

استفاده از ادغام پیکسلها در بازسازی اطلاعات پیکسلهای مخلوط

منصور زینلی^۱، حسن قاسمیان^{۲*}

^۱ گروه مخابرات دانشگاه آزاد اسلامی - واحد علوم و تحقیقات تهران

mansoorzinali@yahoo.com

^۲ استادگروه مخابرات - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تربیت مدرس

ghassemi@modares.ac.ir

(تاریخ دریافت تیر ۱۳۹۲، تاریخ تصویب مهر ۱۳۹۲)

چکیده

طبقه‌بندی پیکسلهای مخلوط یکی از مشکلات مهم در تجزیه و تحلیل اطلاعات سنجش از دور است، که بدلیل کوچکتر بودن ابعاد پیکسلهای خالص از دقت مکانی سنجنده‌ها با توجه به محدودیتهای فن‌آوری یا هزینه‌ها ایجاد می‌شود. الگوریتمهای مختلفی برای تفکیک پیکسلهای خالص در یک پیکسل مخلوط با معیار حداکثر صحت پیشنهاد شده است. در این بررسیها مسائل زیرپیکسلها در تصاویر بدو دسته تقسیم شده است: (۱) تعیین درصد کلاس‌های خالص تشکیل‌دهنده یک پیکسل (۲) تعیین محل آنها. در این مقاله پس از بررسی الگوریتمهای متداول در این زمینه و مشکلات پیشرو، الگوریتم جدیدی برای افزایش دقت مکانی تصاویر پیشنهاد خواهد شد، که سعی در برطرف کردن نقاط ضعف الگوریتمهای موجود دارد. در این الگوریتم یک جدول جستجوی مناسب با ادغام پیکسلهای اطلاعات ورودی ایجاد می‌شود. با تعریف یک معیار مناسب برای شباهت پیکسلها، برای هر پیکسل ورودی یک پیکسل مشابه در جدول جستجو پیدا می‌کنیم و نشان خواهیم داد این پیکسلهای مشابه از ساختار زیرپیکسلی یکسانی تشکیل شده‌اند. در این جستجو، از اطلاعات دامنه پیکسلها برای محاسبه نسبت زیرپیکسلها و از اطلاعات بافت پیکسلهای مجاور برای مکانیابی زیرپیکسلهای درون یک پیکسل مخلوط استفاده می‌شود. در انتها الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی جهت افزایش دقت مکانی و طبقه‌بندی اطلاعات پیاده‌سازی شده و نتایج با طبقه‌بندی سخت مقایسه و ارائه شده است. نتایج شبیه‌سازیها حداقل ۱۵٪ بهبود ضرایب طبقه‌بندی در بازسازی پیکسلهای مخلوط نسبت به طبقه‌بندی سخت را نشان می‌دهند.

واژگان کلیدی: افزایش دقت مکانی، پیکسلهای مخلوط

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

سنجش از دور تحلیل می‌شوند. در بخش سوم یک الگوریتم جدید برای افزایش دو برابری دقت مکانی تصاویر معرفی و سپس شبیه‌سازی می‌شود و بخش چهارم شامل جمع‌بندی و پیشنهادات می‌باشد.

۲- مروری بر تحقیقات انجام شده

فرآیند افزایش دقت مکانی در سنجش از دور برای بازسازی اطلاعات پیکسلهای مخلوط استفاده می‌شود. مراجع مختلف با در نظر گرفتن مشخصات مشترکی مانند قابلیت شناسایی الگو یا بافت، حفظ جزئیات، حفظ ارتباطهای خطی و ویژگیها، حفظ خمیدگیها و حفظ یکنواختی یا غیر یکنواختی تصاویر اقدام به افزایش دقت مکانی تصاویر نموده‌اند. همچنین عدم وابستگی الگوریتم به عواملی مانند نویز، گوشه‌ها، پارامتر تغییر مقیاس، توانایی در پردازش اطلاعات واقعی و زمان انجام محاسبات از مشخصه‌های مهم در ارزیابی این الگوریتمها است [۲].

دو روش کلی برای افزایش دقت مکانی پیشنهاد شده- است: (۱) افزایش و بهینه کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسلها که معمولا در تصاویر با تفکیک مکانی بالا استفاده می‌شود (۲) یکسان کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسلها بر اساس یک یا چند مدل اولیه (واریانس مکانی یا مدل واریوگرام) که معمولا در تصاویر با تفکیک مکانی کم بکار می‌رود [۳].

در فرآیند بازسازی پیکسلهای مخلوط پس از تعیین درصد کلاسهای خالص در یک پیکسل (طبقه‌بندی نرم)، مشاهده شده آنها را در مکانیابی زیرپیکسلها بنحوی قرار می‌دهند که همبستگی مکانی تصویر حداکثر شود. در ادامه الگوریتمهای مرسوم برای تعیین درصد و مکان زیرپیکسلها را بررسی می‌کنیم.

