

انتخاب و ادغام ویژگی های محلی برای استفاده در تشخیص چهره

محمد رضا محمودوند^۱

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، Mr.mahmoodvand@yahoo.com

چکیده - این مقاله، قصد دارد به بررسی روش های انتخاب ویژگی های چهره و ادغام آنها بپردازد تا بتواند در نهایت به سطح مطلوبی از تشخیص صحیح چهره ها دست پیدا کند. روش ارائه شده، یک روش نوین در حوزه انتخاب ویژگی ها و ادغام داده هاست که از شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی ها و دسته بندی ویژگی های چهره استفاده می شود و همچنین چهره را به چندین بخش تقسیم کرده و در نهایت ویژگی ها را با یکدیگر ترکیب می کند و بر اساس ترکیب ویژگی ها به شناسایی چهره می پردازد. با مقایسه روش ارائه شده در این مقاله با کارهای پیشین صورت گرفته در این حوزه نتایج قابل قبولی بدست آمده است و تا ۹۷٪ صحت دسته بندی و تشخیص چهره ها حاصل می شود.

کلید واژه- Artificial neural network, Data fusion, Face recognition, Image processing, Machine learning, Pattern recognition

است.

۱- مقدمه

پیشرفت در هر یک از این زمینه ها کمک به سزایی در بهبود فناوری تشخیص چهره نموده است (*FRT*). این فناوری کاربرد وسیعی در حوزه های مختلف از جمله، تشخیص چهره قضایی، تشخیص هویت و تایید دسترسی کاربران، پایگاههای اطلاعاتی، جستجوی چهره در تصاویر ویدئویی امنیتی، رابط های کاربری هوشمند و استفاده در خدمات بانکی و دستگاه های خودپرداز دارد.

روند کاری تشخیص چهره توسط ماشین به این صورت است که در ابتدا تصویر ثابت یا فایل ویدئویی به ماشین داده می شود که از آن به عنوان ورودی استفاده می کند. در مرحله بعد به تشخیص چهره فرد یا افراد داخل تصویر با استفاده از بانک اطلاعاتی تعریف شده می پردازد، ارائه اطلاعاتی همچون نژاد، جنس، زبان و .. می تواند جستجو در بانک اطلاعاتی را محدود تر کند و ما را سریعتر به جواب رهنمون سازد. حاصل کار در نهایت به صورت تشخیص چهره، تشخیص ویژگی های چهره و تایید هویت چهره قابل ارائه است. کشف چهره به معنای پیدا کردن محدوده تصویر چهره در میان تصویر دیگر اشیا می باشد و انتخاب ویژگی های چهره نیز به معنای تعیین موارد و جزئیات صورت مثل چشم و زاویه بینی و .. می باشد که می تواند به عنوان ورودی به سیستم کلاس بندی چهره ها داده شود و نتایج دسته بندی حاصل شود. شناسایی چهره هم به معنای دریافت یک تصویر ورودی و تطبیق آن با چهره های موجود در بانک

تشخیص چهره یکی از موضوعات مورد توجه در زمینه پردازش تصویر می باشد. با ظهور سامانه های احراز هویت بر اساس ویژگی های بیومتریک، نقش تشخیص چهره پر رنگ تر شده است. کاربردهای استفاده از ویژگی های بیومتریک روز به روز در حال گسترش است و نقش مهمی در سیستم های امنیتی و احراز هویت داشته اند. در عین حال شاهد استفاده از این ویژگی ها در مباحث تجارت الکترونیک و خریدهای آنلاین نیز هستیم که تاثیر عمده ای در آینده و مسیر صنعت تجارت الکترونیک خواهند داشت.

