

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 روش دسته بندی ماشین بردار پشتیبان (M-SVM)
در تشخیص چهره

آتنا عباس زاده ، سعید طوسی زاده، حسین اثباتی

کارشناس ارشد مهندسی برق کنترل، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، atena.abbaszadeh@gmail.com

استادیار دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، saeedtoosizadeh@yahoo.com

کارشناس ارشد مهندسی برق کنترل، شرکت صنایع سیمان زابل، Hosseinesbati1@gmail.com

مسئول مکاتبات: آتنا عباس زاده

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. ماشین بردار پشتیبان کارایی بالایی برای تعمیم پردازش نمونه های کوچک به اطلاعات در ابعادی بزرگ را فراهم می کند. 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 %۹۷.۴۱۶۷ بدست آمد.

کلید واژه- آنالیز مولفه های اصلی، آنالیز مولفه های اصلی مبتنی بر هسته ، ماشین بردار پشتیبان چندکاناله، تشخیص چهره. نرمال سازی داده

۱- مقدمه

در حال حاضر با پیشرفت سریع ارتباطات، محدوده فعالیت‌های مردم نیز در حال رشد است و اهمیت تشخیص هویت به صورت صعودی افزایش می‌یابد. تشخیص چهره تحقیقات بسیار مهمی را در زمینه های مختلف مثل تصاویر سه بعدی، بازتاب هوش انسان بر ماشین، سیستم‌های ویدئو کنفرانس و سیستم‌های مانیتورینگ را در بر می‌گیرد. بنابراین تشخیص چهره به یکی از داغترین موضوعات در زمینه تشخیص الگو و هوش مصنوعی تبدیل شده است. تکنیک‌های مختلف بررسی شناسایی چهره در [۱] و [۲] معرفی شده اند که از جدیدترین آنها می‌توان به روش SVM^۱ اشاره نمود که در سال‌های اخیر به شکل وسیعی در کاربردهای مختلف بازناسی الگو مورد استفاده قرار گرفته است. کلیات روش SVM در بخش ۳ آمده است. این روش در مراجع [۳]، [۴]، [۵]، [۶] برای بررسی شناسایی چهره بکار برده شده است. در این مقاله از روش PCA^۲ و KPCA^۳ [۷] برای کاهش بعد و از روش KCV^۴ برای تقسیم داده‌ها به دسته‌های آموزش و آزمون از SVM برای دسته بندی استفاده شده است و به عنوان یک کار پژوهشی جدید 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 معرفی روشهای کاهش بعد مورد استفاده در مقاله، بخش ۳ بیان روش KCV، بخش ۴ معرفی روش دسته بندی ماشین بردار پشتیبان، بخش ۵ آزمایشات تجربی نشان داده شده و مورد بحث قرار می‌گیرد و بخش ۶ به نتیجه گیری اختصاص یافته است.

۲- اساس نظریه PCA

ایده اصلی PCA کاهش ابعاد داده‌های موجود در یک مجموعه داده می‌باشد بگونه‌ای که تغییرات موجود در این داده‌ها تا حد امکان حفظ گردد. در واقعیت بردارهای ویژه یا همان بردارهای عمود بر هم به صورتی است که اولین مولفه PCA بیشترین اطلاعات را در خود دارد و این روند تا آخرین مولفه دنبال می‌شود و مولفه آخرین کمترین اطلاعات را در خود جای داده است. در این روش محورهای مختصات جدیدی برای داده‌ها تعریف شده و داده‌ها بر اساس این محورهای مختصات جدید بیان می‌شوند.

۲-۱- الگوریتم PCA در تشخیص چهره

ابتدا تصاویر را به بردارهای یک بعدی تبدیل می‌کنیم و سپس مراحل زیر را انجام می‌دهیم:

فرض کنیم M بردار N*1 داریم که در اصل همان M تصویر پایگاه داده ما هستند:

$$x_1, x_2, \dots, x_M \quad (1-1-2)$$

مرحله ۱: میانگین هر یک از این M بردار را محاسبه می‌کنیم

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

مرحله ۲: هر یک از بردارها را از مقدار میانگین آنها کم می‌کنیم

$$\varphi_i = x_i - \bar{X} \quad (3-1-2)$$

مرحله ۳: محاسبه ماتریس کوواریانس C که مشخص کننده پراکندگی داده‌ها است

¹ Support vector machine

² Principal Component Analysis

³ Kernel Principal Component Analysis

⁴ K-Fold Cross-Validation

$$c = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \varphi_n \varphi_n^T = AA^T \quad (4-1-2)$$

$$A = [\varphi_1 \varphi_2 \dots \varphi_M] \quad (5-1-2)$$

مرحله ۴: محاسبه مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N \quad (6-1-2)$$

