

بازشناسی هویت افراد با استفاده از تصاویر چهره‌ی غیرروبرو

علی‌رضا بساق‌زاده^۱، محمدعلی دوستاری^۲ و علی‌رضا بهراد^۳

^۱دانشگاه شاهد، Bossaghzadeh@shahed.ac.ir

^۲دانشگاه شاهد، Doostari@shahed.ac.ir

^۳دانشگاه شاهد، Behrad@shahed.ac.ir

چکیده:

شناسایی تصاویر با استفاده از تصاویر دوبعدی سالهاست که مورد استفاده قرار گرفته است. داده‌های شدت روشنایی چهره تحت تاثیر چرخش چهره و تغییر شدت روشنایی محیط قرار می‌گیرند. استفاده از داده‌های سه‌بعدی از این جهت که میتواند در فضا چرخش یابد و مستقل از شدت روشنایی می‌باشد می‌تواند تا حد زیادی این دو مشکل را برطرف سازد. در این تحقیق با استفاده از داده‌های سه‌بعدی و کانتورهای هم‌شعاع زاویه‌ی سر تخمین زده می‌شود و سپس این تصاویر در فضای سه‌بعدی چرخش داده می‌شوند، با استفاده از داشتن یک نقطه‌ی تطابق بین داده‌ی دوبعدی و سه‌بعدی می‌توان تصویر دوبعدی را نیز در فضای سه‌بعدی چرخش داده و تصویر تحت زاویه‌ی دلخواه را استخراج کرد. نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی FRAV3D نشان می‌دهد که با استفاده از این روش تصاویری که به دلیل داشتن چرخش زیاد امکان شناسایی نداشتند، با نرخ قابل قبولی مورد شناسایی قرار گرفتند.

کلیدواژه: تصویر سه‌بعدی، کانتورهای هم‌شعاع، چرخش تصویر

۱- مقدمه

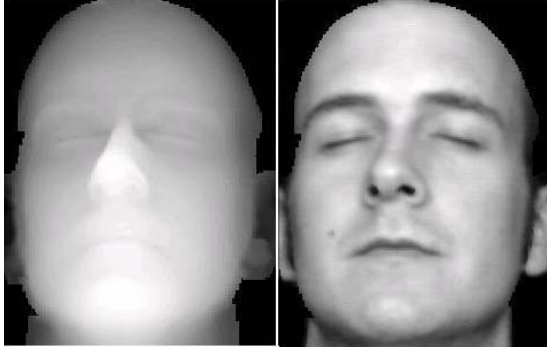
برطرف کرد [4]. داده‌های عمق چهره دارای این خاصیت هستند که مستقل از شدت روشنایی محیط به اطلاعات ثابتی منجر می‌شود، به این دلیل که داده‌های استخراج شده اطلاعات عمق هستند و نه روشنایی محیط. همچنین این داده‌ها را میتوان در فضای سه‌بعدی چرخش داده و تصویر مورد نظر تحت زاویه دلخواه را استخراج کرد. بنابراین می‌توان از این داده‌ها برای غلبه بر مشکل زاویه‌ی چهره نیز در تصاویر سه‌بعدی استفاده کرد.

روشهای شناسایی مبتنی بر تصاویر سه‌بعدی را می‌توان به دو نوع دسته‌بندی کرد. در یک دسته از این روشها فقط از داده‌های سه‌بعدی و روشهای قابل اجرا بر روی این داده‌ها مانند انحنای بردارهای نرمال استفاده می‌شود [5][6]. در دسته‌ی دیگری از روشها داده‌های سه‌بعدی به صورت ماتریس‌های دوبعدی بیان می‌شوند، که مقدار عمق چهره بجای داده‌ی شدت روشنایی قرار گرفته است، و روشهای کلاس‌بندی دوبعدی بر روی این داده‌ها اعمال می‌شود. در روش دوم نیاز است که تصاویر قبل

