



سنجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS
سال دوم، شماره دوم، تابستان ۱۳۸۹
Vol.2, No.2, Summer 2010
۱-۱۶

تعیین مقیاس بهینه قطعه‌بندی در طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر، با استفاده از تصاویر NOAA/AVHRR

حمید آذری*^۱، علی‌اکبر متکان^۲، علیرضا شکیبآ

۱. کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی
۲. دانشیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی
۳. استادیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۱۰/۲۸

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۵/۱۹

چکیده

شناخت نوع ابر و طبقه‌بندی ابرها از ابتدایی‌ترین اصول در اکثر روش‌های پیش‌بینی بارش است که در بیشتر مواقع به صورت بصری و با مقایسه تصاویر باندهای مادون قرمز و باندهای مرئی انجام می‌شود. در این گونه مطالعات تنها از دمای روشنایی ابر و آلبدوی آن برای طبقه‌بندی ابر استفاده می‌شود، در صورتی که بافت و شکل ابرها نیز از عوامل تأثیرگذار در تشخیص انواع آنهاست. روش طبقه‌بندی شیء‌گرا به علت استفاده از پارامترهای بافت و شکل و نیز دمای روشنایی و آلبدوی ابر، روش مناسبی برای طبقه‌بندی ابرها به‌شمار می‌آید؛ لیکن این روش طبقه‌بندی، بسیار وابسته به دقت قطعه‌بندی نیز هست. با توجه به اینکه یکی از فاکتورهای مؤثر بر دقت طبقه‌بندی همانا مقیاس قطعه‌بندی است، لذا تعیین مقیاس مناسب قطعه‌بندی در افزایش دقت طبقه‌بندی شیء‌گرا اهمیت فراوان دارد. هدف از ارائه این مقاله نیز تعیین مقیاس مناسب قطعه‌بندی در طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر است. در این تحقیق دو تصویر NOAA/AVHRR مورد استفاده قرار گرفتند. به منظور انجام تحقیق، ابتدا اطلاعات اضافی شامل دمای روشنایی ابر در باند ۳ و ۴ و ارتفاع ابر از داده‌های سنجش از دور به منظور استفاده در قطعه‌بندی تصویر استخراج گردید و از روش دو باندی (مادون قرمز و مرئی) برای انتخاب نواحی آموزشی استفاده شد. سپس تأثیرات منفی خطاهای قطعه‌بندی بر دقت طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر از طریق بسط روش محاسباتی تعیین گردید و دقت قطعه‌بندی کمی‌سازی شد. در این مرحله ارزیابی به‌وسیله کمی‌سازی تأثیرات کلی خطاها، با توجه به معیارها و واحدها در ۲۵ مقیاس قطعه‌بندی صورت پذیرفت تا مقیاس مناسب برای قطعه‌بندی ابر به‌دست آید. نتایج نشان داد که نخست، دقت قطعه‌بندی ابر با افزایش مقیاس قطعه‌بندی کاهش می‌یابد؛ و دوم، تأثیرات منفی خطاهای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب در قطعه‌بندی ابر در مقیاس‌های بزرگ، به صورت کاملاً محسوس بزرگ می‌شوند. همچنین دقت‌های قطعه‌بندی بالا لزوماً منجر به دقت‌های بالای طبقه‌بندی شیء‌گرا در طبقه‌بندی ابر نمی‌شوند، اما دقت‌های پایین قطعه‌بندی منجر به دقت‌های پایین طبقه‌بندی می‌شوند. با توجه به این مورد، بهترین مقیاس برای قطعه‌بندی ابر، مقیاس ۵۰ تعیین گردید که منجر به دقت کلی ۹۰/۵ درصد در طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر شد.

کلیدواژه‌ها: مقیاس قطعه‌بندی، طبقه‌بندی شیء‌گرا، روش دوباندی، نوع ابر.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، ولنجک، دانشگاه شهید بهشتی، گروه سنجش از دور و GIS، تلفن: ۲۹۹۰۳۰۷۹.

۱- مقدمه

می‌دانند. به دلیل حجم بالای کار در این روش، و از آنجا که روش فازی در بردارنده عملیات پیچیده و وقت‌گیری است و به میزان‌سازی بالایی هم نیاز دارد، برای طبقه‌بندی ابر به منظور پیش‌بینی سریع میزان (نرخ) بارش مناسب نیست (Key et al. 1989; Tovinkere and Baum, 1994; Lewis et al. 1995; Kwiatkowska and Torsun, 1995; Baum, 1997; Metternicht, 1998; Bin et al. 1999; Ghosh et al. 2006). به عنوان مثال، Ghosh و همکاران در سال ۲۰۰۶ این روش را برای برآورد پوشش ابری با استفاده از تصاویر باند مرئی METEOSAT5 بر روی شبه‌قاره و اقیانوس هند به کار گرفته‌اند. در این روش تمامی پیکسل‌های تصویر در سه کلاس - ابری، نیمه‌ابری و بدون ابر- طبقه‌بندی گردیده و بدین منظور به خصوصیات زمانی و مکانی داده‌ها پرداخته شده است. این روش بر روی تصاویر دیگری نیز اعمال شده و نتایج مطلوبی را ارائه کرده است. اما همان‌طور که اشاره شد، در این روش تنها منطقه ابری مشخص شده، و طبقه‌بندی انواع ابر که برای تخمین بارش ضروری است، صورت نگرفته است.

از روش‌های به کار گرفته شده برای طبقه‌بندی ابر در سال‌های اخیر، استفاده از انواع روش‌های آشکارسازی، از جمله تصاویر رنگی کاذب با ترکیب باندهای مختلف است که ساده‌ترین حالت آن، استفاده از باندهای ۱ و ۲ و ۴ سنجنده AVHRR برای تشخیص بصری ابرها براساس ارتفاع و شکل‌شان است (Lee et al. 1999; Chakrapani et al. 2001; Kawano and Kudoh, 2001; Shiffman and Nemani, 2005). روش دیگر برای تشخیص و طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف ابر، طبقه‌بندی شیء‌گرا در نرم‌افزار eCognition است. در این روش کلاس‌ها با استفاده از

روش‌های مطرح در تخمین بارش از طریق تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های سنجش از دور، روش‌هایی هستند که برای طبقه‌بندی^۱ ابر از دو طیف الکترومغناطیسی (مرئی و مادون قرمز) بهره می‌گیرند. این روش‌ها که در طول زمان گسترش یافته‌اند، عمدتاً عبارت‌اند از شاخص ابر، آستانه‌گذاری، پیشینه دوام ابرها، انعکاس بخش مرئی ابر، صدور تابش موج بلند (مادون قرمز)^۲، روش‌های دوباندی^۳ و روش‌های مدل‌سازی ابرها (Barrett and Martin, 1981). در این روش‌ها طبقه‌بندی انواع ابر از اصول اولیه تخمین بارش به شمار می‌آید؛ لذا با توجه به اهمیت این موضوع روش‌های متفاوتی نیز برای این امر مطرح شده است.

