

# بازشناسی چهره با استفاده از آنالیز تفکیک خطی بر پایه موجک‌های هار و گابور و ماشین بردار پشتیبان

صفر ایراندوست پاکچین<sup>۱</sup>، استادیار؛ سعید مشگینی<sup>۲</sup>، استادیار؛ سجاد نصیرزاده<sup>۳</sup>، دانشجوی کارشناسی ارشد

۱- دانشکده علوم ریاضی - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - s.irandoust@tabrizu.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - meshgini@tabrizu.ac.ir

۳- دانشکده ریاضی - دانشگاه صنعتی شریف - تهران - ایران - sajjadnasirzadeh@gmail.com

**چکیده:** در این مقاله، پس از انجام مطالعه‌ای در مباحث الکترونیک، پردازش تصویر، بنیابی ماشین، بازشناسی چهره، فیلترینگ، تبدیل موجک، آنالیز تفکیک خطی و ماشین بردار پشتیبان، روش جدیدی برای بازشناسی چهره، معرفی و پیشنهاد شده است. روند کلی این روش به صورت زیر است: ابتدا تعدادی تصویر از چهره اشخاص، که در این مقاله از پایگاه داده‌های FERET برگرفته شده است؛ به عنوان بانک اطلاعاتی برای بازشناسی چهره، وارد سیستم می‌گردد. سپس، از تبدیل گابور برای استخراج ویژگی‌های تصاویر استفاده می‌شود. به دلیل حجم زیاد داده‌های به دست آمده، ابتدا فرآیند فشرده‌سازی آن‌ها بر پایه تبدیل موجک به روی تصاویر به دست آمده انجام گرفته و سپس، با استفاده از آنالیز تفکیک خطی نسبت به جداسازی آن‌ها اقدام می‌شود. در نهایت، با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان، کلاسه‌بندی و بازشناسی تصاویر حاصله انجام می‌گیرد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها، مبین تأثیرات مثبت روش پیشنهادی در حفظ ویژگی‌های تصاویر در بازشناسی آن‌ها و دقت بالای این روش در مقایسه با شیوه‌های مشابه می‌باشد.

**واژه‌های کلیدی:** بازشناسی چهره، آنالیز تفکیک خطی، تبدیل موجک، موجک هار، فیلتر گابور، ماشین بردار پشتیبان.

## Gabor and Haar Wavelets Mixed Usage in Face Recognition Based on Direct Linear Discriminant Analysis and Support Vector Machine

S. Irandoust-pakchin<sup>1</sup>, Assistant Professor; S. Meshgini<sup>2</sup>, Assistant Professor; S. Nasirzadeh<sup>3</sup>, MSc Student

1- Faculty of Mathematical Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: s.irandoust@tabrizu.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: meshgini@tabrizu.ac.ir

3- Faculty of Mathematical Sciences, Sharif University of Technology, Tehran, Iran, Email: sajjadnasirzadeh@gmail.com

**Abstract:** In this paper, beside studying in fields of electronic, image processing, computer vision, face recognition, filtering, wavelet transform, linear discriminant analysis and support vector machine, a new method for face recognition has been proposed. First, feature vectors are obtained from raw face images using Gabor wavelets. Next, the extracted feature vectors are mapped to a low dimensional subspace using Haar wavelets. Then, direct linear discriminant analysis technique is used for more compressing and splitting data obtained from the previous part. Finally, these obtained data are sent to support vector machine classifier for classification and then recognition of new images. The proposed method was examined using the FERET database. Experimental results illustrate effectiveness of this method against other related works in terms of recognition rate.

**Keywords:** Face recognition, feature extraction, Haar wavelet, Gabor wavelet, support vector machine.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۰۵

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۱/۱۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۰۲

نام نویسنده مسئول: صفر ایراندوست پاکچین

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تبریز - بلوار ۲۹ بهمن - دانشگاه تبریز - دانشکده علوم ریاضی.

## ۱- مقدمه

هر چهره با روش آنالیز تفکیک خطی مستقیم اقدام به کاهش بعد اطلاعات و جداسازی کلاس‌ها می‌کند و در نهایت با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، تصاویر را کلاسه‌بندی کرده و چهره مربوط به تصاویر مورد نظر را تشخیص می‌دهد. در این روش با توجه به حجم بالای اطلاعات به دست آمده برخی اطلاعات تصویر حذف می‌شود که این کار می‌تواند باعث کاهش دقت تشخیص شود. در این مقاله، روند فشرده‌سازی تصاویر به دست آمده از تبدیل گابور به وسیله موجک‌های هار انجام می‌شود که قبلاً از روش‌هایی چون زیرنمونه برداری استفاده می‌شد که باعث حذف برخی ویژگی‌های مهم تصویر شده و در نهایت منجر به کاهش دقت در بازشناسی تصویر می‌شد.

روش‌های دیگری نیز برای بازشناسی تصویر که از سایر ویژگی‌های تصاویر و چهره‌ها استفاده می‌کنند؛ در [۱۳-۸] ارائه شده است. در ادامه، ابتدا به معرفی تعاریف اولیه در مورد موجک‌ها و فیلترها به خصوص موجک هار و گابور، روش آنالیز تفکیک خطی و ماشین بردار پشتیبان در بخش دوم پرداخته و در بخش سوم، روش پیشنهادی را پیاده‌سازی می‌کنیم. در بخش چهارم، به بررسی نتایج عددی حاصل از اعمال روش ارائه شده به روی پایگاه داده FERET و مقایسه آن با روش‌های قبل می‌پردازیم و در بخش پنجم، مطالب ارائه شده و نتایج حاصله را جمع‌بندی می‌کنیم.

## ۲- تعاریف اولیه

در ابتدا قدری در مورد فیلترگذاری تصاویر و تبدیل موجک مطالبی می‌آوریم:

## ۲-۱- ضرب پیچشی و فیلترگذاری

ابتدا به تعریف کانولوشن می‌پردازیم:

فرض کنید  $x$  بردار دلخواهی باشد. درایه‌های بردار حاصل از کانوالو بردار  $h$  روی بردار  $x$  از فرمول زیر به دست می‌آید [۱۴]:

$$y_n = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_k x_{n-k} \quad (1)$$

با توجه به تعریف ضرب پیچشی، می‌توان آن را با استفاده از ضرب داخلی بردارها به شکل ضرب داخلی بردار  $h$  و بردار  $x$  گرداندن آن روی بردار  $x$  نوشت. همچنین می‌توان آن را به شکل ضرب ماتریسی بیان کرد که سطرهای آن بردار  $h$  است که شیفت پیدا کرده است.

## ۲-۱-۱- برخی فیلترهای مهم

**فیلترهای میانگین:** همان‌طور که از نام این فیلترها نیز برمی‌آید، این فیلترها میانگین یک همسایگی از درایه مورد نظر را در بردار می‌گیرند. **فیلترهای بالاگذر:** این فیلترها معمولاً موجب به دست آمدن لبه‌های تصویر می‌شوند و به‌طور کلی، منجر به برجسته شدن اختلاف درایه با درایه‌های همسایگی‌اش می‌شوند. از جمله معروف‌ترین این فیلترها، دسته فیلترهای لاپلاسی هستند. مجموع درایه‌های بردار مربوط به این فیلترها صفر است.