۱-۱- پیش زمینه

تشخیص چهره یکی از توانایی های قابل توجه انسان است. این توانایی از بدو تولد در انسان وجود دارد و با گذشت زمان نیز بهبود می یابد. انسان می تواند حدود ۱۰۰۰ چهره را در طول عمر خود شناسایی کند و به خاطر بیاورد. حتی اگر چهره در زاویه های مختلف باشد و یا دور و نزدیک باشد باز هم برای انسان قابل تشخیص خواهد بود. گذشت زمان و سن چهره نیز نمی تواند مانعی برای تشخیص چهره در انسان باشد. مساله تشخیص ماشین، یک حوزه جذاب برای محققان بوده است و برای رسیدن به تشخیص مطلوب به بخش های مختلفی از جمله پردازش تصویر، تشخیص الگو، بینایی ماشین و شبکه عصبی وابسته

اطلاعاتی می باشد. تایید چهره نیز به معنای تایید یا رد هویت تصویر چهره می باشد .

از مشکلات و گلوگاه های پیش روی تشخیص چهره می توان به این موارد اشاره کرد که اکثر چهره ها خصوصیات شبیه به هم دارند ، دو چشم ، یک دهان ، یک بینی که کار تمایز دادن بین چهره ها را سخت می کند . به خاطر محدودیت های تصویر برداری باعث تغییر سطح روشنایی و کیفیت تصاویر چهره در زاویه های مختلف بشود که کار تشخیص را دشوار می کند . استفاده از لوازم مانند عینک و کلاه و یا گذاشتن ریش نیز فرآیند تشخیص چهره را با مشکل مواجه می کند. در نهایت گردش سر به اطراف می تواند ویژگی های مفید چهره که به کار ما می آید را از ما بگیرد و نتوان چهره را تشخیص داد. [۷،۸،۱۰]

در حال حاضر الگوریتم های تشخیص چهره بر روی تصاویر پالایش شده و محدود شده اعمال می شود اما این چالش با تصاویر طبیعی پیش روی تشخیص چهره خواهد بود .

۲-۱- بررسی زمینه کاری

روش های تشخیص چهره به سه دسته عمده تقسیم بندی می شوند .
الف) روش جامع تطابقی بر اساس ویژگی های تصویر
ب) روش محلی تطابقی بر اساس ویژگی های تصویر
ج) روش تطابقی ترکیبی

در روش جامع تمام ناحیه تصویر به عنوان داده ورودی خام به سیستم تشخیص داده می شود از روشهای نمونه ای که به این طریق به شناسایی می پردازند می توان از *PCA, Fisher-face, NFL* و ... نام برد [۹]. در روش محلی ابتدا ویژگی های تصویر محیطی از جمله چشم ، بینی و دهان استخراج می شود سپس موقعیت مکانی و هندسی آنها بدست می آید و به سیستم کلاسیفایر داده می شود. در روش ترکیبی از هر دو روش محلی و جامع در قالب یک روش واحد استفاده می شود . ویژگی های محلی و همگانی تصویر بدست آمده با هم ادغام شده و در فرآیند تشخیص به کار گرفته می شود. در مساله دسته بندی الگو برای پیدا کردن مجموعه ویژگی های بهینه می توان از الگوریتم ژنتیک استفاده کرد و به همین منظور برای تشخیص چهره نیز راهگشا خواهد بود. در این مقاله از یک شیوه نوین شناسایی چهره و ادغام اطلاعات استفاده شده است که به کمک شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک دسته بندی ویژگی ها صورت می گیرد. این روش بر روی مجموعه ویژگی های جداگانه از هر بخش چهره آزمایش می شود و نتایج آن با مجموعه های ترکیب شده مقایسه می شود. آزمایش بر

روی پایگاه داده *FERET* صورت می گیرد. سوالاتی

که قصد داریم در پایان جوابی برای آن پیدا کنیم به شرح زیر می باشد

الف- چگونه مهمترین ویژگی های چهره را تشخیص دهیم و آنها را با یکدیگر ترکیب کنیم تا بالاترین نرخ صحیح کلاس بندی را داشته باشیم ؟

ب - چگونه ویژگی ها را برای یک سیستم کلاسه بندی خاص ترکیب کنیم ؟

۳-۱- روند انجام کار

ابتدا مناطق محلی و ناحیه ایی چهره را با استفاده از تابع *dtm* بر اساس مرکز مختصات محل بدست می آوریم. ویژگی های چهره از هر یک از ناحیه ها بدست می آید. سپس یک روش بر اساس الگوریتم ژنتیک بر روی ویژگی ها اعمال می شود و مهمترین ویژگی های هر ناحیه بدست می آید. یک روش بر پایه شبکه عصبی به دسته بندی ویژگی های چهره می پردازد .

