

# شناسایی چهره در رشته‌های ویدئویی با استفاده از افکنش متعامد با حفظ ساختار محلی

سجاد شفیق پور یوردشاهی<sup>۱\*</sup>، میرهادی سیدعربی<sup>۲</sup> و علی آقاگل‌زاده<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران  
<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران

## چکیده

در این پژوهش، تلاش برای بهبود نرخ شناسایی و حل مشکلات ناشی از چرخش سر، تغییر شدت روشنایی و پوشش قسمتی از چهره در رشته‌های ویدئویی با استفاده از افکنش متعامد با حفظ ساختار محلی (OLPP) است. در این پژوهش ابتدا برای حذف تصویر زمینه، چهره در قاب‌های ویدئویی تشخیص داده می‌شود؛ سپس با ارائه یک روش مناسب، مجموعه تصاویر چهره که به صورت مینی‌فولد غیر خطی توزیع یافته است، خوشه‌بندی شده و مراکز خوشه‌ها به‌عنوان نماینده هر خوشه تعیین می‌شوند. در این مقاله نشان داده می‌شود که با استفاده از افکنش OLPP قاب‌های کلیدی به یک فضای جدیدی منتقل می‌شوند که در آن قاب‌های متعلق به یک مینی‌فولد به هم نزدیک‌تر و از قاب‌های مینی‌فولدهای دیگر دور می‌شوند. برای شناسایی، رشته ویدئویی آزمایشی به فضای جدید افکنش شده و فاصله بین مینی‌فولدها محاسبه می‌شود. مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش‌های دیگر نشان‌دهنده کارایی بالای روش پیشنهادی است.

واژگان کلیدی: شناسایی چهره، افکنش متعامد با حفظ ساختار محلی، قاب کلیدی، زیرفضا، مینی‌فولد

## ۱- مقدمه

در طول چند سال گذشته پیشرفت‌های سریع در زمینه تعاملات انسان با رایانه و سامانه‌های هوشمند، موجب افزایش علاقه پژوهش‌گران بینایی ماشین به مباحث شناسایی شخص شده است. ویژگی‌های فیزیکی و رفتاری افراد، همچون چهره، صدا، عنبیه و اثر انگشت به‌طور گسترده در شناسایی شخص مورد استفاده قرار می‌گیرند. در میان این مشخصات، استفاده از چهره، با وجود این که دقتی به‌اندازه روش‌های دیگر شناسایی همچون اثر انگشت ندارد؛ ولی به‌علت ماهیت غیر دخالت‌کنندگی آن و نیاز به همکاری کمتر افراد در اجرای پردازش شناسایی، بیشتر از روش‌های موجود دیگر مورد توجه قرار گرفته است. در طول دو دهه گذشته روش‌های مختلفی در زمینه شناسایی چهره ارائه شده است؛ ولی با وجود پیشرفت‌های قابل توجه هنوز یک سامانه کامل که دارای دقت، سرعت بالا و مستقل از

تغییراتی همچون روشنایی، حالات چهره، سن، چرخش سر و پوشش قسمتی از چهره، وجود ندارد. روش‌های شناسایی از جهت نوع اطلاعات ورودی به دو دسته تصاویر ثابت و تصاویر ویدئویی تقسیم‌بندی می‌شوند. بیشتر الگوریتم‌های ارائه‌شده در زمینه شناسایی چهره مربوط به تصاویر ثابت است (ژاو و همکاران، ۲۰۰۳)؛ اما به‌تازگی، با افزایش دوربین‌های امنیتی، شناسایی چهره بر اساس ویدئو بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های شناسایی چهره در رشته‌های ویدئو به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های مبتنی بر مجموعه‌ی تصاویر که در آن ویدئو به صورت مجموعه تصاویر در نظر گرفته می‌شود و از مزایای تعداد مشاهدات مختلف از چهره، استفاده و روش‌های مبتنی بر رشته که از خاصیت اطلاعات زمانی رشته‌های ویدئویی برای شناسایی بهره‌برداری می‌کنند (بار و همکاران، ۲۰۱۲).

<sup>1</sup> Orthogonal Locality Preserving Projection

## ۲- بررسی منابع

یاماگوچی و همکارانش از روش زیر فضای متقابل (MSM<sup>2</sup>) برای شناسایی چهره در رشته‌های ویدئویی استفاده کردند (یاماگوچی و همکاران، ۱۹۹۸). روش کار آن‌ها به این صورت بود که با استفاده از روش زیرفضای متقابل، قاب‌های ویدئو برای هر شخص به‌طور مجزا در نظر گرفته شده و فضای ویژه را برای آن شخص محاسبه کردند؛ سپس با محاسبه زوایای اصلی<sup>۳</sup> بین زیرفضای مرجع و ورودی، معیار شباهت دو زیرفضا را به‌دست آوردند. نویسندگان این مقاله نشان دادند که روش زیرفضای متقابل دارای عمل‌کرد بهتر از روش مرسوم زیرفضای تصویر تنها است.

نیشی‌یاما و همکارانش روش زیرفضای متقابل را با استفاده از چند دوربین و انجام شناسایی سلسله‌مراتبی توسعه دادند (نیشی‌یاما و همکاران، ۲۰۰۷). آنها از سه لایه تطبیق استفاده کردند. نویسندگان گزارش دادند که با استفاده از چند دوربین و تقسیم فرآیند تطبیق به زیرپردازش‌ها تأثیر تغییرات روشنایی و زاویه چهره در انجام شناسایی کاهش می‌یابد.

ولف و همکارش از یک کرنل برای نگاشت داده از فضای اصلی به فضای ویژگی غیرخطی استفاده کرده و با محاسبه زوایای اصلی، شناسایی چهره را در رشته‌های ویدئویی انجام دادند (ولف و شاشیوا، ۲۰۰۳). چنگ و همکارانش برای تعیین فواصل بین زیر فضاها از محاسبه زوایای اصلی روی منیفولدهای گراسمن در فضای روشنایی استفاده کرده و ثابت کردند که پایگاه داده CMU PIE به‌علت مشخصات خطی‌اش در فضای روشنایی می‌تواند به‌طور کامل جدا شود (چنگ و همکاران، ۲۰۰۶). اگرچه شناسایی چهره در دنیای واقعی نمی‌تواند در چنین محیط کنترل‌شده‌ای عمل کند. کیم و همکارانش روش بهینه‌ای شبیه LDA<sup>۴</sup> را پیشنهاد دادند. بدین صورت که شناسایی چهره در رشته‌های ویدئویی با بیشینه‌کردن همبستگی‌های بنیادی مجموعه تصاویر درون طبقه‌ای و کمینه‌کردن همبستگی‌های بنیادی مجموعه تصاویر برون طبقه‌ای انجام گرفت. رشته‌های آزمایشی با تابع جداساز یادگیری انتقال یافته و امتیاز شباهت، با همبستگی‌های بنیادی محاسبه شد. در این روش تعداد زیادی از داده‌های یادگیری لازم است (کیم و همکاران، ۲۰۰۷).

