اولین همایش ملی پیشرفت های تکنولوژی در مهندسی برق، الکترونیک و کامپیوتر
First National Conference of Technology Developments on Electronical, Electronics and Computer Engineering
. . . W W W . T D E C O N F . I R . . .

مقایسه بین روش های کاهش بعد آنالیز مولفه های اصلی (PCA)و آنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هسته(KPCA) با روش تقسیم داده KCV به کمک دسته بندی شبکه عصبی المن (ANN-ELMAN) در تشخیص چهره

آتنا عباس زاده ، سعید طوسی زاده
دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق کنترل، دانشگاه آزاد، واحد مشهد،atena.abbaszadeh@gmail.com
استادیار دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد،saeedtoosizadeh@yahoo.com

چکیده :
در این مقاله به منظور دسته بندی تصاویر چهره بانک اطلاعاتی **ORL**، از روشهای کاهش بعد آنالیز مولفه های اصلی (**PCA**) و آنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هسته (**KPCA**) با روش دسته بندی شبکه عصبی المن(**ELMAN**)استفاده شده است. شبکهٔ اِلمن به‌عنوان شبکهٔ برگشتی برای مدل کردن حافظه‌دار سیستم پیشنهاد شده است. به منظور بررسی اثر استفاده از تعداد مولفه های **PCA** و **KPCA** در میزان دقت دسته بندی سیستم و زمان دسته بندی چهره های بانک اطلاعاتی بکار رفته، مراحل دسته بندی با تعداد مولفه های مختلف انجام شد و با هم مقایسه گردید که در حالت بهینه دقت تشخیص ٪۹۳.۵۸ بدست آمد.
کلید واژه- – آنالیز مولفه های اصلی، آنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هسته، شبکه عصبی المن، تشخیص چهره، نرمال سازی داده

۱- مقدمه

تشخیص چهره یک عمل تشخیص الگو است که به طور خاص بر روی چهره ها انجام می شود. این عمل عبارتست از دسته بندی یک چهره به عنوان (شناخته شده) و (ناشناس) پس از مقایسه با چهره های ذخیره شده ی افراد شناخته شده. مدل های محاسباتی تشخیص چهره بایستی پاسخگوی چندین مسئله دشوار باشند. این سختی از آنجا ناشی می شود که چهره ها بایستی به گونه ای ارائه شوند که اطلاعات موجود در چهره را برای تشخیص یک چهره خاص از دیگر چهره ها به بهترین نحو بکار برند. در این مورد چهره ها باعث یک مسئله ی دشوارمی شوند چرا که همه چهره ها از آنجا که مجموعه ویژگی های یکسانی مانند چشمان، بینی و دهان دارند، مشابه با یکدیگر هستند [۱].
سیستمها و تکنیکهای مختلف بررسی هویت و شناسائی چهره در [۲] و [۳] معرفی و آنالیز شده اند که از این موارد می توان به روش شبکه عصبی المن اشاره نمودکه در سالهای اخیر به شکل وسیعی در کاربردهای مختلف بازشناسی الگو مورد استفاده قرارگرفته است. کلیات روش شبکه عصبی المن در بخش ۳ آمده است این روش در مراجع [۴] و [۵] برای بررسی هویت و شناسائی چهره بکار برده شده است.
در این مقاله از روشهای آنالیز مولفه های اصلی(PCA[۱]) وآنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هسته KPCA[۲] [۵] برای کاهش بعد و از روش KCV[۳] برای تقسیم داده ها به دسته های آموزش وآزمون و نیز از شبکه عصبی المن برای دسته بندی استفاده شده است و به عنوان یک کار پژوهشی اثر تعداد مولفه های PCA و KPCA در دقت تشخیص و زمان تشخیص بررسی شده است. این مقاله بدین صورت سازمان یافته است: بخش ۲ استخراج ویژگی و الگوریتم PCA و KPCA مورد استفاده در مقاله، بخش ۳ روش KCV ، بخش ۴معرفی شبکه عصبی المن وبخش۵ آزمایشات تجربی نشان داده شده و مورد بحث قرار میگیرد. بخش ۶ نیز به نتیجه گیری اختصاص یافته است.

[1]Principal Component Analysis
[2]Kernel Principal Component Analysis
[3] K-Fold Cross-Validation

Archive of SID
www.SID.ir

۲- استخراج ویژگی

پس از آشکارسازی و استاندارد نمودن تصاویر چهره، ویژگی های تصاویر استخراج می شود. در مرحله آموزش سیستم، با استخراج ویژگی ها برای هر کاربر مدل کاربر به دست می آید. سپس در مرحله تائید هویت، بردار ویژگی های تصویر ورودی با مدل کاربر در پایگاه داده مقایسه می شود تا تصمیم گیری در مورد قبول یا رد ادعا، اتخاذ شود.صرف نظر از نوع ویژگی و روش استخراج،خروجی این مرحله ماهیت تصویر نخواهد داشت، بلکه بردار یا ماتریسی از ویژگی هاست.

