

مروری بر سیستم‌های مالتی بیومتریک با رویکرد تلفیق در سطح ویژگی

محمدعلی دوستاری، استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه شاهد تهران

(doostari@shahed.ac.ir)

محمد مهدی نقیبی فرزقی، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه شاهد تهران

(m.naghbi@shahed.ac.ir)

محمدحسن صفوی پور، دانشجوی دکتری، دانشگاه شاهد تهران

(safavi3805@gmail.com)

چکیده

سیستم‌های بیومتریک به منظور شناسایی و احراز هویت افراد بوسیله مشخصات فیزیکی یا رفتاری قابل اندازه‌گیری انسان، در حوزه‌های مختلف از جمله تجاری، نظامی و امنیت ملی مورد استفاده قرار می‌گیرند. طراحی سیستم امنیتی با استفاده از یک منبع بیومتریک، دارای معایبی از جمله نویز در داده‌های اولیه، تفاوت‌های درون کلاسی، شباهت‌های برون کلاسی، حملات جعل هویت و عدم جهانشمولی است. بسیاری از این مشکلات می‌تواند بوسیله سیستم‌های مالتی بیومتریک که با تلفیق چند منبع بیومتریک طراحی می‌شوند حل شود. تلفیق اطلاعات می‌تواند در سطح سنسور، سطح ویژگی، سطح امتیاز و سطح تصمیم انجام شود. تلفیق در سطح ویژگی نسبت به سطوح دیگر با توجه به غنای اطلاعاتی بردارهای ویژگی، برای افزایش دقت سیستم مفیدتر است. لیکن بدلیل سهولت تلفیق در سطوح امتیاز و تصمیم، اکثر پژوهش‌ها به سمت تلفیق در سطح امتیاز یا تصمیم متمایل هستند. در این مقاله با بررسی جامع پژوهش‌های گذشته در حوزه بیومتریک، عمده روش‌های تلفیق در سطح ویژگی را تشریح و نقاط ضعف و قوت هر کدام را بیان خواهیم کرد. با توجه به مدنظر بودن دقت سیستم به عنوان معیار اصلی، سعی خواهد شد مرور مقالات بصورت سیستماتیک انجام شود. در پایان به بحث و بررسی مقالات و بیان نتایج خواهیم پرداخت. بخش نتیجه‌گیری، براساس تحلیل‌های آماری تئوری و نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش‌های تلفیق در سطح ویژگی بر روی دو بیومتریک اثرانگشت و عنبیه انجام می‌شود.

کلیدواژه‌ها: احراز هویت، بیومتریک، مالتی مدال، تلفیق اطلاعات، شناسایی افراد، سطوح تلفیق



۱- مقدمه

به دانش شناسایی افراد براساس خصوصیت‌های فیزیکی، فیزیولوژیکی و رفتاری انسان که قابل اندازه‌گیری باشند بیومتریک^۱ گفته می‌شود (Dantcheva et al., 2016, p. 1). یک خصوصیت بیومتریک باید منحصر به فرد^۲ باشد و بین افراد مختلف تمایز ایجاد کند. همچنین در تمام طول عمر یا یک دوره زمانی طولانی، ثابت و بدون تغییر باقی بماند (Hong & Jain, 1998, p. 1295). احراز هویت از طریق بیومتریک به عنوان یک روش شناسایی و کنترل دسترسی در علوم کامپیوتر استفاده می‌شود (Torres, Nogueira, & Pujolle, 2013, p. 800). یک سیستم بیومتریک با استفاده از ویژگی استخراج شده از خصوصیات افراد و مقایسه آن با الگوی ذخیره شده در دیتابیس کار شناسایی را انجام می‌دهد (Ortega-Garcia et al., 2004, p. 51). بنابراین یک سیستم بیومتریک بطور کلی یک سیستم شناسایی الگو است که باید دارای ۵ ماژول از جمله سنسور، ماژول استخراج ویژگی، دیتابیس، ماژول تطبیق‌دهنده^۳ و ماژول تصمیم‌گیر باشد (Jain et al., 2004, p. 6).

استفاده از سیستم‌های بیومتریک در کاربردهای مختلف، دلیل بر بی‌نقص بودن آنها نیست (Jain et al., 2016, p. 95). این سیستم‌ها ممکن است بدلیل نویز در داده‌های اولیه، تفاوت‌های درون کلاسی، شباهت‌های بین کلاسی، عدم جهانشمول بودن و حملات جعل هویت برای برخی از کاربردها بدرستی عمل نکنند (Ross & Poh, 2009, p. 274). یک سیستم مالتی بیومتریک^۴ همانگونه که از نام آن پیداست، با تلفیق اطلاعات دو یا چند سیستم بیومتریک، می‌تواند بسیاری از این مشکلات را رفع کند.

جریان داده در یک سیستم بیومتریک از سنسور تا تصمیم‌گیر باعث تغییر شکل اطلاعات می‌شود (Jain et al., 2011, p. 224). در ابتدا اطلاعات بصورت داده خام یعنی تصاویر یا سیگنال‌های اندازه‌گیری شده بوسیله سنسور است. سپس با استخراج ویژگی‌های داده خام معمولاً علاوه بر کاهش حجم و ابعاد، اطلاعات متمایزکننده آن استخراج می‌شود. در مرحله بعد پس از مقایسه بردار ویژگی با الگوهای موجود در دیتابیس، اطلاعات تبدیل به امتیاز شده و نهایتاً ماژول تصمیم‌گیر اطلاعات را به یک تصمیم تبدیل می‌کند. واضح است که برای طراحی یک سیستم مالتی بیومتریک باید در یکی از این حالات، اطلاعات دو سیستم را با هم تلفیق کنیم. در نتیجه ۴ سطح برای تلفیق داریم که سطح سنسور، سطح ویژگی، سطح امتیاز و سطح تصمیم هستند (Conti et al., 2010, p. 386).

هدف نویسندگان این مقاله، در ابتدا بررسی پژوهش‌های انجام شده برای طراحی سیستم‌های مولتی بیومتریک با رویکرد تلفیق در سطح ویژگی و سپس ارائه روشی کارآمد برای بهبود روش‌های قبلی است. برای این منظور ابتدا پژوهش‌های مرتبط با تلفیق سطح ویژگی را بررسی و روش‌های تئوری آنها را تحلیل نمودیم. سپس با پیاده‌سازی این روش‌ها و مقایسه نتایج آنها، درستی تحلیل‌های تئوری را آزمودیم. خلاصه بررسی‌های تئوری و عملی ما در ادامه بیان خواهد شد. در بخش دوم مقاله، سطوح مختلف تلفیق، معایب و مزایای هر کدام شرح

¹ biometric

² uniqueness

³ matcher

⁴ multibiometric

داده می‌شود. دلایل انتخاب سطح ویژگی برای تلفیق، در بخش سوم بیان شده و سپس همزمان با تشریح روش‌های مختلف تلفیق در سطح ویژگی، پژوهش‌های انجام شده در این زمینه مرور خواهد شد. نهایتاً در بخش چهارم به تحلیل پژوهش‌های انجام شده و بیان اشکالات هر کدام و پیشنهادات برای کارهای آینده خواهیم پرداخت.

۲- سطوح تلفیق

مهمترین مسئله در طراحی یک سیستم مالتی بیومتریک تعیین اطلاعاتی است که باید با هم تلفیق شوند. با توجه به حجم اطلاعات در هر سطح بطور کلی می‌توان سطوح تلفیق را به دو دسته تقسیم کرد: تلفیق پیش از تطبیق^۱ و تلفیق پس از تطبیق (Jain et al., 2005, p. 2271). این دسته‌بندی به دو نکته اشاره دارد اول اینکه پس از تطبیق عملاً کار با داده‌های بیومتریک به پایان رسیده و بدنبال تنظیم پارامترهای تصمیم‌گیری از جمله تعیین حد آستانه^۲ برای بهترین طبقه‌بندی هستیم. دوم اینکه تلفیق پس از تطبیق فقط می‌تواند در فاز شناسایی اتفاق بیفتد و نه در فاز ثبت‌نام. در نتیجه اگر بدلیل انتخاب نادرست سنسور یا نوع ویژگی استخراج شده، باعث ورود نویز به داده‌ها شویم امکان حذف نویز در مراحل پس از تطبیق وجود ندارد.

۲-۱- تلفیق در سطح سنسور

اگرچه داده‌های خام که بوسیله سنسور اندازه‌گیری شده‌اند شامل نویز هستند اما تلفیق این داده‌ها ممکن است باعث افزایش اطلاعات مفید و مورد نیاز برای مراحل بعدی شناسایی شود. تلفیق داده‌های خام در دو حالت ممکن است انجام شود. اول تلفیق داده‌های بدست آمده از یک نمونه که بوسیله دو یا چند سنسور مختلف بدست آمده‌اند مثلاً برای ساختن مدل سه‌بعدی چهره می‌توان از تصاویر ضبط شده بوسیله چند دوربین که در جهت‌های مختلف نصب شده‌اند استفاده کرد (Lu et al., 2004, p. 1). به چنین سیستمی اصطلاحاً یک سیستم چند سنسوری^۳ گفته می‌شود. دوم داده‌های بدست آمده از یک سنسور برای تولید نمایش کاملی از نمونه با هم تلفیق شوند. مثلاً برای تولید اثر انگشت کامل بوسیله یک سنسور کوچک و قابل حمل، اثر یک انگشت می‌تواند چندین بار گرفته شده و بصورت خودکار ترکیب شود (Liu et al., 2013, p. 2492). چنین سیستمی اصطلاحاً یک سیستم چند نمونه‌ای^۴ است (Prabhakar et al., 2003, p. 39). در حوزه پردازش تصویر به این عملیات، تلفیق تصاویر یا تلفیق در سطح پیکسل گفته می‌شود (Jain et al., 2011, p. 226). تلفیق در سطح سنسور دارای محدودیت‌هایی است از جمله اینکه داده‌ها باید از یک نوع باشند. مثلاً تلفیق یک داده صوتی و یک اثر انگشت امکان‌پذیر نیست، یا اینکه نمی‌توان داده‌های عددی را با یک سیگنال موجی تلفیق کرد.