روش‌های مبتنی بر مجموعه تصاویر به‌ترتیب تصاویر چهره وابسته نیست در این روش‌ها تعداد و تنوع مشاهدات برای انجام شناسایی اهمیت دارد. این روش‌ها از جهت این که تلفیق، قبل و یا بعد از تطبیق باشد با هم تفاوت دارند (راس، ۲۰۰۷؛ ساندرسون و پارپوال، ۲۰۰۴). قبل از تطبیق، اطلاعات تصاویر می‌تواند در داده‌ها و یا سطوح ویژگی‌ها با هم تلفیق شوند. تکنیک‌های تفکیک‌پذیری بالا در این سطوح عمل کرده و قدرت تفکیک‌پذیری چهره را افزایش می‌دهند. به‌طور مشابه تکنیک‌های مدل‌سازی سه‌بعدی، برای ساختن مدل سه‌بعدی چهره از دیدهای مختلف چهره استفاده می‌کنند. همچنین در این روش‌ها مجموعه کامل مشاهدات را می‌توان به‌صورت یک منیفولد و یا یک توزیع آماری مدل‌سازی کرد. شناسایی با استفاده از این طرز نمایش نسبت به تغییرات زاویه چهره، روشنایی و حالات چهره می‌تواند مقاوم باشد. همچنین تلفیق می‌تواند در سطحی از امتیازات تطبیق‌ها و یا در زیرمجموعه‌ای از تصاویری که دارای شرایط ظاهری خاص و یا مشاهدات با کیفیت بالا هستند، انجام پذیرد.

برخلاف روش‌های مبتنی بر مجموعه تصاویر، روش‌های مبتنی بر رشته از اطلاعات زمانی رشته‌ها برای شناسایی استفاده می‌کنند. تکنیک‌های زمانی-مکانی<sup>۱</sup> هم از نظر ظاهر و هم از نظر حرکت برای دستیابی به شناسایی استفاده می‌کنند؛ درحالی‌که روش‌های زمانی فقط از حرکات ویژه صورت برای انجام شناسایی بهره‌برداری می‌کنند. در روش‌های مبتنی بر رشته می‌توان با استفاده از ردگیری چهره، عمل‌کرد شناسایی را در شرایط انسداد چهره و یا تغییر شکل موقت در قسمتی از چهره بهبود بخشید.

در این پژوهش هر رشته ویدئویی به‌صورت یک منیفولد غیرخطی در نظر گرفته شده و شناسایی چهره از طریق محاسبه فاصله بین منیفولدها انجام می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی ابتدا منیفولدها خوشه‌بندی شده و به تعدادی زیرفضای خطی تبدیل می‌شوند؛ سپس برای افزایش فاصله بین منیفولدها با استفاده از یک افکنش مناسب زیرفضاهای خطی و قاب‌های کلیدی به فضای جدید منتقل می‌شوند و شناسایی با انتقال رشته ویدئویی آزمایشی به این فضای جدید و محاسبه فاصله بین زیرفضاها و قاب‌های کلیدی انجام می‌پذیرد. در ادامه بعد از بررسی منابع، الگوریتم پیشنهادی توضیح داده و سپس نتایج پژوهش با روش‌های موجود مقایسه می‌شود.

<sup>2</sup> Mutual Subspace Method

<sup>3</sup> Principal angles

<sup>4</sup> Linear Discriminate Analysis

<sup>1</sup> spatiotemporal

در فضای چهره صورت می‌پذیرد. در (بزرگ‌تبار و راد، ۲۰۱۱) بزرگ‌تبار و همکارش از برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) برای شناسایی چهره استفاده کردند؛ بدین صورت که ابتدا توسط PCA ویژگی‌های چهره را استخراج، سپس از GP جهت دسته‌بندی تصاویر و شناسایی چهره استفاده کرده‌اند. در (شمسی بابلی، ۲۰۱۳) شمسی بابلی و همکارانش عملیات شناسایی چهره را توسط یک زیرفضای پهنه که با استفاده از تجزیه و تحلیل المان اصلی چندخطی و تجزیه و تحلیل جداساز چند خطی به دست می‌آید، انجام داده‌اند.

### ۳- الگوریتم پیشنهادی

هر رشته ویدئویی با منیفولد غیرخطی  $M_i$  نمایش داده می‌شود. بنابراین مسئله شناسایی به محاسبه فاصله بین منیفولدها تبدیل می‌شود. برای به دست آوردن این فاصله بایستی منیفولدهای غیرخطی به تعدادی خوشه که هر کدام به صورت یک زیرفضای خطی است، تبدیل شوند. بنابراین ابتدا یک الگوریتم برای خوشه‌بندی مناسب منیفولدهای غیرخطی مطرح می‌شود. این الگوریتم علی‌رغم سادگی، بسیار کارا بوده و موجب خوشه‌بندی هوشمندانه منیفولدها به تعدادی زیرفضای خطی می‌شود. فرض کنید  $T$  رشته آموزشی  $M = [M_1, M_2, \dots, M_T]$  را داریم که در آن  $M_i = [C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{im_i}]$   $i$  امین منیفولد غیرخطی است.  $C_{ij}$ ،  $i$  امین خوشه (زیرفضای خطی) از  $i$  امین منیفولد غیرخطی و  $m_i$  تعداد زیرفضاهای خطی محلی در  $i$  امین منیفولد است. همچنین  $C_{ij} = [x_{ij1}, x_{ij2}, \dots, x_{ijN_{ij}}]$  است که در آن  $N_{ij}$  تعداد نمونه‌های تصویر در داخل  $i$  امین زیرفضای خطی از  $i$  امین منیفولد و  $x_{ijk} \in R^d$  نشان دهنده  $k$  امین نمونه تصویر از  $i$  امین زیرفضای خطی در  $i$  امین منیفولد است که به صورت یک بردار ستونی با ابعاد  $d$  می‌باشد ( $1 \leq i \leq T, 1 \leq j \leq m_i, 1 \leq k \leq N_{ij}$ ).

همان طوری که در شکل (۱-الف) نشان داده شده است، خوشه‌ها با زوایای چهره مختلف از یک رشته ویدئویی دارای فاصله بیشتر از خوشه‌های رشته‌های مختلف با زوایای یکسان است.

