



ناحیه بندی تصویر با استفاده از ادغام ویژگی های لبه و بافت

ناصر چاجی^۱ و حسن قاسمیان^۲

^۱ بخش مهندسی برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
^۲ گروه الکترونیک و مخابرات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

چکیده

تبدیل حوضچه یک ابزار شناخته شده برای ناحیه بندی تصویر است. روش های مرسوم ناحیه بندی با استفاده از تبدیل حوضچه، تصویر را به نواحی دارای توزیع شدت روشنایی یکنواخت افراز می کنند. بنابراین در تصاویر شامل بافت که از نظر ادراکی یکنواخت هستند، استفاده از این روش منجر به تولید نواحی اضافی و بی معنی می شود. در این مقاله روش جدیدی برای ناحیه بندی اینگونه تصاویر با استفاده از تبدیل حوضچه پیشنهاد شده است. در این روش ابتدا ویژگی های محلی لبه و بافت برای تمام پیکسل های تصویر استخراج می شوند. در مرحله بعد با ادغام این ویژگی ها، تصویری بدست می آید که مرزهای نواحی در آن برجسته شده اند. اعمال تبدیل حوضچه روی تصویر حاصل، نواحی را که از نظر ادراکی یکنواخت هستند از یکدیگر تفکیک می کند. ویژگی های محلی لبه با استفاده از مدل محاسباتی سلول ساده کورتکس بینایی محاسبه شده اند. پارامترهای مدل محاسباتی سلول ساده به گونه ای محاسبه شده اند که عملگر حاصل از نظر آشکارسازی لبه، تعیین دقیق موقعیت لبه و پاسخ یگانه به یک لبه پهنه باشد. برای محاسبه ویژگی های بافت نیز روش جدیدی ارائه شده که مستقل از چرخش بافت است. در این روش از مدل محاسباتی سلول پیچیده استفاده شده است. در استخراج ویژگی های بافت یک آستانه گذاری موثر روی پاسخ مدل سلول پیچیده اعمال شده است. این کار نتایج حاصل از ناحیه بندی را به میزان زیادی بهبود بخشیده و باعث شده که روش ارائه شده برای تصاویر مختلف عملکرد خوبی داشته باشد. در انتها کارایی روش پیشنهادی در ناحیه بندی تعدادی تصویر از چشم اندازهای طبیعت و تعدادی تصویر بافت نشان داده شده است.

کلمات کلیدی: ناحیه بندی تصویر، تبدیل حوضچه، ادغام ویژگی، لبه، بافت

۱- مقدمه

مختلف این جنبه ها تکیه دارند. با توجه به مطالب گفته شده، ناحیه بندی تصویر عبارتست از افراز مجموعه پیکسل های تصویر به نواحی مجزایی که نسبت به مجموعه ای از ویژگی ها (شدت روشنایی، بافت و رنگ) یکسان هستند یا اینکه همبستگی زیادی دارند [۲]. این تعریف را به زبان ریاضی نیز می توان توصیف کرد. برای این منظور، فرض می کنیم شبکه تمام پیکسل های مربوط به تصویر $i(x, y)$ با $R = \{(x, y) | x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N\}$ نشان داده شود که M و N به ترتیب نشان دهنده تعداد سطرها و ستون های ماتریس مربوط به تصویر هستند. حال اگر $p(\cdot)$ یک شاخص یکنواختی باشد که فقط بسته به مقادیر پیکسل ها در زیرمجموعه داده شده از R مقدار درست ($TRUE$) یا نادرست ($FALSE$) را به این زیرمجموعه اختصاص دهد و علاوه بر این، برای زیر مجموعه R_1 از R و یک زیرمجموعه R_2 از R_1 همیشه دلالت بر $P(R_1) = TRUE$ داشته باشد، آنگاه ناحیه بندی شبکه پیکسل های R به ازای شاخص همگنی $P(\cdot)$ عبارتست از افراز R به k زیرمجموعه غیر تهی متمایز R_1, R_2, \dots, R_k به گونه ای که خواص زیر برآورده شود:

- هر پیکسل فقط و فقط متعلق به یک ناحیه باشد،

ناحیه بندی تصویر کاربرد گسترده ای در بینایی ماشین، سنجش از دور، شناسایی هدف و تحلیل تصاویر پزشکی دارد. در بسیاری از تحقیقات پزشکی و کاربردهای کلینیکی از قبیل تعیین حجم عضو یا غده مورد مطالعه، تجسم و تحلیل ساختارهای آناتومیکی، ادغام اجزاء مختلف اطلاعات و تثبیت، نگاشت عملکردی مغز و ناحیه بندی زیرساختارهای مغز، ناحیه بندی تصویر بعنوان اولین مرحله پیش پردازش مطرح است [۱]. هدف نهایی یک سیستم خودکار ناحیه بندی تصویر، تقلید از سیستم بینایی انسان در افراز معنی دار تصویر است. اما انسان می تواند مدل اشیاء مختلف را تصور کند و بکمک این تصور مناظر پیش روی خود را بصورت سلسله مراتبی ناحیه بندی کند. بعنوان مثال انسان می تواند در یک تصویر از جمعیت مجموعه ای از مردم، اشخاص مختلف، یا عناصری از اشخاص از قبیل چهره، لبها و غیره را مشخص کند. تقلید از چنین سیستم پیچیده ای مشکل است. به همین دلیل روش های متداول ناحیه بندی تصویر بیشتر روی جنبه های بینایی اولیه تصاویر مانند لبه ها، رنگ، بافت، حرکت (برای ویدیو) یا ترکیب های

یک لبه مجزا بهینه باشد. برای محاسبه ویژگی های بافت نیز روش جدیدی ارائه شده که مستقل از چرخش بافت است. در این روش از مدل محاسباتی سلول پیچیده^۴ استفاده شده است. بعلاوه با اعمال یک تابع آستانه سازگار روی خروجی های مربوط به مدل سلول پیچیده، بدون در نظر گرفتن هیچ فرض محدود کننده ای نتایج مربوط به ناحیه بندی به میزان قابل توجهی بهبود پیدا کرده است.

۲- تبدیل حوضچه

یک نقشه سه بعدی از پستی و بلندی های یک منطقه جغرافیایی را در نظر بگیرید. حوزه آبرگیر مربوط به هر مینیمم محلی این نقشه را بعنوان یک حوضچه می شناسند. عبارتی اجتماع تمام نقاطی که قطرات باران فرود آمده در آن نقاط به سمت یک مینیمم محلی حرکت می کنند حوضچه مربوط به آن مینیمم محلی نامیده می شود. مجموعه نقاطی از این نقشه که احتمال حرکت قطرات باران فرود آمده در آنها به دو یا چند مینیمم محلی وجود دارد، خطوط حوضچه^۵ نامیده می شوند. منظور از تبدیل حوضچه برچسب زنی نقشه به گونه ای است که برای تمام نقاط یک حوضچه برچسب یکسان و متمایز از برچسب نقاط سایر حوضچه های نقشه اختصاص یابد و برای تمام نقاط مربوط به خطوط حوضچه یک برچسب مخصوص و متمایز از برچسب حوضچه ها اختصاص یابد.

برای ناحیه بندی تصویر با استفاده از تبدیل حوضچه ابتدا مقدار گرادیان شدت روشنایی تصویر محاسبه شده و سپس تبدیل حوضچه روی آن اعمال می شود. در تصویر گرادیان شدت روشنایی، مقادیر مربوط به نقاط لبه نسبت به مقادیر مربوط به سایر نقاط بیشتر است. بنابراین خطوط حوضچه در محل لبه ها قرار می گیرند. این امر برای ناحیه بندی تصویر مناسب است [۵].

در پیاده سازی تبدیل حوضچه می توان از ایده شهودی زیر کمک گرفت. فرض کنید در مینیمم های محلی نقشه سوراخ هایی تعبیه شده باشد. حال اگر نقشه در دریاچه ای از آب غرق شود، آب در حوضچه های مختلف بالا آمده و در نقاطی به هم می رسند (غرق شدن نقشه به گونه ای است که نرخ افزایش ارتفاع آب در حوضچه ها با یکدیگر برابر است). برای جلوگیری از به هم پیوستن آب حوضچه ها در این نقاط سدهای عمودی قرار می گیرند. بعد از غرق شدن مرتفع ترین نقطه نقشه در آب، سدها نقشه را به نواحی مجزا افراز می کنند. این سدها در حقیقت همان خطوط حوضچه هستند.