در خلال سالهای گذشته، تقاضا برای ایجاد امنیت از طریق روشهای زیست‌سنجی^۱ گسترش یافته است. استفاده از داده‌های زیستی متفاوتی مانند اثرانگشت، دست‌خط، چهره و عنبیه پیشنهاد شده است که در بین آنها استفاده از تصاویر چهره به دلیل داشتن ماهیت غیردخالت‌کنندگی به نسبت سایر داده‌ها از سهولت تصویربرداری بیشتری برخوردار است. عملکرد روشهای شناسایی بر مبنای تصاویر دوبعدی چهره تحت تاثیر شرایط محیط است و مواردی مانند تغییر شدت روشنایی محیط، تغییر زاویه تابش نور، تغییر زاویه چهره، حالت چهره، تغییر سن و غیره عملکرد این روشها را تحت تاثیر قرار می‌دهد. بسیاری از این مشکلات را می‌توان با استفاده از داده‌های عمق چهره بجای یا در کنار داده‌های شدت روشنایی چهره

¹Biometric

تغییر شدت روشنایی کم می‌باشند. در این پایگاه داده از هر فرد در هر حالت دو تصویر وجود دارد. یک تصویر دوبعدی که حاوی اطلاعات شدت روشنایی تصویر چهره است و یک تصویر سه‌بعدی که حاوی اطلاعات عمق چهره است. در شکل 1 تصویر دوبعدی و سه‌بعدی یک فرد آورده شده‌است. در تصویر سه‌بعدی اطلاعات عمق به رنگ خاکستری رنگ نشان داده شده‌اند.



شکل 1: تصویر دوبعدی (اطلاعات شدت روشنایی، سمت راست)، تصویر سه‌بعدی (اطلاعات عمق، سمت چپ)

۳- تعیین موقعیت بینی

در تصاویر دوبعدی نقاطی که بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرند موقعیت چشمها است ولی در تصاویر سه بعدی بینی دارای خاصیت تفکیک پذیری بهتری است، همچنین در الگوریتم پیشنهادی ما تعیین موقعیت بینی بدلیل استفاده از آن در ادامه کار از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در تصاویر سه بعدی صورت، در حالات مختلف، بینی دارای چند ویژگی بارز است. در تصاویر روبرو بینی نزدیک ترین نقطه به دوربین یا دارای بیشترین ارتفاع از سطح صورت می‌باشد، در صورت وجود چرخش در چهره این ویژگی دیگر صادق نمی‌باشد. بدلیل اینکه هدف ما طراحی یک روشی است که در زوایای مختلف امکان استفاده داشته باشد، لذا از ویژگی‌های مستقل از چرخش استفاده کرده‌ایم. اطلاعات انحنای تصویر از جمله‌ی اطلاعاتی هستند که مستقل از چرخش و موقعیت صورت دارای مقدار ثابتی هستند. دلیل آن هم این است که این ویژگی با معیار خارجی مثل فاصله که تابع موقعیت دوربین است سنجیده نمی‌شود، بلکه با موقعیت نقاط درون چهره سنجیده می‌شود و موقعیت نقاط نسبت به هم با چرخش یا جابجایی سر تغییر پیدا نمی‌کند. ویژگی بینی در فضای تصویر انحنای به این صورت است که ناحیه بینی دارای بیشترین انحنای در تصویر صورت است. برای تعیین مکان بینی بر روی تصویر بینی یک فیلتر اعمال شده است که مقادیر درون یک مستطیل به ابعاد بینی را جمع می‌کند. با

