



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم

SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: sci.kashanu.ac.ir



احراز بی درنگ هویت متقاضیان خدمات الکترونیک با استفاده از روش مبتنی بر یادگیری عمیق سه بُعدی با دو مسیر

ویدا اسماعیلی^۱، دانشجوی دکتری، محمود محصل فقهی^{۱*}، دانشیار

^۱ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

چکیده

احراز هویت در فضای مجازی، حفظ امنیت را به دنبال دارد و اگر با دقت بسیار بالا انجام شود، می تواند برای تداوم خدمت رسانی در شرایط مختلف مورد توجه قرار گیرد. پژوهش حاضر با هدف پیشنهاد یک روشی کاربردی برای احراز هویت متقاضیان خدمات الکترونیک به صورت بی درنگ ارائه شده است. برای جلوگیری از حقه های احتمالی کاربران، در روش پیشنهادی از شناسایی حرکات ماهیچه های صورت و سنجه بیومترکی عنبیه استفاده شده است. عنبیه قابلیت اطمینان بیشتری را ایجاد می کند و قابل سرقت و جعل نیست؛ زیرا باید به صورت زنده در اختیار باشد. برای احراز هویت و به طور همزمان، شناسایی حرکات ماهیچه های صورت و تمیز فرد زنده از تصویر، یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق سه بُعدی با دو مسیر پیشنهاد شده است. با توجه به ارزیابی ها مشخص شد که روش پیشنهادی اطمینان قابل توجهی را برای استفاده عموم فراهم می آورد و قابل اجرا در شرایط واقعی و عملی می باشد. با استفاده از روش پیشنهادی، دقت ۹۹/۹۹ درصد و میانگین صحت احراز هویت و شناسایی افراد در هر دو پایگاه داده CASME و CASME2 بیش از ۹۹/۵۰ درصد است.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت ۱۱ مرداد ماه ۱۴۰۱

پذیرش ۰۹ اسفند ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:

احراز هویت

سنجه بیومترکی عنبیه

شناسایی حرکات ماهیچه های صورت

یادگیری عمیق

DenseNet سه بُعدی با دو مسیر

© ۱۴۰۱ نویسندگان. مقاله با دسترسی آزاد تحت مجوز CC-BY

۱. مقدمه

تأمین امنیت و محافظت از اطلاعات مهمی که فقط به شخص مورد نظر داده خواهد شد، موجب استمرار در رساندن خدمات ضروری، تداوم اداره و مدیریت مردم و نیز حفاظت سایبری از شبکه های اطلاع رسانی می شود که در مقابل تهدیدات بالقوه می تواند مورد توجه قرار گیرد.

با این حال، هنوز در رابطه با امنیت سایبری چالش هایی وجود دارد. بنابراین، هویت فرد متقاضی خدمات باید به درستی احراز شود تا سازمان مربوطه مطمئن شود که خدمات به هویت واقعی ارائه می شود و امکان سوء استفاده برای دیگران وجود ندارد. به همین منظور، احراز هویت متقاضیان خدمات غیر حضوری الکترونیک بر مبنای سنجه بیومترکی که امکان جعل در آن

امروزه گرایش مردم به دریافت خدمات به صورت شبانه روزی و حتی در روزهای تعطیل از راه دور و در مکان های مختلف با استفاده از سرویس های برخط بیش از پیش است. با توجه به اهمیت خدماتی که سازمان هایی مانند ثبت احوال به افراد مختلف ارائه می نمایند، احراز هویت به خصوص در سرویس های برخط امری ضروری است. زیرا احراز هویت با دقت بالا علاوه بر

* نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول

پست (های) الکترونیک: v.esmaeili@tabrizu.ac.ir (اسماعیلی)

mohasselfegghi@tabrizu.ac.ir (محصل فقهی)

وجود ندارد؛ می‌تواند مسیر را برای توسعه خدمات هوشمند هموارتر سازد.

امنیت داده و اطلاعاتی که در ارائه خدمات الکترونیکی غیرحضورى بین سرویس‌دهنده و متقاضی متبادل می‌شوند و نیز اجتناب از غافل‌گیری و حقه‌های احتمالی بسیار حائز اهمیت است. به طوری که، در اغلب موارد به اشتراک گذاشتن اطلاعات در اختیار دیگران به طور ناخواسته که ممکن است به دلیل اختلالات سامانه‌ای بروز کند، جبران‌ناپذیر است. در مواردی حتی ممکن است دو فرد دوقلو بخواهند به جای یکدیگر خدمات دریافت کنند و یا شخصی بخواهد با تصویر یا فیلم متعلق به شخص دیگر وارد سامانه شود.

احراز هویت، به معنای شناسایی و تایید فرد مورد تقاضا، می‌تواند به روش‌های مختلفی انجام گیرد [۱]، همانند احراز هویت با شماره ملی یا کارت‌های معتبری که مختص افراد می‌باشد. اما این روش‌ها قابل اطمینان نیستند، زیرا می‌توانند در اختیار فرد دیگری قرار گیرند. لذا، استفاده از سنجه بیومتریک و زیستی منحصر بفرد که قابل سرقت و در اختیار دیگران قرار دادن نیست، مفید خواهد بود و می‌تواند خطاهای احتمالی را به حداقل برساند.

عنبیه، اثر انگشت، صدا و ... بخشی از خصیصه‌های فیزیکی و بیومتریک هر فرد است که افراد مختلف را از یکدیگر متمایز می‌سازد. مشخصه و ویژگی‌های مربوط به اثر انگشت و عنبیه چشم در تمام طول عمر و در طول زمان، نامتغیر و ثابت هستند. دو چشم یک فرد به طور کامل دارای بافت‌های مستقل از هم در عنبیه است و بافت عنبیه چشم‌های دوقلوها نیز با هم متفاوت است. تشخیص هویت مبتنی بر تصاویر عنبیه شامل تجزیه و تحلیل ویژگی‌هایی است که در بافت رنگی چشم محصور بین مردمک و عنبیه قرار دارند. بافت پیچیده عنبیه می‌تواند شامل ویژگی‌های مشخص و فراوانی از قبیل شیارها و برآمدگی‌ها، بافت‌های زیگزاگی، حلقه‌ها و لکه‌ها باشد. بنابراین، عنبیه از اثر انگشت منحصر بفردتر است. اسکن عنبیه با استفاده از دوربین معمولی و بدون تماس فیزیکی انجام می‌گیرد. همچنین، تصویر برداری از فردی که عینک به چشم دارد و یا از

لنز استفاده می‌کند نیز به راحتی صورت می‌گیرد. بافت عنبیه برای دوباره‌سازی به صورت مجازی، بسیار سخت و پیچیده است و شخصی که بخواهد از هویت عنبیه شخص دیگر به طور غیرقانونی استفاده کند، چاره‌ای جز اینکه بافت عنبیه آن شخص را به طور زنده در اختیار داشته باشد، ندارد. بنابراین، این روش از قابلیت اطمینان بالاتری برخوردار است. برای تشخیص زنده بودن عنبیه می‌توان از تغییرات و نوسان اندازه مردمک در برابر نور بهره گرفت.