یکی از روش‌های مورد استفاده برای تفکیک انواع مختلف ابر با استفاده از تصاویر NOAA/AVHRR روش آستانه‌گذاری است که براساس درجات رقومی^۴ در باندهای ۱ و ۲، و درجات آستانه دمای روشنایی^۵ ابر در نظر گرفته می‌شود و انواع مختلف ابر شناسایی می‌گردد. کارهای زیادی نیز در مورد طبقه‌بندی ابر با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی صورت پذیرفته که از آن جمله‌اند: Garand, 1986; Inoue 1987; Lee et al. 1990; Gautier et al. 1991; Ebert 1992; Yool and Brandley 1992; Lamei et al. 1993; Smotroff 1993. به عنوان مثال، Gautier و همکاران در سال ۱۹۹۱ پژوهشی را به منظور ایجاد سیستم گزارش‌دهی و طبقه‌بندی نوع ابر در تصاویر ماهواره‌ای انجام دادند. اینان معتقدند که با کمک تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک یک کیلومتر و بیشتر، طبقه‌بندی ابر امکان‌پذیر است و از طرفی هم بدین‌منظور همواره باید فاکتورهایی را در نظر گرفت و آنها اساس کار خود را بر معرفی و استخراج این پارامترها از داده‌های ماهواره‌ای گذاشتند. روش‌های فازی و شبکه عصبی نیز از دیگر روش‌های طبقه‌بندی ابر است که تمامی تحقیقات انجام شده در این زمینه حکایت از دقت بالای طبقه‌بندی دارند؛ اما محققان دقت در انتخاب فاکتورهای ورودی را عاملی بسیار مؤثر در دستیابی به نتیجه مطلوب

1. Segmentation
2. OLR (Outgoing Long wave Radiation)
3. Bi-spectral
4. DN (Digital Number)
5. Brightness temperature

مناسب و پایدار ارزیابی شده است؛ اما به دلیل اینکه تنها به دمای روشنایی ابر و آلودگی آن تأکید دارد، برای ارزیابی بهتر و انتخاب آستانه مناسب برای طبقه‌بندی ابر، نیازمند مطالعات و مشاهدات بیشتر تصاویر ماهواره‌ای و در نظر گرفتن فاکتورهای بیشتری است. این نیاز در استفاده از روش طبقه‌بندی شیء‌گرا، با به‌کارگیری باندهای اصلی و اطلاعات جانبی استخراج شده از این باندها تا حد زیادی برطرف می‌گردد، چرا که معیارهایی مانند خصوصیات بافت و شکل می‌توانند به عنوان اطلاعات مکمل، به اطلاعات طیفی برای افزایش دقت طبقه‌بندی کمک کنند (Guo et al. 2007).

Addink و همکاران، و Kim و همکاران، طی تحقیقی که به ترتیب در سال‌های ۲۰۰۷ و ۲۰۰۹ انجام دادند، به این نتیجه رسیدند که دقت روش طبقه‌بندی شیء‌گرا، به‌رغم مزایایی که دارد، به دقت قطعه‌بندی بسیار وابسته است و این دقت با تغییر مقیاس، تغییر می‌کند.

Esch و همکاران در سال ۲۰۰۸ روش محاسباتی را پیشنهاد کردند تا با کاهش خطاهای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب^۳ و بیشتر از حد مناسب^۴ دقت قطعه‌بندی تصویر را در طبقه‌بندی شیء‌گرا افزایش دهند. آنها چندین مقیاس را برای روش خود برگزیدند و چند داده مختلف سنجش از دور را به کار بردند و نتایج را با هم مقایسه کردند. ارزیابی کمی دقت قطعه‌بندی براساس عوارض موجود از یک عکس هوایی و یک تصویر رادار، نشان داد که روش پیشنهادی ۲۰ تا ۴۰ درصد دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد. اما در این تحقیق، تعیین نشدن مقیاس مناسب از جمله خلأهای تحقیقاتی است. Liu and Xia طی تحقیقی در سال ۲۰۱۰ امتیازات و معایب طبقه‌بندی شیء‌گرا را در مقایسه با طبقه‌بندی

باندهای موجود در تصویر طبقه‌بندی می‌شوند، با این تفاوت که خصوصیتی مانند بافت و ناهمگنی نیز به عنوان پارامترهای اضافی در طبقه‌بندی مدنظر قرار می‌گیرند. در حالت پیشرفته‌تر این نوع طبقه‌بندی، علاوه بر باندهای اصلی، اطلاعات برگرفته از تصاویر این باندها نیز به عنوان اطلاعات اضافی سنجنده استخراج می‌شوند و مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این روش با اعمال نوع بافت و شکل و مساحت انواع ابر، دقت طبقه‌بندی بسیار بهبود می‌یابد (Billa et al. 2006; Kunan-Man et al. 2005; Haji Mirrahimi and Baie, 2007). در واقع در طبقه‌بندی شیء‌گرا، تحلیل بر روی ارزش‌های تک‌پیکسل نیست بلکه بر گروهی از پیکسل‌ها که همگن باشند متمرکز می‌شود (Lewinski, 2006). هدف از به‌کارگیری این روش استخراج پدیده‌های همگن به لحاظ خصوصیات طیفی و کاهش ناهمگنی پدیده‌های موضوعی موردنظر با سطوح مختلفی از قطعه‌بندی، برای انجام طبقه‌بندی نهایی است (Pashazadeh, 2009). در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا که روشی جامع‌تر در تعریف پدیده‌هاست، از هر دو دسته اطلاعات مکانی پیکسل پایه^۱ و ناحیه پایه^۲ در کنار داده‌های طیفی در فرایند طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در این روش اطلاعات بسیار زیادی را می‌توان براساس اشیای تصویری استخراج کرد. غیر از تن، از شکل، بافت، زمینه و اطلاعاتی از سایر لایه‌های اشیا نیز استفاده می‌شود (eCognition, 2004). دیگر اینکه روش طبقه‌بندی شیء‌گرا به دلیل استفاده از توابع عضویت در ارزیابی پدیده‌ها در کلاس‌ها، جزو روش‌های طبقه‌بندی نرم به شمار می‌رود (Pashazadeh, 2009). به‌طور کلی در تعدادی از روش‌های اشاره شده، برخی از انواع محاسبات بافت برای تعیین انواع ابر استفاده شده است (Uddstrom and Gray, 1995) و برخی نیز تعداد کل ابرها و اتصالات ابرها را به کار برده‌اند (مانند مطالعاتی که در خصوص روش آستانه‌گذاری انجام شده است). در این مطالعات نتایج طبقه‌بندی به صورت بصری در دوره‌های مختلف،

1. Pixel-Based
2. Region-Based
3. Under-segmentation
4. Over-segmentation

وسیله خطاهای قطعه‌بندی بیشتر و کمتر از حد مناسب در یک قطعه قرار گرفته‌اند، خصوصیات واقعی شیء‌ها را (مانند نرمی و بافت آنها) نشان نمی‌دهند (Liu and Xia, 2010). بنابراین خطاهای یادشده که می‌توانند دقت طبقه‌بندی را کاهش دهند، در مقیاس‌های مختلف متفاوت‌اند. به این خاطر تعیین مقیاس مناسب برای قطعه‌بندی منجر به طبقه‌بندی با دقت بالا می‌گردد. در این تحقیق نیز هدف تعیین مقیاس بهینه برای قطعه‌بندی ابر در تصاویر ماهواره‌ای NOAA سنجنده AVHRR است. به عنوان توضیح مختصری برای سنجنده AVHRR ماهواره NOAA، به این مطلب بسنده می‌شود که این ماهواره دارای ۴ نوع سنجنده، و یکی از آنها رادیومتر AVHRR است که ۵ باند دارد (باند ۱ از ۰/۵۵ تا ۰/۹ میکرومتر، باند ۲ از ۰/۷۲۵ تا ۱/۱ میکرومتر، باند ۳ از ۳/۵۵ تا ۳/۹۳ میکرومتر، باند ۴ از ۱۰/۵ تا ۱۱/۵ میکرومتر و باند ۵ از ۱۲/۵ تا ۱۳/۵ میکرومتر). ماهواره‌های NOAA به علت داشتن سلول تفکیک کوچک‌تر، اطلاعات دقیقی را از تمام عناصر اقلیمی، به ویژه از سیستم‌های سینوپتیک زودگذر و کوچک، ارائه می‌کنند و ساختار ابرها را با دقت نشان می‌دهند. در عین حال نیمرخ‌های مختلفی از ویژگی‌های اتمسفر تهیه می‌کنند. تفاوت نیمرخ دمای اتمسفر که رادیومتر AVHRR مشخص می‌سازد و دمای تعیین شده با رادیو سند، دست بالا ۱/۵ درجه است (Kaviani and Alijani, 2003).

