International Conference on
Engineering & Applied Sciences
UAE - DUBAI
10 March 2016
کنفرانس بین المللی
مهندسی و علوم کاربردی
امارات - دبی
۲۰ اسفند ۹۴

قطعه‌بندی تصاویر پردازش شده توسط رادار سار

حمید عالمی
گروه آموزشی کامپیوتر، واحد علوم تحقیقات یزد
h.alemi@engineer.com

چکیده

سه مشخصه اصلی در بررسی کیفیت تصاویر عبارتند از: رزولوشن، کنتراست و نویز تصویر است. تصاویری که توسط رادار سار گرفته می‌شوند از سطح بالای نویز برخوردارند. تقسیم بندی اینگونه تصاویر اغلب کار دشواری است. برای تفکیک قسمت‌های مختلف تصاویر باید تقسیم بندی صحیح و با دقت بالایی انجام شود، در این مقاله روش بهینه‌ای برای تقسیم بندی پیشنهاد داده شده است. استفاده از شبکه‌های باور عمیق با ترکیب الگوریتم ژنتیک پیشنهاد شده است. ابتدا پروسه با خواندن تصویر راداری شروع می‌شود سپس شبکه باور عمیق از ویژگی‌های چند عنصری تصویر استفاده کرده و پیکسل‌ها را در گروه‌هایی سازماندهی می‌کند. هر مقدار گروه به عنوان یک مرکز خوشه استفاده می‌شود و این مرکز برای الگوریتم ژنتیک ترکیبی آماده شده تا راه حل بهینه در قطعه‌بندی تصویر انتخاب شود. این ترکیب بسیار کارآمد بوده و نتایج حاصل از این کار نشان دهنده بهبود بسیار بالایی می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی امکان‌سنجی، استحکام، دقت و بهره‌وری خوبی برای تفکیک سازی تصاویر را نشان می دهد.

واژگان کلیدی: قطعه بندی تصاویر، شبکه باور عمیق، نویز، الگوریتم ژنتیک ترکیبی

Archive of SID

www.SID.ir

۱. مقدمه

قطعه‌بندی تصویر، پروسه‌ی تقسیمِ تصویر به نواحی با صفات مشابه است. این، یک مرحله مهم در تحلیل تصویر با کاربرد بازشناسی الگو است. تاکنون بیشتر روال‌ها در این حوزه از مدل‌های آماری به شکل پارامتری استفاده می‌کردند. بعضی از این روش‌ها نظارت شده‌اند، با این وجود داشتن یکسری اطلاعاتِ اولیه‌ی صحیح برای رسیدن به موفقیت لازم است. روش‌های دیگر بدون نظارت‌اند. با این حال این روال‌های پارامتری مقاوم نیستند، زیرا کاملاً وابسته به صحت مدل پارامتری هستند؛ یک روش قطعه بندی، ممکن است برای یک تصویر جواب صحیح بدهد اما ممکن است برای تصویر دیگر صحیح نباشد. تصاویرِ رادار روزنه مصنوعی یک منبعِ مهمِ اطلاعاتی‌اند که در بیشتر محیط‌های ارزیابی، مانیتورینگ، پدافندها، پیمانه‌ها، نظامی و غیره استفاده می‌شود. به چند دلیل استفاده از روش‌های پارامتری برای قطعه‌بندی تصاویر رادار روزنه مصنوعی نامساعد هستند: ۱- پیچیدگی و متغیر بودن ساختارهای داده و فرمت‌های این تصاویر که وابسته به نوع حسگر رادار است. ۲- ناقصی در پروسه‌ی اکتساب تصویر از قبیل نویز و محدودیت دقت. کارهای پیش پردازش بهبود کیفیت، فیلتر کردن و ادغام دقت برای رفع این محدودیت‌ها زمان‌بر است، بنابراین منجر به خستگی منابع انسانی و فرسودگی منابع کامپیوتری می‌شود. در پاسخ به نیاز برای مقاوم بودن در تحلیل‌های آماری، روش‌های غیرپارامتری به طور گسترده‌ای در مسائل یادگیری ماشین استفاده می‌شود. این روش‌ها، توزیع داده‌ها را بدون هیچ‌گونه فرض درباره‌ی ساختار توزیع‌ها، تخمین می‌زنند. الگوریتم‌های غیرپارامتری وقتی به کار می‌روند که پارامتری کردنِ مسئله ممکن نباشد. چند الگوریتم غیرپارامتری که به‌طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند عبارتند از : k نزدیکترین همسایه، الگوریتم ژنتیک، نقشه‌ی کُهُنِن و شبکه‌های عصبی عمیق مثال دیگری از یک روش شبکه عصبی بدون نظارتِ غیرپارامتری است (Baço et al, 2005; Huapt and Haupt, 2004).