ویژگی های حاصل شده از روش ژنتیک به شبکه عصبی وارد می شوند تا کلاس بندی نهایی بدست آید و میزان خطا بدست آید .

۲- معرفی روش انجام کار

در این بخش به بررسی روش در نظر گرفته شده برای مقاله می پردازیم و به معرفی جزئیات و تابع های به کار گرفته شده می پردازیم.

۲-۱- مرور کلی روش

هدف اصلی این روش ، انتخاب مهمترین ویژگی های صورت و ترکیب مناسب آنها با یکدیگر برای رسیدن به یک دسته بندی مفید می باشد. ابتدا قصد داریم که ناحیه های پر اهمیت را مشخص کرده تا ویژگی ها از آن ناحیه ها استخراج گردد. ناحیه های در نظر گرفته شده کاملاً جدا از هم و دارای یک عضو صورت می باشد که عبارتند از ناحیه های چشم راست، چشم چپ ، بینی و دهان. این ناحیه ها اساس کار استخراج ویژگی های محلی را تشکیل می دهد. حتی در همین ناحیه های محدود شده نیز نواحی کوچکتری وجود دارد که اهمیت بیشتری برای تشخیص دارد ، این روش با انتخاب مهم ترین بخش در ناحیه های صورت عملاً نویز حاصله از ناحیه های کم اهمیت را رفع می کند. حتی

^۱ Distance Threshold Method

که m کوچکتر از n است تا ابعاد کاهش یابد. برای این منظور بردار ویژگی Y به صورت زیر تعریف می شود.

$$y_k = W^T X_k, k = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

W ماتریس دارای ستون های متعامد است. W طوری انتخاب می شود که درمینان ماتریس پراکندگی نمونه ها (S) را بیشینه کند.

$$S = \sum_{k=1}^N (X_k - \mu)(X_k - \mu)^T \quad (3)$$

(4)

$$W_{OPT} = \operatorname{argmax}_W |W^T S W| = (w_1, w_2, \dots, w_m)$$

N تعداد نمونه ها و μ میانگین تمام تصاویر نمونه است.

مجموعه $\{W_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ بیانگر بردارهای ویژه n بعدی S ، مرتبط با m نمونه ایی که بزرگترین مقدار ویژه را دارند، می باشد. در این روش PCA بر روی نواحی چهره اعمال می شود و نه بر روی چهره ی کلی تا ویژگی های مناسب استخراج شوند. بر اساس کدگذاری دودویی کروموزوم ها، ۱ بیانگر انتخاب شدن ویژگی، و ۰ عدم انتخاب آن را مشخص می کند. در یک نسل، هر کروموزوم با مجموعه ورودی ویژگی، تکثیر می شود تا بردار ویژگی ورودی شبکه عصبی را تولید کند. بردار ورودی F به صورت زیر تعریف می گردد:

$$F = CP \quad (5)$$

$$F = L + R + M + N \quad (6)$$

$$C = (c_1, c_2, \dots, c_l), c_i \in \{0, 1\} \quad (7)$$

که C بیانگر یک کروموزوم است و Gi بیانگر مقدار ژن i ام آن کروموزوم می باشد. L طول کروموزوم را بیان می کند که برابر با سایز مجموعه ویژگی های ورودی P می باشد. تمام مجموعه ویژگی های جدا از هم نواحی را در برمیگیرد. که R برای چشم راست، L برای چشم چپ، N برای بینی و M برای دهان استفاده می شود. سایز سه مجموعه اول، ۴۸، و سایز مجموعه دهان، ۴۵ واحد می باشد. در نهایت سایز مجموعه P برابر ۱۸۹ است. F به عنوان ورودی و خوراک شبکه عصبی برای کلاس بندی استفاده می شود. در اینجا از یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی استفاده شده است. از الگوریتم پس انتشار ارتجاعی برای آموزش شبکه استفاده شده است. خطای بدست آمده از کلاس بندی مجموعه تست، برای محاسبه تابع سازگاری ($fitness$) مربوط به آن در الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. در بازسازی دوباره، سازگارترین مورد که بهترین نرخ کلاس بندی را بدست

