ساخت سیستم احراز هویت بر پایه سیگنال قلب بهره گرفته‌ایم.

در ادامه مقاله، ابتدا به ادبیات موضوع و پژوهش‌های پیشین می‌پردازیم و سپس به روش پیش‌پردازش داده‌ها و شرح روش پیشنهادی خواهیم پرداخت. در بخش بعد شرح آزمایش‌ها و نتایج را بیان خواهیم کرد و در پایان نتیجه‌گیری و پیشنهاد برای کارهای آتی ارائه می‌شود.

۲ پژوهش‌های مرتبط

در سال‌های اخیر مطالعات فراوانی به دلیل رشد تکنولوژی استخراج سیگنال ECG صورت گرفته است و از این روی سیستم‌های زیست‌سنجه‌ای بر پایه سیگنال ECG رشد فراوانی پیدا کرده‌اند و پژوهش‌های بسیاری در این حوزه صورت گرفته است. احراز هویت سیستم‌های زیست‌سنجه‌ای بر پایه سیگنال ECG را می‌توان به سه دسته بخش کرد: روش‌های اعتباری، روش‌های غیراعتباری و روش‌های ترکیبی (بر پایه یادگیری ماشین).

۱.۲ روش‌های اعتباری

مطالعه شناسایی ECG توسط انسان با روش‌های اعتباری آغاز شده است. این روش‌ها بر روی ویژگی‌های ریخت‌شناسی [2] سیگنال ECG مانند فاصله، دامنه، گوشه شیب شکل موج و نقاط مرجع آنها کار می‌کنند. برای استخراج ویژگی‌های ریخت‌شناسی، نقاطی مانند P، Q، R، S، T و U را تعیین می‌کنند. بنابراین، این روش‌ها به تکنیک‌های پردازش سیگنال حساس هستند و تا حد زیادی به تأثیر بخش‌بندی ضربان قلب و الگوریتم‌های مشخص کننده شکل موج وابسته هستند [۵]. ویژگی‌های بر پایه مجموعه QRS به طور گسترده‌ای برای کارهای زیست‌سنجه مورد استفاده قرار گرفته است، زیرا نسبت به سایر قسمت‌های سیگنال‌های ECG به تغییرات جسمی و عاطفی، کمتر حساس‌اند. الگوریتم پان تامپکینز [3] پرتکرارترین الگوریتم برای تشخیص نقاط مختلف سیگنال ECG است، که به طور ویژه برای تشخیص QRS در زمان واقعی در سیگنال‌های ECG ساخته شده است [۶].

در پژوهش [۷] یک الگوریتم احراز هویت زیست‌سنجه سیار بر پایه الکتروکاردیوگرام پیشنهاد شده‌است. با به کارگیری این الگوریتم، کاربر فقط باید دو الکترود ECG متصل به دستگاه تلفن همراه را برای دسترسی به آن لمس کند. نتایج حاصل، دارای دقت ۸۱٫۸۲ درصد است. در این مطالعه تنها از یک ویژگی استفاده شده‌است و دقت نسبتاً ضعیفی را دارا است.

در پژوهش [۸] به‌دقت بالایی بر پایه انتخاب چهار ویژگی دست پیدا کردند. این پژوهش بیان می‌دارد که الگوریتم‌های تحلیل خودکار ECG، ویژگی‌های هندسی و مشخصه‌های فرکانسی سیگنال‌های ECG را استخراج می‌کند و به طور قابل توجهی تشخیص خودکار بیماری قلبی را تسهیل می‌کند. این پژوهش به‌دقت بالایی بر پایه چهار ویژگی دست پیدا می‌کند ولی الگوریتم اعمال شده بسیار پیچیده است و قابلیت تعمیم کمی دارد.

۲.۲ روش‌های غیراعتباری

با توجه به وجود نویز و مشکلات هنگام دریافت سیگنال، روش‌های اعتباری ممکن است به طور کامل به موج ECG دست پیدا نکنند. به منظور کاهش پیچیدگی تشخیص نقاط سیگنال و نیز توانایی تعمیم، برای استخراج ویژگی، روش‌های غیراعتباری سیگنال ECG را از دامنه زمان به دامنه‌هایی مانند بسامد تبدیل می‌کنند [۹]. این روش‌ها نسبت به روش‌های اعتباری پیچیدگی تشخیص را کاهش می‌دهند، ولی به روش استخراج سیگنال بسیار وابسته هستند. مهمترین تبدیل‌های سیگنال از دامنه زمان به بسامد عبارتند از: تبدیل کسینوس گسسته، تبدیل والش–هادامارد، تبدیل فوریه کوتاه‌مدت، تبدیل موجک گسسته، تبدیل S و غیره.

در مطالعه [۱۰] از تبدیل کسینوس گسسته استفاده شده است. در

[1] Wigner Ville Distribution

[2] Morphological [3] Pan Tompkins

این پژوهش ابتدا پیک $R-R$ سیگنال محاسبه شده و سپس روی آن پیش‌پردازش صورت می‌گیرد. سپس، از هر دوره تناوب آن یک تبدیل کسینوس گسسته گرفته می‌شود. برای احراز هویت لازم است همبستگی بین خروجی سیگنال‌های تبدیل گرفته شده بالای ۹۵ درصد باشد. اگر برای سه سیگنال متوالی این همبستگی برقرار باشد، دسترسی مجاز خواهد بود در غیر این صورت مدتی دسترسی محدود می‌شود. در این پژوهش نرخ دقت ۹۷٫۸۷ درصد و زمان پردازش در حدود ۱٫۲۱ ثانیه برای احراز هویت ۱۵ نفر گزارش شده‌است.

