



آشکارسازی و سنجش از راه دور اهداف زمینی و زیست محیطی با استفاده از رادار روزنه ای مصنوعی (SAR) و یادگیری عمیق

گوهر ورامینی*

امین اسکندری

امین طوسی

گروه مهندسی برق، واحد بیضا، دانشگاه آزاد اسلامی، بیضا، ایران

گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

چکیده مبسوط

مقدمه: فناوری تشخیص، شناسایی و آشکارسازی اشیا و محیط زیست یکی از پارامترهای بسیار مهم در علوم مهندسی و زیست محیطی به شمار می آید. هم چنین در زمینه یادگیری عمیق و حوزه های هوش مصنوعی دارای کاربرد بسیار گسترده ای است و نقش به سزایی در تشخیص، شناسایی و بازسازی تصاویر را بر عهده دارد. این فن آوری مقدمه ای برای بسیاری از پروژه ها و الگوریتم های این حوزه می باشد که در آن اشیا در تصاویر ماهواره ای و رادار شناسایی و از اطلاعات و داده های مازاد تفکیک شده و در مراحل بعد کلاس بندی و در نهایت مورد سنجش قرار می گیرند.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۰۵

مواد و روش ها: روش شناسایی اهداف زمینی توسط رادار SAR با استفاده از یادگیری عمیق و شبکه های عصبی مصنوعی می باشد. در مرحله پیش پردازش، به منظور کاهش اثرات مخرب نویز و حفظ داده های اصلی، از فیلتر Lee به دلیل کارایی بهتر در بهبود کیفیت تصویر و حفظ بهتر لبه ها مورد استفاده قرار گرفته است و جداسازی داده های مازاد از تصاویر اصلی با استفاده از الگوریتم جداسازی کور سیگنال بهره گرفته است.

نتایج و بحث: در این پژوهش شرایط زیست محیطی گستره جغرافیایی از طریق سنجش از راه دور مورد بررسی قرار گرفته است و روش پیشنهادی به منظور طبقه بندی داده ها از شبکه ترکیبی یادگیری عمیق که نتایج آن با روش های مطرح شده در زمینه طبقه بندی اهداف مورد مقایسه قرار گرفته و در نهایت مشخص می گردد شبکه پیشنهادی از نظر دقت طبقه بندی با ۸۶/۳۱ درصد نسبت به دیگر شبکه های بررسی شده با دقت و ضریب اطمینان بالاتری قابل بررسی و پیاده سازی است. در نهایت با استفاده از الگوریتم های YOLO و RCNN به بررسی نتایج حاصل از تشخیص و شناسایی اهداف زمینی پرداخته شده که الگوریتم RCNN با دقت بالاتری در تشخیص و شناسایی تصاویر نویز دایی شده است.

واژه های کلیدی: رادار روزنه ای

مصنوعی (SAR)، یادگیری

عمیق، هوش مصنوعی، سنجش از راه دور

نتیجه گیری: در نهایت عملکرد و ضریب اطمینان بهتر مدل پیشنهادی نسبت به الگوریتم YOLO و بهینه سازی تصاویر با دقت بیشتر و خطای بسیار کمی قابل پیاده سازی است. عملکرد بسیار مطلوب و با ضریب اطمینان بالایی در کاهش اثرات مخرب و کارایی بهتر سیستم را ایجاد و تامین خواهد کرد.

نویسنده مسئول: گوهر ورامینی

نشانی: گروه مهندسی برق، واحد بیضا، دانشگاه آزاد اسلامی، بیضا، ایران | تلفن: ۰۹۱۷۷۰۰۱۰۴۴ | پست الکترونیکی: Gohar.Varamini@iau.ac.ir

استاد: ورامینی گوهر، اسکندری امین، طوسی امین. آشکارسازی و سنجش از راه دور اهداف زمینی و زیست محیطی با استفاده از رادار روزنه ای مصنوعی (SAR) و یادگیری عمیق.