در حال حاضر استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و یادگیری عمیق در بازشناسی گفتار و نیز دیگر شاخه‌های پردازش الگو و یادگیری ماشین مورد توجه قرار گرفته است. شبکه‌های عصبی عمیق براساس نظریه یادگیری عمیق که در یادگیری ماشین مطرح شده است، شکل گرفته‌اند و این نظریه براساس نمایش توزیع شده از داده‌ها استوار است. نمایش توزیع شده به این معنا است که داده‌های مشاهده شده براساس اثرات متقابل چندین عامل تولید شده‌اند که همه آن‌ها از دید یک مشاهده‌گر معلوم نیستند.

در (Bhattacharyya et al, 2011) بر روی روش تقسیم بندی تصویر براساس شبکه‌های عصبی تمرکز کردند که در درجه اول تمرکز در انتخاب نقاط آستانه مناسب در فضای ویژگی تصویر بود. در این مقاله، روش جدیدی برای آستانه تطبیقی با استفاده از توابع فعال سازی چند سطحی مطرح کرده است. مکانیسم پیشنهادی با استفاده از اطلاعات بافت تصویر، فرایند آستانه گذاری را انجام می‌دهد. در مکانیسم تقسیم بندی واقعی تصاویر چند سطحی از شبکه عصبی چند لایه تحت نظارت MLSONN و یک شبکه عصبی هرمی تحت نظارت PyraNet استفاده می‌شود.

همچنین در اینجا یک معماری خود سازمانده دو جهته برای شبکه عصبی جهت تقسیم بندی تصویر چند سطحی ارائه شده است. این معماری از یک مکانیزم آستانه گذاری تطبیقی برای فعال سازی توابع چند سطحی استفاده می‌کند.

(Patra et al, 2014) بیان کردند که: بسیاری از تکنیک‌های آستانه گذاری مبتنی بر هیستوگرام قادر به در نظر گرفتن اطلاعات متنی فضایی از تصویر برای انتخاب آستانه مطلوب می‌باشند. در این مقاله یک تکنیک آستانه گذاری توسط یک تابع انرژی برای تولید منحنی از یک تصویر با در نظر گرفتن اطلاعات متنی فضایی تصویر ارائه شده است. علاوه بر این، برای کاهش مشکل آستانه چند سطحی از خواص الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. الگوریتم پیشنهاد شده در تعدادی از تصاویر با اندازه گیری دقت، مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده از روش مذبور با استفاده از هیستوگرام تصویر و همچنین با یک تکنیک حساس بر اساس الگوریتم ژنتیک موجود مقایسه شده است. مقایسه انجام شده اثر بخشی روش پیشنهادی را تایید می‌کند.

Archive of SID

www.SID.ir

هدف پژوهش از لحاظ علمی را می‌توان در جهت پیشبرد تفکیک‌سازی تصاویر راداری، ماهواره‌ای و ... استفاده کرد. و از لحاظ کاربردی، یکی از دلایل تقسیم‌بندی تصویر، تفکیک و استخراج نواحی مهم تصویر است. با استفاده از این روش می‌توان به عنوان مثال نقاط مهم تصاویر را تقسیم‌بندی کرد.

در این مقاله با استفاده از شبکه های باور عمیق و الگوریتم ژنتیک ترکیبی، تقسیم بندی درست و صحیح تصاویر، حفظ کیفیت تصاویر در هنگام تقسیم بندی، سرعت بالا توسط شبکه عصبی عمیق در تقسیم بندی نسبت به دیگر الگوریتم‌ها بدست می‌آید.

۲. شبکه باور عمیق

شبکه‌های باور عمیق بر اساس یکسری از شبکه‌های سنتی، مدل‌هایی احتمالاتی تولید می‌کنند. مدل‌های احتمالاتی تولید شده یک اشترک بین داده‌های مشاهده شده و برچسب‌ها دارند، به طوری که، هم احتمال (Observation | Label) و هم احتمال (Label | Observation) را تخمین می‌زنند. در حالی که مدل‌های متمایز ساز محدود به احتمال (| Label Observation) هستند.این شبکه از یک لایه آشکار و یک لایه مخفی تشکیل شده است، واحدهای مخفی با همبستگی بالای داده‌ها، آموزش می‌بینند و در واحدهای آشکار نمایش داده می‌شوند. در ابتدا، گذشته از دو لایه بالا، که بصورت حافظه انجمنی هستند، لایه‌های شبکه باور با وزن‌های تولید شده به صورت بالا به پایین در ارتباط هستند. برای بدست آوردن وزن‌های تولید شده، آموزش به صورت پیش پردازش بدون ناظر و به صورت حریصانه انجام می‌شود.

