

تعیین هویت مقاوم مبتنی بر ویژگیهای مستخرج از مسیر بطنی بینایی

زهره یعقوبی - مرتضی الیاسی - اردلان الیاسی

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

خلاصه: شناسایی اشخاص مبتنی بر بیومتریکیها بعنوان یک روش موثر برای شناسایی اتوماتیک با ضریب اطمینان بالا مد نظر قرار گرفته است. سیستمهای بیومتریکی چندگانه تصاویر دریافتی از سنسورهای مختلف را ترکیب می‌نمایند و در مقابل سیستمهای بیومتریکی 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 بکار 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، بکار گرفته شده است. در مرحله همجوشی از تطبیق امتیازات استفاده شده است. نتایج آزمایشی برای مجموعه داده چهره ORL درصد شناسایی ۹۶٪، برای مجموعه داده کف دست POLYU درصد شناسایی ۹۶٪ و برای مجموعه داده گوش USTB درصد شناسایی ۹۴٪ را نشان داده است. همچنین نرخ دقت ۱۰۰٪ روی مجموعه داده ترکیبی چهره، کف دست و گوش بدست آمده است.

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

۱- مقدمه

سیستمهای بیومتریکی چندگانه‌ی مبتنی بر چندین مشخصه بیومتریکی، بیشتر نسبت به نويز مقاوم هستند، دقت تطابق را بهبود می‌بخشند و حفاظت معقول در برابر هکرها را فراهم می‌نمایند. از اینرو توسعه سیستمهای بیومتریکی مبتنی بر چندین مشخصه بیومتریکی توجه محققان بیشتری را به خود جلب کرده است [۳]. در سیستمهای بیومتریکی که از چندین مشخصه بیومتریکی 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.

بیومتریکیهای چهره، کف دست و گوش مشخصه‌های منحصر به فردی دارند که آنها را برای کاربردهای بیومتریکی مناسب می‌سازد. روشهای مختلفی از این بیومتریکیها استفاده نمودند و ثابت کردند که آنها مقاوم و نسبتاً دقیق هستند.

Hurley اولین شخصی بود که یک روش برای بیومتریکیهای 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 بیومتریکی چهره

سیستمهای بیومتریکی 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، غیر عمومیت داشتن، عدم تمایز خصیصه‌های بیومتریکی، نرخ خطای غیر قابل پذیرش و حملات هکرها تحت تاثیر قرار می‌گیرند [۲]. سیستمهای بیومتریکی چندگانه به کمک ترکیب تصاویر دریافتی از منابع مختلف، بر بعضی از این مسائل فائق آمدند [۳]. این منابع ممکن است سنسورهای چندگانه برای بیومتریکی یکسان (سنسورهای که اثر انگشت را حس و عکسبرداری می‌نمایند)، نمونه‌های چندگانه از بیومتریکی مشابه (تصویر چهره از یک شخص که تحت شرایط مختلف نور و موقعیت بدست آمده)، نمایش چندگانه و الگوریتمهای تطبیق دهنده برای بیومتریکی یکسان (تطبیق دادن چندین اثر انگشت مشابه با روشهای آنالیز مولفه اصلی (PCA) و آنالیز تفکیک کننده خطی (LDA))، چندین نمونه از بیومتریکی یکسان تصاویر چشم چپ و چشم راست، مشخصه‌های بیومتریکیهای چندگانه (نظیر چهره، اثر انگشت و چشم) می‌باشند.

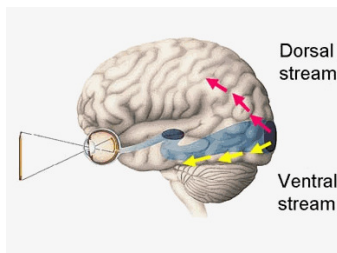
ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایگی جهت دسته بندی مشخصه‌های بدست آمده از روش HMAX در بخش ۴ بیان شده، همچنین در این بخش نتایج بدست آمده بر روی ترکیب بیومتریکیهای مذکور بررسی شده است و در نهایت در بخش ۵ نتیجه گیری و جمع بندی مقاله مطرح شده است.

