

فصلنامه پژوهش‌های حفاظتی - امنیتی
دانشگاه جامع امام حسین (علیه السلام)

سال سیزدهم، شماره ۵۰ (تابستان ۱۴۰۲) صص ۱۸۷-۲۱۲

ارائه روش ترکیبی تشخیص تغییر چهره با استفاده از پردازش تصویر: رویکرد یادگیری ماشین

● محمد ذوالفقاری ●

کارشناس ارشد مهندسی فناوری اطلاعات و امنیت دانشگاه امام باقر (علیه السلام)، تهران، ایران

● احسان ابراهیمی ●

استادیار دانشگاه امام باقر (علیه السلام)، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۱۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۸

چکیده

فناوری‌های بیومتریک، شامل اثر انگشت، اسکن عنبیه و تشخیص چهره، در سال‌های اخیر به ابزارهای کلیدی شناسایی هویت تبدیل شده‌اند. در این میان، تشخیص چهره به‌ویژه در مراکز امنیتی، نهادهای انتظامی و اماکن عمومی، نقشی حیاتی در احراز هویت ایفا می‌کند. هم‌زمان با پیشرفت فناوری‌های تشخیص چهره، تلاش مجرمان برای پنهان‌سازی هویت از طریق تغییرات چهره به یک چالش امنیتی تبدیل شده است. با وجود نیاز روزافزون به این فناوری در ایران، توسعه ابزارهای بومی و کارآمد در این حوزه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این پژوهش با هدف شناسایی و تحلیل ویژگی‌های مرتبط با تغییر چهره در روش‌های تشخیص چهره مبتنی بر پردازش تصویر و یادگیری ماشین انجام شده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که الگوریتم بیز ساده با دقت ۹۳،۳۰ درصد و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با دقت ۸۶،۳۰ درصد در تشخیص تغییرات چهره عملکرد قابل توجهی داشته‌اند؛ همچنین، روش ترکیبی با دقت ۹۶،۶۷ درصد کارایی بهتری ارائه کرده است. یافته‌های این مطالعه می‌تواند به بهبود دقت و کارایی سامانه‌های نظارتی و امنیتی منجر شود. تأکید بر جنبه‌های حفظ حریم خصوصی در کنار توسعه این سامانه‌ها ضروری است. امید است نتایج این پژوهش، زمینه را برای توسعه الگوریتم‌های پیشرفته‌تر و پیاده‌سازی سامانه‌های کارآمدتر در حوزه تشخیص تغییر چهره فراهم آورد.

کلمات کلیدی: احراز هویت، پردازش تصویر، تشخیص چهره، تغییر چهره، یادگیری ماشین.

سامانه تشخیص چهره یک فناوری توانمند در شناسایی و تأیید هویت افراد با استفاده از عکس یا ویدئو است. این سامانه بر اساس فناوری هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، قادر به شناسایی چهره افراد با دقت بالا بوده و نقش بسیار مهمی در تأیید هویت افراد ایفا می‌کند. امروزه شناسایی افراد از روی چهره که بر پایه پردازش تصویر است، به عنوان یک قابلیت اطمینان‌بخش به حساب می‌آید و نقش به‌سزایی در احراز هویت دارد.

مهم‌ترین عامل ضرورت انجام این روش، شناسایی تغییرات چهره افراد و ارائه آن به کاربران نظارتی و امنیتی است تا در صورت متفاوت بودن چهره افراد با مدارک و مستندات، هشدار لازم در بازشناسی اولیه هویت فرد داده شود. بر این اساس تأییدیه چهره و احراز هویت عمدتاً با استفاده از داده‌هایی است که از تصاویر شخص در بانک اطلاعاتی ذخیره شده به دست آمده است. ممکن است در مقایسه تفاوت‌های ظاهری فرد با چهره اصلی موردنظر، پایگاه داده دچار خطا شود و تصاویر فرد از لحاظ ظاهری با اطلاعات ذخیره شده در بانک اطلاعات فرق کرده باشد، از این‌رو، مسئله و نیاز بازشناسی چهره مبتنی بر پردازش تصویر با استفاده از یادگیری ماشین به‌عنوان یک شاخص تحقیق شناخته می‌شود.

تاکنون مطالعات بسیاری پیرامون پردازش تصویر با محوریت چهره انجام شده است، مطالعاتی مانند: تشخیص احساسات، پیش‌بینی سن و احراز هویت که همه آن‌ها با آزمایش بر روی چهره صورت گرفته است اما می‌توان گفت در زمینه تغییر چهره کار زیادی صورت نگرفته است. (Bourlai & Karnan, 2019)

انسان و رایانه در تشخیص چهره و احراز هویت با هم متفاوت هستند. یک سامانه زمانی در شناسایی چهره افراد با چالش روبرو شود که به اجزای مختلف صورت توجه کند.

در این مقاله این سؤال مورد بررسی قرار می‌گیرد که چگونه ایده تشخیص ترکیبی تغییر چهره با استفاده از پردازش تصویر می‌تواند از پیش‌بینی داده‌های قبلی چهره افراد پیشی بگیرد.

همچنین در این طرح به‌طور ویژه، میزان متفاوت بودن چهره هر فرد با توجه به اجزای مختلف صورت مورد بررسی قرار می‌گیرد و از طریق آن ویژگی‌های بارز را برای پردازش به کار خواهد گرفت و زمانی که بخش‌های فردی چهره به صورت یک بردار ترکیب شود به‌عنوان شاخص معرفی

خواهند شد.

مسئله مهم و بررسی شده در این پژوهش، روش‌های شناسایی متمایز بودن چهره اصلی از ظاهر صورت شخص در تصویر است.

داده‌های مورد مطالعه شامل داده‌های اصلی و تغییر یافته می‌باشد. در این تحقیق تنها داده‌هایی که از طریق خروجی پردازش تصویر در نظر گرفته شده است مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در تشخیص تغییر چهره انسان توسط ماشین، ما در حال بررسی میزان باز شناخت بخش‌های مختلف تغییر چهره هستیم و به بررسی سطوح مختلف آن در یادگیری ماشین می‌پردازیم. در این حالت، ترکیبی از معماری‌های مبتنی بر داده کاوی با نظارت در طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مهم‌ترین عامل ضرورت انجام این تحقیق، شناسایی تغییرات چهره افراد مظنون و ارائه آن به کاربران نظارتی و امنیتی است. بر این اساس تأییدیه چهره و احراز هویت عمدتاً با استفاده از داده‌هایی است که از تصاویر شخص در بانک اطلاعاتی ذخیره شده به دست آمده است. ممکن است در مقایسه تفاوت‌های ظاهری فرد با چهره اصلی مورد نظر موجود در پایگاه داده دچار خطا شود و تصاویر فرد از لحاظ ظاهری با اطلاعات ذخیره شده در بانک اطلاعات فرق کرده باشد، از این رو، مسئله و نیاز باز شناسی چهره مبتنی بر پردازش تصویر با استفاده از یادگیری ماشین به عنوان شاخص هنوز هم تا حد زیادی یک حوزه تحقیق ناشناخته است.

چهره یک ویژگی منحصر به فرد در انسان می‌باشد؛ این امر سبب می‌شود که بتوان از چهره به عنوان یکی از محک‌های تعیین هویت و شناسایی افراد استفاده کرد. چنین قابلیت‌هایی دارای کاربردهای متعددی در تطبیق عکس شناسنامه کارت‌های اعتباری، شناسایی مجرمین، ورود به اماکن دولتی انتظامی و غیره می‌باشد. تشخیص چهره توسط ماشین از تصاویر زنده و غیر زنده موضوع تحقیقاتی وسیعی در شاخه‌های پردازش تصویر، شناسایی الگو، بینایی ماشین و شبکه عصبی هستند. (Schindler & Bublatzky, ۲۰۲۰).

با توجه به ضرورت و اهمیت احراز هویت از طریق سیستم تشخیص چهره در مکان‌های امنیتی از اهمیت بالایی برخوردار هستند.