۳. کاربرد الگوریتم ژنتیک ترکیبی برای خوشه بندی تصویر

روش الگوریتم ژنتیک ترکیبی یک الگوریتم ژنتیک ساده است که با پروسه‌ی تپه نوردی ترکیب شده است. نقش پروسه‌ی تپه نوردی، بازرسیِ نقاط همسایه در فضای جستجو و افزایش تناسب کروموزم‌ها است. این یک تکنیک بهره برداری صحیح است که قادر به یافتن حداقل‌ها یا حداکثرهای محلی است. این پروسه به تعداد مشخص که قبلاً تعریف شده تکرار می‌شود یا تا جایی که هیچ تغییرِ دیگری در مقدار تابع هدفِ مناسب‌ترین کروموزم مشاهده نشود.

۴. پروسه ترتیبی الگوریتم ژنتیک ترکیبی و شبکه باور عمیق

صحّت بدست آمده تنها با استفاده از شبکه باور عمیق در قطعه بندی تصویر، ممکن است اغلب راضی کننده نباشد. بنابراین به منظور بهبود نتایج قطعه بندی تصاویر راداری، الگوریتم ژنتیک ترکیبی و شبکه باور عمیق بطور ترتیبی برای نایل شدن به بالاترین صحت بکار می‌روند. پروسه با خواندن تصویر راداری شروع می‌شود و سپس شبکه باور عمیق از ویژگی های چند عنصری تصویر استفاده کرده و پیکسل‌ها را در گروه‌هایی سازماندهی می‌کند. هر مقدار گروه بعنوان یک مرکز خوشه استفاده می شود و این مرکز برای الگوریتم ژنتیک ترکیبی آماده شده تا راه حل بهینه در قطعه بندی تصویر انتخاب شود. دو معیار مورد لحاظ قرار می گیرد: ۱- تعداد پیکسل ها در هر گروه ۲- نزدیکی مقادیر خاکستریِ مراکزِ گروه ها

الگوریتم ژنتیک ترکیبی جمعیت کروموزم ها را ایجاد می‌کند که از هر چهار ژن، یکی معرّفِ مرکز خوشه‌ی مهیّا شده توسط شبکه باور عمیق است و سه ژن دیگر معرّفِ مقدار سطح خاکستری برای هر پیکسل در سه باند تصویر چند عنصری هستند. در هر تکرار کروموزم‌ها ارزیابی می‌شوند و بهترین راه حل انتخاب می‌شود. هر کروموزم مقدار پیکسلِ ثابت شده خود را دارد اما مقدار و موقعیت مرکز خوشه‌ها متغیر است. این روش منجر می‌شود تعداد بهینه کلاس را بدست آورد.

Archive of SID

www.SID.ir

۵. روش پیشنهادی

ابتدا پروسه با خواندن تصویر ماهواره‌ای شروع می‌شود و سپس شبکه باور عمیق از ویژگی‌های چند عنصری تصویر استفاده کرده و پیکسل‌ها را در گروه‌هایی سازماندهی می‌کند. هر مقدار گروه به عنوان یک مرکز خوشه استفاده می‌شود و این مراکز انتخاب می‌شوند تا راه حل بهینه در قطعه بندی تصویر انتخاب شود. دو معیار مورد لحاظ قرار می‌گیرد: ۱- تعداد پیکسل‌ها در هر گروه ۲- نزدیکی مقادیر خاکستریِ مراکزِ گروه‌ها.

تعداد ورودی شبکه برابر با طول بردار ویژگی و خروجی‌های آن برابر تعداد خوشه‌های مورد نظر است. در این پروژه تعداد خوشه‌ها را در ابتدا به تعداد کافی زیاد می‌گیریم.

در این مرحله برای هر پیکسل تصویر، بردار پنج گانه‌ای به عنوان بردار ویژگی استخراج می‌شود. مؤلفه‌های بردار ویژگی شامل دو مؤلفه مکانی می‌باشد که x,y شماره پیکسل مورد نظر در ماتریس تصویر می‌باشد سه مؤلفه‌ی دیگر می‌تواند مولفه‌های HSV یا RGB یا YUV باشد.

برای اینکه شبکه به صورت همگن‌تر باشد، مؤلفه‌های فوق به صورت نرمال شده به شبکه داده می‌شود برای اینکار مؤلفه‌های مکانی را نسبت به اندازه تصویر نرمال می‌کنیم. مؤلفه‌های رنگ در فضای سه باندی به صورت نرمال شده می‌باشند. در نهایت هر پیکسل تصویر به صورت بردار پنج تایی زیر به عنوان ورودی شبکه تبدیل می‌شود. مثلاً [H,S,I,X,Y]

برای قطعه بندی تصویر، با داشتن پارامترهای پنج‌گانه برای هر پیکسل از تصویر شبکه عصبی به صورت نگاشت خود سازمانده در نظر گرفته و شبکه را با الگوهای متناظر با پیکسل‌های تصویر آموزش می‌دهیم. نگاشت خود سازمانده با داشتن مولفه‌های رنگی و مکانیسمی در بدست آوردن بهترین دسته‌ها از داده‌ها می‌کند که بیشترین شباهت را به هم داشته باشند. در این مسئله شباهت به صورت نزدیکی مکانی پیکسل‌ها و نزدیکی مقادیر رنگ آن‌ها می‌باشد که با توجه به هدف قطعه‌بندی تصویر این پارامترها مناسب به نظر می‌رسند.

