

معرفی الگوریتمی جدید برای حل مشکل عینک و ریش در بازشناسی چهره با تصاویر مادون قرمز حرارتی

حامد کماری علائی و مرتضی خادمی

برداشت اطلاعات متفاوتی است که می‌توان آنها را بر حسب عواملی از جمله میزان همکاری شخص، دقت، هزینه و راحتی اندازه‌گیری دسته‌بندی نمود. شناسایی با کمک تصاویر چهره به دلیل این که نیاز به همکاری حداقلی از طرف کاربر دارد مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است.

همواره مشکلات فراوانی در مقابل بازشناسی چهره مبتنی بر تصاویر بینایی وجود دارد. از جمله مهم‌ترین این مشکلات می‌توان به موارد زیر اشاره کرد [۳]:

- تغییرپذیری زیاد در حالات چهره: تغییرات حالات چهره مانند خندیدن، ناراحتی و ... مواردی هستند که شناسایی در حوزه بینایی را با مشکل مواجه می‌کند.
- تغییرات نور: تغییر نور در تصاویر بینایی یکی از مهم‌ترین عوامل در شناسایی نادرست تصاویر بینایی است. این عامل کاملاً تحت تأثیر شرایط محیطی می‌باشد.
- ناتوانی در تشخیص بین تصویر واقعی و غیر واقعی^۱: در تصاویر بینایی هر شکلی که خاصیت ظاهری صورت را داشته باشد به‌عنوان چهره شناخته شده و پردازش می‌شود. به همین خاطر شناسایی بر اساس تصاویر بینایی به‌طور کامل نمی‌تواند نقش خود را به‌خوبی انجام دهد.

با توجه به ضعف‌های تصاویر بینایی، تلاش‌های پژوهشی بسیاری در بازشناسی چهره در باند امواج مادون قرمز^۲ (IR) حرارتی انجام شده است [۴]. شناسایی در این روش بر اساس ثبت توزیع حرارتی بافت صورت هر فرد بوده و بنابراین محدودیت تصاویر بینایی را ندارد. برای مثال با استفاده از رگ‌های صورت می‌توان فرد را شناسایی نمود. رگ‌های صورت، ویژگی منحصر به فردی را به وجود می‌آورند. با مقایسه این ویژگی‌ها چهره قابل شناسایی است [۵].

مستقل از این که تصاویر بینایی یا تصاویر مادون قرمز حرارتی مورد استفاده قرار گیرند، بازشناسی چهره را می‌توان به سه مرحله قسمت‌بندی صورت، استخراج ویژگی‌ها و تطبیق ویژگی‌ها تفکیک نمود. در مرحله قسمت‌بندی صورت، ناحیه حاوی پیکسل‌های صورت از پشت زمینه جدا می‌شود. در مرحله استخراج ویژگی‌ها، آن دسته از اطلاعات مؤثری که برای تشخیص و تمیزدادن اختلاف بین چهره دو فرد وجود دارد، به‌عنوان ویژگی استخراج می‌شود. در مرحله تطبیق ویژگی‌ها، بردار حاوی ویژگی‌های استخراج‌شده با بردارهای ویژه تصاویر مرجع که در پایگاه داده وجود دارند، مقایسه می‌شود.

در روش پیشنهادی که بر اساس شناسایی رگ‌های صورت در تصاویر مادون قرمز حرارتی می‌باشد، ویژگی‌هایی مانند تأثیر ناپذیر بودن تصاویر

چکیده: بازشناسی چهره از طریق تصاویر مادون قرمز حرارتی یکی از جدیدترین راهکارهای بازشناسی چهره بوده و هم‌اکنون مورد توجه بسیاری از محققان می‌باشد. این شناسایی که از طریق ثبت توزیع حرارتی چهره و چگونگی موقعیت رگ‌های صورت انسان انجام می‌شود دارای مزیت‌های بسیاری نسبت به روش‌های مبتنی بر تصاویر بینایی متداول می‌باشد. در این تصاویر اثر تغییرات نور محیط که یکی از مهم‌ترین معضلات بازشناسی چهره در تصاویر حوزه بینایی است، مرتفع می‌شود. یکی از مهم‌ترین مشکلات بازشناسی چهره در تصاویر مادون قرمز حرارتی وجود موانع انتشار مانند عینک و ریش بوده که مانع استخراج دقیق موقعیت رگ‌های صورت می‌گردند. در این تحقیق برای اولین بار الگوریتمی پیشنهاد شده است که این مشکلات نیز تا حد زیادی برطرف می‌گردند. در این مقاله جهت استخراج ویژگی صورت از موقعیت انشعاب رگ‌ها استفاده شده است و همچنین با انتخاب دسته‌بندی مناسب، رگ‌های قلبی و انشعابات نادرست حذف شده‌اند. از طرفی با استفاده از الگوریتم تطبیق زمانی پویا بهترین بردارهای ویژگی استخراج می‌شوند. با بررسی نتایج شبیه‌سازی شده بر روی بانک داده UTK-IRIS نرخ شناسایی بر روی تصاویر با عینک ۹۵٪ و بر روی تصاویر با ریش صورت ۸۸٪ است که نسبت به بهترین نتایج به‌دست آمده قبلی در بانک داده یکسان، به ترتیب ۱۰٪ و ۴۰٪ بهتر می‌باشند.

کلید واژه: بازشناسی چهره، تصاویر مادون قرمز حرارتی، رگ‌های صورت، الگوریتم تطبیق زمانی پویا.

۱- مقدمه

بازشناسی چهره و اجزای تشکیل‌دهنده آن از مهم‌ترین رویکردهای تسهیل‌کننده ارتباط میان انسان و ماشین و محیط‌های فعال در حوزه علم بینایی ماشین است. در سال‌های اخیر بازشناسی چهره در زمینه‌های تحقیقاتی مرتبط با بیومتریک، شناسایی الگو و بینایی ماشین مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. همچنین در برخی کاربردهای تجاری و امنیتی نیز روش‌های بازشناسی چهره مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱] و [۲]. برای مثال شناسایی مجرمین، سیستم‌های مراقبت و امنیت و کاربردهای نظیر آنها از جمله مواردی است که در این حیطه می‌گنجد و بنابراین شناسایی صحیح چهره می‌تواند نقش مؤثری در نحوه اجرای آنها ایفا نماید.

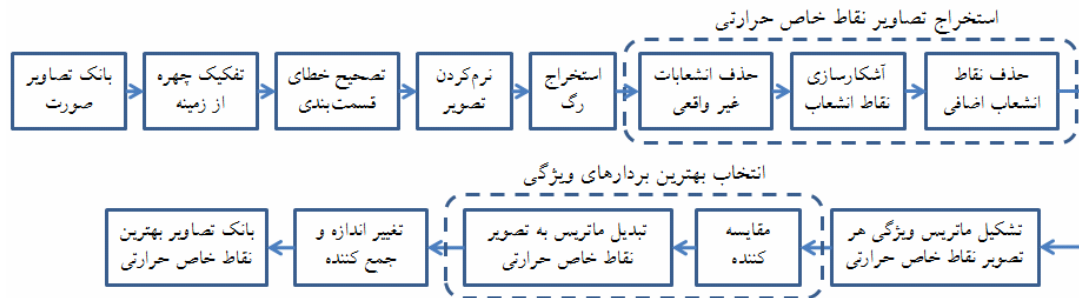
علاوه بر بازشناسی با کمک چهره، روش‌های شناسایی دیگری نیز وجود دارند که از آن جمله می‌توان به شناسایی از طریق اثر انگشت، دست، صدا، چشم، گوش و امضا اشاره کرد. در هر روش شناسایی، نیاز به

این مقاله در تاریخ ۱۰ مهر ماه ۱۳۸۹ دریافت و در تاریخ ۲۴ خرداد ماه ۱۳۹۰ بازنگری شد.

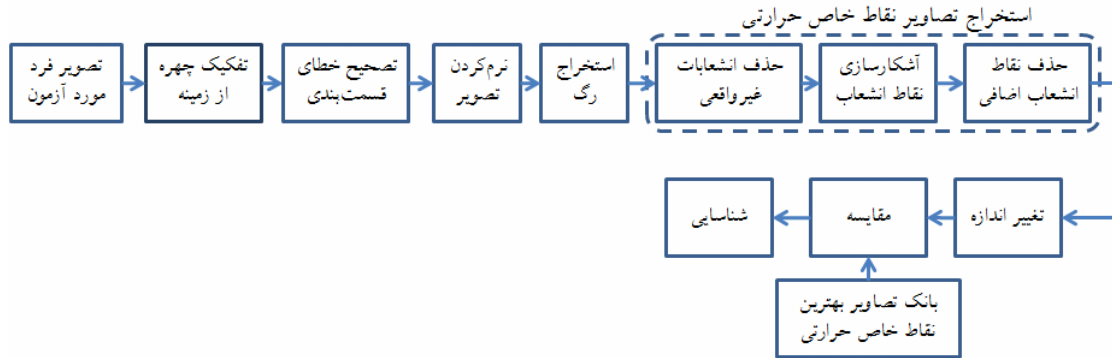
حامد کماری علائی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، (email: hamedkomari@yahoo.com)

مرتضی خادمی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، (email: khademi@um.ac.ir)

1. Fake Image
2. Infrared



شکل ۱: تشکیل بانک تصاویر بهترین نقاط خاص حرارتی.



