تشخیص چهره با استفاده از PCA و فیلتر گابور

حمید رضا قجر، محسن سریانی و عباس کوچاری
دانشکدهٔ 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 خطّی که در تصویر رخ می‌دهد نتایج مناسبی را تولید می‌کنند. PCA یک تبدیل خطّی است که ابزار قدرتمندی برای تجزیه و تحلیل داده‌هایی است که دارای تغییرات خطّی می‌باشند؛ ولی برای تغییرات غیرخطّی چهره ناشی از تغییرات حالت، روشنایی و ژست در تصویر چهره، مطلوب نمی‌باشد. فیلتر گابور یکی از روش‌های مبتنی بر ویژگی است که می تواند برای رفع نقطه‌ضعف PCA مورد استفاده قرار گیرد.

در این مقاله روشی جدید برای تشخیص چهره با ترکیب روش‌های PCA و گابور ارایه شده است. بدین صورت که پس از اعمال فیلتر گابور بر روی هر چهرهٔ موجود در بانک اطّلاعاتی، تعدادی تصویر حاصل از فیلتر گابور به‌دست می‌آید. میانگین تصاویر حاصل از فیلتر گابور به‌عنوان یک تصویر جدید در نظرگرفته می‌شود؛ سپس از مؤلّفه‌های اصلی به‌دست آمده از اعمال PCA بر روی تصاویر میانگین برای تشخیص چهره استفاده می‌گردد. روش پیشنهادی بر روی پایگاه‌های دادهٔ تصویر YaleB و ORL تحت شرایط مختلف بررسی گردید. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد روش پیشنهادی نسبت به روش PCA بهتر عمل می‌کند.

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

۱- مقدمه

روش‌های تشخیص چهره، الگوریتم‌های محاسباتی هستند که هدف شناسایی تصویر یک شخص را با توجّه به بانک تصاویری که از افراد مختلف در اختیار دارند، دنبال می‌کنند. تاکنون روش‌های مختلفی برای تشخیص چهره پیشنهاد شده است که به‌طور کلّی می توان آن‌ها را به دو دستهٔ مبتنی بر ساختار چهره و مبتنی بر ویژگی‌های چهره تقسیم نمود. روش‌های مبتنی بر ساختار چهره، روش‌های بدون نظارتی هستند که نسبت به تغییرات خطّی که در تصویر رخ می دهد، پاسخ مناسبی را تولید می کنند. به‌طور مثال روش تحلیل مؤلّفه‌های اصلی[1] (**PCA**) یک تبدیل خطّی است که از واریانس دادهٔ ورودی استفاده می‌کند (*Turk, 1991*، *Li, 2005*، *Delac and Ivanovic, 2006*، *Zou, 2007*). از روش‌های آماری دیگر می توان به **ICA**[2] و **LDA**[3] اشاره کرد. این روش‌ها ابزار قدرتمندی برای تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی در حضور تغییرات خطّی‌اند؛ ولی در مقابل تغییرات غیرخطّی ناشی از تغییرات حالت، روشنایی و ژست در تصویر چهره راه حلّ مناسبی را ارایه نمی‌نمایند. از آن‌جایی‌که 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 غیرخطّی 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*).

[1] Principal Component Analysis

[2] Independent Component Analysis

[3] Linear Discriminate Analysis

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

توابع دوبُعدی گابور لبهٔ 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. علاوه‌بر این فیلتر گابور می‌تواند خصوصیاتی 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 محدودیت های اوّلیه ارایه گردد *(Bhuiyan, 2007)*.

