

## تعیین هویت مقاوم مبتنی بر ویژگیهای مستخرج از مسیر بطنی بینایی

زهره یعقوبی - مرتضی الیاسی - اردلان الیاسی

کارشناسی ارشد - گروه رایانه و فنآوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قائم شهر

تاریخ پذیرش: زمستان ۱۳۸۹

تاریخ دریافت: پاییز ۱۳۸۸

**خلاصه:** شناسایی اشخاص مبتنی بر بیومتریکها به عنوان یک روش موثر برای شناسایی اتوماتیک با ضریب اطمینان بالا مد نظر قرار گرفته است. سیستمهای بیومتریک چندگانه تصاویر دریافتی از سنسورهای مختلف را ترکیب می‌نمایند و در مقابل سیستمهای بیومتریک تکی از میزان دقت و امنیت بیشتری برخوردار هستند. به همین منظور در این مقاله، ترکیبی از مشخصه‌های چهره، کف دست و گوش افراد را برای تصدیق هویت به کار بردیم. ویژگیهای استخراج شده توسط مسیر بطنی بینایی، نسبت به تغییرات چرخش، مقیاس و جابجایی مقاوم هستند. همچنین دو طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایگی برای متمایز کردن کلاسها، به کار گرفته شده است. در مرحله همجوشی از تطبیق امتیازات استفاده شده است. نتایج آزمایشی برای مجموعه داده چهره ORL درصد شناسایی 96%، برای مجموعه داده کف دست POLYU درصد شناسایی 96.6% و برای مجموعه داده گوش USTB درصد شناسایی 94% را نشان داده است. همچنین نرخ دقت 100% روی مجموعه داده ترکیبی چهره، کف دست و گوش به دست آمده است.

**کلمات کلیدی:** شناسایی چهره، شناسایی کف دست، شناسایی گوش، بیومتریک چندگانه، سیستم بینایی، مدل HMAX، مسیر بطنی بینایی.

### ۱- مقدمه

سیستمهای بیومتریک چندگانه‌ی مبتنی بر چندین مشخصه بیومتریک، بیشتر نسبت به نوین مقاوم هستند، دقت تطابق را بهبود می‌بخشند و حفاظت معقول در برابر هکرها را فراهم می‌نمایند. از اینرو توسعه سیستمهای بیومتریک مبتنی بر چندین مشخصه بیومتریک توجه محققان بیشتری را به خود جلب کرده است [۳]. در سیستمهای بیومتریکی که از چندین مشخصه بیومتریک برای شناسایی استفاده می‌نمایند، چندین سطح همجوشی وجود دارد: همجوشی در سطح سنسور، در سطح استخراج مشخصه‌ها، در سطح تطبیق امتیازات و در سطح تصمیم‌گیری؛ عموماً همجوشی در سطح تطبیق امتیازات به خاطر راحتی در دستیابی و ترکیب امتیازات تطابق ترجیح داده می‌شود. بیومتریکهای چهره، کف دست و گوش مشخصه‌های منحصر به فردی دارند که آنها را برای کاربردهای بیومتریکی مناسب می‌سازد. روشهای مختلفی از این بیومتریکها استفاده نمودند و ثابت کردند که آنها مقاوم و نسبتاً دقیق هستند.

Hurley اولین شخصی بود که یک روش برای بیومتریکهای چهره و گوش پیشنهاد نمود [۴]. او یک تبدیل شدت میدان ارائه کرد که می‌توانست بر روی چهره و گوش اعمال شود. ارزیابی بیومتریکی چهره و گوش توسط Victor [۵] انجام شد که نشان داد بیومتریک چهره نسبت

سیستمهای بیومتریک از مشخصه‌های رفتاری و فیزیکی برای تشخیص افراد استفاده می‌کنند. این مشخصه‌ها شامل چهره، گوش، اثر انگشت، هندسه کف دست، عنبیه و ... می‌باشند [۱]. سیستمهای بیومتریکی که از یک ویژگی تکی برای شناسایی استفاده می‌کنند، اغلب به خاطر مشکلات عملی نظیر داده‌های نویزی سنسور، غیرعمومیت داشتن، عدم تمایز خصیصه‌های بیومتریک، نرخ خطای غیر قابل پذیرش و حملات هکرها تحت تاثیر قرار می‌گیرند [۲]. سیستمهای بیومتریک چندگانه به کمک ترکیب تصاویر دریافتی از منابع مختلف، بر بعضی از این مسائل فائق آمدند [۳]. این منابع ممکن است سنسورهای چندگانه برای بیومتریک یکسان (سنسورهای که اثر انگشت را حس و عکسبرداری می‌نمایند)، نمونه‌های چندگانه از بیومتریک مشابه (تصویر چهره از یک شخص که تحت شرایط مختلف نور و موقعیت به دست آمده)، نمایش چندگانه و الگوریتمهای تطبیق دهنده برای بیومتریک یکسان (تطبیق دادن چندین اثر انگشت مشابه با روشهای آنالیز مولفه اصلی (PCA) و آنالیز تفکیک‌کننده خطی (LDA))، چندین نمونه از بیومتریک یکسان تصاویر چشم چپ و چشم راست، مشخصه‌های بیومتریکهای چندگانه (نظیر چهره، اثر انگشت و چشم) می‌باشند.