هدف نهایی در ناحیه بندی تصویر با استفاده از تبدیل حوضچه پیدا کردن خطوط حوضچه است. در مرجع [۵] بر اساس ایده شهودی غرقه سازی، یک روش برای پیاده سازی تبدیل حوضچه ارائه شده است. برای تصویر با شدت روشنایی $i(x, y)$ ابتدا تصویر اندازه گرادیان شدت روشنایی $g(x, y)$ محاسبه می شود. دامنه تابع $g(x, y)$ برابر با شبکه تمام پیکسل های تصویر (R) و برد آن مجموعه اعداد طبیعی است. اگر مقدار مینیمم و مقدار ماکزیمم گرادیان شدت روشنایی بترتیب برابر g_{min} و g_{max} باشند، با افزایش g از g_{min} تا g_{max} حوضچه ها بطور پی درپی گسترش یافته و در نقاط مینیمم محلی حوضچه های جدیدی ایجاد می شوند.

اگر یک تصویر را نشان دهنده نقشه سه بعدی از پستی و بلندی های یک منطقه جغرافیایی در نظر بگیریم به گونه ای که شدت روشنایی هر پیکسل نشان دهنده ارتفاع نقطه متناظر در منطقه جغرافیایی باشد، تعریف های زیر را خواهیم داشت. فلات^۶ یا ناحیه تخت^۷ با مقدار شدت روشنایی h ، جزء پیوسته ای از پیکسل ها با مقدار شدت روشنایی h است. مجموعه آستانه^۸ g در سطح h را با T_h نشان داده و بصورت زیر تعریف می کنیم.

$$T_h = \{(x, y) \in R \mid g(x, y) \leq h\} \quad (1)$$

اگر a و b دو نقطه در A باشند، کمترین فاصله سطحی^۹ بین آنها، $d_A(a, b)$

$$\bigcup_{k=1}^K R_k = R, \quad R_k \cap R_l = \emptyset \text{ for } k \neq l$$

- هر ناحیه، تعدادی نقاط مجاور هم شبکه R را شامل شود. عبارتی نواحی $R_k, \forall k$ پیوسته باشند.
- نواحی باید بر حسب $p(\cdot)$ انتخاب شده یکنواخت باشند یعنی $P(R_k) = TRUE, \forall k$.
- شاخص یکنواختی برای اجتماع هر دو همسایه مجاور R_k و R_l نادرست باشد یعنی $P(R_k \cap R_l) = FALSE$.

برای ناحیه بندی تصویر دو روش مرسوم وجود دارد. این دو روش عبارتند از روش های مبتنی بر عدم پیوستگی و روش های مبتنی بر شباهت [۳]. بطور معمول ارتباط میان دو ناحیه مجاور توسط عدم پیوستگی در شدت روشنایی، رنگ و یا بافت مشخص می شود. می توان این عدم پیوستگی ها را آشکار کرد و بعنوان مرز نواحی در نظر گرفت. روش های مبتنی بر شباهت بر مقایسه شباهت میان پیکسل ها و نواحی مبتنی هستند. از جمله روش های مبتنی بر شباهت می توان روش های آستانه گذاری، رشد ناحیه، تقسیم و ترکیب و روش های خوشه بندی به منظور افراز پیکسل های تصویر در یک فضای ویژگی را نام برد.

ناحیه بندی تصویر با استفاده از تبدیل حوضچه^۱ از نوعی روش رشد ناحیه مبتنی بر گرادیان استفاده می کند. بنابراین بطور موثری اجزایی از روش مبتنی بر شباهت و روش مبتنی بر عدم پیوستگی را با هم ترکیب می کند. ناحیه بندی با استفاده از تبدیل حوضچه در تصاویری که شامل بافت هستند و یا عبارتی از نظر ادراکی یکنواخت هستند نواحی اضافی زیادی ایجاد می کند. بنابراین پیش پردازش ها یا پس پردازش هایی نیاز است که مرز اشیاء موجود در تصویر را بهتر منعکس کند. از جمله روش های پیش یا پس پردازش می توان ترکیب ناحیه، خطوط حوضچه سلسله مراتبی، ناحیه بندی حوضچه مبتنی بر نشانه، هموارسازی سازگار و فیلترهای مورفولوژیکی را نام برد. تمام این فرآیندها مزایا و معایب خاص خودشان را دارند و باید بر طبق کاربرد مورد نظر انتخاب شوند.

در سال ۲۰۰۳ Hill و همکارانش روشی برای ناحیه بندی تصویر بر اساس گرادیان بافت^۲ ارائه کردند [۳]. آنها در مرحله اول با اعمال تبدیل حوضچه روی گرادیان بافت نتایج خوبی نگرفتند و برای اصلاح نتایج از یک الگوریتم حوضچه مبتنی بر نشانه استفاده کردند. عبارتی آنها فرض کردند که اندازه نواحی موجود در تصویر از یک مقدار حداقل بیشتر باشد و بر این اساس نواحی اضافی حاصل را با هم ترکیب کردند. این شرط محدود کننده باعث می شود که نتایج تا حدی بهبود پیدا کند. اما این بهبود بیشتر مربوط به تصاویری است که فرض ذکر شده در مورد آنها درست باشد. در مورد تصاویر منظره نمی توان چنین فرضی کرد.

در سال ۲۰۰۵ Robert و همکارانش نیز یک روش دو مرحله ای برای ناحیه بندی تصویر بر اساس گرادیان بافت ارائه کردند [۴]. مرحله اول روش آنها با تقریباً مشابه با روش Hill است. در مرحله دوم برای حذف نواحی اضافی بجای استفاده از تبدیل حوضچه مبتنی بر نشانه از یک روش خوشه بندی طیفی استفاده کردند. اشکال این روش نیز محاسبات اضافی مرحله دوم آن است.

در این مقاله روش جدیدی برای ناحیه بندی تصاویر با استفاده از تبدیل حوضچه پیشنهاد شده است. در این روش ابتدا ویژگی های محلی لبه و بافت برای تمام پیکسل های تصویر استخراج شده و بکمک این ویژگی ها، تصویری بدست می آید که مرز نواحی در آن برجسته شده اند. اعمال تبدیل حوضچه روی تصویر حاصل، نواحی را که از نظر ادراکی یکنواخت هستند از یکدیگر تفکیک می کند. بنابراین مرز اشیاء موجود در تصویر بدون هیچ پس پردازشی بدست می آید. ویژگی های محلی لبه با استفاده از مدل محاسباتی سلول ساده کورتکس بینایی محاسبه شده اند. پارامترهای مدل محاسباتی سلول ساده^۲ به گونه ای محاسبه شده اند که عملگر حاصل از نظر آشکارسازی لبه، تعیین دقیق موقعیت لبه و پاسخ یگانه به

رابطه (۷) پاسخ سلول ساده حساس به جهت ترجیحی q_k و فرکانس مکانی $1/l$ به یک تصویر دارای تابع توزیع شدت روشنایی $i(x, y)$ را نشان می‌دهد [۶]. در این رابطه، $j \in (-p, p]$ نشان دهنده اختلاف فاز و N_q نشان دهنده تعداد جهت‌های ترجیحی هستند. پارامتر S عرض میدان دریافت سلول را مشخص می‌کند. میزان بیضوی بودن میدان دریافت نیز به مقدار g بستگی دارد. پارامتر j یک اختلاف فاز است و تقارن پاسخ ضربه مربوط به سلول ساده را مشخص می‌کند. پاسخ ضربه سلول ساده برای $j = 0$ و $j = p$ متقارن (زوج) است و برای $j = p/2$ و $j = -p/2$ ضدمتقارن (فرد) است و برای سایر مقادیر j نیز غیر متقارن است.

$$S_{S, l, q_k, j}(x, y) = h_{S, l, q_k, j}(x, y) * i(x, y) \quad (7)$$

$$h_{S, l, q_k, j}(x, y) = \cos\left(\frac{2p}{l} \tilde{x} + j\right) e^{-\frac{\tilde{x}^2 + g^2 \tilde{y}^2}{2s^2}}$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos q_k & \sin q_k \\ -\sin q_k & \cos q_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad q_k = \frac{(k-1)p}{N_q} \quad \text{for } k=1, 2, \dots, N_q$$

در رابطه (۸) نحوه محاسبه پاسخ سلول پیچیده با استفاده از ترکیب پاسخ دو سلول ساده با اختلاف فاز نود درجه نشان داده شده است.

$$C_{S, l, q_k}(x, y) = \sqrt{S_{S, l, q_k, 0}^2(x, y) + S_{S, l, q_k, \frac{p}{2}}^2(x, y)} \quad (8)$$

می‌توان نشان داد که انرژی گابور با جذر طیف توان محلی تصویر در جهت و فرکانس مکانی میان گذر داده شده برابر است [۸] و [۹].