نگاشت خود سازمانده بر اساس تعداد خوشه معین آموزش داده می‌شود، تعداد گره‌های خروجی شبکه را باید در ابتدای کار تعیین کرد برای اینکار نیاز به دانش نسبت به تصویر می‌باشد که تعداد خوشه‌های مناسب برای تصویر را تعیین کند. برای حل این مشکل در قطعه بندی تصویر ابتدا تعداد زیادی خوشه برای شبکه در نظر می‌گیریم و سپس در مرحله پردازش ثانویه بر مبنای نزدیکی خوشه‌ها آن‌ها را در صورت نیاز ادغام یا حذف می‌کنیم.

تعداد دوره‌های آموزش را تا اندازه قابل قبول کم گرفتیم که بهترین نتایج را در کمترین زمان در مرحله تست برنامه داشته باشیم. البته تعداد دوره آموزش در کیفیت خوشه‌بندی و ناحیه بندی مؤثر است ولی در تست‌های صورت گرفته مشاهده شد که به رغم افزایش تعداد دوره‌ها، از یکجایی به بعد، تفاوت چندانی در نتیجه حاصل نمی‌شود. در واقع به شکل تجربی تعداد حدود بیست و پنج تا سی و پنج دوره آموزش مناسب بدست آمده است (Kohenen et al, 2001).

۱،۵ روش اجرا

شکل ۱ نمایی کلی از روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. قطعه‌بندی تصویر شامل تقسیم تصویر چند طیفی به نواحی یکسان بر پایه همگن بودن رنگ و مطابق با عوارض مورد نظر می‌باشد. در این مقاله عوارض مورد تفکیک نواحی آبی، خشکی، پوشش گیاهی و محیط شهری است. روش پیشنهاد شده شامل مراحل اصلی زیر می‌باشد:

الف) استخراج ویژگی‌های تصویر ورودی

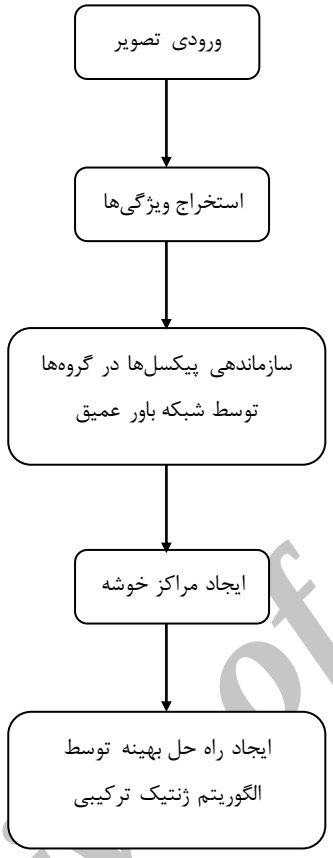
ب) استفاده از شبکه عصبی عمیق برای دسته‌بندی و سازماندهی پیکسل‌ها

ج) ایجاد مراکز خوشه

د) ایجاد راه حل بهینه و خروجی مورد نظر توسط الگوریتم ژنتیک ترکیبی

Archive of SID

www.SID.ir



شکل۱. فلوچارت روش پیشنهادی

۱،۱،۵ استخراج ویژگی‌ها

هیستوگرام رنگ توزیع آماری رنگ‌ها در یک تصویر را نمایش می‌دهد. روش عمومی برای بدست آوردن هیستوگرام‌های رنگی در فضای رنگی RGB، تقسیم فضا به تعدادی محدوده و محاسبه توزیع رنگ‌ها در این محدوده‌ها است. در این مقاله از هیستوگرام رنگ برای استخراج ویژگی مهم تصویر استفاده شد تا یک خلاصه سازی از توزیع رنگ‌ها در تصویر ایجاد شود. اگر فضای رنگی RGB به i محدوده رنگی تقسیم گردد، می‌توان هیستوگرام رنگی تصویر با n پیکسل را به صورت یک بردار نمایش داد. در این رابطه h_i آماره رنگ‌های موجود در تصویر را در برداشته و با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$h_i = \frac{n_i}{n} \quad (۱)$$

N_i نمایانگر تعداد پیکسل‌ها در محدوده رنگی i است. حال ویژگی‌های مورد نیاز از تصویر استخراج می‌شود و در اختیار شبکه عصبی عمیق قرار می‌گیرد.