(Feng, 1998)[1] از اعمال **PCA** بر روی زیربانده‌های تبدیل موجک برای بازشناسی استفاده کرد. *(Ramasubramanian, et al., 2001)*[2] نیز از ترکیب تبدیل گسستهٔ کسینوسی و PCA استفاده کردند. *(Mutelo, 2008)* با اعمال گابور دوبعدی و PCA بر روی تصویر، از یک متمایزکنندهٔ دوبعدی خطّی برای کاهش اطلاعات زائد استفاده نمود. در روش دیگری که توسّط *(Nguyen, 2009)* برای بازشناسی تصویر با استفاده از یک تصویر برای هر فرد ارایه شد، پس از اعمال فیلتر گابور از الگوی دودویی کردن محلّی استفاده گردید، سپس برروی ویژگی‌های به‌دست آمده PCA اعمال شد. *(Perlibakas, 2004)*[3] از بسته تبدیل موجک و **PCA** در پایان‌نامهٔ خود بهره برد.

روش‌های بسیاری با استفاده از ترکیب ویژگی‌های چهره با تبدیلات خطّی (**PCA**، **ICA** و **LDA**) ارایه شده‌اند *(Bartlett, 2000)*، امّا نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند که استفاده از فیلتر گابور و ترکیب آن با تبدیلات خطّی می‌تواند نتایج بهتری حاصل کند. *(Liu, et al., 2002 and 2003)*[4] با ترکیب ویژگی‌های تبدیل گابور به ترتیب با **LDA** و **ICA** نتایج مطلوبی به‌دست آوردند. *(Chung, 1999)*[5] نیز از ترکیب **PCA** و فیلتر گابور برای بازشناسی استفاده کرد، ولی بدین صورت که فیلتر گابور را بر روی نواحی خاصّی (چشم، لب و ...) از چهره اعمال کرده و از نتایج این نواحی بهره برد. *(Seal, 2008)* نیز با درنظرگرفتن یک پنجرهٔ خاص از نقاط و اعمال فیلتر گابور برروی 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)*.

[1] Feng
[2] Ramasubramanian
[3] Perlibakas
[4] Liu
[5] Chung

در این مقاله روشی نوین در تشخیص چهره به کمک ترکیب خطّی دو الگوریتم **PCA** و گابور ارایه می‌گردد. آلگوریتم پیشنهادی قابلیت توسعه در هر یک از فازهای آن، به‌صورت مجزا و عدم وابستگی به مرحلهٔ قبل را خواهد داشت. هم‌چنین در این روش با توجّه 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. درضمن 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 الگوریتم های PCA و گابور

۲-۱- الگوریتم PCA

روش‌های متفاوتی برای محاسبهٔ مؤلّفه‌های اصلی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. *(Li, 2005)*، *(Delac, 2007)* و *(Zou, 2007)* از مقادیر ویژه و بُردارهای ویژه مربوط به ماتریس کوواریانس داده‌ها استفاده کرده‌اند.

اگر دادهٔ ورودی **X** را به‌صورت زیر در نظر بگیریم:

$$X = [X_1 , X_2 , \dots . X_n] \qquad (۱)$$

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

$$\hat{X} = [X_1 - \overline{\mathrm{X}} , X_2 - \overline{\mathrm{X}}, \dots \dots X_{\mathrm{n}} - \overline{\mathrm{X}}] \qquad (۲)$$

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

$$\sum \hat{\mathrm{X}} = \frac{1}{\mathrm{n}} \hat{X} \hat{X}^{\mathrm{T}} \qquad (۳)$$

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

محورهای اصلی اکنون با محاسبهٔ بردارهای ویژه $\Phi_{\hat{X}}$ ماتریس کوواریانس به‌دست می‌آیند رابطهٔ (۴):

$$\sum \hat{X}\ \Phi_{\hat{X}} = \Phi_{\hat{X}} \qquad (۴)$$

که

$$\Lambda_{\hat{X}} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \qquad (۵)$$

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

بردارهای ویژه متناظر با بیشترین مقادیر ویژه، بردارهای اصلی با بیشترین واریانس داده و به‌عبارتی اجزای اصلی اوّلیه را بیان می نمایند.

i اُمین دادهٔ نمونه، یعنی $\mathbf{X_i}$ می‌تواند با استفاده از رابطهٔ (۶) به فضای **PCA** منتقل گردد.