مرحله ۵: محاسبه بردار ویژه ماتریس کوواریانس

$$X - \bar{X} = b_1 u_1 + b_2 u_2 + \dots + b_N u_N = \sum_{i=1}^N b_i u_i \quad (7-1-2)$$

مرحله ۶: (مرحله کاهش بعد) فقط k تا بردار ویژه ای را که دارای مقادیر ویژه بالاتری هستند نگه میداریم

$$X - \bar{X} = \sum_{i=1}^N b_i u_i \text{ where } k \ll n \quad (8-1-2)$$

۲-۲- الگوریتم KPCA در تشخیص 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. داده های نگاشت یافته $\phi(X_1), \dots, \phi(X_N)$ را در نظر بگیرید که میانگین آنها صفر نباشد. ابتدا با رابطه زیر میانگین داده های نگاشت یافته صفر می شود:

$$\phi(X_k) = \phi(X_k) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \phi(X_j) \quad (1-2-2)$$

ماتریس کوواریانس از رابطه زیر محاسبه می شود

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \hat{\phi}(X_j) \hat{\phi}(X_j)^T \quad (2-2-2)$$

معادله مقادیر ویژه برای ماتریس کوواریانس فوق بفرم $\hat{\Sigma} \hat{V} = \hat{\lambda} \hat{V}$ می باشد. که $\hat{\lambda} \geq 0$ مقادیر ویژه و $\hat{V} \in F \setminus \{0\}$ (به معنی F به استثنای $\{0\}$) بردارهای ویژه می باشند. معادل معادله مقادیر ویژه را می توان به صورت رابطه زیر نوشت:

$$\hat{\lambda} (\hat{\phi}(X_k) \cdot \hat{V}) = (\hat{\phi}(X_k) \cdot \hat{\Sigma} \hat{V}), k = 1, \dots, N \quad (3-2-2)$$

که $\hat{\alpha}_k$ ها ضرایبی هستند که مقادیر آنها به گونه ای انتخاب می شوند که رابطه (۲-۲-۲) برقرار باشد

$$\hat{V} = \sum_{k=1}^N \hat{\alpha}_k \hat{\phi}(X_k) \quad (4-2-2)$$

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

$$\hat{\lambda} \alpha = K \alpha, (\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T) \quad (5-2-2)$$

که K ماتریس هسته بوده و به فرم ماتریس مربعی $N \times N$ با عناصر $K_{i,j} = (\varphi(X_i), \varphi(X_j)) = k(X_i, X_j)$ می باشد. برای نرمال سازی راه حل های (λ_k, α^k) ، بایستی رابطه $\lambda_k(\alpha^k \cdot \alpha^k) = 1$ در فضای نگاشت یافته اعمال شود. همچنین، همانند هر الگوریتم PCA دیگری، دادگان در فضای نگاشت یافته باید متمرکز^۵ شوند. برای این کار ماتریس هسته با رابطه زیر جایگزین می شود،

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

که $(1_N)_{i,j} = 1/N$ می باشد. [۸]

۳- روش تقسیم داده KCV

در این روش مجموعه کل داده ها به طور تصادفی به K گروه تقسیم می شوند، که با هم هم پوشانی ندارند. سپس برای هر ترکیب دلخواه از این K گروه ترکیب های آموزش و آزمون ساخته می شود. سپس طی K مرحله هر بار یکی از دسته ها به عنوان آزمون و $K-1$ دسته دیگر به عنوان آموزش استفاده می شود و میزان اعتبار روش روی دسته آزمون سنجیده می شود. در نهایت K مقدار برای میزان صحت روش بدست می آید که می توان میانگین آن را به عنوان میزان صحت روش در نظر گرفت. هر چه پراش مقادیر بدست آمده از K مرحله کمتر باشد، اعتبار نتیجه بیشتر است. در بیشتر مقالات در مورد تقسیم به گروه های آزمون و آزمایش بیشتر از $K=10$ و $K=5$ استفاده می کنند.