می تواند مقابل تغییرات اطلاعاتی همچون گردش سر و تغییرات روشنایی و نور مقاوم باشد. با انتخاب مهم ترین بخش ها قصد داریم که به یک نرخ قابل قبول در کلاس بندی ویژگی ها دست یابیم.

۲-۲- مکان یابی ناحیه های صورت

برای هر تصویر باید ناحیه های صورت را مکان یابی کرد تا بتوان ویژگی ها را استخراج کرد. با استفاده از مختصات مرکز ناحیه ها و به کارگیری روش dtm ، مکان ناحیه های صورت را بدست می آوریم. تابع dtm یک حد آستانه افقی و عمودی برای هر ناحیه صورت تعریف می کند که به عنوان مرز نواحی شناخته می شود و با استفاده از مختصات مرکزی هر ناحیه به راحتی مکان یابی می شود. بر اساس تصاویر آزمایشی موجود در دیتاست، حد آستانه افقی ۷۰ و عمودی ۵۰ برای نواحی چشم، حد آستانه افقی ۵۰ و عمودی ۷۰ برای بینی و حد آستانه افقی ۹۰ و عمودی ۵۰ برای دهان در نظر گرفته شده است.

بعد از مشخص شدن نواحی صورت، هر یک از آنها به مستطیل های کوچک با سایز مساوی تقسیم شده و سطح رنگ میانگین از این مستطیل ها بدست می آید.

$$g_i = \frac{\sum P(x, y)}{w \times h \times v} \quad (1)$$

در معادله (۱) g بیانگر میانگین سطح رنگ خاکستری ناحیه مربعی i ام می باشد. تابع P معرف سطح رنگ خاکستری پیکسل با مختصات X و Y می باشد. W بیانگر عرض مستطیل، h بیانگر ارتفاع مستطیل و V بیانگر ماکزیمم سطح رنگ خاکستری می باشد که با توجه به دیتاست موجود این مقدار ۲۵۵ می باشد. مستطیل های موجود در نواحی چشم، بینی و دهان با عرض ۱۰ و ارتفاع ۱۰ تعریف شده اند. تعداد مجموعه ویژگی های استخراج شده از نواحی چشم و بینی ۴۸ واحد است و برای دهان نیز تعداد ۴۵ ویژگی بدست می آوریم.

۲-۳- ویژگی PCA

روش PCA و یا $eigenface$ یکی از روش های قدیمی مورد استفاده در تشخیص چهره می باشد. ایده اصلی پشت این روش اندازه گیری بیشترین پراکندگی تغییرات در بین مجموعه ای از تصاویر و تبدیل این اطلاعات و مقایسه آن بین تصاویر است. مجموعه $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ ، مجموعه N نمونه تصویر می باشد که فضای n بعدی را ایجاد می کند و هر تصویر مربوط به یکی از C کلاس موجود می شود. یک تابع تبدیل خطی لازم است تا فضای چند بعدی را به فضای m بعدی مجموعه ها تبدیل کرد



شکل ۱: نمونه تصاویر پایگاه داده استفاده شده

آورده، در نسل بعدی، دو باره شبکه را آموزش می دهد. کروموزومی که در هر نسل بیشترین نرخ کلاس بندی را موجب شود را ثبت کرده و این کروموزوم ها مشخص می کنند که کدام ویژگی ها انتخاب شده اند و کدام ویژگی ها انتخاب نشده اند. بعد از پایان تمام نسل ها، تعداد دفعاتی که هر ویژگی برای بهترین نرخ کلاس بندی انتخاب شده است محاسبه می شود. نواحی که هر چه بیشتر مهمترین ویژگی ها را در خود جای داده باشند به عنوان مهم ترین نواحی شناخته می شوند. این روش برای مشخص کردن مهم ترین ناحیه های چهره و ادغام و انتخاب ویژگی های چهره به کار گرفته می شود. از ژنتیک برای پیدا کردن ویژگیهایی با اهمیت بیشتر استفاده می شود که نرخ شناسایی چهره بالاتری را موجب می شود. نواحی که این ویژگی ها داخل آنها قرار داشته باشد به عنوان ناحیه های پراهمیت شناخته می شوند.