$$\mathcal{Y}_i = \Phi_{\hat{X}}^{-1}(\mathcal{X}_i - \bar{\mathcal{X}}) = \Phi_{\hat{X}}^{T}(\mathcal{X}_i - \bar{\mathcal{X}}) \qquad (۶)$$

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

$$\mathcal{X}_i = \Phi_{\hat{X}}\mathcal{Y}_i + \bar{\mathcal{X}} \qquad (۷)$$

اگر تنها یک زیر مجموعه از بردارهای ویژه در $\Phi_{\hat{X}}$ 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 بُردارهای ویژه که برابر صفرهستند. مطالب فوق با جزییات بیشتر توسّط *(Ersbøll, 2003)* شرح داده شده است.

۲-۲- الگوریتم گابور

در حال حاضر فیلترهای گابور و تعمیم یافتهٔ 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 رابطهٔ (۸) نشان داده شده است، برای مدل کردن جهت‌یابی قابل انتخاب در سلول‌های ساده تعمیم داد.

$$\Psi_i = \frac{\|\vec{K_i}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|\vec{K_i}\|^2\|\vec{X}\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{j\vec{k}_i\vec{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \qquad (۸)$$

هر Ψ_i موج مسطح توصیف شده توسط بُردار $\vec{K_i}$ می‌باشد، که توسط یک تابع گاوسی، پوش شده است در اینجا σ انحراف معیار استاندارد این تابع گاوسی است. فرکانس مرکزی فیلتر i اُم در مشخّصه‌های بُردار موج معین شده است.

$$\vec{\mathcal{K}}_i = \begin{pmatrix} \mathcal{K}_{ix} \\ \mathcal{K}_{iy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathcal{K}_\nu \cos\theta_\mu \\ \mathcal{K}_\nu \sin\theta_\mu \end{pmatrix} \qquad (۹)$$

مقیاس‌پذیری و تعیین جهت توسط فاکتورهای $(\mathcal{K}_\nu, \theta_\mu)$ مشخص می‌شود. عبارت اوّل در کروشه رابطهٔ (۸) 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 زاویهٔ چرخش و تأخیر تولید می‌گردند. تجزیه وتحلیل تصویر، در این حالت‌ها تحت عنوان تبدیل موجک تصویر و به‌صورت زیر معرّفی می‌گردد:

$$\mathcal{R}_i = \int \mathrm{I}\left(\vec{\mathcal{X}}'\right) \Psi_i\left(\vec{\mathcal{X}} - \vec{\mathcal{X}}'\right) d\vec{x}' \qquad (۱۰)$$

که $I(\vec{\mathcal{X}})$ مقدار روشنایی تصویر در نقطهٔ $\vec{\mathcal{X}}$ است.

به‌طور خلاصه الگوریتم استخراج ویژگی شامل دو مرحلهٔ اصلی است:

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

در این مرحله نقاطی با محتویات اطّلاعاتی 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. امّا محل قرارگیری و هم‌چنین تعداد نقاط ویژگی در این مرحله نباید ثابت در نظر گرفته شود. یک نقطهٔ حاوی ویژگی در $(\mathcal{X}_0, \mathcal{Y}_0)$ قرار گرفته است اگر:

$$\mathcal{R}_j(\mathcal{X}_0, \mathcal{Y}_0) = \max_{(x,y)\in\mathcal{W}_0}\left(\mathcal{R}_j(\mathcal{X}, \mathcal{Y})\right) \qquad (۱۱)$$

$$\mathcal{R}_j(\mathcal{X}_0, \mathcal{Y}_0) > \frac{1}{\mathcal{N}_1\mathcal{N}_2}\sum_{\mathcal{X}=1}^{\mathcal{N}_1}\sum_{\mathcal{Y}=1}^{\mathcal{N}_2}\mathcal{R}_j(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) \qquad (۱۲)$$

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

که در این روابط R_j پاسخ تصویر بـه j اُمـین فیلتـر گابور است حاصل‌ضرب $N_1 \times N_2$ اندازهٔ تصویر چهره و نقطهٔ (x_0, y_0) مرکز پنجره w_0 را نشان می دهند. اندازهٔ پنجره w یکی از ویژگی‌های مهم در الگوریتم پیشنهاد شده اسـت. این اندازه می‌بایست از یک طرف به حدّکافی کوچک انتخاب گردد تا ویژگی‌های مهّم تصویر را بتواند استخراج نماید.

