

تشخیص چهره با استفاده از PCA و فیلتر گابور

حمید رضا قجر، محسن سریانی و عباس کوچاری
دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده

روش‌های تشخیص چهره که مبتنی بر ساختار چهره هستند، روش‌های بدون نظارتی می‌باشند که نسبت به تغییرات خطی که در تصویر رخ می‌دهد نتایج مناسبی را تولید می‌کنند. PCA یک تبدیل خطی است که ابزار قدرتمندی برای تجزیه و تحلیل داده‌هایی است که دارای تغییرات خطی می‌باشند؛ ولی برای تغییرات غیرخطی چهره ناشی از تغییرات حالت، روشنایی و ژست در تصویر چهره، مطلوب نمی‌باشد. فیلتر گابور یکی از روش‌های مبتنی بر ویژگی است که می‌تواند برای رفع نقطه‌ضعف PCA مورد استفاده قرار گیرد. در این مقاله روشی جدید برای تشخیص چهره با ترکیب روش‌های PCA و گابور ارائه شده است. بدین صورت که پس از اعمال فیلتر گابور بر روی هر چهره موجود در بانک اطلاعاتی، تعدادی تصویر حاصل از فیلتر گابور به دست می‌آید. میانگین تصاویر حاصل از فیلتر گابور به عنوان یک تصویر جدید در نظر گرفته می‌شود؛ سپس از مؤلفه‌های اصلی به دست آمده از اعمال PCA بر روی تصاویر میانگین برای تشخیص چهره استفاده می‌گردد. روش پیشنهادی بر روی پایگاه‌های داده YaleB و ORL تحت شرایط مختلف بررسی گردید. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد روش پیشنهادی نسبت به روش PCA بهتر عمل می‌کند.

واژگان کلیدی: تشخیص چهره، فیلتر گابور، تحلیل مؤلفه اصلی

۱- مقدمه

روش‌های تشخیص چهره، الگوریتم‌های محاسباتی هستند که هدف شناسایی تصویر یک شخص را با توجه به بانک تصاویری که از افراد مختلف در اختیار دارند، دنبال می‌کنند. تاکنون روش‌های مختلفی برای تشخیص چهره پیشنهاد شده است که به‌طور کلی می‌توان آن‌ها را به دو دسته مبتنی بر ساختار چهره و مبتنی بر ویژگی‌های چهره تقسیم نمود. روش‌های مبتنی بر ساختار چهره، روش‌های بدون نظارتی هستند که نسبت به تغییرات خطی که در تصویر رخ می‌دهد، پاسخ مناسبی را تولید می‌کنند. به‌طور مثال روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ (PCA) یک تبدیل خطی است که از واریانس داده ورودی استفاده می‌کند (Delac and Ivanovic, 2006, Li, 2005, Turk, 1991)

(Zou, 2007). از روش‌های آماری دیگر می‌توان به ICA^۲ و LDA^۳ اشاره کرد. این روش‌ها ابزار قدرتمندی برای تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی در حضور تغییرات خطی اند؛ ولی در مقابل تغییرات غیرخطی ناشی از تغییرات حالت، روشنایی و ژست در تصویر چهره راه حل مناسبی را ارائه نمی‌نمایند. از آنجایی که تبدیل PCA وابستگی به داده‌های ورودی داشته و سرعت تاحدودی پایینی دارد، بنابراین از روش‌های دیگری برای استخراج ویژگی و بازشناسی چهره استفاده گردید. برای برطرف نمودن تغییرات غیرخطی ناشی از تغییرات حالت، روشنایی و ژست در چهره، روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های چهره پیشنهاد شده‌اند (Zhou, 2007). فیلتر گابور یکی از ابزارهایی است که می‌تواند برای استخراج ویژگی از تصویر استفاده شود (Feichtinger, 1998).

^۲ Independent Component Analysis

^۳ Linear Discriminate Analysis

^۱ Principal Component Analysis

توابع دوتبعی گابور لبه اشکال، هم‌چنین گودی‌ها و برآمدگی‌های تصویر را تقویت می‌نمایند. برای افزایش تمایز چشم‌ها، دهان و بینی که به‌عنوان اجزای مهم و اساسی چهره مطرح هستند، می‌توان از فیلتر گابور بهره برد. علاوه بر این فیلتر گابور می‌تواند خصوصیتی مانند خال‌ها، گودی‌های صورت، اثر زخم‌ها و مواردی از این نوع را برجسته نماید و هر چهره می‌تواند با استفاده از خصوصیات مربوط به خود، بدون محدودیت‌های اولیه رایج گردد (Bhuiyan, 2007).