در بسیاری از تحقیقات و مقالات مرتبط درباره تشخیص چهره بیشتر به موضوع شناسایی و تشخیص حالات چهره و غیره پرداخته‌اند، بعد از مراحل تشخیص و شناسایی مهم‌ترین امر که بیش از بیش اثرگذار است، در نتایج رجوع به داده‌ها مورد نظر و میزان شباهت عکس چهره هدف با موجودی

داده تصویر تغییر یافته می باشد. (He et al , ۲۰۱۸).

اهداف این پژوهش عبارتند از:

اهداف اصلی

- شناسایی و پیاده سازی سیستم ترکیبی تشخیص تغییر چهره در احراز هویت.
- دستیابی به مدلی جهت ارائه بهبود عملکرد یا ارائه یک رویکرد نوین در حوزه تشخیص تغییر چهره.

هدف فرعی

- استخراج دانش در زمینه مهم ترین ویژگی های مؤثر بر تشخیص تغییر چهره با رویکرد یادگیری ماشین.

سؤال اصلی: ارائه روش ترکیبی تشخیص تغییر چهره با استفاده از پردازش تصویر (رویکرد

یادگیری ماشین) در احراز هویت به چه ترتیبی می باشد؟

از ویژگی های استخراج شده در چهره، عوامل تأثیر گذار بر تشخیص تغییر چهره است که در احراز هویت افراد از طریق بررسی و تجزیه و تحلیل داده ها با تعیین بردارها و در نهایت، تأیید شناسایی چهره در احراز هویت نهایی کاربرد دارد.

سؤال های فرعی: کدام یک از ویژگی های چهره بیشترین تأثیر را در صورت افراد دارد؟ آیا

روش ترکیبی ارائه شده دارای دقت و سرعت مناسبی می باشد؟

به صورت کلی تمامی اجزای صورت مکمل یکدیگر هستند، به طوری که اگر در هر قسمت از چهره تغییری ایجاد شود، در احراز هویت دچار مشکل شده و سامانه تأییدیه نهایی را احراز نخواهد کرد؛ بنابراین تمامی اعضا چهره به صورت پیوسته با هم در بازشناسی در ارتباط هستند و در ادامه این پژوهش می توان سرعت و دقت را بررسی نمود.

صفری سیدآبادی و همکاران وی در پژوهشی با عنوان بازشناسی چهره با استفاده از مدل بهبود یافته سلسله مراتبی^۱ پرداخته‌اند که این روش یک مدل رفتاری الهام گرفته از سیستم بینایی انسان است و بر مبنای پیش فرض یادگیری، بهینه شده است.

حالت اولیه دارای شاخص‌های آزاد آلفا و بتا است و قدرت پیشگویی در محیط‌های غیر مقطعی را دارا است و برای بالا بردن نرخ بازشناسی چهره انسان، به کار می‌آید. داده‌های ورودی به مدل بر اساس داده با استاندارد FEI^۲، شامل تصاویر ۲۰۰ فرد اهل برزیل است. استخراج ویژگی با فیلترهای مدل سلسله مراتبی ماکزیمم دسته‌بندی می‌شوند. شاخص‌های مدل سلسله مراتبی ماکزیمم با نظریه ماشین‌های یادگیری تعیین می‌شوند. مدل سلسله مراتبی ماکزیمم با ساختار چهارلایه‌ای برای تشخیص ویژگی‌های ریز تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین در تجزیه و تحلیل نتایج، مدل پیشنهادی با مدل الگوریتم رقیب^۳ مقایسه شده است. نتایج تحلیل داده‌ها، نرخ بازشناسی چهره را ۹۴/۰۸ درصد نشان داده است. همچنین مدل پیشنهادی دقت بالاتری نسبت به مدل ژنتیک دارد (ناهید صفری سیدآبادی و سارا معتمد، ۱۳۹۸).

کورتلی و همکاران با عنوان تحقیق درباره جهت ارزیابی سامانه تشخیص چهره، از این روش بهره گرفته‌اند، در این پژوهش یک مقایسه دقیق بین روش‌های مورد ارزیابی و معایب هر کدام از آن‌ها از نظر استحکام، دقت، پیچیدگی و تبعیض مورد توجه قرار گرفته است. یکی از ویژگی‌های مورد توجه در این پیشینه تحقیق مربوط به پایگاه داده‌های مورد استفاده برای تشخیص چهره است. مروری بر پایگاه‌های داده‌های مورد استفاده از جمله یادگیری تحت نظارت شده و نظارت نشده را نشان می‌دهد، سامانه‌هایی که افراد را بر اساس ویژگی‌های بیولوژیکی آن‌ها شناسایی می‌کنند بسیار جذاب هستند، زیرا استفاده از این روش‌ها آسان است. از سوی دیگر چهره انسان از ساختارها و خصوصیات مختلفی تشکیل شده است که این ارزیابی را راحت‌تر می‌کند (Kortli et al, ۲۰۲۰). در مقاله‌ای که از سوی پسیمر و همکاران وی ارائه شده است او با عنوان تحقیق مدل ارزیابی قیافه برای تخمین سن انسان بر اساس خصیصه‌های چهره پرداخته است. بر این مبنای تشخیص چهره و تغییر

1.HMAX- Hierarchical Max-pooling model

2.FEI Face Database

3. Genetic

سن به عنوان یکی از مهم ترین مشکلات بینایی ماشین شناخته شده است که در کارایی احراز هویت و تأییدیه‌هایی چون ثبت گذرنامه و... کاربرد دارد. علت این امر را می‌توان در تغییرات مربوط به خصوصیات افراد بر مبنای پیشرفت سن بیان نمود. در این پژوهش پایگاه داده شناسایی چهره بر اساس بررسی سن شامل چهار مرحله پیش پردازش، استخراج، بررسی ویژگی و ثبت در طبقه‌بندی داده است. مرحله پیش پردازش، با استفاده از الگوریتم ویولا و جونز^۱ ترازبندی صورت‌ها را از نمای جلو ارزیابی می‌کند. ویژگی شبکه عصبی کانولوشن^۲ با استفاده از مدل VGG-Face^۳ بر مبنای استخراج کاربرد دارد. ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از تجزیه و تحلیل همبستگی، مورد بررسی قرار می‌گیرند و به وسیله روش نزدیک ترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی می‌شوند. دقت تشخیص در روش‌های پیشنهادی در FGNET^۴ برابر با ۸۱٫۵ درصد و در MORPH^۵ برابر با ۹۶٫۵ درصد است (De Pessemier et al, ۲۰۲۰).

در بین مطالعات و مقالاتی از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۹ به چاپ رسیده است و همچنین تحقیقاتی که توسط کوچتالی و همکاران او در خصوص ارزیابی شیوه‌های تغییر چهره و تشخیص آن صورت گرفته است نشان می‌دهد که از تعامل بین جراحی پلاستیک صورت و الگوریتم‌های تشخیص چهره و چالش‌های جدید برای شناسایی استفاده شده است.

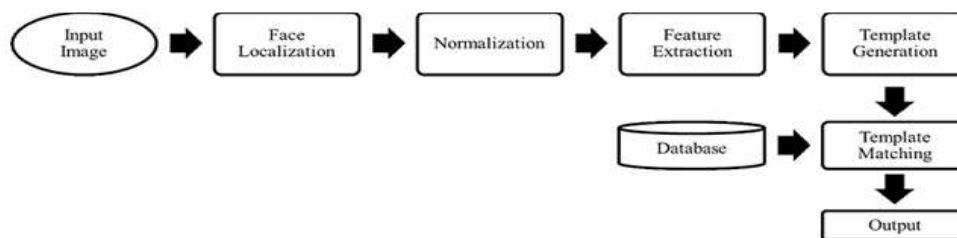
کلمات کلیدی استفاده شده در این طرح بر مبنای واژه‌هایی نظیر، جراحی پلاستیک، داده‌ها (حجم، مبدأ و فرآوری)، دقت شناسایی و نتیجه‌گیری بر مبنای تعامل و چالش‌ها است. این نتایج بیانگر بالا بودن دقت روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی چهره بعد از عمل جراحی پلاستیک حکایت دارد. (Bouguila & Khochtali, ۲۰۲۰)