امروزه استفاده از روش‌های یادگیری عمیق به دلیل سرعت پردازش و عملکرد مطلوب در بسیاری از حوزه‌ها از جمله پردازش تصویر مورد توجه قرار گرفته است [۲] - [۶]. در پژوهش حاضر، یک روش جدید مبتنی بر یادگیری عمیق و کاملاً کاربردی پیشنهاد شده که می‌تواند به صورت بی‌درنگ برای احراز هویت متقاضیان خدمات غیرحضورى الکترونیک مورد استفاده قرار گیرد.

در روش پیشنهادی، ابتدا تصاویر متوالی از چهره شخص متقاضی خدمات دریافت می‌شوند. فیلتر گابور که در برابر ویژگی‌ها در چند مقیاس و چند جهت مقاوم است و نیز الگوی باینری محلی یکنواخت که نسبت به چرخش تصویر نامتغیر است، بر روی این تصاویر اعمال می‌شوند. سپس، ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر متوالی از کل چهره و ناحیه شامل عنبیه چشم در دو مسیر به طور همزمان به یک مدل پیشنهادی شبکه عصبی کانولوشنی سه بُعدی (3D-DenseNet در دو مسیر) تغذیه می‌شوند. نگهداری ویژگی‌هایی با پیچیدگی کمتر، کارایی محاسباتی و گردش گرادیان قوی از مزایای این مدل هستند. در نهایت، دو نتیجه حاصل می‌شود: فرد، چه کسی است و تصاویر دریافتی متعلق به فرد متقاضی خدمات است یا خیر و آیا در صورت و چهره وی، حرکاتی هرچند بسیار ریز مشاهده می‌شود یا اینکه تصویر شخص دیگر در مقابل دوربین ثبت تصویر قرار داده شده است. به طور کلی، نوآوری‌های پژوهش حاضر به شرح ذیل می‌باشند:

(۱) ارائه یک روش جدید و کاربردی شامل فیلتر گابور و الگوی باینری محلی یکنواخت و 3D-DenseNet در دو

مسیر پیشنهادی برای احراز هویت متقاضیان خدمات غیر حضوری به صورت بی‌درنگ و بدون تاخیر،

(۲) شناسایی همزمان عنبیه و حرکات ماهیچه‌های صورت،
(۳) افزایش دقت و صحت احراز هویت متقاضیان دریافت خدمات الکترونیک.

در ادامه، پژوهش‌های پیشین در بخش ۲ مرور خواهند شد. در بخش ۳، شرح اجمالی روش پیشنهادی ارائه خواهد شد و نتایج به دست آمده و بحث بر روی آنها در بخش ۴ بیان خواهند شد. در نهایت، نتیجه‌گیری مقاله در بخش ۵ خواهد بود.

۲. پژوهش‌های پیشین

در دهه‌های اخیر، استفاده از ویژگی‌های فیزیولوژیکی و بیومتریکی افراد برای تشخیص هویت در سیستم حضور و غیاب کارکنان، سامانه ارائه خدمات هوشمند و غیره مورد توجه قرار گرفته است. با این حال، اثر انگشت مانند امضا و دستخط ممکن است به صورت تقلبی توسط جاعل به دست آید [۷]. تشخیص هویت به کمک امواج مغزی نیز نیاز به الکتروود و یک سری امکانات خاص دارد که برای احراز بی‌درنگ هویت و بدون تماس فیزیکی با فرد متقاضی خدمات غیرحضوری مناسب نیست. بنابراین، استفاده از عنبیه به عنوان یک معیار بیومتریکی قابل اعتماد پیشنهاد می‌شود.

داگمن استفاده از توصیفگر گابور را برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر عنبیه، برای به دست آوردن بازدهی بالا پیشنهاد کرد [۸]. علاوه بر این، توصیفگرهای زیادی برای استخراج ویژگی پیشنهاد شده‌اند که از مزایای بافت پیچیده عنبیه استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر موجک هار [۹]، فیلتر بانک‌های فضایی [۱۰]، فیلتر بانک‌های جهتی [۱۱] و ویژگی‌های آماری باینری شده [۱۲] مورد بررسی قرار گرفته‌اند تا نرخ تشخیص را افزایش دهند.

با ورود تکنیک‌های یادگیری عمیق، رویکردهای جدیدی برای شناسایی عنبیه توسعه یافته‌اند. در سال ۲۰۱۶، DeepIris توسط لیو و همکاران ارائه شد [۱۳]. این کار به عنوان اولین تلاش برای حل مشکل تشخیص عنبیه با استفاده از شبکه عصبی

کانولوشنی بود. این مدل از یک شبکه عصبی کانولوشنی و یک بانک فیلتر برای تایید عنبیه تشکیل شده است. سپس، Gangwar و Joshi دو معماری عمیق‌تر به نام‌های DeepIrisNet A و DeepIrisNet B را پیشنهاد کردند [۱۴]. ژائو و کومار [۱۵]، شبکه‌ای به نام UniNet را بر اساس شبکه‌های کاملاً کانولوشن ارائه کردند. آنها یک تابع تلفات مربوط به تغییر تلفات سه‌گانه را معرفی کردند تا در مرحله تطبیق، بر روی عملیات انتقال بیت و ماسک ناحیه غیرعنبیه تمرکز کنند. وانگ و کومار [۱۶]، مدلی را برای یادگیری شبکه بر اساس کرنل‌های کانولوشنی پیشنهاد کردند تا ویژگی‌های بیشتری را از تصاویر عنبیه به دست آورند. همچنین، استفاده از تکنیک‌های تنظیم دقیق (fine-tuning)، برای غلبه بر مشکل نیاز به مجموعه داده عنبیه زیاد در معماری‌های پیچیده مورد بررسی قرار گرفته است [۱۷]. مینایی و همکاران [۱۸] لایه‌های کانولوشنی یک VGG از قبل آموزش دیده را برای استخراج ویژگی عنبیه بررسی کردند و برای دستیابی به دقت بیشتر، تعداد مولفه‌های مختلف PCA را ارزیابی کردند. ژائو و همکاران [۱۹]، روشی را بر اساس معماری شبکه کپسول معرفی کردند. آنها چندین ساختار کانولوشن با عمق مختلف را با توجه به خروجی‌های مختلف شبکه‌های از پیش آموزش دیده برای اتصال به ساختار کپسول ساختند.

اخیراً، در مرجع [۲۰] یک روش تشخیص عنبیه بر اساس مدل‌های طبقه‌بندی تصویر از پیش آموزش دیده پیشنهاد شده است که در آن از فیلترهای لایه‌های اول شبکه‌های عصبی کانولوشنی به عنوان استخراج‌کننده ویژگی استفاده می‌شود و برای مجموعه داده‌های جدید، نیازی به fine-tuning ندارد. از آنجایی که ویژگی‌های انتخابی استخراج شده از لایه‌های کانولوشنی، سطح عنبیه را رمزگذاری می‌کنند، این مزیت را دارند که به موقعیت‌های فضایی خاص محدود نمی‌شوند. لذا، انجام فرآیند انتقال بیت در مرحله تطبیق ضروری نیست.