۴- ماشین بردار پشتیبان (SVM)

یکی از روش های طبقه بندی با معلم^۶ روش ماشین بردار پشتیبان می باشد [۹]. ایده اولیه این روش برای اولین بار در سال ۱۹۷۹ توسط محقق روسی به نام ولادیمیر واپنیک^۷ مطرح شد و بعدها در سال ۱۹۹۵ توسط همین شخص به عنوان یک طبقه بندی کننده از آن استفاده شد [۱۰]. اساس این دیدگاه بر مبنای تئوری یادگیری آماری (SLT)^۸ بوده، ولی روش پیاده سازی آن شبیه شبکه عصبی می باشد [۱۱]. این روش برای جدا کردن داده ها در دو دسته طراحی شده بود. البته در صورت استفاده از چند SVM به صورت موازی و با روش های متفاوت می توان از این روش برای طبقه بندی داده ها به بیش از دو دسته نیز استفاده نمود. از ماشین های بردار پشتیبان می توان برای جداسازی داده های تفکیک پذیر خطی و غیر خطی استفاده نمود. SVM ادعا کرده است: مشکل عمده شبکه های عصبی، یعنی Over fitting را حل می کند. ایده اصلی در SVM کاهش ریسک^۹ می باشد. فرض کنید که نمونه های آموزشی به صورت یک بردار $\{x_i, y_i\}$ نمایش داده شوند و دو دسته $y_i \in \{+1, -1\}$ وجود دارد. در SVM خطی، مرز بین دسته ها با خط ایجاد می شود. یک مرز تصمیم گیری خطی را می توان در حالت کلی به صورت (۱-۴) نوشت:

$$H: x_i \cdot w + b = 0 \quad (۱-۴)$$

X یک نقطه روی مرز تصمیم گیری و w یک بردار n بعدی عمود بر مرز تصمیم گیری است. $b/\|w\|$ فاصله مبدا تا مرز تصمیم گیری و $w \cdot X$ بیانگر ضرب داخلی دو بردار w و X است.

آنگاه باید همه داده ها در شرایط (۲-۴) صدق کنند:

$$\begin{aligned} (x_i \cdot w + b) &\geq +1 \text{ for } y_i = +1 \text{ (class 1)} \\ (x_i \cdot w + b) &\leq -1 \text{ for } y_i = -1 \text{ (class 2)} \end{aligned} \quad (۴-۲)$$

⁵ To be centered

⁵ Supervised

⁷ Vladimir Vapnik

⁸ Statistical Learning Theory

⁹ Structural Risk Minimization

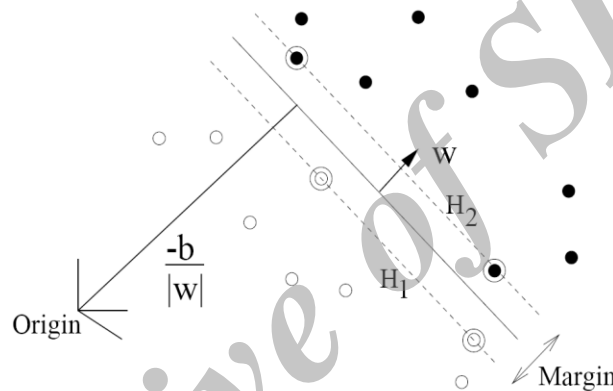
یا به عبارت کلی تر:

$$y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 \quad \forall i$$

اگر x_i یک بردار پشتیبان باشد $y_i(x_i \cdot w + b) = 1$

اگر x_i یک بردار پشتیبان نباشد $y_i(x_i \cdot w + b) > 1$

اولین مرحله برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری بهینه، پیدا کردن نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی دو دسته است. در مرحله بعد فاصله آن نقاط از هم در راستای عمود بر مرزهایی که دو دسته را به طور کامل جدا می‌کنند، محاسبه می‌شود. در شکل ۱ حالت تفکیک‌پذیر دسته‌ها نشان داده شده است. دو بردار پشتیبانی در شکل دایره کشیده شده است. H_1 و H_2 به ترتیب مربوط به دسته ۱ و دسته ۲ می‌باشند. فاصله بین اینها حاشیه^{۱۰} می‌باشد و مرز تصمیم‌گیری بهینه باید حداکثر حاشیه را داشته باشد. فاصله بین دو فوق صفحه موازی $2/\|w\|^2$ است که هدف برآورده کردن $\frac{1}{2}\|w\|^2$ است [۱۱].



