

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده برق و رباتیک

گروه برق-الکترونیک

عنوان:

ناحیه بندی تصاویر به کمک مدلسازی معیار یکپارچگی با توابع گوسی تلفیقی و
بهینه سازی PSO

دانشجو :

علی حریمی

استاد راهنما :

دکتر علیرضا احمدی فرد

استاد مشاور:

دکتر حسین مروی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ۱۳۸۸

شماره: ۰۶۷۰/آ.ت.ب
تاریخ: ۱۳۸۸/۰۶/۳۱
ویرایش: - - - -

بسمه تعالی



فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم/ آقای علی حریمی رشته برق گرایش الکترونیک تحت عنوان: ناحیه پندی تصاویر به کمک مدلسازی معیار یکپارچگی با توابع گوسی تلفیقی و بهینه سازی (PSO) که در تاریخ ۱۳۸۸/۰۶/۳۱ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است:

قبول (با درجه: عالی - امتیاز: ۲۰) ☒ دفاع مجدد ☐ مردود ☐

۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶)

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	علیرضا امیرمؤید	استادیار	
۲- استاد مشاور	علیرضا امیرمؤید	استادیار	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	آیة الله العظمی محمد تقی مازنی	استادیار	
۴- استاد ممتحن	سید علی میرزایی	استادیار	
۵- استاد ممتحن	محمد علی میرزایی	استادیار	

تأیید رئیس دانشکده:

تقدیم با تمام وجود

به پدرم به خاطر تمام رنج ها و زحماتش

به مادرم به خاطر مهربانی ها و صبوری هایش

به دو خواهر و برادرم به خاطر دلگرمی هایشان

و

به همسرم که بهترین است.

سپاس بی کران خداوند متعال که مرا فرصت اندیشیدن داد.

بر خود لازم می دانم از استاد گرامتقدیرم

جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد

و

تمامی اساتید گرامی که مرا راهنمای زندگی بودند کمال تشکر و

قدردانی را داشته باشم.

تعهد نامه

اینجانب دانشجوی دوره کارشناسی ارشد / دکتری رشته
دانشکده دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه / رساله
..... تحت راهنمایی متعهد می شوم .

پیش ازین ۲۵۰

- تحقیقات در این پایان نامه / رساله توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه / رساله تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه / رساله تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه / رساله رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه / رساله ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه / رساله ، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ : ۸۷/۲/۳۰
امضای دانشجوی

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه / رساله بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه / رساله وجود داشته باشد .

چکیده

ناحیه بندی تصاویر اولین گام و یکی از مهم ترین بخش های یک سیستم بینایی ماشین یا پردازش تصویر می باشد، ازینرو خطای ناشی از این مرحله یک ورودی برای سایر بلوک های سیستم به شمار آمده و تأثیر بسزایی در خطای کل سیستم خواهد داشت. بنابراین دقت این الگوریتم در کارآیی کلی سیستم نقش چشم گیری دارد. در این راستا هدف این تحقیق آن بوده است که روشی جدید برای ناحیه بندی تصاویر ارائه شود که دقت ناحیه بندی تصاویر را افزایش دهد. لازم به ذکر است که ناحیه بندی تصویر را می توان در دو حوزه ی ناحیه بندی با سرپرست و ناحیه بندی بدون سرپرست بررسی نمود. مبنای انجام این تحقیق ناحیه بندی بدون سرپرست می باشد. در این تحقیق ناحیه بندی بدون سرپرست را در سه شاخه ی ناحیه بندی تصاویر خاکستری، ناحیه بندی تصاویر رنگی و ناحیه بندی بافت ها مورد ارزیابی قرار خواهیم داد.

برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری هیستوگرام همبستگی را برای پیکسل های تصویر تعریف نموده و آن را بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل می کنیم. آستانه های بهینه را برای ناحیه بندی تصویر از مدل تلفیقی مذکور بدست آورده و به تصویر مربوطه اعمال می کنیم. نتایج حاکی از بهبود عملکرد الگوریتم بویژه در تصاویر نویزی می باشد.

برای ناحیه بندی تصاویر رنگی نیز یک روش جدید بر مبنای آستانه گذاری روی هیستوگرام ویژگی های مربوط به رنگ پیکسل های تصویر ارائه می کنیم. بدین منظور هیستوگرام رنگ را برای پیکسل های تصویر بدست آورده و با یک پیش پردازش آن را برای مدل سازی آماده می کنیم. سپس آستانه های مناسب را از مدل گوسی تلفیقی این منحنی بدست می آوریم. روش پیشنهادی در مقابل

سایر روش های بررسی شده کارآیی بسیار خوبی دارد. بویژه در تصاویری که تحت تأثیر نویز روشنایی محیط قرار گرفته اند کارآیی الگوریتم بصورت چشمگیر بهبود پیدا می کند.

روش رایج ناحیه بندی بافت ها در تصاویر استفاده از فیلتر های گبور می باشد. اشکال عمده ی این روش حجم بالای محاسبات و وابستگی الگوریتم به پارامترهای بانک فیلتر طراحی شده می باشد. در این راستا روشی جدید ارائه نمودیم که از ویژگی های آماری توزیع روشنایی پیکسل های تصویر مانند میانگین و واریانس روشنایی پیکسل ها در همسایگی های با ابعاد مشخص استفاده می کند. نتایج حاکی از کارآمد بودن الگوریتم پیشنهادی می باشند.

کلید واژه: ناحیه بندی تصاویر، ناحیه بندی بافت، مدل گوسی تلفیقی

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

[۱] حریمی ع. احمدی فرد ع.ر (۲۰۰۹)، " ناحیه بندی تصاویر خاکستری با استفاده از مدل GMM هیستوگرام همبستگی بوسیله ی الگوریتم PSO " چهاردهمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ایران.

[۲] حریمی ع، احمدی فرد ع، ر و اسماعیلیان ز. (۲۰۰۹)، " ناحیه بندی تصاویر با مدل سازی هیستوگرام همبستگی به کمک ترکیب توابع گوسی " هفدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، تهران، ایران.

[7] Harimi A. and Ahmadyfard A.R. (2009), " Image segmentation Using Correlative Histogram Modeled by Gaussian Mixture", ICDIP,Thayland.

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
۱	فصل اول: مقدمه
۳	ناحیه بندی تصاویر
۴	۲-۱ تعمیم مسئله ی ناحیه بندی
۵	۳-۱ تفکیک الگوریتم های ناحیه بندی
۸	فصل دوم: ناحیه بندی تصاویر خاکستری
۱۰	۱-۲ مروری بر روش های ناحیه بندی مبتنی بر آستانه گذاری
۱۰	۱-۱-۲ روش ماکزیمم آنتروپی
۱۲	۱-۱-۱-۲ الگوریتم HCOCLPSO
۱۹	۲-۱-۲ ناحیه بندی بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام روشنایی
۲۰	۲-۲ روش پیشنهادی
۲۰	۱-۲-۲ هیستوگرام همبستگی
۲۴	۲-۲-۲ تخمین تعداد مد های هیستوگرام همبستگی
۲۷	۳-۲-۲ یافتن آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر از روی مدل تلفیقی

۲۹	۳-۲ مقایسه و تحلیل نتایج
۳۶	۱-۳-۲ اثر نویز در ناحیه بندی روش پیشنهادی
۳۹	۴-۲ نتیجه گیری
۴۰	فصل سوم: ناحیه بندی تصاویر رنگی
۴۱	۱-۳ مرور فضاهای رنگ RGB ، HSI و L^*a^*b
۴۲	۱-۱-۳ فضای رنگ RGB
۴۲	۲-۱-۳ مدل HSI
۴۴	۳-۱-۳ مدل L^*a^*b
۴۵	۲-۳ مروری بر روش های گذشته
۴۵	۱-۲-۳ الگوریتم K-Mean
۴۹	۲-۲-۳ الگوریتم Hill-Climbing
۵۱	۳-۲-۳ الگوریتم SVFMM
۵۲	۱-۳-۲-۳ مدل تلفیقی محدود وابسته به اطلاعات فضایی
۵۵	۲-۳-۲-۳ الگوریتم جایگزین EM برای پیدا کردن پارامترهای مدل بیان شده
	۳-۳ روش پیشنهادی برای ناحیه بندی تصاویر با استفاده از مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام H و
۵۹	S (رنگ و خلوص)
۶۸	۴-۳ مقایسه و تحلیل نتایج

۷۵	۵-۳ نتیجه گیری
۷۶	فصل چهارم: ناحیه بندی تصاویر بافت
۷۸	۱-۴ تفکیک بافت تصاویر با استفاده از فیلتر گبور
۸۰	۱-۱-۴ طراحی بانک فیلتر گبور
۸۰	۱-۱-۱-۴ فیلترهای گبور
۸۲	۲-۱-۱-۴ طراحی بانک فیلتر
۸۴	۲-۱-۴ استخراج ویژگی از خروجی از فیلترهای بانک گبور
۸۵	۳-۱-۴ کلاسه بندی پیکسل های تصویر با استفاده از ویژگی های استخراج شده
۸۶	۲-۴ روش پیشنهادی
۸۶	۱-۲-۴ استخراج ویژگی
۹۰	۲-۲-۴ مدل گوسی تلفیقی برای تفکیک بافت های موجود در تصاویر
۹۴	۳-۴ مقایسه ی نتایج
۹۶	۴-۴ نتیجه گیری
۹۸	فصل پنجم: پیشنهادات و کارهای آینده
۱۰۱	مراجع

فهرست شکل ها

عنوان

صفحه فصل دوم: ناحیه بندی تصاویر خاکستری

- شکل (۱-۲) تصویر لنا و هیستوگرام روشنایی پیکسل های آن ۹
- شکل (۲-۲) تصویر فلفل ها و هیستوگرام روشنایی پیکسل های آن ۹
- شکل (۳-۲) طرح هیستوگرام دو بعدی ۲۱
- شکل (۴-۲) هیستوگرام دو بعدی برای تصویر لنا ۲۲
- شکل (۵-۲): طرح هیستوگرام دو بعدی و نحوه ی غنی سازی اطلاعات هیستوگرام همبستگی ۲۴
- شکل (۶-۲): هیستوگرام همبستگی برای تصویر لنا قبل و بعد از اعمال فیلتر ۲۵
- شکل (۷-۲): مکان قله ها برای هیستوگرام شکل (۶-۲) ۲۶
- شکل (۸-۲) انتخاب سطوح آستانه ی مناسب برای ناحیه بندی تصویر بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی
- شکل (۹-۲) تصویر فلفل ها (a) با ۲۵۶ سطح خاکستری، (b) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری به روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری بوسیله ی روش پیشنهادی ۲۹
- شکل (۱۰-۲) تصویر لنا (a) با ۲۵۶ سطح خاکستری، (b) تصویر ناحیه بندی شده لنا با چهار سطح اکستری بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده لنا با چهار

سطح خاکستری به روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده لنا با چهار سطح خاکستری بوسیله ی روش پیشنهادی

شکل (۱۱-۲) (a) تصویر فلفل ها آغشته به نويز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.005 (b) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح بوسیله مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح بوسیله روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح به روش پیشنهادی

شکل (۱۲-۲) (a) تصویر لنا آغشته به نويز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.005 (b) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح بوسیله مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح بوسیله روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح به روش پیشنهادی

شکل (۱۳-۲) (a) هیستوگرام روشنایی و هیستوگرام همبستگی برای تصویر لنا. (b) هیستوگرام روشنایی برای تصاویر نويزی و بدون نويز لنا

شکل (۱۴-۲) (a) هیستوگرام همبستگی برای تصاویر نويزی و بدون نويز لنا، (b) هیستوگرام روشنایی تصویر لنا و هیستوگرام همبستگی تصویر نويزی لنا

فصل سوم: ناحیه بندی تصاویر رنگی

شکل (۱-۳) مکعب رنگ در فضای RGB

شکل (۲-۳) نمایش مدل HSI

شکل (۳-۳) نمایش رنگ در فضای L^*a^*b که در آن $L=0.25$

شکل (۴-۳) (a) تصویر فلفل ها، (b) هیستوگرام رنگ برای تصویر فلفل ها

شکل (۳-۵) سه تناوب متوالی از هیستوگرام رنگ برای تصویر فلفل ها که اندازه رنگ پیکسل ها در

آن از بازه ی [۰ ۱] به بازه ی [۰ ۱۰۰] نرمالیزه شده است ۶۱

شکل (۳-۶) مدل گوسی تلفیقی و آستانه ی اپتیمم برای منحنی شکل (۳-۵) ۶۳

شکل (۳-۷) (a) هیستوگرام اشباع برای ناحیه رنگ مربوط به بازه ی [۱۵ ۵۹] ، (b) هیستوگرام

اشباع برای ناحیه ی خارج از بازه ی [۱۵ ۵۹]. ۶۴

شکل (۳-۸) (a) تصویر لنا، (b) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش K-Mean تقسیم شده به ۶

ناحیه ی مجزا، (c) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش Hill-Climbing تقسیم شده به ۶ ناحیه ی

مجزا، (d) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش SVFMM تقسیم شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (e) تصویر

ناحیه بندی شده لنا به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f) تصویر ناحیه بندی شده لنا

به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار ۶۸

شکل (۳-۹) (a) تصویر فلفل ها، (b) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش K-Mean تقسیم

شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (c) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش Hill-Climbing تقسیم شده

به ۶ ناحیه ی مجزا، (d) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش SVFMM تقسیم شده به ۶ ناحیه

ی مجزا، (e) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f)

تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار ۶۹

شکل (۳-۱۰) (a) تصویر میمون، (b) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش K-Mean تقسیم شده

به ۶ ناحیه ی مجزا، (c) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش Hill-Climbing تقسیم شده به ۶

ناحیه ی مجزا، (d) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش SVFMM تقسیم شده به ۶ ناحیه ی

مجزا، (e) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f)

تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار ۷۰

شکل (۱۱-۳) (a) تصویر اصلی که تحت تأثیر تغییرات روشنایی قرار گرفته است. (b) تصویر ناحیه بندی شده به سه ناحیه ی مجزا بوسیله ی روش K-Mean ، (c) تصویر ناحیه بندی شده به سه ناحیه ی مجزا بوسیله ی الگوریتم Hill-Climbing ، (d) تصویر ناحیه بندی شده بوسیله ی روش پیشنهادی

۷۴

فصل چهارم: ناحیه بندی تصاویر بافت

شکل (۱-۴) فلوچارت تفکیک بافت های تشکیل دهنده ی تصویر با استفاده از فیلترهای گبور ۷۹

شکل (۲-۴) پاسخ ضربه فیلتر گبور در حوزه ی مکان ۸۱

شکل (۳-۴) پاسخ فرکانسی فیلتر گبور ۸۱

شکل (۴-۴) ترکیب یک بانک فیلتری گبور در حوزه ی فرکانس، با پهنای باند فرکانسی یک اکتاو و زاویه ی تفکیک ۳۰ درجه. ۸۴

شکل (۵-۴) نحوه ی انتخاب پنجره ی مناسب برای استخراج ویژگی از تصویر ۸۷

شکل (۶-۴) (a) تصویر تشکیل شده از پنج بافت متفاوت، (b) میانگین سطح روشنایی برای تصویر مذکور ۸۸

شکل (۷-۴) تصویر واریانس برای تصویر نمایش داده شده در شکل (۶-۴) قسمت (a) ۹۰

شکل (۸-۴) هیستوگرام میانگین برای تصویر نشان داده شده در شکل (۶-۴) قسمت (a) ۹۱

شکل (۹-۴) نتیجه ی ناحیه بندی شکل (۶-۴) قسمت (a) بوسیله ی هیستوگرام میانگین (نتیجه ی اولین مرحله ی ناحیه بندی) ۹۲

شکل (۱۰-۴) (a) واریانس مربوط به ناحیه سمت راست شکل (۹-۴)، (b) واریانس مربوط به ناحیه

بالا در شکل (۹-۴)، (c) واریانس مربوط به ناحیه پایین در شکل (۹-۴)

شکل (۱۱-۴) نتیجه ی ناحیه بندی شکل (۶-۴) قسمت (a) به روش پیشنهادی

شکل (۱۲-۴) (a) یک تصویر شامل ۴ بافت مختلف. (b) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش بیان

شده در بخش (۱-۴). (c) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش پیشنهادی

شکل (۱۳-۴) (a) یک تصویر شامل ۵ بافت مختلف. (b) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش

بیان شده در بخش (۱-۴). (c) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش پیشنهادی

فهرست جداول

صفحه	عنوان
------	-------

فصل دوم: ناحیه بندی تصاویر خاکستری

۳۲	جدول (۱-۲) معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر لنا
----	---

۳۲	جدول (۲-۲) . معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر فلفل ها
----	---

۳۵	جدول (۳-۲) معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر فلفل ها با نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس ۰/۰۰۵
----	---

۳۵	جدول (۴-۲) . معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر لنا با نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس ۰/۰۰۵
----	---

فصل سوم: ناحیه بندی تصاویر رنگی

۷۱	جدول (۱-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم K-Mean
----	--

۷۱	جدول (۲-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم Hill-Climbing
----	---

۷۲	جدول (۳-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم SVFMM
----	---

جدول (۴-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم پیشنهادی

۷۲

بدون استفاده از فیلتر انتشار

جدول (۵-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم پیشنهادی با

۷۳

استفاده از فیلتر انتشار

فصل اول

مقدمه

سابقه ی ناحیه بندی تصاویر دیجیتال بوسیله ی رایانه به بیش از چهل سال پیش بر می گردد. از آن زمان تا کنون پیشرفت های چشمگیری در این زمینه انجام شده است [۱] اما این مسئله به دلیل اهمیت و کاربردهای خاص آن، هنوز یکی از زمینه های تحقیقاتی مهم می باشد که نظر محققان را به خود جلب می کند. همچنین با پیشرفت سریع تکنولوژی در عرصه های مختلف همه روزه کاربردهای جدیدی برای این موضوع یافت می شود که به واسطه ی آن اهمیت این موضوع روز به روز افزایش می یابد.

ناحیه بندی تصاویر اولین گام و یکی از مهم ترین بخش های یک سیستم مبتنی بر بینایی ماشین و پردازش تصویر است. در این مرحله تصویر به نواحی تشکیل دهنده آن تفکیک می شود. در سال ۱۹۶۵ عملگر روبرت^۱ که یک اپراتور لبه یاب است برای پیدا کردن لبه ی بین دو ناحیه ی مختلف یک تصویر طراحی شد. از آن زمان تا کنون الگوریتم های بسیاری برای حل این مسئله دشوار ارائه شده اند. با این حال هنوز روشی مناسب برای ناحیه بندی ایده آل تصاویر ارائه نشده است [۱].

ناحیه بندی تصاویر را می توان در دو حوزه ی ناحیه بندی باسرپرست^۲ و ناحیه بندی بدون سرپرست^۳ بررسی نمود. در ناحیه بندی باسرپرست هدف الگوریتم پیدا کردن یک ناحیه با ویژگی های خاص در تصویر در دست بررسی می باشد، بطور مثال می توان از پیدا کردن لب در

¹ Robert

² Supervised segmentation

³ Unsupervised segmentation

تصاویر چهره، تشخیص نواحی پوست از سایر نواحی در تصویر، پیدا کردن تومورها در بافت های بدن و ... نام برد. اما در ناحیه بندی بدون سرپرست هدف ناحیه بند پیدا کردن ناحیه ای خاص در تصویر نمی باشد، بلکه هدف این ناحیه بند صرفاً جدا کردن نواحی مختلف تصویر بر اساس ویژگی های این نواحی از یکدیگر می باشد بطوریکه تعداد نواحی استخراج شده حداقل بوده و هر ناحیه تا حد امکان از نظر ویژگی های مربوط به آن (روشنایی، رنگ، بافت و ...) همگن باشد.

موضوع اصلی مورد بحث در این تحقیق ناحیه بندی بدون سرپرست می باشد، از اینرو برای سهولت در بیان مطالب، از ذکر اصطلاح "ناحیه بندی بدون سرپرست" صرفنظر کرده و به جای آن به ذکر عنوان "ناحیه بندی" بسنده می کنیم.

۱-۱ ناحیه بندی تصاویر

ناحیه بندی تصویر در واقع به معنای تقسیم کردن یک تصویر به نواحی تشکیل دهنده ی آن است به گونه ای که این نواحی اشتراکی با هم نداشته باشند و مجموع این نواحی کل تصویر را پوشش دهد. ویژگی های یک ناحیه بند خوب را می توان به صورت زیر بیان نمود:

۱. هر ناحیه باید نسبت به ویژگی های مورد نظر نظیر روشنایی یا رنگ یکنواخت و همگن باشد.
۲. ناحیه نباید دارای پیچیدگی زیاد و حفره ها باشد.
۳. هر ناحیه در ویژگی همگنی، باید نسبت به نواحی همسایه بیشترین تفاوت ممکن را داشته باشد.
۴. مرزهای هر ناحیه تا حد امکان باید ساده، بدون شکست و کاملاً مشخص باشد.

با توجه به ویژگی های یاد شده یک تعریف عام برای ناحیه بندی تصویر R که $R_i, i=1,2,\dots,n$ بیانگر هر یک از نواحی تشکیل دهنده ی تصویر است، بصورت زیر قابل طرح است:

$$1. \bigcup_{i=1}^n R_i = R$$

$$2. \text{ برای هر } i \text{ و } j \text{ که } i \neq j \text{ داریم: } R_i \cap R_j = \emptyset$$

$$3. \text{ برای } i=1,2,\dots,n \text{ داریم: } P(R_i) = 1$$

$$4. \text{ برای } i \neq j \text{ داریم: } P(R_i \cup R_j) = 0$$

که $P(R_i)$ یکنواختی همه ی المان هایی است که به R_i نسبت داده می شود و $\emptyset$ مجموعه ی تهی می باشد.

5. برای همه ی i ها، $i=1,2,\dots,n$ ، R_i یک جزء به هم پیوسته است.

برای توضیح بیشتر شروط بالا می توان گفت که شرط ۱ تأکید می کند که مجموع نواحی مختلف در تصویر ناحیه بندی شده باید تمام تصویر اصلی را پوشش دهد، شرط ۲ به عدم تداخل دو ناحیه ی مختلف در تصویر ناحیه بندی شده اشاره می کند. شرط ۳ بیان می کند که پیکسل های مربوط به یک ناحیه باید در بعضی از ویژگی ها مشابه باشند که در نتیجه ی آن یکنواختی تصویر در یک ناحیه برابر یک شود. شرط ۴ به اختلاف ویژگی های پیکسل های مربوط به دو ناحیه ی متفاوت اشاره می کند که منجر به صفر شدن یکنواختی پیکسل های دو ناحیه نسبت به هم می شود و نهایتاً شرط ۵ لازم می دارد که پیکسل های مربوط به یک ناحیه، به هم پیوسته باشند [۲، ۳، ۴].

۲-۱ تعمیم مسئله ی ناحیه بندی

اگر یک تصویر دو بعدی ثابت را با $f(x,y)$ نمایش دهیم، تعمیم این تصویر دو بعدی به سه بعدی ثابت، متناظر است با $f(x,y) \rightarrow f(x,y,z)$ و تصویر دو بعدی متحرک بصورت زیر خواهد بود: $f(x,y) \rightarrow f(x,y,t)$.

با ترکیب دو تعریف بالا خواهیم داشت: $f(x,y) \rightarrow f(x,y,z,t)$. به این ترتیب تعمیم تصاویر خاکستری به تصاویر رنگی متحرک یا تصاویر چند طیفی بصورت زیر قابل بیان می باشد:

$$f(x,y) \rightarrow f(x,y,z,t)$$

دو نکته ی قابل توجه در این راستا عبارتند از :

۱. وقتی یک تصویر دو بعدی به یک تصویر سه بعدی تعمیم پیدا می کند، یعنی $f(x,y) \rightarrow f(x,y,z)$ پیکسل اصلی با یک ووکسل^۱ سه بعدی جایگزین می شود.
۲. در مورد $f(x,y) \rightarrow f(x,y,t)$ و $f(x,y) \rightarrow f(x,y,z,t)$ تصویر تعمیم داده شده می تواند در فضای (x,y,z) یا در زمان ناحیه بندی شود^۲. در هر دو مورد برقراری شرایط ۳ و ۴ الزامی است یعنی اجزای درون یک ناحیه خواص مشابه داشته و اختلاف بین دو ناحیه ی مختلف زیاد است [۲].

۳-۱ تفکیک الگوریتم های ناحیه بندی

الگوریتم های مختلف ناحیه بندی تصاویر را می توان به سه دسته ی کلی تقسیم کرد. این تقسیم بندی در مرجع [۴] بصورت زیر بیان شده است:

۱. آستانه گذاری یا تعمیم یافته آن در چند بعد که کلاسه بندی نامیده می شود.

¹ Voxel

² Temporal Segmentation

۲. تشخیص لبه

۳. استخراج نواحی

از طرفی با نگرش به روش های ناحیه بندی می توان ناحیه بندی ها را به شش گروه زیر تفکیک نمود
[۵]:

۱. آستانه گذاری

۲. کلاس بندی پیکسل ها (مدل تصادفی مارکوف و شبکه عصبی و ...)

۳. ناحیه بندی فاصله ای^۱

۴. ناحیه بندی تصاویر رنگی

۵. تشخیص لبه

۶. روش های مبتنی بر تئوری فازی (آستانه گذاری فازی، کلاسه بندی فازی و تشخیص لبه فازی)

در این تحقیق مسئله ی ناحیه بندی را از دیدگاه کلاسه بندی پیکسل های تصویر بررسی می کنیم. در این دیدگاه، آنچه باعث تفاوت عملکرد الگوریتم های مختلف می باشد، ویژگی های مورد استفاده در هر الگوریتم و استراتژی الگوریتم برای کلاسه بندی پیکسل ها بر اساس ویژگی های استخراج شده می باشد.

هدف اصلی این تحقیق ارائه ی روشی برای ناحیه بندی تصاویر می باشد که با اعمال آن به تصاویر مختلف، هر ناحیه در تصویر ناحیه بندی شده تا حد امکان بزرگ بوده و پیکسل های مربوط به آن ناحیه از نظر ویژگی همگن باشند. بدین منظور سعی شده است ویژگی هایی از تصویر استخراج شود که کلاسه بندی پیکسل های تصویر بر اساس این ویژگی ها، تصویر ناحیه بندی شده بهتری را ثمر دهد. همچنین در طراحی الگوریتم کلاسه بند، توجه خاصی به کاهش زمان اجرا و خطای

¹ Range image segmentation

ناحیه بندی شده است. در روش پیشنهادی مدل تلفیقی مناسب برای ویژگی های استخراج شده از تصویر بوسیله ی الگوریتم PSO¹ محاسبه می شود، سپس با توجه به مدل بدست آمده آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر تعیین می شوند. این روش را می توان در سه شاخه ی ناحیه بندی تصاویر خاکستری، ناحیه بندی تصاویر رنگی و ناحیه بندی بافت بررسی نمود.

در فصل دوم به ناحیه بندی تصاویر خاکستری پرداخته می شود. در این فصل ابتدا به مرور روش های مطرح ناحیه بندی تصاویر خاکستری می پردازیم و در نهایت یک روش جدید برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری ارائه می کنیم. در این روش هیستوگرام همبستگی را برای یک تصویر خاکستری تعریف می کنیم، سپس منحنی هیستوگرام را بوسیله ی الگوریتم بهینه سازی PSO با تلفیقی از توابع گوسی مدل می کنیم. آستانه های مناسب از مدل مذکور بدست آمده و به تصویر اعمال می شوند. نتایج حاکی از بهبود تصاویر ناحیه بندی شده بویژه در تصاویر نویزی می باشد.

در فصل سوم ناحیه بندی تصاویر رنگی را مورد بررسی قرار می دهیم. در این فصل پس از بیان چند روش مهم ناحیه بندی تصاویر رنگی، روشی جدید برای ناحیه بندی تصاویر رنگی ارائه می کنیم. استراتژی بکار رفته در این الگوریتم استفاده از هیستوگرام ویژگی های مربوط به رنگ تصاویر و مدل کردن آن ها با الگوریتم PSO می باشد. با استفاده از این مدل آستانه های مناسب برای ناحیه بندی بدست آمده و به تصویر مربوطه اعمال می شوند. استفاده از الگوریتم پیشنهادی بهبود نتایج را بویژه در تصاویری که تحت تأثیر تغییرات روشنایی محیط قرار گرفته اند در پی خواهد داشت.

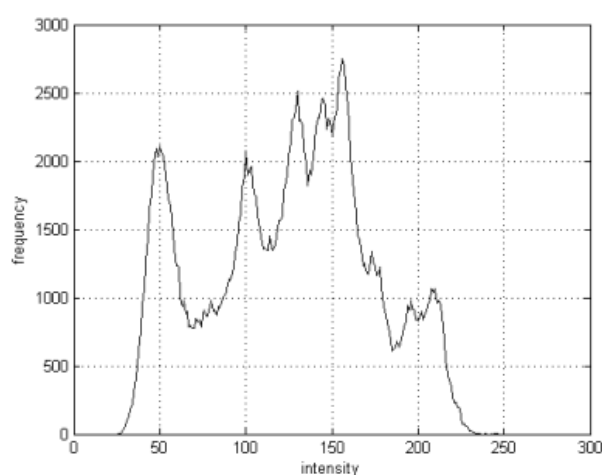
در فصل چهارم به ناحیه بندی بافت ها خواهیم پرداخت. در این فصل یک روش جدید و کارآمد برای ناحیه بندی بافت ها ارائه شده است و نتایج حاصل از این روش با نتایج یکی از روش های مطرح در زمینه ناحیه بندی بافت مقایسه شده است. نتایج حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی می باشد.

