

## بررسی و بهبود شناسایی چهره با الگوریتم Fisherface با استفاده از شبکه های عصبی

محمود عالیان  
فارغ التحصیل دانشگاه آزاد اسلامی واحد  
نجف آباد  
Mahmoodalian.1@gmail.com

علیرضا نیکیان  
عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی  
واحد نجف آباد  
nikian@pco.iaun.ac.ir

**چکیده:** تاکنون تلاش های زیادی در زمینه شناسایی چهره انجام شده است که هر کدام به ارائه راهکاری برای حل یک یا چند چالش در این زمینه پرداخته اند. از این میان، استفاده از تکنیک های آنالیز اجزای اصلی (PCA) جهت کاهش ابعاد مسئله و در ادامه استفاده از آنالیز تفکیک خطی (LDA) برای تمایز بیشتر و در نهایت شبکه های عصبی مصنوعی جهت شناسایی فرد از تصویر چهره، بسیار مورد توجه قرار گرفته و مقالات متعددی در این زمینه ارائه شده است. در این مقاله به بررسی عملکرد شبکه های عصبی مختلف پرداخته شده و در نهایت روشی مناسب جهت شناسایی چهره ارائه می شود. الگوریتم ارائه شده با دو مجموعه تصویر ORL و GRIMACE مورد آزمایش قرار گرفت که نرخ پاسخگویی صحیح به ترتیب ۹۹٫۶۸٪ و ۹۹٫۶۵٪ می باشد.

**واژه های کلیدی:** آنالیز اجزای اصلی (PCA)، آنالیز تفکیک خطی (LDA)، شبکه های عصبی مصنوعی

### ۱- مقدمه

مسئله شناسایی چهره از جمله مسائلی است که کاربرد آن رو به افزایش است در سالهای اخیر استفاده از این بیومتریکی نسبت به بیومتریکی های دیگر نظیر اثر انگشت و عنبیه چشم، رو به افزایش است [۱]. اگرچه استفاده از چهره جهت شناسایی شخص با چالش هایی روبرو می باشد و دقت روش هایی نظیر استفاده از عنبیه چشم را ندارد اما به دلیل مزیت هایی از جمله سهولت به دست آوردن تصویر چهره، دارای محبوبیت زیادی در کاربردهای امنیتی و تجاری می باشد [۱].

امروزه با پیشرفت سیستم های شناسایی چهره، مدل های گوناگونی برای حل این مسئله ارائه شده است که در این میان استفاده از مدل های سه بعدی چهره رو به افزایش است چرا که باعث حل چالش های نظیر موقعیت چهره نسبت به دوربین و همچنین دوران چهره می باشد. با این وجود استفاده چنین سیستم های نیاز به تصویر برداری های پیشرفته ای می باشد و همچنین بار محاسباتی بالایی دارد و این امر باعث می شود که سیستم های دو بعدی شناسایی چهره که با یک عکس پرسنلی ساده قادر به شناسایی باشند هنوز مورد استقبال قرار بگیرند.

تا کنون روشهای متعددی در برای حل مسئله شناسایی چهره مورد استفاده قرار گرفته است که در این میان استفاده تکنیک های PCA و LDA بسیار مورد توجه قرار گرفته است و همچنین استفاده از شبکه عصبی به عنوان طبقه بندی کننده (classifier) بسیار پر کاربرد بوده است.

استفاده از روش PCA جهت کاهش ابعاد مسئله موارد استفاده فراوانی از جمله در شناسایی چهره داشته است همچنین روش LDA برای کاهش ابعاد مسئله با توجه به کلاس داده ها روش مناسبی برای کاهش اطلاعات می باشد. ترکیب این دو روش با نام Fisher در مسایل طبقه بندی و بیومتریکی ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است و در مسئله شناسایی چهره تحت نام Fisherface بیان شده است در این مقاله از این روش برای ساخت ورودی شبکه عصبی استفاده شده است.

شبکه های عصبی متعددی برای شناسایی چهره مورد بررسی قرار گرفته است از جمله این شبکه های عصبی، نگاشت خود سازمانده (SOM) که از کاربرد های آن خوشه بندی بدون سرپرست است از دیگر شبکه های عصبی مطرح، شبکه پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (RBF) و گسترش یافته های این شبکه ها می باشد.