تاکنون از روش های متفاوتی برای استخراج ویژگی ها و کاهش ابعاد ویژگیها و دسته بندیاستفاده شده است [۶]. در این بخش دو روش که در این پژوهش از آنها بهره گرفته شده است ،به صورت مختصر توضیح داده می شود.

۲-۱- الگوریتمPCAدرتشخیص چهره

ایده اصلی PCA کاهش ابعاد داده های موجود در یک مجموعه داده می باشد بگونه ای که تغییرات موجود در این داده ها تا حد امکان حفظ گردد.درPCA، درحقیقت بردارهای ویژه با همان بردارهای عمود بر هم به صورتی است که اولین مولفهPCA بیشترین اطلاعات را در خود دارد و این روند تا آخرین مولفه دنبال می شود و مولفه آخرین کمترین اطلاعات را در خود جای داده است.تبدیل خطیPCA دادگان را به فضایی نگاشت می کند که درآن داده ها بیشترین واریانس را داشته باشند. فرض کنید دادگان شامل N مشاهده، $X_k \in R^M$ ،k=1,…,N و $\sum_{k=1}^{N} X_k = 0$ باشد. ماتریس کوواریانس مجموعه دادگان از رابطه زیر بدست می‌آید: [۷]

$$C=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} X_k X_k^T \qquad (۲-۱-۱)$$

با قطری‌سازی C مولفه‌های اصلی بدست می‌آیند که این مولفه ها تصویر متعامد روی بردارهای ویژه هستند که با حل معادله مقادیر ویژه محاسبه می‌شوند. [۷]

(۲-۱-۲)

$$\lambda V = CV$$

که $\lambda \geq 0$مقادیر ویژه و $V \in R^M \backslash \{0\}$ (به معنی R^M به استثنای $\{0\}$) بردارهای ویژه می‌باشند. از طرفی $CV = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(X_k.V)X_k$، همه پاسخها برای V بایستی ترکیب خطی از مشاهدات باشند، داریم: [۷]

(۲-۱-۳)

$$V = \sum_{k=1}^{N} \alpha_k X_k$$

که α_kها ضرایبی هستند که مقادیر آنها به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که رابطه بالا برقرار باشد. [۷]

۲-۲- الگوریتم KPCA درتشخیص چهره

تکنیک اصلی KPCA محاسبه تبدیل PCA در فضای نگاشت یافته توسط یک تابع نگاشت غیر خطی است که از ایده هسته برای تخمین این نگاشت استفاده می شود. داده‌های نگاشت یافته $\emptyset(X_1), \dots, \emptyset(X_N)$رادرنظر بگیرید که میانگین آنها صفر نباشد. ابتدا با رابطه زیر میانگین داده‌های نگاشت یافته صفر می‌شود:

(۲-۲-۱)

$$\widehat{\emptyset}(X_k) = \emptyset(X_k) - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} \emptyset(X_j)$$

ماتریس کوواریانس از رابطه (۲-۲-۲) محاسبه می‌شود:

(۲-۲-۲)

$$\widehat{\Sigma} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} \widehat{\emptyset}(X_j)\widehat{\emptyset}(X_j)^T$$

معادله مقادیر ویژه برای ماتریس کوواریانس فوق بفرم $\hat{\lambda}\hat{V} = \hat{\Sigma}\hat{V}$ می‌باشد. که $\hat{\lambda} \geq 0$ مقادیر ویژه و $\hat{V} \in F\backslash\{0\}$ (به معنی F به استثنای $\{0\}$) بردارهای ویژه می‌باشند. معادل معادله مقادیر ویژه را می‌توان به صورت رابطه (۲-۲-۳) نوشت:

$$\hat{\lambda}\left(\widehat{\varphi}(X_k).\hat{V}\right) = \left(\widehat{\varphi}(X_k).\hat{\Sigma}\hat{V}\right), k = 1, \dots, N \qquad (۲-۲-۳)$$

که $\hat{\alpha}_k$ها ضرایبی هستند که مقادیر آنها به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که رابطه (۲-۲-۶) برقرار باشد

(۲-۲-۴)

$$\hat{V} = \sum_{k=1}^{N} \hat{\alpha}_k \widehat{\emptyset}(X_k)$$

Archive of SID
www.SID.ir

که با جایگذاری رابطه (۴-۲-۲) در رابطه (۳-۲-۲) خواهیم داشت:

$$\hat{\lambda}\alpha = K\alpha,\ (\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T) \qquad (۲-۲-۵)$$