۲- داده‌ها و روش تحقیق

۲-۱- داده‌ها

تصاویر مورد استفاده در این تحقیق، تصاویر NOAA/AVHRR (قدرت تفکیک مکانی: ۱/۱ کیلومتر در نقطه نادیر، زاویه تصویربرداری نسبت به نادیر: ۵۵/۴ درجه) از منطقه شمال شرق ایران است که

پیکسل بررسی کردند. اینان در این تحقیق، تصاویر Quickbird با قدرت تفکیکی مکانی ۰/۶ متر را به کار بردند و با مقیاسه ۲۶ مقیاس قطعه‌بندی، مقیاس ۱۲ را به عنوان مقیاس بهینه قطعه‌بندی معرفی کردند. استفاده از یک نوع تصویر و مقیاسه نکردن نتیجه تحقیق با تصاویر دیگر در واقع نقطه‌ضعفی برای آن است، زیرا اگر چه روش طبقه‌بندی شیء‌گرایی تصویر در مقیاسه با روش طبقه‌بندی پیکسل‌پایه صحت بالاتری را نشان می‌دهد، اما صحت به دست آمده برای هر روش به کاربری اراضی بستگی دارد (Pashazadeh, 2009).

Martha and Kerle در سال ۲۰۱۰ روش‌های بهبود قطعه‌بندی در طبقه‌بندی شیء‌گرایی ابر را با استفاده از تصاویر LISS-IV به منظور تشخیص زمین‌لغزش بررسی کردند. اینان نشان دادند که چگونه اطلاعات طیفی، بافت و مورفومتری برای تشخیص انواع مختلف زمین‌لغزش استفاده می‌شود. اینان به منظور انتخاب پارامتر مقیاس بهینه، با استفاده از شاخص Moran's I و آنالیز واریانس درون شیئی، آنالیز همبستگی مکانی خودکار^۱ قطعات را انجام دادند و انتخاب پارامتر در قطعه‌بندی با قدرت تفکیک چندگانه^۲ را بهبود بخشیدند. آنان در نتیجه تحقیق خود پارامتر مقیاس ۲۳ را به عنوان مقیاس بهینه معرفی کردند.

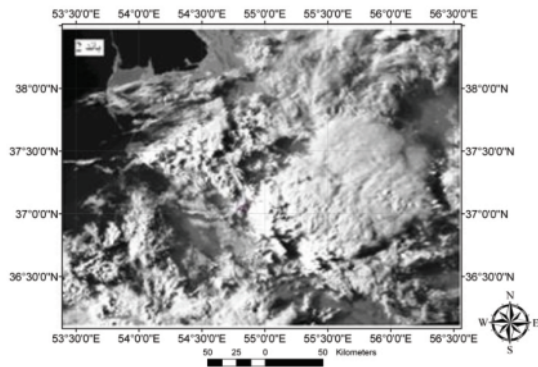
به طور کلی طبقه‌بندی شیء‌گرا از دو دیدگاه دارای محدودیت‌هایی است. دو نوع خطا اغلب در قطعه‌بندی تصاویر وجود دارد، شامل خطاهای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب و بیشتر از حد مناسب. این خطاهای قطعه‌بندی می‌توانند در فرایند طبقه‌بندی که در مرحله بعد از آن انجام می‌شود، از دو طریق تأثیرگذار باشند: ۱- نتایج خطاهای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب، در شیء تصویر می‌توانند بیش از دو کلاس را در بر بگیرند، و بدین ترتیب خطای طبقه‌بندی بروز می‌کند، چرا که همه پیکسل‌ها در هر شیء ترکیب شده تصویر می‌بایست در یک کلاس قرار بگیرند؛ و ۲- معیارهای استخراج شده از شیء‌های تصویر که به نادرست به

1. Spatial Autocorrelation
2. Multiresolution

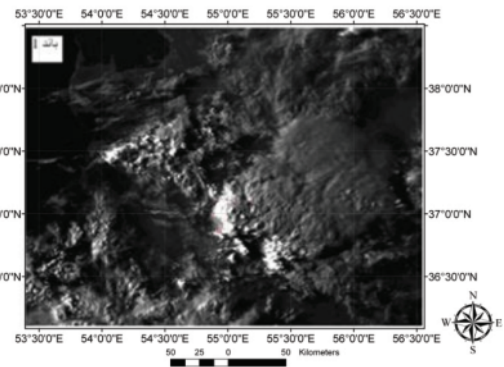
تعیین مقیاس بهینه قطعه‌بندی در طبقه‌بندی شیء‌گرایی ابر، با استفاده از تصاویر NOAA/AVHRR

بر ۵ باند اصلی تصویر، اطلاعات اضافی شامل دمایی روشنایی ابر در باندهای ۳ و ۴ و ارتفاع ابر نیز تولید گردید و در تحقیق استفاده شد (شکل ۱).

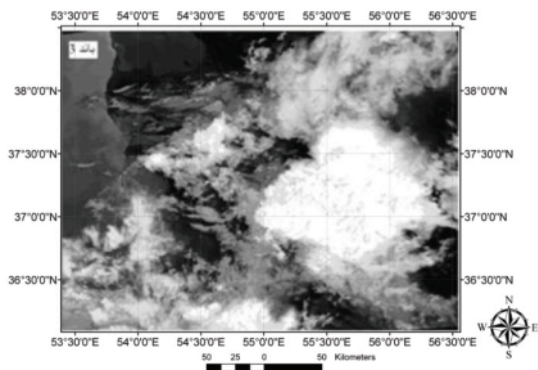
در تاریخ‌های نهم و دهم اوت ۲۰۰۵ تصویربرداری شده است. علت انتخاب این دو تاریخ، وقوع سیلابی است که در تاریخ دهم ماه اوت ۲۰۰۵ در استان گلستان اتفاق افتاد و در هر دو تاریخ، آسمان منطقه ابری بود، علاوه