پردازش تصویر و بینایی ماشین یکی از شاخه‌های مهم مبحث پردازش سیگنال و آنالیز داده‌ها می‌باشد که مورد توجه محققان رشته‌های مختلف از جمله مهندسی برق، مهندسی الکترونیک و ریاضی کاربردی قرار گرفته است. پردازش تصویر شاخه‌ای از پردازش سیگنال به حساب می‌آید که در آن، سیگنال‌های ورودی به سیستم، تصاویر دیجیتال می‌باشند و خروجی عمل پردازش، می‌تواند تصویر یا هرگونه اطلاعات مفید دیگری باشد که از آن تصویر استخراج و به دست آمده است. پردازش تصویر، شامل کاربردهای متعددی است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به بهبود کیفیت تصویر، بازسازی تصاویر تخریب‌شده، حذف نویز، آشکارسازی لبه و بازشناسی چهره اشاره کرد. بازشناسی چهره یکی از زیرشاخه‌های این تکنیک است که کاربردهای زیادی در علوم و فناوری‌های مختلف، صنعت و علوم نظامی دارد. از جمله این کاربردها می‌توان به استفاده از ابزارهای پردازش تصویر در ثبت اطلاعات عبور و مرور شرکت‌ها و یا در حیطه نظامی، استفاده از آن برای بازشناسی چهره مجرمان اشاره کرد.

روش‌های زیادی برای بازشناسی تصویر همچون بازشناسی تصویر و شناسایی الگوی تصاویر بر اساس هم‌رخدادی الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی [۱] ارائه شده است. همچنین روش‌هایی چون [۲] با استفاده از فیلترگذاری یک‌ریخت در حوزه مکانی اقدام به کاهش تأثیرات شدت‌های روشنایی متفاوت بر چهره کرده و به بازشناسی تصاویر با شدت‌های روشنایی مختلف می‌پردازد. مقاله [۳] به شناسایی حالات چهره با استفاده از تبدیل موجک مختلط و مقاله [۴] به شناسایی چهره در رشته‌های ویدئویی با استفاده از حالات مختلف چهره و موقعیت‌های شخص در فیلم ویدئویی می‌پردازد.

در سال‌های اخیر به دلیل اهمیت بازشناسی تصویر، مقالات متعددی در این زمینه به چاپ رسیده است. مرجع [۵] یکی از مهم‌ترین این مقالات است که در سال ۱۹۹۱ به چاپ رسید و بعد از آن نیز مقالاتی بر اساس [۵] منتشر شده‌اند. اساس این روش‌ها به این صورت است: ماتریسی از تصاویر بانک اطلاعاتی تشکیل داده و بردارهای ویژه آن را محاسبه می‌کند و با ضرب ماتریس حاصل از این بردارها در تصاویر، تصویر ویژه به دست می‌آید که به جای مقایسه خود تصاویر با مقایسه تصاویر ویژه اقدام به بازشناسی چهره می‌کند. اما دارای معایبی است؛ نظیر عدم کلاسه‌بندی، مقرون به صرفه نبودن روش در ابعاد بالای اطلاعات و دقت کم تشخیص؛ بنابراین، در سال ۲۰۰۲، مقاله [۶] برای رفع این مشکلات ارائه شد. در این مقاله، جداسازی کلاسی انجام شده بود و دقت تشخیص نیز قدری افزایش یافته بود؛ اما همچنان، مشکلاتی وجود داشت. در سال‌های اخیر، مقاله [۷] ارائه شده است و به بهبود و رفع برخی از نواقص موجود در آن می‌پردازد. روش به کار گرفته شده در [۷] به این صورت است که ابتدا برای استخراج ویژگی‌های تصاویر از آن‌ها تبدیل گابور گرفته شده، سپس با استفاده از بردارهای ویژگی حاصله و با توجه به کلاس‌های موجود برای

نسبت به کانولوشن معمولی دارد و آن، این است که عمل زیرنمونه‌برداری را نیز همزمان با کانولوشن انجام می‌دهد. برای تبدیل موجک هار، ماتریس زیر را در تصویر ضرب می‌کنیم [۱۴]:

$$H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ضرب به این شکل است که برای فیلترینگ (کانولوشن) در جهت سطری، ماتریس را از سمت چپ و برای تبدیل ستونی از سمت راست ضرب می‌کنیم. در حالت کلی، داریم [۱۴]:

$$I_h = H H' \quad (3)$$

در شکل ۱ نتیجه تبدیل موجک هار روی تصویر مشاهده می‌شود. شکل سمت چپ، تصویر اصلی مرد عکاس و شکل وسط، حاصل اعمال موجک هار از مرتبه دو که یک مرتبه، بعد تصویر را پایین آورده است. این تصویر، شامل ۴ تصویر که یکی حاصل موجک مادر (تصویر کوچک‌شده سمت چپ بالا) و دیگری جزئیات تصویر (سمت راست بالا) و دیگری جزئیات ستونی تصویر (سمت چپ پایین) و نهایتاً تصویر جزئیات قطری تصویر (سمت راست پایین) حاصل می‌شود و تصویر آخر، تصویر بازسازی‌شده توسط عکس موجک هار است.

**فیلترهای پایین‌گذر:** این فیلترها باعث بروز تاری در تصویر می‌شوند و از جمله معروف‌ترین این فیلترها، فیلترهای گوسی و میانگین هستند. معمولاً تمام درایه‌های این فیلترها، اعدادی مثبت است.

## ۲-۱-۲- موجک هار و گابور

موجک‌ها یکی از ابزارهای مؤثر در پردازش تصویر هستند و در کاربردهای فراوانی چون فشرده‌سازی تصاویر و استخراج لبه به‌طور مستقیم استفاده می‌شوند. همچنین استفاده از تبدیل موجک و تغییر فضای تصویر از حوزه مکانی به حوزه فرکانسی در حذف نویز و افزایش کیفیت تصاویر بسیار کاربرد داشته و باعث راحتی و بهبود عملکرد می‌شوند. اولین خانواده از موجک‌ها، موجک هار است که به نام آلفرد هار، ریاضیدان فرانسوی [۱۵]، نام‌گذاری شده است. وی در سال ۱۹۰۹ اولین کسی بود که به موجک‌ها اشاره کرد. بعد از او پل لوی با نشان دادن برتری این پایه‌ها نسبت به پایه‌های فوریه باعث پیشرفت هرچه بیشتر این ابزار ریاضی گشت.

**موجک هار:** موجک هار اولین خانواده معرفی شده از موجک‌ها می‌باشد و بعد از آن، موجک‌های متعددی معرفی شده‌اند؛ اما همچنان یکی از بهترین و مؤثرترین موجک‌ها به حساب می‌آید. این موجک، یک موجک متعامد، متقارن و فرم‌بسته بوده و همین نیز باعث راحتی و دقت بالای بازسازی در استفاده از این موجک می‌شود.

روشی که ما برای کانولوشن فیلتر مربوط به موجک روی تصویر به کار می‌بریم؛ با استفاده از ضرب ماتریسی است که حسن دیگری هم

تصویر بازسازی‌شده



تصویر فشرده‌سازی‌شده با موجک هار



تصویر اصلی



شکل ۱: نتیجه حاصل از اعمال تبدیل موجک هار و بازسازی آن [۱۴]

$$\Psi_{\omega, \theta}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j\omega x') \quad (4)$$

$$x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta), \quad y' = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta)$$

که در آن،  $(x, y)$  مکان پیکسل مورد نظر در تصویر است و  $\omega$  فرکانس زاویه‌ای مرکزی و  $\theta$  میزان چرخش پادساعت‌گرد تابع گابور

**موجک گابور:** مشخصه اصلی این موجک‌ها شباهت آن‌ها به بینایی انسان در ارائه جهت‌گیری‌های مختلف و تناوب تصاویر است. بنابراین، استفاده از آن‌ها در استخراج الگو و مقایسه تصاویر، مناسب است. تابع هسته فیلترهای گابور، همان تابع هسته فیلتر گوسی است که با موج سینوسی مدوله شده است. این تابع به شکل زیر است [۷]:

جداسازی تصاویر، کار بازشناسی چهره را راحت تر و دقت تشخیص را بهبود می بخشد.

