

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی برق و رباتیک

تشخیص هویت افراد با استفاده از تصاویر دو بعدی

گوش

دانشجو:

میلاذ لنکرانی

پایان نامه کارشناسی ارشد

در رشته مهندسی برق - الکترونیک

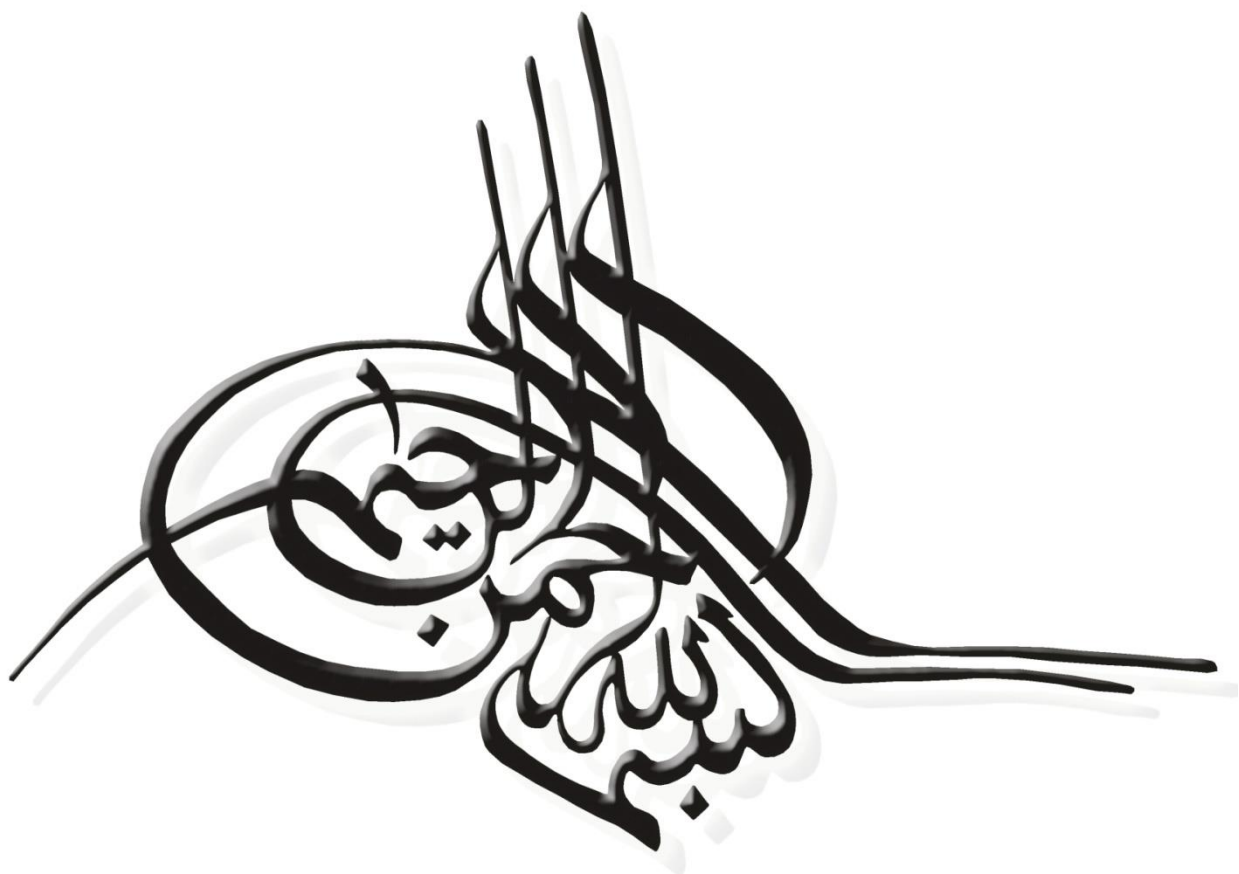
استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

استاد مشاور:

دکتر حسین مروی

دیماه ۱۳۸۷



چکیده

هدف اصلی سیستم های تشخیص هویت افراد استخراج ویژگی های فیزیکی یا رفتاری هر فرد به صورت اتوماتیک، پردازش و شناسایی افراد بر اساس آن ویژگی ها می باشد. از جمله ویژگی های فیزیکی که در حالت کلی بر ویژگی های رفتاری ارجح هستند می توان به گوش افراد اشاره کرد. تشخیص هویت افراد بر اساس ساختار گوش چندیست که مورد توجه محققان بیومتریک قرار گرفته است و در بعضی از کشورها نظیر ایالات متحده آمریکا سرمایه گذاری زیادی در این زمینه تحقیقاتی شده است. از جمله مزایای بیومتریک گوش می توان به ثابت بودن ساختار هندسی آن در طول زمان، عدم تغییر پذیری در حالت های متفاوت روحی نظیر غم، شادی، تعجب و ... (بر خلاف بیومتریک چهره) و قابلیت نمونه برداری از راه دور نام برد.

از جمله مسائلی که در تمامی سیستم های بیومتریک گوش به آن پرداخته می شود می توان به جداسازی گوش، شناسایی گوش در شرایط تغییر شدت نور محیط و چرخش سر در عمق اشاره کرد و این در حالیست که استفاده از تصاویر دو بعدی گوش (در بعضی از تحقیقات از تصاویر سه بعدی نیز استفاده می شود) سبب پررنگ تر شدن این عدم قطعیت ها می شود.

در این پروژه از پایگاه داده USTB که شامل ۳۰۸ تصویر دو بعدی گوش می باشد، استفاده می کنیم. برای هر فرد چهار تصویر گوش در اختیار است که تصاویر اول و چهارم هر فرد دارای اختلاف در شدت روشنایی و تصاویر دوم و سوم دارای اختلاف زاویه چرخش در عمق نسبت به تصویر اول می باشند.

در این تحقیق با ارائه روش هایی سعی کردیم تا بر هر سه مشکل مذکور غلبه کنیم. اساس الگوریتم های پیشنهاد شده در این تحقیق مبتنی بر استفاده از ویژگی های توپوگرافیکی گوش می باشد. با استفاده از تعدادی از ویژگی های توپوگرافیکی، ناودانی داخل، سرایشی با انحنا به داخل و سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل توانستیم الگوریتمی کاملاً اتوماتیک جهت جداسازی گوش ارائه دهیم که نتیجه آن در جداسازی گوش روی پایگاه داده USTB کاملاً موفقیت آمیز بود. در ادامه، الگوریتمی برای شناسایی افراد در شرایط تغییر شدت نور پردازش ارائه شد که از چهار برجسب توپوگرافیکی جهت استخراج ویژگی و از روش تطبیق الگو^۱ جهت طبقه بندی گوش ها استفاده شده است. این الگوریتم دارای نتیجه موفقیت نسبت به روش متداول آنالیز اجزای اصلی (PCA) و سایر روش های گزارش شده روی پایگاه داده مشابه می باشد. مسأله تشخیص گوش در شرایط چرخش سر افراد در عمق به صورت مجزاً بررسی شده و الگوریتمی مبتنی بر نقشه توپوگرافیکی تصاویر گوش و انطباق هندسی آنها (برای هر فرد) با استفاده از تبدیل Affine پیشنهاد شده

¹ Template Matching

است که دارای نتایج راضی کننده ای می باشد. با پیاده سازی روش Hurley-Nixon [1] روی پایگاه داده USTB و مقایسه با الگوریتم پیشنهادی در این قسمت، به کارایی روش ارائه شده برای شناسایی گوش در شرایط چرخش سر افراد در عمق تأکید می کنیم.

ساختار این پایان نامه به صورت زیر می باشد:

در فصل اول به بیان مقدمه ای راجع به بیومتریک، انواع آن و مقایسه آنها می پردازیم. در فصل دوم به بررسی پیشینه تحقیقات انجام گرفته روی بیومتریک گوش می پردازیم. معرفی برجسب های توپوگرافیکی و چگونگی استخراج آنها از تصویر را در فصل سوم بررسی می کنیم. در فصل چهارم مسأله جداسازی گوش را به صورت اتوماتیک مورد توجه قرار می دهیم و الگوریتمی مبتنی بر برجسب های توپوگرافیکی جهت بهبود روش لبه پیشنهاد می کنیم. در فصل آخر شناسایی گوش را در حضور دو عدم قطعیت تغییر روشنایی و چرخش سر افراد، در دو قسمت مجزا بررسی می کنیم. برای هر قسمت الگوریتم هایی جهت بهبود درصد تشخیص گوش ارائه می کنیم.

کلمات کلیدی: بیومتریک گوش، برجسب های توپوگرافیکی، جداسازی گوش، شناسایی گوش

Keywords: Ear Biometrics, Topographic Labels, Ear Segmentation, Ear Recognition

تقدیم بہ عزیز ترین عزیزانم، پدر و مادر گرامی

آنان کہ ہمارے مشوق و یاور من در ادامہ تحصیل علم و سربودہ اند و با فراہم آوردن محظی آراستہ بہ محبت سبب آرامش و التیام
خاطر اینجانب بہت پیشرفت شدہ اند.

تقدیر و شکر

بر خود لازم می‌دانم که از تمامی عزیزانی که در طول انجام پایان نامه از راهنمایی ایشان استفاده کرده‌ام تشکر کنم. از استاد راهنمای عزیز جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد که با پیشنهادات ارزنده و کمک‌های بی‌دریشان سبب به ثمر نشستن این تحقیق شده و نیز مشاور عزیزم جناب آقای دکتر حسین مروی که در بسیاری از مواقع از راهنمایی‌های ارزنده ایشان استفاده نمودم کمال تشکر و امتنان را دارم.

از زحمات بی‌دریغ اساتید گرامی دانشکده برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود، بخصوص آقای دکتر علی سلیمانی تشکر می‌کنم. همچنین از جناب آقای دکتر محمد حسن ساوجبی استاد محترم دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه شهید بهشتی کمال تشکر را دارم.



Shahrood University of Technology
Department of Electrical Engineering and Robotics

Master of Science Thesis
Electrical Engineering-Electronics

Biometric Identification based on 2-Dimensional Ear Images

Student
Milad Lankarany

Supervisor
Dr. Alireza Ahmadyfard

Jan 2009

صفحه	عنوان	فهرست مطالب
1	فصل اول: کلیات	
2	مقدمه	۱-۱
4	بیومتریک چیست؟	۲-۱
7	مروری بر انواع بیومتریک های رایج	۳-۱
11	فصل دوم: مروری بر تحقیقات انجام شده روی بیومتریک گوش	
12	مقدمه	1-2
13	روش lannarelli	2-2
14	روش Burger و Burge	3-2
16	روش Choras	4-2
21	روش Chang و Bowyer	5-2

24	Hurley-Nixon روش 6-2
25	فصل سوم: برجسب های توپوگرافیکی
26	1-3- مقدمه
27	2-3- معرفی برجسب های توپوگرافیکی
36	3-3- بررسی اثر برجسب های توپوگرافیکی در تصاویر گوش
44	فصل چهارم: جداسازی و نرمالیزه کردن تصاویر گوش
45	1-4- مقدمه
46	2-4- جداسازی گوش با استفاده از تصاویر لبه
49	3-4- جداسازی گوش با استفاده از برجسب های توپوگرافیکی
50	1-3-4 الگوریتم پیشنهادی برای جداسازی گوش
55	4-4- نرمالیزه کردن تصاویر گوش (چرخش در صفحه)
55	1-4-4 انتخاب دو نقطه مبنا در بالا و پایین گوش
59	2-4-4 انتخاب مرکز ثقل به عنوان نقطه مرجع
63	فصل پنجم: نتایج تشخیص گوش در شرایط تغییر شدت نور پردازی و چرخش سر در عمق
64	1-5- مقدمه
65	2-5- استفاده از روش PCA جهت استخراج ویژگی
65	1-2-5 تشکیل بردارهای پایه گوش
67	2-2-5 استفاده از بردارهای گوش جهت طبقه بندی تصاویر گوش
67	3-2-5 نتیجه تشخیص هویت به کمک تصویر گوش در روش مبتنی بر PCA
68	3-5- روش Hurley-Nixon
68	1-3-5 مقدمه ای راجع به بردارهای میدان
71	2-3-5 استخراج ویژگی و طبقه بندی گوش ها
74	3-3-5 پیاده سازی روش Hurley-Nixon و آزمایش روی پایگاه USTB
78	4-5- استخراج ویژگی با استفاده از برجسب های توپوگرافیکی
84	1-4-5 اصلاح الگوریتم پیشنهادی برای بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط تغییر نور محیط
	2-4-5 الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل Affine برای بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط چرخش سر در عمق
88	سر در عمق
93	5-5- نتیجه گیری
96	6-5- پیشنهادات
97	مراجع

کلیّات

۱-۱- مقدمه

شناسایی افراد از روی ویژگی های متمایز هر شخص دارای کاربرد زیادی در سیستم های هوشمند امنیتی (نظامی یا غیر نظامی) می باشد. با پیشرفت سیستم های خدماتی الکترونیکی مانند تجارت الکترونیک، بانکداری الکترونیکی و کارت های هوشمند و همچنین تأکید بر امنیت اطلاعات ذخیره شده در پایگاه داده های مختلف، نیاز به تشخیص هویت افراد به صورت اتوماتیک تبدیل به یک امر ضروری شده است. کاربردهای متعدد دیگری در تمامی منابع استفاده شده در این فصل، موجود می باشد که برای کوتاه کردن کلام از ذکر یک به یک آنها می پرهیزیم.

به طور کلی سه روش برای شناسایی افراد وجود دارد.

- ۱- وسایل منسوب به افراد نظیر کلید، کارت، علامت مشخصه.
- ۲- اطلاعات انتخابی منسوب به افراد نظیر کلمه عبور، ID و ...
- ۳- اطلاعات تغییر ناپذیر منسوب به افراد نظیر اثر انگشت، تصویر صورت، طرز راه رفتن و گوش. همانطور که مشاهده می کنیم بیومتریک گوش جزو دسته سوم و از جمله روش های هوشمند می باشد لذا بررسی هویت افراد بر اساس تصاویر گوش این موضوع تحقیق را به زمینه های تحقیقاتی سیستم های هوشمند، تشخیص الگو و پردازش تصویر مرتبط می کند.

سازماندهی این پایان نامه به صورت زیر می باشد: در فصل اول به توضیحات کلی راجع به سایر بیومتریک های موجود و مقایسه کلی آنها می پردازیم. در فصل دوم به مطالعه سایر روش های موجود در مورد بیومتریک گوش می پردازیم. در فصل سوم به معرفی و نحوه به دست آوردن برچسب های توپوگرافیکی که بیانگر ویژگی های خاص هندسی مربوط به تصاویر می باشند، پرداخته و در فصل چهارم به ارائه روشی کاملاً اتوماتیک جهت جداکردن گوش از سایر قسمت های تصویر با استفاده از برچسب های توپوگرافیکی می پردازیم. در فصل ۵، در دو زیر بخش مجزا، به شناسایی افراد از روی تصاویر دو بعدی گوش در شرایط تغییر شدت نورپردازی و چرخش سر در عمق می پردازیم و برای هر بخش الگوریتم هایی را جهت بهبود نرخ شناسایی پیشنهاد می کنیم.

۱-۲- بیومتریک چیست؟

بیومتریک عبارت است از علم تشخیص و شناسایی افراد بر اساس ویژگی‌ها و خصوصیات رفتاری و یا فیزیکی ایشان، که به صورت اتوماتیک انجام می‌گیرد. از کاربردهای آن می‌توان به امنیت شبکه‌های کامپیوتری، امنیت بانک‌های الکترونیکی، گوشی‌های همراه، کارت‌های اعتباری و سیستم‌های نظامی اشاره کرد. "biometrics" بر گرفته شده از دو واژه یونانی "bio" به معنای زندگی و "metrikos" به معنای اندازه یا مقیاس می‌باشد.

بیومتریک‌ها نسبت به روش‌های سنتی دارای برتری‌های چشمگیری می‌باشند که سبب استفاده روزافزون این بیومتریک‌ها شده است. روش‌های سنتی مانند ID یا شناسنامه به سادگی ممکن است گم شوند، از طرف دیگر روش‌هایی مانند استفاده از کلمه عبور در خطر فراموشی استفاده‌کننده قرار دارند. شاید برای بسیاری این مسئله اتفاق افتاده باشد که کلمه عبور مورد نظر را فراموش و یا با کلمه عبور دیگر (استفاده شده در جای دیگر) اشتباه کنند. در حقیقت بیومتریک‌ها سبب می‌شوند تا احتمال اشتباه، گم کردن و تقلب که در سایر روش‌های سنتی متداول است کم شود.

شایان ذکر است که بیومتریک‌ها نیز مانند تمام روش‌ها، عاری از اشتباه و عیب نیستند. به عنوان مثال استفاده از کلمه عبور دلخواه سبب می‌شود که استفاده‌کننده از رمز مورد نظر خود استفاده کند و در موارد مختلف آن را تغییر دهد لذا اگر یک سیستم امنیتی مورد استفاده مثلاً بانک الکترونیکی X دچار مشکل شود،

شخص می تواند از سایر بانک ها با کلمه رمز دیگری استفاده کند اما فرض کنید سیستم تشخیص هویت دچار مشکل شود، حال از آنجاییکه هویت افراد یک چیز ثابت است لذا ممکن است در تمامی سیستم ها این مشکل ظاهر شود.

یک سیستم بیومتریک درحقیقت یک سیستم تشخیص الگو^۲ می باشد که بر اساس ویژگی های رفتاری یا فیزیکی افراد، بردارهای ویژگی را استخراج کرده و شخص مورد نظر را شناسایی می کند. در حقیقت هر بردار ویژگی در پایگاه اطلاعات شناسه یک شخص می شود.

سیستم های بیومتریک که بر اساس ویژگی های فیزیکی افراد عمل می کنند مطمئن تر و از نظر کاربردی ساده تر از سیستم های بیومتریک بر اساس ویژگی های رفتاری، می باشند.

یک سیستم بیومتریک شامل چهار قسمت می باشد:

- ۱- سنسور: که اطلاعات مزبور به هر بیومتریک را جمع آوری می کند.
 - ۲- استخراج بردار ویژگی: از اطلاعات به دست آمده در بند یک و بر اساس الگوریتم از پیش تعیین شده بردار ویژگی را تشکیل می دهد.
 - ۳- تطبیق: به مقایسه بردار ویژگی به دست آمده از بند دو و آنهایی که در پایگاه داده موجود است می پردازد.
 - ۴- تشخیص: بر اساس معیارهای از پیش تعیین شده، فرد یا افرادی را که دارای بردار ویژگی نزدیک به هم هستند را انتخاب می کند.
- هر ویژگی رفتاری یا فیزیکی برای آنکه به عنوان بیومتریک در نظر گرفته شود باید چهار شرط زیر را دارا باشد:

- ۱- جامع بودن: همه افراد آن ویژگی را داشته باشند.
- ۲- تمایز: ویژگی برای هیچ دو شخصی یکسان نباشد.

² Pattern Recognition

۳- ثبات: ویژگی در طول زمان ثابت بماند.

۴- دسترسی به آن ساده باشد.

همانطور که گفتیم ویژگی های مبتنی بر ویژگی های فیزیکی قابل اعتمادتر می باشند. بیشتر این ویژگی ها بر مبنای ارضای شرط چهار یعنی در دسترس بودن در قسمت سر و دست افراد می باشد مثل گوش، عنبیه و اثر انگشت.

روش های زیادی برای شناسایی افراد بر اساس آنالیز تصاویر وجود دارد ولی به طور کلی این روش ها را می توان به دو گروه با اطلاع^۳ و بدون اطلاع^۴ شخص تقسیم کرد [3].

در یک روش با اطلاع شخص ابتدا اطلاعات از بیومتریک خاص تهیه می شود و سپس در فرایند تشخیص مورد استفاده قرار می گیرد. از آن جمله می توان به استفاده از اسکنرهای مخصوص جهت استفاده از روش اثر انگشت یا قرار گرفتن شخص جلو دوربین نام برد. در بسیاری از کاربردها بدون نیاز به اطلاع شخص به جمع آوری اطلاعات از بیومتریک مورد نظر می پردازند. از آن جمله می توان به شناسایی افراد در محیط های شلوغ نظیر فرودگاهها یا ایستگاه قطار نام برد. بیومتریک هایی که در این موارد استفاده می شوند معمولاً تشخیص چهره، گوش و طرز راه رفتن می باشد.

استفاده از گوش جهت شناسایی افراد در حدود ۱۰۰ سال قدمت دارد [4]. اگرچه بسیاری از آزمایشات تجربی بیانگر یکتا بودن این بیومتریک هستند اما بحث راجع به یکتایی آن هنوز ادامه دارد. در کشورهای هلند و ایالات متحده آمریکا از اثر گوش در صحنه های جنایی و دادگاهها استفاده می شود اما استفاده از سیستم های کاملاً هوشمند برای بیومتریک گوش هنوز رایج نشده است [5].

بررسی شناسایی افراد بر اساس تصاویر دو بعدی یا سه بعدی گوش کمتر از یک دهه است که مورد توجه جدی قرار گرفته است، در عین حال اولین مقاله یک سیستم تمام هوشمند برای بیومتریک گوش در سال ۲۰۰۷ ارائه شده است [6].

بیومتریک ها در دو کاربرد متفاوت استفاده می شوند:

۱- Verification یا Authentication: در این کاربرد فردی که ادعا می کند شخص X است مورد آزمایش قرار می گیرد و با بیومتریک شخص X که موجود است مقایسه می شود. اگر مقدار شباهت از حد معینی بیشتر باشد، صحت ادعای شخص ثابت می شود.

³ Invasive

⁴ Passive

۲- Recognition یا Identification: در این کاربرد مشخصات مربوط به بیومتریک شخص X با مشخصات بیومتریک مشابه برای تمامی اشخاص موجود در پایگاه داده مقایسه می شود و بیشترین شباهت مشخص کننده هویت فرد X می باشد.

دو معیار مهم برای ارزیابی یک سیستم شناسایی به صورت زیر تعریف می شوند:

۱- False Acceptance Rate: بیانگر درصد پذیرفته شدن شخصی است که نباید پذیرفته می شد (به اشتباه تشخیص داده شد).

۲- False Rejection Rate: بیانگر درصد رد شدن فردی است که می بایست پذیرفته می شد.

در مورد بیومتریک های متداول در قسمت بعد به اختصار بحث می کنیم. شایان ذکر است که در سیستم های بیومتریک همواره درصدی خطا برای پذیرش یا رد افراد در نظر می گیرند و این بدین علت است که تصاویر تهیه شده در پایگاه داده و تصاویر تست در شرایط متفاوتی تهیه می شوند که خود سبب عدم تطابق صد در صد ویژگی های استخراج شده برای تصاویر تست و آموزش می شود.

علاوه بر چهار ویژگی همگانی بودن، یکتایی، ثبات و در دسترس بودن که برای بیومتریک ها در نظر گرفته می شود، سه ویژگی دیگر از قبیل کارایی، پذیرش از طرف مردم و قابلیت گریز از سیستم نیز تعریف می شود.

کارایی یعنی میزان دقت، قدرت تشخیص و زمان مورد نیاز جهت تشخیص که هر چه سیستم پردازش کننده، قدرت الگوریتم و اهمیت خود بیومتریک بالاتر باشد آن بیومتریک دارای کارایی بیشتر می شود. پذیرش از طرف مردم از آن جهت اهمیت دارد که اگر آن بیومتریک مورد توجه مردم نباشد هرگز به عنوان یک بیومتریک قابل اعتماد مورد توجه قرار نمی گیرد. قابلیت گریز به این معنی می باشد تا چه حد می توان سیستم تشخیص بیومتریک را گمراه کرد که کم بودن این درصد سبب اعتماد بیشتر به آن بیومتریک می شود.

۳-۱ مروری بر انواع بیومتریک های رایج [1]

۱- اندازه گیری حرارت ساطع شده از اندام^۵: به دست آوردن الگویی برای حرارت متساطع شده از بدن (صورت و دست و رگ دست) به وسیله دوربین های مادون قرمز امکان پذیر می باشد. این الگو

⁵ Infrared Thermogram

برای افراد مختلف، متمایز می باشد. تکنولوژی به دست آوردن اطلاعات و پردازش تصاویر سه بعدی بسادگی در دسترس نمی باشد.

۲- **طرز راه رفتن^۶** : طرز راه رفتن افراد اگرچه معیار متمایزی برای همه افراد نمی باشد اما از این بیومتریک در سیستم های امنیت پایین استفاده می شود. این روش جزء ویژگی های رفتاری محسوب می شود و در طول زمان بر اثر تغییر وزن افراد و یا آسیب های ذهنی تغییر می کند. پردازش اطلاعات در این بیومتریک به صورت پردازش ویدیویی می باشد.

۳- **طرز تایپ کردن^۷**: این اعتقاد وجود دارد که هر شخصی به ترتیب خاصی روی صفحه کلید تایپ می کند. این الگو جزو الگوهای رفتاری می باشد و به تنهایی مورد استفاده قرار نمی گیرد.

۴- **بوی افراد^۸**: سوخت و ساز بدن هر فرد موجب ایجاد بویی خاص می شود که به وسیله سنسورهای شیمیایی قابل اندازه گیری و پردازش می باشند.

۵- **تصویر گوش^۹**: شکل گوش هر شخص با شخص دیگر متفاوت است. از جدیدترین روش های بیومتریک محسوب شده و پایداری آن نسبت به تغییر سن افراد بسیار بالا می باشد. نتایج به دست آمده از آن در مقایسه با روش تشخیص چهره بهتر می باشد.

۶- **ساختار هندسی دست^{۱۰}**: ویژگی های دست افراد از نظر ابعاد دست و انگشت ها و محل اتصال مفصل ها و همچنین شکل کف دست، به عنوان الگویی متمایز برای اشخاص مختلف محسوب می شود. این روش ساده و پر سابقه می باشد. این روش نسبت به تغییرات زمان حساس بوده و اکنون استفاده چندانی ندارد.

۷- **اثر انگشت^{۱۱}**: الگویی بر اساس برآمدگی ها و شیارهای انگشت هر فرد می باشد. با استفاده از یک اسکنر تصویر دیجیتال اثر انگشت به دست آورده می شود و معمولاً ویژگی های استخراج شده مربوط به محل و جهت نقاط بحرانی^{۱۲} می شود.

۸- **چهره^{۱۳}**: از رایجترین روش های بیومتریک می باشد. روش تشخیص چهره عموماً بر دو اصل استوارند: ۱- تشخیص محل چشم ها، ابرو، دهان، بینی و رابطه هندسی آنها با هم ۲- شناسایی چهره بر اساس تمام اطلاعات روشنائی-رنگ در تصویر چهره. تغییر روشنائی تصویر، تغییر زاویه عکسبرداری و تغییر سن افراد از مسائلی هستند که روی تشخیص چهره تأثیر می گذارند.

⁶ Gate Recognition

⁷ Key Stroke

⁸ Odor

⁹ Ear

¹⁰ Hand Geometry

¹¹ Fingerprint

¹² minutiae

¹³ Face

۹- **شبکیه چشم**^{۱۴}: ساختار رگ های شبکیه چشم برای اشخاص متفاوت، متمایز است و این بیومتریک یکی از امن ترین ویژگی های انسان است که قابل دزدی و تغییر نمی باشد. برای جمع آوری اطلاعات لازم است که شخص در راستای یک لنز به هدفی در جهت مشخص نگاه کند.

۱۰- **عنبنیه**^{۱۵}: ساختار عنبنیه که شامل برآمدگی ها، شیارها، حلقه ها، هاله دور مردمک و ... می شود برای هر شخص یکتا است. به علت حساسیت عنبنیه به نور، زنده بودن افراد مورد آزمایش نیز بررسی می شود. یکی از معتبرترین بیومتریک می باشد که البته در دوران جوانی دچار تغییرات می شود.

۱۱- **اثر کف دست**^{۱۶}: به مانند اثر انگشت، کف دست هر شخص نیز دارای برآمدگی ها و فرورفتگی های متمایزی می باشد. با استفاده از اسکنر تصویر کف دست گرفته شده و چون از انگشت بزرگتر است، پردازش آن نیز سنگین تر بوده و بیشتر آن را در کنار یک روش دیگر استفاده می کنند.

