

## بخش‌بندی تصاویر ماهواره‌ای SAR با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی وفقی آستانه‌گیری شده

غلامرضا اکبری زاده<sup>۱</sup>، مریم فدایی<sup>۲</sup>

۱ استادیار گروه مهندسی برق، دانشگاه شهید چمران اهواز، g.akbari@scu.ac.ir

۲ مدرس گروه الکترونیک، دانشگاه غیرانتفاعی کارون

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۰/۱۵ تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۲۳

### چکیده

در این مقاله، یک الگوریتم سه مرحله‌ای جدید برای بخش‌بندی تصاویر ماهواره‌ای SAR ارائه شده است. در مرحله اول از بخش‌بندی، تصویر ورودی ماهواره‌ای SAR با استفاده از CLA پردازش شده و اختلاف سطح خاکستری بین پیکسل‌ها در هر ناحیه از تصویر SAR کاهش یافته و یک تصویر بخش‌بندی شده ساده، تولید می‌گردد که به عنوان یک تصویر ورودی به مرحله دوم از الگوریتم داده می‌شود. در مرحله دوم که تکمیل‌کننده فرآیند بخش‌بندی است، یک آستانه  $\theta$  به عنوان فواصل سطوح خاکستری بین پیکسل‌های هر ناحیه انتخاب می‌شود. اگر فاصله سطوح خاکستری بین دو پیکسل مجاور کوچکتر از  $\theta$  باشد، این دو پیکسل متعلق به همان ناحیه خواهند شد و برچسب مشابه خواهند گرفت. بعد از برچسب‌زدن نواحی، میانگین سطوح خاکستری پیکسل‌های برچسب‌زده شده یکسان به عنوان سطح خاکستری نماینده هر ناحیه در نظر گرفته می‌شود. آستانه‌گیری آخرین مرحله از فرآیند بخش‌بندی در تشخیص نواحی در الگوریتم پیشنهادی می‌باشد. در این مرحله نواحی شبیه به هم، برچسب یکسان می‌گیرند. الگوریتم پیشنهادی بر روی دو دسته از تصاویر SAR یکی مبتنی بر تصاویر شبیه‌سازی شده و دیگری بر روی تصاویر حقیقی SAR آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان‌دهنده خطای کمتر و دقت بیشتر به منظور بخش‌بندی تصاویر SAR در مقایسه با سایر روش‌های بخش‌بندی این تصاویر است.

### کلید واژه

تصاویر سنجنش از دور، بخش‌بندی، آستانه‌گیری وفقی، استخراج ویژگی، اتوماتای یادگیر سلولی.

### مقدمه

SAR به علت پراکندگی پرتو بازتابش و تداخل الکترومغناطیس در پرتو تابش بوجود می‌آید [۱] که مشکل اصلی در فرآیند بخش‌بندی تصاویر SAR محسوب می‌شود. روش‌های زیادی برای بخش‌بندی تصاویر SAR وجود دارد؛ مانند روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی از تصویر که شامل لبه [۴]، بافت [۵]، حذف نویز از تصویر [۶] و یا ترکیبی از ویژگی‌ها [۷] است و روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های بخش‌بندی که شامل الگوریتم‌های خوشه‌بندی [۸]، الگوریتم‌های خوشه‌بندی طیفی [۹]، روش‌های آستانه‌گیری [۱۰] و روش‌های مدل آماری [۱۱] می‌باشند. با توجه به عوامل جغرافیایی زمین در یک تصویر SAR، ویژگی‌های مناطق مختلف و مرزهای بین آنها مشخص نبوده و تفاوت کمی بین سطوح خاکستری آنها می‌باشد. همچنین روشنایی یک پیکسل همیشه به صورت تصادفی به دلیل نویزهای speckle متفاوت بوده [۱۲]، که این عوامل بخش‌بندی تصویر SAR را مشکل می‌سازد و نتایج بخش‌بندی تصویر با یک روش ریاضی، دقت کافی را ندارد. بنابراین در بیشتر مواقع لازم است به منظور بهبود عملکرد بخش‌بندی تصویر SAR ویژگی‌های مختلف استخراج و با هم ترکیب شوند [۱۳].

در تصاویر سنجنش از دور<sup>۱</sup> که توسط ماهواره اخذ می‌شوند، استفاده از یک روش بخش‌بندی دقیق، امری ضروری است؛ زیرا بخش‌بندی به عنوان یک مرحله‌ی مقدماتی از فرآیند تشخیص و شناسایی تصویر می‌باشد [۱]. تصاویر رادار روزنه ترکیبی<sup>۲</sup> دارای کاربردهای وسیعی از تصاویر سنجنش از دور می‌باشند و از کاربردهای جدید تصاویر SAR در جنگل‌داری [۲] و نقشه‌برداری جهت مدیریت بحران سیل [۳] می‌توان نام برد. بخش‌بندی یکی از پردازش‌های مهم در تصاویر SAR است و نقش مهمی در فهم تصاویر SAR دارد. هدف از بخش‌بندی تصویر SAR، تقسیم نمودن این تصویر به نواحی با ویژگی‌های متفاوت می‌باشد. بخش‌بندی مطلوب در تصاویر SAR مجموعه‌ای از مرزها برای بخش‌های ایده آل می‌باشد که زمین مرجع<sup>۳</sup> نامیده می‌شود. هدف از بخش‌بندی، تخمین زمین مرجع با بیشترین دقت ممکن با وجود اغتشاشات نویزی توسط ویژگی‌های شناخته شده می‌باشد. نویز در تصاویر

1 Remote-Sensing Imagery

2 Synthetic Aperture Radar (SAR)

3 Ground Truth

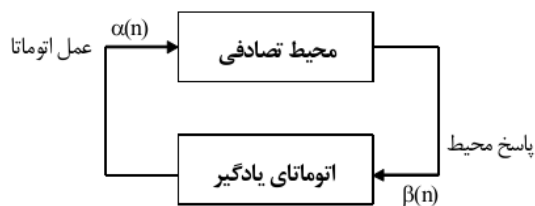
خوبی می توان با وجود نویز اسپیکل، تصویر SAR را بخش بندی نمود؛ همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که باعث ساده شدن پیاده سازی آن می گردد و الگوریتم یادگیری، به منظور بخش بندی تصاویر بر اساس اطلاعات بافت و سطوح خاکستری آنها بکار گرفته می شود. در ادامه، این مقاله بر اساس بخش های زیر تنظیم شده است:

در بخش دوم اتوماتای یادگیر توضیح داده می شود. در بخش سوم به اتوماتای یادگیر سلولی پرداخته شده و الگوریتم پیشنهادی بخش بندی تصویر SAR در بخش چهارم مورد بحث قرار گرفته است. در نهایت نتیجه گیری در بخش پنجم بیان شده و در بخش ششم مراجع ذکر شده اند.

### اتوماتای یادگیر

مهمترین ویژگی سیستم های یادگیرنده آن است که قادرند کارایی خود را در طی زمان بهبود بخشند. از دیدگاه کاملاً ریاضی، هدف یک سیستم یادگیرنده بهینه کردن تابعی است که ممکن است کاملاً شناخته شده نباشد. اتوماتای یادگیر در محیطی احتمالی عمل می کند و قادر است بر اساس ورودی های دریافت شده از محیط احتمال انجام عملیات خود را بروز درآورد تا کارایی خود را بهبود دهد. این ماشین تعداد محدودی عمل را می تواند انجام دهد و هر عملی که انجام می دهد، توسط محیطی احتمالی ارزیابی می گردد و پاسخی به آن داده می شود. اتوماتا از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی را انتخاب می کند. در طی این فرآیند اتوماتا یاد می گیرد که چگونه بهترین عمل را انتخاب نماید.