در ابتدا کمی روش هایی که در مقالات گذشته استفاده شده؛ معرفی می کنیم:

### ۲-۲-۱- آنالیز مؤلفه های اصلی<sup>۱</sup> و آنالیز تفکیک خطی<sup>۲</sup>

الگوریتم های آنالیز مؤلفه های اصلی (PCA) و آنالیز تفکیک خطی (LDA) از جمله روش های کلاسیک موجود در این زمینه اند. روش PCA [۵] به این صورت است که تمام داده ها را (بدون کلاسه بندی) در یک ماتریس جمع کرده و بردارهای ویژه آن را محاسبه می کند و تعدادی از بردارهای ویژه را که مقادیر ویژه متناظر آن ها بیش ترین مقدار است؛ در یک ماتریس ذخیره می کند و با ضرب این ماتریس در بردار حاصل از تصویر، اقدام به جداسازی و استخراج جزئیات اصلی تصویر می کند.

در مقابل، روش LDA [۶] به این صورت است که با استفاده از تصاویر، ماتریس های پراکندگی درون کلاسی و بین کلاسی را تشکیل داده و ماتریس  $W$  را از رابطه زیر محاسبه می کند [۶]:

$$W = \arg \max_W \frac{|W^{-1} S_b W|}{|W^{-1} S_w W|} \quad (6)$$

این کار با استفاده از محاسبه بردارهای ویژه ماتریس  $S_w^{-1} S_b$  انجام می پذیرد. اما با توجه به این که ماتریس  $S_w$  معمولاً منفرد است و وارون پذیر نمی باشد؛ لذا این کار عملی نیست. لذا در این روش، فضای پوچ  $S_w$  را حذف می کند؛ اما این کار باعث حذف بسیاری اطلاعات ضروری و کاهش دقت می شود. لذا از روش آنالیز تفکیک خطی مستقیم استفاده می شود.

(جهت گیری فیلتر) و  $\sigma$  نشانگر برجستگی تابع گوسی در هر دو جهت  $x$  و  $y$  است. در این مقاله، برای برقراری رابطه بین  $\sigma$  و  $\omega$ ،  $\sigma = \frac{\pi}{\omega}$  در نظر می گیریم. برای استخراج بیشتر و بهتر اطلاعات و خصوصیات تصویر، معمولاً مجموعه ای از فیلترهای گابور را با فرکانس ها و جهت گیری های مختلف به روی تصویر کانوالو می کنیم که به این مجموعه، بانک فیلتر گابور گویند. با توجه به تعداد فرکانس ها و جهت گیری های  $\theta$  و  $\omega$ ، در این مقاله از ۵ فرکانس و ۸ زاویه استفاده می کنیم که به صورت زیر مقداردهی می شوند [۷]:

$$\omega_u = \frac{\pi}{\gamma} \times \sqrt{2^{-u}}, \quad u = 0, 1, 2, \dots, 4 \quad (5)$$

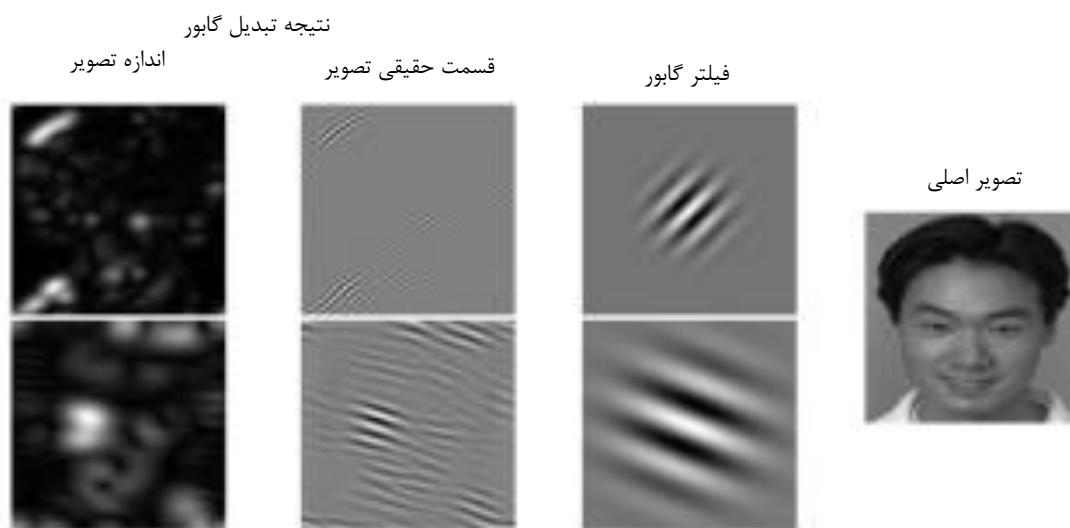
$$\theta_v = \frac{\pi}{\lambda} \times \nu, \quad \nu = 0, 1, 2, \dots, 7$$

در شکل ۲ نمونه ای از این بانک فیلتر و اعمال آن به روی یک تصویر مشاهده می شود.

با اعمال این فیلترها به روی تصویر، ۴۰ عدد تصویر به دست می آید که با پشت سر هم چیدن ستون های این تصاویر، بردار ویژگی گابور به دست می آید؛ اما بعد این بردار بسیار بالا بوده، طوری که عملاً استفاده از آن غیرممکن است.

### ۲-۲- آنالیز تفکیک خطی

هرچند با استفاده از موجک ها اقدام به فشرده سازی و کاهش بعد اطلاعات می شود، اما همچنان این حجم اطلاعات در عمل غیرقابل استفاده است و به لحاظ محاسباتی مقرون به صرفه نیست. در این بخش، روش آنالیز تفکیک خطی را معرفی می کنیم که با حذف اطلاعات غیرلازم که باعث درهم تنیدگی تصاویر نیز می شود؛ هم حجم اطلاعات را کاهش داده و کار را عملی تر و مقرون به صرفه می کند و همچنین با



شکل ۲: نتیجه اعمال موجک گابور به روی تصویر [۷]

۲-۲-۲- آنالیز تفکیک خطی مستقیم<sup>۲</sup>

در این روش نیز همچون روش LDA هدف، یافتن ماتریس تبدیل  $W$  می باشد که از رابطه (۶) به دست می آید. قبل از تبیین الگوریتم، ابتدا روش به دست آمدن ماتریس پراکندگی درون کلاسی ( $S_w$ ) و بین کلاسی ( $S_b$ ) بیان می شود [۷]:

$$S_b = \sum_{i=1}^J N_i (e_i - e)(e_i - e)^T \quad (7)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^J \sum_{z_k \in Z_i} (z_k - e_i)(z_k - e_i)^T$$

که در آن،  $z_k \in \mathbb{R}^n$  بردار حاصل از تصویر است که متعلق به یکی از  $J$  کلاس  $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_J\}$  است؛  $N_i$  تعداد بردارهای موجود در کلاس نام و  $e_i$  بردار میانگین بردارهای موجود در کلاس نام بوده و  $e$  نیز بردار میانگین تمامی بردارها می باشد.