مقالات متعددی برای حل مسئله شناسایی چهره از شبکه های عصبی SOM استفاده نموده اند که این روش ها در بهترین حالت با استفاده از مجموعه تصاویر ORL به دقت ۹۵٫۹۵٪ دست یافته اند [۲]. محققان با ارائه روشهای متعدد سعی در بهبود عملکرد و بر طرف کردن

چالش های موجود در شناسایی چهره نموده اند از این جمله می توان تغییرات سطح روشنایی را نام برد از راهکارهایی که برای حل این مشکل ارائه شده است دسته بندی تصاویر بر مبنای سطح روشنایی به ۵ دسته می باشد و با استفاده از الگوریتم Fisherface به شناسایی چهره های هر دسته پرداخته می شود که این روش به دقت ۹۴٫۷٪ برای دیتاست YALE دست یافته است [۳].

در ادامه محققان به بررسی انواع معیارهای فاصله برای تفکیک و کلاسه بندی خروجی PCA پرداختند بررسی ها نشان می دهد که استفاده از فاصله Mahalanobis معیار مناسبی است که به دقت ۹۵٪ دست یافته است [۴].

محققان به بهبود عملکرد روش های PCA و LDA پرداختند و روش هایی نظیر Kernel Fisherface و Kernel Eigenface ارائه شده است که در مقایسه با روش های ICA و PCA و LDA عملکرد بهتری دارد و برای دیتاست ORL به دقت ۹۸٫۷۵٪ دست یافته است [۵].

با بهبود روشها و افزایش نرخ شناسایی، محققان سعی در حل چالشهای دیگر در این زمینه نمودند از جمله ارائه راهکارهایی برای مسایلی که از هر چهره یک تصویر داریم (one sample per person). یکی از روشهایی که برای این منظور ارائه شده است استفاده از FLDA به همراه KNN می باشد که به دقت ۸۶٫۵٪ برای مجموعه تصاویر تهیه شده رسیده است [۶] پس از آن روش های دیگری ارائه شده که به دقت مناسبی دست یافته اند از جمله استفاده از Inverse Fisherface که برای مجموعه تصاویر ORL به دقت ۹۶٪ دست یافته است [۷].

از دیگر چالشهایی که با آن روبرو هستیم افتادن سایه چهره بر روی چهره بر اساس موقعیت نسبت به منبع نور می باشد که برای حل این مسئله روش های متعددی بیان شده است که در این میان می توان به روشی اشاره نمود که هر یک از اجزای صورت را به طور جداگانه به دست آورده و برای هر قسمت به طور جداگانه از تسهیم هیستوگرام استفاده شده است [۸]. با ارائه روشهای متعدد و بهبود عملکرد تکنیک های مختلف محققان روی به ترکیب تکنیک ها مختلف برای افزایش نرخ شناسایی نموده اند مانند استفاده از ICA که بر مبنای KPCA می باشد و برای کلاسه بندی از شبکه های RBF سلسله مراتبی (Hierarchical RBF NN) استفاده شده است همچنین جهت بهینه سازی شبکه عصبی از الگوریتم PSO استفاده شده است که این راهکار برای دیتاست ORL به دقت ۹۷٫۸۷٪ دست یافته است [۹].

در میان مقالات ارائه شده برخی محققان به دنبال بر طرف کردن مشکلات روش های PCA و LDA می باشند و راهکارهایی نظیر Regularization of LDA [۱۰] و Inverse Fisherface [۷] ارائه شده است. شایان ذکر است که استفاده از تبدیلات نظیر تبدیل ویولت [۱۱] و [۱۲] عملکرد مناسبی در زمینه شناسایی چهره دارند که به دقت ۹۷٪ برای دیتاست AT&T دست یافته اند [۱۲] و همچنین استفاده از Curvature چهره با توجه به اجزای آن که به دقت ۹۰٪ دست یافته است [۱۳] را می توان نام برد. در ادامه این مقاله سعی در ارائه طرحی می شود که با پیچیدگی کم به دقت بالایی در شناسایی چهره دست یابد و برای این منظور شبکه های عصبی مورد بررسی قرار می گیرد.