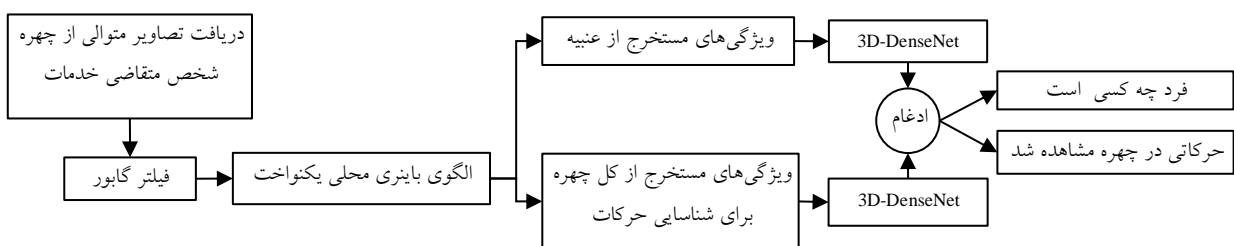
مرجع [۲۱] تشخیص عنبیه با مجموعه باز (بازشناسی در موقعیت‌های ناشناخته‌ای که مدل‌ها در طول فرآیند آموزش یاد نگرفته‌اند) را بر اساس یادگیری عمیق پیشنهاد می‌کند. در این روش، با آموزش شبکه عمیق، ویژگی‌های عنبیه استخراج شده

۳. روش پیشنهادی

در این بخش، روش پیشنهادی به تفصیل شرح داده خواهد شد. برای احراز بی‌درنگ هویت متقاضیان خدمات غیرحضوری الکترونیک، لازم است دوربین‌هایی در محل نصب شوند تا از چهره فرد فیلم‌برداری کنند. تعبیه چند دوربین در چند جهت مختلف برای تفکیک انسان واقعی از فیلم استفاده می‌شود. سپس، فیلم ضبط شده به تصاویر متوالی تبدیل شده و وارد مرحله پیش‌پردازش می‌شود. برای استخراج ویژگی و سپس طبقه‌بندی، فیلترهای گابور و الگوی باینری محلی یکنواخت به تصاویر (کل چهره و ناحیه چشم) اعمال می‌شوند و در دو مسیر به شبکه عصبی کانولوشنی سه بُعدی تغذیه می‌شوند. در نهایت، فرد بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از عنبیه تشخیص داده می‌شود و وجود حرکات در چهره فرد برای تشخیص زنده بودن وی شناسایی می‌شود. نمودار جریان روش پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است.

در نزدیکی مرکز ویژگی هر نوع تصویر عنبیه خوشه‌بندی شده و سپس، ویژگی‌های استخراج شده به یک فضای ویژگی جدید نگاشت و طبقه‌بندی می‌شوند. در نهایت، نمونه‌های کلاس ناشناخته با یک آستانه‌ی احتمال SoftMax تعیین می‌گردند. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که این روش عملکرد به نسبت خوبی در تشخیص عنبیه با مجموعه باز دارد و می‌تواند به طور موثر نمونه‌های عنبیه کلاس‌های ناشناخته را تشخیص دهد و تاثیر کمی بر توانایی تشخیص کلاس‌های شناخته شده نمونه‌های عنبیه دارد.

بر اساس دانش نویسندگان مقاله حاضر، روش‌های مورد استفاده در پژوهش‌های پیشین بر روی تنها یک تصویر عنبیه انجام شده‌اند و هیچ یک تصاویر متوالی عنبیه را برای تشخیص زنده بودن و شناسایی هویت فرد بصورت بی‌درنگ و بدون تاخیر مورد بررسی قرار نداده‌اند. همچنین، دقت تشخیص همچنان قابل ارتقا است.



شکل (۱): نمودار جریان روش پیشنهادی.

برای هم‌ترازی چهره در فریم‌های متوالی (شکل (۳)) از روش استفاده شده در مرجع [۲۵] استفاده می‌کنیم. فرض کنید که بردار $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ نماد کل مجموعه برش‌های ویدئو و m نیز نشان‌دهنده تعداد نمونه‌ها باشد، در این صورت، b امین برش ویدئویی نمونه $v_b = (I_{b,1}, I_{b,2}, \dots, I_{b,nb})$ است، که در آن $I_{b,i}$ همان i امین فریم و nb تعداد فریم برش ویدئویی v_b است.

ابتدا از تصویر جلویی (اولین تصویر) صورت I_{mod} به عنوان مدل استفاده می‌کنیم. ۶۸ نقطه از مدل صورت $\beta(I_{mod})$ با استفاده از مدل شکل فعال^۱ شناسایی می‌شوند. برای نرمال‌سازی

۳.۱. پیش‌پردازش

برای جداسازی تصویر چهره از پس‌زمینه پیچیده، از فیلتر رنگ مدل مخلوط گاوسین استفاده می‌کنیم (برای مطالعه جزئیات بیشتر به [۲۲] و [۲۳] مراجعه کنید). سپس، دو گوشه‌ی داخلی چشم و یک نقطه برجستگی نوک بینی در اولین فریم یافت شده و در سکانس‌های بُعدی با استفاده از الگوریتم Kanade-Lucas-Tomasi [۲۴] ردیابی می‌شوند. بنابراین، چرخش سر و تغییرات اندازه صورت در سکانس‌ها بر اساس هماهنگ شدن با مختصات این سه نقطه تصحیح می‌شوند. سه نقطه مورد نظر در شکل (۲) نشان داده شده‌اند.

^۱ Active Shape Model

در آخرین مرحله، ناحیه چهره از تصویر نرمال شده از هر کلیپ و با استفاده از مستطیل تعریف شده در اولین فریم $I'_{b,i}$ برش داده می‌شود.

برای تشخیص ناحیه چشم و برش آن، ابتدا مقادیر $A1$ ، $A2$ و $A3$ با استفاده از رابطه (۳) مشخص می‌شوند [۲۳]:

$$A1 = (I_{g_x})^2, A2 = (I_{g_y})^2, A3 = (I_{g_x}I_{g_y}) \quad (3)$$

که در آن I_{g_x} و I_{g_y} به ترتیب گرادیان تصویر در جهت‌های x و y هستند. سپس، R از رابطه (۴) به دست می‌آید:

$$R = [(A1)(A2) - (A3)^2] - K(A1 + A2)^2 \quad (4)$$

نقاط با بالاترین مقادیر R در ناحیه مشخص شده به عنوان ناحیه چشم انتخاب می‌شوند. از آنجایی که یکی از عوامل مفید برای تعیین محل چشم، تغییرات نامنظم در سطوح روشنایی صلبیه (ناحیه سفید چشم) است [۲۳]، رگ‌های خونی در این ناحیه به آنتروپی در سطح صلبیه کمک می‌کنند. بنابراین، آنتروپی رنگ برای تعیین مردمک چشم محاسبه می‌شود. احتمال آنتروپی از رابطه (۵) به دست می‌آید [۲۳]:

$$H(.) = - \sum_{q=1}^{numb} pix(x_q) \log_2 pix(x_q) \quad (5)$$

که در آن $pix(x_q)$ احتمال پیکسل x_q را نشان داده و $numb$ بیانگر تعداد پیکسل‌های هربخش است. تابع احتمال هر پیکسل، فرکانس شدت رنگ پیکسل در ناحیه انتخاب شده تقسیم بر فرکانس کل پیکسل‌ها است. دو ناحیه با بالاترین آنتروپی در چشم به عنوان ناحیه شامل مردمک تعیین می‌شوند. مرکز این مناطق به عنوان مرکز مردمک در نظر گرفته می‌شود.