همان طور که در بخش قبل گفته شد، فضای پوچ  $S_w$  با توجه به رابطه (۶) حاوی اطلاعاتی ضروری است که باعث جداسازی بهتر کلاس ها می شود و در عین حال، فضای پوچ  $S_b$  در جداسازی تصاویر نقشی نداشته و در واقع، حاوی اطلاعاتی غیر ضروری است. بنابراین، ما به دنبال حذف فضای پوچ  $S_b$  به جای فضای پوچ  $S_w$  هستیم. برای این کار، روش های مختلفی در مقالاتی چون [۱۶-۱۸] ارائه شده اند. در این مقاله، از روش آنالیز تفکیک خطی مستقیم (DLDA) که در مقاله [۱۶] معرفی شده است؛ استفاده می شود. این روش، بدین صورت است: ابتدا ماتریس  $V$  محاسبه می شود به طوری که:

$$V^{-1} S_b V = \Lambda \quad (8)$$

که در آن، ماتریس  $\Lambda$  ماتریس قطری است که درایه های روی قطر آن به صورت نزولی مرتب شده اند که در واقع همان مقادیر ویژه  $S_b$  می باشند؛ ستون های ماتریس  $V$  نیز بردارهای ویژه  $S_b$  می باشند. با توجه به این که  $S_b$  منفرد است، برخی مقادیر ویژه آن صفر یا بسیار نزدیک به صفر می باشند. این مقادیر ویژه و بردارهای متناظر با آن ها را در  $V$  و  $V^{-1}$  حذف می کنیم و ماتریس  $Y$  و  $\hat{Y}$  به دست می آید که داریم:

$$\hat{Y} S_b Y = D_b \quad (9)$$

که در آن،  $D_b$  زیرماتریس  $\Lambda$  می باشد. حال با قرار دادن [۷]:

$$Z = Y D_b^{-\frac{1}{2}}$$

$$\hat{Z} = D_b^{-\frac{1}{2}} \hat{Y} \quad (10)$$

داریم:

$$\hat{Z} S_b Z = I \quad (11)$$

حال، بعد اطلاعات نیز کاهش یافته؛ زیرا فضای پوچ  $S_b$  حذف شده و لذا ماتریس  $\hat{Z} S_w Z$  یک ماتریس  $p \times p$  است. حال ماتریس  $R$  را طوری می یابیم که:

$$R^{-1} \hat{Z} S_w Z R = \Gamma \quad (12)$$

که در آن،  $\Gamma$  ماتریس قطری است که درایه های آن به صورت صعودی مرتب شده اند. برای به دست آوردن  $R$  نیز از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه  $\hat{Z} S_w Z$  استفاده می شود. حال به دلخواه،  $m$  ستون اول  $R$  و متناظراً  $m$  سطر اول ماتریس  $R^{-1}$  به ترتیب در  $U$  و  $\hat{U}$  جمع می شوند و  $D_w$  نیز زیر ماتریس  $m \times m$  ماتریس  $\Gamma$  در نظر گرفته می شود. حال با در نظر گرفتن [۷]:

$$A = ZU$$

$$\hat{A} = \hat{U} \hat{Z} \quad (13)$$

داریم:

$$\hat{A} S_w A = D_w$$

$$\hat{A} S_b A = I \quad (14)$$

حال قرار می دهیم [۷]:

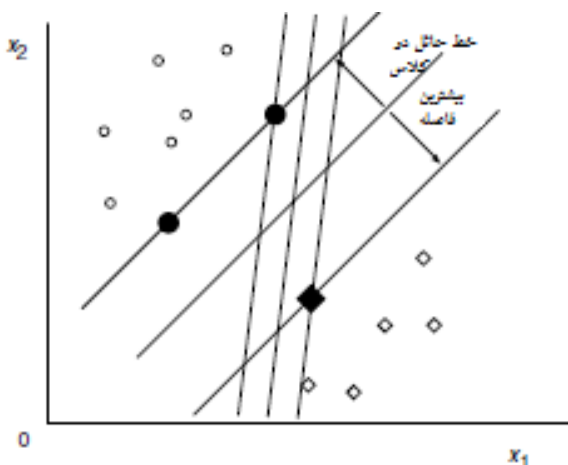
$$W = A D_w^{-\frac{1}{2}}$$

$$\hat{W} = D_w^{-\frac{1}{2}} \hat{A} \quad (15)$$

و با ضرب ماتریس  $\hat{W}$  که همان ماتریس تبدیل مورد نظر ما است؛ در بردار حاصل از تصاویر، هم بعد آن کاهش می یابد و هم تا حدی آن ها از هم جدا می شوند.

۲-۳- ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup>

در این بخش، به معرفی روش کلاسه بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) پرداخته می شود. روش SVM یکی از الگوریتم های مبتنی بر شبکه عصبی برای کلاسه بندی داده ها است. در این روش، هدف، یافتن خط مستقیم (ابرفصحه) حائل بین دو کلاس مختلف با استفاده از روابط بهینه سازی و برنامه ریزی درجه دو می باشد. ولی برای بهبود دقت، یک حاشیه امن در دو سمت این خط (ابرفصحه) در نظر گرفته می شود که به بردارهای روی این خطوط (ابرفصحه) بردار پشتیبان می گویند.



شکل ۳: کلاسه بندی با استفاده از SVM [۱۹]

می‌شود. در حالت اولیه آن، این تابع، همان ضرب داخلی است که فضا را عوض نمی‌کند. تابع چندجمله‌ای ساده<sup>۵</sup> از نزدیک‌ترین توابع به ضرب داخلی است. در رابطه (۱۸)، این تابع با درجه  $d$  نمایش داده شده است [۱۹]:

$$K(x, x') = (x^T x' + 1)^d \quad (18)$$

یکی دیگر از این توابع هسته مشهور که نسبت به تابع SP بهتر عمل می‌کند، تابع چندجمله‌ای نرمال شده به صورت ابرکروی است. در رابطه (۱۹) این تابع با پارامترهای  $d$  و  $h$  بیان شده است [۱۹]:

$$K(x, x') = \frac{1}{\gamma^d} \left( \frac{x^T x' + h^\gamma}{\sqrt{(\|x\|^\gamma + h^\gamma)(\|x'\|^\gamma + h^\gamma)}} + 1 \right)^d \quad (19)$$

از دیگر توابع مهم و بسیار کارآمد در این زمینه می‌توان به تابع پرتوی پایه اشاره کرد که توابعی مثل توابع هسته گوسی دارند. در رابطه (۲۰) این تابع با پارامتر  $\sigma$  نشان داده شده است [۱۹]:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^\gamma}{2\sigma^\gamma}\right) \quad (20)$$

در نهایت تابع هسته موجک بیان می‌شود که در این مقاله از این تابع هسته استفاده شده است. تابع موجک با پارامتر  $\alpha$  به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۹]:

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^m \cos\left(1.75 \frac{x_i - x'_i}{2\alpha}\right) \exp\left(-\frac{(x_i - x'_i)^\gamma}{2\alpha^\gamma}\right) \quad (21)$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T, \quad x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_m)^T$$

### ۳- روش پیشنهادی

در این بخش، به ارائه روش پیشنهادی و الگوریتم مربوطه می‌پردازیم. روش‌های استفاده شده در این الگوریتم، در بخش قبل معرفی شده‌اند؛ بنابراین، از معرفی دوباره آن‌ها پرهیز کرده و تنها در صورت اعمال تغییرات به آن‌ها اشاره می‌کنیم.