۲- روش استخراج مشخصه

۱-۲ ساختار تشخیص اشیا در قشر بینایی

از آنجاییکه انسانها کارایی بسیار بالایی در شناسایی اشیا 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^۱ و مسیر بطنی^۲ 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، خصوصاتی 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.

۲-۲ استخراج مشخصه‌های C2

مدل HMAX یکی از روشهایی است که سیستم بینایی مغز انسان را مدل می‌کند و ما از آن بعنوان 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

نسبت به بیومتریک 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 بیومتریک گوش بیشتر است. و همچنین عنوان نمود که بیومتریکیهای چندگانه بهتر از بیومتریکیهای تکی عمل می‌نمایند.

اثر کف دست به عنوان یک بیومتریک منحصر به 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 نروفیزیولوژی، 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 اشیا نموده‌اند. با مطالعه نروفیزیولوژیکی 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، 92×112 پیکسل، تصاویر کف دست مجموعه داده POLYU، 420×380 و تصاویر گوش مجموعه داده USTB، 80×150 پیکسل دارند. ابتدا ما تمامی تصاویر را نرمالیزه نمودیم و سپس تصاویر چهره را به 48×48 پیکسل، تصاویر کف دست را به 380×380 و تصاویر گوش را به 80×80 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 بدست آمده از روش HMAX نسبت به تغییرات چرخش، اندازه و مقیاس مقاوم می‌باشد [۸].

در مرحله بعد ویژگیهای بدست آمده را با دو طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایگی دسته‌بندی نمودیم. در نهایت همجوشی، روی امتیازات تطابق بدست 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 بیومتریک در بخش ۳ بررسی شده است. نتایج بدست آمده از طبقه بندی کننده‌های

فیلتر گابور در چهار جهت θ بر روی تصویر با ۱۶ مقیاس، یک نقشه از $16 \times 4 = 64$ از $(S1)^\theta$ در ۸ باند، ایجاد می‌گردد. جدول (۱) پارامترهای تنظیم شده برای پیاده‌سازی این فیلتر را نشان می‌دهد [۸، ۱۰].

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 [۹، ۱۱]. این عملگر به طور همزمان در حالیکه از همپوشانی جلوگیری می‌کند، مقاومت در برابر تغییرات موقعیت و مقیاس در لایه‌های $S1$ و $C1$ را نیز افزایش می‌دهد. محدوده مقیاس^۳ و ادغام^۴ 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 بصورت 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 بدست 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 ۱۶ فیلتر در ۴ جهت را در نظر گرفتیم. واحدهای $S1$ در ۱۶ مقیاس می‌باشند که در ۸ 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 ۷ و ۹ 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 2×2 جهت ایجاد ورودی برای هر واحد $S2$ ایجاد می‌شوند. ۲۵۶ نوع مختلف از واحدهای $S2$ در هر فیلتر باند وجود داشته که متناظر با 4^4 آزمایش ممکن از ۴ واحد $C1$ و در ۴ جهت مختلف می‌باشند.

مشخصه‌های تصویر، تنها بردار مشخصه $C2$ آنها را محاسبه نموده و از آنها برای بازشناسی بهره می‌جوئیم. این بردارها نسبت به تغییرات اندازه و مقیاس مقاوم می‌باشند.

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

واحدهای ساده S: این واحدها، به منظور ایجاد بهترین خصوصیت شی، عمل ادغام را اعمال می‌کنند. یعنی آنها ورودی‌های همگرا را از واحدهایی که همچون شبکه‌ی سازمان‌یافته‌اند، دریافت کرده و با انواع محرک‌های هدف، تطبیق می‌دهند؛ این ورودی‌ها با استفاده از یکسری توابع خاص ترکیب می‌شوند. در نتیجه، خاصیت به‌گزینی و پیچیدگی محرک‌های هدف در شی، افزایش می‌یابد. نورون‌ها، با یک تابع تطبیق‌دهنده (که ما در اینجا تابع گابور و تابع گوسین را معرفی می‌کنیم)، در سراسر قشر بینایی قرار گرفته‌اند [۷]. از نظر محاسباتی، مدل‌های تطبیق‌دهنده‌ای مثل گوسین و گابور ممکن است در قابلیت تممیم قشر بینایی، نقش کلیدی داشته باشند و همچنین یادگیری قدرتمندتری را ایجاد نمایند.