شکل ۱: جداسازی خطی بین دسته‌ها، دور بردار پشتیبانی دایره کشیده شده است

مسئله فوق یک مسئله بهینه‌سازی مقید از نوع محدب و درجه دوم است. برای حل این مسئله تابع لاگرانژ (۳-۴) را تشکیل داده و ضرایب لاگرانژ α_i را بدست می‌آوریم. ($i = 1, 2, \dots, l$)

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i(w \cdot x_i + b) - 1) \quad (۴-۳)$$

برای اینکه (w, b, α) جواب مسئله باشد در شرایط KKT ^{۱۱} صدق کند و در نقطه جواب مشتق L نسبت به w و b و α برابر صفر باشد. به این ترتیب معادلات (۴-۴) حاصل می‌شود.

$$(۴-۴)$$

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

¹⁰ Margine

¹¹ Karush-Kuhn-Tucher

با قرار دادن مقدار w از رابطه (۴-۵) در $L(w, b, \alpha)$ به مسأله دوگان برای بهینه‌سازی مقید خواهیم رسید.

$$\max_{\alpha} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (۴-۵)$$

$$\text{Subject to } \alpha_i \geq 0, \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

پس از حل این مسأله ضرایب لاگرانژ α_i بدست می‌آیند.

۵- نتایج تجربی و تحلیل آنها

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

۵-۱- بانک چهره

تصاویر آزمایشی از بانک اطلاعاتی ORL^{۱۲} هستند این داده‌ها شامل ۴۰۰ تصویر شخصی از ۴۰ نفر است. برای هر فرد ۱۰ تصویر متفاوت در زمانهای مختلف و با تغییرات روشنایی، ژستهای مختلف (چشمهای باز و بسته، لبخند و بدون لبخند) و وضعیتهای دیگر مانند با عینک و بدون عینک تهیه شده‌اند.



شکل ۲: گوشه ای از تصاویر انتخاب شده برای آموزش در بانک ORL



شکل ۳: گوشه ای از تصاویر انتخاب شده برای آزمون در بانک ORL

از ۱۰ تصویر هر فرد، ۷ تصویر در مرحله آموزش و ۳ تصویر دیگر در مرحله آزمایش استفاده شده‌اند. تصاویر آموزشی به صورت هوشمند طوری انتخاب شده‌اند که حداکثر اطلاعات غیر وابسته به یکدیگر را دارا باشند.

۵-۲- اجرای الگوریتم

¹² Olivetti Research Ltd

تحقیق انجام شده شامل مراحل زیر است:

۱- خواندن مجموعه تصاویر و ایجاد ماتریس هدف: $112 \times 92 \times 400$ و 1×400

۲- اجرای PCA: انتخاب تعداد داده جهت کاهش با استفاده از PCA

۳- تبدیل تصاویر به ابعاد $70 \times 90 \times 400$ و سپس تبدیل به بردار 6300×400

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

۵- یافتن مقادیر ویژه و مرتب سازی آنها در نهایت کاهش بعد مطابق با مقدار از قبل تعیین شده در مرحله ۱ و ۲

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- اجرای ماشین بردار پشتیبان چندکاناله (MSVM)^{۱۳}. با توجه به آن که تعداد کلاس های داده ۴۰ عدد می باشد از SVM و روش یکی در برابر همه استفاده کردیم. در این تحقیق پس از بررسی هسته های مختلف طبقه بندی کننده SVM، هسته RBF نتایج بهتری را در مقایسه با سایر هسته ها ارائه داد. دو پارامتر در نحوه عملکرد این طبقه بندی کننده نقش مهمی دارند. اولین پارامتر مقدار پراش تابع RBF (σ) است، که هر چه کوچک تر باشد تابع RBF تیزتر و صحت را بالا می برد، ولی در مقابل از میزان قابلیت تعمیم روش می کاهد. پارامتر دوم، ضریب جریمه C است که با میزان خطای قابل قبول نسبت عکس دارد و بنابراین هر چه C را کمتر فرض کنیم خطای بیشتری را پذیرفته ایم. انتخاب پارامترها با سعی و خطا و ارزیابی نتایج حاصل از پارامترهای مختلف بر روی یک دادگان کوچک اولیه انجام شد و پس از تعیین پارامترهای بهینه، روش بر روی کل دادگان اعمال و نتایج آن استخراج شد. برای اجرای MSVM با الگوریتم یکی در برابر همه از تابع oasvm موجود در STPRTool استفاده شد [۱۲]. نگاشت داده با استفاده از مدل بدست آمده از MSVM.