در مطالعه [۱۱] از یک فیلتر میان‌گذر برای بررسی کیفیت استفاده می‌کند و سپس با همبستگی خودکار ویژگی‌ها را استخراج می‌کند. همچنین از تبدیل والش–هادامارد برای تبدیل ویژگی استفاده می‌شود و ابعاد بردار ویژگی با به کارگیری تحلیل تشخیص خطی کاهش می‌یابد. بهترین نرخ شناسایی به‌ترتیب ۹۵ و ۹۷ درصد نسبت به پایگاه داده آریتمی MIT-BIH و پایگاه داده QT بیان شده است.

در پژوهش [۱۲] یک مدل طبقه‌بندی کننده برای دسته‌بندی ضربان روی پایگاه داده MIT-BIH طراحی شده است. در این مدل، ویژگی‌ها با به‌کارگیری تبدیل S استخراج می‌شوند و در گام دوم از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی ویژگی‌های استخراج‌شده استفاده می‌شود. مرحله آخر آریتمی ECG را طبقه‌بندی می‌کند. در این مطالعه، داده‌ها در شش دسته طبیعی، انقباض زودرس بطنی، انقباض زودرس دهلیزی، بلوک شاخه راست، فیوژن بطنی و فیوژن طبقه‌بندی می‌شوند.

۳.۲ روش‌های ترکیبی و بر پایه یادگیری ماشین

روش‌های اعتباری و غیراعتباری با اینکه دارای پیچیدگی پایینی هستند، ولی همواره دارای خطا هستند. از این روی در سال‌های اخیر روش‌های بر پایه یادگیری ماشین مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های پرکاربرد در این روش‌ها عبارتند از: ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم k نزدیکترین همسایه، درخت تصمیم، الگوریتم جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی عمیق (شبکه‌های عصبی کانولوشنی و شبکه‌های عصبی بازگشتی) و غیره.

شبکه‌های عصبی دارای معماری‌های مختلفی هستند که بسته به کاربرد برای ایجاد مدل احرازهویت استفاده شده‌است. مهم‌ترین مدل شبکه‌های مورد استفاده در مطالعات مرتبط با احرازهویت سیگنال ECG عبارت‌اند از: VGG-NET، RES-NET، GOOGLE-NET و غیره.

در مطالعه [۱۳] بخش‌های مفید از سیگنال‌های ECG که دارای حداکثر اطلاعات مربوط به تشخیص هستند از طریق مؤلفه‌های مد ذاتی[1] EMD استخراج می‌شوند. سپس استخراج ویژگی با ترکیب پنج ویژگی از حوزه‌های آماری، زمانی و فرکانسی شامل واریانس، پهنای باند اشغال‌شده، چولگی، انرژی شانون و بسامد میانه انجام می‌شود. ویژگی‌های انتخاب‌شده با هشت روش طبقه‌بندی مختلف مورد آزمایش قرارگرفته است و روش SVM-C به‌دقت دسته‌بندی ٪۹۸٫۷۲ دست یافت.

[1] Empirical Mode Decomposition

مجموعه داده‌های این مطالعه از ۱۴ فرد مختلف جمع‌آوری شده است.

در مطالعه [۱۴] یک روش پیش‌پردازش قوی شامل حذف نویز، نرمال‌سازی ضربان قلب و اندازه‌گیری کیفیت پیشنهاد شده‌است. سیگنال ECG به تعدادی از توابع حالت ذاتی تجزیه می‌شود و تجزیه و تحلیل طیفی والش برای استخراج ویژگی‌های سیگنال مهم ضربان قلب و روش K-NN برای دسته‌بندی استفاده می‌شود. این سیستم، دقت شناسایی ٪۹۵٫۹۸ را برای ۹۰ نفر به دست آورد.

مقاله [۱۵] حداقل تعداد ضربان قلب مورد نیاز برای تأیید اعتبار یک فرد را تعیین می‌کند. این مطالعه روی ۸۰ نفر سالم انجام شده است. استخراج ویژگی با به کارگیری تبدیل موجک گسسته بوده و سپس از الگوریتم جنگل تصادفی برای احراز هویت سیگنال ECG استفاده شده است. هر بردار ویژگی ورودی با داده‌هایی که در مجموعه ذخیره شده‌اند، برای پیدا کردن بهترین تطبیق مقایسه می‌شود. نتایج این مطالعه به‌دقت کامل برای پایگاه داده موجود دست یافته است.

در پژوهش حاضر به منظور کسب دقت بالاتر و دسته‌بندی صحیح‌تر از شبکه عصبی عمیق و معماری Google-Net بهره‌گیری شده است.