۲-۱- الگوریتمهای طبقه‌بندی نرم

با توجه به نیاز مقایسه تصاویر با مقیاسهای مختلف از یک صحنه یا استفاده از الگوریتمهای ارزان قیمت در نقشه‌برداری از سطح زمین، بر اساس الگوریتم تجزیه طیفی، نوع زیرپیکسلها در تصاویر با تفکیک مکانی کم تخمین زده می‌شود. فرض اصلی الگوریتم این است که سیگنال ضبط شده توسط سنجنده‌های ماهواره در هر پیکسل یک ترکیب خطی از اجزا طیفی است [۴]. بنابراین

عوامل زیادی بطور مستقیم یا غیر مستقیم در دقت نقشه‌برداری از سطح زمین دخالت دارند. مشکل بزرگی که اغلب تصاویر با کیفیت مکانی پایین دارند، وجود بیش از یک نوع کلاس پوشش زمینی در یک پیکسل است که بنام پیکسل مخلوط شناخته می‌شود. پیکسلهای مخلوط تاثیر نامطلوبی در میزان دقت اطلاعات اکتسابی از تصاویر ماهواره‌ای، بخصوص در طبقه‌بندی مرسوم که هر پیکسل نمایش‌دهنده یک کلاس می‌باشد، دارند. چنانچه ابعاد پیکسل از ابعاد اشیاء موجود در آن (زیرپیکسل) بزرگتر باشد، کلاسها در هم ادغام شده و تاثیر تعداد کلاس بیشتر مشاهده می‌شود. از طرف دیگر اگر ابعاد پیکسل از ابعاد اشیاء موجود در صحنه کوچکتر انتخاب شود حجم داده‌ها افزایش می‌یابند. همچنین برای مقایسه اطلاعات مختلف از یک صحنه ممکن است مقیاس موجود با مقیاس مطلوب متفاوت باشد که در چنین مواقعی تغییر دقت مکانی اطلاعات ضروری می‌باشد. مشکل اساسی در زمینه تغییر دقت مکانی پاسخ ضربه مبهم سنجنده‌ها است. در واقع هر پیکسل نشان‌دهنده یک ناحیه متناظر در سطح زمین است که این ناحیه معمولا دایره‌وار است. سنجنده‌ها نسبت به جابجایی زیرپیکسلهای موجود در این نواحی حساس نمی‌باشند. بازتابهای حس شده از مرکز این نواحی، تاثیر بیشتری روی سنجنده‌ها نسبت به بازتابهای کناره‌ای دارند بنحوی که وزن اطلاعات مرکزی جمع‌آوری شده توسط سنجنده بیشتر از اطلاعات کناره‌ها است. همچنین امکان همپوشانی بین نواحی نمایش داده شده توسط پیکسلها وجود دارد [۱]. یکی دیگر از مشکلات اصلی که بررسی میزان صحت الگوریتمهای افزایش دقت مکانی را با ابهام مواجه می‌کند، عدم وجود تصاویر مرجع با دقت مکانی بالاتر است. بنابراین برای مقایسه صحت طبقه‌بندی روشهای افزایش دقت مکانی، ابتدا یک تصویر موجود با میانگین‌گیری تخریب شده و سپس توسط روشهای مختلف بازسازی و اختلاف طبقه‌بندی تصاویر بازسازی شده و اولیه محاسبه می‌شود.

این مقاله شامل چهار بخش است. در بخش اول مقدماتی در مورد مسئله و مشکلات پیش‌روی الگوریتمهای تحلیل مسئله بیان گردید. در بخش دوم چند الگوریتمهای متداول برای کاهش مقیاس تصاویر

همچنین می‌توان هر کلاس را با یک مدل گوسی که از اطلاعات آموزشی بدست آمده، شبیه‌سازی کرد [۱۳] و احتمال تعلق به هر یک از این مدلها معادل با نسبت زیرپیکسل در آن پیکسل در نظر گرفته شود. توانایی این الگوریتم بیشتر از مدل مخلوط طیفی و در حد شبکه‌های عصبی می‌باشد. این روش نیازمند کلاسهای آموزشی خالص بوده و آموزش آن با اطلاعات نویزی یا مخلوط امکان‌پذیر نیست.

۲-۲- الگوریتمهای نگاشت زیرپیکسلها

الگوریتمهای نگاشت زیرپیکسلها معمولا بر اساس جابجا کردن زیرپیکسلها برای حداکثر کردن تابع همبستگی مکانی تصویر می‌باشند. در این الگوریتمها که در حالت تفکیک مکانی بالا استفاده می‌شوند به زیرپیکسلها اجازه جابجا شدن درون همان پیکسل را می‌دهند بنابراین درصد کلاسهها درون یک پیکسل ثابت می‌ماند. در این الگوریتمها انتخاب اشتباه محل اولیه زیرپیکسلها باعث می‌شود زیرپیکسلها در طی تکرارها به یکدیگر چسبیده و یک ساختار اشتباه تشکیل دهند. همچنین درختان ساختار طیفی شبیه پس‌زمینه دارند که جداسازی آنها را مشکل می‌کند [۱۴]. این الگوریتم برای زیرپیکسلهای کوچک نتایج مناسبی نداشته و بیشتر برای زیرپیکسلهای خطی مناسب است.

[۱۵] با استفاده از الگوریتم جابجا کردن زیرپیکسلها و فرض مدل مارکف تصادفی اقدام به نگاشت زیرپیکسلها کرده است. در این الگوریتم احتمال نگاشت یک زیرپیکسل به شرط در نظر گرفتن ساختار مکانی تمام تصویر، با احتمال نگاشت آن زیرپیکسل به شرط در نظر گرفتن فقط ساختار مکانی پیکسلهای مجاور، مساوی فرض شده است. در صورت وجود مدل مارکف تصادفی در تصویر، این روش وابستگی مکانی را بخوبی توصیف می‌کند. مکانیابی اولیه زیرپیکسلها و تعداد نمونه‌های آموزشی تاثیر زیادی در کیفیت آن دارد.

در [۱۶، ۱۷] الگوریتمهای مستقیم نگاشت پیکسلها بر اساس اطلاعات مکانی اطراف پیکسل بررسی شده‌اند. در این روشها، زیرپیکسلها در مکانی قرار می‌گیرند که پیکسلهای مشابه بیشتری وجود دارد. این الگوریتم برای دو برابر کردن دقت مکانی بکار رفته و در صورت وجود

در تحلیل تجزیه طیفی نیاز به اطلاعات دقیق نواحی آموزشی خالص برای محاسبه نسبت زیرپیکسلها می‌باشد [۵]. این روش فقط در شرایط خاص توانایی تخمین درصد زیرپیکسلها را دارد و استفاده از معیار حداقل مربع باعث اشتباه در تشخیص مرزها می‌شود. محدود بودن تعداد اجزای طیفی با توجه به تعداد باندهای مستقل، فرض وجود فقط یک بازتابش برای هر عنصر، مستقل بودن بازتابش کلاسههای مختلف، حساسیت به نویز و خطی بودن از دیگر محدودیتهای آن می‌باشد.