۱۲- **صدا**^{۱۷}: تشخیص گوینده^{۱۸} که دارای وسعت زیادی در شاخه پردازش صوت می باشد جزو یکی از روش های بیومتریک قرار می گیرد. این روش از ویژگی های vocal tract ، دهان، حفره های بینی، لب استفاده می کنند یا به عبارت دیگر صوت افراد دارای این ویژگی ها می باشند. تغییر حالات عاطفی، سن افراد و بعضی بیماریها این روش را تحت تأثیر قرار می دهد.

۱۳- **امضا**^{۱۹}: نحوه امضای هر شخص متفاوت از اشخاص دیگر می باشد (بدون تقلب). این روش جزو روش های وابسته به ویژگی های رفتاری می باشد که البته عوامل فیزیکی و عاطفی نیز روی آن تأثیر می گذارند. یک سیستم تشخیص امضا شامل یک سنسور صفحه ای^{۲۰} می باشد که سیگنال های خاصی مانند میزان فشار و موقعیت نوک قلم را اندازه می گیرد.

۱۴- **DNA**: در کاربردهای دادگاهی^{۲۱} مورد استفاده قرار می گیرد و تشخیص ویژگی ها از آن نیاز به سیستم های پیچیده شیمیایی و متخصص مربوطه را دارد.

در جدول ۱-۱ مقایسه ویژگی های مختلف انواع بیومتریک های رایج آمده است. در این جدول M معادل متوسط، L معادل ضعیف و H معادل قوی می باشد.

¹⁴ Retina

¹⁵ Iris

¹⁶ Palmprint

¹⁷ Voice

¹⁸ Speaker Recognition

¹⁹ Signature

²⁰ Sensor Pad

²¹ Forensic Applications

جدول ۱-۱: مقایسه تجربی بیومتریک های رایج بر اساس مرجع [1]

Biometric characteristic	Universality	Distinctiveness	Permanence	Collectability	Performance	Acceptability	Circumvention
Facial thermogram	H	H	L	H	M	H	L
Hand vein	M	M	M	M	M	M	L
Gait	M	L	L	H	L	H	M
Keystroke	L	L	L	M	L	M	M
Odor	H	H	H	L	L	M	L
Ear	M	M	H	M	M	H	M
Hand geometry	M	M	M	H	M	M	M
Fingerprint	M	H	H	M	H	M	M
Face	H	L	M	H	L	H	H
Retina	H	H	M	L	H	L	L
Iris	H	H	H	M	H	L	L
Palmprint	M	H	H	M	H	M	M
Voice	M	L	L	M	L	H	H
Signature	L	L	L	H	L	H	H
DNA	H	H	H	L	H	L	L

فصل دوم

مروری بر تحقیقات

انجام شده روی

بیومتریک گوش

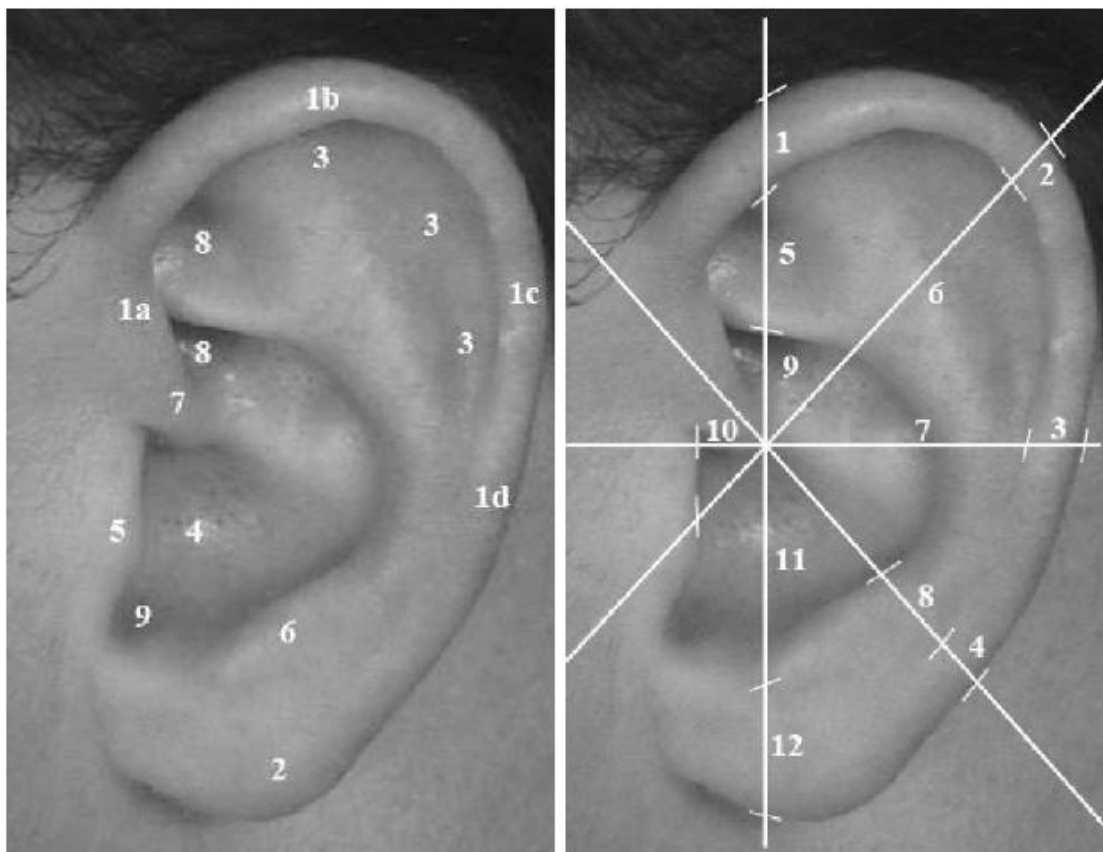
۲-۱- مقدمه

در این فصل سعی می‌کنیم به بررسی اصول الگوریتمی ارائه شده در تحقیقات معتبری که روی بیومتریک گوش انجام شده است بپردازیم. در این تحقیق از بسیاری از کارهای ذکر شده در این فصل استفاده شده است لذا در آن موارد تنها به توضیحات مختصر بسنده می‌کنیم زیرا توضیحات بیشتر در فصل مربوطه آورده می‌شود.

استفاده از تصویر گوش به عنوان یک بیومتریک برای اولین بار توسط [1] Iannarelli با آزمایش روی ۱۰۰۰۰ نمونه گوش صورت گرفت. در این کار با در نظر گرفتن ۱۲ فاصله در هر گوش به صورت دستی به طبقه بندی گوش ها پرداخته شد.

۲-۲- روش Iannarelli [1]

Iannarelli در تحقیقات خود به این نتیجه رسید که با در نظر گرفتن گوش های نورمالیزه شده از نظر اندازه و جهت می توان با در نظر گرفتن ۱۲ فاصله که در شکل زیر دیده می شود به طبقه بندی گوشها پرداخت. برای این کار از ۱۰۰۰۰ گوش متفاوت استفاده شد و این فواصل به صورت دستی محاسبه شدند.



شکل ۱-۲: در نظر گرفتن نقاط خاص در تصویر گوش (چپ) و نمایش ۱۲ فاصله برای هر تصویر (راست)

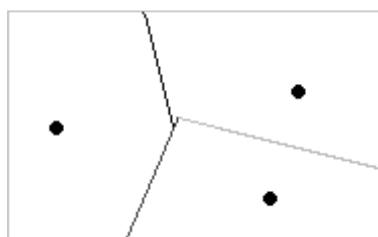
شایان ذکر است که قبل از Iannarelli، دانشمندی به نام Imhofer در سال ۱۹۰۶ توانست با در نظر گرفتن چهار ویژگی به طبقه بندی ۵۰۰ گوش بپردازد.

۲-۳- روش Burge و Burger [8]

در این تحقیق، با استفاده از لبه یابی و تشکیل گراف Voronoi به توصیف هر گوش می پردازد. البته باید اشاره داشت که اگرچه Burge و Burger نمونه ای از قسمت ها و روش پیشنهادی خود را ارائه می دهند اما گزارشی از نتایج عملی برای روش پیشنهادی گزارش نداده اند [8].

عملکرد الگوریتم پیشنهادی به این صورت است که برای هر تصویر I یک گراف Voronoi که به صورت $f(I)$ نشان می دهند، تعریف می شود. حال اگر تصویر دیگری مانند S که دارای گراف $g(s)$ و دارای فاصله کمی (بسته به مقدار آستانه) با گراف اول باشد آنگاه به عنوان تصویری که به تصویر I شباهت زیادی دارد در نظر گرفته می شود. در نتیجه برای یک مجموعه از تصاویر تست، آن تصویریکه گراف متناظر با آن دارای فاصله کمتری نسبت به گراف تصویر اصلی باشد به عنوان تصویری که بیشترین شباهت را به تصویر اصلی دارد از بین مجموعه تصاویر مورد تست انتخاب می شود. معیار فاصله بر اساس نظریه گراف ها تعریف می شود.

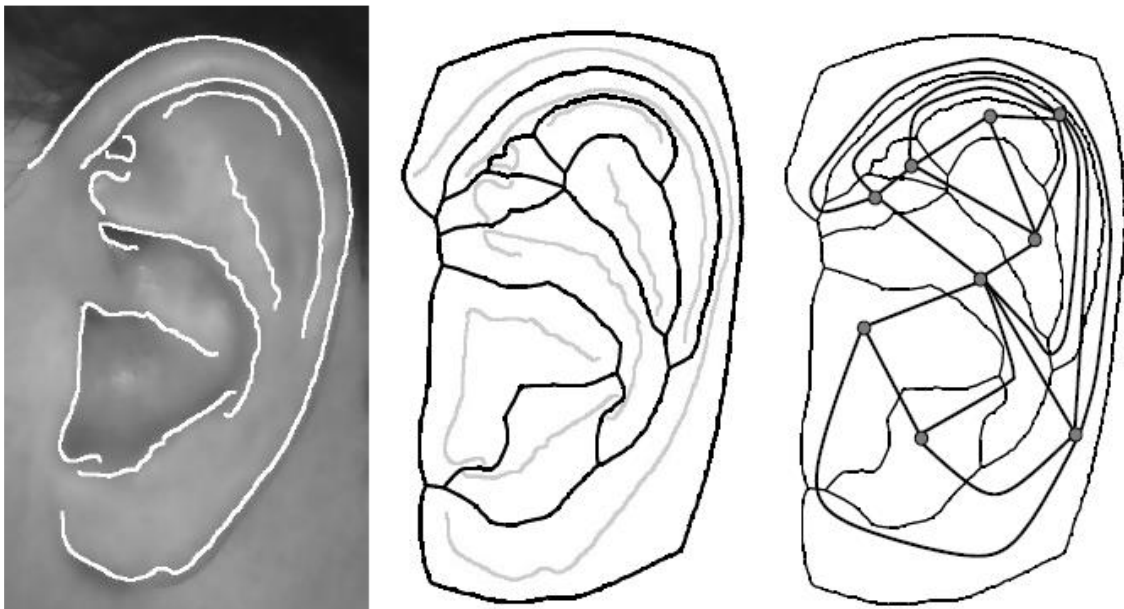
در خصوص دیاگرام Voronoi باید گفت که اگر دو نقطه مانند a و b در نظر بگیریم صفحه ای که درست از وسط خط واصل آن دو نقطه میگذرد، نقاط فضا را به دو زیر فضا تبدیل می کند. شکل زیر یک دیاگرام Voronoi را برای سه نقطه نشان می دهد.

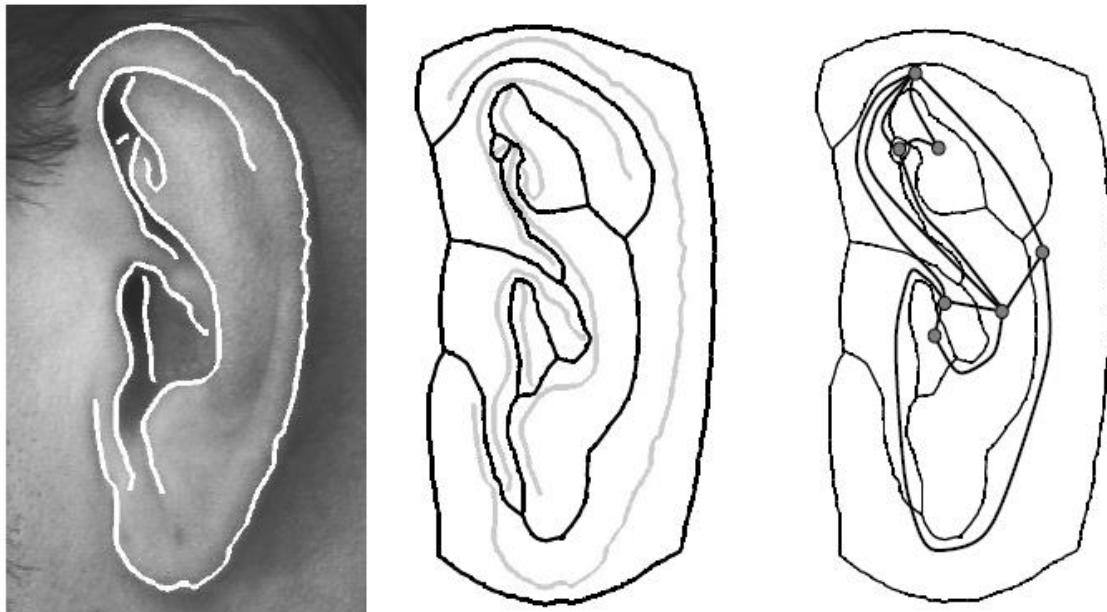


شکل ۲-۲: Voronoi Diagram برای سه نقطه

برای به دست آوردن این گراف برای تصویر گوش به صورت زیر عمل می شود.

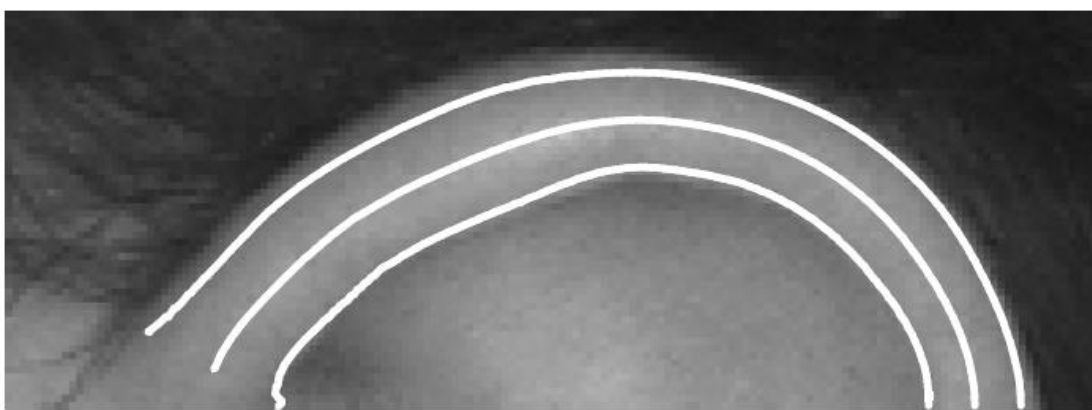
- ۱- گرفتن تصویر نیم رخ، جدا کردن گوش و نرمالیزه کردن اندازه و جهت.
 - ۲- پیدا کردن لبه تصویر و حذف خطوط با تعداد پیکسل کمتر از ۱۰.
 - ۳- به دست آوردن دیاگرام Voronoi به این ترتیب که اگر خطی از وسط هر دو نقطه از لبه گوش عبور دهیم به یک سری منحنی بسته می رسیم که همان دیاگرام Voronoi می باشد. به عنوان یک راه ساده برای به دست آوردن دیاگرام Voronoi کافی است خطوطی را که بین لبه های گوش قرار می گیرند را رسم کنیم آنگاه به منحنی های بسته ای می رسیم که همان دیاگرام Voronoi تصویر گوش می باشند.
 - ۴- مرکز ثقل هر منحنی بسته در دیاگرام Voronoi را پیدا می کنیم و این مراکز ثقل را به هم وصل می کنیم. تصویر حاصل بیانگر گراف متناظر با آن گوش می باشد.
- شکل زیر مراحل به دست آوردن گراف متناظر برای هر تصویر گوش را نشان می دهد.





شکل ۲-۳: نمایش گراف های حاصل از روش Burge و Burger برای دو تصویر گوش. برای هر ردیف به ترتیب از چپ به راست داریم: تصویر لبه گوش، دیاگرام Voronoi، اتصال مراکز ثقل هر منحنی بسته در دیاگرام Voronoi.

همانطور که می دانیم تصاویر لبه به شرایط نورپردازی محیط و تغییر زاویه سر وابسته می باشند. Burge و Burger نیز با تعریف گراف های توضیح داده شده سعی در حل این مشکل داشتند، همچنین آنها یافتند که معیار اندازه گیری طول منحنی ها برای تصاویر گوش که دارای توپولوژی مشابه برای گوش های مختلف می باشد، معیار مناسبی نیست. لذا معیار دیگری را نیز به ویژگی های در نظر گرفته شده برای هر گوش (گراف) اضافه کردند. این معیار جدید اندازه پهنای لبه بالایی گوش می باشد.

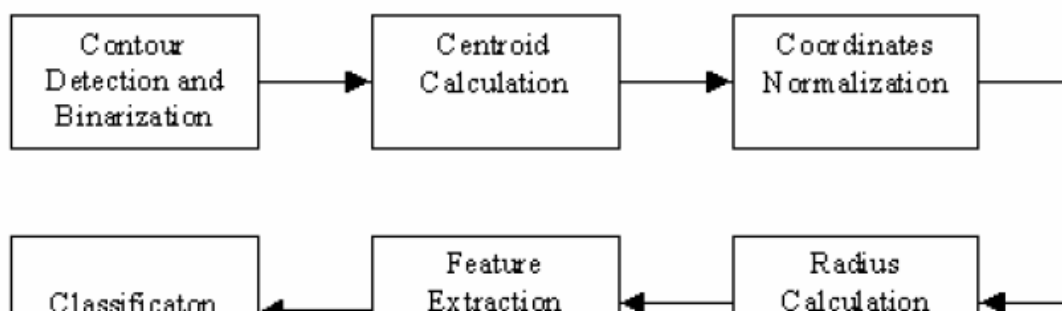


شکل ۲-۴: اندازه گیری پهنای لبه بالای گوش به عنوان معیار دیگر در روش Burger و Burge

۲-۴- روش Choras [3]

این روش بر اساس استفاده از ساختار هندسی گوش و استخراج ویژگی های هندسی می باشد. این روش شامل دو قسمت می باشد که قسمت اول شامل نرمالیزه کردن تصویر گوش و قسمت دوم شامل استخراج ویژگی می باشد. روش پیشنهادی شامل قسمت های زیر می باشد.

- ۱- آشکار کردن لبه گوش و باینری کردن تصویر
 - ۲- محاسبه مرکز ثقل تصویر حاصل از بند ۱ باینری شده
 - ۳- نرمالیزه کردن تصویر
 - ۴- استخراج ویژگی
 - ۵- طبقه بندی
- روند نمای شکل ۲-۵ مراحل این الگوریتم پیشنهادی را نشان می دهد.



شکل ۵-۲: مراحل الگوریتم پیشنهادی Choras.

برای تشخیص لبه ها در تصویر گوش روش تطبیقی پیشنهاد می گردد که در همسایگی پنجره ای با ابعاد w اجرا می شود. در نظر بگیرید که:

I_L کمترین مقدار روشنایی در ناحیه تعریف شده (در پنجره w) و I_H بیشترین مقدار روشنایی در ناحیه تعریف شده (در پنجره w) باشد و داشته باشیم:

$$S(i, j) = I_H - I_L \quad (1-2)$$

$$\mu = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I(i, j) \quad (2-2)$$

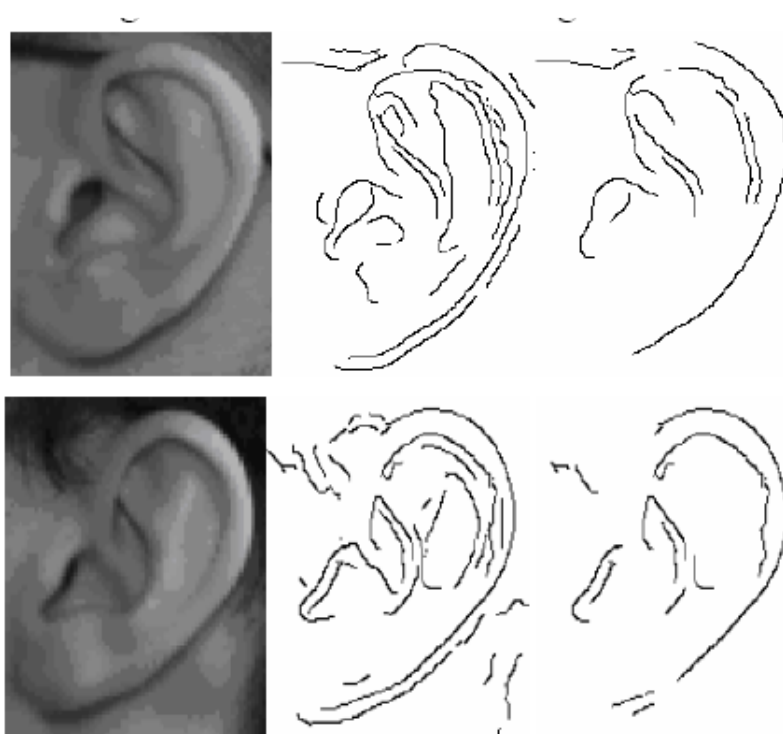
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (I(i, j) - \mu)^2} \quad (3-2)$$

$$T(i, j) = \mu - k\sigma \quad (4-2)$$

تصویر باینری g از روی تصویر روشنایی I به صورت زیر به دست می آید:

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } S(i, j) \geq T(i, j) \\ 0 & \text{if } S(i, j) < T(i, j) \end{cases} \quad (5-2)$$

همانطور که در رابطه (2-4) مشخص است، پارامتر k نقش یک مقدار آستانه را دارا می باشد لذا انتظار داریم به ازای مقادیر مختلف k به نتایج متفاوتی برای تصویر لبه برسیم. شکل زیر نتیجه باینری کردن دو تصویر گوش را برای مقادیر مختلف k نشان می دهد.



شکل ۲-۶: تصاویر باینری شده به ازای مقادیر مختلف k با استفاده از [3]

در این تحقیق به نرمالیزه کردن تصویر باینری اشاره می شود که این مرحله شامل انتقال مرکز ثقل تصویر و چرخش تصویر می باشد اگرچه در مقاله گزارش شده [3] به نحوه به دست آوردن زاویه چرخش نرمالیزه اشاره ای نشده است.

مختصات مرکز ثقل به صورت زیر محاسبه می شود:

$$I = \frac{\sum_i \sum_j ig(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)}, \quad J = \frac{\sum_i \sum_j jg(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)} \quad (6-2)$$

هر نقطه با مختصات (i, j) در تصویر اول توسط تبدیل زیر به مختصات جدید x, y منتقل خواهد شد.

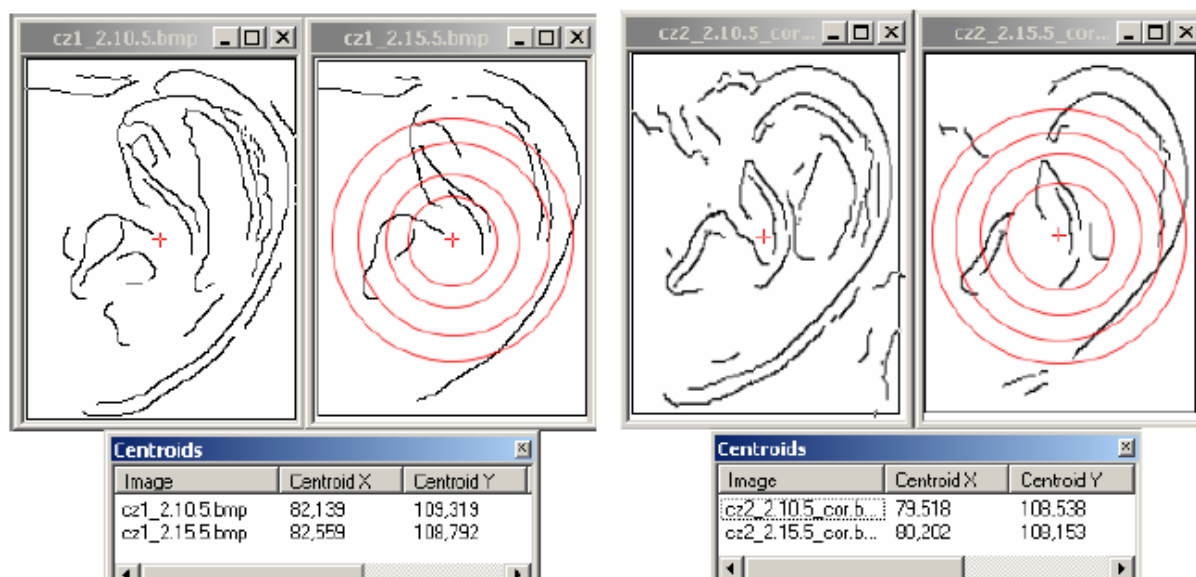
$$[x, y, z] = [i, j, 1] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -I & -J & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_i} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_j} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & \sin \beta & 0 \\ -\sin \beta & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7-2)$$

که در آن :

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j i^2 g(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)} - I^2}, \quad \sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j j^2 g(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)} - J^2} \quad (8-2)$$

در مرحله بعد روش پیشنهادی، به استخراج ویژگی پرداخته می شود. دو بردار ویژگی از تصویر باینری استخراج می شود:

الف: با توجه به شکل زیر، از نقطه مرکز ثقل دواپری را با تعداد معین و شعاع مشخص در نظر بگیرید (این تعداد باید طوری باشد که کل تصویر گوش را پوشش دهد).

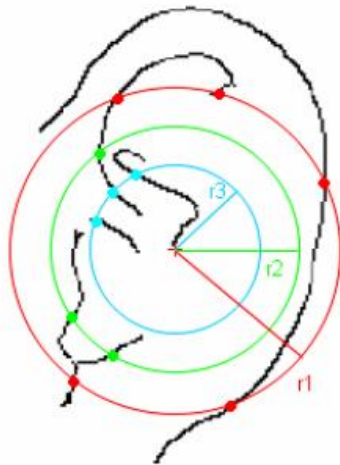


شکل ۲-۷: رسم دواپر با شعاع های متفاوت از مرکز ثقل تصویر باینری شده

به ازای هر دایره رسم شده محل برخورد دایره و تصویر لبه نرمالیزه شده را در نظر بگیرید. تعداد نقاط برخورد را با l_r و فاصله دو به دو آنها از هم را (در خلاف جهت عقربه های ساعت) را با بردار d نمایش می دهیم. به ازای دایره ای به شعاع r بردار ویژگی شامل r, l_r, d را تشکیل می دهیم.

$$V = \{[r_{\min}, l_{r_{\min}}, \sum d_{r_{\min}}] \cdots [r_{\max}, l_{r_{\max}}, \sum d_{r_{\max}}]\}$$

شکل بعد نمایش سمبولیک نقاط d, r, l_r را برای سه دایره با شعاع های r_1, r_2, r_3 نشان می دهد.



شکل ۸-۲: نمایش سمبولیک برخورد دواير رسم شده از مرکز ثقل تصوير باينري شده يك گوش

ب: بردار ویژگی دوم مربوط به مختصات نقاط انتهایی^{۲۲} و نقاط انشعابی^{۲۳} و همچنین نقاط برخورد لبه ها با دواير رسم شده در قسمت اول می باشد.

برای استخراج نقاط ذکر شده ابتدا عملگر زیر تعريف می شود:

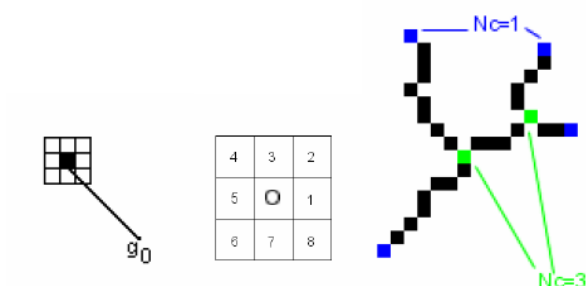
$$N_c^8(g_o) = \sum_{k \in S} \left(\bar{g}_k - \bar{g}_k \bar{g}_{k+1} \bar{g}_{k+2} \right) \quad (9-2)$$

$$S = (1,3,5,7) \text{ and } \bar{g}_k = g_k - 1$$

²² Ending Points

²³ Bifuractions

همانطور که در شکل می بینیم در جایی که مرکز پنجره در تصویر لبه دارای مقدار یک باشد عملگر بالا تعریف می شود.