مراکز خوشه‌ها به عنوان قاب‌های کلیدی هر خوشه انتخاب و از افکنش OLPP برای نزدیکی مراکز خوشه‌های داخل یک منیفولد و دوری خوشه‌های منیفولدهای متفاوت استفاده می‌شود؛ سپس با افکنش به دست آمده تمام قاب‌های

لی و همکارانش چهره هر شخص را، توسط منیفولد ظاهر با ابعاد پایین در فضای تصویر نشان دادند؛ سپس منیفولد ظاهر غیرخطی و پیچیده را با منیفولد زوایای چهره و ارتباطات بین آن‌ها نمایش دادند (لی و همکاران، ۲۰۰۳). به عبارت دیگر هر منیفولد زاویه چهره را، توسط یک صفحه شباهت تقریب زدند. برای ساختن این طرز نمایش، نمونه‌هایی از ویدئو، توسط الگوریتم K-means خوشه‌بندی شد. هر خوشه به عنوان یک صفحه، با استفاده از PCA محاسبه و نمایش داده شد. ارتباطات بین منیفولد زوایا، توسط احتمال انتقال بین تصاویر در هر منیفولد زاویه چهره، مدل‌سازی شده و توسط رشته‌های ویدئو، آموزش داده شد. وانگ و همکارانش با تبدیل منیفولدها به زیرفضاها و محاسبه فاصله بین آنها، شناسایی چهره را بر اساس مجموعه تصاویر انجام دادند (وانگ و همکاران، ۲۰۰۸). آنها در (وانگ و همکاران، ۲۰۱۱) نشان دادند که با استفاده از خاصیت بینایی انسان و فضای رنگی، نرخ شناسایی را می‌توان بهبود بخشید؛ سپس در (وانگ و همکاران، ۲۰۱۲) مجموعه تصاویر را با ماتریس کوواریانس مدل‌سازی کرده و یک روش جداسازی پهنه بر اساس این ماتریس پیشنهاد دادند. در (هو و همکاران، ۲۰۱۱) هو و همکارانش مجموعه تصاویر را توسط نمونه‌های هر مجموعه و مدل آفین هال<sup>۲</sup> نمایش داده و برای به دست آوردن فاصله بین مجموعه‌ها از یک روشی به نام SANP<sup>۳</sup> که بر اساس نزدیک‌ترین نقطه است، استفاده کردند. هو و همکارانش یک روش مقایسه‌ای بر اساس نمونه‌های اشخاص برای مقایسه بین مجموعه تصاویر ارائه کردند (هو و همکاران، ۲۰۱۳) که در آن برای هر منیفولد محلی از اطلاعات جداساز زیادی استفاده شده است. در (لین و اکسای، ۲۰۱۲) لین و همکارش از افکنش OLPP برای شناسایی چهره در تصاویر ثابت استفاده کردند. آن‌ها به منظور مقاوم‌بودن شناسایی چهره به تغییرات روشنایی و حالات چهره، برای استخراج ویژگی‌های گابور از ویولت گابور با هشت جهت و پنج مقیاس متفاوت استفاده کردند.

در ایران بیشتر پژوهش‌های انجام‌یافته در زمینه شناسایی چهره مربوط به تصاویر ثابت است. در (هرندی، ۲۰۰۹) هرندی الگوریتم پایه‌های محلی پهنه را ارائه کرده است. در این الگوریتم یک مجموعه نگاشت غیر ایزومتریکی با هدف بیشینه کردن قدرت تفکیک‌پذیری طبقه‌های مجاور

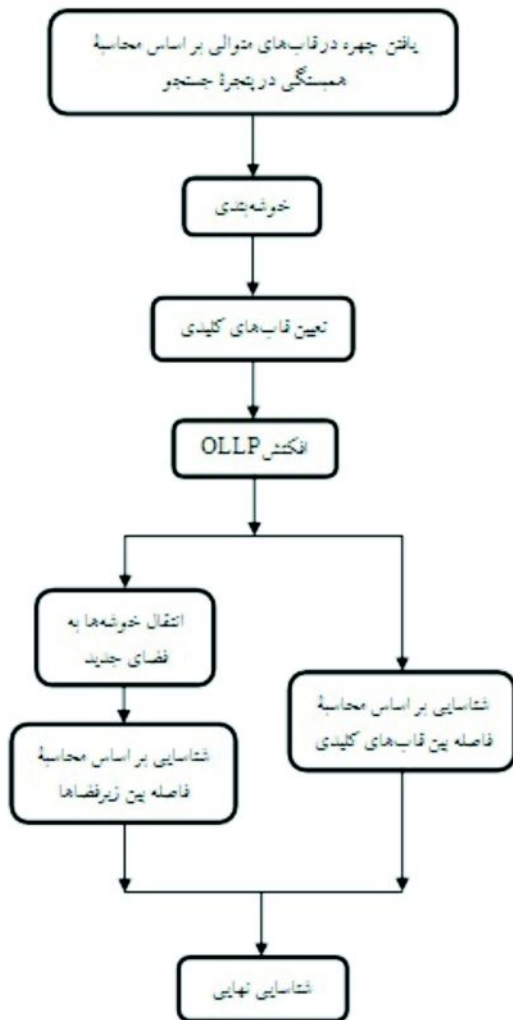
<sup>1</sup> Principal Component Analysis

<sup>2</sup> Affine Hull

<sup>3</sup> Sparse Approximated Nearest Point

<sup>4</sup> Genetic Programming  
سال ۱۳۹۵ شماره ۲ پیاپی ۲۸

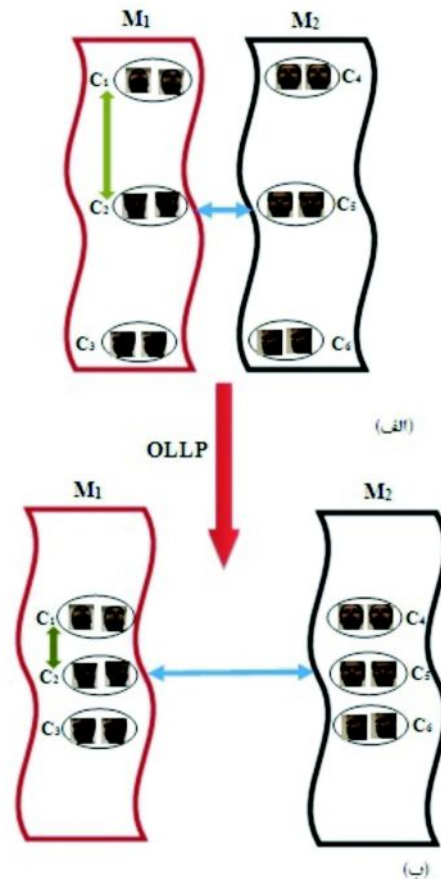
- ۲- خوشه‌بندی رشته‌های ویدیویی
- ۳- افکنش OLLP
- ۴- شناسایی بر اساس قاب‌های کلیدی و زیرفضاها



(شکل- ۲) : نمودار جریان الگوریتم پیشنهادی

**۳-۱- تشخیص چهره در رشته‌های ویدئویی**  
 در مباحث مربوط به شناسایی چهره بر اساس ویدئو تشخیص بلادرنگ چهره اهمیت زیادی دارد. روش‌های تشخیص بلادرنگ چهره، به دو گروه اصلی تقسیم‌بندی می‌شوند. روش Cascade AdaBoost که توسط ویولا و جونز پیشنهاد شده است (ویولا و جونز، ۲۰۰۱). گروه دوم از اطلاعات رنگ جهت تشخیص استفاده می‌کنند (بانگ و وایبل، ۱۹۹۶).