۴- استخراج ویژگی لبه

در سال ۱۹۸۶ Canny معیارهای بهینه میزان خطای آشکارسازی کم، تعیین دقیق موقعیت لبه و پاسخ یگانه به یک لبه مجزا را برای آشکارسازی لبه پله آغشته به نویز سفید گوسی مطرح کرد [۱۰]. او با فرمول‌بندی این معیارها و حل عددی مسأله بهینه‌سازی حاصل، نشان داد که مشتق اول تابع گوسی تقریب خوبی از معیارهای فوق را مهیا می‌کند. در اینجا نشان می‌دهیم که می‌توان پارامترهای مربوط به مدل محاسباتی سلول ساده را به گونه‌ای محاسبه کرد که فیلتر حاصل در آشکارسازی لبه پله آغشته به نویز سفید گوسی از فیلتر مشتق گوسی کارایی بهتری داشته باشد. برای این منظور تابع مشتق گوسی و مدل محاسباتی سلول ساده کورتکس اولیه بینایی را در نظر می‌گیریم. با صفر قرار دادن y در رابطه مربوط به عملگر مشتق گوسی دو بعدی، عملگر مشتق گوسی یک بعدی را داریم.

$$\frac{\partial G_S(x, 0)}{\partial x} = -\frac{x}{s^2} e^{-\frac{x^2}{2s^2}} \quad (9)$$

پاسخ ضربه یک بعدی مربوط به مدل سلول ساده در جهت x ($q_k = 0$) نیز با صفر قرار دادن y در پاسخ ضربه دو بعدی مربوط به مدل سلول ساده در جهت x ($q_k = 0$) بدست می‌آید.

$$h_{S, l, 0, j}(x, y) = \cos\left(\frac{2p}{l} x + j\right) e^{-\frac{x^2}{2s^2}} \quad (10)$$

حال اگر در رابطه (۱۰) بسط تیلور ضریب کسینوسی را جایگزین کرده و آن را با رابطه (۹) مساوی قرار دهیم خواهیم داشت:

$$-\frac{x}{s^2} e^{-\frac{x^2}{2s^2}} = \left(\cos j + \frac{2p}{l} \sin j + \dots \right) e^{-\frac{x^2}{2s^2}} \quad (11)$$

اگر در بسط تیلور مربوط به ضریب کسینوسی از توان‌های مرتبه دوم به بالا صرف‌نظر شود، آنگاه برای برقرار بودن رابطه بالا باید $j = -p/2$ و $l = 2ps^2$ در نظر گرفته شوند. با این مقادیر برای j و l ، عملگر مشتق گوسی تقریب

برابر است با طول کوتاه‌ترین مسیری که از a به b در A وجود دارد. اگر B زیر مجموعه A باشد کمترین فاصله سطحی نقطه a و مجموعه B را بصورت مینیمم مقدار کمترین فاصله سطحی بین نقطه a و نقاط مجموعه B تعریف می‌کنیم.

$$d_A(a, B) = \min_{b \in B} (d_A(a, b)) \quad (2)$$

اگر $B \subseteq A$ به K جزء پیوسته $B_k, k=1, 2, \dots, K$ افزای شود کمترین ناحیه تاثیر سطحی^۱ مجموعه B_j در A بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$iz_A(B_j) = \left\{ p \in A \mid \forall k \in [1 \dots K] \setminus \{j\} : d_A(p, B_j) < d_A(p, B_k) \right\} \quad (3)$$

با فرض $B \subseteq A$ مجموعه $IZ_A(B)$ برابر است با:

$$IZ_A(B) = \bigcup_{k=1}^K iz_A(B_k) \quad (4)$$

فرض کنید X_h نشان دهنده اجتماع مجموعه حوضچه‌های محاسبه شده در سطح h باشد. مجموعه آستانه T_{h+1} شامل مینیمم‌های جدید، اجزای الحاقی به حوضچه‌های X_h و خود X_h است. بنابراین برای محاسبه X_{h+1} ، کمترین ناحیه تاثیر X_h در T_{h+1} و مینیمم‌های جدید به X_h اضافه می‌شوند. اگر تمام مینیمم‌ها در مقدار h با MIN_h نمایش داده شود، با تعریف رابطه بازگشتی زیر:

$$\begin{cases} X_{h_{\min}} = \{(x, y) \in R \mid g(x, y) = h_{\min}\} = T_{h_{\min}} \\ X_{h+1} = MIN_{h+1} \cup IZ_{T_{h+1}}(X_h), h \in [h_{\min}, h_{\max}] \end{cases} \quad (5)$$

برای بدست آوردن خطوط حوضچه کافی است که متمم $X_{h_{\max}}$ در R بدست آید.

$$Wshed(g) = R \setminus X_{h_{\max}} \quad (6)$$

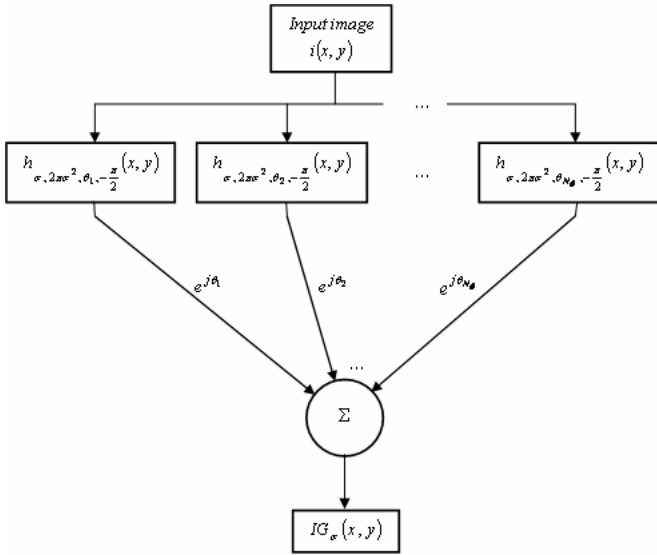
که در رابطه بالا $Wshed(g)$ نشان دهنده خطوط حوضچه است.

۳- مدل‌های محاسباتی سلول ساده و سلول پیچیده کورتکس بینایی

در آغاز دهه ۱۹۶۰ با مطالعه نروفیزبولوژیکی سیستم بینایی میمون‌ها و گربه‌ها مشخص شد که بیشتر سلول‌های کورتکس بینایی به خط یا لبه دارای جهت معین در موقعیت مشخصی از میدان بینایی پاسخ می‌دهند [۶]. دو نوع سلول حساس به جهت مشاهده شدند. سلول‌هایی که به جهت افزایشی یا کاهششی بودن خط‌ها و لبه‌ها حساس بودند، سلول‌های ساده نامیده شدند و سلول‌هایی که به جهت افزایشی یا کاهششی بودن لبه‌ها حساس نبودند، سلول‌های پیچیده نامیده شدند. مدل‌های محاسباتی بکمک شبیه‌سازی عملکرد این سلول‌ها توسعه یافتند. سلول‌های ساده توسط فیلترهای خطی و بدنال آن یکسوسازی نیم موج مدل شدند. بویژه خانواده‌ای از توابع گابور دو بعدی بعنوان مدلی از خواص فیلترسازی خطی سلول‌های ساده پیشنهاد شدند. این امر باعث شد که در کاربردهای مختلف بینایی کامپیوتر از قبیل تحلیل بافت و آشکارسازی لبه، توابع گابور بطور وسیعی استفاده شوند.

فیلتر گابور یک فیلتر خطی و محلی است. هسته کانولوشن فیلتر گابور حاصلضرب یک تابع کسینوسی و گوسین است. این فیلتر بوسیله جهت و فرکانس مکانی ترجیحی مشخص می‌شود. به بیان تقریبی، یک فیلتر گابور دو بعدی بعنوان یک فیلتر میان‌گذر محلی با خواص مکان‌یابی توأم مناسب در حوزه مکان و در حوزه فرکانس مکانی عمل می‌کند.

در رابطه (۱۴)، $STD(i)$ نشان دهنده انحراف معیار مقادیر شدت روشنایی تصویر است و مقدار آن با استفاده از رابطه (۱۵) محاسبه می شود.