در سالهای اخیر الگوریتم FCM^۱ در طبقه‌بندی نرم بکار رفته است [۶]. در این خوشه‌بندی فازی، اطلاعات به c کلاس تقسیم می‌شوند که خوشه‌بندی اولیه تصادفی است. این الگوریتم ابتدا برای خوشه‌بندی بدون نظارت مطرح شد ولی برای کاهش خطای روش می‌توان بر خوشه‌بندی اولیه نظارت کرد [۷]. تعیین درجه فازی بودن توسط استفاده‌کننده در دقت الگوریتم تاثیر زیادی داشته و اگر در ورودی اطلاعاتی از یک کلاس غیر آموزشی داشته باشیم، الگوریتم آنرا در یکی از کلاسههای موجود طبقه‌بندی می‌کند.

PCM^۲ همتای محتمل FCM بوده [۸] ولی مجموع عضویت‌های فازی یک پیکسل می‌تواند بیشتر از یک شود. بهبود این الگوریتم در آن است که عضویت فازی زیرپیکسلها تحت تاثیر کلاسههای پیش‌بینی نشده قرار نمی‌گیرند ولی در صورت عدم وجود این کلاسهها صحت FCM بیشتر است.

انواع شبکه‌های عصبی بر حسب نوع اطلاعات ورودی برای طبقه‌بندی نرم یا نگاشت زیرپیکسلها استفاده شده‌اند که پارامترهای هر کدام جداگانه تعریف می‌گردد [۹]. یک ویژگی جالب شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی نرم آن است که در مرحله تربیت آنها می‌توان از پیکسلهای مخلوط استفاده کرد [۱۰] و هدف آنها حداکثر کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسلها بوده که معمولا در تفکیک مکانی پایین بکار می‌روند [۱۱]. شبکه‌های عصبی محاسبات پیچیده و وقت‌گیر داشته و فقط به اطلاعات کلاسههای آموزش دهنده پاسخ مناسب می‌دهند [۱۲].

^۱ fuzzy c-means

^۲ probability c-means

۳- روش پیشنهادی برای تعیین درصد و محل زیرپیکسلها

از آنجا که اطلاعات تصاویر با کاهش تفکیک مکانی از بین می‌روند یا به نوعی در همدیگر ادغام می‌شوند اگر بتوان نحوه ادغام سنجنده را بدست آورد، می‌توان تا حدی به تصویر اولیه نزدیک شد. در الگوریتم پیشنهادی، Y یک تصویر $M \times N$ پیکسل ورودی در چند باند، Z یک تصویر $M/s \times N/s$ پیکسل کاهش دقت مکانی یافته از تصویر Y ، X یک تصویر $sM \times sN$ پیکسل دقیقتر از Y و s پارامتر تغییر مقیاس است.

فرض کنیم r شدت بازتابش در یک پیکسل از تصاویر فوق باشد. این شدت به عواملی مانند شدت بازتابش زیرپیکسلها (کلاسه‌های خالص) و محل آنها و همچنین شدت بازتابش زیرپیکسلها در پیکسلهای مجاور و محل آنها بستگی دارد. مشخص است که بدست آوردن دقیق چگونگی ارتباط عوامل فوق کار مشکل و حتی غیرممکنی است و تنها با آزمایشهای مختلف روی سنجنده می‌توان پارامترها را تعیین کرد. چنانچه در بحث تجزیه مخلوط طیفی مطرح است با ساده‌سازیهایی می‌توان وابستگی بازتابش یک پیکسل به پیکسلهای مجاور و وابستگی مکانی و همچنین فرض غیرخطی بودن را حذف کرده و شدت بازتابش را بصورت یک ترکیب خطی از بازتابش کلاسه‌های درون پیکسل در نظر گرفت. با حل معادلات خطی از ترکیب زیرپیکسلها، نسبت کلاسه‌ها بدست می‌آید. دو مشکل مهم در اینجا وجود همبستگی بین طیفهای مختلف و همچنین عدم در نظر گرفتن تاثیر موقعیت مکانی پیکسلها در تصویر است که می‌تواند باعث خطا یا بی‌تاثیر هستند. همانطور که می‌دانیم بجای حل دستگاه معادلات می‌توان دسته جواب آنها را با استفاده از الگوریتم جستجوی مناسب یافت. برای اینکار ابتدا یک فضا از گزینه‌های مناسب برای جواب ایجاد می‌کنیم. سپس در بین آنها بدنبال بهترین گزینه ممکن می‌گردیم. در تصاویر با دقت مکانی زیاد تعداد پیکسلها بحدی زیاد است که ادغام آنها و ایجاد یک تصویر با کیفیت پایین‌تر برای چشم انسان هم بسادگی قابل تشخیص نمی‌باشد و تصویر ایجاد شده از نظر ارتباطات مکانی و شدت سطوح خاکستری تا حد زیادی شبیه تصویر اصلی است که همین شباهتها پایه

جزیره‌های کوچک در تصویر مرجع الگوریتم قادر به مکانیابی زیرپیکسلها نیست. همانند روشهای قبلی، نگاشت اولیه زیرپیکسلهای صحت الگوریتم را بشدت تحت تاثیر قرار می‌دهد.