(Feng, 1998) از اعمال PCA بر روی زیرباندهای تبدیل موجک برای بازشناسی استفاده کرد. (Ramasubramanian, et al., 2001) نیز از ترکیب تبدیل گسسته کسینوسی و PCA استفاده کردند. (Mutelo, 2008) با اعمال گابور دوبعدی و PCA بر روی تصویر، از یک متمایزکننده دوبعدی خطی برای کاهش اطلاعات زائد استفاده نمود. در روش دیگری که توسط (Nguyen, 2009) برای بازشناسی تصویر با استفاده از یک تصویر برای هر فرد ارائه شد، پس از اعمال فیلتر گابور از الگوی دودویی کردن محلی استفاده گردید، سپس بر روی ویژگی‌های به‌دست آمده PCA اعمال شد. (Perlibakas, 2004) از بسته تبدیل موجک و PCA در پایان‌نامه خود بهره برد.

روش‌های بسیاری با استفاده از ترکیب ویژگی‌های چهره با تبدیلات خطی (PCA, ICA و LDA) ارائه شده‌اند (Bartlett, 2000)، اما نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند که استفاده از فیلتر گابور و ترکیب آن با تبدیلات خطی می‌تواند نتایج بهتری حاصل کند. (Liu, et al., 2002 and 2003) با ترکیب ویژگی‌های تبدیل گابور به ترتیب با LDA و ICA نتایج مطلوبی به‌دست آوردند. (Chung, 1999) نیز از ترکیب PCA و فیلتر گابور برای بازشناسی استفاده کرد، ولی بدین صورت که فیلتر گابور را بر روی نواحی خاصی (چشم، لب و ...) از چهره اعمال کرده و از نتایج این نواحی بهره برد. (Seal, 2008) نیز با در نظر گرفتن یک پنجره خاص از نقاط و اعمال فیلتر گابور بر روی این نقاط، از تبدیل PCA برای ایجاد یک مدل براساس ویژگی‌های گابور استفاده نمود. یکی از روش‌های جدید که در سال ۲۰۰۷ مطرح شده است، ترکیب روش‌های مختلف مبتنی بر ظاهر چهره همراه با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌باشد (Zhou, 2007).

در این مقاله روشی نوین در تشخیص چهره به کمک ترکیب خطی دو الگوریتم PCA و گابور ارائه می‌گردد. الگوریتم پیشنهادی قابلیت توسعه در هر یک از فازهای آن، به‌صورت مجزا و عدم وابستگی به مرحله قبل را خواهد داشت. هم‌چنین در این روش با توجه به بار محاسباتی زیاد پس از اعمال فیلتر گابور از تصاویر به‌دست آمده، میان‌گیری می‌شود و سپس تبدیل PCA اعمال می‌گردد. فیلتر گابور باعث به‌دست آمدن ویژگی‌های مقاوم در برابر تغییرات نامتعارف نوری نیز می‌گردد. در ضمن در این‌جا برخلاف (Chung, 1999) فیلتر گابور بر روی تمامی تصویر اعمال شده است.

ساختار مقاله به این ترتیب است که در بخش دو روش‌های PCA و فیلتر گابور (Rizk, 2006) توضیح داده شده است. بخش سه به الگوریتم پیشنهادی می‌پردازد. نتایج آزمایش‌ها و نتیجه‌گیری نیز در بخش‌های چهار و پنج آورده شده‌اند.

۲- مروری بر الگوریتم‌های PCA و گابور

۲-۱- الگوریتم PCA

روش‌های متفاوتی برای محاسبه مؤلفه‌های اصلی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. (Li, 2005)، (Delac, 2007) و (Zou, 2007) از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه مربوط به ماتریس کوواریانس داده‌ها استفاده کرده‌اند. اگر داده ورودی X را به‌صورت زیر در نظر بگیریم:

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \quad (1)$$

که n تعداد نمونه‌های داده و X_i یک نمونه داده با ابعاد D می‌باشد. در ابتدا میانگین نمونه‌ها یعنی \bar{X} از هر یک از نمونه‌های داده کسر می‌گردد (رابطه (۲)).

$$\hat{X} = [X_1 - \bar{X}, X_2 - \bar{X}, \dots, X_n - \bar{X}] \quad (2)$$

سپس ماتریس کوواریانس $\sum \hat{X}$ از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$\sum \hat{X} = \frac{1}{n} \hat{X} \hat{X}^T \quad (3)$$

¹ Feng
² Ramasubramanian
³ Perlibakas
⁴ Liu
⁵ Chung

$$\Psi_i = \frac{\|\vec{K}_i\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|\vec{K}_i\|^2 \|\vec{X}\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{j\vec{k}_i \vec{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (8)$$

هر Ψ_i موج مسطح توصیف شده توسط بردار \vec{K}_i می‌باشد، که توسط یک تابع گاوسی، پوش شده است در اینجا σ انحراف معیار استاندارد این تابع گاوسی است. فرکانس مرکزی فیلتر i ام در مشخصه‌های بردار موج معین شده است.

$$\vec{K}_i = \begin{pmatrix} \mathcal{K}_{ix} \\ \mathcal{K}_{iy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathcal{K}_v \cos \theta_\mu \\ \mathcal{K}_v \sin \theta_\mu \end{pmatrix} \quad (9)$$

مقیاس‌پذیری و تعیین جهت توسط فاکتورهای $(\mathcal{K}_v, \theta_\mu)$ مشخص می‌شود. عبارت اول در کرشه رابطه (8) بخش نوسانی کرنل را تعیین می‌نماید و بخش دوم مقدار DC کرنل را تصحیح می‌نماید. تفریق پاسخ DC فیلترهای گابور را به سطح کلی روشنایی، غیر حساس می‌سازد.