شکل ۲: عملیات به هنگام بازشناسی چهره.

در قسمت‌های بعدی، روش‌های مورد استفاده و پیشنهادی برای پیاده‌سازی بلوک‌های شکل ۱ و شکل ۲ به‌طور کامل تشریح می‌گردند. در پایان نیز نتایج شبیه‌سازی بیان شده و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲- تفکیک چهره از زمینه

بنا به خاصیت فیزیولوژیکی، صورت انسان از مناطق گرم و سرد تشکیل شده است. مناطق گرم حاصل مناطقی از بافت هستند که رگ‌های خونی بیشتری از آنجا عبور می‌کنند (مثل کاسه چشم و پیشانی). مناطق سرد نیز حاصل مناطقی از بافت هستند که رگ‌های خونی کمتری از آنجا عبور می‌کنند (مثل چانه، لب و گونه‌ها در شکل ۳). مناطقی مثل دیوارها و یا لباس‌ها، که در تماس با بدن انسان هستند و دمایی نزدیک بدن انسان دارند، به‌عنوان پشت زمینه محسوب خواهند شد. توزیع دمایی در تصاویر مادون قرمز حرارتی، حاصل از دمای بدن انسان و دمای محیط می‌باشد و بنابراین در صورت شناسایی دقیق ویژگی‌های فیزیولوژیکی صورت انسان، می‌توان میزان تأثیرات پشت زمینه در قسمت‌بندی صورت را کاهش داد.

در این تحقیق جهت تفکیک چهره از زمینه در تصاویر مادون قرمز از الگوریتم پیشنهادی در [۵] (بیز) استفاده شده است. به علت توزیع دمایی تقریباً یکسان صورت انسان‌ها (بین ۲۵ تا ۳۰ درجه سانتی‌گراد)، این الگوریتم کارایی خوبی در قسمت‌بندی صورت از خود نشان داده است. جهت قسمت‌بندی صورت، ابتدا توزیع دمایی صورت و پشت زمینه بر اساس مقادیر نمودار هیستوگرام رسم شده و سپس با استفاده از دو تابع گوسی، توزیع دمایی صورت و پشت زمینه تخمین زده می‌شوند. در شکل ۴ نمودار هیستوگرام تصویر حرارتی صورت نشان داده شده است.

در این الگوریتم، چنانچه θ معرف برچسب صورت (S) و یا پشت زمینه (b) و x عضوی از بردار ورودی از پیکسل‌ها باشد، توزیع پسین $\pi(\theta)$ احتمال وقوع پشت زمینه و صورت، تابع چگالی گوسی $f(x|\theta)$ احتمال وقوع مقدار x در ناحیه θ بوده و توزیع پیشین $p(\theta|x)$ بر اساس زیر تعریف می‌شود



شکل ۳: تصویر حرارتی از صورت انسان.

نسبت به نور محیط و تشخیص تصاویر واقعی از تقلبی تأمین می‌گردد، زیرا با بررسی میزان حرارت هر صورت و مقایسه آنها با یک سطح آستانه مشخص، می‌توان به واقعی (صورت گرم‌تر) و یا تقلبی بودن (صورت سردتر) تصویر پی برد. از طرفی به علت پایداری تصاویر مادون قرمز حرارتی به موقعیت رگ‌ها، عامل کوهلت نیز تأثیر ناچیزی بر نتایج دارد [۶]. با توجه به الگوریتم پیشنهادی عامل عینک و ریش که موانع مهمی در بازشناسی صحیح چهره در تصاویر مادون قرمز حرارتی می‌باشند، بر طرف شده‌اند. در این تحقیق، شناسایی در دو مرحله تشکیل بانک تصاویر بهترین نقاط خاص حرارتی^۱ (BTMPs) و عملیات به‌هنگام انجام می‌شود. مرحله اول که در شکل ۱ نشان داده شده است، از تصاویر حرارتی موجود (چهار تصویر برای هر فرد)، تصاویر نقاط خاص حرارتی^۲ (TMP) استخراج شده و بهترین نقاط برای هر فرد ذخیره می‌شوند. در مرحله دوم که در شکل ۲ نشان داده شده است، از فرد مورد آزمون^۳ به‌صورت به‌هنگام تصویربرداری حرارتی شده و پس از استخراج، تصویر TMP با تصاویر موجود در بانک تصاویر BTMPs مقایسه می‌شود.

1. Best Thermal Minutia Point
2. Thermal Minutia Point
3. Probe



شکل ۶: قسمت‌بندی صورت، (الف) تصویر اولیه و (ب) نتیجه قسمت‌بندی با الگوریتم بیز.



شکل ۷: تصحیح خطای قسمت‌بندی صورت، (الف) تصویر قسمت‌بندی شده (شکل ۶-ب) و (ب) نتیجه تصحیح خطای قسمت‌بندی.

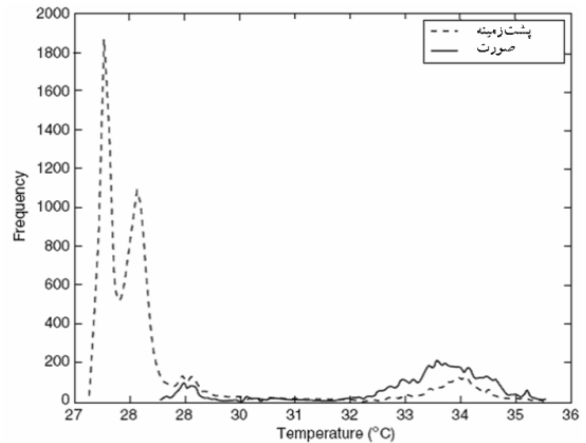
چانه) را که حرارت کمتری نسبت به مناطق دیگر دارند به‌عنوان پشت زمینه و لباس‌ها که دمایی نزدیک به دمای صورت دارند را به‌عنوان ناحیه صورت انتخاب می‌کند. جهت از بین بردن این مشکل در تصاویر مادون قرمز حرارتی از روش پیشنهادی در [۵] استفاده شده است. در ابتدا تمام نواحی تصویر به دو قسمت پشت زمینه با برچسب b و ناحیه صورت با برچسب s علامت‌گذاری شده و نواحی صورت و پشت زمینه به N_s و N_b زیرناحیه تقسیم می‌شوند. تعداد این زیرناحیه‌ها با توجه به شرایط هر تصویر مشخص می‌گردند. تعداد پیکسل‌های ناحیه i ام در متغیر $R_s(i)$ و $R_b(i)$ ذخیره شده و با توجه به رابطه زیر مقدار حداکثر آنها انتخاب می‌شود

$$\begin{aligned} R_s^{\max} &= \max\{R_s(i), i = 1, 2, \dots, N_s\} \\ R_b^{\max} &= \max\{R_b(i), i = 1, 2, \dots, N_b\} \end{aligned} \quad (۴)$$

در این روش، برچسب آن دسته از زیرنواحی‌های صورت که شرط $R_s(i) < R_s^{\max}/5$ را ارضا می‌کنند، با پشت زمینه عوض می‌شود. همچنین برچسب آن دسته از زیرنواحی‌های پشت زمینه که شرط $R_b(i) < R_b^{\max}/5$ را ارضا می‌کنند، با برچسب صورت جابه‌جا می‌گردد. عدد ۵ به‌صورت تجربی انتخاب شده است، زیرا زیرناحیه‌ای که تعداد پیکسل‌هایش از ۲۰٪ مقدار R_b^{\max} (برای ناحیه پشت زمینه) و یا R_s^{\max} (برای ناحیه صورت) کمتر باشد، به‌واسطه خطای قسمت‌بندی به‌وجود آمده و می‌بایست برچسب آن تغییر کند. شکل ۷ نتیجه تصحیح خطای قسمت‌بندی بر روی شکل ۶-ب را بر اساس روش فوق نشان می‌دهد.

۴- نرم کردن تصویر

پس از جداسازی تصویر صورت از پشت زمینه می‌توان مستقیماً رگ‌ها را استخراج کرد اما جهت تحقق بهتر این هدف، در این تحقیق از فیلتر نرم‌کننده پیشنهادشده در [۵] نیز استفاده شده است. این فیلتر به‌نحوی طراحی شده تا مرزها مشخص‌تر شوند و جزئیات مهم تصویر حفظ گردند. نحوه نرم کردن تصویر به‌صورت زیر بیان می‌شود



شکل ۴: هیستوگرام تصویر حرارتی صورت [۵].