۳ داده‌ها و مراحل پیش‌پردازش

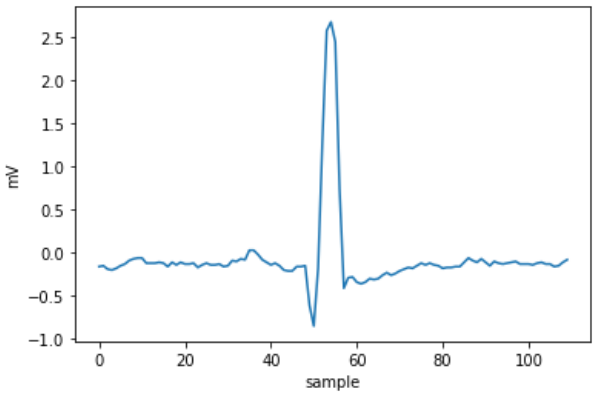
دو مورد از پایگاه داده‌های پرکاربرد برای سیگنال ECG مجموعه داده‌های MITDB و NSRDB هستند که در این پژوهش به منظور ارزیابی سیستم پیشنهادی استفاده شده‌اند [۱۶].

پایگاه داده آریتمی MITDB شامل ۴۸ نفر است که از هر نفر به مدت نیم ساعت سیگنال دریافت شده‌است. این مجموعه ترکیبی از بیماران بستری (حدود ٪۶۰) و بیماران سرپایی (حدود ٪۴۰) است. این پایگاه داده، به‌دلیل پیچیدگی سیگنال‌ها، گزینه خوبی برای ارزیابی سیستم‌های احرازهویت است [۱۶]. سیگنال‌ها با بسامد ۳۶۰ نمونه در ثانیه ثبت‌شده و در هر کانال با وضوح ۱۱ بیت در محدوده ۱۰ میلی ولت دیجیتالی شده‌اند. افراد مورد مطالعه ۲۶ نفر مرد (۳۲ تا ۸۹ سال) و ۲۲ نفر زن (۲۳ تا ۸۹ سال) هستند.

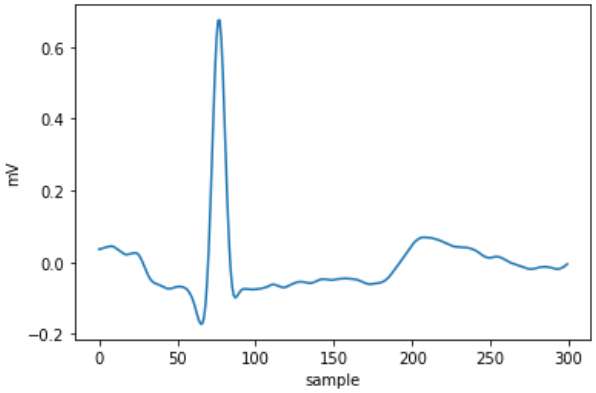
پایگاه داده NSRDB یک پایگاه داده تمیز با نمونه‌های فراوان است و شامل ۱۸ ضبط طولانی مدت ECG از افراد مراجعه کننده به یک آزمایشگاه است. افراد موجود در این پایگاه داده آریتمی ندارند و شامل ۵ مرد ۲۶ تا ۴۵ ساله و ۱۳ زن ۲۰ تا ۵۰ ساله است.

همان طور که گفته شد، برای جداکردن سیگنال ECG از نویز، کشف نقاط مهم سیگنال مانند پیک R و مجموعه QRS (برای دستیابی به بردار ویژگی سیگنال) و غیره نیاز به پیش‌پردازش داریم. در این حوزه، الگوریتم پان تامپکینز [۱۷] از محبوبیت فراوانی برخوردار است و در این پژوهش نیز استفاده شده است.

پس از اینکه از سیگنال‌ها پیک‌های P، Q، R، S، و T از داده‌ها استخراج شدند، مانند شکل ۲(الف)، سیگنال خام فراخوانی شده را با



(آ) سیگنال خام



(ب) سیگنال نرم‌شده

شکل ۲. یک ضربان سیگنال ECG

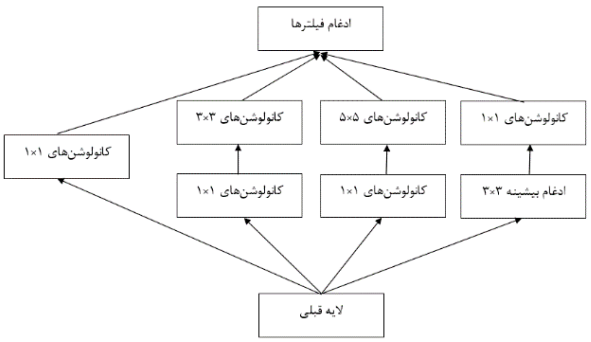
الگوریتم پان تامپکینز تمیز می‌کنیم تا یک سیگنال نرم و پیوسته به‌دست آید، مانند شکل ۲(ب).

اکنون به راحتی پیک R قابل تشخیص است و به وسیله آن به ویژگی‌های خاص سیگنال دست پیدا می‌کنیم. برای حذف سیگنال‌های ناموزون، فاصله تمام پیک‌های R تا R اندازه گرفته می‌شود و مد آن به دست می‌آید و تمام سیگنال‌هایی که از مد ۳۰ نمونه کمتر یا بیشتر باشند را به عنوان سیگنال درست در نظر می‌گیریم.