در الگوریتم گابور یک مجموعه، مشابه یک خانواده پیوسته و مربوط به هم، با تغییر زاویه چرخش و تأخیر تولید می‌گردند. تجزیه و تحلیل تصویر، در این حالت‌ها تحت عنوان تبدیل موجک تصویر و به صورت زیر معرفی می‌گردد:

$$\mathcal{R}_i = \int I(\vec{X}) \Psi_i(\vec{X} - \vec{X}) d\vec{X} \quad (10)$$

که $I(\vec{X})$ مقدار روشنایی تصویر در نقطه \vec{X} است. به‌طور خلاصه الگوریتم استخراج ویژگی شامل دو مرحله اصلی است:

۲-۲-۱- تعیین موقعیت نقاط حاوی ویژگی مهم

در این مرحله نقاطی با محتویات اطلاعاتی بالا از تصویر چهره استخراج می‌گردند. در بسیاری از روش‌های مبتنی بر ویژگی، فرض می‌گردد که ویژگی‌های چهره در نواحی چشم‌ها، بینی و دهان قرار گرفته‌اند. اما محل قرارگیری و همچنین تعداد نقاط ویژگی در این مرحله نباید ثابت در نظر گرفته شود. یک نقطه حاوی ویژگی در (X_0, Y_0) قرار گرفته است اگر:

$$\mathcal{R}_j(X_0, Y_0) = \max_{(x,y) \in \mathcal{W}_0} (\mathcal{R}_j(X, Y)) \quad (11)$$

$$\mathcal{R}_j(X_0, Y_0) > \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{x=1}^{N_1} \sum_{y=1}^{N_2} \mathcal{R}_j(X, Y) \quad (12)$$

سال ۱۳۸۹ شماره ۱ پیاپی ۱۳

محورهای اصلی اکنون با محاسبه بردارهای ویژه $\Phi_{\vec{X}}$ ماتریس کوواریانس به‌دست می‌آیند رابطه (۴):

$$\Sigma_{\vec{X}} \Phi_{\vec{X}} = \Phi_{\vec{X}} \quad (4)$$

که

$$\Lambda_{\vec{X}} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

$\Lambda_{\vec{X}}$ ماتریس قطری از مقادیر ویژه متناظر با بردارهای ویژه $\Phi_{\vec{X}}$ است.

بردارهای ویژه متناظر با بیشترین مقادیر ویژه، بردارهای اصلی با بیشترین واریانس داده و به عبارتی اجزای اصلی اولیه را بیان می‌نمایند.

i امین داده نمونه، یعنی X_i می‌تواند با استفاده از رابطه (۶) به فضای PCA منتقل گردد.

$$Y_i = \Phi_{\vec{X}}^{-1}(X_i - \bar{X}) = \Phi_{\vec{X}}^T(X_i - \bar{X}) \quad (6)$$

باید توجه نمود که یک ماتریس قطری، به‌عنوان مثال $\Phi_{\vec{X}}$ دارای خاصیت $\Phi_{\vec{X}}^{-1} = \Phi_{\vec{X}}^T$ می‌باشد. داده در فضای PCA می‌تواند با استفاده از رابطه (۷) به فضای اصلی خود برگردد.

$$X_i = \Phi_{\vec{X}} Y_i + \bar{X} \quad (7)$$

اگر تنها یک زیر مجموعه از بردارهای ویژه در $\Phi_{\vec{X}}$ انتخاب شود، نتیجه با تصویر نمودن فضای داده در یک زیر فضا از فضای PCA حاصل خواهد شد. این مطلب برای کاهش افزونگی در داده می‌تواند بسیار مفید باشد، یعنی حذف تمام بردارهای ویژه که برابر صفر هستند. مطالب فوق با جزییات بیشتر توسط (Ersboll, 2003) شرح داده شده است.

۲-۲-۲- الگوریتم گابور

در حال حاضر فیلترهای گابور و تعمیم یافته آن‌ها به فضای دوبعدی به‌صورت گسترده در کاربردهای مختلف بینایی کامپیوتری مورد استفاده قرار می‌گیرند. (Daugman, 1988) توابع گابور را به شکل دوبعدی که در رابطه (۸) نشان داده شده است، برای مدل کردن جهت‌یابی قابل انتخاب در سلول‌های ساده تعمیم داد.