از شناسایی تراز^۲ شوند که با استفاده از روشهایی مانند ICP^۳ [7][8]، یا روشهای برمبنای ویژگی [9] انجام می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی به این صورت است که ابتدا با استفاده از یک روش دقیق موقعیت بینی در تصویر سه‌بعدی چهره پیدا می‌شود، سپس با استفاده از کانتورهای هم‌شعاع و برازش یک بیضی بر روی نقاط استخراجی زاویه تصویر چهره در جهت محور Z ها محاسبه می‌شود. پس از آن کانتور استخراج شده چرخش می‌یابد. با در نظر گرفتن نقاط راست و چپ تصویر زاویه صورت در جهت محور Y ها بدست می‌آید. برای زاویه‌ی صورت در جهت محور X ها این فرض در نظر گرفته شده است که برای تراز شدن سر در این جهت ناحیه‌ی زین آسبی بالای بینی و ناحیه‌ی بین بینی و لب دارای یک مقدار Z باشند. بنابر این در تصویر با تعیین موقعیت این نقاط و با استفاده از مقدار Z آنها زاویه تصویر بدست آمده است. حال زاویه چهره در هر سه جهت محورهای مختصات بدست آمده است. در این مرحله بدلیل نبود تطابق یک به یک بین تصویر دو بعدی و سه‌بعدی به صورت دستی یک نقطه در هر دو تصویر علامت‌گذاری شده تا این تطابق ایجاد شود. پس از آن ابتدا تصویر سه‌بعدی چرخش یافته و پس از آن با استفاده از تطابق بین تصاویر دوبعدی و سه‌بعدی، تصویر دوبعدی نیز چرخش پیدا کرده است. دلیل استفاده از تصاویر دوبعدی برای شناسایی این است که این تصاویر در صورت استفاده در روشهای زیرفضایی دارای اطلاعات تفکیک پذیری بیشتری هستند [۳]. ادامه‌ی این مقاله به این صورت است. در بخش ۲ توضیح مختصری در مورد پایگاه داده‌ی استفاده شده آورده شده است. در بخش ۳ به توضیح روش تعیین مکان بینی پرداخته شده و در بخش ۴ الگوریتم تخمین زاویه آمده است. در بخش ۵ روش چرخش تصاویر دوبعدی و در قسمت ۶ الگوریتمهای شناسایی استفاده شده توضیح داده شده‌اند. در قسمت ۷ نتایج عملی الگوریتم پیشنهادی و در بخش ۸ به جمع‌بندی مطالب پرداخته شده است.

۲- پایگاه داده‌ی مورد استفاده

در این تحقیق از پایگاه داده‌ی FRAV3D استفاده شده است. این پایگاه داده حاوی تصاویر ۱۰۶ فرد در ۱۶ حالت مختلف است. این حالات شامل تصاویر روبرو ۶ عدد، دارای چرخش ۸ عدد، یک تصویر با دهان باز، یک تصویر خندان و ۲ تصویر با

² Align

³ Iterative Closest Point

دیگر نقاط با فاصله شعاعی یکسان از یک مرجع. برای محاسبه‌ی این کانتورها نقاطی که دارای فاصله‌ی شعاعی یکسان از بینی بودند استخراج شده‌اند. رابطه‌ی مورد استفاده در معادله‌ی (۱) آمده است.

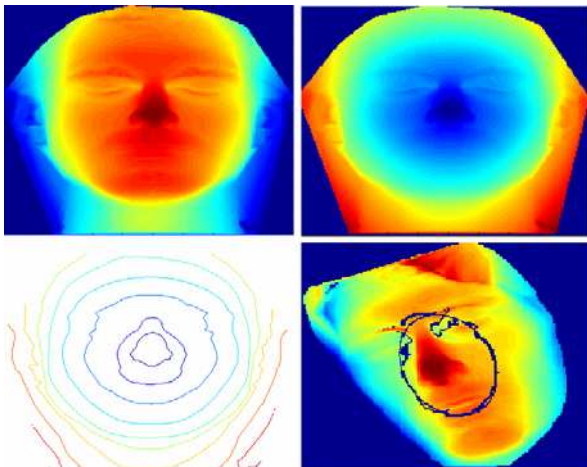
$$I = (X - X_{\text{nose}})^2 + (Y - Y_{\text{nose}})^2 + (Z - Z_{\text{nose}})^2 \quad (1)$$

از مزیت‌های استفاده از کانتورهای هم‌شعاع این است که این کانتورها همانند ویژگی انحنای چهره بدلیل استفاده از نقطه مرجع داخلی و همچنین بدلیل استفاده از هر سه موقعیت مکانی نقاط تحت چرخش چهره تغییر نمی‌کنند و ثابت خواهند ماند. بنابراین مستقل از اینکه چهره فرد چه زاویه‌ای دارد کانتورهای بدست آمده یکسان خواهند بود.