شکل ۲-۹: نمایش الگوریتم پیدا کردن نقاط انتهایی و انشعابی

حال بعد از اعمال به کل تصویر (به ازای هر منحنی) اگر $N_c^8 = 1$ آن پیکسل یک نقطه انتهایی است و اگر $N_c^8 \geq 3$ آن نقطه انشعابی خواهد بود.

سپس بردار ویژگی دوم مطابق زیر ساخته می شود.

$$F = \{[(N_E, N_B, N_I)(e_1, \dots, e_{N_E}, b_1, \dots, b_{N_B}, i_1, \dots, i_{N_I})]_1 \dots [(N_E, N_B, N_I)(e_1, \dots, e_{N_E}, b_1, \dots, b_{N_B}, i_1, \dots, i_{N_I})]_C\} \quad (10)$$

که در آن

N_E : تعداد نقاط انتهایی به ازای هر منحنی.

N_B : تعداد نقاط انشعابی به ازای هر منحنی.

N_I : تعداد نقاطی که دوایر رسم شده را قطع می کنند.

e: مختصات نقاط انتهایی.

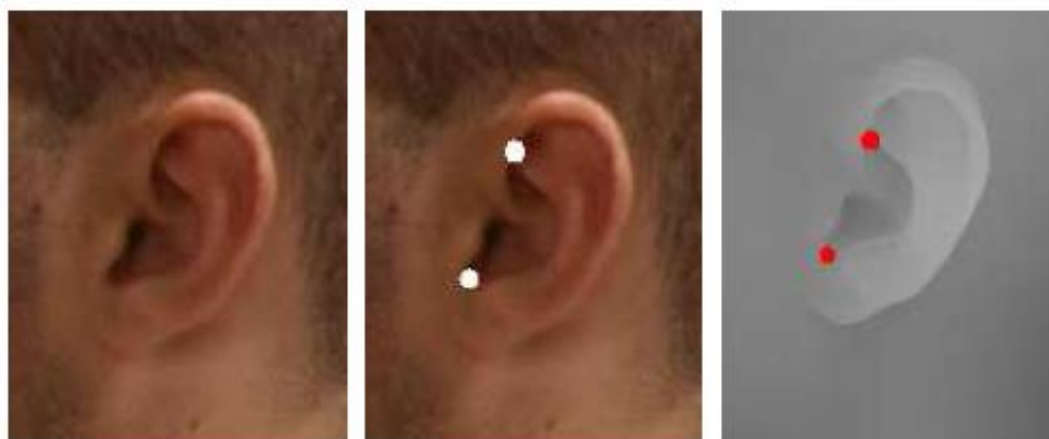
b: مختصات نقاط انشعابی.

i: مختصات نقاط برخورد با دایر رسم شده.

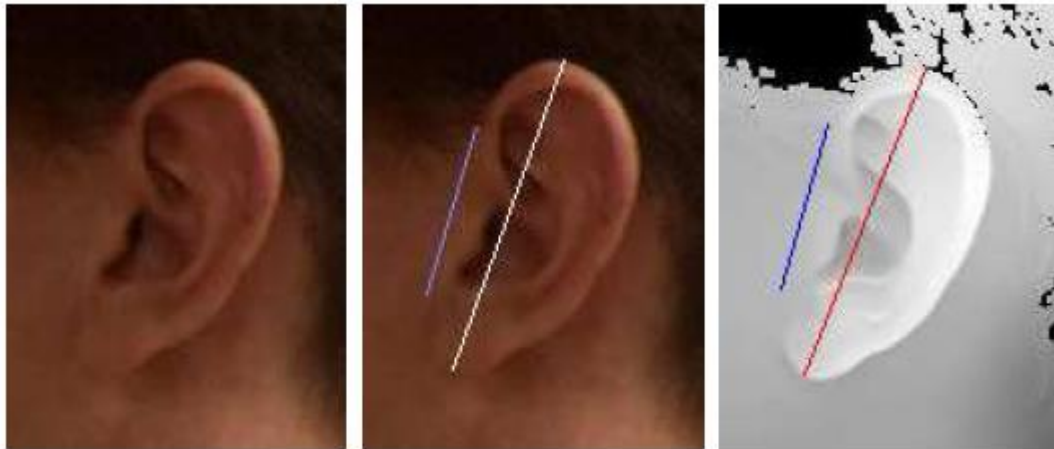
بعد از استخراج ویژگی های توضیح داده شده، به طبقه بندی داده ها می پردازد. طبقه بندی به سادگی و بر اساس فاصله اقلیدسی بین بردارهای استخراج شده برای تصاویر تست و نمونه صورت می گیرد.

۲-۵- روش Bowyer و Chang [4]

در این تحقیق از روش های آنالیز داده ^{۲۴} و ICP برای استخراج ویژگی از تصاویر گوش استفاده می شود. اطلاعات مورد آنالیز توسط دوربین های مخصوص به صورت سه بعدی دریافت می شود. در الگوریتم پیشنهادی ابتدا ناحیه گوش از کل تصویر جدا و نورمالیزه می شود تا از نقطه نظر اندازه و زاویه چرخش همسان شود. تصاویر نتیجه با الگوریتم های PCA یا ICP آنالیز شده و ویژگی های مهم آن استخراج می شود. الگوریتم PCA در ابتدای فصل ۵ به تفصیل توضیح داده خواهد شد. ردیف بالای شکل ۲-۱۰ نقاط مرجعی را نشان می دهد که برای نرمالیزه کردن زاویه چرخش تصویر مورد استفاده قرار می گیرد. همچنین ردیف پایین شکل ۲-۱۰ نقاط مرجع مربوط به نورمالیزه کردن اندازه را نشان می دهد که متعلق به بالاترین و پایین ترین نقاط روی لبه گوش می باشند.



²⁴ Principal Component Analysis (PCA)



شکل ۲-۱۰: (ردیف بالا) نقاط مرجع مربوط به اصلاح زاویه (پایین) نقاط مرجع مربوط به اصلاح اندازه

در مرحله بعد به استخراج لبه از تصاویر دو بعدی و سه بعدی می پردازند و از PCA جهت کاهش ابعاد و استخراج ویژگی استفاده می شود. نتایج حاصل بیانگر نمایش بهتر تصاویر لبه به دست آمده از تصاویر سه بعدی بوده است. تصاویر لبه حاصل از تصاویر دو بعدی بیشتر تحت تأثیر نویز قرار می گیرند. در شکل ۲-۱۱ دو تصویر دو بعدی و سه بعدی به همراه تصاویر لبه های استخراج شده از آنها نمایش داده شده است.

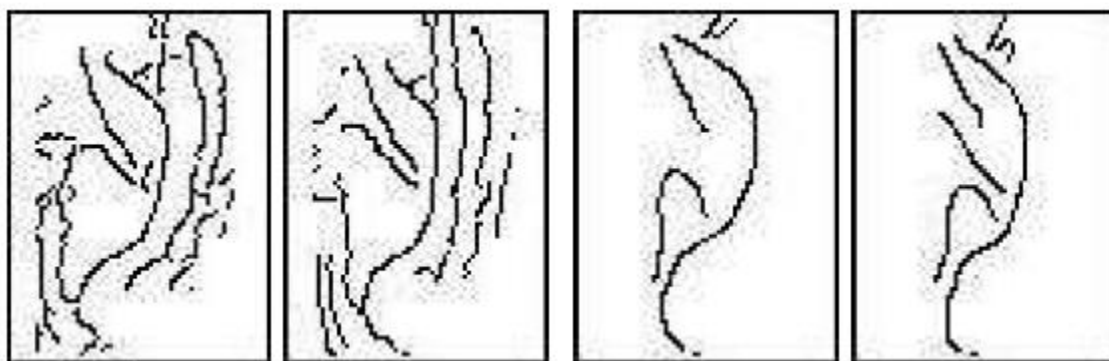
در روش PCA دسته ای از تصاویر به عنوان تصاویر آموزش در نظر گرفته می شوند که متناسب با آنها تعدادی تصاویر پایه عمود بر هم تشکیل می شوند که در مورد گوش به Eigen Ears مشهور می باشند. تصاویر پایه در حقیقت بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس حاصل از تصاویر آموزش می باشند که بسته به اندازه مقادیر ویژه متناظر طبقه بندی می شوند.

در مرجع [4] با اعمال PCA به تصاویر گوش نرمالیزه شده و لبه های حاصل استخراج شده از تصاویر دو بعدی و سه بعدی به نتیجه ۹۰,۶٪ برای شناسایی گوش رسیده است.



(الف)

(ج)



(ب)

(د)

شکل ۲-۱۱: (الف) تصاویر دو بعدی (ب) و تصاویر لبه حاصل از آن (ج)، تصاویر سه بعدی (د) و تصاویر لبه حاصل از آنها.

۲-۶- روش Hurley-Nixon [7] بر مبنای تشکیل بردارهای میدان

انگیزه اصلی استفاده از بردارهای میدان برای یک تصویر، کاهش بعد ویژگی ها، مقایسه آسان و طبقه بندی بهتر می باشد. مزایای این روش در مرجع [7] مقاوم بودن نسبت به نویز، تغییر اندازه تصویر و تغییر شدت روشنایی محیط بیان شده است.

روش ارائه شده دارای ۳ مرحله می باشد [7]: ۱- استخراج میدان نیرو برای یک تصویر، ۲- استخراج ویژگی از میدان نیرو ۳- طبقه بندی تشخیص هویت افراد با استفاده از روش تطبیق الگو^{۲۵}.

از آنجاییکه این روش در فصل ششم به طور کامل توضیح داده می شود و در این پایان نامه پیاده سازی شده است توضیحات بیشتر این روش را به فصل های آتی موکول می کنیم. نتیجه ارائه شده این تحقیق بر روی دیتابیس XM2VTS که روی ۶۳ نفر، چهار گوش برای هر شخص، صورت گرفته است، نتیجه تشخیص ۲۵۰ گوش از ۲۵۲ گوش موجود (تصویر گوش) یا ۹۹٫۲٪ گزارش شده است. در الگوریتم پیشنهادی صحبت از نرمالیزه کردن تصویر گوش شده است در حالیکه به جزئیات آن اشاره ای نشده است.

برچسب های

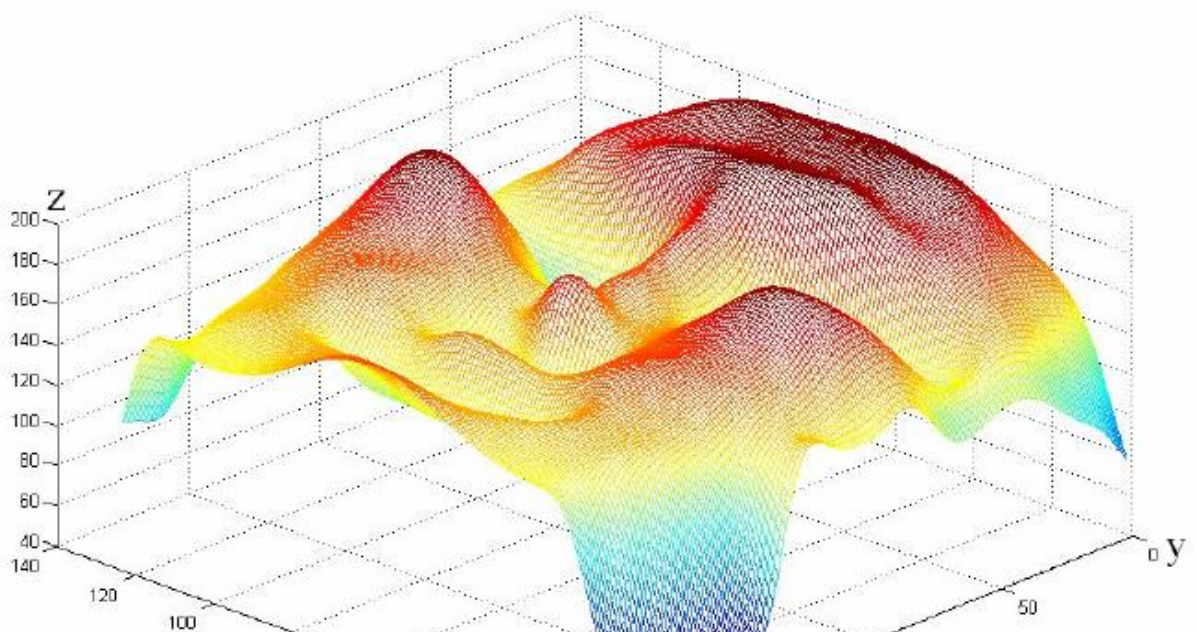
توپوگرافیکی

۳-۱- مقدمه

با توجه به نتایج قابل قبول به دست آمده در بکارگیری برچسب های توپوگرافیکی در مدل کردن تصویر چهره و شناسایی چشم ها [9] برآن شدیم تا به کمک برچسب های توپوگرافیکی ویژگی های متمایز کننده گوش را استخراج کنیم. در این فصل ابتدا به معرفی برچسب های توپوگرافیکی پرداخته سپس در مورد نحوه استخراج آنها از تصویر توضیحی داده می شود. شایان ذکر است که برای جمع آوری مطالب مربوط به نحوه به دست آوردن برچسب ها از مرجع [9] استفاده نمودیم. در ادامه به مطالعه این برچسب ها در تصویر گوش می پردازیم.

۳-۲- معرفی برچسب های توپوگرافیکی

در صورتیکه یک تصویر سطح خاکستری با یک رویه سه بعدی نشان داده شود، بطوریکه جهت های X , Y بیانگر راستای ابعاد تصویر و جهت Z سطح روشنایی نقاط تصویر باشند، مشخصات توپوگرافیکی (پستی و بلندی) رویه بدست آمده را می توان تعریف نمود. شکل ۱-۳ تصویر سطح خاکستری یک چهره و رویه متناظر با آن را نشان می دهد.



شکل ۳-۱: نمایش یک تصویر چهره و رویه متناظر با آن

بسته به تغییرات رویه در همسایگی یک نقطه می توان یکی از دوازده برچسب توپوگرافیکی را به هر نقطه از تصویر نسبت داد. این برچسب ها وضعیت رویه را در نقطه موردنظر مشخص می کنند (نظیر قله، چاله، سرایشی بالا یا پایین و ...).

استخراج برچسب های توپوگرافیکی تصویر نیازمند محاسباتی است که از مشتقات مرتبه اول و دوم در هر نقطه از رویه تصویر استفاده می کند. در صورتیکه تصویر نویزی باشد، مقادیر محاسبه شده برای مشتقات به نحو قابل توجهی تحت تأثیر قرار گرفته و منجر به تولید نتایج متفاوت در ساختار توپوگرافیک تصویر می شود. برای مقابله با اثرات ناخواسته نویز در تصاویر، هموارسازی تصویر قبل از محاسبه برچسب های توپوگرافیکی لازم می باشد. پروسه هموارسازی با استفاده از یک فیلتر گوسی دوبعدی انجام می شود.

نتایج بدست آمده نشان میدهد که انتخاب پارامتر انحراف معیار فیلتر گوسی δ از اهمیت زیادی برخوردار است. بزرگ بودن انحراف معیار باعث هموارسازی شدید و از دست رفتن جزئیات مشخصات توپوگرافیکی تصویر میشود در حالی که انتخاب مقدار کوچک برای δ اثرات نویز و تغییرات در شرایط تصویر

بردارى را حذف نميکند. وجود جزئيات زياد در تصوير عدم انطباق بين تصاوير برچسب خورده گوش يك فرد را باعث ميشود.

همانطور که اشاره شد، برای دستیابی به ساختار توپوگرافیک تصویر هریک از پیکسلهای تصویر بر اساس حالت رویه در آن نقطه برچسب گذاری می شود.

الگوریتمهای متفاوتی برای استخراج ویژگی توپوگرافیک یک تصویر دیجیتال در تاریخچه بینایی ماشین گزارش شده است [10]. در این تحقیق مشابه روش Wang[11] از چندجمله ای گسسته چبی چف برای تخمین مشتقات مرتبه اول و دوم تصویر استفاده می شود.

مشتق جزئی مرتبه (p, q) تابع f در نقطه (x, y) در راستای x و q در راستای y توسط رابطه زیر محاسبه می شود.

$$f^{(p,q)}(x,y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N f(x,y)h(i,p)h(j,q) \quad (1-3)$$

در این رابطه $f(x,y)$ تصویر سطح خاکستری ورودی است $h(i,p)$, $h(j,q)$ فیلترهای متمایز هموار شده به ترتیب از درجه های p, q از چند جمله ای های چبی چف هستند. روابط بعد کرنل های $h(i,0)$, $h(i,1)$, $h(i,2)$ را نشان می دهند.

$$h(i,1) = \frac{5[7(3N^2 + 3N - 1)i^3 - 5(3N^4 + 6N^3 - 3N + 1)i]}{(N-1)N(N+1)(N+2)(2N-1)(2N+1)(2N+3)}, i = -N \dots N$$

$$h(i,0) = -\frac{3[5i^2 - (3N^2 + 3N - 1)]}{(2N-1)(2N+1)(2N+3)}, i = -N \dots N$$

$$h(i,2) = \frac{30[3i^2 - N(N+1)]}{N(N+1)(2N-1)(2N+1)(2N+3)}, i = -N \dots N \quad (2-3)$$

با توجه به اینکه فیلتر h مستقل از تصویر ورودی می باشد، میتواند بطور مستقل برای ابعاد همسایگی انتخاب شده (N)، محاسبه گردد. مشتق جزئی مرتبه $(p+q)$ تصویر از کانولوشن فیلترهای گسسته دو بعدی با تصویر ورودی حاصل می گردد.

$$f^{(p,q)}(x,y) = \text{conv}(f(x,y), H(p,q)) \quad (3-3)$$

در این رابطه $H(p,q)$ فیلتر مشتق گیر با درجه های p, q را نشان می دهد. p درجه مشتق در راستای محور x و q در راستای y می باشد. فیلتر H از ضرب بردارهای h ساخته می شود و ابعاد آن $N*N$ می باشد. روابط زیر فیلترهای مورد استفاده برای استخراج برچسب های توپوگرافیکی برای تصویر گوش را نشان میدهند [9].

$$H(1,0) = h^T(i,1) \times h(i,0)$$

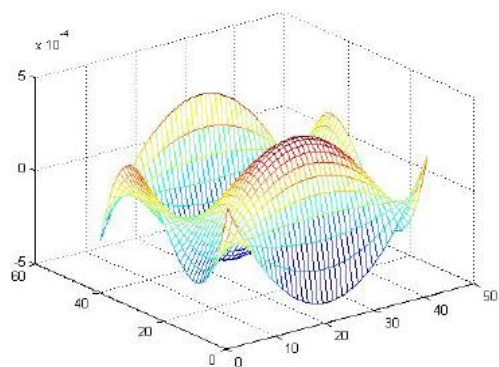
$$H(0,1) = h^T(i,0) \times h(i,1)$$

$$H(1,1) = h^T(i,1) \times h(i,1)$$

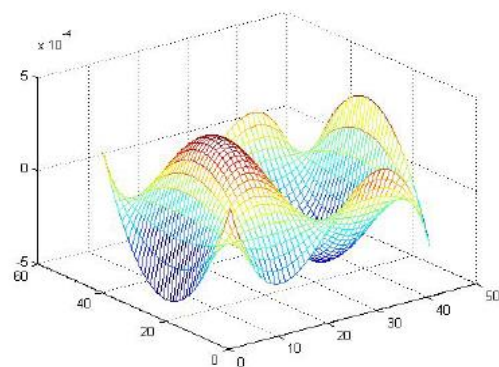
$$H(2,0) = h^T(i,2) \times h(i,0) \quad (4-3)$$

$$H(0,2) = h^T(i,0) \times h(i,2)$$

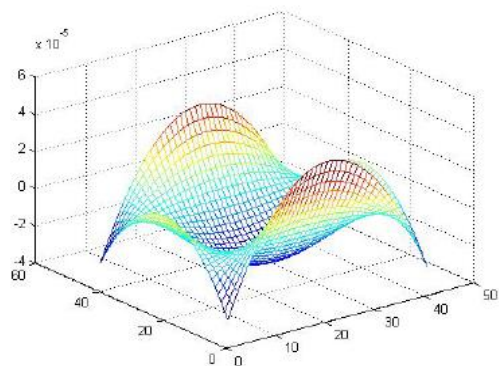
شکل ۳-۲ شکل فیلتر های مذکور را نشان می دهد. (به ازای $N=20$)



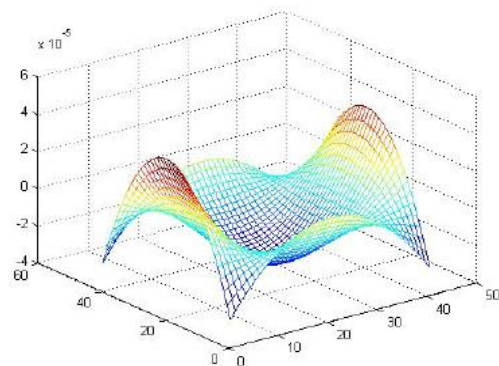
$H(1,0)$: (الف)



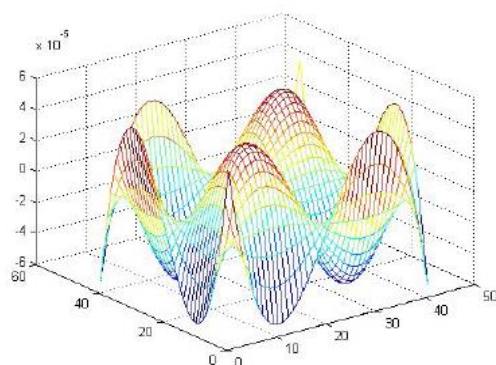
$H(0,1)$: (ب)



$H(2,0)$: (ج)



$H(0,2)$: (د)



$H(1,1)$: (ه)

شکل ۳-۲: فیلترهای گسسته دو بعدی برای $N=20$

بردار گرادیان و اندازه آن در نقطه ای به مختصات (x,y) توسط روابط زیر بیان می شوند:

$$\begin{aligned}\vec{\nabla}f &= \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right) \\ \|\vec{\nabla}f\| &= \sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right)^2}\end{aligned}\tag{5-3}$$

ماتریس Hessian نیز برای نقطه (x,y) در تصویر به صورت زیر تعریف می گردد.

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f^{(2,0)}(x,y) & f^{(1,1)}(x,y) \\ f^{(1,1)}(x,y) & f^{(0,2)}(x,y) \end{bmatrix} \quad (6-3)$$

بردارهای ویژه این ماتریس u_1, u_2 و مقادیر ویژه آن λ_1, λ_2 می باشند و شرط $\lambda_1 \geq \lambda_2$ برقرار می باشد. ویژگی های زیر برای مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس Hessian برقرار می باشد.

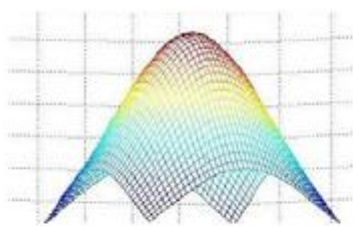
۱- H یک ماتریس متقارن است بنابراین λ_1, λ_2 حقیقی هستند و u_1, u_2 بر هم عمودند.

۲- مشتق دوم f در جهت $\vec{u}$ به صورت $f_u^{(2)} = \vec{u}^T H \vec{u}$ بیان می شود. بردارهای ویژه ماتریس H یعنی u_1, u_2 جهت هایی هستند که مشتق دوم در آنها ماکزیمم است. λ_1, λ_2 نیز بیانگر مقادیر مشتق دوم هستند.

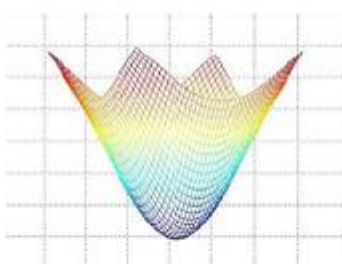
۳- $\nabla \vec{f} \cdot \vec{u}_1$ ، تصویر بردار گرادیان در جهت $\vec{u}_1$ و $\nabla \vec{f} \cdot \vec{u}_2$ ، تصویر بردار گرادیان در جهت $\vec{u}_2$ می باشد.

مقادیر محاسبه شده برای $\lambda_1, \lambda_2, \vec{u}_1, \vec{u}_2, \|\vec{\nabla} f(x,y)\|$ نوع برچسب توپوگرافیکی که به هر پیکسل اختصاص می یابد را مشخص می کنند.

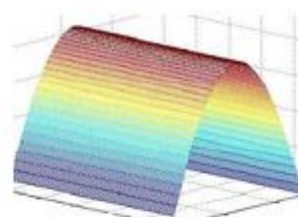
برچسب توپوگرافیکی در شکل ۳-۳ نشان داده شده اند.



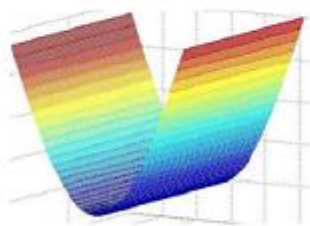
(الف): قله



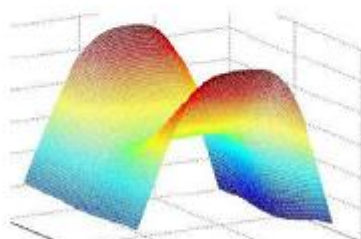
(ب): چاله



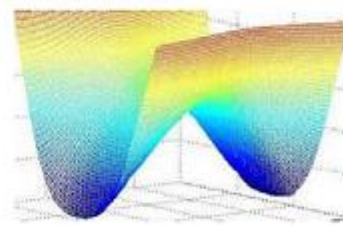
(ج): ناودانی داخل



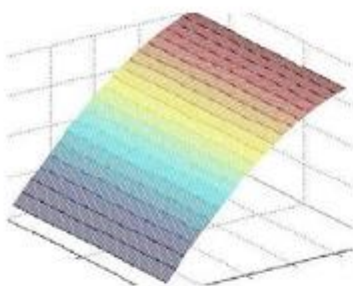
(د): ناودانی خارج



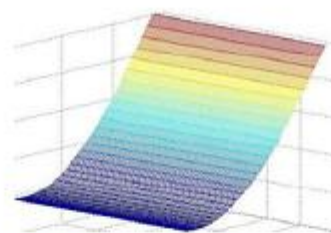
(ه): زین اسبی از خارج



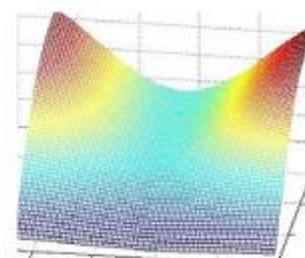
(ز): زین اسبی از داخل



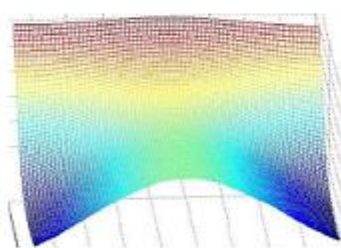
(ح): سراشیبی با انحناء به داخل



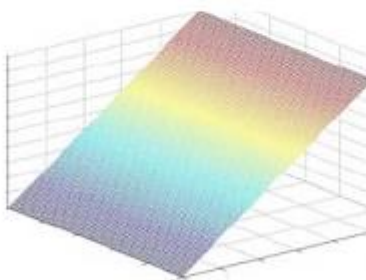
(ط): سراشیبی با انحناء به خارج



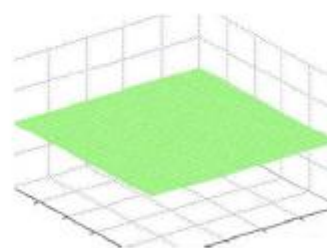
(ی): سراشیبی زین اسبی با انحناء
به خارج



(ک): سراشیبی زین اسبی با
انحناء به داخل



(ل): سراشیبی بدون انحناء



(م): سطح تراز

شکل ۳-۳: نمایش دوازده برچسب توپوگرافیکی

قله (peak): اولین برچسب از برچسبهای دوازده گانه میباشد و زمانی اتفاق می افتد که یک ماکزیمم محلی در تمام جهات وجود داشته باشد. شرط اینکه در موقعیت (x,y) قله داشته باشیم به صورت زیر خلاصه می شود:

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0$$

چاله (peat): به برچسب شماره دو اشاره دارد و زمانی رخ میدهد که یک مینیمم محلی در تمام جهات وجود داشته باشد. در این برچسب مشابه قله، اندازه گرادیان صفر میباشد اما برخلاف قله مقادیر ویژه مثبت هستند.