هدف اتوماتای یادگیر این است که بتواند از بین یک سری اعمال مجاز، عمل بهینه را تعیین کند. عمل بهینه عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر را می توان به صورت چرخه ی فیدبک، تکراری دید که در آن اتوماتا با محیط تعامل می کند. در هر چرخه، اتوماتا یک عمل را انجام می دهد که این باعث دریافت یک پاسخ از محیط می شود. این پاسخ می تواند پاداش و یا جریمه باشد. اتوماتا از این پاسخ به عنوان دانشی برای تعیین عمل بعدی استفاده می کند. به این ترتیب اتوماتا خود را با محیط سازگار می کند. این مفهوم در شکل (۱) نشان داده شده است [۲۱].



شکل ۱. ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط [۲۱]

مدل های میدان تصادفی مارکوف<sup>۴</sup> (MRF) در بخش بندی تصاویر SAR استفاده شده اند [۱۴]. این روش های بخش بندی به طور عمده به دو دسته تقسیم می شوند: روش های تبدیل دامنه و روش های دامنه فضایی. با توجه به مزایای تبدیل دامنه، مدل های درختی مخفی مارکوف<sup>۵</sup> (HMT) به طور وسیعی برای بخش بندی تصویر استفاده شده است. در سال ۲۰۰۱، Choi و Baraniuk [۱۵] یک روش بخش بندی HMT دامنه ی موجک<sup>۶</sup> را پیشنهاد دادند و چون موجک ها محدود به گرفتن اطلاعات جهت و نشان دادن تصاویر با خطوط صاف هستند، این موضوع منجر به ابهام لبه جهت دار در نتایج بخش بندی می شود. برای غلبه بر این مشکل، Wu و همکاران [۱۶] یک روش HMT مبنی بر حوزه کانتورلت<sup>۷</sup> پیشنهاد دادند که بطور موثر می تواند خطوط صاف، با استفاده از بانک های فیلتر جهت دار ایجاد کند. بنابراین نتایج بخش بندی حاوی لبه های دقیق تر از موجک می باشد. دسته ی دیگری از الگوریتم ها، بر اساس خوشه بندی می باشند که الگوریتم-K-means از ابتدایی ترین و قدیمی ترین این روش ها است و عیب آن اینست که برای خوشه های با اشکال کروی مطرح می باشد؛ در حالی که همه مجموعه داده ها در عمل چنین شکلی را ندارند [۱۹]. روش دیگر که می تواند خوشه های با اشکال غیر معمول را تشخیص دهد، الگوریتم های خوشه بندی طیفی<sup>۸</sup> (SC) می باشند [۲۰-۱۷] و البته عیب این روش ها اینست که به دلیل استفاده از ماتریس های وابسته، بار محاسباتی زیادی دارند و برخی از آنها نیز نیاز به تنظیم یک پارامتر دارند که تنظیم مناسب آن بسیار چالش برانگیز بوده و در برخی موارد انتخاب مقدار مناسب آن بسیار دشوار می باشد [۹].

در سال ۲۰۱۲، توسط Hou و همکاران، الگوریتم جدید بخش بندی مبتنی بر ناحیه پیشنهاد شده است که در آن از استخراج ویژگی ها و مدل بافت استفاده شده است. در این مقاله، موجک Gabor و توصیف گر بافت<sup>۹</sup> برای استخراج ویژگی ها مورد استفاده قرار می گیرد و بهبود روش نقطه عطف بر اساس اصلاح شیب<sup>۱۰</sup> و ادغام نواحی<sup>۱۱</sup>، به منظور کاهش تعداد نواحی پیشنهاد شده است [۷].

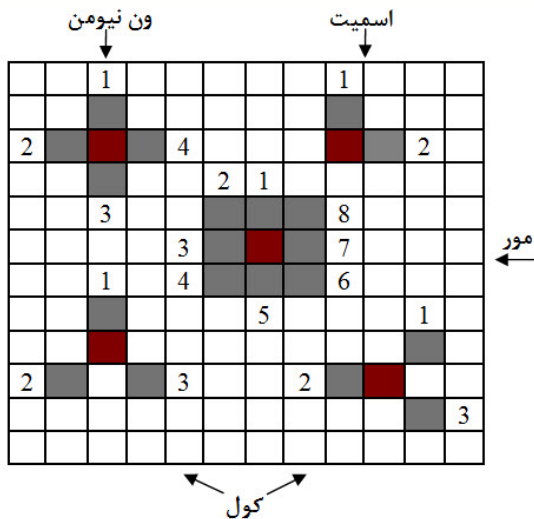
در این مقاله یک الگوریتم سه مرحله ای جدید به منظور بخش بندی تصویر SAR پیشنهاد شده است. در مرحله ی اول، بخش بندی بر اساس اتوماتای یادگیر سلولی<sup>۱۲</sup> انجام می شود و یک تصویر بخش بندی شده ساده تولید می شود و در مرحله بعد فرآیند بخش بندی تکمیلی بر روی تصویر SAR حاصل از مرحله اول انجام می شود. از فواید روش پیشنهادی بر اساس CLA اینست که به

4 Markov Random Field  
5 Hidden Markov Tree  
6 Wavelet-Domain  
7 Contourlet-Domain HMT Method  
8 Spectral Clustering  
9 Texture Descriptor  
10 Gradient Modification  
11 Region Merging  
12 Cellular Learning Automata (CLA)

یادگیر سلولی حاکم است که تعیین می‌کند آیا به رفتار انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول پاداش تعلق می‌گیرد یا جریمه. دادن جریمه یا پاداش ساختار اتوماتای یادگیر سلولی را به منظور نیل به یک هدف مشخص، به روز می‌کند [۲۳].

### همسایگی

در اتوماتای یادگیر سلولی از ساختارهای مختلفی برای همسایگی می‌توان استفاده کرد. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلول‌ها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمول‌ترین آنها همسایگی ون‌نیومن، مور، اسمیت و کول می‌باشند که نزدیک‌ترین همسایگان مشهور می‌باشند. این همسایگی‌ها در شکل (۲) نشان داده شده است [۲۲].



شکل ۲. همسایگی ون نیومن، مور، اسمیت و کول [۲۲]

### روش بخش‌بندی پیشنهادی

در این مقاله، یک الگوریتم برای بخش‌بندی تصاویر ماهواره‌ای SAR ارائه شده است؛ به گونه‌ای که اطلاعات تصویر مناطق همسایه، با روش CLA تجزیه و تحلیل می‌شود. شکل (۳) ساختار کلی روش بخش‌بندی پیشنهادی را نشان می‌دهد و جزئیات مربوط به هر فرآیند در زیر توضیح داده شده است.

### استخراج ویژگی‌های مبتنی بر CLA

روش پیشنهادی این مقاله مرتبط با کار انجام شده در مرجع [۲۴] می‌باشد؛ ولی در این مرجع بخش‌بندی تصاویر رنگی مورد نظر بوده و قابل اجرا بر روی تصاویر SAR نیست. ایده‌ی بخش‌بندی تصاویر ماهواره‌ای SAR با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی در این مقاله ارائه شده است. علت اصلی استفاده از CLA به منظور بخش‌بندی مناطق در تصاویر ماهواره‌ای SAR، مطلوب بودن عملیات استخراج

اتوماتای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و ساختار متغیر تقسیم می‌گردد. در سیستم‌هایی که در آنها اتوماتا با محیط تداخل دارد از یک نوع اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر استفاده می‌گردد که این اتوماتای یادگیری شرح داده می‌شود. اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تائی  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داده می‌شود که در آن اتوماتا، مجموعه عمل‌های  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  اتوماتا، مجموعه ورودی‌های  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$  اتوماتا، بردار احتمال انتخاب هر یک از عمل‌ها و  $p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. در این نوع اتوماتا اگر عمل  $\alpha_i$  در مرحله  $n$  ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال  $p_i(n)$  افزایش یافته و سایر احتمال‌ها کاهش می‌یابند و برای پاسخ نامطلوب احتمال  $p_i(n)$  کاهش یافته و سایر احتمال‌ها افزایش می‌یابند. در هر حال تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرند تا حاصل جمع‌ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتم‌های یادگیری خطی در اتوماتای با ساختار متغیر است.