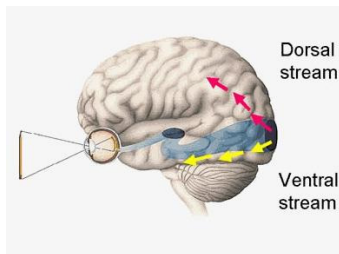
بندی مشخصه‌های به دست آمده از روش HMAX در بخش (۴) بیان شده، همچنین در این بخش نتایج به دست آمده بر روی ترکیب بیومتریکیهای مذکور بررسی شده است و در نهایت در بخش (۵) نتیجه گیری و جمع‌بندی مقاله مطرح شده است.

## ۲- روش استخراج مشخصه

### ۲-۱- ساختار تشخیص اشیا در قشر بینایی

از آنجایی که انسانها کارایی بسیار بالایی در شناسایی اشیاء حتی با وجود اعوجاج‌های مختلف تصویر دارند، از دیرباز برای تقلید رفتار انسان در این زمینه علاقه زیادی وجود داشته است. مطالعات اخیر در زمینه علوم اعصاب شناختی منجر به پیشرفتهای زیادی در تلاش برای پی بردن به کارکرد، سازماندهی و آناتومی بینایی انسان شده است. قشر بینایی، ترکیبی از چندین بخش است که به صورت سلسله مراتبی سازماندهی شده‌اند [۱۴]. تقریباً سی ناحیه بینایی در مغز انسان و اکثر حیوانات شناسایی شده که در بسیاری از آنها دو ناحیه گذرگاه آناتومیکی وجود دارد. در حقیقت، اعتقاد بر این است که جریان اطلاعات در قشر بینایی، به دو مسیر کلی به نام‌های مسیر خلفی<sup>۱</sup> و مسیر بطنی<sup>۲</sup> تقسیم می‌شود (شکل ۱). شناسایی اشیا توسط مسیر بطنی انجام می‌شود. این مسیر، شامل زنجیره‌ای از مراحل عصبی متصل به هم است، که از شبکه شروع می‌شود و در مسیر گذر از هسته خمیده جانبی قشر تالاموس، به قشر اولیه بینایی  $V_1$  می‌رسد؛ سپس از بخش‌های  $V_2$ ،  $V_4$  و  $IT$  عبور می‌کند؛ و در نهایت عملیات رؤیت و شناسایی اشیا صورت می‌پذیرد [۱۵].

در این روال سلسله مراتبی، هر ناحیه، از ناحیه قبلی ورودی دریافت می‌کند و خروجی خود را به ناحیه بعدی می‌فرستد. در این سلسله مراتب، خصوصیات که نورون‌ها در تصویر تشخیص می‌دهند به تدریج پیچیده شده و مقاومت آنها در برابر تغییرات بیشتر می‌شود.



شکل (۱): دو مسیر پردازش داده در قشر بینایی.  
Fig. (1): Two paths of data processing in vision layer

### ۲-۲- استخراج مشخصه‌های C2

مدل HMAX یکی از روشهایی است که سیستم بینایی مغز انسان را مدل می‌کند و ما از آن به عنوان روشی جدید در تهیه بردار مشخصه استفاده نموده‌ایم. در این روش ما بردار مشخصه C2 تصاویر را محاسبه نموده و ذخیره می‌کنیم. در حقیقت، به جای استخراج تمام مشخصه‌های تصویر، تنها بردار مشخصه C2 آنها را محاسبه نموده و از

به بیومتریکی گوش بهتر عمل می‌کند. در کار بعدی Chang [۶] با استفاده از روش مبتنی بر مقادیر ویژه نظریه Victor را رد کرد و نشان داد که کارایی بیومتریکی گوش بیشتر است. و همچنین عنوان نمود که بیومتریکیهای چندگانه بهتر از بیومتریکیهای تکی عمل می‌نمایند.

اثر کف دست به عنوان یک بیومتریکی منحصربه فرد، اخیراً توجه محققین زیادی را به خود جلب کرده است و ابزاری قدرتمند به منظور تشخیص و شناسایی افراد در بسیاری از سیستم‌های امنیتی است. به طور کلی اثرکف دست، به دلیل داشتن ویژگیهای نظیر دستیابی به بخش بزرگی از کف دست برای استخراج مشخصه، تسهیل ثبت داده، پذیرش بالای کاربر، ثابت و بدون تغییر ماندن ساختار خطوط دست در طول حیات فرد، یکسان نبودن هیچ یک از دو اثر کف دست در افراد مختلف [۱۷]، هندسه کف دست مزایای زیادی در مقابل دیگر بیومتریکیها دارد. بنابراین، اثرکف دست برای همه مناسب می‌باشد و چون نیاز به اطلاعات شخصی فرد ندارد روش مزاحمی برای افراد نیست [۱۸]. مشخصه‌هایی نظیر خطوط اصلی، چروک‌ها، برآمدگی‌ها، نقاط داده، نقاط منحصر به فرد و بافت، به عنوان نمونه‌هایی از مشخصات مناسب نمایش اثر کف دست، مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱۹]، [۲۰].