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 پیچیده‌ی C ، با استفاده از عملگر MAX، ورودی‌های همگرا را از واحدهای S دریافت کرده و با محرک‌هایی با جهات‌های 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].

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

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

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

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

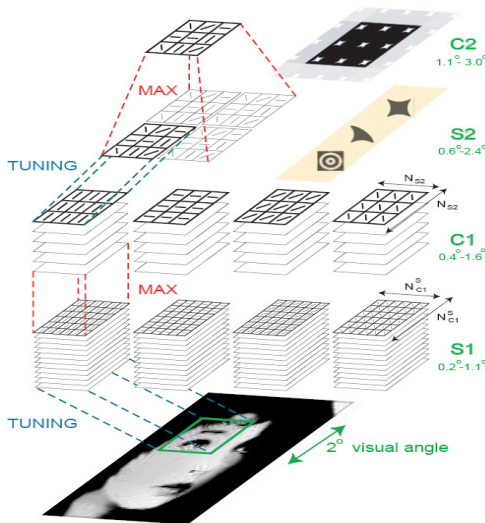
$$\times \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda}(x \cos \theta + y \sin \theta)\right) \quad (2)$$

از فیلتر گابور به منظور شبیه‌سازی نورونهای VI 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

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

پهنای باند Σ	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	کلاس ۴	کلاس ۵	کلاس ۶	کلاس ۷	کلاس ۸
اندازه فیلتر (S)	۷ & ۹	۱۱ & ۱۳	۱۵ & ۱۷	۱۹ & ۲۱	۲۳ & ۲۵	۲۷ & ۲۹	۳۱ & ۳۳	۳۵ & ۳۷
پهنای باند موثر σ	۲/۸ & ۳/۶	۴/۵ & ۵/۴	۶/۳ & ۷/۳	۸/۲ & ۹/۲	۱۰/۲ & ۱۱/۳	۱۲/۳ & ۱۳/۴	۱۴/۶ & ۱۵/۸	۱۷/۰ & ۱۸/۲
طول موج λ	۳/۵ & ۴/۶	۵/۶ & ۶/۸	۷/۹ & ۹/۱	۱۰/۳ & ۱۱/۵	۱۲/۷ & ۱۴/۱	۱۵/۴ & ۱۶/۸	۱۸/۲ & ۱۹/۷	۲۱/۲ & ۲۲/۸
اندازه جدول (grid) N^2	۸	۱۰	۱۲	۱۴	۱۶	۱۸	۲۰	۲۲
جهت θ	۰، $\pi/۴$ ، $\pi/۲$ ، $۳\pi/۴$							
اندازه patchهای n_i	۴×۴ و ۸×۸ و ۱۲×۱۲ و ۱۶×۱۶ (۴ جهت)							

دو کلاس «پذیرش» (کاربر حقیقی) یا «رد کردن» (کاربر غیر حقیقی) دسته بندی می شود.



شکل (۲): نمایی از مدل HMAX

بطور کلی، دسته بندی برای این هدف بکار می رود که ما قادر به یادگیری رمز تصمیم گیری، صرف نظر از چگونگی بردار مشخصه آن شویم [۱].

در طی همجوشی در سطح تصمیم گیری، هر بخش از سیستم چندگانه، امتیاز تطابق خود را بصورت جداگانه محاسبه نموده، سپس آنها را ترکیب می کند و در نهایت روی امتیازات همجوشی بدست آمده، تصمیم گیری را انجام می دهد.

- لایه C2: در این لایه از واحدهای S2 در تمامی جهت ها و مقیاس ها ماکزیمم گرفته می شود. در نتیجه ۲۵۶ واحد C2 بدست می آید که نسبت به تغییرات موقعیت و مقیاس مقاومند. واحدهای خروجی سیستم HMAX، مناظر با ناحیه های بالاتر بینایی (ناحیه های V4 یا PIT^۲) طراحی شده اند [۱۳]. شکل (۲) نمایی از مدل HMAX را نشان می دهد.