شکل 3: کانتورهای بدست آمده ناشی از تقاطع یک کره با سطح

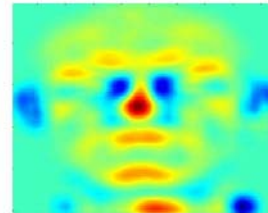
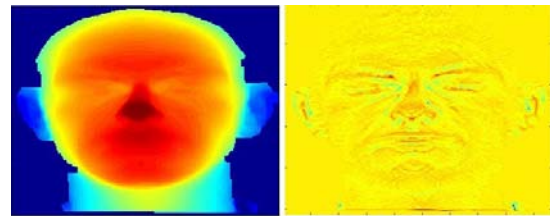
صورت [10]



شکل 4: تصویر اصلی (سمت چپ، بالا)، تصویر فاصله تا بینی (تصویر راست، بالا)، کانتورهای هم‌شعاع (تصویر چپ، پایین)، بیضی برازش شده (تصویر راست، پایین) [۲]

بر روی یکی از کانتورهای بدست آمده از تصویر یک بیضی برازش می‌شود. زاویه‌ای که قطر بزرگ بیضی با محور xها می‌سازد بیانگر زاویه چهره در جهت محور zها می‌باشد. تصویر سمت راست در شکل 4 یک بیضی برازش شده را نشان می‌دهد.

اعمال این فیلتر مکان بینی و نقاط درونی چشمها^۴ بارزتر از سایر نقاط خواهد شد. ناحیه درونی چشمها بدلیل داشتن گودی، برخلاف بینی، در تصویر انحنای دارای بیشترین مقدار منفی هستند. در شکل 2 تصویر چهره یک فرد در فضای اطلاعات عمق و انحنای تصویر و تصویر پس از اعمال فیلتر آورده شده است. همانطور که در تصویر مشخص است موقعیت بینی در تصویر پس از اعمال فیلتر دارای تمایز مشخصی می‌باشد. در برخی تصاویر موهای اطراف صورت نیز انحنای زیادی مشابه بینی ایجاد می‌کردند که برای حذف آنها موقعیت بینی مکانی در نظر گرفته شد که تصویر فیلتر شده دارای انحنای زیاد بوده و در بالای آن دو انحنای منفی وجود داشته باشد. پیاده سازی این روش بر روی بیش از ۱۴۰۰ تصویر از پایگاه داده‌ی FRAV3D دقت ۹۹٫۶٪ الگوریتم پیشنهادی را نشان داده است. [۱]



شکل 2: تصویر اصلی (بالا سمت چپ)، تصویر انحنای متوسط (بالا سمت راست)، تصویر فیلتر شده (پایین) [۱].

۴- تخمین زاویه

برای تخمین زاویه از کانتورهای هم‌شعاع^۵ استفاده شده است. این کانتورها در اثر تقاطع یک کره با سطح صورت بدست می‌آیند. این مسئله در شکل 3 آورده شده است. ایده‌ی استفاده از این کانتورها برای اولین بار توسط دکتر Pears و همکارانش پیشنهاد شده است [10]. کانتورهای بدست آمده بسته به نقطه‌ی مرکزی کره، متفاوت خواهند بود. در این تحقیق بینی را به عنوان نقطه مرکزی کره در نظر گرفته و کانتورهای حاصل از تقاطع کره با سطح چهره را محاسبه می‌کنیم. در شکل 4 یک نمونه از محاسبه این کانتورها آمده است. این نقاط را می‌توان به عنوان نقاط هم‌فاصله در فضای قطبی در نظر گرفت به عبارت