¹ matching

² threshold

³ multi-sensor system

⁴ multi-sample

۲-۲- تلفیق در سطح ویژگی

چند بردار ویژگی مربوط به یک کلاس می‌توانند با هم ترکیب شده و یک بردار ویژگی واحد را تشکیل دهند. این بردارهای ویژگی ممکن است مربوط به یک بیومتریک بوده و بوسیله یک الگوریتم استخراج شده باشند که همگن هستند. در چنین حالتی هدف بهبود الگوی ذخیره شده در دیتابیس است (Jain & Ross, 2002, p. 4064). مثلاً اگر طراح سیستم پیش‌بینی کند که پس از طی زمان مشخصی احتمال تغییر در بیومتریک افراد وجود دارد می‌تواند از چنین مکانیزمی استفاده کند. در این حالت پس از هر بار احراز هویت فرد، الگو ذخیره شده در دیتابیس بوسیله معیار مشخصی سنجیده شده و در صورت نیاز بخش‌هایی از آن با بردار ویژگی آزمایش تلفیق می‌شود. یا ممکن است بردار ویژگی آزمایش حاوی تعدادی ویژگی جدید باشد که در فاز ثبت نام شناسایی نشده بودند. در نتیجه الگوی موجود در دیتابیس باید بصورت خودکار قابلیت بروزرسانی داشته باشد. اگر بردارهای ویژگی بوسیله چند الگوریتم متفاوت استخراج شده باشند یا مربوط به دو بیومتریک مجزا باشند با یک تلفیق ناهمگن مواجه هستیم. در این حالت با چند مشکل مواجه هستیم (Jain et al., 2011, p. 230):

- (۱) فضای ویژگی بردارهای مختلف با هم سازگار نیستند مثلاً تلفیق بردار مینوشیا و ضرایب همبستگی چهره ویژه کاملاً بی‌معنی است.

- (۲) ارتباط بین فضاهای ویژگی مختلف شناخته شده نیست و ممکن است تلفیق ناهمگن باعث افزایش داده‌های تکراری و کاهش اثر داده‌های تفکیک‌کننده شود.

- (۳) در صورت برطرف کردن دو مشکل اشاره شده، باز هم تلفیق دو بردار ویژگی بدلیل افزایش طول بردار ویژگی باعث افزایش بار محاسباتی و کاهش کارایی سیستم می‌شود.

از اینرو محققان ترجیح می‌دهند که برای طراحی یک سیستم مالتی بیومتریک، تلفیق در سطوح دیگر را مدنظر قرار دهند. اما واضح است بدلیل غنای اطلاعاتی ویژگی‌ها در این سطح، در صورت تلفیق صحیح بردارهای ویژگی، شاهد افزایش کارایی سیستم خواهیم بود.

۲-۳- تلفیق در سطح امتیاز

تلفیق در سطح امتیاز زمانی انجام می‌شود که امتیازات تطابق از دو تطبیق‌دهنده جداگانه برای رسیدن به تصمیم نهایی با هم ترکیب شوند. دسترسی و تلفیق امتیازات تولید شده بوسیله تطبیق‌دهنده‌های مختلف نسبتاً ساده است. در نتیجه تلفیق در سطح امتیاز، متداول‌ترین نوع تلفیق است. تلفیق در سطح امتیاز زمانی چالش برانگیز است که دو امتیاز تولید شده ناهمگن باشند. ناهمگن بودن دو امتیاز به دلایل زیر رخ می‌دهد (Snelick et al., 2005, p. 450):

- (۱) ممکن است خروجی یک تطبیق‌دهنده، فاصله یا عدم شباهت باشد در حالیکه تطبیق‌دهنده دیگر، امتیاز شباهت تولید کند. بعلاوه ممکن است محدوده توزیع امتیازات متفاوت باشد.
- (۲) امتیازات ممکن است به دلیل مشخصات متفاوت تطبیق‌دهنده‌ها دارای توزیع احتمال^۱ متفاوتی باشند.

¹ probability distributions

روش‌های تلفیق در سطح امتیاز متفاوت خواهند بود. این موضوع بستگی به این دارد که سیستم در حال اجرای عملیات احراز هویت است یا عملیات شناسایی (Jain et al., 2006, p. 329). در یک سیستم احراز هویت، تلفیق امتیاز می‌تواند به عنوان یک مسئله طبقه‌بندی با دو کلاس در نظر گرفته شود، اما عملیات شناسایی در یک سیستم مالتی بیومتریک، یک مسئله طبقه‌بندی چند کلاسی است. یعنی در عملیات شناسایی تعداد کلاس‌ها می‌تواند بسیار زیاد باشد. مرز تصمیم با توجه به ذات تطبیق‌دهنده، می‌تواند کاملاً پیچیده باشد (Nandakumar et al., 2008). تکنیک‌های تلفیق امتیاز براساس مدل بکار رفته برای طبقه‌بندی می‌تواند به دو دسته اصلی تقسیم شود: تلفیق براساس نرخ احتمال^۱، تلفیق براساس تبدیل^۲.

۲-۴- تلفیق در سطح تصمیم

در یک سیستم مالتی بیومتریک، تلفیق در سطح تصمیم زمانی انجام می‌شود که فقط خروجی تصمیم‌های تطبیق‌دهنده‌های مختلف در دسترس باشد. مثلاً بسیاری از تطبیق‌دهنده‌های تجاری^۳ فقط اجازه دسترسی به تصمیم نهایی را می‌دهند. در نتیجه وقتی چنین تطبیق‌دهنده‌هایی برای ساخت یک سیستم مالتی بیومتریک استفاده می‌شوند، فقط تلفیق در سطح تصمیم امکان‌پذیر است. موارد زیر روش‌های پیشنهاد شده برای تلفیق در این سطح هستند (Jain et al., 2011, pp. 250-252):

استفاده از قوانین ترکیب عطفی و فصلی^۴، ساده‌ترین روش برای تلفیق تصمیم‌های چند تطبیق‌دهنده مختلف است. عیب این دو قانون، تمایل آنها به نقطه عملکرد بی‌نهایت است. یعنی وقتی از ترکیب عطفی استفاده کنیم نرخ خطای پذیرش به سمت صفر میل می‌کند، در حالیکه نرخ خطای رد کردن بسیار بالا می‌رود. این موضوع برای ترکیب فصلی بالعکس است. زمانیکه نرخ خطای یک تطبیق‌دهنده نسبت به بقیه تطبیق‌دهنده‌ها بیشتر باشد، استفاده از این قوانین باعث کاهش کارایی سیستم می‌شود و به همین دلیل بندرت از آنها در سیستم‌های مالتی بیومتریک فعلی استفاده شده است. رای اکثریت، متداول‌ترین راهکار برای تلفیق در سطح تصمیم است که در آن نمونه بیومتریک ورودی بواسطه موافقت اکثریت تطبیق‌دهنده‌ها، به یکی از کلاس‌ها اختصاص داده می‌شود. در این روش فرض می‌شود که عملکرد تمام تطبیق‌دهنده‌ها به یک اندازه خوب است (Jain et al., 2006, p. 329). مزیت این روش این است که اولاً هیچ دانش اولیه‌ای در مورد تطبیق‌دهنده‌ها نیاز نیست و دوماً برای تولید تصمیم نهایی نیازی به آموزش نداریم. هنگامیکه دقت تطبیق‌دهنده‌ها متفاوت باشد، منطقی است که وزن بیشتری به تصمیم‌های تطبیق‌دهنده‌هایی که دقت بیشتری دارند بدهیم. این مسئله باعث ایجاد روش رای اکثریت وزن‌دار شده است. در روش دیگری که از طرح تلفیق بیزی استفاده می‌کند، تلفیق براساس تبدیل تصمیم‌های گسسته‌ای که از تطبیق‌دهنده‌های مختلف بدست آمده به شکل مقادیر احتمال پیوسته، طراحی شده است.