۸- انتخاب تصادفی ۳۰ درصد از کل داده برای آزمون و جهت تعیین درصد صحت.

۹- محاسبه درصد صحت داده آزمون.

۱۰- برگشت به مرحله ۲ و تغییر تعداد کاهش با استفاده از PCA جهت مقایسه و تحصیل حالت بهینه.

۱۱- محاسبه زمان اجرای الگوریتم و متوسط درصد صحت.

به منظور اطمینان از صحت نتایج بدست آمده، برنامه بدین ترتیب عمل می کند که در هر مرحله از ۱۰ عضو موجود در هر کلاس ۷ تا برای آموزش و ۳ تا برای آزمون **بِتصادف** و **مستقل** از هم انتخاب می شود (با استفاده از روش^{۱۴} KCV). همچنین نتایج بدست آمده متوسط ۱۰ بار اجرای برنامه بوده است. همچنین 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 شدند. نتایج بدست آمده در جداول ونمودارهای زیر آورده شده است.

جدول ۱- نتایج بدست آمده با استفاده از MSVM بر روی مجموعه داده ORL شامل ۴۰ کلاس با متوسط ۱۰ مرتبه اجرا

#	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)
۱	۱۲۰	۱۰۰	۹۳.۳۳	۰	۸.۰۰	۱۷۰.۹۱۱
۲	۱۱۵	۱۰۰	۹۴.۰۸	۰	۷.۱۰	۱۶۷.۳۵۱
۳	۱۱۰	۱۰۰	۹۶.۱۶	۰	۴.۶۰	۱۶۲.۲۶۲
۴	۱۰۵	۱۰۰	۹۵.۰۰	۰	۶.۰۰	۱۵۰.۴۵۹
۵	۱۰۰	۱۰۰	۹۵.۲۵	۰	۵.۷۰	۱۴۲.۹۴۹

¹³ Support v

¹⁴ K-Fold C

#	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)
---	-------------------------------------	----------------------	----------------------	--	--	------------------------------

نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتم در جدول ۱ نشان داده میدهد که می توان مجموعه تصاویر را با تعداد ۱۱۰ ویژگی PCA و با استفاده از الگوریتم oaasvm تا ۹۶.۱۶۶۷٪ از یکدیگر تفکیک کرد اما اجرای الگوریتم در این حالت دارای زمان بالایی در حدود ۱۲۶ ثانیه می باشد. با توجه به جدول ۱ مشاهده می کنیم افزایش تعداد مولفه ها تا ۱۱۰ مولفه دقت سیستم را افزایش داده و افزایش بیشتر تعداد مولفه ها سبب کاهش دقت می شود. همچنین زمان دسته بندی با بکارگیری تعداد مولفه بیشتر افزایش می یابد.

جدول ۲- نتایج بدست آمده با استفاده از MSVM بر روی مجموعه داده ORL شامل ۴۰ کلاس با متوسط ۱۰ مرتبه اجرا

۱	۱۲۰	۱۰۰	۹۶.۴۱	*	۴.۳۰	۱۴۸.۵۶۰
۲	۱۱۵	۱۰۰	۹۶.۶۶	*	۴.۰۰	۱۴۵.۰۰۰
۳	۱۱۰	۱۰۰	۹۷.۴۱	*	۳.۱۰	۱۳۹.۹۱۱
۴	۱۰۵	۱۰۰	۹۶.۴۱	*	۴.۳۰	۱۲۸.۱۰۸
۵	۱۰۰	۱۰۰	۹۶.۲۵	*	۴.۵۰	۱۲۰.۵۹۸
۶	۹۵	۱۰۰	۹۶.۳۳	*	۴.۴۰	۱۱۸.۲۸۴
۷	۹۰	۱۰۰	۹۷.۱۶	*	۳.۴۰	۱۱۶.۲۸۴
۸	۸۵	۱۰۰	۹۶.۹۱	*	۳.۷۰	۱۰۹.۷۴۵
۹	۸۰	۱۰۰	۹۶.۵۰	*	۴.۲۰	۱۰۶.۵۷۹
۱۰	۷۵	۱۰۰	۹۷.۰۰	*	۳.۶۰	۹۹.۷۳۴
۱۱	۷۰	۱۰۰	۹۷.۰۰	*	۳.۶۰	۸۸.۳۱۰
۱۲	۶۵	۱۰۰	۹۷.۰۰	*	۳.۶۰	۸۷.۲۳۰
۱۳	۶۰	۱۰۰	۹۷.۱۶	*	۴.۶۰	۸۵.۰۰۰