⁶ Reference Point

⁴ inner eyes

⁵ Isoradios Contours

$$R = \begin{bmatrix} \cos\beta \cdot \cos\gamma \\ \sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma + \cos\alpha \cdot \sin\gamma \\ -\cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma + \sin\alpha \cdot \sin\gamma \\ -\cos\beta \cdot \sin\gamma \\ -\sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma + \cos\alpha \cdot \cos\gamma \\ \cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma + \sin\alpha \cdot \cos\gamma \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$P = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ y_1 & y_2 & y_3 & y_4 & y_5 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ z_1 & z_2 & z_3 & z_4 & z_5 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$P_{\text{Rotated}} = P \times R, \quad P_{\text{Rotated}} = \begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & x'_3 & \dots \\ y'_1 & y'_2 & y'_3 & \dots \\ z'_1 & z'_2 & z'_3 & \dots \end{bmatrix}$$

$$I = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots \\ I_1 & I_2 & I_3 & \dots \end{bmatrix} \Rightarrow \quad (4)$$

$$I_{\text{Rotated}} = \begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & x'_3 & \dots \\ y'_1 & y'_2 & y'_3 & \dots \\ I_1 & I_2 & I_3 & \dots \end{bmatrix}$$

برخی از نقاط که در تصویر اصلی پنهان شده بودند، در تصویر چرخش یافته با استفاده از درون‌یابی مکعبی تخمین زده شده‌اند. البته در صورتی که مکانهای پنهان شده از سایر نقاط تصویر فاصله داشته باشد، با صفر جایگزین شده است. در شکل 5 نقاط اطراف بینی با استفاده از درون‌یابی محاسبه شده‌اند در حالی که نقاط اطراف گونه‌ی سمت چپ با صفر جایگزین شده‌اند. تصویر سمت چپ شکل 5 یک تصویر است که از زاویه‌ی روبرو تصویربرداری شده است. همانطور که شکل 5 قابل مشاهده است تصویر چرخش یافته شباهت زیادی با تصویر از روبرو فرد دارد. پس از این مرحله تصاویر افراد بر اساس مکان بینی برش داده می‌شوند تا تمامی تصاویر دارای ابعاد یکسانی گردند.



شکل 5: تصویر اصلی (سمت راست) و تصویر چرخش یافته (وسط)، تصویر روبروی موجود در پایگاه داده (سمت چپ)

پس از محاسبه‌ی زاویه بیضی که همان زاویه چهره در جهت محور Z می‌باشد، نوبت به زوایا در جهت محور X و Y است. برای این موضوع از این فرض که نیمه راست و چپ چهره دارای تقارن هستند برای تخمین در راستای محور Y و از فرض هم‌ارتفاع بودن نقطه زین آسی بیانی با نقطه زیربینی و بالای لب استفاده شده است. پس از چرخش چهره در جهت محور Z ها از نقاط سمت راست و چپ کانتور برای محاسبه زاویه در جهت محور Y و از دو نقطه‌ی زیر و بالای بینی برای تنظیم در جهت محور X استفاده شده است. روش پیشنهادی در این مرحله با توجه به وجود خطا در مرحله تعیین مکان بینی دارای دقت بالای 98٪ با خطای کمتر از 10 درجه در هر سه جهت محورهای مختصات می‌باشد [2].

5- چرخش چهره

بعد از آنکه زاویه‌ی چهره تخمین زده شده، تصویر چهره باید به اندازه منفی این زاویه چرخش یافته تا تصویر روبرو بدست آید. در این تحقیق هدف ما استفاده از داده‌های شدت روشنایی برای شناسایی افراد است، اما این داده‌ها را به راحتی نمی‌توان در فضا چرخش داد. به همین دلیل از داده‌های عمق چهره استفاده شده است. به این صورت که ابتدا داده‌های سه‌بعدی با استفاده از ماتریس چرخش، چرخش داده شده و تصویر روبرو محاسبه می‌شود و پس از آن با داشتن تطابق یک به یک بین نقاط تصویر دوبعدی و سه‌بعدی تصویر دوبعدی نیز در فضا چرخش می‌یابد. برای این کار نیاز است که داده‌های تصویر دوبعدی و سه‌بعدی چهره بر روی هم منتطبق شوند. برای این کار ابتدا تصاویر دوبعدی موجود در پایگاه داده هم‌اندازه‌ی تصاویر سه‌بعدی شده و پس از آن، برای چرخش داده‌های سه بعدی از ماتریس معادله‌ی (2) استفاده شده است. بدین صورت که ابتدا داده‌های سه‌بعدی به صورت برداری همانند معادله‌ی (3) تبدیل شده و سپس در ماتریس معادله‌ی (2) ضرب می‌شوند. در این حالت داده‌های سه‌بعدی چرخش یافته‌اند. برای چرخش تصاویر دوبعدی ابتدا تصویر به داده‌های مشابه معادله‌ی (3) بدیل می‌شود، سطر سوم در ماتریس حاصل ضرب $R \cdot D$ که اطلاعات عمق تصویر در فضای جدید هستند با سطر سوم ماتریس داده‌های دوبعدی که حاوی اطلاعات شدت روشنایی هستند، جابجا می‌شوند. با تبدیل بردار داده‌های بدست آمده به یک ماتریس، تصویر دوبعدی چرخش یافته بدست می‌آید. معادلات ریاضی این روش در معادله (4) آورده شده است.