برای غلبه بر کاستی‌های سیگنال داده، توزیع‌های فراوانی ارائه شده است که یکی از توزیع‌های زمان–بسامد، توزیع ویگنر–وایل است [۱۸]. در این مرحله این توزیع روی داده‌ها اعمال می‌شود، به این صورت که از هر ضربان قلب به طور جداگانه توزیع ویگنر–وایل گرفته می‌شود و داده‌های یک بعدی به داده‌های دو بعدی تبدیل می‌شوند.

۴ مدل احراز هویت پیشنهادی با شبکه عصبی کانولوشنی

یکی از ابزارهای قوی برای دسته‌بندی و پردازش تصاویر، شبکه‌های عصبی کانولوشنی هستند. این نوع شبکه‌ها، معماری‌های مختلفی دارند که هر کدام از سرعت، دقت و میزان پیچیدگی متفاوتی برخوردار هستند.



شکل ۳. ماژول تلقین [۱۹]

در این پژوهش از معماری Google-Net برای پردازش داده‌های حاصل از توزیع ویگنر–وایل استفاده شده است. معماری Google-Net عمدتاً از طریق به‌کارگیری ماژول تلقین [1] بیشتر مشکلات شبکه‌های بزرگ را برطرف کرد [۱۹].

ایده اصلی ماژول تلقین بر پایه یافتن این نکته است که چگونه یک ساختار پراکنده محلی بهینه در یک شبکه کانولوشن را می‌توان تقریب زد. یک ساختار لایه به لایه را در نظر بگیرید که در آن باید آمار همبستگی آخرین لایه را تجزیه و تحلیل کرد و آن‌ها را به گروه‌هایی از واحدهای با همبستگی بالا خوشه‌بندی کرد. این خوشه‌ها واحدهای لایه بعدی را تشکیل می‌دهند و به واحدهای لایه قبلی متصل می‌شوند. ما فرض می‌کنیم که هر واحد از لایه قبلی مربوط به ناحیه‌ای از تصویر ورودی است و این واحدها در بانک‌های فیلتر گروه‌بندی می‌شوند.

هدف از طراحی ماژول تلقین این است که بتوان به صورت موازی چندین عملیات که شامل ادغام و کانولوشن است را انجام داد و این عملیات‌ها، فیلترهایی با اندازه‌های گوناگون باشد. ایده فیلترها با اندازه‌های مختلف، به این دلیل است که به تمامی اطلاعات تصاویر دست پیدا کرد. شکل ۳ ایده ماژول تلقین را نشان می‌دهد.

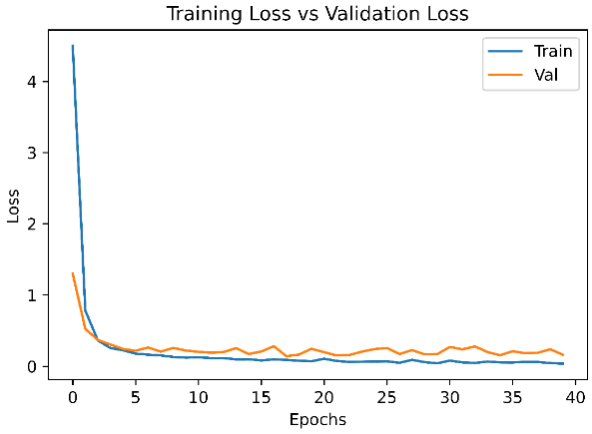
یکی از جنبه‌های مفید این معماری این است که اجازه می‌دهد تا تعداد واحدها در هر مرحله به طور قابل توجهی افزایش یابند بدون اینکه پیچیدگی محاسباتی افزایش یابد.

شبکه Google-Net با در نظر گرفتن کارایی محاسباتی و عملی طراحی شده است و می‌تواند روی دستگاه‌هایی با منابع محاسباتی محدود، به ویژه با حافظه کم، اجرا شود. این شبکه دارای ۲۲ لایه عمیق است.

۵ آزمایش‌ها و نتایج

در این بخش به روش شبیه‌سازی، آزمایش‌های انجام شده و نتایج حاصل با به کارگیری داده‌های واقعی می‌پردازیم. همان گونه که گفته شد از دو مجموعه داده MITDB و NSRDB استفاده شده است. شبیه‌سازی به زبان پایتون برنامه‌نویسی شده است و به دلیل حجم زیاد داده‌ها و نیز نیاز به پردازش قوی داده‌ها در محیط گوگل کولب پرو اجرا شده است. گوگل کولب پرو دارای ۳۲ گیگابایت رم و نوع GPU آن P100 and T4 است.