۲،۱،۵ دسته‌بندی و سازماندهی پیکسل‌ها

در اینجا ویژگی‌های استخراج شده از مرحله قبل از لایه ورودی به شبکه عصبی عمیق داده می‌شوند. این شبکه ویژگی‌های موجود را به دسته‌های مختلف تقسیم می‌کند. این شبکه تشکیل شده از یک لایه آشکار که دارای دو نرون برای گرفتن مختصات x و y پیکسل‌های ورودی می‌باشد و همچنین دارای یک لایه پنهان است که این در لایه صد نرون در نظر گرفته

Archive of SID

شده است. این شبکه‌ها حالت پس انتشار نداشته و فقط رو به جلو کار می‌کنند، به همین خاطر از سرعت همگرایی بالایی برخوردار هستند، و همچنین هر لایه مخفی از این شبکه خود یک شبکه عصبی باور است که باعث می‌شود خطای بدست آمده در همان لایه بهینه شود. به همین دلیل نیز از دقت بالایی برخوردار است.

۳،۱،۵ ایجاد مراکز خوشه

حال پس از به دست آوردن خوشه‌ها، باید مراکز آن‌ها را به دست بیاید. در اینجا ما برای به دست آوردن مراکز خوشه‌ها از فاصله اقلیدسی کمک گرفتیم. فاصله اقلیدسی در رابطه زیر نشان داده شده است (Pina and Barata, 2003).

$$d(x,y)=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \quad (۲)$$

که در اینجا d و n به ترتیب نشان دهنده فاصله و تعداد داده‌ها می‌باشد.

۴،۱،۵ ایجاد راه حل بهینه توسط الگوریتم ژنتیک ترکیبی

در مرحله آخر وقتی دسته‌بندی انجام شد و مراکز خوشه بدست آمد، برای بهینه کردن جواب بدست آمده از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم. این الگوریتم با انجام عملیات جهش و برش بر روی مراکز بدست آمده باعث می‌شود بهبود بهتری در نتایج بدست آوریم.

۶. محیط شبیه‌سازی

روش پیشنهادی در محیط متلب ۲۰۰۱ بر روی کامپیوتر پنج هسته‌ای دارای چهار گیگا بایت رم اجرا شده است. تعداد تکرارهای شبکه باور عمیق برابر با یک هزار است، و مقدار فیتنس در الگوریتم ژنتیک ترکیبی در بهترین کروموزوم در بیست نسل گذشته باقی مانده است. سه آزمایش با استفاده از سه نوع تصاویر رادار برای نشان دادن امکان‌سنجی، استحکام، دقت و بهره‌وری از روند تقسیم شبکه باور عمیق و الگوریتم ژنتیک ترکیبی انجام شده است.

۷. ارزیابی و پیاده سازی

سه آزمایش با استفاده از تصاویر رادار برای نشان دادن امکان‌سنجی، استحکام، دقت و بهره‌وری از روند تقسیم شبکه باور عمیق و الگوریتم ژنتیک ترکیبی انجام شده است. در اینجا ارزش واقعی در ستون‌ها و مقادیر پیش بینی شده در سطرها نشان داده شده است. عملکرد سیستم معمولا با استفاده از داده‌ها در ماتریس ارزیابی می‌شود. نمونه‌های تقسیم‌بندی تصویر براساس اندازه منطقه انجام شده است: از مناطق بزرگ، نمونه‌های بیشتر و از مناطق کوچک‌تر نمونه‌های کمتر جمع‌آوری شدند. در اینجا نود نمونه از هر کلاس جمع‌آوری شدند. مجموعه‌ای از نمونه‌ها کل تصویر را پوشش می‌دهند. این فرآیند در چهار مرحله مختلف Crop1 ,crop2, crop3 and crop4 انجام می‌شود.

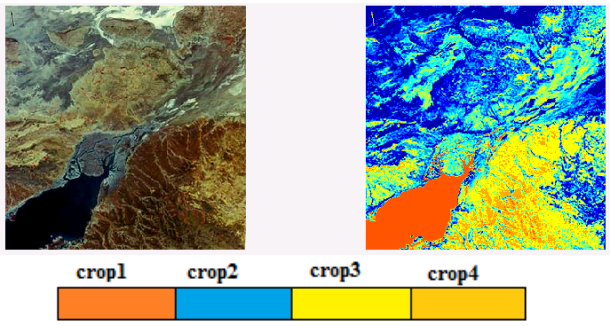
۱،۷ آزمایش اول

تصویر مورد آزمایش اول با اندازه ۱۲۹*۱۲۹ پیکسل است. این تصاویر در دو باند در شکل زیر نشان داده شده است. نتایج در شکل ۲ نشان داده شده است.

و همچنین ماتریس سردرگمی در جدول ۱ نشان داده شده است.