۳- پایگاه های داده

پایگاه داده استفاده شده در این مقاله بخشی از پایگاه داده *FERET* می باشد. پایگاه داده شامل ۵۰ کلاس می باشد. که هر کلاس شامل ۴ الی ۱۲ تصویر می باشد. در این مقاله از ۴ تصویر برای هر کلاس استفاده می شود و ۳ تصویر برای آموزش و یک تصویر برای آزمایش و تست استفاده می شود.

جمعاً ۱۵۰ تصویر برای آموزش و ۵۰ تصویر برای تست در پایگاه داده وجود دارد. در شکل ۱-۳، نمونه تصاویر بخش اول پایگاه داده نمایش داده شده است که سه ردیف بالا، مجموعه آموزش می باشد و ردیف پایین مجموعه تست می باشد.

تصاویر مورد نظر برای آموزش و تست به صورت تصادفی انتخاب می شود. همچنین در پایگاه داده طیف وسیعی از تصاویر صورت استفاده شده است که شامل نمونه هایی نیم رخ نیز می باشد که کار تشخیص چهره را در این گونه تصاویر سخت تر می کند.

پایگاه داده های *FERET* یکی از پایگاه های معتبر و مورد استناد در زمینه تشخیص چهره می باشد و اکثر روش های معتبر برای ارزیابی نتایج خود و همچنین مقایسه با دیگر روش ها از داده های موجود در این پایگاه داده استفاده می کند. به این ترتیب نتایج بدست آمده قابل بررسی و استناد بوده و نشان دهنده ی توانمندی روش مورد بحث خواهد بود. ضمن اینکه تا حد امکان سعی شده است که تصاویر نشان دهنده حالت های واقعی چهره ها از قبیل اخم، خنده، ناراحتی و یا عصبانیت باشد.

۴- نتایج

این نتایج بر اساس پایگاه داده اولیه که در بخش قبل معرفی شد بدست آمده است. در ابتدا آزمایش تشخیص محل نواحی با اهمیت (که با روش ژنتیک - شبکه عصبی بر روی هر ناحیه صورت حاصل می شود) انجام می شود. ویژگی استفاده شده در این آزمایش، ویژگی میانگین سطح رنگ خاکستری می باشد. ویژگی سطح رنگ میانگین استخراج شده از هر ناحیه صورت، بردار ورودی هر ناحیه صورت را تشکیل می دهند. اندازه ناحیه کوچک مستطیل شکل برای استخراج ویژگی ۱۰ در ۱۰ می باشد. با توجه به آستانه تعریف شده افقی و عمودی در بخش قبلی و مساحت هر ناحیه، تعداد مستطیل های موجود در هر ناحیه صورت بدست می آید که متعاقب آن فضای ویژگی استخراج شده از چشمها و بینی برابر ۴۸ و برای دهان ۴۵ می باشد. بردار ویژگی های L, R, N, M به صورت زیر تعریف می شوند:

$$L = (l_1, l_2, l_3, \dots, l_{48}), l_i \in (0,1) \quad (8)$$

$$N = (n_1, n_2, n_3, \dots, n_{48}), n_i \in (0,1) \quad (9)$$

$$R = (r_1, r_2, r_3, \dots, r_{48}), r_i \in (0,1) \quad (10)$$

$$M = (m_1, m_2, m_3, \dots, m_{45}), m_i \in (0,1) \quad (11)$$

این مجموعه ویژگی های استخراج شده به عنوان ورودی به روش ژنتیک- شبکه عصبی به طور جداگانه برای کلاس بندی و

نیز بالاترین نرخ ۵۶،۶۶٪ با تعداد واحد مخفی ۳۲ تا ۴۴ می باشد. همانطور که مشاهده می شود بالاترین درصد صحت در چشم ها صورت می گیرد و پس از آن بینی و دهان می توانند تا حد اکثر ۵۶،۶۶٪ نمونه های چهره را درست شناسایی کند .