شکل ۵: انتخاب نواحی پشت زمینه و صورت در داده آموزش (مربع سفید معرف صورت و مربع سفید معرف پشت زمینه است).

$$p(\theta|x) = \frac{\pi(s)f(x|s)}{\pi(s)f(x|s) + \pi(b)f(x|b)} \quad (۱)$$

همچنین تابع چگالی گوسی $f(x|\theta)$ نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود

$$f(x|\theta) = \sum_{i=1}^r \omega_{\theta_i} N(\mu_{\theta_i}, \sigma_{\theta_i}^2) \quad (۲)$$

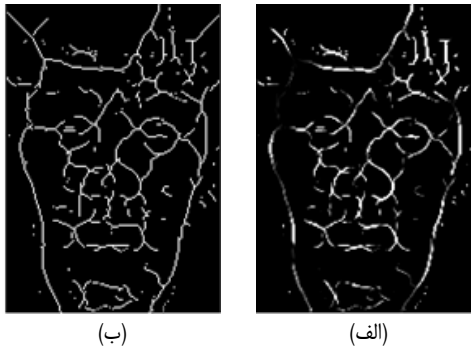
در این تحقیق، جهت تخمین پارامترهای تابع گوسی $f(x|\theta)$ از الگوریتم تخمین زن حداکثر شباهت^۱ استفاده شده است [۷]. این الگوریتم برای تخمین پارامترهای (۲)، به آموزش نیاز دارد. داده آموزش شامل نواحی پشت زمینه و صورت بوده که برای تأمین آنها به‌ترتیب دو و سه تصویر حرارتی، به‌صورت دستی انتخاب می‌شوند. شکل ۵ نمونه‌ای از داده آموزش را نشان می‌دهد. در این تحقیق، نواحی پشت زمینه، موها و لباس‌ها و نواحی صورت بین پیشانی و چانه انتخاب شده است. با بررسی توزیع پیشین و بر اساس منطق زیر، زیرناحیه صورت (H_1) از پشت زمینه (H_0) تفکیک می‌شود

$$\begin{cases} \text{if } p(s|x) > \frac{1}{4} \Rightarrow \text{Accept } H_1 \\ \text{if } p(s|x) \leq \frac{1}{4} \Rightarrow \text{Accept } H_0 \end{cases} \quad (۳)$$

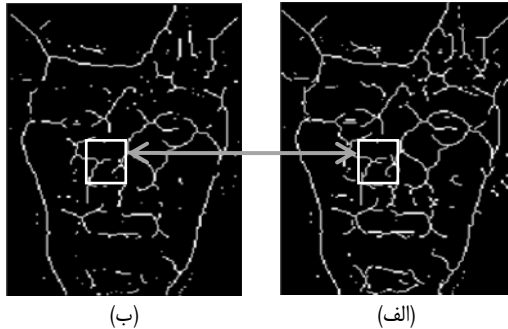
شکل ۶ نتیجه اعمال الگوریتم بیز آموزش داده شده روی یک تصویر را نمایش می‌دهد.

۳- تصحیح خطای قسمت‌بندی

گاهی اوقات الگوریتم بیز به اشتباه، ناحیه‌هایی از صورت (مثل بینی و



شکل ۹: استخراج رگ‌های صورت، (الف) نتیجه اعمال الگوریتم WTH بر روی شکل ۸-ب و (ب) نتیجه نازک‌سازی.



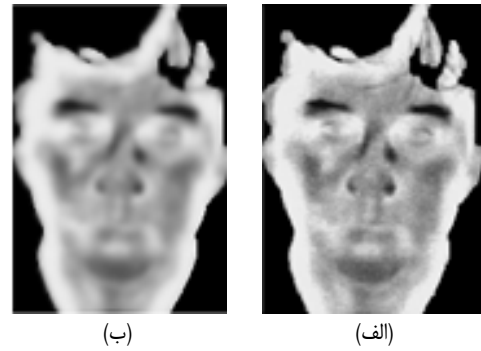
شکل ۱۰: حذف انشعابات غیر واقعی، (الف) تصویر اولیه (شکل ۹-ب) و (ب) نتیجه هرس کردن.

۶- حذف انشعابات غیر واقعی

پس از استخراج رگ‌ها، نوبت به مرحله استخراج تصاویر TMP می‌رسد. TMPها از تصاویر رگ‌ها انتخاب می‌شوند. این نقاط خاص، محل انشعاب و تداخل رگ‌ها می‌باشند، اما برخی از انشعاب‌ها متعلق به رگ‌ها نبوده و به واسطه اعمال الگوریتم بیز و فیلتر نرم‌کننده به وجود می‌آیند. جهت حذف این انشعابات، در این تحقیق عملگر شکل‌شناسی هرس کردن^۳ پیشنهاد شده است. الگوریتم هرس کردن باعث حذف شاخه‌های کوتاه در تصویر رگ شده و میزان خطا در انتخاب TMP را کاهش می‌دهد. در این تحقیق، جهت حذف این شاخه‌ها المان‌های زیر پیشنهاد شده است

$$\begin{aligned}
 B^1 &= \begin{bmatrix} \times & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \times & \cdot & \cdot \end{bmatrix}, & B^2 &= \begin{bmatrix} \times & \cdot & \times \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \\
 B^3 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \times \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \times \end{bmatrix}, & B^4 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \times & \cdot & \times \end{bmatrix} \\
 B^5 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}, & B^6 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \\
 B^7 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}, & B^8 &= \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{9}$$

شکل ۱۰ یک نمونه از نتیجه اعمال این روش بر روی تصویر رگ را نشان می‌دهد.



شکل ۸: نرم‌کردن تصویر، (الف) تصویر اولیه (شکل ۷-ب) و (ب) خروجی فیلتر در $t=40$.

$$\begin{aligned}
 I_{t+1}(x, y) &= I_t + \lambda [c_{N,t}(x, y) \nabla I_{N,t}(x, y) \\
 &+ c_{S,t}(x, y) \nabla I_{S,t}(x, y) \\
 &+ c_{E,t}(x, y) \nabla I_{E,t}(x, y) \\
 &+ c_{W,t}(x, y) \nabla I_{W,t}(x, y)]
 \end{aligned} \tag{5}$$

که I تصویر اولیه و ضرایب c از چهار جهت مختصات شمال (N)، جنوب (S)، شرق (E) و غرب (W) نسبت به موقعیت (x, y) محاسبه می‌شوند. به طور مثال ضرایب در امتداد محور شمال به صورت زیر می‌باشد

$$\begin{aligned}
 c_{N,t}(x, y) &= \exp\{-\nabla I_{N,t}^*(x, y)/k^*\} \\
 \nabla I_{N,t} &= I_t(x, y+1) - I_t(x, y)
 \end{aligned} \tag{6}$$

در این تحقیق k برابر ۱۰۰، λ برابر ۰/۰۵ و تعداد تکرار ۴۰ بار انتخاب شده است. این مقادیر به نحوی انتخاب شده‌اند تا علاوه بر حذف نویز تصویر، رگ‌های صورت برجسته‌تر شوند. شکل ۸ نتیجه اعمال فیلتر نرم‌کننده بر روی تصویر مادون قرمز حرارتی را نشان می‌دهد.

۵- استخراج رگ

با عبور تصویر صورت از فیلتر نرم‌کننده، شرایط برای استخراج رگ‌ها آماده‌تر شده است. در این تحقیق جهت استخراج رگ‌ها، به مانند [۵] از روش WTH^۱ استفاده شده است. در این روش ابتدا عملگر باز بر روی تصویر صورت اعمال شده و نتیجه (I_{open}) از تصویر اولیه تفریق می‌گردد. اگر I تصویر نرم‌شده، \circ عملگر باز، I_{open} تصویر بازشده و I_{WTH} تصویر رگ‌های صورت باشد، داریم

$$I_{open} = I \circ S, \quad I_{WTH} = I - I_{open} \tag{7}$$

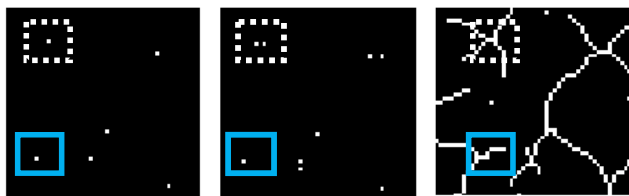
S نیز که باعث استخراج دقیق‌تر رگ‌های صورت و نقاط انشعاب می‌شود، عنصر ساختار^۲ بوده و در این تحقیق به صورت ماتریس زیر پیشنهاد شده است

$$S \triangleq \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \tag{8}$$

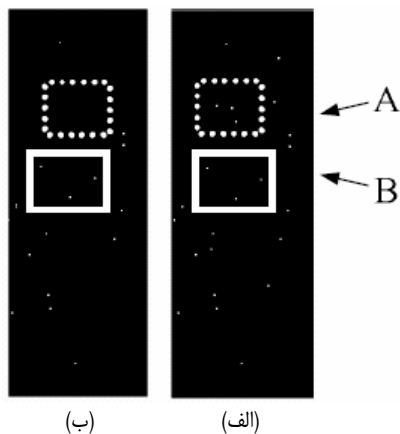
پس از اعمال الگوریتم WTH، با نازک‌سازی تصویر، رگ‌ها استخراج می‌شوند. این رگ‌ها دارای ضخامت یک پیکسل می‌باشند. شکل ۹ نمونه‌ای از استخراج رگ‌های صورت پس از نازک‌سازی را نشان می‌دهد.

3. Pruning

1. White Top Hat
2. Structure Element



شکل ۱۳: حذف نقاط انشعاب اضافی نوع اول، (الف) تصویر رگها، (ب) خروجی الگوریتم ضربدری و (ج) حذف نقاط انشعاب اضافی.