در این روش، ابتدا بانک اطلاعاتی تصاویر در اختیار قرار می‌گیرد که برای هر شخص، کلاسی (مجموعه‌ای) از تصاویر چهره در زوایای مختلف را در بردارد. سپس از هر یک از تصاویر بانک اطلاعاتی تبدیل گابور گرفته می‌شود. همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شده، حجم اطلاعات در تبدیل با بانک فیلتر  $5 \times 8$  گابور، ۴۰ برابر می‌شود. بنابراین، استفاده از این حجم اطلاعات در عمل غیرممکن است. برای رفع این مشکل، از روش‌های متعددی می‌توان استفاده کرد. برای مثال، می‌توان تصاویر حاصل را با ضریبی معین کاهش بعد داد؛ اما این کار باعث حذف اطلاعات می‌شود. بنابراین، در این مقاله با استفاده از موجک هار، این تصاویر فشرده می‌شوند که با این کار، اطلاعات به جای حذف شدن با یکدیگر ادغام می‌شوند. حال برای هر تصویر، یک بردار خصوصیات تصویر را در اختیار داریم. با استفاده از روش DLDA این داده‌ها جداسازی می‌شوند و همچنین برخی اطلاعات اضافی نیز حذف و حجم

اما این خطوط (برصفحه) معمولاً تفکیک‌کننده‌های دقیقی نیستند. بنابراین، ما ابتدا با استفاده از تابع هسته، داده‌ها را ابتدا به فضای دیگری می‌بریم که در این فضا بتوان با خط راست (برصفحه) دو کلاس را از هم جدا کرد.

به‌عنوان ورودی برای این الگوریتم، مجموعه  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$  را در نظر می‌گیریم که در آن،  $x_i$  ها داده‌های مربوط به تصاویر هستند و  $y_i$  ها مقدار ۱ یا -۱ دارند که نشان‌دهنده عضویت یا عدم عضویت تصویر به کلاس مورد نظر است. حال با استفاده از روابط موجود و خلاصه‌سازی و انجام برخی عملیات، مسئله برنامه‌ریزی درجه دوم زیر حاصل می‌شود [۱۹]:

$$\max_{\alpha} \Omega(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{\gamma} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (16)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \in [0, C], \quad i = 1, 2, \dots, n$$

در معادله (۱۶)،  $\alpha_i$  ها ضرایب لاگرانژ،  $K$  تابع هسته و  $C$  ثابتی است که به‌عنوان پارامتر تنظیم می‌نامند. با حل معادله (۱۶)،  $\alpha$  به دست می‌آید که همراه با تابع هسته، اطلاعات لازم برای بازشناسی چهره هستند. بردارهای پشتیبان مقادیر درونی  $(0, C)$  هستند که با استفاده از آن‌ها، مقدار ثابتی که مقدار بایاس خوانده می‌شود؛ به دست می‌آید. با استفاده از این اطلاعات، تابع تصمیم‌گیری به شکل زیر تعریف می‌شود [۱۹]:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{x_i \in S} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right) \quad (17)$$

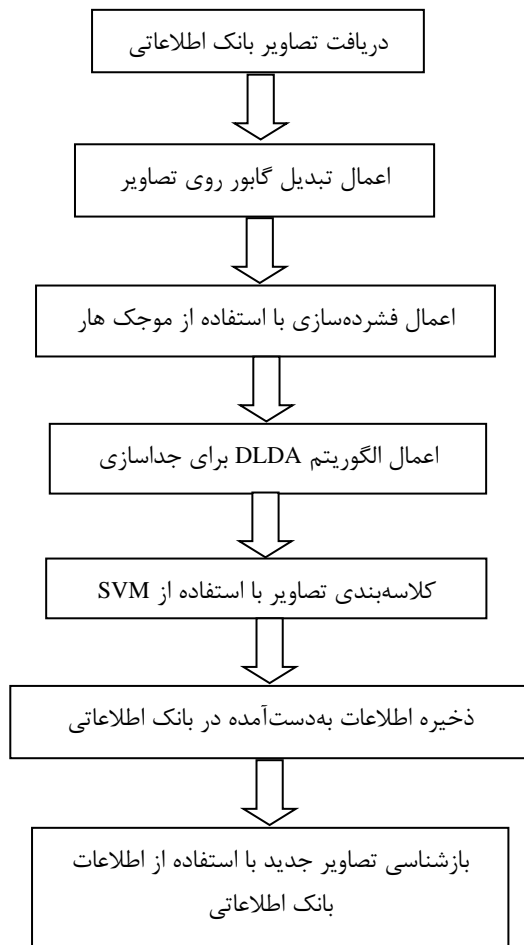
که در آن،  $S$  مجموعه بردارهای پشتیبان و  $b$  مقدار بایاس یاد شده است. بردار مورد نظر متعلق به کلاسی است که مقادیر  $y_i$  اعضای آن کلاس با مقدار تابع تصمیم یکسان باشد.

اما مسئله‌ای که با آن سر و کار داریم، تنها دو کلاس ندارد. برای حل این مشکل، دو راه حل عمده وجود دارد: یکی روش یک-به-یک است این روش، هر دو کلاس متفاوت را در مقابل هم قرار می‌دهد؛ بنابراین، این روش مستلزم صرف زمان و حجم عملیات بیشتر می‌باشد. روش دیگر، روش یک-به-کل است که هر کلاس را برابر کل کلاس‌های دیگر در نظر می‌گیرد و بنابراین فقط به تعداد کلاس‌ها، روش SVM پیاده‌سازی می‌شود و بنابراین حجم عملیات و زمان کمتری صرف می‌شود. البته دقت روش اول نیز کمی بیشتر است؛ اما در این مقاله، از روش دوم استفاده می‌شود که به صرفه‌تر است. در ادامه، در مورد تابع هسته قدری توضیح داده می‌شود و چند نمونه از توابع هسته معروف بیان می‌شود.

### ۲-۳-۱- تابع هسته SVM

همان‌طور که قبلاً اشاره شده است، تابع هسته برای انتقال داده‌ها به فضای دیگری است که در آن فضا بتوان با استفاده از ابرصفحه‌ای داده‌ها را از هم جدا کرد. برای این کار از توابع مختلفی استفاده

شکل ۶، تصاویر حاصل از پیش‌پردازش را بر روی تصاویر یکی از کلاس‌ها می‌بینید.



شکل ۴: روند تشکیل پایگاه داده و بازشناسی تصویر چهره با استفاده از الگوریتم پیشنهادی این مقاله

از بین این کلاس‌های موجود در پایگاه داده FERET، ۱۰۰ کلاس مختلف برای پیاده‌سازی و آزمایش روش پیشنهادی انتخاب شده است. همان‌طور که در شکل ۵ نیز دیده می‌شود، در هر کلاس ۱۱ تصویر مختلف در زوایای متفاوت وجود دارد. از این ۱۱ تصویر، ۵ تصویر برای تشکیل بانک اطلاعاتی (آموزش) و ۶ تصویر مابقی برای تست روش استفاده می‌شوند. برای تست دقت روش، ۱۰ بار به‌صورت تصادفی تصاویر دسته‌بندی شده و روش پیشنهادی روی آن‌ها اعمال شده است. نتایج حاصل در مقایسه با روش‌های ماقبل به‌صورت زیر است:

در ابتدا برای مقایسه، روش پیشنهادی در برابر روش‌هایی که در آن‌ها از تصاویر به‌صورت مستقیم و بدون انتقال به فضای تبدیل و روشی که در آن از روش حذفی برای کاهش حجم اطلاعات گابور استفاده شده، قرار داده شده است. اطلاعات و منحنی آورده‌شده در شکل ۷ از [۷] استخراج شده‌اند.