خوشه‌ها به فضای جدید منتقل می‌شوند. علت استفاده از مراکز خوشه‌ها به جای تمام قاب‌های خوشه‌ها کاهش پیچیدگی سامانه است. شکل (۱-ب) خوشه‌های منیفولدها را در فضای جدید نشان می‌دهد.



(شکل- ۱): (الف) فاصله بین خوشه‌های یک منیفولد با زوایای چهره مختلف از فاصله بین خوشه‌های منیفولدهای مختلف با زوایای چهره یکسان بیشتر است. (ب) با یک افکنش مناسب می‌توان خوشه‌های یک منیفولد را به هم نزدیک تر و خوشه‌های منیفولدهای مختلف را از هم دور کرد.

بعد از افکنش قاب‌های کلیدی و زیرفضاهای تمامی منیفولدها، برای بهبود دقت شناسایی از ترکیب شناسایی بر اساس قاب‌های کلیدی و شناسایی بر اساس زیرفضاهای خطی استفاده می‌شود. شکل (۲) نمودار جریان کلی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.  
 در ادامه درخصوص مراحل الگوریتم پیشنهادی که شامل موارد زیر است، توضیح داده می‌شود.  
 ۱- تشخیص چهره در رشته‌های ویدئویی

- خطی بودن مدل‌ها، دقت بالایی دارد.
- به‌علت موجود بودن اطلاعات بردارهای حرکت این روش بسیار ساده است.
- با توجه به تغییرات بردارهای حرکت جهت چرخش سر را می‌توان پیش‌بینی کرده و در هنگام محاسبه فاصله بین زیرفضاها تعداد مقایسه‌ها را به میزان قابل توجهی کاهش داد.

### ۳-۳- نگاشت حفظ ساختار محلی متعامد

افکنش OLPP بر اساس روش LPP<sup>1</sup> است که در آن تلاش بر افکنش داده ورودی به فضای جدید با حفظ ساختار هندسی داده‌ها است؛ با این تفاوت که در این روش پایه‌های افکنش متعامد هستند. در (کای و همکاران، ۲۰۰۶) اثبات شده است که OLPP دارای قدرت جداسازی بالاتری نسبت به LPP است. برای مجموعه قاب‌های کلیدی در منیفولدهای غیرخطی  $X = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1m_1}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tm_T}\}$  که در آن  $\{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1m_1}\}$  فریم‌های کلیدی  $l$  امین منیفولد است.

الگوریتم تولید OLPP (کای و همکاران، ۲۰۰۶) به‌صورت زیر است:

۱- ابتدا مجموعه تصاویر ورودی به زیرفضای PCA انتقال داده می‌شوند که در آن از اجزای مطابق با مقادیر ویژه صفر، صرف‌نظر می‌شود. این ماتریس انتقال، با  $W_{PCA}$  نمایش داده می‌شود. با انتقال داده‌ها به این زیرفضا، داده‌ها ناهمبسته می‌شوند. مهم‌ترین مزیت انتقال داده‌ها به این زیرفضا کاهش حجم آن‌ها و در نتیجه ذخیره‌سازی اطلاعات با حجم کمتر امکان‌پذیر می‌شود.

۲- گراف  $G$  مطابق با تعداد تصاویر چهره ورودی در نظر گرفته می‌شود که در آن ماتریس شباهت برای دو قاب کلیدی تنها زمانی که هر دو قاب متعلق به یک منیفولد یکسان باشند، برابر یک است.

۳- ماتریس قطری  $D$  و ماتریس لاپلاسیان  $L$  به‌صورت  $D_{ii} = \sum_j S_{ji}$  و  $L = D - S$  هستند. برای به‌دست آوردن بردار پایه‌های متعامد  $W_{OLPP} = \{o_1, o_2, \dots, o_k\}$  ابتدا  $A^{(k-1)}$  و  $B^{(k-1)}$  را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم (کای و همکاران، ۲۰۰۶):

$$A^{(k-1)} = [o_1, o_2, \dots, o_{k-1}] \quad (1)$$

برای تعیین ناحیه دقیق چهره، محل چشم‌ها در نخستین قاب به‌دست آمده و ناحیه چهره بر اساس آن مشخص می‌شود. برای تعیین محل چشم‌ها روش‌های مختلفی ارائه شده است. مهم‌ترین این روش‌ها شامل روش تطبیق الگو، روش فضای ویژه و استفاده از تبدیل هاف است. برای تعیین محل چهره در قاب‌های متوالی دیگر از این واقعیت که در یک ویدئو، قاب‌های متوالی دارای همبستگی بالا هستند استفاده می‌شود. مکان چهره در دومین قاب، با محاسبه همبستگی محل چهره در نخستین قاب با قاب بعدی در حوالی ناحیه مشخص شده به‌عنوان چهره و تعیین محل بیشترین همبستگی، به‌دست می‌آید. این روش به‌صورت تکراری برای کل قاب‌ها انجام می‌گیرد. تعیین اندازه پنجره جستجو نقش اساسی در میزان محاسبات دارد.

