



سچ از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی و منابع طبیعی (سال دهم / شماره چهارم) زمستان ۱۳۹۸

نمایه شده در سایت: پایگاه استنادی علوم جهان اسلام، جهاد دانشگاهی، مگ ایران، نورمگز، سیویلیکا، گوگل اسکولار

آدرس وب سایت: <http://girs.iaubushehr.ac.ir>



ارزیابی طبقه‌بندی نظارت شده شیءگرا و پیکسل پایه در استخراج کاربری اراضی بر مبنای دو شاخص اختلاف کمی و مکانی در حوزه آبخیز گرگان رود

محبوبه حاجی بیگلو^۱، واحدبردی شیخ^{۲*}، هادی معماریان^۳، چوقی بایرام کمکی^۴

۱. دانشجوی دکتری گروه آبخیزداری، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران

۲. دانشیار گروه آبخیزداری، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران

۳. دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط‌زیست، دانشگاه بیرجند، ایران

۴. استادیار گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران

مشخصات مقاله

چکیده

پوشش زمین و کاربری اراضی یک متغیر مهم در فرآیندهای طبیعی زمین است. استخراج تغییرات کاربری اراضی در حفاظت از اکوسیستم‌های طبیعی، برنامه‌های حفاظت محیط‌زیست و مدیریت منابع طبیعی نقش مهمی در جلوگیری از تشدید بحران‌های طبیعی از قبیل وقوع سیل دارد. در این تحقیق گرگان رود واقع در استان گلستان تغییرات عده کاربری اراضی بسیار چشمگیر است. در این تحقیق به‌منظور بررسی وضعیت کاربری اراضی حوزه از تصاویر OLI ماهواره لنست ۸ مربوط به تاریخ ۴ تیرماه ۱۳۹۶ استفاده شد. هدف این تحقیق ارزیابی صحت الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت شده شیءگرا و پیکسل پایه در استخراج کاربری اراضی بر مبنای شاخص‌های اختلاف مکانی و اختلاف مکانی است. نتایج ارزیابی صحت بر اساس دو شاخص اختلاف مکانی با ۲/۰۳ درصد و اختلاف مکانی با ۴/۵۸ درصد بیانگر برتری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در روش طبقه‌بندی شیءگرا با مقایسه سگمنت‌سازی ۵۰ واحد نسبت به سایر الگوریتم‌ها است. در الگوریتم منتخب طبقه‌بندی، میزان دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۹۲/۶۵ درصد و ۰/۹۱ به دست آمد. بر اساس این الگوریتم، کمترین خطای حذف و اضافه به ترتیب با ۰/۵۸ درصد مربوط به کلاس جنگل و ۱/۰۹ درصد مربوط به کلاس مناطق مسکونی و صنعتی است. بیشترین صحت تولیدکننده و کاربر به ترتیب با ۹۹/۴۴ درصد مربوط به کلاس جنگل و با ۹۹/۴۱ درصد مربوط به کلاس منابع آبی است. بیشترین مساحت کاربری در حوزه آبخیز گرگان رود مربوط به کلاس اراضی بایر/ مرتع/ زراعت با مساحت ۳۱۴۱۰ هکتار است. الگوریتم ماشین بردار در روش طبقه‌بندی شیءگرا به عنوان الگوریتم مناسب در طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه آبخیز گرگان رود معرفی شد. به این ترتیب می‌توان از این روش برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه آبخیز گرگان رود مربوط به کلاس اراضی بایر/ مرتع/ زراعت با مساحت ۳۱۴۱۰ هکتار است. الگوریتم ماشین بردار در روش طبقه‌بندی شیءگرا به عنوان الگوریتم مناسب در طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه آبخیز گرگان رود معرفی شد.

* پست الکترونیکی مسئول مکاتبات: sheikh@gau.ac.ir

مقدمه

یا به عبارت دیگر ویژگی‌های طیفی پدیده‌ها صورت می‌پذیرد. در این طبقه‌بندی پدیده‌های دارای ارزش عددی یکسان، در یک گروه قرار می‌گیرند و طبقه‌بندی بر اساس ارزش عددی پیکسل‌ها است. در طبقه‌بندی شیءگرا علاوه بر ویژگی‌های طیفی پدیده‌ها، ویژگی‌های هندسی آن‌ها نیز برای جداسازی مدنظر قرار می‌گیرد. در تحلیل شیءگرای تصاویر، واحد اصلی پردازش تصویر، شکل اشیاء یا سگمنت‌ها یا قطعات تصویر می‌باشد (۶). به منظور ارزیابی دقیق هر یک از طبقه‌بندی‌های انجام‌شده با الگوریتم‌های مختلف، ماتریس خطای محاسبه می‌شود تا دقت کلی طبقه‌بندی‌ها با واقعیت زمینی مشخص گردد (۱۷).

در طبقه‌بندی به روش شیءگرای تصاویر پارامترهایی از قبیل نوع تصویر، مقیاس سگمنت‌سازی، ارزیابی صحت، نوع الگوریتم انتخاب شده در طبقه‌بندی، مکان‌های آموزشی، داده‌های ورودی و کلاس‌های هدف دارای اهمیت است (۲۹). از جمله الگوریتم‌های مورداستفاده در طبقه‌بندی به روش (Support SVM)، (K-Nearest-Neighbors KNN)، (Decision Tree DT)، (Vector Machine RF) و (Random Forest) است که هر یک از این روش‌ها داری مقیاس‌های سگمنت‌سازی و ورودی‌های متفاوت است (۱۳).

برخی از تحقیقات انجام‌شده در زمینه آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی بیانگر بالا بودن میزان دقت کلی الگوریتم DT نسبت به KNN و SVM در طبقه‌بندی کاربری اراضی است (۲۷ و ۳۲). در حالی که برخی دیگر از محققین اشاره به بالا بودن میزان تطابق طبقه‌بندی کاربری اراضی استخراج شده با واقعیت زمینی با استفاده از الگوریتم KNN در روش شیءگرا دارند (۲۹). تحقیقات زیادی نیز بر روی مقیاس سگمنت‌سازی انجام‌شده است تا با انتخاب مقیاس بهینه در سگمنت‌سازی به بالاترین صحت طبقه‌بندی دست یافت و با کاهش میزان خطای کاربر و افزایش دقت کلی به مناسب‌ترین الگوریتم طبقه‌بندی رسید (۱۹، ۲۴ و ۳۱). تحقیقات انجام‌شده در زمینه آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی بیانگر نتایج خوب طبقه‌بندی بر اساس الگوریتم‌های ماشین بردار از قبیل

پایش محیط‌زیست، اجرای اقدامات حفاظتی، مدیریت منابع طبیعی، توسعه پایدار و حفاظت از اکوسیستم‌های طبیعی نیاز به تعیین و استخراج تغییرات کاربری اراضی در هر منطقه دارد که می‌توان این قبیل اطلاعات را از داده‌های سنچش از دور برآورد نمود (۲). پوشش زمین و کاربری اراضی یک متغیر مهم در فرآیندهای طبیعی زمین است. تغییرات کاربری اراضی در برنامه‌های حفاظت محیط‌زیست و مدیریت منابع طبیعی نقش مهمی در تسهیل بحران‌های طبیعی از قبیل وقوع سیل دارد. در تعریف کاربری اراضی می‌توان به نوع استفاده از زمین در وضعیت موجود بر اساس برنامه‌های آمایش سرزمین اشاره نمود که کاربری در بخش‌های مختلف کشاورزی، منابع طبیعی و صنعت را شامل می‌شود. کاربری اراضی به‌نوعی در برگیرنده مفهوم مکانی اراضی حوزه آبخیز به فعالیت‌های زراعی (دیم و آبی)، مناطق مسکونی، جنگل، مرتع، معدن، تأسیسات صنعتی و همانند آن است (۵). در تعیین تغییرات کاربری اراضی روش‌های مختلفی وجود دارد که هر یک دارای مزايا و معایبی است، از جدیدترین این روش‌ها به کارگیری فناوری سنچش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی است. داده‌های تصاویر ماهواره‌ای یکی از سریع‌ترین و کم‌هزینه‌ترین روش‌های در اختیار کاربران جهت تهیه نقشه کاربری اراضی است (۳).

طبقه‌بندی کاربری اراضی یکی از مهم‌ترین موضوعات مطرح در بحث سنچش از دور است که صحت طبقه‌بندی و الگوریتم بکار رفته در طبقه‌بندی نقش مهمی را در کاربرد و ارزش نقشه‌های ایجاد شده ایفا می‌کند؛ بنابراین صحت طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به‌منظور استخراج نقشه کاربری اراضی به عنوان یک موضوع مهم در حوزه مطالعات محیط طبیعی همواره مطرح است (۸). الگوریتم‌های مورداستفاده در شناسایی تغییرات کاربری اراضی در تصاویر سنچش از دور به دو گروه پیکسل پایه و شیءگرا تقسیم می‌شوند (۱۲). طبقه‌بندی پیکسل پایه نوعی از طبقه‌بندی تصویر است که در آن جداسازی پدیده‌ها بر اساس بازتاب امواج الکترومغناطیس

ارزیابی صحت در بررسی میزان صحت الگوریتم‌ها در روش‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی می‌توان به دقت کلی، ضریب کاپا، صحت کاربر، صحت تولیدشده، خطای Commission و خطای Omission اشاره نمود. دو شاخص (Quantity Disagreement) و اختلاف مکانی (Allocation Disagreement) به عنوان شاخص‌های جدید در ارزیابی صحت الگوریتم‌های مختلف روش‌های طبقه‌بندی پیکسل پایه و شیء گرا است (۲۵).

در این پژوهش، حوزه آبخیز گرگان‌رود به دلیل تغییرات چشمگیری که در کاربری اراضی این حوزه رخداده است، به منظور بررسی میزان تغییرات کاربری اراضی انتخاب شده است. هدف از این پژوهش ارزیابی صحت الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت شده شیء گرا و پیکسل پایه در آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی بر اساس دو شاخص اختلاف مکانی (Quantity Disagreement) و اختلاف مکانی (Allocation Disagreement) است. درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه، چهار الگوریتم حداقل احتمال (MLC)، حداقل فاصله (MDC)، شبکه عصبی مصنوعی (NNC)، ماشین بردار (SVM) و درروش طبقه‌بندی شیء گرا دو الگوریتم نزدیکترین همسایه (KNN) با نه مقیاس سگمنت‌سازی و ماشین بردار (SVM) با سه مقیاس سگمنت‌سازی ارزیابی شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