داده‌ها کاهش می‌یابد. از روش DLDA یک ماتریس تبدیل به‌دست می‌آید که همراه با بانک فیلتر گابور و موجک هار احتیاج به ذخیره‌سازی دارند و برای مرحله تشخیص لازم هستند. با ضرب این ماتریس تبدیل در بردارهای خصوصیات تصاویر، دسته اطلاعات لازم جهت کلاسه‌بندی تصاویر به‌دست می‌آیند که برای کلاسه‌بندی از روش SVM با تابع هسته موجک استفاده می‌شود. با اعمال این روش به روی داده‌ها، مجموعه اطلاعات مربوط به کلاسه‌بندی تصاویر به‌دست می‌آیند که این اطلاعات نیز نیاز به ذخیره‌سازی دارند. حال برای بازشناسی چهره مورد نظر به این شکل عمل می‌شود که ابتدا از تصویر مورد نظر تبدیل گابور-هار گرفته شده و سپس با استفاده از ضرب ماتریس تبدیل یافته شده از روش DLDA در مرحله پردازش، بانک اطلاعاتی برداری به‌دست می‌آید که در این مقاله با استفاده از روش یک-به-کل، چهره مربوط به تصویر تشخیص داده می‌شود.

الگوریتم روش پیشنهادی به این صورت است:

۱. از تصاویر بانک اطلاعاتی (پایگاه داده‌ها) تبدیل گابور-هار گرفته می‌شود.
۲. با استفاده از الگوریتم DLDA ماتریس تبدیل را به‌دست می‌آوریم.
۳. با ضرب ماتریس تبدیل در ماتریس خصوصیات تصاویر، تصاویر را به فضای تبدیل انتقال می‌دهیم.
۴. تصاویر را در فضای تبدیل با استفاده از روش SVM و با تابع هسته موجک کلاسه‌بندی می‌کنیم.
۵. از تصویر مورد نظر برای بازشناسی (تصویر تست) تبدیل گابور-هار گرفته و ماتریس تبدیل را در آن ضرب می‌کنیم.
۶. با استفاده از تابع تصمیم SVM چهره مربوطه را تشخیص می‌دهیم.

در شکل ۴، روندنمای تشکیل پایگاه داده و بازشناسی چهره با

استفاده از روش پیشنهادی این مقاله، رسم شده است.

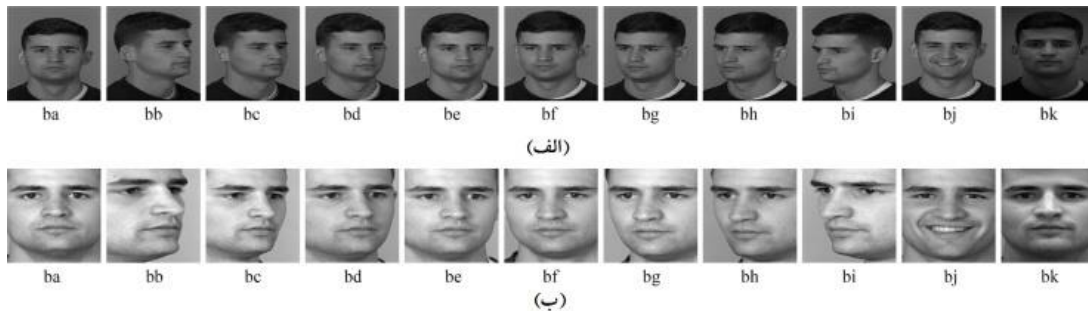
#### ۴- نتایج عددی

در این بخش، نتایج عددی حاصل از پیاده‌سازی روش ارائه‌شده در بخش روش پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار متلب و بر روی پایگاه داده FERET [۲۲] آورده شده است. پایگاه داده FERET یکی از معتبرترین پایگاه داده‌های مورد استفاده در بازشناسی چهره است که البته در این مقاله از تصاویر (کلاس) مربوط به ۱۰۰ شخص مختلف استفاده کرده‌ایم که در هر کلاس، ۱۱ تصویر مختلف که در زوایای مختلف گرفته شده‌اند؛ وجود دارد. البته به‌عنوان پیش‌پردازش قسمت‌هایی از تصاویر برش داده شده‌اند. در شکل ۵ تصاویر مربوط به ۴ کلاس مختلف، نشان داده شده است.

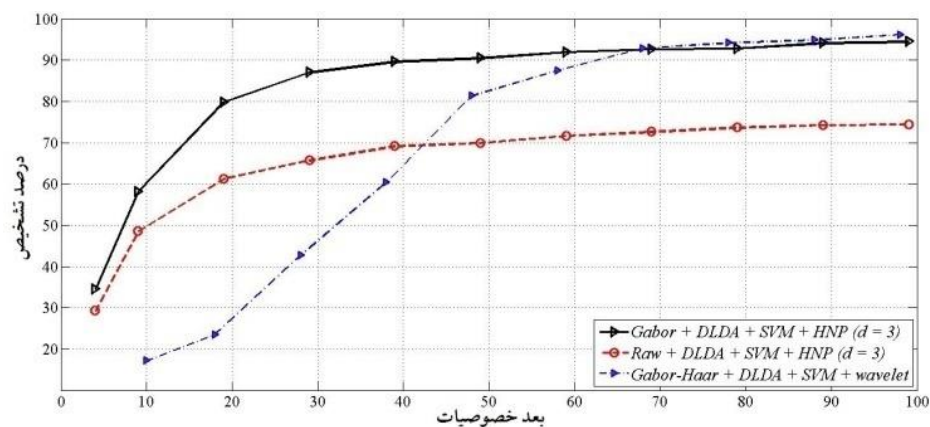
بر روی این تصاویر، یک مرحله پیش‌پردازش اعمال می‌شود که از تصاویر، چهره شخص را در اندازه  $112 \times 92$  قطع و استخراج می‌کند. در



شکل ۵: تصاویر موجود در ۴ کلاس مختلف از پایگاه داده FERET [۲۲]



شکل ۶: تصاویر یکی از کلاس‌ها: (الف) تصاویر قبل از پیش‌پردازش، (ب) تصاویر حاصل از پیش‌پردازش [۷]



شکل ۷: نمودار مقایسه‌ای روش پیشنهادی برای مقایسه تأثیر تبدیل گابور-هار

پیشنهادی در این مقاله آورده شده است. در شکل ۹ نیز روش‌های کلاسه‌بندی مختلف با این روش مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

جدول ۱: درصد بازشناسی میانگین برای روش‌های بازشناسی چهره بر پایه بردار مستقیم حاصل از پیکسل‌های تصویر و بردار خصوصیات گابور همراه با زیرنمونه‌برداری و بردار خصوصیات گابور همراه با