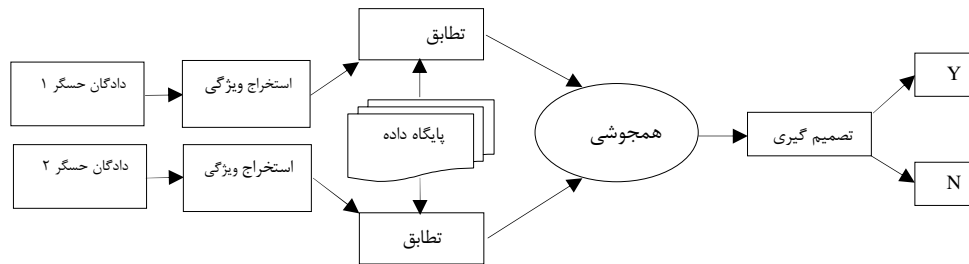
۳- همجوشی در بیومتریکیهای چندگانه

همجوشی در سیستمهای بیومتریکی چندگانه می تواند در چهار سطح اصلی اتفاق بیفتد: سطح حسگر، سطح استخراج مشخصه، سطح تطبیق امتیازات و سطح تصمیم گیری [۱].

داده خام توسط سنسور(ها) در همجوشی سطح حسگر ترکیب می شوند. بطور کلی زمانی از این مرحله استفاده می شود که چندین عامل از نمونه های رفتاری بیومتریکیهای مشابه را داشته باشیم و یا چندین نمونه از رفتارهای بیومتریکی یکسان را با استفاده از یک حسگر تکی بدست آورده باشیم.

همجوشی در سطح استخراج مشخصه بدین صورت است که مشخصه های تصاویر توسط منابع مختلف استخراج می شوند و در تولید تصویر همجوشی، این مشخصه ها بهم چسبانده می شوند [۱].

همجوشی در سطح تطبیق امتیازات در مسئله تأیید هویت، از دو روش برای یکپارچه کردن امتیازات مختلف استفاده می نماید. روش اول تنظیم امتیازات، که به عنوان یک مسئله دسته بندی بیان شده و روش دیگر ترکیب آنهاست. در روش دسته بندی، یک بردار مشخصه با استفاده از تطبیق امتیازات خروجی که از امتیازات افراد ساخته شده، مورد استفاده قرار می گیرد. سپس این بردار مشخصه به داخل یکی از



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

۴- نتایج و آزمایشات

برای ارزیابی سیستم پیشنهادی، از مجموعه دادگانی که شامل ۸۸۰ تصویر مختلف از ۴۰ نفر می‌باشد (با ۲۲ تصویر از هر شخص)، انجام شده است. بطور تصادفی تصاویر چهره، کف دست و گوش افراد را در یک دسته قرار دادیم تا مجموعه داده چندگانه را ایجاد نمائیم. هر دسته شامل ۱۰ تصویر چهره، ۶ تصویر کف دست و ۶ تصویر گوش می‌باشد بطوریکه به ترتیب ۵، ۳ و ۳ تصویر اول هر گروه را به عنوان تصاویر آموزشی و بقیه را به عنوان تصاویر تست بکار بردیم. شکل (۴)، بلوک دیاگرامی از سیستم پیشنهادی را ارائه می‌کند. این سیستم مبتنی بر همجوشی ویژگیهای چهره، کف دست و گوش در سطح تطبیق امتیازات می‌باشد.

۴-۱ تحلیل نتایج تک مدلی

جدول (۲) ضریب شناسایی چهره با بکارگیری فیلتر گابور در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد، همانطور که در جدول مشخص شده است. این الگوریتم برای کلاسهای ۱۰، ۳۰، ۲۰ و ۴۰ تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله‌ای ($SVM K=1$) و هسته $RBF (SVM K=2)$ و طبقه بندی کننده نزدیک‌ترین K همسایگی (KNN) بکار گرفته شده است و طبق نتایج بدست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان $SVM K=2$ می‌باشد (نمودار ۱). البته قابل ذکر است که روش پیشنهادی با بکارگیری فیلتر گوسین نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج ضعیف‌تری نسبت به فیلتر گابور دست یافتیم (جدول ۳).