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$$

ناودانی داخل (ridge): سومین برچسب توپوگرافیکی میباشد و به پیکسلی الصاق میگردد که در آن نقطه، ماکزیمم محلی فقط در یک جهت وجود داشته باشد. از به هم پیوستن نقاط ناودانی داخل یک خط بوجود میآید که این خط ممکن است تراز (flat) همراه با شیب رو به بالا (slope upward) و یا شیب رو به پایین

(slope downward) باشد. در صورتیکه یکی از شرایط بیان شده در رابطه زیر در مورد آن صدق کند، نقطه (x,y) از تصویر، برچسب ناودانی داخل می خورد.

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 = * \quad , \quad \vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_1 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 = *, \lambda_2 < 0 \quad , \quad \vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_2 = 0$$

ناودانی خارج (ravine): ناودانی خارج همانند ناودانی داخل است با این تفاوت که در ناودانی خارج مینیمم محلی فقط در یک جهت اتفاق میافتد. شرایط داشتن ناودانی خارج در نقطه (x,y) بهصورت زیر داده می شود.

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 = * \quad , \quad \vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_1 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 = *, \lambda_2 > 0 \quad , \quad \vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_2 = 0$$

زین اسبی از داخل (ravine saddle) و از خارج (ridge saddle): نقطه ای با این برچسب ها دارای یک ماکزیمم محلی و یک مینیمم محلی در دو جهت عمود برهم می باشد. بنابراین اندازه گرادیان در نقطه مورد نظر صفر میباشد و علامت مشتقات مرتبه دوم در آن نقطه باید مخالف هم باشند. روابط زیر به ترتیب شرایط حاکم بر زین اسبی از خارج و زین اسبی از داخل را بیان میکنند:

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 > 0$$

زین اسبی از خارج

$$\left\| \vec{\nabla} f(x,y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 < 0$$

زین اسبی از داخل

سطح شیب دار (hill side) : پنج برچسب توپوگرافی در گروه سطح شیب دار قرار میگیرند. وجه مشترک تمام آنها مخالف صفر بودن اندازه گرادیان در نقطه مورد تحلیل میباشد. روابط زیر شرایط مربوط به هریک از برچسب ها در این گروه را بیان میکنند.

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0$$

سراشیبی با انحناء به خارج

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$$

سراشیبی با انحناء به داخل

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 = 0$$

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 < 0, \lambda_2 > 0$$

سراشیبی زین اسبی با
انحناء به خارج

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 > 0, \lambda_2 < 0$$

سراشیبی زین اسبی با
انحناء به داخل

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| \neq 0 \quad , \quad \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 0$$

سراشیبی بدون انحناء

سطح تراز (flat): برچسبی است که به نقاط مسطح رویه الصاق میگردد. رابطه زیر شرط مربوط به این برچسب را نشان میدهد:

$$\left\| \vec{\nabla} f(x, y) \right\| = 0 \quad , \quad \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 0$$

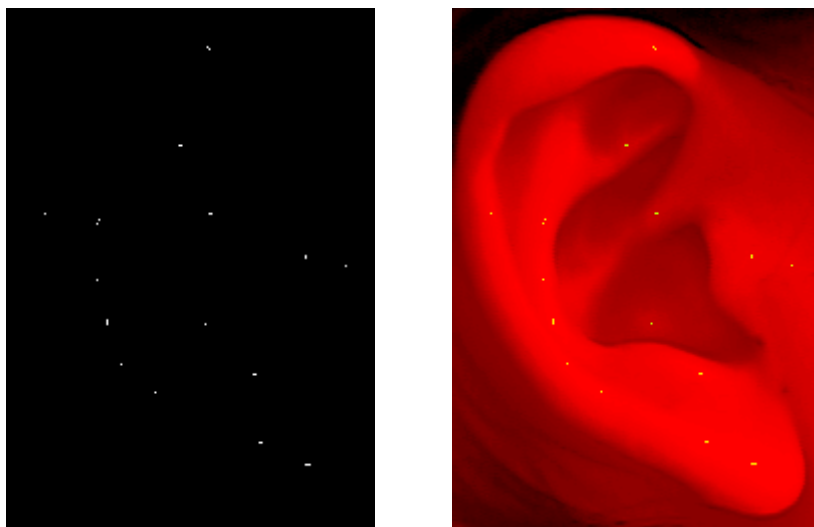
۳-۳ بررسی اثر برجسب های توپوگرافیکی در تصاویر گوش

در این قسمت به بررسی برجسب های حاصل در قسمت قبل روی تصاویر گوش می پردازیم. برای این کار یک گوش را به عنوان نمونه در نظر می گیریم و برای نمایش بهتر برجسب ها، تصویر این گوش را از سایر قسمت ها متمایز می کنیم (به صورت دستی). سپس هر یک از دوازده برجسب توپوگرافیکی را برای تصویر گوش به دست آورده و نمایش می دهیم.

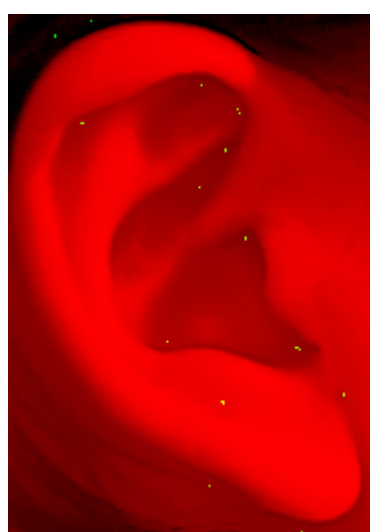


شکل ۳-۴: گوش مورد تست برای استخراج برجسب های توپوگرافیکی

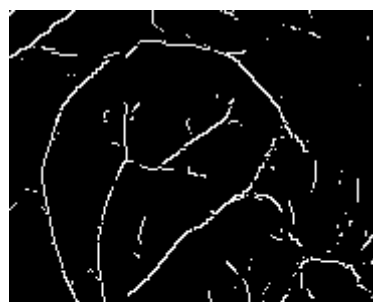
در شکل های بعد علاوه هریک از دوازده برجسب توپوگرافیکی را نمایش داده و آن ها بر روی تصویر گوش منطبق می کنیم.



برچسب قلّه



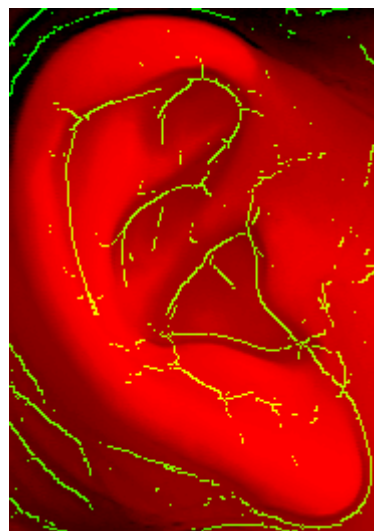
برچسب چاله



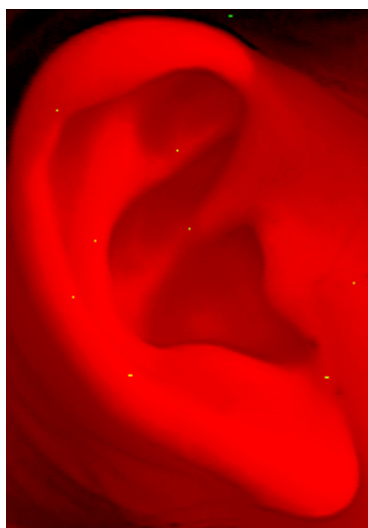
۵۳



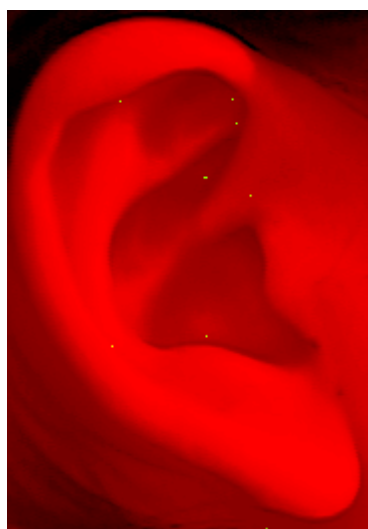
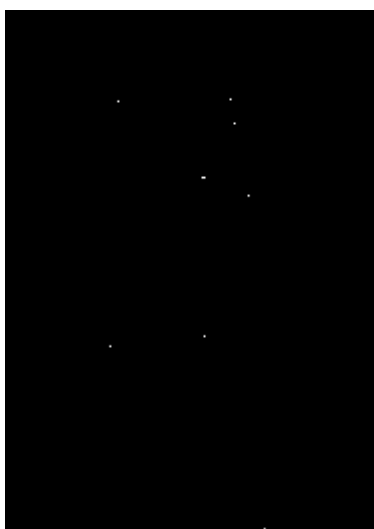
برچسب ناودانی داخل



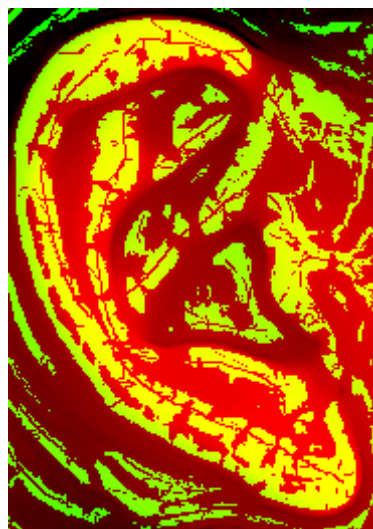
برچسب ناودانی خارج



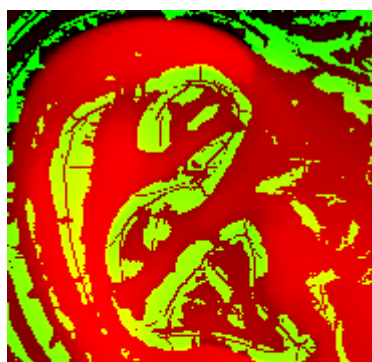
برچسب زین اسبی از خارج



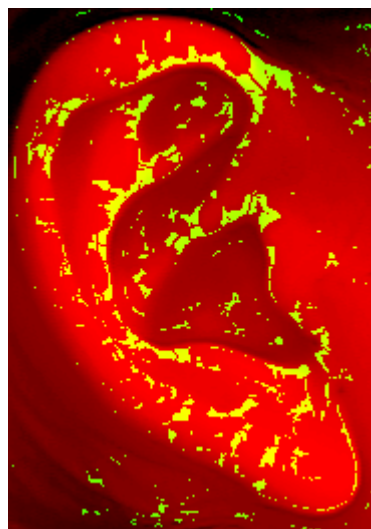
برچسب زین اسبی از داخل



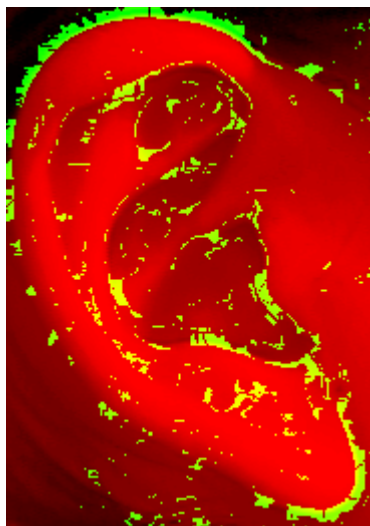
برچسب سرایشی با انحنای داخل



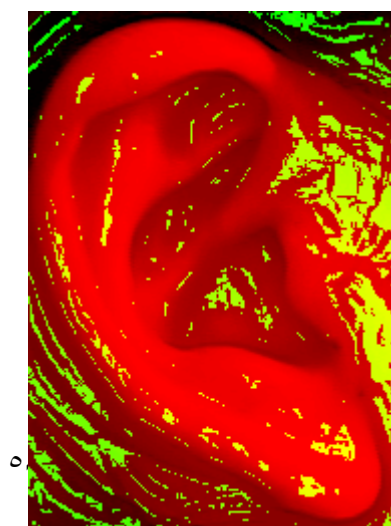
برچسب سرایشی با انحنای به خارج



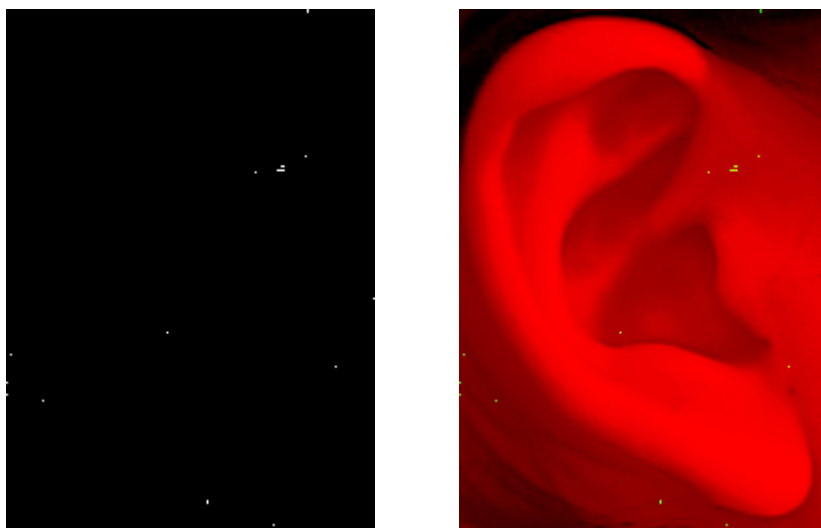
برچسب سرایشی زین اسبی با انحنای به داخل



برچسب سراسیابی زین اسبی با انحنای به خارج



برچسب سرایشی بدون انحنای



برچسب سطح تراز

شکل ۳-۵: نمایش دوازده برچسب توپوگرافیکی استخراج شده از تصویر گوش ۳-۴

همانطور که در شکل ۳-۵ مشاهده نمودیم تنها برخی از برجسب ها جهت توصیف ساختار گوش مفید می باشند. به عنوان مثال برجسب های قلّه و چاله اگرچه می توانند مهم باشند اما حاصل نقاطی هستند که در تصاویر مختلف پایدار نمی باشند در نتیجه دارای قابلیت استفاده در حالت کلی نمی باشند. اما، به عنوان مثال، برجسب های ناودانی بیرون و داخل به نحو مناسبی ساختار گوش را توصیف می کنند و اطلاعات توپوگرافیکی مناسبی در مورد ساختار گوش در اختیار می گذارند. در فصول بعد برحسب مورد، از برجسب های توپوگرافیکی مناسب استفاده می کنیم.

جداسازی و نرمالیزه کردن تصاویر گوش

۴-۱- مقدمه

جداسازی گوش از سایر قسمت های سر، به خصوص نواحی اطراف گوش، پروسه ای می باشد که در اکثر روش های شناسایی مبتنی بر گوش باید در نظر گرفته شود. در تحقیقات انجام شده، جداسازی گوش به صورت دستی انجام می شود و تنها روش مرجع [6] که بر مبنای اطلاعات سه بعدی (روشنایی، مختصات و

عمق) عمل می کند، پروسه جداسازی گوش را به صورت اتوماتیک انجام می دهد. این ما را بر آن داشت تا در روش پیشنهادی جداسازی گوش را به صورت اتوماتیک انجام دهیم. ما روشی را پیشنهاد می کنیم که با استفاده از سه برچسب توپوگرافیکی ناودانی داخل، سرایشی با انحنا به داخل و سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، موفق شدیم تا نه تنها نرخ شناسایی خوبی داشته باشیم بلکه تصاویر پایگاه اطلاعات USTB را به طور کامل جداسازی کنیم. الگوریتم پیشنهادی را با روش ارائه شده در مرجع [2] که مبتنی بر تصاویر لبه می باشد مقایسه نمودیم و نتایج الگوریتم پیشنهادی بسیار بهتر از نتایج مرجع [2] بر اساس لبه می باشد.

۴-۲- جداسازی گوش با استفاده از تصاویر لبه [2]

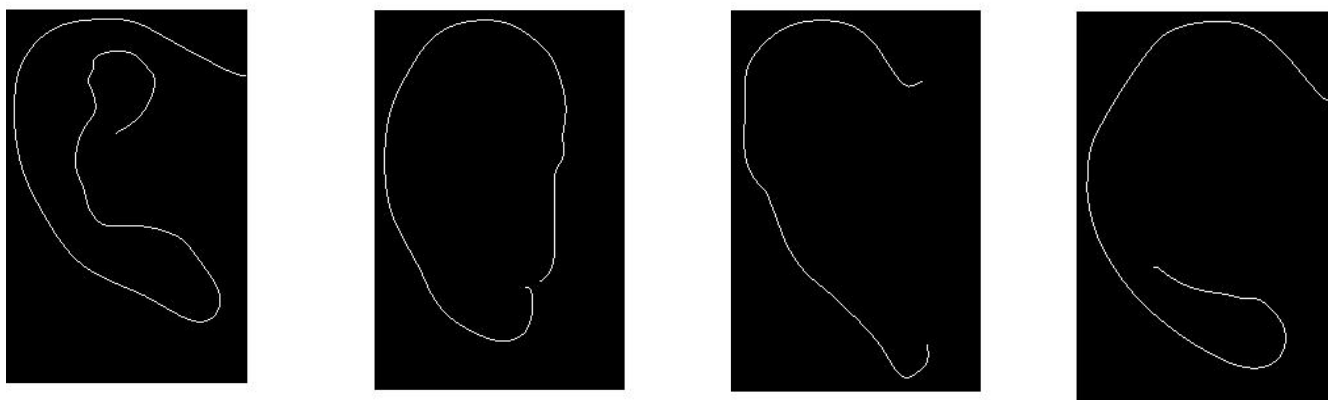
در روش پیشنهاد شده در مرجع [2] لبه ها در تصویر گوش با استفاده از الگوریتم Canny استخراج شده و بزرگترین رشته در تصویر لبه به عنوان مرز بیرونی گوش تلقی می شود.

بعد از پیدا کردن لبه ها، نقاط متعلق به هر لبه برچسب گذاری می شوند و در یک آرایه قرار می گیرند. برای هریک از نقاط برچسب گذاری شده یک بیت به عنوان بیت پرچم در نظر گرفته می شود که از آن جهت تعیین وضعیت این که آیا نقطه قبلاً انتخاب شده است یا نه استفاده می شود. به صورت تصادفی ابتدا یک نقطه برچسب گذاری شده مثل R در نظر گرفته می شود و در جهت ساعتگرد نقاط همسایگی هشت تایی آن بررسی می شود. اگر آن نقطه (یکی از نقاط همسایگی) نیز دارای برچسب مشابه بوده و همچنین قبلاً استفاده نشده بود (بیت پرچم صفر)، آنگاه به عنوان نقطه جدید از منحنی مورد نظر در نظر گرفته می شود. برای آنکه انتخاب نقطه تصادفی ممکن است در وسط منحنی باشد لذا روش بالا را یک بار هم در جهت پادساعتگرد انجام می دهند. این کار را تکرار می کنیم تا همه منحنی ها پیدا شوند یا به عبارت بهتر بیت پرچم برای همه نقاط برچسب گذاری شده یک شود. سپس با در نظر گرفتن منحنی که دارای بیشترین تعداد پیکسل می باشد، ناحیه خارجی گوش را به دست می آوریم.

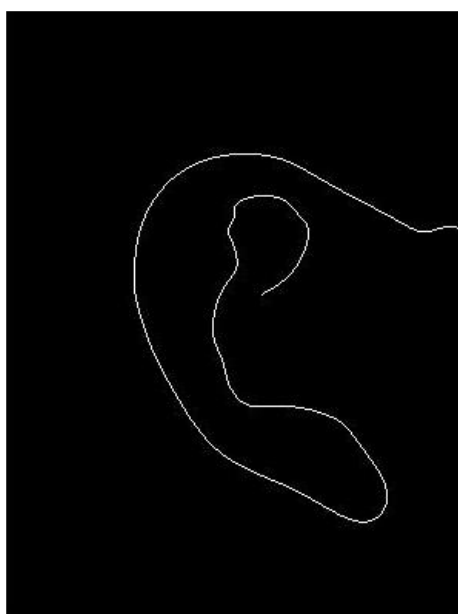
شکل (۴-۱) چند نمونه گوش موجود در دیتابیس (USTB)، لبه های تصویر با روش Canny و پیدا کردن بزرگترین منحنی را نشان می دهد [2].

بعد از پیدا کردن ناحیه خارجی گوش، می توان با در نظر گرفتن پنجره ای مستطیلی آنرا از سایر نواحی سر جدا نمود. شکل (۴-۲) این مطلب را برای یک نمونه تصویر گوش نشان می دهد.

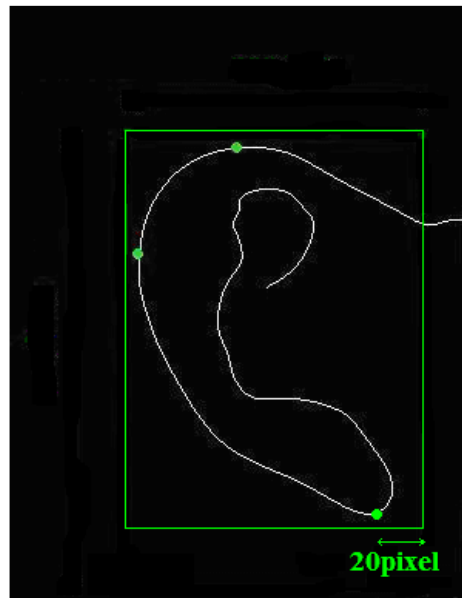




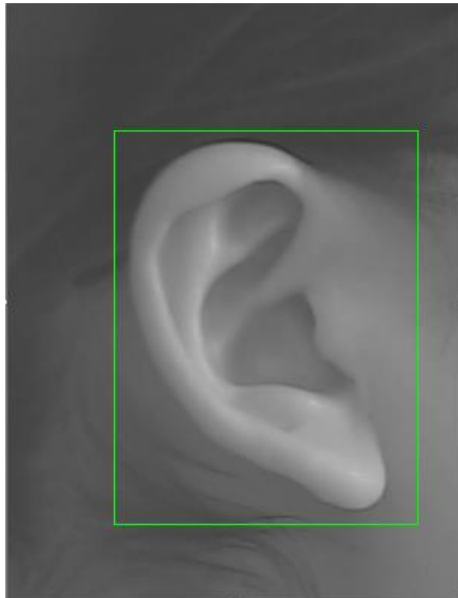
شکل ۴-۱. (ردیف بالا) تصاویر ورودی، (وسط) تصاویر لبه (پایین) تصاویر منحنی های دارای بیشترین تعداد پیکسل



(الف)



(ب)



(ج)

(د)

شکل ۴-۲. (الف) گوش موجود در دیتابیس، (ب) تصویر بلندترین منحنی استخراج شده از تصویر لبه، (ج) پنجره مستطیلی برای جداکردن منحنی مذکور (د) اعمال پنجره انتخابی به تصویر اولیه گوش.

۴-۳- جداسازی گوش با استفاده از برچسب های توپوگرافیکی

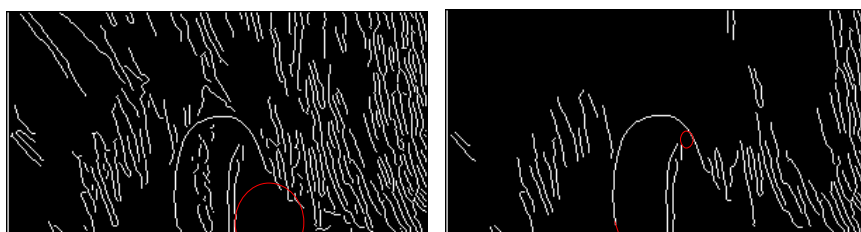
همانطور که در فصل قبل توضیح داده شد می توان برچسب های توپوگرافیکی را از تصاویر دو بعدی خاکستری استخراج نمود. در ادامه به بیان الگوریتم پیشنهادی بر مبنای استفاده از این برچسب ها برای جداسازی گوش از سایر نواحی سر می پردازیم.

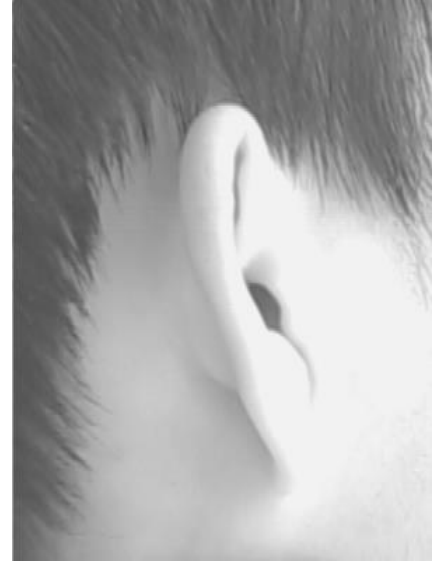
در ابتدا به چند نقطه ضعف الگوریتم مبتنی بر لبه [2]، اشاره کنیم.

- ۱- به دست آوردن تصاویر لبه مستقل از روش بکاررفته وابسته به مقدار آستانه می باشد.
- ۲- در بسیاری از تصاویر، لبه ها بدلیل آستانه گذاری نامناسب و نویز دارای ناپیوستگی می باشند و این مسأله روش جداسازی مبتنی بر لبه را دچار مشکل می کند. نمونه ای از این تصاویر در شکل (۳-۴) نشان داده شده است.
- ۳- از آنجایی که تصاویر گوش حتی در یک پایگاه داده دارای شدت روشنایی های متفاوت می باشند لذا لبه استخراج شده از آن ها نیز دستخوش این تغییرات می شود. شکل (۳-۴) نمونه ای از تصویر یک گوش به همراه لبه های استخراج شده آن به ازای دو مقدار متفاوت آستانه را نشان می دهد. ناپیوستگی حاصل در لبه مربوط به قسمت خارجی گوش، روش ارائه شده در مرجع [2] را دچار مشکل می کند.

ذکر چند نکته در مورد برچسب های توپوگرافیکی حائز اهمیت می باشد:

- ۱- به دست آوردن برچسب های توپوگرافیکی وابسته به مقدار آستانه نمی باشد.
 - ۲- نقشه برخی از برچسب های توپوگرافیکی در لبه های خارجی گوش، منحنی نسبتاً ضخیمی را نتیجه می دهند که از آنها به جای لبه می توان استفاده کرد. این نواحی مشکل ناپیوستگی اشاره شده در بند ۲ قسمت قبل را ندارد.
 - ۳- همانطور که می دانیم یکی از مزایای برچسب های توپوگرافیکی حساسیت کم آنها به تغییرات شدت روشنایی می باشد.
- شایان ذکر است که با پیاده سازی روش ارائه شده بر مبنای تصاویر لبه و اعمال آن به پایگاه اطلاعات (USTB) تنها ۲۰۷ گوش از مجموع ۳۰۸ تصویر موجود در این پایگاه، به درستی و به صورت کامل از سایر نواحی سر جدا شدند.





(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۳-۴. (الف) نمایش تصویر گوش و نواحی اطراف آن، انتخاب شده از USTB database (ب) نمایش تصویر لبه با استفاده از معیار Canny با مقدار آستانه ۰,۲ (ج) با مقدار آستانه ۰,۱ (خطوط و بیضی های قرمز رنگ معرف ناپیوستگی های متعلق به یک ناحیه می باشند).