جدول ۲: نتایج حاصل از ناحیه چشم راست

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۵۲،۶۶۶۷
۱۲	۵۶،۳۳۳۳
۱۶	۵۶،۳۳۳۳
۲۰	۵۶،۳۳۳۳
۲۴	۵۶،۳۳۳۳
۲۸	۵۷،۳۳۳۳
۳۲	۵۷،۳۳۳۳
۳۶	۵۷،۳۳۳۳
۴۰	۵۷،۳۳۳۳
۴۴	۵۷،۳۳۳۳

جدول ۳: نتایج حاصل از ناحیه بینی

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۵۴،۶۶۶۷
۱۲	۵۵،۳۳۳۳
۱۶	۵۵،۳۳۳۳
۲۰	۵۵،۳۳۳۳
۲۴	۵۵،۳۳۳۳
۲۸	۵۵،۳۳۳۳
۳۲	۵۶،۶۶۶۷
۳۶	۵۶،۶۶۶۷
۴۰	۵۶،۶۶۶۷
۴۴	۵۶،۶۶۶۷

در جدول ۵ شاهد نتایج ترکیب ویژگی ها هستیم در این جدول تمام ویژگی های چشم چپ ، چشم راست ، بینی و دهان به عنوان بردار ورودی به الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی وارد شده است و نتایج این جدول در شناسایی نمونه ها مشخص شده است .

انتخاب ، داده می شود. برای اینکه نتایج حاصل شده از آزمایش قابل اتکا باشد، پارامترهای روش ژنتیک - شبکه عصبی به صورت یکسان برای تمام مجموعه های مورد آزمایش تعریف شده است. تعداد نسل ها ۵۰، تعداد جمعیت ۱۵ ، نرخ تلفیق ۰،۹ و نرخ جهش ۰،۲ در نظر گرفته شده است .

جدول ۱: نتایج حاصل از ناحیه چشم چپ

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۵۴،۶۶۷
۱۲	۵۶
۱۶	۵۸،۳۳۳۳
۲۰	۵۸،۳۳۳۳
۲۴	۵۸،۳۳۳۳
۲۸	۵۸،۳۳۳۳
۳۲	۵۸،۳۳۳۳
۳۶	۵۸،۳۳۳۳
۴۰	۵۸،۳۳۳۳
۴۴	۵۸،۶۶۶۷

نتایج بدست آمده از این جداول نشان می دهد که نواحی چشم و دهان دارای نرخ تشخیص بهتری نسبت به ناحیه بینی می باشند. در ناحیه بینی بالاترین نرخ تشخیص برابر ۵۶،۶۶٪ می باشد که زمانی بدست می آید که تعداد واحد های لایه مخفی ۳۶ واحد می باشد. برای چشم چپ نیز بالاترین نرخ ۵۸،۳۳٪ با تعداد واحد مخفی ۱۶ تا ۴۴ است. برای چشم راست بالاترین نرخ ۵۷،۳۳٪ با تعداد واحد مخفی ۲۸ تا ۴۴ می باشد. و برای دهان نیز بالاترین نرخ ۵۶،۶۶٪ با تعداد واحد مخفی ۳۲ تا ۴۴ می باشد. همانطور که مشاهده می شود بالاترین درصد صحت در چشم ها صورت می گیرد و پس از آن بینی و دهان می توانند تا حد اکثر ۵۶،۶۶٪ نمونه های چهره را درست شناسایی کند .