در دهه اخیر، Poggio و همکارانش با استفاده از مطالعات نرووفیزیولوژی، سایکوفیزیکی و FMRI، سعی بر درک و مدل‌سازی کمی ساختار و پردازش‌های بینایی مسیر بطنی سیستم عصبی انسان و برخی حیوانات در طی فرایند شناسایی اشیاء نموده‌اند. با مطالعه نرووفیزیولوژیکی سیستم بینایی میمونها و گربه‌ها مشخص شد که بیشتر سلول‌های قشر بینایی به خط یا لبه دارای جهت معین در موقعیت مشخصی از میدان بینایی پاسخ می‌دهند [۲۱].

در این مقاله، تصاویر چهره مجموعه داده ORL،  $92 \times 112$  پیکسل، تصاویر کف دست مجموعه داده POLYU،  $420 \times 380$  و تصاویر گوش مجموعه داده USTB،  $80 \times 150$  پیکسل دارند. ابتدا ما تمامی تصاویر را نرمالیزه نمودیم و سپس تصاویر چهره را به  $48 \times 48$  پیکسل، تصاویر کف دست را به  $380 \times 380$  و تصاویر گوش را به  $80 \times 80$  پیکسل تغییر سایز دادیم. سپس تصاویر چهره و کف دست را با فیلتر گابور و تصاویر گوش را با فیلتر گوسین در مدل HMAX تبدیل نمودیم. بردار مشخصه به دست آمده از روش HMAX نسبت به تغییرات چرخش، اندازه و مقیاس مقاوم می‌باشد [۸].

در مرحله بعد ویژگیهای به دست آمده را با دو طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایگی دسته‌بندی نمودیم. در نهایت همجوشی، روی امتیازات تطابق به دست آمده از مرحله آخر اتفاق می‌افتد.

در ادامه، در بخش (۲) پس از بررسی ساختار تشخیص اشیا در قشر بینایی، مشخصه‌های C2 چهره، کف دست و گوش توسط روش HMAX استخراج شده است. همجوشی در سیستمهای بیومتریکی در بخش (۳) بررسی شده است. نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایگی جهت دسته

آنها برای بازشناسی بهره می‌جوئیم. این بردارها نسبت به تغییرات اندازه و مقیاس مقاوم می‌باشند.

به طور کلی مدل HMAX شامل چهار لایه است که از لایه‌های ساده S و پیچیده C که به طور متناوب قرار گرفته‌اند، تشکیل شده است [۱۱].

**لایه C1:** هر یک از واحدهای پیچیده C1، خروجی مجموعه‌ای از واحدهای ساده S1 با جهات یکسان اما در موقعیت‌ها و اندازه‌های تقریباً متفاوت را از لایه اول دریافت می‌کند. عملگری که پاسخ‌های واحد S1 در سطح C1 را ترکیب می‌کند عملگری نظیر ماکزیمم غیرخطی است که پاسخ واحد C1، با استفاده از این عملگر و با تعیین قویترین پاسخ در میان همه‌ی ورودی‌های موجود برای C1، تعیین می‌شود [۱۱، ۹]. این عملگر به طور همزمان در حالی که از همپوشانی جلوگیری می‌کند، مقاومت در برابر تغییرات موقعیت و مقیاس در لایه‌های S1 و C1 را نیز افزایش می‌دهد. محدوده مقیاس<sup>۳</sup> و ادغام<sup>۴</sup> در فیلتر گوسین طبق آنچه در (۳) و (۴) تعیین شده، معرفی می‌شوند:

$$\text{Scale Range} = \{7-9:11-15:17-21:23-29\} \quad (3)$$

$$\text{Pool Range} = \{4:6:9:12\} \quad (4)$$

همچنین محدوده‌های مجاز برای تغییرات مقیاس و ادغام در فیلتر گابور نیز به صورت مقادیر تعیین شده در (۵) و (۶) در نظر گرفته شده است:

$$\text{Scale Range} = \{7-9:11-13:15-17:19-21:23-25:27-29:31-33:35-37\} \quad (5)$$

$$\text{Pool Range} = \{8:10:12:14:16:18:20:22\} \quad (6)$$

در هر باند ادغام، خروجی به دست آمده از واحد S1 با مقیاس‌ها و موقعیت‌های تقریباً متفاوت، به عنوان ورودی در واحد C1 در نظر گرفته می‌شود. پس به ازای هر باند بر روی مقیاسها و موقعیت‌های متفاوت ماکزیمم می‌گیریم. تعداد زیادی فیلتر گابور را می‌توان در نظر گرفت. اما در اینجا 16 فیلتر در 4 جهت را در نظر گرفتیم. واحدهای S1 در 16 مقیاس می‌باشند که در 8 فیلتر باند طبق جدول (۱) تنظیم شده‌اند. هر باند در S1 از اعمال فیلتر گابور در دو مقیاس مختلف حاصل می‌شود (به عنوان مثال در باند ۱، فیلتر گابور در دو مقیاس 7 و 9 و در چهار جهت مختلف اعمال می‌شود). هدف این است که در هر باند، مقیاسها را حذف نموده و فقط جهت‌ها را نگه داریم، که این هدف با استفاده از عمل ادغام در لایه C1 انجام می‌گیرد.