¹ likelihood-ratio-based fusion

² transformation-based fusion

³ commercial off-the-shelf (COTS)

⁴ AND and OR rules

۳- روش‌های تلفیق در سطح ویژگی

در سطح ویژگی، اطلاعات بهتری از لحاظ کیفیت و کمیت در مقایسه با دیگر سطوح در اختیار داریم. اگر هدف از طراحی یک سیستم مالتی بیومتریک افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها باشد، واضح است که بهترین سطح برای تلفیق، سطح ویژگی خواهد بود. در طول فرایندهای یک سیستم بیومتریک، حجم اطلاعات مدام در حال فشرده شدن است، خصوصاً پس از تطبیق که با مجموعه‌ای از امتیازات یعنی اعداد اسکالر مواجه هستیم. در نتیجه تلفیق در سطح ویژگی نسبت به تلفیق در سطوح امتیاز و تصمیم برتری دارد (Oloyede & Hancke, 2016, p. 15). اما مزیت تلفیق در سطح ویژگی نسبت به سطح سنسور ناشی از دو مسئله می‌باشد. اول اینکه استخراج ویژگی باعث تولید الگوی ثابتی برای تمام کلاس‌ها می‌شود که باعث تسهیل در یافتن روش تلفیق مناسب و تاثیر بیشتر در متمایز شدن کلاس‌ها پس از تلفیق دارد. دوم اینکه در طول استخراج ویژگی بدلیل پیش‌پردازش‌ها و پس‌پردازش‌های متوالی انتظار داریم نويز موجود در داده‌های خام به حداقل رسیده باشد. البته انتخاب درست روش استخراج ویژگی، شرط اصلی برای حداقل شدن داده‌های اضافی مثل نویز و برجسته شدن داده‌های تفکیک‌کننده است.

همانطور که در بخش دوم اشاره شد منظور از تلفیق در سطح ویژگی، ترکیب دو یا چند بردار ویژگی مربوط به یک کلاس است بصورتی که نتیجه آن یک بردار واحد باشد. در نتیجه بطور کلی برای تلفیق در سطح ویژگی دو استراتژی پیش رو داریم (Yang et al., 2003, p. 1371): اول ترکیب دو بردار ویژگی بصورت سریالی است، اگر بردارهای ویژگی $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ و $Y = (y_1, y_2, \dots, y_q)$ باشند تلفیق سریالی آنها بصورت $Z = (x_1, \dots, x_p, y_1, \dots, y_q)$ است. و دوم ترکیب دو بردار ویژگی بصورت موازی است، که در این حالت معمولاً بردار بزرگتر در فضای حقیقی و بردار دیگر در فضای موهومی قرار می‌گیرد:

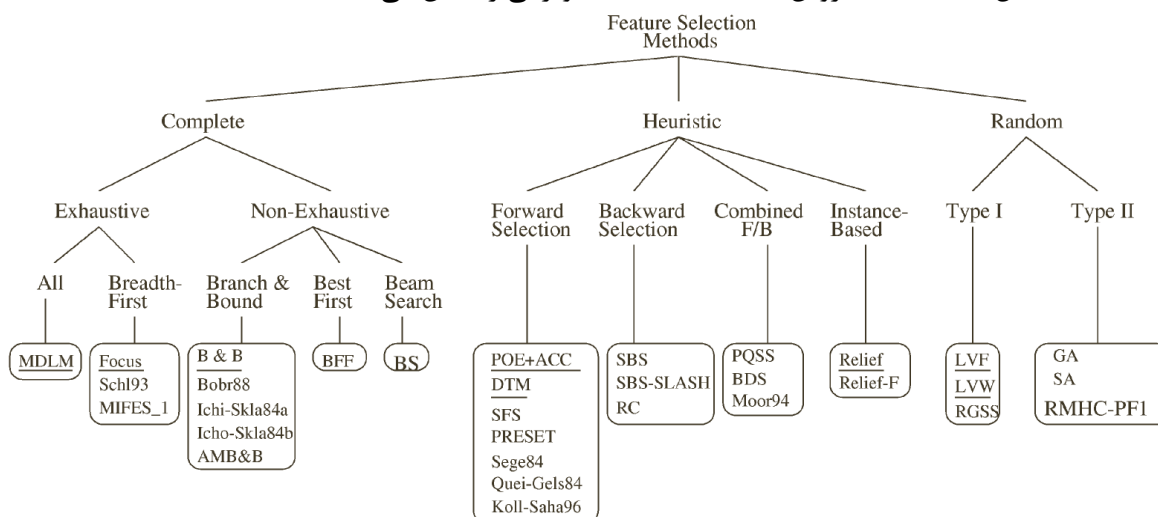
$$Z = (x_1 + iy_1, x_2 + iy_2, \dots, x_q + iy_q, x_{q+1}, \dots, x_p) \quad (1)$$

ابعاد فضای ویژگی در این حالت برابر با ابعاد بردار ویژگی بزرگتر است $n = \max(\dim X, \dim Y)$ است. در نگاه اول بنظر می‌رسد که ترکیب موازی بدلیل جلوگیری از افزایش نامطلوب ابعاد بردار ویژگی نهایی، مناسبتر است اما نباید فراموش کرد که معیار اصلی برای انتخاب سطح ویژگی به عنوان سطح تلفیق، افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها است. در نتیجه بحث تلفیق در سطح ویژگی به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی تعریف می‌شود. یعنی باید هر کدام از روش‌ها را در وهله اول از نظر افزایش دقت سیستم بررسی کرد و سپس به مسائلی مثل کاهش بار محاسباتی و کاهش زمان شناسایی پرداخته شود. با چنین رویکردی می‌توان دو حالت کلی برای تشکیل بردار نهایی حاصل از تلفیق در نظر گرفت: انتخاب ویژگی و استخراج ویژگی.

۳-۱- انتخاب ویژگی

الگوریتم‌های انتخاب ویژگی در حوزه شناسایی با هدف کاهش ابعاد و افزایش دقت دسته‌بندی استفاده می‌شوند. بسیاری از ویژگی‌های استخراج شده در یک سیستم بیومتریک با هدف ایجاد تفکیک و افزایش دقت شناسایی در فضای ویژگی همان بیومتریک تعریف شده‌اند اما با قرار گرفتن در کنار ویژگی‌های استخراج شده از بیومتریک

دیگر باید تاثیر آنها مجددا مورد بررسی قرار گیرد. تعریف ایده‌آل انتخاب ویژگی یافتن یک زیرمجموعه با حداقل اندازه ممکن برای ابعاد ویژگی‌ها است که هدف موردنظر یعنی تفکیک کردن کلاس‌ها و در نتیجه دقت دسته‌بندی را حداکثر کند. اولین راه‌حل برای این مسئله محاسبه تابع هدف برای تمام زیرمجموعه‌های ممکن است اما مشکل این راه‌حل زیاد بودن تعداد حالات ممکن است. انتخاب بهترین مجموعه d عضوی برای مسئله‌ای با m ویژگی، مستلزم بررسی $n_d = \frac{m!}{(m-d)!d!}$ حالت ممکن است، که حتی برای مسائل با تعداد کم ابعاد بردار ویژگی در سیستم‌های شناسایی، تعداد بسیار زیادی است. هدف از بکارگیری الگوریتم‌های انتخاب ویژگی، کاهش فضای جستجو بوسیله وارد کردن شرایط و قیدهای منطقی به معیار اصلی است (Prakash & Murty, 1995, p. 781). شکل ۱ دسته‌بندی روش‌های مختلف انتخاب ویژگی را نشان می‌دهد.



شکل ۱: دسته‌بندی روش‌های مختلف انتخاب ویژگی (Dash & Liu, 1997, p. 148)

با توضیحاتی که ارائه شد مشخص می‌شود که ترکیب سریالی و موازی نوعی از حالت انتخاب ویژگی هستند که در آن، تمام ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی مناسب تشخیص داده شده‌اند. ترکیب سریالی ویژگی‌ها در حوزه شناسایی مالی بیومتريک، اولین بار در سال ۲۰۰۱ با تلفیق ویژگی‌های مبتنی بر قالب و ویژگی‌های بافت به منظور شناسایی چهره پیشنهاد شد (Chengjun & Wechsler, 2001). در سال بعد یانگ^۱ روش تلفیق موازی را پیشنهاد داد و با تلفیق موازی ویژگی‌های حروف چینی و سپس استخراج مؤلفه‌های اصلی آنها نشان داد که دقت شناسایی افزایش می‌یابد (Yang et al., 2002, p. 295). یانگ در تکمیل کار خود روش پیشنهادی را بر روی سیستم شناسایی چهره فیشر^۲ تست کرد و نشان داد که تلفیق موازی ویژگی‌ها بهتر از تلفیق سریالی عمل می‌کند (Yang et al., 2003, p. 1378). فنگ^۳ در سال ۲۰۰۴ با استخراج مؤلفه‌های اصلی چهره و کف دست بصورت خطی و غیر خطی، آنها را به روش سریالی تلفیق کرد (Feng et al., 2004).

¹ Yang

² fisherface

³ Feng

راس^۱ در سال ۲۰۰۵ با استخراج ویژگی‌های فیشر از چهره و دست، بیان کرد که برای سازگاری بهتر ویژگی‌ها قبل از تلفیق سریالی باید محدوده تغییرات آنها را نرمال کنیم (Ross & Govindarajan, 2005, p. 2). در همان سال با استخراج ویژگی‌های ویولت از عنبیه و چهره و تلفیق سریالی آنها، برای اولین بار از بیومتریک عنبیه در تلفیق سطح ویژگی استفاده شد (Son & Lee, 2005). در سال ۲۰۰۷ بار دیگر تلفیق ویژگی‌های چهره و کف دست برای شناسایی مالتی بیومتریک استفاده شد که استخراج ویژگی هر دو بیومتریک بوسیله فیلتر گابور انجام شده بود. همچنین با توجه به تفاوت نرخ شناسایی چهره نسبت به کف دست، ترکیب سریالی وزن‌دار برای آنها پیشنهاد شد (Yao et al., 2007). راتنی در همین سال با استخراج ویژگی‌های ثابت نسبت به مقیاس^۲ از مینوشیای اثرانگشت و نقاط مهم چهره، آنها را بصورت سریالی تلفیق کرد (Rattani et al., 2007). فو^۳ در سال ۲۰۰۸ با استخراج ویژگی‌های گابور و سپس استخراج غیرخطی مؤلفه‌های اصلی چهره و کف دست بطور جداگانه، جمع وزن‌دار آنها را برای تشکیل بردار ویژگی بکار گرفت (Fu et al., 2008). روش جمع وزن‌دار، زیرمجموعه تلفیق موازی است که در آن بردار نهایی در فضایی غیر مختلط تعریف می‌شود.