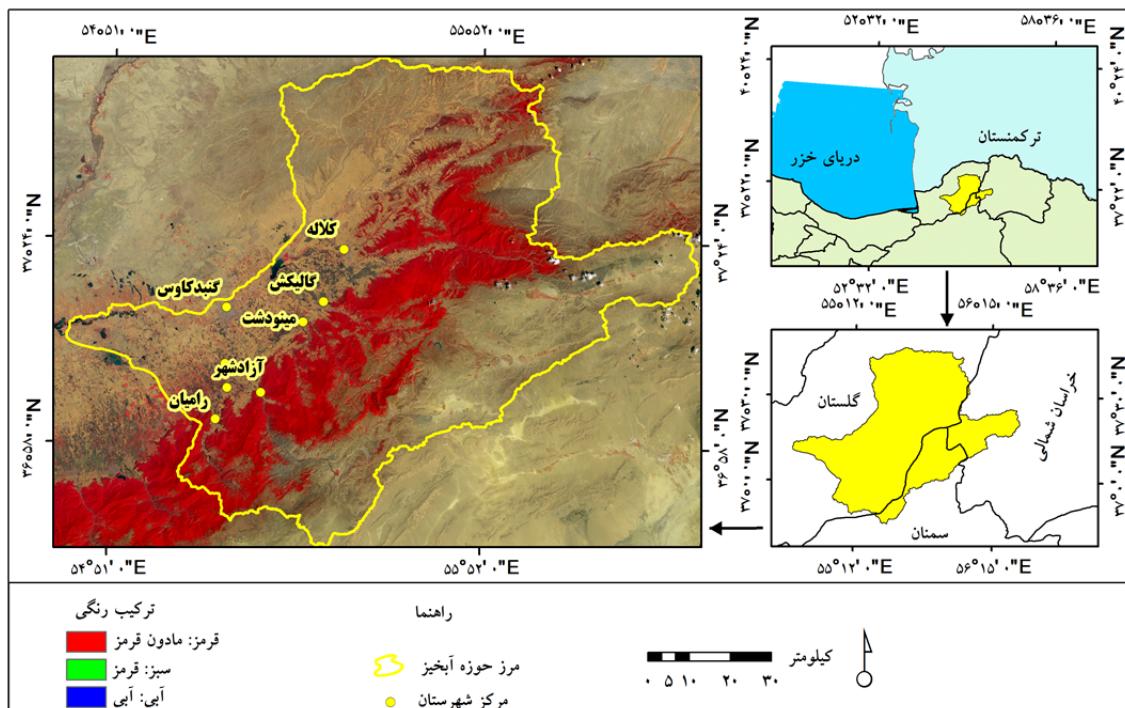
حوزه آبخیز گرگان‌رود در استان گلستان در شمال شرقی ایران قرار دارد. در طی سه دهه گذشته این حوزه شاهد ویرانگرترین سیل‌های استان و کشور بوده است. مهم‌ترین سیلاب‌های رخداده در مردادماه ۱۳۸۰ و ۱۳۸۱ و فروردین‌ماه ۱۳۹۸ است. تیپ غالب کاربری اراضی موجود در محدوده موردمطالعه از نوع جنگل‌های هیرکانی، زراعت دیم، مراعع و اراضی کشاورزی آبی است. حوزه آبخیز موردمطالعه در مختصات جغرافیایی "۴۹' ۴۴' ۳۶' تا ۱۱' ۴۷' ۳۷' عرض شمالی و "۳۳' ۴۳' ۵۴' تا ۲۰' ۲۷' ۵۶' طول شرقی قرار دارد.

SVM و RF در استخراج برخی از کاربری‌ها است و بیشترین میزان تطابق در کاربری‌های زراعت، جنگل و منابع آب با واقعیت زمینی مشاهده گردید اما در کاربری‌های دیگر از قبیل مرتع، درختچه‌زارها و مناطق مسکونی دارای خطای مکانی است (۱۸ و ۲۱).

به‌طورکلی تحقیقات زیادی درزمینه مقایسه روش‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی به دو روش نظارت شده پیکسل پایه و شیء گرا برمنای دو شاخص دقت کلی و ضریب کاپا انجام شده که نتایج اغلب مطالعات بیانگر بالا بودن ارزیابی صحت روش طبقه‌بندی شیء گرا در آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی با الگوریتم‌های مختلف بوده است (۴، ۱۰، ۲۸ و ۳۰). جانسون (۱۶) تغییرات کاربری اراضی و پوشش زمین در حوزه‌ای از آمازون در برزیل را با استفاده از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) و حداقل احتمال (MLC) درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه و الگوریتم نزدیکترین همسایه (KNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) را با مقیاس‌های مختلف سگمنت‌سازی درروش طبقه‌بندی شیء گرا بر روی تصاویر ماهواره‌ای SPOT5 طبقه‌بندی کردند. نتایج این تحقیق بیشترین دقت کلی ۸۷/۸ درصد را برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی شیء گرا نشان داد. دبس و همکاران (۱۱) به ارزیابی دو روش طبقه‌بندی پیکسل پایه و شیء گرا در میزان رشد درخت کائوچو با استفاده از الگوریتم‌های نزدیکترین همسایه (KNN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، حداقل فاصله (MDC) و درخت تصمیم (DT) پرداختند. نتایج حاصل از ارزیابی صحت به ترتیب برابر ۹۷/۴۸٪، ۹۶/۹۰٪، ۹۶/۲۵٪ و ۸۰/۸۰٪ بود که بیانگر میزان بالای صحت طبقه‌بندی درروش شیء گرا بر اساس الگوریتم نزدیکترین همسایه (KNN) بوده است. اسکندری (۱) در یک مطالعه موردنی بر روی رویشگاه‌های حساس زاگرس در استان ایلام، اقدام به مقایسه هفت الگوریتم در طبقه‌بندی نظارت شده پیکسل پایه نمود. نتایج این تحقیق نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با دقت کلی ۷۹ درصد و ضریب کاپای ۰/۷۰ بیشترین صحت را در تهیه نقشه پوشش زمین داشت. از جمله مهم‌ترین پارامترهای

اراضی در این حوزه که به عنوان عامل اصلی این پدیده طبیعی در منطقه است، حوزه آبخیز گرگان رود با مساحت ۷۸۹۱ کیلومترمربع به منظور بررسی میزان تغییرات کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ مربوط به تاریخ ۴ تیرماه ۱۳۹۶ انتخاب گردید (شکل ۱).

در محدوده مورد مطالعه تغییرات عمدۀ کاربری اراضی از جنگل به زراعت و مناطق مسکونی و صنعتی بسیار چشمگیر بوده است؛ بنابراین این حوزه تحت تأثیر ترکیبی از تغییرات انسانی و طبیعی قرار گرفته که منجر به اهمیت این موضوع در بررسی راهکارهای مدیریتی برای جلوگیری از بروز بحران می‌گردد. به دلیل واقعی سیالاب رخداده در منطقه و پدیده تغییر کاربری



شکل ۱. موقعیت حوزه آبخیز گرگان رود در ایران و استان گلستان

این تحقیق با استفاده از شاخصی به نام فاکتور شاخص مطلوب (Optimum Index Factor) انجام شد. در این تحقیق برای مشخص شدن بهتر کاربری‌ها در تصویر سال ۲۰۱۷ ترکیب رنگی ۳-۴-۵-۶ بر اساس شاخص OIF تعیین شد.

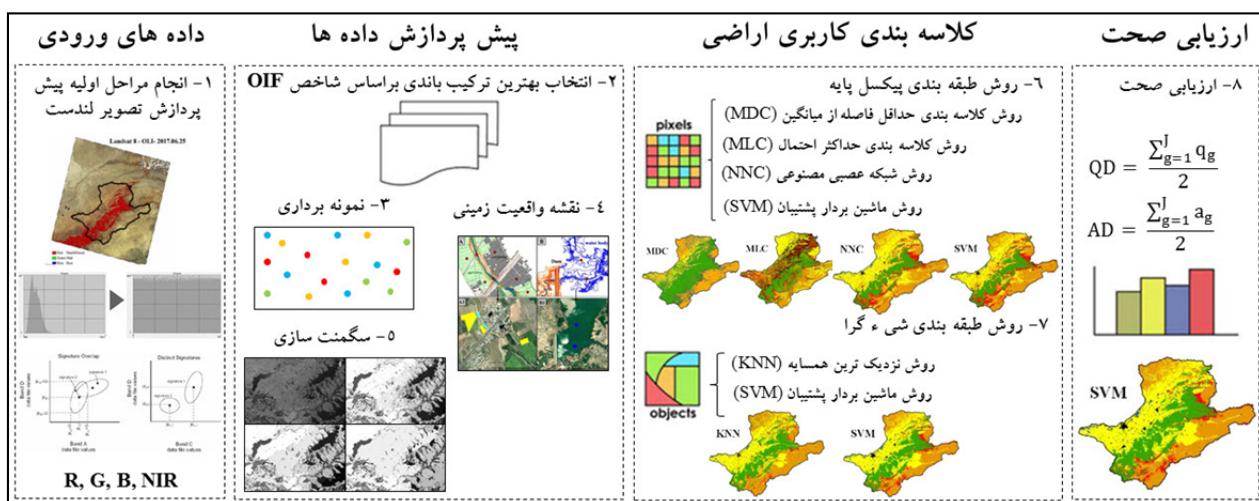
تصحیح اتمسفریک به روش تکنیک تفکیک شیء تاریک (Dark Object Subtraction Technique) انجام شد (۹). نقشه کاربری اراضی تهیه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان گلستان (سال ۱۳۸۹) به عنوان نقشه واقعیت زمینی به منظور صحبت‌سنگی کلاس‌های کاربری اراضی تعریف شده در الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی استفاده شد. تعریف کلاس‌های کاربری اراضی بر اساس سطوح یک و دو

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش به منظور طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه آبخیز گرگان رود، تصاویر سنجنده مشاهده‌گر زمینی (OLI) ماهواره لندست ۸ مربوط به تاریخ ۴ تیرماه ۱۳۹۶ از سایت زمین‌شناسی ایالات متحده آمریکا وابسته به سایت ناسا USGS دانلود گردید. تصویر ماهواره‌ای دانلود شده دارای شماره ردیف ۳۴، گذر ۱۶۲، ابعاد ۱۵۵۸۱×۱۵۸۴۱ باقدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و ۱۱ باند طیفی در محدوده‌های مرئی، مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز طول موج کوتاه است. برای استفاده مطلوب از داده‌های چند طیفی لازم است تا بهترین ترکیب باندی مشخص شود. انتخاب بهترین ترکیب باندی در

(حداقل فاصله از میانگین، حداکثر احتمال، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان) درروش پیکسل پایه و دو الگوریتم (نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان) درروش شیء گرا، و ارزیابی صحت و تعیین شاخص‌های ارزیابی به منظور انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم طبقه‌بندی و استخراج نقشه کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب است.

طبقه‌بندی اندرسون (7) انجام پذیرفت؛ بنابراین هفت کلاس کاربری اراضی شامل؛ اراضی جنگلی، زراعت، مخلوط درختچه‌زار/ مرتع/ زراعت، منابع آبی، اراضی بایر/ مرتع/ زراعت، مناطق مسکونی و صنعتی، بستر رودخانه تقسیک گردید. مراحل انجام تحقیق در شکل ۲ شامل؛ جمع‌آوری داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، ایجاد مکان‌های آموزشی و اعتبار سنجی نمونه‌ها، کلاسه‌بندی کاربری اراضی با چهار الگوریتم



شکل ۲. نمودار جریانی مراحل مختلف انجام پژوهش

سطح حوزه شد. تدقیق این مکان‌ها با بازدید میدانی و براساس شواهد و مدارک علمی و با تکیه بر تصاویر گوگل ارث انجام شد. کلاسه‌بندی کاربری اراضی به روش پیکسل پایه براساس چهار روش حداقل فاصله از میانگین، حداکثر احتمال، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان انجام شد. در نهایت اقدام به ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی تولید شده براساس هر یک از الگوریتم‌های بکار رفته در روش طبقه‌بندی پیکسل پایه با نقشه واقعیت زمینی شد.