### ۳-۲- خوشه‌بندی قاب‌ها

جهت ساختن مدل خطی محلی از منیفولد غیرخطی، چندین روش پیشنهاد شده است. بیشترین آن‌ها از روش خوشه‌بندی بر اساس تکرار (به‌طور مثال k-means) برای نسبت‌دادن نمونه‌ها به خوشه‌های مختلف استفاده می‌کنند. این روش‌ها دو محدودیت اساسی دارند. نخست این که در ابتدای اجرای الگوریتم بایستی تعداد خوشه‌ها به‌صورت دستی مشخص شوند. دوم این که خاصیت خطی بودن مدل‌های محلی، قطعی نیست. در این مقاله یک الگوریتم کارا برای خوشه‌بندی ویدئوها پیشنهاد می‌شود؛ بدین صورت که برای تبدیل منیفولد غیرخطی به مدل‌های خطی از اطلاعات موجود در یافتن چهره در قاب‌های متوالی در رشته ویدئویی استفاده می‌شود. به عبارت دیگر با توجه به محل چهره یافته‌شده در داخل پنجره جستجو، بردارهای حرکت چهره به‌دست می‌آیند که با استفاده از تحلیل این بردارهای حرکت در قاب‌های متوالی می‌توان حرکت سر را پیش‌بینی کرده و خوشه‌بندی قاب‌ها را انجام داد. به‌عنوان مثال با حرکت سر به سمت راست بردارهای حرکت نیز به سمت راست حرکت می‌کنند که قاب‌های مربوطه را می‌توان به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفت. این روش دارای مزایای زیر است:

- تعیین تعداد خوشه‌ها و مدل‌های خطی به‌طور کامل هوشمندانه است و با اجرای این روش با توجه به حرکات سر، تعداد خوشه‌های متفاوت برای هر رشته ویدئویی به‌دست می‌آید.

<sup>1</sup> Locality Preserving Projection



$$P_1^T P_2 = Q_{12} \Lambda Q_{21}^T \quad (۴) \text{ (وانگ و همکاران، ۲۰۰۸)}$$

$$\Lambda = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$$

که در آن پایه‌های متعامد  $\{o_1, o_2, \dots, o_k\}$  را می‌توان به صورت زیر به دست آورد:

$o_1$  - بردار ویژه مطابق با کوچک‌ترین مقدار ویژه  $(XDX^T)^{-1}XDX^T$  محاسبه می‌شود.

$$\cos(\theta_k) = \sigma_k \quad k = 1, 2, \dots, r \quad (۵)$$

$o_k$  - بردار ویژه مطابق با کوچک‌ترین مقدار ویژه  $\{I - (XDX^T)^{-1}A^{(k-1)}[B^{(k-1)}]^{-1}[A^{(k-1)}]^T\}(XDX^T)^{-1}$ . محاسبه می‌شود.

۴- ماتریس انتقال افکنش OLPP توسط  $W = W_{PCA}W_{OLPP}$  محاسبه می‌شود.

از این زوایا برای محاسبه فاصله بین زیرفضاها به شیوه‌های گوناگون استفاده شده است که برای نمونه روش‌های زیر را می‌توان نام برد:

$$(۶) \text{ (ادلن و همکاران، ۱۹۹۹)}$$

$$D_P(C_1, C_2) = \left( \sum_i \sin^2 \theta_i \right)^{1/2} \quad (۷) \text{ (ولف و شاشیوا، ۲۰۰۳)}$$

$$D_{BC}(C_1, C_2) = \left( 1 - \prod_i \cos^2 \theta_i \right)^{1/2} \quad (۸) \text{ (چکیوز، ۲۰۰۳)}$$

$$D_{CF}(C_1, C_2) = 2 \left( \sum_i \sin^2(\theta_i/2) \right)^{1/2}$$

با توجه به این که در بین این زوایای اصلی، زاویه نخست از اهمیت بالایی دارد، است لذا در این مقاله طبق بررسی به عمل آمده، از کسینوس زاویه نخست به عنوان معیار ارزیابی فاصله بین زیرفضاها استفاده شده است. این معیار با نماد  $d_V(C_{ij}, C_{kl})$  نشان داده می‌شود.

در چندین روش دیگر ارائه شده، نمونه‌های منیفولد جهت اندازه‌گیری شباهت مدل‌ها استفاده شده است. این روش‌ها به عنوان روش اندازه‌گیری بر اساس نمونه شناخته شده می‌باشند. به عبارت دیگر در این روش فاصله بین دو منیفولد غیر خطی توسط کوچک‌ترین فاصله بین قاب‌های کلیدی محاسبه می‌شود. این معیار با نماد  $d_E(C_{ij}, C_{kl})$  نشان داده می‌شود. بهتر است برای به دست آوردن اندازه‌گیری کامل فاصله هر دو معیار را در نظر بگیریم. به عبارت دیگر ترکیب دو معیار مذکور را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$B^{(k-1)} = [A^{(k-1)}]^T (XDX^T)^{-1} A^{(k-1)} \quad (۲)$$

۴-۳ - شناسایی بر اساس قاب‌های کلیدی و زیرفضاها

بعد از به دست آوردن ماتریس افکنش OLLP تمامی قاب‌های موجود در رشته‌های ویدئویی به فضای جدید انتقال می‌یابند. برای بالابردن دقت شناسایی از ترکیب شناسایی بر اساس قاب‌های کلیدی و شناسایی بر اساس زوایای اصلی استفاده می‌شود. در روش‌هایی که برای شناسایی از زوایای اصلی استفاده می‌کنند، به طور اساسی مدهای مشترک تغییرات بین دو زیرفضا منعکس می‌شوند و اطلاعات موجود در هر زیرفضا نادیده گرفته می‌شود. این روش به عنوان اندازه‌گیری بر اساس تغییرات معروف است. استفاده از مفهوم زوایای اصلی جهت محاسبه فاصله بین زیرفضاها برای نخستین بار توسط هاتلینگ مطرح شده است (هاتلینگ، ۱۹۳۶).

زوایای اصلی  $0 \leq \theta_1 \leq \theta_2 \leq \dots \leq \theta_r \leq (\pi/2)$  بین دو زیرفضای خطی  $C_1$  و  $C_2$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\cos(\theta_k) = \max_{u_k \in C_1} \max_{v_k \in C_2} u_k^T v_k \quad (۳) \text{ (وانگ و همکاران، ۲۰۰۸)}$$

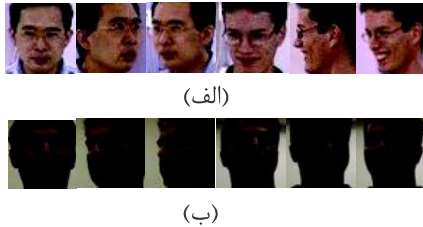
$$u_k^T u_k = v_k^T v_k = 1, u_k^T u_i = v_k^T v_i = 0$$

$$i = 1, 2, \dots, k-1$$

که در آن  $r = \min(\dim C_1, \dim C_2)$  است  $u_k$  و  $v_k$  امین جفت از بردارهای اصلی است. کسینوس‌های زوایای اصلی، همبستگی‌های اصلی نامیده می‌شوند. الگوریتم محاسبه زوایای اصلی، بر اساس SVD<sup>۱</sup> ارائه شده است. اگر  $P_2 \in R^{D \times d_2}$  و  $P_1 \in R^{D \times d_1}$  دو زیرفضای  $C_1$  و  $C_2$  باشد و  $d_1$  و  $d_2$  ابعاد زیرفضاها باشند، SVD، به صورت زیر محاسبه می‌شود:

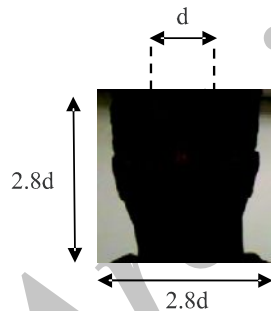
۱ Singular Value Decomposition

بعد از تشخیص چهره و چشم، ناحیه چهره توسط مربعی با ابعاد  $2.8d \times 2.8d$  مشخص می‌شود که در آن  $d$  فاصله بین دو چشم است. شکل (۴) این ناحیه مستطیلی را در پایگاه داده Honda/UCSD نشان می‌دهد.