Archive of SID

www.SID.ir



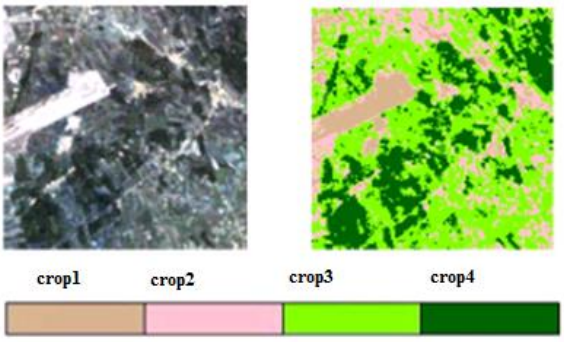
شکل۲. نتایج حاصل از آزمایش اول

جدول۱. ماتریس سردرگمی برای شبکه باور عمیق- الگوریتم ژنتیک ترکیبی

Ground classes	1	2	3	4	Total.
Crop1	85	5	0	0	90
Crop2	0	80	6	4	90
Crop3	0	4	80	6	90
Crop4	0	4	1	85	90

۲,۷ آزمایش دوم

تصویر مورد آزمایش دوم با اندازه ۱۹۳*۱۹۳ پیکسل است. نتایج شبکه باور عمیق- الگوریتم ژنتیک ترکیبی در شکل ۳ نشان داده شده است. همچنین ماتریس سردرگمی برای این آزمایش در جدول ۲ نشان داده شده است.



شکل۳. نتایج حاصل از آزمایش دوم

جدول۲. ماتریس سردرگمی برای شبکه باور عمیق- الگوریتم ژنتیک ترکیبی

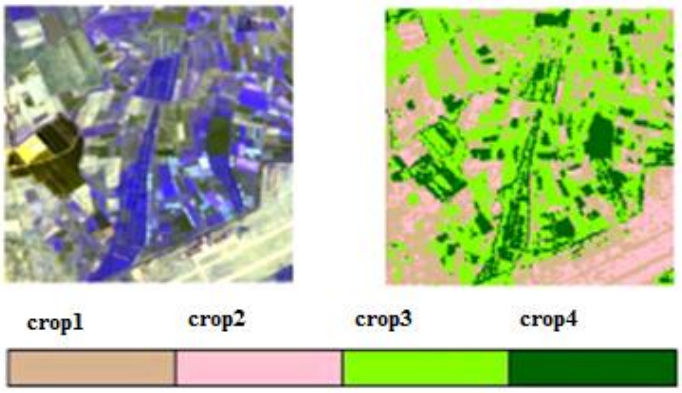
Ground classes	1	2	3	4	Total.
Crop1	85	5	0	0	90
Crop2	0	80	6	4	90
Crop3	0	4	85	1	90
Crop4	0	4	1	85	90

Archive of SID

www.SID.ir

۳,۷ آزمایش سوم

در این آزمایش تصویر مورد استفاده اندازه‌ای برابر با ۱۵۴*۱۵۴ پیکسل را دارد. نتایج شبکه باور عمیق - الگوریتم ژنتیک ترکیبی در شکل ۴ نشان داده شده است. همچنین ماتریس سردرگمی در جدول ۳ نشان داده شده است.



شکل۴. نتایج حاصل از آزمایش دوم

جدول۳. ماتریس سردرگمی برای شبکه باور عمیق- الگوریتم ژنتیک ترکیبی

Ground classes	1	2	3	4	Total.
Crop1	87	0	3	0	90
Crop2	0	80	8	2	90
Crop3	5	0	85	0	90
Crop4	0	4	1	85	90

۴,۷ تحلیل نتایج

در این پژوهش ما آزمایشات خود را بر اساس سه مورد انجام دادیم در این آزمایشات سه نمونه عکس تهیه شده رادار روزنه مصنوعی از زمین مورد استفاده قرار گرفته است. همان گونه که قبلا اشاره شد این تصاویر از مکان‌های مختلفی گرفته شده است، در تقسیم‌بندی انجام شده هر رنگ نشان‌دهنده محدوده‌ایی است که از محدوده‌های دیگر جدا شده است. به عنوان مثال، در مناطق شهری با رنگ صورتی، مناطق خاک با رنگ قرمز، پوشش گیاهی با رنگ سبز و آب‌ها با رنگ آبی تفکیک شده‌اند. هر کدام از این آزمایشات به غیر از تصویر تفکیک شده یک جدول سردرگمی دارند که می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

به ماتریسی گفته می‌شود که در آن عملکرد الگوریتم‌های مربوطه را نشان می‌دهند. معمولاً چنین نمایشی برای الگوریتم‌های یادگیری با ناظر استفاده می‌شود، اگرچه در یادگیری بدون ناظر نیز کاربرد دارد. معمولاً به کاربرد این ماتریس در الگوریتم‌های بدون ناظر ماتریس تطابق می‌گویند. هر ستون از ماتریس، نمونه‌ای از مقدار پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در صورتی که هر سطر نمونه‌ای واقعی را در بر دارد. اسم این ماتریس نیز از آنجا به دست می‌آید که امکان این را آسان‌تر اشتباه و تداخل بین نتایج را مشاهده کرد.