**لایه S2:** نرونهای این لایه، خروجی واحدهای C1 را ترکیب می‌کنند. نواحی مربعی متشکل از چهار واحد C1 که متعلق به یک فیلتر باند یکسان هستند، در یک آرایش 2x2 جهت ایجاد ورودی برای هر واحد S2 ایجاد می‌شوند. 256 نوع مختلف از واحدهای S2 در هر فیلتر باند وجود داشته که متناظر با 4<sup>4</sup> آزمایش ممکن از 4 واحد C1 و در 4 جهت مختلف می‌باشند.

**واحدهای پیچیده C:** این واحدها برای دستیابی به مقاومت در برابر تغییرات مختلف شی، عملگر MAX را روی ورودی‌هایشان اعمال می‌کنند. به این ترتیب که واحدهای پیچیده C، با استفاده از عملگر MAX، ورودی‌های همگرا را از واحدهای S دریافت کرده و با محرک‌هایی با جهات یکسان ولی در موقعیت‌ها و مقیاس‌های تقریباً متفاوت، تطبیق می‌دهند [۷]. در نتیجه، با استفاده از این واحدها، مقاومت در برابر تغییرات مختلف شی همچون مقیاس و انتقال ایجاد می‌شود.

چگونگی استخراج مشخصه‌های C2 با استفاده از الگوریتم HMAX به شرح زیر می‌باشد:

**لایه S1:** تصاویر ورودی پس از نرمالسازی، یک آرایه دو بعدی را تشکیل می‌دهند و سپس در روش HMAX استاندارد از طریق فیلتر  $G_{x,y}$  گوسین، طبق فرمول (۱) نمونه‌برداری می‌شوند [۱۲].

$$G(x,y) = \frac{(-x \cos \theta + y \sin \theta)^2}{\sigma^2 (\sigma^{2-1})} \times \exp\left(-\frac{(x \cos \theta + y \sin \theta)^2 + (-x \cos \theta + y \sin \theta)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

روش HMAX جدید از فیلتر گابور (فرمول ۲) بجای فیلتر گوسین جهت نمونه برداری استفاده می‌نماید [۱۲].

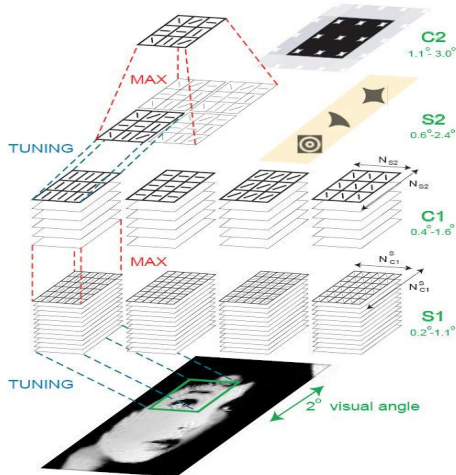
$$G(x,y) = \exp\left(-\frac{(x \cos \theta + y \sin \theta)^2 + y^2(-x \sin \theta + y \cos \theta)^2}{2\sigma^2}\right) \times \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda}(x \cos \theta + y \sin \theta)\right) \quad (2)$$

از فیلتر گابور به منظور شبیه‌سازی نورونهای V1 در مغز انسان استفاده می‌شود که این فیلتر با جهت‌ها و پهناهای متفاوت بر روی تصویر ورودی اعمال می‌گردد. هر کدام از این فیلترها بر روی یک لبه با پهنا و زاویه چرخش خاص در تصویر اعمال می‌شوند [۱۶]. در نتیجه اعمال فیلتر گابور در چهار جهت  $\theta$  بر روی تصویر با 16 مقیاس، یک نقشه

Table (1): The adjusted parameters of Gabor and Gaussian filters for implementation of HMAX model

جدول (۱): پارامترهای تنظیم شده فیلترهای گابور و گوسین برای پیاده سازی مدل HMAX

پهنای باند $\Sigma$	کلاس 1	کلاس 2	کلاس 3	کلاس 4	کلاس 5	کلاس 6	کلاس 7	کلاس 8
اندازه فیلتر (S)	7 & 9	11&13	15&17	19&21	23&25	27&29	31&33	35&37
پهنای باند موثر $\sigma$	2.8&3.6	4.5&5.4	6.3&7.3	8.2&9.2	10.2&11.3	12.3&13.4	14.6&15.8	17.0&18.2
طول موج $\lambda$	3.5&4.6	5.6&6.8	7.9&9.1	10.3&11.5	12.7&14.1	15.4&16.8	18.2&19.7	21.2&22.8
اندازه جدول $N^2$ (grid)	8	10	12	14	16	18	20	22
جهت $\theta$	$0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$							
اندازه patch های $n_i$	4x4 و 8x8 و 12x12 و 16x16 (4 جهت)							



شکل (۲): نمایی از مدل HMAX

Fig. (2): The schematic of HMAX model

به طور کلی، دسته‌بندی برای این هدف به کار می‌رود که ما قادر به یادگیری مرز تصمیم‌گیری، صرف‌نظر از چگونگی بردار مشخصه آن شویم [۱].