المحمودی و همکاران وی به ارائه روشی به منظور تشخیص چهره با استفاده از داده‌های ناقص صورت پرداخته‌اند که در این خصوص می‌توان بیان داشت موقعیت‌های بسیاری وجود دارد که ممکن است چهره افراد کامل در دسترس نباشد، تصاویر چهره‌های ناقص که اغلب از دوربین‌های مدار بسته استخراج می‌شود، نمونه‌ای از این موارد است. استخراج ویژگی در این روش مبتنی

1. Viola-Jones
2. Convolutional Neural Network
3. Visual Geometry Group - Face
4. Dataset Face-FG-NET
5. Dataset face-MORPH

بر مشخصات جزئی چهره‌ها و سایر دست‌کاری‌های روی تصاویر صورت مانند چرخش و بزرگ‌نمایی بر پایه عملکرد یادگیری ماشین است. به‌طور خاص میزان بازشناسی بر مبنای ویژگی قسمت‌های مختلف مانند چشم، دهان، بینی و گونه بررسی شده است. روش موردنظر به‌منظور اعتبارسنجی بر مبنای استفاده از شبکه عصبی کانولوشن همراه با مدل VGG-Face است که ویژگی‌های استخراج شده از یادگیری ماشین را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که این روش با دقت ۹۴٫۳ درصد در پیش‌بینی تغییر چهره کاربرد دارد (Elmahmudi & Ugail, ۲۰۱۹).

در واقع کارکرد این روش به این صورت است که ابتدا داده، یک عکس حاوی اطلاعاتی از چهره افراد را دریافت می‌کند و مکان سیمای انسان را در تصویر تشخیص می‌دهد، مطابق شکل ۱ چهره از عکس بریده شده، نرمال‌سازی شده و خصوصیت‌های آن استخراج می‌شود و بدین ترتیب الگوی تصویر صورت تشکیل می‌شود. در هنگام تشخیص هویت، همان‌طور که در این شکل نشان داده شده است، الگوی دریافت شده با الگوهای موجود در پایگاه داده مقایسه می‌شود.



شکل ۱: عملیات مقایسه در یک سیستم تشخیص چهره. (Heseltine et al, ۲۰۰۳)

مبانی نظری

استخراج ویژگی که تحت عنوان انتخاب زیرمجموعه یا انتخاب متغیر نیز شناخته می‌شود فرآیندی است که معمولاً در یادگیری ماشین برای حل مسائل با ابعاد مختلف به کار گرفته می‌شود. این روند زیرمجموعه‌هایی از ویژگی‌های ممتاز و مؤثر را انتخاب کرده و ویژگی‌های اضافی و بی‌ربط را به جهت سادگی حذف می‌کند. (Hannachi et al, ۲۰۲۰)

در این پژوهش از الگوریتم‌های طبقه‌بندی داده‌کاوی نظیر K نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، بیز ساده (Naive Bayes) و روش ترکیبی کلاسه‌بندی جمعی (Ensemble^۱) جهت پیش‌بینی تغییر

۱. طبقه‌بندی‌های ترکیبی از ترکیب چندین طبقه‌بند استفاده می‌کنند. در واقع این طبقه‌بندها، هر کدام مدل خود را بر روی

چهره مورد استفاده قرار گرفته و همچنین از شبکه پیش ساخته شده VGG-Face استخراج کننده ویژگی های صورت برای پردازش تصاویر به کار گرفته شده است.

معیار ارزیابی در مفاهیم اصلی

معیار ارزیابی در الگوریتم های طبقه بندی برای ارزیابی مدل از پارامتر صحت^۱، دقت^۲ پوشش^۳ و معیار F^۴ استفاده می شود. نتایج مدل را می توان به گروه های ذیل تقسیم و پارامترهای ارزیابی را بر اساس آن محاسبه نمود.

۱- مثبت صحیح^۵

۲- مثبت کاذب^۶

۳- منفی صحیح^۷

۴- منفی کاذب (Powers, ۲۰۱۱)^۸

داده کاوی

داده کاوی به معنای استخراج اطلاعات نهان، الگوها و روابط مشخص در حجم زیادی از داده ها در یک یا چند بانک اطلاعاتی بزرگ است. داده کاوی شامل روش های نظارت شده (دسته بندی، تخمین، پیش بینی) و روش های بدون نظارت (گروه بندی شباهت، خوشه بندی) و توصیف و نمایه سازی است.

مراحل داده کاوی شامل آماده سازی داده، یادگیری مدل و ارزیابی مدل است. در مرحله یادگیری مدل، نظم های مختلف موجود در داده ها شناسایی شده و در قالب مشخصی به عنوان دانشی نهفته در داده ها ارائه می شود.

داده ها ساخته و این مدل را ذخیره می کنند. در نهایت برای طبقه بندی نهایی یک رأی گیری در بین این طبقه بندی ها انجام می شود و آن طبقه ای که بیشترین میزان رأی را بیاورد، طبقه ی نهایی محسوب می شود.

1. Precision
2. Accuracy
3. Recall
4. F- Measure
5. TP (True Positive)
6. FP (False Positive)
7. TN (True Negative)
8. FN (False Negative)

این فرآیند به محققان و تحلیل‌گران کمک می‌کند تا اطلاعات پنهان و الگوهای مفیدی را از داده‌های حجیم استخراج کنند و از آن‌ها برای تصمیم‌گیری‌های آگاهانه و بهبود فرآیندهای کاری بهره‌برداری نمایند. (Pei & Kamber & Han, ۲۰۱۱)

طبقه‌بندی

در طبقه‌بندی، علم بر اساس داده‌های قبلی که دارای برچسب هستند، مدلی برای پیش‌بینی برچسب داده‌های جدید می‌سازد. این مدل بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده از اعمال گذشته بنا شده است. یادگیری الگوریتم‌های داده‌کاوی تحت نظارت می‌تواند آنچه را که در گذشته آموخته شده است، به منظور پیش‌بینی رویدادهای آینده با استفاده از نمونه‌های برچسب‌گذاری شده برای داده‌های جدید اعمال کند.

با شروع فرآیند تجزیه و تحلیل یک مجموعه داده شناخته شده، الگوریتم یک تابع برای پیش‌بینی مقادیر خروجی تولید می‌کند. سامانه می‌تواند اهداف هر ورودی جدید را پس از آموزش کافی فراهم کند. الگوریتم همچنین می‌تواند خروجی خود را با خروجی صحیح در نظر گرفته شده مقایسه کرده و به منظور تغییر مدل، خطای خود را پیدا کند.

فرآیند طبقه‌بندی به این صورت است که بر اساس یک مجموعه آموزشی، سامانه یاد می‌گیرد تا داده‌ها را به گروه‌های درست با کمترین خطا تقسیم‌بندی کند. مجموعه آموزش حاوی داده‌هایی است که دسته آن‌ها مشخص است. فرآیند طبقه‌بندی دارای دو فاز آموزش و آزمون است. در فاز آزمون، الگوهایی که برچسب آن‌ها مشخص نیست به سامانه ارائه می‌شوند و سامانه طراحی شده به کمک تابع یاد گرفته شده خود خروجی یا برچسب آن‌ها را پیش‌بینی می‌کند. (Aggarwal, ۲۰۱۵)

خوشه‌بندی

خوشه‌بندی، فرآیندی است که به کمک آن می‌توان مجموعه‌ای از اشیاء را به گروه‌های مجزا افراز کرد. هر افراز یک خوشه نامیده می‌شود. اعضای هر خوشه با توجه به ویژگی‌هایی که دارند به یکدیگر بسیار شبیه هستند و در عوض میزان شباهت بین خوشه‌ها کمترین مقدار است. در چنین حالتی هدف از خوشه‌بندی، نسبت دادن برچسب‌هایی به اشیاء است که نشان‌دهنده عضویت هر شیء به خوشه است. به این ترتیب، نداشتن برچسب‌های اولیه برای «تحلیل طبقه‌بندی» تفاوت اصلی بین

تحلیل خوشه‌بندی و مشاهدات است.