مرتنز [۱۸] از شبکه‌های عصبی به همراه ضرایب موجک برای نگاشت زیرپیکسلها استفاده کرده است. در صورت وجود تصاویر آموزشی یک صحنه در تفکیکهای مکانی مختلف، همبستگی متقابل بین این تصاویر با توسط ضرایب موجک تخمین زده می‌شود. این الگوریتم فقط برای تصویرهای اخذ شده از یک سنجنده کاربرد دارد. در [۱۹] با مدلسازی نحوه تولید مثل در سیستمهای ایمنی بدن، روش جدیدی برای نگاشت زیرپیکسلها معرفی شده که نیازمند تعریف دقیق پیکسلهای خالص و اطلاعات آموزشی بوده و هنوز برای تصاویر پیچیده بکار نرفته است. [۲۰] یک الگوریتم افزایش دقت مکانی با استفاده از شبیه‌سازی های آماری بدست آمده از تصاویر آموزشی معرفی کرده که میزان صحت این الگوریتم وابسته به شباهتهای تصاویر ورودی و آموزش‌دهنده است.

بطور خلاصه، در این بخش الگوریتمهای متداول برای تعیین درصد یا مکان زیرپیکسلها بهمراه فواید و معایب هر الگوریتم بیان شدند. نیاز به تعیین کلاسه‌های خالص یکی از مشکلات فراگیر در این الگوریتمها است. همچنین پاسخگویی الگوریتمها به اطلاعاتی که در مرحله آموزش وجود ندارند، مورد تردید است. در اکثر موارد به اطلاعاتی که غیر از تصویر موجود نیاز می‌باشد که ممکن است به علت عدم رعایت نرخ نمونه‌برداری باشد. در نهایت عدم اتفاق نظر بر روی یک یا چند الگوریتم خاص وجود دارد. با توجه به وجود ماهیت غیر علی بودن این کار معیار خطا یا صحتی در کاربردهای واقعی وجود ندارد. مشکل دیگری که الگوریتمهای طبقه‌بندی زیرپیکسلها با آن مواجهند این است که بخاطر پاسخ ضربه سنجنده‌ها تمام اطلاعات اکتسابی از آنها دارای ابهام می‌باشند و محدوده مقادیر ترکیبی زیرپیکسلهای تشکیل دهنده یک پیکسل مخلوط بسیار گسترده است. این مسئله نه تنها دقت تخمین زیرپیکسلها را کاهش می‌دهد بلکه مطالعات در زمینه تغییر در تناسب زیرپیکسلها را محدود می‌کند. بدلائیل فوق پیدا کردن الگوریتمهایی که تعیین درصد یا مکان زیرپیکسلها یا هر دو را همزمان بهبود دهد، جای تحقیق زیادی دارد.

زیرپیکسلها در الگوریتمهای قبلی بر اساس حداکثر کردن همبستگی تصویر بدست آمده صورت گرفته است. در حالی که در الگوریتم پیشنهادی از بین پاسخهای بدست آمده از (۳) پاسخ مناسب با استفاده از همبستگی بین تصاویر یک صحنه با دقتهای مکانی مختلف بدست می‌آید. با توجه به اینکه سنجنده‌ها در عمل پیکسلها را معمولاً بصورت نواحی همپوشان تصویربرداری می‌کنند و شدت تابش هر پیکسل تابعی از پیکسلهای مجاور نیز می‌باشد، بنابراین یک همبستگی مکانی بین پیکسلهای مجاور وجود دارد. همبستگی دیگری نیز بین تصاویر با دقتهای مکانی متفاوت وجود دارد [۲۱] که وجود این همبستگی باعث ایجاد بلوکهای مشابه در تصاویر اصلی و تغییر دقت مکانی یافته می‌شود. بنابراین با در نظر گرفتن بلوکهای مشابه بجای پیکسلهای مشابه می‌توان اطلاعات مکانی را به الگوریتم تزریق کرد که این اطلاعات تعیین کننده محل زیرپیکسلها خواهند بود.

برای استفاده از اطلاعات مکانی برای هر بلوک Y_{ij} از تصویر اصلی یک بلوک Z_{kl} از تصویر Z را می‌یابیم که پیکسل مرکزی آن در (۳) صدق کرده و حداقل فاصله (یا حداکثر همبستگی) را با این بلوک دارد. در این دو بلوک پیکسلهای مرکزی از نظر اندازه یکسان بوده (با یک آستانه خطای مفروض) و سایر پیکسلها نیز بطور متناظر مشابه هستند که این مشابهت تعیین کننده اطلاعات مکانی زیرپیکسلها است. بنابراین زیرپیکسلهای تشکیل دهنده این بلوکها نیز می‌توانند یکسان باشند. با توجه به مشخص بودن اجزای تشکیل دهنده پیکسلهای بلوک Z_{kl} آنها را بجای پیکسلهای بلوک Y_{ij} جایگزین می‌کنیم تا تصویر دقیقتر X بدست آید.

۳-۱- مراحل اجرای الگوریتم برای افزایش دو برابر دقت مکانی

برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی تصاویر چند طیفی ابتدا فرض می‌کنیم Y تصویر ورودی شامل n طیف باشد. تصویر Z را با دقت مکانی نصف توسط میانگین-گیری روی هر چهار پیکسل مجاور از تصویر ورودی در تمام باندها تولید می‌کنیم. هر پیکسل تصویر Y ترکیب تعدادی زیرپیکسل نامعین می‌باشد در حالی که ترکیب زیرپیکسلها در تصویر Z مشخص است. برای یافتن ترکیب