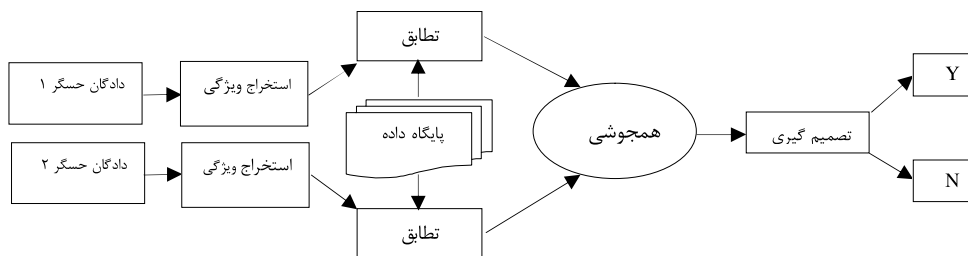
در طی همجوشی در سطح تصمیم‌گیری، هر بخش از سیستم چندگانه، امتیاز تطابق خود را به صورت جداگانه محاسبه نموده، سپس آنها را ترکیب می‌کند و در نهایت روی امتیازات همجوشی به دست آمده، تصمیم‌گیری را انجام می‌دهد.

- لایه C2: در این لایه از واحدهای S2 در تمامی جهتها و مقیاس‌ها ماکزیمم گرفته می‌شود. در نتیجه 256 واحد C2 به دست می‌آید که نسبت به تغییرات موقعیت و مقیاس مقاومت دارد. واحدهای خروجی سیستم HMAX، متناظر با ناحیه‌های بالاتر بینایی (ناحیه‌های V4 یا PIT) طراحی شده‌اند [۱۳]. شکل (۲) نمایی از مدل HMAX را نشان می‌دهد.

### ۳- همجوشی در بیومتریکیهای چندگانه

همجوشی در سیستمهای بیومتریکی چندگانه می‌تواند در چهار سطح اصلی اتفاق بیفتد: سطح حسگر، سطح استخراج مشخصه، سطح تطبیق امتیازات و سطح تصمیم‌گیری [۱].

داده خام توسط سنسور(ها) در همجوشی سطح حسگر ترکیب می‌شوند. به طور کلی زمانی از این مرحله استفاده می‌شود که چندین عامل از نمونه‌های رفتاری بیومتریکیهای مشابه را داشته باشیم و یا چندین نمونه از رفتارهای بیومتریکی یکسان را با استفاده از یک حسگر تکی به دست آورده باشیم. همجوشی در سطح استخراج مشخصه بدین صورت است که مشخصه‌های تصاویر توسط منابع مختلف استخراج می‌شوند و در تولید تصویر همجوشی، این مشخصه‌ها به هم چسبانده می‌شوند [۱]. همجوشی در سطح تطبیق امتیازات در مسئله تأیید هویت، از دو روش برای یکپارچه کردن امتیازات مختلف استفاده می‌نماید. روش اول تنظیم امتیازات، که به عنوان یک مسئله دسته‌بندی بیان شده و روش دیگر ترکیب آنهاست. در روش دسته‌بندی، یک بردار مشخصه با استفاده از تطبیق امتیازات خروجی که از امتیازات افراد ساخته شده، مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس این بردار مشخصه به داخل یکی از دو کلاس «پذیرش» (کاربر حقیقی) یا «رد کردن» (کاربر غیر حقیقی) دسته‌بندی می‌شود.



شکل (۳): بلوک دیاگرام همجوشی در سطح تطابق امتیاز

Fig. (3): The block diagram of fusion in the score matching level

#### ۴- نتایج و آزمایشات

برای ارزیابی سیستم پیشنهادی، از مجموعه دادگانی که شامل 880 تصویر مختلف از 40 نفر می باشد (با 22 تصویر از هر شخص)، استفاده شده است. به طور تصادفی تصاویر چهره، کف دست و گوش افراد را در یک دسته قرار دادیم تا مجموعه داده چندگانه را ایجاد نمائیم. هر دسته شامل 10 تصویر چهره، 6 تصویر کف دست و 6 تصویر گوش می باشد به طوری که به ترتیب 5، 3 و 3 تصویر اول هر گروه را به عنوان تصاویر آموزشی و بقیه را به عنوان تصاویر تست به کار بردیم. شکل (۴)، بلوک دیاگرامی از سیستم پیشنهادی را ارائه می کند. این سیستم مبتنی بر همجوشی ویژگیهای چهره، کف دست و گوش در سطح تطبیق امتیازات می باشد.

#### ۴-۱- تحلیل نتایج تک مدلی

جدول (۲) ضریب شناسایی چهره با به کارگیری فیلتر گابور در روش پیشنهادی را نشان می دهد. همانطور که در جدول مشخص شده است این الگوریتم برای کلاسهای 10، 30، 40 تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله ای (SVM K=1) و هسته RBF (SVM K=2) و طبقه بندی کننده نزدیک ترین K همسایگی (KNN) به کار گرفته شده است و طبق نتایج به دست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان SVM K=2 می باشد (نمودار ۱). البته قابل ذکر است که روش پیشنهادی با به کارگیری فیلتر گوسین نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج ضعیف تری نسبت به فیلتر گابور دست یافتیم (جدول ۳).