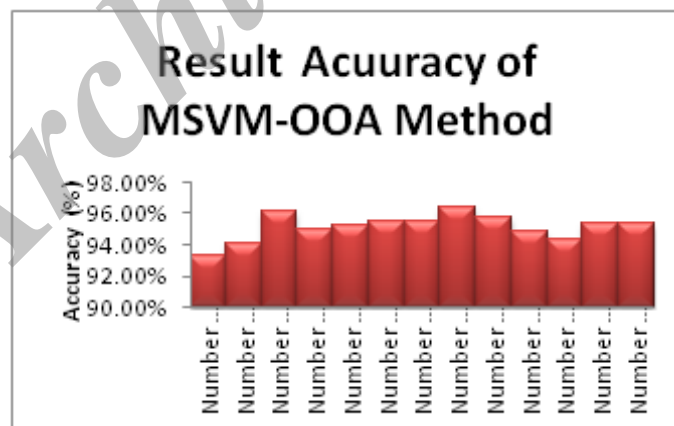


شکل ۴- مجموعه تصاویری که در طول ۱۰ بار اجرا در PCA با اکثریت، غلط شناسایی شدند.

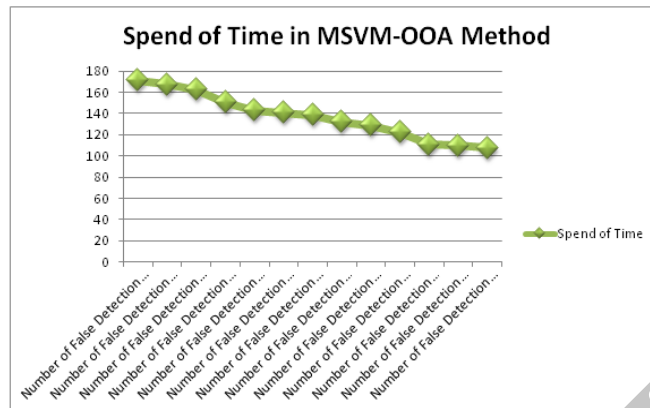


شکل ۵- مجموعه تصاویری که در طول ۱۰ بار اجرا در KPCA با اکثریت، غلط شناسایی شدند.

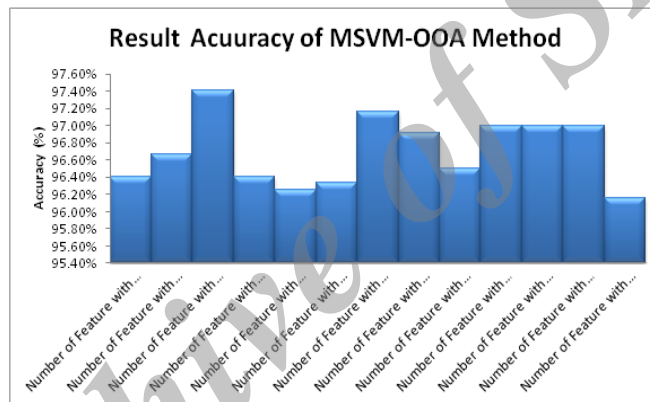
در نهایت مجدداً کلیه آزمایشهای فوق را با روش KPCA انجام دادیم که نتایج بدست آمده در جدول ۲ و نمودارهای مربوط به آن نشان داده شده اند. نتایج بدست آمده نشان می دهند استفاده از KPCA در SVM دقت تشخیص را افزایش داده است. همچنین نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتم در جدول ۲ نشان میدهد که می توان مجموعه تصاویر را با تعداد ۱۱۰ ویژگی KPCA و با استفاده از الگوریتم oaasvm تا ۹۷.۴۱۶۷٪ از یکدیگر تفکیک کرد اما اجرای الگوریتم در این حالت دارای زمان بالایی در حدود ۱۳۹ ثانیه می باشد.