که K ماتریس هسته بوده و به فرم ماتریس مربعی $N \times N$ با عناصر $K_{i,j} = \left(\varphi(X_i), \varphi(X_j)\right) = k(X_i, X_j)$ می‌باشد. برای نرمال‌سازی راه‌حل‌های (λ_k, α^k)، بایستی رابطه $\lambda_k(\alpha^k . \alpha^k) = 1$ در فضای نگاشت یافته اعمال شود. همچنین، همانند هر الگوریتم PCA دیگری، دادگان در فضای نگاشتیافته باید متمرکز[۴] شوند. برای این کار ماتریس هسته با رابطه زیر جایگزین می‌شود،

$$\hat{K} = K - 1_N K - K 1_N + 1_N K 1_N \qquad (۲-۲-۶)$$

که $(1_N)_{i,j} = 1/N$ می‌باشد. [۸]

۳- روش تقسیم داده KCV

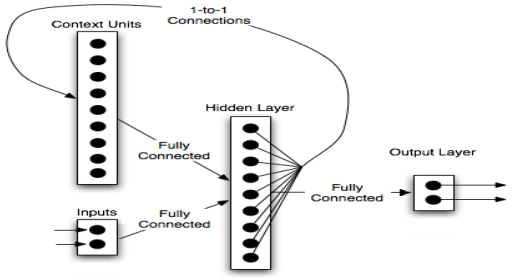
در این روش مجموعهٔ کل داده ها به‌طور تصادفی به K گروه تقسیم می‌شوند، که با هم هم‌پوشانی ندارند. سپس برای هر ترکیب دلخواه از این K گروه ترکیب‌های آموزش و آزمون ساخته می‌شود. سپس طی K مرحله هر بار یکی از دسته‌ها به‌عنوان آزمون و K-1 دستهٔ دیگر به‌عنوان آموزش استفاده می‌شود و میزان اعتبار روش روی دستهٔ آزمون سنجیده می‌شود. در نهایت K مقدار برای میزان صحت روش بدست می‌آید که می‌توان میانگین آن را به‌عنوان میزان صحت روش در نظر گرفت. هر چه پراش مقادیر بدست آمده از Kمرحله کمتر باشد، اعتبار نتیجه بیشتر است. در بیشتر مقالات در مورد تقسیم به گروه‌های آزمون و آزمایش بیشتر از K=۱۰و K= ۵ استفاده می‌کنند.

۴- شبکهٔ عصبی اِلمن

یک شبکهٔ عصبی دینامیک (DNN[۵])، می‌تواند ساختارش را برای پذیرش تغییرات مداوم تطبیق دهد و هیچ‌گاه تغییرات در توپولوژی و آموزش را متوقف نمی‌سازد[۹]. شبکهٔ اِلمن به‌عنوان شبکهٔ برگشتی[۶] برای مدل کردن حافظه‌دار سیستم پیشنهاد شده است. شبکهٔ اِلمن شبکه‌ای سه لایه با فیدبک از خروجی لایهٔ پنهان به ورودی است. مزیّت آن بر شبکه‌های کاملاً برگشتی این است که می‌توان از پس انتشار برای آموزش شبکه استفاده کرد. این امر به این دلیل است که اتصالات به واحدهای زمینه[۷] ثابت هستند، به‌گونه‌ای که واحدهای زمینه به عنوان تأخیر یک دورهٔ نمونه برداری عمل می‌کنند. لایهٔ Context یک کپی از خروجی نورون‌های پنهان را در خود ذخیره می‌کند و مقدار نورون لایهٔ Context به‌عنوان یک سیگنال ورودی اضافی به لایهٔ پنهان اعمال می‌شود[۱۰]. در شبکهٔ اِلمن، وزن‌ها از لایهٔ مخفی به لایهٔ Context روی ۱ تنظیم و ثابت می‌شوند، زیرا مقادیر نورون‌های Context باید حتماً کپی شدهٔ خروجی نورون‌های لایهٔ پنهان باشند. به علاوه وزن‌های اولیهٔ خروجی نورون‌های Context مساوی با نصف محدودهٔ خروجی دیگر نورون‌ها در شبکه هستند. یک تعبیر این شبکه این است که خروجی‌های لایهٔ مخفی نمایانگر حالت شبکه هستند. خروجی‌های شبکه توابعی از حالت کنونی، حالت قبلی (آن چنان که توسط واحدهای زمینه تأمین شده) و ورودی‌های کنونی هستند. این بدان معنی است که وقتی مجموعه‌ای از ورودی‌ها به شبکه نشان داده شود، شبکه می‌تواند یاد بگیرد که خروجی‌های مناسب در زمینهٔ حالت‌های قبلی شبکه را ارائه دهد. شبکهٔ اِلمن در اصل برای تشخیص گفتار ابداع شده بود، اما در سایر زمینه‌ها نظیرشناسایی سیستم و پیش‌بینی کوتاه مدت، که در برنامه‌ریزی حرکت ربات‌ها به‌کار می‌رود، نیز زیاد مورد استفاده قرار گرفته است.شبکهٔ اِلمن دارای نورون‌های tansig در لایهٔ پنهان و نورون‌های Purelin در لایهٔ خروجی می‌باشد. این ترکیب ویژه است زیرا شبکه‌های دو لایه‌ای با این توابع تبدیل می‌تواند هر تابعی (با یک تعداد محدود از ناپیوستگی‌ها) با دقت دلخواه را تخمین بزند. نمایی از ساختار شبکهٔ عصبی اِلمن نمونه در شکل ۱ به نمایش گذاشته شده است.