جدول (۴) ضریب شناسایی کف دست با به کارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی را نشان می دهد. همانطور که در جدول مشخص شده است این الگوریتم برای کلاسهای 10، 20، 30 و 40 تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله ای (SVM K=1) و هسته RBF (SVM K=2) و طبقه بندی کننده نزدیک ترین K همسایگی (KNN) به کار گرفته شده است و طبق نتایج به دست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان SVM K=2 می باشد (نمودار ۲). همچنین روش پیشنهادی با به کارگیری فیلتر گابور نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج ضعیف تری نسبت به فیلتر گوسین دست یافتیم (جدول ۵).

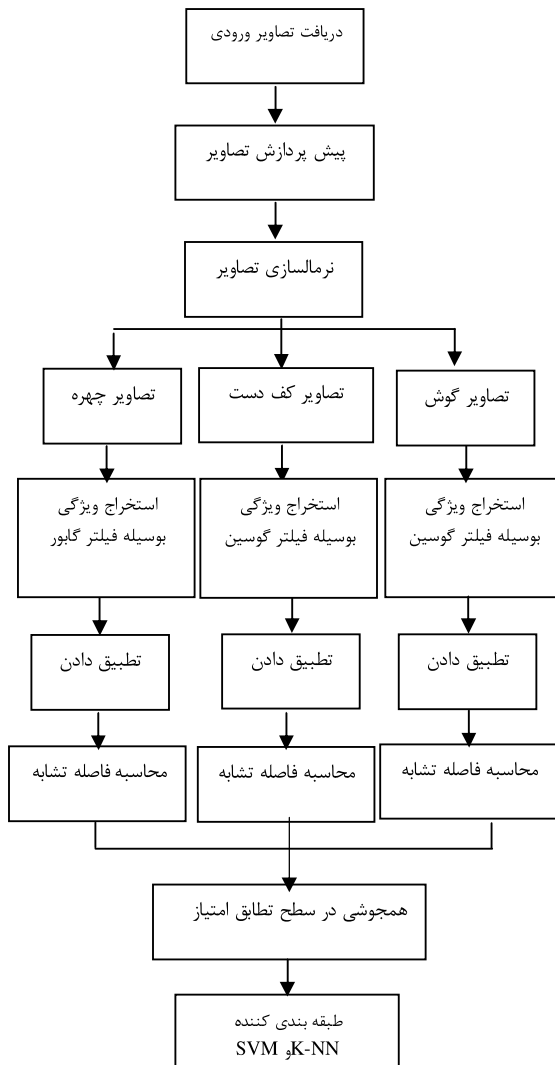
جدول (۶) ضریب شناسایی گوش با به کارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی را نشان می دهد. همانطور که در جدول مشخص شده است این الگوریتم برای کلاسهای 10، 20، 30 و 40 تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله ای (SVM K=1) و هسته RBF (SVM K=2) و طبقه بندی کننده نزدیک ترین K همسایگی (KNN) به کار گرفته شده است و طبق نتایج به دست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان SVM K=2 می باشد (نمودار ۳). همچنین روش پیشنهادی با به کارگیری فیلتر گابور نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج ضعیف تری نسبت به فیلتر گوسین دست یافتیم (جدول ۷).

#### ۴-۲- تحلیل نتایج چندمدلی

در اینجا از روش تطابق امتیاز برای همجوشی بیومتریکی بهره بردیم و بین فیلترهای استخراج ویژگی، هر کدام که پاسخ بهتری را داده است، انتخاب نمودیم. برای بیومتریک چهره فیلتر گابور و بیومتریک کف دست و گوش فیلتر گوسین به عنوان استخراج کننده ویژگی مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول (۸) ضریب شناسایی ترکیب بیومتریکی با طبقه بندی کننده های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و نزدیکترین همسایگی (KNN) را نشان می دهد.

در ادامه به عنوان معیار سنجش، روش پیشنهادی با روش PCA مورد مقایسه قرار گرفت که نتایج آن در جدول (۹) بیان شده است.



شکل (۴): بلوک دیاگرام سیستم پیشنهادی

Fig. (4): The block diagram of the proposed system

Table (4): The coefficient of identifying the palm using Gaussian filter in the proposed method

جدول (۴): ضریب شناسایی کف دست با به کارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	95	96.6	96.1
20	85.7	93.3	93
30	79	87.2	84.2
40	78.4	84.8	81

Table (5): The coefficient of identifying the palm using Gabor filter in the proposed method

جدول (۵): ضریب شناسایی کف دست با به کارگیری فیلتر گابور در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	88.2	93.3	93.1
20	84.6	92	91.8
30	76.7	83.8	83.8
40	74.2	80.5	78.7

Table (6): The coefficient of identifying ear using Gaussian filter in the proposed method

جدول (۶): ضریب شناسایی گوش با به کارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	90	94	94
20	85	92.5	92.5
30	76.6	86.3	83.3
40	75.7	82.6	81.2

Table (7): The coefficient of identifying ear using Gabor filter in the proposed method

جدول (۷): ضریب شناسایی گوش با به کارگیری فیلتر گابور در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	85	85	85
20	80	75	72.5
30	76.6	71.6	70
40	77.5	68.7	63.7

Table (8): The coefficient of identifying multipole biometric of face, ear and palm

جدول (۸): ضریب شناسایی بیومتریکهای چندگانه‌ی چهره، کف دست و گوش

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	99.1	100	100
20	96.	99.3	99.1
30	94.7	96.4	95
40	90.3	93.5	92