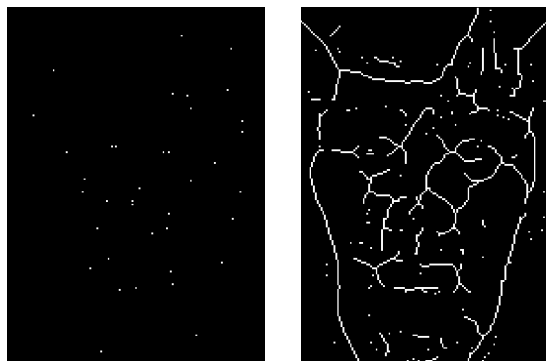


شکل ۱۴: حذف نقاط انشعاب اضافی ناشی از مرز موهای سر (نوع دوم)، (الف) تصویر اولیه و (ب) نتیجه اعمال الگوریتم دسته‌بندی K میانگین.

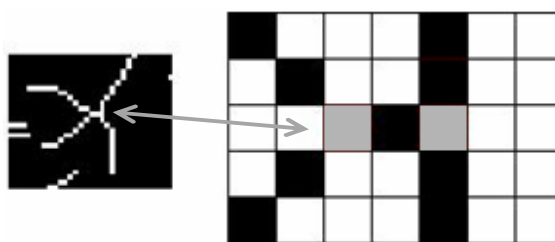
حذف تمام همسایگان هر نقطه به شعاع ۳ خانه پیشنهاد شده است. شکل ۱۳ نتیجه حذف این گونه نقاط انشعاب را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، دو نقطه داخل مربع نقطه‌چین به یک نقطه تبدیل شده‌اند.

همان‌طور که گفته شد در الگوریتم استخراج رگ، مرز ابروها، موها و عینک نیز به اشتباه به‌عنوان رگ استخراج شده و نقاط انشعاب حاصل از این رگها (نقاط انشعاب اضافی نوع دوم) باعث افزایش خطای شناسایی می‌گردند. اگر نقطه انشعاب، حاصل از رگهای صورت نباشد، در همسایگی این نقطه، دما به سرعت کاهش می‌یابد. از این رو با بررسی تغییرات دمای همسایگی هر نقطه می‌توان واقعی و یا غیر واقعی بودن هر نقطه را مشخص نمود. جهت حذف نقاط حاصل از این مرزها از الگوریتم دسته‌بندی K میانگین^[۹] استفاده شده است. با استفاده از این الگوریتم، همسایگان هر نقطه انشعاب به دو گروه^۳ تقسیم و مراکز آنها مشخص می‌شوند. اگر فاصله اقلیدسی مراکز دو گروه مربوط به یک نقطه، از یک سطح آستانه کمتر باشد آن نقطه غیر واقعی است. در این تحقیق تعداد گروهها برابر دو ($K=2$) و شعاع همسایگی هر نقطه، ۹ پیکسل پیشنهاد شده است. همچنین سطح آستانه به‌صورت تجربی و برابر ۹۰ انتخاب می‌شود. اگرچه مقدار سطح آستانه برای بانک داده‌های مختلف تغییر می‌کند، اما به لحاظ محدودیت در انتخاب بانک داده این مقدار انتخاب شده است.

شکل ۱۴ یک نمونه از اجرای این فرایند را نشان می‌دهد. در شکل ۱۴-الف مجموعه A نقاط انشعاب حاصل از موهای سر (انشعاب غیر واقعی) و مجموعه B نقاط انشعاب حاصل از تداخل رگها (انشعاب واقعی) می‌باشد. شکل ۱۴-ب یک نمونه از نتیجه اعمال الگوریتم دسته‌بندی K میانگین و حذف نقاط انشعاب نوع دوم در مجموعه B را نشان می‌دهد.



شکل ۱۵: آشکارسازی نقاط انشعاب، (الف) تصویر اولیه (شکل ۱۰-ب) و (ب) خروجی الگوریتم ضربدری.



شکل ۱۶: خطای انتخاب به‌علت نقاط انشعاب اضافی نوع اول.

۷- آشکارسازی نقاط انشعاب

در این تحقیق، نقاط انشعاب توسط الگوریتم ضربدری^۱ (CN) که در [۸] جهت استخراج نقاط انشعابات اثر انگشت استفاده شده است، آشکار می‌گردند. اگر P نقطه‌ای از رگها باشد، طبق الگوریتم ضربدری ابتدا مقدار زیر برای آن نقطه محاسبه می‌گردد

$$CN(P) = \frac{1}{\gamma} \sum_{i=1}^{\gamma} |\text{Val}(P_{i \bmod \gamma}) - \text{Val}(P_{i-1})| \quad (10)$$

که در آن P_i تا P_{γ} پیکسل‌های کشیده‌شده به دور نقطه P در یک همسایگی هشت‌تایی بوده و $\text{Val}(P_i)$ مقدار ۱ (رگها) یا صفر (غیر رگ) را نشان می‌دهد. اگر $CN(P)$ مقداری بزرگ‌تر از ۲ باشد، P نقطه انشعاب نامیده می‌شود. شکل ۱۵ نتیجه اعمال الگوریتم ضربدری را نشان می‌دهد.

۸- حذف نقاط انشعاب اضافی

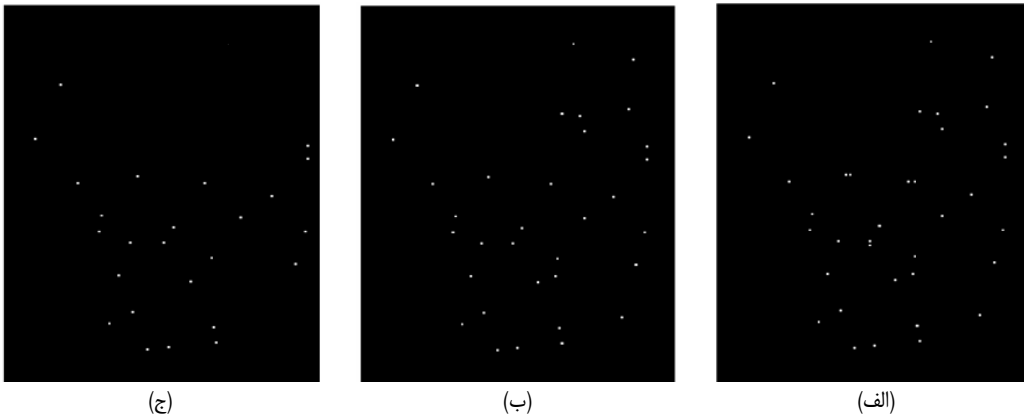
با آشکارسازی نقاط انشعاب کار استخراج تصاویر TMP پایان نمی‌یابد. در این مرحله هنوز دو نوع از انواع انشعابات اضافی و منبع خطای بازشناسی در تصاویر TMP وجود دارند. نوع اول نقاط انشعاب آشکارشده، در یک همسایگی نزدیک به یکدیگر بوده و نوع دوم نقاط انشعاب حاصل از مرز ابروها، موها و عینک می‌باشد.

برخی از نقاط انشعاب آشکارشده در یک همسایگی نزدیک به یکدیگر می‌باشند. این نقاط پس از نازک‌سازی تصویر رگ ایجاد شده و در صورت انتخاب، باعث افزایش خطا و زمان محاسبات خواهند شد. شکل ۱۶ نمونه‌ای از این نقاط را نمایش می‌دهد. در این شکل الگوریتم ضربدری، دو نقطه خاکستری را به‌عنوان نقاط انشعاب انتخاب می‌کند در حالی که این دو نقطه، معرف یک نقطه انشعاب می‌باشند. در این تحقیق جهت از بین بردن این مشکل و پس از تغییر اندازه تصویر به ابعاد 100×80 ,

2. K - Mean Clustering

3. Cluster

1. Crossing Number



شکل ۱۵: حذف نقاط انشعاب اضافی، (الف) تصویر اولیه (شکل ۱۱-ب)، (ب) حذف نقاط انشعاب اضافی نوع اول و (ج) حذف نقاط انشعاب اضافی نوع دوم.

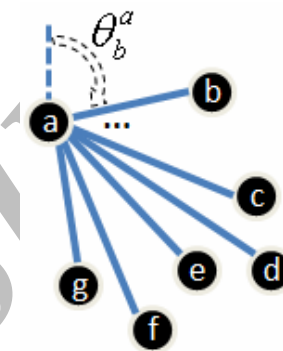
جدول ۱: نتایج دسته‌بندی K میانگین.