وانگ^۴ در سال ۲۰۰۹ با استخراج ویژگی فیشر از چهره و ویژگی گابور از عنبیه برای نزدیک کردن فضای ویژگی‌ها قبل از تلفیق موازی، مؤلفه‌های اصلی ویژگی‌های گابور عنبیه را مورد استفاده قرار داد (Wang et al., 2009). در همین سال در پژوهشی دیگر پس از استخراج ویژگی‌های ثابت نسبت به مقیاس از عنبیه و چهره، ابتدا با اجرای یک الگوریتم انتخاب ویژگی موسوم به نمونه‌گیری مکانی^۵ بر روی هر کدام از بردارهای ویژگی، ابعاد آنها کاهش یافت و سپس بوسیله تلفیق سریالی با هم ترکیب شدند (Rattani & Tistarelli, 2009). در روش نمونه‌گیری مکانی که بر روی نمونه‌های موجود در یک فضای دوبعدی انجام می‌شود، نمونه‌ها با توجه به معیارهایی از جمله کیفیت و مکان قرارگیری انتخاب می‌شوند (Wang et al., 2012, p. 2). کانتی^۶ در سال ۲۰۱۰ طی پژوهشی ویژگی‌های ویولت گابور لگاریتمی از دو بیومتریک عنبیه و اثرانگشت را استخراج و ترکیب سریالی اختلاف فاز آنها در هر پیکسل را به عنوان ورودی یک تطبیق‌دهنده با معیار فاصله همینگ در نظر گرفت (Conti et al., 2010). فاصله همینگ معیاری است که با استفاده از عملگر XOR مشخص می‌کند الگوهای باینری تا چه حد با هم شباهت دارند. در همین سال، کیسکو^۷ با استخراج ویژگی‌های ثابت نسبت به مقیاس از کف دست و چهره، نرخ شناسایی تلفیق موازی و سریالی آنها را برای یک دیتابیس حقیقی و یک دیتابیس مجازی محاسبه و نشان داد که استفاده از دیتابیس مجازی می‌تواند باعث افزایش دقت شناسایی شود (Kisku et al., 2010, p. 518).

تحقیق دیگری در سال ۲۰۱۱ با استخراج ویژگی‌های باینری محلی از عنبیه و امضا، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات باینری^۸ برای انتخاب ویژگی‌های مناسب استفاده شد و در مرحله بعد برای افزایش تفکیک کلاس‌ها

¹ Ross

² scale invariant feature transform (SIFT)

³ Fu

⁴ Wang

⁵ spatial sampling

⁶ Conti

⁷ Kisku

⁸ binary particle swarm

بوسیله آنالیز تفکیک‌کننده خطی^۱، یک مرحله پردازش اضافی روی بردار ویژگی نهایی انجام شده است (Almayyan et al., 2011). الگوریتم ازدحام ذرات که برای یافتن حالت بهینه در فضاهای گسسته طراحی شده با الهام از رفتارهای اجتماعی گروهی ماهی‌ها و پرندگان، بسیاری از پارامترهای الگوریتم ژنتیک را در خود دارد (Kennedy & Eberhart, 1995, p. 1942). وانگ در همین سال با تلفیق موازی مؤلفه‌های اصلی حالات مختلف چهره که با کرنل بدست آمدند و در مرحله بعد اعمال آنالیز تفکیک‌کننده خطی روی آنها توانست دقت شناسایی چهره را افزایش دهد (Wang et al., 2011).

در سال ۲۰۱۴ مدرسی^۲ از جمع وزن‌دار برای تلفیق موازی ویژگی ویولت شبکیه و عنبیه چشم استفاده کرد (Modarresi & Oveisi, 2014). در صورت استفاده از جمع وزن‌دار باید مقیاس جمع ضرایب همواره مساوی و از یک تجاوز نکند. در همین سال اسکندری^۳ با استخراج مؤلفه‌های اصلی، آنالیز تفکیک‌کننده خطی و الگوی باینری محلی برای عنبیه و چهره، بوسیله الگوریتم ازدحام ذرات بر روی ترکیب سریالی آنها روش انتخاب ویژگی را اعمال کرد (Eskandari et al., 2014). در سال ۲۰۱۵ قوالمی^۴ ویژگی‌های ثابت نسبت به مقیاس را از تصویر گوش و عنبیه استخراج و بصورت سریالی تلفیق نمود (Ghoualmi et al., 2015). در همین سال الگوی باینری محلی از کف دست و چهره توسط فرمانبر^۵ استخراج شده و بصورت سریالی تلفیق شدند سپس انتخاب ویژگی بوسیله الگوریتم جستجوی بازگشتی بر روی آن انجام شد (Farmanbar & Toygar, 2016). ترکیب سریالی ویژگی‌های ویولت چهره و امضا توسط جوشی در سال ۲۰۱۶ استفاده شد (Joshi & Kumar, 2016). در همین سال اولین بار ویژگی مقاوم سریع^۶ در تلفیق سطح ویژگی برای سیستم مالتی بیومتریک کف دست و الگوی رگ دست مورد استفاده قرار گرفت (Gurunathan et al., 2016).

با بررسی جزئیات الگوریتم‌ها و روش‌های استفاده شده در پژوهش‌های اشاره شده، واضح است سعی شده در تلفیق سریالی و موازی، ویژگی‌هایی استفاده شود که سازگار باشند یعنی بیومتریک‌های مختلف بوسیله روش‌های استخراج ویژگی یکسان به فضای ویژگی مشابهی منتقل شوند. همچنین در اکثر موارد قبل از تلفیق، محدوده تغییرات مثل میانگین و واریانس بردارهای ویژگی نرمال‌سازی شده است. تعداد کمی از پژوهش‌ها بوسیله آنالیزهای آماری سعی در استخراج ویژگی‌های جدید پس از تلفیق بردارهای ویژگی و تولید الگویی مناسب از بردار ویژگی نهایی برای افزایش تفکیک کلاس‌ها داشته‌اند که در ادامه به بررسی آنها خواهیم پرداخت.

۳-۲- استخراج ویژگی

در روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی، هدف یافتن ترکیبات خطی یا غیرخطی از بردار ویژگی بیومتریک‌های مختلف است بطوریکه اطلاعات تفکیک‌کننده آنها باقی بماند و اطلاعات اضافی یا تکراری حذف شود. رسیدن به یک نتیجه صحیح از این روش، مشروط به درک صحیح از فضاهای ویژگی و ارتباط بین آنها است.

¹ linear discriminant analysis (LDA)

² Modarresi

³ Eskandari

⁴ Ghoualmi

⁵ Farmanbar

⁶ speed up robust features (SURF)

سان^۱ در سال ۲۰۰۵ روش آنالیز آماری چندمتغیری بنام آنالیز همبستگی کانونیکال^۲ را برای تلفیق در سطح ویژگی بکار برد (Sun et al., 2005). در این روش، بردارهای ویژگی متفاوت از چهره استخراج شده و سپس ویژگی‌هایی از هر بردار استخراج می‌شود که همبستگی بالایی با هم داشته باشند. در نهایت از ویژگی‌های همبسته برای تلفیق ویژگی استفاده شده است. واضح است که ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر مختلف یک فرد با هم همبستگی دارند، اما کشف این همبستگی در بستر تحلیل آماری امکان‌پذیر می‌باشد. در ادامه به بررسی آنالیز همبستگی کانونیکال می‌پردازیم.

۳-۲-۱- روش آنالیز آماری همبستگی کانونیکال برای تلفیق ویژگی‌ها

در آنالیز آماری چند متغیری، آنالیز آماری همبستگی کانونیکال یک روش آماری در مورد ارتباط متقابل دو بردار تصادفی است که اهمیتی مشابه با آنالیز مؤلفه‌های اصلی^۳ و آنالیز تفکیک‌کننده خطی دارد و در زمینه‌های مختلف از جمله پردازش سیگنال، بینایی ماشین، شبکه عصبی و شناسایی صدا استفاده شده است. برای استفاده از این روش ابتدا دو دسته بردار ویژگی از یک الگوی یکسان استخراج می‌کنیم. سپس بوسیله یک تابع معیار همبستگی، دو دسته ویژگی جدید تولید می‌شود. در مرحله بعد ویژگی‌های همبسته را برای شناسایی استفاده می‌کنیم. این مسئله در حالتی قابل حل است که ماتریس‌های پراکندگی، یکتا^۴ نباشند. بطوریکه برای مسائل فضای ویژگی بزرگ و نمونه‌های کم مناسب نیست. با توجه به اینکه بردارهای ویژگی متفاوت از یک الگو استخراج می‌شود، خصوصیت‌های متفاوتی را منعکس می‌کنند. بنابراین در صورتی که پس از بهبود کیفیت باهم تلفیق شوند، نه تنها اطلاعات تفکیک‌کننده موثر حفظ می‌شود بلکه اطلاعات اضافه و تکراری هم حذف خواهد شد.