شکل (۵): نمونه‌ای از تصاویر چهره پایگاه داده ORL

Fig. (5): A sample of face pictures of the ORL database



شکل (۶): نمونه‌ای از تصاویر موجود در یک کلاس در پایگاه داده USTB

Fig. (6): A sample of existing pictures in a class of USTB database



شکل (۷): نمونه‌ای از تصاویر موجود در یک کلاس در پایگاه داده POLYU

Fig. (7): A sample of existing pictures in a class of POLYU database

Table (2): The coefficient of identifying the face using Gabor filter in the proposed method

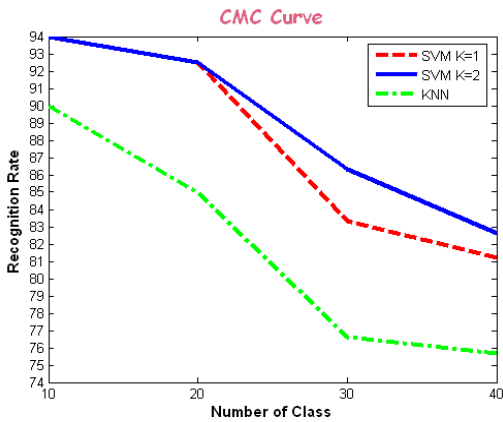
جدول (۲): ضریب شناسایی چهره با به کارگیری فیلتر گابور در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	95.2	96	94
20	90	94	93.6
30	88	92.1	92
40	81.5	88.3	87

Table (3): The coefficient of identifying the face using Gaussian filter

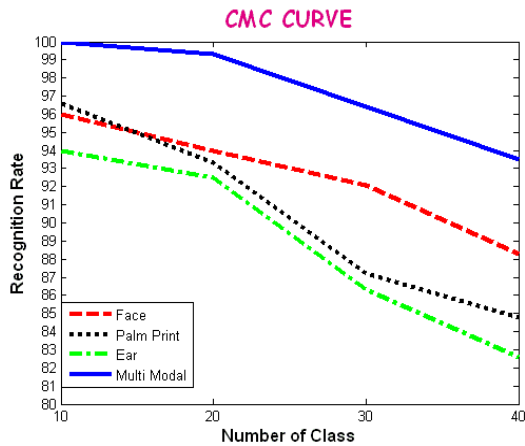
جدول (۳): ضریب شناسایی چهره با به کارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
10	88	88	86.2
20	78	85	83
30	76.6	81.4	80.7
40	71	76.5	74



نمودار (۳): درصد شناسایی افراد با به کارگیری فیلتر گاوسین در روش HMAX برای بیومتریک گوش

Graph (3): The percentage of identifying the individuals using Gaussian filter in the HMAX method for the biometric of ear



نمودار (۴): مقایسه بیومتریک تک مدلی و چندگانه

Graph (4): The comparison of single and the multi pole biometric models

### ۵- نتیجه گیری

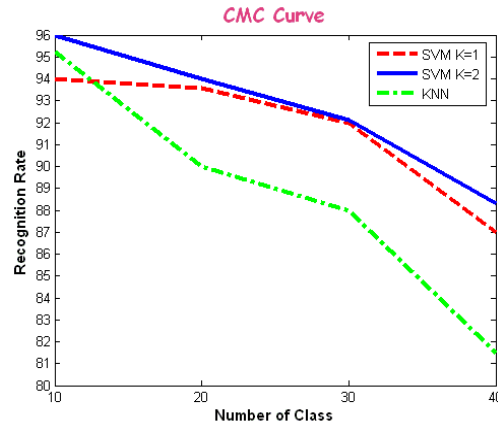
ما در این مقاله، ویژگیهای چهره، کف دست و گوش را ترکیب نمودیم و کارایی بیشتری را به دست آوردیم که امکان رسیدن به آن در حالت تک بیومتریکی ممکن نیست. در این تحقیق ما ابتدا روش موثری را برای استخراج ویژگی استفاده نمودیم. هر عضو از این مجموعه، ویژگیهای پیچیده‌ای است که به وسیله ترکیب لبه یاب‌هایی که نسبت به تغییرات جایجایی و مقیاس در جهت‌های مختلف مقاوم هستند، به دست آمده است. ما نشان دادیم که روش پیشنهادی ما نرخ شناسایی 100% را به دست آورده و این در مقایسه با نرخهای شناسایی چهره، کف دست و گوش که به ترتیب 96%، 96.6% و 94% بوده است، کارایی بالاتری را در تشخیص هویت نشان می‌دهد. همچنین روش پیشنهادی ما در مقابل روش استخراج ویژگی PCA هم کارایی بیشتری از خود نشان داده است. تکنیک‌های مختلفی مانند همجوشی و نرمالسازی روش پیشنهادی ما را دقیق‌تر و موثرتر نموده است.