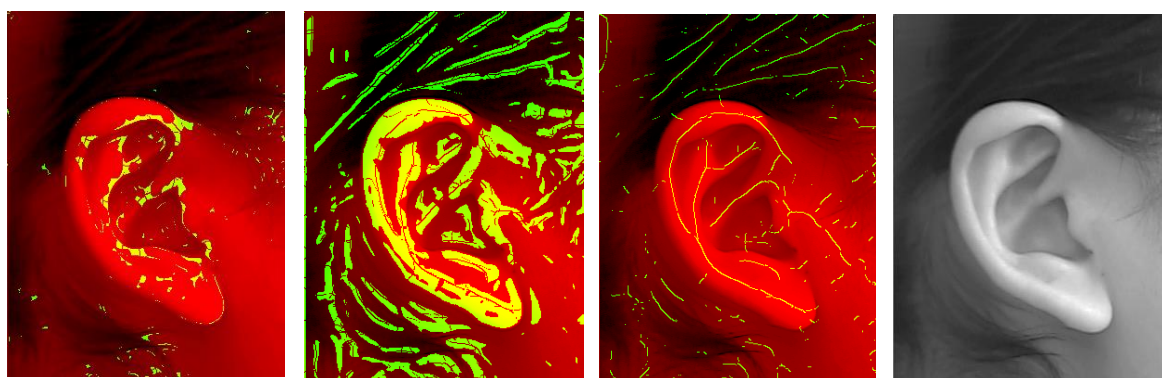
۴-۳-۱ الگوریتم پیشنهادی برای جداسازی گوش

همانطوریکه اشاره شد در اینجا روشی را برای جداسازی گوش از سایر قسمت های سر پیشنهاد می کنیم که در آن از برچسب های توپوگرافیکی استفاده شده است. برچسب های توپوگرافیکی مورد استفاده برای الگوریتم جداسازی گوش عبارتند از: ناودانی داخل، سرایشی با انحنا به داخل و سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل. شکل (۴-۴) یک نمونه از تصویر گوش موجود در پایگاه اطلاعات به همراه نقشه برچسب های توپوگرافیکی این تصویر را نشان می دهد.

همانطور که مشاهده می شود این بر چسب ها اطلاعات جالبی را در مورد قسمت های مختلف گوش نشان می دهند.

الگوریتم پیشنهادی جهت جداسازی گوش شامل مراحل زیر می باشد:

۱- ترکیب بر چسب های توپو گرافیکی: همانطور که در شکل (۴-۵) دیده می شود با ترکیب سه بر چسب های ناودانی داخل، سرایشی با انحنا به داخل و سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، به یک تصویر باینری می رسیم که بیانگر ویژگی های توپوگرافیکی تصویر گوش می باشند.



(د)

(ج)

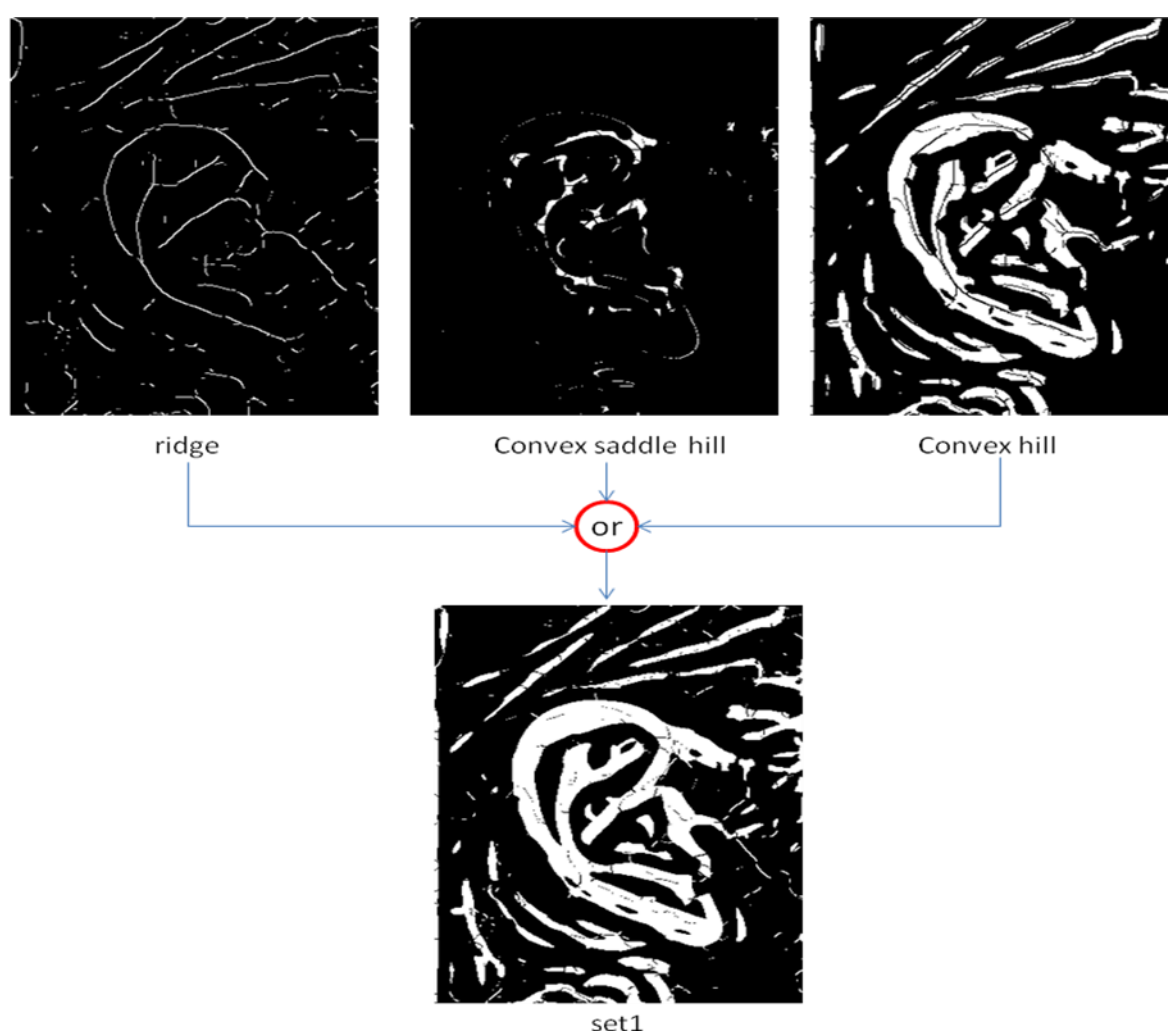
(ب)

(الف)

شکل ۴-۴. (الف) تصویر گوش (ب) خطوط سبز رنگ بیانگر بر چسب ناودانی داخل می باشند (ج) خطوط سبز رنگ بیانگر بر چسب سرایشی با انحنا به داخل می باشند (د) خطوط سبز رنگ بیانگر بر چسب سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل می باشند.

۲- قرار دادن مقدار آستانه: با توجه به اینکه ناحیه گوش در تصویر نسبت به سایر قسمت های سر نظیر مو دارای روشنایی بیشتری می باشد لذا با یک مقدار آستانه گذاری می توان قسمت های زائد اطراف گوش را تا حدی زیادی حذف کرد. برای این کار تصویر باینری حاصل از مرحله ۱ را با تصویر اولیه AND نموده (شکل ۴-۶)، تصویر نتیجه را با سطح آستانه مناسبی مقایسه نموده، تصویر باینری شکل (۴-۷) حاصل می گردد که به وضوح می توان اثر آستانه گذاری برای حذف قسمت

هایی نظیر مو را مشاهده نمود. لازم به ذکر است که نتیجه این مرحله حساسیت کمی به آستانه انتخابی دارد. دلیل اصلی آن، این است که سطح روشنایی ناحیه گوش و بقیه سر خصوصاً موها اختلاف قابل توجهی دارند.



شکل ۴-۵. ترکیب ۳ برچسب توپوگرافیکی مذکور جهت ساختن یک تصویر باینری مرکب.

۳- پیدا کردن ناحیه گوش خارجی: بنابر تجربه ای که از آزمایشات مختلف حاصل گردید ناحیه ای در تصویر حاصل از مرحله قبل که بیشترین تعداد پیکسل می باشد را دارد به عنوان ناحیه و مرز گوش خارجی در نظر گرفته می شود. تلفیق این برچسب های توپوگرافیکی باعث شد تا ناحیه بیرونی گوش را به صورت ناحیه ای منطبق بر لبه خارجی گوش منتهی با ضخامت بیشتر بدست آوریم. نمونه ای از ناحیه استخراج شده در شکل (۴-۸) نشان داده شده است.



(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۴-۶. (الف) تصویر مرکب از برچسب ها، (ب) تصویر سطح خاکستری تصویر (الف) که مقادیر اصلی از تصویر سطح خاکستری گوش جایگزین مقادیر یک شده اند (ج) و تصویر حاصل از در نظر گرفتن مقدار آستانه.



شکل ۴-۷. تصویر باینری شده شکل (۴-۶-ج) که تصویر نهایی مرحله دو می باشد.



شکل ۴-۸. پیدا کردن منحنی از شکل (۴-۷) که دارای بیشترین تعداد پیکسل می باشد که خود معرف ناحیه یا مرز خارجی گوش می باشد.

همانطور که مشاهده می شود، توانستیم ناحیه مربوط به تصویر گوش را از سایر نواحی سر جدا کنیم. پنجره محیط بر ناحیه بدست آمده تصویر گوش را در اختیار می گذارد. روش پیشنهاد شده برای جداسازی گوش که مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی می باشد بر روی تصاویر پایگاه داده USTB اعمال شد و نتیجه این آزمایش بر روی تمام تصاویر (شامل ۳۰۸ تصویر گوش) کاملاً موفقیت آمیز بود.

در قسمت بعد به نرمالیزه کردن گوش از نظر شدت روشنایی و همچنین میزان چرخش در صفحه می پردازیم.

۴-۴ - نرمالیزه کردن تصاویر گوش (چرخش در صفحه)

به طور کلی برای نرمالیزه کردن تصویر گوش به یک سری نقاط مبنا در تصویر گوش نیاز می باشد. باید توجه داشت که انتخاب این نقاط باید طوری باشد که مستقل از تغییر نور محیط و زاویه چرخش (در صفحه) و گردش سر (در عمق) باشد. در بسیاری از کارهای انجام شده انتخاب این نقاط به صورت دستی انجام گرفته است [3, 12] زیرا پیدا کردن نقاط ثابت در حضور نویز و سایر عدم قطعیت ها نظیر تغییر روشنایی و چرخش

سر کار دشواری می باشد. در برخی از تحقیق های انجام شده مانند [7] استفاده از برخی نقاط مبنا برای نورمالیزه کردن تصویر گوش را پیشنهاد نموده اند هر چند در این گزارشات اعتراف شده است که این نقاط در اثر گردش سر پابرجا نیستند. در مرجع [6] از اطلاعات سه بعدی برای شناسایی استفاده شده است با وجود اینکه نسبت به تصاویر دو بعدی از اطلاعات بیشتری کمک گرفته می شود ولی در گزارش این تحقیق نیز به تغییر پذیری نقاط ثابت با تغییر شرایط محیط اشاره شده است. در تحقیق انجام شده در این پایان نامه، نقاط زیادی را مورد آزمایش قرار دادیم. با تکیه بر انتخاب نقاط مبنا به صورت اتوماتیک ابتدا نقاط مبنای به کار رفته در مرجع [2] را مورد بررسی قرار داده و سپس برای رفع مشکلات این نقاط پیشنهادات خود را ارائه می دهیم.

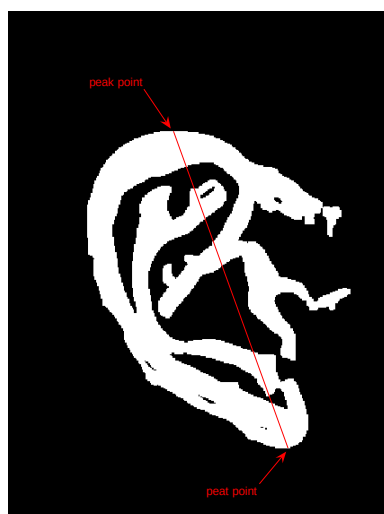
۴-۴-۱ انتخاب ۲ نقطه مبنا در بالا و پایین گوش

با توجه به اینکه در بسیاری از مقالات نقاط مبنا در بالاترین و پایین ترین قسمت گوش به عنوان نقاط مرجع در نظر گرفته شده است لذا در این قسمت روشی پیشنهاد می کنیم تا به کمک بر چسب های توپوگرافیکی این نقاط را استخراج کنیم.

در بسیاری از مقالات بعد از جدا کردن گوش از کل تصویر به نورمالیزه کردن تصویر از نقطه نظر روشنایی پرداخته اند به عنوان مثال در مرجع [2] بعد از پیدا کردن نقاط مذکور با استفاده از تصویر لبه خارجی گوش به جدا کردن و سپس نورمالیزه کردن شدت روشنایی پرداخته است. مشکل این روش این است که تغییر شدت روشنایی محیط بر روی پیدا کردن تصویر لبه نیز تأثیر می گذارد. در نتیجه ابتدا باید تصاویر گوش را از لحاظ روشنایی نورمالیزه نمود و سپس به سراغ پیدا کردن نقاط ثابت گوش باشیم. اما مشکل اصلی این جا است که روش های نورمالیزه کردن روشنایی تصویر نظیر یکسان سازی واریانس و میانگین تصاویر و روش معتبر متعادل سازی هیستوگرام منجر به یکسان سازی روشنایی کل تصویر که ممکن است شامل نواحی غیر از گوش نیز باشند، می شود. لذا در عمل مسئله نورمالیزه کردن شدت روشنایی و پیدا کردن نقاط مرجع به هم وابسته می باشند یا به عبارت بهتر نمی توان ابتدا نقاط مرجع را پیدا کرده و سپس تصویر را از لحاظ روشنایی نورمالیزه کرد.

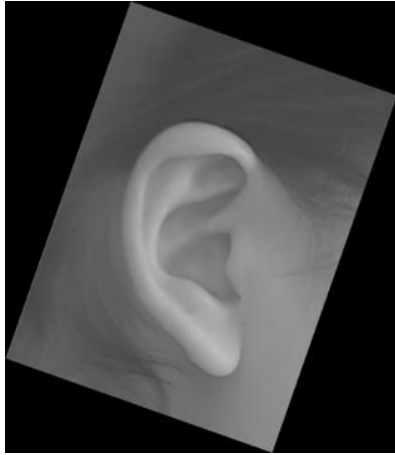
همانطور که می دانیم یکی از مزایای ویژگی های توپوگرافیکی، تغییر ناپذیری این ویژگی ها نسبت به تغییر شدت روشنایی محیط می باشد. لذا چنانچه نقاط مرجع را با استفاده از برجسب های توپوگرافیکی به دست آوریم، مسئله بالا (وابستگی نقاط مرجع به شدت روشنایی محیط) تا حد زیادی مرتفع می شود. نتیجه پروسه جداسازی تصویر گوش را در نظر بگیرید (شکل ۴-۸)، اکنون کافی است نقاط مرجع را از روی نقشه توپوگرافیکی به دست آوریم.

به شکل (۴-۸) به عنوان نتیجه نهایی قسمتی (۴-۳) که بیانگر ناحیه بیرونی گوش در کل تصویر می باشد، توجه کنید. نقطه مرجع اول را در پایین ترین قسمت نقشه توپوگرافیکی تصویر و نقطه دوم را در بالاترین قسمت در نظر می گیریم. شکل (۴-۹) این دو نقطه را روی ناحیه بیرونی گوش نشان می دهد.



شکل ۴-۹. پیدا کردن ۲ نقطه مرجع در پایین ترین و بالاترین قسمت گوش

با پیدا کردن این نقاط مرجع، می توان تصاویر گوش را اصلاح چرخش نمود. زاویه تصحیح چرخش همان زاویه بین خط واصل نقاط مرجع نشان داده شده در شکل (۴-۹) و راستای محور عمودی می باشد. با پیدا کردن مختصات نقاط مرجع به سادگی می توان زاویه مذکور را برای هر گوش محاسبه کنیم. شکل (۴-۱۰) نمونه ای از تصویر گوش را قبل و بعد از چرخش در صفحه نشان می دهد.



(ب)

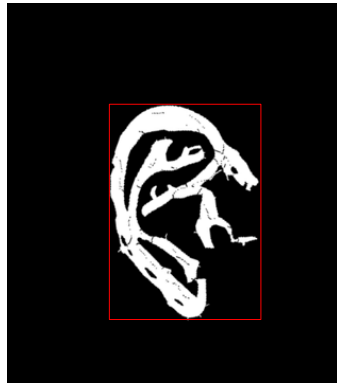


(الف)

شکل ۴-۱۰. (الف) گوش موجود در دیتابیس (ب) اصلاح چرخش در صفحه بر مبنای نقاط مرجع

این اصلاح زاویه چرخش را می توان به نقشه توپوگرافیکی شکل (۴-۹) نیز اعمال نموده و ناحیه گوش را بر مبنای نقاط مرجع فوق الذکر و نقاط در انتها الیه راست و چپ تصویر (۴-۹) بعد از چرخش، به دست آورد.

شکل (۴-۱۱-الف) تصویر اصلاح شده (از نظر زاویه) شکل (۴-۹) را به همراه چهار نقطه مذکور نشان می دهد. همچنین پنجره حاصل از این نقاط برای جداکردن گوش از کل تصویر در شکل (۴-۱۱-ب) نمایش داده شده است.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۱۱. (الف) انتخاب ۴ نقطه جهت جداکردن ناحیه بیرونی گوش (ب) پنجره حاصل

با اعمال پنجره فوق به تصویر سطح خاکستری گوش، می توان تصویر را همانطور که در شکل (۴-۱۲) مشاهده می کنیم، از بقیه سر جدا کنیم.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۱۲. (الف) نمونه تصویر گوش دیتابیس (ب) و تصویر گوش نرمالیزه شده (همراه با چرخش)

بعد از جدا کردن گوش از کل تصویر و اصلاح زاویه چرخش در صفحه، نوبت به اصلاح روشنایی تصویر می‌رسد. برای این کار از روش متعادل سازی هیستوگرام روشنایی^{۲۶} استفاده می‌شود [13].

۴-۴-۲ انتخاب مرکز ثقل به عنوان نقطه مرجع

نقاط مرجع بکار رفته در قسمت قبل دارای دو مشکل اساسی می‌باشد یکی اینکه اندازه تصاویر با هم برابر نمی‌باشد و از طرف دیگر پیدا کردن پایین ترین نقطه در تصویر گوش، هنگامیکه گوشواره در گوش باشد، دچار مشکل می‌شود. در نتیجه پیشنهاد می‌شود تا به جای یافتن پایین ترین نقطه در تصویر توپوگرافیکی به عنوان نقطه مرجع (شکل ۴-۹) مرکز ثقل تصویر گوش را انتخاب کنیم. بعد از یافتن مرکز ثقل، نقطه مرجع دوم را نقطه ای در بالای ناحیه گوش (شکل ۴-۱۳) می‌گیریم که بیشترین فاصله از مرکز ثقل را داشته باشد. علت اینکه نقطه دوم را در بالای ناحیه گوش انتخاب می‌کنیم این است که در صورت استفاده از گوشواره این نقطه مرجع درست استخراج گردد.

لازم به ذکر است که مرکز ثقل از روی تصویر باینری نقشه توپوگرافیکی (شکل ۴-۹) به دست می‌آید. رابطه زیر نحوه محاسبه مختصات مرکز ثقل را بیان می‌کند.

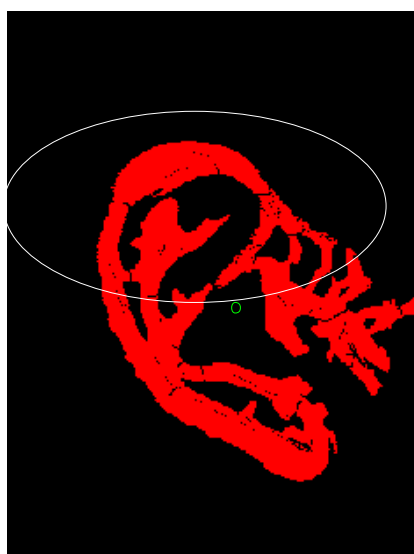
$$I = \frac{\sum_i \sum_j i g(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)}, J = \frac{\sum_i \sum_j j g(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)} \quad (4-1)$$

g تصویر باینری نقشه توپوگرافیکی گوش می‌باشد.

شکل (۴-۱۳) مرکز ثقل تصویر باینری نقشه توپوگرافیکی گوش را برای نمونه ای از پایگاه تصاویر گوش نشان می‌دهد.

²⁶Histogram Equalization

در قسمت بالای ناحیه گوش (ناحیه مشخص شده با بیضی در شکل ۴-۱۳) پیکسلی را که دارای بیشترین فاصله از مرکز ثقل باشد به عنوان مرجع دوم انتخاب می کنیم.



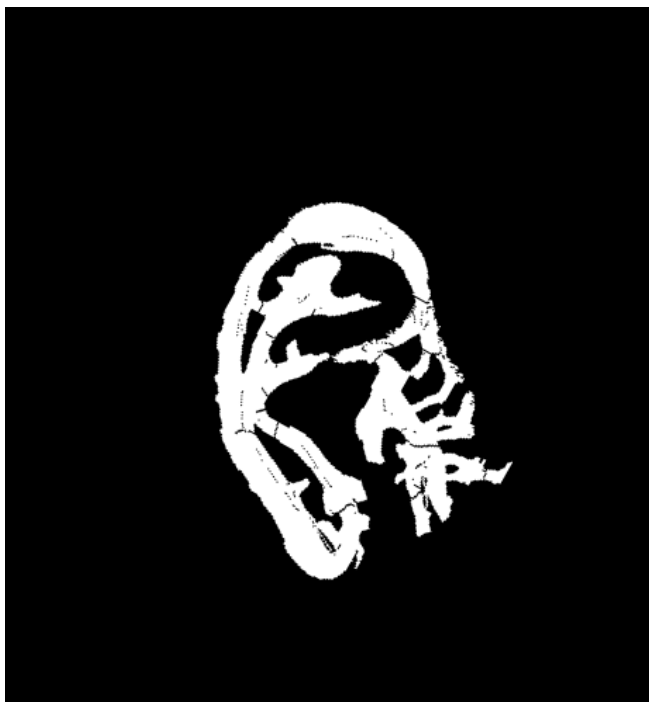
شکل ۴-۱۳. نقطه سبز معرف مرکز ثقل contour قرمز رنگ می باشد و همچنین ناحیه بالای نقطه اول با بیضی سفید رنگ مشخص است.

به دو علت نقطه مرجع دوم را در ناحیه بالای تصویر گوش در نظر گرفتیم یکی اینکه در اطراف ناحیه بالای گوش معمولاً موی فرد قرار دارد و به علت تضاد روشنایی این دو ناحیه، ناحیه گوش به راحتی پیدا می شود. دوم اینکه چنانچه فرد از گوشواره استفاده کند یافتن نقطه مرجع در پایین گوش با مشکل مواجه می شود.

بعد از به دست آوردن این دو نقطه، زاویه بین خط واصل آن دو نقطه و خط عمودی میزان چرخش لازم برای نرمالیزه کردن تصویر گوش را مشخص می کند.

نرمالیزه کردن تصویر از نقطه نظر اندازه در حالت کلی ضروری می باشد ولی با ثابت بودن فاصله دوربین از شخص می توان این مرحله را حذف کرد.

شکل (۴-۱۴) تصویر چرخیده شده شکل (۴-۱۳) را با توجه به دو نقطه ذکر شده در این قسمت نشان می دهد.



(الف)

(ب)

شکل ۴-۱۴. (الف) نقشه توپوگرافیکی گوش قبل از چرخش (ب) بعد از چرخش

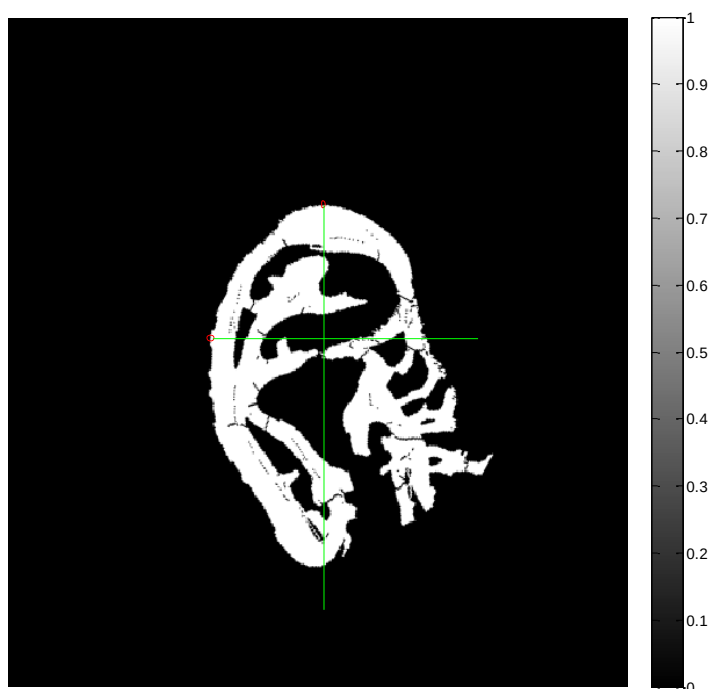
با گذاشتن ماسکی با ابعاد ثابت برای تمام تصاویر پایگاه اطلاعات ناحیه گوش را از تصاویر نرمالیزه شده استخراج می کنیم.

ماسک مورد نظر به این ترتیب بدست می آید که ابتدا بالاترین و چپ ترین نقاط در ناحیه نرمالیزه شده گوش را پیدا می کنیم (شکل ۲-۱۴-ب). با داشتن این نقاط و ابعاد ماسک در برگیرنده ناحیه گوش در تصاویر پایگاه داده، این ماسک مشخص خواهد بود.

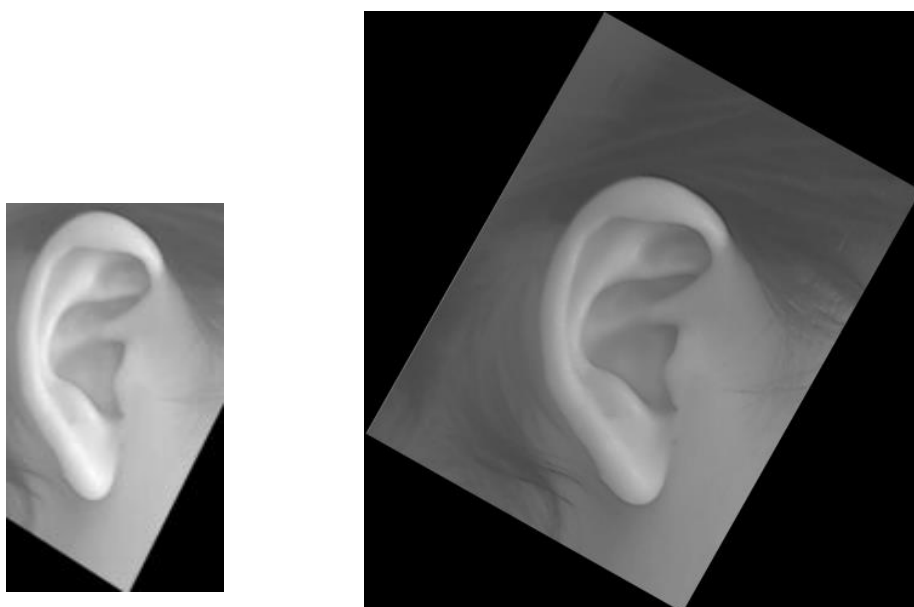
شکل (۴-۱۵) نتیجه اعمال ماسک مذکور به شکل (۴-۱۴-ب) را نشان می دهد.

با به دست آوردن این نقاط برای هر گوش و اعمال ماسک با ابعاد ثابت به همه گوش ها، به تصاویر جدا شده با ابعاد یکسان دست پیدا می کنیم. شکل (۴-۱۶) حاصل اعمال ماسک تعریف شده به تصویر اصلی گوش مورد تست (بعد از چرخش) می باشد.

مزیت روش نرمالیزه کردن پیشنهادی در زیر بخش ۴-۴-۱ این است که اولاً نسبت به اثر استفاده از گوشواره مقاوم است و ثانیاً تصاویر جدا شده همه ابعاد یکسانی دارند.



شکل ۴-۱۵. تصویر ناحیه گوش. نقاط مرجع با رنگ قرمز و خطوط سبز معرف ابعاد ماسک در برگیرنده گوش را نشان می دهد.



(الف)

(ب)

شکل ۴-۱۶. (الف) تصویر نمونه پایگاه داده بعد از چرخش (ب) گوش جدا شده

نتایج تشخیص گوش در شرایط تغییر شدت نورپردازی و چرخش سر

۵-۱- مقدمه

با توجه به نتیجه مطلوب استفاده از برچسب های توپوگرافیکی در جداسازی و نرمالیزه کردن ناحیه گوش، پیشنهاد استفاده از این برچسب ها را جهت استخراج ویژگی ها بررسی می نماییم. در این تحقیق، با توجه به آزمایشات متعدد و مطالعه روی برچسب های مختلف توپوگرافیکی، از چهار برچسب جهت استخراج ویژگی و از روش تطبیق الگو^{۲۷} جهت طبقه بندی و شناسایی گوش ها استفاده کردیم.