تئوری اکثر الگوریتمهای افزایش دقت است. همچنین اگر تصویری افزایش دقت یافته تصویر دیگری باشد، باید پس از کاهش مقیاس حداقل خطا را با تصویر اولیه داشته باشد. چنانچه بیان شد در الگوریتم پیشنهادی Y تصویر موجود، Z کاهش دقت یافته تصویر موجود و X افزایش دقت یافته تصویر موجود است. هدف یافتن بلوکهایی برای تصویر X است که پس از کاهش دقت (با استفاده از میانگین‌گیری) به پیکسلهای تصویر موجود Y تبدیل شده‌اند. از آنجا که بلوکهای تصویر Y نیز پس از کاهش دقت به پیکسلهای Z تبدیل می‌شوند و Z از نظر ساختار مکانی و اندازه پیکسلها شبیه دو تصویر دقیقتر است، یک راه مناسب برای پیدا کردن جواب مسئله جستجو در بین پیکسلهای تصویر کاهش دقت یافته Z برای یافتن بهترین مشابه از نظر شدت تابش برای هر پیکسل تصویر موجود Y است. پس از یافتن بهترین پیکسل مشابه در تصویر Z ، بلوک میانگین‌گیری شده متناظر با این پیکسل در تصویر Y گزینه مناسبی برای پاسخ مسئله می‌باشد. برای توضیح بیشتر تجزیه طیفی پیکسلها را در نظر می‌گیریم:

$$r_Y = \sum_{i=1}^k f_i^X c_i + \varepsilon_Y \quad (1)$$

$$r_Z = \sum_{i=1}^k f_i^Y c_i + \varepsilon_Z \quad (2)$$

f_i^X درصد کلاسهای خالص در یک پیکسل تصویر Y هستند که توسط تصویر X تعیین می‌شوند و f_i^Y درصد کلاسهای خالص در یک پیکسل تصویر Z بوده که توسط تصویر Y تعیین می‌شوند. اگر:

$$r_Z = r_Y \leftrightarrow f_i^Y = f_i^X \quad (3) \text{ (یکی از جوابها)}$$

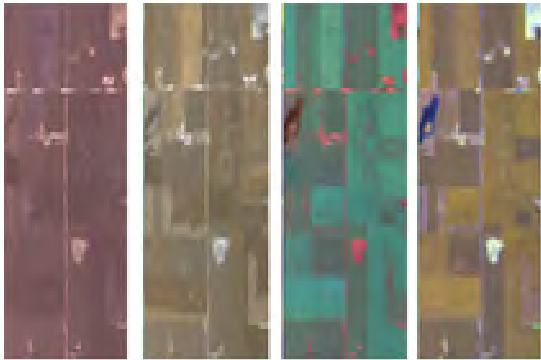
نشان می‌دهد اگر دو بازتابش برابر باشند درصد عناصر خالص آنها (یا بلوکهای تشکیل دهنده متناظر با آن پیکسلها) نیز می‌توانند برابر باشند. مشخص است که اگر این اتفاق در چند طیف مختلف رخ دهد یا دقت مکانی تصویر بحدی بالا باشد که تصویر کاهش دقت یافته هنوز دارای پیکسلهایی از کلاسهای خالص باشد، صحت جواب بشدت افزایش می‌یابد.

مشخص است که با توجه به پاسخ ضربه مبهم سنجنده‌ها که نسبت به جابجایی زیرپیکسلهای حساس نیستند گزینه‌های متعددی برای تعیین محل زیرپیکسلها می‌تواند وجود داشته باشد. انتخاب مکان مناسب برای

شد. شکل ۱ مراحل اجرای الگوریتم را بطور ساده نشان می‌دهد.

۳-۲- داده‌ها و یافته‌های تحقیق:

برای شبیه‌سازی اطلاعات ایندیانا [۲۲] استفاده شده که شامل ۱۲ باند و هر باند دارای یک تصویر 220×140 پیکسل و همچنین اطلاعات زمین مرجع است. میدان دید سنجنده ۳ میلی رادیان و فاصله از زمین ۸۰۰ متر می‌باشد. این اطلاعات در نه کلاس $c1-c9$ (به ترتیب ذرت، سویا، جنگل، گندم، علف، جو دو سر، مرتع، یونجه و جاده) طبقه‌بندی شدند. مقایسه‌ای بین طبقه‌بندی اطلاعات ورودی و اطلاعات زمین مرجع انجام شده است. با میانگین‌گیری روی بلوکهای 2×2 یا 4×4 دقت مکانی تصاویر کاهش یافته است. این تصاویر کاهش دقت مکانی-یافته، توسط الگوریتم پیشنهادی و طبقه‌بندی سخت افزایش دقت یافته و نتایج طبقه‌بندی اطلاعات بازسازی شده مقایسه شده‌اند.



شکل ۲- نمایش RGB سه باند سه باند از اطلاعات ورودی اطلاعات بخش جنوبی تاپیکانو، ایندیانا، شامل ۱۲ باند 220×140 پیکسل و ۹ کلاس از پرواز FLC1 در ژوئن ۱۹۶۶ با استفاده از سنجنده M7

باید توجه کرد که در طبقه‌بندی سخت هر پیکسل فقط نشان‌دهنده اطلاعات کلاسی است که بیشترین درصد را در آن پیکسل دارد بنابراین بسادگی می‌توان اطلاعات را با تکرار بصورت بلوکهای $s \times s$ افزایش دقت داد. مزیت این الگوریتم سادگی و سرعت عمل بالا می‌باشد ولی منجر به از بین رفتن اطلاعات لبه‌ها می‌شود.