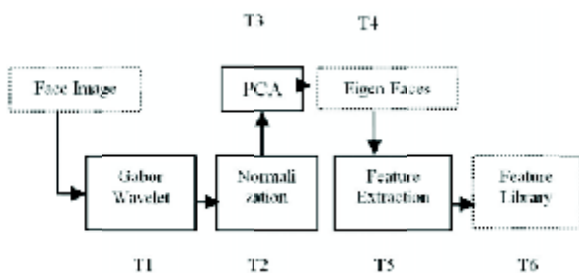
$$S_i(j, j) = 1 \quad (16)$$

بنابراین $S_i = 1$ یکسان بودن دو تصویر و $S_i = 0$ مغایرت کامل دو تصویر را نشان می‌دهد.

۳- روش پیشنهادی برای بهبود سیستم شناسایی چهره

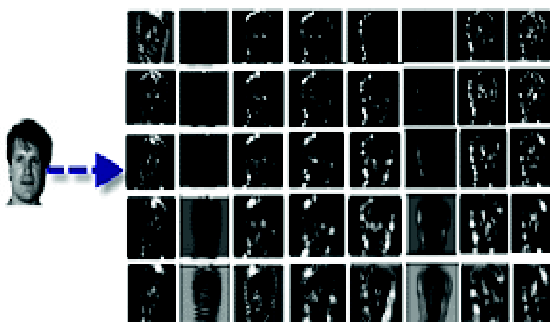
۳-۱- مرحله آموزش

روشی که در این جا برای پیاده‌سازی سیستم تشخیص چهره پیشنهاد می‌شود، در بلوک دیاگرامی در (شکل ۱) که از تلفیق دو روش PCA و فیلتر گابور استفاده می‌کند، نشان داده شده است.



(شکل ۱) مرحله آموزش سیستم تشخیص چهره

در این روش ابتدا فیلتر گابور (بهینه‌سازی شده) بر روی بانک تصاویر اعمال می‌گردد (بلوک T1) که منجر به تولید ویژگی‌های مهم هر تصویر در قالب چهل تصویر مجزا (موجک گابور) می‌گردد. در نتیجه اگر تصاویر بانک ما n عدد باشد خروجی بلوک T1 $n * 40$ تصویر مجزا می‌شود. خروجی فیلتر گابور برای یک تصویر ورودی نمونه در (شکل ۲) نمایش داده شده است.



(شکل ۲) مثالی از پاسخ فیلترهای گابور به یک تصویر ورودی نمونه

که در این روابط R_j پاسخ تصویر به Z آمین فیلتر گابور است حاصل ضرب $N_1 \times N_2$ اندازه تصویر چهره و نقطه (x_0, y_0) مرکز پنجره w_0 را نشان می‌دهند. اندازه پنجره w یکی از ویژگی‌های مهم در الگوریتم پیشنهاد شده است. این اندازه می‌بایست از یک طرف به حد کافی کوچک انتخاب گردد تا ویژگی‌های مهم تصویر را بتواند استخراج نماید.

۲-۲-۲- محاسبه بردار ویژگی

بردارهای ویژگی در نقاط حاوی ویژگی، به صورت ترکیبی از ضرایب تبدیل موجک گابور تولید می‌گردند. K آمین بردار ویژگی از i آمین تصویر مرجع به شکل زیر تعریف می‌گردد:

$$V_{ik} = \{X_k, Y_k, R_{i,j}(X_k, Y_j) \quad j = 1, \dots, 40\} \quad (13)$$

از آنجایی که ۴۰ فیلتر گابور در این آزمایش وجود دارد بردارهای ویژگی ۴۲ مؤلفه خواهند داشت. دو مؤلفه اول موقعیت نقطه حاوی ویژگی را با ذخیره مختصات (x, y) ارائه می‌نمایند. (برای توضیح بیشتر می‌توان به مقالات (Bhuiyan, 2007) و (Vinay, 2006) مراجعه نمود.)

۲-۲-۳- رویه تطبیق (محاسبه تشابهات)

برای اندازه‌گیری تشابه مقادیر بردارهای ویژگی مختلط، تابع تشابه (۱۴) مورد استفاده قرار گرفته است که در آن از اطلاعات فاز صرف نظر شده است.

$$S_i(k, j) = \frac{\sum_l |v_{i,k}(l)| |v_{i,j}(l)|}{\sqrt{\sum_l |v_{i,k}(l)|^2 \sum_l |v_{i,j}(l)|^2}} \quad i = 3, \dots, 42 \quad (14)$$

$S_i(k, j)$ معرف تشابه Z آمین بردار ویژگی از تصویر مورد آزمایش $v_{i,j}$ با K آمین بردار ویژگی از i آمین تصویر مرجع $v_{i,k}$ است که i تعداد عناصر بردار است. تابع اندازه‌گیری پیشنهاد شده بین دو بردار محدوده زیر را برای S_i در نظر می‌گیرد:

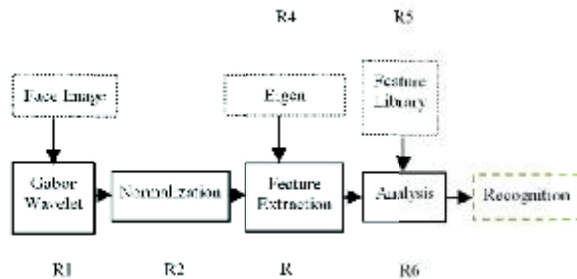
$$0 < S_i < 1 \quad (15)$$

و اگر i آمین تصویر مرجع به عنوان تصویر مورد آزمایش در نظر گرفته شود، تشابه بین دو تصویر بیشینه می‌گردد.