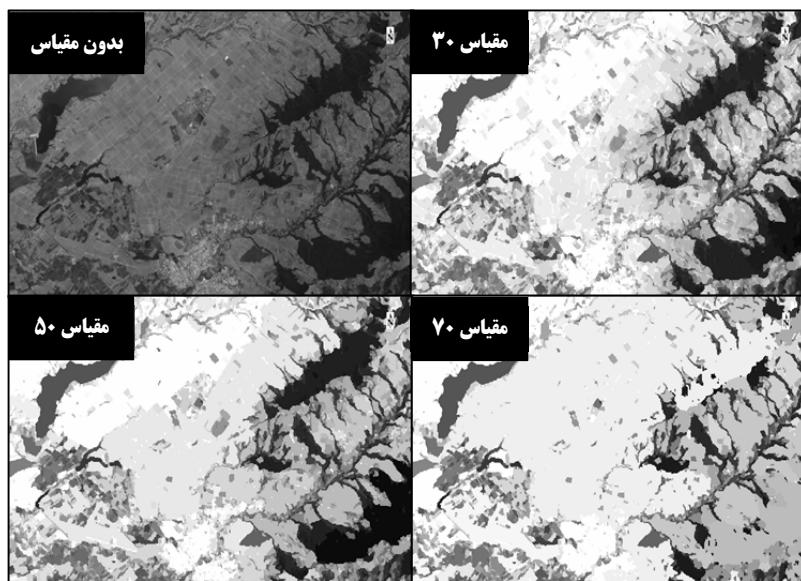
روش طبقه‌بندی شیء گرا در طبقه‌بندی کاربری اراضی به روش شیء گرا در این مطالعه از دو الگوریتم طبقه‌بندی شامل روش نزدیکترین همسایه (KNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در حوزه آبخیز موردمطالعه استفاده شد. به منظور انجام طبقه‌بندی هر یک از کاربری‌ها با استفاده از روش‌های شیء گرا ابتدا بر روی تصویر ماهواره‌ای که مراحل

روش طبقه‌بندی پیکسل پایه در طبقه‌بندی کاربری اراضی به روش پیکسل پایه در این مطالعه؛ از چهار الگوریتم طبقه‌بندی شامل حداقل فاصله از میانگین (MDC)، MDC، حداکثر احتمال (MLC)، شبکه عصبی مصنوعی (NNC) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده گردید. در مراحل اولیه پیش‌پردازش تصویر ماهواره‌ای لندست شامل برش تصویر، ایجاد ترکیب رنگی، تعیین بهترین ترکیب باندی، ادغام سازی باندها و بررسی شاخص جدایی‌پذیری طیفی در تصویر ماهواره‌ای لندست انجام شد. سپس با تعیین مکان‌های آموزشی در تصویر ماهواره‌ای لندست اقدام به طبقه‌بندی کاربری اراضی براساس چهار روش فوق شد. برای انجام این کار با استفاده از شواهد و لایه‌های موجود در حوزه موردمطالعه که نوع کاربری‌های آن مشخص بود و براساس ترکیب باندی ایجاد شده در تصاویر ماهواره‌ای اقدام به تعیین و کلاسه‌بندی کاربری‌ها در

الگوریتم‌های مختلف، در اندازه‌های متفاوت و با نسبت‌های مختلف طبیعی و شکلی، سگمنت‌سازی و بر اساس ویژگی‌های طبیعی و فضایی‌شان در قالب اشیاء متفاوت دسته‌بندی شدند. طی این فرآیند شیء‌های تصویری متناسب با معیار همگنی و ناهمگنی بر اساس پارامترهای مقیاس، رنگ، شکل، ضربی نرمی و ضربی فشرده‌گی ایجاد شد و چند سطح سگمنت‌سازی نرمی (Scale Level) در این مرحله بررسی شد. از آنجاکه فرآیند سگمنت‌سازی با مقیاس‌های مختلف در روند کلاسه‌بندی کاربری اراضی مؤثر است لذا سعی شد در این تحقیق مقیاس‌های مختلف سگمنت‌سازی بررسی شود. اگر سگمنت‌سازی بالا (تعداد قطعات کم و اندازه قطعات بزرگ) و سگمنت‌سازی کوچک (تعداد قطعات زیاد و اندازه قطعات کوچک) در نظر گرفته شود می‌تواند منجر به کلاسه‌بندی ضعیف گردد؛ بنابراین انتخاب SL بالا منجر به سگمنت‌های پایین و SL پایین منجر به سگمنت‌های زیاد می‌گردد. در این تحقیق براساس تحقیقات قبلی انجام شده در زمینه انتخاب بهینه سگمنت‌سازی (۱۹، ۲۴ و ۳۱) سه سطح مقیاس ۵۰ و ۷۰ برای سگمنت‌سازی تصویر انتخاب شده است (شکل ۳).

پیش‌پردازش بر روی آن انجام شده بود، قطعه‌سازی یا سگمنت‌سازی صورت پذیرفت. در فرآیند سگمنت‌سازی، انتخاب مقیاس صحیح سگمنت‌سازی بسیار مهم است، لذا مقیاس‌های مختلف در هریک از الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار گرفت. تفاوت مهم روش طبقه‌بندی پیکسل پایه با طبقه‌بندی شیء‌گرا در واحدهای اصلی پردازش تصویر است که در روش پیکسل پایه با انتخاب نمونه‌های تعلیمی و آموزش به سیستم، فرآیند طبقه‌بندی صورت گرفت ولی در روش شیء‌گرا، قطعات یا همان سگمنت‌های انتخاب شده که از نظر شکل هندسی، بافت و رنگ دارای شباهت طبیعی می‌باشند، ملاک طبقه‌بندی قرار گرفته است (۱۳). لذا بهمنظور انجام طبقه‌بندی شیء‌گرا ابتدا قطعه‌بندی تصویر (سگمنت‌سازی)، طبقه‌بندی کاربری اراضی و ارزیابی صحت انجام شد.

سگمنت‌سازی تصویر (قطعه‌بندی) در این تحقیق در فرآیند سگمنت‌سازی طبقه‌بندی شیء‌گرا سعی شد تصویر به بخش‌هایی با گروه‌بندی پیکسل‌های همسایه که دارای ویژگی‌های یکسان و مشابهی در بافت، رنگ و وضوح است، تقسیم شود (۱۳ و ۱۴). لذا در ابتدا پیکسل‌ها توسط



شکل ۳. سگمنت‌سازی تصویر با سه سطح بدون مقیاس و مقیاس ۳۰، ۵۰ و ۷۰

سطح سگمنت‌سازی براساس شکل هندسی، بافت، رنگ و توبولوژی اشیاء تصویر در سه مقیاس ۳۰، ۵۰ و ۷۰ بررسی شد. مراحل طبقه‌بندی تصویر در هر یک از سه مقیاس انجام و پس از ارزیابی صحت و مقایسه نقشه طبقه‌بندی کاربری اراضی با نقشه واقعیت زمینی، مقیاس بهینه به منظور طبقه‌بندی کاربری اراضی تعیین شد.

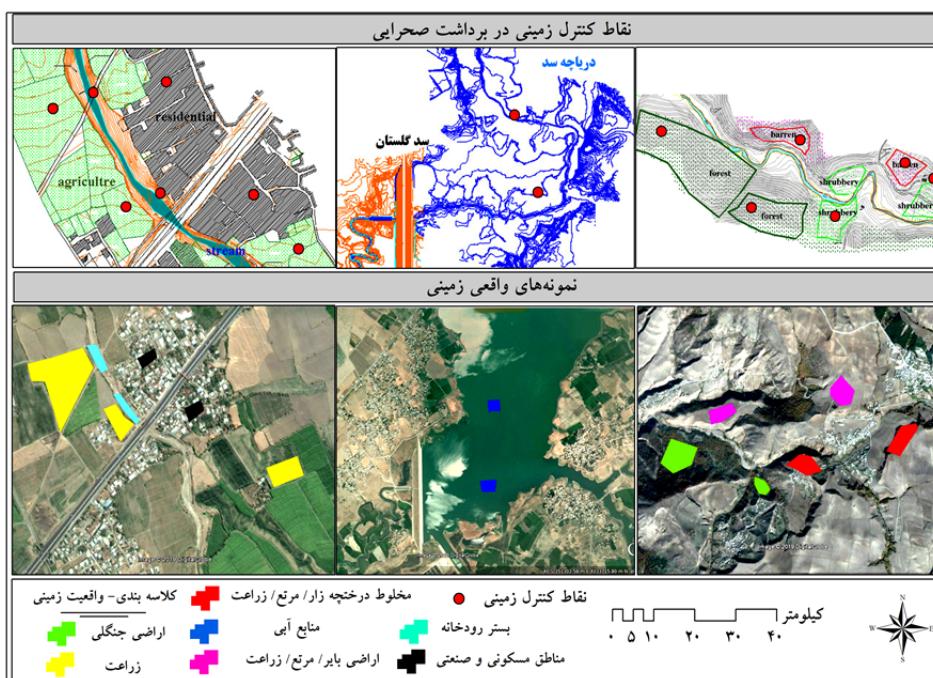
ارزیابی صحت طبقه‌بندی کاربری اراضی برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی، می‌توان از برداشت نمونه‌های داخل عرصه، تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی زیاد و یا نقشه‌های پایه موجود استفاده کرد. به منظور ارزیابی صحت نقشه‌های تولیدشده و امکان مقایسه صحت طبقه‌بندی در روش‌های پیکسل پایه و شیء گرا، در این تحقیق، از نقشه واقعی زمین که بر اساس داده‌های مشاهداتی (نقشه کاداستر سال ۱۳۸۹) و مطالعات میدانی که در حدود ۱۰ درصد از سطح حوزه را پوشش می‌دهد، استفاده شد (۲۰). در شکل ۴ نقشه واقعیت زمینی بر اساس داده‌های مشاهداتی (نقشه کاداستر سال ۲۰۰۸) و مطالعات میدانی نشان داده شده است.

طبقه‌بندی به روش نزدیک‌ترین همسایه (KNN) در این الگوریتم پس از انتخاب مقیاس مناسب سگمنت‌سازی بر اساس شباهت اکثریت اجزاء، براساس قانون همسایگی در فضای تصویر، عمل طبقه‌بندی انجام شد. در این الگوریتم محاسبه تمام فاصله‌ها بین نمونه‌های زمینی و نمونه‌های ناشناخته انجام شده و براساس نزدیک‌ترین فاصله به کاربری هدف، نوع کاربری برای تصویر در سگمنت‌سازی مورد نظر تشخیص داده شد (۲۳). فاصله نزدیک‌ترین همسایه به نمونه‌های ناشناخته از رابطه ۱ تعیین شد.

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} (X_i - Y_i)^2}$$

در این رابطه؛ x و y نشان‌دهنده داده‌های وکتوری و $K=1$ نزدیک‌ترین همسایه است (۱۰).

طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) در این الگوریتم پس از انتخاب سطوح سگمنت‌سازی و براساس نمونه‌های زمینی انتخاب شده عمل کلاس‌بندی بر اساس فرضیات موجود در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان انجام شد.



شکل ۴. نقاط کنترل زمینی در برداشت صحرایی و نمونه‌های واقعی زمینی

تعریف می‌شود. این دو خطای نیز بر اساس اطلاعات ماتریس خطای برای هر طبقه مجزا محاسبه می‌شود. خطای حذف مربوط به آن درصد از پیکسل‌هایی است که در واقعیت، مربوط به طبقه موردنظر است ولی جزء طبقه‌های دیگر طبقه‌بندی شده است. در راستای خطای حذف، صحت تولیدکننده بیان می‌شود که معادل نسبت پیکسل‌های صحیح در نقشه طبقه‌بندی شده به مجموع پیکسل‌های همان ستون (ماتریس خطای) در نقشه واقعیت زمینی است. خطای اضافه معادل آن درصد از پیکسل‌هایی است که درواقع متعلق به طبقه موردنظر نیستند ولی طبقه‌بندی کننده آنها را جزء آن طبقه خاص در نظر گرفته است. در راستای خطای اضافه، صحت کاربر بیان می‌شود که معادل نسبت پیکسل‌های صحیح در نقشه طبقه‌بندی شده به مجموع پیکسل‌های همان سطر (ماتریس خطای) در نقشه واقعیت زمینی است. لذا هر چه میزان خطای حذف و خطای اضافه پایین‌تر و هر چه میزان صحت تولیدکننده و صحت کاربر بالاتر در طبقه‌بندی کلاس‌ها باشد، بیانگر دقت بالاتر طبقه‌بندی است.