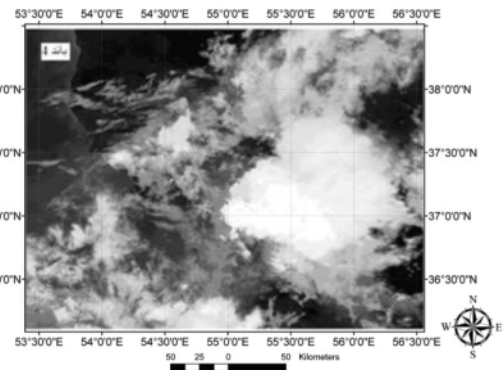
الف



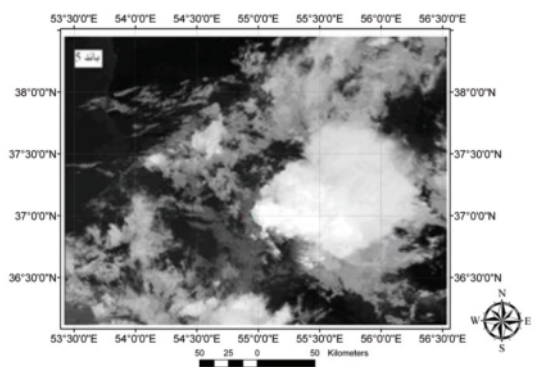
ب



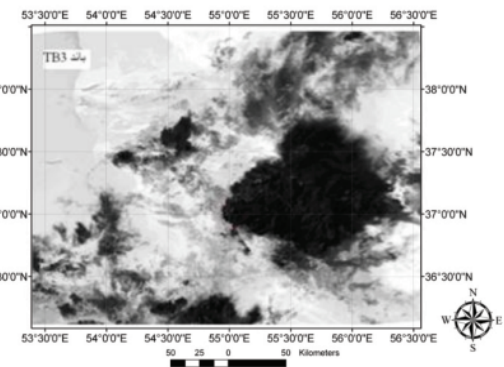
ج



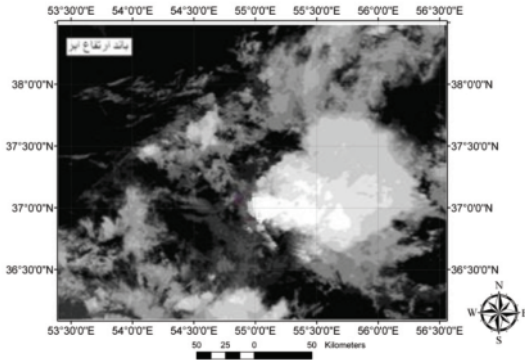
د



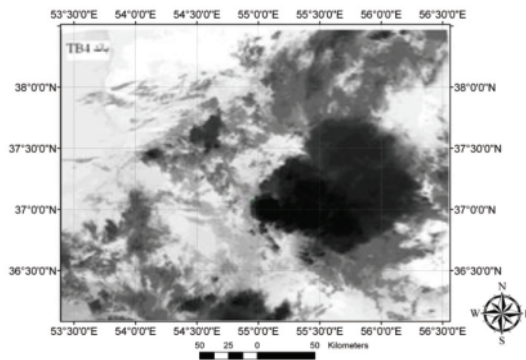
هـ



و



ز



ح

شکل ۱. پنج باند اصلی سنجنده AVHRR و سه تصویر مشتق شده از روی تصویر نهم اوت ۲۰۰۵؛ تصاویر سنجنده AVHRR: الف) باند ۱؛ ب) باند ۲؛ ج) باند ۳؛ د) باند ۴؛ هـ) باند ۵؛ و) دمای روشنایی باند ۳؛ ز) دمای روشنایی باند ۴؛ و ح) ارتفاع ابر

زمینه نتایج صورت پذیرد، برای ارزیابی صحت نتایج از دو تصویر استفاده شد. برای انجام مراحل کار تحقیق ابتدا تصاویر به اندازه ۴۰۰ در ۴۰۰ پیکسل برش داده شدند و عمل کالیبراسیون روی باندها انجام گرفت. برای انجام تصحیحات هندسی و رادیومتریک از الگوریتم پیشنهادی در نرم‌افزار PCI Geomatica که مخصوص سنجنده AVHRR است استفاده شد. برای تصحیحات هندسی از بین روش‌های پیشنهادی نمونه‌برداری مجدد^۱ (نزدیک‌ترین همسایه^۲، درونیابی دوخطی^۳، برآورد مکعبی^۴ و $(\sin(x))x$)، روش نزدیک‌ترین همسایه به دلیل سادگی محاسبات و تغییر ندادن ارزش سطوح خاکستری^۵ پیکسل‌ها - که در امر طبقه‌بندی بسیار مهم است- انتخاب شد. برای تصحیحات رادیومتریک نیز تصحیح زاویه زینت خورشید^۶ و کالیبراسیون باندهای مرئی و حرارتی با استفاده از توابع نرم‌افزار PCI Geomatica انجام گرفت. پس از انجام کالیبراسیون و تصحیحات هندسی و

۲-۲- روش تحقیق

در ابتدای این بخش، توضیح روند کاری تحقیق در قالب یک فلوچارت مطابق شکل ۲ آورده شده است.



شکل ۲. فلوچارت روند کاری تحقیق

1. Resampling
2. Nearest Neighbour
3. Bilinear Interpolation
4. Cubic Convolution
5. Gray Level
6. Solar zenith angle correction

۲-۲-۱- استخراج اطلاعات جانبی

از آنجا که به نظر می‌رسد هیچ‌گونه کار مشابهی در داخل و خارج ایران انجام نشده است تا مقایسه‌ای در

T = دمای روشنایی کانال سه و یا کانال چهار.

$$Km = (GT - Calib(4))/6 \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن،

GT(Ground Temperature) = دمای سطح زمین

در روز تصویربرداری؛

Calib(4) = باند ۴ تصویر AVHRR، که عمل

کالیبراسیون بر روی آن انجام شده است؛ و

Km = ارتفاع ابر از سطح زمین برحسب کیلومتر.

۲-۲-۲- قطعه‌بندی

قطعه‌بندی در سنجش از دور به معنی تقسیم تصویر به چند منطقه یا ناحیه مجزا است که در طبقه‌بندی شیء‌گرا اساس و پایه طبقه‌بندی به شمار می‌آید. روش اساسی و مناسب در نرم‌افزار eCognition برای مناطق وسیع و بدون دانش پایه و قطعه‌بندی بدون نظارت با هر تفکیک‌پذیری انتخابی، روش Multiresolution Segmentation است (Baatz M. et al., 2005). لذا در این قسمت از گزینه قطعه‌بندی با قدرت تفکیک چندگانه و تمامی پنج باند اصلی و سه تصویر اطلاعات جانبی (دمای روشنایی باند ۳ و ۴ و ارتفاع ابر) برای عملیات قطعه‌بندی استفاده شد. در این روش عملیات قطعه‌بندی الگوریتمی پایین به بالاست که از پیکسل‌های منفرد شروع می‌شود و تا ایجاد شیء ادامه می‌یابد؛ ضمن اینکه محاسبه حداقل‌سازی ناهمگنی^۱ تا زمانی که ناهمگنی از آستانه تعریف شده به‌وسیله کاربر بیشتر شود ادامه پیدا می‌کند (Benz et al., 2004) که به آن پارامتر مقیاس می‌گویند و با λ نشان می‌دهند. پارامتر مقیاس اندازه متوسط شیء‌های تصویر را نشان می‌دهد. در این تحقیق از مقیاس صفر که نشان‌دهنده هر پیکسل به عنوان یک شیء است، عملیات قطعه‌بندی آغاز گردید و به سبب اینکه حداقل اختلاف

رادیومتریک تصاویر، اطلاعات مربوط به دمای روشنایی باند ۳ و باند ۴ و ارتفاع ابر استخراج شدند. برای استخراج اطلاعات دمای روشنایی باند ۳ و باند ۴ و ارتفاع ابر، روابط (۱)، (۲) و (۳) به کار رفت. در تصاویر AVHRR اطلاعات کالیبراسیون و پارامترهای تصویر در یک نسخه متنی ذخیره می‌گردد. این اطلاعات شامل مقادیر Slope و Intercept است که برای هر ۵ کانال AVHRR به صورت میانگین از کل تصویر محاسبه می‌شود. این مقادیر به منظور تبدیل داده‌های خام به رادیانس در رابطه (۱) به کار می‌روند و در نهایت با استفاده از رابطه (۲) رادیانس محاسبه شده به دمای روشنایی در کانال‌های حرارتی AVHRR تبدیل می‌گردد. روابط (۱) و (۲) در بخش Help نرم‌افزار Geomatica توضیح داده شده است. (Katherine B., 1998). رابطه (۳) نیز با فرض اینکه به ازای هر صد متر دور شدن از سطح زمین، دمای هوا 0.6°C درجه سیلیسیوس کمتر می‌شود (Kaviani and Alijani, 2003)، محاسبه شد.

$$E = S(c) * PI + I(c) \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$T = C2 * v / \ln(1 + C1 * v^3 / E) \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن،

PI = ارزش پیکسل باند ورودی؛

S(c) = ضریب Slope برای کانال C (کانال سه و یا

کانال چهار) که در header file تصویر موجود است؛

I(c) = ضریب Intercept برای کانال C (کانال سه و

یا کانال چهار) که در header file تصویر موجود است؛

E = رادیانس پیکسل باند ورودی با واحد

MilliWatts/(m² sterad cm⁻¹)؛

V = عدد موج مرکزی (central wave number)

برحسب cm⁻¹ که در header file تصویر موجود

است؛

C1, C2 = اعداد ثابت به ترتیب برحسب (m²

miliWatts/sterad cm⁻¹ و cmK، که در header file

تصویر موجود هستند؛ و

1. Heterogeneity

تصویر است که هر چه میزان آن بالاتر باشد، لبه‌های اشیا نرم‌تر خواهند بود؛ و فشردگی معرف ریزبافت بودن شیء تصویر است و افزایش فشردگی نشان از شکل فشرده‌تر بافت شیء تصویر دارد (eCognition, 2004). شکل ۳ تصویر قطعه‌بندی شده در مقیاس ۵۰ را نشان می‌دهد.