در نتیجه بر اساس ویژگی‌های مشترک و روش‌های اندازه‌گیری فاصله یا شباهت بین اشیاء، باید به طور خودکار برجسب‌ها به آن‌ها نسبت داده شود. در خوشه‌بندی، هدف یافتن مرکز خوشه، پیدا کردن نظم در خوشه‌ها، کمینه کردن فاصله درون خوشه و بیشینه کردن فاصله بین خوشه‌ها است. نمایش الگوها که معمولاً شامل انتخاب یا استخراج ویژگی است، تعریف یک معیار ارزیابی شباهت با توجه به دامنه داده‌ها، روند خوشه‌بندی یا گروه‌بندی، خلاصه‌سازی داده‌ها در صورت نیاز و در نهایت اعتبارسنجی سامانه است.

وجه تمایز خوشه‌بندی از دسته‌بندی این است که خوشه‌بندی به دسته‌های از پیش تعیین‌شده تکیه ندارد. در دسته‌بندی بر اساس یک مدل، هر کدام از داده‌ها به دسته‌های از پیش تعیین‌شده اختصاص می‌یابد. این دسته‌ها یا از ابتدا در طبیعت وجود داشته‌اند (مثل جنسیت، رنگ پوست و مثال‌هایی از این قبیل) یا از طریق یافته‌های پژوهش‌های پیشین تعیین گردیده‌اند. در خوشه‌بندی هیچ دسته‌ای از پیش تعیین‌شده‌ای وجود ندارد و داده‌ها صرفاً براساس تشابه گروه‌بندی می‌شوند و عناوین هر گروه نیز توسط کاربر تعیین می‌گردد. (Hannachi et al, ۲۰۲۰).

روش ترکیبی^۱

طبقه‌بندهای ترکیبی از ترکیب چندین طبقه‌بند^۲ استفاده می‌کنند. در واقع این طبقه‌بندها، هر کدام مدل خود را بر روی داده‌ها ساخته و این مدل را ذخیره می‌کنند. در نهایت برای طبقه‌بندی نهایی یک رأی‌گیری در بین این طبقه‌بندها انجام می‌شود و آن طبقه که بیشترین میزان دقت را بیاورد، طبقه نهایی محسوب می‌شود، هر طبقه‌بند یک مدل را بر روی داده‌های آموزشی می‌سازد تا به وسیله آن بتواند تفاوت‌ها را در طبقه‌های مختلف درک کند. اما طبقه‌بند ترکیبی، به جای اینکه خود یک مدل بسازد از مدل‌های ساخته شده توسط بقیه طبقه‌بندها استفاده کرده و با یک رأی‌گیری، مشخص می‌کند که کدام طبقه را برای نمونه جاری باید برگزیند. شکل ۲ یک نمونه از طبقه‌بند ترکیبی است، در این نمودار، داده‌های ورودی ابتدا به سه مدل مختلف داده می‌شود: مدل ۱، مدل ۲ و مدل ۳. هر مدل نتایج خود را تولید می‌کند. سپس، این نتایج در یک مرحله ترکیب نهایی ترکیب می‌شوند. در

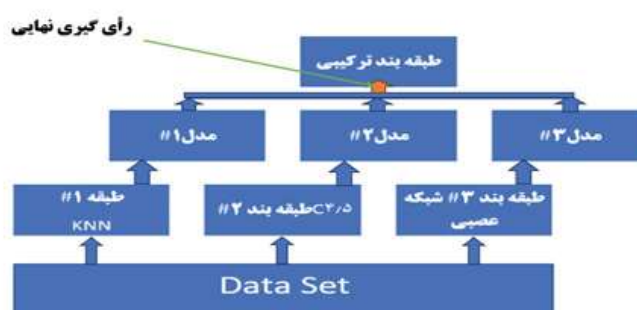
1.Ensambling

2.Classifier

نهایت، نتیجه نهایی (طبقه‌بندی) براساس ترکیب نتایج مدل‌های مختلف به دست می‌آید.

توضیح مراحل

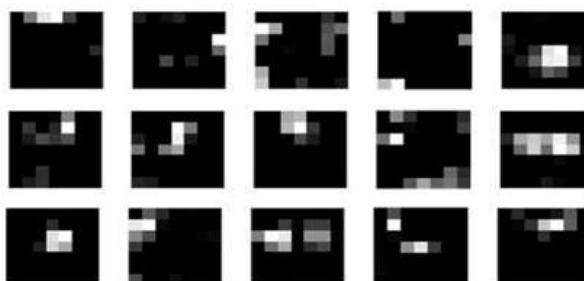
۱. داده‌های ورودی به مدل‌های مختلف داده می‌شود.
 ۲. هر مدل نتایج خود را تولید می‌کند.
 ۳. نتایج مدل‌ها ترکیب می‌شوند.
 ۴. نتیجه نهایی براساس ترکیب نتایج مدل‌های مختلف به دست می‌آید.
- این فرآیند به افزایش دقت و عملکرد طبقه‌بندی کمک می‌کند. (Rokach, ۲۰۱۰)



شکل ۲: شیوه‌ی طبقه‌بند ترکیبی (Rokach, ۲۰۱۰)

استخراج ویژگی چهره با استفاده از VGG-Face

شبکه هدف را می‌توان با استفاده از یک مجموعه داده جدید آموزش داد. در شکل ۳ یک نمونه از ویژگی‌های حاصل از لایه کانولوشنی ۳-۵ به نمایش گذاشته شده است. برای کار ادراک چهره، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، چندین مدل پیش آموزش داده شده وجود دارد که به راحتی می‌توانند برای استخراج ویژگی استفاده شود.



شکل ۳: یک نمونه از ویژگی‌های چهره حاصل از لایه conv_3_5 مدل VGGF

۱. یکی از لایه‌های Keras در مدل، شبکه عصبی عمیق می‌باشد،

برای مثال در VGG^{۱۶}، VGGF^{۱۹}، OverFeat (P. Omkar et al, ۲۰۱۵)، چندین مدل پیش آموزش دیده برای شبکه عصبی مصنوعی وجود دارد و یکی از محبوب ترین آن‌ها که به طور گسترده‌ای در تشخیص چهره مورد استفاده قرار می‌گیرد مدل VGG-Face است. این مدل در مجموعه داده‌های عظیم شامل تصاویر ۲,۶ مگابایتی بیش از ۲۶ هزار مشخصه آموزش دیده است که شامل ۳۸ لایه است و توسط گروه آکسفورد توسعه یافته است. معماری VGG-F از لایه ورودی تا لایه خروجی شروع می‌شود، و به عنوان مرحله پیش پردازش، به طور متوسط معمولاً از تصویر ورودی محاسبه می‌شود.

به طور کلی، VGGF شامل یازده لایه کانولاسیون است، هر لایه دارای یک مجموعه خاص از شاخص‌های ترکیبی است. هر گروه از لایه‌های کانولاسیون دارای حداکثر ۵ تجمیع و همچنین ۱۵ واحد خطی تصحیح شده است. پس از این لایه‌ها، سه لایه کاملاً متصل^۱ یعنی FC^۶، FC^۷ و FC^۸ وجود دارد. دو مورد اول ۴۰۹۶ کانال دارند، در حالی که FC^۸ که دارای ۲۶۲۲ کانال هستند و برای طبقه‌بندی ۲۶۲۲ هویت استفاده می‌شوند. آخرین لایه، طبقه‌بندی کننده است که یک لایه تابع بیشینه هموار^۲ برای طبقه‌بندی یک تصویر است که برای آن کلاس منحصر به فرد اختصاص دارد. این معماری در شکل ۳ قابل مشاهده است. (P. Omkar et al, ۲۰۱۵).

روش‌شناسی پژوهش

جهت کاوش خصیصه‌های چهره و پیاده‌سازی الگوریتم‌های پیشنهادی، از زبان برنامه‌نویسی پایتون و ابزار داده کاوی نرم افزار رپید ماینر^۳ استفاده شده است. در مورد تحقیق صورت گرفته، از مدل پیش آموزش داده شده VGG-Face استفاده شده است. برای اینکه بتوان تغییر را در نمای صورت ذخیره شده و نمای سیمای فعلی تصویر با رویکرد یادگیری ماشین مقایسه کنیم نیاز است، قبل از هر بررسی ویژگی‌های تأثیر گذار چهره که با بردارهای استخراج شده در نظر گرفته شده‌اند را پردازش کنیم، سپس با استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بند مورد تجزیه و تحلیل قرار داده و در نهایت تفاوت چهره افراد را ارزیابی کنیم.