(الف) پاسخ مطلوب

$$\forall j \quad j \neq i$$

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \quad (1)$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n)$$

(ب) پاسخ نامطلوب

$$\forall j \quad j \neq i$$

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n) \quad (2)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n)$$

در روابط فوق،  $a$  پارامتر پاداش و  $b$  پارامتر جریمه است، زمانی که  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد الگوریتم را  $L_{R-\epsilon p}$  می‌نامیم و در این الگوریتم محور احتمال عملکرد طبق روابط (الف) و (ب) به‌روز می‌شوند [۲۲].

### اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی (CLA) مدلی است برای سیستم‌هایی که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق فعل و انفعال با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول در آن مجهز به یک یا چند اتوماتای یادگیر است، که وضعیت این سلول را مشخص می‌کند. قانون محلی  $\phi$  بر اتوماتای

که این فرآیند در روش اتوماتای یادگیر سلولی با اجرای قانون، در همسایگی هر پیکسل انجام می شود و این قانون به منظور دادن پاداش یا جریمه می باشد و به اینصورت است که ابتدا پیکسل های همسایه ای که دارای سطح خاکستری نزدیک به پیکسل مرکزی باشند مشخص می شوند و با توجه به مقدار آستانه، اگر تعداد این پیکسل ها بیشتر باشد، به عمل انجام شده پاداش تعلق می گیرد و در غیر این صورت جریمه می گردد. این فرآیند توسط یک الگوریتم انجام می شود که پیکسل های مشابه را استخراج می کند و اطلاعات سطح خاکستری آنها را بر اساس اطلاعات تمام اعضا به روز می کند. بنابراین عملیات فوق تا تعداد دفعات معین یا تا حالت پایدار اتوماتا تکرار می شود.

احتمال اولیه ی نقشه ی همراه با CLA به شرح زیر محاسبه می شود. ابتدا، برای هر پیکسل  $(x, y)$  در محل  $(X, Y)$  از تصویر  $I$ ، فاصله بین پیکسل سطح خاکستری و همسایگانش در ابعاد  $3 \times 3$  در اطراف آن، با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می شود:

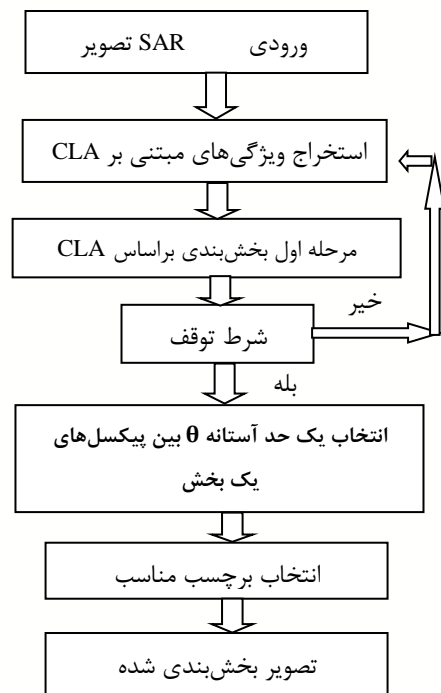
$$D_i(x, y) = |I(x, y) - I_i(x', y')| \quad (3)$$

که در آن  $I_i(x, y)$  پیکسل همسایه  $i$  ام در مکان  $(x, y)$  و  $D_i(x, y)$  فاصله ی اقلیدسی سطح خاکستری بین  $I(x, y)$  و همسایه ی  $i$  ام آن می باشد. در حال حاضر این فاصله های سطح خاکستری تبدیل به احتمال انتخاب عملکرد برای CLA می شوند. نقشه ی احتمال اولیه ی  $p_i(x, y)$  با رابطه (۴) محاسبه می شود:

$$p_i(x, y) = \frac{S_i(x, y)}{\sum_{j=1}^8 S_j(x, y)}, \quad S_i(x, y) = \frac{1}{D_i(x, y)} \quad (4)$$

که در آن  $p_i(x, y)$  احتمال انتخاب عملکرد  $i$  ام بوسیله CLA می باشد و  $p_i(x, y)$  به معنی اینست که پیکسل در آن مکان با احتمال  $p_i(x, y)$  شبیه همسایه اش می باشد. بنابراین یک اتوماتای یادگیر با ۸ عملکرد به هر پیکسل تصویر ورودی اختصاص داده می شود. هر عملکرد، احتمال تشابه آن پیکسل را با ۸ پیکسل مجاورش نشان می دهد. احتمال تشابه  $p_i(x, y)$  مربوط به هر همسایگی، احتمال این را نشان می دهد که پیکسل مرکزی و خط همسایه  $i$  ام آن در یک ناحیه می باشند. هر LA یک عملکرد از لیست عملکردش براساس احتمالشان انتخاب می کند. هر اتوماتای یادگیر بر اساس عملکرد LA مرکزی و همسایگانش تشویق یا جریمه می شود. یک قاعده، عملکرد انتخاب شده اتوماتای مجاور را تجزیه و تحلیل می کند و برای تشویق یا جریمه LA مرکزی تصمیم می گیرد. قانون به صورت زیر شرح داده می شود. در ابتدا متوسط فواصل سطح خاکستری بین هر پیکسل و همسایگانش محاسبه شده و  $D_m(x, y)$  نامیده شده است که به

ویژگی تصویر با استفاده از CLA در تصاویر بسیار نویزی می باشد و همین طور این روش متکی بر عملیات محلی، در همسایگی هر پیکسل می باشد و اطلاعات همسایگی از مناطق مجاور را به تمام نقاط منتشر می کند و به این ترتیب هر ناحیه را بر اساس سطح خاکستری آن و اطلاعات بافت، بخش بندی می کند. در مدل پیشنهادی، ابتدا یک CLA دوبعدی با ابعاد تصویر ورودی ایجاد می شود و به ازای هر پیکسل یک اتوماتا در نظر گرفته می شود. فضای همسایگی هر اتوماتای یادگیر سلولی برای یک پیکسل، فضای دایره ای شکل به مرکز آن پیکسل و شعاع ۱ می باشد. هر پیکسل در یک شبکه دو بعدی به ۸ همسایه ارتباط دارد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر یک عمل را انتخاب می کند و عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش گرفته یا جریمه می شود و اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری  $L_{R-ep}$  به روز می شود. هر اتوماتای یادگیری ۸ مرحله طول می کشد. احتمال انتخاب هر عملکرد، شباهت پیکسل مرکزی به همسایه اش را نشان می دهد.



شکل ۳. الگوریتم بخش بندی پیشنهادی

### مرحله اول بخش بندی بر اساس CLA

بعضی از پیکسل ها در یک تصویر دارای مشخصات خاص می باشند، که این مشخصات آنها را از همسایگانش متمایز می کند. هدف از روش پیشنهادی مشخص کردن این پیکسل ها در یک تصویر است

از آنهاست و مزیت آن، اینست که به نقاط نزدیکتر همسایگی وزن بیشتری می‌دهد.