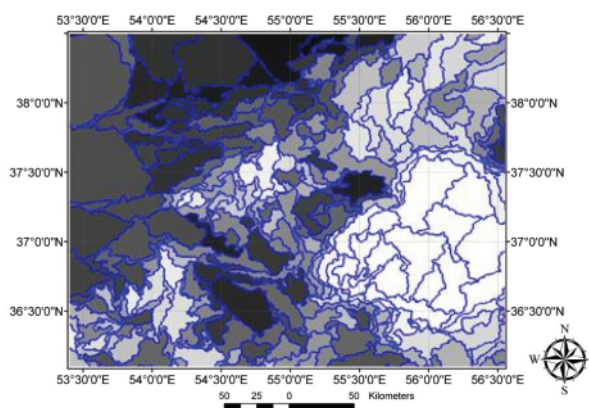
۲-۲-۳- انتخاب نواحی آموزشی

از آنجا که برای تعیین مقدار دقت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا نیاز به معرفی نواحی آموزشی است، این نواحی آموزشی با استفاده از روش دوباندی (باند مرئی و مادون قرمز) و تشخیص بصری انتخاب و به عنوان نقشه مرجع به نرم‌افزار پیشنهاد شدند. این روش بر مبنای دو قانون که در ادامه ذکر می‌گردد، عمل می‌کند (Barrett and Martin, 1981):

- در تصاویر مرئی میزان شفاف بودن ابرها ارتباط مستقیم با ضخامت آنها دارد؛ یعنی هر چه ابرها ضخیم‌تر باشند، در تصاویر مرئی روشن‌تر دیده می‌شوند.
- در تصاویر مادون قرمز، از آنجا که ابرهای مرتفع‌تر سردتر نیز هستند، روشن‌تر دیده می‌شوند.

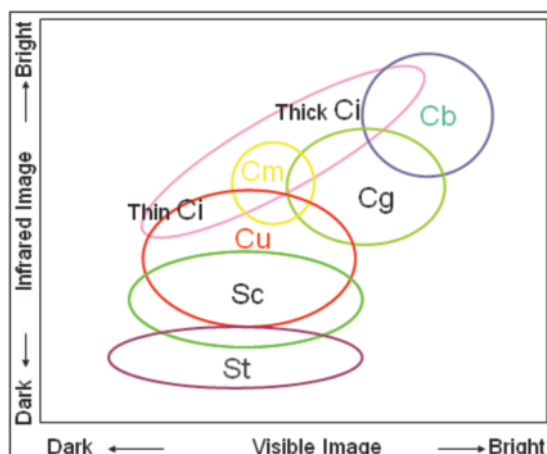
محسوس با استفاده از روش آزمایش و خطا در هر ۵ مقیاس دیده شد، مقیاس‌ها در گام‌های پنج‌تایی افزایش یافت، تا زمانی که در مقیاس ۱۲۰ عملاً طبقه‌بندی حاصل در این مقیاس قطعه‌بندی (همان‌گونه که در بخش نتایج آورده شده است)، نتیجه‌های صحیحی را به دست نمی‌داد. بدین ترتیب در مجموع ۲۵ مقیاس از ۰ تا ۱۲۰ با فاصله‌های یکسان (مانند ۰، ۵، ۱۰، ...، ۱۱۵، ۱۲۰) استفاده شد تا تأثیر کلی نتایج قطعه‌بندی روی طبقه‌بندی شیء‌گرا در مقیاس‌های مختلف تعیین گردد. الگوریتم تعیین دقت قطعه‌بندی استفاده شده در این تحقیق براساس روش پیشنهادی Liu and Xia, 2010 است.

در این مرحله قطعه‌بندی تصاویر با توجه به خصوصیات انعکاسی و بافت و شکل صورت گرفت و برای انجام آن به هر پارامتر مقیاس، وزنی با روش آزمایش و خطا و با نظر کارشناسی داده شدند؛ به این صورت که چون ۵ کانال اصلی AVHRR و دمای روشنایی باندهای ۴ و ۵ و باند ارتفاع ابر لایه‌های اصلی در قطعه‌بندی‌اند، به این لایه‌ها وزن ۱ داده شد و به نرمی^۱ و فشردگی^۲ که پارامترهای درون لایه‌ای و معرف پارامتر شکل هستند (Benz et al., 2004) وزن ۰/۵ داده شد. نرمی نشان‌دهنده نرم بودن لبه‌های شیء



شکل ۳. تصویر قطعه‌بندی شده به وسیله نرم‌افزار eCognition در مقیاس ۵۰

1. Smoothness
2. Compactness



شکل ۴. میزان روشنایی هر نوع ابر در باندهای مرئی و مادون قرمز

منبع: Ito, 2000

و N ، که N تعداد کل شیء‌هاست). در یک تصویر قطعه‌بندی شده، تعداد پیکسل‌ها در شیء تصویر U_m که به هر یک از کلاس‌های C تعلق می‌گیرند، با علامت $m_{i,1}, m_{i,2}, m_{i,3}, \dots, m_{i,C}$ نشان داده می‌شوند، و محاسبه آنها از طریق انطباق تصویر قطعه‌بندی شده با تصویر طبقه‌بندی مرجع است. بالاترین دقت طبقه‌بندی زمانی به دست می‌آید که هر شیء تصویر در کلاسی قرار گیرد که بالاترین نسبت را داشته باشد؛ یعنی در واقع کلاسی است که بیشترین $m_{i,1}, m_{i,2}, \dots, m_{i,C}$ را داشته باشد. بنابراین دقت قطعه‌بندی (یعنی بالاترین حد دقت طبقه‌بندی)، که با $A(U_\lambda)$ نشان داده می‌شود، از طریق رابطه (۴) (Liu and Xia, 2010) محاسبه می‌گردد:

$$A(U_\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^N \max(m_{i,j})}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad \text{رابطه (۴)}$$

که در آن U به واحد قطعه‌بندی و λ به پارامتر مقیاس در واحد قطعه‌بندی اشاره دارد. $m_{i,j}$ تعداد پیکسل‌های داخل کلاس j در i آمین شیء تصویر و n_i تعداد پیکسل‌های داخلی شیء i ام تصویر را نشان می‌دهد، و $j = 1, 2, \dots, c$.

با توجه به شکل ۴ استفاده از دو باند مرئی و مادون قرمز در تشخیص نوع ابر بهتر مشخص می‌شود.

در شکل ۴، هر یک از کوتاه‌نوشت‌ها معرف یک نوع ابر است (St: Stratus, Sc: Strato Cumulus, Cu: Cumulus, Cg: Cumulus Congestus, Cb: Cumulonimbus, Ci: Cirrus). در مطالعات سنجش از دور نمی‌توان گفت که یک ابر خاص در باند مرئی یا باند مادون قرمز دقیقاً در چه بازه مقدار شماره رقومی (DN) قرار دارد. به عنوان مثال، ابر کومولونیمبوس در هر منطقه و در هر زمان می‌تواند مقدار DN متفاوتی داشته باشد. اما مطالعات، طبق شکل ۴، نشان داده‌اند که این ابر در هر دو باند مرئی و مادون قرمز، روشن‌تر از دیگر انواع ابرهاست؛ یا ابر از نوع استراتوس در باند مادون قرمز از دیگر انواع ابرها تیره‌تر است. به همین ترتیب در این تحقیق ابرهای دیگر به صورت مقایسه‌ای و با توجه به دانش قبلی از شکل و بافت و ضخامت هر ابر مشخص گشتند و به عنوان نواحی آموزشی به نرم‌افزار eCognition معرفی شدند.

۲-۲-۴- دقت قطعه‌بندی

چنانچه فرض شود که نقشه طبقه‌بندی ابرها - که به عنوان مرجع در نواحی آموزشی معرفی گردید- شامل C کلاس ابر باشد، برای هر شیء تصویر i ($i=1$ و 2 و ...