[4] To be centered
[5] Dynamic Neural Network
[6] Recurrent
[7] Context units

Archive of SID
www.SID.ir



شکل۱: نمایی از ساختار شبکهٔ عصبی اِلمن نمونه

در این تحقیق از یک شبکهٔ عصبی اِلمن ۳ لایه با ۸ نورون در لایهٔ مخفی و ۱ نورون در لایهٔ خروجی و در لایهٔ ورودی با نورون‌هایی متناسب با تعداد ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. آزمایش های مختلفی با تعداد متفاوت نورون‌های لایهٔ مخفی برای بدست آوردن بهترین نتیجه انجام شده است. در اینجا در لایه‌های مخفی و خروجی از تابع فعال‌ساز سیگموئید استفاده شده است، زیرا این تابع غیرخطی و مشتق‌پذیر می‌باشد.

در صورت عدم انتخاب ساختار مناسب، شبکه دچار مشکل Over Traning می‌گردد. بر اساس روابط تجربی دو عامل تعداد بردارهای ورودی شبکه و تعداد کل وزن های شبکه برای جلوگیری از این مشکل مهم می باشند. برای مثال اگر شبکه ای سه لایه با ۵ نورون در لایه ورودی ، ۳ نورون در لایه میانی و ۲ نورون در لایه خروجی داشته باشیم، تعداد وزن های شبکه ۵×۳+۳×۲=۲۱ خواهد شد. بنابراین در حالت واقعی تعداد بردار های ورودی باید در حدود ۴×۲۱=۸۴ یا بیشتر انتخاب گردد.

$$\frac{\text{تعداد بردار ورودی شبکه}}{\text{تعداد کل وزن‌های شبکه}} > 3\ or\ 4\ (Real), 10\ (Ideal) \qquad (۱-۴)$$

با توجه به اینکه شبکهٔ عصبی بر اساس عملکردی تصادفی عمل میکند، معمولاً متوسط چند بار اجرا به‌عنوان درصد تفکیک نهایی در نظر گرفته می‌شود. اما برای بدست آوردن دقت شبکه می‌توان میزان انحراف معیار چند بار اجرا را به‌عنوان دقت شبکه در تفکیک داده‌ها در نظر گرفت که در اکثر گزارشات به‌صورت ± در نتایج آورده می‌شود.

۵- نتایج تجربی وتحلیل آنها

در این بخش به بررسی بانک اطلاعاتی و الگوریتم استفاده شده می پردازیم.

۵-۱- بانک چهره

تصاویر آزمایشی از بانک اطلاعاتی ORL[۸] هستند این داده ها شامل ۴۰۰ تصویر شخصی از ۴۰ نفر است. برای هر فرد ۱۰ تصویر متفاوت در زمانهای مختلف وبا تغییرات روشنایی، ژستهای مختلف (چشمهای بازوبسته، لبخند وبدون لبخند) ووضعیتهای دیگرمانند باعینک وبدون عینک تهیه شده اند.

شکل۲: گوشه ای ازتصاویرانتخاب شده برای آموزش در بانک ORL

شکل۳:گوشه ای ازتصاویرانتخاب شده برای آزمون در بانک ORL

[8]Olivetti Research Ltd

Archive of SID

از ۱۰ تصویر هرفرد،۷ تصویردرمرحله آموزش و۳تصویر دیگر در مرحله آزمایش استفاده شده اند . تصاویرآموزشی به صورت هوشمند طوری انتخاب شده اندکه حداکثر اطلاعات غیروابسته به یکدیگر را دارا باشند.