فیلتر گوسی گسسته‌ی نرمالیزه در رابطه (۷) برای کاهش اثر بافت بر نتایج بکار می‌رود که  $m, n$  ردیف‌ها و ستون‌های فیلتر  $h$  را مشخص می‌کنند و در نقطه مرکزی، فیلتر صفر است.

$$h(m, n; \delta) = \frac{\exp\left(-\frac{(m^2 + n^2)}{2\delta^2}\right)}{\sum_i \sum_j \exp\left(-\frac{(m^2 + n^2)}{2\delta^2}\right)} \quad (7)$$

بعد از  $k$  بار تکرار  $CLA$ ، تشخیص ویژگی و انتشار سطح خاکستری، یک بار فیلتر گوسی به منظور افزایش کیفیت بخش-بندی استفاده می‌شود. فیلتر، بافت هر بخش را هموار می‌کند و اثر نویز و لبه‌های کوچک را کاهش می‌دهد. اثر پیکسل‌های همسایه به عنوان انحراف استاندارد افزایش یافته، افزایش خواهد یافت. میزان اثر بخشی پیکسل همسایه به طور مستقیم به پارامتر  $\sigma$  بستگی دارد. همان‌طور که تکرارهای  $CLA$  افزایش یابد، اثر فیلتر توسط پارامتر کاهنده‌ی  $\sigma$  کاهش می‌یابد. کاهش  $\sigma$  از رابطه (۸) انجام می‌شود:

$$\sigma(t) = \sigma_1 - \left(\frac{\sigma_1 - \sigma_F}{T}\right) \times t \quad (8)$$

که در آن  $T = \frac{N}{K}$  و  $\sigma_1$  و  $\sigma_F$  انحراف استانداردهای اولیه و نهایی می‌باشند و  $N$  حداکثر تعداد تکرار  $CLA$  می‌باشد.

### انتخاب یک حد آستانه

تاکنون بخش‌بندی ساده بر روی تصاویر انجام شده است. این تصویر بوسیله  $CLA$  تجزیه و تحلیل شده و پیکسل‌های بخش‌های یکسان خیلی بهم نزدیک هستند. مرحله‌ی بخش‌بندی تکمیلی بر روی تصویر بخش‌بندی شده‌ی اولیه انجام می‌شود. یک آستانه  $\theta$  به عنوان فواصل سطوح خاکستری بین پیکسل‌های یک بخش انتخاب شده است.

### انتخاب برچسب مناسب

در تصویر بخش‌بندی شده اولیه، فاصله اقلیدسی سطوح خاکستری بین دو پیکسل مجاور از هر بخش محاسبه شده و با مقدار  $\theta$  مقایسه می‌شود. اگر فاصله سطوح خاکستری بین دو پیکسل مجاور کوچکتر از  $\theta$  باشد، این دو پیکسل در نظر گرفته شده متعلق به همان بخش خواهند شد و برچسب مشابه خواهند گرفت. بعد از برچسب زدن بخش‌ها، میانگین رنگ پیکسل‌های برچسب شده

عنوان فاصله بین پیکسل مرکزی و همسایه  $i$  ام‌اش در نظر گرفته می‌شود که در مرحله‌ی عملکرد انتخاب شده، انتخاب می‌شود. قانون تشویق یا جریمه اتوماتای یادگیر مرکزی به این صورت است که اگر  $C \times D_i(x, y) \leq D_m(x, y)$  پاداش و در غیر این صورت جریمه می‌شود و ثابت  $C$  سختی قانون کاربردی را کنترل می‌کند.

### انتشار سطوح خاکستری

در استخراج ویژگی، برای هر پیکسل یک زنجیره استخراج شده است. عناصر زنجیره پیکسل‌هایی هستند که بیشترین شباهت را به پیکسل در محل  $(x, y)$  دارند. بعد از اینکه یک زنجیره برای هر پیکسل استخراج شد، عناصر آن زنجیره اطلاعات سطح خاکستری و ارزش به‌روز شده آن پیکسل را ترکیب می‌کنند. پیکسل‌های هر زنجیره، اطلاعات سطح خاکستری‌شان را از طریق میانگین وزنی ارزش سطح خاکستری عناصرشان دریافت می‌کنند. ارزش سطح خاکستری آن پیکسل به وسیله رابطه (۵) داده می‌شود که در آن  $I$  تصویر ورودی،  $I'$  تصویر خروجی بخش‌بندی شده ساده،  $L(x, y)$  لیست المان‌های زنجیره مربوط به پیکسل  $(x, y)$  و  $|L|$  تعداد عناصر زنجیره می‌باشد.

$$I'(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{|L(x, y)|} (w_i \times I\{L_i(x, y)\})}{\sum_{i=1}^{|L(x, y)|} (w_i)} \quad (5)$$

$L_i$  عناصر زنجیره‌ی  $i$  ام است و  $w_i$  وزن مربوط به عناصر زنجیره‌ی  $i$  ام می‌باشد که نسبت تاثیر پیکسل  $i$  ام را تعیین می‌کند. وزن‌های  $w_i$  برای داشتن یک رفتار نزولی طراحی شده‌اند. عناصر زنجیره‌ی اول دارای اهمیت می‌باشند و باید وزن بالاتر داشته باشند و عناصر زنجیره‌ی نهایی اهمیت کمتری دارند و باید وزن کمتری داشته باشند. معادله (۶) یک تابع نزولی را نشان می‌دهد.

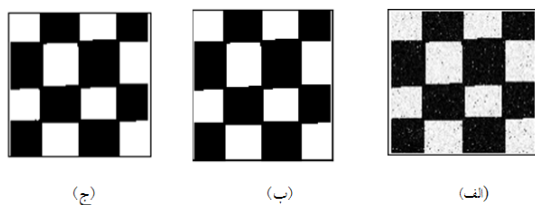
$$w_i = \frac{1}{2^{|x_i - x_c| + |y_i - y_c|}} \quad i : 1 \dots M \quad (6)$$

در رابطه‌ی فوق  $(x_i, y_i)$  محل عناصر زنجیره  $i$  ام و  $(x_c, y_c)$  محل سلول فعلی است. رابطه (۵) برای از بین بردن تفاوت‌های میان پیکسل‌های هر بخش و همگرایی سطح خاکستری نماینده هر بخش به سطح خاکستری پایدار تلاش می‌کند. عملکرد الگوریتم وزنی در لبه‌های کوچک؛ به علت فرم بافت هر بخش کاهش می‌یابد. معمولاً تصاویر SAR بدست آمده دارای کیفیت مطلوب نمی‌باشند و یکی از روش‌های بهبود تصویر، فیلترهای خطی پایین‌گذر با پهنای باند کافی می‌باشند که فیلتر گوسی یکی

تصاویر شبیه سازی شده  $256 \times 256$  پیکسل می‌باشند. در شکل های (۴-ب) و (۵-ب) نیز تصاویر زمین مرجع مربوطه نشان داده شده‌اند. شکل‌های (۴-ج) و (۵-ج) نیز نتیجه بخش‌بندی با استفاده از CLA را نشان می‌دهند. پس از مقایسه با تصاویر زمین مرجع مربوطه تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست برای تصویر شکل (۴-ج) ۲۷۷۵ پیکسل و برای تصویر شکل (۵-ج) ۶۷۲ پیکسل می‌باشد و درصد خطای حاصل از اجرای بخش‌بندی پیشنهادی (نتیجه حاصل از تصویر شکل (۴-ج))،  $4/23\%$  و برای تصویر شکل (۵-ج)،  $1/02\%$  می‌باشد. درصد خطای نتایج بخش‌بندی پیشنهادی در جدول (۱) به صورت مختصر بیان شده که بهترین نتایج برای تصاویر ورودی با رنگ خاکستری مشخص شده است. این نتایج حاصل از ۲۰ بار اجرای برنامه پیشنهادی می‌باشد و نشان می‌دهد که عملکرد CLA مطلوب می‌باشد و برای بعضی تصاویر بسیار خوب است و وقتی که تصویر دارای کلاس بیشتری باشد سرعت عملکرد CLA کمتر نمی‌شود.