کمتر باشد، این چهره ویژه برای ما فاقد ارزش است و آن را نگهداری نمی‌کنیم.

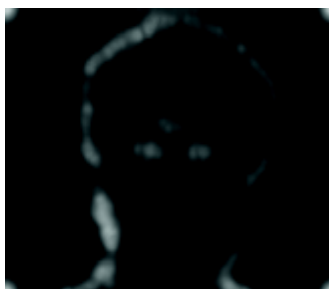
۳-۲- مرحله بازشناسی سیستم

نمودار جریانی مرحله بازشناسی سیستم در (شکل ۵) نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود در فاز بازشناسی برای شناسایی یک چهره، ابتدا در بلوک R1 بر روی تصویر ورودی، فیلتر گابور جهت استخراج ویژگی‌ها اعمال می‌گردد.



(شکل ۵) مراحل بازشناسی سیستم تشخیص چهره

در ادامه اقدام به محاسبه میانگین تصاویر تولید شده در بلوک R1 می‌نماییم. (شکل ۶) نمونه یک تصویر میانگین را نشان می‌دهد.



(شکل ۶) میانگین ویژگی‌های مهم تولیدشده توسط فیلتر گابور

سپس این تصویر خود به عنوان یک تصویر جدید جهت شناسایی چهره مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای این منظور ابتدا بایستی بردار متوسط فضای چهره (\bar{m}) را که قبلاً به دست آمده است از بردار تصویر داده شده کم شود (رابطه (۱۸)).

$$\vec{r}_m = \begin{pmatrix} r_1 - m_1 \\ r_2 - m_2 \\ \vdots \\ r_{N^2} - m_{N^2} \end{pmatrix} \quad (18)$$

حال تصویر بردار \vec{r}_m را در بالا به دست آمد، بر روی فضای چهره می‌یابیم، به عبارت دیگر:

$$\Omega = U^t(\vec{r}_m) \quad (19)$$

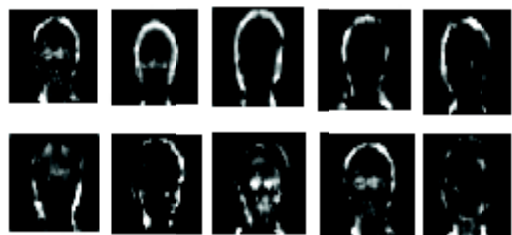
سال ۱۳۸۹ شماره ۱ پیاپی ۱۳

در ادامه از تصاویر به دست آمده از فیلتر گابور میانگین‌گیری می‌شود که (شکل ۳) نمونه‌ای از تصویر میانگین را نشان می‌دهد. دلیل میان‌گیری از نتایج فیلتر گابور افزایش سرعت می‌باشد. در بخش آزمایش‌ها، سیستم‌های بازشناسی چهره، یک‌بار از طریق چهل تصویر به دست آمده و یک‌بار از طریق میان‌گیری از تصاویر مورد بررسی قرار گرفت و با توجه به یکسان بودن نتایج و برای افزایش سرعت بازشناسی از میان‌گیری استفاده شد.



(شکل ۳) نمونه‌ای از یک تصویر میانگین

سپس این تصاویر خود به صورت یک بانک اطلاعاتی جدید به عنوان ورودی به الگوریتم PCA داده می‌شوند (فازهای T2, T3). در نتیجه با تلفیق دو الگوریتم در فازهای T4 و T5 و یک بانک اطلاعاتی که شامل ویژگی‌های مهم تصاویر است، اقدام به تهیه تصاویر ویژه می‌نماییم. (شکل ۴) نمونه‌ای از این تصاویر ویژه را نشان می‌دهد.



(شکل ۴) نمونه‌ای از چهره‌های ویژه به دست آمده

پس از این مرحله از میان چهره‌های ویژه که توسط PCA به دست آمده است، تعدادی که اطلاعات بیشتری در آن‌هاست انتخاب می‌شوند و نرمال شده آن‌ها در بانک تولید شده در مرحله آموزش ذخیره می‌گردند (رابطه (۱۷)).

$$\text{Vectors}(:,i) = \text{Vectors}(:,i) / \text{norm}(\text{Vectors}(:,i)) \quad (17)$$

در این رابطه $\text{Vectors}(:,i)$ یکی از چهره‌های ویژه می‌باشد. اگر مقدار آن (Eigenvalues) از عدد 0.0000001

در (جدول ۱) کارآیی بازشناسی با استفاده از PCA بر روی بانک‌های تصاویر آزمایشی دیده می‌شود.