(شکل - ۳) : چند نمونه از چهره‌های افراد در پایگاه داده‌های (الف) CMU MoBo (ب) Honda/UCSD

همان‌طور که در قبیل توضیح داده شد در روش خوشه‌بندی ارائه شده، از اطلاعات به دست آمده از موقعیت چهره در داخل پنجره جستجو استفاده می‌شود. پنجره جستجوی مورد استفاده در این شبیه‌سازی، دارای ابعاد  $10 \times 10$  پیکسل است. تغییرات در جهت افقی و عمودی نسبت به قاب قبلی به ترتیب با  $dx$  و  $dy$  نشان داده می‌شود. به عبارت بهتر  $dx$  و  $dy$  ابعاد بردارهای حرکت هستند.



(شکل - ۴) : ناحیه چهره بر اساس فاصله بین دو چشم در پایگاه داده Honda/UCSD

شکل (۵) تغییرات  $dx$  و  $dy$  در فریم‌های متوالی برای دو رشته از ویدئوهای پایگاه داده Honda/UCSD را نشان می‌دهد. همان‌طوری که در شکل مشخص است، بردارهای حرکت متناسب با حرکت سر در جهت‌های مختلف حرکت می‌کنند با توجه به حرکت این بردارها، می‌توان خوشه‌بندی مناسب را انجام داده و با به وجود آوردن امکان مقایسه خوشه‌های معادل در دو رشته ویدئویی، دقت

$$(۹) \quad d(C_{ij}, C_{kl}) = (1 - \lambda) \cdot d_E(C_{ij}, C_{kl}) + \lambda \cdot d_V(C_{ij}, C_{kl})$$

در این روش از قاب‌های کلیدی هر خوشه به عنوان نماینده هر خوشه برای شناسایی استفاده می‌شود. برای تعیین قاب‌های کلیدی، بعد از به دست آوردن خوشه‌ها، قابی را که در داخل هر خوشه بیشترین تغییرات بردارهای حرکت در جهت افقی و عمودی را دارد، به عنوان قاب کلیدی آن خوشه انتخاب می‌شود. این فریم‌ها به همراه نخستین قاب هر رشته به عنوان قاب‌های کلیدی آن رشته ویدئویی در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به این که در الگوریتم پیشنهادی از نخستین قاب برای مشخص کردن موقعیت چشم‌ها و سپس مشخص کردن ناحیه چهره استفاده می‌شود، لذا این الگوریتم از لحاظ مکانی به انسداد نواحی چشم در نخستین قاب حساس است. از طرف دیگر با توجه به این که قاب‌های انسداد یافته در یک خوشه قرار می‌گیرند، لذا روش ارائه شده زیاد به انسداد از نظر تعداد قاب حساس نیست.

#### ۴- نتایج الگوریتم پیشنهادی

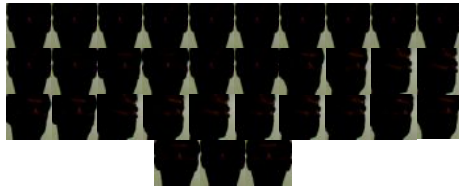
در این مقاله برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی از دو پایگاه داده Honda/UCSD (لی و همکاران، ۲۰۰۳) و CMU MoBo (گراس و شی، ۲۰۰۱) که در پژوهش‌های شناسایی چهره در رشته‌های ویدئویی معروف هستند، استفاده شده است.

در پایگاه داده Honda/UCSD، هر رشته ویدئویی در شرایط بیرونی با سرعت پانزده قاب در ثانیه ضبط شده که طول هر کدام از رشته‌ها حداقل پانزده ثانیه است. تفکیک پذیری هر رشته ویدئویی  $640 \times 480$  است. چهره هر شخص حداقل در دو رشته ویدئویی ضبط شده است. با توجه به این که تغییرات زاویه سر بزرگ‌ترین چالش در شناسایی چهره است، همه رشته‌ها شامل چرخش‌های سر دویعدی و سه‌بعدی هستند. در هر ویدئو شخص سرش را مطابق میل خود در جهت و سرعت مورد نظر می‌چرخاند.

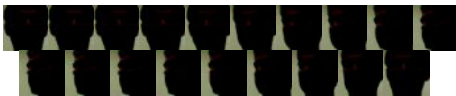
پایگاه داده CMU MoBo شامل ۹۶ رشته از ۲۴ شخص متفاوت است که در حال قدم‌زدن هستند. از هر شخص چهار رشته ویدئویی توسط چند دوربین ضبط شده است.

شکل (۳) چند نمونه از چهره‌های افراد در پایگاه داده‌های Honda/UCSD و CMU MoBo را نشان می‌دهد.

شناسایی را بهبود بخشید. شکل (۶) سه نمونه از خوشه به دست آمده را با روش مذکور نشان می‌دهد.



خوشه ۱



خوشه ۲



خوشه ۳

(شکل - ۶) : سه نمونه از خوشه‌های به دست آمده با استفاده از تحلیل بردارهای حرکت

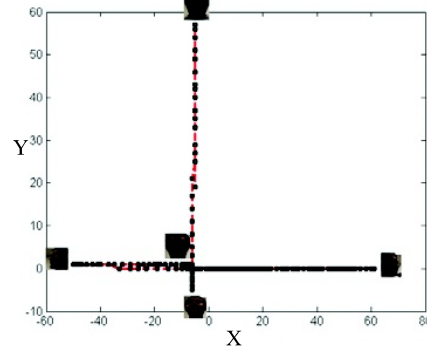
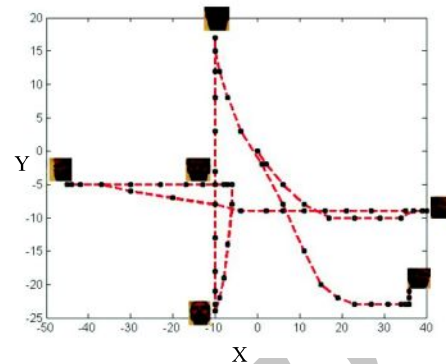


(الف)



(ب)

(شکل - ۷) : تصاویر بالا فریم‌های کلیدی برای دو رشته از ویدئوهای پایگاه داده Honda/UCSD را نشان می‌دهد.