## ۲- آنالیز اجزای اصلی

ماتریس تصویر چهره را می توان به صورت برداری نمایش داد که دارای ابعاد بالایی می باشد از این رو سعی می شود تا با بدست آوردن ویژگی های تصویر چهره مسئله را به ابعاد کمتری کاهش دهند آنالیز اجزای اصلی از روش های پر کاربرد در زمینه کاهش ابعاد مسئله می باشد. در این روش ابتدا هر تصویر به صورت یک بردار در می آید.

$$x_i = [p_1 \dots p_n]^T, \quad i = 1, \dots, M \quad (1)$$

که  $x_i$  بردار مربوط به هر یک از تصاویر می باشد. سپس بردار میانگین برای همه تصاویر محاسبه می شود

$$m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2)$$

که  $m$  تصویر میانگین می باشد حال اختلاف هر تصویر با تصویر میانگین را بدست می آوریم

$$w_i = x_i - m \quad (3)$$

و  $w_i$  را به عنوان فاصله هر تصویر از تصویر میانگین تعریف می کنیم سپس مقادیر ویژه را از رابطه زیر محاسبه می کنیم

$$\lambda_i = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (e_i^T w_n)^2 \quad (4)$$

هدف بدست آوردن  $e_i$  ها به نحوی می باشد که دارای بیشترین مقدار باشند.  $e_i$  مقادیر ویژه و  $\lambda_i$  بردارهای ویژه ماتریس کواریانس  $C$  به ازاء هر ورودی می باشد [۱۴].

$$C = WW^T \quad (5)$$

ماتریس بردار های ویژه به عنوان مقادیر ورودی روش LDA استفاده می شود.

### ۳- آنالیز تفکیک خطی

در روش PCA در محاسبات به این نکته که هر ورودی به کدام کلاس تعلق دارد پرداخته نمی شود. در روش LDA با استفاده از scatter matrix های  $S_w, S_b$  سعی در حداکثر نمودن اختلاف داده های کلاس های مختلف و حداقل نمودن اختلاف داده های درون یک کلاس می شود که این دو ماتریس به صورت زیر تعریف می شود:

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T \quad (6)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_i - \mu_i) (x_i - \mu_i)^T$$

حال سعی می شود بهترین مقدار برای تابع معیار یعنی  $J(W)$  محاسبه شود.

$$J(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (7)$$

برای اینکه حداکثر مقدار تابع معیار بدست آید از تابع مشتق گرفته برابر صفر در نظر گرفته می شود که معادله مقادیر و بردارهای ویژه بدست می آید که به صورت زیر است.

$$S_b W_i = \lambda_i S_w W_i \quad (8)$$

اگر  $c$  کلاس ورودی وجود داشته باشد  $c-1$  مقدار ویژه غیر صفر وجود خواهد داشت که بردارهای ویژه نظیر این مقادیر ویژه ورودی های شبکه عصبی را تشکیل می دهند [۶].

### ۴- شبکه های عصبی

تا کنون از انواع مختلفی از شبکه های عصبی برای شناسایی چهره استفاده شده است همچنین استفاده از شبکه های عصبی جهت کلاسه بندی خروجی الگوریتم LDA, PCA روشی متداول می باشد. انتخاب مناسب شبکه و نحوه آموزش مناسب تاثیر زیادی در بهبود عملکرد سیستم دارد.

#### ۴-۱ شبکه عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (RBF)

شبکه های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی از شبکه های بسیار قدرتمند در حل مسایل درون یابی می باشند با این وجود برای حل مسئله شناسایی چهره باید نحوه عملکرد شبکه های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی در حل مسایل کلاسه بندی مورد بررسی قرار بگیرد. برای این منظور با استفاده از تکنیک های LDA, PCA به کاهش فضای مسئله پرداخته و سپس شبکه عصبی آموزش می یابد.

نتایج بدست آمده برای میانگین ۵ بار آموزش حاکی از آن است که شبکه عصبی برای تصاویر مجموعه آموزشی که ۸۰٪ از کل تصاویر هستند برای هر دو مجموعه تصاویر ORL, GRIMACE, ۱۰۰٪ به پاسخ صحیح دست پیدا می کند در حالیکه برای مجموعه تصاویر تست برای ORL به ۲.۵٪ و برای GRIMACE به ۵.۵٪ دست پیدا می کند. که ناشی از انعطاف نسبتاً پایین شبکه های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی به تغییرات ورودی می باشد و به نظر می رسد که شبکه های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی جهت درون یابی و تقریب مناسب تر از طبقه بندی اطلاعات عمل می نمایند.