[1] Inception



شکل ۴. تابع هزینه در ۴۰ گام برای پایگاه داده MITDB

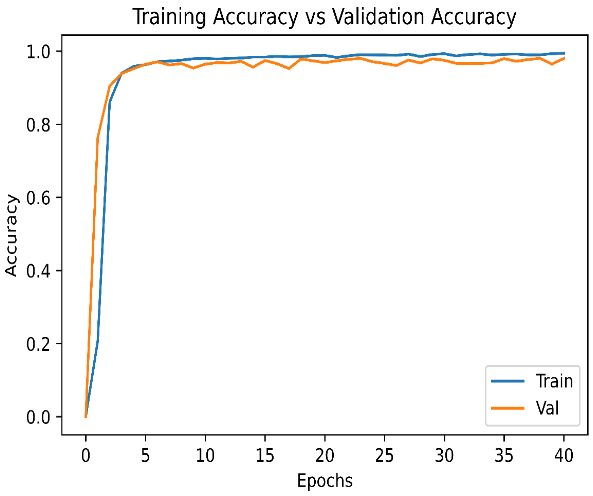
برای ساخت مدل احراز هویت با شبکه کانولوشنی، داده‌های تصویری به دست آمده از اعمال توزیع ویگنر–وایل را به دسته‌های آموزش، آزمون ارزیابی با درصدهای به‌ترتیب ۸۰، ۱۰ و ۱۰ تقسیم کردیم و برای ارزیابی از معیارهای مختلفی مانند دقت، صحت، پوشش استفاده کرده‌ایم که در ادامه به شرح آنها می‌پردازیم.

۱.۵ نتایج برای پایگاه داده MITDB

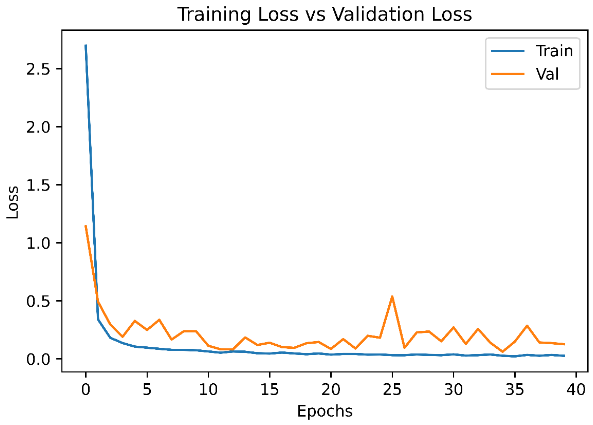
برای پایگاه داده MITDB از ۳۴۷۱۳ تصویر استفاده کرده‌ایم که سهم آموزش ۲۷۰۸۶ تصویر، سهم آزمون ۳۸۰۸ تصویر و سهم ارزیابی ۳۸۰۱۹ تصویر است. به طور میانگین از هر کلاس، ۷۲۵ تصویر انتخاب کرده‌ایم. اندازه تصویر ورودی ۱۵۰ × ۱۵۰ پیکسل است. پایگاه داده MITDB دارای ۴۸ کلاس است. همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود و مطابق انتظار، با افزایش گام مقدار تابع هزینه کم می‌شود. هم‌چنین همگرایی خوبی بین تابع هزینه آموزش و ارزیابی رخ می‌دهد.

دقت تشخیص مدل در شکل ۵ آورده شده است که در آن به دقت بسیار بالایی در همان گام‌های ابتدایی دست می‌یابیم. علاوه بر همگرایی، دقت مدل بعد از ۵ گام به بیش از ۹۰ درصد می‌رسد و این مسئله برای کاربردهایی که در آن سرعت آموزش از اهمیت بالایی برخوردار است می‌تواند استفاده شود.

مدت زمان آموزش این مدل ۱۹۳۰ ثانیه است. با توجه به وجود ۲۷۰۸۶ تصویر در مرحله آموزش، می‌توان گفت به طور میانگین هر داده در مدت زمان ۷۱ میلی‌ثانیه آموزش می‌بینند. در پایان، دقت مدل برای پایگاه داده MITDB، برای داده‌های آزمون برابر ۹۹٫۰۰۴ درصد است و تابع هزینه برابر ۰٫۰۶۵ است. این دقت برای احرازهویت افراد بسیار مناسب است. مدت زمان اجرای مدل برای داده‌های آزمون ۵ ثانیه است و با توجه به اینکه تعداد داده‌های آزمون ۳۸۱۹ تصویر است به طور میانگین هر تصویر در مدت زمان ۱٫۳ میلی‌ثانیه احراز هویت می‌شود.



شکل ۵. دقت تشخیص مدل در ۴۰ گام برای پایگاه داده MITDB

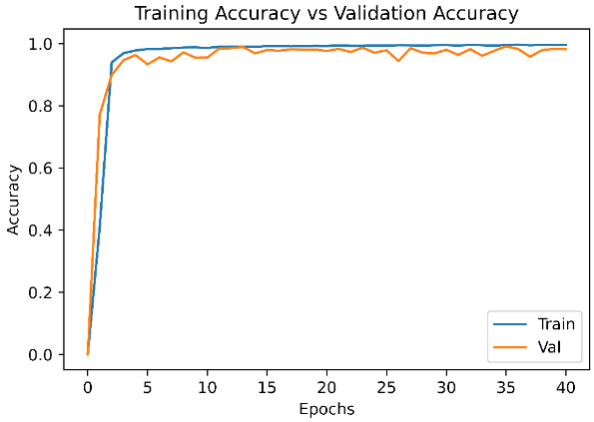


شکل ۶. تابع هزینه در ۴۰ گام برای پایگاه داده NSRDB

۲.۵ نتایج برای پایگاه داده NSRDB

برای پایگاه داده NSRDB از ۳۶۰۰۰ تصویر استفاده کرده‌ایم که سهم آموزش ۲۸۸۰۰ تصویر، سهم آزمون ۳۶۰۰ تصویر و سهم ارزیابی ۳۶۰۰ تصویر است. به‌طور دقیق از هر کلاس، ۲۰۰۰ تصویر انتخاب کرده‌ایم. اندازه تصویر ورودی ۱۵۰ × ۱۵۰ پیکسل است. پایگاه داده NSRDB دارای ۱۸ کلاس است. مدل شبکه عصبی را با Epoch = ۴۰ و batch_size = ۶۴ همانند پایگاه داده MITDB شبیه‌سازی می‌کنیم و نتایج در ۴۰ گام برای پایگاه داده NSRDB در شکل ۶ و شکل ۷ آمده است.