(شکل - ۵) : تغییرات  $dx$  و  $dy$  در دو رشته از ویدئوهای پایگاه داده Honda/UCSD

- تطبیق نزدیک‌ترین همسایگی در الف) Eigenface (ب) Fisherface (بلهیمر و همکاران، ۱۹۹۷)
- تطبیق نزدیک‌ترین همسایگی در خوشه‌بندی K-means و<sup>۱</sup> LLE (هدید و پیتیکاینن، ۲۰۰۴).
- روش افکنش Schur-OLPP (لی و ژیو، ۲۰۰۷).
- (در این روش لی و همکارش الگوریتم تاحدودی ساده‌تری برای به دست آوردن بردارهای افکنش متعامد ارائه کرده‌اند).
- روش افکنش OLPP و ویولت گابور (Gabor-OLPP) (لین و اکسای، ۲۰۱۲).
- روش زیرفضای متقابل که یک نمونه از روش شناسایی بر اساس مقایسه زیرفضاها است (یاماگوچی و همکاران، ۱۹۹۸).
- روش محاسبه فاصله بین منیفولدها (MMD<sup>۲</sup>) (وانگ و همکاران، ۲۰۰۸).

شکل (۷) قاب‌های کلیدی را برای دو رشته از ویدئوهای پایگاه داده Honda/UCSD نشان می‌دهد. با توجه به این که ابعاد و روشنایی‌های چهره‌های به دست آمده از رشته‌های ویدئویی متفاوت هستند، بنابراین چهره‌ها از نظر ابعاد هنجار سازی شده و از متعادل کننده هیستوگرام برای حذف اثرات تغییرات روشنایی استفاده می‌شود. مقدار ضریب ترکیبی دو روش شناسایی ( $\lambda$ ) در رابطه (۹) به  $0.5$  تنظیم می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی علاوه بر روش خوشه‌بندی ارائه شده، با استفاده از خوشه‌بندی K-means ( $k=5$ ) شبیه‌سازی شده و با شش روش زیر مقایسه می‌شود. چهار روش نخست از جمله روش‌های شناسایی بر اساس نمونه و دو روش بعدی از جمله روش‌های شناسایی بر اساس تغییرات است.

<sup>1</sup> locally linear embedding

<sup>2</sup> Manifold to Manifold Distance



شده است. این الگوریتم از بردارهای حرکت به دست آمده از تشخیص چهره در داخل پنجره جستجو استفاده می‌کند. مرکز هر زیرفضای خطی (خوشه) به عنوان نماینده آن زیرفضا انتخاب و با استفاده از افکنش OLPP این مراکز، به منظور نزدیکی قاب‌های متعلق به یک منی‌فولد و دوری قاب‌های متعلق به منی‌فولدهای مختلف، به فضای جدیدی منتقل می‌شوند. بعد از افکنش قاب‌های کلیدی و زیرفضاهای تمامی منی‌فولدها، برای بهبود دقت شناسایی از ترکیب شناسایی بر اساس قاب‌های کلیدی و شناسایی بر اساس زیرفضاهای خطی استفاده می‌شود. در نهایت مقایسه نتایج به دست آمده با روش‌های موجود دیگر، نشان دهنده کارایی بالای الگوریتم پیشنهادی است.

## ۶- مراجع

Barr, J. R., Bowyer, K. W., Flynn, P. J., & Biswas, S. (2012). Face recognition from video: A review. *Journal of pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 26(5).

Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection. *PAMI*, 19(7), 711-720.

Bozorgtabar, B., Rad, G. A. R. (2011). A Genetic Programming-PCA Hybrid Face Recognition Algorithm. *Journal of Signal and Information Processing*, (Vol. 2), 170-174.

Cai, D., He, X., Han, J., & Zhang, H. J. (2006). Orthogonal Laplacianfaces for Face Recognition. *IEEE Trans. Image Proces* 15(11): 3608-3614.

Cheng, J. M., Beveridge, J., Draper, B., Kirby, M., Kley, H., & Peterson, C. (2006). Illumination face spaces are idiosyncratic. *The International Conference on IPCVPR*.

Chikuse, Y. (2003). *Statistics on special manifolds, lecture notes in statistics*. (Vol. 174), New York, Springer.

Edelman, A., & Arias, T. A. Smith, S. T. (1999). The geometry of algorithms with orthogonality constraints. *SIAM J. Matrix Anal. Appl* (Vol. 20), 303-353.

Fukui, K., & Yamaguchi, O. (2003). Face recognition using multi-viewpoint patterns for robot vision. *Int. Symp. Of Robotics Res.*, 192-201.

Hadid, A., & Pietikäinen, M. (2004). From Still Image to Video-Based Face Recognition: An Experimental Analysis. *FG*, 813-818.

برای محاسبه نرخ متوسط شناسایی، برای هر شخص، از پایگاه داده مورد استفاده یک ویدئو جهت آموزش و بقیه رشته‌ها برای آزمایش مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین آزمایش‌ها برای پنج ترکیب مختلف رشته‌های آموزشی و آزمایشی اجرا می‌شود. جدول (۱) مقایسه روش‌های مختلف را نشان می‌دهد. در این جدول برای ذکر مقادیر روش‌های Eigenface, LLE+K-means, Fisherface, MSM و MM از مرجع (وانگ و همکاران، ۲۰۰۸) استفاده شده است.

(جدول-۱): نرخ متوسط شناسایی روش‌های مختلف شناسایی

در پایگاه داده‌های Honda/UCSD

روش‌های مورد استفاده	نرخ متوسط شناسایی در پایگاه داده Honda/UCSD	نرخ متوسط شناسایی در پایگاه داده CMU MoBo
Eigenface	۷۴/۲	۸۱/۰
Fisherface	۷۹/۲	۸۸/۳
LLE+K-means	۹۱/۸	۸۹/۸
MSM	۸۸/۲	۸۵/۱
MMD	۹۶/۹	۹۳/۶
Schur-OLPP	۹۴/۰	۹۰/۰
Gabor-OLPP	۹۵/۲	۹۱/۹
روش پیشنهادی با استفاده از K-means و OLPP	۹۳/۲	۹۱/۱
روش پیشنهادی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی ارایه شده و OLPP	۹۹/۰	۹۶/۹

با مقایسه روش پیشنهادی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی ارائه شده و الگوریتم خوشه‌بندی k-means مشخص می‌شود که الگوریتم خوشه‌بندی ارائه شده که از اطلاعات تشخیص چهره در قاب‌های متوالی رشته ویدئویی استفاده می‌کند، نقش مهمی در بهبود نرخ شناسایی دارد.

## ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم کارا برای بهبود نرخ شناسایی و حل مشکلات ناشی از چرخش سر، تغییر شدت روشنایی و پوشش قسمتی از چهره در رشته‌های ویدئویی با استفاده از افکنش OLPP ارائه شده است. ابتدا یک روش ساده برای استخراج زیرفضاهای خطی از هر رشته ویدئویی توضیح داده

Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 511-518.

Wang, R., Shan, S., Chen, X., & Gao, W. (2008). Manifold-Manifold Distance with Application to Face Recognition based on Image Set. computer vision and pattern recognition.

Wang, S. J., Yang, J., Zhang, N., & Zhou, C. G. (2011). Tensor Discriminant Color Space for Face Recognition. IEEE Transactions on Image Processing, 20(9), 2490-2501.

Wang, R., Guo, H., Davis, L. S., & Dai, Q. (2012). Covariance Discriminative Learning: A Natural and Efficient Approach to Image Set Classification. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern.

Wolf, L., & Shashua, A. (2003). Learning over sets using kernel principal angles. Journal of Machine Learning Research, (Vol. 4), 913-931.

Wolf, L., & Shashua, A. (2003). Learning over sets using kernel principal angles. J. Mach. Learn. Res. (Vol. 4), 913-931.

Yamaguchi, O., Fukui, K., & Maeda, K. (1998). Face Recognition Using Temporal Image Sequence. FG, 318-323.

Yang, J., & Waibel, A. A real-time face tracker. (1996). In Proceedings of the Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Sarasota, FL, 142-147.

Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P., & Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: a literature survey. ACM Comput Surv, 35(4), 399-458.



**سجاد شفيع پور يوردشاهي** دوره  
کارشناسی خود را در دانشگاه ارومیه در  
رشته مهندسی برق-الکترونیک در سال  
۱۳۷۲ پشت سر گذاشت و مدرک  
کارشناسی ارشد خود را در رشته برق-  
مخابرات در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت  
کرد. ایشان از سال ۱۳۸۸ دانشجوی دوره دکترای رشته  
برق-مخابرات دانشگاه تبریز هستند. زمینه‌های مورد علاقه  
ایشان پردازش تصویر، شناسایی الگو و ویدئو کدینگ است.  
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

shafeipour@gmail.com



**میرهادی سیدعربی** تحصیلات خود را  
در مقطع کارشناسی مهندسی برق-  
الکترونیک در دانشگاه تبریز در سال  
۱۳۷۲ به اتمام رساند. مقاطع کارشناسی  
ارشد و دکترای مهندسی برق-مخابرات را

Gross, R., & Shi, J. (2001). The CMU Motion of Body (MoBo) database. Technical Report CMU-RI-TR-01-18, Robotics Institute, Carnegie Mellon University.

Harandi, M. T. (2009). Face recognition through optimal local basis learning. PhD thesis, University of Tehran.

Hotelling, H. (1936). Relations between two sets of variates. Biometrika, (Vol. 28), 321-372.

Hu, Y., Mian, A. S., & Owens, R. (2011). Sparse Approximated Nearest Points for Image Set Classification. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 121-128.

Hu, Y., Mian, A. S., & Owens, R. (2012). Face Recognition Using Sparse Approximated Nearest Points between Image Sets. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 34(10), 1992-2004.

Kim, T. K., Kittler, J., & Cipolla, R. (2007). Discriminative learning and recognition of image set classes using canonical correlations. PAMI, 29(6), 1-14.

Lee, K. C., Ho, J., Yang, M. H., & Kriegman, D. (2003). Video-based face recognition using probabilistic appearance manifolds. Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference, 313-320.

Li, R., & Zhu, L. (2007). Face Recognition Based on an Alternative Formulation of Orthogonal LPP. IEEE International Conference on Control and Automation, Guangzhou, CHINA.

Lin, G., & Xie, M. (2012). A Face Recognition Algorithm Using Gabor Wavelet and Orthogonal Locality Projection. IEEE ICCP2012 Proceeding.

Mu, Y., Ding, W., & Tao, D. (2013). Local discriminative distance metrics ensemble learning. Pattern Recognition. 46(8), 2337-2349.

Nishiyama, M., Yuasa, M., Shibata, T., Wakasugi, T., Kawa-hara, T., & Yamaguchi, O. (2007). Recognizing faces of moving people by hierarchical image-set matching. CVPR, Min-neapolis, MN.

Ross, A. (2007). An Introduction to Multibiometrics. Proc. 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO).

Sanderson, J.C., & Paliwal, K. K. (2004). On the Use of Speech and Face Information for Identity Verification, IDIAP.

Shams-Baboli, A. A., Kaffashpour-Yazdi, M., Shams-Baboli, A., Araghi, S. (2013). Face Recognition with the Mixture of MDA and MPCA. Journal of Basic and Applied Scientific Research, 3(3), 1110-1117.

Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features.

سال ۱۳۹۵ شماره ۲ پیاپی ۲۸

فصلنامه



پژوهش‌های علمی و فناوری

ir

به ترتیب در دانشگاه‌های خواجه نصیرالدین طوسی و تبریز در سال‌های ۱۳۷۵ و ۱۳۸۵ تکمیل کرد. ایشان از سال ۱۳۸۵ تاکنون عضو هیئت علمی دانشگاه تبریز بوده و با رتبه دانشیاری در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر مشغول به کار هستند. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، بینایی ماشین، پویانمایی و مدل‌سازی سه‌بعدی چهره و ارتباط متقابل انسان با رایانه است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

[seyedarabi@tabrizu.ac.ir](mailto:seyedarabi@tabrizu.ac.ir)



**علی آقاگل‌زاده** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی برق در دانشگاه تبریز در سال ۱۳۶۴ به اتمام رساند. مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق را به ترتیب در دانشگاه‌های Illinois و Purdue در سال‌های ۱۳۶۷ و ۱۳۷۰ تکمیل کرد. ایشان در حال حاضر با رتبه استاد تمام در دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل مشغول به کار هستند. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال و تصویر، بینایی ماشین، ویدئو کدینگ و سامانه‌های مخابرات دیجیتال است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

[aghagol@nit.ac.ir](mailto:aghagol@nit.ac.ir)