تعیین شاخص‌های اختلاف کمی و مکانی شاخص اختلاف درواقع بیان‌کننده میزان اختلاف بین نقشه‌های شبیه‌سازی شده و مشاهداتی است (۲۶، ۲۵ و ۲۲). خطای کمیت (اختلاف کمی، Quantity Disagreement) زمانی اتفاق می‌افتد که تعداد سلول‌های یک طبقه در نقشه شبیه‌سازی شده با تعداد سلول‌های همان طبقه در نقشه پایه متفاوت باشد. خطای مکانی (اختلاف مکانی، Allocation Disagreement) زمانی اتفاق می‌افتد که مکان یک کلاس کاربری در نقشه شبیه‌سازی شده با مکان همان کلاس کاربری در نقشه پایه متفاوت باشد (۲۵).

با اشاره به رابطه‌ها در ادامه، ζ اشاره می‌کند به تعداد طبقات و تعداد ستون‌ها در یک نمونه‌گیری طبقه‌بندی شده خاص. هر طبقه در نقشه مقایسه‌ای با n_i مشخص می‌شود که محدوده آن از ۱ تا ζ است. تعداد پیکسل‌ها در هر ستون با N_i مشخص می‌گردد. هر مشاهده بر اساس طبقات موجود در نقشه مقایسه‌ای با (i) و در نقشه پایه با (j) ثبت شده است.

مقادیر آماری ماتریس خطای (Confusion Matrix)، دقت کلی (Overall Accuracy)، صحت تولیدکننده (Producer Accuracy)، صحت کاربر (User Accuracy)، ضریب کاپا (Quantity Kappa Coefficient) و دو شاخص اختلاف کمی (Disagreement Allocation) و اختلاف مکانی (Disagreement) به منظور ارزیابی صحت هر یک از الگوریتم‌ها استخراج شد. صحت‌سنجی طبقه‌بندی در محیط نرم‌افزار ENVI انجام شد. نتایج ارزیابی صحت به صورت خطای ارائه می‌شوند که در این صورت انواع پارامترها و مقادیری که بیانگر صحت یا نوعی خطای در نتایج هستند از ماتریس خطای استخراج می‌شوند.

ارزیابی دقت در سطح کل تصویر بر اساس دو مؤلفه دقت کلی و ضریب کاپا بیان می‌گردد. دقت کلی، نسبت پیکسل‌هایی که به درستی طبقه‌بندی شده است به مجموع نمونه‌های برداشت زمینی است. دقت کلی به تهایی نمی‌تواند مؤلفه مناسبی برای اعتبارسنجی محسوب گردد، لذا ضریب کاپا در مقایسه با دقت کلی دارای دقت برآورد مناسب‌تری است. چون در فرآیند اعتبارسنجی، پیکسل‌هایی که به اشتباہ طبقه‌بندی شده است را نیز در اعتبارسنجی در نظر می‌گیرد. ضریب کاپا دارای بازه‌ای بین ۰ و ۱ است که هرچقدر به ۱ نزدیک‌تر باشد بیانگر دقت بالاتر طبقه‌بندی و هرچقدر به صفر نزدیک‌تر باشد یعنی طبقه‌بندی از دقت پایین‌تری برخوردار است. ضریب کاپا از رابطه $2 = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r X_{ii} + X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r X_{ii} + X_{+i}}$

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r X_{ii} + X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r X_{ii} + X_{+i}} \quad [2]$$

در این رابطه؛ N تعداد کل پیکسل‌های واقعیت زمینی، X_{ii} مجموع عناصر سطر i و X_{+i} مجموع عناصر ستون j ام می‌باشد.

در فرآیند اعتبارسنجی نمی‌توان صرفاً به دقت کلی تصویر اکتفا نمود و بایستی میزان دقت طبقه‌بندی هر یک از کلاس‌ها نیز به صورت جداگانه بررسی شود. بدین منظور پارامترهای خطای حذف (Omission Error)، خطای اضافه (Commission Error)، صحت تولیدکننده و صحت کاربر

مکانی محاسبه شده است که بر اساس رابطه ۹ محاسبه گردید.
(۲۳).

$$D = 1 - C = QD + AD \quad [۹]$$

نتایج

در این تحقیق بهمنظر اعتبرسنجی هر یک از الگوریتم های طبقه بندی در دو روش طبقه بندی پیکسل پایه و شیء گرا از مقادیر اختلاف کمی و اختلاف مکانی استفاده شد. بدین منظور با استفاده از جدول ماتریس خط و مقادیر مربوط به پیکسل های هر شیء با ساختار جغرافیایی، اندازه و بافت مشخص (۱۵)، مقادیر شاخص های اختلاف برای هر کلاس کاربری استخراج شد. در جدول ۲ شاخص های اختلاف محاسبه شده برای هر کلاس کاربری اراضی و کل بر اساس چهار الگوریتم حداقل فاصله از میانگین (MDC)، حداقل احتمال (MLC)، شبکه عصبی مصنوعی (NNC) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) درروش طبقه بندی پیکسل پایه و الگوریتم نزدیک ترین همسایه در نه مقیاس و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در سه مقیاس درروش طبقه بندی شیء گرا آورده شده است. اختلاف کمی QD و اختلاف مکانی AD برای کل پوشش زمین با استفاده از الگوریتم حداقل فاصله از میانگین به ترتیب ۱۵/۱۴ و ۲۲/۸۳ درصد، با استفاده از الگوریتم حداقل احتمال به ترتیب ۱۳/۶۸ و ۱۹/۷۹ درصد، با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۸/۷۹ و ۴/۷۷ درصد و با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به ترتیب ۳/۷۵ و ۱۰/۲۴ درصد است (جدول ۲). در مقایسه با روش طبقه بندی شیء گرا، دو الگوریتم حداقل فاصله از میانگین و حداقل احتمال بالاترین QD و AD، دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان مقادیر پایینی از QD و AD را برای کل پوشش زمین درروش طبقه بندی پیکسل پایه نشان داده است. به طور کلی روش طبقه بندی شیء گرا نسبت به روش طبقه بندی پیکسل پایه دارای مقادیر پایین تری از QD و AD است و لذا دارای دقت مناسب تری در طبقه بندی است.

تعداد مشاهدات به عنوان ورودی n_{ij} در ردیف i و ستون j ماتریس احتمال قرار می گیرد. نسبت انتباق منطقه مورد مطالعه (P_{ij}) ، طبقه i در نقشه شبیه سازی شده و طبقه j در نقشه مشاهداتی با رابطه ۳ محاسبه گردید (۲۵ و ۲۶).

$$p_{ij} = \left(\frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^J n_{ij}} \right) \left(\frac{N_i}{\sum_{i=1}^I N_i} \right) \quad [۳]$$

در این رابطه؛ QD (q_g) برای یک گروه دلخواه با رابطه ۴ محاسبه گردید (۲۶).

$$q_g = \left(\sum_{i=1}^I p_{ig} \right) \left(\sum_{j=1}^J p_{gi} \right) \quad [۴]$$

در این رابطه؛ QD کل که شامل همه طبقات j است با رابطه ۵ محاسبه شد (۲۳).

$$QD = \frac{\sum_{g=1}^G q_g}{2} \quad [۵]$$

محاسبه AD برای یک گروه دلخواه g بر طبق رابطه ۶ محاسبه می شود. اولین استدلال برای این تابع حداقل، محاسبه میزان خطای حذف (Omission) طبقه g و استدلال دوم محاسبه میزان خطای اضافه (Commission) طبقه g است (۲۳).

$$a_{g=2 \min} \left[\left(\sum_{i=1}^I p_{ig} \right) - p_{gg} \left(\sum_{j=1}^J p_{gi} \right) - p_{gg} \right] \quad [۶]$$

AD کل بر اساس رابطه ۷ محاسبه گردید (۲۳).

$$AD = \frac{\sum_{g=1}^G a_g}{2} \quad [۷]$$

نسبت انتباق کل (C) بر اساس رابطه ۸ محاسبه گردید (۲۳).

$$C = \sum_{j=1}^J p_{jj} \quad [۸]$$

شاخص اختلاف (D)، جمع کل اختلاف های کمی و

مرتع / زراعت و کلاس مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت QD/AP و کلاس مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت AD/AP است. در الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه کلاس منابع آبی و کلاس بستر رودخانه بالاترین نسبت QD/AP و کلاس اراضی جنگلی و کلاس مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت AD/AP است. در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت QD/AP و کلاس مناطق مسکونی و صنعتی و کلاس مخلوط AD/AP درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت AD/AP است. هرچند الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه دارای مقادیر مناسبی از صحت است اما الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی شیءگرا دارای کمترین خطای کمی و مکانی برای کل کلاس‌ها بود.

نقشه طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از چهار الگوریتم MLC, MDC, NNC, SVM درروش طبقه‌بندی SVM-SL50 KNN-SL50-NN7 و PPKSL پایه و دو الگوریتم AD/AP کاربری اراضی بازیابی شده است. درروش طبقه‌بندی شیءگرا در شکل ۵ ارائه شده است.

به گونه‌ای که در طبقه‌بندی شیءگرا الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه، مقیاس SL50-NN7 با QD و AD به ترتیب $\frac{6}{41}$ و $\frac{40}{7}$ از بین نه مقیاس بکار رفته دارای کمترین مقادیر اختلاف کمی و اختلاف مکانی است. بهترین الگوریتم طبقه‌بندی کاربری اراضی، روش شیءگرا با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و مقیاس 50 (SVM-SL50) است که مقادیر QD و AD محاسبه شده توسط این الگوریتم به ترتیب $\frac{4}{58}$ و $\frac{203}{4}$ درصد و کمترین مقادیر است.