۲-۲-۵- دقت طبقه‌بندی

در این مطالعه پس از قطعه‌بندی، کلاس‌های ابری مورد نظر ایجاد شدند و طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه برای کلاس‌ها تعریف گردید و سپس کلاس نوع ابر با ترکیب یک یا چند معیار به‌وسیله ارت‌بری نشان داده شد. روش نزدیک‌ترین همسایه، همبستگی بین پدیده‌ها را به صورت مطلوب محاسبه می‌کند و برای جلوگیری از افزایش هم‌پوشانی در فضای پدیده‌ها، با تعریف فضای مناسب باعث کنترل آسان و سریع آنها می‌شود. در این مطالعه بهترین مقیاس قطعه‌بندی برای تصاویر ابر از طریق کمیت‌دهی به تأثیرات کلی^۱ در طبقه‌بندی شیء‌گرای این تصاویر از دو منظر ارزیابی می‌گردد: واحدهای طبقه‌بندی (U) و معیارهای طبقه‌بندی (F). در دقت طبقه‌بندی که با $A(U\lambda, F\lambda)$ نشان داده می‌شود، دقت قطعه‌بندی برحسب واحد قطعه‌بندی $(U\lambda)$ و معیارهای آن به‌عنوان معیارهای مشخص‌کننده خصوصیت بافت^۲ و ترکیبات^۳ شیء‌ها و مقادیر طیفی $(F\lambda)$ ملاک عمل‌اند. انتخاب معیار می‌تواند تأثیر نامطلوبی بر ارزیابی معیار شیء با

$A(U\lambda, F\lambda)$ بگذارد، چرا که انتخاب معیار در طبقه‌بندی شیء‌گرا اغلب ذهنی است و معیارهای مختلف انتخاب شده می‌توانند به نتایج متفاوتی منتهی شوند. در نتیجه حد اعلا دقت طبقه‌بندی، همان دقت قطعه‌بندی برحسب واحد قطعه‌بندی است و دقت کلی طبقه‌بندی به دلیل امکان انتخاب نادرست معیارها، کمتر از دقت قطعه‌بندی است.

۳- نتایج

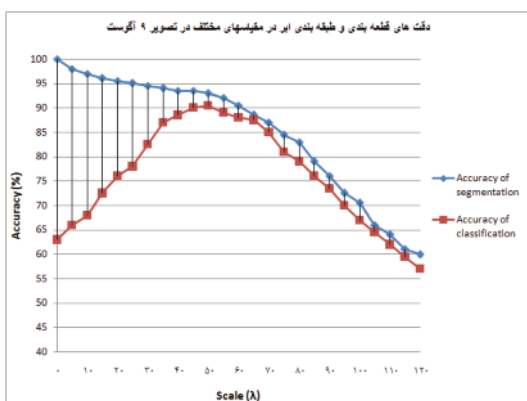
از منظر طبقه‌بندی، قطعه‌بندی بیش از حد مناسب و قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب تأثیرات متفاوتی بر دقت طبقه‌بندی شیء‌گرا می‌گذارند. برای قطعه‌بندی بیش از حد مناسب، هر شیء تصویر قطعه‌بندی شده قاعداً در یک کلاس قرار می‌گیرد، و به این خاطر ممکن است تمام پیکسل‌هایی که در شیء قطعه‌بندی شده بیش از حد مناسب قرار دارند، در کلاس صحیح قرار گرفته باشند. این بدان معناست که بالاترین دقت ممکن که در طبقه‌بندی بعدی به دست می‌آید می‌تواند ۱۰۰ درصد باشد.

User \ Reference Class	cirrus	cumulonimbus	cumulus	cumulus congestus	nimbo stratus	strato cumulus	stratus	no clouds(sea&terrain)	Sum
Confusion Matrix									
cirrus	2730	179	58	0	0	93	0	0	3060
cumulonimbus	197	5093	0	11	0	0	0	0	5301
cumulus	143	0	1981	0	0	23	190	0	2337
cumulus congestus	0	0	0	1510	0	0	0	0	1510
nimbo stratus	0	0	0	0	630	0	83	0	713
strato cumulus	0	0	130	0	0	2926	175	0	3231
stratus	0	0	176	0	94	169	2801	384	3624
no clouds(sea&terrain)	0	0	0	0	0	0	348	5617	5965
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	3070	5272	2345	1521	724	3211	3597	6001	
Accuracy									
Producer	0.889	0.966	0.845	0.993	0.87	0.911	0.779	0.936	
User	0.892	0.961	0.848	1	0.883	0.906	0.773	0.942	
Totals									
Overall Accuracy	0.905								
KIA	0.887								

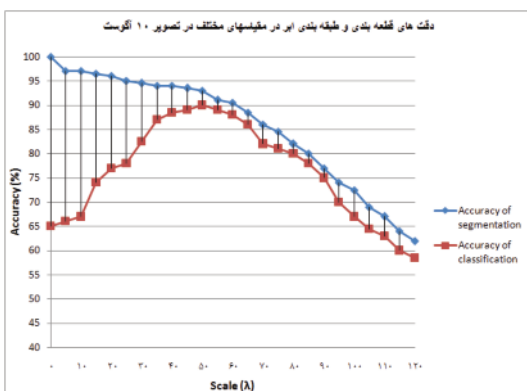
شکل ۵. ماتریس خطا و پارامترهای مربوط به دقت طبقه‌بندی بر اثر قطعه‌بندی در مقیاس ۵۰

1. Overall effect
2. Textual
3. Contextual

افزایش می‌یابد و حداکثر آن (۹۰/۵ درصد) در تصویر روز نهم اوت (شکل ۵) و (۹۰ درصد) در تصویر دهم اوت، و هر دو در مقیاس ۵۰ حاصل می‌شود، اما سپس با افزایش مقیاس کاهش می‌یابد. در همه مقیاس‌ها دقت طبقه‌بندی شیء‌گرا کمتر از دقت قطعه‌بندی بود؛ و این با توجه به آنچه که در تئوری تحقیق مطرح شد، مورد انتظار است. به عنوان مثال، در مقیاس ۵۰ دقت قطعه‌بندی در تصویر روزهای نهم و دهم اوت برابر با ۹۳ درصد محاسبه شد. فاصله تغییر کردن دقت بین قطعه‌بندی و طبقه‌بندی نشان می‌دهد که دقت‌های قطعه‌بندی بالا لزوماً منجر به دقت‌های بالای طبقه‌بندی شیء‌گرا در طبقه‌بندی ابر نمی‌شوند، اما دقت‌های پایین قطعه‌بندی موجب دقت‌های پایین طبقه‌بندی در طبقه‌بندی انواع ابر می‌گردند.



شکل ۶. دقت‌های قطعه‌بندی و طبقه‌بندی در مقیاس‌های مختلف قطعه‌بندی در تصویر روز نهم اوت ۲۰۰۵



شکل ۷. دقت‌های قطعه‌بندی و طبقه‌بندی در مقیاس‌های مختلف قطعه‌بندی در تصویر روز دهم اوت ۲۰۰۵

برای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب ممکن نیست که شیء‌های تصویر در کلاس صحیح طبقه‌بندی شده باشند، چرا که هر کدام از شیء‌ها با چند کلاس همپوشانی دارد، اما شیء تصویر تنها در یک کلاس مجزا قرار گرفته است. به عنوان نتیجه، بالاترین دقت ممکن طبقه‌بندی که می‌تواند برای هر شیء در هنگامی که کمتر از حد مناسب قطعه‌بندی شده است به دست آید، همیشه کمتر از ۱۰۰ درصد است و نسبت به کلاس‌های غالب در شیء تصویر مشخص می‌شود. در این حالت، قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب برای طبقه‌بندی‌ای که در مرحله بعد انجام می‌شود خطاهایی را ایجاد می‌کند که در قطعه‌بندی بیش از حد مناسب وجود ندارد (Liu and Xia, 2010).