۳.۲. استخراج ویژگی

برای استخراج ویژگی، ابتدا، بانکی از فیلترهای گابور چندجهته و چندمقیاسه به نواحی برش داده شده (کل چهره و ناحیه شامل عنبیه چشم) برای دستیابی به تصاویر اندازه گابور^۲ در حوزه فرکانس اعمال می‌شود (شکل (۴)). فیلتر گابور می‌تواند برای نمایش بهینه یک سیگنال در حوزه زمان و فرکانس به طور

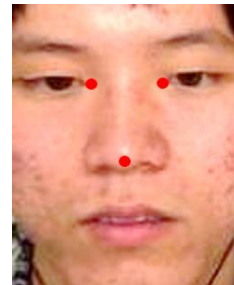
بیشتر تغییرات ناشی از نمونه‌های مختلف، از تابع تبدیل تصویر برای ایجاد ارتباط بین فریم $I_{b,1}$ و مدل‌های چهره I_{mod} استفاده می‌کنیم و فریم‌های باقیمانده در یک سکانس می‌توانند در مدل چهره ثبت شوند. وزن میانه محلی^۱ (W) برای محاسبه ماتریس انتقال برای ثبت چهره در تصویر نمونه بکار برده می‌شود. دلیل استفاده از ماتریس تبدیل این است که مدل شکل فعال ممکن است به اندازه کافی دقیق نباشد، لذا می‌تواند منجر به انحراف قابل توجهی از نقاط برای نقاط مشابه شود، حتی زمانی که صورت ثابت باقی می‌ماند. ماتریس انتقال T به صورت رابطه (۱) است [۲۲]:

$$T_b = W(\beta(I_{mod}), \beta(I_{b,1})) \quad b = 1, \dots, m \quad (1)$$

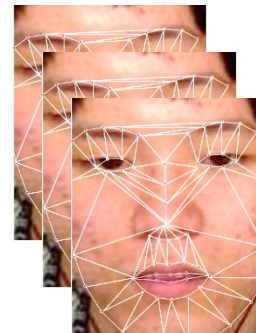
که در آن $\beta(I_{b,1})$ هماهنگی ۶۸ نقطه از اولین فریم در کلیپ v_b است. سپس، فریم‌ها با استفاده از ماتریس T_b نرمال می‌شوند. تصویر نرمال شده I' طبق رابطه (۲) به عنوان تصویر انتقالی دو بعدی از تصویر اصلی، محاسبه می‌شود [۲۵]:

$$I'_{b,i} = T_b \times I_{b,i} \quad i = 1, \dots, n_b \quad (2)$$

که در این رابطه i امین فریم نرمال شده کلیپ v'_b است.



شکل (۲): سه نقطه مشخص شده در صورت.

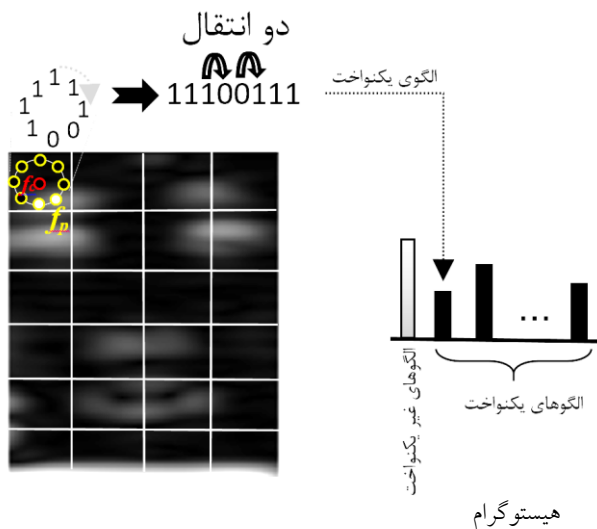


شکل (۳): هم‌ترازی چهره.

² Gabor Magnitude

¹ Local Weighted Mean

به عنوان مثال، بخشی از یک تصویر با 3×3 پیکسل را در نظر بگیرید که در آن یک پیکسل در وسط (f_{center}) و هشت پیکسل در اطراف (f_p) قرار دارند. حال باید مقدار مربوط به هر پیکسل با مقدار پیکسل مرکزی مقایسه شود. به عبارت دیگر، تفاضل مقدار روشنایی هر پیکسل از مقدار روشنایی پیکسل مرکزی را محاسبه می‌کنیم. مقادیر پیکسل‌ها می‌تواند از ۰ تا ۲۵۵ باشد. سپس، برای تبدیل به الگوی باینری محلی (به صورت دودویی) مقادیر بزرگتر یا مساوی پیکسل مرکزی (مقادیر مثبت)، یک منطقی (۱) و مقادیر کوچکتر از آن (مقادیر منفی)، صفر منطقی (۰) در نظر گرفته می‌شوند. هشت عدد صفر یا یک کنار هم قرار می‌گیرند و اگر انتقال از صفر به یک یا بالعکس، کمتر یا مساوی دو باشد؛ آنگاه الگوی باینری محلی تولید شده، یکنواخت است و دارای بین^۱ جداگانه در هیستوگرام است. سایر الگوها در یک بین به نام الگوهای غیریکنواخت قرار می‌گیرند. برای درک بهتر، شکل (۵) را مشاهده کنید. نقشه ویژگی^۲ به دست آمده پس از اعمال الگوی باینری محلی یکنواخت در شکل (۶) قابل مشاهده است. این تصویر، ورودی مرحله بعد است.



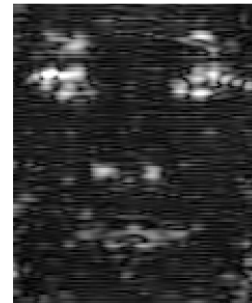
شکل (۵): محاسبه الگوی باینری یکنواخت بر روی تصویر اندازه گابور. پیکسل مرکزی f_{center} با رنگ قرمز و f_p با رنگ زرد مشخص شده‌اند.

¹ Bin
² Feature map

همزمان مورد استفاده قرار گیرد و به شکل زیر تعریف می‌شود [۲۶]:

$$G(X_0, Y_0, \alpha, \psi) = \frac{1}{2\pi\zeta^2} \exp\left[-\left(\frac{X_0^2 + Y_0^2}{2\zeta^2}\right)\right] \times \left[\exp(j\psi X_0) - \exp\left(-\frac{\psi^2 \zeta^2}{2}\right) \right] \quad (6)$$

که در این رابطه $X_0 = X \cos(\alpha) + Y \sin(\alpha)$ و $Y_0 = -X \sin(\alpha) + Y \cos(\alpha)$ مختصات مکانی فیلتر گابور، ψ و α معرف مقیاس و جهت فیلتر گابور و $\zeta = \pi/\psi$ بیانگر انحراف معیار تابع گاوسی است.



شکل (۴): تصویر اندازه‌ی گابور.