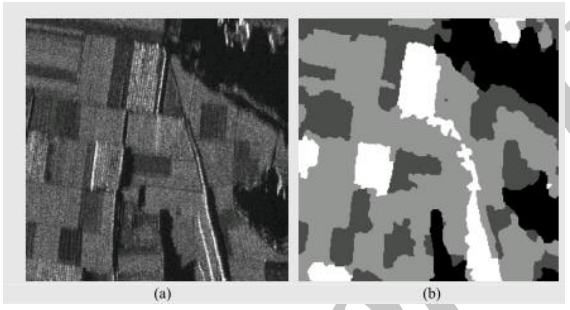
به عنوان مثال در آزمایش دوم ما چهار کلاس داریم و برای هر کلاس مقدار نود نمونه واقعی داریم، حال برای سطر اول مقدار هشتاد و هفت مورد از ستون اول ، مقدار صفر مورد از ستون دوم، مقدار سه مورد از ستون سوم و مقدار صفر مورد از ستون

Archive of SID
www.SID.ir

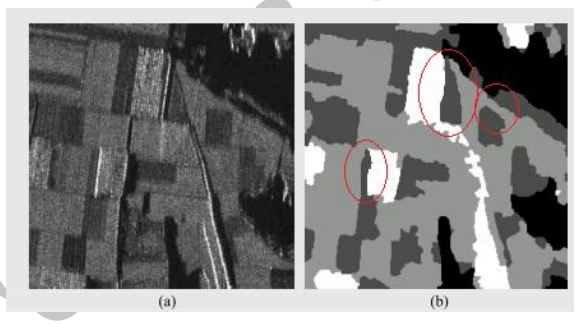
چهارم پیش‌بینی شده است. حال هر چقدر مقدار کل با مقدار قطر اصلی برابر باشد، یعنی مقادیر غیر قطر اصلی نزدیک صفر باشند، درصد دقت را نشان می‌دهد.

۵,۷ مقایسه

در اینجا مقاله خود را با طرح‌های مشابه ارائه شده مقایسه شده است. در مقاله مطرح شده توسط آقای یانگ و همکارانش (Li et al, 2014) تقسیم‌بندی تصویر براساس الگوریتم Qmec انجام می‌شود. ما عکسی که توسط این مقاله آزمایش شده بود را با الگوریتم خودمان تست کردیم و نتایج این مقایسه نشان دهنده برتری شبکه عصبی عمیق بر این الگوریتم است. شکل ۵ نشان دهنده نتیجه بدست آمده توسط مقاله ذکر شده می‌باشد و شکل ۶ نشان دهنده نتایج بدست آمده توسط الگوریتم ما است.



شکل۵. نتایج حاصل از مقاله مورد مقایسه



شکل۶. نتایج حاصل از مقاله ما

نقاطی که با دایره قرمز مشخص شده است نشان دهنده این است که الگوریتم ما نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم مقاله مورد مقایسه داده است.

۸. بحث و نتیجه‌گیری

در تحقیق انجام شده، پروسه با خواندن تصویر راداری شروع می شود و سپس شبکه باور عمیق از ویژگی‌های چند عنصری تصویر استفاده کرده و پیکسل‌ها را در گروه‌هایی سازماندهی می‌کند. هر مقدار گروه بعنوان یک مرکز خوشه استفاده می‌شود و این مرکز برای الگوریتم ژنتیک ترکیبی آماده شده تا راه حل بهینه در قطعه بندی تصویر انتخاب شود و خروجی مورد نظر بدست آید. (Yin et al, 2014) از یک آنتروپی فازی به طور گسترده به عنوان یک روش بهینه سازی سراسری برای پیدا کردن حد آستانه جهت تقسیم بندی تصاویر چند سطحی، به تصویب رسانده‌اند. با این حال، این روند محاسبات آستانه گذاری را افزایش می‌دهد و اغلب منجر به تقسیم بندی پر نویز می‌شود. ولی در مقاله خودم با استفاده از شبکه باور عمیق و الگوریتم ژنتیک ترکیبی تقسیم بندی دقیق و بدون نویز تصاویر بدست آمد. (Yang et al, 2014) یک روش چند سطحی بدون نظارت برای انتخاب پارامتر مقیاس استفاده کرده‌اند که در فرآیند تقسیم بندی تصویر، از زاویه طیفی برای اندازه گیری یکنواختی