(جدول ۱) نتایج به‌دست آمده از اجرای الگوریتم PCA بر روی

تصاویر بانک‌های ORL و YALE

Bank	Recognition Rate	Number of images	Image size	File format
YALE	94.2%	120	320*243	PNG
ORL	91.6%	65	320*243	PNG

برای این مرحله ۲۳ مؤلفه اصلی پس از اعمال PCA نگهداری شده و بقیه مؤلفه‌ها حذف می‌شوند.

در آزمایش بعد با استفاده از روش پیشنهادی، فیلتر گابور بر روی تصاویر اعمال گردید و سپس از دو روش استفاده شد. در روش اول بر روی چهل تصویر حاصل از فیلتر، PCA اعمال گردید و در روش دوم ابتدا میانگین پاسخ فیلترها به‌دست آمد و سپس PCA بر روی این تصویر میانگین اعمال شد. در روش اول، تصویری که بیشتر تصاویر حاصل از فیلتر گابور به‌عنوان خروجی مشخص می‌کنند، به‌عنوان نتیجه بازشناسی شناخته می‌شود. نتایج به‌دست آمده در هر دو روش یکسان می‌باشد، بنابراین برای افزایش سرعت بازشناسی از روش میان‌گیری استفاده شد، زیرا در این روش عمل بازشناسی یک‌بار انجام می‌گیرد و سرعت آن در مقایسه با روش اول در حدود چهل برابر می‌گردد. با توجه به محاسبه فیلتر گابور و PCA بر روی تصاویر، اجرای برنامه، real time نمی‌باشد. (جدول ۲) نتایج به‌دست آمده از اجرای الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

(جدول ۲) نتایج به‌دست آمده از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر

روی تصاویر بانک‌های ORL و YALE

Bank	Recognition Rate	Number of images	Image size	File format
YALE	98.33%	120	320*243	PNG
ORL	98.46%	65	320*243	PNG

در (شکل ۷) میزان افزایش بازشناسی روش پیشنهادی در مقایسه با PCA نشان داده شده است، همان‌طور که دیده می‌شود، افزایش کارآیی در بانک تصاویر ORL در حدود ۷٪ و در بانک تصاویر Yale در حدود ۴٪ بوده است که بیان‌گر برتری روش پیشنهادی می‌باشد. روش پیشنهادی در این شکل با برچسب **PCA+ Mean Gabor** مشخص است. در (جدول ۳ و ۴) نیز تعدادی از تصاویری که الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی در بازشناسی آن‌ها دچار مشکل بوده‌اند، دیده می‌شوند. مشاهده تصاویر ناموفق در بازشناسی، برای ارزیابی سیستم بهتر و یافتن ایرادات سیستم پیشنهادی موجود قابل استفاده خواهد بود.

حال فاصله تصویر جدید روی فضای چهره را نسبت به تمامی تصاویر شناخته شده فضای چهره محاسبه می‌کنیم.

$$\xi^2 = \|\Omega - \Omega_i\|^2 \text{ for } i = 1 \dots M \quad (20)$$

سپس چهره جدید را از روی چهره‌های ویژه^۱ بازسازی می‌کنیم.

$$\vec{s} = U\Omega \quad (21)$$

و در نهایت اختلاف تصویر بازسازی شده و تصویر مورد نظر را می‌یابیم.

$$\xi^2 = \|\vec{r}_m - \vec{s}\|^2 \quad (22)$$

که در نتایج آن:

اگر $\xi \geq \theta$ باشد، تصویر ارایه شده یک چهره نیست.

اگر $\xi < \theta$ ، بنابراین تصویر مورد نظر یک چهره جدید است.

اگر $\xi < \theta$ ، $Min(\xi_i) < \theta$ ، تصویر یک تصویر شناخته شده است.

۴- نتایج آزمایش‌ها

الگوریتم پیشنهادی بر روی دو بانک تصاویر ORL و YALE که شامل شرایط نوری و چهره‌ای مختلف (ژست‌های گوناگون) می‌باشند، اجرا شده است و نتایج به‌دست آمده نشان دهنده کارایی بسیار خوب الگوریتم است. از بانک تصاویر Yale که مربوط به پانزده نفر است و از هر شخص یازده تصویر با حالت‌های مختلف (مثل شادی، تعجب، خواب و ...) موجود می‌باشد، سه تصویر (شامل حالت‌های نورپردازی از وسط، حالت طبیعی و حالت خوشحال) برای مرحله آموزش و هشت تصویر (شامل حالت‌های دیگر، مانند غمگینی، خواب و ...) برای مرحله آزمایش استفاده شد. برای بانک تصاویر ORL نیز که در آن تصاویر چهل نفر وجود دارد، به‌طوری که از هر نفر ده تصویر موجود می‌باشد، سه تصویر برای آموزش و هفت تصویر برای آزمایش استفاده شد. بنابراین به‌طور متوسط ۳۰٪ تصاویر برای مرحله آموزش و مابقی برای آزمایش استفاده شده است. (جدول ۱ و ۲) به‌ترتیب نتایج اجرای الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی بر روی بانک‌های تصاویر ORL و YALE را نشان می‌دهند.