دقت تشخیص مدل در شکل ۷ آمده است که به دقت بسیار بالایی در همان گام‌های ابتدایی دست می‌یابیم. علاوه بر همگرایی، دقت مدل بعد از ۳ گام به بیش از ۹۰ درصد می‌رسد و این مسئله برای کاربردهایی که در آن سرعت آموزش از اهمیت بالایی برخوردار است می‌تواند استفاده شود. مدت زمان آموزش ۲۰۹۸ ثانیه است و با توجه به وجود ۲۸۸۰۰ تصویر در مرحله آموزش، به طور میانگین هر داده در مدت زمان ۷۳ میلی‌ثانیه آموزش می‌بینند. در پایان، دقت مدل برای پایگاه داده NSRDB، برای



شکل ۷. دقت تشخیص مدل در ۴۰ گام برای پایگاه داده NSRDB

جدول ۱. مقایسه مدل پیشنهادی با مطالعات اخیر روی پایگاه داده MITDB

پژوهش	سال	روش	دقت
ژانگ و همکاران [۲۰]	۲۰۱۷	CWT, CNN	۹۱/۱
وانگ و همکاران [۲۱]	۲۰۲۰	MSDF	۹۴/۶۸
چو و همکاران [۹]	۲۰۱۹	CNN	۹۵/۹۹
سالوم و همکاران [۲۲]	۲۰۱۷	LSTM	۹۶
بلو و همکاران [۲۳]	۲۰۲۰	RNN	۹۷/۹۲
تان و همکاران [۲۴]	۲۰۱۷	DWT	۹۸
لی و همکاران [۲۵]	۲۰۲۰	GNMF	۹۸/۰۳
لین و همکاران [۲۶]	۲۰۱۹	CNN	۹۸/۴
مدل پیشنهادی	۲۰۲۲	CNN	۹۹/۰۰۴

داده‌های آزمون برابر ۹۹/۳۰ درصد است و تابع هزینه برابر ۰/۰۲۸ است. این دقت برای احراز هویت افراد بسیار مناسب است. مدت زمان اجرای مدل برای داده‌های آزمون ۵/۳ ثانیه بوده و با توجه به اینکه تعداد داده‌های آزمون که ۳۶۰۰ تصویر بود به طور میانگین هر تصویر در مدت زمان ۱/۴ میلی‌ثانیه احراز هویت می‌شود.

۳.۵ مقایسه نتایج با پژوهش‌های اخیر

در این بخش به مقایسه نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج منتشر شده اخیر دیگر پژوهشگران روی دو پایگاه داده MITDB و NSRDB (فارغ از روش احراز هویت) می‌پردازیم. همچنین به دلیل اینکه ماهیت پایگاه داده‌ها، متفاوت هستند، برای مقایسه فقط از مطالعاتی که روی این دو پایگاه داده بررسی شده‌اند، استفاده می‌شود. در برخی از مطالعات نیز به دلیل محرمانه بودن، پایگاه داده، امکان مقایسه وجود ندارد.

لازم به ذکر است براساس ویژگی‌های خاص پایگاه داده MITDB رسیدن به دقت کامل امری دشوار است و در پژوهش‌های پیشین دقت کامل به دست نیامده است. نتایج مقایسه مدل پیشنهادی با مطالعات اخیر برای احراز هویت با سیگنال ECG روی پایگاه داده MITDB در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۲. مقایسه مدل پیشنهادی با مطالعات اخیر روی پایگاه داده NSRDB

پژوهش	سال	روش	دقت
ژانگ و همکاران [۲۰]	۲۰۱۷	CWT, CNN	۹۵/۱
مای و همکاران [۲۷]	۲۰۱۱	QRS, MLP	۹۸
کیم و همکاران [۲۸]	۲۰۱۹	CNN	۹۸/۲
تان و همکاران [۲۴]	۲۰۱۷	DWT	۹۹
مدل پیشنهادی	۲۰۲۲	CNN	۹۹/۳

در پایگاه داده NSRDB تا زمان انجام این پروژه، در مجلات معتبر، ۴ مطالعه روی این پایگاه داده با روش‌های گوناگون صورت گرفته است که نتایج آنها در جدول ۲ آورده شده است.