¹ Particle Swarm Optimization

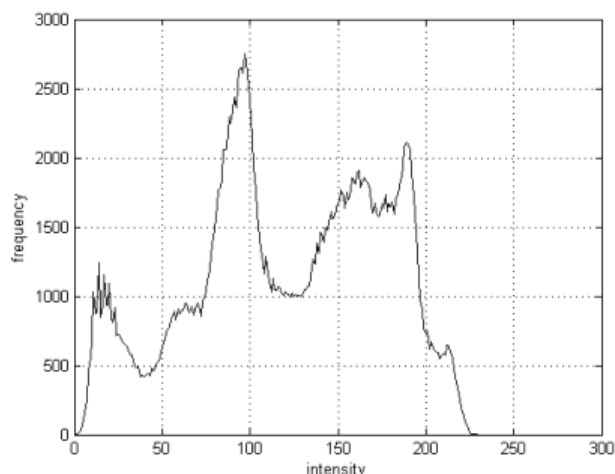
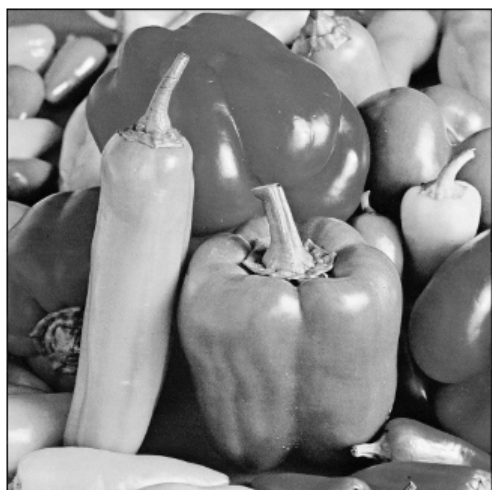
فصل دوم

ناحیه بندی تصاویر خاکستری

تا کنون روش های مختلفی برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری ارائه شده است که از آن میان ناحیه بندی تصاویر بر مبنای آستانه گذاری به دلیل سادگی، پایداری و حجم محاسباتی کم یکی از کاربردی ترین روش های ناحیه بندی تصاویر به شمار می آید [۶، ۷، ۸ و ۹]. یکی از روش های رایج ناحیه بندی تصاویر بوسیله ی آستانه گذاری استفاده از هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر می باشد. هیستوگرام روشنایی تصویر، منحنی فراوانی پیکسل ها بر حسب سطح روشنایی پیکسل های تصویر می باشد. در شکل های (۱-۲) و (۲-۲) تصاویر مرجع (لنا و فلفل ها) به همراه هیستوگرام روشنایی آنها نشان داده شده است.



شکل ۱-۲. تصویر لنا و هیستوگرام روشنایی پیکسل های آن.



شکل ۲-۲. تصویر فلفل ها و هیستوگرام روشنایی پیکسل های آن.

در روش های پیشنهاد شده می نیمم ها یا دره های هیستوگرام روشنایی پیکسل ها، آستانه های مناسبی برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری گزارش شده اند [۱۰]. زیرا این سطوح روشنایی کمترین تعداد پیکسل ها را به خود اختصاص داده اند و با انتخاب این سطوح به عنوان آستانه جداسازی احتمال خطا در ناحیه بندی حداقل خواهد شد. اما عواملی نظیر نویز تصویر، وسعت دره ها در منحنی هیستوگرام روشنایی و تعدد می نیمم های محلی باعث دشوار بودن تعیین آستانه های مناسب می باشند [۱۰]. برای غلبه بر مشکلات مذکور روش های مختلفی گزارش شده است که در ادامه به بررسی مهمترین این روش ها خواهیم پرداخت. یکی از ویژگی های مشترک این روش ها استفاده از ویژگی های فردی هر پیکسل بدون دخالت همسایگی های آن در ناحیه بندی می باشد.

ما این مسئله را به عنوان یک ضعف تلقی نموده و روشی را پیشنهاد می دهیم که از همبستگی بین پیکسل ها در هیستوگرام تصویر استفاده می شود. نتایج ناحیه بندی حاصل از روش پیشنهادی با روش های مرور شده در این فصل مقایسه خواهد شد.

۱-۲ مروری بر روش های ناحیه بندی مبتنی بر آستانه گذاری

۱-۱-۲ روش ماکزیمم آنتروپی

در این روش برای پیدا کردن آستانه های مناسب از منحنی هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر استفاده می شود [۱۱]. فرض کنید در تصویر در دست بررسی L تعداد سطوح روشنایی پیکسل های تصویر باشد، در این صورت هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر بصورت زیر تعریف می شود:

$$p_i = \frac{h_i}{N}, \quad 0 \leq i \leq L-1 \quad (۱-۲)$$

که h_i تعداد پیکسل ها با سطح روشنایی i می باشند و N تعداد کل پیکسل های موجود در تصویر است:

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} h_i \quad (۲-۲)$$

در مسئله ی ناحیه بندی تصویر با آستانه t هدف ماکزیمم کردن تابع معیار $f(t)$ می باشد:

$$f(t) = H_0 + H_1 \quad (۳-۲)$$

در این رابطه H_0 و H_1 آنتروپی نواحی تفکیک شده در تصویر می باشند.

$$w_0 = \sum_{i=0}^{t-1} p_i, \quad H_0 = - \sum_{i=0}^{t-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0} \quad (۴-۲)$$

$$w_1 = \sum_{i=t}^{L-1} p_i, \quad H_1 = - \sum_{i=t}^{L-1} \frac{p_i}{w_1} \ln \frac{p_i}{w_1} \quad (۵-۲)$$

با توجه به تعاریف فوق، مقدار ماکزیمم $f(t)$ در آستانه t مطلوب حاصل می شود. در این روش ناحیه بندی سعی بر آن است که پیکسل هایی که در منحنی هیستوگرام روشنایی تا حد امکان نسبت به هم متمرکز می باشند، جزء یک ناحیه به شمار آیند. این روش بعد ها به آستانه گذاری برای

چند سطح تعمیم داده شد [۶]. تعمیم مسئله برای c سطح آستانه $\{t_1, t_2, \dots, t_c\}$ ناحیه $c+1$ در تصویر) بصورت زیر می باشد:

$$f([t_1, t_2, \dots, t_c]) = H_0 + H_1 + \dots + H_c \quad (6-2)$$

که در آن داریم:

$$w_0 = \sum_{i=0}^{t_1-1} p_i, \quad H_0 = - \sum_{i=0}^{t_1-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0} \quad (7-2)$$

$$w_1 = \sum_{i=t_1}^{t_2-1} p_i, \quad H_1 = - \sum_{i=t_1}^{t_2-1} \frac{p_i}{w_1} \ln \frac{p_i}{w_1} \quad (8-2)$$

$$w_2 = \sum_{i=t_2}^{t_3-1} p_i, \quad H_2 = - \sum_{i=t_2}^{t_3-1} \frac{p_i}{w_2} \ln \frac{p_i}{w_2} \quad (9-2)$$

$$w_c = \sum_{i=t_c}^{L-1} p_i, \quad H_c = - \sum_{i=t_c}^{L-1} \frac{p_i}{w_c} \ln \frac{p_i}{w_c} \quad (10-2)$$

هدف ناحیه بندی مبتنی بر آنتروپی پیدا کردن بردار سطوح آستانه، $[t_1, t_2, \dots, t_c]$ ، است که موجب ماکزیمم شدن تابع f شود [۶].

یکی از روش های پیشنهاد شده برای حل این مسئله ی c بعدی (c سطح آستانه)، الگوریتم بهینه سازی HCOCLPSO^۱ [۶] است که در ادامه ی مطلب به توضیح آن می پردازیم.

۱-۱-۱-۲ الگوریتم HCOCLPSO [۶]

PSO یک الگوریتم بهینه سازی تکاملی با جستجوی موازی در فضای جواب است. در این الگوریتم جامعه ای از ذرات که هر کدام یک جواب ممکن برای مسأله بهینه سازی می باشد در نظر گرفته می شود. این ذرات در ابتدا بصورت تصادفی در فضا قرار می گیرند. در هر تکرار الگوریتم ارزش هر ذره به کمک تابع ارزش (معیار بهینه سازی) محاسبه شده و با در نظر گرفتن بهترین جواب ذرات

¹ Hybrid Cooperative Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization

در جامعه به سمت و اندازه معینی حرکت خواهد نمود. بنابراین در هر گام تکرار هر یک از ذرات جامعه، موقعیت و سرعت خاصی دارند. موقعیت و سرعت ذره i ام در گام t ام به ترتیب با بردارهای $x_i(t)$ و $v_i(t)$ نمایش داده می شوند. در ابتدای شروع الگوریتم موقعیت و سرعت اعضای جامعه با بردارهای تصادفی $x_i(t)$ و $v_i(t)$ مقدار دهی می شوند.

بهترین مکانی را که ذره i ام در طول تکرار الگوریتم تا لحظه t ام داشته است با $pbest_i(t)$ نام گذاری می کنیم. همچنین بهترین مکانی که ذرات تا لحظه t ام داشته اند را با $gbest(t)$ نشان می دهیم. همانطور که اشاره شد این برتری را تابع ارزش در بهینه سازی تعیین می کند. برای جلوگیری از همگرایی زودرس و همچنین به دام افتادن ذرات در اکسترمم های محلی تکنیک هایی ارائه شده است. به عنوان مثال وقتی ذرات بیش از حد به بهترین ذره جامعه نزدیک می شوند برای جستجوی بیشتر فضا آنها را دوباره بصورت تصادفی پراکنده می کنیم. این روش الگوریتم را در مقابل خطر به دام افتادن در اکسترمم های محلی نیز مقاوم می کند.

سرعت ذره i ام در گام $(t+1)$ ام از الگوریتم ترکیبی از سه مولفه ی سرعت قبلی ذره، سمت حرکت به بهترین موقعیت ذره در گذشته و سمت حرکت به بهترین موقعیت جامعه در گذشته تشکیل می شود که با استفاده از رابطه زیر بدست می آید:

(۱۱-۲)

$$v_i(t+1) = \zeta[\omega.v_i(t) + c_1.\Phi_1.(pbest_i(t) - x_i(t))] + c_2.\Phi_2.(gbest(t) - x_i(t))$$

در این رابطه ضرایب ζ ، ω ، c_1 ، c_2 ، Φ_1 و Φ_2 بصورت زیر تعریف می گردند [۱۲]:

ζ ضریب انقباض الگوریتم نامیده می شود. ω ضریب اینرسی است که میزان وابستگی سرعت ذره در هر گام را نسبت به گام قبلی تعیین می کند. اعداد ثابت c_1 ، c_2 که آن ها را به ترتیب ضرایب اعتماد به نفس و اعتماد به گروه می نامند. اعداد تصادفی Φ_1 و Φ_2 میزان وابستگی سرعت ذره را به

$gbest(t)$ و $pbest_i(t)$ مشخص می کند. پارامترهای بالا در سرعت همگرایی و امکان رسیدن مسئله به جواب بهینه نقش دارند. در این خصوص از سوی محققین پیشنهادات متفاوتی در انتخاب این پارامتر ها شده است. در این تحقیق پارامترهای فوق براساس مقادیر پیشنهاد شده در مرجع [۱۲] انتخاب شده است. φ ضریب انقباض به صورت زیر برحسب پارامتر $\varphi = c_1 + c_2$ تعریف می شود:

$$\xi = \left\lfloor \frac{2}{4 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}} \right\rfloor \quad (۱۲-۲)$$

پارامتر های c_1 و c_2 در گام t ام از رابطه زیر محاسبه می شوند:

$$c_1 = (c_{1f} - c_{1i}) \frac{t}{t_{Max}} + c_{1i} \quad (۱۳-۲)$$

$$c_2 = (c_{2f} - c_{2i}) \frac{t}{t_{Max}} + c_{2i} \quad (۱۴-۲)$$

که در آن t_{Max} حداکثر تعداد گام های الگوریتم و $c_{1i} = c_{2f} = 2.5$ و $c_{2i} = c_{1f} = 0.5$ می باشند. این ضرایب در اندازه و جهت سرعت ذرات و در نتیجه در چگونگی جستجو در فضای جواب حائز اهمیت اند.

بدین ترتیب موقعیت ذره در گام $(t+1)$ ام از رابطه زیر برحسب موقعیت قبلی و سرعت ذره قابل محاسبه است:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (۱۵-۲)$$

پس از مقدار دهی به این ضرایب، الگوریتم در هر گام سرعت و موقعیت خود را تصحیح می کند و گام به گام به جواب بهینه نزدیک تر می شود. میزان مطلوبیت جواب ها بوسیله تابع ارزش تعیین می شود که طراحی مناسب آن نقش کلیدی در همگرایی الگوریتم دارد [۱۳].

در مسئله ی ناحیه بندی مبتنی بر آنتروپی تابع ارزش برای مسئله ی فوق بصورت زیر

می باشد:

$$f([t_1, t_2, \dots, t_c]) = H_0 + H_1 + \dots + H_c \quad (۱۶-۲)$$

که در قسمت قبل معرفی شده است.

نسخه استاندارد الگوریتم PSO که اشاره شد، نقایصی دارد از جمله می توان به افت شدید کارایی الگوریتم در مسائل با ابعاد بالا و به دام افتادن الگوریتم در اپتیمم های محلی اشاره کرد. موارد یاد شده باعث می شوند این الگوریتم در اغلب موارد یک اپتیمم محلی را به عنوان یک جواب اپتیمم برای مسئله شناسایی کند از اینرو در نسخه های جدید این الگوریتم روش هایی ارائه شده است که تا حد امکان این مشکلات در آن ها بر طرف گردیده است. در ادامه ی مطلب به یکی از این الگوریتم ها اشاره می کنیم.

در الگوریتم HCOCLPSO از دو نوع تکنیک آموزش شراکتی و آموزش فراگیر استفاده شده است که در ادامه به توضیح آن ها خواهیم پرداخت.

در آموزش شراکتی، به جای اینکه یک مجموعه شامل S ذره ی d بعدی به عنوان فضای جواب مسئله در نظر گرفته شود (S جواب های ممکن برای مسئله ی بهینه سازی و d ابعاد فضای جواب ها می باشد) ، d دسته ی یک بعدی که هر دسته شامل S ذره است، فضای جواب مسئله خواهد بود. در نهایت جواب بهینه (gbest) بوسیله جواب های این دسته ها تعیین می شود. اما نکته ی قابل توجه این است که انتخاب gbest هر کدام از دسته ها بصورت جداگانه بهینه بودن جواب نهایی را تضمین نخواهد کرد [۱۴]. این مشکل در یک سیستم چند کاره^۱ با تبادل اطلاعات بین بخش های مختلف تا حدودی برطرف شده است [۱۵]. در این الگوریتم تبادل اطلاعات و ارزیابی آن

¹ Multi agent system

بوسیله بردار پیشینه^۱ انجام می شود. برای یک مسئله d بعدی بردار پیشینه نیز d بعدی خواهد بود. نحوه ی عملکرد این روش برای پیدا کردن gbest به این صورت است که وقتی مثلاً دسته زام درگیر پیدا کردن جواب بهینه است، بردار پیشینه بوسیله مابقی d-1 دسته شکل می گیرد، به گونه ای که درایه های بردار پیشینه همان gbest های d-1 دسته ای هستند که در این لحظه فعالیت نمی کنند. درایه ی زام بردار پیشینه توسط ذرات زامین دسته جایگزین شده و مورد ارزیابی قرار می گیرد، بنابراین pbest برای ذره i ام و gbest برای دسته ی زام و gbest این دسته که با $P_i.pbest_i$ و $P_i.gbest_i$ نشان داده می شوند و به کمک بردار پیشینه تعیین می شوند و تنها بوسیله ی دسته ی زام قابل تعیین نیستند. سرعت و موقعیت هر ذره در دسته ی زام که با $P_i.V_i$ و $P_i.X_i$ نمایش داده می شوند بر اساس pbest و gbest تعیین شده محاسبه می شود. در انتهای این پروسه زامین درایه ی بردار پیشینه با $P_i.gbest_i$ جدید تعیین شده جایگزین می شود. این پروسه برای دسته ی زام ادامه می یابد بطوریکه درایه های بردار پیشینه با مقادیر $P_k.gbest(k \neq i)$ جایگزین شده اند و فقط زامین ذره با مقدار $P_i.X_i$ جایگزین شده و cv مورد ارزیابی قرار می گیرد. به این ترتیب همه ی فضای جواب مسئله به d زیر مجموعه برای d دسته ی مختلف که بوسیله بردار پیشینه با هم تبادل اطلاعات دارند تقسیم می شود و $P_i.pbest_i$ و $P_i.gbest_i$ برای هر کدام به صورت جداگانه تعیین می شوند. بردار پیشینه نهایی با به هم پیوستن $P_i.gbest_i$ ها از میان همه ی دسته ها تعیین می شود. به این ترتیب یک آموزش شراکتی برای بدست آمدن جواب بهینه، gbest، صورت می گیرد.

همانطور که گفته شد کارآیی نسخه اولیه الگوریتم PSO با افزایش ابعاد مسئله کاهش پیدا می کند، برای غلبه بر این مشکل الگوریتم PSO با آموزش شراکتی مطرح شد اما در این الگوریتم نیز وقتی که هر کدام از جواب های الگوریتم مطرح شده به تنهایی قادر به پیدا کردن جواب های بهتری نباشند، ممکن است الگوریتم در اپتیمم های محلی به دام بیفتد. برای حل این مشکل الگوریتم آموزش فراگیر [۱۶] مطرح می شود.

¹ Context vector

در این الگوریتم برای غلبه بر همگرایی زودرس سرعت و موقعیت هر ذره با توجه به Pbest سایر ذرات در آن دسته تعیین می شود. این امر باعث تنوع گونه ها در فضای جواب شده که به نوبه ی خود از به دام افتادن الگوریتم در یک اپتیمم محلی جلوگیری خواهد کرد. اینکه Pbest مربوط به کدامیک از ذرات در تعیین سرعت ذره ی موجود در یک دسته ی دخالت می کند بصورت زیر تعیین می شود:

گام ۱: یک عدد تصادفی در بازه ی [۰ ۱] تولید می شود، اگر عدد تولید شده از مقدار pc (یک عدد ثابت است که همان احتمال انتخاب می باشد) بیشتر باشد آن ذره برای تعیین سرعت خود در گام بعد تنها از Pbest خودش استفاده می کند، در غیر اینصورت آن ذره تحت آموزش ذره ی دیگری قرار خواهد گرفت که خود این ذره بر اساس روش انتخاب مسابقه ای^۱ تعیین می شود. نحوه ی تعیین شدن این ذره در گام های ۲ تا ۴ توضیح داده شده است.

گام ۲: دو ذره (به جز ذره ی در دست بررسی) بصورت تصادفی از میان ذرات انتخاب می شوند.

گام ۳: تابع ارزش برای Pbest مربوط به این دو ذره محاسبه می شود و ذره ای که بهتر ارزیابی شود انتخاب می شود.

گام ۴: Pbest مربوط به ذره ای که مقدار تابع ارزش برای آن بیشتر باشد برای تعیین سرعت ذره ی در دست بررسی استفاده می شود، بنابراین سرعت ذرات طبق یک آموزش فراگیر تعیین خواهد شد. سرعت هر ذره در مجموعه طبق رابطه ی زیر قابل محاسبه است:

$$P_j.V_i \leftarrow \omega.P_j.V_i + C_1.rand_i.(P_jPbest_f_i - P_j.X_i) \quad (17-2)$$

که f_i تعیین می کند که سرعت ذره i ام از Pbest کدام ذره تأثیر می پذیرد. (در گام های ۱ تا ۴ نحوه ی انتخاب این ذره توضیح داده شد). ω و C_1 دو عدد ثابت و اختیاری می باشند که برای

¹ Tournament selection

وزن دهی به جملات رابطه ی سرعت طراحی شده اند. در بخش توضیح الگوریتم PSO به چگونگی انتخاب این پارامترها اشاره شده است.

برای بهبود بیشتر رفتار این الگوریتم در پیدا کردن جواب اپتیمم و رهایی الگوریتم از دام اپتیمم های محلی تمهیداتی در نظر گرفته شده است. برای این منظور وقتی که الگوریتم در یک اپتیمم محلی به دام افتد، بدین صورت که تابع ارزش برای gbest در چند گام متوالی تغییر قابل ملاحظه ای نداشته باشد، ذرات موجود در فضای جواب مسئله بر حسب ارزش pbest مربوط به هر ذره مرتب می شوند. به تعداد $S_{replace}$ ذره که پایین ترین مقادیر ارزش pbest را به خود اختصاص داده اند به عنوان بدترین ذرات انتخاب می شوند، بطور همزمان به همین تعداد از بین ذراتی که بالاترین مقادیر ارزش pbest را به خود اختصاص داده اند به عنوان بهترین ذرات انتخاب می شوند و در نهایت بدترین ذرات با بهترین ذرات جایگزین می شوند تا یک دسته ی اصلاح شده بدست آید ($S_{replace}$ نشان دهنده ی تعداد ذراتی است که باید جایگزین شوند). به این ترتیب احتمال جستجوی مناطق مهم تر در فضای جواب افزایش می یابد. در انتهای این پروسه، $S_{replace}$ نقطه در فضای جواب وجود دارد که دو ذره در آن نقاط قرار دارد. این رویه برای هر دسته ی یک بعدی اجرا خواهد شد. در اینجا $S_{replace} = S/2$ انتخاب شده است یعنی ۵۰٪ ذرات به عنوان بدترین ها شناسایی می شوند و با ۵۰٪ دیگر که بهترین ها هستند جایگزین می شوند.

الگوریتم بدین صورت فضای جواب را برای پیدا کردن بهترین جواب جستجو می کند تا اینکه شرط خاتمه ی الگوریتم بر آورده شود. معمولاً شروط خاتمه ی الگوریتم عبارتند از:

۱. اجرای الگوریتم تا یک گام مشخص (مثلاً پس از ۱۰۰ گام الگوریتم خواه به جواب مناسب رسیده باشد و خواه به جواب مناسب نرسیده باشد، خاتمه پیدا خواهد کرد).
۲. مقدار تابع ارزش برای جواب مسئله به حد قابل قبولی برسد.

تابع هدف در الگوریتم ناحیه بندی مبتنی بر ماکزیمم آنتروپی بوسیله ی الگوریتم ارائه شده بهینه می شود تا مقادیر آستانه $\{t_1, t_2, \dots, t_c\}$ که تابع هدف را ماکزیمم می کند بدست آید. به عنوان مثال برای یک مسئله ی ناحیه بندی که می خواهیم تصویر ناحیه بندی شده شامل ۳ ناحیه باشد (دو سطح آستانه) با یک مسئله ی دو بعدی مواجه هستیم.

۲-۱-۲ ناحیه بندی بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام

روشنایی [۱۷]

یکی از روش های ارائه شده برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری مدل کردن هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر با یک مدل آماری می باشد. مثلاً می توان هیستوگرام روشنایی را با چند تابع گوسی مدل نمود. در مدل مذکور هر کدام از این توابع گوسی توزیع آماری پیکسل های تصویر در نواحی همگن را نشان می دهد. مدل تلفیقی مذکور را می توان به صورت زیر بیان نمود:

$$f(x) = \sum_{i=1}^K P_i N(x|\mu_i, \sigma_i^2) \quad (18-2)$$

که k تعداد نواحی در تصویر ناحیه بندی شده یا تعداد توابع گوسی در مدل تلفیقی می باشد و $P_i > 0$ ضرایب مربوط به هر کدام از این توابع می باشند، بطوریکه :

$$\sum_{i=1}^k P_i = 1 \quad (19-2)$$

$$N(\mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right) \quad (20-2)$$

که μ_i و σ_i بترتیب میانگین و انحراف معیار ناحیه ی i ام (تابع گوسی i ام) می باشند. پارامترهای یک مدل تلفیقی شامل k تابع گوسی عبارتند از:

$$\theta = (P_1, \dots, P_k, \mu_1, \dots, \mu_k, \sigma_1^2, \dots, \sigma_k^2) \quad (2-21)$$

تعداد توابع گوسی مورد نیاز برای مدل کردن منحنی هیستوگرام را با توجه به تعداد مد های موجود در منحنی هیستوگرام روشنایی تصویر می توان حدس زد. با توجه به روابط (2-21) و (2-19) می توان گفت که برای یک مدل شامل k تابع گوسی $3k-1$ پارامتر مستقل وجود دارد، بنابراین در بهینه سازی PSO با یک فضای جواب $3k-1$ بعدی مواجه هستیم [۸ و ۹]. برای بدست آوردن پارامترهای این مدل الگوریتم های مختلفی پیشنهاد شده است. از آن میان می توان به الگوریتم ¹EM ، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم PSO اشاره کرد. اشکال عمده ی الگوریتم EM حساسیت بسیار زیاد جواب به مقادیر اولیه ی الگوریتم می باشد [۱۸ و ۱۹]، الگوریتم ژنتیک نیز از لحاظ مدت زمان اجرای الگوریتم، الگوریتمی زمان بر می باشد. در این میان الگوریتم بهینه سازی PSO به لحاظ مدت زمان اجرا سریع بوده و پیاده سازی آن نیز آسان می باشد. در این تحقیق از الگوریتم PSO برای بدست آوردن پارامتر های مدل استفاده می کنیم. پس از بدست آمدن مدل مذکور، نقاط تقاطع هر دو تابع گوسی همسایه در مدل، به عنوان آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر انتخاب می شوند.

۲-۲ روش پیشنهادی

در این بخش هیستوگرام همبستگی را معرفی کرده و آن را با تلفیقی از توابع گوسی مدل می کنیم و بوسیله ی این مدل آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر را پیدا می کنیم.

¹ Expectation Maximization

۱-۲-۲ هیستوگرام همبستگی

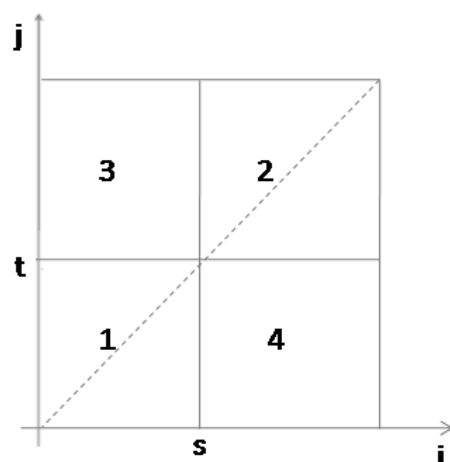
هیستوگرام روشنایی، منحنی فراوانی پیکسل ها بر اساس سطح روشنایی آنها می باشد. از آنجا که این منحنی صرفاً شامل اطلاعات مربوط به تک تک پیکسل ها بدون دخالت همسایگی ها می باشد، استفاده از آن برای تعیین آستانه ها در حضور نویز تصویر خطای زیادی را در بر خواهد داشت. یکی از راه های پیشنهاد شده برای دخالت دادن اطلاعات مربوط به همسایگی های پیکسل در تعیین آستانه ی مناسب استفاده از هیستوگرام دو بعدی می باشد که در مرجع [۲۰] از آن برای تعیین تنها یک سطح آستانه (تبدیل تصویر خاکستری به تصویر باینری) استفاده شده است. شکل (۳-۲) طرح یک هیستوگرام دو بعدی را بصورت شماتیک نشان می دهد. محور i مربوط به سطح روشنایی پیکسل ها در تصویر و محور j مربوط به سطح روشنایی متوسط در همسایگی پیکسل ها در تصویر می باشد. مقدار هیستوگرام در مکان (s, t) در واقع فراوانی پیکسل های با سطح روشنایی s را نشان می دهد که متوسط روشنایی در همسایگی آن ها t می باشد. هیستوگرام دو بعدی در یک تصویر بوسیله ی سطح روشنایی هر پیکسل و سطح روشنایی یک همسایگی آن پیکسل ساخته می شود. برای یک تصویر با L سطح روشنایی و اندازه ی $m \times n$ هیستوگرام دو بعدی بصورت زیر تعریف می شود:

$$h_{ij} = \frac{f_{ij}}{N}, \quad 0 \leq i, j \leq L \quad (۲۲-۲)$$

که f_{ij} فراوانی پیکسل هایی در تصویر می باشد که سطح روشنایی i دارند و متوسط سطح روشنایی در همسایگی $k \times k$ آن j است. N تعداد پیکسل های تصویر می باشد.

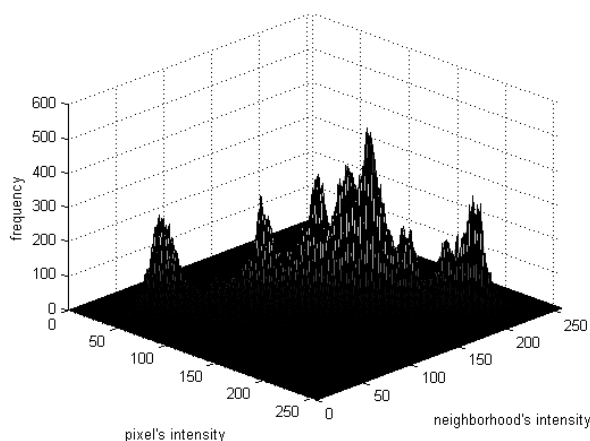
شکل (۳-۲) بصورت شماتیک نشان می دهد که هیستوگرام همبستگی یک تصویر را

می توان به چهار ناحیه تقسیم کرد.