۵

#	تعداد ویژگی کاهش با PCA	درصد صحت آموزش	درصد صحت آزمون	تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آموزش	تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آزمون	زمان سپری شده (Sec)
1	۱۲۰	۹۱.۴۸	۷۶.۶۷	۲۳.۸۴	۲۷.۹۹	**۳۴.۰۵۸۹**
2	۱۱۵	۹۱.۳۷	۷۷.۷۵	۲۴.۱۴	۲۶.۶۹	**۲۹.۲۷۸۳**
3	۱۱۰	۹۱.۶۲	۷۷.۱۷	۲۳.۴۴	۲۷.۳۹	**۲۸.۶۵۲۷**
4	۱۰۵	۹۰.۶۹	۷۷.۰۰	۲۶.۰۴	۲۷.۵۹	**۲۸.۵۱۲۸**
5	۱۰۰	۸۹.۸۴	۷۵.۰۰	۲۸.۴۴	۲۹.۹۹	**۲۸.۲۰۵۳**
6	۹۵	۸۸.۹۱	۷۶.۱۷	۳۱.۰۴	۲۸.۵۹	**۲۷.۹۷۱۵**
7	۹۰	۸۸.۵۹	۷۳.۲۵	۳۱.۹۴	۳۲.۰۹	**۲۷.۷۱۰۱**
8	۸۵	۸۹.۱۶	۷۴.۹۲	۳۰.۳۴	۳۰.۰۹	**۲۷.۵۱۳۴**
9	۸۰	۸۸.۶۶	۷۵.۰۰	۳۱.۷۴	۲۹.۹۹	**۲۷.۱۹۵۶**
10	۷۵	۸۶.۸۰	۷۳.۱۷	۳۶.۹۴	۳۲.۱۹	**۲۷.۱۷۵۶**
11	۷۰	۸۶.۹۸	۷۴.۴۲	۳۶.۴۴	۳۰.۶۹	**۲۶.۹۴۳۸**
12	۶۵	۸۶.۷۳	۷۶.۹۲	۳۷.۱۴	۲۷.۶۹	**۲۶.۴۰۹۷**
13	**60**	**۸۵.۵۵**	**۷۴.۲۵**	**۴۰.۴۴**	**۳۰.۸۹**	**۲۶.۲۰۰۱**

۲- اجرای الگوریتم

تحقیق انجام شده شامل مراحل زیر است:

۱- خواندن مجموعه تصاویر و ایجاد ماتریس هدف:
۱۱۲ ×۹۲×۴۰۰ و ۱×۴۰۰

۲- اجرای PCA : انتخاب تعداد داده جهت کاهش با استفاده از PCA ۳- تبدیل تصاویر به ابعاد ۷۰×۹۰×۴۰۰ و سپس تبدیل به بردار ۴۰۰×۶۳۰۰

۴- محاسبه میانگین بردارهای ویژگی و کاهش هر بردار ویژگی از بردار میانگین

۵- یافتن مقادیر ویژه و مرتب سازی آنهاو در نهایت کاهش بعد مطابق با مقدار از قبل تعیین شده در مرحله۱و۲

Archive of SID

www.SID.ir

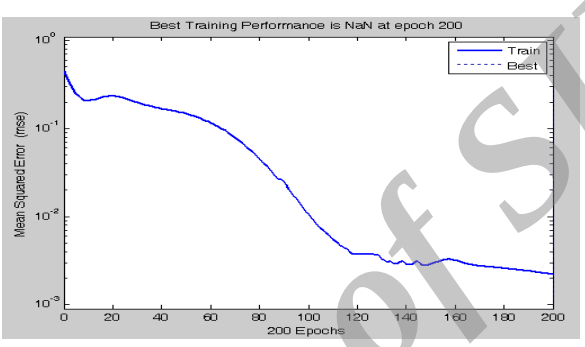
۶- انتخاب داده آموزش و آزمون به همراه بردار هدف هر یک: ۷۰ ٪ و ۳۰٪ کل داده برای داده آموزش و آزمون بصورت تصادفی و مستقل از هر کلاس انتخاب شد.

۷- ایجاد شبکه عصبی: یک شبکه عصبی دو لایه المن، باتعداد نورون در لایه ورودی معادل با تعداد ویژگی های انتخاب شده توسط PCA و ۶ (تعداد خروجی های باینری) نورون درلایه خروجی انتخاب شد. همچنین تعداد اپوک ۲۰۰، مقدار $\mu = 0.95$ و تابع عملکرد حداقل مربعات خطا (MSE[9]) و آموزش به روش گرادیان تطبیقی پس انتشارخطا[10] در نظر گرفته شد.

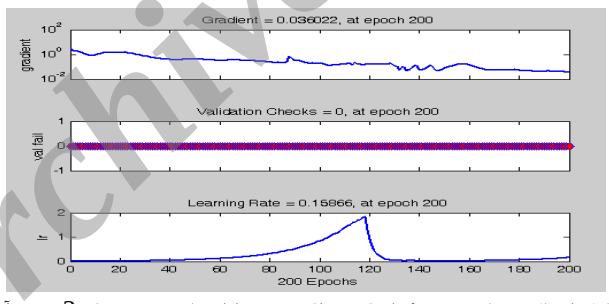
۸- آموزش شبکه با داده های آموزشی و بردار هدف داده های آموزشی.

۹- شبیه سازی داده آزمون با شبکه آموزش دیده شده.

۱۰- محاسبه زمان اجرای الگوریتم و محاسبه درصد صحت داده آموزش و آزمون و میزان خطا: جهت حصول اطمینان از نتایج بدست آمده، متوسط ۱۰ بار اجرا الگوریتم (روش KCV) بعنوان درصد صحت در نظر گرفته شد.