#### ۴-۲ شبکه عصبی نگاشت خود سازمانده (SOM)

شبکه های نگاشت خود سازمانده (SOM) از جمله معروفترین شبکه های عصبی در بحث آموزش بدون سرپرست می باشند و استفاده فراوانی از آنها در خوشه بندی مسایل شده است با این وجود خوشه بندی اطلاعات و آموزش بدون سرپرست در مقایسه با کلاسه بندی و آموزش با سرپرست دارای دقت پایین تری می باشد با توجه به کارهای متعددی که در این زمینه شده با بررسی توپولوژی ها و انواع و اندازه های مختلف همسایگی ها حداکثر دقت بدست آمده به ۹۶٪ برای مجموعه تصاویر ORL نمی رسد [۲].

#### ۴-۳ شبکه پرسپترون چندلایه (MLP)

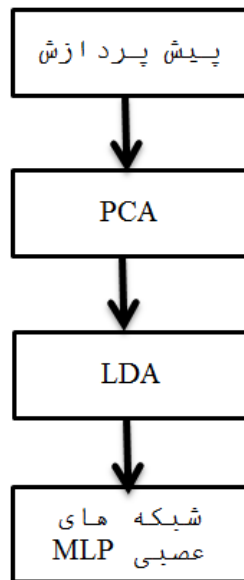
شبکه های پرسپترون چندلایه از جمله قدرتمندترین تکنیک ها برای طبقه بندی اطلاعات می باشد. پارامترهای متعددی در آموزش شبکه های پرسپترون چندلایه موثر هستند که از این جمله می توان به تعداد لایه های مخفی و تعداد نرون ها در هر لایه مخفی و الگوریتم آموزشی می باشد.

در انتخاب معماری شبکه های عصبی سعی در انتخاب ساده ترین معماری که قادر به حل مسئله است می کنیم. انتخاب مدل ساده علاوه بر افزایش سرعت الگوریتم باعث کاهش قابلیت به خاطر سپاری می شود و این امر باعث می شود تا شبکه عصبی ، ورودی های آموزشی را یاد گرفته و قابلیت تعمیم برای نمونه های جدید را داشته باشد. از سوی دیگر انتخاب بیش از حد ساده معماری باعث می شود تا شبکه عصبی قابلیت طبقه بندی اطلاعات را نداشته باشد.

دیگر نکته مهم در آموزش شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه انتخاب الگوریتم آموزشی مناسب می باشد. همچنین می توان با استفاده از الگوریتم های تکاملی وزن های بدست آمده را بهینه نمود.

## ۵- راهکار پیشنهادی

در ادامه این مقاله هدف آن است که با توجه به اقدامات و تلاش های انجام شده تا کنون ، راهکاری مناسب با دقت بالا برای حل مسئله شناسایی چهره ارائه شود. روند کلی راهکار در شکل ۱ مشاهده می شود.



شکل ۱: نمای کلی راهکار پیشنهادی

تصاویر چهره قبل از اینکه مورد استفاده قرار بگیرند پیش پردازش می شوند. این پیش پردازش شامل تبدیل تصویر به سطوح خاکستری برای مجموعه تصاویر رنگی و همچنین حذف نویز می باشد. علاوه بر این اندازه تصاویر نیز باید مورد بررسی قرار بگیرد چرا که الگوریتم های که دارای قسمت های اضافی در تصویر می باشند با انتخاب ناحیه چهره ابعاد تصویر تغییر می یابد همچنین در مجموعه تصاویری که اندازه تصاویر یکسان نیست و یا برای کاهش ابعاد مسئله از تغییر اندازه استفاده می شود. تصاویر پس از پیش پردازش به بردار تبدیل می شوند و برای هر تصویر یک بردار  $N \times 1$  خواهیم داشت که  $N$  حاصل ضرب سطرها و ستون های تصویر خواهد بود. پس از خواندن همه تصاویر مجموعه یک ماتریس  $N \times M$  بدست می آید که  $M$  تعداد تصاویر موجود در مجموعه تصاویر خواهد بود. ماتریس بدست آمده توسط الگوریتم PCA به یک ماتریس  $M \times M$  تبدیل خواهد شد که این امر باعث کاهش حجم اطلاعات به میزان چشم گیری خواهد شد. تعداد سطرهای این ماتریس بسته به میزان انرژی است که در PCA مورد استفاده قرار می گیرد. با توجه به ابعاد مسئله و حجم مجموعه تصاویر در این راهکار از حداکثر انرژی یعنی تمام بردارهای ویژه استفاده می شود.