شکل (۳-۲): طرح هیستوگرام دو بعدی.

منطقه ی ۱ و ۲ مربوط به پیکسل هایی است که اطلاعات روشنایی آن ها و روشنایی متوسط در همسایگی آن ها تفاوت فاحشی ندارد. مناطق ۳ و ۴ هم مربوط به پیکسل های مرزی دو ناحیه و نویز موجود در تصویر می باشند. شکل (۴-۲) هیستوگرام دو بعدی را برای تصویر لنا شکل (۲-۲) نشان می دهد.



شکل (۴-۲): هیستوگرام دو بعدی برای تصویر لنا.

اشکال عمده ی استفاده از هیستوگرام دو بعدی در مسئله ی ناحیه بندی، افزایش چشم گیر حجم محاسبات می باشد، از اینرو تعمیم روش استفاده شده در مرجع [۲۰] از دو سطح آستانه به چند سطح به لحاظ محاسباتی بسیار پیچیده و سنگین خواهد بود. از طرفی هیستوگرام دو بعدی اطلاعات مربوط به همسایگی پیکسل ها را که در مسئله ی ناحیه بندی بسیار مناسب به نظر می رسد

در بر دارد. با دقت بیشتر در شکل (۲-۴) در می یابیم که رویه ی هیستوگرام دو بعدی در راستای قطر اصلی ($i=j$) بیشترین ارتفاع را دارد و شکل آن بیش از آنکه شبیه تابع گوسی دو متغیره باشد شبیه یک دیواره است. بنابراین مدل سازی آن با توابع دو متغیره گوسی علاوه بر آنکه از لحاظ محاسباتی هزینه ی زیادی دارد، خطای زیادی را نیز در پی خواهد داشت. برای رفع مشکلات ذکر شده استفاده از هیستوگرام همبستگی را پیشنهاد می کنیم. در واقع هیستوگرام همبستگی فراوانی پیکسل هایی را نشان می دهد که سطح روشنایی آنها با متوسط سطح روشنایی یک همسایگی آن ها برابر می باشند. با این کار حجم محاسبات کاهش چشم گیری پیدا می کند در عین حال مدل مناسب تری از هیستوگرام خواهیم داشت که نتایج پایانی نشان دهنده ی این موضوع می باشند. با توجه به نتایج بدست آمده از مرجع [۲۰] معمولاً سطح آستانه ی مناسب روی خط چین نشان داده شده در شکل (۲-۳) قرار می گیرد. با استفاده از مطالب فوق، برای تعیین آستانه مناسب برای ناحیه بندی تنها از اطلاعات روی قطر هیستوگرام دو بعدی (خط چین در شکل (۲-۳)) استفاده می کنیم. با مدل کردن منحنی هیستوگرام همبستگی بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی، از این مدل برای پیدا کردن آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر استفاده می کنیم. لازم به ذکر است که برای بدست آوردن پارامتر های مدل گوسی تلفیقی از الگوریتم بهینه سازی PSO که در بخش (۱-۱-۱-۲) توضیح داده شد استفاده می کنیم. بدین روش با استفاده از هیستوگرام همبستگی در مقابل هیستوگرام دو بعدی، علاوه بر اینکه خطای تخمین مدل گوسی تلفیقی کاهش پیدا می کند سرعت اجرای الگوریتم در تخمین پارامتر های مدل بسیار بالاتر رفته و انتخاب سطوح آستانه ی مناسب آسان تر می شود. از طرفی با دخالت دادن اطلاعات همسایگی ها دقت لازم برای انتخاب سطوح آستانه مناسب حفظ می شود. منحنی هیستوگرام همبستگی را می توان با تعداد دلخواهی از توابع گوسی مدل نمود، اما تعداد مناسب این توابع برای یک مدل قابل قبول، بستگی به شکل این منحنی برای هر تصویر خاص دارد. محل تلاقی توابع گوسی همسایه در مدل تلفیقی بدست آمده آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر را نتیجه می دهند.

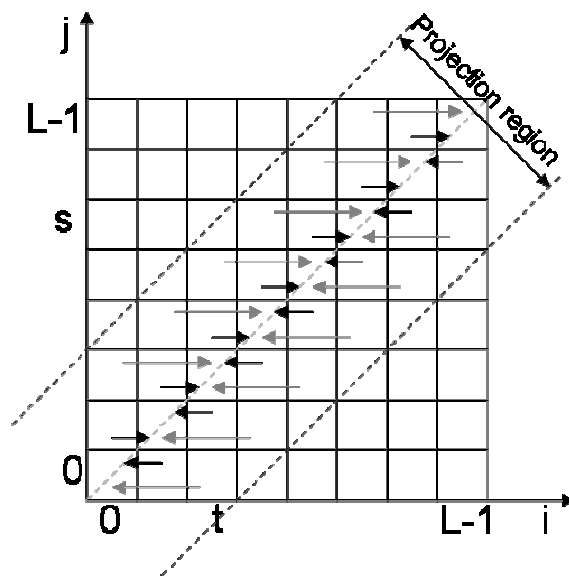
نظر به اینکه هیستوگرام دو بعدی در امتداد قطر اصلی اطلاعات تنها پیکسل‌هایی را در بر دارد که مقدار روشنایی آن‌ها بطور مطلق با متوسط همسایگی آن‌ها برابر است، تغییرات جزئی بین روشنایی یک پیکسل و همسایه‌های آن می‌تواند نتیجه ناحیه بند را تغییر دهد. چنین روشی بسیار حساس به نویز خواهد بود. برای بهبود روش علاوه بر اطلاعات قطر اصلی در هیستوگرام دو بعدی فراوانی پیکسل‌ها در نواری در امتداد محور i را به قطر اصلی تصویر می‌کنیم. اطلاعات فراوانی در این نوار در وزنی متناسب با عکس فاصله‌ی آن از خط $i=j$ ضرب می‌گردد.

شکل (۵-۲) این ایده را بصورت شماتیک نشان می‌دهد. برای این منظور پیکسل‌های با سطح روشنایی s که سطح روشنایی همسایگی آنها t می‌باشد، با وزن $\alpha/|s-t|$ به درایه‌ی سطر t و ستون t در هیستوگرام دو بعدی اضافه می‌شوند (که α ضریب تناسب بوده و مقدار آن معمولاً طوری انتخاب می‌شود که اندازه‌ی $\alpha/|s-t|$ همیشه کوچکتر از یک باشد) و سپس هیستوگرام همبستگی از روی قطر این هیستوگرام بصورت زیر بدست می‌آید:

$$|s - t| < T, T \leq 10, H(t, t) \leftarrow H(t, t) + H(s, t)/|s - t| \quad (23-2)$$

$$CH(t) = H(t, t), t = 1, 2, \dots, 256 \quad (24-2)$$

که H و CH در رابطه‌ی فوق بترتیب هیستوگرام دو بعدی و هیستوگرام همبستگی هستند و t سطح روشنایی پیکسل‌ها می‌باشد که عددی بین ۱ تا ۲۵۶ می‌باشد. در رابطه‌ی فوق α برابر یک در نظر گرفته شده است.

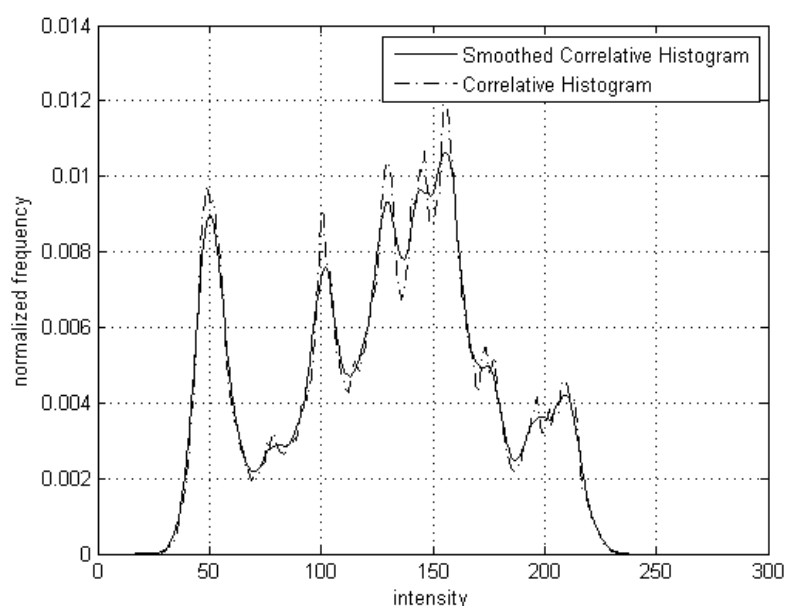


شکل (۵-۲): طرح هیستوگرام دو بعدی و نحوه ی غنی سازی اطلاعات هیستوگرام همبستگی.

۲-۲-۲ تخمین تعداد مد های هیستوگرام همبستگی [۹]

در گام اول برای نرم شدن تغییرات هیستوگرام همبستگی، هر نقطه از این منحنی را با میانگین چند همسایه ی راست و چپ آن نقطه جایگزین می کنیم به عبارتی منحنی را با یک فیلتر استخراج میانگین^۱ فیلتر می کنیم. با این کار قله های بسیار کوچک که موجب اختلال در یافتن آستانه های ناحیه بندی می شوند از منحنی هیستوگرام حذف خواهند شد. هیستوگرام همبستگی را قبل و بعد از نرم شدن می توان در شکل (۶-۲) مشاهده نمود.

¹ Moving Average



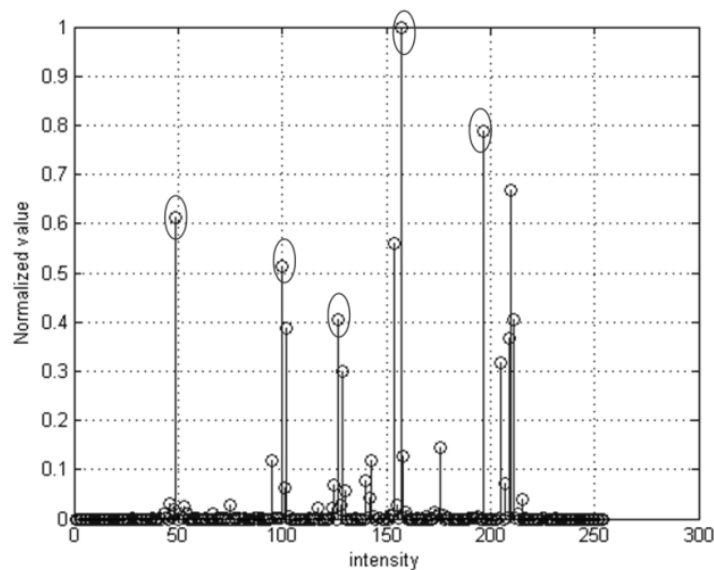
شکل (۲-۶): هیستوگرام همبستگی برای تصویر لنا قبل و بعد از اعمال فیلتر.

در این شکل از یک همسایگی با طول ۹ استفاده شده است. هیستوگرام نرم شده را می توان از رابطه زیر بدست آورد:

$$\bar{CH}(I) = \frac{\sum_{k=I}^{I+(n-1)/2} CH(k)}{n} \quad (2-25)$$

که $CH(k)$ هیستوگرام همبستگی می باشد. n طول همسایگی است که عددی فرد در نظر گرفته می شود. مشتق اول هیستوگرام نرم شده شیب منحنی را نشان می دهد و مشتق دوم آن تغییرات شیب یا عبارتی تقعر این منحنی را نشان خواهد داد. تقعرهای منفی و مثبت بترتیب مربوط به قله ها و دره های منحنی می باشد. میزان تیزی قله ها و دره ها نیز رابطه مستقیم با اندازه مشتق دوم دارد. از آنجا که هدف استخراج آن سطوح روشنایی است که پیک ها در آن نقاط رخ می دهند فقط قسمت های منفی منحنی را انتخاب کرده و با توان دو رساندن آن، اختلاف قله های پر ارزش و کم ارزش را بیشتر می کنیم سپس با تقسیم آن بر ماکزیمم، آن را نرمالیزه می کنیم. از پیک های با دامنه کمتر از ۱۰٪ صرفنظر کرده و در یک همسایگی روشنایی با طول ۱۵ بیشتر از یک قله انتخاب

نمی کنیم و مهمترین قله را انتخاب می کنیم. لازم به ذکر است که مکان قله های هیستوگرام تقریب خوبی برای میانگین توابع گوسی تلفیقی است. این مسئله برای پیدا کردن پارامترهای مدل تلفیقی کمک بزرگی به الگوریتم بهینه سازی PSO می کند. شکل (۷-۲) مشتق دوم نرمالیزه شده و پیک های انتخاب شده را برای هیستوگرام همبستگی نشان می دهد.



شکل (۷-۲): مکان قله ها برای هیستوگرام شکل (۶-۲).

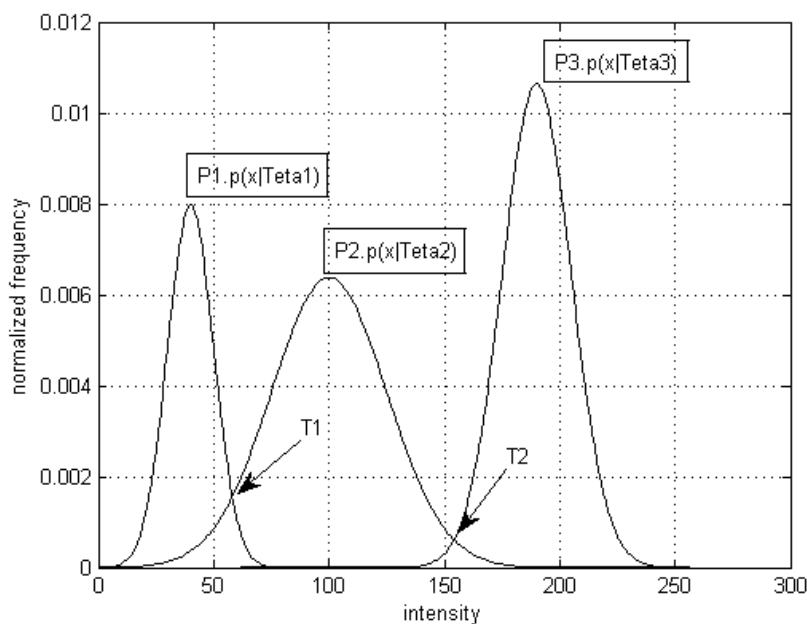
اما در اغلب موارد که تعداد نواحی در تصویر ناحیه بندی شده از قبل معلوم است، تعداد توابع گوسی برای مدل کردن هیستوگرام همبستگی را بصورت دستی وارد الگوریتم می کنیم.

۳-۲-۲ یافتن آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر بوسیله ی

مدل تلفیقی

پارامترهای مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام همبستگی را با توجه به مدل ارائه شده در بخش (۲-۱-۲)، بوسیله الگوریتم بهینه سازی PSO بدست می آوریم. سپس آستانه های مناسب برای

ناحیه بندی تصاویر از نقاط تقاطع توابع گوسی مجاور در مدل بدست آمده تعیین می شوند. چگونگی انتخاب سطوح آستانه ی مناسب از روی مدل بدست آمده در ادامه توضیح داده شده است. در شکل (۸-۲) یک مدل گوسی تلفیقی نمونه نمایش داده شده است.



شکل (۸-۲) انتخاب سطوح آستانه ی مناسب برای ناحیه بندی تصویر بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی.

شکل (۸-۲) یک مدل گوسی تلفیقی را نشان می دهد که در رابطه ی (۱۸-۲) معرفی شده

است. در این مثال این مدل شامل ۳ تابع گوسی می باشد. برای این مدل می توان گفت:

$$\begin{cases} P1.p(x|\theta1) > P2.p(x|\theta2) & , \quad x < T1 \\ P1.p(x|\theta1) < P2.p(x|\theta2) & , \quad x > T1 \end{cases} \quad (۲۶-۲)$$

در این صورت T1 یک آستانه ی مناسب برای ناحیه بندی تصویر می باشد. همچنین:

$$\begin{cases} P2.p(x|\theta2) > P3.p(x|\theta3) & , \quad x < T2 \\ P2.p(x|\theta2) < P3.p(x|\theta3) & , \quad x > T2 \end{cases} \quad (۲۷-۲)$$

که T2 آستانه ی مناسب دیگر این مسئله می باشد [۲۱].

این آستانه ها روی همسایگی های 3×3 از پیکسل ها اعمال می شوند. آنگاه با توجه به اینکه سطح روشنایی این همسایگی ها بین کدام دو سطح آستانه قرار گیرد برچسب ناحیه ی پیکسل مرکزی مربوط به آن همسایگی تعیین می گردد به این ترتیب که اگر سطح روشنایی یک همسایگی بین صفر و اولین سطح آستانه باشد، پیکسل مرکزی برچسب یک می گیرد، اگر سطح روشنایی همسایگی بین اولین سطح آستانه و دومین سطح آستانه باشد، پیکسل مرکزی برچسب دو خواهد گرفت و به همین ترتیب تمامی پیکسل های تصویر یک بر چسب بین ۱ و N خواهند گرفت که N تعداد توابع گوسی موجود در مدل می باشد. سپس میانگین سطوح روشنایی پیکسل هایی که برچسب برابر دارند از تصویر اصلی محاسبه شده مقدار آن جایگزین سطح روشنایی قبلی این پیکسل ها می شود.

به این ترتیب، با استفاده از هیستوگرام همبستگی به جای هیستوگرام روشنایی پیکسل ها، اطلاعات همسایگی پیکسل ها را در انتخاب سطوح آستانه دخالت دادیم، آنگاه با اعمال آستانه های انتخاب شده بر روی میانگین روشنایی همسایگی پیکسل ها و تصمیم گیری برای پیکسل مرکزی، روشی را پیشنهاد دادیم. در بخش نتایج خواهیم دید روش ارائه شده ناحیه بندی مناسب تری را ارائه می دهد.

۳-۲ مقایسه و تحلیل نتایج

در این قسمت ابتدا نتایج حاصل از روش های مختلف را بررسی کرده و مورد ارزیابی قرار می دهیم، سپس به تجزیه و تحلیل این نتایج می پردازیم. نتایج حاصل از الگوریتم های مرور شده و

الگوریتم ارائه شده در ادامه آورده شده اند. در شکل های (۲-۹) و (۲-۱۰) تصویر اصلی و نتایج ناحیه بندی بوسیله ی روش های بیان شده، به ترتیب برای تصاویر فلفل ها و لونا نشان داده شده اند.



(a)



(b)



(c)



(d)

شکل (۲-۹) تصویر فلفل ها (a) با ۲۵۶ سطح خاکستری، (b) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری به روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح خاکستری بوسیله ی روش پیشنهادی.



(a)



(b)



(c)



(d)

شکل (۱۰-۲) تصویر لنا (a) با ۲۵۶ سطح خاکستری، (b) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح خاکستری بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح خاکستری به روش ماکزیمم آنترپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح خاکستری بوسیله ی روش پیشنهادی.

برای ارزیابی تصاویر ناحیه بندی شده به روش های مختلف و مقایسه ی نتایج آنها با یکدیگر معیار های کمی و کیفی مختلفی وجود دارند. یکی از معیار های کیفی رایج، معیار بصری است. بر این اساس هر اندازه که نواحی موجود در تصویر ناحیه بندی شده ساده تر، همگن تر و شامل تعداد نواحی کمتر باشند، می توان گفت که تصویر مورد نظر بهتر ناحیه بندی شده است. بدیهی است که هر چه

تعداد نواحی در یک تصویر بیشتر می شود، نواحی موجود در تصویر ناحیه بندی شده همگن تر خواهند بود، از اینرو برای مقایسه ی نتایج حاصل از روش های مختلف، تعداد نواحی را در تصاویر ناحیه بندی شده ثابت در نظر می گیریم. با توجه به موارد ذکر شده می توان گفت که در تصاویر فوق به ترتیب از تصویر (b) تا (d) به کیفیت تصویر ناحیه بندی شده افزوده می شود. اما معیار های کمی مختلفی نیز برای ارزیابی تصاویر ناحیه بندی شده ارائه شده است که از آن میان می توان به معیار یکنواختی اشاره کرد [۲۲ و ۲۳]. بر این اساس معیاری ارائه شده است که میزان همگن بودن پیکسل های داخل هر ناحیه در تصویر را محاسبه می کند. معیار فوق را می توان بصورت زیر بیان نمود:

$$u = 1 - 2C \frac{\sum_{j=0}^C \sum_{l \in R_j} (f_l - \mu_j)^2}{N \cdot (f_{max} - f_{min})^2} \quad (2-28)$$

که C تعداد سطوح آستانه، R_j زمین ناحیه در تصویر ناحیه بندی شده، N تعداد کل نواحی در تصویر ناحیه بندی شده، f_l سطح روشنایی پیکسل l ام، μ_j میانگین سطوح روشنایی پیکسل های موجود در ناحیه ی R_j ، f_{max} و f_{min} به ترتیب بزرگترین و کوچکترین سطوح روشنایی موجود در تصویر می باشند.

با توجه به رابطه ی (۲-۲۸) می توان گفت که $u \in [0 \ 1]$ می باشد و هر اندازه که مقدار آن به یک نزدیکتر باشد نواحی موجود در تصویر یکنواخت تر می باشند و تصویر ناحیه بندی بهتر ارزیابی می شود. معیار فوق برای تصاویر لنا و فلفل ها که با ۳، ۴، ۵ و ۶ سطح روشنایی ناحیه بندی شده اند بترتیب در جدول های (۲-۱) و (۲-۲) آورده شده است.

جدول (۱-۲) معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر لنا.

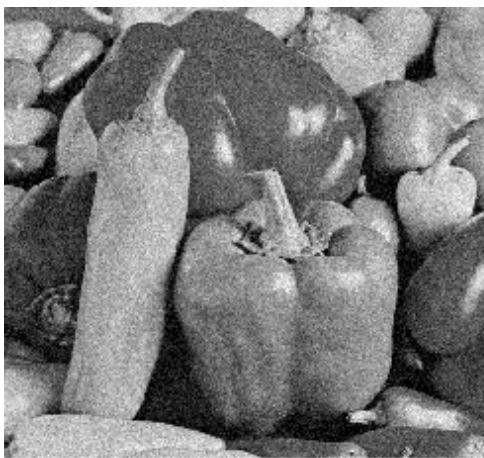
روش پیشنهادی	ماکزیمم آنتروپی	مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی	
۰/۹۵۳۷	۰/۹۷۱۸	۰/۹۶۴۰	۳ ناحیه
۰/۹۵۶۴	۰/۹۷۱۸	۰/۹۷۶۴	۴ ناحیه
۰/۹۵۲۳	۰/۹۶۲۹	۰/۹۷۷۰	۵ ناحیه
۰/۹۴۲۹	۰/۹۴۵۴	۰/۹۶۷۴	۶ ناحیه

جدول (۲-۲) . معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر فلفل ها.

روش پیشنهادی	ماکزیمم آنتروپی	مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی	
۰/۹۵۰۷	۰/۹۶۸۷	۰/۹۵۹۲	۳ ناحیه
۰/۹۳۷۲	۰/۹۶۸۷	۰/۹۶۶۹	۴ ناحیه
۰/۹۴۳۵	۰/۹۷۶۷	۰/۹۵۷۴	۵ ناحیه
۰/۹۴۳۲	۰/۹۷۲۳	۰/۹۷۲۱	۶ ناحیه

همانطور که از نتایج پیداست از لحاظ معیار همگنی روش پیشنهادی اختلاف چندانی با روش های مرور شده ندارد در حالیکه از نتایج ناحیه بندی مشاهده می شود که روش پیشنهادی بهتر رفتار می کند. با اندکی دقت در رابطه ی (۲-۲۸) متوجه می شویم که وجود نواحی بسیار کوچک و تعدد قسمت های ناپیوسته در تصویر در این رابطه به عنوان یک پارامتر در ارزیابی ناحیه بندی لحاظ نشده است، در حالیکه این مسئله از لحاظ بصری بسیار قابل توجه نمود می کند. از اینرو تصویری که از لحاظ بصری دارای ناحیه بندی مناسب تری است با معیار همگنی مطابقت ندارد. به هر حال با

توجه به معیار های اشاره شده می توان گفت نتایج حاصل از روش پیشنهادی با سایر روش های موجود رقابت می کند. اما امتیاز ویژه ی این روش نسبت به سایر روش های بررسی شده کارآمد بودن این روش در حضور نویز می باشد، که این امر جز به مدد استفاده از اطلاعات مربوط به همسایگی های پیکسل ها حاصل نشده است. نتایج اعمال هر کدام از روش های بیان شده روی تصاویر فلفل ها و لونا که آغشته به نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.005 می باشند بترتیب در شکل های (۲-۱۱) و (۲-۱۲) نشان داده شده است.



(a)



(b)



(c)



(d)

شکل (۲-۱۱) (a) تصویر فلفل ها آغشته به نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.005 . (b) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح بوسیله مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح بوسیله روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با سه سطح به روش پیشنهادی.



(a)



(b)



(c)



(d)

شکل (۲-۱۲) (a) تصویر لنا آغشته به نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس ۰.۰/۰۰۵ (b) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح بوسیله مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی، (c) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح بوسیله روش ماکزیمم آنتروپی، (d) تصویر ناحیه بندی شده با چهار سطح به روش پیشنهادی.

معیار یکنواختی برای هر یک از تصاویر در جدول های (۲-۳) و (۲-۴) آورده شده است.

جدول (۲-۳) معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر فلفل ها با نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس ۰/۰۰۵.

روش پیشنهادی	ماکزیمم آنتروپی	مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی	
۰/۹۵۵۷	۰/۹۴۸۸	۰/۹۵۲۷	۳ ناحیه
۰/۹۵۱۸	۰/۹۴۳۲	۰/۹۴۶۴	۴ ناحیه
۰/۹۵۰۳	۰/۹۳۲۲	۰/۹۳۳۹	۵ ناحیه
۰/۹۳۹۶	۰/۹۲۵۹	۰/۹۱۲۹	۶ ناحیه

جدول (۲-۴) . معیار یکنواختی برای ناحیه بندی تصویر لنا با نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس ۰/۰۰۵.

روش پیشنهادی	ماکزیمم آنتروپی	مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام روشنایی	
۰/۹۵۳۴	۰/۹۵۳۳	۰/۹۵۶۴	۳ ناحیه
۰/۹۵۴۱	۰/۹۴۴۹	۰/۹۳۶۸	۴ ناحیه
۰/۹۴۳۰	۰/۹۳۰۲	۰/۹۲۶۴	۵ ناحیه
۰/۹۳۷۵	۰/۹۲۲۹	۰/۹۴۴۹	۶ ناحیه

همانطور که از نتایج پیداست روش پیشنهادی از لحاظ کیفی (معیار بصری) و کمی

(معیار همگنی) بسیار بهتر از سایر روش های مورد مطالعه عمل کرده است. همانطور که در

بخش های قبل نیز اشاره شد دلایل اصلی این امر عبارتند از:

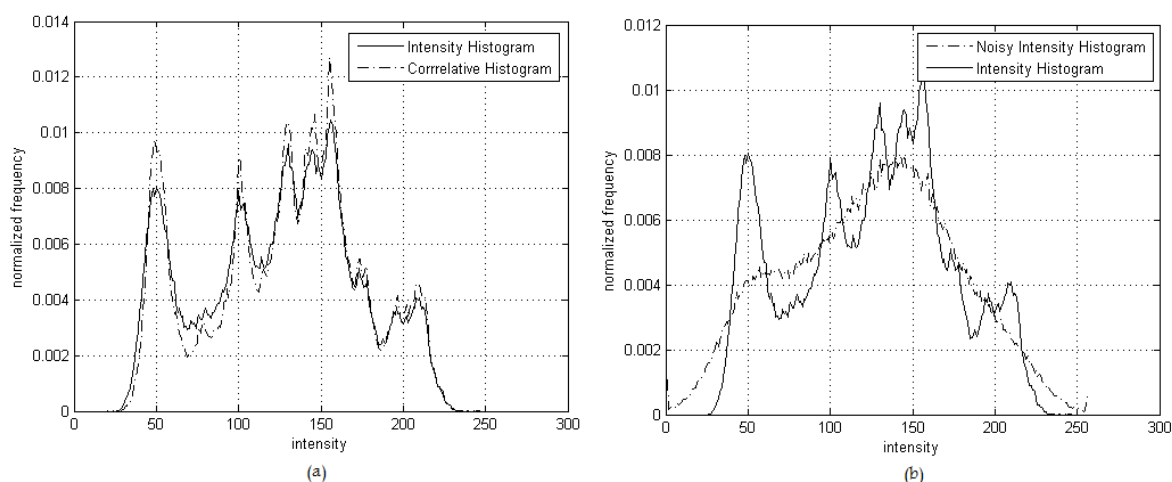
الف- استفاده از هیستوگرام همبستگی (در مقابل هیستوگرام روشنایی)، به دلیل مقاوم بودن این

منحنی در برابر نویز اعمالی به تصویر برای انتخاب آستانه ها مناسب،

ب- اعمال آستانه های انتخاب شده به میانگین روشنایی همسایگی پیکسل ها (در مقابل اعمال آن ها به روشنایی پیکسل ها) برای ناحیه بندی تصویر.