نتایج بدست آمده از این جداول نشان می دهد که نواحی چشم و دهان دارای نرخ تشخیص بهتری نسبت به ناحیه بینی می باشند. در ناحیه بینی بالاترین نرخ تشخیص برابر ۵۶،۶۶٪ می باشد که زمانی بدست می آید که تعداد واحد های لایه مخفی ۳۶ واحد می باشد. برای چشم چپ نیز بالاترین نرخ ۵۸،۳۳٪ با تعداد واحد مخفی ۱۶ تا ۴۴ است. برای چشم راست بالاترین نرخ ۵۷،۳۳٪ با تعداد واحد مخفی ۲۸ تا ۴۴ می باشد. و برای دهان

جدول ۶: نتایج حاصل از ترکیب ویژگی‌ها همراه با PCA

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۸۹.۶۶۶۷
۱۲	۹۰
۱۶	۹۰
۲۰	۹۴.۲۲۲
۲۴	۹۴.۲۲۲
۲۸	۹۴.۲۲۲
۳۲	۹۴.۶۶۶۷
۳۶	۹۴.۶۶۶۷
۴۰	۹۷.۳۳۳۳
۴۴	۹۷.۳۳۳۳

جدول ۴: نتایج حاصل از ناحیه دهان

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۵۴.۶۶۶۷
۱۲	۵۵.۳۳۳۳
۱۶	۵۵.۳۳۳۳
۲۰	۵۵.۳۳۳۳
۲۴	۵۵.۳۳۳۳
۲۸	۵۵.۳۳۳۳
۳۲	۵۶.۶۶۶۷
۳۶	۵۶.۶۶۶۷
۴۰	۵۶.۶۶۶۷
۴۴	۵۶.۶۶۶۷

روش مطرح شده در ترکیب ویژگی‌های نواحی چهره، تا میزان حداکثر ۸۸.۶۶۶۷٪ به طور صحیح به کلاسه بندی چهره‌ها پرداخته است و همچنین در استفاده از PCA و کم کردن ابعاد بردار ویژگی‌ها بهبود چشم‌گیری حاصل شده است. با از بین رفتن ویژگی‌های کم‌اهمیت و باقی ماندن ویژگی‌های پرتکرار و مهم در جمعیت‌های تولید شده از الگوریتم ژنتیک، روش مطرح شده در مقاله موفق به شناسایی صحیح ۹۷.۳۳۳۳٪ چهره‌ها در بهترین حالت شده است.

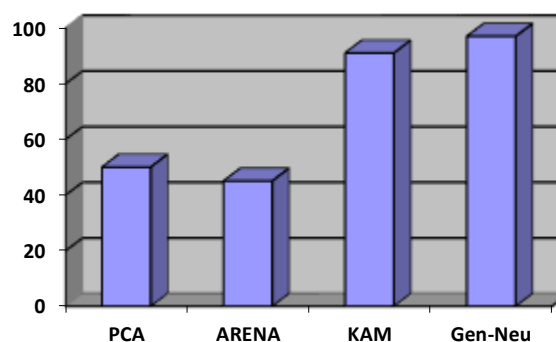
روش مطرح شده در این مقاله که کاربردی از ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی می‌باشد در مقایسه با روش‌های دیگر مربوط به تشخیص چهره بهتر عمل کرده است. روش PCA ساده که تنها بر روی ناحیه کل صورت اعمال می‌شود تنها به نیمی از درصد صحت روش مطرح شده را در مواجهه با نمونه‌های پایگاه داده FERET کسب می‌کند. روش ARENA [۱۵] نیز به همین صورت عمل می‌کند. روش KAM [۱۴] با اندکی اختلاف پایین‌تر از روش مطرح شده در مقاله قرار می‌گیرد و ۶٪ در شناسایی صحیح نمونه‌ها ناموفق‌تر از روش معرفی شده عمل می‌کند. مقایسه بین روش‌های مطرح شده در شکل ۲ نشان داده شده است.