شکل ۱- طرح نموداری الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه گرادیان شدت روشنایی.

ضریب ۰/۱ برای کم کردن بازه دینامیکی تاثیر انحراف معیار مقادیر شدت روشنایی تصویر در وسعت میدان دریافت عملگر مشتق گوسی در نظر گرفته شده است. با توجه به اینکه سیستم بینایی انسان قادر است وسعت میدان دریافت سلول های خود را به اندازه ۳۰٪ کم یا زیاد کند، رابطه (۱۴) طوری نوشته شده که به ازای $k=1, 2, 3$ وسعت میدان دریافت سلول ساده به اندازه ۳۰٪ نسبت به $k=2$ کمتر (بیشتر) باشد. برای تخمین چند مقیاسی گرادیان شدت روشنایی، ابتدا با استفاده از مدل ارائه شده در بخش قبلی با $Nq=2$ و با مقادیر مختلف S_k مقادیر اندازه گرادیان شدت روشنایی تصویر را محاسبه می کنیم $(|IG_{S_k}(x,y)|, k=1, 2, 3)$.

$$\left\{ \begin{aligned} STD(i) &= \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (i(x,y) - \text{mean}(i))^2} \\ \text{mean}(i) &= \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N i(x,y) \end{aligned} \right. \quad (15)$$

برای محاسبه گرادیان چند مقیاسی شدت روشنایی باید به این نکته توجه شود که عملگرهای با وسعت میدان دریافت کوچک (بزرگ) لبه های ناشی از ساختارهای ریز (درشت) را آشکار می کنند. در کاربرد مورد نظر ما (ناحیه بندی)، لبه های ناشی از ساختارهای درشت اهمیت بیشتری دارند. زیرا احتمال اینکه این لبه ها همان مرزهای نواحی باشند زیاد است. به همین دلیل در محاسبه گرادیان چند مقیاسی شدت روشنایی، به این لبه ها وزن بیشتری اختصاص می دهیم.

$$MSIG(x,y) = \sum_{k=1}^3 e^{S_k} IG_{S_k}(x,y) \quad (16)$$

تا اینجا ویژگی لبه برای هر پیکسل تصویر به گونه ای محاسبه شد که مقدار آن برای پیکسل های متعلق به مرزهای نواحی زیاد و برای سایر پیکسل ها کم باشد [۱۱]. برای بسیاری از پیکسل های تصویر که به نواحی شامل بافت متعلق هستند مقدار ویژگی لبه محاسبه شده با استفاده از رابطه (۱۶) زیاد است حال اینکه این پیکسل ها به مرز نواحی متعلق نیستند. بنابراین باید به دنبال روشی باشیم که بتواند پیکسل های متعلق به نواحی شامل بافت را از سایر پیکسل های تصویر متمایز کند. برای این کار لازم است که ابتدا ویژگی های بافت برای هر یک از پیکسل های تصویر محاسبه شده و از روی این ویژگی ها، محتوای بافت برای هر پیکسل

مرتبه اول مدل سلول ساده خواهد بود. بنابراین می توان انتظار داشت که مدل سلول ساده در مقایسه با عملگر مشتق گوسی در آشکارسازی لبه پله آغشته به نویز سفید گوسی کارایی بیشتری داشته باشد. با توجه به مکان یابی خوب عملگر مدل سلول ساده در فضای مکان و فرکانس، این عملگر در مقایسه با عملگر مشتق گوسی لبه ها را بهتر آشکار می کند [۱۲، ۱۳].

چنانچه تغییرات شدت روشنایی در محل یک پیکسل و در یک جهت مشخص زیاد باشد، پاسخ بدست آمده از مدل سلول ساده حساس به همان جهت در محل پیکسل مورد نظر زیاد خواهد بود. بنابراین می توان پاسخ بدست آمده از مدل سلول ساده در یک جهت ترجیحی خاص را تقریبی از مولفه بردار گرادیان در آن جهت خاص دانست. بر این اساس، در روش پیشنهادی برای تخمین بردار گرایان ابتدا پاسخ مدل سلول ساده در Nq جهت ترجیحی محاسبه می شود. پارامترهای مربوط به مدل سلول ساده همان مقادیر محاسبه شده قبلی انتخاب می شوند. سپس برای تخمین بردار گرادیان، از جمع وزندار پاسخ های مربوط به مدل سلول ساده در جهت های ترجیحی مختلف بصورتی که در رابطه زیر نشان داده شده استفاده می شود.

$$IG_S(x,y) = \sum_{k=1}^{Nq} e^{jq_k} S_{s, 2ps^2, q_k, -\frac{p}{2}}(x,y) \quad (12)$$

در رابطه بالا $j = \sqrt{-1}$ است. مقدار محاسبه شده در رابطه (۱۲) یک مقدار مختلط است. اندازه و زاویه این مقدار مختلط بترتیب نشان دهنده تقریبی از اندازه و زاویه بردار گرادیان در نظر گرفته می شود.

$$\left\{ \begin{aligned} |IG_S(x,y)| &= \sqrt{\text{Re}^2(IG_S(x,y)) + \text{Im}^2(IG_S(x,y))} \\ q(x,y) &= \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}(IG_S(x,y))}{\text{Re}(IG_S(x,y))} \right) \end{aligned} \right. \quad (13)$$

شکل ۱ طرح نموداری الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه گرادیان شدت روشنایی را نشان می دهد.

برای هر کدام از پیکسل های تصویر می توان مقدار اندازه گرادیان بدست آمده از رابطه (۱۳) را بعنوان ویژگی لبه در نظر گرفت. اندازه گرادیان محاسبه شده در رابطه (۱۳) به پارامتر S بستگی دارد. اگر مقدار S را کم انتخاب کنیم در محل لبه های مربوط به ساختارهای ریز مقدار اندازه گرادیان زیاد خواهد بود اما اگر مقدار S را زیاد انتخاب کنیم در محل لبه های مربوط به ساختارهای درشت مقدار اندازه گرادیان زیاد خواهد بود. در بخش بعد با الهام از عملکرد سلول پلکسی فرم داخلی در تنظیم وسعت میدان دریافت سلول دوقطبی روشی ارائه می کنیم که در آن مقدار S بطور خودکار از روی تصویر محاسبه شده و ویژگی لبه با استفاده از مقادیر اندازه گرادیان محاسبه شده در سه مقیاس مختلف محاسبه می شود.

۱-۴- تخمین چند مقیاسی گرادیان شدت روشنایی

مطالعات آناتومیکی نشان می دهند که فیدبک خروجی سلول پلکسی فرم داخلی قادر است وسعت میدان دریافت سلول افقی را تا ۳۰٪ تغییر دهد. در نواحی با کنتراست مکانی بالا که خروجی سلول های دو قطبی بالا است، اندازه میدان دریافت سلول های افقی توسط فیدبک سلول های پلکسی فرم داخلی کاهش می یابد و بر عکس در نواحی با کنتراست مکانی پایین که خروجی سلول های دو قطبی مقدار کمی است، اندازه میدان دریافت سلول های افقی توسط فیدبک سلول های پلکسی فرم داخلی افزایش می یابد و بدین ترتیب لبه یابی چند مقیاسی در شبکه انجام می شود [۱۱] و [۱۴]. برای یک تصویر $i(x,y)$ با ابعاد $M \times N$ ابتدا مقادیر S_k از رابطه زیر محاسبه می شوند:

$$S_k = (0.3(k-2) + 1)(1 + 0.1STD(i)), k=1, 2, 3 \quad (14)$$

محاسبه شود. در بخش بعد روشی برای استخراج ویژگی‌های بافت ارائه شده است. در این روش از مدل محاسباتی سلول پیچیده استفاده شده است.