نتایج دقت قطعه‌بندی و دقت طبقه‌بندی به دست آمده برای هر دو تصویر در روزهای نهم و دهم ماه اوت ۲۰۰۵ مشابه بود. دقت‌های قطعه‌بندی تصاویر ابر NOAA/AVHRR برای A(Uy) مقیاس‌های قطعه‌بندی برحسب λ در شکل ۶ و ۷ آورده شده است. در مقام مقایسه، دقت کلی طبقه‌بندی‌های شیء‌گرای ابر نیز برحسب λ رسم شده است. همان‌طور که در شکل ۶ و ۷ نشان داده شده است، دقت قطعه‌بندی به طور یکنواخت با افزایش مقیاس از صفر تا ۱۲۰ به ترتیب از ۱۰۰ درصد تا ۵۷ درصد در تصویر روز نهم اوت، و از ۱۰۰ درصد تا ۶۲ درصد در تصویر روز دهم ماه اوت کاهش پیدا کرده است. مقیاس صفر به خود تصویر اصلی اشاره دارد (یعنی هر پیکسل یک شیء تصویر است). بنابراین دقت قطعه‌بندی در مقیاس صفر براساس تعریف ۱۰۰ درصد است، زیرا هیچ‌گونه خطای قطعه‌بندی کمتر از حد مناسب تولید نمی‌شود. اما در مقیاس‌های بزرگ، دقت طبقه‌بندی شیء‌گرا، به خاطر تأثیر خطای کمتر از حد مناسب، بسیار کاهش می‌یابد.

دقت طبقه‌بندی شیء‌گرا ابتدا با بالارفتن مقیاس

استفاده کرد. اما همان طور که در تحقیقات قبلی و این تحقیق مشخص شد، طبقه‌بندی شیء‌گرا به‌رغم مزایایی که دارد، به مقیاس طبقه‌بندی بسیار وابسته است. به همین خاطر توجه به مقیاس طبقه‌بندی برای رسیدن به دقت مطلوب طبقه‌بندی اهمیت فراوان دارد. این گونه بود که تعیین مقیاس طبقه‌بندی ابر در زمره اهداف تحقیق مطرح گردید.

در این تحقیق، روش ارزیابی براساس تفاوت‌ها در واحدهای طبقه‌بندی (یعنی استفاده از شیء‌های تصویر بیشتر از پیکسل) و معیارهای طبقه‌بندی (یعنی به‌کارگیری معیارهای اضافی خاص شیء) در روش شیء‌گرا بود، که به دنبال کمی‌سازی تأثیرات مربوط (مثبت و منفی) در نتایج طبقه‌بندی به‌دست آمد. در تحقیق حاضر، به دلیل اینکه به نظر می‌رسد هیچ‌گونه کار مشابهی در داخل و خارج ایران انجام نشده است تا مقایسه‌ای در زمینه نتایج صورت پذیرد، لذا برای ارزیابی صحت نتایج از دو تصویر روزهای نهم و دهم اوت، گرفته شده به‌وسیله ماهواره NOAA/AVHRR استفاده شد و تصاویر با هم مقایسه گردید. نتایج به دست آمده مشابه بود و وابستگی طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر را به مقیاس طبقه‌بندی آشکار ساخت و نشان داد که دقت‌های طبقه‌بندی بالا لزوماً منجر به دقت‌های بالای طبقه‌بندی شیء‌گرا در طبقه‌بندی ابر نمی‌شوند، اما دقت‌های پایین طبقه‌بندی منجر به دقت‌های پایین طبقه‌بندی می‌شوند. به‌علاوه، مقیاس ۵۰ در طبقه‌بندی ابر، بهترین مقیاس برای طبقه‌بندی ابر از روی تصاویر ماهواره NOAA/AVHRR مشخص گردید. مقیاس کوچک، ابعاد را افزایش می‌دهد و شیء را به زیرگروه‌هایی تقسیم می‌کند، در حالی که مقیاس بزرگ‌تر چند قطعه را در هم ادغام می‌کند و اشیای تصویری بزرگ‌تری را به وجود می‌آورد (Pashazadeh, Liu and Xia, 2009). علت این اختلاف را، در مقایسه با تحقیق Liu and Xia در سال ۲۰۱۰، که در آن مقیاس بهینه طبقه‌بندی تقریباً نزدیک به ۱۲ به‌دست آمده بود، می‌توان با نوع تصویر و نوع عوارض طبقه‌بندی مرتبط

این نتایج نشان می‌دهند که در طبقه‌بندی شیء‌گرای ابر، سودمند بودن استفاده از معیارهای شیء به خطاهای طبقه‌بندی بستگی دارد:

۱- شیء‌های تصویر تولید شده در مقیاس‌های کوچک (کمتر از مقیاس ۴۰) اغلب دارای خطای طبقه‌بندی بیش از حد مناسب‌اند. بنابراین معیارهای استخراج شده از شیء‌های دارای خطای طبقه‌بندی بیش از حد مناسب در فرایند طبقه‌بندی که در مرحله بعد انجام می‌شود تأثیر منفی دارند و دقت آن را پایین می‌آورند. در نتیجه، همان‌گونه که در شکل ۶ و ۷ نیز مشخص است، در مقیاس‌های کوچک، دقت طبقه‌بندی بسیار پایین‌تر از دقت طبقه‌بندی است.

۲- در مقیاس‌های بزرگ (بزرگ‌تر از مقیاس ۶۰)، شیء‌های تصویر تحت تأثیر خطای طبقه‌بندی کمتر از حد مناسب قرار می‌گیرند و علت کم بودن دقت طبقه‌بندی در مقیاس‌های بسیار بزرگ (همان‌گونه که در شکل ۶ و ۷ نیز می‌توان دید) تأثیر خطای طبقه‌بندی کمتر از حد مناسب است. بدین ترتیب، هر چه مقیاس طبقه‌بندی بزرگ‌تر از حد مناسب باشد، از دقت طبقه‌بندی کاسته می‌شود. روند کاهش دقت طبقه‌بندی در شکل ۶ و ۷ نشان‌دهنده آن است که چنانچه مقیاس‌های بزرگ‌تر از ۱۲۰ نیز انتخاب شود و مورد بررسی قرار گیرد، دقت طبقه‌بندی همچنان کاهش می‌یابد.

۴- جمع‌بندی و پیشنهادها

روش شیء‌گرا الگوریتم‌های متفاوتی را برای طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور ارائه می‌کند و امتیازات آن در مقایسه با روش پیکسل‌پایه در مطالعات مختلف سنجش از دور مشخص شده است. اما متأسفانه در طبقه‌بندی ابر (با وجود اینکه در اکثر روش‌های تخمین بارش کاربرد دارد) بسیار به ندرت از این روش استفاده شده است. این در حالی است که بافت و شکل ابر از جمله مشخصه‌های اصلی طبقه‌بندی ابر هستند که در طبقه‌بندی شیء‌گرا به خوبی می‌توان از این قابلیت