بازنمایی گابور به وسیله کانولوشن با فیلتر گابور مطابق رابطه زیر استخراج می‌شود [۲۶]:

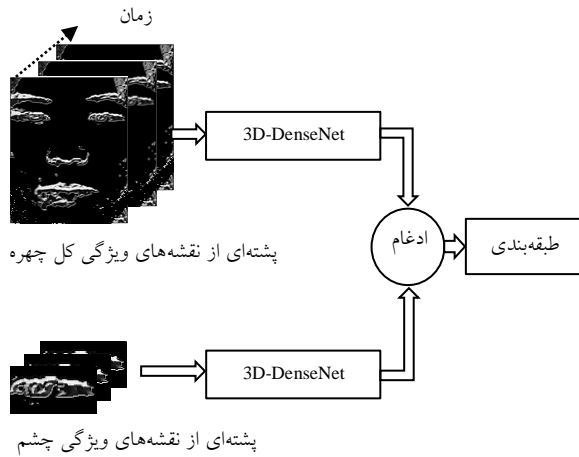
$$G(X, Y, \alpha, \psi) = G(X_0, Y_0, \alpha, \psi) * I(X, Y) \quad (7)$$

که در آن * بیانگر عملگر کانولوشن است. سپس، ویژگی‌های استخراج شده توسط فیلترهای گابور با استفاده از روش الگوی باینری محلی یکنواخت به صورت اعداد باینری رمزگذاری می‌شوند. در واقع، هر پیکسل یک تصویر اندازه گابور به وسیله آستانه‌گذاری پیکسل‌های $f_p (p = 0, 1, \dots, 7)$ همسایگی ۳ در ۳ با پیکسل مرکزی f_{center} و با در نظر گرفتن نتیجه به عنوان یک عدد باینری برچسب‌گذاری می‌شوند. در واقع، الگوی باینری محلی در تصویر اندازه گابور به شکل رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

$$LBP(x_{center}, y_{center}) = \sum_{p=0}^7 Sgn(f_p - f_{center}) 2^p \quad (8)$$

$$Sgn(f_p - f_{center}) = \begin{cases} 0 & f_p < f_{center} \\ 1 & f_p \geq f_{center} \end{cases}$$

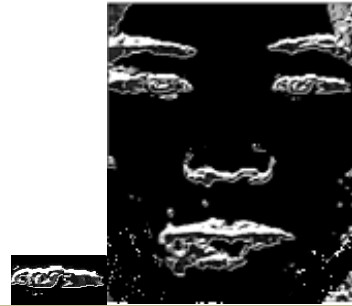
هستند. اگر نقشه‌های ورودی با اعمال افزودن صفر^۱، 6×6 باشند، آنگاه کرنل $3 \times 3 \times 3$ که به صورت یک مکعب است، بر روی آنها اعمال می‌شود. در حقیقت، افزودن صفر برای اصلاح اندازه ویژگی است.



شکل (۷): پشته‌ای از نقشه‌های ویژگی از کل ناحیه صورت و ناحیه چشم در دو مسیر به‌طور همزمان به DENSENET سه بُعدی داده می‌شوند.

در pooling سه بُعدی، ورودی $H \times W_i \times L \times CM$ گرفته می‌شود که CM کانال نقشه است. یک کرنل $H_k \times W_k \times L_k$ تعریف شده که H_k ، W_k و L_k ارتفاع، عرض و طول کرنل هستند. گام، برابر با ۲ تعریف شده و در نهایت، خروجی $H_o \times W_o \times L_o \times C M_o$ تولید می‌شود.

به طور کلی، ۳ بلوک متراکم^۲ در DenseNet سه بُعدی با ۴۰ لایه وجود دارد. قبل از اولین بلوک متراکم، یک کانولوشن و کرنل سه بُعدی روی نقشه‌ها استفاده می‌شود. دو لایه انتقال^۳ بین بلوک‌های متراکم وجود دارد که شامل کانولوشن و $TL \times 2 \times 2$ pooling است. در انتقال اول، TL برابر با ۱ است و در دیگری، برابر با ۲ می‌باشد. تابع فعال‌ساز ReLU برای افزایش غیرخطی بودن تابع تصمیم و جلوگیری از اشباع است. در اتصال کامل دو مسیر به یکدیگر متصل می‌شوند. برای طبقه‌بندی، در لایه آخر از فعال‌ساز سیگموئید و Categorical Cross entropy استفاده می‌کنیم تا دو خروجی به‌طور همزمان فعال شود. یکی، فرد



شکل (۶): نقشه ویژگی به دست آمده پس از اعمال الگوی باینری محلی یکنواخت، کل چهره در سمت راست و ناحیه چشم شامل عنبیه در سمت چپ قابل مشاهده است.

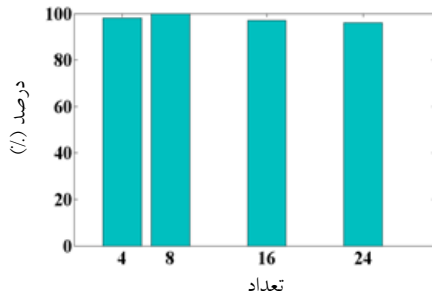
۳.۳. طبقه‌بندی

برای طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده و لذا احراز هویت و شناسایی زنده بودن افراد از مدل پیشنهادی شبکه عصبی کانولوشنی سه بُعدی (3D-DenseNet) در دو مسیر استفاده می‌شود. تصاویر به دست آمده از مرحله قبل پس از تبدیل به فیلم، ورودی شبکه هستند. به‌طور واضح‌تر، پس از اعمال فیلترهای گابور و الگوی باینری محلی یکنواخت به تصاویر متوالی دریافت شده از دوربین، پشته‌ای از نقشه‌های ویژگی از کل ناحیه صورت و ناحیه چشم در امتداد بُعد زمان تولید می‌شود که به صورت فیلم در دو مسیر (در یک مسیر نقشه‌های ویژگی کل چهره و در مسیر دیگر، نقشه‌های ویژگی چشم) به‌طور همزمان به DenseNet سه بُعدی داده می‌شوند (شکل (۷)). در واقع، این شبکه می‌تواند حرکات ریز و درشت را در تصاویر متوالی یاد بگیرد و همچنین، فرد متقاضی خدمات را بر اساس ویژگی‌های منحصر بفرد وی شناسایی کند. برای ایجاد شبکه 3D-DenseNet، اطلاعات زمانی به تمام لایه‌های داخلی (یعنی pooling سه بُعدی، کانولوشن سه بُعدی، ReLU، و کاملاً متصل (fully connected)) در DenseNet اضافه می‌شوند. لایه‌های سه بُعدی با استفاده از مدل‌سازی اطلاعات زمانی، ویژگی‌های مکانی-زمانی را یاد می‌گیرند. برای کانولوشن سه بُعدی، اطلاعات را در امتداد محور سوم (به عنوان مثال، بُعد زمانی) به کرنل، حجم ورودی و خروجی اضافه می‌کنیم. پشته‌های ورودی دارای سه بُعد (H: ارتفاع، W_i : عرض و L: طول)

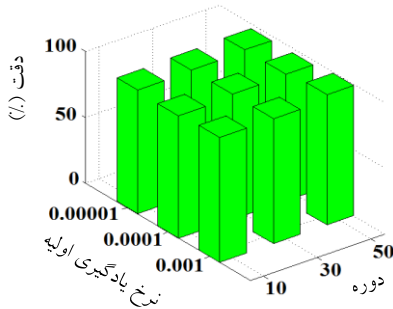
¹ Zero padding

² Dense block

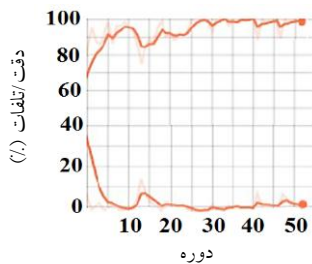
³ Transition layer



شکل (۱۰): درصد احراز هویت افراد با مقادیر مختلف تعداد FP.