نظر به اینکه یک سیستم شناسایی موفق می بایست در قبال عدم قطعیت هایی نظیر تغییر روشنایی و چرخش سر در عمق مقاوم باشد، در دو زیر بخش متعلق به این فصل، روش هایی را برای فائق آمدن بر این دو مشکل به صورت جداگانه پیشنهاد می کنیم. در این زیر بخش ها روش های پیشنهادی را با روش های متداول گزارش شده مقایسه می کنیم. از روش های PCA و Hurley-Nixon جهت مقایسه با الگوریتم پیشنهاد شده استفاده می شود. باید توجه داشت که در الگوریتم PCA موقعیت، چرخش در صفحه و اندازه تصاویر مورد آموزش و آزمایش باید تقریباً یکسان باشد لذا برای استفاده از روش شناسایی PCA می بایست مطابق الگوریتم پیشنهادی (فصل چهارم) ناحیه گوش جداسازی شده و زاویه چرخش آن تصحیح گردد. در زیر بخش ۵-۴-۱،

²⁷ Template matching

الگوریتمی را مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی جهت بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط تغییر نور پردازی ارائه می دهیم. در زیر بخش ۵-۴-۲ با استفاده از مدل هندسی تبدیل Affine روش پیشنهادی مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی (بخش قبل) را بهبود می دهیم تا در برابر چرخش سر در عمق شناسایی را بتوان انجام داد. شایان ذکر است که ارزیابی سیستم شناسایی گوش افراد در شرایط چرخش سر افراد در عمق تنها در تحقیق Bowyer [6] با آزمایش روی ۲۵ نفر گزارش شده است.

۵-۲- استفاده از روش PCA جهت استخراج ویژگی

توضیحات روش PCA با توجه به فصل سوم مرجع [2] نوشته شده است. با توجه به نتایج قابل قبول این روش در تشخیص هویت افراد بر اساس تصاویر چهره، در بسیاری از کارها از این روش در استخراج ویژگی و تشخیص گوش افراد نیز استفاده کرده اند.

PCA راهی است برای پیدا کردن یک سری الگوها و ویژگی ها در داده های مورد نظر و بیان شباهت ها و تفاوت ها به صورت برجسته، همچنین ابزاری است قدرتمند جهت پیدا کردن ویژگی در داده های با بعد بالا. از این روش همچنین در کاهش بعد ویژگی ها به ترتیبی که اطلاعات زیادی از بین نرود، استفاده می شود. از این ویژگی PCA در فشرده سازی تصاویر استفاده شده است.

طبقه بندی افراد با استفاده از این روش شامل تشکیل بردارهای پایه گوش، مقایسه و طبقه بندی آن ها می شود.

۵-۲-۱- تشکیل بردارهای پایه گوش

بسیاری از روش های موجود صرفاً از بعضی از قسمت های تصویر گوش جهت استخراج ویژگی و شناسایی استفاده می کنند اما روش شناسایی مبتنی بر PCA با تشکیل بردارهای ویژه مربوط به فضای گوش^{۲۸}، تمام اطلاعات ظاهری تصویر در استخراج ویژگی مورد استفاده قرار می گیرد.

همانطور که در آنالیز فوریه می توان با استفاده از مجموع توابع سینوسی وزن دار با فرکانس های مختلف، هر سیگنال را بازسازی کرد، در الگوریتم PCA نیز با استفاده از مجموع وزن دار بردارهای استخراج شده از تصویر، می توان تصویر اولیه را بازسازی کرد.

برای استخراج بردارهای ویژه از تصاویر گوش نیاز به بانک تصاویر آموزشی یک اندازه می باشد. هر تصویر را به صورت بردارهایی با ابعاد $N \times 1$ که N برابر تعداد پیکسل های موجود در تصویر می باشد، در آورده و با بردار Γ_n نشان داده می شود. اندیس n شماره تصاویر و M تعداد تصاویر موجود جهت آموزش را نشان می دهد. از

²⁸ Eigen Ear

کنار هم قرار دادن Γ_n ها ماتریس Γ را تشکیل می دهیم که برابر است با $\Gamma = [\Gamma_1 \cdots \Gamma_M]$. بعد ماتریس Γ برابر $N \times M$ می باشد. بدیهی است که هر چه تعداد تصاویر آموزشی در مجموعه Γ بیشتر باشد مدل بکار رفته جهت استخراج ویژگی در روش PCA قدرتمندتر خواهد بود. به مجموعه اطلاعات مربوط به گوش های آموزشی عنوان فضای گوش اطلاق می گردد.

میانگین تصاویر گوش در فضای مربوطه به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1-5)$$

بردار اختلاف هر تصویر گوش با بردار تصویر میانگین به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2-5)$$

ماتریس کوواریانس مربوط به داده های آموزشی با کمک اطلاعات تصاویر آموزشی به صورت زیر تعریف می گردد.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \begin{pmatrix} \text{var}(p_1) & \cdots & \text{cov}(p_1, p_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(p_N, p_1) & \cdots & \text{var}(p_N) \end{pmatrix}_n = AA^T \quad (3-5)$$

که در آن $A = [\Phi_1 \cdots \Phi_M]$ ماتریس اختلاف تصاویر آموزشی از تصویر میانگین و P_i نشان دهنده پیکسل i از بردار تصویر گوش می باشد. n شماره تصاویر را که از ۱ تا M می باشند، را مشخص می کند. در روش PCA بردارهای اساسی تصویر گوش در حقیقت همان بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس می باشند.

این بردارها با مقادیر ویژه ماتریس C به صورت زیر مربوط می شوند.

$$V^T(AA^T)V = \Lambda \quad (4-5)$$

که در آن Λ ماتریس قطری می باشد که عناصر آن نشان دهنده مقادیر ویژه ماتریس C هستند و V یک ماتریس اورتونورمال ($V.V^T=I$) است که ستون های آن بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس می باشند.

C از مرتبه N می باشد و N متناسب با ابعاد تصویر گوش است، محاسبه تمامی بردارهای ویژه ماتریس C حجم محاسباتی زیادی به دنبال دارد. با توجه به اینکه اساس روش PCA بر بیان داده ها به کمک فضای تقلیل یافته بردار ویژگی ها می باشد، M بردار از مجموعه بردارهای ویژه ماتریس C که متناظر با بزرگترین مقادیر ویژه این ماتریس می باشند جهت ارائه تقریبی اطلاعات کل فضا کافی می باشد [14].

۵-۲-۲- استفاده از بردارهای گوش جهت طبقه بندی تصاویر گوش

برای اینکه مشخص شود تصویر جدید ورودی با کدام یک از تصاویر آموزش بیشترین مطابقت را دارد به صورت زیر عمل می کنیم:

تصویر حاصل از جداسازی و نرمالیزه کردن (فصل قبل) را به صورت بردار Γ_i در می آوریم. سپس وزن های بردار گوش متناظر با تصویر جدید را به صورت زیر پیدا می کنیم:

$$W_n = U_n^T (\Gamma_n - \Psi) \quad (5-5)$$

که در آن U_n معرف بردار ویژگی n ام استخراج شده از ماتریس کوواریانس (متناظر با بیشترین مقادیر ویژه) و $n=1, \dots, M$ می باشد. با کنار هم قرار دادن وزن های به دست آمده W_n ، بردار زیر را خواهیم داشت:

$$\Omega^T = [W_1 \dots W_M] \quad (6-5)$$

همان طور که گفته شد می توان با ترکیب بردارهای ویژگی به دست آمده، تصاویر گوش را بازسازی کرد. W_n ها وزن یا سهم هر بردار ویژه یا eigen ear در بازسازی تصویر گوش مورد نظر می باشد.

با استفاده از فرمول زیر مشخص می کنیم که گوش مورد نظر با کدام یک از تصاویر آموزش بیشترین مطابقت را دارد (rank 1) را مبتنی بر رابطه ۵-۷ در نظر می گیریم). اگر تصاویر آموزشی را بر اساس فاصله بدست آمده تا تصویر ورودی به ترتیب صعودی مرتب کنیم، تصویر آموزشی اول به عنوان Rank 1 در سیستم شناسایی معرفی می گردد.

$$dist = \|\Omega - \Omega_n\| \quad (۷-۵)$$

۵-۲-۳- نتیجه شناسایی هویت به کمک تصویر گوش در روش مبتنی بر PCA

در این قسمت ابتدا شرایط پیاده سازی الگوریتم مبتنی بر PCA را روی پایگاه داده موجود بیان کرده و سپس نتایج حاصل را ارائه می کنیم. دیتابیس USTB شامل تصاویر گوش ۷۷ نفر می باشد که برای هر شخص چهار تصویر که تصاویر اول و چهارم برای هر شخص در شرایط نورپردازی متفاوت و تصاویر دوم و سوم با اختلاف زاویه چرخش سر (در عمق) تهیه شده است. همانطور که اشاره شد قبل از اعمال الگوریتم PCA لازم است تا تصاویر از نقطه نظر روشنایی و زاویه چرخش (در صفحه) نرمالیزه شوند. برای این منظور به کمک روش جداسازی و نرمالیزه کردن در فصل قبل تصاویر گوش جدا و نرمالیزه می شوند. از این تصاویر به عنوان تصاویر مدل و تست در الگوریتم PCA استفاده می کنیم. از آنجایی که تعداد تصاویر آموزش در قدرت شناسایی مبتنی بر روش PCA تأثیر بسزایی دارد، در آزمایش اول برای تشخیص گوش در شرایط تغییر نور پردازی از سه تصویر اول هر شخص به عنوان آموزش و از تصویر چهارم شخص به عنوان تصویر تست و در آزمایش دوم برای تشخیص گوش در شرایط چرخش سر (در عمق) از تصویر دوم هر شخص به عنوان تست و از سه تصویر دیگر جهت آموزش استفاده می کنیم. با اعمال روش مبتنی بر PCA در آزمایش اول نرخ شناسایی ۷۲٫۲۷٪ یا ۵۶ نفر از ۷۷ نفر در Rank 1 و در آزمایش دوم نرخ شناسایی ۳۸٫۹۶٪ یا ۳۰ نفر از ۷۷ نفر در Rank 1 حاصل شد. شایان ذکر است که در پیاده سازی الگوریتم PCA از ۱۲۰ بردار ویژگی استفاده شد در حالیکه ابعاد بردار تصویر گوش 1×60000 می باشد.

۵-۳- Hurley-Nixon روش

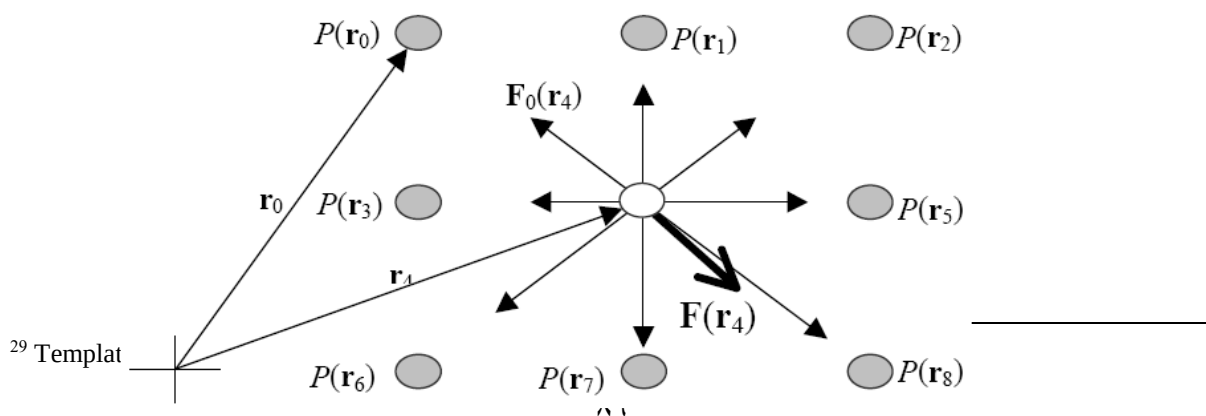
کار ارائه شده در مرجع [7] دارای ۳ مرحله می باشد: ۱- تشکیل میدان نیرو برای یک تصویر، ۲- استخراج ویژگی از آنها و ۳- طبقه بندی آنها با استفاده از روش تطبیق الگو^{۲۹}.

برای قسمت دوم یعنی استخراج ویژگی نیز از دو روش استفاده می شود. یک روش بر مبنای پیدا کردن محل چاله ها و قلّه های یک تصویر می باشد و دیگری بر اساس مشتق گیری از اندازه میدان نیروی تشکیل شده برای هر تصویر و یک مرحله آستانه گذاری می باشد. در ادامه به معرفی و بررسی هریک از روش های استفاده شده در مرجع [7] می پردازیم.

مشابه با تئوری الکترومغناطیس، فرض می شود که هر پیکسل از تصویر نیروی کروی مقارنی را به تمام پیکسل های موجود در تصویر وارد می کند. یا به عبارت بهتر هر پیکسل در تصویر مانند ذرات باردار است که تحت تأثیر میدان الکتریکی قرار می گیرد. نیروی اعمالی با شدت روشنایی پیکسل ها رابطه مستقیم و با مجذور فاصله پیکسل ها از هم رابطه عکس دارد. در نتیجه به هر پیکسل j با موقعیت r_j ، از طرف هر پیکسل i با موقعیت r_i نیرویی برابر $F_i(r_i)$ وارد می شود.

$$F_i(r_j) = P(r_i) \frac{r_i - r_j}{|r_i - r_j|^3} \quad (\lambda - \delta)$$

شکل (۵-۱) پردازش‌های نیروی وارد شده به یک پیکسل در یک تصویر ۳*۳ را به صورت نمادین نشان می‌دهد.



شکل ۵-۱: نمایش بردارهای نیروی وارد شده به پیکسل واقع شده در مرکز یک تصویر ۳*۳

در نتیجه برای به دست آوردن کلیه نیروهای وارد بر یک پیکسل کافی است که تمام نیروهای وارد شده از سایر پیکسل ها را با هم جمع کنیم.

$$\mathbf{F}(\mathbf{r}_j) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{F}_i(\mathbf{r}_j) = \sum_{i=0}^{N-1} \left(P(\mathbf{r}_i) \frac{\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j}{|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j|^3} \right) \quad (۹-۵)$$

برای محاسبه بردار میدان برای یک تصویر کافی است رابطه (۹-۵) را برای تمامی پیکسل های یک تصویر محاسبه کنیم. واحد شدت روشنایی، فاصله و مختصات مبدأ برای بردارهای نیرو انتخابی می باشد.

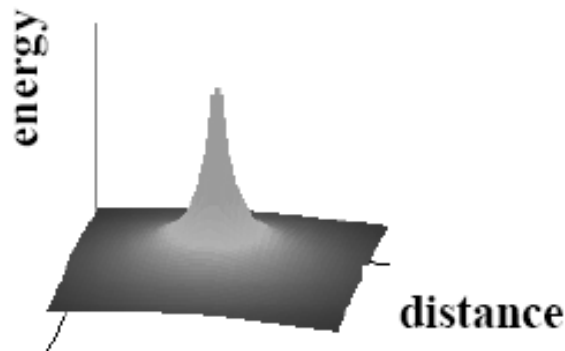
معادله بالا می تواند به صورت مستقیم به کار گرفته شود ولی از آنجایی که بسیار وقت گیر می باشد، می توان از تئوری کانولوشن برای محاسبه آن استفاده نمود. نویسندگان در مرجع [7] نشان داده اند که رابطه (۹-۵) را می توان معادل با عکس تبدیل فوریه از حاصل ضرب تبدیل فوریه های تصویر و میدان نیروی متناظر با یک پیکسل در نظر گرفت.

$$ForceField = \sqrt{N_1 \times N_2} \mathfrak{F}^{-1} [\mathfrak{F}(\text{تصویر}) \times \mathfrak{F}(\text{میدان نیروی واحد})] \quad (۱۰-۵)$$

که در آن N_1, N_2 ابعاد تصویر را نشان می دهند. همزمان با میدان نیرو، انرژی پتانسیل متناظر با این میدان نیز مطابق رابطه زیر تعریف می شود.

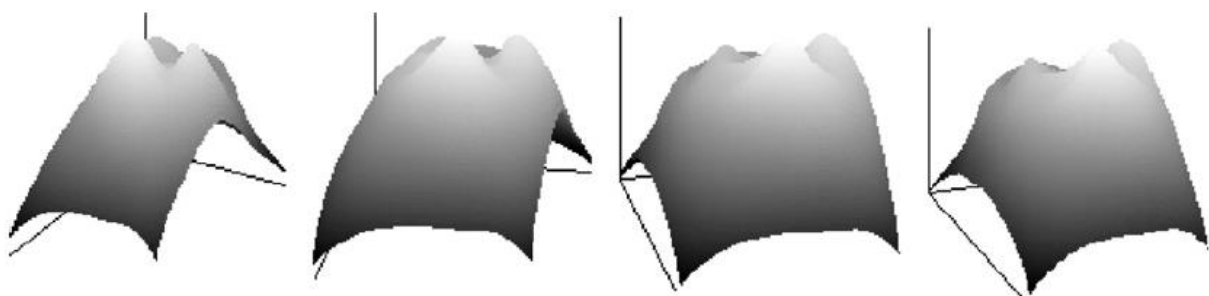
$$F'(r) = -grad(E(r)) = -\nabla E(r) \quad (11-5)$$

این معادله بیان می کند که میدان در یک نقطه برابر با وارون افزایشی گرادیان انرژی پتانسیل در آن نقطه می باشد. شکل زیر انرژی گسیل شده از یک پیکسل تنها را نشان می دهد.

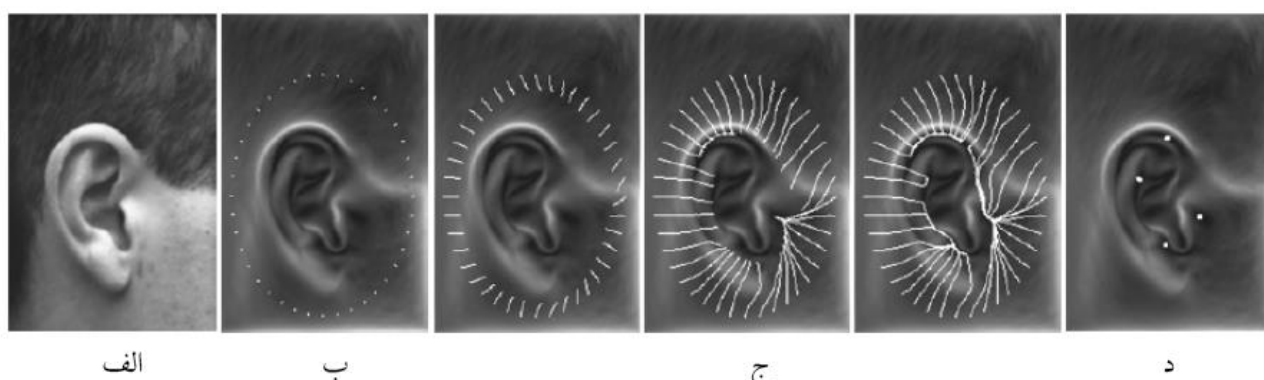


شکل ۵-۲: انرژی گسیل شده از یک پیکسل تنها

شکل ۵-۳ انرژی گسیل شده از یک گوش را در جهت های مختلف به تصویر می کشد [7]. برای استخراج ویژگی، نقاطی که دارای بیشترین سطح انرژی هستند (چاه جذب انرژی)، را پیدا می کنند. دو روش برای پیدا کردن این نقاط در مرجع [7] ارائه شده است که مراحل پیدا کردن این نقاط در شکل ۵-۴ نشان داده شده است. همانطوریکه در مرجع [7] اشاره شده است تعداد و محل نقاط چاه و جذب انرژی در اثر چرخش سر در عمق تغییر می کند، در نتیجه این ویژگی ها در شرایط تغییر زاویه چرخش سر (در عمق) مناسب نمی باشند.



شکل ۵-۳: سطح انرژی یک گوش به ازای زوایای مختلف



شکل ۵-۴: (الف) خطوط نیرو و وگودال های جذب انرژی تصویر گوش (ب) شروع الگوریتم با انتخاب یک سری نقاط اولیه (ج) تکرار یا Iterations (د) به دست آوردن نقاطی که بیشترین انرژی را جذب می کنند.

۵-۳-۲- استخراج ویژگی و طبقه بندی گوش ها

همانطور که در قسمت قبل نیز اشاره شد، در مرجع [7] از دو روش جهت استخراج ویژگی استفاده شده است. روش اول بر مبنای استخراج نقاط دارای بیشترین جذب انرژی می باشد و روش دوم موسوم به Convergence Feature Extraction بوده است. در ذیل به بررسی این روش و اجرای آن روی پایگاه اطلاعات USTB می پردازیم.

برای شروع اندازه میدان نیروی حاصل از هر تصویر گوش بدست می آید. برای این کار از تئوری کانولوشن والگوریتم زیر برای پیاده سازی رابطه (۵-۵) استفاده می شود.

```
ff(pic) :=
  sr ← 2 · (rows(pic) - 1)
  sc ← 2 · (cols(pic) - 1)
  r ← rows(pic) - 1
  c ← cols(pic) - 1
  for rr ∈ 0..sr
    for cc ∈ 0..sc
      
$$\text{upf}_{rr,cc} \leftarrow \frac{(r + c \cdot 1j) - (rr + cc \cdot 1j) + 0j}{(|r + c \cdot 1j - (rr + cc \cdot 1j)|)^3}$$

      
$$\text{upf}_{3 \cdot \text{rows}(pic) - 3, 3 \cdot \text{cols}(pic) - 3} \leftarrow 0$$

      inp ← pic
      
$$\text{inp}_{3 \cdot \text{rows}(pic) - 3, 3 \cdot \text{cols}(pic) - 3} \leftarrow 0$$

      
$$\text{oup} \leftarrow \sqrt{\text{rows}(inp) \cdot \text{cols}(inp)} \cdot \text{icfft} \left( \overrightarrow{\text{cfft}(\text{upf}) \cdot \text{cfft}(inp)} \right)$$

      ff ← submatrix(oup, r, 2 · r, c, 2 · c)
```

شکل ۵-۵: الگوریتم ارائه شده در [7] برای محاسبه میدان نیروی یک تصوی

شکل ۵-۶: اندازه میدان نیرو برای یک تصویر گوش را نشان می دهد.



(الف)

(ب)

شکل ۵-۶: (الف) تصویر گوش (ب) اندازه میدان نیروی حاصل

حال به نحوه استخراج میدان های همگرایی Convergence Field می پردازیم. طبق مرجع [7] داریم:

$$C(\mathbf{r}) = -\text{div}\mathbf{f}(\mathbf{r}) = -\lim_{\Delta A \rightarrow 0} \frac{\oint \mathbf{f}(\mathbf{r}) \cdot d\mathbf{l}}{\Delta A} = -\nabla \cdot \mathbf{f}(\mathbf{r}) = -\left(\frac{\partial f_x}{\partial x} + \frac{\partial f_y}{\partial y}\right) \quad (۱۲-۵)$$

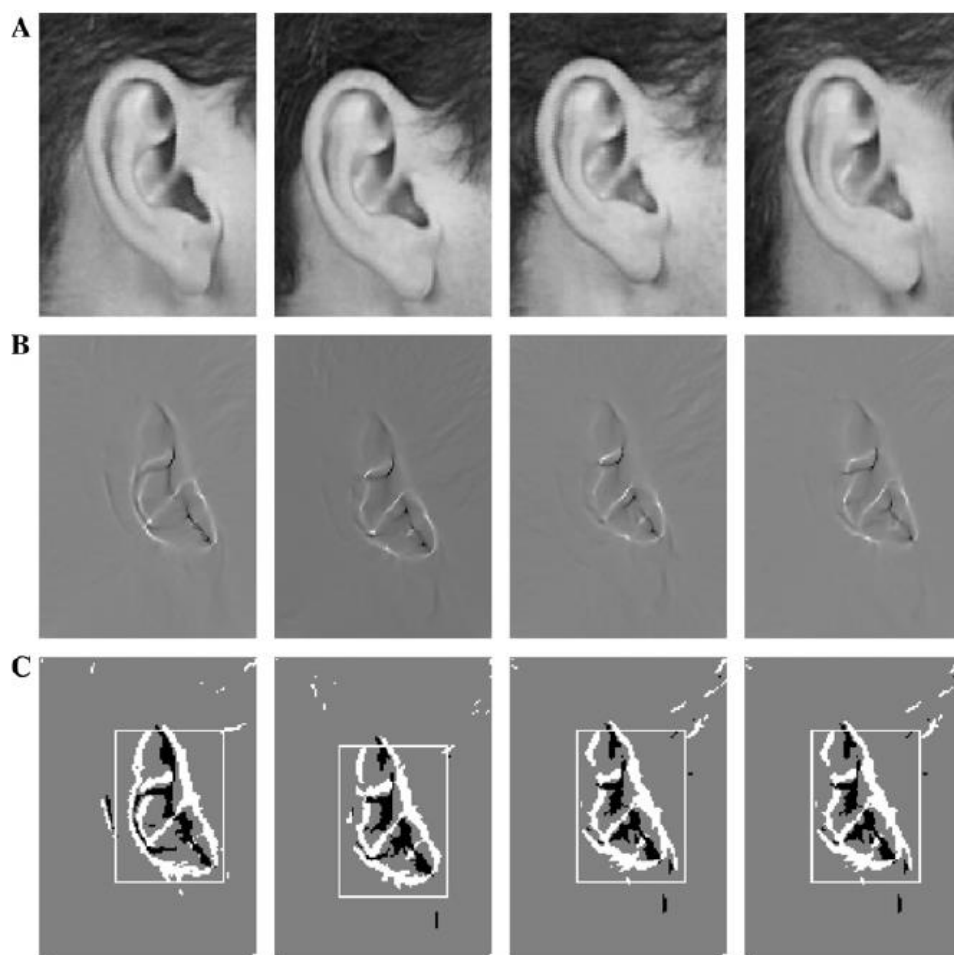
$$\text{div}\mathbf{F}(\mathbf{r}) = \nabla \cdot \mathbf{F}(\mathbf{r}) = \left(\frac{\partial F_x}{\partial x} + \frac{\partial F_y}{\partial y}\right) \quad \text{که}$$

و $\mathbf{F}(\mathbf{r})$ بیانگر اندازه میدان نیرو و $f = \frac{F(r)}{|F(r)|}$ می باشد.

شکل ۵-۷ این میدان همگرایی را برای یک تصویر گوش تست نشان می دهد. با در نظر گرفتن یک مقدار آستانه برای میدان همگرایی و در نظر گرفتن ارزش +۱ برای مقادیر بالاتر از آن مقدار آستانه و -۱ برای مقادیر کمتر از آن به تصویر ویژگی های مورد استفاده برای طبقه بندی گوش ها می رسیم. در شکل ۵-۸ چند نمونه گوش، میدان های همگرایی متناظر و ویژگی های استخراج شده پس از آستانه گذاری را نشان میدهد.



شکل ۵-۷: (ردیف چپ) تصویر گوش (راست) میدان همگرایی



شکل ۵-۸: (A) تصاویر گوش (B) میدان های همگرایی متناظر (C) تصاویر نهایی در اثر آستانه گذاری

۵-۳-۳- پیاده سازی روش Hurly-Nixon و آزمایش روی دیتابیس USTB

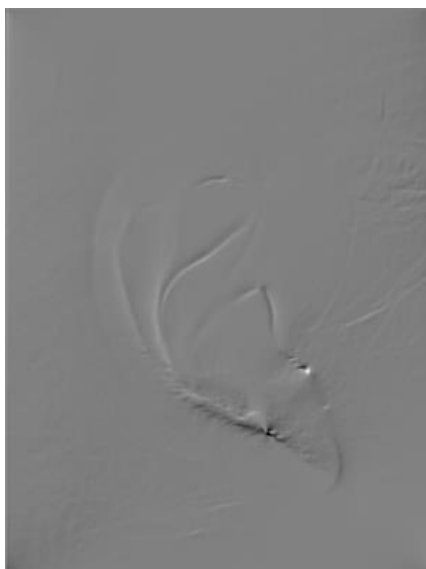
در این قسمت روش مذکور را روی دیتابیس موجود یعنی USTB بکار می گیریم. از آنجاییکه روش مذکور یکی از معتبرترین روش های شناسایی موجود بیومتریک گوش می باشد آن را به عنوان مرجع برای مقایسه با الگوریتم پیشنهادی مقایسه نموده ایم. با پیاده سازی روش Nixon [7] چند نمونه از نتایج مرحله های این الگوریتم در صفحات بعد آمده است.