1. Fully Connected
2. Softmax
3. Rapid Miner

متغیرهای پژوهش

متغیرهای مستقل این پژوهش عبارت‌اند از:

مشخصه تصویر: یک مشخصه عددی یا اسمی از اشخاص موجود در بانک اطلاعات است.

متغیرهای وابسته عبارت‌اند از:

بردار: در زمان استخراج ویژگی چهره از بردار ۱ تا ۲۶۲۲ متغیرهای وابسته هستند.

شاخص‌های پژوهش

- استخراج بازه عددی بردارهای ۱۰+ تا ۱۰-.
- بازه عددی استخراج شده با دقت ۱۵ رقم اعشار.
- استفاده از بردار ویژگی چهره از ۱ تا ۲۶۲۲.

داده‌ها

- استفاده از دو داده، چهره گردآوری شده و داده عمومی چهره IFW.
- بعضی از افراد در داده‌های عمومی IFW دارای سه تصویر چهره و بعضی دیگر تا چندین تصویر در داده عمومی از آن‌ها ثبت می‌شود.
- در داده گردآوری شده، فقط از هر شخص ۱۰ تصویر قرار گرفته است.

فرآیند اجرای پژوهش

- در پایگاه داده بردارها، نام و تصاویر چهره ایجاد شده با نرمال‌سازی داده استخراج شده مطابقت داده می‌شود.
- به‌عنوان مثال: در جدول ۴ از داده عمومی IFW فقط پنج بردار برای دو شخصیت نمایش داده شده است.

جدول ۴: یک نمونه استاندارد از ویژگی‌های استخراج شده مربوط به داده عمومی IFW

Number Face IFW	vector1	vector2	...	Vector2620	Vector2621	Vector2622
Aaron_Peirsol_0001/	1/89	4/21	...	3/46	-0/97	4/97
Aaron_Peirsol_0002/	2/54	4/10	...	2/09	-0/34	3/60
Aaron_Peirsol_0003/	1/22	4/05	...	2/42	2/42	4/14
Aaron_Sorkin_0001/	3/42	3/82	...	3/32	3/26	2/35

در این پژوهش از دو نوع عکس چهره استفاده شده است، عکس‌های چهره گردآوری شده شامل ۱۰۰ عدد تصویر که مربوط به ۱۰ شخصیت و بازیگر معروف کشورمان می‌باشد، که از هر کدام ۱۰ تصویر با مدل‌های مختلف تغییر یافته و گریم شده است، به عنوان نمونه تصاویر داده جمع‌آوری شده‌های مختلف تغییر یافته و گریم شده است، به عنوان نمونه تصاویر داده جمع‌آوری شده در شکل ۵ قابل مشاهده است، در هر پوشه شامل حالت‌های مختلف افراد مشهور و بازیگران ایرانی هستند که ۷۰ درصد چهره برای آموزش و ۳۰ درصد چهره برای آزمودن هستند.



شکل ۵: برخی تصاویر نمونه از چهره بازیگران (گردآوری شده)

داده عمومی IFW شامل ۵۷۰ عدد تصویر چهره که مربوط به ۱۳۷ شخصیت مشهور دنیا است، که از هر کدام چندین تصویر با مدل‌های مختلف تغییر جزئی و کلی با زاویه مختلف صورت مورد پردازش قرار گرفته است که ۷۰ درصد چهره برای آموزش و ۳۰ درصد چهره برای آزمودن می‌باشد. در نمونه تصویر استفاده شده در شکل ۶ در مجموع، ۴۱۰ تصویر برای یادگیری و ۱۶۰ تصویر هم برای آزمودن مورد پردازش قرار گرفته است.

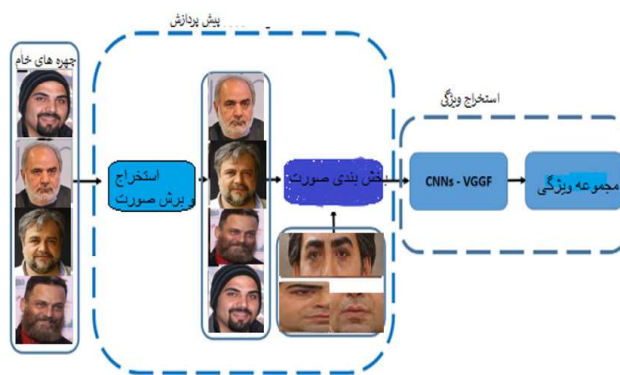


شکل ۶: برخی تصاویر نمونه از چهره داده‌های عمومی استاندارد (IFW)

روش‌ها

برای به دست آوردن ویژگی‌های چهره، از روش مدل VGG-Face که اندازه فایل مدل فوق ۵۳۳ مگابایت است استفاده شده است. همچنین در این روش ۲۶۲۲ خصوصیت چهره یا بردار

به دست آمده است، یعنی هر چهره دارای ۲۶۲۲ خط حامل را دارا می باشد که از روش یادگیری عمیق به دست آمده است و به نوعی کامل ترین مدل در استخراج ویژگی چهره می باشد. VGG-Face عمیق تر از فناوری 'Deep Face' فیس بوک است، مدل از پیش آموزش داده شده آن دارای ۲۲ لایه و ۳۷ واحد عمیق است و بر اساس استفاده از معماری مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی پیشرفته با مدل VGG-Face آموزش دیده خصیصه های مورد نظر را برای یادگیری ماشین استخراج می کنیم. یک نمونه از این روش در شکل ۷ نمایش داده شده است که چهار تصویر در ورودی آن قرار گرفته و با برش صورت و بخش بندی چهره، مجموعه ویژگی ها به دست آمده است



شکل ۷: مرور کلی از روش استخراج ویژگی مبتنی بر VGG-Face

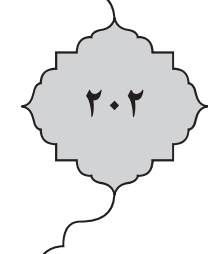
تجزیه و تحلیل یافته ها

پیش بینی تغییر چهره داده های گردآوری شده

الگوریتم های یادگیری ماشین به صورت ناظر بر روی داده های جدول با شرایط ذیل پیاده سازی شده است.

در بیز ساده که بیشترین دقت را انجام می دهد، نتایج حاصله به صورت جدول ۸ قابل مشاهده است، ۳۰ درصد از داده ها برای آموزش می باشد که وضعیت چهره (Number face) به عنوان برچسب متغیر مستقل و متغیر وابسته از بردار ۱ تا ۲۶۲۲ با عنوان برچسب (Vectors) جهت پیش بینی برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفته است.

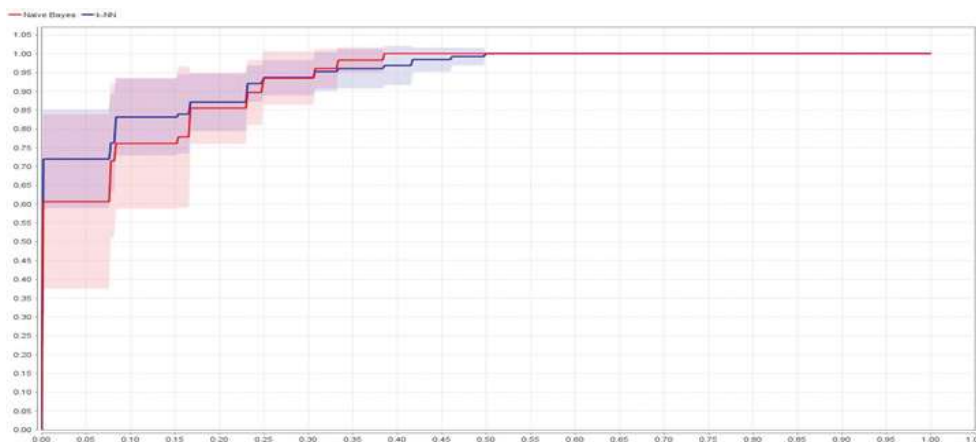
۱. - چهره جعلی - فیس بوک نرم افزار تأیید چهره را طراحی کرده که تقریباً صورت ها را می تواند به خوبی یک انسان تشخیص دهد.