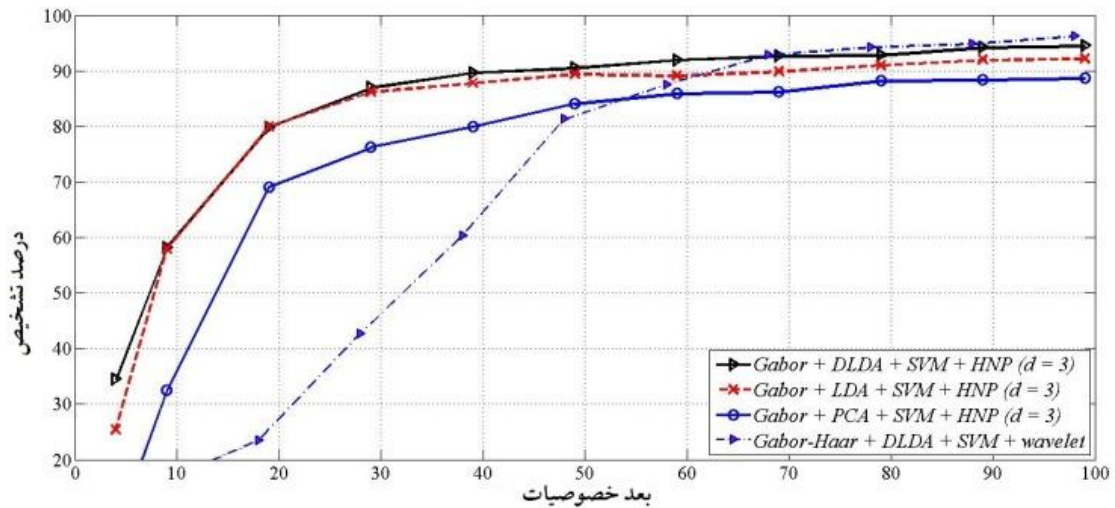
#### موجک‌ها

روش	درصد بازشناسی (%)
تصویر مستقیم	۷۴/۵
گابور	۹۴/۵
گابور-هار	۹۶

همان‌طور که در شکل نیز دیده می‌شود؛ روش پیشنهادی، زمانی که بخشی از اطلاعات حذف می‌شود و بعد خصوصیات بیش از پیش کاهش می‌یابد؛ دارای دقت بسیار کمی است و به‌صرفه نمی‌باشد. اما وقتی حداقل ۷۰ درصد از اطلاعات حفظ می‌شود، نتیجه به‌شکل قابل توجهی بهبود می‌یابد. در جدول ۱ نتایج آورده‌شده در شکل ۷ با بیشترین بعد بردار خصوصیات به کار گرفته‌شده دیده می‌شود.

در شکل ۸ نمودارها برای نشان دادن تأثیر روش DLDA در برابر دیگر روش‌های موجود است. همچنین، در جدول ۲ داده‌های میانگین روش‌های مختلف با الگوریتم‌های DLDA، LDA، PCA به همراه روش





شکل ۸: نمودار مقایسه‌ای روش‌های PCA و LDA و DLDA

جدول ۲: درصد بازشناسی میانگین با روش‌های PCA، LDA، DLDA ارائه شده در این مقاله و روش ارائه شده در [۷]

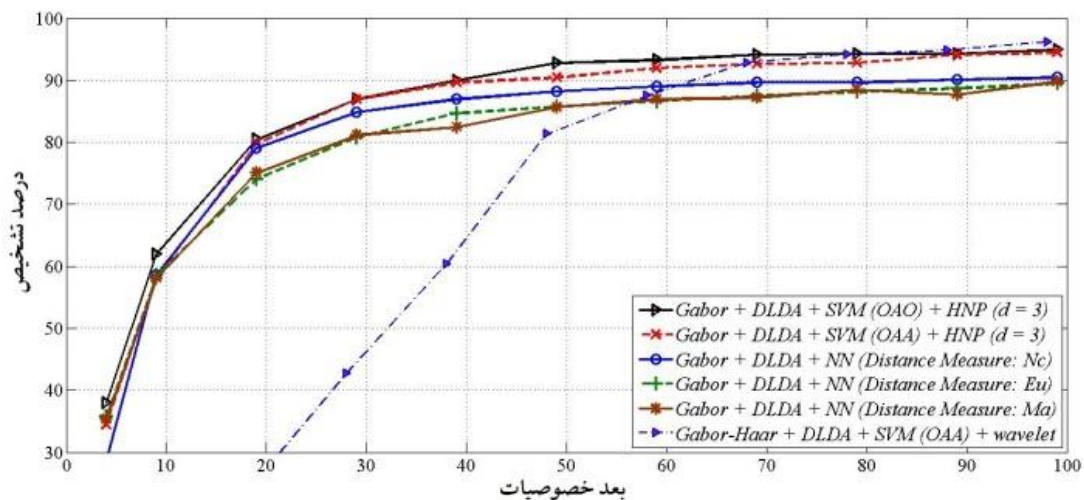
روش	درصد بازشناسی (%)
روش PCA	۸۸/۶۷
روش LDA	۹۲/۱۷
روش DLDA	۹۴/۵
روش پیشنهادی	۹۶

کامل خصوصیات در جدول ۳ آمده است. (برای مطالعه بیشتر در مبحث بازشناسی با نزدیک‌ترین همسایگی مراجعه شود به [۵، ۶، ۲۱]).

جدول ۳: درصد بازشناسی میانگین با روش‌های کلاسه‌بندی مختلف

روش	درصد بازشناسی (%)
نزدیک‌ترین همسایگی با تابع فاصله [۷] Eu	۸۹/۳۳
نزدیک‌ترین همسایگی با تابع فاصله [۷] Ma	۸۹/۶۷
نزدیک‌ترین همسایگی با تابع فاصله [۷] Nc	۹۰/۳۳
روش SVM یک-به-کل [۷]	۹۴/۵
روش SVM یک-به-یک [۷]	۹۵
روش ارائه شده در این مقاله	۹۶

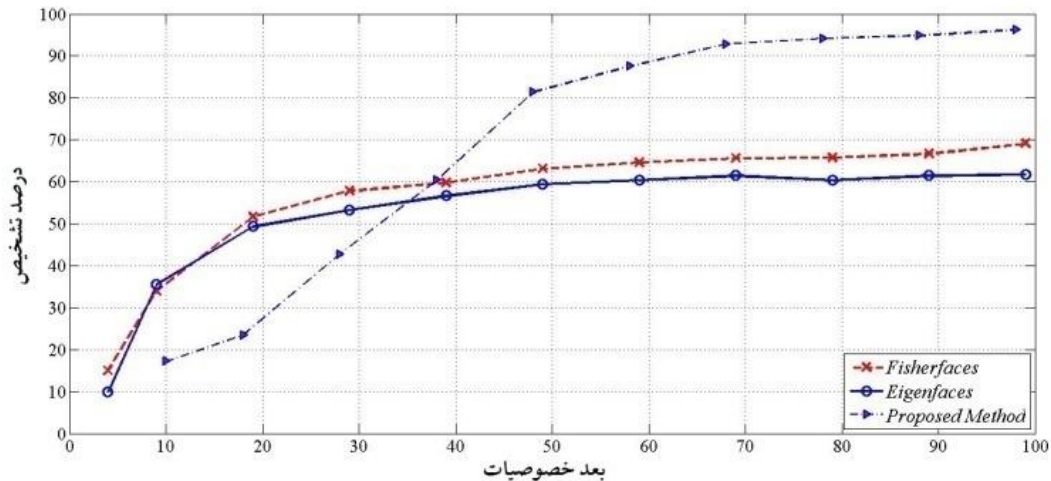
در شکل ۹، دو روش SVM و NN که همان روش نزدیک‌ترین همسایگی تصویر (همان داده و خصوصیات تصویر) مورد مقایسه قرار گرفته‌اند که نمودار مربوط به سه نوع همسایه‌بندی و تعریف فاصله آورده شده است. درصد بازشناسی میانگین این روش‌ها مربوط به بعد



شکل ۹: نمودار مقایسه‌ای روش SVM و نزدیک‌ترین همسایگی

بعد خصوصیات تصویر حساس می‌باشد و با افزایش خصوصیات حفظ شده از تصاویر، درصد بازشناسی به‌طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌یابد.

در شکل ۱۰ نمودارهای درصد بازشناسی روش‌های کلاسیک eigenface و fisherface آورده شده‌اند و همان‌طور که در نمودار نیز آشکار است؛ روش پیشنهادی در این مقاله در مقایسه با این روش‌ها به



شکل ۱۰: نمودار مقایسه روش‌های بازشناسی چهره eigenface و fisherface و روش پیشنهادی

توجه به نتایج به دست آمده و بیان شده در بخش نتایج عددی و مقایسه انجام شده می‌توان تأثیر تغییرات اعمال شده به روی روش‌های قبلی و افزایش دقت و سرعت بازشناسی را دید. با آزمایش این روش بر روی پایگاه داده‌های FERET درصد بازشناسی ۹۶ درصد به دست آمده است که درصد نسبتاً خوب و قابل قبولی است. اما با توجه به اهمیت این موضوع، همچنان جای کار در این زمینه وجود دارد و با افزایش دقت و سرعت می‌توان به روش‌های بهتری دست یافت. همچنین در این مقاله از تغییرات زاویه تصاویر استفاده شده است و تغییرات سطح روشنایی و زاویه تابش روش‌های مدنظر گرفته نشده است و با در نظر گرفتن این تغییرات و استفاده از ابزار بیان شده در این مقاله و دیگر ابزارهای موجود در این زمینه، می‌توان این روش را بیشتر توسعه داد که نیازهای دیگری را رفع کند.

### سیاسگزاری

این مقاله، مستخرج از گزارش نهایی طرح پژوهشی به همین نام با پشتیبانی مالی معاونت پژوهشی دانشگاه تبریز می‌باشد. بدین وسیله از معاونت پژوهشی دانشگاه تبریز به خاطر این پشتیبانی، تقدیر و تشکر می‌شود.

### مراجع

- [1] M. Verma, B. Raman, "Center symmetric local binary co-occurrence pattern for texture, face and bio-medical image retrieval", *J. Vis. Commun. Image R.*, vol. 32, pp. 224–236, 2015.
- [2] H. Shahamat, A. A. Pouyan, "Face recognition under large illumination variations using homomorphic filtering in spatial domain", *J. Vis. Commun. Image R.*, vol. 25, pp. 970–977, 2014.

[۳] ح. صادقی، ف. آیت‌اللهی، ا. اسدالله راعی، «شناسایی حالت چهره با استفاده از نرمالیزاسیون هندسی و تبدیل موجک مختلط Dual-Tree»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۵، شماره ۳، صفحات ۷۹–۸۷، ۱۳۹۴.

در جدول ۴، نتایج مقایسه‌ای بین روش‌های eigenface و fisherface و روش پیشنهادی در این مقاله ارائه شده‌اند.

جدول ۴: نتایج روش‌های eigenface، fisherface و روش ارائه شده

روش	درصد بازشناسی (%)
eigenface	۶۱/۸۳
fisherface	۶۶/۱۷
روش پیشنهادی	۹۶

در ادامه، نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی به روی پایگاه داده Yale [۲۳] و مقایسه آن با روش‌های فیلترگذاری یک‌ریخت در حوزه مکانی (HFSD) و فیلترگذاری یک‌ریخت در حوزه فرکانس (HFFreq) [۲] آمده است. جدول ۵ به مقایسه نتایج اعمال روش پیشنهادی با روش‌های اشاره شده می‌پردازد. این نتایج از [۲] برگرفته شده‌اند.

جدول ۵: نتایج روش‌ها HFSD و HFFreq [۲] و روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده Yale

روش	درصد بازشناسی (%)
HFFreq	۹۳/۸۵۳
HFSD	۹۷/۱۸۷
روش پیشنهادی	۹۸/۰۲۵

با توجه به نتایج ارائه شده در این بخش، درصد بازشناسی روش ارائه شده در این مقاله در مقایسه با روش‌های کلاسیک موجود به صورت قابل توجهی بهبود یافته و در مقایسه با روش ارائه شده در [۷] نیز افزایش بازشناسی به همراه کاهش حجم اطلاعات و بهینه‌سازی روش را در بر داشته است.

### ۵- جمع‌بندی

در این مقاله، روشی بر پایه آنالیز تفکیک خطی مستقیم با موجک‌های گابور و هار و کلاسه‌بندی بر اساس روش SVM ارائه شده است که با

- classification”, *Signal, Image and Video Processing*, vol. 8, no. 1, pp. 155-161, 2014.
- [13] Y. Peng, S. Wang, X. Long, B. L. Lu, “Discriminative graph regularized extreme learning machine and its application to face recognition”, *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 340-353, 2015.
- [14] P. J. Van Fleet, *Discrete Wavelet Transformation*, Wiley Interscience, 2007.
- [15] A. Haar, “Zur theorie der orthogonalen funktionensysteme”, *Mathematische Annalen*, vol. 69, no. 3, pp. 331-371, 1910.
- [16] H. Yu, J. Yang, “A direct LDA algorithm for high-dimensional data - with application to face recognition”, *Pattern Recogn.*, vol. 34, no. 10, pp. 2067-2070, 2001.
- [17] J. Lu, K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos, “Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms”, *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 14, no. 1, pp. 117-126, 2003.
- [18] J. Yang, A. F. Frangi, J. Y. Yang, D. Zhang, Z. Jin, “KPCA plus LDA: a complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 2, pp. 230-244, 2005.
- [19] S. Abe, *Support Vector Machines for Pattern Classification*, second ed, London, Springer, 2010.
- [20] C. W. Hsu, C. J. Lin, “A comparison of methods for multiclass support vector machines”, *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, no. 2, pp. 415-425, 2002.
- [21] C. J. Liu, H. Wechsler, “Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 11, no. 4, pp. 467-476, 2002.
- [22] P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi, P. J. Rauss. “The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms”, *IEEE Trans. Pattern Ana. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 10, pp. 1090-1104, 2000.
- [23] K. C. Lee, J. Ho, D. J. Kriegman, “Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, pp. 684-698, 2005.
- [4] س. شفیع پور یوردشاهی، م. ه. سیدعربی، ع. آقاگلزاده، «شناسایی چهره بر اساس ظاهر در رشته‌های ویدئویی»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۵، شماره ۲، صفحات ۷۵-۸۳، ۱۳۹۴.
- [5] M. Turk, A. Pentland, “Eigenfaces for recognition”, *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [6] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 2002.
- [7] S. Meshgini, A. Aghagolzadeh, H. Seyedarabi, “Face recognition using Gabor-based direct linear discriminant analysis and support vector machine”, *Computers and Electrical Engineering*, vol. 39, no. 3, pp. 727-745, 2013.
- [8] ط. اکبرپور، س. دانشور، «افزایش کیفیت ادغام تصاویر MRI و PET با استفاده از ترکیب موجک گابور و مدل شبکه‌ای»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۵، شماره ۴، صفحات ۲۳-۳۵، ۱۳۹۴.
- [9] ح. حیدری، ع. چاله‌چاله، «استفاده از الگوریتم بهبودیافته دسته ذرات به منظور تشخیص هویت افراد به کمک عنبیه»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۷، شماره ۳، صفحات ۹۶۵-۹۷۶، ۱۳۹۶.
- [10] D. Karimi, K. Rangzan, G. Akbarizadeh, M. Kabolizadeh, “Combined algorithm for improvement of fused radar and optical data classification accuracy”, *Journal of Electronic Imaging*, vol. 26, no. 1, pp. 1-10, 2017.
- [11] D. Karimi, G. Akbarizadeh, K. Rangzan, M. Kabolizadeh, “Effective supervised multiple-feature learning for fused radar and optical data classification”, *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 11, no. 5, pp. 768-777, 2017.
- [12] W. Yu, L. Gan, S. Yang, Y. Ding, P. Jiang, J. Wang, S. Li, “An improved LBP algorithm for texture and face

## زیرنویس‌ها

<sup>1</sup>Principal Component Analysis (PCA)

<sup>2</sup>Linear Discriminant Analysis (LDA)

<sup>3</sup>Direct Linear Discriminant Analysis (DLDA)

<sup>4</sup>Support Vector Machine (SVM)

<sup>5</sup>Simple Polynomial (SP)