شکل (۴): نتیجه بخش‌بندی پیشنهادی بر روی تصویر شبیه‌سازی شده SAR. (الف) تصویر شبیه‌سازی شده اصلی با سطوح خاکستری می‌باشد  $256 \times 256$  پیکسل. (ب) تصویر زمینه اصلی. (ج) بخش‌بندی بر اساس CLA (درصد خطا:  $4,23\%$ ، تعداد پیکسل‌های بخش‌بندی نشده ۲۷۷۵، مدت زمان اجرا ۹۸,۴۸ ثانیه).



شکل ۵: نتیجه بخش‌بندی پیشنهادی بر روی تصویر شبیه‌سازی شده SAR. (الف) تصویر شبیه‌سازی شده اصلی با سطوح خاکستری می‌باشد  $256 \times 256$  پیکسل. (ب) تصویر زمینه اصلی. (ج) بخش‌بندی بر اساس CLA (درصد خطا:  $0,2\%$ ، تعداد پیکسل‌های بخش‌بندی نشده: ۱۸، مدت زمان انجام بخش‌بندی  $34/56$  ثانیه) می‌باشد.

منحنی‌های نشان داده شده در شکل‌های (۶) و (۷) نتایج بخش‌بندی در تکرارهای مختلف CLA را به ترتیب برای تصاویر (۴) و (۵) نشان می‌دهند. در هر کدام از نمودارها محور افقی، تعداد تکرار CLA در محدوده [۱ تا ۲۰] را نشان می‌دهد و محور عمودی، درصد خطای روش بخش‌بندی پیشنهادی را نشان می‌دهد و با توجه به شکل (۶) که نمودار مربوط به تصویر شماره (۴) است، در

یکسان؛ به عنوان رنگ نماینده آن بخش در نظر گرفته می‌شود. این کار منجر به یک تصویر بخش‌بندی شده نهایی می‌شود. نتیجه‌ی نهایی به مقدار  $\theta$  بسیار حساس است، مقادیر مختلف  $\theta$ ؛ به تصاویر بخش‌بندی شده با تعداد بخش‌های متفاوت منجر می‌شود. اگر  $\theta$  یک مقدار بزرگ باشد (بزرگ‌تر از فواصل سطوح خاکستری در تصویر بخش‌بندی شده ساده) تمام تصویر بخش‌بندی شده ساده به عنوان یک بخش در نظر گرفته می‌شود و در نهایت با استفاده از k-means همسایه‌های نزدیک به هم از لحاظ graylevel، در یک کلاس قرار می‌گیرند.

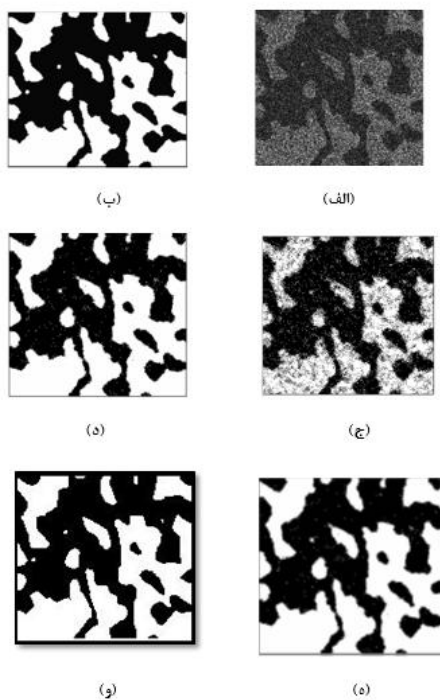
## نتایج تجربی

در این بخش روش پیشنهادی ما بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده و حقیقی SAR پیاده سازی شده و با الگوریتم‌های دیگر مقایسه می‌شود. الگوریتم‌های مورد مقایسه، بر اساس خوشه‌بندی می‌باشند که الگوریتم K-means از ساده‌ترین آنهاست و برای خوشه‌های با اشکال کروی مطرح می‌باشد و روش دیگر که می‌تواند خوشه‌های با اشکال غیر معمول را تشخیص دهد، الگوریتم خوشه بندی طیفی (SC) است. روش SC نیاز به تنظیم یک پارامتر دارد؛ یعنی مقیاس پارامتر  $\sigma$  بر اساس شعاع گوسی تابع، که تنظیم مناسب آن بسیار مهم است و متأسفانه انتخاب مقدار مناسب آن بسیار دشوار می‌باشد و برای جلوگیری از انتخاب نامناسب مقیاس این پارامتر، روش دیگری به نام SCE پیشنهاد شده است که نتیجه بخش‌بندی در این روش پایدارتر از روش قبلی است [۹]. پارامترهای روش پیشنهادی به صورت زیر می‌باشند: روش بخش‌بندی پیشنهادی با یک پرسوسور ۲,۲۷ گیگاهرتز و با RAM ۴ گیگابایت توسط windows 7 و با استفاده از برنامه MATLAB 7.1 و toolbox پردازش تصویر 5.0.2 استفاده شده است. همسایگی مور با شعاع  $r=1$  برای اتوماتای یادگیر سلولی در نظر گرفته شده است. الگوریتم یادگیری بکارگرفته شده الگوریتم  $L_{R-\epsilon I}$  با  $a=0.04$  و  $b=0.015$  می‌باشد. این فرآیند وقتی پایان می‌یابد که فرایند تکراری CLA به مقدار تعیین شده برسد و بیشترین مقدار برای آن ۷۵ می‌باشد.

## بخش‌بندی تصاویر شبیه‌سازی شده SAR

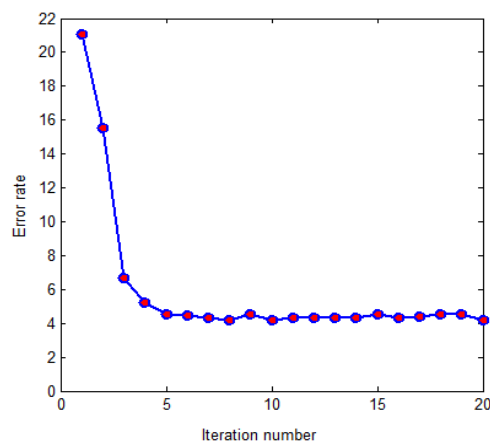
برای روشن شدن مزیت‌های CLA نتایج بخش‌بندی برای دو تصویر شبیه‌سازی شده SAR در شکل‌های (۴) و (۵) نشان داده شده که این تصاویر شبیه‌سازی شده، بوسیله اضافه کردن نویز speckle به تصویر شبیه‌سازی شده اصلی ایجاد می‌شود و این نویز باعث می‌شود که مقدار قابل توجهی تداخل بین نواحی مختلف بوجود آید. تصویر اول در شکل (۴-الف)، تصویر شبیه‌سازی شده اصلی است که دارای دو کلاس می‌باشد و تصویر شبیه‌سازی شده اصلی در شکل (۵-الف) نیز دارای دو کلاس است. سایر همه