	مركز گروه اول	مركز گروه دوم	اختلاف مراكز دو گروه
مجموعه A	۱۹۵	۹۵	۱۰۰
مجموعه B	۲۱۰	۱۸۶	۲۴

۱-۰ انتخاب بهترین بردارهای ویژگی

برخی از TMP های استخراج شده از تصاویر رگ‌ها، نه تنها باعث شناسایی صحیح صورت نمی‌شوند، بلکه خطای شناسایی را افزایش می‌دهند. این نقاط به واسطه پایین بودن کیفیت تصاویر و تغییر در توزیع دمایی صورت ایجاد می‌شوند. در روش پیشنهادی با انتخاب TMP های مناسب می‌توان نرخ شناسایی صحیح را افزایش داده و نقش عوامل مطرح شده را به حداقل رساند. این نقاط که در این تحقیق BTMPs (بهترین نقاط خاص حرارتی) نامیده می‌شوند، در تمام تصاویر مربوط به یک شخص، مکان تقریباً ثابتی دارند. این نقاط نسبت به تغییرات توزیع دمایی و پایین بودن کیفیت تصاویر دستخوش تغییرات کمتری شده و به عنوان بهترین نقاط خاص حرارتی انتخاب شده‌اند. همان‌طور که شکل ۱۷ نشان می‌دهد، برای انتخاب این نقاط، ماتریس‌های ویژگی چهار تصویر یک شخص بر اساس الگوریتم کشیدگی زمان پویا (DTW) [۱۰] با یکدیگر مقایسه می‌گردند. به این صورت که دو ماتریس اول بر اساس الگوریتم DTW با هم مقایسه شده و بردارهای ویژگی مشابه از ماتریس اول انتخاب می‌شوند. سپس ماتریس به دست آمده از این بردارها، دوباره با ماتریس ویژگی بعدی مقایسه می‌شود. این کار دو بار انجام شده و سه ماتریس ویژگی از ماتریس‌های ویژگی قبلی استخراج می‌شوند. سپس TMP های مربوط به هر ماتریس رسم شده و تصویر حاصله به عنوان تصویر ITMP^۲ مورد استفاده قرار می‌گیرد. چنانچه خواهیم دید BTMPs طی یک پردازش ساده روی ITMP ها به دست می‌آیند.

همان‌طور که گفته شد، در این تحقیق جهت مقایسه بین دو بردار ویژگی، الگوریتم DTW [۱۰] که برای اولین بار برای بازشناسی چهره در تصاویر مادون قرمز حرارتی به کار رفته است، پیشنهاد شده است. این الگوریتم از روی همسانی و تشابه بین نقاط دو بردار، میزان شباهت دو بردار را به صورت عددی مشخص کرده و در برابر عواملی مانند تغییرات توزیع دمایی و پایین بودن کیفیت تصاویر، پایدار است، زیرا الگوریتم DTW نسبت به تغییرات کشیدگی زمانی دو بردار مقاوم است. به عبارتی



شکل ۱۶: نحوه تشکیل بردار ویژگی مربوط به نقطه خاص حرارتی a.

جدول ۱ نیز نتیجه عددی دسته‌بندی K میانگین بر روی همسایگان صرفاً یک نقطه از مجموعه A و صرفاً یک نقطه از مجموعه B در شکل ۱۴ را بیان می‌کند. مقادیر نشان داده شده در این جدول بر اساس ارزش سطوح خاکستری نقاط تصویر محاسبه شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اختلاف مراكز دو گروه در مجموعه B کمتر از مجموعه A می‌باشد. اگر اختلاف مراكز دو گروه از ۹۰ کمتر باشد (مانند مجموعه B) آن نقطه واقعی است. شکل ۱۵ یک نمونه از TMP های به دست آمده پس از حذف هر دو نوع نقاط انشعابی اضافی را نشان می‌دهد.

۹- تشکیل ماتریس ویژگی هر تصویر TMP

برای انجام مرحله ویژگی نیازمند به استخراج برداری متناسب با هر TMP می‌باشیم. در این تحقیق بردار پیشنهادی شامل زاویه تشکیل دهنده هر TMP با تمام TMP های دیگر است. زاویه‌ها عددی بین ۱۸۰- تا ۱۸۰ تعریف شده‌اند و بنابراین نیازی به نرمال‌سازی که عملیاتی غیر خطی بوده و باعث اعوجاج می‌شود، نیست. شکل ۱۶ چگونگی تشکیل بردار ویژگی مربوط به نقطه خاص حرارتی a را نشان می‌دهد. اگر n تعداد TMP های صورت یک شخص باشد، نحوه ایجاد بردار ویژگی برای نقطه خاص حرارتی a از تصویر j ام به صورت زیر می‌باشد

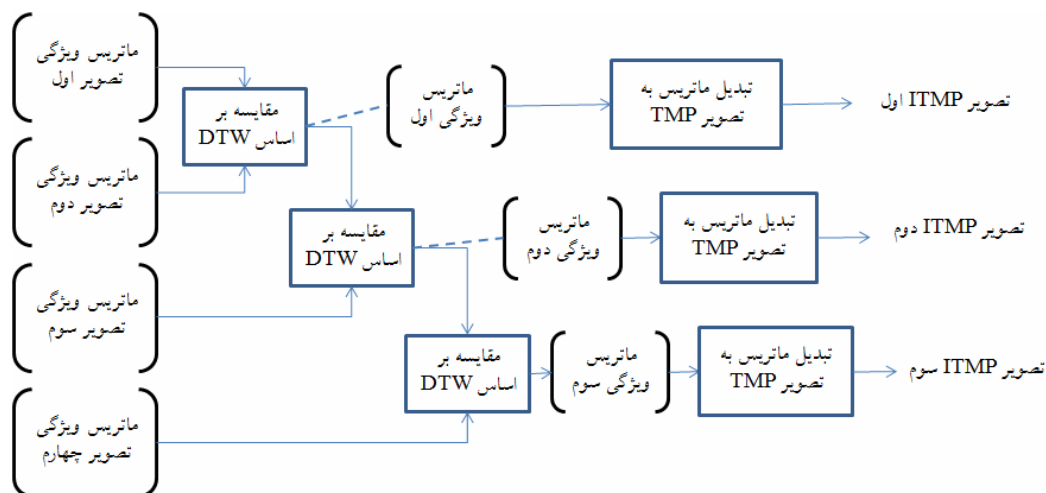
$$\vec{a}_j = [\theta_b^a \quad \theta_c^a \quad \theta_d^a \quad \dots]_{n \times n-1} \quad (11)$$

$$\theta_i^a = \arctan\left(\frac{y_a - y_i}{x_a - x_i}\right), \quad i = b, c, \dots, g, \quad i \neq a$$

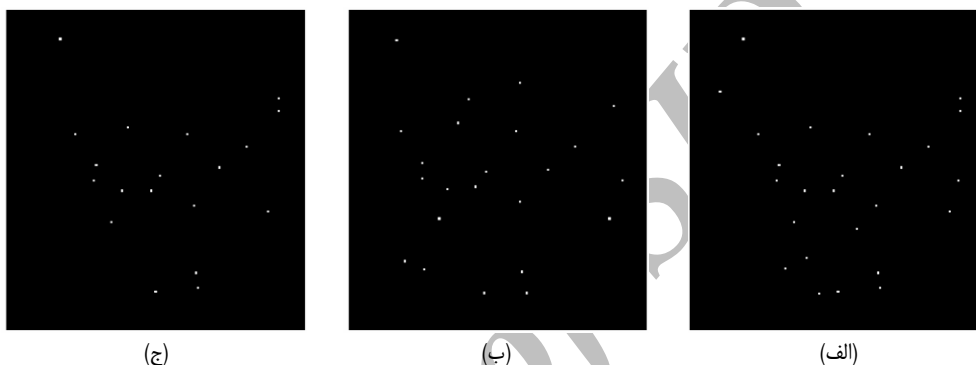
که x_i و y_i مختصات نقطه خاص حرارتی i ام می‌باشد. این بردار برای تمام TMP ها محاسبه می‌شود. در نهایت ماتریس ویژگی تصویر j ام متشکل از بردارهای ویژگی هر TMP به صورت زیر تشکیل می‌گردد

$$I_{n \times (n-1)}^j = [\vec{a}_j, \vec{b}_j, \vec{c}_j, \dots]^T \quad (12)$$

1. Dynamic Time Warping
2. Intermediate TMP



شکل ۱۷: نحوه مقایسه ۴ ماتریس ویژگی بر اساس الگوریتم DTW.



شکل ۱۸: نتیجه مقایسه دو ماتریس ویژگی بر اساس الگوریتم DTW، (الف) نقاط TMP تصویر اول شخص (شکل ۱۶-ج)، (ب) نقاط TMP تصویر دوم شخص و (ج) تصویر اول ITMP.

گردیده و بدین وسیله حذف TMP های پنهان شده به واسطه ریش و عینک صدمه چندانی به بازشناسی چهره نخواهد زد.

در این تحقیق اگر میزان شباهت دو بردار که از تابع DTW(.) مشخص می شود از یک سطح آستانه بیشتر باشد، دو بردار مشابه بوده و انتخاب خواهند شد و اگر میزان شباهت کمتر از این مقدار باشد حذف می شوند.

اگر m تعداد TMP های تصویر اول، n تعداد TMP های تصویر دوم، p_s و g_t به ترتیب s امین و t امین بردار ویژگی از ماتریس ویژگی دو تصویر مربوط به یک شخص و x_s بیشترین مقدار شباهت به دست آمده از مقایسه p_s با تمام بردارهای ویژگی تصویر دوم باشد، در این تحقیق جهت تعیین مقدار سطح آستانه (Tr)، عبارت زیر پیشنهاد شده است

$$x_s = \max(DTW(g_t, p_s)), \quad 1 \leq t \leq n, \quad 1 \leq s \leq m \quad (14)$$

$$Tr = 1/3 \left(\frac{1}{m} \sum_{s=1}^m x_s \right)$$

ضریب $1/3$ جهت وزن دهی سطح آستانه بوده و به صورت تجربی انتخاب شده است. شکل ۱۸ نتیجه مقایسه دو ماتریس و تصویر ITMP را نشان می دهد.