Table (9): The coefficient of identifying the multiple biometric of face, ear and palm using PCA method

جدول (۹): ضریب شناسایی بیومتریکیهای چهره، کف دست و گوش با به

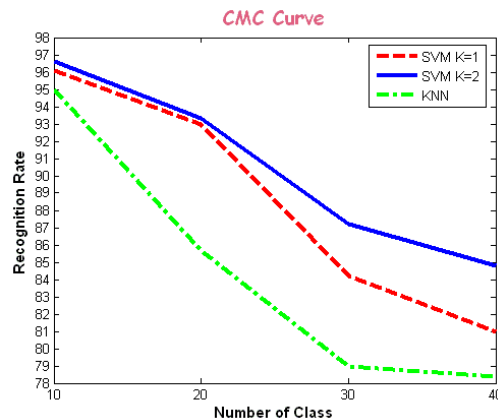
کارگیری روش PCA

بیومتریک	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=2	SVM کرنل=1
چهره	78.1	80	79.9
کف دست	88	94.3	94.2
گوش	86	92.2	91
بیومتریک چندگانه	94	95.7	95.2



نمودار (۱): درصد شناسایی افراد با به کارگیری فیلتر گابور در روش HMAX برای بیومتریک چهره

Graph (1): The percentage of identifying the individuals using Gabor filter in HMAX method for the face biometric



نمودار (۲): درصد شناسایی افراد با به کارگیری فیلتر گاوسین در روش HMAX برای بیومتریک کف دست

Graph (2): The percentage of identifying the individuals using Gaussian filter in the HMAX method for biometric of the palm

1- Dorsal Stream  
2- Ventral Stream  
3- Scale Range

4- Pool Range  
5- Posterior IT

### مراجع

- [1] A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", *IEEE Trans. on Circ. and Syst. for Video Tech.*, Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics, Vol.14, No.1, pp.4-20, Jan. 2007.
- [2] A.K. Jain, A. Ross, "Multi-biometric systems: special issue on multimodal interfaces that flex, adapt, and persist", *Communications of the ACM*, Vol.47, No.1, pp.34-40, 2004.
- [3] L. Hong, A. Jain, S. Pankanti. "Can Multi-biometrics Improve Performance? in *IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*", NJ, USA, pp.59-64, 1999.
- [4] D.J. Hurley, M.S. Nixon, J.N. Carter, "A new force field transform for ear and face recognition", *IEEE/ICIP*, pp.25-28, 2000.
- [5] B. Victor, K. Bowyer, S. Sarkar, "An evaluation of face and ear biometrics", *IEEE/ICPR*, Vol.1, pp.429-432, Aug. 2002.
- [6] K. Chang, K.W. Bowyer, S. Sarkar, B. Victor, "Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics", *IEEE Tran. on Patt. Anal. and Mach. Inte.*, 25(9), 1160-1165, 2003.
- [7] M. Riesenhuber, T. Poggio, "Hierarchical models of object recognition in cortex", *Nature Neuroscience*, Vol.2, pp.1019-1025, 1999.
- [8] N. Logothetis, J. Pauls, T. Poggio, "Shape representation in the Inferior temporal cortex of monkeys", *Curr. Biol* 5, pp.552-563, 1995.
- [9] A. Yu, M. Giese, T. Poggio, "Bio physiologically plausible implementations of the maximum operation", *Neur. Comp*, pp.2857-2881, 2002.
- [10] T. Serre, M. Riesenhuber, "Realistic modeling of simple and complex cell tuning in the HMAX model, and implications for invariant object recognition in cortex", *Technical Report CBCL*, pp.239-246, 2004.
- [11] T. Serre, L. Wolf, T. Poggio, "Object recognition with features inspired by visual cortex", *IEEE/CVPR*, San Diego, 2005.
- [12] D.H. Hubel, T. Wiesel., "Receptive fields and functional architecture in two nonstriate visual areas of the cat", *J.Neurophys*, Vol.28, pp.229-289, 1965.
- [13] T.J. Gawne, J.M. Martin, "Response of primate visual cortical V4 neurons to simultaneously presented stimuli", *J. of Neur.*, Vol.88. 1128-1135, 2002.
- [14] D.J. Felleman, D.C. Van Essen., "Distributed hierarchical processing in the primate cerebral cortex", *Cerebral Cortex* 1, pp.1-47, 1991.
- [15] K. Miller, "The prefrontal cortex and cognitive control", *Nat. Rev. Neurosci.* Vol.1 pp.59 - 65, 2000.
- [16] R. Brunelli, D. Falavigna, "Person identification using multiple cues", *IEEE Tran. on Patt. Anal. and Mach. Inte.*, Vol.17, pp.955-966, Oct. 1995.
- [17] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang, S.Z. Li, "Ordinal palm print representation for personal identification", *CVPR* 2005.
- [18] W.X. Li, D. Zhang, Z.Q. Xu, "Image alignment based on invariant features for palmprint identification", *Signal Proc.: Image Comm.*, Vol.18, pp.373-379, 2003.
- [19] N. Duta, A.K. Jain, K.Y. Mardia, "Matching of palm print", *Pattern recognition letters*, Vol.23, No.4, pp.477-485, 2002.
- [20] J. You, W. Li, Z. David, "Hierarchical palm print identification via multiple feature extraction", *Pattern recognition*, PR(35), No.4, pp.847-859, April 2002.
- [21] C. Grigorescu, N. Petcov, M.A. Westenberg, "Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition", *IEEE Tran. on Image Proc.*, Vol.12, No.7, pp.729-739, 2003.