شکل (۱۱): دقت احراز هویت با نرخ یادگیری اولیه و اندازه دسته مختلف.



شکل (۱۲): نمودار دقت و تلفات در مرحله آموزش شبکه.

علاوه بر آنچه بیان شد، بهره‌وری روش پیشنهادی با استفاده از معیارهای شناخته شده اندازه‌گیری می‌شود. این معیارها شامل حساسیت^۴ (Sensitiv.)، امتیاز F1، ویژگی^۵ (Specifi.) و صحت^۶ (Preci.) هستند. برای محاسبه این معیارها، از روابط (۹) تا (۱۲) استفاده می‌شود [۲۹].

$$Sensitiv. = \frac{Tr. Po.}{Fal. Ne. + Tr. Po.} \quad (9)$$

$$Preci. = \frac{Tr. Po.}{Fal. Po. + Tr. Po.} \quad (10)$$

⁴ Sensitivity
⁵ Specificity
⁶ Precision

دهیم. پیاده‌سازی آن در پایتون با Tensor-flow انجام می‌شود. برای بهینه‌سازی از SGD^۱ استفاده می‌شود. اندازه دسته^۲ برابر با ۱۰ انتخاب شده و نرخ یادگیری اولیه ۰/۰۰۱ در ۵۰ دوره^۳ است. زمان آموزش ۱/۵ روز طول کشید و نسبت داده‌های آزمایش به آموزش، ۰/۲۵ در نظر گرفته شد.

۴.۳. نتایج آزمایش‌ها و بحث

درصد احراز هویت و تشخیص افراد با روش‌های مختلف استخراج‌کننده ویژگی در جدول (۱) آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی نتایج مطلوبی را تولید کرده است. این نشان می‌دهد که اعمال فیلتر گابور و الگوی باینری محلی یکنواخت، ویژگی‌های مفید و موثری را در اختیار شبکه قرار می‌دهند. قابل ذکر است که پارامتر تعداد f_p بر نتیجه احراز هویت افراد تاثیرگذار است. در شکل (۱۰)، مقادیر مختلف این پارامتر و درصد احراز هویت با استفاده از روش پیشنهادی آمده است. طبق نتایج به دست آمده، $f_p=8$ بهترین نتیجه را تولید کرده است. همچنین، دقت احراز هویت با نرخ یادگیری اولیه در اندازه دسته مختلف، متغیر است که در شکل (۱۱) می‌توان مشاهده کرد. بهترین عملکرد با نرخ یادگیری اولیه ۰/۰۰۱ در ۵۰ دوره است. نمودار دقت و تلفات در مرحله آموزش نیز در شکل (۱۲) نشان داده شده است.

جدول (۱): احراز هویت و تشخیص افراد با استفاده از روش‌های مختلف استخراج‌کننده ویژگی

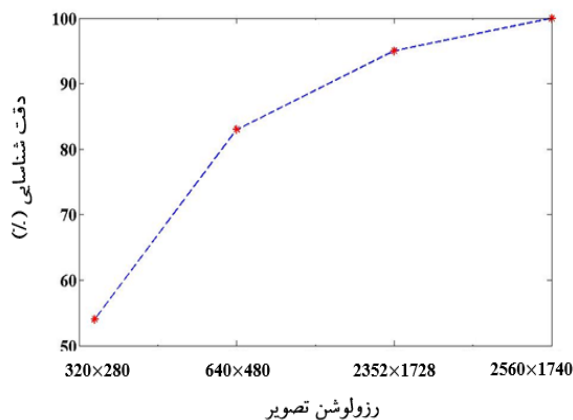
| روش | درصد احراز هویت (%) |
|---------------------------------------|---------------------|
| نقشه لبه مبتنی بر گرادیان | ۸۶/۴۹ |
| الگوی باینری محلی | ۹۰/۷۹ |
| توزیع B | ۹۲/۸۸ |
| توزیع ویگنر-وایل | ۹۳/۱۵ |
| فیلتر گابور | ۹۴/۰۷ |
| روش فازی | ۹۶/۳۸ |
| ترکیب الگوی باینری محلی و فیلتر گابور | ۹۸/۳۴ |
| روش پیشنهادی | ۹۹/۹۹ |

¹ Stochastic Gradient Descent
² Batch size
³ Epoch

جدول (۴): نتایج حاصل از اعتبارسنجی متقابل با استفاده از روش پیشنهادی در پایگاه داده‌های CASME2.

| امتیاز F1 | صحت | ویژگی | حساسیت | |
|-----------|-------|-------|--------|---------|
| ۰/۹۹ | ۱ | ۱ | ۰/۹۹ | Fold1 |
| ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | Fold2 |
| ۰/۹۷ | ۰/۹۸ | ۰/۹۸ | ۰/۹۷ | Fold3 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۹ | ۰/۹۸ | Fold4 |
| ۰/۹۷ | ۱ | ۰/۹۹ | ۰/۹۵ | Fold5 |
| ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | Fold6 |
| ۰/۹۷ | ۱ | ۰/۹۸ | ۰/۹۶ | Fold7 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۶ | ۰/۹۷ | Fold8 |
| ۰/۹۸ | ۰/۹۹ | ۰/۹۸ | ۰/۹۸ | Fold9 |
| ۰/۹۹ | ۱ | ۱ | ۰/۹۹ | Fold10 |
| ۰/۹۸ | ۰/۹۹۵ | ۰/۹۸۶ | ۰/۹۷۷ | میانگین |

قابل ذکر است که دقت شناسایی و امنیت پایدار با رزولوشن تصاویر نسبت مستقیم دارد. شکل (۱۳) دقت شناسایی و احراز هویت شخص را با رزولوشن‌های مختلف تصاویر نشان می‌دهد. در نتیجه، استفاده از دوربین با رزولوشن بالا و نرخ فریم مناسب کارآمد خواهد بود، زیرا وضوح و رزولوشن پایین می‌تواند منجر به خطا و اشتباه در شناسایی شود. نرخ فریم نیز باید مناسب باشد تا در اثر حرکت، تصاویر مات تولید نشوند.



شکل (۱۳): احراز هویت با تصاویر با رزولوشن متفاوت.