پژوهش های نوین در مهندسی محیط زیست، ۱۴۰۳؛ ۲(۸): ۶۴-۷۴

حقوق نویسندگان محفوظ است. این مقاله با دسترسی آزاد و تحت مجوز مالکیت خلاقانه 4.0 http://creativecommons.org/licenses/by/4.0 در فصلنامه پژوهش های نوین در مهندسی محیط زیست منتشر شده است. هرگونه استفاده غیرتجاری فقط با استناد و ارجاع به اثر اصلی مجاز است.



مقدمه

رادارهای روزنه مصنوعی^۱ (SAR) که برای امور نقشه‌برداری و تصویربرداری از سطح زمین و در موارد سنجش از راه دور مورد استفاده و بسیار کاربردی می‌باشد و در شناسایی، آشکارسازی و تشخیص اهداف نظامی و غیرنظامی کاربرد دارد. امواج رادیویی رادار در تعداد دفعات بالا با سرعت اسکن زیاد به سطح موردنظر تابیده شده و پس از بازگشت تصویری دوبعدی از سطح مورد نظر را ارسال می‌کنند. کاربرد اصلی این فن‌آوری در امور نظامی و صنعتی به‌منظور تهیه نقشه از مناطق مختلف است، به‌گونه‌ای که در جدیدترین مدل‌های موجود SAR قابلیت تهیه تصاویری با قدرت تفکیک ۱۰ سانتی‌متر وجود دارد. سیگنال‌هایی که توسط سیستم‌های ماهواره‌ای SAR منتشر می‌شود، یک‌سری از پالس‌های میکروویو می‌باشد که کسری از این پالس‌های ارسالی به سمت هدف زمینی، به سمت سنجنده برگشته و به‌صورت یک‌سری تاخیرات زمانی ذخیره می‌شود. متعاقب آن داده‌های مربوط به تاخیرات زمانی، پردازش شده و تبدیل به تصاویر با قابلیت پردازش، آشکارسازی و پردازش می‌باشند. این پردازش‌ها شامل پردازش‌های سیگنال، تصحیحات هندسی و تصحیحات رادیومتریک می‌باشد. تصویربرداری SAR می‌تواند در سه مد مختلف صورت گیرد. این مدهای تصویربرداری به سه دسته اصلی Map Strip، Spotlight و SAR Scan تقسیم می‌شوند. در چند دهه گذشته، رشد فراوان هوش مصنوعی به‌عنوان یک ابزار نیرومند و کارآمد ارتباطی بین انسان و ماشین به‌شمار می‌آید. یادگیری عمیق^۲، زیر مجموعه‌ای از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳ در حوزه یادگیری ماشین^۴ محسوب می‌شود. بنابراین، مدل‌های یادگیری عمیق که از لایه‌های متعدد و چندگانه برای استخراج تدریجی (ویژگی‌های سطح بالا^۵) از داده‌های خام ورودی استفاده و بهره‌برداری قرار می‌گیرند. یادگیری عمیق به‌دلیل توانایی مدیریت زیاد داده‌ها ثابت شده است که ابزاری بسیار قدرتمند است و یکی از محبوب‌ترین شبکه‌های عصبی عمیق^۶، شبکه‌های عصبی کانولوشن^۷ (CNN) است که