۵- استخراج ویژگی‌های بافت

برای بدست آوردن ویژگی‌های بافت ابتدا پاسخ مدل سلول پیچیده در N_q جهت بدست آمده و سپس جمع وزندار آنها محاسبه می‌شود. این حاصل جمع یک مقدار مختلط است. اندازه این مقدار مختلط بعنوان محتوای بافت در هر پیکسل در نظر گرفته می‌شود.

$$T_S(x, y) = Abs \left(\sum_{k=1}^{N_q} e^{jq_k} C_{s, \frac{s}{0.56}, q_k}(x, y) \right) \quad (17)$$

در رابطه بالا پاسخ سلول پیچیده به ازای نسبت $s/l = 0.56$ محاسبه شده است. این نسبت، عرض باند مناسبی برای تحلیل بافت در جهت q مهیا می‌کند [۷]. این مقدار برای $h_{s, l, q, j}(x, y)$ حدود ۱۹ درجه است. بنابراین تعداد جهت‌ها (N_q) هشت انتخاب می‌شود. همانطور که از رابطه (۱۷) مشخص است، با محاسبه جمع وزندار پاسخ سلول‌های پیچیده در تمام جهت‌ها، اطلاعات بافت $T_S(x, y)$ بدست آمده مستقل از جهت خواهد بود. علاوه بر این، به دلیل اینکه بجای محاسبه گرادیان هر کدام از ویژگی‌های بافت گرادیان مربوط به جمع وزندار آنها محاسبه می‌شود، محاسبات این روش در مقایسه با روش‌های مراجع [۳] و [۴] کمتر است. طرح نموداری الگوریتم ارائه شده برای استخراج اطلاعات بافت در شکل ۲ نشان داده شده است.

در سلول‌های سیستم بینایی تا زمانی که تحریک ورودی از یک مقدار آستانه بیشتر نشود، سلول پاسخ نمی‌دهد، در اینجا نیز قبل از جمع زدن ویژگی‌های بافت، تابع آستانه سازگار روی آنها اعمال می‌شود. با بررسی نتایج مشخص می‌شود که اعمال این تابع آستانه سازگار نقش اساسی در بهبود نتایج ناحیه‌بندی دارد. فرم کلی تابع آستانه مطابق با رابطه (۱۸) انتخاب می‌شود.

$$thr(x) = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{-(x-5)}} & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (18)$$

برای هر کدام از T_S ها یک جابجایی برابر با متوسط مقادیر T_S ها در تمام پیکسل‌ها برای تابع آستانه انتخاب شده است. در شکل ۳ نمودار تابع آستانه نشان داده شده است. این تابع، یک آستانه نرم غیر خطی با مقادیر پیوسته مهیا می‌کند.

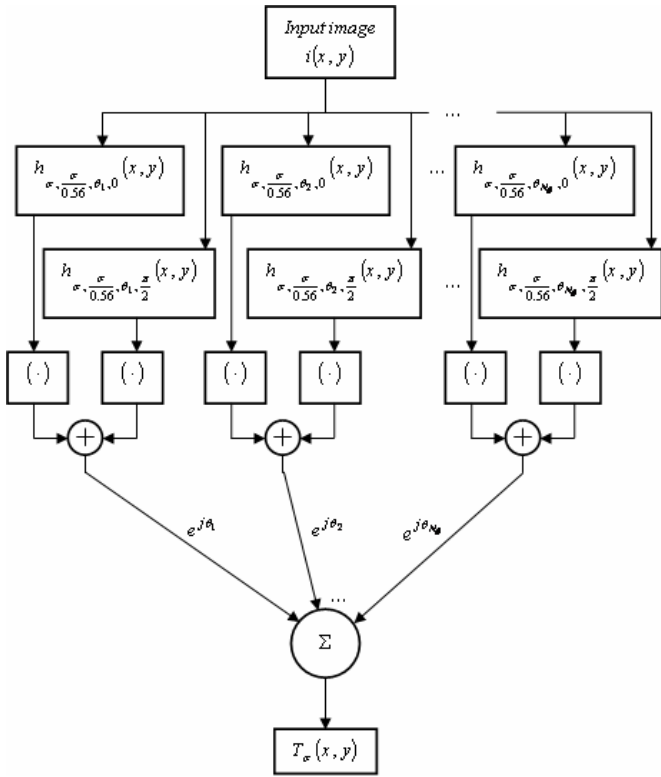
$$T_S^{th}(x, y) = thr(T_S(x, y) - mean(T_S)) \quad (19)$$

در رابطه بالا $mean(T_S)$ متوسط مقادیر گرادیان شدت روشنایی تصویر به ازای S است و بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$mean(T_S) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N T_S(x, y) \quad (20)$$

برای اینکه پوشش مناسبی از فرکانس‌های مکانی مهیا شود، از فیلترهای مربوط به مدل سلول پیچیده در جهت ترجیحی با سه میدان دریافت مختلف استفاده می‌شود. برای این منظور در رابطه (۲۰) برای q مقادیر $0.22/5, \dots, 157/5$ و برای s مقادیر $3/0.632, 4/5.920, 6/12.08$ انتخاب شده‌اند. با مقادیر انتخاب شده بالا برای q و s پوشش مناسبی از فرکانس‌های مکانی خواهیم داشت. به این ترتیب که منحنی‌های نیم‌بیشینه بر یکدیگر مماس خواهند شد. در شکل ۴ مجموع انرژی تمام زیرباندهای فرکانس مکانی در تمام جهت‌ها نشان داده شده است. محتوای بافت در هر پیکسل با استفاده از جمع ویژگی‌های بافت به ازای مقادیر مختلف S محاسبه می‌شود.

$$TC(x, y) = \sum_s T_S(x, y) \quad (21)$$



شکل ۲- طرح نموداری الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه ویژگی‌های بافت

۶- ادغام ویژگی‌های لبه و بافت

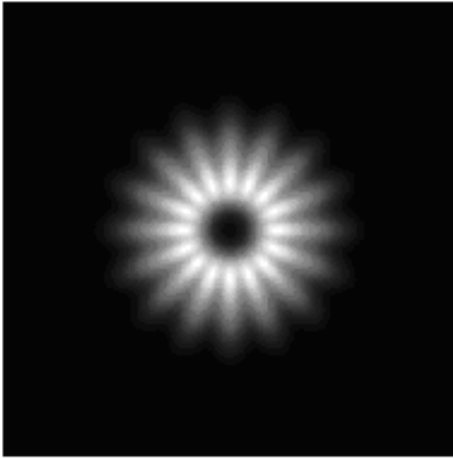
هدف از ادغام ویژگی‌های لبه و بافت بدست آوردن یک سطح توپوگرافیکی است به گونه‌ای که ارتفاع این سطح توپوگرافیکی در مرز نواحی موجود در تصویر زیاد و در سایر نقاط تصویر کم باشد. بنابراین در ابتدا لازم است مرزهای نواحی موجود در تصویر مشخص شوند.

بطور معمول در مرز اشیاء موجود در تصویر مقدار گرادیان شدت روشنایی زیاد است. بنابراین زیاد بودن مقدار گرادیان چند مقیاسی شدت روشنایی محاسبه شده با استفاده از رابطه (۱۶) می‌تواند نشان دهنده مرز بین دو ناحیه باشد. اما همانطور که می‌دانیم در نواحی شامل بافت نیز مقدار گرادیان شدت روشنایی زیاد است. به همین دلیل زیاد بودن مقدار گرادیان چند مقیاسی شدت روشنایی لزوماً نشان دهنده مرز بین دو ناحیه نیست. پس لازم است برای هر پیکسل شاخصی موجود باشد که با استفاده از آن مشخص شود که آیا پیکسل مورد نظر در یک ناحیه شامل بافت قرار دارد یا اینکه در یک ناحیه عاری از بافت قرار دارد. برای این منظور می‌توان از محتوای بافت^{۱۱} محاسبه شده در رابطه (۲۱) استفاده کرد.

مقدار محتوای بافت برای نواحی از تصویر که شامل بافت هستند زیاد و برای نواحی از تصویر که عاری از بافت هستند کم است. بنابراین مرزهای نواحی یا در جاهایی قرار دارند که تغییر قابل ملاحظه در محتوای بافت رخ داده باشد و یا در جاهایی که مقدار محتوای بافت کم بوده ولی تغییر در مقدار شدت روشنایی قابل ملاحظه باشد.

در هر پیکسل، مقدار نرمالیزه شده محتوای بافت بعنوان احتمال بافت بودن آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود. پیکسل‌هایی که این احتمال برای آنها زیاد باشد به ناحیه شامل بافت و پیکسل‌هایی که این احتمال برای آنها کم باشد به ناحیه عاری از بافت منسوب می‌شوند.

$$TP(x, y) = \frac{TC(x, y)}{MAX(TC(x, y))} \quad (22)$$



شکل ۴- مجموع انرژی تمام زیرباند های فرکانس مکانی در تمام جهتها

با توجه به اینکه در ادغام ویژگی های لبه و بافت از مقدار محتوای بافت در تعیین وزن مربوط به گرادیان چند مقیاسی شدت روشنایی استفاده شده است (رابطه (۲۲) را ببینید)، دقت در محاسبه محتوای بافت در بهبود نتایج تاثیر مستقیم دارد. با اعمال تابع آستانه، مقدار محتوای بافت برای تمام نقاط نواحی شامل بافت تقریبا یکسان بدست می آید و در نتیجه وزن در نظر گرفته شده برای گرادیان شدت روشنایی در تمام این نقاط تقریبا برابر در نظر گرفته می شود و مقدار آن کم است. بنابراین بعد از اعمال تبدیل حوضچه روی سطح توپوگرافیکی هیچ پس پردازشی برای بهبود نتایج ناحیه بندی انجام نمی شود.