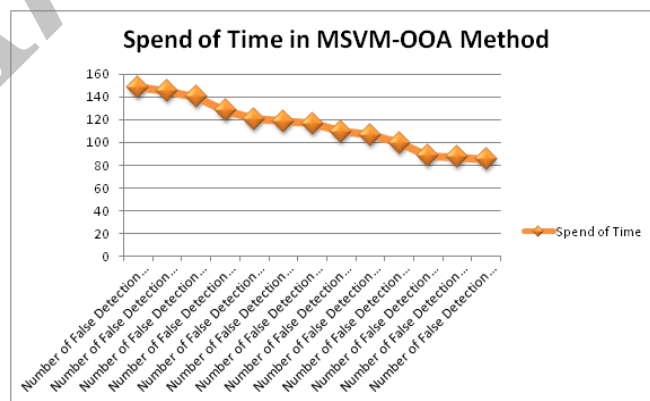
نمودار ۱- درصد صحت نتایج توسط ماشین بردار پشتیبان پس از متوسط گیری در ده بار اجرا در PCA



نمودار ۲: زمان سپری شده بر حسب تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آزمون توسط ماشین بردار پشتیبان پس از متوسط گیری درده بار اجرا در *PCA*



نمودار ۳- درصد صحت نتایج توسط ماشین بردار پشتیبان پس از متوسط گیری در ده بار اجرا در *KPCA*



نمودار ۴: زمان سپری شده بر حسب تعداد تصاویر غلط شناسایی شده در آزمون توسط ماشین بردار پشتیبان پس از متوسط گیری درده بار اجرا در *KPCA*

۶- نتیجه‌گیری

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

۷- مراجع

- [۱] ابراهیم روزگار، محمد شهرام معین، بررسی سیستمهای شناسایی چهره، گزارش داخلی مرکز تحقیقات مخابرات ایران، ۱۳۸۸
- [۲] ابراهیم روزگار، محمد شهرام معین، تجزیه و تحلیل تکنیکهای مختلف شناسایی چهره، گزارش داخلی مرکز تحقیقات مخابرات ایران، ۱۳۸۸
- [۹] علی مطیع نصرآبادی، "ارزیابی کیفی و کمی تغییرات هوشیاری و عمق هیپنوتیزم به کمک پردازش هوشمند سیگنال EEG"، رساله دکتری مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، اسفند ۱۳۸۲.
- [3] Jianke Li, Baojun Zhao, Hui Zhang, "Face Recognition System Using SVM Classifier and Feature Extraction by PCA and LDA Combination", College of Information & Technology Hebei University of Economics & Business, China, (2009)
- [4] Zhao Lihong, Song Ying, Zhu Yushi, Zhang Cheng, Zheng Yi, "Face Recognition based on multi-class SVM", College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, (2009)
- [5] Omar Faruq, Al Mehedi Hasan, "Face Recognition Using PCA and SVM", Dept. of Computer Science & Engineering, Rajshahi University of Engineering & Technology, Rajshahi, Bangladesh (2009)
- [6] Kebin Cui, Feng Han, Ping Wang, "Research on Face Recognition based on Boolean Kernel SVM", School of Computer Science and Technology, North China Electric Power University, Baoding, Hebei, China (2008)
- [7] Bernhard Scholkopf, Alexander Smola, and Klaus-Robert Müller, "nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem", Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik Arbeitsgruppe Bültho Spemannstraße 38 * 72076 Tübingen * Germany, December 1996
- [8] B. Scholkopf, A. Smola, and K. R. Müller, Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem, Neural Comput., vol. 10, no. 5 pp. 1299–1319, 1998.
- [10] Cortes.C, Vapnik.V, "Support-Vector Networks", Machine Learning, 1995: 20;273-297.
- [11] Zhiwei.L, Minfen.S, "Classification of Mental Task EEG Signals Using Wavelet Packet Entropy and SVM", the Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI, In IEEE, 2007:3;17-24.
- [12] <http://www.statistical> pattern recognition Toolbox