شکل (۸) نتیجه‌ی بخش‌بندی پیشنهادی را نشان می‌دهد و آن را با روش‌های K-means، SC و SCE بر روی تصویر شبیه‌سازی شده مقایسه می‌کند. شکل (۸-الف) تصویر شبیه‌سازی شده اصلی با سطوح خاکستری می‌باشد. شکل (۸-ب) تصویر زمینه اصلی است. شکل (۸-ج) نتیجه‌ی بخش‌بندی بر اساس k-means است. درصد خطای بخش‌بندی ۱۲/۷۳٪ و تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست ۸۳۴۲ پیکسل می‌باشند. شکل (۸-د) بخش‌بندی بر اساس SC-Nys است. درصد خطای این روش ۴/۰۲٪ و تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست ۲۶۳۵ پیکسل است. شکل (۸) بخش‌بندی بدست آمده با استفاده از روش SCE می‌باشد. درصد خطا در این روش ۳/۸۴٪ و تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست، ۲۵۱۶ پیکسل است. شکل (۸-و) بخش‌بندی بر اساس CLA است. در این روش نیز درصد خطا ۴/۲۳٪ و تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست، ۲۷۷۵ پیکسل می‌باشد. نتایج ارائه شده در شکل (۸) بهترین نتیجه‌ی بخش‌بندی از بین ۱۰ مرتبه اجرای الگوریتم‌های SCE [۹] و الگوریتم بخش‌بندی پیشنهادی می‌باشد و دقت عملکرد CLA در این تصویر شبیه SCE است؛ ولی در بعضی تصاویر، دقت روش پیشنهادی بیشتر و درصد خطای کمتری دارد.

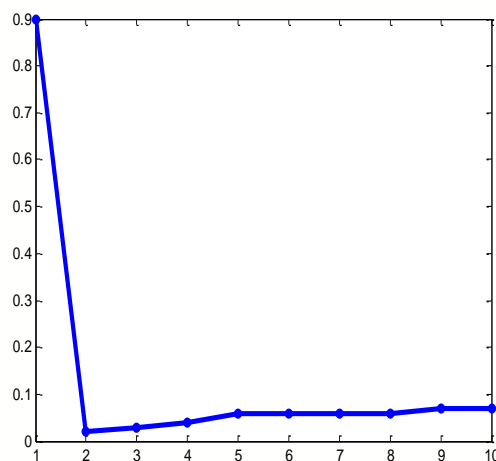


شکل ۸. نتایج بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده SAR. (الف) تصویر شبیه‌سازی شده اصلی با سطوح خاکستری می‌باشد (۲۵۶ × ۲۵۶ پیکسل). (ب) تصویر زمینه اصلی. (ج) بخش‌بندی بر اساس k-means (درصد خطا: ۱۲/۷۳٪، تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست: ۸۳۴۲). (د) بخش‌بندی بر اساس SC-Nys (درصد خطا: ۴/۰۲٪، تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست: ۲۶۳۵). (ه) بخش‌بندی بدست آمده با استفاده از SCE (درصد خطا: ۳/۸۴٪، تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست: ۲۵۱۶) [۹]. (و) بخش‌بندی بر اساس CLA (درصد خطا: ۴/۲۳٪، تعداد پیکسل‌های با بخش‌بندی نادرست ۲۷۷۵).

تعداد تکرار ۸ کمترین خطا برای این تصویر حاصل شده است. به وضوح مشخص می‌باشد که نتایج روش پیشنهادی حتی در حضور نویز شدید، بسیار پایدار است. این نتایج تاییدکننده ثبات نتیجه‌ی بخش‌بندی با تعداد تکرارهای مختلف CLA می‌باشد. با افزایش تعداد تکرار CLA مدت زمان اجرای برنامه افزایش می‌یابد و باعث کاهش سرعت بخش‌بندی تصویر می‌شود. جدول (۱) جمع‌آوری نتایج درصد خطای حاصل از ۲۰ بار اجرای برنامه‌ی بخش‌بندی پیشنهادی برای دو تصویر شکل (۴) و (۵) در مطلوب‌ترین تعداد تکرار CLA، با توجه به نمودارهای (۶) و (۷) می‌باشد. با توجه به این نتایج، در این نوع روش بخش‌بندی بر اساس CLA به علت ثباتی که در نتایج وجود دارد، نیاز به تکرار اجرای برنامه بخش‌بندی نمی‌باشد؛ این امر باعث صرفه‌جویی در زمان می‌شود و این عامل تعادل خوبی بین دقت و کارایی الگوریتم پیشنهادی ایجاد می‌کند.



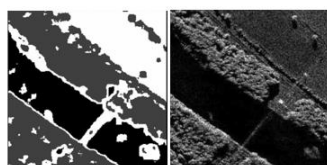
شکل ۶. منحنی درصد خطای روش پیشنهادی برای تصویر شکل (۴) بر اساس تعداد تکرار CLA با اجرای یک بار الگوریتم



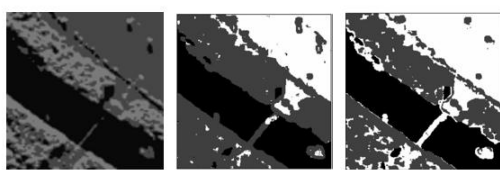
شکل ۷. منحنی درصد خطای روش پیشنهادی برای تصویر شکل (۵) بر اساس تعداد تکرار CLA با اجرای یک بار الگوریتم

جدول ۱. خلاصه نتایج بخش بندی تصویر شبیه سازی شده با اجرای ۲۰ بار الگوریتم در بهترین شرایط برای تعداد تکرار CLA

| Run Number                | 1    | 2    | 3    | 4   | 5    | 6    | 7    | 8           | 9    | 10   | 11   | 12   | 13   | 14   | 15   | 16   | 17   | 18   | 19   | 20   |
|---------------------------|------|------|------|-----|------|------|------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Error Rate Image1 (شکل ۴) | 4.45 | 4.71 | 4.37 | 4.7 | 4.41 | 4.37 | 4.30 | <b>4.26</b> | 4.33 | 4.32 | 4.41 | 4.38 | 4.40 | 4.38 | 4.44 | 4.39 | 4.34 | 4.40 | 4.39 | 4.33 |



(ب) (الف)



(د) (ج) (ه)

شکل ۹. (الف) یک تصویر SAR، Ku-band از منطقه Rio Grand River نزدیکی Albuquerque می باشد. (۲۵۶×۲۵۶). (ب) بخش بندی بر اساس K-means. (ج) بخش بندی بر اساس SC-Nys. (د) بخش بندی بر اساس SCE [۹]. (ه) بخش بندی بر اساس CLA.

آزمایش دیگر بر روی تصاویر فرعی بدست آمده از سوئیس در X-band توسط آزمایشگاه رادار فضایی Missions در سال ۱۹۹۴، انجام شده است. این تصویر در شکل (۱۰-الف) شامل سه نوع پوشش زمینی می باشد: آب، منطقه شهری و کوهستان. سمت چپ این تصویر کوه و سمت راست بالای صفحه آب است و منطقه شهری در سمت راست پایین می باشد. در این تصویر، تشخیص منطقه شهری و کوهستانی مشکل می باشد. بخش بندی با استفاده از k-means در شکل (۱۰-ب) نشان داده شده است. ناحیه آب به خوبی جدا شده است؛ گر چه مرز بین آب و کوه به خوبی تعریف نشده است. علاوه بر این بخشی از مناطق محلی در منطقه کوه به عنوان آب طبقه بندی شده است و بخش کوچکی از مناطق کوهستانی به عنوان مناطق شهری طبقه بندی شده اند؛ بنابراین خوشه بندی k-means برای این تصویر مناسب نیست و روش SC-Nys همان طور که در شکل (۱۰-ج) نشان داده شده، نتایج بخش بندی را چند درجه بهبود داده است. مناطق آب و کوه به خوبی قابل تشخیص می باشند. درحالتی خاص مناطقی به اشتباه طبقه بندی شده اند که با استفاده از k-means به صورت صحیح بخش بندی شده اند. با این حال منطقه شهری بخش بندی شده با روش SC-Nys مطلوب نمی باشد؛ زیرا بعضی از نواحی به اشتباه به عنوان ناحیه کوه طبقه بندی شده اند و روش SCE نتایج بهتری داشته و کوه از آب به خوبی قابل تشخیص است [۹]. در روش