۲-۲-۲- محاسبهٔ بُردار ویژگی

بُردارهای ویژگی در نقاط حاوی ویژگی، به‌صورت ترکیبـی از ضرایب تبدیل موجک گابور تولید مـی‌گردنـد. **K** اُمـین بـردار ویژگی از **i** اُمین تصویر مرجع به شکل زیر تعریف می‌گردد:

$$\mathcal{V}_{ik} = \{\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k, \mathcal{R}_{i,j}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_j)\ j = 1, \ldots, 40\} \qquad (۱۳)$$

از آن‌جایی‌که ۴۰ فیلتر گابور در این آزمـایش وجـود دارد بردارهای ویژگی ۴۲ مؤلّفهٔ خواهند داشت. دو مؤلّفهٔ اوّل موقعیت نقطهٔ حاوی ویژگی را بـا ذخیـرهٔ مختصـات (x, y) ارایه می‌نمایند. (برای توضـیح بیشـتر مـی‌تـوان بـه مقـالات *(Bhuiyan, 2007)* و *(Vinay, 2006)* مراجعه نمود.

۲-۲-۳- رویهٔ تطبیق (محاسبهٔ تشابهات)

برای اندازه‌گیری تشابه مقادیر بردارهای ویژگی مختلط، تـابع تشـابه (۱۴) مـورد اسـتفاده قـرار گرفتـه اسـت کـه در آن از اطّلاعات فاز صرف نظر شده است.

$$S_i(k,j) = \frac{\sum_i |\mathcal{V}_{i,\mathcal{K}}(I)||\mathcal{V}_{i,j}(I)|}{\sqrt{\sum_i |\mathcal{V}_{i,\mathcal{K}}(I)|^2 \ \sum_i |\mathcal{V}_{i,j}(I)|^2}} \quad i = 3, \ldots .42 \qquad (۱۴)$$

$S_i(k,j)$ معرف تشابه j اُمین بردار ویژگی از تصـویر مورد آزمایش $\mathcal{V}_{i,j}$ با $\mathcal{K}$ اُمین بردار ویژگی از i اُمین تصـویر مرجـع $\mathcal{V}_{i,k}$ اسـت کـه i تعـداد عناصـر بـردار اسـت. تـابع اندازه‌گیری پیشنهاد شده بین دو بُردار محدودهٔ زیـر را بـرای S_i در نظر می‌گیرد:

$$0 < S_i < 1 \qquad (۱۵)$$

و اگر i اُمین تصـویر مرجـع بـه‌عنـوان تصـویر مـورد آزمایش در نظر گرفته شود، تشـابه بـین دو تصـویر بیشـینه می‌گردد.

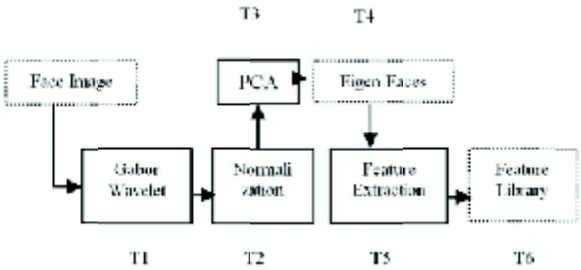
$$S_i(j,j) = 1 \qquad (۱۶)$$

بنـابراین $S_i = 1$ یکسـان بـودن دو تصـویر و $S_i = 0$ مغایرت کامل دو تصویر را نشان می‌دهد.