معیار ارزیابی در سیستم تشخیص چهره، فاصله اقلیدوسی بین دو تصویر است. البته می‌توان از فاصله کسینوسی بین دو تصویر نیز بهره برد، ولی با توجه به این که تفاوت زیادی در کارآیی سیستم بازشناسی ندارد، فقط از فاصله اقلیدوسی استفاده شده است.

^۱ Eigenface

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این مقاله روشی برای بهبود سیستم بازشناسی چهره ارائه گردید. روش پیشنهادی از ترکیب PCA و فیلتر گابور استفاده می‌کند. برای ترکیب این دو ابزار، ابتدا با اعمال فیلتر گابور بر روی تصویر، چهل تصویر به‌دست آمد. سپس با میانگین‌گیری از پاسخ‌های فیلتر گابور یک تصویر حاصل شد که از این تصویر برای بازشناسی در سیستم استفاده گردید. پس از به‌دست آمدن تصویر میانگین حاصل از فیلتر گابور، از PCA برای کاهش بُعد این تصویر و افزایش نرخ بازشناسی استفاده شد. اعمال فیلتر گابور باعث ایجاد ویژگی‌هایی مقاوم در برابر تغییرات نوری و شرایط نامتعارف گردید که با تحلیل مؤلفه‌های اصلی تصویر میانگین، سیستمی ترکیبی به‌دست آمد که افزایش کارایی را نسبت به PCA به همراه داشت. برای آزمایش این روش، الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه‌های تصاویر Yale و ORL اجرا گردید. نتایج حاصل نشان می‌دهد که روش ارائه شده نسبت به سیستم‌های مرسوم بازشناسی چهره، مانند PCA بهتر عمل کرده است و توانسته کارایی آن را از $94\%/2$ به $98\%/33$ برای پایگاه تصاویر Yale و از $91\%/6$ به $98\%/46$ برای بانک تصویر ORL افزایش دهد. همچنین روش ارائه شده در این مقاله نسبت به روش (Zhou, 2007) (PCA+HRBF) برای بانک‌های تصاویر بررسی شده، عملکرد بهتری دارد.

مطالعات آتی در این راستا ادامه خواهند یافت:
 (۱) استفاده از 2DPCA به‌طوری‌که هم‌بستگی بین پیکسل‌ها بیشتر حفظ گردد (۲) جایگزینی روشی مناسب‌تر از میانگین‌گیری بر روی پاسخ‌های حاصل از فیلتر گابور (۳) استفاده از یادگیری منیفلد.

۶- مراجع

Bartlett, M.S., Movellan, J.R., Sejnowski, T.J., 2000. Face Recognition by Independent Component Analysis. IEEE Trans. on Neural Networks, 13 (6):1450-1464.

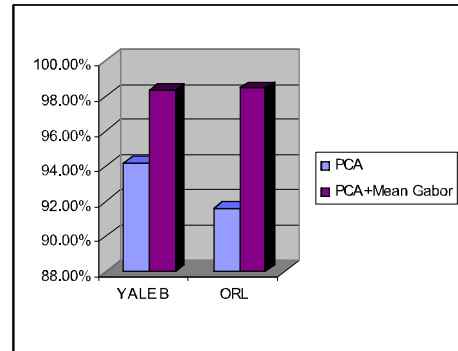
Bhuiyan, A.A., Liu, C.H., 2007. On Face Recognition using Gabor Filters, International Journal of Signal Processing, vol. 3, no. 3.

Chung, K., Kee, S.Ch., Kim, S.R., 1999. Face Recognition using Principal Component Analysis of Gabor Filter Responses, Proc. Int. Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, pp. 53-57.

Daugman, J., 1988. Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression, IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 36, No. 7, pp. 1169-1179.

Delac, K., Grgic, M., 2007. Face Recognition, I-Tech Education and Publishing.

سال ۱۳۸۹ شماره ۱ پیاپی ۱۳



(شکل ۷) نمودار مقایسه روش PCA و روش پیشنهادی برای بانک‌های تصاویر YALE و ORL

(جدول ۳) تصاویر چهره‌هایی از بانک تصویر Yale

که الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی در تشخیص آن‌ها ناموفق بوده‌اند.

	01	02	03	04	05	06
PCA						
proposed algorithm						

(جدول ۴) تصاویر چهره‌هایی از بانک تصویر ORL

که الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی در تشخیص آن‌ها ناموفق بوده‌اند

PCA					
proposed algorithm					

روش پیشنهادی با روش مطرح شده در مقاله (Zhou, 2007) که از $PCA+HRBF^1$ استفاده کرده است مقایسه گردید که نتایج این مقایسه برای دو بانک تصویر Yale و ORL در (جدول ۵) دیده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم ارائه شده (PCA+Mean Gabor) از روش (Zhou, 2007) بهتر عمل می‌کند.