شکل ۵-۹: تصویر گوش انتخابی از دیتابیس USTB

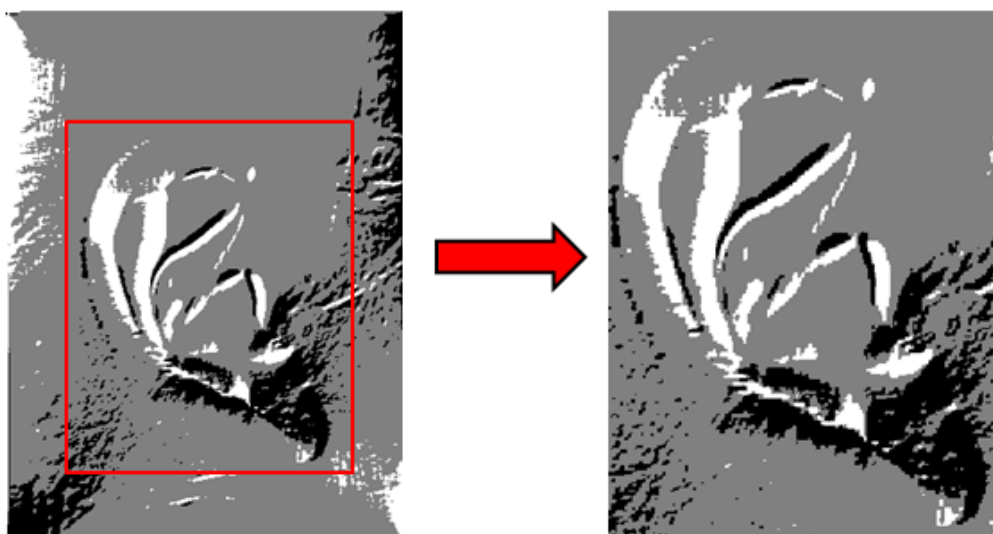


(الف)



(ب)

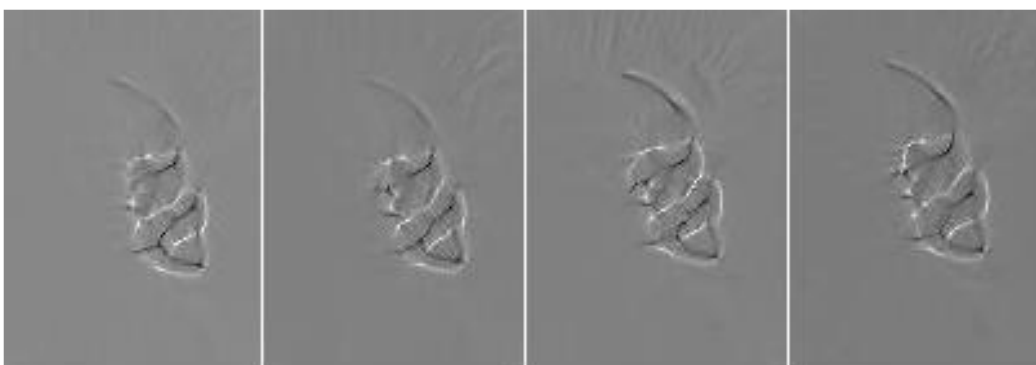
شکل ۵-۱۰: (الف) اندازه میدان نیرو (ب) و میدان همگرایی یا Convergence Map



(الف)

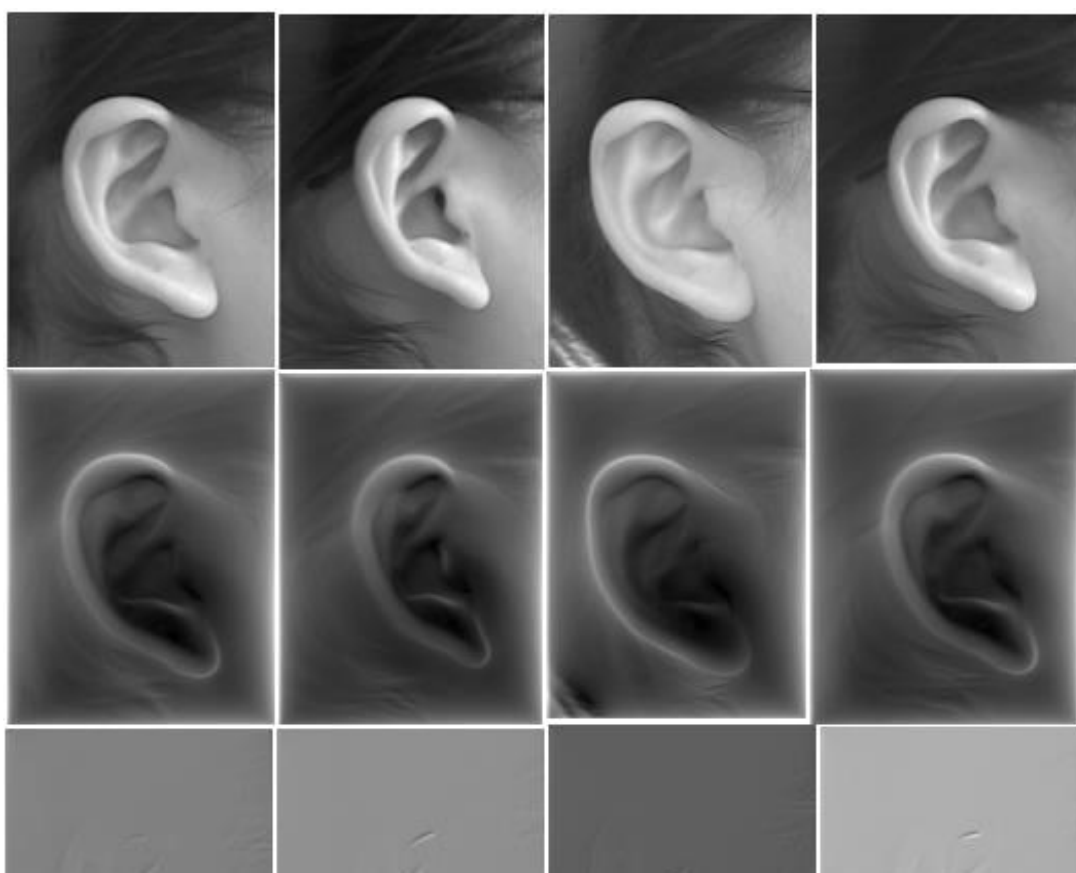
(ب)

شکل ۵-۱۱: (الف) تصویر میدان همگرایی بعد از آستانه گذاری (ب) و جداکردن ناحیه گوش به صورت دستی



شکل ۵-۱۲: (ردیف بالا) چند نمونه گوش انتخابی از دیتابیس موجود در [1] (وسط) تصاویر اندازه میدان نیرو مربوط به هر گوش (پایین) میدان همگرایی مربوط به گوش ها

حال با پیاده سازی روش مرجع [7] روی پایگاه داده USTB نتایج را مانند شکل (۵-۱۲) دسته بندی می کنیم و در شکل (۵-۱۳) نمایش می دهیم. بعد از یک مرحله آستانه گذاری روی میدان همگرایی استخراج شده از پایگاه داده USTB (مانند ردیف پایین شکل ۵-۱۳) و استفاده از روش تطبیق الگو، به شناسایی گوش ها می پردازیم.



شکل ۵-۱۳: (ردیف بالا) چند نمونه گوش انتخابی از دیتابیس USTB (وسط) تصاویر اندازه میدان نیرو مربوط به هر گوش (پایین) میدان همگرایی مربوط به گوش ها

در اثر اجرای الگوریتم مذکور روی دیتابیس USTB نتیجه تشخیص ۷۰ نفر از ۷۷ نفر یا ۹۰,۹۱٪ برای آزمایش اول یعنی تشخیص گوش در شرایط تغییر نور پردازی دست یافتیم. در این آزمایش از تصویر اول جهت آموزش و تصویر چهارم جهت تست استفاده کردیم. همچنین در آزمایش دوم یعنی تشخیص گوش در شرایط چرخش سر در عمق نتیجه تشخیص ۳۲ نفر از ۷۷ نفر یا ۴۱,۵۵٪ حاصل شد. در این آزمایش از تصویر اول جهت آموزش

و تصویر دوم جهت تست استفاده کردیم شایان ذکر است که در اجرای الگوریتم از نرمالیزه کردن و جداکردن تصاویر گوش که در فصل چهارم توضیح داده شد نیز استفاده کردیم.

۵-۴ استخراج ویژگی با استفاده از برچسب های توپوگرافیکی

همانطور که در فصل قبل دیدیم، برچسب های توپوگرافیکی اطلاعات مفیدی درمورد ویژگی- های هندسی ساختار گوش را ارائه می کنند. با بررسی این برچسب ها و تغییرات آنها بین افراد مختلف به این نتیجه رسیدیم که با چهار برچسب سراسیابی داخل و خارج و همچنین سراسیابی زین اسبی با انحنا به داخل و خارج، مدل خوبی از شیارهای گوش را خواهیم داشت. سایر برچسب های توپوگرافیکی اگرچه مفید می باشند و به ویژگی های خاصی از ساختار گوش اشاره می کنند (به خصوص برچسب های ناودانی بیرون و داخل) اما این اطلاعات نقش مؤثری در متمایز کردن تصویر گوش در افراد مختلف ندارند. البته ما در اینجا اثر سایر برچسب ها را بررسی ننموده ایم و صرفاً همین چهار برچسب برای توصیف ساختار پیچیده گوش مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل نشان می دهد این چهار برچسب بنحو قابل توجهی متمایز کننده گوش افراد مختلف می باشد.

در اجرای الگوریتم پیشنهادی دو مجموعه جداگانه که در هریک دو برچسب توپوگرافیکی استخراج شده است، تشکیل می گردد. مجموعه اول شامل برچسب های سراسیابی با انحنا به داخل و سراسیابی زین اسبی با انحنا به داخل و مجموعه دوم شامل برچسب های سراسیابی با انحنا به خارج و سراسیابی زین اسبی با انحنا به خارج می باشد.

نقشه هریک از این برچسب ها به تنهایی و همچنین ترکیب آنها جهت ساختن هر یک از این دو مجموعه در شکل (۵-۱۴) نشان داده شده است. این برچسب ها از یک گوش نمونه که از دیتابیس USTB انتخاب شده، استخراج شده است.

همانطور که در شکل (۵-۱۵) می بینیم، نواحی زائد در مجموعه های ۱ و ۲ با یک مرحله آستانه گذاری بر روی تصویر ورودی مطابق آنچه در فصل قبل توضیح داده شد، حذف می گردد.



Convex hill

Convex saddle hill

Concave saddle hill

Concave hill



Set1

Set2

شکل ۵-۱۴. (ردیف بالا) گوش انتخابی (وسط) ۴ برچسب توپوگرافیکی (پایین) هر یک از مجموعه ها



(ب)

(ب)

(الف)

شکل ۵-۱۵. (الف) مجموعه اول بعد از آستانه گذاری (ب) مجموعه دوم بعد از آستانه گذاری

نتیجه حاصل از آستانه گذاری که سبب حذف مؤثر نواحی اطراف گوش می شود (شکل بالا)، روش مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی را بی نیاز از مرحله جدا کردن گوش از سایر نواحی سر می نماید. این مرحله در سایر الگوریتم ها نظیر PCA ضروری می باشد. به عبارت بهتر با تشکیل مجموعه های ۱ و ۲ که در بالا توضیح داده شد و همچنین با قرار دادن یک مقدار آستانه، می توان بدون نیاز به جدا کردن گوش از سایر نواحی به طبقه بندی گوش ها پردازیم (باید توجه داشت که تصحیح چرخش گوش ها در صفحه امری است که باید رعایت شود اما با توجه به اینکه در الگوریتم پیشنهادی از روش تطبیق الگو جهت طبقه بندی استفاده خواهیم کرد و از طرفی تصاویر گوش در آزمایش اول تنها از نظر شدت روشنایی تفاوت دارند لذا نیاز به نرمالیزه کردن چرخش صفحه ای گوش در الگوریتم پیشنهادی رفع می شود اما این امر در آزمایش دوم وقتی گوش ها دارای چرخش عمقی هستند، در نظر گرفته می شود). در حقیقت با تشکیل مجموعه های ۱ و ۲ به یک شکل کلی از ساختار گوش دست یافتیم.

در مرجع [7] اگرچه از بردارهای میدان^{۳۰} جهت استخراج ویژگی استفاده می کند اما ویژگی های خاص^{۳۱} هر گوش (با توجه به بردارهای میدان همگرا شده) را با ۲ مقدار +۱ و -۱ (بر اساس یک مقدار آستانه) مشخص می کند. سپس از روش تطبیق الگو جهت طبقه بندی آن ویژگی ها استفاده می کند. شکل (۵-۱۶) چند نمونه از ویژگی های استخراج شده در مرجع [7] را نشان می دهد.



شکل ۵-۱۶. (ردیف بالا) گوش های انتخابی، (ردیف پایین) و بردارهای ویژگی استخراج شده [2].

همانطور که مشاهده می شود نواحی با مقدار $+1$ (سفید) و -1 (سیاه) ساختار شیارهای گوش را نشان می دهد که بسیار به نقشه های استخراج شده از روش پیشنهادی مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی شباهت دارند. در حقیقت ایده اصلی ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی (شکل ۵-۱۷) از مرجع [7] گرفته شده است.

بر مبنای روش کلاسه بندی تطبیق الگو، ویژگی های مبتنی بر بردارهای میدان از تصویر ورودی استخراج شده و بر مبنای تکنیک همبستگی متقابل^{۳۱} با هم ترکیب می شوند و تصویر جدیدی را تشکیل می دهند که میزان شباهت دو تصویر ابتدایی را به ازای موقعیت های مختلف، شیفِت آن دو تصویر نسبت به هم نشان می دهد. برای طبقه بندی گوش ها به روش مذکور، میزان ماکزیمم در تصویر همبستگی را به عنوان مقدار شباهت

³¹ Cross Correlation

دو تصویر گوش در نظر می گیرند. فرض کنید تصویر A ویژگی های استخراج شده از تصویر مورد آزمایش را نشان دهد. همچنین $[B_1 \dots B_N]$ تصویر ویژگی های استخراج شده (مستقل از روش استفاده شده) از گوش های موجود در پایگاه اطلاعات باشند که هریک به اشخاص متفاوت تعلق دارند (N شخص در پایگاه اطلاعات وجود دارند). فرض کنید می دانیم دو تصویر A, B_1 هر دو متعلق به یک نفر باشند. حال می خواهیم با معیار بالا و تعیین مقدار ماکزیمم شباهت، گوش ها را طبقه بندی کنیم. باید همبستگی متقابل تصویر A را با سایر تصاویر موجود در پایگاه اطلاعات به دست آوریم.

فرض کنید C بیانگر تصویر همبستگی متقابل باشد یا به عبارت بهتر داریم:

$$C_i = \text{cross correlation}(A, B_i), \quad i = 1, \dots, N$$

$$D_i = \max(C_i)$$

که D بیانگر حداکثر میزان شباهت تصویر A با سایر تصاویر می باشد.

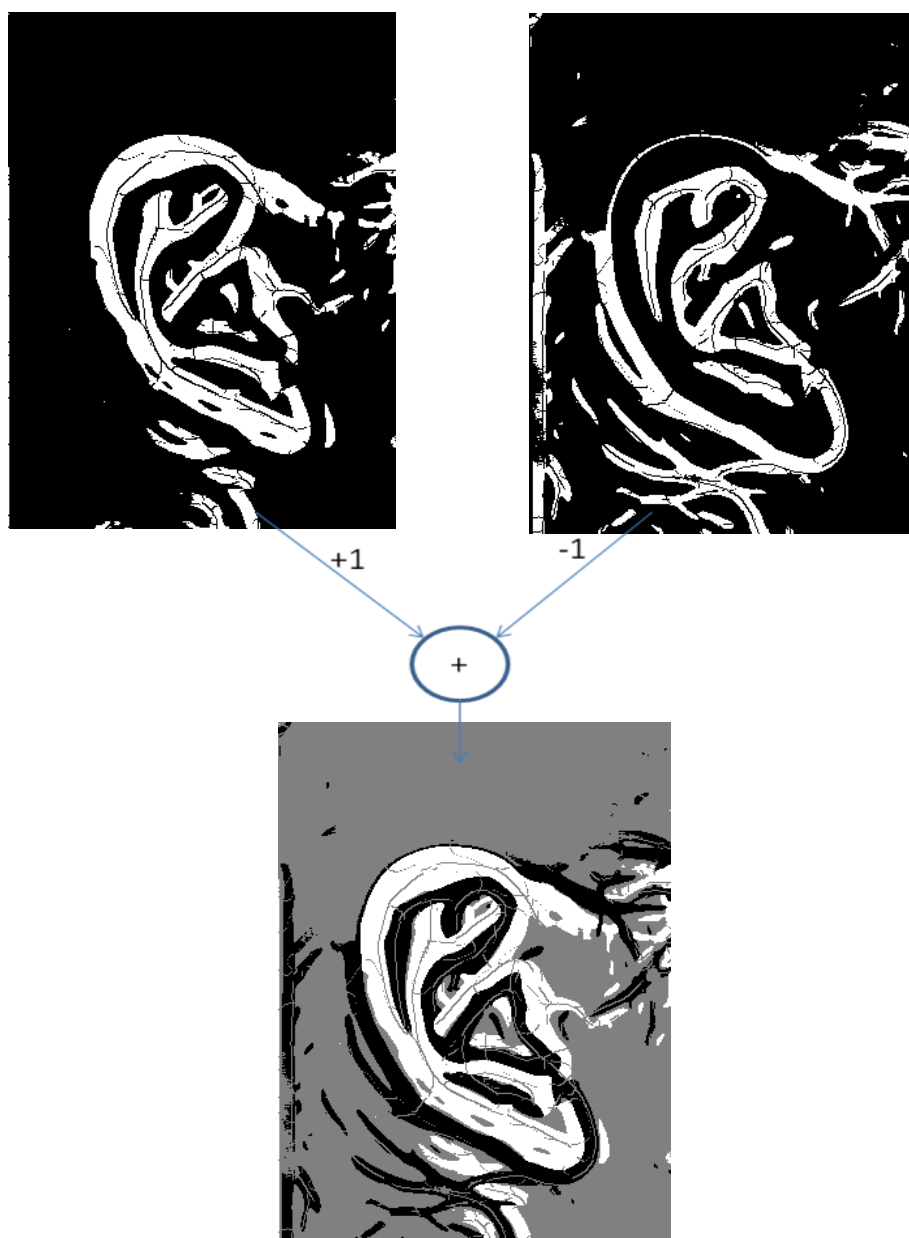
مقدار ماکزیمم D تصویری را که دارای بیشترین شباهت با تصویر A می باشد، مشخص می کند. با فرض ذکر شده، D_1 باید نسبت به سایر D_i ها بیشتر باشد.

یکی از مزایای استفاده از تطبیق الگو امکان انطباق الگوهای جا به جا شده در مکان می باشد بدین لحاظ برای تطبیق الگوهای به دست آمده از برچسب های توپوگرافیکی، استفاده از این روش پیشنهاد می شود.

بیان ویژگی های متفاوت (دو ویژگی) با مقادیر +1 و -1 سبب می شود که در جاهایی از دو تصویر مورد آزمایش که شباهت داریم (هر دو +1 یا هر دو -1) مقدار +1 حاصل شود و در جاهایی که شباهت نداریم مقادیر 0 یا -1 حاصل شود.

حال به روش پیشنهادی بر مبنای مجموعه های حاوی برچسب های توپوگرافیکی که در شکل (۵-۱۵) مشاهده کردیم، میپردازیم. به مجموعه اول مقدار +1 و به مجموعه دوم مقدار -1 و به نواحی باقیمانده مقدار 0 را اختصاص می دهیم. شکل (۵-۱۷) نتیجه این ترکیب را نشان می دهد.

نتیجه ترکیب برچسب های توپوگرافیکی شکل ۵-۱۷ به طبقه بند تطبیق الگو داده می شود تا با تصویر مشابه مربوط به افراد در پایگاه USTB که شامل ۷۷ نفر می باشند، مقایسه شود. برای هر نفر چهار تصویر گوش وجود دارد که تصاویر اول و چهارم دارای تفاوت در شدت روشنایی می باشند. در این تحقیق از تصویر اول مربوط به هر فرد به عنوان آموزش (۷۷ گوش) و از تصویر چهارم (آزمایش اول) و تصویر دوم (آزمایش دوم) فرد به عنوان تست استفاده نموده ایم. در بین ۷۷ تصویر تست، اجرای روش پیشنهادی منجر به شناسایی درست ۶۶ فرد یا ۸۵٫۷۱٪ در آزمایش اول (تغییر شدت نور پردازی) و ۴۴٫۱۶٪ در آزمایش دوم (چرخش سر در عمق) شد.



(ب)

شکل ۵-۱۷. (الف) مجموعه های توپوگرافیکی (ب) ترکیب ین مجموعه ها

در آزمایش دیگر در مورد تشخیص گوش در شرایط تغییر نور پردازی، تنها از مجموعه توپوگرافیکی اول جهت طبقه بندی گوش ها استفاده کردیم. نتیجه این آزمایش تشخیص صحیح ۶۱ نفر از ۷۷ نفر (۷۹,۲۲٪) می باشد که این نتیجه از قبل قابل پیش بینی می باشد چرا که استفاده از هر دو مجموعه توپوگرافیکی اطلاعات کاملتری از ساختار توپوگرافیکی گوش را ایجاد می کند.

۵-۴-۱ اصلاح الگوریتم پیشنهادی برای بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط تغییر نور محیط

با بررسی دقیق تر نتایج الگوریتم پیشنهادی که در آن از دو مجموعه برچسب های توپوگرافیکی به عنوان ویژگی استفاده شد و همچنین موارد خطا در آزمایش اول (تغییر نور محیط) به نتایج زیر رسیدیم.

۱- ۱۰۰٪ گوش ها به درستی در rank 5 تشخیص داده شده اند (تشخیص صحیح جزء پنج تای اول از لحاظ شباهت قرار دارد).

۲- با بررسی تصویر گوش هایی که در rank 1 درست تشخیص داده نشده بودند (۱۱ تصویر گوش) به این نتیجه رسیدیم که گوش های تست و آموزش دارای اندکی چرخش زاویه در صفحه می باشند. برای کاهش خطای تشخیص، الگوریتم قبلی را به این نحو اصلاح نمودیم که به ازای هر تصویر تست دو تصویر ناشی از چرخش صفحه ای آن به اندازه $+10^\circ$ و -10° درجه را نیز به دست آورده و این سه تصویر را با تصاویر آموزشی در پایگاه اطلاعات به روش تطبیق الگو مقایسه نمودیم. در این مقایسه تصویر گوش آموزشی با بیشترین شباهت را به عنوان نتیجه شناسایی اعلام می کنیم.

نتیجه حاصل از این تغییرات بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط تغییر نور محیط (آزمایش اول) تا 93.50% را بدنبال داشت.

با توجه به بار محاسباتی ناشی از مقایسه تصاویر چرخش یافته گوش و با توجه به نتایج ارائه شده در بند یک این قسمت که ثابت می کند تشخیص 100% را برای Rank 5 داریم، روش پیشنهادی را بصورت زیر در دو مرحله انجام می دهیم.

ابتدا تصویر ورودی گوش را به کمک ویژگی های توپوگرافیکی و روش مقایسه تطبیق الگو با تصاویر گوش آموزشی مقایسه می کنیم. پنج تصویر کاندید در Rank 5 را به مرحله دوم الگوریتم وارد می کنیم.

در مرحله دوم تصویر تست ورودی را با چرخش $+10^\circ$ و -10° درجه با این پنج کاندیدا توسط ویژگی های توپوگرافیکی مقایسه می نماییم. نتیجه شناسایی صحیح گوش ها همان 93.5% می باشد در حالیکه حجم محاسبات انجام شده به شدت کاهش می یابد چرا که کاندیدهای مقایسه به پنج کاندید تقلیل یافته اند.

شکل (۵-۱۸) دو تصویر گوش موجود در دیتابیس را که از یکی به عنوان مدل و از دیگری به عنوان تست استفاده کردیم، را نشان می دهد. مجموعه های توپوگرافیکی هر یک در شکل (۵-۱۹) نشان داده شده است.



(الف)

(ب)

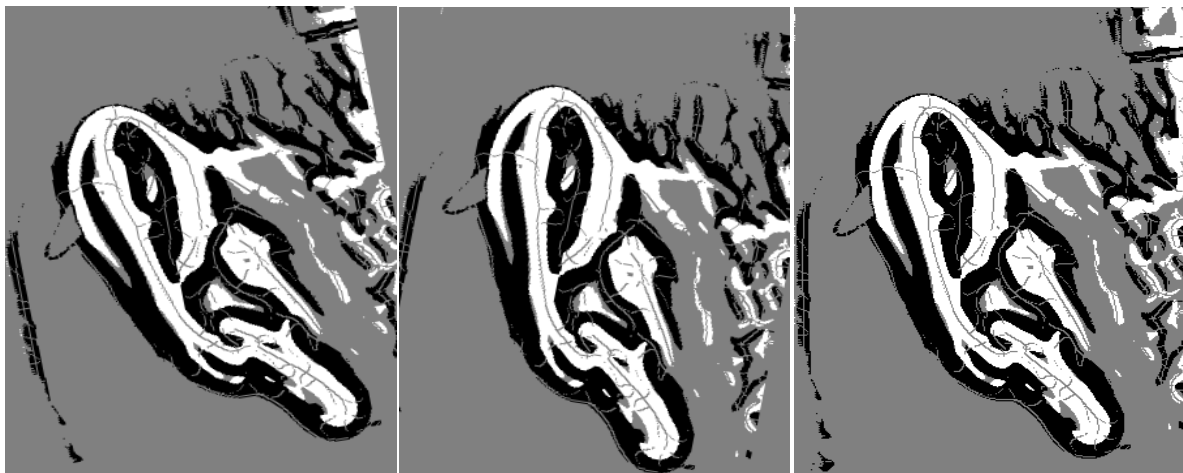
شکل ۵-۱۸. (الف) گوش تست (ب) گوش مدل



(الف)

(ب)

شکل ۵-۱۹. (الف) ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی برای گوش تست (ب) گوش مدل



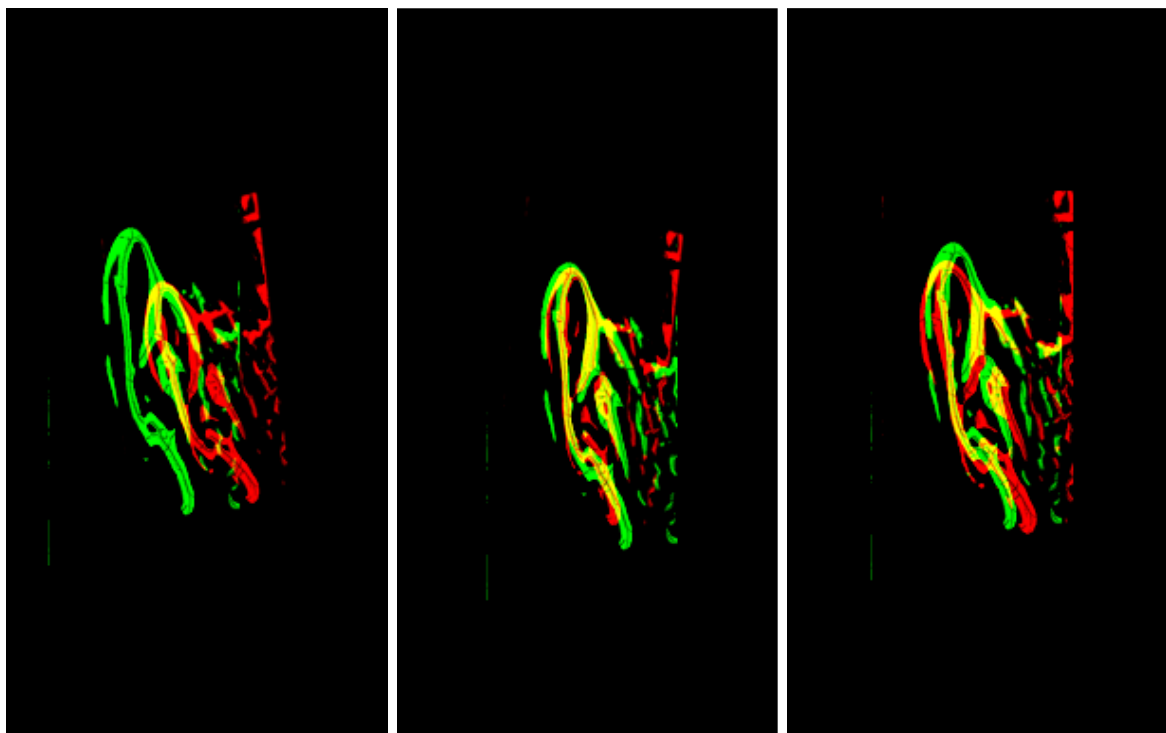
(ج)

(ب)

(الف)

شکل ۵-۲۰. (الف) ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی برای گوش تست (ب) تغییر زاویه ۱۰- درجه (ج) تغییر زاویه ۱۰+ درجه

در شکل ۵-۲۱ تصاویر ساخته شده با استفاده از مجموعه های توپوگرافیکی، برای گوش های تست (بدون چرخش وبعد از چرخش) را روی تصویر گوش مدل منطبق نموده ایم. با توجه به این شکل به صورت چشمی می توان دریافت که گوش تست بعد از چرخش ۱۰- دارای شباهت بیشتری به گوش مدل می شود.