۳- روش پیشنهادی برای بهبود سیستم شناسایی چهره

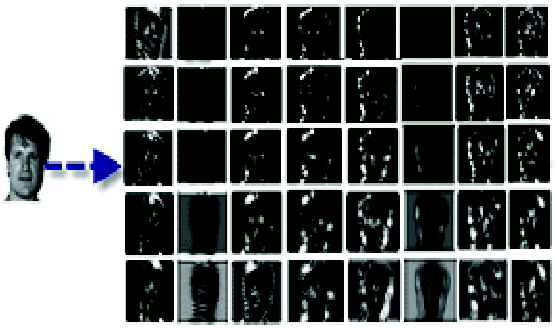
۳-۱- مرحلهٔ آموزش

روشی که در این‌جا برای پیاده‌سازی سیستم تشخیص چهره پیشنهاد می‌شـود، در بلـوک دیـاگرامی در (شـکل ۱) کـه از تلفیق دو روش **PCA** و فیلتر گابور استفاده مـی‌کنـد، نشـان داده شده است.



(شکل ۱) مرحلهٔ آموزش سیستم تشخیص چهره

در این روش ابتدا فیلتر گابور (بهینه‌سـازی شـده) بـر روی بانک تصاویر اعمال می‌گردد (بلوک **T1**) کـه منجـر بـه تولید ویژگی‌های مهّم هر تصویر در قالب چهل تصـویر مجـزا (موجک گابور) می‌گردد. درنتیجه اگر تصاویر بانک ما **n** عـدد باشد خروجی بلوک **T1**، **n*40** تصویر مجزا می‌شود. خروجی فیلتـر گـابور بـرای یـک تصـویر ورودی نمونـه در(شـکل ۲) نمایش داده شده است.



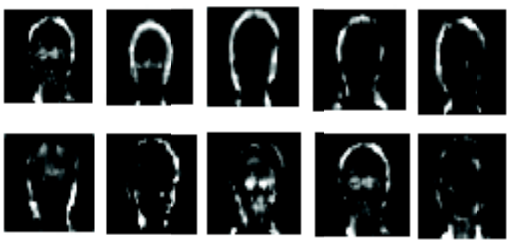
(شکل۲) مثالی از پاسخ فیلترهای گابور به یک تصویر ورودی نمونه

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

در ادامه از تصاویر به‌دست 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 به‌دست آمده و یک‌بار از طریق میان‌گیری از تصاویر مورد بررسی قرار گرفت و با توجّه به یکسان بودن نتایج و برای افزایش سرعت بازشناسی از میان‌گیری استفاده شد.

(شکل ۳) نمونه‌ای از یک تصویر میانگین

سپس این تصاویر خود به‌صورت یک بانک اطّلاعاتی جدید به‌عنوان ورودی به الگوریتم **PCA** داده می‌شوند (فازهای **T2,T3**). درنتیجه با تلفیق دو الگوریتم در فازهای **T4**و **T5** و یک بانک اطّلاعاتی که شامل ویژگی‌های مهّم تصاویر است، اقدام به تهیهٔ تصاویر ویژه می نماییم. (شکل ۴) نمونه‌ای از این تصاویر ویژه را نشان می‌دهد.



(شکل۴) نمونه‌ای از چهره‌های ویژهٔ به‌دست آمده

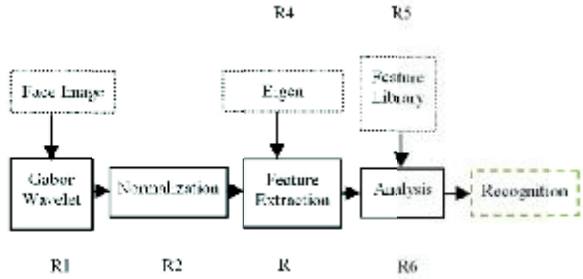
پس از این مرحله از میان چهره‌های ویژه که توسط **PCA** به‌دست آمده است، تعدادی که اطّلاعات بیشتری در آن‌هاست انتخاب می‌شوند و نرمال شدهٔ آن‌ها در بانک تولید شده در مرحلهٔ آموزش ذخیره می‌گردند رابطهٔ (۱۷).

$$\text{Vectors}(:,i) = \text{Vectors}(:,i)/\text{norm}(\text{Vectors}(:,i)) \qquad (۱۷)$$

در این رابطه **Vectors(:,i)** یکی از چهره‌های ویژه می‌باشد. اگر مقدار آن (**Eigenvalues**) از عدد **0.0000001** کمتر باشد، این چهرهٔ ویژه برای ما فاقد ارزش است و آن را نگهداری نمی‌کنیم.