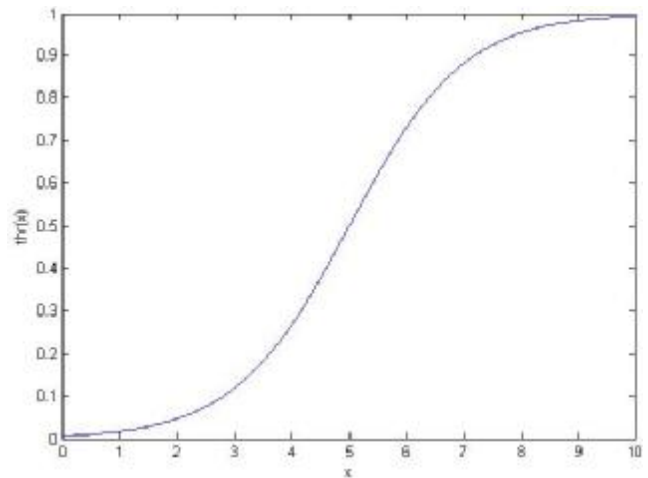
شکل ۶ خطوط حوضچه بدست آمده برای تصویر شکل ۵ در حالتی که تابع آستانه سازگار به خروجی مدل سلول های پیچیده اعمال شده و در حالتی که تابع آستانه سازگار به خروجی مدل سلول های پیچیده اعمال نشده را نشان می دهد. برای اینکه ارزیابی نتایج حاصل از ناحیه بندی ساده تر باشد، خطوط حوضچه روی تصویر اصلی نمایش داده شده اند. مشاهده می شود که اعمال تابع آستانه سازگار روی خروجی مدل سلول های ساده باعث حذف مرزهای کاذب شده است.

روش ارائه شده در این مقاله فقط یک پارامتر را در ورودی دریافت می کند (S_T در رابطه (۲۴)). نتایج ناحیه بندی در برابر تغییرات S_T تا اندازه زیادی پایدار است. در شکل ۷ نتایج ناحیه بندی برای چند مقدار مختلف S_T نشان داده شده اند. همانطور که در شکل دیده می شود، نتایج ناحیه بندی نسبت به تغییرات S_T پایداری خوبی از خود نشان داده است. هر چه مقدار S_T کمتر در نظر گرفته شود نواحی اضافی بیشتری استخراج می شوند و هر چه مقدار S_T بیشتر باشد نواحی اضافی کمتری استخراج می شوند. اگر اشیاء موجود در تصویر کوچک نباشند بهتر است S_T زیاد در نظر گرفته شود که نواحی اضافی کمتری ایجاد شوند.

در شکل ۸ نتایج ناحیه بندی روی چند تصویر مختلف به ازای S_T یکسان نشان داده شده است. اینکه به ازای یک پارامتر ورودی ثابت، نتایج ناحیه بندی قابل قبولی برای چند تصویر مختلف حاصل شده است نیز می تواند تاییدی بر پایداری بودن روش ارائه شده در برابر تغییرات پارامتر ورودی است.

ویژگی های بافت استخراج شده از تصویر به چرخش بافت حساس نیستند. بنابراین روش پیشنهادی بافت های یکسان که دارای جهتهای متفاوت هستند را در یک ناحیه قرار می دهد. در تصویر بافت نشان داده شده در شکل ۸- (الف)، کل بافت زمینه یک ناحیه در نظر گرفته شده و چرخش بافت باعث ایجاد نواحی جدید نشده است. در شکل ۸- (ت) نیز جهت انحنای خطوط مربوط به گورخرها باعث ایجاد نواحی جدیدی نشده است.

تمام مراحل روش پیشنهاد شده در این مقاله بر مطالعات نروفیزولوژیکی و روان بینایی مبتنی است. در محاسبه تخمین چند مقیاسی گرادیان شدت روشنایی، عملکرد سلول ساده و سلول پلکسی فرم داخلی مورد توجه قرار گرفته است.



شکل ۳- نمودار تابع آستانه

تغییرات در محتوای بافت با استفاده از مدل سلول ساده محاسبه می شود. برای این کار از مجموعه روابط (۷) و (۱۲) استفاده می شود. در این روابط باید $TC(x, y)$ جایگزین $i(x, y)$ شود.

$$TG_{S_T}(x, y) = Abs \left(\sum_S \sum_{k=1}^{N_q} e^{jqk} \left(T_S^{th} * h_{S_T, 2ps_T^2, \frac{-p}{2}} \right) (x, y) \right) \quad (23)$$

که q_k در رابطه (۷) معرفی شده است. حال برای بدست آوردن سطح توپوگرافیکی از فرمول زیر استفاده می شود:

$$TS(x, y) = TG_{S_T}(x, y) + (1 - TP(x, y))MSIG(x, y) \quad (24)$$

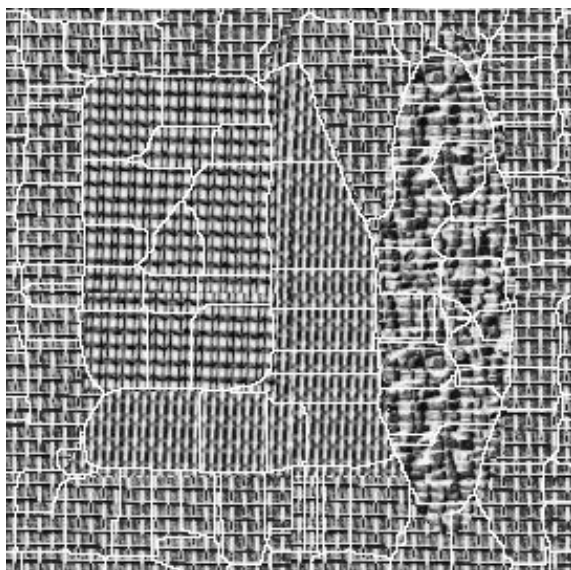
از رابطه بالا مشخص است که در تمام نقاط با گرادیان محتوای بافت بالا، ارتفاع سطح توپوگرافیکی زیاد است. همچنین در تمام نقاطی با احتمال بافت بودن کم و گرادیان شدت روشنایی بالا نیز ارتفاع سطح توپوگرافیکی زیاد است.

حال اگر تبدیل حوضچه به سطح توپوگرافیکی بدست آمده در رابطه (۲۴) اعمال شود، انتظار می رود که خطوط حوضچه یا در مرز دو ناحیه عاری از بافت که دارای شدت روشنایی متغیر هستند و یا در مرز نواحی که از نظر ادراکی جلوه متفاوتی دارند قرار بگیرند.

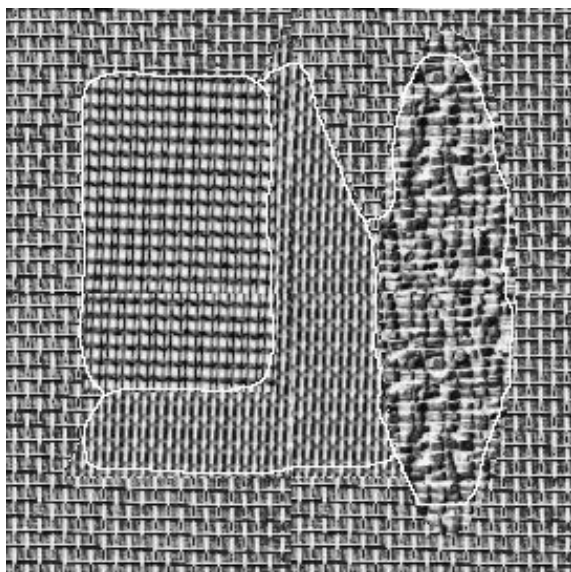
بنابراین در این روش معیار یکنواختی برای پیکسل های مربوط به یک ناحیه عبارتست از عدم تغییر محتوای بافت و عدم تغییر گرادیان چند مقیاسی در جاهایی که مقدار محتوای بافت کم است. انتظار می رود که با این معیار یکنواختی، تصویر به نواحی یکنواخت از نظر ادراکی افراز شود.