با توجه به جدول ۱ و جدول ۲ دقت مدل پیشنهادی در این مطالعه برای پایگاه داده MITDB و NSRDB به ترتیب برابر ۹۹/۰۰۴ و ۹۹/۳ است که بالاترین دقت گزارش‌شده در میان مطالعات صورت گرفته روی این دو پایگاه داده است. سیستم پیشنهادی برای احراز هویت نیازمند به یک سیگنال قلب است، در حالی که مطالعه [۲۶] از ۳ و ۹ ضربان قلب استفاده کرده است. همچنین این مطالعه از ترکیب دو روش LSTM و CNN برای دستیابی به نتایج استفاده کرده است که پیچیدگی را افزایش می‌دهد. مطالعه [۲۵] نیز برای احراز هویت از ۳ ضربان قلب استفاده کرده است و مدت زمان احراز هویت در آن ۷ میلی‌ثانیه است در حالی که در مطالعه پیشنهادی ما، برای احراز هویت به ۱/۳ میلی‌ثانیه نیازمند است.

در پژوهش ما سیگنال‌هایی که تمیز و با کمترین نویز استخراج شده بودند، دارای دقت ۱۰۰ درصد بوده است. برای نمونه معیار پوشش در پایگاه NSRDB برای ۱۲ نفر مقدار ۱۰۰ درصد است. در پایگاه داده MITDB هم برای ۳۱ نفر معیار پوشش ۱۰۰ درصدی است و این نشان می‌دهد که اگر دریافت سیگنال توسط سخت‌افزارهای با دقت بالا انجام شود، این پژوهش به سادگی می‌تواند به‌دقت ۱۰۰ درصد دست یابد.

۶ نتیجه‌گیری

این پژوهش به احرازهویت با سیگنال ECG پرداخته است و دو پایگاه داده MITDB و NSRDB را برای ارزیابی انتخاب کرده است. در ابتدا سیگنال با الگوریتم پان تامپکینز تمیز می‌شود. هر چه سیگنال تمیزتر باشد، دقت این مدل بالاتر می‌رود. سپس سیگنال پردازش‌شده به حوزه بسامد برده می‌شود و به آن توزیع ویگنر–وایل اعمال می‌شود تا یک داده تصویری دوبعدی به دست آید که ورودی شبکه عصبی عمیق خواهد بود. در مرحله بعد داده‌های ایجاد شده در حوزه بسامد را به شبکه Google-Net اعمال کردیم و در پایان یک مدل برای احراز هویت ایجاد می‌شود که برای پایگاه داده MITDB و NSRDB به ترتیب به دقت ۹۹/۰۰۴ و ۹۹/۳ دست یافته است، که در مقایسه با سایر پژوهش‌های انجام شده، دارای دقت بالاتر و پیچیدگی کمتر و سرعت بیشتری است. سیستم احرازهویت پیشنهادی توانایی تشخیص بسیار بالایی دارد و می‌توان در پژوهش‌های

آتی با اعمال محدودیت‌های بیشتر مانند احرازهویت هم‌زمان قلب و یک زیست‌سنجه دیگر، امنیت سیستم‌های احراز هویت را بالا برد.

مراجع

[1] Li, Qi Peter. *Speaker Authentication*. Springer Science & Business Media, 2011.

[2] Alginahi, Yasser M and Kabir, Muhammad Nomani. *Authentication technologies for cloud computing, iot and big data*. IET, 2019.

[3] Abdeldayem, Sara S and Bourlai, Thirimachos. A novel approach for ecg-based human identification using spectral correlation and deep learning. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 2(1):1–14, 2019.

[4] Gacek, Adam and Pedrycz, Witold. *ECG signal processing, classification and interpretation: a comprehensive framework of computational intelligence*. Springer Science & Business Media, 2011.

[5] Srivastva, Ranjeet, Singh, Ashutosh, and Singh, Yogendra Narain. Plexnet: A fast and robust ecg biometric system for human recognition. *Information Sciences*, 558:208–228, 2021.

[6] Zhao, Zhidong, Zhang, Yefei, Deng, Yanjun, and Zhang, Xiaohong. Ecg authentication system design incorporating a convolutional neural network and generalized s-transformation. *Computers in biology and medicine*, 102:168–179, 2018.

[7] Arteaga-Falconi, Juan Sebastian, Al Osman, Hussein, and El Saddik, Abdulmotaleb. Ecg authentication for mobile devices. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(3):591–600, 2015.

[8] Liu, Bin, Liu, Jikui, Wang, Guoqing, Huang, Kun, Li, Fan, Zheng, Yang, Luo, Youxi, and Zhou, Fengfeng. A novel electrocardiogram parameterization algorithm and its application in myocardial infarction detection. *Computers in biology and medicine*, 61:178–184, 2015.

[9] 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.

[10] Hussein, Ahmed F, AlZubaidi, Abbas K, Al-Bayaty, Ali, and Habash, Qais A. An iot real-time biometric authentication system based on ecg fiducial extracted features using discrete cosine transform. *arXiv preprint arXiv:1708.08189*, 2017.

[11] Srivastva, Ranjeet and Singh, Yogendra Narain. Ecg biometric analysis using walsh–hadamard transform. in *Advances in Data and Information Sciences: Proceedings of ICDIS-2017, Volume 1*, pp. 201–210. Springer, 2018.

[12] Das, Manab Kumar, Ghosh, Dipak Kumar, and Ari, Samit. Electrocardiogram (ecg) signal classification using s-transform, genetic algorithm and neural network. in *2013 IEEE 1st International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON)*, pp. 353–357. IEEE, 2013.