نسبت QD به تناسب منطقه‌ای (AP) و نسبت AD به AP برای هر طبقه کاربری درک بهتری از میزان انطباق‌پذیری و سهم هر واحد کاربری اراضی در ایجاد خطا را مشخص می‌کند. بر اساس جدول ۲ کلاس اراضی باز / مرتع / زراعت و کلاس مناطق مسکونی و صنعتی و کلاس مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت دارای بالاترین نسبت QD/AP با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی حداقل فاصله از میانگین درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه است که بیانگر پایین‌ترین صحت از لحاظ شاخص اختلاف کمی (QD) است و کلاس مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت و کلاس بستر رودخانه دارای بالاترین نسبت AD/AP که بیانگر پایین‌ترین صحت از لحاظ شاخص اختلاف مکانی (QD) است. در الگوریتم حداقل احتمال درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه کلاس اراضی باز /

جدول ۱. ارزیابی صحت طبقات مختلف کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم‌های مختلف درروش طبقه‌بندی پیکسل پایه و شیءگرا

طبقه‌بندی پیکسل پایه																کاربری اراضی	
حداقل فاصله از میانگین (MDC)				حداکثر اختلال (MLC)				شبکه عصبی مصنوعی (NNC)				ماشین بردار پشتیبان (SVM)					
AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)		
۰/۱۳	۰/۹۷	۰/۳۷	۰/۴۴	۰/۱۳	۰/۹۷	۰/۲۷	۳/۴۹	۰/۱۸	۳/۱۳	۰/۵۳	۱/۷۷	۰/۳۶	۴/۴۶	۰/۳۵	۱/۳۶	زراعت	
۰/۱۴	۱۴/۷۲	۳/۲۳	۱۶/۸۵	۰/۱۴	۱۴/۷۲	۱/۲۳	۷/۷۱	۰/۹۴	۴/۰۳	۰/۶۸	۱/۱۳	۰/۰۸	۵/۲۰	۰/۳۲	۰/۵۹	اراضی باز / مرتع / زراعت	
۰/۷۸	۱۵/۱۵	۰/۲۹	۱۴/۵۲	۰/۷۸	۱۵/۱۵	۰/۱۹	۴/۶۹	۲/۹۵	۱/۰۲	۰/۱۹	۰/۲۵	۰/۵۰	۱/۲۸	۰/۲۱	۰/۲۳	اراضی جنگلی	
۰/۱۳	۱۲/۹۲	۲/۳۵	۱۰/۱۴	۰/۱۳	۱۲/۹۲	۰/۴۵	۵/۱۴	۰/۵۸	۱/۱۹	۰/۳۵	۰/۷۱	۱/۸۴	۲/۱۱	۰/۵۳	۰/۱۵	مناطق مسکونی و صنعتی	
۱/۷۱	۸/۵۱	۱/۴۸	۱۵/۷۸	۱/۷۱	۸/۵۱	۱/۴۸	۳/۷۹	۱/۳۱	۰/۴۲	۰/۴۹	۱/۳۱	۱/۱۳	۵/۲۶	۱/۴۸	۲/۲۶	مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت	
۰/۱۳	۱۰/۷۵	۰/۱۴	۱۱/۴۰	۰/۱۳	۱۰/۷۵	۰/۲۴	۱/۷۳	۰/۳۱	۱/۳۴	۱/۲۴	۲/۱۴	۰/۸۶	۱/۷۰	۰/۲۷	۰/۴۱	منابع آبی	
۱/۱۸	۱۰/۷۴	۰/۴۷	۱۲/۱۵	۱/۱۸	۱۰/۷۴	۰/۳۶	۰/۸۰	۰/۱۷	۰/۴۶	۱/۲۷	۱/۷۳	۰/۱۵	۰/۴۹	۰/۶۳	۰/۹۱	بستر رودخانه	
۲۲/۸۳		۱۵/۱۴	۱۹/۷۹		۱۳/۷۸		۴/۷۷		۸/۷۹		۱۰/۲۴		۳/۷۵		کل		

ارزیابی طبقه بندی نظارت شده شیء گرا و پیکسل پایه در ...

ادامه جدول ۱. ارزیابی صحت طبقات مختلف کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم های مختلف در روش طبقه بندی پیکسل پایه و شیء گرا

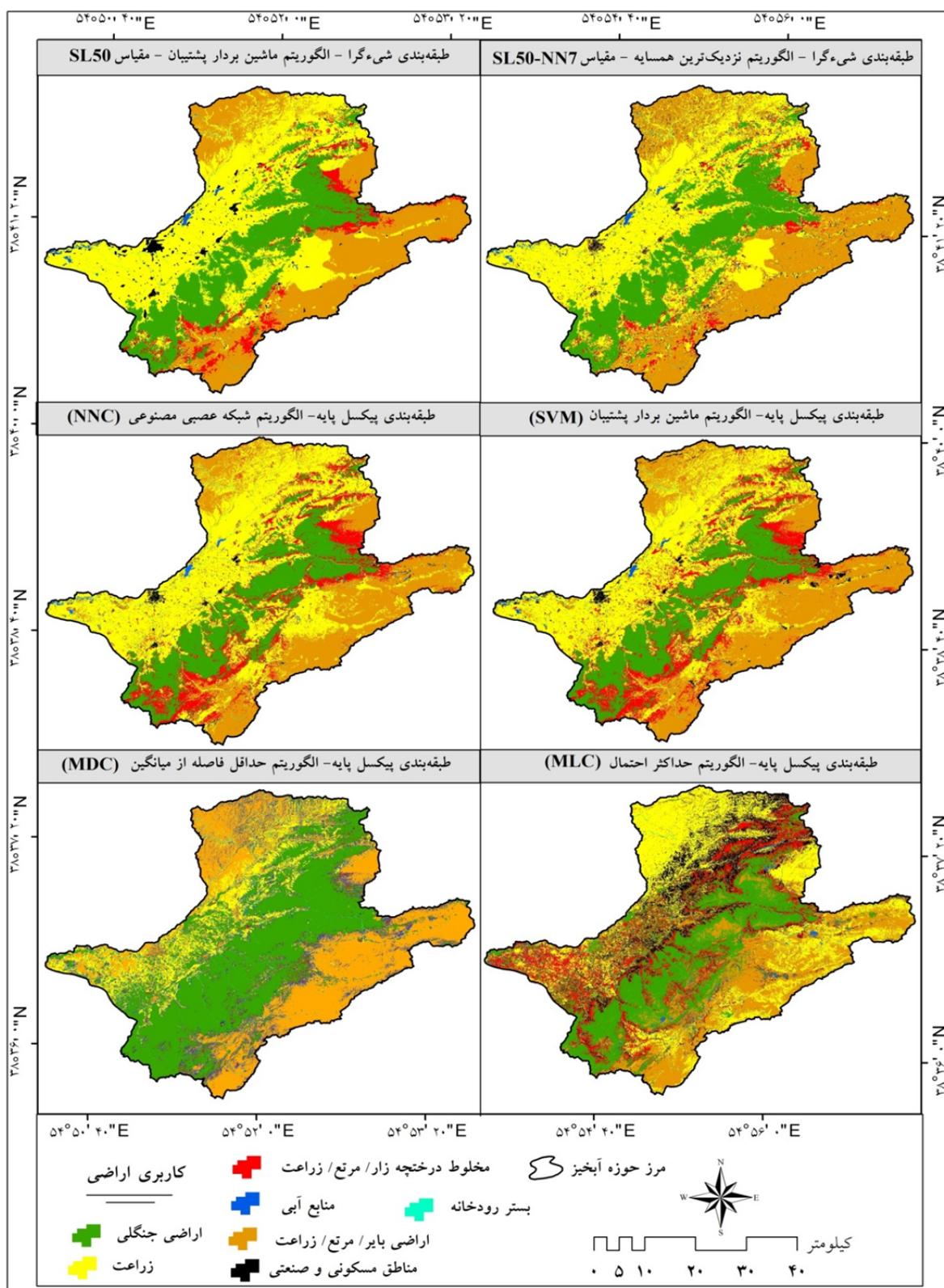
طبقه بندی شیء گرا																کاربری اراضی
SL50-NN3 - نزدیکترین همسایه				SL30-NN7 - نزدیکترین همسایه				SL30-NN5 - نزدیکترین همسایه				SL30-NN3 - نزدیکترین همسایه				کاربری اراضی
AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/AP	QD (%)	
۰/۲۸	۵/۲۷	۰/۳۱	۳/۸۰	۱/۲۹	۷/۴۷	۰/۲۷	۱/۰۹	۰/۸۲	۷/۱۵	۱/۲۳	۲/۴۰	۰/۰۹	۷/۰۶	۰/۲۹	۳/۲۷	زراعت
۰/۲۸	۴/۲۷	۰/۳۰	۳/۵۵	۱/۲۸	۹/۲۱	۰/۲۲	۱/۰۷	۱/۴۲	۳/۱۱	۳/۴۵	۱/۵۰	۰/۶۴	۸/۰۱	۰/۳۵	۲/۹۴	اراضی بازیر/مرتع/زراعت
۰/۰۳	۰/۶۴	۰/۱۷	۲/۲۱	۰/۱۶	۱/۲۸	۰/۱۵	۲/۰۹	۰/۱۴	۱/۳۶	۰/۲۷	۲/۷۶	۰/۱۵	۱/۶۲	۰/۵۴	۲/۷۷	اراضی جنگلی
۰/۶۱	۱/۴۷	۰/۸۵	۰/۸۳	۰/۲۳	۱/۴۸	۰/۱۵	۲/۲۶	۰/۲۳	۱/۶۹	۰/۳۵	۱/۷۷	۰/۳۱	۱/۷۸	۱/۲۷	۲/۰۱	مناطق مسکونی و صنعتی
۰/۱۱	۱/۹۴	۰/۴۸	۸/۳۸	۱/۱۳	۱۰/۵۹	۰/۴۸	۰/۳۰	۱/۲۴	۱/۸۴	۰/۴۴	۰/۵۷	۵/۷۷	۸/۲۲	۲/۵۳	۰/۹۴	مخلوط درختچهزار/مرتع/زراعت
۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۲۴	۰/۲۴	۰/۴۱	۰/۶	۰/۲۴	۰/۲۸	۰/۱۸	۰/۱۷	۰/۲۴	۰/۰۸	۰/۰۸	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۱۷	منابع آبی
۰/۴۴	۰/۱۷	۰/۳۱	۰/۱۰	۰/۶۱	۰/۴۶	۰/۷۲	۰/۲۰	۰/۱۷	۰/۲۶	۰/۲۷	۰/۲۴	۰/۳۰	۰/۳۹	۰/۹۱	۰/۳۵	پستر رودخانه
۶/۹۵				۹/۵۶				۱۰/۴۸				۴/۱۵				کل
۱۵/۳۳																۶/۲۲

ادامه جدول ۱. ارزیابی صحت طبقات مختلف کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم های مختلف در روش طبقه بندی پیکسل پایه و شیء گرا

طبقه بندی شیء گرا																کاربری اراضی
SL70-NN5 - نزدیکترین همسایه				SL70-NN3 - نزدیکترین همسایه				SL50-NN7 - نزدیکترین همسایه				SL50-NN5 - نزدیکترین همسایه				کاربری اراضی
AD/AP	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/A	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/A	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/A	AD (%)	QD/A	QD (%)	
۰/۲۴	۴/۱	۰/۲۱	۴/۷۳	۰/۱۳	۳/۰۹	۰/۱۹	۷/۶۴	۰/۳۹	۴/۸۰	۰/۳۱	۳/۳۴	۰/۳۸	۴/۱۲	۰/۲۰	۳/۴۷	زراعت
۷/۳۸	۱۰/۹۲	۰/۲۳	۰/۴۰	۱/۷۰	۱۲/۱۸	۰/۲۳	۰/۲۷	۰/۲۸	۴/۱۸	۰/۲۲	۳/۴۸	۰/۳۵	۴/۵۶	۰/۲۳	۳/۰۹	اراضی بازیر/مرتع/زراعت
۰/۱۸	۱/۰۸	۰/۲۹	۰/۷۸	۰/۷۱	۲/۹۰	۰/۳۴	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۹	۱/۷۷	۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۰۵	۰/۰۵	۱/۰۵	اراضی جنگلی
۰/۴۶	۱/۹۵	۰/۷۳	۱/۴۷	۰/۲۳	۱/۸۵	۰/۳۸	۲/۷۹	۰/۷۰	۱/۴۷	۰/۴۲	۰/۷۳	۰/۷۹	۱/۴۹	۰/۳۹	۰/۷۵	مناطق مسکونی و صنعتی
۱/۳۵	۸/۰۲	۰/۴۳	۲/۰۵	۱/۱۹	۹/۱۷	۰/۵۳	۳/۷۴	۰/۱۸	۲/۷۸	۰/۱۵	۷/۵۹	۰/۲۰	۳/۰۳	۰/۴۱	۷/۴۳	مخلوط درختچهزار/مرتع/زراعت
۱/۲۵	۰/۷۷	۰/۴۲	۰/۱۲	۰/۷۴	۰/۹۲	۰/۴۳	۰/۳۰	۱/۶۴	۰/۰۲	۰/۲۴	۰/۰۵	۰/۲۴	۰/۱۷	۰/۷۰	۰/۱۸	منابع آبی
۰/۹۷	۰/۰۲	۰/۶۳	۰/۱۵	۱/۷۵	۱/۰۸	۰/۷۸	۰/۱۱	۰/۱۰	۰/۰۸	۰/۱۷	۰/۲۲	۰/۷۸	۰/۱۷	۰/۷۳	۰/۰۶	پستر رودخانه
۱۴/۱۸				۵/۳۰				۱۵/۶۰				۷/۹۴				کل
۷/۰۹																۷/۶۱