جدول (۴) ضریب شناسایی کف دست با بکارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. همانطور که در جدول مشخص شده است این الگوریتم برای کلاسهای ۱۰، ۳۰، ۲۰ و ۴۰ تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله‌ای ($SVM K=1$) و هسته $RBF (SVM K=2)$ و طبقه بندی کننده نزدیک‌ترین K همسایگی (KNN) بکار گرفته شده است و طبق نتایج بدست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان $SVM K=2$ می‌باشد (نمودار ۲). همچنین روش پیشنهادی با بکارگیری فیلتر گابور نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج ضعیف‌تری نسبت به فیلتر گوسین دست یافتیم (جدول ۵).

جدول (۶) ضریب شناسایی گوش با بکارگیری فیلتر گوسین در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. همانطور که در جدول مشخص شده است این الگوریتم برای کلاسهای ۱۰، ۳۰، ۲۰ و ۴۰ تایی تکرار شده است. طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان با هسته چند جمله‌ای ($SVM K=1$) و هسته $RBF (SVM K=2)$ و طبقه بندی کننده نزدیک‌ترین K همسایگی (KNN) بکار گرفته شده است و طبق نتایج بدست آمده، بهترین پاسخ متعلق به طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان $SVM K=2$ می‌باشد (نمودار ۳). همچنین روش پیشنهادی با بکارگیری فیلتر گابور نیز مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج

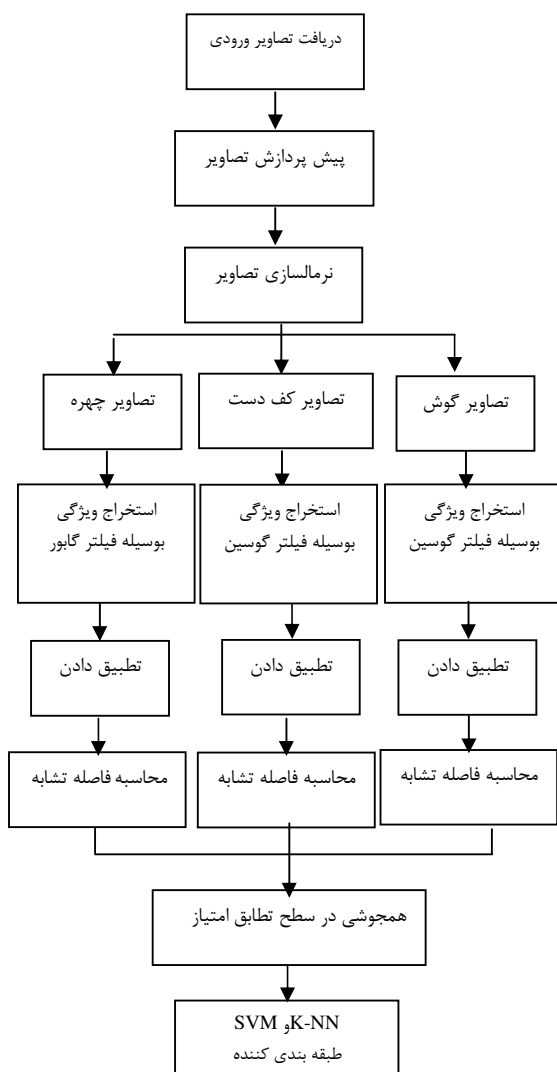
ضعیف‌تری نسبت به فیلتر گوسین دست یافتیم (جدول ۷).

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 کننده‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و نزدیکترین همسایگی (KNN) را نشان می‌دهد.