کلاس خاصی از شبکه‌های عصبی مصنوعی در هوش مصنوعی است. این شبکه‌ها مشابه شبکه‌های عصبی سنتی، دارای لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی هستند. تعداد لایه‌های این شبکه را می‌توان افزایش داد و بر چالش‌های ناشی از افزایش لایه‌ها غلبه کرد. رافعی و همکاران (۲۰۲۱) به‌کارگیری مدل‌های عددی برای تحلیل نیروهای امواج و تأثیرات آن‌ها را مورد بررسی قرار دادند. میسرا و همکاران (۲۰۲۲) به محدودیت‌های روش‌های سنتی تحلیل و نیاز به استفاده از داده‌های بزرگ و پیشرفته تأکید کرده‌اند. چانگ و همکاران (۲۰۲۱) تأثیرات دما و حرارت بر ویژگی‌های عملکرد و تحلیل‌های داده‌ای را مورد بررسی قرار داده‌اند. در زمینه هوش مصنوعی، چن و همکاران (۲۰۱۹) به کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ویژگی‌های خروجی سیستم پرداخته‌اند و نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر این روش‌ها نسبت به مدل‌های سنتی است. لی و همکاران (۲۰۲۱) نیز به بررسی استفاده از یادگیری عمیق برای مدل‌سازی آن‌ها پرداخته و نتایج این تحقیق نشان‌دهنده توانمندی بالای تکنیک‌های یادگیری عمیق در این زمینه است. فناوری تشخیص و شناسایی اشیاء^۸ یکی از حوزه‌های هوش مصنوعی است که به تشخیص و شناسایی اشیاء در تصاویر می‌پردازد. در این پژوهش در ادامه مبانی نظری و روش انجام پژوهش مورد بررسی قرار خواهد گرفت. سپس عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و معرفی داده‌های^۹ MSTAR، در خصوص کاهش اثر نویز نقطه‌ای^{۱۰} با استفاده از برخی از مهم‌ترین فیلترهای متداول حوزه مکان و ساختار شبکه عصبی CNN و الگوریتم ژنتیک و نحوه عملکرد آن‌ها، روش‌های تشخیص و شناسایی اهداف از قبیل YOLO^{۱۱} و RCNN^{۱۲} و ساختار آن‌ها مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در نهایت پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج حاصل از اعمال فیلترها بر روی تصاویر نویزی MSTAR به بررسی نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از یادگیری عمیق و الگوریتم‌های تشخیص و شناسایی اهداف YOLO و RCNN بر

۱- Synthetic Aperture Radar

۲- Deep Learning

۳- Artificial Neural Networks

۴- Machine Learning

۵- High-Level Features

۶- Deep Neural Network

۷- Convolutional Neural Network

۸- Object Detection

۹- Moving and Stationary Target Acquisition Recognition

۱۰- Speckle Noise

۱۱- You Only Look Once

۱۲- Region-based Convolutional Neural Network

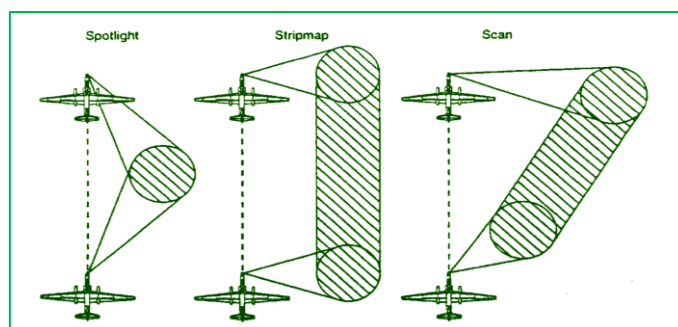
بهینه‌سازی و کاهش خطا و در نهایت افزایش دقت و ضریب اطمینان مطرح و مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

روی داده‌های استخراج شده از پایگاه داده‌های حاصل از رادار و سنجش از راه دور مورد بررسی و تحلیل قرار خواهد گرفت و توانایی مدل پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های مشابه در زمینه

مواد و روش‌ها

رادار SAR یک سامانه رادیویی است که به منظور آشکارسازی، تشخیص و تعیین موقعیت هدف یا شناسایی اجسام و اندازه‌گیری ویژگی آن‌ها به کمک امواج رادیویی به کار می‌رود (یو و همکاران ۲۰۱۸). رادارها به طور کلی به دو دسته روزنه واقعی و روزنه مصنوعی تقسیم می‌شوند. یک رادار روزنه واقعی به تفکیک‌پذیری ارائه شده توسط پرتو آنتن در جهت ردیابی مسیر تصویربرداری وابسته است (توا و همکاران ۲۰۱۴). قدرت تفکیک یک رادار روزنه واقعی در مسیر طولی، با اندازه آنتن و برد آن تعیین می‌شود. در فن‌آوری روزنه مصنوعی، قدرت تفکیک رادار، مستقل از ابعاد آنتن است.