در جدول (۵)، مقایسه دقت شناسایی افراد بر اساس عنبیه با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه عصبی کانولوشنی مورد استفاده در پژوهش‌های پیشین و مدل پیشنهادی در پژوهش

$$F1score = 2 \left(\frac{Preci. \times Sensitiv.}{Preci. + Sensitiv.} \right) \quad (11)$$

$$Specifi. = \frac{Tr. Ne.}{Fal. Po. + Tr. Ne.} \quad (12)$$

در این روابط، منظور از Fal.Ne. و Fal.Po.، Tr.Ne.، Tr.Po. ترتیب مثبت صحیح، منفی صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب می‌باشد.

در ادامه، استراتژی اعتبارسنجی متقابل ۱۰ برابری به کار گرفته شده است. در این استراتژی، داده‌ها به طور تصادفی به ده دسته تقسیم می‌شوند که به صورت تقریبی دارای نسبت‌های مشابهی از برچسب‌های کلاس در هر دسته هستند. در ده آزمایش، نه مورد برای آموزش و یک مورد برای آزمایش استفاده شده و در نهایت، میانگین نتایج گزارش می‌شود. نتایج حاصل از اعتبارسنجی متقابل با استفاده از روش پیشنهادی در پایگاه داده‌های CASME و CASME2 به ترتیب در جدول‌های (۳) و (۴) آورده شده است. طبق نتایج، میانگین صحت در هر دو پایگاه داده بیش از ۹۹/۵ درصد است. میانگین نرخ مثبت صحیح برای شناسایی صحیح افراد نیز حدود ۹۸٪ در هر دو پایگاه داده‌ی مورد استفاده است. لذا، احراز هویت متقاضیان خدمات غیرحضوری در شرایط واقعی با استفاده از روش پیشنهادی با خطای بسیار کم انجام خواهد شد.

جدول (۳): نتایج حاصل از اعتبارسنجی متقابل با استفاده از روش پیشنهادی در پایگاه داده‌های CASME.

| امتیاز F1 | صحت | ویژگی | حساسیت | |
|-----------|-------|-------|--------|---------|
| ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | Fold1 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۸ | ۰/۹۸ | Fold2 |
| ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | ۰/۹۹ | Fold3 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۸ | ۰/۹۷ | Fold4 |
| ۰/۹۷ | ۱ | ۰/۹۹ | ۰/۹۶ | Fold5 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۸ | ۰/۹۸ | Fold6 |
| ۰/۹۸ | ۰/۹۹ | ۰/۹۷ | ۰/۹۸ | Fold7 |
| ۰/۹۹ | ۱ | ۰/۹۶ | ۰/۹۹ | Fold8 |
| ۰/۹۹ | ۱ | ۱ | ۰/۹۹ | Fold9 |
| ۰/۹۸ | ۱ | ۰/۹۹ | ۰/۹۸ | Fold10 |
| ۰/۹۸ | ۰/۹۹۷ | ۰/۹۸ | ۰/۹۸ | میانگین |

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله به ارائه روشی برای احراز هویت متقاضیان خدمات غیرحضورى الکترونیك به صورت بی‌درنگ بر مبنای سنجه بیومترىکی عنیبه پرداخته شده است. طبق نتایج، مشخص شد که استفاده از این روش، امنیت پایدار را در فضای مجازی تا حد قابل قبولی افزایش می‌دهد. بنابراین، روش پیشنهادی می‌تواند در فضای سایبری و هنگام استفاده از خدمات الکترونیك غیرحضورى مصونیت ایجاد کند. علت دقت بالا در احراز هویت اشخاص با روش پیشنهادی، ترکیب فیلترهای گابور و الگوی باینری محلی یکنواخت با شبکه عصبی کانولوشنی DenseNet سه بعدی در دو مسیر می‌باشد که علاوه بر احراز هویت، زنده بودن شخص را نیز تشخیص می‌دهد. بر اساس آزمایش‌ها، کل زمان پردازش بین ۰/۱ تا ۰/۳ ثانیه بود. در آینده، این روش می‌تواند برای احراز هویت متقاضیان خدمات غیرحضورى الکترونیك در سایر نهادها مورد استفاده قرار گیرد.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعى ندارند.

حاضر انجام شده است. این جدول، افزایش دقت احراز هویت را با مدل پیشنهادی تایید می‌کند. همچنین در جدول (۶)، درصد شناسایی حرکات ریز در دو پایگاه داده مورد استفاده با سایر مقالات مرتبط مقایسه شده است که نشان‌دهنده عملکرد مطلوب روش پیشنهادی در مقابل سایر روش‌ها می‌باشد.

جدول (۵): دقت شناسایی افراد بر اساس عنیبه با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه عصبی کانولوشنی.

| مدل | دقت (%) |
|--------------|---------|
| VGG-16 | ۹۳/۸ |
| ResNet50 | ۹۹/۳ |
| Xception | ۹۹/۴ |
| مدل پیشنهادی | ۹۹/۹ |

جدول (۶): درصد شناسایی حرکات ریز در دو پایگاه داده CASME و CASME2

| درصد شناسایی (%) | | مرجع |
|------------------|-------|--------------|
| CASME2 | CASME | |
| ۸۸ | ۹۳ | [۳۰] |
| ۹۵ | ۸۰ | [۳۱] |
| ۸۶ | ۷۴ | [۳۲] |
| ۹۸ | ۹۹ | مدل پیشنهادی |

مراجع

- [1] R. Saniei, A. Qeble, and M. Ebrahimi Moghadam, "identity recognition based on the way of walking using fuzzy-spiky hierarchical model," *Comput. Sci. J.*, vol. 3, no. 4, pp. 80-95, 2018 [In Persian].
- [2] V. Esmaili, M. Mohassel Feghhi, and S.O. Shahdi, "A comprehensive survey on facial micro-expression: approaches and databases," *Multim. Tools Appl.*, vol. 81, no. 28, pp. 40089-40134, 2022, doi: 10.1007/s11042-022-13133-2.
- [3] V. Esmaili and M. Mohassel Feghhi, "Diagnosis of Covid-19 Disease by Combining Hand-crafted and Deep-learning Methods on Ultrasound Data," *J. Mach. Vis. Image Process.*, vol. 9, no. 4, pp. 31-41, 2022, doi: 20.1001.1.23831197.1401.9.4.3.0.
- [4] V. Esmaili, M. Mohassel Feghhi, and S.O. Shahdi, "Early COVID-19 Diagnosis from Lung Ultrasound Images Combining RIULBP-TP and 3D-DenseNet," in 9th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS), Bam, Iran, 2022, pp. 1-5, doi: 10.1109/CFIS54774.2022.9756430.
- [5] M. Eftekharian and A. Nodehi, "Breast Cancer Diagnosis and Classification Improvement based on Deep Learning and image Processing methods," *Soft Comput. J.*, 2022, doi: 10.22052/scj.2023.246416.1067 [In Persian].
- [6] F. Zare Mehrjardi, M. Yazdian-Dehkordi, and A. Latif, "Evaluating classical machine learning and deep-learning methods in sentiment analysis of Persian telegram message," *Soft Comput. J.*, vol. 11, no. 1, pp. 88-105, 2022, doi: 10.22052/scj.2023.246553.1077 [In Persian].
- [7] Z. Farahmandpoor, H. Nikmehr, M. Mansoorzade, and O. Tabibzadeh Ghamsary, "A Novel Intelligent Persian Authorship System based on Writing Style," *Soft Comput. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 26-35, 2013, doi: 20.1001.1.23223707.1391.1.2.60.9 [In Persian].
- [8] J. Daugman, "How iris recognition works," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 21-30, 2004, doi: 10.1109/TCSVT.2003.818350.
- [9] T.W. Ng, T.L. Tay, and S.W. Khor, "Iris recognition using rapid Haar wavelet decomposition," in 2nd Int. Conf. Signal Process. Syst., Dalian, China, 2010, pp. V1-820-V1-823, doi: 10.1109/ICSPS.2010.5555246.
- [10] L. Ma, Y. Wang, and T. Tan, "Iris recognition using