۱۱- تغییر اندازه و جمع کننده

جهت هم اندازه سازی، تصاویر TMP به دست آمده در مرحله قبلی به

$$\vec{a}_j = [10 \quad 26 \quad 35 \quad 150 \quad 180 \quad 96 \quad 53 \quad 19 \quad 47 \quad 13]_{1 \times 10}$$

$$\vec{a}'_j = [10 \quad 27 \quad 35 \quad 149 \quad 130 \quad 120 \quad 180 \quad 96 \quad 19 \quad 48 \quad 25 \quad 44 \quad 13]_{1 \times 12}$$

(۱۳)

اگر یکی از دو بردار مشابه به واسطه تغییراتی کشیده تر شده باشد، این الگوریتم دو بردار را مشابه معرفی می کند. در ادامه جهت بیان دقیق تر موضوع مثالی بیان شده است. هنگامی که تعداد TMP ها به واسطه پایین بودن کیفیت تصویربرداری و تغییر توزیع دمایی چهره افزایش و یا کاهش یابد، ابعاد بردار ویژگی مربوط به هر TMP متناسباً افزایش و کاهش خواهد یافت. به طور مثال \vec{a}_j و \vec{a}'_j دو بردار ویژگی مربوط به TMP یک صورت که در دو زمان مختلف تصویربرداری شده است و در (۱۳) آمده است. اگرچه دو بردار ویژگی متعلق به یک TMP است اما به علت تغییرات توزیع دمایی چهره و یا پایین بودن کیفیت تصویربرداری تعداد TMP تصویر دوم اضافه شده و ابعاد بردار ویژگی افزایش یافته است (اعداد خاکستری نشان دهنده این موضوع است). به طور عکس، این اتفاق نیز باعث کاهش تعداد TMP خواهد شد. با توجه به این شرایط الگوریتم DTW نسبت به این عامل تقریباً پایدار بوده و بردارهای ویژگی فوق را با خطای حداقلی، مشابه انتخاب می کند. از این رو الگوریتم DTW توانمند در انتخاب نقاطی است که در بین TMP های موجود در تصاویر متعلق به یک فرد (۴ تصویر) TMP هایی را انتخاب می کند که تقریباً در تمام تصاویر وجود داشته اند و به واسطه تغییرات توزیع دمایی چهره و یا پایین بودن کیفیت تصویربرداری ایجاد و یا حذف نشده اند. همان طور که بیان شد این نقاط BTMPs نامیده شده اند.

استفاده از DTW باعث می گردد اطلاعات مفید تا حد امکان از TMP های مرتبط با ریش و عینک به TMP های مستقل از آن منتقل



شکل ۲۰: نمونه‌ای از تصاویر آموزش چهار نفر.

بانک باشند، ابتدا \mathcal{E}_k به صورت زیر محاسبه می‌گردد

$$\mathcal{E}_k = \|\Omega_p - \Omega_k\|, \quad k = 1, 2, \dots, 24 \quad (15)$$

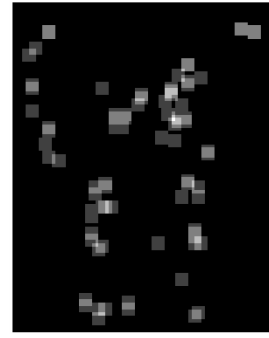
سپس آن Ω_k که کمترین فاصله را با Ω_p ایجاد کند به عنوان تصویر بازشناسی شده انتخاب می‌گردد.

۱۳- نتایج شبیه‌سازی

نتایج الگوریتم پیشنهادی بر روی بخشی از تصاویر مادون قرمز حرارتی موجود در بانک داده UTK-IRIS پیاده‌سازی شده است. در این بانک داده، دوربین تصویربرداری حرارتی بر روی یک شفت به طول ۸۰ سانتی‌متر قرار گرفته و در جهت ساعتگرد از صفر تا ۱۸۰ درجه می‌چرخد. فرد مورد نظر در مرکز مسیر دوربین و در فاصله ۲ متری از آن می‌باشد. در هر چرخش دوربین، فرد صرفاً در یکی از حالات معمولی، خندان و یا ناراحت بوده و ۱۱ تصویر در زوایای مختلف از آن فرد ثبت می‌شود و همچنین افراد در حالت معمولی با عینک، بدون عینک و بدون ریش هستند. عمل تصویربرداری از هر فرد در چهار دوره زمانی متفاوت تکرار شده است. بنابراین از هر فرد در حالت مثلاً معمولی، بدون عینک و ریش، چهار تصویر تمام‌رخ (زاویه صفر درجه) در اختیار است. تصاویر به وسیله دوربین غیر سرد شونده^۲ ثبت شده و دارای ابعاد 320×240 می‌باشد. طول موج تصویربرداری، ۷-۱۲ میکرومتر^۳ (LWIR) است.

در این تحقیق صرفاً بخشی از بانک داده فوق مورد استفاده قرار گرفته است. بخش مورد استفاده شامل ۲۴ فرد با ۴ تصویر با حالت معمولی و تمام‌رخ می‌باشد. روش پیشنهادی در این تحقیق صرفاً جهت حذف عامل عینک و ریش در شناسایی تصاویر چهره تمام‌رخ است. بنابراین تنها از ۴ تصویر که در حالت معمولی می‌باشند جهت آموزش هر شخص (اجرای شکل ۱ و تشکیل بانک تصاویر BTMPs) استفاده شده و تصاویر در حالات خندان و ناراحت که باعث تغییرات غیر خطی مضاعف (علاوه بر عینک و ریش) می‌شوند، به کار گرفته نشده‌اند. شکل ۲۰ نمونه‌ای از تصاویر آموزش را نشان می‌دهد.

در این تحقیق جهت بررسی میزان موفقیت روش پیشنهادی از دو معیار منحنی ROC [۱۲] و نرخ شناسایی صحیح مرتبه n (CMC) استفاده شده است. منحنی ROC یکی از معیارهای تعیین موفقیت در بازشناسی صحیح چهره می‌باشد. در این منحنی، محور عمودی TPR^4 و محور افقی FPR^5 است. مقدار $(FPR, TPR) = (0, 1)$ نشان‌دهنده شناسایی



شکل ۱۹: نمونه‌ای از تصویر BTMPs استخراج شده یک فرد در بانک BTMPs.

تصاویر 80×100 تبدیل می‌گردند. ابعاد این تصاویر با توجه به اندازه تصویر صورت به طور تجربی انتخاب شده است. تغییر اندازه دادن تصویر، باعث ایجاد همسایگی برای هر TMP خواهد شد. ایجاد این همسایگی در مرحله مقایسه بین دو تصویر (که در قسمت ۱۲ بیان می‌شود) تأثیر مثبت گذاشته و باعث کاهش خطای بازشناسی می‌گردد. در نهایت سه تصویر تغییر ابعاد یافته هر شخص با یکدیگر جمع شده و در نتیجه به ازای هر شخص یک تصویر BTMPs به دست می‌آید. تصویر BTMPs هر شخص در بانک تصاویر BTMPs ذخیره شده (شکل ۱) و برای شناسایی و در زمان اجرای مرحله به هنگام (شکل ۲) مورد استفاده قرار می‌گردد. شکل ۱۹ نمونه‌ای از تصویر BTMPs انتخاب شده برای یک شخص را نشان می‌دهد. در این شکل نواحی روشن‌تر بیان‌کننده باارزش‌ترین نقاط و نقاط تیره‌تر بیان‌کننده کم‌ارزش‌ترین نقاط در مسئله بازشناسی چهره می‌باشند. نقاط روشن‌تر نقاط کاملاً منحصر به فرد برای هر چهره می‌باشند و با مقایسه این نقاط با تصاویر TMPهای افراد دیگر می‌توان فرد مورد نظر را شناسایی نمود. اگر تعدادی از TMPهای فرد مورد آزمون به واسطه وجود ریش و یا عینک از بین رود از مقایسه مابقی TMPها با تصاویر موجود در بانک تصاویر BTMPs می‌توان همچنان فرد با ریش و یا عینک را شناسایی نمود. شایان ذکر است در صورتی یک فرد غیر قابل شناسایی می‌باشد که حداقل ۵۰ تا ۶۰ درصد چهره خود را پوشانده باشد و سیستم پیشنهادی در شناسایی صحیح ناتوان خواهد بود.