ایده اساسی: برای انجام این کار دو بردار تصادفی که میانگین صفر^۵ دارند را با نام X و Y را فرض می‌کنیم. در اینصورت CCA یک جفت بردار تبدیل با نام α و β را به شکلی پیدا می‌کند که همبستگی بین نمایش $a_1 = \alpha^T x$ و $b_1 = \beta^T y$ حداکثر شود. a_1 و b_1 اولین جفت از متغیرهای کانونیکال^۶ هستند. سپس باید دومین جفت را طوری بیابیم که همبستگی جفت دوم باهم حداکثر ولی با جفت اول حداقل شود. اینکار را ادامه می‌دهیم تا تمام ویژگی‌های کانونیکال X و Y استخراج شوند. به این ترتیب برای مطالعه میزان همبستگی دو بردار X و Y فقط نیاز است تا بردارهای کانونیکال را بدست آوریم.

تئوری و الگوریتم تلفیق در سطح ویژگی: فرض کنید $X \in R^{p \times n}$ و $Y \in R^{q \times n}$ باشد که در آن n تعداد بردارهای آموزش و p و q به ترتیب، ابعاد بردارهای X و Y هستند. یعنی p ویژگی از فضای اول و q ویژگی از فضای دوم استخراج شده‌اند. هدف، پیدا کردن ترکیبات خطی $X^* = W_x^T X$ و $Y^* = W_y^T Y$ است که در آن $W_x = (\alpha_1, \dots, \alpha_d)$ و $W_y = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d)$ هستند. در نتیجه برای X^* و Y^* داریم:

¹ Sun

² canonical correlation analysis (CCA)

³ principal component analysis (PCA)

⁴ singular

⁵ zero-mean

⁶ canonical variates

$$X^* = (\alpha_1^T x, \alpha_2^T x, \dots, \alpha_d^T x)^T = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d)^T x \quad (2)$$

$$Y^* = (\beta_1^T y, \beta_2^T y, \dots, \beta_d^T y)^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d)^T y \quad (3)$$

در نهایت تبدیل خطی بر طبق اینکه تلفیق بصورت سریالی یا موازی انجام شود، یکی از دو حالت زیر خواهد بود:

$$Z_1 = \begin{pmatrix} X^* \\ Y^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_x^T x \\ W_y^T y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_x & 0 \\ 0 & W_y \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$Z_2 = X^* + Y^* = W_x^T x + W_y^T y = \begin{pmatrix} W_x \\ W_y \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5)$$

لی^۱ در سال ۲۰۰۷ آنالیز همبستگی کانونیکال را برای آرایه‌های دوبعدی تحت عنوان 2DCCA پیاده‌سازی کرد که با استفاده از آن امکان آنالیز تصاویر خام فراهم می‌شود (Lee & Choi, 2007). در همین سال کیم^۲ در پژوهشی نشان داد که با ترکیب آنالیز همبستگی کانونیکال و آنالیز تفکیک‌کننده خطی می‌توان روش سان را برای کلاس‌های مختلف تعمیم داد (Kim et al., 2007). یانگ^۳ در سال ۲۰۱۲ با استخراج ویژگی‌های گابور اثرانگشت و رگ انگشت، آنالیز همبستگی کانونیکال را به شکلی بکار برد که ویژگی‌های محلی برای کلاس‌های مختلف دست نخورده باقی بماند (Yang & Zhang, 2012). این روش بوسیله ایجاد برچسب برای کلاس‌های مختلف، نوعی آنالیز همبستگی کانونیکال با ناظر را ارائه می‌دهد. هو^۴ در سال ۲۰۱۴ برای حل مشکل فضاهای ویژگی بزرگ و تعداد کم نمونه‌ها^۵ روش regularized CCA را پیشنهاد داد که در آن ماتریس کواریانس معکوس‌پذیر خواهد بود و یافتن ماتریس‌های تبدیل امکان‌پذیر می‌شود (Hou & Sun, 2014).

حقیقت^۶ در سال ۲۰۱۵ برای تلفیق ویژگی گابور و ویژگی هیستوگرام مشتقات جهتی^۷ چهره از آنالیز همبستگی کانونیکال استفاده کرد (Haghighat et al., 2015). در همین سال لین^۸ دو روش استخراج ویژگی آنالیز همبستگی کانونیکال و نمایش نگه‌دارنده محلی^۹ را به منظور تلفیق ویژگی، همزمان بر روی ویژگی‌های مختلف چهره اعمال کرد (Lin et al., 2016). در سال ۲۰۱۶ طی پژوهشی از آنالیز همبستگی کانونیکال برای تلفیق الگوی باینری محلی کف دست و رگ دست استفاده شد (Yang & Sun, 2016). حقیقت در همین سال روش جدیدی براساس آنالیز همبستگی کانونیکال تحت عنوان آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده^{۱۰} پیشنهاد داد که در تلفیق بیومتریک‌های متفاوت در سطح ویژگی بسیار خوب عمل می‌کند (Haghighat et al., 2016). در سال ۲۰۱۷ ساکار^{۱۱} بوسیله شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^{۱۲} روش آنالیز همبستگی کانونیکال را بصورتی

¹ Lee² Kim³ Yang⁴ Hou⁵ small sample size (SSS)⁶ Haghighat⁷ histograms of oriented gradients (HOG)⁸ Lin⁹ locality preserving projection (LPP)¹⁰ discriminant correlation analysis (DCA)¹¹ Sakar¹² multilayer perceptron (MLP)

پایه‌سازی کرد که برچسب کلاس‌ها حفظ شود و نتیجه شناسایی چهره موثر باشد (Sakar & Kursun, 2017). به دلیل نتایج پایدار روش آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده در آزمایشات متفاوت، در ادامه به تشریح آن می‌پردازیم.

۳-۲-۲- روش آنالیز آماری همبستگی تفکیک‌کننده برای تلفیق ویژگی‌ها

این روش همبستگی‌های بین کلاسی را حذف کرده و آنها را به همبستگی‌های درون کلاسی محدود می‌کند. خاصیت آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده که همبستگی ویژگی‌های متناظر دو مجموعه ویژگی را حداکثر می‌کند از روش آنالیز همبستگی کانونیکال گرفته شده اما همزمان، ویژگی‌های متعلق به کلاس‌های مختلف را ناهمبسته می‌کند. از مشخصات آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده این است که مسائل تعداد نمونه‌های کم که برای الگوریتم‌هایی مثل آنالیز همبستگی کانونیکال غیر قابل حل بودند را پوشش می‌دهد. روش آنالیز همبستگی کانونیکال دو مشکل قابل بحث دارد: مسئله تعداد کم نمونه‌ها و فقدان ساختار کلاسی.

در بعضی کاربردهای بیومتریک مثل شناسایی چهره، تعداد نمونه‌ها کمتر از تعداد ویژگی‌ها است، در واقع تعداد نمونه‌ها برای آموزش کافی نیست ($n < p$ or $n < q$). این مسئله باعث تولید ماتریس کواریانس یکتا و در نتیجه معکوس‌پذیر نبودن آن می‌شود. بنابراین با مشکل بزرگی برای یافتن ماتریس‌های تبدیل مواجه می‌شویم. راه حل ارائه شده برای این مشکل، کاهش ابعاد بردار ویژگی است. بنابراین می‌توان ابتدا از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و سپس از آنالیز همبستگی کانونیکال استفاده کرد.

همچنین علاقمندیم تا از تفکیک کردن براساس کلاس‌ها استفاده کنیم. روش‌های کاهش ابعاد براساس آنالیز تفکیک‌کننده خطی برای یافتن نمایشی خطی که بهترین تفکیک کلاسی را ایجاد کند استفاده می‌شوند. لیکن استفاده از یک راهکار دو مرحله‌ای نمی‌تواند قابل استفاده باشد، چون مرحله دوم یعنی آنالیز همبستگی کانونیکال خواص استخراج شده در مرحله اول یعنی آنالیز تفکیک‌کننده خطی را از بین می‌برد. بنابراین به تبدیلاتی نیاز داریم که علاوه بر حداکثر کردن همبستگی بین جفت ویژگی‌ها، بطور همزمان کار تفکیک کردن کلاس‌ها را برای هر مجموعه ویژگی انجام دهد.