در ادامه این تحقیق مقایسه‌ای بین طبقه‌بندی سخت و الگوریتم پیشنهادی در بازسازی کلیه پیکسلها و همچنین پیکسلهای مخلوط خواهیم داشت. در این مقایسه درصد صحت طبقه‌بندی برای تمام پیکسلها

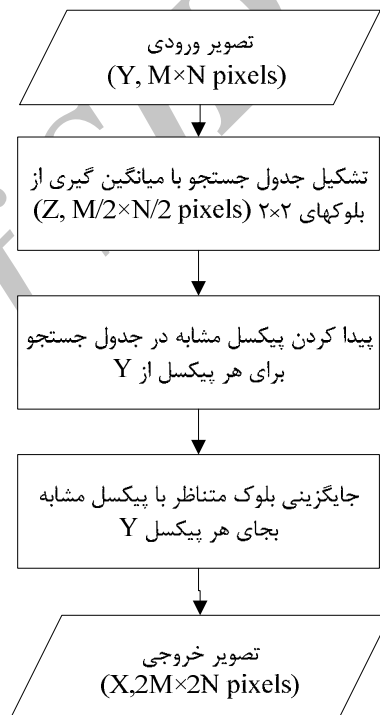
زیرپیکسلها در تصویر ورودی شبیه‌ترین پیکسل به آنرا در تصویر Z می‌یابیم که یکی از معیارهای زیر را حداقل کند:

$$\min_{k,h} \sum_{m=1}^2 \sum_{n=1}^2 |Y_{(i+m)(j+n)}^l - Z_{(i+m+k)(j+n+h)}^l| \quad (4)$$

for each band $l = 1 \dots n$

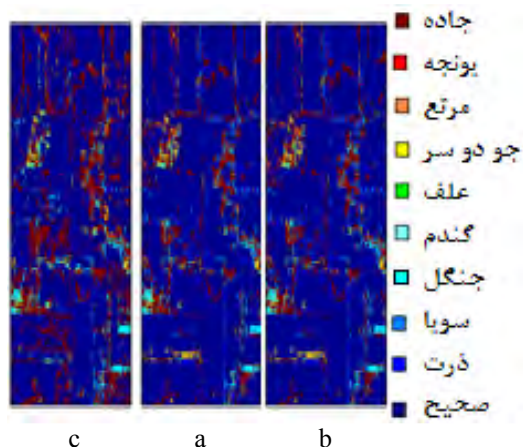
$$\min_{k,h} \sum_{l=1}^n \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 |Y_{(i+m)(j+n)}^l - Z_{(i+m+k)(j+n+h)}^l| \quad (5)$$

معیار (۴) شبیه‌ترین پیکسل در هر باند را با در نظر گرفتن اطلاعات فقط همان باند پیدا می‌کند در حالی که (۵) بطور همزمان اطلاعات تمام باندها را در نظر می‌گیرد.



شکل ۱- مراحل اجرای الگوریتم برای افزایش دو برابر دقت مکانی

شبهات در نظر گرفته شده در معیارهای فوق از نظر دامنه خود پیکسل و پیکسلهای مجاور آن است و همبستگی مکانی موجود بین پیکسلهای مجاور خود را در بلوکهای مشابه در دو تصویر نشان می‌دهد. بدیهی است هر چه تعداد کلاسه‌های خالص در تصویر ورودی بیشتر باشد این شبهات بیشتر خواهد شد. همچنین وجود همپوشانی در اطلاعات پیکسلهای مجاور که توسط سنجنده جمع‌آوری شده‌اند میزان همبستگی را افزایش خواهد داد. بنابراین شبهات در دامنه پیکسلها تعیین کننده درصد زیرپیکسلهای موجود و شبهات در پیکسلهای مجاور تعیین کننده مکان زیرپیکسلها خواهد



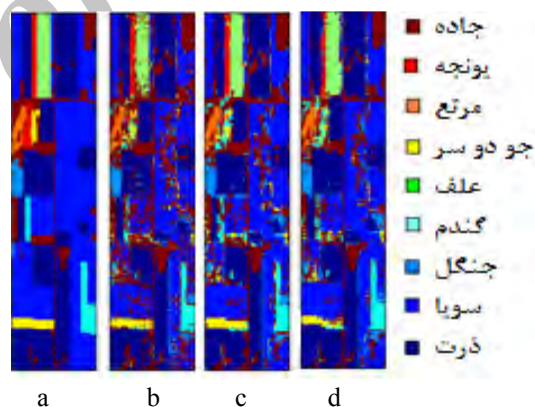
شکل ۴- نمایش ماتریس خطای طبقه بندی در مقایسه با زمین مرجع. خطای اطلاعات ورودی (a). خطای اطلاعات کاهش دقت یافته به نصف (b). خطای اطلاعات بازیابی شده (c). رنگ آبی سیر نشاندهنده پیکسلهایی است که صحیح طبقه بندی شده اند. سایر رنگها کلاسهای اشتباه را نشان میدهند.

چنانچه در جداول ۱ و ۲ دیده می شود الگوریتم پیشنهادی در بازسازی پیکسلهای مخلوط (لبهها) بخوبی عمل کرده و حدود ۱۵٪ عملکرد بهتری نسبت به طبقه بندی سخت دارد. در ضمن در هر دو الگوریتم دقت طبقه بندی کل پیکسلها نسبت به اطلاعات ورودی بهتر شده که بدلیل خاصیت کاهش نویز فیلتر میانگیر استفاده شده برای کاهش دقت مکانی اطلاعات است ولی کاهش صحت اطلاعات لبهها در تصاویر بازسازی شده مشهود است. هر چند توانایی این الگوریتم در استخراج لبهها نسبت به طبقه بندی سخت واضح است ولی امکان بازسازی کامل اطلاعات لبهها وجود ندارد و افزایش تعداد پیکسلهای مخلوط در تصاویر خراب شده باعث کاهش عملکرد روش پیشنهادی خواهد شد. در هر حال می توان کیفیت لبهها را بعنوان معیاری در میزان بهبود نتایج در نظر گرفت.