۱۲- مقایسه

همان‌طور که شکل ۲ نشان می‌دهد در عملیات به هنگام ابتدا تصویر TMP مربوط به شخص مورد آزمون را مشابه با مراحل فوق به دست می‌آوریم. سپس تصویر TMP حاصله به تصویر 80×100 تغییر اندازه داده شده تا با ابعاد تصاویر موجود در بانک تصاویر BTMPs یکسان شود. در نهایت عمل مقایسه بین تصویر TMP شخص مورد آزمون با تمام تصاویر بانک BTMPs انجام می‌گردد. در این تحقیق برای مقایسه فوق از روش تحلیل عناصر اصلی^۱ (PCA) استفاده شده است [۱۱]. در این روش ابتدا کاهش بُعد صورت گرفته تا بتوان زیرفضایی با بردارهای متعامد تعریف نمود و در آن زیرفضا پراکندگی داده‌ها را به بهترین حالت نشان داد. پس از تشکیل این زیرفضا، تمام تصاویر موجود در بانک BTMPs به این زیرفضا منتقل شده و وزن‌های حاصله به صورت یک بردار در بانک فضای PCA (Ω) ذخیره می‌شوند. هر تصویر TMP متناظر با شخص مورد آزمون نیز جهت مقایسه به این زیرفضا منتقل و به یک بردار تبدیل خواهد شد. اگر Ω_p بردار تصویر شخص مورد آزمون، Ω_k بردار تصویر k ام بانک و \mathcal{E}_k میزان خطای شباهت تصویر مورد آزمون با تصویر k ام

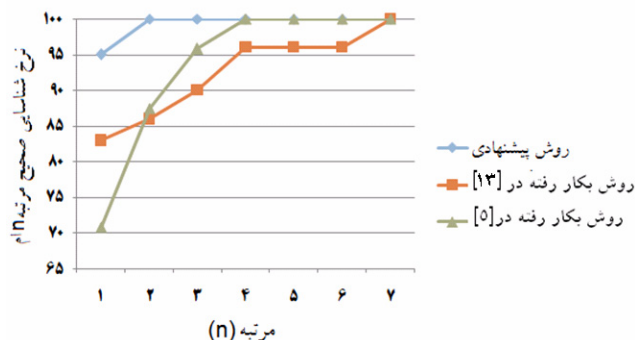
1. Principal Component Analysis

2. Uncooled

3. Log Wave IR

4. True Positive Rate

5. False Positive Rate

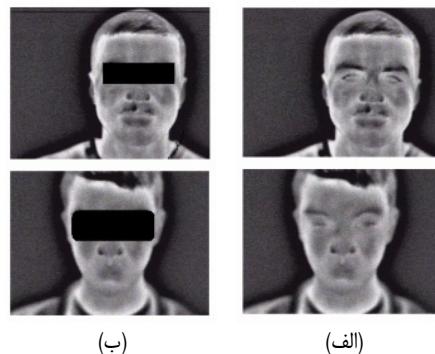


شکل ۲۳: مقایسه نرخ بازشناسی صحیح مرتبه n روش پیشنهادی با روش‌های [۱۳] و [۵] در تصاویر با عینک.

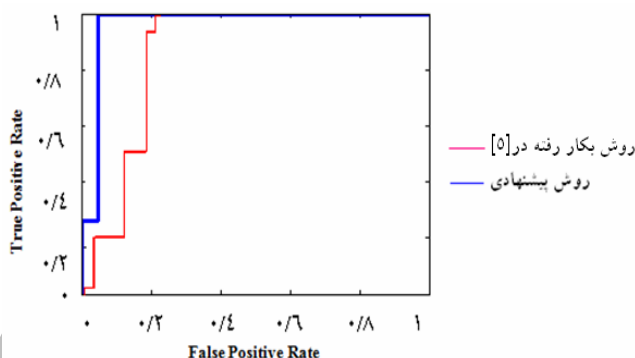
روش پیشنهادی، یکسان بودن بانک داده‌ها در هر دو تحقیق و جدید بودن آن می‌باشد. قسمت‌هایی از این تحقیق از روش‌های بیان شده در [۵] الگوبرداری شده، از این رو بهبود به دست آمده با [۵] مقایسه می‌گردد.

تصاویر با عینک بانک داده UTK-IRIS کیفیت بسیار پایین داشته و عملاً غیر قابل استفاده می‌باشند. زیرا در این بانک داده اولاً تمام افراد موجود دارای عینک نیستند و ثانیاً به علت تنظیمات نامناسب دوربین در زمان ثبت، تصاویر افرادی که دارای عینک می‌باشند دارای کیفیت بسیار پایینی بوده و برای استخراج TMPها عملاً غیر قابل استفاده هستند. در این تحقیق جهت نشان دادن تصاویر با عینک و اجرای عملیات به هنگام (شکل ۲)، یک تصویر از چهار تصویر موجود هر شخص به صورت شکل ۲۱-ب تبدیل شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدیهی است چنانچه در این بانک تعداد تصاویر با حالت معمولی بیشتر می‌بود از تصاویر دیگر برای ایجاد تصویر با عینک استفاده می‌گردید، اما محدود بودن تعداد تصاویر اشخاص با حالت معمولی در بانک داده از یک سو و مطرح بودن این بانک به عنوان تنها بانک تصاویر مادون قرمز حرارتی موجود در کشور از سوی دیگر و نهایتاً لزوم استفاده از حداقل چهار تصویر برای تشکیل بانک تصاویر BTMPs و اثبات توانایی الگوریتم، باعث این انتخاب جبری شد.

همان‌طور که گفته شد جهت شناسایی تصاویر با عینک از بانک تصاویر BTMPs به دست آمده از تصاویر بدون عینک استفاده شده است. شکل ۲۲ مقایسه ملاک ROC روش پیشنهادی با روش به کار رفته در [۵] بر روی تصاویر با عینک را نشان می‌دهد. علت عدم مقایسه با [۱۳]، نبودن اطلاعات مورد نیاز در مرجع مذکور می‌باشد. در این منحنی علاوه بر ۲۴ تصویر موجود در بانک داده UTK-IRIS (تصاویر آشنا برای سیستم)، تعداد ۲۰ تصویر از افراد خارج از بانک داده (ناآشنا برای سیستم) پس از تولید معادل عینکی آنها به الگوریتم شناسایی اعمال شده‌اند. جهت بررسی سخت‌گیرانه‌تر میزان موفقیت، این ۲۰ تصویر از تصاویر با کیفیت MWIR^۱ انتخاب شده‌اند. در این تصاویر تعداد TMPهای استخراج شده از هر فرد تقریباً دو برابر تصاویر موجود در بانک داده BTMPs بوده و احتمال شناسایی اشتباه را افزایش می‌دهند. چنانکه مشاهده می‌شود، سطح زیر این منحنی به مقدار یک بسیار نزدیک شده و نشان‌دهنده موفقیت روش پیشنهادی در بازشناسی تصاویر با عینک می‌باشد. شکل ۲۳ نیز نرخ بازشناسی صحیح مرتبه n روش پیشنهادی با روش به کار رفته در [۱۳] و [۵] را مقایسه نموده است. چنانچه مشاهده می‌شود به ازای n های مختلف روش پیشنهادی بهتر عمل کرده است. در $n=1$ که مهم‌ترین حالت می‌باشد، روش پیشنهادی در مقایسه با [۱۳] ۱۰٪ و [۵] ۲۵٪ بهتر عمل کرده است.



شکل ۲۴: تصاویر آزمون افراد با عینک، ستون (الف) تصاویر اولیه و ستون (ب) معادل تصاویر با عینک.



شکل ۲۵: مقایسه ملاک ROC روش پیشنهادی با روش به کار رفته در [۵] بر روی تصاویر افراد با عینک.

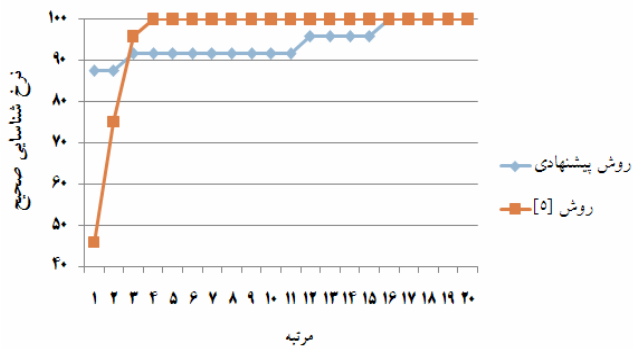
بدون خطا می‌باشد، زیرا در این حالت تمام تصاویر ورودی که برای سیستم آشنا می‌باشند، شناسایی شده (TP) و تصاویر ورودی که برای سیستم ناآشنا است، شناسایی نشده‌اند (TN). نقطه $(FPR, TPR) = (0, 0)$ نشان‌دهنده شناسایی نشدن هیچ یک از تصاویر (اعم از آشنا و ناآشنا) و نقطه $(FPR, TPR) = (1, 1)$ معرف شناسایی شدن تمام تصاویر (اعم از آشنا و ناآشنا) می‌باشد. نقطه $(FPR, TPR) = (1, 0)$ بیانگر بدترین حالت بوده و شناسایی صحیح رخ نداده است. در این حالت تمام تصاویر ورودی آشنا، شناسایی نشده (FN) و تمام تصاویر ناآشنا شناسایی شده‌اند (FP).

ملاک دیگر، محاسبه نرخ بازشناسی صحیح مرتبه n ام (CMC) است. برای اندازه‌گیری این معیار به الگوریتم اجازه داده می‌شود پس از مشاهده تصویر مورد آزمون، n تصویر با بیشترین شباهت را از بانک داده BTMPs انتخاب کند. اگر تصویر مورد آزمون در واقع یکی از n تا بود بازشناسی صحیح و در غیر این صورت بازشناسی غلط انجام شده است. در ادامه نتیجه شبیه‌سازی با توجه به ملاک‌های بیان شده بر روی دو گروه افراد با عینک و با ریش ارائه می‌گردد.