فرض کنید در ماتریس داده‌ها، c کلاس مختلف داریم. بنابراین n ستون ماتریس به c گروه تقسیم می‌شوند بطوریکه n_i تعداد ستون‌های متعلق به آمین کلاس هستند ($n = \sum_{i=1}^c n_i$). همچنین $x_{ij} \in X$ بردار ویژگی متناظر با زمین نمونه در آمین کلاس را نشان می‌دهد. میانگین بردارهای x_{ij} در آمین کلاس با \bar{x}_i و میانگین بردارهای x_{ij} در تمام مجموعه ویژگی‌ها با \bar{x} نشان داده می‌شود. ماتریس پراکندگی بین کلاسی بشکل زیر تعریف می‌شود:

$$S_{bx(p \times p)} = \sum_{i=1}^c n_i (\bar{x}_i - \bar{x})(\bar{x}_i - \bar{x})^T = \Phi_{bx} \Phi_{bx}^T \quad (6)$$

که در آن داریم:

$$\Phi_{bx(p \times c)} = [\sqrt{n_1}(\bar{x}_1 - \bar{x}), \sqrt{n_2}(\bar{x}_2 - \bar{x}), \dots, \sqrt{n_c}(\bar{x}_c - \bar{x})] \quad (7)$$



اگر تعداد ویژگی‌ها بیشتر از تعداد کلاس‌ها باشد ($p \gg c$)، ماتریس کواریانس با فرمول $(\Phi_{bx}^T \Phi_{bx})_{c \times c}$ راحت‌تر از فرمول $(\Phi_{bx} \Phi_{bx}^T)_{p \times p}$ محاسبه می‌شود. بردارهای ویژه مهم از $\Phi_{bx} \Phi_{bx}^T$ می‌تواند برای افزایش کارایی از روی بردارهای ویژه $\Phi_{bx}^T \Phi_{bx}$ بدست آید. بنابراین ما فقط باید بردارهای ویژه $(\Phi_{bx}^T \Phi_{bx})_{c \times c}$ را بدست آوریم. اگر کلاس‌ها بشکل خوبی تفکیک شده باشند، $\Phi_{bx}^T \Phi_{bx}$ یک ماتریس قطری خواهد بود. پس در صورتی که یک ماتریس نیمه معین مثبت و متقارن باشد می‌توانیم تبدیلاتی را پیدا کنیم که آن را قطری کند:

$$P^T (\Phi_{bx}^T \Phi_{bx}) P = \hat{\Lambda} \quad (8)$$

که در آن P یک ماتریس متعامد از بردارهای ویژه و $\hat{\Lambda}$ یک ماتریس قطری از مقادیر ویژه حقیقی و نامنفی است که این مقادیر ویژه بصورت نزولی مرتب شده‌اند. فرض کنید $Q_{(c \times r)}$ شامل r بردار ویژه اول باشد که متناظر با بزرگترین r مقدار ویژه غیرصفر از ماتریس P باشند. آنگاه داریم:

$$Q^T (\Phi_{bx}^T \Phi_{bx}) Q = \Lambda_{(r \times r)} \quad (9)$$

پس r بردار ویژه بامعنی از S_{bx} می‌تواند با نگاشت $Q \rightarrow \Phi_{bx} Q$ بدست آید:

$$(\Phi_{bx} Q)^T S_{bx} (\Phi_{bx} Q) = \Lambda_{(r \times r)} \quad (10)$$

تبدیل $W_{bx} = \Phi_{bx} Q \Lambda^{-1/2}$ که S_{bx} را یکانی می‌کند، ابعاد ماتریس داده را از p به r کاهش می‌دهد.

$$W_{bx}^T S_{bx} W_{bx} = I \quad (11)$$

$$\hat{X}_{(r \times n)} = W_{bx}^T X_{(p \times n)} \quad (12)$$

که در آن \hat{X} نمایش X در یک فضاست، I ماتریس پراکندگی بین کلاسی و کلاس‌ها تفکیک شده‌اند. مشابه راهکار بالا، ماتریس تبدیل W_{by} را برای دومین مجموعه ویژگی یعنی Y پیدا می‌کنیم که ماتریس پراکندگی بین کلاسی را برای دومین بیومتریک یعنی S_{by} ، یکتا می‌کند و ابعاد Y را از q به r کاهش می‌دهد. ماتریس‌های بروز شده $\hat{\Phi}_{bx}$ و $\hat{\Phi}_{by}$ در واقع ماتریس‌های نرمال و متعامد غیر مربعی با ابعاد $r \times c$ هستند. اگرچه $S_{bx} = I$ هستند اما ماتریس‌های $\hat{\Phi}_{bx}^T \hat{\Phi}_{bx}$ و $\hat{\Phi}_{by}^T \hat{\Phi}_{by}$ قطری اکید هستند درحالی‌که درایه‌های روی قطر آنها تقریباً یک و درایه‌های دیگر تقریباً صفر خواهند بود. این مسئله باعث می‌شود تا مرکز هندسی^۱ هر کلاس تقریباً با مراکز هندسی دیگر کلاس‌ها حداقل همبستگی را داشته باشد، بنابراین کلاس‌ها کاملاً تفکیک شده خواهند بود. به این ترتیب X و Y به \hat{X} و \hat{Y} تبدیل می‌شوند که ماتریس‌های پراکندگی آنها یکانی شده‌اند. باید در یک مجموعه ویژگی‌هایی بسازیم که فقط با ویژگی‌های متناظر در مجموعه‌های دیگر همبستگی غیرصفر داشته باشد. برای رسیدن به این هدف باید ماتریس کواریانس بین مجموعه‌ای که مربوط به مجموعه ویژگی‌های تبدیل شده هستند یعنی $\hat{X} \hat{Y}^T = \hat{S}_{xy}$ را قطری کنیم. در اینجا تجزیه مقادیر تکین^۲ را برای قطری کردن \hat{S}_{xy} استفاده می‌کنیم.

$$\hat{S}_{xy(r \times r)} = U \Sigma V^T \Rightarrow U^T \hat{S}_{xy} V = \Sigma \quad (13)$$

که در آن Σ یک ماتریس قطری است و درایه‌های قطر اصلی آن غیرصفر هستند. فرض کنید $W_{cx} = U \Sigma^{-1/2}$ و $W_{cy} = V \Sigma^{-1/2}$ باشد پس داریم:

¹ centroid

² singular value decomposition (SVD)



$$(U\Sigma^{-1/2})^T \xi_{xy} (V\Sigma^{-1/2}) = I \quad (14)$$

این معادله، ماتریس کواریانس ξ_{xy} را یکانی می‌کند. اکنون باید مجموعه‌های ویژگی را با ماتریس‌های بدست آمده تبدیل کنیم:

$$X^* = W_{cx}^T \hat{X} = W_{cx}^T W_{bx}^T X = W_x X \quad (15)$$

$$Y^* = W_{cy}^T \hat{Y} = W_{cy}^T W_{by}^T Y = W_y Y \quad (16)$$

که در آن $W_y = W_{cy}^T W_{by}^T$ و $W_x = W_{cx}^T W_{bx}^T$ ماتریس‌های تبدیل نهایی هستند.

حقیقت در سال ۲۰۱۷ طی پژوهشی به منظور شناسایی چهره در سیستم‌های نظارتی^۱، از روش آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده استفاده کرده است (Haghighat & Abdel-Mottaleb, 2017). معمولاً تصاویر چهره افراد که از طریق دوربین‌های نظارتی گرفته می‌شود بی‌کیفیت هستند. در مرحله آموزش، تصاویر باکیفیت در یک دسته و تصاویر بی‌کیفیت در دسته دیگر قرار می‌گیرند. سپس با روش آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده، ماتریس‌های تبدیل بدست می‌آید. در فاز شناسایی با ضرب ماتریس تبدیل در تصاویر مشخص می‌شود که تصویر تست متعلق به کدام کلاس است.

۴- جمع‌بندی، بحث و نتیجه‌گیری

همانگونه که بیان شد پژوهش‌های فراوانی در زمینه طراحی سیستم‌های مالتی بیومتریک با رویکرد تلفیق در سطح ویژگی انجام شده است. لیکن تا کنون روش سیستماتیک و ساختار مشخصی برای تلفیق در سطح ویژگی انجام نشده است. در موارد مربوط به انتخاب ویژگی، هر پژوهشگر با توجه به نوع بیومتریک‌های انتخاب شده و خواص ویژگی‌های مختلف قابل استخراج از آنها، روشی را برای تلفیق ویژگی‌ها پیشنهاد داده است و در نهایت به این مسئله بسنده کرده که روش پیشنهادی در مقایسه با بیومتریک‌های مجزا دارای دقت شناسایی بالاتری است. مثلاً در مقاله (Son et al., 2005) و (Wang et al., 2009) و (Rattani et al., 2009) و مقالات مشابهی که عنبیه را به عنوان یکی از بیومتریک‌ها برای تلفیق انتخاب کرده‌اند، بیان شده که عنبیه یکی از دقیق‌ترین بیومتریک‌ها برای بحث شناسایی است. می‌دانیم که استخراج ویژگی در سیستم‌های تک بیومتریک با هدف افزایش تفکیک کلاس‌ها انجام می‌شود و از طرفی اطلاعات بسیار زیادی در بافت عنبیه وجود دارد. پس بیان این دلیل برای توجیه انتخاب عنبیه در یک سیستم تک بیومتریک منطقی و قابل اثبات است. اما چنین استدلالی برای استفاده از عنبیه در یک سیستم مالتی بیومتریک بیشتر بر پایه حدس و گمان بوده و نه براساس منطق. چراکه ویژگی‌های عنبیه باید در ترکیب با ویژگی‌های بیومتریک دیگری از جمله اثرانگشت، چهره و یا امضا، خاصیت تفکیک کلاس‌ها را داشته باشد. همچنین این مسئله برای دیگر بیومتریک‌ها مثل اثرانگشت که به تنهایی قدرت شناسایی بالایی دارند هم صدق می‌کند.