۶- استخراج ویژگی و شناسایی افراد

تصویر برای شناسایی ابتدا از میانگین کم شده و سپس به زیرفضای جدید منتقل می‌گردد.

۲-۶ روش Fisherface

در این روش بجای استفاده از تحلیل المانهای اصلی از تحلیل جداساز خطی استفاده می‌شود. در تحلیل المانهای اصلی هدف انتقال داده‌ها به زیرفضایی است که در آن بیشترین پراکندگی بین داده‌ها وجود داشته باشد. نقطه‌ی ضعف این تحلیل در این است که نه تنها پراکندگی داده‌های بین کلاسها را زیاد می‌کند، که نکته‌ی مثبتی است، بلکه پراکندگی داده‌های یک کلاس را نیز افزایش می‌دهد. بنابر این استفاده از روشی که بتواند پراکندگی داده‌های بین کلاس را بدون تغییر در پراکندگی داده‌های درون یک کلاس افزایش دهد به نتیجه‌ی بهتری منجر خواهد شد. تحلیل جداساز خطی از اطلاعات وابستگی داده‌ها به هر کلاس استفاده می‌کند و سعی می‌کند پراکندگی داده‌های درون کلاسی را کاهش و پراکندگی داده‌های بین کلاسی را افزایش دهد. به عبارت دیگر داده‌های مربوط به هر کلاس را به هم نزدیک و داده‌های مربوط به کلاسهای مختلف را از هم دور کند. برای انجام این کار از دو ماتریس پراکندگی درون کلاسی و پراکندگی بین کلاسی استفاده می‌شود. ماتریس پراکندگی درون کلاسی برای هر کلاس به صورت ماتریس کوواریانس هر کلاس از داده‌ها تعریف می‌شود. برای محاسبه آن طبق رابطه‌ی معادله‌ی (۶) هر داده‌ی یک کلاس را از میانگین آن کلاس کم کرده و در ترانهاده‌ی خود ضرب می‌کنیم که در آن X_i^j داده‌ی نام کلاس j ام و ψ_j بردار میانگین کلاس j ام است. ماتریس پراکندگی درون کلاسی کل از مجموع این ماتریس‌های پراکندگی هر کلاس بدست می‌آید.

$$S_w = \frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^{N_i} (X_i^j - \psi_j)^T (X_i^j - \psi_j) \quad (6)$$

ماتریس پراکندگی بین کلاسی طبق معادله‌ی (۷) از طریق محاسبه‌ی کوواریانس داده‌های میانگین هر کلاس بدست می‌آید و برای محاسبه‌ی آن داده‌ی میانگین هر کلاس را از داده‌ی میانگین کل کم کرده و در ترانهاده‌ی خود ضرب می‌کنیم که در آن ψ_i میانگین کلاس i ام و ψ میانگین کل داده‌ها است.

$$S_B = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C (\psi_i - \psi)^T (\psi_i - \psi) \quad (7)$$

حال بردارهای ویژه‌ی ماتریس $(S_w)^{-1} S_B$ را محاسبه کرده داده‌ها را همانند روش توضیح داده‌شده در بخش ۶-۱ توسط