- Analysis of Remote Sensing Data for GIS-ready Information**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 58(3-4), pp. 239-258.
- Billa, L., Mansor, Sh., Mahmud, A.R. and Ghazali, A.H., 2006, **Modelling Rainfall Intensity from NOAA AVHRR Data for Operational Flood Forecasting in Malaysia**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 27, No. 23, 5225–5234.
- Bin T., Shaikh M.A., Azimi-Sadjadi M.R., Vonder H.T.H. And Reinke D.L., 1999, **A Study of Cloud Classification with Neural Networks using Spectral and Textural Features**, IEEE transactions on neural networks, vol.10, no1, pp. 138-151 (45 ref.)
- Chakrapani V., Spanenberg, D.A., Doelling D.R., Minnis P., Trepteq Z. And Arduini R.F., 2001, **Improvements in AVHRR Daytime Cloud Detection Over the ARM NSA Site**.
- Ebert, E. E., 1992, **Pattern Recognition Analysis of Polar Clouds During Summer and Winter**, Int. J. Remote Sensing, 13, 97-109.
- eCognition Professional User Guide4, 2004, <http://www.definiens.com/>
- Esch. T., Thiel M., Bock M., Roth A., and Dech S., 2008, **Improvement of Image Segmentation Accuracy Based on Multiscale Optimization Procedure**, IEEE geoscience and remote sensing letters, Vol. 5, No. 3, JULY 2008
- دانست. اینان در تحقیق خود از تصویر Quickbrid با قدرت تفکیک مکانی ۰/۶ برای طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده کردند و بدین خاطر که اندازه عوارض بسیار کوچک‌تر از اندازه یک نوع ابر است. لذا پیشنهاد می‌گردد مطالعاتی در خصوص معرفی مقیاس قطعه‌بندی برای دستیابی به نتایج بهتر طبقه‌بندی شیء‌گرا در زمینه‌های مطالعاتی مختلف و یا در زمینه مطالعات ابر به منظور معرفی استاندارد مناسب برای تعیین مقیاس مناسب قطعه‌بندی ابر صورت گیرد.
- ۵- منابع**
- Addink, E.A. , De Jong, S.M. and Pebesma, E.J., 2007, **The Importance of Scale in Object-based Mapping of Vegetation Parameters with Hyperspectral Imagery**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 72 , pp. 905-912.
- Barrett E.C. And Martin D.W., 1981, **The Use Of Satellite Data in Rainfall Monitoring**, Academic Press, London , pp. 340.
- Baatz M., Benz U., Dehghani S., Heynen M., Holtje A, Hofmann P., Lingenfelder I., Mimler M., Sohlbach M., Weber M., Willhauck G., 2001, **Concepts and Methods**, User Guide, eCognition Object Oriented Image Analysis.
- Baum B. A., 1997, **Automated Cloud Classification of Global AVHRR Data Using a Fuzzy Logic Approach**, Journal of Applied Meteorology, VOLUME 36, 1519-1540.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. and Heynen, M., 2004, **Multi-Resolution, Object-oriented Fuzzy**

- Garand, L., 1986, **Automated Recognition of Oceanic Cloud Patterns and its Application to Remote Sensing of Meteorological Parameters**, Ph.D. Thesis, University of Wisconsin, Madison, Wisconsin.
- Gautier C., Lavallee, D., Peterson, P. And Schweizer, D., 1991, **Automatic Cloud Classification from Multi-Spectral Satellite Data**.
- Ghosh A., Pal N.R. and Das J., 2006, **A Fuzzy Rule based Approach to Cloud cover Estimation**, Remote sensing of environment , Vol. 100, No.4, pp. 531-549.
- Guo, Q. , Kelly, M. , Gong, P. and Liu, D., 2007, **An Object-based Classification Approach in Mapping Tree Mortality using High Spatial Resolution Imagery**, GIScience & Remote Sensing 44 , pp. 24-47.
- Hagi mirrahimi M. And Baie N., 2007, **Classification of Kind of Clouds Using NOAA/AVHRR Images**, Geomatic of 87 conference, Natural Geography Center, Tehran, Iran, (in Persian language).
- Inoue, T., 1987, **A Cloud Type Classification with NOAA 7 Split-window Measurements**, J. Geophys. Res., 92, 3991-4000.
- Ito M., 2000, **Analysis and Use of Meteorological Satellite Images**, First Edition, Chapter 2, Meteorological Satellite Center, Japan Meteorological Agency.
- Katherine B. Kidwell, 1998, **Noaa Polar Orbiter Data User's Guide: Section 3.3, U.S**, in this website: <http://www2.ncdc.noaa.gov/docs/podug/html/c3/sec3-3.htm>
- Kaviani M.R., Alijani B., 2003, **Foundations of Climatology**, 10th edn. Tehran, Smat publication (in Persian language).
- Kawano, K. And Kudoh, J.I., 2001, **Cloud Detection Method for NOAA AVHRR Images by using Local Areaparameters**, IEEE 2001 International Volume 5, pp. 2155 – 2157.
- Key J.R., Maslanik J.A. And Barry R.G., 1989, **Cloud Classification from Satellite Data using a Fuzzy Sets Algorithm: A Polar Example**, International Journal of Remote Sensing, Volume <http://www.informaworld.com/smpp/title~content=t713722504~db=all~tab=issueslist~branches=10> - v1010, pages 1823 – 1842.
- Kim, M. , Madden, M. and Warner, T., 2009, **Forest Type Mapping using Object-specific Texture Measures from Multispectral IKONOS Imagery: Segmentation Quality and Image Classification Issues**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 75 , pp. 819-829.
- Kuan-Man XU, Takmeng W., Bruce A.W., Lindsay P. And Zachary E. A., 2005, **Statistical Analyses of Satellite Cloud Object Data from CERES, Part I: Methodology and preliminary results of the 1998 El Niño/2000 La Niña**, Journal of climate, vol. 18, no13, pp. 2497-2514.

- Kwiatkowska E. And Torsun I.S., 1995, **Hybrid Neural Network System for Cloud Classification Fromsatellite Images**, IEEE International Conference, Vol. 4, pp. 1907 – 1912.
- Lamei N., Crawford M.M., Hutchison K.D. and Khazenie N., 1993, **Cloud Type Discrimination via Multispectral Textural Analysis**, SPIE Proc., 1934, 49-61.
- Lee W-H., Kawano K., Karito N., Kudo J., and Makino S., 1999, **Cloud Detection Method for NOAA AVHRR Images Using Local Area Parameters**, Journal of the Institute of Image Electronics Engineers of Japan, Vol., No.4, pp. 339-348.
- Lee, J., Weger R.C., Sengupta S.K. And Welch R. M., 1990, **A Neural Network Approach to Cloud Classification**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 28, 846-855.
- Lewinski, S., 2006, **Object-Oriented Classification Of Landsat ETM+ Satellite Image**, Journal of Water And Land Dev. No. 10, pp. 91-106.
- Lewis H.G., Cote S. And Tatnall A.R.L., 1995, **A Neural Network Approach to Cloud Classification from Multi-Temporal Satellite Imagery**, Fourth International Conference on Artificial Neural Networks. Piscataway, USA, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 116-121.
- Liu, Desheng and Xia, Fan, 2010, **Assessing Object-based Classification: Advantages and Limitations**, Remote Sensing Letters, 1:4, 187 - 194, First published on: 13 April 2010.
- Martha, T.R. and Kerle, N., 2010, **Segment Optimisation for Object - Based Landslide Detection**, In: GEOBIA 2010: geographic object - based image analysis, 29 June-2 July 2010, Ghent, Belgium: proceedings / editor E.A. Addink, F.M.B. Van Coillie. - [s.l.]: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), 2010. - (International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing: IAPRS : ISPRS ; XXXVIII-4/C7). P. 6.
- Metternicht G.I., 1998, **Fuzzy Classification of JERS-1 SAR Data: An Evaluation of its Performance for Soil Salinity Mapping**, Ecological Modelling 111, 61–74.
- Pashazadeh G.H., 2008, **Comparison of Pixel-Based and Object-Oriented Approaches to Urban Land-Use Classification Using Remote Sensing Data (Case Study: Orumieh, Iran)**, M.Sc. Degree In Remote Sensing And GIS Thesis, Earth Science Faculty, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.
- Shiffman S. and Nemani R., 2005, **Evaluation of Decision Trees for Cloud Detection from AVHRR Data**, IEEE International, Vol. 8, pp. 5610 – 5613.
- Smotroff, I.G., 1993, **Neural Network Cloud Classification Research**, Report No.: MTR-93B0000039. MITRE Corp., Bedford, Massachusetts.
- Tovinkere V. And Baum B.A., 1994, **Automated Cloud Classification with a Fuzzy Logic Expert System**.

Uddstrom M.J. and Gray W.R., 1995, **Satellite Cloud Classification and Rain-Rate Estimation Using Multispectral Radiances and Measures of Spatial Texture**, Journal of Applied Meteorology, Vol. 35, 839-858.

Yool, S. And Brandley M., 1992, **Remote Discrimination of Clouds using a Neural Network**, SPIE Proc., 1766, 497-503.