ماتریس بدست آمده توسط الگوریتم PCA به عنوان ورودی به الگوریتم LDA داده می شود خروجی این الگوریتم یک ماتریس  $(C-1) \times C$  می باشد که تعداد  $C-1$  سطر ناشی از استفاده حداکثر انرژی در این الگوریتم می باشد. که  $C$  تعداد کلاس ها یا همان تعداد اشخاص موجود در مجموعه تصاویر است.

در نهایت خروجی الگوریتم LDA به عنوان ویژگی های استخراج شده به شبکه های عصبی ارائه می شود تا طبقه بندی شوند. همانطور که بیان شد شبکه عصبی مورد استفاده، شبکه پرسپترون چند لایه است. تعداد لایه های مخفی مورد استفاده ۲ لایه مخفی می باشد و تعداد نرون

های مورد استفاده در لایه مخفی اول ۵۰ نرون و در لایه دوم ۴۰ نرون می باشد که این تعداد با آزمایش و سعی و خطا بدست آمده است به این صورت که از تعداد کمتر شروع شده و تا رسیدن به نتیجه مطلوب تعداد نرون ها افزایش یافته است همانطور که در بخش قبل بیان شد هدف پیدا نمودن ساده ترین معماری است.

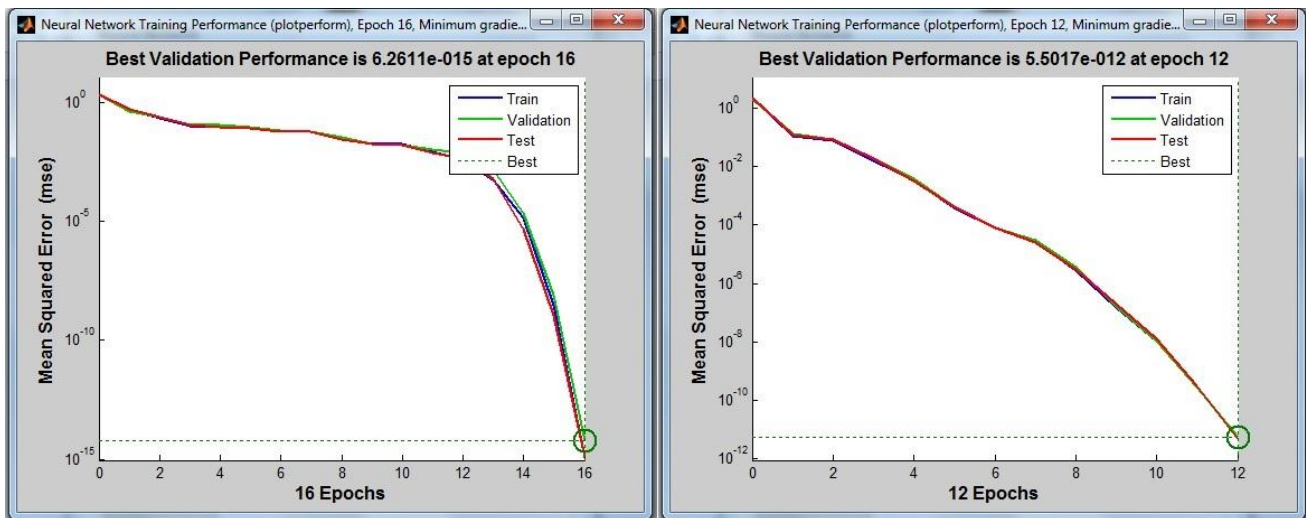
الگوریتم آموزشی مورد استفاده روش Levenberg-Marquardt می باشد که به اختصار آن را LM می نامند این روش به حافظه زیادی احتیاج دارد و مدت زمان هر اپیاک آموزشی در این الگوریتم به نسبت دیگر روش ها زیاد می باشد اما با تعداد کمی اپیاک آموزشی به جواب خواهد رسید و همچنین جواب بدست آمده بهترین جواب برای نمونه های آموزشی می باشد.