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

جدول (۵): ضریب شناسایی کف دست با بکارگیری فیلتر گابور

در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۸۸/۲	۹۳/۳	۹۳/۱
۲۰	۸۴/۶	۹۲	۹۱/۸
۳۰	۷۶/۷	۸۳/۸	۸۳/۸
۴۰	۷۴/۲	۸۰/۵	۷۸/۷

جدول (۶): ضریب شناسایی گوش با بکارگیری فیلتر گوسین

در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۹۰	۹۴	۹۴
۲۰	۸۵	۹۲/۵	۹۲/۵
۳۰	۷۶/۶	۸۶/۳	۸۳/۳
۴۰	۷۵/۷	۸۲/۶	۸۱/۲

جدول (۷): ضریب شناسایی گوش با بکارگیری فیلتر گابور

در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۸۵	۸۵	۸۵
۲۰	۸۰	۷۵	۷۲/۵
۳۰	۷۶/۶	۷۱/۶	۷۰
۴۰	۷۷/۵	۶۸/۷	۶۳/۷

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

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۹۹/۱	۱۰۰	۱۰۰
۲۰	۹۶/۱	۹۹/۳	۹۹/۱
۳۰	۹۴/۷	۹۶/۴	۹۵
۴۰	۹۰/۳	۹۳/۵	۹۲

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

بکارگیری روش PCA

بیومتریک	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
چهره	۷۸/۱	۸۰	۷۹/۹
کف دست	۸۸	۹۴/۳	۹۴/۲
گوش	۸۶	۹۲/۲	۹۱
بیومتریک چندگانه	۹۴	۹۵/۷	۹۵/۲



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



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



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

جدول (۲): ضریب شناسایی چهره با بکارگیری فیلتر گابور

در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۹۵/۲	۹۶	۹۴
۲۰	۹۰	۹۴	۹۳/۶
۳۰	۸۸	۹۲/۱	۹۲
۴۰	۸۱/۵	۸۸/۳	۸۷

جدول (۳): ضریب شناسایی چهره با بکارگیری فیلتر گوسین

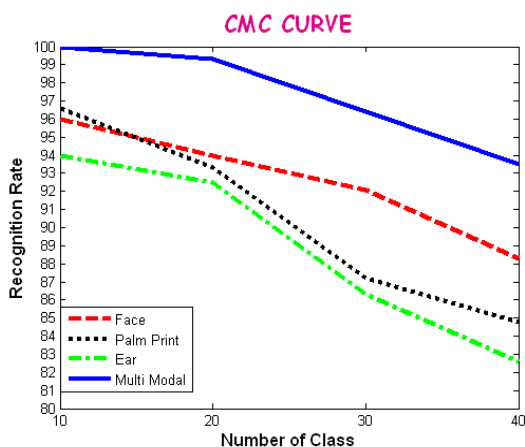
در روش پیشنهادی

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۸۸	۸۸	۸۶/۲
۲۰	۷۸	۸۵	۸۳
۳۰	۷۶/۶	۸۱/۴	۸۰/۷
۴۰	۷۱	۷۶/۵	۷۴

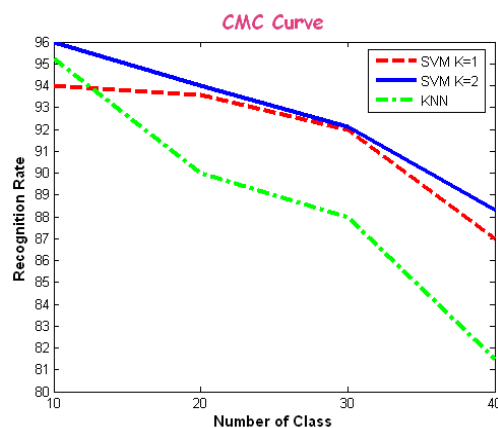
جدول (۴): ضریب شناسایی کف دست با بکارگیری فیلتر گوسین

در روش پیشنهادی.

تعداد کلاسها	دسته بندی کننده KNN	SVM کرنل=۲	SVM کرنل=۱
۱۰	۹۵	۹۶/۶	۹۶/۱
۲۰	۸۵/۷	۹۳/۳	۹۳
۳۰	۷۹	۸۷/۲	۸۴/۲
۴۰	۷۸/۴	۸۴/۸	۸۱