ادامه جدول ۱. ارزیابی صحت طبقات مختلف کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم های مختلف در روش طبقه بندی پیکسل پایه و شیء گرا

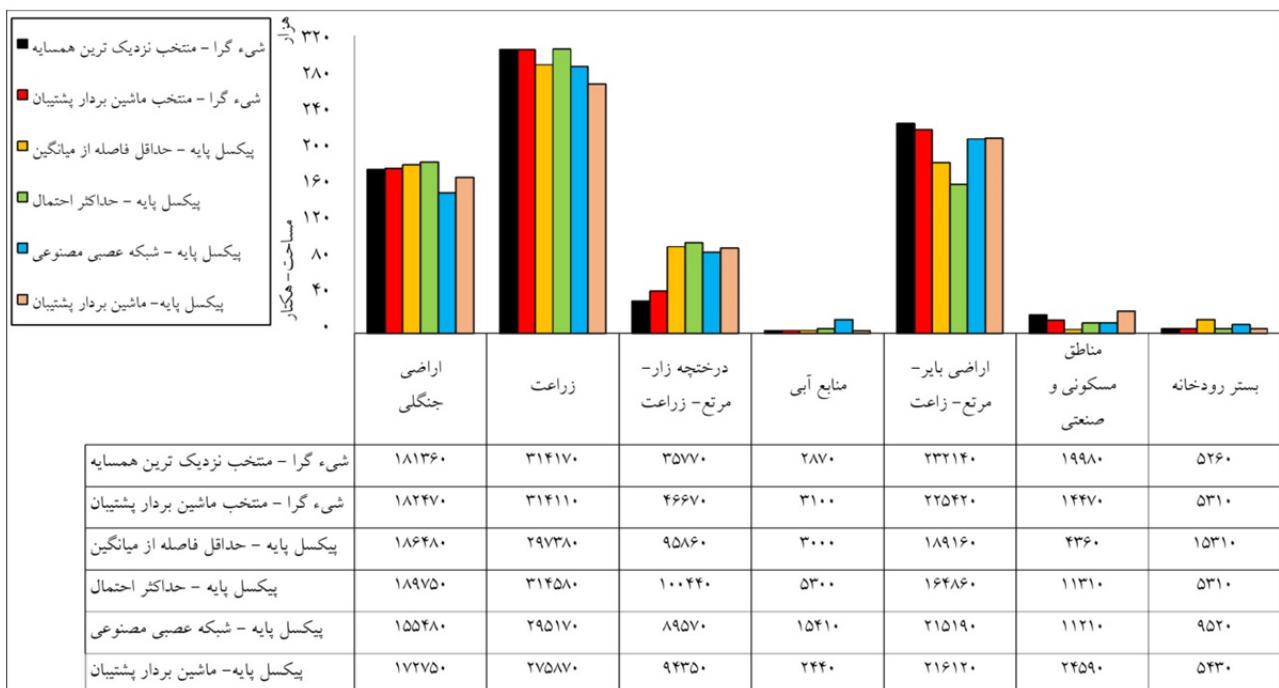
طبقه بندی شیء گرا																کاربری اراضی
SL70 - ماشین بردار پشتیبان				SL50 - ماشین بردار پشتیبان				SL30 - ماشین بردار پشتیبان				SL70-NN7 - نزدیکترین همسایه				کاربری اراضی
AD/AP	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/A	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/A	AD (%)	QD/A	QD (%)	AD/AP	AD (%)	QD/A	QD (%)	
۲/۸۵	۲/۱۶	۱/۲۹	۱/۳۲	۰/۱۱	۱/۳۱	۰/۲۷	۰/۴۴	۲/۳۵	۴/۳۹	۰/۷۲	۲/۹۵	۱/۲۴	۲/۰۱	۰/۲۰	۰/۹۶	زراعت
۰/۱۲	۲/۰۶	۰/۸۵	۱/۷۵	۰/۱۷	۱/۲۵	۰/۶۳	۰/۱۳	۱۰/۹۵	۵/۰۵	۰/۳۲	۳/۱۰	۱/۳۶	۱۰/۸۴	۰/۴۱	۰/۵۸	اراضی بازیر/مرتع/زراعت
۰/۱۰	۰/۴۷	۰/۷۷	۱۰/۴۵	۰/۱۲	۰/۵	۰/۱۹	۰/۱۴	۰/۱۸	۰/۹۰	۰/۱۹	۱/۸۰	۰/۱۳	۰/۱۹	۰/۰۸	۰/۰۸	اراضی جنگلی
۲/۳۰	۱/۷۵	۰/۳۷	۰/۱۸	۰/۳۶	۰/۲۲	۰/۳۵	۰/۰۹	۰/۱۲	۰/۰۵	۰/۰۳	۰/۳۱	۰/۰۴	۱/۹۳	۰/۳۸	۱/۲۳	مناطق مسکونی و صنعتی
۰/۱۱	۲/۰۲	۱/۴۸	۸/۶۱	۰/۱۰	۰/۵۴	۰/۵۸	۰/۲۸	۸/۷۸	۷/۸۹	۰/۸۴	۷/۲۷	۱/۱۰	۷/۹۶	۰/۴۲	۳/۵۲	مخلوط درختچهزار/مرتع/زراعت
۰/۲۰	۰/۳۲	۲/۲۵	۰/۳۸	۰/۴۱	۰/۳۵	۰/۲۴	۰/۴۴	۰/۱۵	۰/۱۸	۰/۴۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۴۰	۰/۵۳	۰/۱۹	منابع آبی
۱/۷۳	۰/۱۸	۲/۲۸	۰/۱۳	۰/۱۴	۰/۰۴	۰/۷۳	۰/۱۴	۲/۷۰	۰/۴۳	۰/۷۲	۰/۲۶	۱۱/۳۳	۰/۰۲	۰/۶۱	۰/۱۱	پستر رودخانه
۸/۹۹				۱۷/۷۷				۴/۵۸				۷/۰۳				کل
۱۲/۶۴																۶/۱۵



شکل ۵. نقشه کلاسه‌بندی کاربری اراضی بر اساس چهار الگوریتم حداقل فاصله از میانگین، حداقل احتمال، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان در روش پیکسل پایه و دو الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان در روش شیء‌گرا

نژدیک‌ترین همسایه با مقیاس SL50-NN7 و ماشین بردار پشتیبان با مقیاس SL50 به ترتیب ۱۹۹۸۰ و ۱۴۴۷۰ هکتار محاسبه گردیده است، درحالی‌که در روش پیکسل پایه با دو الگوریتم MDC و SVM به ترتیب ۴۳۶۰ و ۲۴۵۹۰ هکتار برآورد گردیده است. مساحت‌های محاسبه شده به روش طبقه‌بندی شیء گرا با الگوریتم SVM-SL50 میزان انطباق بیشتری با نقشه واقعیت زمینی نشان داده است.

در شکل ۶ مساحت محاسبه شده توسط الگوریتم‌های پیکسل پایه و شیء گرا نشان داده شده است. مساحت محاسبه شده به روش الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی به روش شیء گرا میزان انطباق بیشتری با واقعیت زمینی نسبت به الگوریتم‌های محاسباتی طبقه‌بندی به روش پیکسل پایه نشان داد. برای مثال محدوده‌ای که به عنوان مناطق مسکونی و صنعتی اختصاص یافته است در روش طبقه‌بندی شیء گرا با دو الگوریتم



شکل ۶. مساحت هر کلاس کاربری بر اساس الگوریتم‌های کلاسه‌بندی کاربری اراضی در روش پیکسل پایه و شیء گرا

ماشین بردار پشتیبان با مقیاس SL50 در مقایسه با طبقه‌بندی به روش پیکسل پایه است.

در جدول ۲ پارامترهای ارزیابی صحت شامل دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۹۲/۶۵ و ۰/۹۱ درصد برای الگوریتم

جدول ۲. پارامترهای ارزیابی صحت الگوریتم‌های مختلف در روش طبقه‌بندی پیکسل پایه و شیء‌گرا

روش طبقه‌بندی	الگوریتم	مقیاس سگمنت‌سازی	دقت کلی (۰-۱۰۰ درصد)	ضریب کاپا (۰-۱)	دقت کلی (۰-۱۰۰ درصد)	مقیاس	روش طبقه‌بندی
حداقل فاصله از میانگین (MDC)	(MDC)	بدون مقیاس	۴۵/۲۴	۰/۴۲	۷۸/۷۱	مقیاس، ۳۰، فاصله ۳ واحد	حداقل احتمال (MLC)
حداکثر احتمال (MLC)	(MLC)	بدون مقیاس	۵۸/۶۴	۰/۵۱	۸۰/۱۲	مقیاس، ۳۰، فاصله ۵ واحد	شبکه عصبی مصنوعی (NNC)
شبکه عصبی مصنوعی (NNC)	(NNC)	بدون مقیاس	۷۷/۳۱	۰/۷۲	۸۰/۷۷	مقیاس، ۳۰، فاصله ۷ واحد	ماشین بردار پشتیبان (SVM)
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	(SVM)	بدون مقیاس	۸۱/۳۱	۰/۷۲	۸۰/۷۲	مقیاس، ۵۰، فاصله ۵ واحد	نزدیک‌ترین همسایه (KNN)
نزدیک‌ترین همسایه (KNN)	(KNN)	بدون مقیاس	۸۰/۷۲	۰/۷۳	۸۳/۷۹	مقیاس، ۵۰، فاصله ۳ واحد	شیء‌گرا
شیء‌گرا		بدون مقیاس	۸۴/۳۵	۰/۷۹	۸۹/۶۱	مقیاس، ۵۰، فاصله ۷ واحد	مقیاس، ۵۰، فاصله ۵ واحد
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	(SVM)	مقیاس	۹۲/۶۵	۰/۹۱	۸۰/۵۴	مقیاس، ۷۰، فاصله ۵ واحد	مقیاس، ۷۰، فاصله ۳ واحد
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	(SVM)	مقیاس	۸۵/۷۸	۰/۸۱	۸۱/۳۵	مقیاس، ۷۰، فاصله ۷ واحد	مقیاس
بعد از تعیین الگوریتم مناسب طبقه‌بندی کاربری اراضی در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا، کلاسه‌بندی کاربری اراضی برای تصویر سال ۲۰۱۷ بر اساس الگوریتم منتخب انجام شد. در جدول ۳ پارامترهای ارزیابی صحت شامل دقت کلی، صحت کاربر، صحت تولیدکننده، ضریب کاپا برای هر کلاس کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب (الگوریتم ماشین بردار با مقیاس SL50) آورده شده است.							
الگوریتم ماشین بردار در طبقه‌بندی کاربری اراضی به روش شیء‌گرا نشان داد که میزان خطای اضافه و خطای حذف به ترتیب ۱۹/۱۲ و ۱۴/۸۷ درصد در کلاس کاربری اراضی،							

اراضی بایر / مرتع / زراعت و کلاس مخلوط درختچه‌زار / مرتع / زراعت مشاهده گردید.