(PCC³) و همچنین پیکسلهای مخلوط (PCC²) مقایسه خواهند شد. معیار kappa برای تمام پیکسلها و پیکسلهای مخلوط (kappa³) نیز بررسی خواهند شد:

$$kappa = \frac{\sum_{j=1}^k p_j - \sum_{j=1}^k r_j \times c_j}{[1 - \sum_{j=1}^k r_j \times c_j]} \quad (5)$$

که c_j درصد کلاس زام در خروجی طبقه بندی کننده و r_j درصد واقعی کلاس زام و p_j حداقل این دو می باشد. نمایش RGB اطلاعات ورودی در شکل ۲ نشان داده شده است. شکل ۳ نشان دهنده اطلاعات زمین مرجع و طبقه بندی اطلاعات ورودی، اطلاعات کاهش دقت مکانی یافته به نصف توسط میانگین گیری و همچنین بزرگنمایی آنها توسط طبقه بندی سخت و الگوریتم بازسازی پیشنهادی است. شکل ۴ نشاندهنده ماتریس خطای طبقه بندی است. شکل های ۵ و ۶ نیز بطور مشابه اطلاعات فوق را برای کاهش دقت مکانی اطلاعات ورودی به یک چهارم و سپس افزایش دقت مکانی آنها نشان می دهند.



شکل ۳- مقایسه طبقه بندیها. زمین مرجع (a). طبقه بندی اطلاعات ورودی (b). طبقه بندی اطلاعات کاهش دقت یافته به نصف (c). طبقه بندی اطلاعات بازیابی شده توسط الگوریتم پیشنهادی (d)

جدول ۱- مقایسه نتایج صحت طبقه‌بندی اطلاعات بازسازی شده ($s=2$)

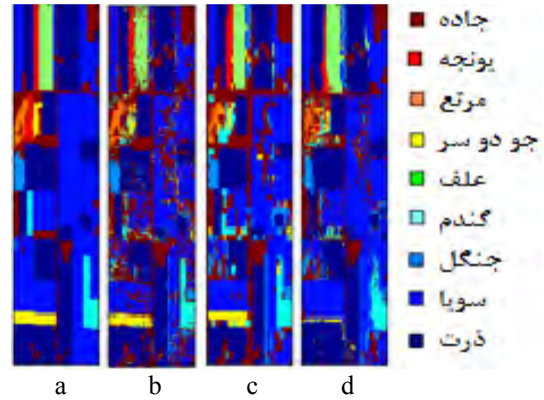
	الگوریتم پیشنهادی	طبقه‌بندی	
		اطلاعات ورودی	سخت
PC _C		0.7325	0.7789
kap _{pa}		0.6606	0.7132
PC _{C'}		0.5713	0.3595
kap _{pa'}		0.4891	0.2818

جدول ۲- مقایسه نتایج صحت طبقه‌بندی اطلاعات بازسازی شده ($s=4$)

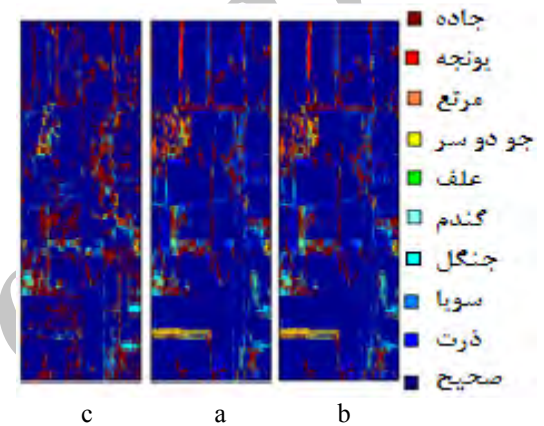
	الگوریتم پیشنهادی	طبقه‌بندی	
		اطلاعات ورودی	سخت
PC _C		0.7325	0.7449
ka _{ppa}		0.6606	0.6727
PC _{C'}		0.6585	0.4106
ka _{ppa'}		0.5949	0.3459

۴- نتیجه گیری و پیشنهادات

در این بررسی الگوریتم جدیدی برای افزایش دقت مکانی تصاویر معرفی شد. این الگوریتم با استخراج اطلاعات زیرپیکسلهای تشکیل‌دهنده پیکسل مخلوط قادر به افزایش اطلاعات اکتسابی از تصاویر چند طیفی می‌باشد. بازسازی پیکسلهای مخلوط با مدلسازی نحوه ادغام پیکسلها توسط سنجنده‌ها و استفاده از یک جدول جستجوی مناسب که از تصویر ورودی بدست آمده، انجام گرفت. با توجه به نتایج شبیه‌سازیها، این الگوریتم بدون نیاز به محاسبات پیچیده، تصاویر خاص، آموزش و همچنین محاسبه جداگانه درصد و محل زیرپیکسلها، توانایی بازسازی و استخراج اطلاعات پیکسلهای مخلوط را دارد.



شکل ۵- مقایسه طبقه‌بندیها. زمین مرجع (a). طبقه‌بندی اطلاعات ورودی (b). طبقه‌بندی اطلاعات کاهش دقت یافته به یک‌چهارم (c) طبقه‌بندی اطلاعات بازیابی شده توسط الگوریتم پیشنهادی (d)



شکل ۶- نمایش ماتریس خطای طبقه بندی. خطای اطلاعات ورودی (a). خطای اطلاعات کاهش دقت یافته به یک‌چهارم (b). خطای اطلاعات بازیابی شده (c).

برای کمتر کردن خطای بازسازی پیکسلهای مخلوط، با عبور معیار شباهت از یک سطح آستانه که توسط کاربر تعریف می‌شود، می‌توان استنباط کرد که الگوریتم قادر به تجزیه آن پیکسل نمی‌باشد. در چنین مواقعی برای کاهش خطا می‌توان یک بلوک $s \times s$ از همان پیکسل را بجای بلوک مورد جستجو قرار داد.