(الف)

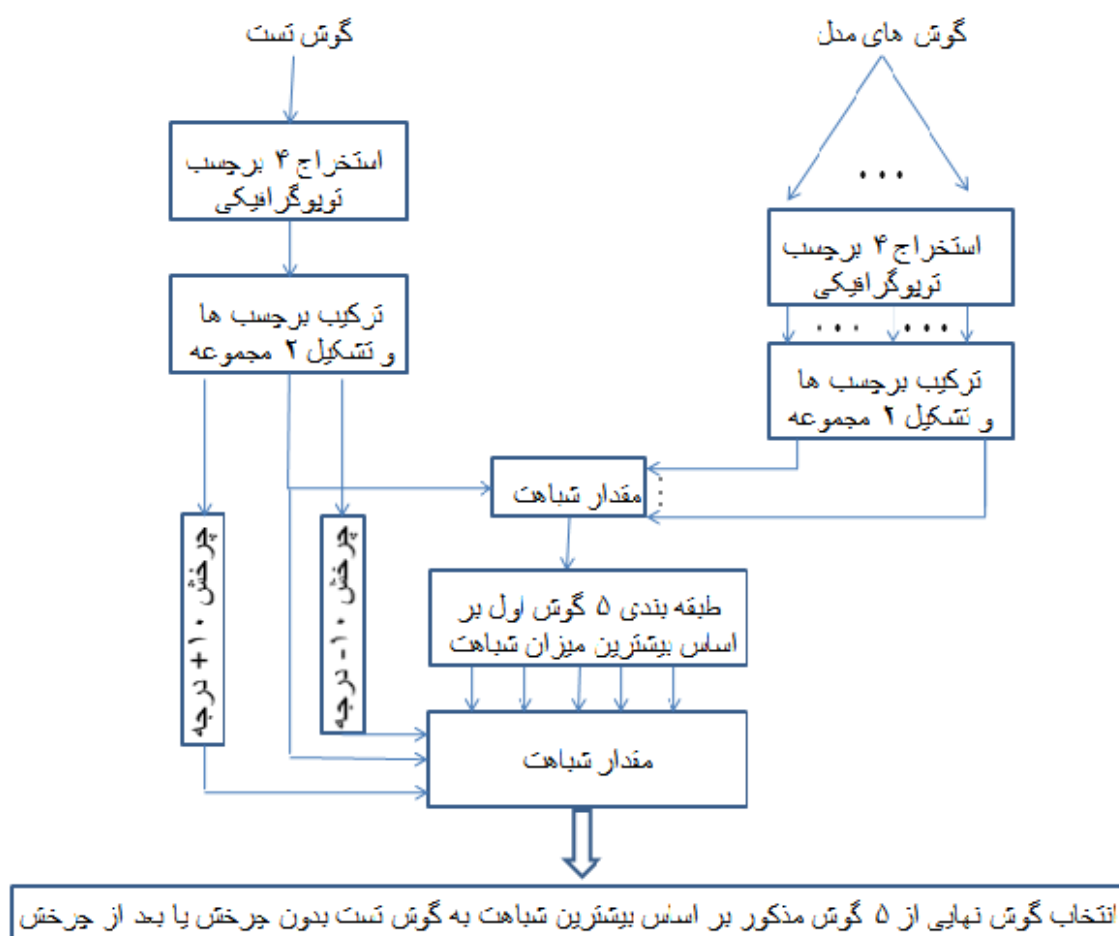
(ب)

(ج)

شکل ۵-۲۱. (الف) ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی برای گوش مدل (سبز) و ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی برای گوش تست (قرمز) برای گوش تست و مدل (ب) تغییر ۱۰- گوش تست و گوش مدل (ج) تغییر ۱۰+ گوش تست و گوش مدل

ضریب شباهت اشکال ۵-۲۱ (قرمز) با گوش مدل (سبز) به ترتیب 0.17, 0.39, 0.22 می باشد که بیانگر آن است تصویر وسط (تغییر زاویه گوش تست به اندازه ۱۰-) دارای بیشترین شباهت به گوش مدل می باشد.

شکل (۵-۲۲) روندنمای الگوریتم پیشنهادی (بعد از اصلاح) را به صورت شماتیک نشان می دهد.



شکل ۵-۲۲. روندنمای الگوریتم پیشنهادی بر مبنای برچسب های توپوگرافیکی برای بهبود شناسایی گوش در شرایط تغییر نورپردازی

۵-۴-۲- الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل Affine برای بهبود نرخ شناسایی گوش در شرایط گردش سر در عمق

تنها تفاوت الگوریتم ارائه شده در این قسمت در نورمالیزه کردن تصاویر حاصل (مجموعه های توپوگرافیکی) از نظر مقدار زاویه چرخش در صفحه (Rotation) می باشد. از آنجایی که تمامی مراحل در فصل ۴ و فصل ۵-۴ به تفصیل توضیح داده شده است، از توضیحات اضافی در این قسمت خودداری کردیم.

مانند قسمت ۵-۴-۱ بعد از تشکیل تصاویر حاصل از ترکیب مجموعه های توپوگرافیکی، آستانه گذاری و نرمالیزه کردن، با استفاده از روش تطبیق الگو به طبقه بندی و شناسایی گوش ها می پردازیم. توجه داشته باشید در این قسمت یعنی تشخیص گوش در شرایط چرخش سر در عمق از تصویر اول گوش هر فرد به عنوان آموزش و تصویر دوم آن جهت تست استفاده می شود. نتیجه تشخیص صحیح ۳۴ نفر از ۷۷ نفر یا ۴۴٫۱۶٪ در اثر اجرای این الگوریتم روی دیتابیس USTB حاصل شد.

در این قسمت به اصلاح الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل Affine می پردازیم. با فرض نزدیک بودن دوربین به گوش های عکسبرداری شده، از تبدیل Affine جهت انطباق تصویر تست بر تصویر مدل استفاده می کنیم. به این ترتیب که فرض می کنیم گوش های حاصل از گردش سر افراد معادل اعمال تبدیل Affine (با پارامترهای مشخص) به تصویر گوش مدل (بدون گردش) می باشد.

برای پیشبرد الگوریتم و تعیین پارامترهای تبدیل Affine از چند گوش چرخیده شده و معادل بدون گردش آنها به عنوان آزمایش استفاده می کنیم. با به دست آوردن نقاط تقریباً ثابت (برای دقت بیشتر به صورت چشمی) در تصاویر مذکور (قبل و بعد از گردش) به تعیین پارامترهای تبدیل Affine می پردازیم. سپس تبدیل فوق را به تمامی گوش های مورد تست اعمال کرده و نتایج را به همراه خود تصاویر تست، با تصاویر آموزش به روش تطبیق الگو مورد مقایسه قرار می دهیم.

معادله کلی تبدیل Affine به صورت زیر تعریف می شود:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ e & f & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13-5)$$

$$\begin{aligned} x_{new} &= \frac{x'}{z'} \\ y_{new} &= \frac{y'}{z'} \end{aligned} \quad (14-5)$$

همانطور که مشاهده می شود هر پیکسل با مختصات (x, y) از تصویر قدیمی به مختصات (x', y') از تصویر جدید تبدیل می شود. در رابطه بالا ضرایب a, b, c, d, e and f ضرایب تبدیل Affine می باشند. با توجه به معادله (14-5) پر واضح است که تبدیل فوق یک تبدیل غیر خطی می باشد.

برای به دست آوردن ضرایب تبدیل Affine کافی است مختصات سه نقطه از تصویر اولیه و معادل آن نقاط در تصاویر جدید را داشته باشیم. معادلات حاکم را با فرض داشتن سه نقطه فرضی در تصاویر اولیه و جدید می نویسیم.

$$\begin{cases} x_{new}^1 - \left(\frac{ax^1 + by^1}{ex^1 + fy^1 + 1} \right) = 0 \\ y_{new}^1 - \left(\frac{cx^1 + dy^1}{ex^1 + fy^1 + 1} \right) = 0 \\ x_{new}^2 - \left(\frac{ax^2 + by^2}{ex^2 + fy^2 + 1} \right) = 0 \end{cases}$$

در این دستگاه معادلات (x_{new}^i, y_{new}^i) بیانگر i امین نقطه در تصویر جدید و (x^i, y^i) معرف i امین نقطه در تصویر اولیه می باشد. به علت غیر خطی بودن دستگاه معادلات بالا نسبت به پارامترهای تبدیل Affine از دستور "fsolve" در نرم افزار MATLAB استفاده می کنیم. این دستور جهت حل معادلات غیرخطی با داشتن مقدار اولیه عمل می کند (مقدار اولیه پارامترها را برابر صفر فرض کردیم). در شکل زیر دو تصویر گوش از یک فرد، قبل و بعد از گردش سر نشان داده شده است، همچنین نقاط تقریباً ثابت را به صورت دستی انتخاب می کنیم. اما نکات مهمی باید مورد توجه قرار گیرند:

۱- ابعاد دو تصویر (اولیه و ثانویه) باید یکسان باشند.

۲- تصاویر باید هم مرکز باشند.

۳- تصاویر باید از نظر میزان چرخش در صفحه نرمالیزه شده باشند.

قسمت اول و سوم در نرمالیزه کردن مجموعه های توپوگرافیکی خود به خود لحاظ می شوند. برای قسمت دوم کافی است محلی را که دو تصویر دارای بیشترین شباهت می باشند را پیدا کنیم و مرکز دو تصویر را در

آن نقطه قرار دهیم. این نکات از آن جهت حائز اهمیت می باشند که اگر رعایت نشوند استفاده از تبدیل Affine کارا نمی باشد.



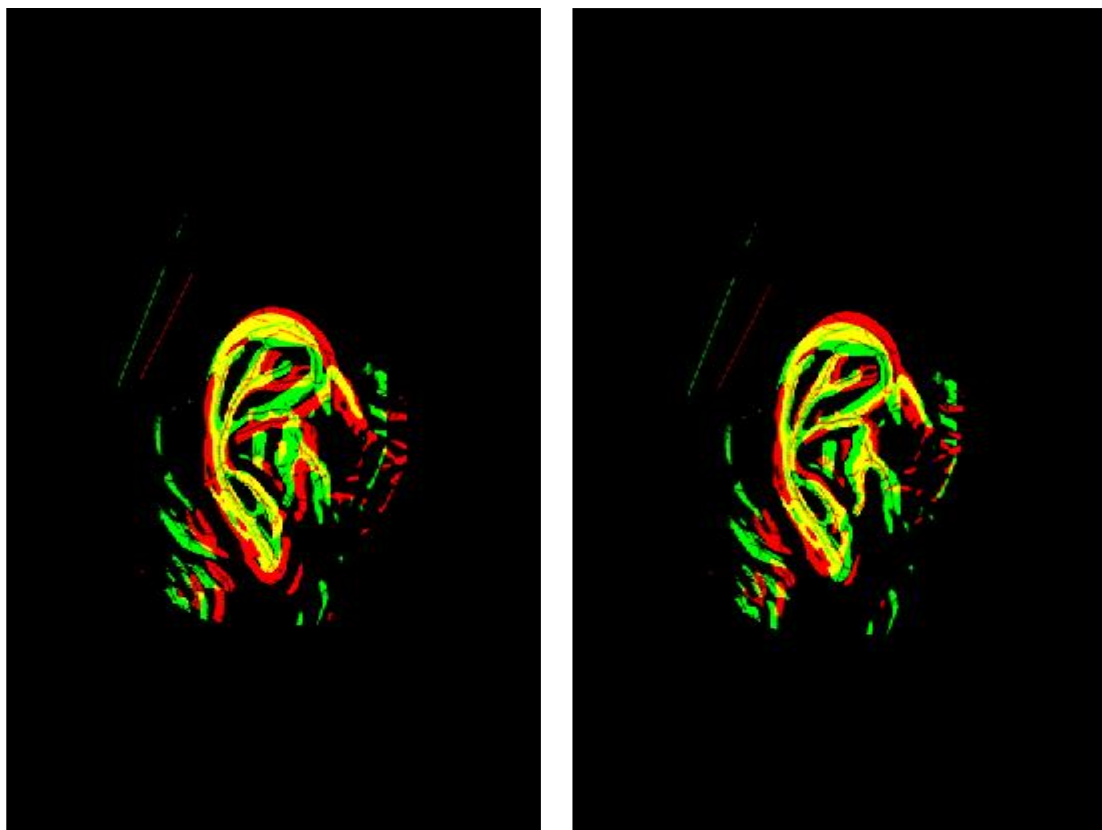
(الف)



(ب)

شکل ۵-۲۳: پیدا کردن نقاط تقریباً ثابت در مجموعه های توپوگرافیکی نورمالیزه شده و هم مرکز شده برای یک فرد (الف) قبل از گردش سر (ب) بعد از گردش سر.

بعد از مشخص کردن نقاط، حل دستگاه معادلات (۵-۱۵) و اعمال تبدیل Affine به تصویر ۵-۲۳-الف (قبل از گردش سر) به تصویر جدیدی می رسمیم که طبق ادعای ما باید شباهت بیشتری به تصویر ۵-۲۳-ب (بعد از گردش سر) داشته باشد. در شکل بعد یکبار تصاویر ۵-۲۳ را بدون اعمال تغییرات روی هم انداخته و ضریب شباهت آن دو را محاسبه می کنیم که مقدار ۰,۲۱۲۴ حاصل می شود. در مرتبه بعد تصویر حاصل از اعمال تبدیل Affine (به گوش قبل از گردش سر) را روی تصویر گوش (بعد از گردش سر) انداخته و ضریب شباهت را محاسبه می کنیم. در این حالت مقدار ۰,۲۹۲۱ حاصل می شود که بیانگر این مطلب است که اعمال تبدیل Affine سبب ایجاد تصویری شبیه تر به تصویر گوش بعد از گردش سر شده است.



(الف)

(ب)

شکل ۵-۲۴: روی هم انداختن مجموعه های توپوگرافیکی حاصل از تصویر گوش متعلق به یک فرد قبل و بعد از گردش سر (الف)، بعد از گردش سر و اعمال تبدیل Affine به تصویر قبل از گردش سر (ب)

در اثر این اصلاح الگوریتم با استفاده از تبدیل Affine به نتیجه تشخیص صحیح ۴۰ نفر از ۷۷ نفر یا ۵۱٫۹۵٪ برای آزمایش دوم رسیدیم. جدول زیر نتایج حاصل از این فصل را نشان می دهد.

نتایج حاصل از مقایسه روش های آزمایش شده روی پایگاه اطلاعات USTB در جدول ۵-۱ آمده است.

جدول ۵-۱: مقایسه نتایج تشخیص گوش در عدم قطعیت های تغییر شرایط نور پردازی و چرخش سر در عمق

روش های آزمایش شده روی پایگاه USTB	نرخ شناسایی در شرایط تغییر نور محیط	نرخ شناسایی در شرایط چرخش سر افراد در عمق
PCA (از سه تصویر جهت آموزش استفاده می شود)	72.27%	38.96%
Hurley-Nixon از یک تصویر جهت آموزش استفاده می شود.	90.91%	41.55%

روش پیشنهادی مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی (از یک تصویر جهت آموزش استفاده می شود)	85.71%	44.16%
اصلاح روش پیشنهادی در هر قسمت (از یک تصویر جهت آموزش استفاده می شود)	93.5%	51.95%

۵-۵ نتیجه گیری

در این تحقیق تشخیص هویت افراد با استفاده از بیومتریک گوش مورد بررسی قرار گرفت. عدم قطعیت هایی نظیر تغییر شدت روشنایی و چرخش سر افراد در عمق به عنوان مسائل اساسی بیومتریک گوش، در این تحقیق به صورت مجزا بررسی شد و الگوریتم هایی جهت رفع و بهبود این عدم قطعیت ها بیان شد. در این تحقیق از پایگاه داده USTB که شامل ۳۰۸ تصویر دو بعدی گوش می باشد، استفاده کردیم. برای هر فرد چهار تصویر گوش در اختیار است که تصاویر اول و چهارم هر فرد دارای اختلاف در شدت روشنایی و تصاویر دوم و سوم دارای اختلاف زاویه چرخش در عمق می باشند. انتخاب این پایگاه داده سبب شد تا بتوانیم مسائل مربوط به عدم قطعیت های گوش را به صورت مجزا بررسی کنیم. در این تحقیق، در صورت استفاده از هر روش، دو آزمایش را برای بررسی نرخ شناسایی گوش داریم. آزمایش اول مربوط به شناسایی گوش در شرایط تغییر شدت نور و آزمایش دوم مربوط به شناسایی گوش در شرایط چرخش سر در عمق می باشد. با بررسی تحقیقات پیشین، دو روش را برای مقایسه با الگوریتم های پیشنهادی در این پایان نامه در نظر گرفتیم. روش اول روش متداول آنالیز داده^{۳۲} می باشد. از آنجاییکه هم اندازه بودن تصاویر از جمله شرط های استفاده از این روش می باشد لذا نیاز به جداسازی گوش قبل از استخراج بردارهای ویژه امری ضروری می باشد. نتایج حاصل از این قسمت با پیاده سازی این روش مبتنی بر گزارشات ارائه شده و آزمایش روی پایگاه داده USTB حاصل شد. نرخ شناسایی ۷۲٫۲۷٪ برای آزمایش اول و ۳۸٫۹۶٪ برای آزمایش دوم حاصل شد. روش دیگری که در این تحقیق مورد آزمایش قرار گرفت روش معروف Hurley-Nixon می باشد. این روش از جمله روش های موفق و معتبر در بیومتریک گوش می باشد و مبتنی بر تشکیل میدان نیرو برای هر تصویر، استخراج ویژگی از آنها و طبقه بندی آنها با استفاده از روش تطبیق الگو^{۳۳} می باشد. نتیجه این آزمایش این روش روی پایگاه داده USTB نرخ شناسایی ۹۰٫۹۱٪ برای آزمایش اول و ۴۱٫۵۵٪ برای آزمایش دوم است.

با توجه به نتایج قابل قبول به دست آمده در بکارگیری برچسب های توپوگرافیکی در مدل کردن تصویر چهره و شناسایی چشم ها بر آن شدیم تا به کمک برچسب های توپوگرافیکی ویژگی های متمایز کننده گوش را استخراج کنیم. در این تحقیق روش هایی را مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی برای ۱- جداسازی گوش و ۲- شناسایی گوش پیشنهاد کردیم.

ساختار پیچیده گوش از یک طرف و دشوار بودن پیدا کردن نقاط مرجع در آن سبب شده تا مسأله جداسازی گوش به صورت اتوماتیک از مسائل دشوار در بیومتریک گوش باشد به طوریکه برای جداسازی

³² PCA

³³ Template Matching

اتوماتیک گوش از تصاویر سه بعدی استفاده می کنند. یکی از محدود الگوریتم هایی که از تصاویر دو بعدی برای جداسازی گوش استفاده می کند روش مبتنی بر لبه می باشد. از مشکلات آن می توان به وابستگی این روش ها به مقدار آستانه و عدم پیوستگی لبه های یک تصویر اشاره کرد. الگوریتمی که در این تحقیق برای جداسازی گوش استفاده می شود با استفاده از سه برچسب توپوگرافیکی ناودانی داخل، سرایشی با انحنا به داخل و سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، سبب جداسازی گوش به صورت کاملاً اتوماتیک می شود. در حقیقت عدم وابستگی برچسب های توپوگرافیکی به شدت روشنایی و ایجاد نواحی ضخیم در اثر ترکیب این برچسب ها سبب شد تا نتیجه جداسازی گوش با استفاده از الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده USTB کاملاً موفقیت آمیز باشد. با اجرای روش مبتنی بر لبه روی پایگاه USTB تنها ۲۰۷ گوش از ۳۰۸ تصویر موجود به صورت صحیح جداسازی شدند و این درحالیست که الگوریتم پیشنهادی سبب شد تمامی ۳۰۸ تصویر گوش موجود به صورت صحیح جداسازی شوند.

برای شناسایی گوش در شرایط تغییر نور محیط، الگوریتمی مبتنی بر چهار برچسب توپوگرافیکی جهت استخراج ویژگی و استفاده از روش تطبیق الگو^{۳۴} جهت طبقه بندی و شناسایی گوش ها ارائه شد. با بررسی تحقیقات پیشین یافتیم که بالاترین درصد گزارش شده برای شناسایی گوش در پایگاه داده USTB ۹۰,۹۱٪ می باشد که مبتنی بر روش Hurley-Nixon (میدان نیرو^{۳۵}) می باشد. نرخ تشخیص گوش با استفاده از الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر برچسب های توپوگرافیکی ۸۵,۷۱٪ می باشد. با بررسی خطاهای شناسایی روی پایگاه اطلاعات USTB الگوریتم پیشنهادی را بهبود دادیم بطوریکه نتیجه شناسایی ۹۳,۵٪ در اثر این بهبود حاصل شد. در نتیجه این الگوریتم دارای نتیجه موافقی نسبت به روش های متداول آنالیز داده^{۳۶} و Hurley-Nixon که هر دو روی پایگاه داده مشابه آزمایش شدند، می باشد.

مسئله تشخیص گوش در شرایط چرخش سر افراد در عمق تنها در یک مقاله گزارش شده است که در آنجا تنها از ۲۵ گوش جهت آزمایش و از الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ICP و تصاویر سه بعدی استفاده شده است. این قسمت به صورت مجزاً در این پایان نامه مورد بررسی قرار گرفته است و الگوریتمی مبتنی بر نقشه توپوگرافیکی تصاویر گوش مانند آنچه در شرایط تغییر نور محیط ارائه شد، پیشنهاد شده است. تنها تفاوت الگوریتم ارائه شده در این قسمت در نورمالیزه کردن تصاویر حاصل (مجموعه های توپوگرافیکی) از نظر مقدار زاویه چرخش در صفحه (Rotation) می باشد. نتیجه شناسایی ۴۴,۱۶٪ در ضمن اجرای این روش حاصل شد. برای بهبود الگوریتم پیشنهاد شده و با فرض نزدیک بودن دوربین به گوش های عکسبرداری شده، از تبدیل Affine جهت انطباق تصویر تست بر تصویر مدل استفاده نمودیم. به این ترتیب که فرض کردیم گوش های حاصل از گردش سر افراد معادل اعمال تبدیل Affine (با پارامترهای مشخص) به تصویر گوش مدل (بدون گردش) می باشد. بعد از بدست آوردن ضرایب تبدیل Affine و اجرای روش پیشنهادی توانستیم نتیجه

³⁴ Template Matching

³⁵ Force Field

³⁶ PCA

شناسایی گوش در این قسمت (چرخش سر در عمق) را تا ۵۱٫۹۵٪ افزایش دهیم که نتیجه بهتری نسبت به روش های PCA و Hurley-Nixon می باشد.

۵-۶ پیشنهادات

از آنجا که تشخیص هویت افراد به صورت اتوماتیک در جهان بسرعت در حال رشد و ارتقا است، تحقیقات گسترده ای در رابطه با گسترش و افزایش سرعت و دقت بیومتریک های مختلف انجام می شود. در ضمن بیومتریک گوش می تواند در کنار یک بیومتریک دیگر مانند چهره استفاده شود. با توجه به سابقه کم تحقیقاتی بیومتریک گوش نسبت به سایر بیومتریک ها، زمینه کار روی این بیومتریک گسترده و باز می باشد. بنابر تجربیاتی که در طول این تحقیق بدست آوردیم، چند پیشنهاد به شرح زیر ارائه می شود.

۱- روش های پیشنهادی روی دیتابیس های دیگر مورد آزمایش قرار گیرند. به خصوص اثر گوشواره و پوشیده شدن قسمتی از گوش توسط مو به صورت مجزا بررسی شود.

۲- در روش های پیشنهادی برای تشخیص گوش، اثر سایر برچسب ها بخصوص ناودانی خارج و داخل مورد بررسی قرار گیرد. این برچسب ها شباهت زیادی به لبه تصویر دارند لذا در توصیف ساختار گوش می توانند مفید باشند.

۳- در روش شناسایی گوش در شرایط چرخش سر در عمق، می توان از تبدیل هندسی Prospective استفاده شود و نتایج آن را با الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر تبدیل Affine مقایسه کرد.

۴- استفاده از تصاویر سه بعدی که با دوربین های Ranging بدست می آیند می توانند به عنوان مکمل در کنار تصاویر دو بعدی استفاده شوند. همچنین می توان روش های ارائه شده را روی این تصاویر نیز پیاده سازی کرد.

مراجع

[1] Kresimir Delac, Mislav Grgic "A SURVEY OF BIOMETRIC RECOGNITION METHODS" 46th International Symposium Electronics in Marine, ELMAR-2004, 16-18 June 2004, Zadar, Croatia.

[2] سید مسعود نصرتی "تشخیص هویت بر اساس ساختار گوش" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، بهمن 1386.

[3] Michał Choras "Ear Biometrics Based on Geometrical Feature Extraction" *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis* 5(3):84-95, 2005.

[4] Hoogstrate A.J, Heuvel Van den H., Huyben E., "Ear Identification Based on Surveillance Camera's Images" *Netherland Forensic Institute*, 2000.

[5] Hanna-Kaisa Lammi, "Ear Biometrics" *Lappeenranta University of Technology, Department of Information Technology*, 2004.

[6] Ping Yan and Kevin W. Bowyer "Biometric Recognition Using 3-D Ear Shape", *IEEE Trans. PAMI*, VOL. 29, NO. 8, 2007 *Letters on Computer Vision and Image Analysis* 5(3):84-95, 2005.

[7] David J. Hurley, Mark S. Nixon, John N. Carter "Force Field Feature Extraction for Ear Biometrics", *Computer Vision and Image Understanding* ELSEVIER 2004.

[8] M. Burge and W. Burger **"Ear Biometrics for Machine Vision"**, 21th Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition, pp.273-286, Hallstatt, 1997.

[9] فردوسی "پیدا کردن محل چشم در تصویر صورت و ردیابی آن" پروژه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، ۱۳۸۶.

[10] L. T. Watson, T. J. Laffey, and R. M. Haralick, **"Topographic classification of digital image intensity surfaces using generalized splines and the discrete cosine transformation"** Comput. Vision Graphics Image Processing, vol. 29, pp. 143-167, Jan. 1985.

[11] L. Wang, T. Pavlidis, **"Direct Gray-Scale Extraction of Features for Character Recognition"**, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 15, NO. 10, pp:1053-1067, OCTOBER 1993.

[12] H. Chen and B. Bhanu, **"Human Ear Detection from Side Face Range Images"** Proc. Int'l Conf. Image Processing, pp. 574-577, 2004.

[13] Rafael C. Gonzalez and Richards. E. Woods, **"Digital Image Processing"** Prentice Hall, Second Edition.

[14] Richard O. Duda, Peter Hart, David Stork **"Pattern Classification"**, Second Edition.