جدول ۵: نتایج حاصل از ترکیب ویژگی‌ها

تعداد نرون های لایه مخفی	درصد صحت
۸	۷۶.۷۷۷۸
۱۲	۸۰.۷۷۷۸
۱۶	۸۱.۱۱۱۱
۲۰	۸۵.۶۶۶۷
۲۴	۸۵.۶۶۶۷
۲۸	۸۱.۱۱۱۱
۳۲	۸۱.۱۱۱۱
۳۶	۸۵.۶۶۶۷
۴۰	۸۵.۶۶۶۷
۴۴	۸۸.۶۶۶۷

در جدول ۶ نتایج حاصل از ترکیب ویژگی‌های تمام ناحیه‌های صورت همراه با کم شدن ابعاد توسط PCA آورده شده است. با استفاده از PCA ویژگی‌ها را کاهش می‌دهیم و تعداد آنها را برای هر تصویر به ۵۰ ویژگی می‌رسانیم. تابع بدست آمده از PCA را بر شبکه اعمال می‌کنیم. به این صورت پر اهمیت‌ترین ویژگی‌ها باقی می‌مانند و در الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی به عنوان ورودی استفاده می‌شوند و نتایج به صورتی که در جدول ۶ آمده حاصل می‌شود.

- [12] Jiwen Lu; Yap-Peng Tan; Gang Wang; Gao Yang, "Image-to-Set Face Recognition Using Locality Repulsion Projections and Sparse Reconstruction-Based Similarity Measure," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol.23, no.6, pp.1070,1080, June 2013
- [13] Jain, A.K.; Klare, B.; Unsang Park, "Face recognition: Some challenges in forensics," *Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.726,733, 21-25 March 2011
- [14] Bai-ling Zhang; Leung, C., "Robust face recognition by multiscale kernel associative memory models based on hierarchical spatial-domain Gabor transforms," *Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. FGR 2006. 7th International Conference on*, vol., no., pp.6 pp.,107, 2-6 April 2006
- [15] T. Sim, R. Sukthankar, M. Mullin, and S. Baluja, *High-Performance Memory-Based Face Recognition for Visitor Identification, 1999*



شکل ۲: مقایسه بین روشهای تشخیص چهره با روش معرفی شده در مقاله

مراجع

- [1] Bala, J., Huang, J., Vafaie, H., DeJong, K., & Wechsler, H. (1995). Hybrid learning using genetic algorithms and decision trees for pattern classification. *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1, 719-724.
- [2] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19, 711-720.
- [3] Zhang, B., Zhang, H., & Ge, S. (2004). Face recognition by applying wavelet subband representation and kernel associative memory. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 15, 166-177.
- [4] Yan, S., He, X., Hu, Y., Zhang, H., Li, M., & Cheng, Q. (2004). Bayesian shape localization for face recognition using global and local textures. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1(14), 102-113.
- [5] Liu, Q., Tang, X., Lu, H., & Ma, S. (2004). Kernel scatter-difference based discriminant analysis for face recognition. In *International 17th conference on pattern recognition (Vol. 2, pp. 419-422)*.
- [6] Sun, Y., & Yin, L. (2005). A genetic algorithm based feature selection approach for 3D face recognition. In *Biometric consortium conference. USA*.
- [7] Zhang, Xiaoqing; Ren, Dong; Yan, Lin; Jing, Zhenyu; Zhang, Junqiao, "A survey of approaches to feature extraction in face recognition," *Computer Science and Network Technology (ICCSNT), 2012 2nd International Conference on*, vol., no., pp.1534,1539, 29-31 Dec. 2012
- [8] Mazloun, J.; Jalali, A.; Amiryani, J., "A novel bidirectional neural network for face recognition," *Computer and Knowledge Engineering (ICCKE), 2012 2nd International eConference on*, vol., no., pp.18,23, 18-19 Oct. 2012
- [9] Zhiming Qian; Dan Xu, "Research Advances in Face Recognition," *Pattern Recognition, 2009. CCPR 2009. Chinese Conference on*, vol., no., pp.1,5, 4-6 Nov. 2009
- [10] Tanchotsrinon, C.; Phimoltares, S.; Maneeroj, S., "Facial expression recognition using graph-based features and artificial neural networks," *Imaging Systems and Techniques (IST), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.331,334, 17-18 May 2011
- [11] Yavuz, H.S.; Cevikalp, H.; Edizkan, R., "Automatic face recognition from frontal images," *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2013 21st*, vol., no., pp.1,4, 24-26 April 2013