جدول ۸- نتایج پیش‌بینی تغییر چهره گردآوری شده

الگوریتم	دقت	زمان (ثانیه)
NAIVE BAYES	٪ 93/33	8
KNN	٪ 84/21	0.68

همان‌طوری که در نمودار مشخص است، برای مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌های طبقه‌بندی مانند الگوریتم بیز ساده (رنگ قرمز) و الگوریتم نزدیکترین همسایه K (رنگ آبی) در منحنی مشخصه، عملکرد گیرنده ROC کاملاً آشکار است. مدل الگوریتم بیز ساده از K نزدیکترین همسایه، میزان دقت و بازدهی بیشتری دارد.



نمودار ۱: منحنی مشخصه عملکرد گیرنده ROC دو الگوریتم دسته‌بندی در داده گردآوری شده (حد آستانه از ۰ تا ۱)

با توجه به جدول زیر دو معیار اصلی صحت و بازآوری، بیان شده‌اند به‌طوری که این سه معیار، شاخص ارزیابی الگوریتم‌های دسته‌بندی هستند که در دقت ۹۳,۳ درصد، در صحت ۷۵,۹۳ درصد و در بازآوری ۷۱,۹ نتیجه‌گیری را به دست آورده‌اند.

جدول ۹: نتایج دو معیار اصلی صحت و بازآوری

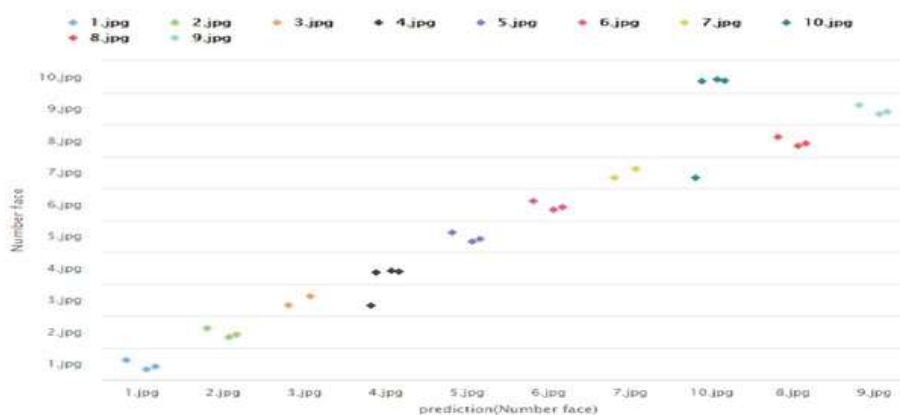
نتیجه	معیار
٪ 75,93	Recall
٪ 71,9	Precision

با توجه به نمودار ۱ و نتایج آزمایشگاهی تغییر چهره گردآوری‌شده، در جدول ۱۰ پیش‌بینی به شرح ذیل است. (در مدل پارتو نیز از روش ۷۰-۳۰ استفاده شده است که از هر شخصیت ۳ پیش‌بینی باید صورت گیرد).

جدول ۱۰: نتایج پیش‌بینی تغییر چهره گردآوری شده (بیز ساده)



آزمایش، در جدول ۱۰ تصویر فرزاد حسنی را آزمون سوم درست تشخیص نداده است، همچنین نتوانسته است تصویر جمشید هاشم‌پور را در آزمون دوم درست تشخیص دهد. با توجه به این نتایج، سیستم از ۳۰ درصد آزمون پیش‌بینی در نمودار ۲ تغییر چهره دچار ۲ خطا شده است، که با ستاره‌دار کردن تصویر مشخص شده است.



نمودار ۲: پیش‌بینی چهره داده‌های گردآوری شده

پیش‌بینی تغییر چهره داده عمومی استاندارد (IFW)

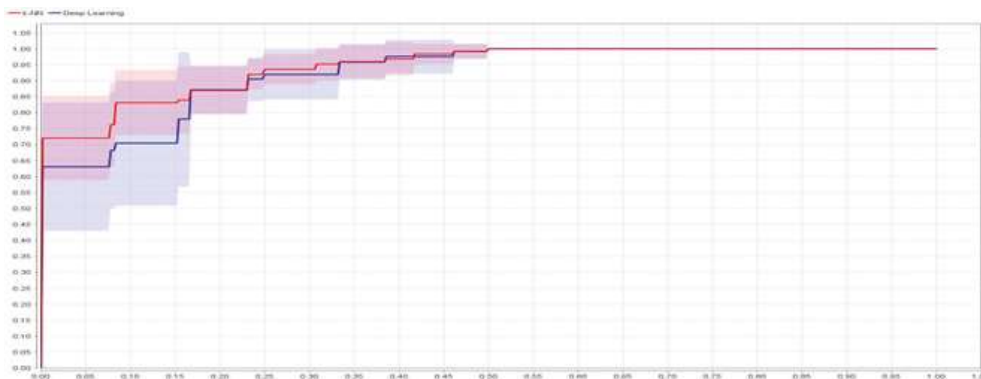
در نزدیک‌ترین K همسایه که در جدول ۱۱ بیشترین دقت را نشان می‌دهد. ۳۰ درصد از داده‌ها برای آموزش ماشین در نظر گرفته شده‌اند. متغیر نام چهره (Number face IFW) به عنوان برچسب مستقل، و متغیر (Vectors) به عنوان متغیر وابسته از بردار ۱ تا ۲۶۲۲ می‌باشد، که جهت پیش‌بینی برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱۱: نتایج پیش‌بینی تغییر چهره (IFW)

الگوریتم	دقت	زمان (ثانیه)
KNN	% 86.34	33
Deep learning	% 73.68	58

۲۰۴

در تحلیل نمودار ۳ برای مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌های دسته‌بندی در منحنی مشخصه، عملکرد گیرنده ROC که الگوریتم نزدیکترین K همسایه (رنگ قرمز) و الگوریتم یادگیری عمیق (رنگ آبی) است کاملاً نمایان می‌باشد، مدل الگوریتم نزدیکترین K همسایه از روش یادگیری عمیق میزان دقت و بازدهی بیشتری دارد.



نمودار ۳- منحنی مشخصه عملکرد گیرنده ROC دو الگوریتم دسته‌بندی در داده عمومی IFW (حد آستانه از ۰ تا ۱)

در جدول ۱۲ دو معیار اصلی صحت و بازآوری در شکل فوق بیان شده است به‌طوری که این سه معیار، شاخص ارزیابی الگوریتم‌های دسته‌بندی داده است، که دقت ۸۶,۳۴ درصد، صحت ۷۵,۹۳ درصد و بازآوری ۷۱,۹ درصد نتایج آن به دست آمده است.

جدول ۱۲: نتایج دو معیار اصلی صحت و بازآوری

نتیجه	معیار
% 75/93	Recall
% 71/9	Precision

۵۷۰ تصویر در داده‌های فوق وجود دارد، روش مدل پارتو (۷۰-۳۰) به کار برده شده، که در آزمودن ۱۶۰ تصویر تغییر-یافته اشخاص آزمایش استفاده شده، سیستم به ۲۱ تصویر در تشخیص تغییر چهره دچار خطا شده است.

در نمودار ۴ نتایج آزمایشگاهی تغییر چهره داده عمومی استاندارد (IFW) و در جدول ۱۳ پیش‌بینی به شرح ذیل است، که با توجه به اینکه از مدل پارتو (۷۰-۳۰) استفاده شده، از هر تصویر چهره‌ای به تعداد عکس موجود در بانک اطلاعات برای پیش‌بینی وجود دارد، بعضی تصاویرها به تعداد ۳۶ چهره و بعضی ۳ تصویر موجود است.