## ۶- نتایج

راهکار پیشنهادی با استفاده از دو مجموعه تصاویر ORL و GRIMACE مورد آزمایش قرار گرفت. مجموعه تصاویر ORL شامل ۴۰۰ تصویر سطوح خاکستری می باشد که متعلق به چهره ۴۰ نفر می باشند و از هر شخص ۱۰ تصویر موجود می باشد. مجموعه تصاویر GRIMACE شامل ۳۶۰ تصویر می باشد که این تصاویر مربوط به چهره ۱۸ شخص می باشد که از هر شخص ۲۰ تصویر تهیه شده است. نتایج بدست آمده به طور میانگین برای ۱۰ بار تکرار آموزش می باشد. برای بررسی کیفیت آموزش تصاویر به دو مجموعه آموزشی و تست تقسیم شده اند و که مجموعه آموزشی شامل ۸۰٪ تصاویر و مجموعه تست شامل ۲۰٪ تصاویر مجموعه می باشد. شاخص کارایی (performance) با معیار میانگین مربعات خطا ارائه شده است. راهکار پیشنهادی به دقت ۹۹٫۶۸٪ برای مجموعه تصاویر ORL و ۹۹٫۶۵٪ برای مجموعه تصاویر GRIMACE دست یافته است. همانطور که بیان شد نتایج ارائه شده در جدول ۱ میانگین ۱۰ بار تکرار آموزش می باشد. در شکل ۲ نمودار شاخص کارایی آموزش برای مجموعه تصاویر ORL و GRIMACE مشاهده می شود

جدول ۱: نتایج بدست آمده برای راهکار

مجموعه تصاویر	تعداد تصاویر آموزشی	تعداد تصاویر تست	نرخ پاسخگویی صحیح برای تصاویر آموزشی	نرخ پاسخگویی صحیح برای تصاویر تست	نرخ پاسخگویی کل	شاخص کارایی (MSE)
ORL	۳۲۰	۸۰	٪۱۰۰	٪۹۸٫۷۵	٪۹۹٫۶۸	1e-10
GRIMACE	۲۸۸	۷۲	٪۱۰۰	٪۹۸٫۶۲	٪۹۹٫۶۵	1e-14



شکل ۲: نمودار شاخص کارایی بر حسب MSE، سمت راست برای مجموعه تصاویر ORL، سمت چپ برای مجموعه تصاویر GRIMACE

نمودار های ارائه شده نمودار هایی هستند که توسط جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB به عنوان نمونه در یک بار آموزش بدست آمده اند. نرخ پاسخگویی بالا چنانچه در جدول ۱ ملاحظه می شود در کنار میانگین مربعات خطای بسیار کم برای مجموعه های تست و آموزش، کیفیت آموزش را بیان می نماید. با توجه به روند کاهش میانگین مربعات خطا برای مجموعه های تست و آموزش، مشاهده می شود که شبکه عصبی به یادگیری نمونه های آموزشی می پردازد و با توجه به ادامه روند کاهش برای هر دو مجموعه تست و آموزش در اپیاک های بعدی

آموزش همچنان مفید بوده و باعث به خاطر سپاری نمونه های آموزشی نمی شود. استفاده از الگوریتم آموزشی مناسب همچنین باعث می شود تا با تعداد کمی ایپاک آموزشی، شبکه عصبی یادگیری را انجام دهد چنانچه در شکل ۲ ملاحظه می شود تعداد ایپاک آموزشی برای مجموعه GRIMACE ۱۲ ایپاک و برای ORL ۱۶ ایپاک می باشد که با تعداد تکرار های مختلف انحراف معیار ۲ ایپاک ملاحظه شده است. استفاده از الگوریتم آموزشی LM باعث شده تا شبکه عصبی با تعداد ایپاک کم با دقت بسیار خوبی آموزش ببیند با این وجود این الگوریتم آموزشی بسیار حافظه بر می باشد و برای مسائل با ابعاد بالا مشکل ساز می شود. در این راهکار با توجه به کاهش زیاد ابعاد مسئله توسط الگوریتم PCA و LDA نیاز به حافظه چندانی نبوده و می توان به راحتی از الگوریتم آموزشی LM استفاده نمود.