۱۳-۱ نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر افراد با عینک

یکی از معضلات بازشناسی چهره در تصاویر مادون قرمز حرارتی، وجود عینک در تصویر می‌باشد. عینک مانع از انتشار اشعه مادون قرمز شده و باعث حذف رگ‌های اطراف چشم می‌گردد. در موضوع شناسایی بر اساس رگ‌های صورت این مشکل بدون حل باقی مانده بود و شناسایی صحیح را با خطا مواجه می‌کرد [۵]. از طرفی الگوریتم‌های بازشناسی چهره که بر اساس ترکیب تصاویر مادون قرمز حرارتی و بینایی می‌باشند در شناسایی افراد با عینک با چالش بزرگی روبه‌رو هستند [۱۳]. در این قسمت، نتایج عملکرد روش پیشنهادی در برابر این‌گونه تصاویر ارائه و با نتایج به دست آمده در [۱۳] و [۵] مقایسه می‌گردد. دلیل انتخاب [۱۳] برای مقایسه با

1. Middle Wave IR



شکل ۲۶: مقایسه نرخ بازشناسی صحیح مرتبه n روش پیشنهادی با روش به کار رفته در [۵] در تصاویر افراد با ریش.

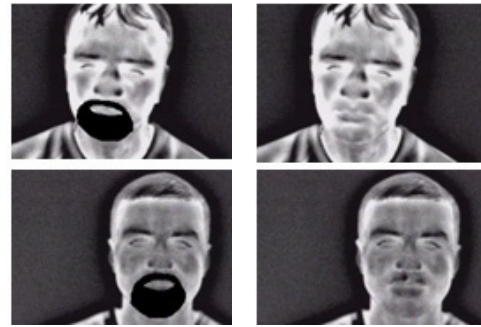
جدول ۲: مقایسه نرخ شناسایی صحیح مرتبه اول روش پیشنهادی با روش‌های به کار رفته در [۱۳] و [۵].

آزمایش	روش به کار رفته در [۱۳]	روش به کار رفته در [۵]	روش پیشنهادی
افراد با عینک	٪۸۴	٪۷۰	٪۹۵
افراد با ریش	-	٪۴۵	٪۸۸

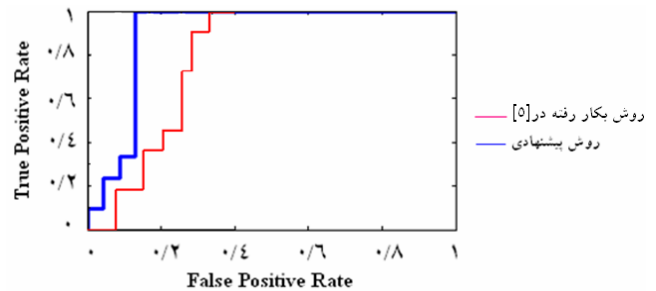
مراجع

- [1] A. Jain, R. Bolle, S. Pankanti, and A. K. Jain, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] W. Zhao, R. Chellapa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, *Face Recognition: a Literature Survey*, ACM Computing Surveys (CSUR), p. 399, 2003.
- [3] Z. L. Stan and K. J. Anil, *Handbook of Face Recognition*, Springer Science, 2005.
- [4] D. Socolinsky, L. Wolff, J. Neuheiser, and C. Evelenad, "Illumination invariant face recognition using thermal infrared imagery," in *Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 1-527 - 1-534, Kauai, Hawaii, US, 8-14 Dec. 2001.
- [5] P. Buddharaju, I. T. Pavlidis, P. Tsiamyrtzis, and M. Bazakos, "Physiology-based face recognition in the thermal infrared spectrum," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 4, pp. 613-626, Apr. 2007.
- [6] F. J. Prokoshi and R. Riedel, "Infrared identification of faces and body parts," *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankati, eds., Chapter 9. Kluwer Academic, 1998.
- [7] F. Dellaert, *The Expectation Maximization Algorithm*, Technical Report GIT- GUVU-02-20, College of Computing, Georgia Institute of Technology, Feb. 2002.
- [8] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer Verlag, Jun. 2003.
- [9] P. Buddharaju and I. Pavlidis, "Physiological face recognition is coming of age," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'09*, Miami, FL, US, Jun. 2009.
- [10] E. Keogh and M. Pazzani, "Derivative dynamic time warping," in *Proc. First SIAM Int. Conf. on Data Mining, SDM'01*, Chicago, US, 5-7 Apr. 2001.
- [11] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *J. of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, Winter 1991.
- [12] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861-874, Jun. 2006.
- [13] S. G. Kong, J. Heo, F. Boughorbel, Y. Zheng, B. Abidi, A. Koschan, M. Yi, and M. Abidi, "Adaptive fusion of visual and thermal IR images for illumination-invariant face recognition," *Int. J. of Computer Vision*, vol. 71, no. 2, pp. 215-233, Feb. 2007.

حامد کماری علانی در سال ۱۳۸۶ مدرک کارشناسی مهندسی برق مخابرات خود را از موسسه آموزش عالی سجاد مشهد و در سال ۱۳۸۹ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق مخابرات گرایش سیستم خود را از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت نمود. از سال ۱۳۸۷ نامبرده بر روی تصاویر مادون قرمز حرارتی تحقیقات فراوانی انجام داده و با



شکل ۲۴: تصاویر آزمون افراد با ریش، ستون (الف) تصاویر اولیه و ستون (ب) معادل تصاویر با ریش.



شکل ۲۵: مقایسه ملاک ROC روش پیشنهادی با روش به کار رفته در [۵] بر روی تصاویر افراد با ریش.

۱۳-۲ نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر افراد با ریش

معضل دیگر در بازشناسی چهره در تصاویر مادون قرمز حرارتی، وجود ریش در تصویر می‌باشد. جهت تولید افراد با ریش همانند افراد با عینک عمل شده است. شکل ۲۴ نمونه‌ای از تصاویر معادل افراد با ریش را نشان می‌دهد. از طرفی روش به کار رفته در [۱۳] تنها برای افراد با عینک طراحی گردیده و بنابراین الگوریتم پیشنهادی با روش به کار رفته در این مقاله مقایسه نشده است. شکل ۲۵ ملاک ROC با شرایط بیان شده در قسمت قبل و شکل ۲۶ ملاک نرخ بازشناسی صحیح برای تصاویر افراد با ریش را نشان می‌دهد. چنانچه مشاهده می‌شود به ازای n ‌های مختلف روش پیشنهادی بر روی تصاویر افراد با ریش نیز بهتر عمل کرده است. در $n = 1$ که مهم‌ترین حالت می‌باشد، روش پیشنهادی در مقایسه با [۵] ٪۴۰ بهتر عمل نموده است.

۱۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جدیدی برای حذف معضل عینک و ریش در بازشناسی چهره مبتنی بر تصاویر مادون قرمز حرارتی معرفی شده است. در روش پیشنهادی، ایده‌های جدیدی مانند انتخاب BTMPs، نحوه متفاوت تشکیل بردار ویژگی و استفاده از الگوریتم DTW جهت مقایسه دو بردار مطرح شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد ایده‌های جدید فوق، نقش به‌سزایی در شناسایی صحیح چهره و برتری محسوس نسبت به بهترین نتایج به‌دست آمده تاکنون برای حل مشکل عینک و ریش در تصاویر مادون قرمز حرارتی دارند. جدول ۲ مقایسه نرخ شناسایی صحیح مرتبه اول روش پیشنهادی با روش‌های به کار رفته در [۱۳] و [۵] را نشان می‌دهد. با توجه به آنچه بیان شد، روش پیشنهادی مشکل عینک و ریش در تصاویر مادون قرمز حرارتی را برطرف نموده است ولی مشکلاتی مانند تعرق و تغییر شدید حالات چهره (مانند خندیدن، ناراحت‌شدن و ...) بر روی بازشناسی صحیح، اثرگذار بوده و هنوز برطرف نشده‌اند.

مرتضی خادمی مدرک کارشناسی (سال ۱۳۶۴) و کارشناسی ارشد (سال ۱۳۶۶) را از دانشگاه صنعتی اصفهان در رشته مهندسی برق به ترتیب در گرایش‌های الکترونیک و مخابرات اخذ نمود. ایشان در سال ۱۳۶۶ به عنوان عضو هیأت‌علمی به دانشگاه فردوسی مشهد پیوست، وی در سال ۱۳۷۰ برای ادامه تحصیل به کشور استرالیا عزیمت نموده و در سال ۱۳۷۴ با اخذ مدرک Ph.D. در مهندسی برق به میهن اسلامی مراجعت نمود. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه نامبرده، مخابرات تصویری، فشرده‌سازی تصویر و صوت و پردازش سیگنال‌های پزشکی می‌باشد.

پژوهشکده‌های مختلفی در این زمینه همکاری داشته است. هم‌اکنون ایشان مربی دانشگاه امام رضا(ع) مشهد می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده شامل موضوعاتی مانند شناسایی الگو، شناسایی اثر انگشت، شناسایی صورت، هوش مصنوعی و رباتیک می‌باشد.

Archive of SID