۷- ارزیابی نتایج و جمع بندی

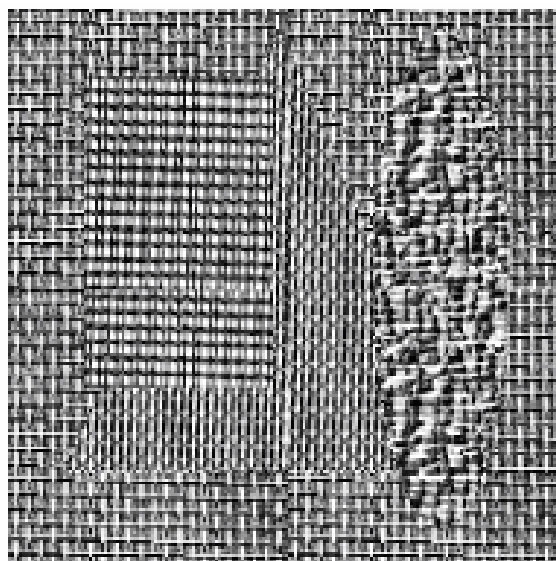
پاسخ مدل سلول پیچیده در تمام پیکسل هایی که عاری از بافت هستند برابر با صفر نیست. بعنوان مثال برای نقاطی که در همسایگی یک ناحیه شامل بافت قرار دارند سلول پیچیده پاسخ ضعیفی می دهد. با توجه به حساس بودن تبدیل حوضچه به ارتفاع سطح توپوگرافیکی، این پاسخ های ضعیف می تواند تا حد زیادی در تخریب پاسخ نهایی موثر باشد. اعمال تابع آستانه سازگار در خروجی مدل سلول های پیچیده باعث حذف پاسخ کاذب سلول های پیچیده در این نقاط می شود. علاوه بر این، با اعمال تابع آستانه، بازه دینامیکی پاسخ سلول های پیچیده محدود می شود. این امر باعث می شود که مقدار محتوای بافت برای تمام نواحی شامل بافت تقریبا یکسان باشد و برای تمام نقاط عاری از بافت مقدار محتوای بافت برابر با صفر باشد. تاثیر اعمال تابع آستانه سازگار به خروجی سلول های پیچیده بر سطح توپوگرافیکی در شکل ۵ نشان داده شده است. دیده می شود که نقاط دارای بلندی کم هموار شده و نقاط دارای بلندی زیاد، بلندی خود را حفظ کرده اند.



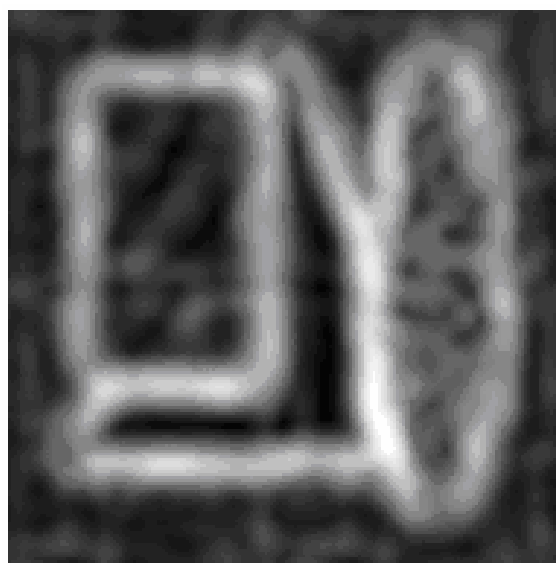
(الف)



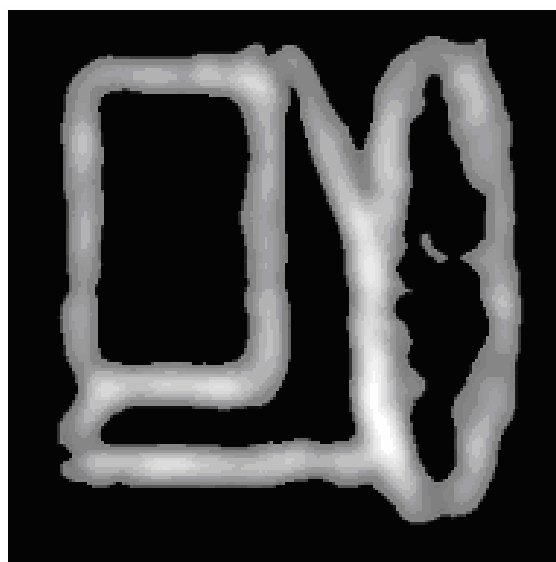
(ب)



(الف)



(ب)



(پ)

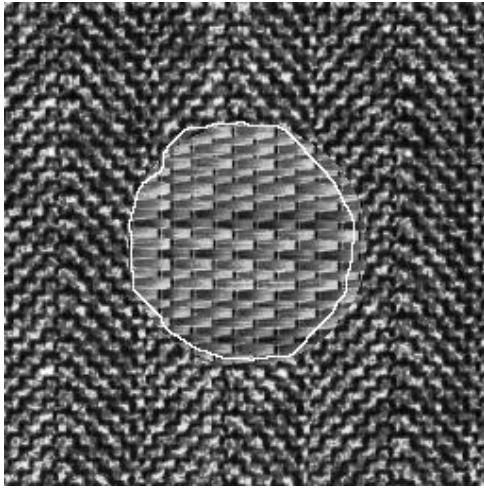
شکل ۶- (الف) خطوط حوضچه بدست آمده در حالتی که تابع آستانه سازگار به خروجی مدل سلول های پیچیده اعمال نشده (ب) خطوط حوضچه بدست آمده در حالتی که تابع آستانه سازگار به خروجی مدل سلول های پیچیده اعمال شده. دیده می شود که با اعمال تابع آستانه سازگار بسیاری از نواحی اضافی موجود در نواحی یکنواخت از نظر ادراکی حذف شده اند.

برای محاسبه ویژگی های بافت نیز از مدل سلول پیچیده استفاده شده است. ایده اعمال تابع آستانه سازگار نیز از نحوه عملکرد نرون های بیولوژیکی الهام گرفته شده است. با توجه به اینکه سیستم بینایی انسان بعنوان یک سیستم بهینه پردازش تصویر مطرح است، انتظار می رود که الگو برداری از جنبه های مختلف این سیستم باعث طرح روش های موثری در زمینه های مختلف پردازش تصویر از جمله ناحیه بندی شود.

تشکر و قدردانی

این تحقیق با حمایت مالی مرکز تحقیقات مخابرات ایران انجام شده است. بدینوسیله از مسئولین محترم این مرکز تشکر و قدردانی بعمل می آید.

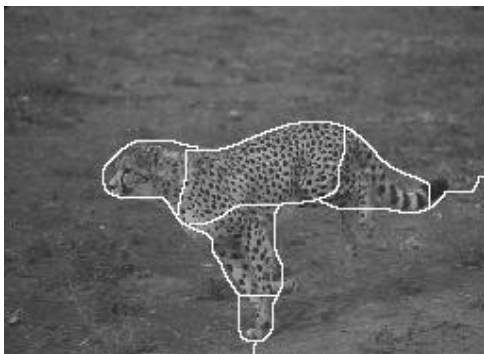
شکل ۵- (الف) سطح توپوگرافیکی تصویر بدون اعمال تابع آستانه سازگار (ب) سطح توپوگرافیکی تصویر بعد از اعمال تابع آستانه سازگار (پ) برای تصویر بافت



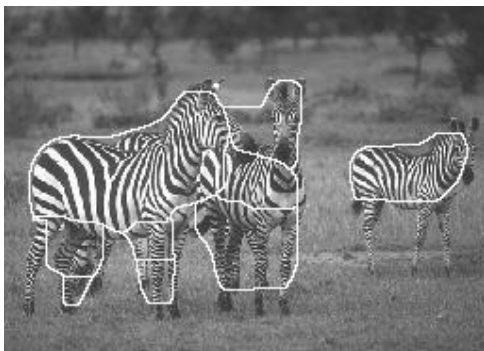
(الف)