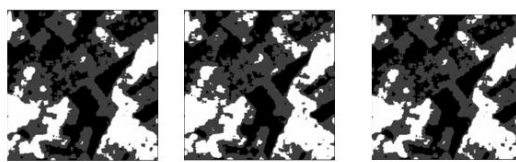
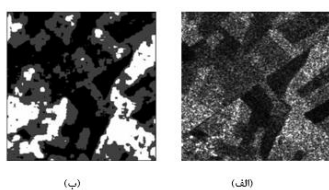
### بخش بندی تصاویر حقیقی SAR

به منظور روشن شدن عملکرد CLA بر روی بخش بندی تصاویر حقیقی SAR، بخش بندی بر روی سه تصویر حقیقی SAR انجام شده و با سه روش خوشه بندی K-means [۹]، SC-Nys [۹] و SCE [۹] مقایسه شده است. در این نتایج، نتیجه بخش بندی k-means از بین ده بار اجرای الگوریتم انتخاب شده است و روش SC-Nys با هر پارامتر در بازه [۱۰-۱] با طول گام ۰/۵ انجام شده و بخش بندی نهایی از نتایج متعدد به صورت بصری انتخاب شده و نتیجه SCE با یک بار اجرای الگوریتم حاصل شده است و در روش پیشنهادی، CLA با تعداد تکرار ۸ و یک بار اجرای الگوریتم، نتیجه بخش بندی حاصل شده است. تصویری که در شکل (۹-الف) نشان داده شده یک قسمت از یک تصویر SAR، Ku-band با رزولوشن فضایی ۱-m در منطقه Rio Grand River نزدیکی Albuquerque می باشد. این تصویر شامل سه نوع پوشش زمینی آب، گیاهی و زراعی است. بخش بندی بدست آمده از k-means در شکل (۹-ب) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل دیده می شود، مرز بین آب و منطقه گیاهی بدرستی مشخص نیست؛ علاوه بعضی نواحی در ناحیه آب به اشتباه طبقه بندی شده اند. بخش بندی حاصل از SC-Nys در شکل (۹-ج) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل ها دیده می شود، بخش بندی در ناحیه آب بهبود یافته؛ هر چند نواحی گیاهی به اشتباه بخش بندی شده است. نتیجه بخش بندی به روش SCE که در مرجع [۹] پیشنهاد شده در شکل (۹-د) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل دیده می شود، ولی همچنان در برخی از موارد این روش با مشکلاتی روبرو است؛ مثلاً دیده می شود که در ناحیه وسط رودخانه محصولات کشاورزی وجود دارد که این منطقی نیست. در شکل (۹-۵) نتیجه بخش بندی به روش CLA که در این مقاله پیشنهاد شده، نشان داده شده است. همان طور که در این شکل دیده می شود، علاوه بر این که سه پوشش زمینی به وضوح مشخص شده، مسیر کانال آب که از کنار پوشش زراعی می گذرد نیز به خوبی قابل تشخیص است و تنها الگوریتمی است که این مسیر را در ناحیه زراعی مشخص می کند. همین طور مشکل دسته بندی نادرست محصول کشاورزی در وسط رودخانه برطرف شده است.

نیاز به چند بار اجرای برنامه دارد که این امر منجر به صرف زمان بیشتر می‌شود و به علت ثباتی که در این روش وجود دارد، مدت زمان اجرای روش پیشنهادی با روش‌های SC-Nys و SCE قابل مقایسه می‌باشد. در جدول (۲) مدت زمان انجام بخش‌بندی الگوریتم پیشنهادی و دو الگوریتم خوشه‌بندی SCE و SC-Nys مشخص شده است.

جدول ۲. مقایسه زمان اجرای جداگانه SC-Nys، SCE و روش پیشنهادی برای ورودی تصویر شکل (۱۱)، بر حسب ثانیه

| Proposed method | SCE    | SC-Nys | Method      |
|-----------------|--------|--------|-------------|
| ۱۵۰/۸۵          | ۵۶۱/۷۹ | ۲۳/۰۳  | Runing time |

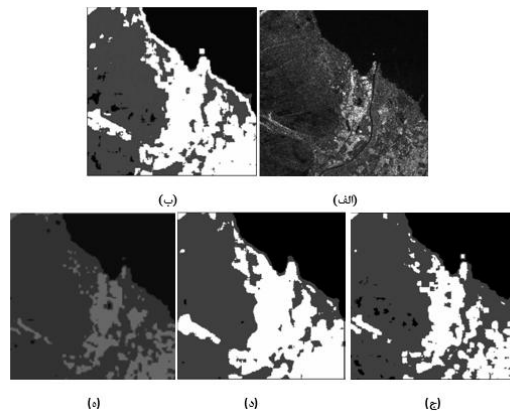


شکل ۱۱. (الف) تصویر SAR از ماهواره ERS-2 (۲۵۶ × ۲۵۶) (ب) بخش‌بندی بر اساس K-means. (ج) بخش‌بندی بر اساس SC-Nys. (د) بخش‌بندی بر اساس SCE [۹]. (ه) بخش‌بندی بر اساس CLA.

### نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم جدید سه مرحله‌ای بر اساس اتوماتای یادگیر سلولی، برای بخش‌بندی تصویر SAR ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی، تصویر ورودی را با توجه به نزدیکی و مجاورت پیکسل‌های هر ناحیه، بررسی نموده و یک تصویر بخش‌بندی شده‌ی اولیه را تولید می‌کند. در مرحله‌ی دوم یک حد آستانه‌ی افقی  $\theta$  بر روی تصویر بخش‌بندی شده‌ی رادار روزه ترکیبی حاصل از مرحله‌ی قبل، محاسبه شده و به عنوان فواصل سطوح خاکستری بین پیکسل‌های هر ناحیه انتخاب می‌شود و بر اساس این فاصله و مفاهیم تشریح شده، برچسب‌زنی نواحی مختلف در تصویر SAR انجام می‌شود. در نهایت در مرحله‌ی آخر، آستانه‌گیری انجام شده و نواحی شبیه به هم، برچسب یکسان خواهند گرفت. مزیت روش پیشنهادی این است که در تکرارهای بسیار کمتری همگرا شده و می‌تواند به خوبی در حضور نویز کار کند.

بخش‌بندی بر اساس CLA همان طور که در شکل (۱۰-۵) دیده می‌شود، نواحی شهری یکنواخت و پراکنده در کنار کوهستان به خوبی شناسایی شده‌است و علاوه بر آن مناطق آب و کوه به خوبی طبقه‌بندی شده‌اند.



شکل ۱۰. (الف) تصویر X-band از سوئیس (۲۵۶ × ۲۵۶) (ب) بخش‌بندی بر اساس K-means. (ج) بخش‌بندی بر اساس SC-Nys. (د) بخش‌بندی بر اساس [۹] SCE. (ه) بخش‌بندی بر اساس CLA.