رادار SAR یک سامانه رادیویی است که به منظور آشکارسازی، تشخیص و تعیین موقعیت هدف یا شناسایی اجسام و اندازه‌گیری ویژگی آن‌ها به کمک امواج رادیویی به کار می‌رود (یو و همکاران ۲۰۱۸). رادارها به طور کلی به دو دسته روزنه واقعی و روزنه مصنوعی تقسیم می‌شوند. یک رادار روزنه واقعی به تفکیک‌پذیری ارائه شده توسط پرتو آنتن در جهت ردیابی مسیر تصویربرداری وابسته است (توا و همکاران ۲۰۱۴). قدرت تفکیک یک رادار روزنه واقعی در مسیر طولی، با اندازه آنتن و برد آن تعیین می‌شود. در فن‌آوری روزنه مصنوعی، قدرت تفکیک رادار، مستقل از ابعاد آنتن است.



شکل ۱ - سه حالت کاری رادارهای SAR

سطح زمین و سطح دریاها با استفاده از تصاویر اخذ شده از فراز آنها، با استفاده از بخش‌هایی از طیف الکترومغناطیس که از سطح زمین تابیده یا بازتابیده شده‌اند. همان‌طور که در بالا نیز شرح داده شد، سنجش از دور از انرژی الکترومغناطیسی بهره می‌گیرد. قوی‌ترین منبع تولیدکننده این انرژی، خورشید است که انرژی الکترومغناطیس را در تمام طول موج‌ها تابش می‌کند. سهم بازتاب شده و سهم جذب شده انرژی الکترومغناطیس برای مواد گوناگون متفاوت است. با اندازه‌گیری مقدار انرژی الکترومغناطیس بازتابی یا تابش شده و مقایسه آن با منحنی‌های بازتاب طیفی موادی معین، می‌توان اطلاعاتی را از سطح خشکی‌ها و سطح دریاها به دست آورد. یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از لایه‌های متعدد تبدیلات خطی به منظور پردازش سیگنال‌های حسی مانند صدا و تصویر استفاده می‌کند. ماشین در این روش هر مفهوم پیچیده را به مفاهیم ساده‌تری تقسیم می‌کند، و با ادامه این روند به مفاهیم پایه‌ای می‌رسد که

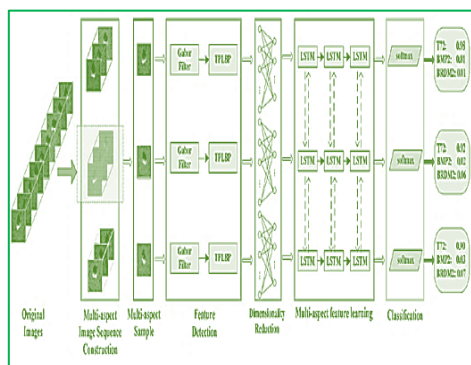
قابلیت ایجاد تصویر از منطقه تحت پایش در تمام ساعات شبانه‌روز و تمام شرایط جوی حتی از پشت ابر و گرد و خاک از ویژگی‌های این رادار است. همچنین امکان شناسایی اشیای فلزی از پشت پوشش‌های استتار نیز برای این رادارها مقدور است درحالی‌که دوربین‌های تصویربرداری مرسوم در سامانه‌های شناسایی به صورت ذاتی فاقد قابلیت‌های مذکور هستند. میزان تفکیک‌پذیری در رادارهای سار در صورت استفاده از منبع توان با قدرت کافی از ارتفاع استقرار رادار مستقل می‌شود.

سنجش از دور شامل اندازه‌گیری و ثبت انرژی بازتابی از سطح زمین و جو پیرامون آن از یک نقطه مناسب بالاتر از سطح زمین است. پرتوهای بازتابی که از نوع امواج الکترومغناطیس هستند، می‌توانند دارای منابع گوناگونی همانند پرتوهای خورشیدی، پرتوهای حرارتی اجسام یا حتی پرتوهای مصنوعی باشند. کمپیل با سعی در بیان کلی از سنجش از دور، این مقوله را چنین تعریف می‌کند: سنجش از دور عبارت است از به دست آوردن اطلاعات از