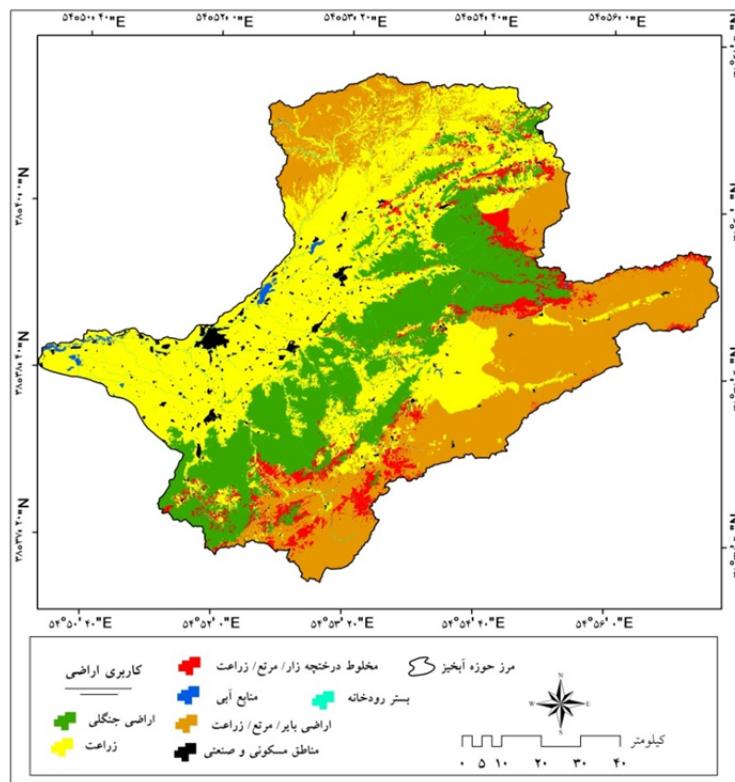
پایین‌ترین صحت تولیدکننده و صحت کاربری به ترتیب به میزان ۴۵/۱۴، ۷۱/۴۳، ۷۲/۴۳، ۷۳/۱۰ و ۸۷/۱۲ درصد مربوط به کلاس کاربری زراعت، کلاس مخلوط درختچه‌زار / مرتع / زراعت، کلاس مناطق مسکونی، صنعتی و کلاس اراضی بایر / مرتع / زراعت است. نتایج حاصل از کلاسه‌بندی کاربری اراضی براساس الگوریتم ماشین بردار با مقیاس SL50 در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا برای تصویر سال ۲۰۱۷ در شکل ۷ نشان داده شده است.

بعد از تعیین الگوریتم مناسب طبقه‌بندی کاربری اراضی در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا، کلاسه‌بندی کاربری اراضی برای تصویر سال ۲۰۱۷ بر اساس الگوریتم منتخب انجام شد. در جدول ۳ پارامترهای ارزیابی صحت شامل دقت کلی، صحت کاربر، صحت تولیدکننده، ضریب کاپا برای هر کلاس کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب (الگوریتم ماشین بردار با مقیاس SL50) آورده شده است.

الگوریتم ماشین بردار در طبقه‌بندی کاربری اراضی به روش شیء‌گرا نشان داد که میزان خطای اضافه و خطای حذف به ترتیب ۱۹/۱۲ و ۱۴/۸۷ درصد در کلاس کاربری اراضی،

جدول ۳. پارامترهای خطا و صحت برای هر یک از کاربری‌ها بر اساس الگوریتم منتخب در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا

طبقات کاربری اراضی							پارامترهای خطای کاربری اراضی	
زراعت	اراضی بایر / مرتع / زراعت	اراضی جنگلی	مناطق مسکونی و صنعتی	مخلوط درختچهزار / مرتع / زراعت	منابع آبی	بسیار رودخانه	کاربری اراضی	
	۱۲/۸۸	۱۷/۵۷	۲/۵۵	۱/۵۹	۱۴/۸۷	۶/۹۰	۲/۴۵	خطای اضافه (%)
۱۰/۷۸	۱۹/۱۲	۰/۵۶	۱۰/۳۱	۱۱/۵۶	۲/۱۳	۳/۵۴	۰/۰	خطای حذف (%)
۸۷/۲۲	۷۶/۲۲	۹۹/۴۴	۸۳/۸۷	۸۳/۸۸	۸۹/۶۹	۹۱/۲۵	۰/۰	صحت تولیدکننده (%)
۷۱/۴۵	۸۷/۱۲	۹۵/۱۳	۷۳/۱۰	۷۲/۴۳	۹۹/۴۱	۹۰.۲۷	۰/۰	صحت کاربر (%)
دقت کلی (%)							ضریب کاپا	
۹۲/۶۵							۰/۹۱	



شكل ۷. نقشه کلاسه‌بندی کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب ماشین بردار پشتیبان با مقیاس SL50 (سال ۲۰۱۷)

فرسایشی بیشتر، احتمال وقوع بحران‌های طبیعی از قبیل وقوع سیل برای این بخش از حوزه بیشتر است. از طرفی به دلیل فعالیت‌های زراعی انجام شده توسط ساکنین که اغلب از نوع زراعت دیم است، این منطقه مستعد تغییرات بیشتر در کاربری از نوع زراعت خواهد بود.

در جدول ۴ مساحت هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب ماشین بردار پشتیبان درروش طبقه‌بندی شیء‌گرا آورده شده است. بیشترین مساحت کاربری در حوزه آبخیز گرگان رود مربوط به کلاس اراضی بایر / مرتع / زراعت است. این امر بیانگر این است که به دلیل وسعت زیاد این کلاس کاربری در سطح حوزه، به دلیل پوشش کمتر و آثار

جدول ۴. مساحت کلاس‌های کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب ماشین بردار پشتیبان درروش طبقه‌بندی شیء‌گرا

کلاس کاربری اراضی	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)
زراعت	۱۸۲۴٪۰	۲۳/۱
اراضی بازیر/ مرتع/ زراعت	۳۱٪۱۱۰	۳۹٪/
اراضی جنگلی	۴٪۶۷۰	۵٪/۹
مناطق مسکونی و صنعتی	۳٪۰۰	۰٪/۴
مخلوط درختچه‌زار/ مرتع/ زراعت	۲٪۲۵٪۴۲۰	۲۸٪/۵
منابع آبی	۱٪۴۴٪۷۰	۱٪/۷
بستر رودخانه	۵٪۳۱۰	۰٪/۷

کاربری‌های با میزان دقت بالا در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) شد. درحالی‌که در مطالعات انجام‌شده توسط لی یو و همکاران (۱۹) و وانگ و همکاران (۳۱) بر حسب نوع تصویر، بافت، رنگ و مشخصات هندسی تصویر، مقیاس سگمنت‌سازی متفاوت بوده است. در ارزیابی صحت الگوریتم‌های مورداستفاده در کلاسه‌بندی کاربری اراضی به دو روش پیکسل پایه و شیء‌گرا از دو شاخص اختلاف مکانی و مکانی استفاده شد. این دو شاخص نقش مهمی در بیان میران صحت طبقه‌بندی کاربری اراضی با روش‌های آشکارسازی کاربری اراضی داشت که با نتایج حاصل از تحقیقات انجام‌شده درزمینه ارزیابی صحت با شاخص‌های اختلاف کمی و مکانی توسط پتیوس و میلونس (۲۵)، پتیوس و همکاران (۲۶)، توسط پتیوس و همکاران (۲۲ و ۲۳) همخوانی داشت. در سال‌های معماریان و همکاران (۱۴) و همکاران (۲۰) همچنانی داشت. در اغلب تحقیقات روش‌شناسی انجام‌شده درزمینه تغییرات کاربری اراضی از جمله پژوهش‌های صورت گرفته توسط دوره و همکاران (۱۳) و ما و همکاران (۲۰) با الگوریتم‌های مختلف بیشتر بر روی تغییر کاربری اراضی از جنگل به زراعت متتمرکز بوده است و تعداد کلاس‌های کاربری در نظر گرفته شده محدود بوده و دارای طبقات کمی است. درحالی‌که امروزه کلاسه‌بندی‌های مبتنی بر روش‌های یادگیری ماشین بردار از قبیل SVM و RF درروش طبقه‌بندی شیء‌گرا نقش مؤثری در استخراج تغییرات کاربری اراضی در کلاس‌های کاربری متنوع و زیاد را داشته است و میزان صحت بالایی را در کالیبره نقاط با مشاهدات میدانی و نقشه واقعیت زمینی نشان داده است که

بحث و نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که کلاسه‌بندی به روش شیء‌گرا نتایج واقعی‌تر و دقیق‌تری از کاربری اراضی را در مقایسه با روش طبقه‌بندی پیکسل پایه نشان می‌دهد. یافته‌های این تحقیق با تحقیقات انجام‌شده توسط جانسون (۱۶) و دبس و همکاران (۱۱) همخوانی دارد. در سگمنت‌سازی و قطعه‌سازی تصویر درروش طبقه‌بندی شیء‌گرا مقیاس‌های مختلفی مورد مطالعه قرار گرفته است و یک مقیاس ثابت و بهینه بهمنظور کلاسه‌بندی در الگوریتم‌های شیء‌گرا ایجاد نگردیده است. مهم‌ترین امر در طبقه‌بندی کاربری اراضی به روش شیء‌گرا انتخاب مقیاس مناسب سگمنت بر اساس وضوح تصویر مورداستفاده است که در مطالعات دوره و همکاران (۱۴)، مینگ و همکاران (۲۴) و یانگ و همکاران (۳۲) به این امر اشاره گردیده است. از طرفی می‌توان این‌گونه بیان کرد که بر اساس مطالعات انجام‌شده همبستگی مشتبی بین مقیاس بهینه سگمنت‌سازی و قدرت تفکیک فضایی تصویر وجود دارد. لذا بهمنظور دستیابی به صحت بالا در ارزیابی طبقه‌بندی کاربری اراضی با الگوریتم‌های مختلف بهتر است از تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا و قدرت تفکیک مکانی مناسب از قبیل تصاویر ستینیل استفاده شود. در این تحقیق نتایج نشان داد که مقیاس سگمنت‌سازی SL50 با انتخاب ترکیب مناسب بافت و شکل قطعات تصویر درروش طبقه‌بندی شیء‌گرا به‌طور قابل توجهی منجر به بهبود طبقه‌بندی کاربری اراضی و استخراج مساحت

صحیح در استفاده از اراضی استان را مدیریت نمود.