برای استخراج ویژگی‌ها راههای متفاوتی وجود دارد که از آن جمله استفاده از روشهای آماری مثل PCA و LDA و ICA می‌باشد. در این تحقیق دو روش Eigenface که از تحلیل المانهای اصلی^۷ و روش Fisherface که از تحلیل جداساز خطی^۸ استفاده می‌کند برای استخراج ویژگی استفاده شده است. برای کلاس‌بندی ویژگی‌ها از روش نزدیکترین همسایگی با معیار منهن^۹ یا نرم L1 استفاده شده است.

۱-۶ روش Eigenface

روش Eigenface در سال ۱۹۹۱ توسط Turk & Pentland پیشنهاد شد که از تحلیل المانهای اصلی یا همان PCA برای کاهش بعد استفاده کرده تا بتواند زیرفضایی با بردارهای متعامد پیدا کند که در آن زیرفضا پراکندگی داده‌ها را به بهترین حالت نشان دهد [11]. در این روش هدف انتقال داده‌ها به زیرفضایی است که در آن بیشترین پراکندگی را داشته باشند. برای این منظور در یک زیرفضای جدید بردارهای متعامدی تعیین می‌شوند که با انتقال داده‌ها بیشترین پراکندگی بین داده‌ها بدست آید. برای این منظور بردارهای ویژه‌ی ماتریس کوواریانس اطلاعات محاسبه شده و از آنها برای انتقال اطلاعات استفاده می‌شود. برای اعمال این روش بدین صورت عمل می‌شود، فرض کنیم که A_i بردار تصویر باشد که از پشت سر هم قرار دادن سطرهای تصویر بدست آمده است. ماتریس X از کنار هم قرار دادن بردارهای تصویر تشکیل شده است بطوری که هر ستون آن شامل یک تصویر است $X = [A_1 \ A_2 \ A_3 \ \dots \ A_N]$. در این حالت ماتریس کوواریانس از رابطه‌ی معادله‌ی (۵) بدست می‌آید که در آن ψ بردار میانگین است.

$$Q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \psi) (X_i - \psi)^T \quad (5)$$

سپس بردارهای ویژه (V) و مقادیر ویژه (λ) ماتریس کوواریانس را محاسبه می‌شوند. پس از محاسبه‌ی بردارها و مقادیر ویژه، بردارهای ویژه را به ترتیب مقادیر ویژه از صعودی به نزولی مرتب می‌شوند. سپس داده‌های اولیه را به فضای جدید با استفاده از رابطه‌ی $XP = V^T * (X - \psi)$ منتقل می‌شود. انتقال داده‌ها به این زیر فضا این مزیت مهم دارد که باعث فشردگی داده‌ها و در نتیجه کاهش حجم محاسبات می‌شود. با ورود هر

⁷ Principal Component analysis

⁸ Linear Discriminant Analysis

⁹ Manhattan

بردارهای ویژه بدست آمده به زیرفضای ایجاد شده منتقل می‌کنیم.

۷- نتایج عملی

الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی FRAV3D اجرا شده است. همانطور که در بخش ۲- توضیح داده شد این پایگاه دارای ۱۶ تصویر به ازای هر فرد می‌باشد که ۶ تصویر آن از روبرو می‌باشد. برای داشتن یک مرجع مقایسه، روشهای توضیح داده شده در قسمت ۶- ابتدا بر روی تصاویر روبرو پیاده سازی شده و نتایج بدست آمده به عنوان معیار استفاده شده است. سپس الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر دارای چرخش اعمال شده تا تصویر روبرو بدست آمده آنگاه برای بازشناسی به همان الگوریتم‌های شناسایی ارسال شده‌اند. لذا ۴ تصویر از ۶ تصویر روبرو به عنوان داده‌ی آموزشی در نظر گرفته شده و دو تصویر دیگر به عنوان داده‌ی آزمایش برای داشتن معیار مورد استفاده قرار گرفته است. از ۱۰ تصویر باقی‌مانده ۸ تصویر که دارای دوران حول محور x, y و z بودند، پس از چرخش به الگوریتم شناسایی ارسال شده‌اند که در جدول ۱ نتایج نهایی آورده شده است.