## ۷- جمع بندی

الگوریتم Fisherface از الگوریتم های پر کاربرد در شناسایی چهره می باشد که بر مبنای ظاهر تصویر عمل می کند. در این راهکار با استفاده از ترکیب تکنیک های PCA, LDA و انتخاب میزان حداکثر انرژی تصویر، الگوریتم Fisherface برای کاهش ابعاد و استخراج ویژگی در نظر گرفته شده است. همچنین با آزمایش شبکه های عصبی MLP, RBF, SOM از شبکه های عصبی MLP برای طبقه بندی اطلاعات استفاده شده است در این مقاله سعی شده تا با انتخاب شبکه عصبی به عنوان یک طبقه بندی کننده مناسب برای حل مسئله شناسایی چهره به تاثیر گذاری انتخاب شبکه عصبی مناسب پرداخته شود. بررسی ها نشان داده اند که شبکه های MLP در کلاسه بندی اطلاعات بسیار قدرتمند عمل می نمایند با این وجود انتخاب پارامترهای مناسب برای این دسته از شبکه های عصبی در کارایی آنها موثر می باشد که از مهمترین این پارامترها تعداد لایه های مخفی و تعداد نرون ها در این لایه ها می باشد. انتخاب بیش از حد ساده باعث می شود که شبکه عصبی قادر به شناسایی صحیح کلاس داده ها نباشد از سوی دیگر انتخاب پیچیدگی بالا برای این شبکه های عصبی باعث می شود تا شبکه عصبی بخاطر سپاری انجام داده و برای نمونه هایی که عضو مجموعه آموزشی نباشند مناسب عمل نکند ضمن اینکه پیچیدگی بالا باعث افزونگی محاسبات نیز خواهد شد. در این مقاله از مجموعه تصاویری استفاده شده که شامل چهره بدون نواحی زائد در اطراف می باشند. با توجه به نیاز به سیستم هایی که با سرعت بالا و با تصویر دوبعدی چهره، شناسایی را انجام می دهند می توان در ادامه ابتدا بیضی صورت را استخراج نمود و سپس از راهکار بیان شده استفاده نمود برای این منظور بدست آوردن نقاط مهم در چهره نظیر چشم ها می تواند موثر واقع شود. همچنین می توان به بررسی چالش های موجود در شناسایی چهره نظیر پوشش چهره، احساسات چهره، و وضعیت و زاویه چهره پرداخت.

## مراجع

- [1] Abate A , Nappi M, Riccio D, Sabatino G " 2D And 3D Face Recognition: A Survey", Pattern Recognition Letters 28 ,1885-1906, 2007 .
- [2] Ghorpade J, Siddhant A , "SOM And PCA Approach For Face Recognition - A Survey", International Journal of Computer Trends and Technology, March to April Issue, 2011.
- [3] Belhumeur P. , Hespanha J. , Kriegman D. , " Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection" IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, VOL. 19, NO. 7, 1997 .
- [4] Yambor W. Draper B. Beveridge R." Analyzing PCA-Based Face Recognition Algorithms: Eigenvector Selection And Distance Measures" Computer Science Department, Colorado State University, Fort Collins, CO, U.S.A 80523, July 2000.
- [5] Yang M." Kernel Eigenface Vs Kernel Fisherface :Face Recognition Using Kernel Method" IEEE International Conference On Automatic Face And Gesture Recognition , 215-220 , 2002.
- [6] Chena S , Liua J, Zhou Z." Making FLDA Applicable To Face Recognition With One Sample Per Person" Pattern Recognition 37 , 1553 – 1555, 2004.
- [7] Zhuang X. , Dai D. "Inverse Fisher Discriminate Criteria For Small Sample Size Problem And Its Application To Face Recognition" Pattern Recognition 38 , 2192 – 2194, 2005.
- [8] Choi S. , Kim C, Choi C .H . " Shadow Compensation In 2D Images For Face Recognition " Pattern Recognition 40 , 2118 – 2125, 2007.
- [9] Zhou J ,Tang H, Zhou W " Choi S. , Kim C, Choi C .H . " ICA Based on KPCA and Hierarchical RBF Network for Face Recognition " ICIC 2007, LNAI 4682, pp. 1327-1338, 2007.
- [10] Zuo W, Wang K , Zhang D, Yang J " Regularization Of LDA For Face Recognition: A Post-Processing Approach" AMFG 2005, LNCS 3723, pp. 377 – 391, 2005.
- [11] Sun Y , Du M , " DT-CWT Feature Combined with ONPP for Face Recognition " , CIS 2006, LNAI 4456, pp. 1058-1067, 2007.
- [12] Nicholl P, Afandi A, Abbes A, " A Novel Feature Vectors Construction Approach for Face Recognition" Trans. on Comput. Sci. XI, LNCS 6480, pp. 223-248, 2010.
- [13] Zuo W, Wang K , Zhang D, Yang J " Curvature Based Range Face Recognition Analysis Using Projection Vector by Subimage" AI 2005, LNAI 3809, pp. 1225 – 1228, 2005.