۲-۳-۱ اثر نویز در ناحیه بندی روش پیشنهادی

همانطور که در قسمت های قبل اشاره شد، دره ها یا می نیمم های سراسری منحنی هیستوگرام روشنایی معمولاً آستانه های خوبی برای ناحیه بندی تصاویر می باشند. از آنجا که نویز اعمال شده به تصویر سطح روشنایی پیکسل های تصویر را تحت تأثیر قرار می دهد، باعث می شود منحنی هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر تغییر کند و در پی آن آستانه هایی که از روی این منحنی برای ناحیه بندی تصویر انتخاب می شوند دیگر آستانه های اپتیمم نمی باشند. اما به خاطر تصادفی بودن نویز تصویر میانگین آن روی یک همسایگی مناسب (به اندازه کافی بزرگ) صفر می باشد، و همبستگی آن با تصویر را می توان صفر یا به اندازه ی کافی کوچک فرض کرد [۲۴]. از اینرو هیستوگرام همبستگی که در واقع از همبستگی پیکسل های تصویر به همسایگی هایشان بدست آمده است، کمتر تحت تأثیر نویز قرار می گیرد و می توان گفت مصون از تأثیرات مخرب نویز می باشد. در شکل (۲-۱۳) قسمت (a) هیستوگرام روشنایی تصویر لنا و هیستوگرام همبستگی برای همین تصویر نشان داده شده است. همین شکل در قسمت (b) تخریب هیستوگرام روشنایی تصویر لنا بوسیله ی اعمال نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.05 را نشان می دهد.

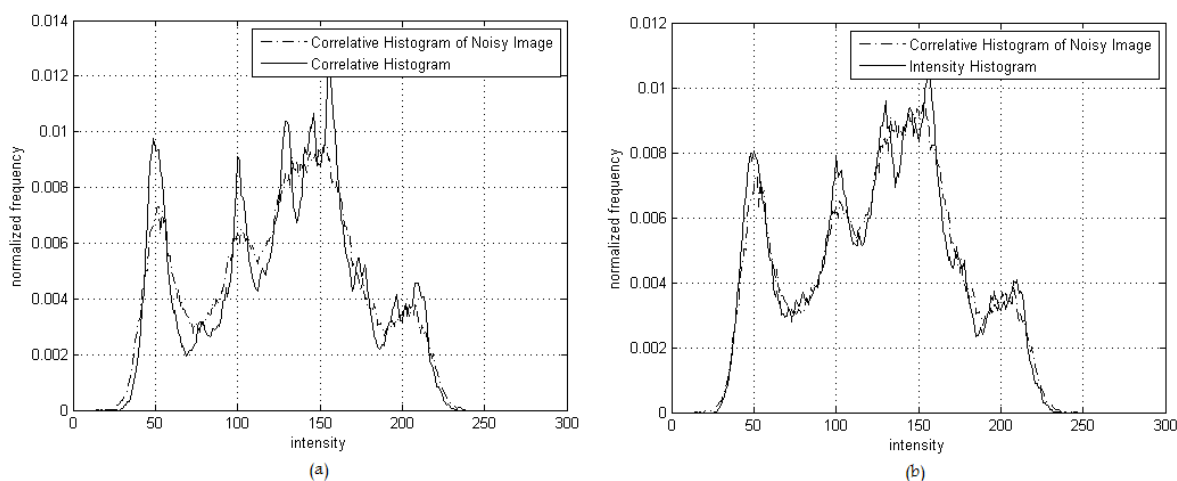


شکل (۲-۱۳) (a) هیستوگرام روشنایی و هیستوگرام همبستگی برای تصویر لنا. (b) هیستوگرام روشنایی برای تصاویر نویزی و بدون نویز لنا.

همانطور که از قسمت (a) در شکل (۲-۱۳) پیداست منحنی های هیستوگرام روشنایی و هیستوگرام همبستگی در تصویر بدون نویز لنا بسیار به هم نزدیک می باشند. می توان گفت در منحنی هیستوگرام همبستگی تغییرات جزئی منحنی نسبت به منحنی هیستوگرام روشنایی کمتر شده است، همچنین تفاوت ارتفاع قله ها و دره ها در منحنی هیستوگرام همبستگی نسبت به هیستوگرام روشنایی افزایش یافته است. موارد ذکر شده به تشخیص آستانه های بهینه برای ناحیه بندی تصویر کمک می کنند. از اینرو در تصاویر بدون نویز استفاده از هیستوگرام همبستگی به جای هیستوگرام روشنایی ارجح است.

در قسمت (b) از شکل (۲-۱۳) تأثیر نویز بر روی هیستوگرام روشنایی را مشاهده می کنیم. همانطور که پیداست اثر تخریبی نویز به اندازه ای زیاد است که تشخیص آستانه های مناسب از روی هیستوگرام تصویر نویزی میسر نمی باشد. بنابراین بدیهی است که روش های ناحیه بندی که بر پایه ی استفاده از هیستوگرام روشنایی می باشند، تحت تأثیر نویز به میزان قابل توجهی کارآیی خود را از دست می دهند.

شکل (۲-۱۴) قسمت (a) هیستوگرام همبستگی را برای تصاویر نویزی و بدون نویز لنا نشان می دهد و در قسمت (b) هیستوگرام روشنایی تصویر لنا به همراه هیستوگرام همبستگی تصویر نویزی لنا نمایش داده شده است.



شکل (۲-۱۴) (a) هیستوگرام همبستگی برای تصاویر نویزی و بدون نویز لنا، (b) هیستوگرام روشنایی تصویر لنا و هیستوگرام همبستگی تصویر نویزی لنا.

از مقایسه ی قسمت (a) در شکل (۲-۱۴) و قسمت (b) در شکل (۲-۱۳) پیداست که هیستوگرام همبستگی در برابر نویز اعمالی به تصویر بسیار مقاوم تر از هیستوگرام روشنایی می باشد. از اینرو در صورت استفاده از هیستوگرام همبستگی برای تعیین آستانه های مناسب در ناحیه بندی، در صورت متأثر شدن تصویر از نویز، با توجه به شدت نویز اعمالی، شاهد افت چشمگیر در عملکرد الگوریتم نخواهیم بود. قسمت (b) در شکل (۲-۱۴) نشان می دهد که هیستوگرام همبستگی برای تصویری که تحت تأثیر نویز قرار گرفته است بسیار نزدیک به هیستوگرام روشنایی آن تصویر می باشد. بدین ترتیب در ناحیه بندی تصاویر نویزی و بدون نویز استفاده از هیستوگرام همبستگی، به جای استفاده از هیستوگرام روشنایی، موجه می شود.

۴-۲ نتیجه گیری

در این فصل روش های جدید و کارآمد ناحیه بندی تصاویر خاکستری مرور شد. هر کدام از این روش ها نقاط ضعفی داشتند. برای بهبود نتایج ناحیه بندی روشی مبتنی بر آستانه گذاری هیستوگرام همبستگی تصاویر ارائه شد. در این روش تابع تصویر شده در قطر اصلی هیستوگرام همبستگی را به کمک تلفیقی از توابع گوسی مدل نمودیم. پارامترهای مدل مذکور بوسیله ی الگوریتم بهینه سازی PSO محاسبه شد. آستانه های مناسب برای ناحیه بندی از نقاط تقاطع توابع گوسی همسایه بدست آمدند. نتایج بدست آمده از روش های بیان شده بوسیله ی معیارهای بصری (کیفی) و کمی قابل مقایسه می باشند. آزمایش ها برای تصاویر بدون نویز و تصاویر آغشته به نویز انجام شدند. نتایج بدست آمده از الگوریتم پیشنهادی به لحاظ کیفی از نتایج بدست آمده از سایر الگوریتم ها، در تصاویر بدون نویز و تصاویر نویزی، بهتر می باشند، اما نتایج بدست آمده از ارزیابی کمی نشان می دهند روش پیشنهادی فقط در ناحیه بندی تصاویر نویزی بهتر از سایر روشهای بیان شده عمل می کند. دلیل این موضوع مقاومت هیستوگرام همبستگی نسبت به نویز اعمالی به تصویر می باشد.

فصل سوم

ناحیه بندی تصاویر رنگی

در گذشته ای نه چندان دور به دلیل محدودیت سخت افزاری و ابتدایی بودن حسگر های تصویر، استفاده از تصاویر رنگی بسیار محدود بوده است، اما با پیشرفت تکنولوژی و افزایش سرعت پردازشگرها، استفاده از تصاویر رنگی به دلیل ظرفیت اطلاعاتی بالای این تصاویر گسترش زیادی پیدا کرده است. از آنجا که این تصاویر حجم بالایی از اطلاعات را در خود جای داده اند، تشخیص و تفکیک اطلاعات مهم و استفاده ی بهینه از آن ها از اهمیت بالایی برخوردار است، از طرفی الگوریتم های پردازش این تصاویر باید تا حد امکان سرعت بالایی داشته باشند تا بتوانند حجم بالای اطلاعات مربوط به اینگونه تصاویر را در مدت زمان قابل قبول پردازش کنند. در این فصل برخی از روش های مهم ناحیه بندی تصاویر رنگی را مورد بررسی قرار داده و آنها را با روشی که در این تحقیق برای ناحیه بندی تصاویر رنگی پیشنهاد شده است مقایسه خواهیم کرد. اما قبل از هر چیز مروری بر مدل فضاهای رنگی که در این فصل مورد استفاده قرار گرفته اند خواهیم داشت.

۱-۳ مرور فضاهای رنگ RGB^۱، HSI^۲ و L*a*b

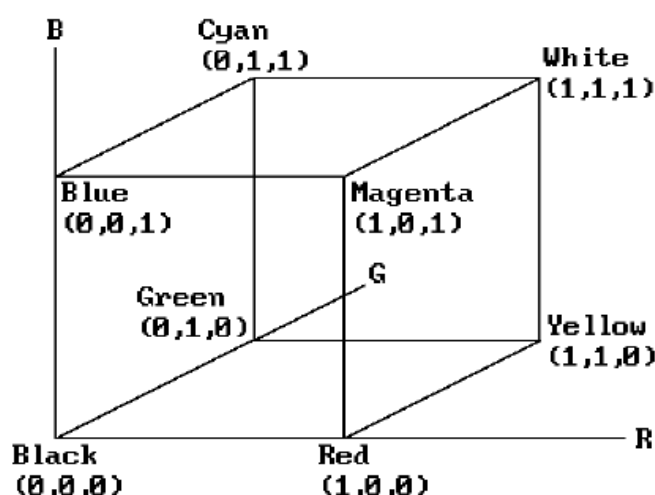
همه ی مدل های بیان کننده ی ویژگی رنگ پیکسل های تصویر، مدل مذکور را در یک فضای سه بعدی ارائه می کنند. هر فضای رنگ خواص و کاربردهای خاص خود را دارد و می توان نسبت به کاربرد مورد نظر ویژگی رنگ را برای هر تصویر به یکی از این فضاها انتقال داد. در ادامه توضیح مختصری در مورد هر کدام از این مدل ها ارائه می کنیم.

^۱ Red-Green-Blue

^۲ Hue-Saturation-Intensity

۳-۱-۱ فضای رنگ RGB [۲۵]

در فضای رنگ RGB، هر پیکسل شامل سه مولفه ی رنگ قرمز، سبز و آبی می باشد، که هر کدام از این مولفه ها می توانند سطوح ۰ تا ۲۵۵ را به خود اختصاص دهند یا به بازه ی [۰ ۱] نرمالیزه شوند. با ترکیب کردن نسبت های مختلف از هر کدام از این مولفه های اصلی، فضای رنگ شکل خواهد گرفت. در شکل (۳-۱) مکعب مربوط به فضای رنگ RGB نشان داده شده است. همانطور که در این شکل پیداست اگر مقدار هر کدام از رنگ های اصلی صفر باشد، تصویر مشکی می باشد و اگر اندازه هر سه مولفه به اندازه واحد باشد تصویر بالاترین میزان روشنایی را به خود اختصاص داده و سفید را تشکیل می دهد.



شکل (۳-۱) مکعب رنگ در فضای RGB [۲۵].

۳-۱-۲ مدل HIS [۲۵]

این مدل بیشتر بر مبنای ادراک انسان از رنگ طراحی شده است. در مدل مذکور هر پیکسل شامل سه مولفه ی H، S و I می باشد که H معرف جنس رنگ، S میزان خلوص رنگ و I میزان روشنایی پیکسل ها می باشد.

برای تبدیل مدل RGB به HSI می توان از روابط زیر استفاده نمود:

برای پارامتر H در مدل HSI داریم:

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B < G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad (1-3)$$

که در رابطه ی فوق داریم:

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{0.5}} \right\} \quad (2-3)$$

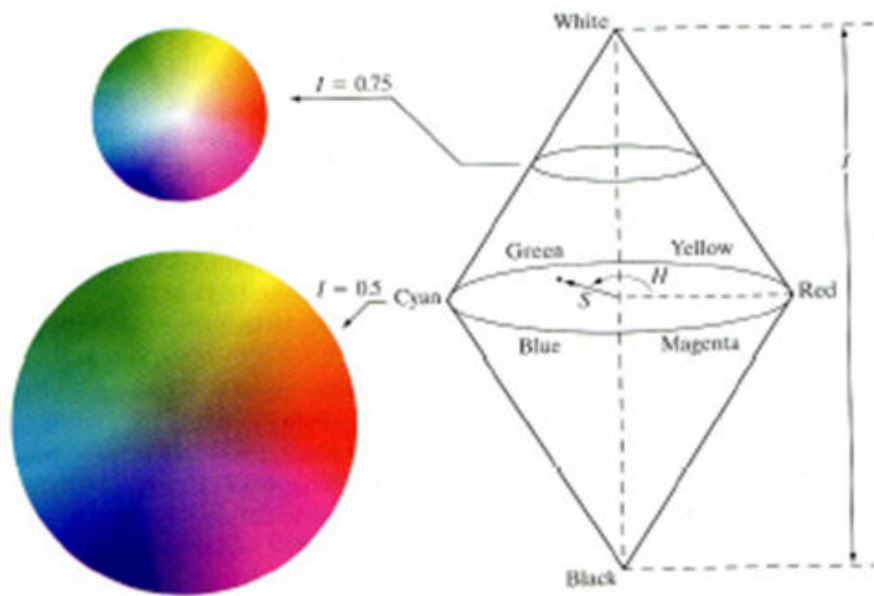
برای پارامتر S می توان از رابطه ی زیر استفاده کرد:

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (3-3)$$

و روشنایی پیکسل ها، I ، از رابطه ی زیر محاسبه می شود:

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (4-3)$$

یکی از معایب مدل HSI که استفاده از آن را در بسیاری از موارد با اشکال مواجه می کند، ابهام H در صفر و یک می باشد، بدین معنا که علی رغم اینکه H به ظاهر از صفر آغاز می شود و به یک ختم می شود، در واقع مقدار آن در صفر و یک به هم پیوسته می باشند. در شکل (۲-۳) مدل این رنگ نمایش داده شده است. همانطور که مشاهده می شود مقادیر صفر و یک مربوط به یک نقطه در دایره رنگ می باشد و هر دو مقدار بیانگر رنگ قرمز می باشند. S میزان خلوص رنگ را نشان می دهد، برای درک بیشتر این پارامتر از یک مثال کمک می گیریم بدین صورت که رنگ قرمز و صورتی از نظر H هر دو با هم برابر بوده و جنس رنگ آن ها قرمز می باشد اما رنگ صورتی با رنگ سفید مخلوط شده است و از خلوص آن کاسته شده است. در این حالت پارامتر S برای رنگ صورتی کمتر از مقدار این پارامتر برای رنگ قرمز خواهد بود.

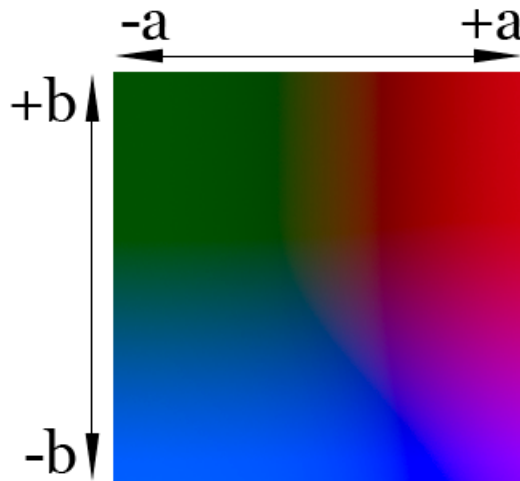


شکل (۳-۲) نمایش مدل HIS [۲۵].

۳-۱-۳ مدل L^*a^*b [۲۶]

فضای رنگ L^*a^*b ما را قادر می سازد تا اجزاء رنگ های تشکیل دهنده ی یک تصویر را به خوبی از هم تفکیک کنیم.

فضای رنگ L^*a^*b شامل سه جزء L ، a و b می باشد. جزء L یا Luminosity مربوط به میزان روشنایی تصویر است. جزء a بیانگر موقعیت رنگ روی محور قرمز_سبز می باشد و جزء b موقعیت رنگ را روی محور آبی_سبز بیان می کند. شکل (۳-۳) مدل این رنگ را برای سطح روشنایی، L ، برابر 0.25 نمایش می دهد. با توجه به این شکل برای محاسبه ی تفاوت میان دو رنگ در مختصات یاد شده می توان از یکا های مختلف مانند فاصله ی اقلیدسی استفاده نمود.



شکل (۳-۳) نمایش رنگ در فضای L^*a^*b که در آن $L=0.25$ [۲۶].

در بخش بعد به مرور برخی از روش های ناحیه بندی تصاویر رنگی پرداخته شده است.

۲-۳ مروری بر روش های گذشته

روش های ناحیه بندی تصاویر رنگی که در این بخش مورد بررسی قرار می گیرند عبارتند از:

روش K-Mean [۲۷]، الگوریتم Hill-Climbing [۲۸ ، ۲۹ و ۳۰] و الگوریتم SVFMM^۱ [۳۱].

همه ی این روش ها مبتنی بر کلاسه بندی پیکسل های تصویر می باشند.

۱-۲-۳ الگوریتم K-Mean

در الگوریتم K-Mean در مرجع [۲۷]، پیکسل های تصویر مورد نظر با توجه به رنگ

آن ها در فضای l^*a^*b ناحیه بندی می شوند.

در این الگوریتم هر پیکسل به عنوان داده ای در فضای سه بعدی تصویر می شود.

داده ها در فضای رنگ تشکیل کلاستر هایی را می دهند که میانگین آنها در هر کلاس

^۱ Spatially Variant Finite Mixture Model

طبق الگوریتمی که توضیح داده خواهد شد محاسبه می شود. سپس داده ها بصورتی کلاسه بندی می شوند که، داده های هر کلاس تا حد امکان به میانگین آن کلاس نزدیک تر باشند. در کلاسه بند K-Mean تعداد کلاس ها باید از پیش تعیین شده باشد و باید یکای مناسب برای سنجش فاصله ی داده ها از هم مشخص شود. در مسئله ی ناحیه بندی تصاویر رنگی، از آنجا که کلاس بندی در فضای $a*b$ انجام می شود، داده های مسئله پیکسل هایی می باشند که اطلاعات آن ها شامل پارامتر های a و b مربوط به رنگ این پیکسل ها می باشد. لازم به تذکر است که در این الگوریتم تعداد کلاس ها، تعیین کننده ی تعداد نواحی در تصویر ناحیه بندی شده می باشد. همچنین از فاصله ی اقلیدسی به عنوان متریک مورد استفاده برای اندازه گیری فاصله ی بین ویژگی رنگ پیکسل ها، استفاده شده است. به این ترتیب در انتهای الگوریتم هر پیکسل در تصویر به یکی از کلاس های از پیش تعیین شده تعلق می گیرد و بر چسب آن کلاس بر روی آن پیکسل قرار داده می شود، در انتهای پروسه ی کلاسه بندی، تمام پیکسل هایی که به یک کلاس تعلق دارند، با میانگین رنگ پیکسل های متعلق به آن کلاس رنگی می شوند.

نحوه ی کلاسه بندی داده ها در این الگوریتم به این صورت است که تعداد کلاس ها، k ، در ابتدای الگوریتم تعیین می شود. فرض کنید که مراکز کلاس های مورد نظر $\{w_1, \dots, w_k\}$ ، که هر کدام میانگین کلاس مربوطه می باشند، در ابتدای الگوریتم بصورت تصادفی از بین داده های ورودی $\{t_1, \dots, t_n\}$ تعیین شوند:

$$w_j = i_l, \quad j \in \{1, \dots, k\}, \quad l \in \{1, \dots, n\} \quad (5-3)$$

به ازای هر کدام از مراکز کلاس ها، w_j ، یک کلاس تشکیل می شود، بطوریکه هر کلاس شامل داده هایی می باشد که به مرکز آن کلاس نزدیکتر از مرکز سایر کلاس ها می باشند. میانگین داده های موجود در هر کلاس را محاسبه کرده و آن را به عنوان مرکز جدید کلاس

در نظر می گیریم، آنگاه با توجه به مراکز جدید کلاس ها دوباره داده های مربوط به هر کلاس را از میان کل داده ها تعیین می کنیم. پروسه ی فوق آنقدر ادامه پیدا می کند که دیگر میانگین داده های هر کلاس یا بعبارتی مراکز کلاس ها جابجایی قابل توجهی نداشته باشند. این بدان معناست که داده های مسئله بر اساس معیار این الگوریتم، که نزدیک بودن داده های هر کلاس به مرکز آن کلاس است، به خوبی کلاسه بندی شده اند.

الگوریتم کلاسه بند K-Mean را می توان بصورت زیر خلاصه نمود:

گام (۱). $(w_1, \dots, w_k)$ را بصورت تصادفی مقدار دهی اولیه می کنیم بطوریکه:

$$w_j = i_l, \quad j \in \{1, \dots, k\}, l \in \{1, \dots, n\} \quad (۶-۳)$$

که هر w_j میانگین یا مرکز کلاس c_j می باشد.

و گام های زیر در یک حلقه تکرار می شوند تا اینکه خطای بیان شده در رابطه (۳-۹) از اندازه معینی کمتر شود;

گام (۲). برای هر داده ی i_l که $l \in \{1, \dots, n\}$;

- i_l را متعلق به کلاس c_{j^*} می دانیم در صورتی که i_l به w_{j^*} نزدیکترین فاصله را داشته باشد، بطوریکه:

$$(|i_l - w_{j^*}| \leq |i_l - w_j|, j \in \{1, \dots, k\}) \quad (۷-۳)$$

گام (۳). برای هر کلاس c_j که $j \in \{1, \dots, k\}$ ، میانگین داده های مربوط به آن کلاس، w_j را با توجه به داده های جدیدی که به آن کلاس تعلق گرفته است تغییر می دهیم بدین صورت که در هر گام جدید، w_j میانگین تمام داده های حاضر در c_j خواهد بود. بنابراین:

$$w_j = \sum_{i_1 \in c_j} i_1 / |c_j| \quad (۸-۳)$$

گام (۴). تابع خطا را برای میانگین های محاسبه شده بصورت زیر بیان می کنیم:

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i_1 \in c_j} |i_1 - w_j|^2 \quad (۹-۳)$$

در این صورت تا وقتی که E تغییرات قابل توجهی نداشته باشد، داده های متعلق به هر کلاس تقریباً بدون تغییر باقی خواهند ماند.

همانطور که بیان شد، کارآیی این کلاسه بند با تابع خطای ارائه شده در رابطه ی (۹-۳) مورد ارزیابی قرار می گیرد. در این الگوریتم تعداد اپتیمم کلاس ها، k ، برای کم شدن اندازه ی تابع خطا، از روش سعی و خطا قابل شناسایی می باشد، اما در مسئله ی ناحیه بندی تصاویر تعداد نواحی مورد نظر در تصویر ناحیه بندی شده که توسط کاربر تعیین می شود تا انتهای الگوریتم ثابت می ماند.

یکی از معایب الگوریتم K-Mean پیچیدگی محاسباتی آن می باشد خصوصاً پیچیدگی با افزایش تعداد داده ها و ابعاد آنها به شدت افزایش می یابد. بویژه در مسائلی مانند ناحیه بندی تصاویر اگر تعداد پیکسل های تصویر زیاد باشد و تصویر رنگی باشد، این موضوع بیشتر نمود پیدا می کند. از دیگر معایب این الگوریتم می توان به این نکته اشاره کرد که هر کدام از کلاس ها به مقادیر اولیه ی w_j که $j \in \{1, \dots, k\}$ بستگی دارد که این مقدار دهی اولیه معمولاً بصورت تصادفی انجام می گیرد. این امر باعث می شود که خروجی کلاسه بند برای داده های یکسان با هر بار اجرای الگوریتم تغییر کند [۳۲]. نتایج پیاده سازی این الگوریتم برای ناحیه بندی تعدادی تصویر رنگی در بخش (۴-۳) آورده شده است.

۲-۲-۳ الگوریتم Hill-Climbing [۲۸]

یکی از الگوریتم های معروف ناحیه بندی تصاویر، الگوریتم Hill-Climbing می باشد در این الگوریتم، در گام اول، هیستوگرامی برای پیکسل های تصویر در فضای رنگ سه بعدی محاسبه می شود. این هیستوگرام شامل سلول هایی می باشد که محتوای هر کدام از این سلول ها، تعداد پیکسل هایی می باشد که ویژگی های آن ها منطبق بر معیار های سلول مورد نظر می باشد. در گام بعد قله های هیستوگرام سه بعدی تصویر شناسایی می شوند. بدین منظور از محتوای سلول های هیستوگرام بدست آمده استفاده می شود به گونه ای که تعداد پیکسل های مربوط به قله های هیستوگرام نسبت به تعداد پیکسل های سلول های همسایگی آن قله بیش تر می باشند. سپس هر قله ی هیستوگرام و پیکسل های مربوط به حوزه ی این قله به عنوان یک کلاس یا یک ناحیه در تصویر ناحیه بندی شده شناسایی می شوند. به این ترتیب پس از پیدا کردن همه ی قله ها و حوزه ی مربوط به آن ها، نواحی مختلف تصویر ناحیه بندی شده بدست خواهند آمد.

الگوریتم Hill-Climbing [۲۸] برای ناحیه بندی تصویر را می توان بصورت زیر

بیان نمود:

گام (۱). هیستوگرام سه بعدی برای پیکسل های تصویر در فضای رنگ HSI محاسبه می شود.

گام (۲). از یکی از سلول هایی که محتوای آن مخالف صفر می باشد، شروع کرده و جستجو به سمت ماکزیمم محلی هیستوگرام بصورت زیر آغاز می شود:

گام (۱-۲). مقدار سلول در دست بررسی با مقادیر مربوط به همسایه های آن مقایسه می شود، توجه شود که فضای ویژگی ها سه بعدی می باشد، بنابراین هر سلول $2^d - 1 = 26$ همسایه دارد، که $d=3$ ابعاد فضای ویژگی می باشد.

گام (۲-۲). اگر تعداد پیکسل های سلول های همسایه با تعداد پیکسل های سلول در دست بررسی متفاوت بودند، سلول انتخابی به سمت سلولی سوق داده خواهد شد که بیشترین تعداد پیکسل ها را به خود اختصاص داده است. یعنی به سمت یک ماکزیمم محلی حرکت خواهد کرد.

گام (۳-۲). اگر سلول های همسایه اعدادی برابر با سلول در دست بررسی داشته باشند، به سراغ همسایه های بعدی (همسایه های غیر مجاور) رفته تا سلولی با عدد بزرگتر پیدا شود. اگر باز هم سلولی با عدد بزرگتر پیدا نشد، دوباره همسایه های دورتر مورد ارزیابی قرار می گیرند.

الگوریتم بین گام های (۱-۲) تا (۳-۲) تکرار خواهد شد تا اینکه همسایگی ای پیدا شود که همگی سلول های آن همسایگی از سلول در دست بررسی کوچکتر باشند، به این ترتیب سلول مورد ارزیابی به عنوان یک قله شناسایی می شود.

گام (۳). یک سلول دیگر از هیستوگرام سه بعدی که تاکنون مورد ارزیابی قرار نگرفته است، انتخاب می شود و گام ۲ را برای آن تکرار شده تا یک قله ی دیگر شناسایی شود. این گام آنقدر تکرار می شود تا همه ی سلول های هیستوگرام که محتوای غیر صفر دارند حداقل یک بار مورد ارزیابی قرار گیرند. بدین ترتیب همه ی پیکسل های تصویر یا به عنوان قله شناسایی می شوند یا در حوزه ی قله های شناخته شده قرار می گیرند. در این صورت قله های شناسایی شده بیانگر تعداد کلاس ها یا تعداد نواحی تصویر ورودی می باشند.

در نهایت، هر کدام از قله ها و پیکسل هایی که به آن قله نسبت داده شدند نواحی موجود در تصویر ناحیه بندی شده را تشکیل می دهند. آنچه که در این الگوریتم تعداد قله ها در هیستوگرام یا عبارتی تعداد نواحی را در تصویر ناحیه بندی شده تعیین می کند، تعداد سلول های هیستوگرام سه بعدی می باشد. به هر میزان که تعداد این سلول ها بیشتر باشد، تعداد قله ها نیز بیشتر خواهد بود و نکته ی قابل توجه اینکه تا قبل از انجام محاسبات کامل نمی توان پیش بینی نمود که برای یک هیستوگرام با تعداد سلول های مشخص، تصویر ناحیه بندی شده شامل چند ناحیه می باشد.

نتایج ناحیه بندی تعدادی تصویر رنگی بوسیله ی این الگوریتم در بخش (۳-۴) آورده شده است. برای تهیه ی تصویر ناحیه بندی شده با تعداد نواحی معین، تعداد سلول های هیستوگرام سه بعدی را به روش سعی و خطا تعیین نمودیم.