شکل ۴: نمودار خطای همگرایی شبکه عصبی مشخص شده در بخش ۵ در طی ۲۰۰ اپوک و برای تعداد ۱۰۰ ویژگی



شکل۵: آموزش شبکه انتخاب شده شامل از بالا به پایین: ۱- گرادیان خطا ۲- نموداراعتبارسنجی شبکه3- نرخ آموزش درطی۲۰۰ اپوک و برای تعداد ۱۰۰ ویژگی

به منظور اطمینان از صحت نتایج بدست آمده، برنامه بدین ترتیب عمل می کند که در هر مرحله از ۱۰ عضو موجود در هرکلاس ۷تا برای آموزش و ۳تا برای آزمون**بتصادف** و **مستقل** از هم انتخاب می شود(با استفاده از روش[11] KCV). همچنین نتایج بدست آمده از متوسط ۱۰ بار اجرای برنامه بوده است.همچنین به منظور بررسی اثر استفاده از تعداد مولفه های PCAو KPCAدر میزان دقت دسته بندی سیستم و زمان دسته بندی چهره های

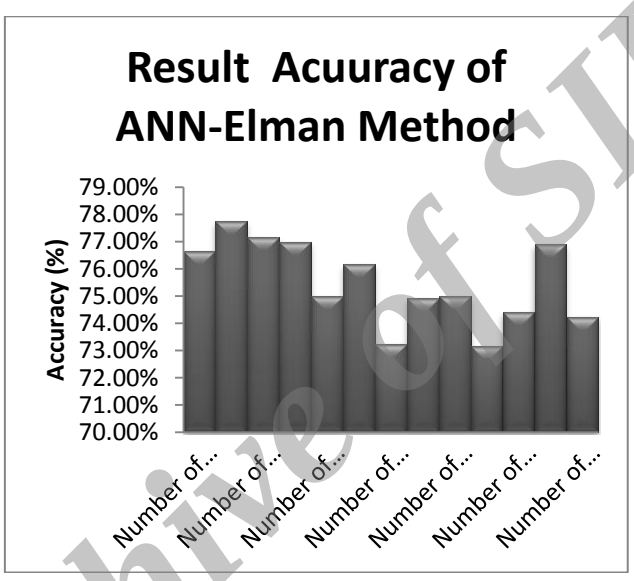
[9] Mean Square Error
[10] Gradient Decent Back propagation with adaptive learning Rate
[11] K-Fold Cross-Validation

Archive of SID
www.SID.ir

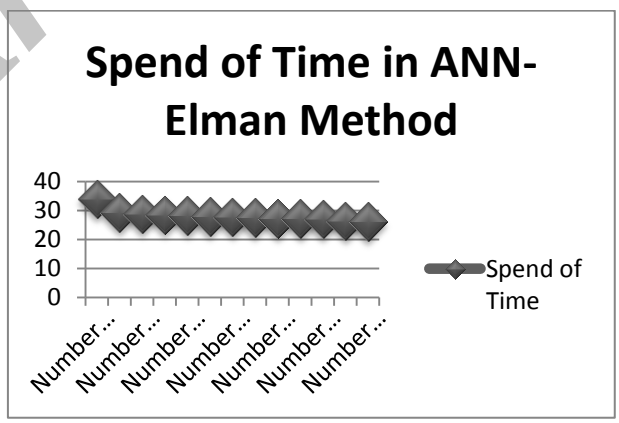
بانک اطلاعاتی بکار رفته، مراحل دسته بندی با تعداد مولفه های مختلف انجام شدند. نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتم در جدول 1 نشان میدهد که می توان مجموعه تصاویر را با تعداد ۱۱۵ ویژگی PCA و با استفاده از الگوریتم ANN-ELMAN تا ٪۷۷.۷۵از یکدیگر تفکیک کرد اما اجرای الگوریتم در این حالت دارای زمان کمی در حدود۲۹ ثانیه می باشد.ضمنا افزایش تعدادمولفه هاتا۱۱۵مولفه دقت سیستم را افزایش داده و افزایش بیشترتعدادمولفه هاسبب کاهش دقت میشود. ونیز زمان دسته بندی بابکارگیری تعدادمولفه افزایش مییابد.

جدول۱-نتایج بدست آمده با استفاده از ANN-ELMANبر روی ORL با کاهش بعد PCAپس ازمتوسط گیری۱۰مرتبه اجرا

جدول۲-نتایج بدست آمده با استفاده از ANN-ELMAN بر روی ORLباکاهش بعد KPCAپس ازمتوسط گیری۱۰مرتبه اجرا



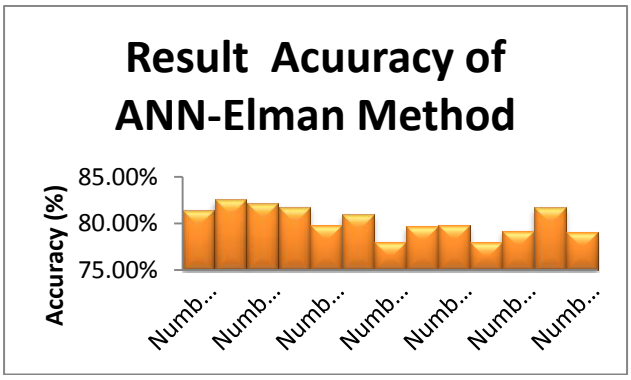
نمودار۱: درصد صحت نتایج توسط شبکه عصبی دینامیک اِلمن پس از متوسط گیری در ده بار اجرا در PCA