آخرین آزمایش توسط ماهواره‌ی سنجنش از دور SAR اروپا (ERS-2) انجام شده که با مقدار زیادی نویز Speckle همراه می‌باشد. همان طور که در شکل (۱۱-الف) نشان داده شده، این تصویر شامل سه نوع محصول کشاورزی می‌باشد که با سه رنگ سفید، خاکستری و سیاه مشخص شده است. برخی نواحی در این تصویر بصورت بصری قابل تشخیص نمی‌باشند. شکل (۱۱-ب) بخش-بندی با استفاده از k-means می‌باشد. در شکل (۱۱-ب) نواحی مزرعه نشان داده شده با سفید در شکل (۱۱-الف)، به طور جدی به اشتباه به عنوان نواحی خاکستری بخش‌بندی شده‌اند؛ به خصوص در قسمت بالای شکل (۱۱-ب) و در قسمت مرکزی شکل (۱۱-ب) نواحی خاکستری مزرعه در شکل (۱۱-الف) به اشتباه به عنوان منطقه سیاه بخش‌بندی شده‌اند و همین‌طور در شکل (۱۱-ب) مناطق زراعی سفید به خوبی تقسیم نشده است. برخی از نواحی زراعی سفید کوچک به اشتباه به عنوان نواحی زراعی خاکستری شناسایی شده‌اند. در مقایسه با روش SC-Nys بخش‌بندی بهتری برای بعضی نواحی در شکل (۱۱-ج) ایجاد کرده‌است؛ گرچه مناطق سفید در بالای سمت راست شکل (۱۱-الف) هنوز هم در (۱۱-ج) به خوبی مشخص نیست. در شکل (۱۱-د)، SCE بخش‌بندی را بهبود داده است. نتایجی بهتر از روش SC-Nys حاصل شده و بهبود بسیار بیشتری از نتایج K-means بدست آمده‌است. در آزمایشات فوق یک تصویر SAR با سایز  $256 \times 256$  پیکسل، بخش‌بندی شده است و میانگین زمانی SC-Nys حدود  $23/03$  درصد بوده و برای روش SCE  $561/79$  ثانیه، زمان صرف می‌شود [۹]. در حالی که مدت زمان اجرای روش پیشنهادی بر اساس CLA،  $150/85$  ثانیه است؛ ولی روش SC-Nys

Science and Electronics Engineering, Vol. 3, pp. 379-382, March 2012.

[13] H.Yu, X.Zhang, Sh. Wang, and B. Hou, "Context-Based Hierarchical Unequal Merging for SAR Image Segmentation," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol.51, No.2, pp. 995 – 1009, Feb. 2013.

[14] F.Baselice, G. Ferraioli, and V. Pascazio, "Markovian Change Detection of Urban Areas Using Very High Resolution Complex SAR Images," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.11, No.5, pp.995-999, May 2014.

[15] H. Choi and R. Baraniuk, "Multiscale Image Segmentation Using Wavelet-Domain Hidden Markov Models," IEEE Trans. Image Process., vol. 10, No. 9, pp. 1309–1321, Sep. 2001.

[16] Y. Wu, P. Xiao, H. T. Zong, X. Wang, and M. Li, "Fusion Segmentation Algorithm For SAR Images Based On The Persistence and Clustering in the Contourlet Domain," Int. Con. Artif. Intell. Comput. Intell., pp. 402–406, Nov. 2009.

[17] G. Shuiping, Zh. Xiong, Zh. Huming, and Y. Tiantian, "Parallel Sparse Spectral Clustering for SAR Image Segmentation," IEEE Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 6, No. 4, pp. 1949 – 1963, Aug. 2013.

[18] S.P. X. Zhuang, and L.C. Jiao, "Quantum Immune Fast Spectral Clustering for SAR Image Segmentation," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.9, No.1, pp.8-12, Jan. 2012.

[19] H. Bo, J. Zhang, and X. Wang, "Improving Spectral Clustering Algorithm Based SAR Spill Oil Image Segmentation," Int. Con. Network Computing and Information Security (NCIS), Vol. 2, pp. 371-375, May 2011.

[20] J. Shi and J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 22, no. 8, pp. 888–905, Aug. 2000.

[۲۱] خسروانی تبار احسان، هوشمند محمد صادق، "شبه سازی تبخیر آب در حضور محلول با استفاده از اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر سلولی"، یازدهمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر انجمن کامپیوتر ایران، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی، پژوهشکده علوم کامپیوتر، تهران، ایران، بهمن ۱۳۸۴.

[۲۲] خوارزمی محمد رفیع، میبیدی محمد رضا، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی در تصاویر"، دومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی تهران، ۲۰۰۳.

[۲۳] میبیدی محمد رضا، خوارزمی محمد رفیع، "الگوریتمی بر اساس اتوماتای سلولی یادگیر برای بازیابی تصاویر تخریب شده" اولین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، دانشگاه بیرجند، اسفند ۷۱۲.

[24] A. A. Abin, M. Fotouhi, Sh. Kasaei, "Cellular Learning Automata-Based Color Image Segmentation Using Adaptive Chains," Int. Con. Com., pp. 452-457, Oct. 2009.

[1] E.B. Kopp and M.J. Collins, "On The Use Of a Shape Constraint in a Pixel-Based SAR Segmentation Algorithm," IEEE Trans. Geoscience And Remote Sensing, Vol. 50, No. 8, pp. 3158-3170, August 2012.

[2] G.V. Laurin, F. Del Frate, L. Pasolli, and C. Notarnicola, "Forest/Vegetation Types Discrimination in an Alpine Area Using RADARSAT2 and ALOS/PALSAR Polarimetric Data and Neural Networks," Int. Con. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 5340 – 5343, July 2012.

[3] L. Giustarini, P. Matgen, and G.J.P. Schumann, "A Change Detection Approach to Flood Mapping in Urban Areas Using TerraSAR-X," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 51, No. 4, pp. 2417 – 2430, April 2013.

[4] A. Mathew, S. Chakravarthi. Ashoka, "Edge Detection in Speckled SAR Images Using SWT and Multiscaled Product," Int. Con. Intelligent Systemtem and Control (ISCO). PP. 316-320. October 2013.

[5] I. Champion, C. Germain, J. dacosta, A. Alborini, and P. Dubois-Fernandez, "Retrieval of Forest Stand Age From SAR Image Texture for Varying Distance and Orientation Values of the Gray Level Co-Occurrence Matrix" IEEE, Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.11, No.1, PP.5-9, Jan. 2014.

[6] Q. peng and L. Zhao, "SAR Image Filtering Based on the Cauchy- Rayleigh Mixture Model," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.11, No. 5, PP. 960-964, May 2014.

[7] B. Hou, X. Zhang, and N. Li, "MPM SAR Image Segmentation Using Feature Extraction and Context Model," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing Society, VOL. 9, NO. 6, November 2012.

[8] Y. Zheng, X. Zhang, B. Hou, and G. Liu, "Using Combined Difference Image and k-means Clustering for SAR Image Change Detection," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 11, No.3, PP. 691-695, March 2014.

[9] X. Zhang, L. Jiao, F. Liu, L. Bo, and M. Gong, "Spectral Clustering Ensemble Applied to SAR Image Segmentation," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 46, No. 7, pp. 2126-2136, July 2008.

[10] A. El-Zaart and A.A. Ghosn, "SAR Images Thresholding for Oil Spill Detection," IEEE Electronics Communications and Photonics Conference (SIEPCPC), pp. 1-5, April 2013.

[11] I. Champion, C. Germain, J.P. da Costa, A. Alborini, and P. Dubois-Fernandez, "Retrieval of Forest Stand Age From SAR Image Texture for Varying Distance and Orientation Values of the Gray Level Co-Occurrence Matrix," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 11, No. 1, pp. 5-9, Jan. 2014.

[12] H. Tan, G. Yang, N. Zheng, and T. Luo, "An Improvement Of Two-Dimensional Maximum Entropy Thresholding Segmentation Algorithm for SAR Image," Int. Con. Computer