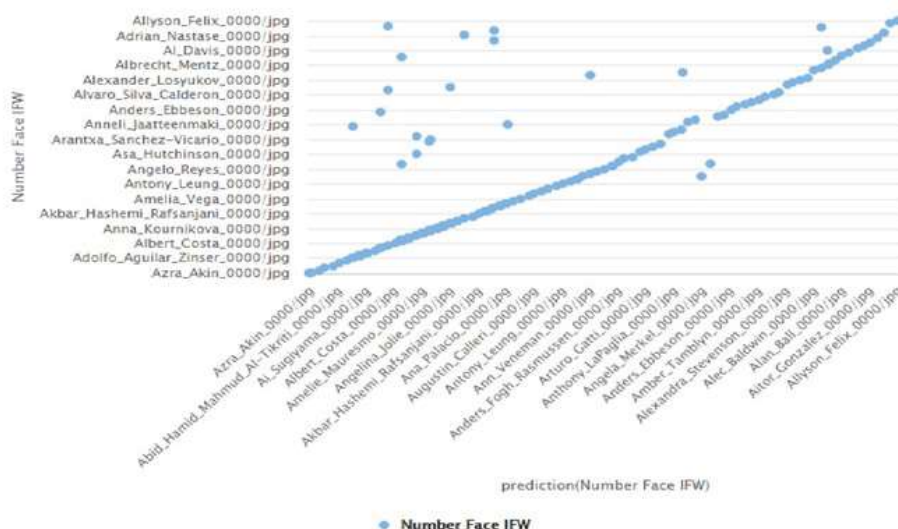
جدول ۱۳: نتایج برخی پیش‌بینی تغییر چهره داده عمومی استاندارد IFW

تصویر ۱									
تصویر ۲									
تصویر ۳									
تصویر ۴									
تصویر ۵									
تصویر ۶									
تصویر ۷									
تصویر ۸									
تصویر ۹									
تصویر ۱۰									
تصویر ۱۱									
تصویر ۱۲									
تصویر ۱۳									

همچنین در جدول ۱۳ از مجموع ۵۷۰ تصویر انتخابی تصاویر ۱۳۷ نفر در داده عمومی (IFW) بارگزاری شده است، و ما در این جدول تصویر ۸ شخص را برای گزارش نشان داده‌ایم.

برخی تصاویر مثل تصویر مقام معظم رهبری (مدظله‌العالی) در بانک به تعداد ۲ تصویر نمایش داده شده است که یکی برای آزمودن و دومی برای یادگیری است و بعضی از تصاویر مثل تصویر بازیگران معروف دارای ۳۵ تصویر بوده که ۷ تصویر برای تست به کار گرفته شده، نتایج شناسایی بالا به عنوان نمونه بوده که در تصویر سامانه درست تشخیص داده است.

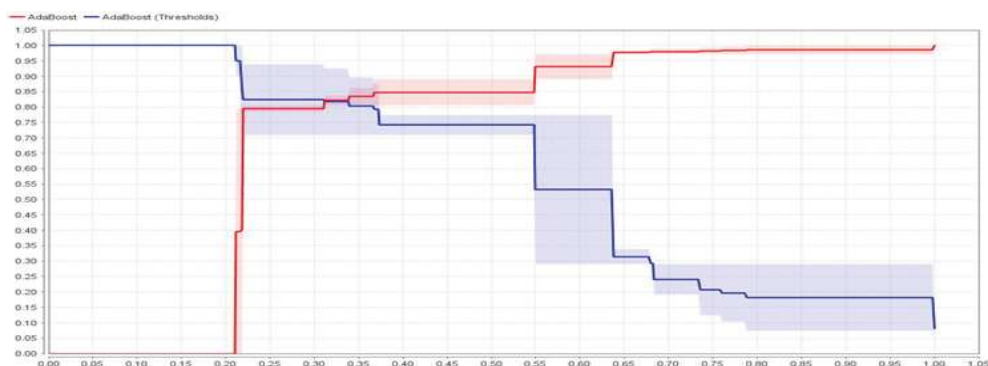
شخصیت پنجم متعلق به ادرین برودی است که سامانه درست تشخیص نداده و دومین خطا در جدول بالا به جای تصویر اکبر هاشمی در پیش‌بینی تصویر شخصیت دیگری را بازشناسی نموده، در کل سامانه از ۱۶۰ نمونه آزمودن، ۲۱ تشخیص نادرست دارد.



نمودار ۴: پیش‌بینی تصویر داده عمومی IFW - (۵۷۰ تصویر چهره)

پیش‌بینی ترکیبی بانک اطلاعات گرد آوری شده

در تقویت‌کنندگی فوقی^۱ شاخص آنتروپی در جدول ۱۴ دو مدل یادگیری عمیق و نزدیک‌ترین K همسایه بیشترین دقت را نشان می‌دهد. در نمودار ۵ منحنی عملکرد گیرنده با توجه به حد آستانه از کارایی بالایی در تشخیص تغییر چهره برخوردار است.



نمودار ۵: منحنی مشخصه عملکرد گیرنده ROC تقویت‌کنندگی فوقی داده‌های گردآوری شده (حد آستانه ۰ تا ۱)

جدول ۱۴: نتایج پیش‌بینی ترکیبی (AdaBoost) تغییر چهره گردآوری شد

الگوریتم	دقت	زمان (ثانیه)
Deep learning&KNN	96.67 %	85

پیش‌بینی ترکیبی داده استاندارد عمومی (IFW)

در نزدیک‌ترین K همسایه و یادگیری عمیق شاخص آنتروپی بیشترین دقت در جدول ۱۵ به دلیل داده‌های نامنظم و زاویه دید متفاوت و عدم عکس یک‌پارچه دقت متوسط را نشان می‌دهد.

جدول ۱۵: نتایج پیش‌بینی ترکیبی (Bagging) تغییر چهره داده استاندارد عمومی

الگوریتم	دقت	زمان (ثانیه)
Deep learning&KNN	٪ 78.12	107

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش، تصاویر چهره افراد به‌صورت بردارهای ویژگی نمایش داده شده‌اند و با استفاده از ابزارهای داده‌کاوی نرم‌افزار رپیدماینر، فاصله بین بردارهای نماینده عکس اصلی و عکس تغییر یافته (هر دو متعلق به یک فرد) محاسبه شده است. برای اندازه‌گیری این فاصله، دو روش رایج به کار گرفته شده است: فاصله کسینوسی در الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و فاصله اقلیدسی برای تشخیص تغییرات چهره. اعداد استخراج شده از بانک اطلاعاتی برای ارزیابی تغییرات بین بردارها استفاده شده‌اند.

در این مطالعه، تأثیر پارامترهای مختلفی مانند گریم مصنوعی، زاویه دید و نور بر چهره‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین، با توجه به امکان دسترسی به داده‌های استاندارد از منابع مختلف، تلاش شده است داده‌های بازسازی‌شده با بهره‌گیری از الگوریتم‌های داده‌کاوی تولید شود. بدیهی است که با افزایش تعداد تصاویر هر فرد، دقت روش‌های مطرح‌شده در پیش‌بینی تغییرات چهره به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد.

نتایج حاصل نشان می‌دهد که پیش‌بینی تغییر چهره با استفاده از الگوریتم Naïve Bayes روی داده‌های گردآوری‌شده، دقت ۹۳,۳ درصد را به دست داده است. همچنین، با استفاده از الگوریتم KNN روی داده‌های عمومی استاندارد (IFW)، دقت ۸۶,۳۴ درصد به دست آمده است. استفاده از روش ترکیبی در پیش‌بینی تغییر چهره به ترتیب دقت ۹۶,۷۶ درصد برای داده‌های گردآوری‌شده و ۷۸,۱۲ درصد برای داده‌های عمومی استاندارد ارائه می‌دهد که نتایجی قابل قبول و امیدوارکننده محسوب می‌شوند.

در مقایسه نتایج پژوهش حاضر با مطالعات و مقالات برجسته در حوزه تشخیص چهره، می‌توان چندین مقاله کلیدی را به‌طور دقیق بررسی نمود و یافته‌های مذکور را با دستاوردهای آن‌ها تحلیل کرد. در ادامه، نمونه‌هایی از این مقالات و روش‌های متنوع به‌کار رفته در آن‌ها به تفصیل ارائه می‌شود:

مقاله ۱: "تشخیص چهره با استفاده از روش یادگیری عمیق" (Doe, J., & Smith, J. ۲۰۲۰).