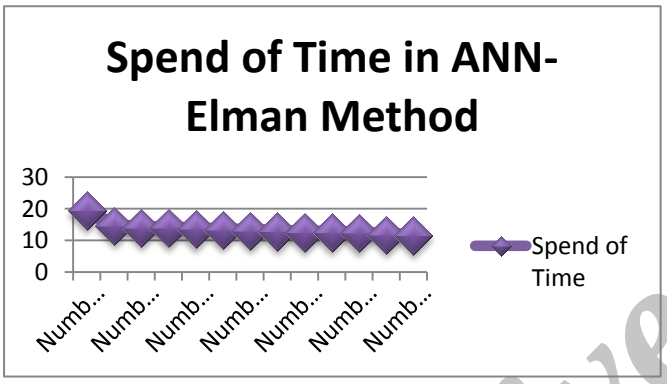
نمودار ۲: زمان سپری شده بر حسب تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آزمون توسط شبکه عصبی دینامیک اِلمن پس از ده بار اجرا

Archive of SID

www.SID.ir



نمودار۳:درصدصحت نتایج ELMAN پس از متوسط گیری در10 بار اجرا



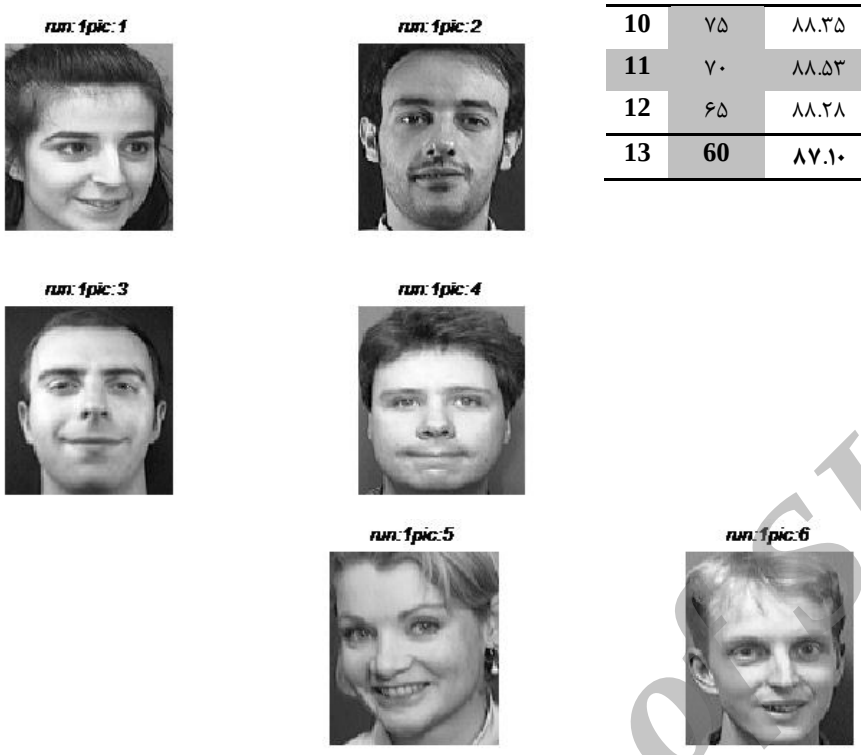
نمودار۴: زمان سپری شده در مرحله آزمون پس ازمتوسط گیری در۱۰بار اجرا

#	تعداد ویژگی کاهش با KPCA	درصد صحت آموزش	درصد صحت آزمون	تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آموزش	تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آزمون	زمان سپری شده (Sec)
1	۱۲۰	۹۳.۰۳	۸۱.۵۰	19.5	22.2	۱۹.۳۹۳۹
2	۱۱۵	۹۲.۹۲	۸۲.۵۸	19.8	20.9	۱۴.۶۱۳۳
3	۱۱۰	۹۳.۸۵	82.16	19.1	21.6	۱۳.۹۸۷۷
4	۱۰۵	۹۲.۲۵	81.83	21.7	21.8	۱۳.۸۴۷۸
5	۱۰۰	۹۱.۳۹	79.83	24.1	24.2	۱۳.۵۴۰۳
6	۹۵	۹۰.۴۶	81.00	26.7	22.8	۱۳.۳۰۶۵
7	۹۰	۹۰.۱۴	78.08	27.6	26.3	۱۳.۰۴۵۱
8	۸۵	۹۰.۷۱	79.75	26	24.3	۱۲.۸۴۸۴
9	۸۰	۹۰.۲۱	79.83	27.4	24.2	۱۲.۵۳۰۶