(جدول ۵) مقایسه روش پیشنهادی با روش PCA+HRBF بر روی بانک‌های تصاویر Yale و ORL

ORL	Yale	الگوریتم
$98\%/46$	$98\%/33$	PCA+Mean Gabor
$96\%/46$	$97\%/38$	PCA+HRBF

¹ Hierarchical Radial Basis Function



حمیدرضا قجر در سال ۱۳۸۴ در مقطع کارشناسی در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه تربیت معلم تهران فارغ التحصیل شد و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی فناوری اطلاعات و ارتباطات گرایش مخابرات امن دانشگاه علم و صنعت به پایان رساند. زمینه تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

hamidghajar@live.com



عباس کوچاری تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی در رشته مهندسی کامپیوتر-گرایش سخت‌افزار دانشگاه شاهد تهران به پایان رساند. وی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران در سال ۱۳۸۴ اخذ نمود و هم اکنون دانشجوی دکتری دانشگاه علم و صنعت ایران در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی می‌باشد. از زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال گفتار، تبدیل متن به گفتار، پردازش تصویر و ویدیو می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

koochari@iust.ac.ir



محسن سریانی متولد ۱۳۳۵ در مشهد است. ایشان دوره کارشناسی را در رشته مهندسی برق - الکترونیک در سال ۱۳۵۹ در دانشگاه علم و صنعت ایران به پایان رساند. در سال ۱۳۶۴ با بورس وزارت علوم، جهت ادامه تحصیل به انگلستان رفت. مدارک کارشناسی ارشد و دکتری را به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۶ و ۱۳۶۹ در رشته مهندسی الکترونیک با تخصص پردازش تصویر از دانشگاه هریوت - وات در شهر ادینبورگ اسکاتلند اخذ نمود. وی در حال حاضر استادیار گروه سخت‌افزار دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت می‌باشد. زمینه‌های تحقیق مورد علاقه وی آنالیز و پردازش تصاویر، پردازش تصاویر ماهواره‌ای، معماری سیستم‌های کامپیوتری و شبکه‌های سنسور بیسیم هستند.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

soryani@iust.ac.ir

Ersbøll, B.K., Conradsen, K., 2003. An Introduction to Statistics, vol. 2, Informatics and Mathematical Modeling, Technical University of Denmark, Kongens Lyngby, Denmark.

Feichtinger, H.G., Strohmer, T., 1998. Gabor Analysis and Algorithms, Birkhäuser.

Feng, G.C., Yuen, P.C., Dai, D.Q., 2000. Human face recognition using PCA on wavelet subband. SPIE Journal of Electronic Imaging, 9 (2): 226-233.

Ivanovic, J.T.A., Xu, X., Fei-Fei, L., Huang, T., 2006. Variational Shift Invariant Probabilistic PCA for Face Recognition, 18th International Conference on Pattern Recognition, pp 548-551.

Li, S.Z., Jain, A.K., 2005. Handbook of Face Recognition, Springer.

Liu, C., Wechsler, H., 2002. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher Linear Discriminate model for face recognition. IEEE Trans. Image Processing, 11 (4):467-476.

Liu, C., Wechsler, H., 2003. Independent component analysis of Gabor features for face recognition. IEEE Trans. Neural Networks, 14 (4):919-928.

Mutelo, R.M., Woo, W.L., Dlay, S.S., 2008. Discriminant analysis of the two-dimensional Gabor features for face recognition, IET Computer vision, 2(2), pp.37-49.

Nguyen, H., Bai, L., Shen, L., 2009. Local Gabor binary pattern whitened PCA: a novel approach for face recognition from single image per person, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5558, pp. 269-278

Perlibakas, V., 2004. Face Recognition Using Principal Component Analysis and Wavelet Packet Decomposition, Informatica, Lith. Acad. Sci., 15(2): 243-250.

Ramasubramanian, D., Venkatesh, Y.V., 2001. Encoding and recognition of faces based on the human visual model and DCT. Pattern Recognition, 34 (12):2447-2458.

Rizk, M.R.M., Koosha, E.M., 2006. A Comparison of Principal Component Analysis and Generalized Hebbian Algorithm for Image Compression and Face Recognition, International Conference on Computer Engineering and Systems, pp.214-219.

Seol, T.I., Chung, S.-T., Ki, S., Cho, S., Hong, Y.-K., 2008. Illumination-robust face recognition based on Gabor FEATURE FACE INTRINSIC IDENTITY PCA MODEL, CIMMACS'08 Proceedings of the 7th WSEAS international conference on computational intelligence, pp. 143-148.

Turk, M., Pentland, A., 1991. Eigenfaces for recognition, Journal of Cognitive Neuroscience, pp. 71-86.

Vinay K.B., Shreyas, B.S., 2006. Face Recognition Using Gabor Wavelets, Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, pp. 593-597.

Zhou, J., Liu, Y., Chen, Y., 2007. Face Recognition Using Kernel PCA and Hierarchical RBF network, 6th International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications, pp. 239-244.

Zou, C., Sun, N., Ji, Z., Zhao, L., 2007. 2DCCA: A Novel Method for Small Sample Size Face Recognition, IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 43-43.