www.SID.ir

طیفی استفاده می‌کند. با افزایش پارامتر مقیاس، شاخص همگن طیفی کاهش می‌یابد. در نتیجه شاخص همگن طیفی برای تعیین پارامترهای مناسب مقیاس استفاده می‌شود.(Bhandari et al, 2014) یک تقسیم بندی تصویر ماهواره‌ای مبتنی بر تغییر در کلنی زنبور عسل مصنوعی با استفاده از تابع هدف‌های مختلف ارائه کرده‌اند. برای پیدا کردن آستانه چند سطحی مطلوب سه روش مختلف با این روش ارائه شده‌اند مانند ABC، بهینه سازی ازدحام ذرات و الگوریتم ژنتیک با استفاده از کاپور است، نتایج تجربی نشان می‌دهد که الگوریتم کلنی زنبور عسل مصنوعی یک تقسیم بندی مؤثر و با دقت بر اساس جستجوی آستانه چند سطحی دارد. در الگوریتم کلنی زنبور عسل مصنوعی، معادله جستجو از راه حل‌های بهبود یافته‌ای مانند جستجو زنبور استفاده می‌کند. علاوه بر این، به منظور بهبود همگرایی سراسری تولید جمعیت اولیه، در هر دو سیستم پر از نویز، روش یادگیری مبتنی بر مخالف به کار می‌رود. در مقایسه با روش آستانه دیگر، نتایج تقسیم بندی از الگوریتم پیشنهادی کلنی زنبور عسل مصنوعی نوید بخش‌ترین می‌باشد، و زمان محاسبات را نیز به حداقل می‌رساند. در مقاله خودم با استفاده از شبکه های باور عمیق و الگوریتم ژنتیک ترکیبی، ایجاد یک زمینه با کیفیت برای تصویر برداری، تصویر برداری دقیق از نواحی مختلف توسط تقسیم بندی تصویر و سرعت بالا توسط شبکه عصبی عمیق در تقسیم بندی نسبت به دیگر الگوریتم‌ها بدست می‌آید.

پیشنهاد می‌شود، در پژوهش‌های آینده می‌توان سیستمی طراحی کرد که بعد از تقسیم‌بندی متراژ محیط تقسیم‌بندی را تخمین بزند.

پیشنهادات اجرایی که از این تحقیق می‌توان استفاده نمود، عبارتند از:

- زمین شناسی: سیستم‌های زمین‌شناسی می‌توانند با تفکیک نواحی مختلف در عکس، مختصات زمین را برآورد کنند.
- پهبادها: از این پژوهش می توان در هواپیماهای بدون سرنشین استفاده کرد تا بتوانند نقاط را از هم تشخیص دهند.
- سیستم‌های تخمین مختصات: از این پژوهش می‌توان در سیستم‌های تخمین مختصات استفاده کرد تا بتوانند مکان مورد نظر را دقیق‌تر تخمین بزنند. و ...

۹. منابع

Bhattacharyya, S. Maulik, U. and Dutta, P. (2011). Multilevel image segmentation with adaptive image context based thresholding. Elsevier. Vol: 11, 946-962

Yin, S. Zhao, X. Wang, W. and Gong, M. (2014). Efficient Multilevel Image Segmentation through Fuzzy Entropy Maximization and Graph Cut Optimization. Elsevier, Pattern Recognition. 15-26

Patra, S. Gautam, R. and Singla, A. (2014). A novel context sensitive multilevel thresholding for image segmentation. Elsevier. Vol: 47, 1-6

Bhandari, A.K. Kumar, A. and Singh, G.K. (2014). Modified Artificial Bee Colony based Computationally Efficient Multilevel Thresholding for Satellite Image Segmentation using Kapur's, Otsu and Tsallis Functions. Elsevier, Expert Systems with Applications. Vol: 42, 1573–1601

Yang, J. Li, P. and He, Y. (2014). A multi-band approach to unsupervised scale parameter selection for multi-scale image segmentation. Elsevier. Vol: 94, 13-24

Pina, P. and Barata, T. (2003). Classification by mathematical morphology. In Proc. IEEE Int. Geosci. And Remote Sens. Symp. 3516–3518

Baço, F. Lobo, V. and Painho, M. (2005). Self-organizing maps as substitutes for K-means clustering. In Proc. ICCS, Vol: 3516, 476–483

Huapt, R. and Haupt, S. (2004). Practical Genetic Algorithm. 2 edition, Wiley-Interscience, 272 pages

Kohenen, T. (2001). Self-organizing maps. In Information Sciences, 3rd edition, Springer-Verlag, 521 pages

Li, Y. Feng, S. Zhang, X. Jiao, L. (2014). SAR image segmentation based on quantum-inspired multi objective evolutionary clustering algorithm, Elsevier. Vol: 114, 287-293

Archive of SID

www.SID.ir