۳-۲-۳ الگوریتم SVFMM [۳۱]

یکی از کاربردهای عمده ی مدل گوسی تلفیقی، ناحیه بندی تصاویر می باشد. معمولاً در مدل گوسی تلفیقی برای پیدا کردن پارامترهای مدل از الگوریتم EM^۱ استفاده می شود. در روشی که ارائه خواهد شد، به جای گام M در الگوریتم EM، از روش دیگری برای بهینه سازی جواب استفاده شده است.

یکی از مزایای استفاده از روش های کلاسه بندی در ناحیه بندی تصاویر، قابلیت دخالت دادن ویژگی های خاص مانند اطلاعات مربوط به موقعیت هر پیکسل در تصویر در تصمیم گیری برای تعیین کلاس مربوط به آن پیکسل می باشد [۳۱]. در مسئله ی ناحیه بندی تصاویر، معمولاً مطلوب این است که پیکسل های همسایه در یک کلاس قرار

¹ Expectation Maximization

بگیرند، این بدان معناست که در تصویر ناحیه بندی شده به هر میزان که نواحی موجود در تصویر بزرگ تر باشند، تصویر ناحیه بندی شده مورد نظر از کیفیت بالاتری برخوردار است اما باید توجه داشت که به بهای برآورده شدن این هدف، همگن بودن ویژگی های مربوط به پیکسل های هر ناحیه نباید خدشه دار شود.

گام M در الگوریتم EM می تواند بصورت یک فرم بسته ارائه شود به صورتی که تصویر گرادیان^۱ برای پیاده سازی این گام مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه به توضیح مفصل این روش پرداخته می شود.

۳-۲-۱ مدل تلفیقی محدود وابسته به اطلاعات فضایی^۲

فرض کنید x^i ، $(i=1,2,\dots,N)$ ، بردار ویژگی i امین پیکسل موجود در تصویر می باشد، که بوسیله ی SVFMM مدل شده است. مدل مذکور شامل K جزء می باشد، که هر کدام از این اجزاء در این مدل با بردار پارامتر θ^j مشخص می شود.

در این مدل $\pi_j^i = p(j|x^i)$ احتمال تعلق پیکسل i ام به کلاس j ام را بیان می کند. در این صورت خواهیم داشت:

$$0 \leq \pi_j^i \leq 1 \quad (10-3)$$

$$\sum_{j=1}^K \pi_j^i = 1 \quad (11-3)$$

π^i بردار احتمال برای پیکسل i ام می باشد.

$$\pi = \{\pi^1, \dots, \pi^N\} \quad (12-3)$$

π مجموعه ای شامل بردارهای احتمال برای پیکسل های تصویر می باشد و

¹ Gradient Projection

² The spatially variant finite mixture model

$$\theta = \{\theta^1, \dots, \theta^k\} \quad (13-3)$$

مجموعه ی پارامترهای اجزای مدل است.

در مدل SVFMM فرض می شود که تابع احتمال $f(x^i|\pi, \theta)$ برای مشاهده ی پیکسل π (ام x^i) بصورت زیر قابل بیان است:

$$f(x^i|\pi, \theta) = \sum_{j=1}^K \pi_j^i \varphi(x^i|\theta^j) \quad (14-3)$$

که $\varphi(x^i|\theta^j)$ تابع گوسی با پارامترهای $\theta^j = \{\mu_j, \sigma_j\}$ می باشد.

براساس روابط بیان شده، پارامترهای مدل را می توان از روش ML¹ با استفاده از الگوریتم EM بدست آورد. از آنجا که در کلاس بندی پیکسل ها، اطلاعات پیکسل ها مستقل از هم در نظر گرفته می شوند، نمی توان از اطلاعات مربوط به موقعیت آنها در الگوریتم ML استفاده نمود و این یکی از معایب این روش است. برای حل این مسئله الگوریتم SVFMM با دخالت دادن چگالی احتمال پیشین برای مجموعه ی π که حاوی اطلاعات مربوط به موقعیت پیکسل ها می باشد با استفاده از تابع گیبس، از MAP² استفاده کرده است:

$$P(\pi) = \frac{1}{Z} \exp(-U(\pi)) \text{ , where } U(\pi) = \beta \sum_{i=1}^N V_{N_i}(\pi) \quad (15-3)$$

Z ضریب نرمالیزاسیون، β ضریب تنظیم³ و $V_{N_i}(\pi)$ تابع پتانسیل گروه برای بردارهای برچسب $\{\pi^m\}$ می باشد که در همسایگی N_i مربوط به π تعریف می شود و بصورت زیر قابل محاسبه می باشد:

$$V_{N_i}(\pi) = \sum_{m \in N_i} g(u_{i,m}) \quad (16-3)$$

¹ Maximum likelihood

² Maximum A Posteriori

³ Regularization Parameter

$u_{i,m}$ فاصله ی بین دو بردار برچسب π^m, π^i را معرفی می کند:

$$u_{i,m} = |\pi^i - \pi^m|^2 = \sum_{j=1}^K (\pi_j^i - \pi_j^m)^2 \quad (۱۷-۳)$$

همسایگی N_i شامل مجموعه ای از پیکسل ها می باشد که بصورت افقی یا عمودی در همسایگی پیکسل i ام می باشند.

تابع $g(u)$ در رابطه ی (۱۶) تابعی غیر منفی و صعودی می باشد. در مرجع [۳۳] $g(u)$ به صورت زیر بیان می شود:

$$g(u) = (1 + u^{-1})^{-1} \quad (۱۸-۳)$$

در مرجع [۳۴] این تابع بصورت $h(u) = u$ استفاده شده است.

با توجه به تابع چگالی پیشین^۱ داده شده ، تابع چگالی لگاریتمی پسین^۲ بصورت زیر توصیف می شود:

$$P(\pi, \theta | X) = \sum_{i=1}^N \log f(x^i | \pi, \theta) + \log P(\pi) \quad (۱۹-۳)$$

در الگوریتم EM برای تخمین MAP پارامترهای $\{\pi_j^i\}$ و $\{\theta^i\}$ ، به امید ریاضی شرطی، Z_j^i ، نیاز داریم که در گام E بصورت زیر محاسبه می شوند:

$$Z_j^i(t) = \frac{\pi_j^{i(t)} \varphi(x^i | \theta_j^{(t)})}{\sum_{l=1}^K \pi_l^{i(t)} \varphi(x^i | \theta_l^{(t)})} \quad (۲۰-۳)$$

به این ترتیب در گام M ، $\log$ -likelihood که مربوط به مجموعه ی همه ی اطلاعات است توسط رابطه ی زیر ماکزیمم می شود:

¹ Prior density function

² Posteriori log-density function

(۲۱-۳)

$$Q_{MAP}(\pi, \theta | \pi^{(t)}, \theta^{(t)}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K Z_j^{i(t)} \left\{ \log(\pi_j^i) + \log(\varphi(x^i | \theta^j)) \right\} - \beta \sum_{i=1}^N \sum_{m \in N_i} g(u_i, m)$$

که t گام تکرار را نشان می دهد. تابع Q_{MAP} می تواند بطور مستقل برای هر کدام از پارامترها ماکزیمم شود. رابطه ی تجدید مقدار پارامترها در هر گام بصورت زیر قابل طرح است:

$$\mu_j^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N Z_j^{i(t)} x^i}{\sum_{i=1}^N Z_j^{i(t)}} \quad \text{and} \quad [\delta_j^2]^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N Z_j^{i(t)} [x^i - \mu_j^{(t+1)}]^2}{\sum_{i=1}^N Z_j^{i(t)}} \quad (22-3)$$

اما فرایند بهینه سازی Q_{MAP} نسبت به پارامترهای هر برچسب $\{\pi_j^i\}$ بصورت یک فرم بسته بوسیله روابط به روز رسانی قابل ارائه نمی باشد. توجه شود که در پروسه ی بهینه سازی باید محدودیت های بیان شده در روابط (۱۰-۳) و (۱۱-۳) لحاظ شوند.

با توجه به موارد بیان شده، در الگوریتم EM تعمیم یافته برای تخمین پارامترهای برچسب $\{\pi_j^i\}$ در [۳۳] تصویر گرادیان تابع MAP بصورت تکراری، بر صفحه ی محدودیت های یاد شده تصویر می شود، بدین ترتیب جستجو برای یافتن پارامترهای برچسب $\{\pi_j^i\}$ که تابع Q_{MAP} را ماکزیمم می کنند در راستای این بردار انجام می شود.

۲-۳-۲ الگوریتم جایگزین EM برای پیدا کردن پارامترهای مدل [۳۱]

برای بهبود عملکرد الگوریتم EM ، گام M در این الگوریتم بصورت زیر تغییر می کند. برای بهینه سازی Q_{MAP} که در رابطه (۲۱-۳) بیان شده است نسبت به π_j^i مشتق گرفته و مقدار آن را برابر صفر قرار می دهیم. در نتیجه ی آن به رابطه ای به صورت زیر می رسیم:

(۲۳-۳)

$$4\beta[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})](\pi_j^{i(t+1)})^2 - 4\beta[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})\pi_j^m](\pi_j^{i(t+1)}) - Z_j^{i(t)} = 0$$

که $g(u)$ مشتق g می باشد. لازم به تذکر است که در رابطه ی فوق همسایگی N_i ، علاوه بر پیکسل هایی که برچسب آنها به روز رسانی شده است (گام $t+1$)، شامل پیکسل هایی که برچسب آنها به روز رسانی نشده است (گام t)، نیز می باشد.

دو جواب معادله درجه دو رابطه (۳-۲۳) عبارتند از:

(۳-۲۴)

$$\pi_j^{i(t+1)} = \frac{\left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})\pi_j^m \right] \pm \sqrt{\left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})\pi_j^m \right]^2 + \frac{1}{\beta} Z_j^{i(t)} \left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m}) \right]}}{2 \left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m}) \right]}$$

از آنجا که $\pi_j^i \geq 0$ جواب قابل قبول می باشد:

(۳-۲۵)

$$\pi_j^{i(t+1)} = \frac{\left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})\pi_j^m \right] + \sqrt{\left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m})\pi_j^m \right]^2 + \frac{1}{\beta} Z_j^{i(t)} \left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m}) \right]}}{2 \left[\sum_{m \in N_i} g(u_{i,m}) \right]}$$

معادله ی فوق یک رابطه ی ساده برای تعیین پارامترهای برچسب π_j^i در گام M از الگوریتم EM بیان می کند. در هر صورت باید مطمئن شد که در این الگوریتم شروط بیان شده در روابط (۳-۱۰) و (۳-۱۱) برقرار می باشند. بدین منظور الگوریتمی بصورت زیر ارائه شده است:

برای سهولت، پارامترهای برچسب که با $\alpha_j (j = 1, \dots, K)$ نمایش داده می شوند از رابطه ی (۳-۲۵) محاسبه می شوند.

با داشتن بردار $a \in R^K$ که $a_j \geq 0$ و صفحه ی $\sum_{j=1}^K y_j = 1$ ، y غیرمنفی بر روی صفحه ی یاد شده جستجو می شود بطوریکه تا حد امکان به a نزدیک باشد. این مسئله را می توان بصورت زیر فرمول بندی کرد:

$$y = \operatorname{argmin} \sum_{j=1}^K (y_j - a_j)^2 \quad (26-3)$$

که مربوط است به:

$$\forall j = 1, 2, \dots, K, \quad y_j \geq 0 \quad \text{و} \quad \sum_{j=1}^K y_j = 1 \quad (27-3)$$

برای حل مسئله ی درجه دوم فوق راه حل های مختلفی ارائه شده است [۳۵]. یک روش مناسب برای حل آن بصورت خلاصه در ادامه بیان شده است.

با توجه به رابطه ی لاگرانژ :

$$L(y, \lambda_0, \lambda) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K (y_j - a_j)^2 - \lambda_0 (\sum_{j=1}^K y_j - 1) - \sum_{j=1}^K \lambda_j y_j \quad (28-3)$$

که λ_0 ضریب شرط تساوی و λ_j ، $j = 1, \dots, K$ ضرایب شرط نامساوی می باشند.

با توجه به شروط درجه اول مطرح شده در رابطه ی (۲۷-۳) داریم:

$$y_j = a_j + \lambda_0 + \lambda_j \quad (29-3)$$

با در نظر گرفتن شرط فوق، خواهیم داشت:

$$\lambda_0 = \frac{1}{K} - \langle a \rangle - \langle \lambda \rangle \quad (30-3)$$

که:

$$\langle v \rangle \equiv \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K v_j \quad (31-3)$$

بنابراین با جایگزاری λ_0 در رابطه ی (۳-۲۹) خواهیم داشت:

$$y_j - \frac{1}{K} + a_j - \langle a \rangle + \lambda_j - \langle \lambda \rangle, \quad j = 1, \dots, K \quad (3-32)$$

توجه شود که بردار b شامل

$$b_j = \frac{1}{K} + a_j - \langle a \rangle \quad (3-33)$$

است و تصویر a بر روی صفحه ی $\sum_{j=1}^K y_j = 1$ می باشد. بدین ترتیب λ هایی باید انتخاب شوند که در محدودیت های یاد شده صدق کنند.

شروط Khun-Tucker [۳۵]، شرایط مینیمم شدن y^* را بصورت زیر بیان می کنند :

$$\lambda_j \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0 \text{ اگر } \lambda_j y_j^* = 0 \quad (3-34)$$

برای بدست آوردن λ های مناسب روش مؤثرتری بصورت زیر ارائه شده است.

فرض کنید y بیانگر بردار در گام در حال اجرا باشد. در ابتدا آن را بصورت زیر مقدار دهی اولیه می کنیم:

$$\forall j = 1, \dots, K, \quad y_j = b_j \quad (3-35)$$

در حالت کلی m جزء منفی برای y_j در نظر می گیریم. مجموعه ی شامل اندیس های $S = \{j, \text{with } y_j < 0\}$ ، یک مجموعه ی فعال از محدودیت ها را برای بردار کنونی y تشکیل می دهند.

• برای همه ی $j \in S$: $\lambda_j = 0$

- برای همه $j \in S$: $y_j = y_j^* = 0$ و λ_j های متناظر با حل کردن یک سیستم خطی $m \times m$ با در نظر گرفتن محدودیت نامساوی یاد شده بصورت زیر بدست می آیند:

$$y_j + \lambda_j - \lambda \geq 0 \quad \Rightarrow \quad \lambda_j = \frac{1}{m} \sum_{k \in S} y_k - y_j \quad (36-3)$$

- مقادیر جدید y_j برای $j \in S$ با استفاده از بردار λ بدست آمده توسط رابطه ی (۳۲-۳) محاسبه می شود.

فرایند فوق آنقدر ادامه می یابد که به یک نقطه ی قابل قبول دست پیدا کنیم، یعنی به نقطه ای برسیم که در آن بازای هر j شرط $y_j \geq 0$ برقرار باشد.

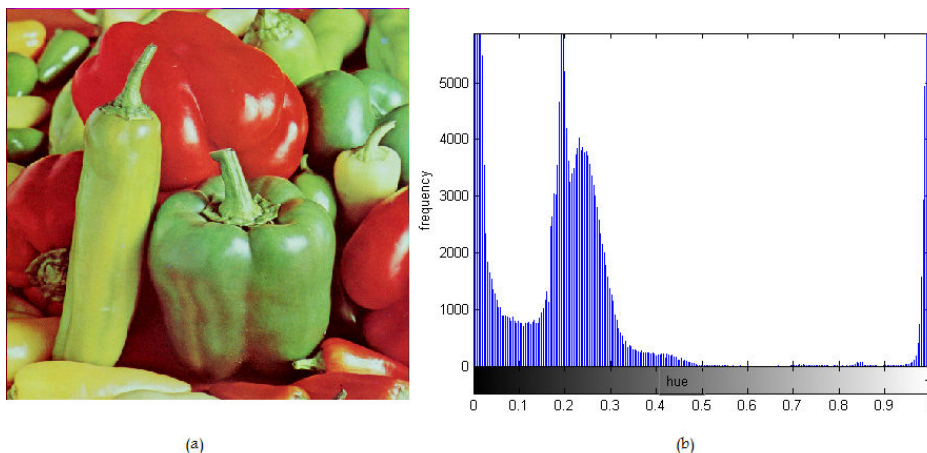
با توجه به اینکه رابطه ی (۳۶-۳) مقادیر مثبت را برای λ_j مهیا می سازد، برای تشکیل مجموعه ی فعال هیچ محدودیت خاصی وجود ندارد، بنابراین اگر y_j صفر شود، این مقدار برای آن تا آخر حفظ خواهد شد.

روش بیان شده در مرجع [۳۱] برای بدست آوردن پارامترهای SVFMM کارآمدتر از سایر روش ها می باشد. نتایج بدست آمده از این روش در بخش (۴-۳) با نتایج حاصل از سایر روش های بیان شده در این فصل مقایسه شده اند. در ادامه ی مطلب روشی را که بر مبنای آستانه گذاری بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام رنگ و خلوص تصاویر می باشد، به عنوان یک روش مناسب برای ناحیه بندی تصاویر رنگی پیشنهاد می کنیم.

۳-۳ روش پیشنهادی

در این بخش با ارائه ی یک مدل گوسی تلفیقی برای توزیع ویژگی های مربوط به رنگ پیکسل های تصویر در فضای رنگ HSI، آستانه های مناسب را برای کلاسه بندی پیکسل های تصویر بدست آورده و از این طریق تصویر رنگی مورد نظر را ناحیه بندی کنیم. همانطور که در بخش (۳-۱-۲) اشاره شد، اطلاعات مربوط به رنگ پیکسل ها در مدل یاد شده، در مؤلفه های S و H قرار داشته و مؤلفه ی I شامل اطلاعات مربوط به روشنایی پیکسل ها می باشد. در این میان مؤلفه ی H بیانگر جنس رنگ می باشد که از بالاترین درجه ی اهمیت برخوردار است و S که اطلاعات مربوط به خلوص رنگ را در بر دارد، در درجه ی دوم اهمیت قرار دارد. اطلاعات موجود در I بیش از اینکه مشخصات مربوط به رنگ جسم را در بر داشته باشد، حاوی اطلاعات روشنایی محیط می باشد. با توجه به توضیحات ارائه شده برای هر یک از پارامتر های مدل یاد شده، به دنبال یک مدل آماری کارآمد برای توزیع پیکسل های تصویر در فضای رنگ یاد شده هستیم تا بوسیله ی آن تصویر مورد نظر را ناحیه بندی کنیم.

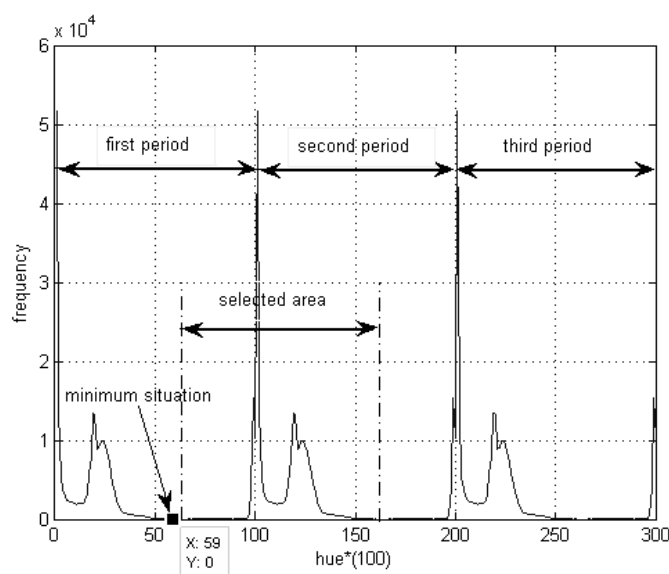
به عنوان اولین گام در این راستا هیستوگرام رنگ^۱ را برای پیکسل های تصویر بدست می آوریم. در شکل (۳-۴) قسمت (a) و (b) بترتیب تصویر فلفل ها و هیستوگرام رنگ آن نمایش داده شده است.



شکل (۳-۴) (a) تصویر فلفل ها، (b) هیستوگرام رنگ برای تصویر فلفل ها.

¹ Hue

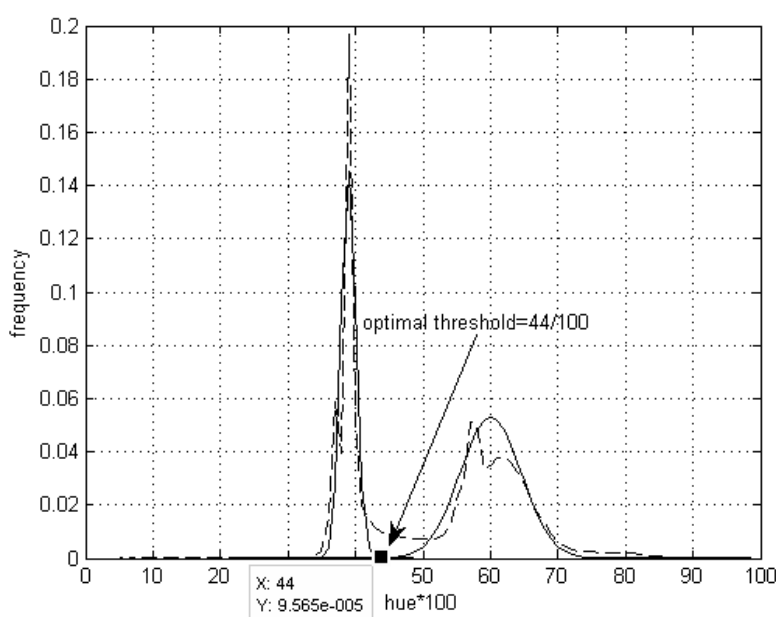
به دنبال آن هستیم که مدل گوسی تلفیقی را برای هیستوگرام رنگ تصویر مورد نظر بدست آوریم. اما همانطور که در شکل (۳-۴) قسمت (b) دیده می شود، و در بخش (۳-۱-۲) نیز اشاره شد، هیستوگرام رنگ در صفر و یک پیوسته می باشد، به همین دلیل مدل گوسی بدست آمده از این منحنی در اغلب موارد از دقت کافی برخوردار نمی باشد. از طرفی در صورت بدست آوردن مدل مورد نظر با خطای زیاد، در ناحیه بندی تصویر بوسیله ی آستانه های بدست آمده از مدل، در مناطقی که مربوط به دو ناحیه ی ابتدا و انتهای هیستوگرام می باشند (اما عملاً باید بصورت یک ناحیه ی پیوسته در نظر گرفته شوند)، با مشکل پیوند دادن دو ناحیه مواجه می شویم زیرا نقاط ابتدایی و انتهایی در مدل بدست آمده برای هیستوگرام خود جزء آستانه ها می باشند. به منظور حل کردن این مشکلات و رفع ابهام موجود در هیستوگرام رنگ در صفر و یک، راه حلی پیشنهاد می کنیم، به اینصورت که هیستوگرام رنگ را به یک منحنی پریودیک تبدیل می کنیم بطوریکه در این منحنی، هیستوگرام رنگ با دوره تناوب یک بصورت پریودیک تکرار می شود، آنگاه مینیمم این منحنی را در اولین تناوب بدست آورده و از این نقطه تا مینیمم بعدی که یک واحد با این نقطه فاصله دارد را به عنوان یک منحنی مناسب برای مدل سازی انتخاب می کنیم. شکل (۳-۵) روش انجام این کار را نمایش می دهد.



شکل (۵-۳) سه تناوب متوالی از هیستوگرام رنگ برای تصویر فلفل ها که اندازه رنگ پیکسل ها در آن از بازه ی [۰ ۱۰۰] به بازه ی [۰ ۱] نرمالیزه شده است.

در شکل (۵-۳) سه تناوب متوالی از منحنی هیستوگرام رنگ تصویر فلفل ها نشان داده شده است. همانطور که در این شکل دیده می شود مینیمم اولین پریود را پیدا کرده و به اندازه ی طول یک تناوب منحنی هیستوگرام رنگ، از این منحنی متناوب جدا می کنیم. منحنی بدست آمده را می توان با مدل گوسی تلفیقی مدل سازی نمود و آستانه های مناسب را بوسیله ی این مدل بدست آورد. همانطور که در فصل ۲ نیز بیان شد آستانه های مناسب در یک مدل گوسی تلفیقی از نقاط تقاطع توابع گوسی همسایه ی تشکیل دهنده ی مدل بدست می آیند. اما با توجه به آن که منحنی بدست آمده، در واقع همان منحنی هیستوگرام رنگ می باشد که به اندازه ی نقطه ای که مینیمم اول در آن واقع بوده است جابجایی چرخشی^۱ داشته است، همه ی آستانه های بدست آمده نیز نسبت به مقدار اپتیمم خود به همین اندازه تغییر مکان داشته اند. بنابراین به آستانه های بدست آمده از مدل گوسی تلفیقی، به همین اندازه جابجایی چرخشی در جهت عکس اعمال می کنیم، تا آستانه های اپتیمم واقعی بدست آیند، سپس از این آستانه ها برای ناحیه بندی تصویر استفاده می کنیم. با توجه به پیوستگی هیستوگرام رنگ در نقاط صفر و یک، در تصویری که به وسیله ی آستانه های بدست آمده از این منحنی ناحیه بندی شده است، باید پیکسل هایی که جزء نواحی اول و آخر هیستوگرام می باشند را جزء یک ناحیه به شمار آورد. پس از ناحیه بندی تصویر بوسیله ی آستانه های بدست آمده، در هر کدام از نواحی بدست آمده، رنگ پیکسل های مربوط به آن ناحیه را با میانگین رنگ تمام پیکسل های متعلق به آن ناحیه جایگزین می کنیم. به این ترتیب اولین مرحله ی ناحیه بندی که مربوط به تفکیک نواحی تصویر بر اساس مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام رنگ پیکسل های تصویر می باشد، انجام می شود. شکل (۶-۳) مدل گوسی تلفیقی را برای منحنی استخراج شده از شکل (۲-۳) نشان می دهد.

^۱ Circular shift

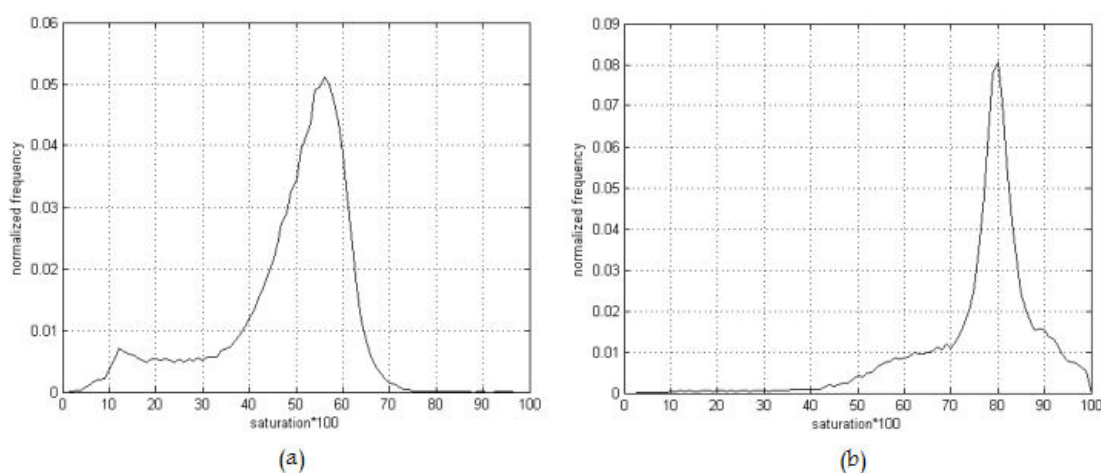


شکل (۶-۳) مدل گوسی تلفیقی و آستانه ی اپتیمم برای منحنی شکل (۵-۳).

همانطور که از شکل پیداست آستانه ی مناسب برای ناحیه بندی تصویر در این روش برابر ۴۴ می باشد، که در آن محور افقی به بازه ی [۰ ۱۰۰] نرمالیزه شده است. با در نظر گرفتن اینکه رنگ از بازه ی [۰ ۱] به بازه ی [۰ ۱۰۰] نرمالیزه شده است، می توان گفت که برای ناحیه بندی این تصویر بر مبنای رنگ، پیکسل هایی که در منحنی شکل (۶-۳) در بازه ی [۰ ۴۴] و [۴۵ ۱۰۰] قرار می گیرند، دو ناحیه ی مختلف مربوط به تصویر ناحیه بندی شده را تشکیل می دهند. اما با توجه به اشکال (۵-۳) و (۶-۳) منحنی نشان داده شده در شکل (۶-۳)، همان منحنی هیستوگرام شکل (۴-۳) قسمت (b) است که به اندازه ی ۵۹ واحد جابجایی چرخشی به چپ داشته است. بنابراین آستانه ی بدست آمده که برابر ۴۴ بود، در منحنی هیستوگرام رنگ معادل ۱۵ می باشد و آستانه ی ۰ که از نظر رنگ تقریباً همان ۱۰۰ است به ۵۹ انتقال می یابد. با در نظر گرفتن اینکه رنگ از بازه ی [۰ ۱] به بازه ی [۰ ۱۰۰] نرمالیزه شده است، می توان گفت که برای ناحیه بندی این تصویر بر مبنای رنگ، پیکسل هایی که رنگ آنها در هیستوگرام رنگ در بازه ی [۱۵ ۵۹] می باشد، یک ناحیه از تصویر را تشکیل می دهند و بقیه ی پیکسل ها مربوط به ناحیه ی دیگر می باشند. به

این ترتیب تصویر مورد نظر بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام رنگ پیکسل های تصویر ناحیه بندی می شود.