– روش: استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Learning).

– دقت: ۹۸,۵۲ درصد.

– تفاوت با پژوهش شما: استفاده از روش‌های یادگیری عمیق به جای الگوریتم‌های داده کاوی.

مقاله ۲: "الگوریتم کارآمد تشخیص چهره با استفاده از PCA^۱ و LDA^۲"

(Johnson, A., & Brown, R. ۲۰۱۸).

– روش: تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های خطی (LDA)

– دقت: ۹۴,۷۶ درصد.

– تفاوت با پژوهش شما: استفاده از روش‌های آماری به جای الگوریتم‌های KNN و Naïve

Bayes.

مقاله ۳: "تشخیص چهره با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان" (Green, M. & White, E. ۲۰۱۹).

– روش: ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM).

– دقت: ۹۲,۳۴ درصد.

– تفاوت با پژوهش شما: استفاده از SVM به جای KNN و Naïve Bayes.

جدول ۱۶: مقایسه نتایج پژوهش انجام شده با مقالات دیگر

مقاله	روش‌ها	دقت
ارائه روش ترکیبی تشخیص تغییر چهره با استفاده از پردازش تصویر: رویکرد یادگیری ماشین	Naïve Bayesian و KNN ترکیبی	داده‌های گردآوری شده 96.76%
مقاله ۱: Deep Learning	شبکه‌های عصبی عمیق	98.52%
مقاله ۲: LDA و PCA	تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی و خطی	94.76% تجزیه و تحلیل
مقاله ۳: SVM	ماشین‌های بردار پشتیبان	92.34%

این مقایسه نشان می‌دهد که دقت پژوهش انجام شده در تشخیص تغییر چهره با روش‌های ترکیبی، در مقایسه با مقالات دیگر رقابتی است و در برخی موارد بهبود یافته است.

ارائه پیشنهادها

۱- ایجاد و راه‌اندازی یک کارگاه و پایگاه داده عمومی جامع از تصاویر متنوع تغییر یافته - این کارگاه و پایگاه داده می‌تواند شامل تصاویر مختلف از چهره‌ها با شرایط و تغییرات مختلف (نظیر گریم مصنوعی، زاویه دید، نور، و غیره) باشد.

- ایجاد این پایگاه داده می‌تواند به تحقیق و توسعه بیشتر در حوزه تشخیص تغییر چهره کمک کند

۲- طراحی نرم‌افزار تشخیص تغییر چهره

- با استفاده از نتایج پژوهش و اقدامات آزمایشگاهی صورت گرفته، می‌توانید یک نرم‌افزار تشخیص تغییر چهره با دقت بالا طراحی کنید.

- این نرم‌افزار می‌تواند در کاربردهای مختلفی نظیر امنیت، شناسایی افراد در اماکن عمومی و غیره مفید باشد.

۳- آزمایش تحقیق بر روی دستگاه دروغ سنج

- بررسی تأثیر تغییرات چهره در حالتی که فرد در حال دروغ‌گویی یا تغییر احساسات است.

- استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی برای تحلیل حالات چهره به صورت برخط و ترکیب این نتایج با دستگاه‌های دروغ‌سنج.

۴- ارزیابی تأثیرات عوامل محیطی متنوع

- بررسی تأثیر عوامل مختلف محیطی مانند تغییرات دما، رطوبت، و شرایط آب و هوایی بر دقت

تشخیص چهره.

- این تحقیق می‌تواند به کاربردهای واقعی‌تر و قابل اعتمادتر منجر شود.

۵- آموزش مدل‌ها با داده‌های بزرگتر و متنوع‌تر

- گسترش مجموعه داده‌های آموزشی به شامل تصاویر از افراد با تنوع نژادی، جنسیتی و سنی.

- این کار باعث بهبود دقت و کاربردپذیری مدل در شرایط واقعی‌تر خواهد شد.

۶- استفاده از تکنیک‌های پیشرفته‌تر داده‌کاوی

- استفاده از روش‌های پیشرفته‌تری مانند یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی پیچیده‌تر برای بهبود

دقت تشخیص چهره.

- این روش‌ها می‌توانند توانایی مدل را در شناسایی تغییرات چهره افزایش دهند.

۷- بررسی کاربردهای امنیتی و نظامی

- ارزیابی کاربرد مدل‌های تشخیص چهره در سیستم‌های امنیتی و نظامی برای شناسایی افراد

مشکوک و پیشگیری از جرم و جنایت.

- این پژوهش می‌تواند به بهبود امنیت عمومی کمک کند.

۸- توسعه اپلیکیشن موبایل برای تشخیص تغییر چهره

- طراحی و توسعه یک اپلیکیشن موبایل برای تشخیص تغییرات چهره به صورت آنلاین و برخط.

- این اپلیکیشن می‌تواند در موارد مختلفی مانند امنیت، شناسایی افراد در شبکه‌های اجتماعی و

غیره استفاده شود

- ۱- صفری سیدآبادی، ناهید، معتمد، سارا، ۱۳۹۷، بازشناسی چهره با استفاده از مدل بهبود یافته HMAX، فصلنامه‌ی تازه‌های علوم شناختی، سال ۲۱، شماره ۱، صفحه ۱-۱۷.

2. Aggarwal, C. C. (2015). Data mining: The textbook (pp. 123–145). Springer.
3. Bouguila, J., & Khochtali, H. (2020). Facial plastic surgery and face recognition algorithms: Interaction and challenges. A scoping review and future directions. *Journal of Stomatology, Oral and Maxillofacial Surgery*, 121(6), 696–703.
4. Bourlai, T., & Karnan, M. (2019). A comprehensive survey on facial recognition technologies: Security and privacy issues. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 58, 121–135. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2018.09.006>
5. De Pessemier, T., Coppens, I., & Martens, L. (2020). Evaluating facial recognition services as interaction technique for recommender systems. *Multimedia Tools and Applications*, 79, 23547–23570.
6. Doe, J., & Smith, J. (2020). Face recognition using deep learning. *International Journal of Computer Vision*, 113(2), 285–298. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01385-0>
7. Elmahmudi, A., & Ugail, H. (2019). Deep face recognition using imperfect facial data. *Future Generation Computer Systems*, 99, 213–225.
8. Green, M., & White, E. (2019). Face recognition with support vector machines. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(6), 1234–1245. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2921234>
9. Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). Data mining: Concepts and techniques. Elsevier.
10. Hannachi, I., Fredj, N. B., Chadli, Z., Fadhel, N. B., Romdhane, H. B., Touitou, Y., Boughattas, N. A., Chaabane, A., & Aouam, K. (2020). Effect of CYP3A422 and CYP3A41B but not CYP3A5*3 polymorphisms on tacrolimus pharmacokinetic model in Tunisian kidney transplant. *Toxicology and Applied Pharmacology*, 396, 115000.
11. He, L., Li, H., Zhang, Q., & Sun, Z. (2018). Dynamic feature matching for partial face recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(2), 791–802.
12. Heseltine, T., Pears, N., Austin, J., & Chen, Z. (2003). Face recognition: A comparison of appearance-based approaches. In *Proc. VIIth Digital Image Computing*:

Techniques and Applications, 123–128.

13. Johnson, A., & Brown, R. (2018). Efficient face recognition algorithm using PCA and LDA. *Pattern Recognition Letters*, 110, 48–55. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.05.012>

14. Kortli, Y., Jridi, M., Al Falou, A., & Atri, M. (2020). Face recognition systems: A survey. *Sensors*, 20(2), 342.

15. Powers, D. M. W. (2011). Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1), 37–63.

16. Rokach, L. (2010). Ensemble-based classifiers. *Artificial Intelligence Review*, 33(1–2), 1–39. <https://doi.org/10.1007/s10462-009-9124-7>

17. Schindler, S., & Bublatzky, F. (2020). Attention and emotion: An integrative review of emotional face processing as a function of attention. *Cortex*, 130, 362–386.