- circular symmetric filters,” in Proc. 16th Int. Conf. Pattern Recognit., Quebec City, QC, Canada, 2002, pp. 414-417 vol.2, doi: 10.1109/ICPR.2002.1048327.
- [11] C.-H. Park, J.-J. Lee, M.J. Smith, and K.-H. Park, “Iris based personal authentication using a normalized directional energy feature,” in Proc. Int. Conf. Audio Video-Based Biometric Person Authentication, Berlin, Heidelberg, doi: 10.1007/3-540-44887-X_27.
- [12] A. Czajka, D. Moreira, K.W. Bowyer, and P.J. Flynn, “Domain-specific human-inspired binarized statistical image features for Iris recognition,” in Proc. IEEE Winter Conf. Appl. Comput. Vis. (WACV), Waikoloa, HI, USA, 2019, pp. 959-967, doi: 10.1109/WACV.2019.00107.
- [13] N. Liu, M. Zhang, H. Li, Z. Sun, and T. Tan, “Deepiris: Learning pairwise filter bank for heterogeneous iris verification,” Pattern Recognit. Lett., vol. 82, pp. 154-161, 2016, doi: 10.1016/j.patrec.2015.09.016.
- [14] A. Gangwar and A. Joshi, “DeepIrisNet: Deep iris representation with applications in iris recognition and cross sensor iris recognition,” in Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. (ICIP), Phoenix, AZ, USA, 2016, pp. 2301-2305, doi: 10.1109/ICIP.2016.7532769.
- [15] Z. Zhao and A. Kumar, “Towards more accurate iris recognition using deeply learned spatially corresponding features,” in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. (ICCV), Venice, Italy, 2017, pp. 3829-3838, doi: 10.1109/ICCV.2017.411.
- [16] K. Wang and A. Kumar, “Toward more accurate iris recognition using dilated residual features,” IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 14, no. 12, pp. 3233-3245, 2019, doi: 10.1109/TIFS.2019.2913234.
- [17] K. Nguyen, C. Fookes, A. Ross, and S. Sridharan, “Iris recognition with off-the-shelf CNN features: A deep learning perspective,” IEEE Access, vol. 6, pp. 18848-18855, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2784352.
- [18] S. Minaee, A. Abdolrashidiy, and Y. Wang, “An experimental study of deep convolutional features for iris recognition,” in Proc. IEEE Signal Process. Med. Biol. Symp. (SPMB), Philadelphia, PA, USA, 2016, pp. 1-6, doi: 10.1109/SPMB.2016.7846859.
- [19] T. Zhao, Y. Liu, G. Huo, and X. Zhu, “A deep learning iris recognition method based on capsule network architecture,” IEEE Access, vol. 7, pp. 49691-49701, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2911056.
- [20] J.E. Zambrano, D.P. Benalcazar, C.A. Perez, and K.W. Bowyer, “Iris Recognition Using Low-Level CNN Layers Without Training and Single Matching,” IEEE Access, vol. 10, pp. 41276-41286, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3166910.
- [21] J. Sun, S. Zhao, S. Miao, X. Wang, and Y. Yu, “Open-set iris recognition based on deep learning,” IET Image Process., vol. 16, no. 9, pp. 2361-2372, 2022, doi: 10.1049/ipr2.12493.
- [22] M.R.R. Fini, M.A.A. Kashani, and M. Rahmati, “Eye detection and tracking in image with complex background,” in 3rd Int. Conf. Electron. Comput. Technol., Kanyakumari, India, 2011, pp. 57-61, doi: 10.1109/ICECTECH.2011.5942050.
- [23] M.A.A. Kashani, M.M. Arani, and M.R.R. Fini, “Eye detection and tracking in images with using bag of pixels,” in 3rd Int. Conf. Commun. Softw. Networks, Xi’an, China, 2011, pp. 64-68, doi: 10.1109/ICCSN.2011.6014219.
- [24] C. Tomasi and T. Kanade, Detection and Tracking of Point Features, School of Computer Science, Carnegie Mellon Univ. Pittsburgh, 1991.
- [25] X. Li, X. Hong, A. Moilanen, X. Huang, T. Pfister, G. Zhao, and M. Pietikainen, “Towards reading hidden emotions: a comparative study of spontaneous micro-expression spotting and recognition methods,” IEEE Trans. Affect. Comput., vol. 9, no. 4, pp. 563-577, 2018, doi: 10.1109/TAFFC.2017.2667642.
- [26] C. Hu, D. Jiang, H. Zou, X. Zuo, and Y. Shu, “Multi-task micro-expression recognition combining deep and handcrafted features,” in 24th Int. Conf. Pattern Recognit. (ICPR), Beijing, China, 2018, pp. 946-951, doi: 10.1109/ICPR.2018.8545555.
- [27] W.J. Yan, X. Li, S.J. Wang, G. Zhao, Y.J. Liu, Y.H. Chen, and X. Fu, X., “CASME II: An improved spontaneous micro-expression database and the baseline evaluation,” PloS one, vol. 9, no. 1, p. e86041, 2014, doi: 10.1371/journal.pone.0086041.
- [28] W.J. Yan, Q. Wu, Y.J. Liu, S.J. Wang, and X. Fu, “CASME database: a dataset of spontaneous micro-expressions collected from neutralized faces,” in 10th IEEE Int. Conf. Worksh. Autom. Face Gesture Recognit. (FG), Shanghai, China, 2013, pp. 1-7, doi: 10.1109/FG.2013.6553799.
- [29] H. Dalianis, “Evaluation Metrics and Evaluation,” in Clinical Text Mining, pp.45-53, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-78503-5_6.
- [30] V. Esmaili, M. Mohassel Feghhi, S.O. Shahdi, “Spotting micro-movements in image sequence by introducing intelligent cubic-LBP,” IET Image Process., vol. 16, no. 14, pp. 3814-3830, 2022, doi: 10.1049/ipr2.12596.
- [31] V. Esmaili, M. Mohassel Feghhi, S.O. Shahdi, “Automatic Micro-Expression Recognition using LBP-SIPI and FR-CNN,” AUT J. Model. Simul., vol. 54, no. 1, pp. 59-72, 2022, doi: 10.22060/MISCJ.2022.21133.5272.
- [32] V. Esmaili, M. Mohassel Feghhi, S.O. Shahdi, “Micro-Expression Recognition based on the Multi-Color ULBP and Histogram of Gradient Direction from Six Intersection Planes,” J. Iranian Assoc. Electr. Electron. Eng., vol. 19, no. 3, pp. 123-130, 2022, doi: 10.52547/jiaeee.19.3.123.