[13] Aziz, Sumair, Khan, Muhammad Umar, Choudhry, Zainoor Ahmad, Aymin, Afeefa, and Usman, Adil. Ecg-based biometric authentication using empirical mode decomposition and support vector machines. in *2019 IEEE 10th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, pp. 0906–0912. IEEE, 2019.

[14] Zhao, Zhidong, Yang, Lei, Chen, Diandian, and Luo, Yi. A human ecg identification system based on ensemble empirical mode decomposition. *Sensors*, 13(5):6832–6864, 2013.

[15] Belgacem, Noureddine, Nait-Ali, Amine, Fournier, Régis, and Bereksi-Reguig, Fethi. Ecg based human authentication using wavelets and random forests. *Int. J. Cryptogr. Inf. Secur*, 2(2):1–11, 2012.

[16] Goldberger, Ary L, Amaral, Luis AN, Glass, Leon, Hausdorff, Jeffrey M, Ivanov, Plamen Ch, Mark, Roger G, Mietus, Joseph E, Moody, George B, Peng, Chung-Kang, and Stanley, H Eugene. Physiobank, physiotoolkit, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *circulation*, 101(23):e215–e220, 2000.

[17] Pan, Jiapu and Tompkins, Willis J. A real-time qrs detection algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, (3):230–236, 1985.

[18] Qian, Shie and Chen, Dapang. Joint time-frequency analysis: Method and application. englewood cliffs, 1996.

[19] Szegedy, Christian, Liu, Wei, Jia, Yangqing, Sermanet, Pierre, Reed, Scott, Anguelov, Dragomir, Erhan, Dumitru, Vanhoucke, Vincent, and Rabinovich, Andrew. Going

deeper with convolutions. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1–9, 2015.

[20] 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.

[21] Wang, Kuikui, Yang, Gongping, Huang, Yuwen, and Yin, Yilong. Multi-scale differential feature for ecg biometrics with collective matrix factorization. *Pattern Recognition*, 102:107211, 2020.

[22] 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.

[23] Belo, David, Bento, Nuno, Silva, Hugo, Fred, Ana, and Gamboa, Hugo. Ecg biometrics using deep learning and relative score threshold classification. *Sensors*, 20(15):4078, 2020.

[24] Tan, Robin and Perkowski, Marek. Toward improving electrocardiogram (ecg) biometric verification using mobile sensors: A two-stage classifier approach. *Sensors*, 17(2):410, 2017.

[25] Li, Rui, Yang, Gongping, Wang, Kuikui, Huang, Yuwen, Yuan, Feng, and Yin, Yilong. Robust ecg biometrics using gnmf and sparse representation. *Pattern Recognition Letters*, 129:70–76, 2020.

[26] Lynn, Htet Myet, Pan, Sung Bum, and Kim, Pankoo. A deep bidirectional gru network model for biometric electrocardiogram classification based on recurrent neural networks. *IEEE Access*, 7:145395–145405, 2019.

[27] Mai, Vu, Khalil, Ibrahim, and Meli, Christopher. Ecg biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks. in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2745–2748. IEEE, 2011.

[28] Kim, Jin Su, Kim, Sung Hyuck, and Pan, Sung Bum. Personal recognition using convolutional neural network with ecg coupling image. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11:1923–1932, 2020.

MonadiAfta-Bianual Scientific Journal for Cyberspace Security
2023, Volume 21, Number 2 (pp. 33–41)
https://monadi.isc.org.ir

Presented at the ISCISC 2023 in Iranian Research Organization for Science & Technology, Tehran, Iran

Electrocardiogram Signal Authentication System based on Deep Learning★

Sajjad Maleki Lonbar, Akram Beigi * and Nasour Bagheri

Department of TeleCommunications, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

ARTICLE INFO.

Keywords:
Authentication
ECG Signal
Deep Learning
Convolutional Network

dor: 20.1001.1.24763047.1402.12.2.4.0

Type: Research paper

ABSTRACT

In the world of digital communication, authentication is an important concern and the need for a safe and secure system increases the necessity of designing authentication systems. To perform authentication, biometric-based approaches are of great interest due to the property of being alive and resistant to forgery. In this study, an authentication system based on heart signal is designed. Due to the process of receiving heart signals, their data usually has a lot of noise. In order to prepare the data, in the proposed system, the heart signals are first cleaned and then transferred to the frequency domain for feature extraction. Also, they are converted into an image by applying the Wigner-Ville distribution, so that each image contains the signal information of each person's heart and is unique. In the proposed authentication system, these images are used for training and evaluation in a deep convolutional neural network. The output of this system provides the possibility of people's identification. The data of this study are taken from the NSRDB and MITDB databases, and significant results have been obtained compared to previous studies.

© 2023 ISC

★ The ISCISC 2023 Program Committee effort is highly acknowledged for reviewing this paper.
* Corresponding author
Email addresses: Sajjad.maleki96@gmail.com (Sajjad Maleki Lonbar), Akrambeigi@sru.ac.ir (Akram Beigi), Nbagheri@sru.ac.ir (Nasour Bagheri)
© 2023 ISC. All rights reserved.