نمودار (۴): مقایسه بیومتریک تک مدلی و چندگانه



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

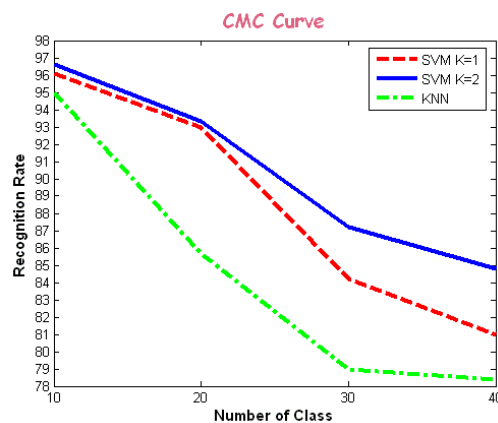
۵- نتیجه گیری

ما در این مقاله، ویژگیهای چهره، کف دست و گوش را ترکیب نمودیم و کارایی بیشتری را بدست آوردیم که امکان رسیدن به آن در حالت تک بیومتریکی ممکن نیست.

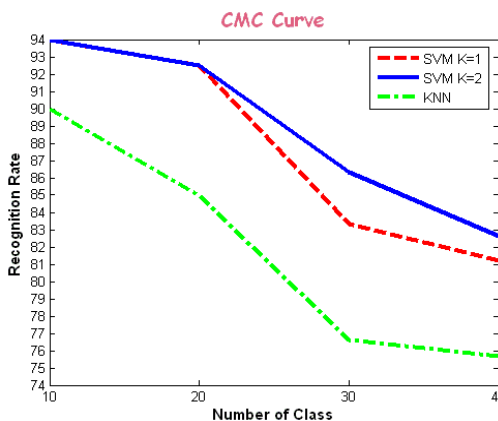
در این تحقیق ما ابتدا روش موثری را برای استخراج ویژگی استفاده نمودیم، هر عضو از این مجموعه، ویژگیهای پیچیده‌ای است که به وسیله ترکیب لبه پاب‌هایی که نسبت به تغییرات جابجایی و مقیاس در جهت‌های مختلف مقاوم هستند، بدست آمده است. ما نشان دادیم که روش پیشنهادی ما نرخ شناسایی ۱۰۰٪ را بدست آورده و این در مقایسه با نرخهای شناسایی چهره، کف دست و گوش که به ترتیب ۹۶٪، ۹۶٪/۶ و ۹۴٪ 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.

پی‌نوشت:

- 1- Dorsal Stream
- 2- Ventral Stream
- 3- Scale Range
- 4- Pool Range
- 5- Posterior IT



نمودار (۲): درصد شناسایی افراد با بکارگیری فیلتر گوسین در روش HMAX برای بیومتریک کف دست



نمودار (۳): درصد شناسایی افراد با بکارگیری فیلتر گوسین در روش HMAX برای بیومتریک گوش

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", Jou. 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.

رزومه



زهره یعقوبی کفشگری مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوترگرایش نرم افزار از دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری در سال ۱۳۸۳ و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوترگرایش هوش مصنوعی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین در سال ۱۳۸۸ اخذ نموده است. در حال حاضر به عنوان هیات علمی تمام وقت گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی واحد قائمشهر مشغول به تدریس می‌باشد. زمینه علاقمندی ایشان پردازش تصویر، تشخیص هویت، شناسایی الگو، شبکه عصبی، تشخیص حروف می‌باشد.



مرتضی الیاسی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوترگرایش سخت افزار از دانشگاه شاهد تهران در سال ۱۳۸۱ و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوترگرایش معماری کامپیوتر از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران در سال ۱۳۸۴ اخذ نموده است. در حال حاضر دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر گرایش معماری کامپیوتر در دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران و به عنوان هیات علمی تمام وقت گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی واحد قائمشهر (از سال ۱۳۸۴ تاکنون) مشغول به تدریس می‌باشد. زمینه علاقمندی ایشان پردازش تصویر، تشخیص هویت، پردازش صوت (تشخیص سکوت) و همجواری می‌باشد.



اردلان الیاسی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۷۸ و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب در سال ۱۳۸۴ اخذ نموده است. در حال حاضر به عنوان هیات علمی تمام وقت گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی واحد قائمشهر (از سال ۱۳۸۴ تاکنون) مشغول به تدریس می‌باشد. زمینه علاقمندی ایشان پردازش تصویر، شبکه و واترمارکینگ می‌باشد.