پس از ناحیه بندی تصویر بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام رنگ پیکسل ها، تصویر ناحیه بندی شده را دوباره و این بار بوسیله ی مدل گوسی تلفیقی هیستوگرام خلوص^۱ ناحیه بندی می کنیم. برای این منظور، در هر یک از نواحی بدست آمده در تصویر ناحیه بندی شده بوسیله ی هیستوگرام رنگ، هیستوگرام خلوص را تشکیل می دهیم. به این ترتیب به تعداد نواحی موجود در تصویر ناحیه بندی شده بوسیله ی رنگ پیکسل ها، منحنی هیستوگرام خلوص خواهیم داشت. هر یک از نواحی که هیستوگرام خلوص برای آن ها تشکیل می شود، بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل می شود و بوسیله ی آستانه های بدست آمده از این مدل، تصویر مذکور دوباره به چند ناحیه تقسیم می شود. مثلاً برای شکل (۳-۴) قسمت (a) که بوسیله ی هیستوگرام رنگ نشان داده شده در قسمت (b) در همین شکل به دو ناحیه تقسیم شده بود، دو هیستوگرام خلوص که هر کدام مربوط به یکی از نواحی موجود می باشند، تشکیل می دهیم. هیستوگرام خلوص مربوط به هر یک از نواحی در شکل (۳-۷) نشان داده شده است.



شکل (۳-۷) (a) هیستوگرام خلوص برای ناحیه رنگ مربوط به بازه ی [۱۵ ۵۹] ، (b) هیستوگرام خلوص برای ناحیه ی خارج از بازه ی [۱۵ ۵۹] .

¹ Saturation

شکل (۷-۳) قسمت (a) هیستوگرام خلوص را برای بازه ی رنگ [۱۵ ۵۹] نشان می دهد که مربوط به رنگ سبز موجود در تصویر می باشد. همانطور که از شکل منحنی پیداست می توان این منحنی را توسط دو تابع گوسی مدل نمود، که این مطلب بیانگر وجود دو ناحیه ی مجزا در تصویر می باشد که رنگ هر دو ناحیه سبز می باشد، اما در میزان خلوص رنگ با هم تفاوت دارند. در شکل (۴-۳) قسمت (a) این دو ناحیه مربوط به دو نوع فلفل سبز رنگ در تصویر فلفل ها می باشد. در قسمت (b) در شکل (۷-۳) هیستوگرام خلوص برای پیکسل های مربوط به بازه های [۰ ۱۴] و [۶۰ ۱۰۰] نشان داده شده است که بیانگر نواحی مربوط به رنگ قرمز موجود در تصویر فلفل ها می باشد. این منحنی به خوبی با یک تابع گوسی مدل می شود که بیانگر فلفل های قرمز موجود در تصویر فلفل ها می باشد که در شکل (۴-۳) قسمت (a) نشان داده شده است. به این ترتیب تصویر طی دو گام مدلسازی هیستوگرام رنگ و خلوص و آستانه گذاری برای این منحنی ها به نواحی همگن از نظر جنس رنگ و خلوص رنگ تقسیم بندی می شود. در هر یک از نواحی تصویر بدست آمده، ویژگی های مربوط به هر پیکسل را با میانگین ویژگی های تمام پیکسل های آن ناحیه جایگزین می کنیم.

روش بیان شده برای ناحیه بندی تصاویر رنگی مورد آزمایش قرار گرفته و نتایج آن در قسمت بعد آورده شده اند، اما یکی از معایب آن پراکندگی پیکسل های درون هر کدام از نواحی در تصویر ناحیه بندی شده می باشد، بدین معنا که تعداد جزیره ها و حفره های تصویر ناحیه بندی شده به این روش به اندازه ای است که از کیفیت تصویر ناحیه بندی شده کاسته است. برای رفع این مشکل در مرجع [۳۶ و ۳۷] استفاده از فیلتر انتشار^۱ پیشنهاد شده است که با توجه به نتایج بخش (۴-۳) پس از اعمال این فیلتر به تصویر ورودی نتایج بسیار بهبود پیدا کرده اند. این تکنیک که یک روش غیر خطی برای حذف نویز می باشد بر مبنای انتشار ناهمسانگرد^۲ استوار است. با این تکنیک

^۱ Diffusion filter

^۲ Anisotropic diffusion

نواحی مربوط به درون هر ناحیه یکنواخت تر شده و مرز بین نواحی بدون تغییر خواهد ماند. این روش را می توان توسط تابع سیال^۱ زیر بیان نمود:

$$u_t = \text{div}(D(|\nabla u|)\nabla u) \quad (37-3)$$

که U اطلاعات ورودی یا همان تصویر ورودی می باشد ، D بیانگر تابع انتشار^۲ و t گام تکرار را نشان می دهد. تکنیک حذف نویز را که در رابطه ی (۳۷-۳) بیان شد می توان توسط رابطه ی تکراری زیر برای تصاویر دیجیتال پیاده سازی نمود:

$$I_{x,y}^{t+1} = I_{x,y}^t + \lambda \sum_{j=1}^4 [D(\nabla_i I) \nabla_i I] \quad (38-3)$$

$$D(\nabla I) = e^{-\left(\frac{\nabla I}{k}\right)^2} \in (0,1] \quad (39-3)$$

که $\nabla_i I$ عملگر گرادیان برای همسایگی چهارتایی^۳ می باشد، $0 < \lambda < 0.16$ عملگر کنتراست^۴ می باشد و k پارامتر انتشار^۵ است که میزان یکنواخت شدن ویژگی های تصویر را کنترل می کند. نکته ی جالب توجه این روش باقی نگه داشتن اطلاعات مربوط به لبه ها و جزئیات تصویر است که می توان آن را بدین صورت توجیه نمود که وقتی اندازه ی گرادیان بزرگ باشد (مثلاً در لبه ها) مقدار $D(\nabla I)$ به صفر میل می کند و در نتیجه تغییرات اعمال شده به تصویر برای کاهش نویز تصویر بسیار ناچیز خواهد بود.

الگوریتم پیشنهاد شده برای ناحیه بندی تصاویر رنگی را بطور خلاصه می توان بصورت زیر بیان نمود:

گام ۱. خواندن تصویر ورودی، اعمال فیلتر به آن و تبدیل آن از مدل RGB به مدل HSI.

¹ Flux function

² Diffusion function

³ 4-connected neighborhood

⁴ Contrast operator

⁵ Diffusion parameter

گام ۲. محاسبه ی هیستوگرام رنگ برای پیکسل های تصویر،

گام ۳. با تکرار متوالی حداقل دو تناوب از منحنی هیستوگرام رنگ، به اندازه ی طول یک تناوب از این منحنی را که بین دو مینیم واقع است انتخاب می کنیم تا خطای مدل سازی آن حداقل شود،

گام ۴. مدل گوسی تلفیقی را بوسیله ی الگوریتم بهینه سازی PSO برای منحنی بدست آمده بدست می آوریم، و بوسیله ی این مدل آستانه های مناسب را برای ناحیه بندی تصویر بدست می آوریم،

گام ۵. تصویر را بوسیله آستانه های بدست آمده برای رنگ، ناحیه بندی می کنیم،

گام ۶. برای هر یک از نواحی تصویر بدست آمده، هیستوگرام خلوص پیکسل ها را محاسبه می کنیم،

گام ۷. گام ۴ را در این مرحله دوباره تکرار می کنیم،

گام ۸. تصویر مرحله ی قبل را بوسیله آستانه های بدست آمده برای خلوص (که بیانگر میزان خلوص رنگ ها می باشد)، دوباره ناحیه بندی می کنیم،

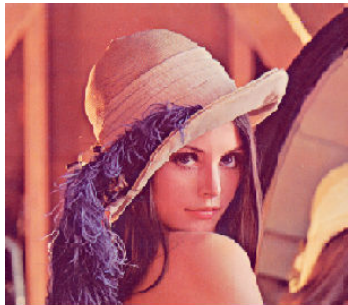
گام ۹. در هر کدام از نواحی بدست آمده ویژگی های مربوط به هر کدام از پیکسل ها را با میانگین ویژگی های پیکسل های مربوط به آن ناحیه جایگزین می کنیم.

در بخش بعد به بررسی نتایج مربوط به هر کدام از روش های بیان شده می پردازیم.

۳-۴ مقایسه و تحلیل نتایج

نتایج حاصل از ناحیه بندی بوسیله ی روش های بیان شده در این فصل برای تصاویر مرجع ،

لنا، فلفل ها و میمون^۱ به ترتیب در شکل های (۳-۸)، (۳-۹) و (۳-۱۰) آورده شده است.



(a)



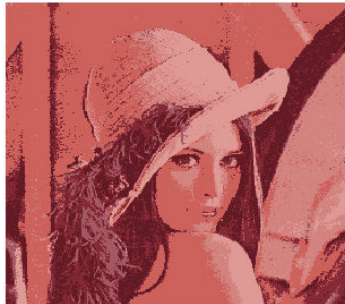
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

شکل (۳-۸) (a) تصویر لنا، (b) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش K-Mean تقسیم شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (c) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش Hill-Climbing تقسیم شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (d) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش SVFMM تقسیم شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (e) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f) تصویر ناحیه بندی شده لنا به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار.

¹ baboon



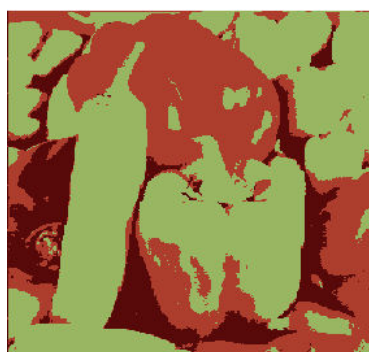
(a)



(b)



(c)



(d)

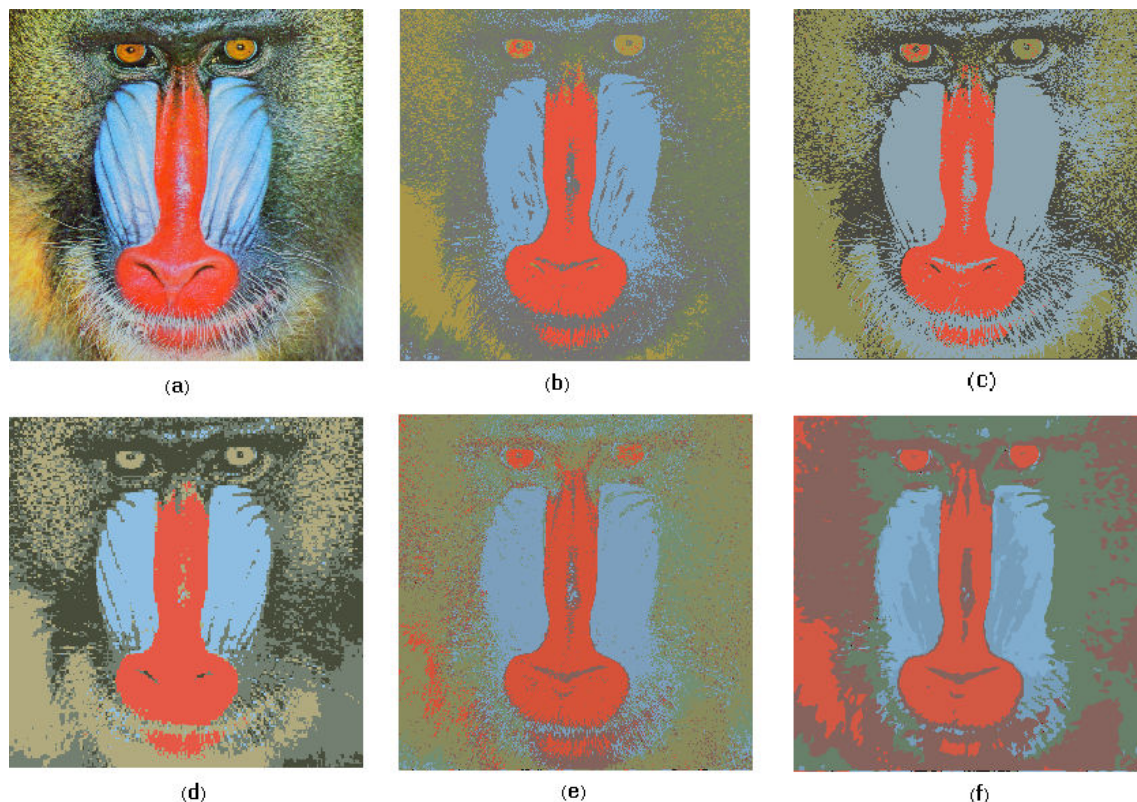


(e)



(f)

شکل (۳-۹) (a) تصویر فلفل ها، (b) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش K-Mean تقسیم شده به ۳ ناحیه ی مجزاء، (c) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش Hill-Climbing تقسیم شده به ۳ ناحیه ی مجزاء، (d) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش SVFMM تقسیم شده به ۳ ناحیه ی مجزاء، (e) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f) تصویر ناحیه بندی شده فلفل ها به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار.



شکل (۳-۱۰) (a) تصویر میمون، (b) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش K-Mean تقسیم شده به ۵ ناحیه ی مجزا، (c) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش Hill-Climbing تقسیم شده به ۵ ناحیه ی مجزا، (d) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش SVFMM تقسیم شده به ۵ ناحیه ی مجزا، (e) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار، (f) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار.

در یک تصویر ناحیه بندی شده با تعداد نواحی مشخص، هر اندازه که پیکسل های درون آن ناحیه از نظر ویژگی هایشان به هم نزدیک تر باشند، واریانس داده های آن ناحیه کوچکتر بوده و یکنواختی ویژگی های مربوط به آن ناحیه بیشتر خواهد بود. از اینرو برای ارزیابی کمی روش ارائه شده، اندازه ی واریانس داده ها برای هر کدام از نواحی محاسبه شده و مجموع آن ها به عنوان معیاری برای ارزشیابی ناحیه بندی ذکر می شود.

نتیجه ی ارزیابی الگوریتم های بیان شده برای تصاویر مورد آزمایش در جدول های (۳-۱)،

(۳-۲)، (۳-۳) و (۳-۴) آورده شده است. تمام جداول باید در یک ضریب 10^{-5} ضرب شوند.

جدول (۱-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم K-Mean.

	ناحیه ۳	ناحیه ۴	ناحیه ۵	ناحیه ۶
خانه	۲/۲۰۹۶	۰/۲۴۵۰۴	۲/۲۲۹۹	۰/۲۰۱۹
لنا	۰/۴۷۴۲	۰/۲۷۱۲	۰/۱۵۳۳	۰/۱۱۷۲
فلفل ها	۳/۴۸۶۳	۱/۷۰۵۲	۲/۸۹۵۱	۱/۴۶۰۸
میمون	۱/۹۰۲۸	۱/۶۷۱۸	۱/۱۲۲۸	۰/۹۰۴۰
منظره	۳/۵۱۰۴	۲/۴۶۰۷	۲/۳۸۳۶	۱/۹۰۹۶

جدول (۲-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم Hill-Climbing.

	ناحیه ۳	ناحیه ۴	ناحیه ۵	ناحیه ۶
خانه	۰/۲۲۶۰	۰/۴۲۷۷	۰/۱۳۹۲	۰/۱۲۸۲
لنا	۰/۶۵۳۱	۰/۴۰۳۵	۰/۲۴۵۵	۰/۲۲۵۴
فلفل ها	۵/۵۴۹۶	۱/۷۹۰۸	۱/۶۸۹۶	۰/۷۱۲۷
میمون	۲/۸۶۵۰	۱/۰۵۶۲	۱/۸۵۳۴	۰/۵۲۶۶
منظره	۲/۴۴۰۶	۲/۱۵۴۶	۱/۱۵۱۹	۱/۰۲۴۸

جدول (۳-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم SVFMM.

ناحیه ۶	ناحیه ۵	ناحیه ۴	ناحیه ۳	
۰/۸۲۴۶	۰/۱۱۸۸	۰/۱۵۱۰	۰/۸۷۰۱	خانه
۰/۱۱۶۲	۰/۲۰۱۸	۰/۳۹۹۹	۰/۶۳۸۴	لنا
۱/۸۴۴۷	۳/۰۰۳۶	۴/۴۰۶۱	۴/۱۳۷۶	فلفل ها
۱/۱۶۱۱	۱/۳۸۹۲	۰/۱۷۹۹	۲/۷۷۸۹	میمون
۱/۳۴۷۳	۱/۳۹۲۲	۱/۴۱۹۸	۴/۴۹۰۹	منظره

جدول (۴-۳) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم پیشنهادی بدون استفاده از فیلتر انتشار.

ناحیه ۶	ناحیه ۵	ناحیه ۴	ناحیه ۳	
۱/۷۴۹۰	۲/۱۳۹۱	۲/۸۹۹۵	۳/۰۰۵۴	خانه
۰/۲۰۳۶	۰/۲۱۸۷	۰/۳۵۰۲	۰/۹۱۲۱	لنا
۲/۶۹۹۶	۲/۷۰۰۶	۷/۳۵۰۷	۷/۳۵۱۴	فلفل ها
۰/۷۰۱۰	۱/۰۰۲۶	۱/۰۳۶۶	۱۴/۲۰۲	میمون
۴/۴۹۰۲	۴/۲۳۰۰	۶/۴۶۶۲	۹/۷۵۰۵	منظره

جدول (۳-۵) نتایج ارزیابی برای ناحیه بندی تصاویر مورد آزمایش بوسیله ی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از فیلتر انتشار.

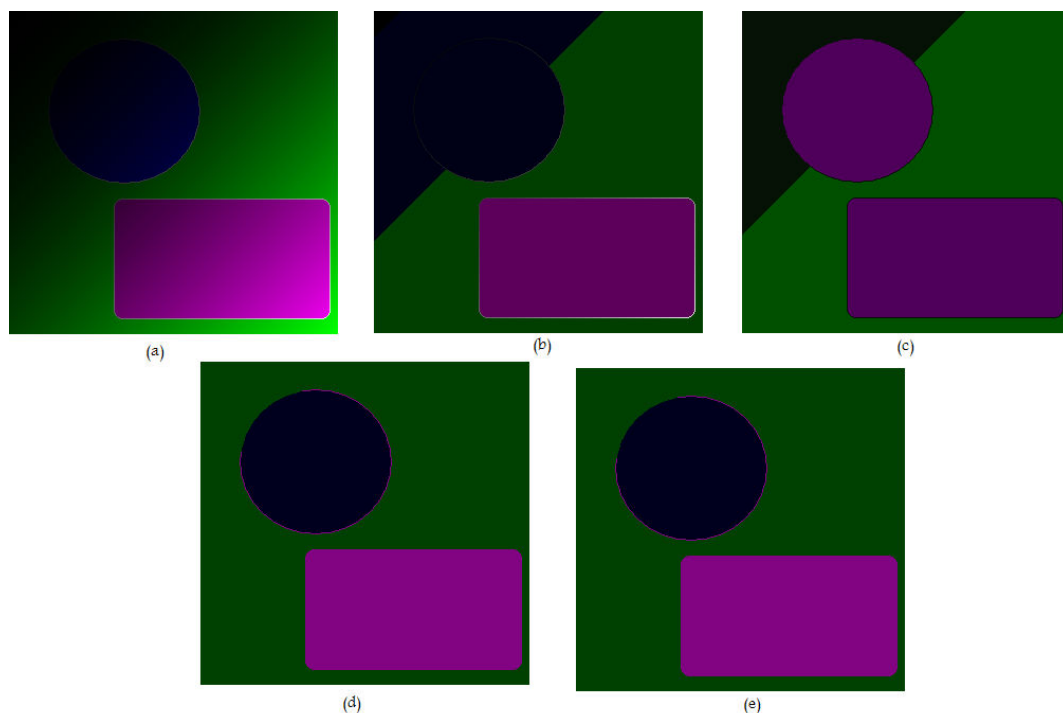
ناحیه ۶	ناحیه ۵	ناحیه ۴	ناحیه ۳	
۰/۰۰۰۴	۱/۱۸۰۲	۱/۲۰۱۵	۲/۳۴۷۱	خانه
۰/۳۳۲۶	۰/۳۳۲۵	۰/۲۲۳۹	۰/۷۰۶۹	لنا
۲/۱۸۸۱	۵/۱۸۴۹	۵/۱۹۹۳	۵/۲۴۳۹	فلفل ها
۰/۴۳۶۷	۲/۲۸۷۱	۲/۳۱۹۶	۱۰/۲۹۵۰	میمون
۱/۰۸۲۵	۲/۲۹۰۷	۳/۸۳۳۴	۳/۸۳۴۶	منظره

همانطور که از نتایج پیداست، روش ارائه شده نسبت به سایر روش ها نتایج بسیار خوبی داشته است. این نتایج از نظر بصری نیز قابل تأیید می باشند. نکته ی قابل توجه دیگر اینکه نتایج پس از اعمال فیلتر انتشار به تصویر ورودی از نظر کیفی و کمی بسیار ارتقا پیدا کرده است. در فصل دوم برای کاهش اثر نویز در ناحیه بندی تصاویر از هیستوگرام همبستگی استفاده نمودیم، اما از آنجا که معمولاً نویز تصاویر مربوط به عوامل محیطی نظیر روشنایی می باشد و ویژگی هایی نظیر رنگ و خلوص کمتر تحت تأثیر قرار می گیرند، استفاده از آن روش در تصاویر رنگی شاید توجیه مناسبی نداشته باشد. اما با توجه به نتایج، استفاده از فیلتر انتشار بسیار مؤثر بوده و هزینه ی محاسباتی کمتری را نسبت به محاسبه ی هیستوگرام همبستگی می طلبد.

با توجه به ویژگی های مورد استفاده برای ناحیه بندی تصاویر رنگی، یکی از ویژگی های بارز الگوریتم پیشنهادی، مقاوم بودن آن در برابر نویز روشنایی، مانند تغییرات سطح روشنایی در تصویر^۱ می باشد. از آنجا که در روش پیشنهادی از اطلاعات مربوط به رنگ و خلوص پیکسل ها برای ناحیه بندی تصویر استفاده نمودیم، این روش در برابر نویز ناشی از تغییرات روشنایی بسیار مقاوم تر

^۱ Illumination effect

از سایر روش های بیان شده به جز الگوریتم SVFMM می باشد. نتایج برای تصویری که سطح روشنایی در آن از بالا-چپ به پایین-راست افزایش می یابد، در شکل (۳-۱۱) آورده شده است.



شکل (۳-۱۱) (a) تصویر اصلی که تحت تأثیر تغییرات روشنایی قرار گرفته است. (b) تصویر ناحیه بندی شده به سه ناحیه ی مجزا بوسیله ی روش K-Mean ، (c) تصویر ناحیه بندی شده به سه ناحیه ی مجزا بوسیله ی الگوریتم Hill-Climbing ، (d) تصویر ناحیه بندی شده میمون به روش SVFMM تقسیم شده به ۶ ناحیه ی مجزا، (e) تصویر ناحیه بندی شده بوسیله ی روش پیشنهادی.

همانطور که مشاهده می شود الگوریتم پیشنهادی و SVFMM از میان الگوریتم های بیان شده، برای تصاویری که تحت تأثیر تغییرات روشنایی محیط قرار می گیرند، مقاوم ترین روش ها می باشند. اما یکی دیگر از پارامتر هایی که در الگوریتم های ناحیه بندی تصاویر قابل ارزیابی می باشد سرعت اجرای الگوریتم یا پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم ها می باشد. از آنجا که در این تحقیق قصد نداریم بطور مفصل این مبحث را دنبال کنیم به اشاره به این نکته اکتفا می کنیم که همه ی الگوریتم های بیان شده به جز الگوریتم SVFMM بر روی یک رایانه با پردازشگر دو هسته ای با فرکانس پردازشگر 1.66GHZ در مدت زمانی کمتر از ۱۲۰ ثانیه به جواب می رسند در

حالی که الگوریتم SVFMM [۳۱] بوسیله ی همین سیستم در مدت زمانی بیش از ۳ ساعت پاسخ نهایی را ارائه می کند. همه ی الگوریتم ها بر روی نرم افزار MATLAB پیاده سازی شده اند. با توجه به نتایج و مطالب بیان شده می توان ادعا نمود که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر روش های بیان شده عملکرد بسیار خوبی دارد و این موضوع در تصاویری که تحت تأثیر تغییرات روشنایی محیط قرار گرفته اند نمود بیشتری پیدا می کند.

۳-۵ نتیجه گیری

در این فصل چند روش مهم ناحیه بندی تصاویر ارائه شد. برخی از این روش ها نسبت به نویز اعمالی به تصویر مقاومت لازم را نداشتند و برخی به لحاظ محاسباتی بسیار پیچیده بودند. لذا الگوریتم جدیدی پیشنهاد شد که معایب روش های مذکور را نداشته باشد. در این روش هیستوگرام رنگ تصویر بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل شده و آستانه های لازم برای ناحیه بندی تصویر از این مدل محاسبه می شوند، پس از آن تصویر در دست بررسی بوسیله ی آستانه های بدست آمده ناحیه بندی می شود. پس از آن هیستوگرام خلوص برای هر کدام از نواحی بدست آمده و فرآیند مدل سازی و ناحیه بندی بوسیله ی سطوح آستانه بدست آمده از این مدل ها انجام می شود. از آنجا که تغییرات سطح روشنایی ناشی از محیط در تصاویر رنگی نباید ملاک ناحیه بندی تصویر باشد در روش پیشنهادی تنها از اطلاعات مربوط به ویژگی های رنگ (رنگ و خلوص) پیکسل های تصویر برای ناحیه بندی استفاده شده است، این روش برای تصاویری که تحت تأثیر تغییرات روشنایی قرار گرفته اند کارآمد تر از سایر روش ها می باشد، ضمن اینکه سرعت اجرای الگوریتم نسبتاً مستقل از تعداد پیکسل های تصویر (ابعاد تصویر) بوده و در مقایسه با سایر الگوریتم ها بهتر می باشد.

فصل چهارم

ناحیه بندی تصاویر بافت

نوع بافت یکی از ویژگی های مهم در ناحیه بندی تصاویر می باشد. یک ناحیه با بافت همگن دارای ساختاری است که با الگوی معینی تکرار پذیر است. مثلاً بافت ناحیه برگ ها در یک درخت، بافت یک پارچه چهار خانه، بافت چمن و یکی از زمینه های تحقیقاتی مهم در سیستم های پردازش تصاویر و بینایی ماشین، جدا کردن بافت های مختلف تشکیل دهنده ی تصاویر از یکدیگر می باشد. لذا بافت بصورت زیر تعریف می شود:

"یک بافت منطقه ای از یک سطح می باشد که ویژگی های ناحیه ای مربوط به آن منطقه همبسته بوده و آرایش مخصوص به خود را دارند"[۳۸].

تعریف دیگری نیز به صورت زیر برای بافت ارائه شده است: "یک یا چند الگو که بصورت پریودیک تکرار می شوند را بافت می گویند"[۳۸].

در ناحیه بندی بدون سرپرست^۱ نمی توان از پیش تعیین کرد که بطور قطع به دنبال چه نوع ناحیه ای در تصویر می باشیم، اما باید مشخص نمود که هر ناحیه با توجه به چه ویژگی هایی از دیگر نواحی تفکیک شود. در حالت ایده آل هر ناحیه در تصویر ناحیه بندی شده به این روش بیانگر یک جسم^۲ در تصویر می باشد، اما باید مشخص شود که منظور از جسم در تصویر چیست. برای مثال باید مشخص شود که یک قفسه ی کتاب و کتاب های آن در یک تصویر که مجموعاً تشکیل یک بافت می دهند را باید یک جسم به شمار آورد یا هر کدام از کتاب های آن را بطور جداگانه اجسام جدا از هم در نظر گرفت؟

بدین ترتیب علاوه بر ماهیت اجسام، تعداد، ترتیب قرار گرفتن و فرکانس تکرار آنها نیز در بوجود آوردن نواحی مختلف در یک تصویر مؤثر می باشد.

^۱ Unsupervised segmentation

^۲ object

مباحث ارائه شده در این فصل در ادامه بصورت زیر قرار می گیرد. در بخش (۴-۱) یکی از روش های مهم ناحیه بندی بافت بررسی می شود. پس از آن در بخش (۴-۲) روشی مبتنی بر مدل گوسی تلفیقی پیشنهاد می کنیم . در بخش (۴-۳) نتایج حاصل از ناحیه بندی در روش های بیان شده با هم مقایسه شده اند.

۴-۱ تفکیک بافت تصاویر با استفاده از فیلتر گبور^۱

در مرجع [۳۹ و ۴۰] نشان داده شده است که پریود، جهت و پیچیدگی سه ویژگی مهم بافت ها هستند که باعث می شود انسان بتواند بافت های مختلف را از یکدیگر تفکیک کند. بدین ترتیب برای طراحی الگوریتم های تفکیک بافت در تصاویر ایده هایی مبنی بر سیستم ادراک بصری انسان، که بر پایه ی تمیز ویژگی های یاد شده استوار می باشد، ارائه شده است.