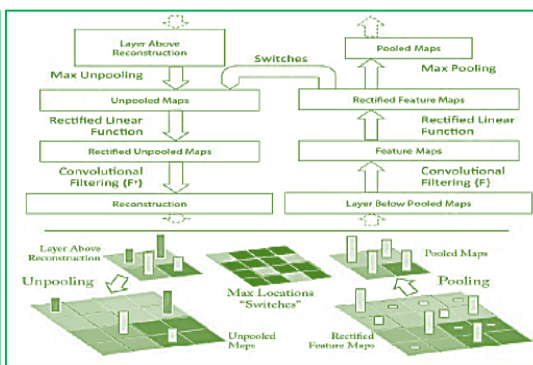
باشند. درست مانند روش‌های یادگیری عمیق بر مبنای DNN که روش‌های بسیار پیشرفته قبلی در تشخیص گفتار را در یک‌سری از کارهای معیار از جمله تشخیص آوا، تشخیص گفتار با واژگان بزرگ، تشخیص گفتار با نویز قوی و تشخیص گفتار چندزبانه انجام داده‌اند، روش‌های یادگیری عمیق مبتنی بر CNN همین قابلیت را در یک مجموعه از کارهای معیار بینایی رایانه‌ای از جمله تشخیص دسته و سطح شی، تشخیص جسم و تقسیم‌بندی معنایی نشان داده‌اند. مدل‌های عمیق با ساختار کانولوشن از جمله CNN‌ها در بینایی رایانه‌ای و تشخیص تصویر از دهه ۹۰ کاربرد موثری داشته‌اند. از شبکه عصبی به‌منظور بازسازی و استخراج ویژگی با استفاده از چند روش آماری در جهت کلاس‌بندی و طبقه‌بندی استفاده شده است. از روش پنهان مارکوف نیز در جهت ایجاد مدل مطلوب بهره گرفته شده است. بخش طبقه‌بندی دارای دو مرحله است: در مرحله اول که بر اساس مدل مارکوف امتیاز تطابق احتمالاتی لگاریتمی محاسبه می‌شود. (زیلر و فرگوس ۲۰۲۰) تحقیقی را برای بررسی این موضوع انجام و روش تجسم جدیدی در سنجش از راه دور ارایه داده‌اند که درباره عملکرد لایه‌های ویژگی میانی CNN عمیق آگاهی می‌دهد. این روش هم‌چنین بر عملکرد شبکه کامل که به‌عنوان یک طبقه‌بند عمل می‌کند، سایه می‌افکند. روش تجسم بر اساس یک شبکه کانولوشن است که فعالیت‌های عصبی را در لایه‌های میانی شبکه کانولوشن اصلی در پشت فضای پیکسل ورودی نقشه‌برداری می‌کند. این امر به محققان امکان بررسی این موضوع را می‌دهد که کدام الگوی ورودی در واقع باعث یک فعالیت معین در نقشه‌های خصیصه می‌شود. در ادامه شکل مورد نظر نحوه اتصال یک شبکه کانولوشن به هریک از لایه‌هایش و در نتیجه ایجاد یک حلقه بسته پشت پیکسل‌های تصویر به‌عنوان ورودی به CNN اصلی را نمایش می‌دهد.

قادر به تصمیم‌گیری برای آن‌ها است و بدین ترتیب نیازی به نظارت کامل انسان برای مشخص کردن اطلاعات لازم ماشین در هر لحظه نیست. موضوعی که در یادگیری عمیق اهمیت زیادی دارد، نحوه ارائه اطلاعات است. ارائه دادن اطلاعات به ماشین باید به شیوه‌ای باشد که ماشین در کم‌ترین زمان اطلاعات کلیدی را که می‌تواند به استناد به آن‌ها تصمیم بگیرد را دریافت کند. هنگام طراحی الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌بایست به عوامل دگرگونی که اطلاعات مشاهده شده را توضیح می‌دهند توجه کنیم، این عوامل معمولاً عوامل قابل مشاهده‌ای نیستند بلکه عواملی هستند که بر روی دسته قابل مشاهده تأثیرگذار بوده یا زاده ساختارهای ذهنی انسان برای ساده‌تر کردن مسائل هستند. برای مثال در هنگام پردازش گفتار عوامل دگرگونی می‌توانند لهجه گوینده، سن یا جنسیت او باشند. در هنگام پردازش تصویر یک ماشین، میزان درخشش خورشید یک عامل دگرگونی است. یکی از مشکلات هوش مصنوعی تأثیر زیاد عوامل دگرگونی بر روی اطلاعات دریافتی است. برای مثال بسیاری از پیکسل‌های دریافتی از یک ماشین قرمز در شب ممکن است سیاه دیده بشوند. برای حل این مشکلات بعضاً به درک بالای اطلاعات (در حدود انسان) نیازمندیم و در واقع گاهی یافتن نحوه مناسب نمایش اطلاعات به اندازه خود مسئله سخت و زمان‌بر است.