۳-۲- مرحلهٔ بازشناسی سیستم

نمودار جریانی مرحلهٔ 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 محاسبهٔ میانگین تصاویر تولید شده در بلوک **R1** می‌نماییم. (شکل ۶) نمونهٔ 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 بُردار متوسط فضای چهره ($\bar{m}$) را که قبلاً به‌دست آمده است از بردار تصویر داده شده کم شود (رابطه (۱۸)).

$$\vec{r}_m = \begin{pmatrix} r_1 - m_1 \\ r_2 - m_2 \\ \vdots \quad \vdots \\ r_{N^2} - m_{N^2} \end{pmatrix} \qquad (۱۸)$$

حال تصویر بُردار را $\overrightarrow{r_m}$ که دربالا به‌دست آمد، بر روی فضای چهره می‌یابیم، به عبارت دیگر:

$$\Omega = \mathcal{U}^t(\overrightarrow{r_m}) \qquad (۱۹)$$

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

حال فاصلهٔ تصویر چهره جدید روی فضای چهره را نسبت به تمامی تصاویر شناخته شدهٔ فضای چهره محاسبه می‌کنیم.

$$\varepsilon^2 = \|\Omega - \Omega_i\|^2 \quad \text{for } i = 1 \dots \mathcal{M} \qquad (۲۰)$$

سپس چهرهٔ جدید را از روی چهره‌های ویژه[1] بازسازی می‌کنیم.

$$\vec{s} = \mathcal{U}\Omega \qquad (۲۱)$$

و درنهایت اختلاف تصویر بازسازی شده و تصویر مورد نظر را می‌یابیم.

$$\xi^2 = \| \overrightarrow{r_m} - \vec{s} \|^2 \qquad (۲۲)$$

که در نتایج آن:

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

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

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

۴- نتایج آزمایش‌ها

الگوریتم پیشنهادی بر روی دو بانک تصاویر **YALE** و **ORL** که شامل شرایط نوری و چهره‌ای مختلف (ژست‌های گوناگون) می‌باشند، اجرا شده است و نتایج به‌دست آمده نشان دهندهٔ 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 مرحلهٔ آموزش و هشت تصویر (شامل حالت‌های دیگر، مانند غمگینی، خواب و ...) برای مرحلهٔ آزمایش استفاده شد. برای بانک تصاویر ORL نیز که در آن تصاویر چهل نفر وجود دارد، به‌طوری‌که از هر نفر ده تصویر موجود می‌باشد، سه تصویر برای آموزش و هفت تصویر برای آزمایش استفاده شد. بنابراین به‌طور متوسط ۳۰٪ تصاویر برای مرحلهٔ آموزش و مابقی برای آزمایش استفاده شده است. (جداول ۱ و ۲) به‌ترتیب نتایج اجرای الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی بر روی بانک‌های تصاویر **YALE** و **ORL** را نشان می‌دهند.

معیار ارزیابی در سیستم تشخیص چهره، فاصلهٔ اقلیدوسی بین دو تصویر است. البته می‌توان از فاصلهٔ کسینوسی بین دو تصویر نیز بهره برد، ولی باتوجّه به این‌که تفاوت زیادی در کارآیی سیستم بازشناسی ندارد، فقط از فاصلهٔ اقلیدسی استفاده شده است.

[1] Eigenface

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 YALE و ORL

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 مرحلهٔ ۲۳ مؤلّفهٔ اصلی پس از اعمال PCA نگهداری شده و بقیهٔ مؤلّفه‌ها حذف می‌شوند.