یکی از مدل های شناخت بافت مبتنی بر بینایی انسان، از چند فیلتر میان گذر مجزا تشکیل می شود. زیرا سلول های قشری بینایی^۲ به چند کانال مرکب از فرکانس های متفاوت در جهات مختلف حساس می باشند [۴۰]. از آنجا که پریود و جهت بافت را می توان به ترتیب با فرکانس و زاویه چرخش فیلترهای میانگذر جهت دار توصیف نمود، می توان سیستم ادراک انسان را با یک عملیات فیلتر کردن چند کاناله در باندهای مختلف فرکانسی و جهات مختلف برای تمیز بافت های مختلف از یکدیگر پیاده سازی نمود [۴۰]. برای این منظور از تابع گبور استفاده شده است که در آن انتخاب باند فرکانسی و انتخاب زاویه امکان پذیر می باشد. تفکیک بافت های مختلف موجود در یک تصویر بوسیله ی فیلترهای گبور را می توان در مراحل زیر خلاصه نمود:

^۱ Gabor filter

^۲ Simple cell in the visual cortex

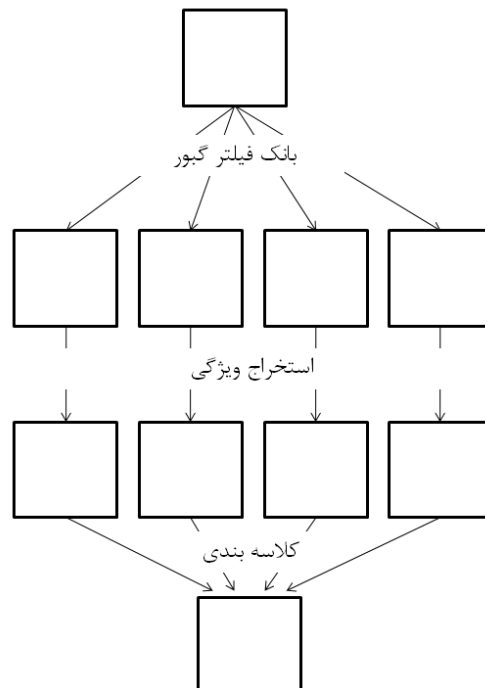
۱. طراحی یک بانک فیلتری مناسب که فرکانس تکرار و جهت همه ی الگوها را به خوبی تشخیص دهد.

۲. اعمال فیلترهای طراحی شده به تصویر.

۳. استخراج ویژگی با استفاده از تصاویر خروجی فیلترهای طرح شده.

۴. کلاسه بندی پیکسل های تصویر بوسیله ی ویژگی های بدست آمده.

فرآیند تفکیک نواحی در تصاویر بافت با استفاده از فیلترهای گبور بصورت شماتیک در شکل ۱ نشان داده شده است:



شکل (۴-۱) فلوچارت تفکیک بافت های تشکیل دهنده ی تصویر با استفاده از فیلترهای گبور.

در ادامه هر کدام از مراحل ناحیه بندی بوسیله ی روش فوق بیان خواهد شد. در بخش بعد

به نحوه ی طراحی فیلترهای گبور و استفاده از آنها برای ناحیه بندی تصویر می پردازیم.

۴-۱-۱ طراحی بانک فیلتر گبور

در ادامه ابتدا فیلتر های گبور و پارامتر های آن ها را معرفی می کنیم. سپس به نحوه ی طراحی یک بانک فیلتر گبور برای تفکیک بافت های موجود در تصاویر پرداخته می شود.

۴-۱-۱-۱ فیلترهای گبور:

همان طور که در بخش قبل بیان شد، بوسیله ی فیلترهای گبور می توان یک تصویر را در حوزه ی مکان^۱ و مکان-فرکانس^۲ به چند ناحیه تجزیه نمود. برای ناحیه بندی تصاویر بافت باید اطلاعات مکانی و فرکانسی الگوها بطور همزمان بررسی گردد تا ناحیه بند از دقت کافی برخوردار باشد. هر اندازه که فیلترهای میان گذر مورد استفاده، باند باریک تر باشند، ویژگی های با ابعاد کوچکتری را در تصویر استخراج می کنند، از طرفی به هر میزان که در حوزه ی مکان (از لحاظ ابعاد) کوچکتر باشند، مرزهای بین نواحی را دقیق تر تشخیص خواهند داد. اما بنابر اصل عدم قطعیت، ابعاد فیلتر در حوزه ی مکان با پهنای باند آن در حوزه ی فرکانس رابطه ی عکس دارد. بدین ترتیب با بهبود یکی از مشخصات، دیگری افت پیدا می کند. در ادامه خواهیم دید که برای حل این مشکل استفاده از فیلتر های گبور گزینه ی مناسبی می باشد.

فیلتر گبور در حوزه ی مکان تابع گوسی مدوله شده با یک سیگنال سینوسی می باشد. برای یک رویه ی گوسی دو بعدی با انتشار^۳ σ_x و σ_y به ترتیب در جهات x و y و فرکانس مدولاسیون u_0 بخش حقیقی پاسخ ضربه ی فیلتر برابر است با:

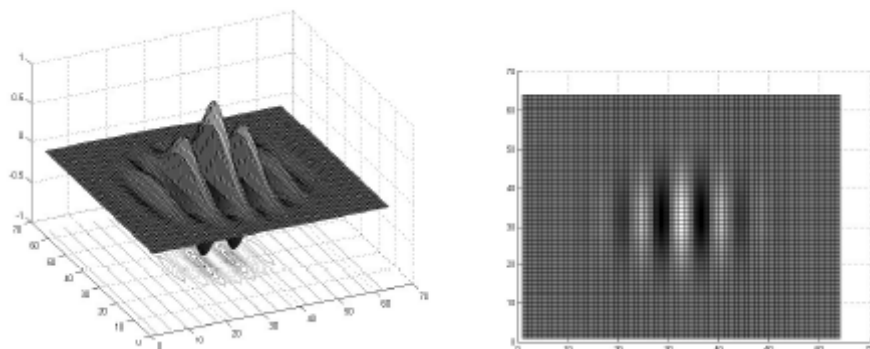
$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} \cos(2\pi u_0 x) \quad (۱-۴)$$

^۱ Spatial domain

^۲ Spatial & spatial frequency domain

^۳ spread

پاسخ ضربه ی فیلتر فوق در حوزه ی مکان در شکل (۲-۴) قابل مشاهده است.



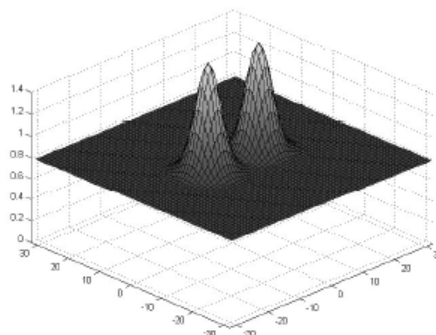
شکل (۲-۴) پاسخ ضربه فیلتر گبور در حوزه ی مکان.

همانطور که گفته شد فیلتر گبور در حوزه ی مکان تابع گوسی مدوله شده با یک سیگنال سینوسی می باشد، از اینرو در حوزه ی فرکانس شامل دو تابع گوسی شیفت یافته می باشد که مراکز آنها منطبق بر فرکانس مدولاسیون می باشد. پاسخ فرکانسی فیلتر گبور دو بعدی به صورت زیر می باشد:

(۲-۴)

$$H(u, v) = \exp\{-2\pi^2[\sigma_x^2(u - u_0) + \sigma_y^2v^2]\} \pm \exp\{2\pi^2[\sigma_x^2(u + u_0) + \sigma_y^2v^2]\}$$

شکل (۳-۴) پاسخ فرکانسی فیلتر فوق را نشان می دهد.



شکل (۳-۴) پاسخ فرکانسی فیلتر گبور.

معادلات فوق برای فیلتری نوشته شده اند که زاویه ی چرخش آن نسبت به محور x صفر می باشد. برای طراحی فیلتر با زاویه ی دلخواه کافیت فیلتر فوق در حوزه ی مکان، در صفحه ی x-y یا اینکه در حوزه ی فرکانس، در صفحه ی u-v چرخانده شود.

فرکانس u_0 و زاویه ی چرخش θ محل و جهت فیلتر را در حوزه فرکانس مشخص می کنند. با تنظیم u_0 و θ در مکان های مختلف می توان فیلترهایی طراحی نمود که تصویر را در حوزه ی فرکانس پوشش دهند. دو ویژگی مهم دیگر این فیلترها پهنای باند فرکانس β_f و پهنای باند جهت β_θ می باشد که با توجه به ویژگی های سیستم بینایی انسان، در کاربردهای پردازش تصویر می توانند ثابت در نظر گرفته شوند [۴۰].

بطور خاص پهنای باند فرکانسی یک اکتاو^۱ عملکرد مناسبی دارد [۴۰]. (پهنای باند فرکانسی در واحد اکتاو، از فرکانس f_1 تا f_2 ، توسط رابطه ی $\log_2(\frac{f_2}{f_1})$ بیان می شود). توجه شود که پهنای باند فرکانسی با افزایش فرکانس به صورت لگاریتمی افزایش می یابد. همچنین زاویه ی پهنای باند 30° در مرجع [۴۰]، برای بانک فیلتر گبور مناسب بیان شده است. پارامترهای طراحی در این روش بر اساس پیشنهادات ارائه شده در [۴۰] و [۴۱] تنظیم شده اند.

در بخش بعد چگونگی طراحی بانک فیلتر گبور برای تفکیک بافت های تصاویر بیان می شود.

۴-۱-۱-۲ طراحی بانک فیلتر

تعیین پارامترهای فیلترهای گبور تشکیل دهنده ی بانک فیلتر مربوط می شود به انتخاب فرکانس ها و جهات هر کدام از این فیلترها بطوریکه حوزه ی فرکانس تا حد امکان بوسیله ی بانک فیلتر مذکور پوشش داده شده و اطلاعات بافت را برای استفاده در الگوریتم ناحیه بندی تا حد امکان

¹ octave

استخراج نماید. در این روش فیلترها با اختلاف زاویه ی 30° از یکدیگر طرح شده اند. فرکانس های استفاده شده برای فیلترها عبارتند از [۴۰]:

$$\sqrt{2}, 2\sqrt{2}, 4\sqrt{2}, \dots, \left(\frac{N_c}{4}\right)\sqrt{2} \quad \text{عرض تصویر/ دور}^1 \quad (3-4)$$

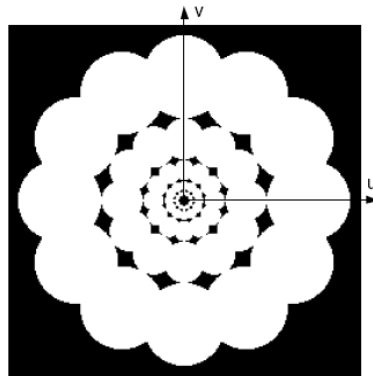
برای بانک فیلتر با زاویه ی چرخش 30° ، تعداد فیلترهای مورد نیاز از رابطه ی زیر قابل محاسبه است [۴۰]:

$$K = 6 \log_2 \left(\frac{N_c}{2} \right) \quad (4-4)$$

که N_c تعداد پیکسل های عرض تصویر می باشد. بطور مثال برای تصویری با عرض ۲۵۶ پیکسل به ۴۲ فیلتر نیاز است. برای افزایش کارایی الگوریتم فیلترهای مربوط به فرکانس های مرکزی $\sqrt{2}$ و $2\sqrt{2}$ را از بانک فیلتر حذف می کنیم زیرا در این فرکانس ها فواصل میان تکرار الگوها زیاده از حد معمول است. با حذف این فیلترها سرعت اجرای الگوریتم افزایش خواهد یافت بدون اینکه تأثیر قابل توجهی بر عملکرد الگوریتم داشته باشد. همچنین بهره ی DC فیلتر برابر صفر قرار داده می شود تا پاسخ فیلتر به نواحی یکنواخت تصویر صفر گردد. بدین ترتیب بانک فیلتر با مشخصات ذکر شده به گونه ای طراحی می شود از اطلاعات موجود در تصویر حداکثر بهره برداری برای تفکیک بافت های مختلف از یکدیگر انجام شود. فرکانس های مرکزی فیلترهای طرح شده باید تا حد امکان به ویژگی فرکانسی بافت ها نزدیک باشند، در غیر این صورت پاسخ بافت به فیلتر به شدت افت پیدا می کند. هر اندازه که ویژگی فرکانسی یک بافت به ویژگی فرکانسی فیلتری نزدیک تر باشد، پاسخ بافت مذکور به آن فیلتر بیشتر خواهد بود. همچنین فیلترها باید طوری طراحی شوند که فاصله ی لازم بین آنها در حوزه ی فرکانس حفظ شود. در غیر این صورت با پدیده ی تداخل فرکانسی مواجه می شویم که موجب ایجاد مولفه ی مزاحم در ویژگی های بدست آمده از تصویر می شود. شکل

¹ Cycle/image width

(۴-۴) ترکیب فیلترهای تشکیل دهنده ی یک بانک فیلتری نمونه را در حوزه ی فرکانس نشان می دهد. پهنای باند فرکانسی فیلتر های گبور تشکیل دهنده ی این بانک یک اکتاو می باشد و فیلتر ها نسبت به هم ۳۰ درجه اختلاف زاویه دارند.



شکل (۴-۴) ترکیب یک بانک فیلتری گبور در حوزه ی فرکانس، با پهنای باند فرکانسی یک اکتاو و زاویه ی تفکیک ۳۰ درجه.

در بخش بعد به نحوه ی استخراج ویژگی با استفاده از خروجی های بانک فیلتر گبور پرداخته می شود.

۴-۱-۲ استخراج ویژگی از خروجی فیلترهای بانک گبور

خروجی های فیلترها به خودی خود برای تفکیک بافت های مختلف از یکدیگر مناسب نمی باشند. تکنیک های مختلفی برای استخراج ویژگی های مناسب از خروجی های فیلتر مطرح شده اند، تا بتوان با استفاده از این ویژگی ها بافت های موجود در تصویر را از یکدیگر تفکیک نمود. برای مثال می توان به موارد زیر اشاره نمود:

- استفاده از دامنه ی پاسخ تصویر به بانک فیلتر
- یکنواخت و هموار کردن این پاسخ
- استفاده از اطلاعات همسایگی های پیکسل ها و...

یکنواخت و هموار کردن پاسخ در این میان روشی است که می توان آن را به همراه تمامی روش های ذکر شده استفاده کرد. یکی از مزایای استفاده از روش فوق این است که تغییرات زیاد ویژگی های موجود در ناحیه ی مربوط به یک بافت خاص را از بین می برد. اما باید توجه داشت که اگر پاسخ فیلتر بیش از حد هموار شود، باعث کاهش دقت الگوریتم در تشخیص مرز بین بافت ها می شود. بدین ترتیب خروجی هر کدام از فیلترها توسط یک تابع گوسی هموار و یکنواخت می شود که این تابع گوسی، عریض تر از تابع گوسی به کار رفته در فیلتر می باشد [۴۱].

در روشی که در این بخش برای تفکیک بافت های تشکیل دهنده ی تصاویر از یکدیگر بیان شده است، از تکنیک هموار کردن پاسخ فیلتر برای تفکیک نواحی مختلف استفاده شده است. در بخش بعد نحوه ی تفکیک بافت های تشکیل دهنده ی یک تصویر از یکدیگر بوسیله ی کلاسه بندی پیکسل های تصویر بر اساس ویژگی های بدست آمده توضیح داده شده است.

۳-۱-۴ کلاسه بندی پیکسل های تصویر با استفاده از ویژگی های

استخراج شده

پیکسل هایی که متعلق به بافت های یکسان می باشند، از نظر ویژگی بسیار نزدیک به هم می باشند. باید اینگونه پیکسل ها را در گروه های مشترک قرار داد که هر کدام از این گروه ها بیانگر یکی از بافت های تصویر می باشند. روش های مختلفی برای کلاسه بندی کردن پیکسل ها بر اساس ویژگی های استخراج شده وجود دارند. در اینجا از الگوریتم K-Mean برای کلاسه بندی داده ها استفاده شده است. این الگوریتم بطور مفصل در بخش (۳-۲-۱) بیان شده است. لازم به ذکر است که تعداد کلاس ها که در واقع همان تعداد بافت های متفاوت تشکیل دهنده ی تصویر می باشد را در این روش باید در ابتدای الگوریتم تعیین نمود. در انتهای پروسه، به تعداد کلاس هایی که به عنوان ورودی به الگوریتم داده شده است، نواحی مختلف در تصویر شکل می گیرد.

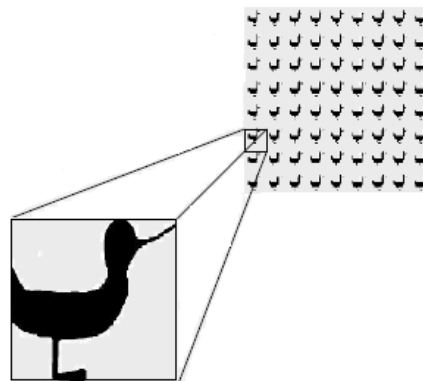
۲-۴ روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی برای تفکیک بافت های تشکیل دهنده ی تصویر، از ویژگی های آماری توزیع روشنایی پیکسل های تصویر نظیر میانگین و واریانس روشنایی پیکسل های تصویر استفاده می شود. در این روش پس از بدست آوردن ماتریس میانگین و واریانس، هیستوگرام ویژگی های مربوطه را محاسبه نموده و آن ها را بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل می کنیم. آستانه های مناسب برای تفکیک تصویر به نواحی جداگانه بر اساس ویژگی های مورد استفاده، از مدل تلفیقی موجود محاسبه می شوند. با اعمال این آستانه ها به ویژگی های بدست آمده از تصویر، پیکسل های تصویر را ناحیه بندی می کنیم که در نتیجه ی آن تصویر مربوطه به بافت های تشکیل دهنده ی آن تفکیک می شود. در ادامه، مراحل روش پیشنهادی به صورت زیر بیان خواهند شد: در بخش (۱-۲-۴) چگونگی استخراج ویژگی های مناسب تصویر توضیح داده شده است. سپس در بخش (۲-۲-۴) چگونگی بدست آوردن مدل تلفیقی برای ویژگی های استخراج شده و نحوه ی تفکیک بافت های موجود در تصویر بوسیله ی مدل بدست آمده بیان شده است.

۱-۲-۴ استخراج ویژگی

از آنجا که بافت های مختلف در نتیجه ی تکرار الگوهای مختلف با فرکانس های خاص بوجود می آیند، می توان گفت که ویژگی های آماری توزیع پیکسل ها در پنجره ای با ابعاد مشخص در هر کدام از این بافت ها متفاوت از بافت دیگر می باشد. با استفاده از این مطلب سعی بر آن است که برای تفکیک بافت های تصویر از یکدیگر ویژگی هایی مورد استفاده قرار گیرند که علاوه بر اینکه به لحاظ محاسباتی پیچیده نمی باشند، بتوان بوسیله ی آن ها بافت های مختلف را از یکدیگر تفکیک نمود. ویژگی های مورد استفاده برای تفکیک بافت ها در روش پیشنهادی میانگین و واریانس روشنایی پیکسل های تصویر می باشد. برای محاسبه ی ماتریس میانگین به روش زیر عمل می کنیم:

یک پنجره به ابعاد مشخص در نظر می گیریم. اگر هر بافت نتیجه ی تکرار الگوهای خاص در تصویر در نظر گرفته شود، ابعاد این پنجره طوری طراحی می شود که حداقل یک نمونه از بزرگترین الگوی تشکیل دهنده ی بافت های موجود در تصویر در این پنجره جای گیرد. شکل (۴-۵) چگونگی انتخاب این پنجره را بوسیله ی یک مثال نشان می دهد.



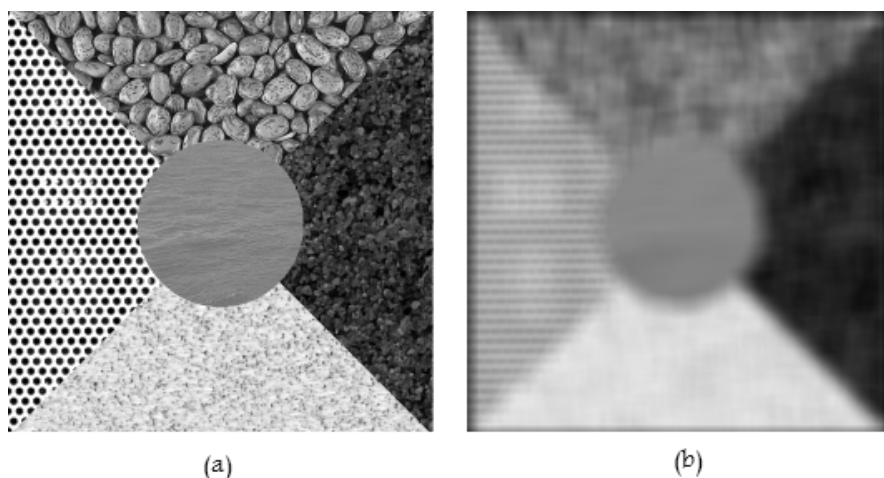
شکل (۴-۵) نحوه ی انتخاب پنجره ی مناسب برای استخراج ویژگی از تصویر.

توجه شود که اگر ابعاد پنجره خیلی بزرگ انتخاب شوند، دقت تشخیص مرزهای بین بافت ها به همان نسبت کاهش می یابد، بنابراین پنجره ی مذکور کوچکترین پنجره ای است که بزرگترین الگوی موجود در تصویر را در بر گیرد. بوسیله ی پنجره ی مذکور تمام تصویر را جاروب نموده و میانگین روشنایی پیکسل های واقع در پنجره را در محل متناظر با پیکسل مرکزی پنجره در ماتریس میانگین، که ابعاد آن برابر ابعاد تصویر می باشد، قرار می دهیم. لازم به ذکر است که برای محاسبه ی ویژگی های مربوط به پیکسل های حاشیه ی تصویر که پنجره ی مذکور خارج از کادر تصویر قرار می گیرد، می توان در حاشیه ی تصویر به تعداد سطرها و ستون های تصویر اضافه نمود. محتوای سطرها و ستون های اضافه شده می تواند صفر باشد یا اینکه مقادیر موجود در پیکسل های حاشیه ای تصویر در این سطرها و ستون ها تکرار شوند. از آنجا که تعداد این پیکسل ها در مقابل تعداد کل پیکسل های تصویر اندک می باشد، خطای ناشی از این تکنیک قابل چشم پوشی خواهد بود.

به این ترتیب اولین ویژگی مورد استفاده برای کلاسه بندی پیکسل های تصویر، که میانگین سطح روشنایی پیکسل های تصویر می باشد، در ماتریسی به ابعاد تصویر اصلی بدست می آید. رابطه ی محاسبه ی درایه های مربوط به ماتریس میانگین را می توان بصورت زیر بیان نمود:

$$M_{xy} = \frac{\sum_{i=x-a}^{x+a} \sum_{j=y-b}^{y+b} I_{ij}}{(2a+1)(2b+1)} \quad (5-4)$$

که در رابطه ی فوق M_{xy} مقدار میانگین سطح روشنایی پیکسل های تصویر برای همسایگی به ابعاد $(2a+1)(2b+1)$ برای پیکسل مربوط به سطر x و ستون y می باشد و I_{ij} سطح روشنایی پیکسل سطر i و ستون j در تصویر می باشد. در شکل (۶-۴) قسمت (a) یک تصویر که از پنج بافت متفاوت تشکیل شده است نشان داده شده است. ماتریس میانگین این تصویر، که خود می تواند یک تصویر در نظر گرفته شود، برای تصویر مذکور در شکل (۶-۴) قسمت (b) نمایش داده شده است.



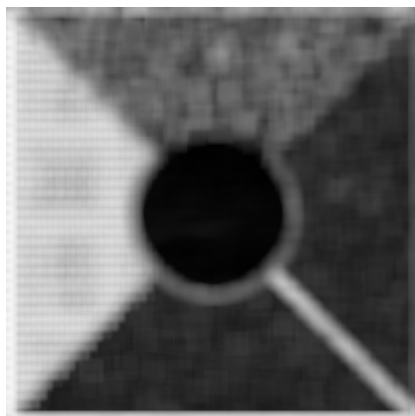
شکل (۶-۴) (a) تصویر تشکیل شده از پنج بافت متفاوت، (b) میانگین سطح روشنایی برای تصویر مذکور. با توجه به اینکه بزرگترین الگوی موجود در شکل فوق مربوط به حبوبات قسمت بالا و وسط شکل (a) می باشد، با در نظر گرفتن ابعاد این نمونه ها، برای بدست آوردن تصویر میانگین در شکل فوق از یک پنجره به ابعاد 15×15 استفاده شده است. بطور خلاصه شکل (۶-۴) قسمت (b) را می توان هموار شده ی شکل (۶-۴) قسمت (a) در نظر گرفت. در شکل (۶-۴) قسمت (b) مناطقی که پیکسل های تصویر روشن تر می باشند، بیانگر مناطقی از تصویر اصلی می باشد که متوسط سطح

روشنایی پیکسل ها در یک همسایگی آن منطقه بیشتر می باشد. به همین صورت پیکسل های تاریک تر این تصویر بیانگر بافت هایی می باشند که متوسط سطح روشنایی آن ها کمتر می باشد.

ویژگی دیگری که در روش پیشنهادی برای تفکیک بافت های تصویر از یکدیگر استفاده می شود، واریانس روشنایی پیکسل های تصویر می باشد، بدین صورت که پنجره ای که در مرحله ی قبل برای محاسبه ی میانگین سطح روشنایی پیکسل های تصویر مورد استفاده قرار گرفت این بار برای محاسبه ی واریانس سطح روشنایی پیکسل ها مورد استفاده قرار می گیرد. توضیح اینکه بوسیله ی پنجره ی مذکور تمام تصویر را جاروب نموده و مقدار واریانس سطح روشنایی پیکسل هایی که در پنجره قرار می گیرند را در محل پیکسل مرکزی متناظر در ماتریس واریانس، که ابعاد آن نیز به اندازه ی ابعاد تصویر می باشد، قرار می دهیم. رابطه ی محاسبه ی درایه های ماتریس واریانس را می توان بصورت زیر بیان نمود:

$$\sigma_{xy}^2 = \frac{1}{(2a+1)(2b+1)} \sum_{i=x-a}^{x+a} \sum_{j=y-b}^{y+b} (I_{ij} - M_{xy})^2 \quad (6-4)$$

در رابطه ی فوق σ_{xy}^2 مقدار مربوط به سطر x و ستون y در ماتریس واریانس می باشد. این مقدار برابر واریانس داده های مربوط به یک همسایگی به اندازه ی $(2a+1)(2b+1)$ برای پیکسل سطر x و ستون y می باشد، I_{ij} سطح روشنایی مربوط به پیکسل سطر i و ستون j در تصویر است و M_{xy} مقدار مربوط به سطر x و ستون y در ماتریس میانگین می باشد که در مرحله ی قبل محاسبه شد.



در شکل (۷-۴) تصویر واریانس برای تصویر نمایش داده شده در شکل (۶-۴) قسمت (a).

شکل (۷-۴) ماتریس واریانس را برای تصویر نمایش داده شده در شکل (۶-۴) قسمت (a)

بصورت یک تصویر خاکستری نشان می دهد.

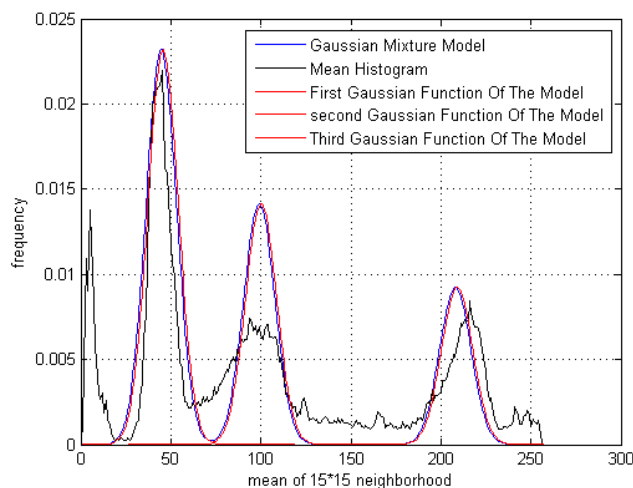
در بخش بعد الگوریتم کلاسه بندی پیکسل ها بر اساس ویژگی های استخراج شده برای تفکیک بافت ها از یکدیگر توضیح داده شده است. مناطق روشن تر این تصویر بیانگر همسایگی هایی در تصویر شکل (۶-۴) قسمت (a) می باشند که مقدار واریانس روشنایی پیکسل های این همسایگی ها زیاد می باشد، بعبارتی در این مناطق نوع بافت خشن می باشد. به همین صورت مناطقی که پیکسل های تصویر واریانس تیره تر باشند معرف بافت های نرم تر تصویر می باشد.

به این ترتیب ویژگی های استخراج شده از تصویر، نواحی مختلف تصویر را بوسیله ی متوسط سطح روشنایی هر منطقه و میزان نرم بودن یا خشن بودن بافت در آن منطقه معرفی می کنند. در قسمت بعد الگوریتم کلاسه بندی پیکسل های تصویر با استفاده از ویژگی های استخراج شده ارائه می شود.

۲-۲-۴ مدل گوسی تلفیقی برای تفکیک بافت های موجود در تصاویر

با استفاده از ویژگی های استخراج شده در مرحله قبل، می توان از الگوریتم های کلاسه بندی مختلف برای تفکیک پیکسل های تصویر به کلاس های جداگانه استفاده نمود. در روش

پیشنهادی از مدل گوسی تلفیقی برای کلاسه بندی پیکسل ها استفاده می کنیم. بدین منظور هیستوگرام میانگین را، بوسیله ی تصویر میانگین که در بخش قبل محاسبه نمودیم، برای پیکسل های تصویر تشکیل می دهیم، سپس آن را بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل می کنیم. منحنی هیستوگرام میانگین سطح روشنایی برای شکل (۴-۶) قسمت (a) که همان هیستوگرام روشنایی پیکسل های تصویر قسمت (b) از شکل (۴-۶) می باشد به همراه مدل گوسی تلفیقی و توابع گوسی تشکیل دهنده ی این مدل در شکل (۴-۸) نشان داده شده است.