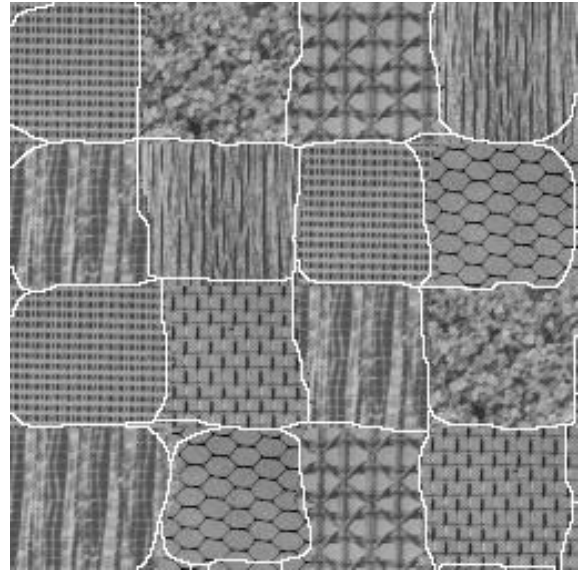
(ب)



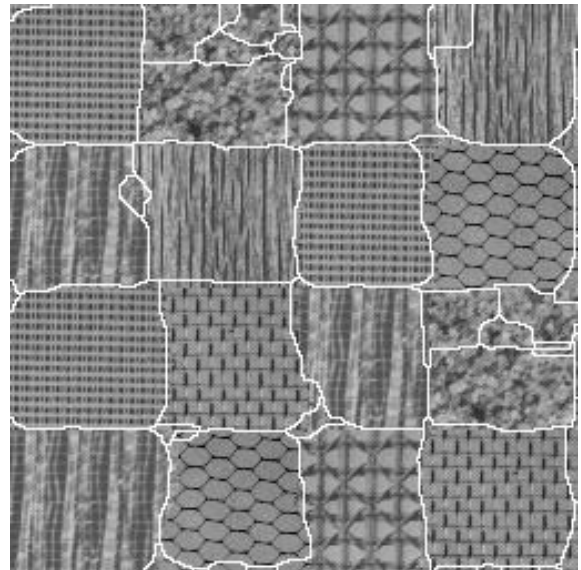
(پ)



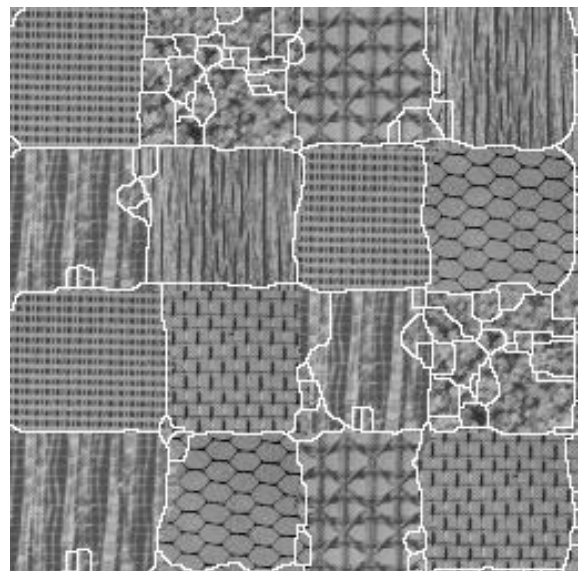
(ت)



(الف)



(ب)



(پ)

شکل ۸- خطوط حوضچه بدست آمده برای چند تصویر مختلف. برای تمام این تصاویر مقدار S_T برابر ۹ در نظر گرفته شده است.

شکل ۷- خطوط حوضچه بدست آمده به ازای (الف) $S_T = 9$ ، (ب) $S_T = 7$ ، (پ)، $S_T = 5$ ، با کم شدن مقدار S_T نواحی اضافی بیشتری ایجاد می شوند.

- ¹ Watershed Transform
- ² Texture Gradient
- ³ Simple Cell
- ⁴ Complex Cell
- ⁵ Watersheds
- ⁶ Plateau
- ⁷ Flat Zone
- ⁸ Threshold Set
- ⁹ Geodesic Distance
- ¹⁰ Geodesic Influence Zone
- ¹¹ Texture Content



ناصر چاجی در مهر ۱۳۶۹ به دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد وارد و در بهمن ۱۳۷۴ در رشته مهندسی برق از این دانشگاه فارغ‌التحصیل شد. وی در مهر ۱۳۷۵ دوره کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی - بیوالکتریک را در دانشگاه تربیت مدرس شروع کرد و در بهمن ۱۳۷۷ در این رشته فارغ‌التحصیل شد.

نامبرده از مهر ۱۳۸۰ دوره دکتری مهندسی پزشکی - بیوالکتریک را در همین دانشگاه شروع کرده و هم اکنون در حال گذراندن این دوره می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی پردازش رقمی تصاویر و مدل‌سازی کامپیوتری سیستم بینایی هستند. آدرس پست الکترونیکی نامبرده عبارتست از: chaji@modares.ac.ir



حسن قاسمیان مدرک کارشناسی را در خرداد ۱۳۵۹ از دانشکده مخابرات تهران اخذ نمود و بلافاصله بعنوان پژوهشگر در مرکز تحقیقات مخابرات مشغول به کار شد. وی در سال ۱۳۶۲ به دانشگاه پوردو آمریکا پیوست و در سال‌های ۱۳۶۳ و ۱۳۶۷ بترتیب دوره کارشناسی ارشد و دکتری خود را در آن دانشگاه به پایان رساند. نامبرده در سال ۱۳۶۷ با عنوان هیات علمی به دانشگاه تربیت مدرس پیوست و در آخر سال ۱۳۸۰ به مرتبه استادی بخش مهندسی برق و کامپیوتر ارتقاء یافت. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی عبارتند از: پردازش و ادغام اطلاعات چند منبعی، شناسایی الگو، تحلیل و تفسیر سیگنال‌ها و تصاویر پزشکی، مهندسی سیستم‌های سنجش از دور. آدرس پست الکترونیکی نامبرده عبارتست از:

ghassemi@modares.ac.ir

- [1] C. Zhu and T. Jiang, "Multi Context Fuzzy Clustering for Separation of Brain Tissues in Magnetic Resonance Images," *Academic Press, Nero Image*, vol. 18, pp. 685-696, 2003.
- [2] V. Boskovitz and H. Guterman, "An Adaptive Neuro-fuzzy System for Automatic Image Segmentation and Edge Detection," *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 247-262, 2002.
- [3] P. R. Hill, C. N. Canagarajah and D. R. Ball, "Image Segmentation Using a Texture Gradient Based Watershed Transform," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 12, no. 12, pp. 1618-1633, 2003.
- [4] R. J. O'Callaghan and D. R. Bull, "Combined Morphological-spectral Unsupervised Image Segmentation," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 14, no. 1, pp. 49-61, 2005.
- [5] J. B. T. M. Roerdink and A. Meijster, "The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies," *Fundamental Information*, vol. 41, pp. 187-228, 2001.
- [6] C. Grigorescu, N. Petcov, M. A. Westenberg, "Contour Detection Based on Nonclassical Receptive Field Inhibition," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 12, no. 7, pp. 729-739, 2003.
- [7] N. Petcov and M. A. Westenberg, "Suppression of Contour Perception by Band Limited Noise and its Relation to Nonclassical Receptive Field Inhibition," *Biol. Cybern.* vol. 88, pp. 236-246, 2003.
- [8] S. E. Grigorescu, N. Petcov and P. Kruizinga, "Comparison of Texture Features Based on Gabor Filters," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 11, no. 10, pp. 1160-1167, 2002.
- [9] P. Kruizinga and N. Petcov, "Nonlinear Operators for Oriented Texture," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 8, no. 10, pp. 1395-1407, 1999.
- [10] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 679-697, 1986.
- [11] S. Shah and M. D. Levin, "Visual Information Processing in Primate Cone Pathways-part I: A Model," *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, vol. 26, no. 2, 1996.
- [12] N. Chaji and H. Ghassemi, "A Hypothesis Model of Human Visual System for Contour Detection," *International Symposium on Telecommunication, Shiraz, Iran*, pp. 187-192, 2005.

[۱۳] ن. چاجی و ح. قاسمیان، "ناحیه‌بندی تصویر با استفاده از اطلاعات لبه و ناحیه" *دهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران*، ص ۱۵۵-۱۶۲، ۱۳۸۳.

[۱۴] ن. چاجی و ح. قاسمیان، "استخراج لبه در تصاویر بر اساس مدل عملکرد شبکیه چشم در تنظیم وسعت میدان دریافت سلول دوقطبی" *سومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران*، ص ۱۳۹-۱۴۶، ۱۳۸۳.