منابع مورد استفاده

1. اسکندری، س. ۱۳۹۸. مقایسه الگوریتم‌های مختلف تهیه نقشه پوشش زمین در رویشگاه‌های حساس زاگرس با استفاده از تصویر ماهواره‌ای ستینل ۲- (مطالعه موردی: بخشی از استان ایلام). نشریه سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۱۱۰(۱): ۷۷-۸۷.
2. اصغری سراسکانرود، ص.، ل. آفایاری و الف. پیروزی. ۱۳۹۶. بررسی تغییرات کاربری اراضی و تأثیر آن بر فرسایش با استفاده از RS و GIS (مطالعه موردی: شهرستان نیر). نشریه سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۸(۴): ۴۹-۶۲.
3. صالحی، ن.، م. ر. اختصاصی و ع. طالبی. ۱۳۹۸. پیش‌بینی روند تغییرات کاربری اراضی با استفاده از مدل زنجیره مارکوف CA-Markov (مطالعه موردی: حوزه آبخیز صفارود رامسر). نشریه سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۱۰(۱): ۱۰۶-۱۲۰.
4. غفاری، ص.، ح. ر. مرادی و ر. مدرس. ۱۳۹۷. مقایسه روش‌های پیکسل پایه و شیء گرا در تهیه نقشه کاربری اراضی (مطالعه موردی: دشت‌های اصفهان- برخوار، نجف‌آباد و چادگان). نشریه سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۹(۱): ۴۰-۵۷.
5. مهدوی، ع.، س. رنگین، ح. مهدی زاده و و. میرزاچی زاده. ۱۳۹۶. ارزیابی روند تغییرات پوشش جنگلی و تعیین مهم‌ترین عوامل فیزیوگرافی مرتبط با تخریب جنگل‌ها در استان ایلام (مطالعه موردی: شهرستان سیروان). نشریه تحقیقات حمایت و حفاظت جنگل‌ها و مراتع ایران، ۱۵(۱): ۱۵-۱۶.
6. Albaloshi FA, Sidiqe P, Asari VK. 2014. Efficient hyperspectral image segmentation using geometric active contour formulation. In: Image and Signal Processing for Remote Sensing XX. International Society for Optics and Photonics, 9244: 1-8.
7. Anderson JR. 1976. A land use and land cover classification system for use with remote sensor data, vol 964. US Government Printing Office, 28 p.
8. Brink AB, Bodart C, Brodsky L, Defourney P, Ernst C, Donney F, Lupi A, Tuckova K. 2014.

نتایج تحقیق حاضر با مطالعات انجام شده توسط ام دی عبدالله و همکاران (۲۱) و لی و همکاران (۱۸) این همخوانی را نشان می‌دهد. این الگوریتم‌ها قادر به شناسایی و تفکیک کلاس‌های کاربری اراضی به تعداد بیشتر و با صحت بیشتر است و به همین دلیل برای آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی با کلاس‌های متفاوت روش‌های ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد می‌گردد. انتخاب تعداد کلاس‌های کاربری اراضی نیز نقش مؤثری در میزان صحت طبقه‌بندی دارد و می‌توان گفت که همبستگی منفی بین انتخاب تعداد کلاس‌ها و صحت طبقه‌بندی وجود دارد. به گونه‌ای که با افزایش تعداد کلاس‌ها میزان خطای در بافت و رنگ تصویر بیشتر شده و برخی از کاربری‌ها به درستی تشخیص داده نمی‌شود، این موضوع در روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل بارزتر است و طبقه‌بندی‌های شیء گرا تا حدی توانسته است با موضوع انتخاب مقیاس سگمنت‌سازی صحیح این خطا را مرتفع سازد که این امر توسط پژوهشگران مینگ و همکاران (۲۴)، لی و همکاران (۱۸) و وانگ و همکاران (۳۱) نیز به اثبات رسیده است که با نتایج این تحقیق نیز همخوانی دارد. در میان الگوریتم‌های موجود در روش طبقه‌بندی شیء گرا روش‌های مبتنی بر یادگیری از قبیل جنگل تصادفی (Random Forest)، نزدیک‌ترین همسایه (K-Nearest Neighbors) و ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) به عنوان الگوریتم‌های مناسب در امر کلاس‌بندی کاربری اراضی محسوب می‌شود که این امر توسط سیس کلی و همکاران (۱۰)، دران اووا (۱۲) و دورو و همکاران (۱۳) نیز به اثبات رسیده است و در تحقیق حاضر نیز الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در روش طبقه‌بندی شیء گرا که مبتنی بر یادگیری و تعلم است، به عنوان الگوریتم مناسب انتخاب گردید. نقشه حاصل شده از طبقه‌بندی کاربری اراضی بر اساس الگوریتم منتخب در حوزه آبخیز گرگان‌رود می‌تواند به عنوان نقشه پایه برای پایش صحیح تغییرات کاربری اراضی در استان گلستان مورد استفاده قرار گیرد تا میزان تغییرات ایجاد شده در بحث کاربری‌ها مشخص شده و بتوان پیش‌بینی آینده برای روند تغییرات کاربری اراضی و بهره‌وری

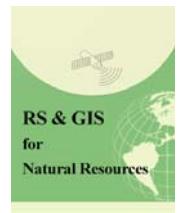
- Anthropogenic pressure in East Africa—Monitoring 20 years of land cover changes by means of medium resolution satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 28: 60-69.
9. Chavez Jr PS. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24(3): 459-479.
 10. Cicekli SY, Sekertekin A, Arslan N, Donmez C. 2018. Comparison of Pixel and Object-Based Classification Methods on Wetlands Using Sentinel-2 Data. In: 3rd International Mediterranean Science and Engineering Congress (IMSEC 2018), Çukurova University, Congress Center, October 24-26, 2018, Adana / TURKEY, Paper ID:102: 298-302.
 11. Dibs H, Idrees MO, Alsalhin GBA. 2017. Hierarchical classification approach for mapping rubber tree growth using per-pixel and object-oriented classifiers with SPOT-5 imagery. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1): 21-30.
 12. Dronova I. 2015. Object-based image analysis in wetland research: A review. *Remote Sensing*, 7(5): 6380-6413.
 13. Duro DC, Franklin SE, Dubé MG. 2012. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118: 259-272.
 14. Duro DC, Franklin SE, Dubé MG. 2012. Multi-scale object-based image analysis and feature selection of multi-sensor earth observation imagery using random forests. *International Journal of Remote Sensing*, 33(14): 4502-4526.
 15. Freire S, Santos T, Navarro A, Soares F, Silva J, Afonso N, Fonseca A, Tenedório J. 2014. Introducing mapping standards in the quality assessment of buildings extracted from very high resolution satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 90: 1-9.
 16. Jonsson L. 2015. Evaluation of pixel based and object based classification methods for land cover mapping with high spatial resolution satellite imagery, in the Amazonas, Brazil. <http://lup.lub.lu.se/student-papers/record/8309939>
 17. Khatami R, Mountrakis G, Stehman SV. 2016. A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: General guidelines for practitioners and future research. *Remote Sensing of Environment*, 177: 89-100.
 18. Li M, Ma L, Blaschke T, Cheng L, Tiede D. 2016. A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 49: 87-98.
 19. Liu J, Du M, Mao Z. 2017. Scale computation on high spatial resolution remotely sensed imagery multi-scale segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 38(18): 5186-5214.
 20. Ma L, Cheng L, Li M, Liu Y, Ma X. 2015. Training set size, scale, and features in Geographic Object-Based Image Analysis of very high resolution unmanned aerial vehicle imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102: 14-27.
 21. Md Abdullah AY, Masrur A, Adnan MSG, Bakry M, Al A, Hassan QK, Dewan A. 2019. Spatio-Temporal Patterns of Land Use/Land Cover Change in the Heterogeneous Coastal Region of Bangladesh between 1990 and 2017. *Remote Sensing*, 11(7): 790.
 22. Memarian H, Balasundram SK, Khosla R. 2013. Comparison between pixel-and object-based image classification of a tropical landscape using Système Pour l'Observation de la Terre-5 imagery. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1): 073512.
 23. Memarian H, Balasundram SK, Talib JB, Sung CTB, Sood AM, Abbaspour K. 2012. Validation of CA-Markov for simulation of land use and cover change in the Langat Basin, Malaysia. *Journal of Geographic Information System*, 4(6): 542-554.
 24. Ming D, Li J, Wang J, Zhang M. 2015. Scale parameter selection by spatial statistics for GeOBIA: Using mean-shift based multi-scale segmentation as an example. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 106: 28-41.
 25. Pontius Jr RG, Millones M. 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15): 4407-4429.
 26. Pontius Jr RG, Peethambaran S, Castella J-C. 2011. Comparison of three maps at multiple resolutions: a case study of land change simulation in Cho Don District, Vietnam. *Annals of the Association of American Geographers*, 101(1): 45-62.
 27. Sharma R, Ghosh A, Joshi P. 2013. Decision tree approach for classification of remotely sensed satellite data using open source support. *Journal of Earth System Science*, 122(5): 1237-1247.
 28. Sibaruddin H, Shafri H, Pradhan B, Haron N. 2018. Comparison of pixel-based and object-based image classification techniques in extracting information from UAV imagery data. In: IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, vol 1. IOP Publishing, p 012098.
 29. Tehrany MS, Pradhan B, Jebuv MN. 2014. A comparative assessment between object and pixel-based classification approaches for land use/land cover mapping using SPOT 5 imagery. *Geocarto*

- International, 29(4): 351-369.
30. Tolga Esetlili M, Balcik FB, Sanli FB, Kalkan K, Ustuner M, Goksel C, Gazioglu C, Kurucu Y. 2018. Comparison of Object and Pixel-Based Classifications for Mapping Crops Using Rapideye Imagery: A Case Study of Menemen Plain, Turkey. International Journal of Environment and Geoinformatics, 5(2): 231-243.
31. Wang Z, Yang X, Lu C, Yang F. 2018. A scale self-adapting segmentation approach and knowledge transfer for automatically updating land use/cover change databases using high spatial resolution images. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 69: 88-98.
32. Yang L, Mansaray LR, Huang J, Wang L. 2019. Optimal Segmentation Scale Parameter, Feature Subset and Classification Algorithm for Geographic Object-Based Crop Recognition Using Multisource Satellite Imagery. Remote Sensing, 11(5): 514-537.



RS & GIS for Natural Resources (Vol. 10/ Issue 4) Winter 2019

Indexed by ISC, SID, Magiran, Noormags, Civilica, Google Scholar
journal homepage : www.girs.iaubushehr.ac.ir



Determination of quantity and allocation disagreement indices in selection of appropriate algorithm for land use classification in pixel and objected base in Gorganrood river basin

M. Hajibigloo¹, V. B. Sheikh^{2*}, H. Memarian³, Ch. B. Komaki⁴

1. PhD Student of Watershed Management Department, Faculty of Rangeland & Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran
2. Assoc. Prof. Department of Watershed Management, Faculty of Rangeland & Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran
3. Assoc. Prof. Department of Rangeland & Watershed Management, Faculty of Natural Resources and Environment, University of Birjand, Iran
4. Assist. Prof. Department of Arid Zone Management, Faculty of Range Land and Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran

ARTICLE INFO

Article history:

Received 16 August 2019
Accepted 18 December 2019
Available online 15 January 2020

Keywords:

Land use
Object and pixel based classification
Accuracy assessment
Quantity disagreement
Allocation disagreement

ABSTRACT

Land cover and land use are an important variable in natural land processes. Land use change in environmental protection programs and natural resource management plays an important role in the intensification of natural crises such as floods. The Gorganrood River basin in the Golestan province has historically experienced land use conversion. In this research was selected for land use classification using Landsat 8 OLI satellite images of the 25 June 2017. The goal of this study is to assess the accuracy of two approaches, pixel-based supervised classification and the object-oriented one base on quantity and allocation disagreement indexes. The accuracy assessment results indicated verified that for land use mapping the SVM algorithm using a 50 pixel segmentation in the object-based classification having a quantity disagreement of 2.03, an allocation disagreement of 4.58, and an overall accuracy of 92.65% and a kappa coefficient of 0.91 was more accurate than other algorithms in the object-based classification and other algorithms in the pixel-based classification. Based on this algorithm, the lowest of omission and commission error showed in forest lands and residential and industrial areas of 0.58% and 1.59% respectively. The highest of producer and user accuracy showed in forest lands and water body of 99.44% and 99.41% respectively. The largest area of land use in the Gorganrood River basin is related to the Barren/Rangeland/Cropland class of 314110 ha. Finally, the SVM-SL50 algorithm in the object-based classification is suggested as an optimal classifier with a high accuracy for classification of land use classification maps in order to manage natural resources in Golestan province.

* Corresponding author e-mail address: sheikh@gau.ac.ir