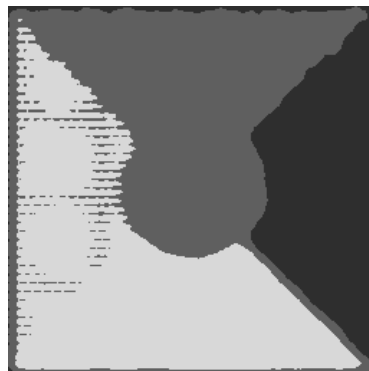


شکل (۴-۸) هیستوگرام میانگین برای تصویر نشان داده شده در شکل (۴-۶) قسمت (a).

تعداد توابع گوسی لازم برای مدل سازی این هیستوگرام به تعداد مد های اصلی تشکیل دهنده ی این منحنی بستگی دارد.

در شکل (۴-۸) منحنی نشان داده شده به رنگ مشکی، هیستوگرام میانگین را برای شکل (۴-۶) قسمت (a) نمایش می دهد. منحنی های قرمز رنگ توابع گوسی تشکیل دهنده ی مدل را نشان می دهند و مدل گوسی تلفیقی که از مجموع منحنی های قرمز رنگ بدست می آید، با رنگ آبی نشان داده شده است. پارامتر های مدل تلفیقی مذکور را بوسیله ی الگوریتم بهینه سازی PSO بدست می آوریم. نحوه ی انجام مدل سازی و محاسبه ی پارامتر های مدل مذکور بوسیله ی الگوریتم PSO در بخش های (۲-۱-۱) و (۲-۱-۲) بطور کامل توضیح داده شده است. پس از بدست آوردن

مدل مذکور، آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر بوسیله ی میانگین سطح روشنایی پیکسل ها از نقاط تقاطع توابع گوسی همسایه در مدل تلفیقی بدست می آیند. ناحیه بندی پیکسل های تصویر بر اساس این ویژگی بدین صورت انجام می گیرد که آستانه های بدست آمده از مدل را به درایه های ماتریس میانگین اعمال می کنیم، اما نتیجه ی تصمیم گیری به پیکسل های تصویر اصلی اعمال می شود، به عنوان مثال اگر M_{x_2, y_2} به تابع گوسی k ام تعلق داشته باشد، در اینصورت I_{x_2, y_2} را متعلق به ناحیه k ام در تصویر ناحیه بندی شده در نظر می گیریم. بدین ترتیب اولین مرحله ناحیه بندی با استفاده از ویژگی میانگین سطح روشنایی پیکسل ها انجام می شود. نتیجه ی ناحیه بندی تصویر نشان داده شده در شکل (۴-۶) قسمت (a) بر اساس مدل نشان داده شده در شکل (۴-۸) ، در شکل (۴-۹) نشان داده شده است.

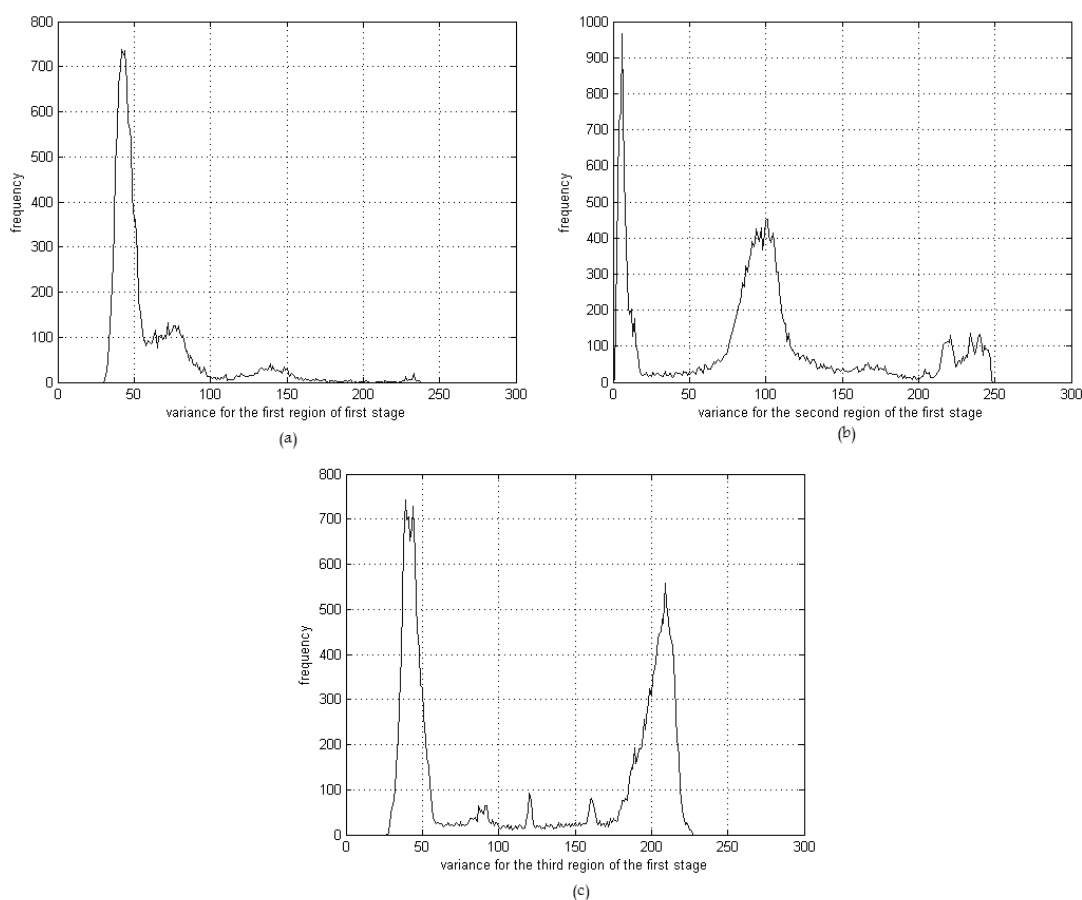


شکل (۴-۹) نتیجه ی ناحیه بندی شکل (۴-۶) قسمت (a) بوسیله ی هیستوگرام میانگین.

در مرحله ی بعد به کمک ماتریس واریانس، که بصورت یک تصویر خاکستری در شکل (۴-۷) نشان داده شده است، هیستوگرام واریانس را برای هر یک از نواحی بدست آمده از مرحله اول ناحیه بندی (ناحیه بندی بر اساس هیستوگرام میانگین) محاسبه می کنیم. هر یک از منحنی های بدست آمده را بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل نموده و آستانه های مناسب برای ناحیه بندی مجدد را از نقاط تقاطع توابع گوسی همسایه در هر یک از مدل ها بدست می آوریم، سپس مانند مرحله قبل بوسیله ی آستانه های بدست آمده تصویر را ناحیه بندی می کنیم، با این تفاوت که این بار آستانه های بدست آمده از این مرحله را به ماتریس واریانس اعمال نموده و نتیجه را

به پیکسل های تصویری که در قسمت قبل ناحیه بندی شده بود اعمال می کنیم. در این مرحله هر یک از نواحی بدست آمده از مرحله قبل، خود به یک یا چند ناحیه تقسیم می شوند.

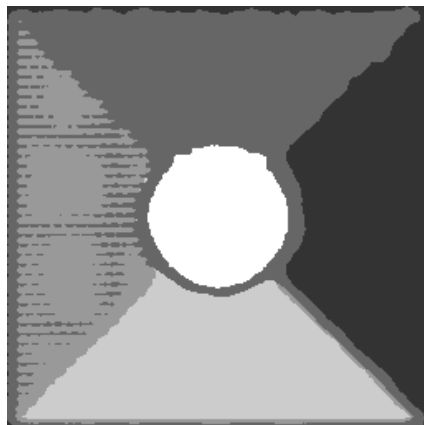
هیستوگرام واریانس برای سه ناحیه ی سمت راست، بالا و پایین شکل (۹-۴)، در شکل (۱۰-۴) بترتیب در قسمت های (a)، (b) و (c) نشان داده شده است.



شکل (۱۰-۴) (a) هیستوگرام واریانس مربوط به ناحیه سمت راست شکل (۹-۴)، (b) هیستوگرام واریانس مربوط به ناحیه بالا در شکل (۹-۴)، (c) هیستوگرام واریانس مربوط به ناحیه پایین در شکل (۹-۴).

با اندکی دقت در شکل (۱۰-۴)، متوجه می شویم که قسمت (a) در این شکل شامل یک مد اصلی می باشد که مربوط به ناحیه ی سمت راست در شکل (۶-۹) می باشد، و این ناحیه منطبق بر ناحیه ی متناظر در شکل (۶-۴) است. اما قسمت های (b) و (c) در شکل (۱۰-۴) هر کدام شامل دو مد اصلی می باشند که نشان دهنده ی وجود دو ناحیه ی قابل تفکیک در هر کدام از نواحی بالا و

پایین شکل (۹-۴) است. این مسئله با دقت در نواحی متناظر در شکل (۶-۴) قابل تأیید می باشد. نتیجه ی نهایی ناحیه بندی در شکل (۱۱-۴) نشان داده شده است.

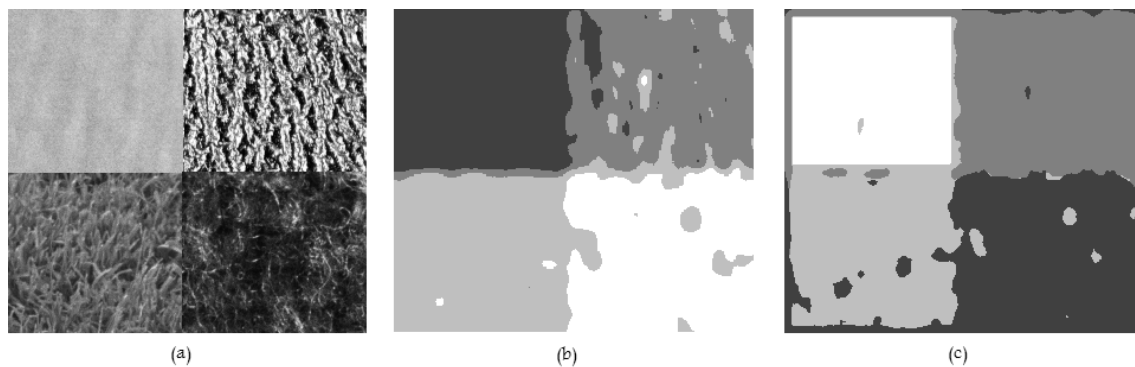


شکل (۱۱-۴) نتیجه ی ناحیه بندی شکل (۶-۴) قسمت (a) به روش پیشنهادی.

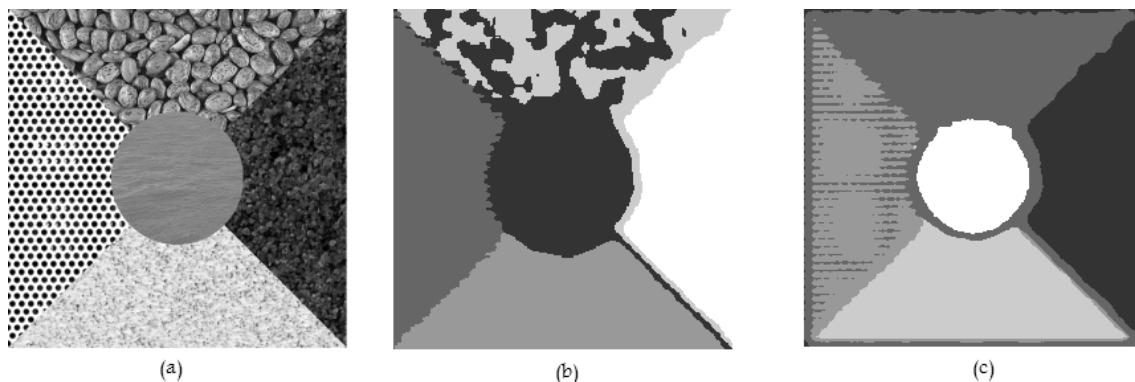
بدین ترتیب طی دو مرحله بافت های تشکیل دهنده ی یک تصویر بر اساس میانگین و واریانس سطح روشنایی همسایگی پیکسل های تصویر مورد نظر از یکدیگر تفکیک می شوند. در بخش بعد نتایج حاصل از روش پیشنهادی با نتایج حاصل از روش بیان شده به کمک فیلتر گبور [۴۰] مقایسه شده است.

۳-۴ مقایسه ی نتایج

در این بخش به مقایسه ی نتایج روش بیان شده در بخش (۱-۴) و روش پیشنهادی می پردازیم. در شکل های (۱۲-۴) و (۱۳-۴) نتیجه ی ناحیه بندی برای دو بافت مختلف نشان داده شده است.



شکل (۴-۱۲) (a) یک تصویر شامل ۴ بافت مختلف. (b) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش بیان شده در بخش (۴-۱). (c) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش پیشنهادی.



شکل (۴-۱۳) (a) یک تصویر شامل ۵ بافت مختلف. (b) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش بیان شده در بخش (۴-۱). (c) تصویر تفکیک شده ی بافت ها به روش پیشنهادی.

از شکل های (۴-۱۲) و (۴-۱۳) پیداست که نتایج ناحیه بندی بوسیله ی الگوریتم پیشنهادی بهتر از نتایج روش ارائه شده در بخش (۴-۱) می باشد.

همانطور که در بخش (۳-۲-۱) نیز اشاره شد، یکی از معایب عمده الگوریتم K-Mean این است که جواب خروجی این الگوریتم به مقادیر اولیه این الگوریتم وابسته است و از آنجا که معمولاً این الگوریتم بصورت تصادفی مقدار دهی می شود جواب های خروجی آن در اجراهای مختلف اغلب متفاوت از هم می باشند. همچنین افزایش پیچیدگی محاسباتی الگوریتم با افزایش حجم اطلاعات ورودی یکی دیگر از معایب این الگوریتم می باشد. این مطلب را می توان در آزمایش هایی که تصاویر مورد استفاده بزرگتر می باشند، بصورت واضح تر مشاهده نمود. اما الگوریتم بهینه سازی PSO که در

روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است در موارد ذکر شده نسبت به الگوریتم K-Mean عملکرد بهتری دارد. علاوه بر مطالب فوق در روش ارائه شده در بخش (۴-۱) که از بانک فیلتر گبور استفاده شده است، تصویر مورد نظر باید توسط تمام فیلتر های بانک فیلتر گبور فیلتر شود. سپس عملیات استخراج ویژگی و پس از آن کلاسه بندی پیکسل ها انجام خواهد شد. اما در روش پیشنهادی تصویر مورد نظر تنها دو بار فیلتر می شود (یک بار فیلتر کردن برای بدست آوردن میانگین سطح روشنایی پیکسل ها در یک همسایگی و بار دیگر فیلتر کردن برای بدست آوردن واریانس روشنایی پیکسل ها در همسایگی مذکور)، پس از آن مرحله ی استخراج ویژگی می باشد. و در انتها اعمال الگوریتم PSO و ناحیه بندی بوسیله ی اعمال آستانه های بدست آمده انجام می شود که این مرحله نیز نسبت به الگوریتم K-Mean از حجم محاسباتی کمتری برخوردار می باشد، بویژه در تصاویر بزرگ این مطلب بیشتر حائز اهمیت می باشد.

۴-۴ نتیجه گیری

در این فصل یکی از روش های مهم ناحیه بندی بافت که بر مبنای استفاده از فیلتر های گبور استوار می باشد بیان شد. برای کلاسه بندی پیکسل ها با توجه به ویژگی های استخراج شده در این روش از الگوریتم K-Mean استفاده شد. مشکلات عمده ی این روش عبارتند از: حجیم بودن عملیات استخراج ویژگی بوسیله ی بانک فیلتر گبور (بویژه وقتی که تعداد فیلتر ها زیاد باشد)، وابستگی زیاد سرعت اجرای الگوریتم به ابعاد تصویر و وابستگی جواب خروجی به مقادیر اولیه ی الگوریتم که باعث می شود جواب های الگوریتم در اجراهای مختلف یکسان نباشد. برای غلبه بر این مشکلات یک روش جدید برای ناحیه بندی بافت ها ارائه نمودیم. در این روش از ویژگی های آماری توزیع روشنایی پیکسل های تصویر (میانگین و واریانس توزیع روشنایی پیکسل ها) استفاده شد. با بدست آوردن مدل

گوسی تلفیقی برای هیستوگرام این ویژگی ها، آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر بدست آمد. نتایج حاکی از بهبود ناحیه بندی تصاویر بافت با استفاده از الگوریتم پیشنهادی می باشند.

فصل پنجم

پیشنهادهای و کارهای آینده

در این تحقیق روشی جدید برای ناحیه بندی تصاویر ارائه شد. در این روش با استفاده از الگوریتم PSO یک مدل گوسی تلفیقی برای ویژگی های استخراج شده از تصویر بدست آوردیم. با استفاده از مدل بدست آمده آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر تعیین شدند. با اعمال آستانه های بدست آمده به هیستوگرام ویژگی های استخراج شده، تصویر مورد نظر به نواحی تشکیل دهنده ی آن تفکیک می شود. بدین منظور روش پیشنهادی را در سه فصل جداگانه بترتیب در سه حوزه ی ناحیه بندی تصاویر خاکستری، تصاویر رنگی و تصاویر بافت بررسی نمودیم.

در فصل دوم به ناحیه بندی تصاویر خاکستری پرداختیم. در روش پیشنهادی برای ناحیه بندی تصاویر خاکستری تابع تصویر شده در قطر اصلی هیستوگرام دو بعدی را به کمک تلفیقی از توابع گوسی مدل نمودیم. پارامترهای مدل مذکور بوسیله ی الگوریتم بهینه سازی PSO محاسبه شد. آستانه های مناسب برای ناحیه بندی از نقاط تقاطع توابع گوسی همسایه بدست آمدند. آزمایش هایی برای تصاویر بدون نویز و تصاویر آغشته به نویز انجام شدند. نتایج بدست آمده از الگوریتم پیشنهادی به لحاظ کیفی از نتایج بدست آمده از سایر الگوریتم ها، در تصاویر بدون نویز و تصاویر نویزی، بهتر بودند، اما نتایج بدست آمده از ارزیابی کمی نشان می دادند که روش پیشنهادی فقط در ناحیه بندی تصاویر نویزی بهتر از سایر روشهای بیان شده عمل می کند. دلیل این موضوع مقاومت هیستوگرام همبستگی نسبت به نویز اعمالی به تصویر ارزیابی شد. برای بهتر شدن فرآیند مدل سازی در این ناحیه بند پیشنهاد می شود که از نسخه های پیشرفته تر الگوریتم PSO استفاده شود. همچنین می توان به جای استفاده از تابع گوسی، از تابع گوسی تعمیم یافته برای مدل سازی هیستوگرام همبستگی استفاده نمود.

در فصل سوم ناحیه بندی تصاویر رنگی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور الگوریتم جدیدی پیشنهاد شد که در آن هیستوگرام رنگ تصویر بوسیله ی تلفیقی از توابع گوسی مدل شد و آستانه های لازم برای ناحیه بندی تصویر از این مدل محاسبه شدند، پس از آن تصویر در دست

بررسی بوسیله ی آستانه های بدست آمده ناحیه بندی شد. سپس هیستوگرام خلوص برای هر کدام از این نواحی بدست آمدند و فرآیند مدل سازی و ناحیه بندی بوسیله ی سطوح آستانه بدست آمده از این مدل ها انجام شد. از آنجا که نویز تصاویر رنگی بیشتر مربوط به روشنایی می باشد و در روش پیشنهادی تنها از اطلاعات مربوط به ویژگی های رنگ (رنگ و خلوص) پیکسل های تصویر برای ناحیه بندی استفاده شده است، این روش برای تصاویری که تحت تأثیر تغییرات روشنایی قرار گرفته اند کارآمدتر از سایر روش ها ارزیابی شد. برای بهبود روش ارائه شده می توان به دنبال راه حلی گشت که منحنی های هیستوگرام رنگ و خلوص را در یک منحنی خلاصه نموده و مدل تلفیقی برای این منحنی تعیین شود.

در فصل چهارم یک روش جدید و کارآمد برای ناحیه بندی بافت های تصویر ارائه شد. در این روش از ویژگی های آماری توزیع روشنایی پیکسل های تصویر (میانگین و واریانس توزیع روشنایی پیکسل ها) استفاده شد. با بدست آوردن مدل گوسی تلفیقی برای هیستوگرام این ویژگی ها، آستانه های مناسب برای ناحیه بندی تصویر بدست آمد. نتایج حاکی از بهبود ناحیه بندی تصاویر بافت با استفاده از الگوریتم پیشنهادی می باشند. برای مختصر تر کردن الگوریتم پیشنهادی می توان هیستوگرام میانگین و واریانس را در یک منحنی خلاصه نمود. همچنین ارائه ی روشی که ابعاد بهینه پنجره ی مورد استفاده در این روش را تعیین کند، در بهبود عملکرد الگوریتم بسیار مؤثر خواهد بود.

منابع

- [1] ZHANG Y.J. (2006), "ADVANCES IN Image and Video Segmentation", IRM Press, Tsinghua University, Beijing, China, 1.
- [2] ZHANG Y.J. (2006), "ADVANCES IN Image and Video Segmentation", IRM Press, Tsinghua University, Beijing, China, 4.
- [3] Haralick R. M. and Shapiro L.G. (1985), "Image segmentation techniques", CVGIP, 29, 100-132.
- [4] Fu K.S. and Mui, J.K. (1981), "A survey on image segmentation", Pattern Recognition, 13, 3-16.
- [5] Pal N. R. and Pal S. K. (1993), "A Review on image segmentation techniques", Pattern Recognition, 26, 1277-1294.
- [6] Maitra .M and Chatterjee .A. (2008), "A hybrid-cooperative-comprehensive learning based PSO algorithm for image segmentation using multilevel thresholding", doi:10.1016/j.eswa.2007.01.002.
- [7] Harimi A. and Ahmadyfard A.R. (2009), "Image segmentation Using Correlative Histogram Modeled by Gaussian Mixture", ICDIP, Thailand.
- [8] حریمی ع. احمدی فرد ع.ر (۲۰۰۹)، "ناحیه بندی تصاویر خاکستری با استفاده از مدل GMM هیستوگرام همبستگی بوسیله ی الگوریتم PSO" چهاردهمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ایران.
- [9] حریمی ع، احمدی فرد ع، ر و اسماعیلیان ز. (۲۰۰۹)، "ناحیه بندی تصاویر با مدل سازی هیستوگرام همبستگی به کمک ترکیب توابع گوسی" هفدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، تهران، ایران.
- [10] Gonzalez R. C. and Woods R.E. (2001), "Digital Image Processing", Second Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 595.
- [11] Kapur, J. N., Sahoo, P. K., & Wong, A. K. C. (1985). "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Computer Vision Graphics Image Processing, 29, 273–285.
- [12] Das S., Abraham A. and Konar A. "Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Algorithms: Technical Analysis, Applications and Hybridization Perspectives", Dept. of Electronics and Telecommunication Engineering, Jadavpur University, Kolkata 700032, India.

- [13] Fan, S. K. S., Lin, Y., Wu, C. C., (2007). **"Image thresholding using a novel estimation method in generalized Gaussian distribution mixture modeling"**, NEUROCOMPUTING, 0925-2312.
- [14] Bergh, F. v. d., & Engelbrecht, A. P. (2004). **"A cooperative approach to particle swarm optimization"**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 8, 225–239.
- [15] Clearwater, S. H., Hogg, T., & Huberman, B. A. (1992). **"Cooperative Problem Solving, in Computation: The Micro and Macro View"** (pp.33–70). Singapore: World Scientific.
- [16] Liang, J. J., Qin, A. K., Suganthan, P. N., & Baskar, S. (2006). **"Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions"**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 10, 281–295.
- [17] R.Farnoosh, B.Zarpak, (2004), **"Image Restoration with Gaussian Mixture Models"**, Wseas Trans. on Mathematics, 4, 3, pp.773-777.
- [18] Huang .X , Acero .A and Hon H.W ,(2001), **"Spoken Language Processing"**, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 170.
- [19] Shu-kai S.Fan, Yen Lin, (2007), **"a multi-level thresholding approach using a hybrid optimal estimation algorithm"**, Pattern Recognition Letters.
- [20] Lie, X., Fu, A., (2008), **"Two-Dimensional Maximum Entropy Image Segmentation Method Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization Algorithm"**, 978-0-7695-3304-9/08, IEEE.
- [21] Duda R. O ,Hart P. E and Stork D. G, (2000), **"Pattern Classification"**, second edition, 26.
- [22] Sahoo, P. K., Soltani, S., Wong, A. K. C., & Chen, Y. C. (1988). **"A survey of thresholding techniques. Computer Vision Graphics Image Processing"**,41, 233–260.
- [23] Yin, P.-Y. (1999). **"A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithms"**. Signal Processing, 72, 85–95.
- [24] Blanchet G. and Charbit M.,(2006), **"Digital Signal and Image Processing Using Matlab"**, Antony Rowe Ltd, UK, 247.
- [25] Gonzalez R. C. and Woods R.E. (2001), **"Digital Image Processing"**, Second Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 290.
- [26] http://commons.wikimedia.org/wiki/file:lab_color_at_luminance_25%25.png
- [27] Duda R. O ,Hart P. E and Stork D. G, (2000), **"Pattern Classification"**, second edition, 526.

- [28] Achanta R., Estrada F., Wils P. and Susstrun S. (2008), "**Salient Region Detection and Segmentation**". In International Conference on Computer Vision Systems (ICVS 2008).
- [29] Aghbari Z., Makinouchi A. (2003), "**Semantic Approach to Image Database Classification and Retrieval**", NII Journal No. 7 (2003.9).
- [30] Ohashi T, Aghbari Z. and Makinouchi A. (2003), "**Hill-climbing Algorithm for Efficient Color-based Image Segmentation**". In IASTED International Conference On Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications (SPPRA 2003).
- [31] Blekas K. Likas A. Galatsanos N and Lagaris I. (2005), "**A Spatially-Constrained Mixture Model for Image Segmentation**", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 16(2), pp. 494-498.
- [32] Huang .X , Acero .A and Hon H.W ,(2001),"**Spoken Language Processing**", Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 166.
- [33] Green P. J., (1990), "**Bayesian Reconstructions from Emission Tomography Data Using a Modified EM Algorithm**," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 9, no. 1, pp. 84–93.
- [34] Sanjay-Gopal S. and Hebert T. J., (1998), "**Bayesian Pixel Classification Using Spatially Variant Finite Mixtures and the Generalized EM Algorithm**", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 7, no. 7, pp. 1014–1028.
- [35] Nocedal J. And Wright S. J., (1999), "*Numerical Optimization*", Springer-Verlag, New York.
- [36] Perona P. And Malik J. (1990), "**Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion**", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(7):629-639.
- [37] Dana Elena Ilea and Paul F. Whelan, (2006), " **COLOR IMAGE SEGMENTATION USING A SELF-INITIALIZING EM ALGORITHM**", Proceedings of the sixth IASTED International Conference Visualization, Imaging ,& Image Processing, ISBN hardcopy:0-88986-598-1.
- [38] Clark M., Bovik A. and Geisler W., (1987), "**Texture segmentation using a class of narrowband filters**", *IEEE CH2396-0*.
- [39] Rao A. R., Lohse G. L., (1993) "**Identifying high level features of texture perception**", *CVGIP: Graphical Models and Image Proc.* 55(3), pp. 5218-5233.
- [40] Clausi D., Jernigan M. Ed, (2000), "**Designing Gabor filters for optimal texture separability**", *Pattern Recognition*, vol. 33, pp. 1835-1849.
- [41] Jain A. K., Farrokhnia F., (1991), "**Unsupervised texture segmentation using Gabor filters**", *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 12, pp. 1167-1186.

Abstract

The history of image segmentation can be traced back 40 years. It is one of the first steps in each image processing and machine vision system. Since the output of this block uses as the input of other stages in the system, the error of this stage is critical for the system error rate. Because of the growth of usage the real time processing systems, Computational cost is another important parameter in these algorithms. So it is very important to design a fast segmentation algorithm with low level error rate. Image segmentation problem could be surveyed in two branches: supervised image segmentation and unsupervised image segmentation. Here we will study some unsupervised thresholding based image segmentation techniques.

There are some approaches for gray level image segmentation, where thresholding based algorithms are more useful because of their simplicity, stability and fastness. We proposed a new scheme for this purpose, in which correlative histogram is defined and then it is modeled by mixture of Gaussian functions. Optimal thresholding levels are determined from the model and then applied to the image. Experimental Results show the superior efficiency of proposed method especially for noisy images.

Same algorithm is suggested for color image segmentation. In this method at the first step, hue histogram of the image is calculated and the mixture model is determined for it. Then optimal thresholding levels are determined and applied to the image. For each segment in the segmented image, saturation histogram is calculated and modeled by a new mixture model. Then threshold levels are determined from these models and applied to each of the segments for more segmentation. Experimental results show this method works well specially for images which affected by illumination noise.

The final attempt is about texture segmentation. Each texture image has its own statistic characteristics. In the proposed method we suggested to use of the local mean and variance of the image. At the next step, the histogram of each extracted feature is determined and modeled by a mixture model. Optimal thresholding levels are obtained from these models and applied to the image. Experimental results show that the proposed method achieves good performance in texture segmentation problem.

Key words: GMM, PSO, Image Segmentation, Texture Segmentation.



Shahrood University of Technology
Faculty of Electrical Engineering and Robotic

Image Segmentation using Uniformity Criteria, GMM and PSO

Ali Harimi

Supervisors:

Dr. Alireza Ahmadyfard

Dr. Hossein Marvi

Sep 2009