جدول ۱: نتایج پیاده سازی

Fisherface	Eigenface	
٪۹۹,۰۳	٪۹۶,۳	تصویر روبرو
٪۸۰,۰۰	٪۵۳,۳۳	چرخش حول محور y
٪۸۲,۲۴	٪۶۱,۶۸	چرخش حول محور y
٪۹۷,۱۹	٪۹۱,۵۸	چرخش حول محور y
٪۸۹,۷۱	٪۸۹,۷۱	چرخش حول محور y
٪۹۳,۳۹	٪۸۵,۸۴	چرخش حول محور x
٪۹۴,۲۸	٪۸۳,۸۰	چرخش حول محور x
٪۸۸,۶۸	٪۸۵,۸۵	چرخش حول محور z
٪۹۶,۲۳	٪۸۳,۹۶	چرخش حول محور z
٪۸۹,۸	٪۸۱,۱	میانگین بازشناسی

۸- جمع بندی

همانطور که از نتایج جدول ۱ مشخص می‌باشد نرخ بازشناسی بدست آمده برای تصاویری که بدلیل داشتن چرخش با روشهای موجود به راحتی قابل شناسایی نبودند، مقداری نزدیک به نرخ بازشناسی تصاویر روبرو می‌باشد. با افزایش زاویه چهره بخصوص در جهت محور y ها بدلیل رخداد پدیده‌ی

پنهان‌سازی^{۱۰} نرخ بازشناسی کاهش می‌یابد، که این موضوع نیاز به استفاده از روشهایی برای بازسازی قسمت‌های پنهان تصویر را ضروری می‌سازد. استفاده از فرض تقارن چهره و کمک‌گیری از آن برای بازسازی اطلاعات قسمت‌های پنهان‌شده‌ی تصویر می‌تواند به افزایش نرخ بازشناسی منجر شود که این مسئله موضوع تحقیق بعدی ما می‌باشد.

سپاسگزاری

این تحقیق از حمایت مرکز تحقیقات مخابرات ایران برخوردار بوده که بدین وسیله از مسئولین محترم این سازمان تشکر می‌شود.

مراجع

- [۱] بساق‌زاده، دوستاری، بهراد، استخراج خودکار ویژگی‌های چهره، برای شناسایی هویت مستقل از زاویه در تصاویر سه بعدی، MVIP2008، تبریز
- [۲] بساق‌زاده، دوستاری، بهراد، تخمین زاویه‌ی صورت در تصاویر سه‌بعدی چهره، چهاردهمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، تحت بازبینی
- [۳] بساق‌زاده، از شدت روشنایی تا عمق: مقایسه بین استفاده از تصاویر دوبعدی و سه بعدی در یک سناریوی بازشناسی هویت، چهاردهمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، تحت بازبینی
- [4] K. Chang, K. Bowyer, and P. Flynn, "Face recognition using 2D and 3D facial data," in *Proc. Multimodal User Authentication Workshop*, Santa Barbara, CA, Dec. 2003, pp. 25–32.
- [5] J. C. Lee and E. Milios, "Matching range images of human faces," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 1990*, pp. 722–726.
- [6] H. T. Tanaka, M. Ikeda, and H. Chiaki, "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation. principal directions for curved object recognition," in *Proc. IEEE 3rd Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, 1998*, pp. 372–377
- [7] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 14, no. 2, pp. 239–256, Feb. 1992.
- [8] X. Lu and A. Jain, "Deformation analysis for 3D face matching," presented at the *7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, CO, 2005*.
- [9] S. Malassiotis and M. G. Strintzis, "Robust real-time 3D head pose estimation from range data," *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 9, pp. 1153–1165, Aug. 2005
- [10] Heseltine T., Face Recognition: Two Dimensional and Three Dimensional Techniques, *PhD. Dissertation, University of York, 2005*
- [11] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71–86, Mar. 1991.