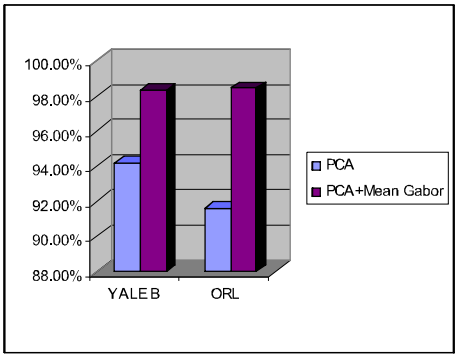
در آزمایش بعد با استفاده از روش پیشنهادی، فیلتر گابور بر روی تصاویر اعمال گردید و سپس از دو روش استفاده شد. در روش اوّل بر روی چهل تصویر حاصل از فیلتر، **PCA** اعمال گردید و در روش دوم ابتدا میانگین پاسخ فیلترها به‌دست آمد و سپس **PCA** برروی این تصویر میانگین اعمال شد. در روش اوّل، تصویری که بیشتر تصاویر حاصل از فیلتر گابور به‌عنوان خروجی مشخص می‌کنند، به‌عنوان نتیجهٔ 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 اوّل در حدود چهل برابر می‌گردد. با توجّه به محاسبهٔ فیلتر گابور و PCA برروی 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 YALE و ORL

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** مشخّص است. در (جدول ۳ و ۴) نیز تعدادی از تصاویری که الگوریتم **PCA** و الگوریتم پیشنهادی در بازشناسی آن‌ها دچار مشکل بوده‌اند، دیده می‌شوند. مشاهدهٔ تصاویر ناموّفق در بازشناسی، برای ارایهٔ سیستم بهتر و یافتن ایرادات سیستم پیشنهادی موجود قابل استفاده خواهد بود.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]



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

(جدول ۳) تصاویر چهره‌هایی از بانک تصویر Yale که الگوریتم PCA و الگوریتم پیشنهادی در تشخیص آن‌ها ناموّفق 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 ناموّفق 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 ارایه شده (**PCA+Mean Gabor**) از روش *(Zhou, 2007)* بهتر عمل می‌کند.

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

الگوریتم	Yale	ORL
PCA+Mean Gabor	٪۹۸/۳۳	٪۹۸/۴۶
PCA+HRBF	٪۹۷/۳۸	٪۹۶/۴۶

[1] Hierarchical Radial Basis Function

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این مقاله روشی برای بهبود سیستم بازشناسی چهره ارایه 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 مؤلّفه‌های اصلی تصویر میانگین، سیستمی ترکیبی به‌دست آمد که افزایش کارآیی 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 ارایه شده نسبت به سیستم‌های مرسوم بازشناسی چهره، مانند **PCA** بهتر عمل کرده است و توانسته کارآیی آن را از ٪۹۴/۲ به ٪۹۸/۳۳ برای پایگاه تصویر **Yale** و از ٪۹۱/۶ به ٪۹۸/۴۶ برای بانک تصویر **ORL** افزایش دهد. هم‌چنین روش ارایه 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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

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.

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

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

hamidghajar@live.com

عباس کوچاری تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی در رشتهٔ مهندسی کامپیوتر-گرایش سخت‌افزار دانشگاه شاهد تهران به پایان رساند. وی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشتهٔ 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 رشتهٔ مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی می‌باشد. از زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقهٔ 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 دورهٔ کارشناسی را دررشتهٔ مهندسی برق – الکترونیک در سال ۱۳۵۹ در دانشگاه علم و صنعت ایران به پایان رساند. در سال ۱۳۶۴ با بورس وزارت علوم، جهت ادامهٔ تحصیل به انگلستان رفت. مدارک کارشناسی ارشد و دکتری را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۶۶ و ۱۳۶۹ در رشتهٔ مهندسی الکترونیک با تخصّص پردازش تصویر از دانشگاه هریوت – وات در شهر ادینبورگ اسکاتلند اخذ نمود. وی در حال حاضر استادیار گروه سخت‌افزار دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت می‌باشد. زمینه‌های تحقیق مورد علاقهٔ 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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]