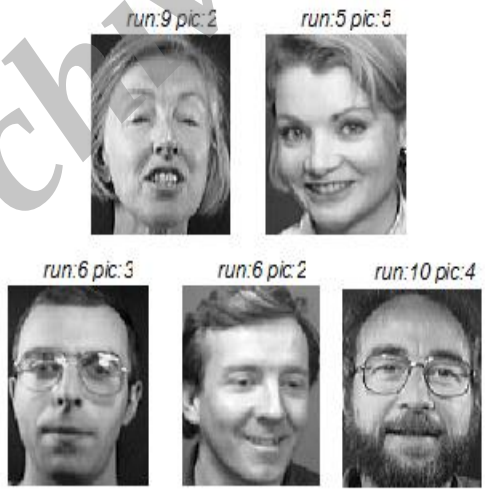
Archive of SID

www.SID.ir

10	۷۵	۸۸.۳۵	78.00	32.6	26.4	۱۲.۵۱۰۶
11	۷۰	۸۸.۵۳	79.25	32.1	24.9	۱۲.۲۷۸۸
12	۶۵	۸۸.۲۸	81.75	32.8	21.9	۱۱.۷۴۴۷
13	**60**	**۸۷.۱۰**	**79.08**	**36.1**	**25.1**	۱۱.۵۳۵۱



شکل ۶- مجموعه تصاویری که در طول ۱۰ بار اجرادرPCAبا اکثریت، (در هردو دسته بندی کننده) غلط شناسایی شدند.



شکل ۷- مجموعه تصاویری که در طول ۱۰ بار اجرا درKPCA با اکثریت، غلط شناسایی شدند.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله از روش آنالیز مولفه های اصلی PCA و روش آنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هستهKPCA با روش تقسیم داده KCV و دسته بندی شبکه عصبی مصنوعی ELMAN برای دسته بندی تصاویر چهره بانک ORL استفاده شده است. همچنین اثر بکارگیری مولفه های PCAو KPCA از ۶۰ مولفه تا ۱۲۰ مولفه در میزان تشخیص سیستم و زمان اجرای برنامه بررسی و نیز مقایسه گردید. نتایج بدست آمده نشان می دهند استفاده از KPCA در ELMAN دقت تشخیص را افزایش داده است. به عنوان ادامه کار مقایسه PCA و KPCA به روی بانک اطلاعاتیFERET با روشهای دسته بندی مانند شبکه های عصبی مورد نظر است.

Archive of SID
www.SID.ir

۷- مراجع

[۱]امیرحسین جهانگیر ،مجید صارمی ،سیستم بی درنگ تشخیص چهره براساس تجزیه به مقادیر منفردوضرائب همبستگی محلی ،مجموعه مقالات کنفرانس بین المللی سالانه کامپیوترانجمن کامپیوترایران، دانشگاه علم وصنعت ایران، تهران،دیماه۱۳۹۲

[۲]ابراهیم روزگار،محمدشهرام معین،بررسی سیستمهای شناسائی چهره،گزارش داخلی مرکز تحقیقات مخابرات ایران،۱۳۹۰

[۳]ابراهیم روزگار،محمدشهرام معین،تجزیه وتحلیل تکنیکهای مختلف شناسائی چهره،گزارش داخلی مرکز تحقیقات مخابرات ایران،۱۳۹۱

[4] Ivanna K. Timotius, IwanSetyawan, and Andreas A. Febrianto ,'' Face Recognition between Two Person using Kernel Principal ComponentAnalysis and Support Vector Machines'', International Journal on Electrical Engineering and Informatics - Vol 2, Nom 1, 2012

[5]Bernhard scholkopf,Alexandersmola,and Klaus-robertmuller,''nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem'',Max-Planck-InstitutfürbiologischeKybernetikArbeitsgruppeBülthoSpemannstraße 38 * 72076 Tübingen * Germany,December 2000

[6] Omar Faruqe , Al MehediHasan ,'' Face Recognition Using PCA and SVM'', Dept. of Computer Science &Engineering,Rajshahi University of Engineering &Technology,Rajshahi, Bangladesh(2010)

[7] A. Lima, H. Zen, Y. Nankaku, C. Miyajima, K. Tokuda, T. Kitamura,''On the Use of Kernel PCA for Feature Extraction in Speech Recognition'', Proceeding of EuroSpeech, pp. 2625–2628, Sep. 2008.

[8] B. Scholkopf, A. Smola, and K. R. Muller, Nonlinear component analysisas a kernel eigenvalue problem,Neural Comput., vol. 10, no. 5,pp. 1299–1319, 2001.

[9]Demuth.H, Beale.M, "Neural Network Toolbox for Use with MATLAB", User's Guide, 2005;1-9.

[10]Elman.J, "Finding Structure in Time", Cognitive Science ,2000:14;179-211.

Archive of SID

www.SID.ir