- [1] Manslow J.F, Nixon M.S. (2002) "On The Ambiguity Induced By A Remote Sensor's Psf", *Uncertainty In Remote Sensing And Gis*, Wiley, Chichester, pp. 37-57, doi: 10.1002/0470035269.ch4.
- [2] Mertens K. C., Verbeke L. P. C. & De Wulf R. R., (2005) "Sub-Pixel Mapping: A Comparison Of Techniques", <http://www.earsel.org/symposia/2005-symposium-Porto/pdf/065.pdf>.
- [3] Atkinson P.M., (2012), "Downscaling In Remote Sensing," *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinf.* , <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.04.012>
- [4] Settle J.J., Drake N.A. (1993) "Linear Mixing And The Estimation Of Ground Cover Proportions", *International Journal Of Remote Sensing*, no.14, pp. 1159-1177. <http://dx.doi.org/10.1080/01431169308904402>.
- [5] Wu C., Murray A.T. (2003) "Estimating Impervious Surface Distribution By Spectral Mixture Analysis", *Remote Sensing Of Environment*, Vol. 84, No. 4, pp. 493-505. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00136-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00136-0)
- [6] Foody G.M., Cox D.P. (1994), "Sub-Pixel Land Cover Composition Estimation Using A Linear Mixture Model And Fuzzy Membership Functions", *International Journal Of Remote Sensing* Vol.15, pp. 619-631, doi: 10.1080/01431169408954100
- [7] Zhang J. (2001) "Fully-Fuzzy Supervised Classification Of Sub-Urban Land Cover From Remotely Sensed Imagery: Statistical And Artificial Neural Network Approaches", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 22, No. 4, jan, pp. 615-628. doi:10.1080/01431160050505883
- [8] Foody G.M. (2000) "Estimation Of Sub-Pixel Land Cover Composition In The Presence Of Untrained Classes", *Computers & Geosciences*, Vol.26, pp.469-478, [http://dx.doi.org/10.1016/S0098-3004\(99\)00125-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0098-3004(99)00125-9)
- [9] Fang Q. (2008) "Neuro-Fuzzy Based Analysis Of Hyper Spectral Imagery", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 74, No. 10, pp. 1235-1247. <http://www.citeulike.org/group/7074/article/3760512>
- [10] Foody G.M., Arora M.K. (1997) "An Evaluation Of Some Factors Affecting The Accuracy Of Classification By An Artificial Neural Network", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol.18, pp. 799-810, doi:10.1080/014311697218764
- [11] Nguyen M. Q., Atkinson P.M., Lewis H. G. (2006) "Super resolution Mapping Using A Hopfield Neural Network With Fused Images", *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, Vol. 44, No. 3, pp. 736-750, March. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2005.861752>.
- [12] Woodcock C.E., Gopal S., Albert W. (1996) "Evaluation Of The Potential For Providing Secondary Labels In Vegetation Maps", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.62, pp. 393-399. www.asprs.org/a/publications/pers/.../april/1996_apr_393-399.pdf
- [13] Woodcock C.E., Gopal S., Albert W. (1996) "Evaluation Of The Potential For Providing Secondary Labels In Vegetation Maps", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.62, pp. 393-399. www.asprs.org/a/publications/pers/.../april/1996_apr_393-399.pdf
- [14] Thornton M. W., Atkinson P. M. And Holland D. A (2006) "Sub-Pixel Mapping Of Rural Land Cover Objects From Fine Spatial Resolution Satellite Sensor Imagery Using Super-Resolution Pixel-Swapping", *International Journal Of Remote Sensing* Vol. 27, No. 3, pp. 473-491. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500207088>
- [15] Ling F., Du Y., Xiao F., and Li X. (2012) "Subpixel Land Cover Mapping By Integrating Spectral And Spatial Information Of Remotely Sensed Imagery." *IEEE Geoscience And Remote Sensing Letters*, vol.9, no. 3, pp.408-412.
- [16] Jian Zhang, Xiaoling Chen, WenXia Gan, Shoujin Yin and Hao Wu (2010) "Exploring some issues of sub-pixel mapping based on directly spatial attraction", 978-1-4244-9566-5/10/\$26.00 ©2010 IEEE, pp 339-342.

- [17] Qunming Wang, Wenzhong Shi, and Ligu Wang, (2013) "Allocating Classes for Soft-Then-Hard Subpixel Mapping Algorithms in Units of Class", IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing, 0196-2892 © 2013 IEEE
- [18] Mertens K. C., Verbeke L. P. C., Westra T., De Wulf R. R. (2004) "Subpixel mapping and sub-pixel sharpening using neural network predicted wavelet coefficients", Remote Sens. Environ., vol. 91, no. 2, pp. 225–236. doi:10.1016/j.rse.2004.03.003
- [19] Zhong Y., Zhang L., Li P., Shen H. (2009) "A Sub-Pixel Mapping Algorithm Based On Artificial Immune Systems For remote Sensing Imagery", Igarss 2009, doi:10.1109/IGARSS.2009.5417948
- [20] Boucher A. (2009), "Sub-Pixel Mapping Of Coarse Satellite Remote Sensing Images With Stochastic Simulations From Training Images", Math Geosci, Vol.41, pp.265–290, Feb. Doi: 10.1007/s11004-009-9215-7
- [21] Jupp D. L. B., Strahler A. H., Woodcock C. E. (1989) "Autocorrelation And Regularization In Digital Images. Ii. Simple Image Models", Trans. Geosci. Rem. Sens., Vol. 27, no. 3, pp. 247-258. doi:10.1109/36.17666
- [22] <https://engineering.purdue.edu/~biehl/MultiSpec/hyperspectral.html>

Archive of SID