فرض کنید دو مجموعه ویژگی متفاوت که از یک پدیده استخراج شده‌اند داریم، واضح است که برای تولید هر مجموعه ویژگی، تبدیلات خاصی به پدیده موردنظر اعمال می‌شود تا نمایش خاصی از آن پدیده ارائه شود. در

¹ surveillance systems

واقع پدیده را از فضای اصلی به فضایی منتقل می کند که مدرج و قابل اندازه گیری است. اما اگر درک درستی از فضاها وجود نداشته باشد و دو مجموعه ویژگی با هم تلفیق شوند احتمالاً در نهایت ویژگی های یکسان از دو فضا که نمایش های متفاوتی دارند در کنار هم قرار خواهند گرفت. این کار موجب افزونگی داده ها و کمرنگ شدن ویژگی های تفکیک کننده می شود تا جاییکه تفکیک کلاس ها دشوار شده و دقت شناسایی کاهش می یابد. در مقالات دیگری از جمله (Feng et al., 2004) و (Ross et al., 2005) و (Yao et al., 2007) و (Rattani et al., 2007) و (Fu et al., 2008) و دیگر مقالات مشابه، برای حل این مشکل، ابتدا بیومتریکی های مختلف به یک فضای یکسان نگاشت شده اند و سپس عملیات تلفیق بر روی آنها اعمال می شود. این مسئله با ذات سیستم های شناسایی الگو که در آنها بدنال کشف رابطه بین ویژگی ها و استخراج اطلاعات حاوی الگوهای مشخص هستیم تناقضی ندارد. اما فقدان تحلیل های آماری برای اثبات درستی چنین عملیاتی در مقالات فوق الذکر نشان می دهد همچنان مسئله عدم درک ارتباط بین بیومتریکی های مختلف در آنها وجود دارد. در چنین پژوهش هایی، پژوهشگر با بیان نتایج آزمایشات تنها بدنال مقایسه ای بین روش پیشنهادی خودش با روش های دیگر بوده است و نه یک روش آنالیز آماری برای شناسایی الگو. این مسئله در روش های مبتنی بر استخراج ویژگی تا حدی مرتفع شده است.

در مقاله (Sun et al., 2005) از روش آنالیز همبستگی کانونیکال برای ارزیابی همبستگی بین تصاویر چهره با شرایط محیطی و روشنایی متفاوت استفاده شده که نشان می دهد پژوهشگر درک صحیحی از مسئله دارد. اما در ابتدای مقاله، روش آنالیز همبستگی کانونیکال را به عنوان یک روش کاهش ابعاد معرفی می کند. نویسنده در انتهای مقاله دوباره به این نکته اشاره دارد که علاوه بر هدف اصلی یعنی کاهش ابعاد، افزایش دقت شناسایی هم مشاهده شده است. بنابراین دیدگاه نویسنده، تحلیل آماری با هدف افزایش تفکیک کلاس ها نبوده است. در مقاله (Kim et al., 2007) این نقص برطرف شده و هدف پژوهش، مدل سازی روش آنالیز همبستگی کانونیکال با استفاده از ساختار روش آنالیز تفکیک کننده خطی است. یعنی پژوهشگر بدنال افزایش همبستگی کانونیکال بین نمونه های یک کلاس و همزمان کاهش همبستگی کانونیکال بین کلاس های مختلف است. اگرچه این طرز برخورد با مسئله می تواند راهکار مناسبی در تلفیق سطح ویژگی باشد، اما نویسنده راه حلی برای تلفیق چند بیومتریکی مختلف ارائه نکرده است.

بهترین روش تلفیق در سطح ویژگی در مقاله (Haghighat et al., 2016) تحت عنوان آنالیز همبستگی تفکیک کننده ارائه شده که سعی در پوشش دادن مشکلات پژوهش های قبلی دارد. در این روش ابتدا آنالیز تفکیک کننده خطی روی هر بیومتریکی بصورت جداگانه انجام شده و سپس بوسیله آنالیز همبستگی کانونیکال، بردار ویژگی دو بیومتریکی با هم تلفیق می شوند. آزمایشات نشان می دهد که این روش، تفکیک مناسب بین کلاس ها را ایجاد می کند و دقت شناسایی مطلوبی دارد. اما از دید تحلیل آماری واضح است که دقت شناسایی این روش وابسته به موفقیت آنالیز تفکیک کننده خطی در مرحله اول است. یعنی با افزایش تعداد کلاس ها انتظار داریم دقت شناسایی کاهش یابد.



با مواردی که تا اینجا در بحث مطرح شد می‌توان نتیجه گرفت که تا رسیدن به یک ساختار سیستماتیک و استاندارد برای تلفیق در سطح ویژگی، فاصله زیادی است و همچنان برای پژوهش در این زمینه جای کار وجود دارد. ساختار موردنظر زمانی می‌تواند شکل درستی داشته باشد که اولاً دیدگاه غالب در پژوهش‌ها، افزایش دقت شناسایی و تفکیک کلاس‌ها باشد. دوماً با داشتن این دید، خواص بیومتریک‌های مختلف یعنی تمام مجموعه ویژگی‌های ممکن، بطور کامل استخراج شده و از نظر آماری تحلیل شوند. در تئوری اطلاعات، برای اندازه‌گیری تصادفی بودن فضای مورد بررسی از معیار آنتروپی استفاده می‌شود (Shannon, 1948). با توجه به اینکه اکثر بیومتریک‌ها در زمان اخذ، بصورت تصاویر خاکستری (فقط ۲۵۶ سطح روشنایی) ذخیره می‌شوند، پس دو بیومتریک، مستقل نیستند. بنابراین آنتروپی یک سیستم مولتی بیومتریک، حاصلضرب آنتروپی دو زیرسیستم بیومتریک نخواهد بود (Mamta & Hanmandlu, 2015, p. 3703). یک ایده کلی، طراحی و استفاده از تابع آنتروپی مناسبی است که بتواند تصادفی بودن فضای تلفیق ویژگی را بخوبی نمایش دهد. در کارهای آتی قصد داریم با استفاده از این ایده به راه‌حل جامعی جهت حداکثر کردن تفکیک کلاس‌ها در هر سیستم مالتی بیومتریک مبتنی بر تلفیق در سطح ویژگی دست پیدا کنیم.

در این پژوهش، پس از بررسی تئوری روش‌های فوق‌الذکر، روش‌های تلفیق سریالی، موازی، آنالیز همبستگی کانونیکال و آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده را بر روی دو بیومتریک عنبیه و اثرانگشت، در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی نمودیم. با مقایسه نتایج حاصل از این ۴ روش، مشخص شد آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده بیشترین دقت شناسایی را ایجاد می‌کند و پس از آن به ترتیب تلفیق موازی، تلفیق سریالی و آنالیز همبستگی کانونیکال قرار دارند. سپس با استخراج ویژگی‌های جدیدی از عنبیه و اثرانگشت، مجدداً نتایج را بدست آورده و با نتایج قبلی مقایسه کردیم. این مقایسه نشان داد که اگر ویژگی‌ها را هوشمندانه انتخاب کنیم، دقت شناسایی افزایش می‌یابد. در مرحله بعد با اصلاح آنالیز همبستگی تفکیک‌کننده و پیاده‌سازی روش اصلاح‌شده، افزایش دقت سیستم در فاز شناسایی را مشاهده نمودیم. در مقالات بعدی که توسط این نویسندگان ارائه خواهد شد، الگوریتم‌های پیاده‌سازی بطور مفصل تشریح و مستندات مربوط به نتایج، منتشر می‌شود.

مراجع

- [1] Almayyan, W., Own, H. S., & Zedan, H. (2011, 5-8 Dec. 2011). *A comparative evaluation of feature level based fusion schemes for multimodal biometric authentication*. Paper presented at the 2011 11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS)
- [2] Chengjun, L., & Wechsler, H. (2001). A shape- and texture-based enhanced Fisher classifier for face recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(4), 598-608.
- [3] Conti, V., Militello, C., Sorbello, F., & Vitabile, S. (2010). A Frequency-based Approach for Features Fusion in Fingerprint and Iris Multimodal Biometric Identification Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(4), 384-395.
- [4] Dantcheva, A., Elia, P., & Ross, A. (2016). What Else Does Your Biometric Data Reveal? A Survey on Soft Biometrics. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(3), 441-467.
- [5] Dash, M., & Liu, H. (1997). Feature selection for classification. *Intelligent Data Analysis*, 1(1), 131-156.



- [6] Deriche, M. (2008, 23-26 Nov. 2008). *Trends and Challenges in Mono and Multi Biometrics*. Paper presented at the 2008 First Workshops on Image Processing Theory, Tools and Applications.
- [7] Eskandari, M., Toygar, Ö., & Demirel, H. (2014). Feature extractor selection for face-iris multimodal recognition. *Signal, Image and Video Processing*, 8(6), 1189-1198.
- [8] Farmanbar, M., & Toygar, Ö. (2016). Feature selection for the fusion of face and palmprint biometrics. *Signal, Image and Video Processing*, 10(5), 951-958.
- [9] Feng, G., Dong, K., Hu, D., & Zhang, D. (2004). When Faces Are Combined with Palmprints: A Novel Biometric Fusion Strategy. In D. Zhang & A. K. Jain (Eds.), *Biometric Authentication: First International Conference, ICBA 2004, Hong Kong, China, July 15-17, 2004. Proceedings* (pp. 701-707). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [10] Fu, Y., Ma, Z., Qi, M., Li, J., Li, X., & Lu, Y. (2008, 20-22 Dec. 2008). *A Novel User-Specific Face and Palmprint Feature Level Fusion*. Paper presented at the 2008 Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application.
- [11] Ghoulami, L., Chikhi, S., & Draa, A. (2015). A SIFT-Based Feature Level Fusion of Iris and Ear Biometrics. In F. Schwenker, S. Scherer, & L.-P. Morency (Eds.), *Multimodal Pattern Recognition of Social Signals in Human-Computer-Interaction: Third IAPR TC3 Workshop, MPRSS 2014, Stockholm, Sweden, August 24, 2014, Revised Selected Papers* (pp. 102-112). Cham: Springer International Publishing.
- [12] Gurunathan, V., Sathiyapriya, T., & Sudhakar, R. (2016, 7-8 Jan. 2016). *Multimodal biometric recognition system using SURF algorithm*. Paper presented at the 2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO).
- [13] Haghghat, M., & Abdel-Mottaleb, M. (2017, May 30 2017-June 3 2017). *Low Resolution Face Recognition in Surveillance Systems Using Discriminant Correlation Analysis*. Paper presented at the 2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017).
- [14] Haghghat, M., Abdel-Mottaleb, M., & Alhalabi, W. (2016). Discriminant Correlation Analysis: Real-Time Feature Level Fusion for Multimodal Biometric Recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(9), 1984-1996.
- [15] Haghghat, M., Abdel-Mottaleb, M., & Alhalabi, W. (2016). Fully automatic face normalization and single sample face recognition in unconstrained environments. *Expert Systems with Applications*, 47(Supplement C), 23-34.
- [16] Hong, L., & Jain, A. (1998). Integrating faces and fingerprints for personal identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(12), 1295-1307.
- [17] Hou, S., & Sun, Q. (2014). An orthogonal regularized CCA learning algorithm for feature fusion. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 25(5), 785-792.
- [18] Jain, A., Nandakumar, K., & Ross, A. (2005). Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition*, 38(12), 2270-2285.
- [19] Jain, A., & Ross, A. (2002, 13-17 May 2002). *Fingerprint mosaicking*. Paper presented at the 2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing.
- [20] Jain, A. K., Bolle, R. M., & Pankanti, S. (2006). Multimodal biometrics. In *Biometrics: personal identification in networked society* (pp. 327-344). New York: Springer US.
- [21] Jain, A. K., Nandakumar, K., & Ross, A. (2016). 50 years of biometric research: Accomplishments, challenges, and opportunities. *Pattern Recognition Letters*, 79(Supplement C), 80-105.
- [22] Jain, A. K., Ross, A., & Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1), 4-20.



- [23] Jain, A. K., Ross, A. A., & Nandakumar, K. (2011). Multibiometrics. In A. K. Jain, A. A. Ross, & K. Nandakumar (Eds.), *Introduction to Biometrics* (pp. 209-258). Boston, MA: Springer US.
- [24] Joshi, S. C., & Kumar, A. (2016, 7-8 Jan. 2016). *Design of multimodal biometrics system based on feature level fusion*. Paper presented at the 2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO).
- [25] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, Nov/Dec 1995). *Particle swarm optimization*. Paper presented at the Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on.
- [26] Kim, T. K., Kittler, J., & Cipolla, R. (2007). Discriminative Learning and Recognition of Image Set Classes Using Canonical Correlations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(6), 1005-1018.
- [27] Kisku, D. R., Gupta, P., & Sing, J. K. (2010). Feature Level Fusion of Face and Palmprint Biometrics. In E. R. Hancock, R. C. Wilson, T. Windeatt, I. Ulusoy, & F. Escolano (Eds.), *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition: Joint IAPR International Workshop, SSPR&SPR 2010, Cesme, Izmir, Turkey, August 18-20, 2010. Proceedings* (pp. 512-521). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [28] Lee, S. H., & Choi, S. (2007). Two-Dimensional Canonical Correlation Analysis. *IEEE Signal Processing Letters*, 14(10), 735-738.
- [29] Lin, G., Fan, G., Kang, X., Zhang, E., & Yu, L. (2016). Heterogeneous feature structure fusion for classification. *Pattern Recognition*, 59(Supplement C), 1-11.
- [30] Liu, F., Zhang, D., Song, C., & Lu, G. (2013). Touchless Multiview Fingerprint Acquisition and Mosaicking. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 62(9), 2492-2502.
- [31] Lu, X., Colbry, D., & Jain, A. K. (2004, 23-26 Aug. 2004). *Three-dimensional model based face recognition*. Paper presented at the Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.
- [32] Mamta & Hanmandlu, M. (2015). Multimodal biometric system built on the new entropy function for feature extraction and the Refined Scores as a classifier. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3702-3723.
- [33] Modarresi, M., & Oveisi, I. S. (2014). A Contourlet Transform Based for Features Fusion in Retina and Iris Multimodal Biometric System. In V. Cantoni, D. Dimov, & M. Tistarelli (Eds.), *Biometric Authentication: First International Workshop, BIOMET 2014, Sofia, Bulgaria, June 23-24, 2014. Revised Selected Papers* (pp. 75-90). Cham: Springer International Publishing.
- [34] Nandakumar, K., Chen, Y., Dass, S. C., & Jain, A. (2008). Likelihood Ratio-Based Biometric Score Fusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(2), 342-347.
- [35] Oloyede, M. O., & Hancke, G. P. (2016). Unimodal and Multimodal Biometric Sensing Systems: A Review. *IEEE Access*, 4, 7532-7555.
- [36] Ortega-Garcia, J., Bigun, J., Reynolds, D., & Gonzalez-Rodriguez, J. (2004). Authentication gets personal with biometrics. *IEEE Signal Processing Magazine*, 21(2), 50-62.
- [37] Prabhakar, S., Pankanti, S., & Jain, A. K. (2003). Biometric recognition: security and privacy concerns. *IEEE Security & Privacy*, 1(2), 33-42.
- [38] Prakash, M., & Narasimha Murty, M. (1995). A genetic approach for selection of (near-) optimal subsets of principal components for discrimination. *Pattern Recognition Letters*, 16(8), 781-787.
- [39] Rattani, A., Kisku, D. R., Bicego, M., & Tistarelli, M. (2007, 27-29 Sept. 2007). *Feature Level Fusion of Face and Fingerprint Biometrics*. Paper presented at the 2007 First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems.



- [40] Rattani, A., & Tistarelli, M. (2009). Robust Multi-modal and Multi-unit Feature Level Fusion of Face and Iris Biometrics. In M. Tistarelli & M. S. Nixon (Eds.), *Advances in Biometrics: Third International Conference, ICB 2009, Alghero, Italy, June 2-5, 2009. Proceedings* (pp. 960-969). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [41] Ross, A., & Poh, N. (2009). Multibiometric Systems: Overview, Case Studies, and Open Issues. In M. Tistarelli, S. Z. Li, & R. Chellappa (Eds.), *Handbook of Remote Biometrics: for Surveillance and Security* (pp. 273-292). London: Springer London.
- [42] Ross, A. A., & Govindarajan, R. (2005). *Feature level fusion of hand and face biometrics*. Paper presented at the Defense and Security.
- [43] Sakar, C. O., & Kursun, O. (2017). Discriminative Feature Extraction by a Neural Implementation of Canonical Correlation Analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(1), 164-176.
- [44] Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423.
- [45] Snelick, R., Uludag, U., Mink, A., Indovina, M., & Jain, A. (2005). Large-scale evaluation of multimodal biometric authentication using state-of-the-art systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(3), 450-455.
- [46] Son, B., & Lee, Y. (2005). Biometric Authentication System Using Reduced Joint Feature Vector of Iris and Face. In T. Kanade, A. Jain, & N. K. Ratha (Eds.), *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication: 5th International Conference, AVBPA 2005, Hilton Rye Town, NY, USA, July 20-22, 2005. Proceedings* (pp. 513-522). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [47] Sun, Q.-S., Zeng, S.-G., Liu, Y., Heng, P.-A., & Xia, D.-S. (2005). A new method of feature fusion and its application in image recognition. *Pattern Recognition*, 38(12), 2437-2448.
- [48] Torres, J., Nogueira, M., & Pujolle, G. (2013). A Survey on Identity Management for the Future Network. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 15(2), 787-802.
- [49] Wang, J.F., Stein, A., Gao, B.-B., & Ge, Y. (2012). A review of spatial sampling. *Spatial Statistics*, 2(Supplement C), 1-14.
- [50] Wang, J., Li, Q., You, J., & Zhao, Q. (2011). Fast kernel Fisher discriminant analysis via approximating the kernel principal component analysis. *Neurocomputing*, 74(17), 3313-3322.
- [51] Wang, Z., Han, Q., Niu, X., & Busch, C. (2009). Feature-Level Fusion of Iris and Face for Personal Identification. In W. Yu, H. He, & N. Zhang (Eds.), *Advances in Neural Networks – ISNN 2009: 6th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2009 Wuhan, China, May 26-29, 2009 Proceedings, Part III* (pp. 356-364). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [52] Yang, J., & Yang, J.-y. (2002). Generalized K-L transform based combined feature extraction. *Pattern Recognition*, 35(1), 295-297.
- [53] Yang, J., Yang, J.-y., Zhang, D., & Lu, J.-f. (2003). Feature fusion: parallel strategy vs. serial strategy. *Pattern Recognition*, 36(6), 1369-1381.
- [54] Yang, J., & Zhang, X. (2012). Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification. *Pattern Recognition Letters*, 33(5), 623-628.
- [55] Yang, X., & Sun, D. (2016, 6-10 Nov. 2016). *Feature-level fusion of palmprint and palm vein base on canonical correlation analysis*. Paper presented at the 2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP).
- [56] Yao, Y.F., Jing, X.Y., & Wong, H.S. (2007). Face and palmprint feature level fusion for single sample biometrics recognition. *Neurocomputing*, 70(7), 1582-1586.