منشاء برنامه‌های کاربردی یادگیری عمیق برای کارهای تشخیص شی را می‌توان تا شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNNs) در اوایل قرن ۹۱ دنبال کرد. از اکتبر ۲۰۱۲ کمی بعد از منتشر شدن نتایج رقابت ImageNet، معماری‌های مبتنی بر CNN در روش یادگیری تحت نظارت توجه زیادی را به بینایی رایانه‌ای معطوف کرده‌اند. این امر عمدتاً به دلیل دقت تشخیص بالاتر از روش‌های رقیب به هنگامی است که مقادیر زیادی از داده‌های برجسب زده شده برای آموزش بهتر و موثرتر CNN‌های بزرگ با استفاده از سیستم‌های عامل محاسب CPU مانند با عملکرد بالا در دسترس



(ب)



(الف)

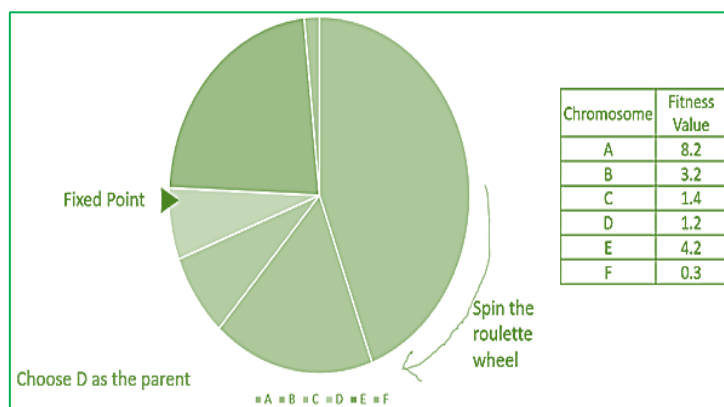
شکل ۲ - (الف) شبکه مربوط به لایه کانولوشن (ب) نمودار جریان رویکرد دوجته آگاه از چند وجهه برای SAR

می‌رود. در شکل ۳ فرآیند تشخیص اشیاء تک‌مرحله‌ای نمایش داده شده است. در اصل روش‌های تک‌مرحله‌ای تشخیص شی را مشابه با طبقه‌بندی حل می‌کنند. چون در طبقه‌بندی هم تنها براساس فیچر کمپ خروجی عمل طبقه‌بندی اشیاء انجام می‌شود. الگوریتم معروف YOLO از جمله روش‌های تک مرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود. شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر منطقه که دارای کاربرد بسیار گسترده‌ای در مفهوم کلیدی RCNN پیشنهادات منطقه‌ای است. پیشنهادات منطقه‌ای برای بومی‌سازی اشیاء در یک تصویر استفاده می‌شود. شبکه پیشنهادات منطقه‌ای را تولید می‌کند که در آن شی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و منطقه شبکه از این پیشنهادات برای شناسایی اشیاء در یک تصویر استفاده می‌کند. در این الگوریتم از مفهوم Region proposals استفاده شده که به معنی بخش‌های کوچکی از تصویر هستند که می‌توانند شامل اشیایی باشند که دنبال آن‌ها هستیم. الگوریتم RCNN از سه مازول اصلی تشکیل شده است. بهترین مازول حدود ۲۰۰۰ پیشنهاد ناحیه را با استفاده از یک الگوریتم تقسیم‌بندی به نام جستجوی انتخابی استخراج می‌کند تا مشخص شود کدام قسمت از یک تصویر بیش‌ترین احتمال را برای داشتن یک شی دارد. مازول دوم یک شبکه عصبی کانولوشنی بزرگ است که یک بردار ویژگی با طول ثابت را از هر پیشنهاد که از جستجوی انتخابی برگردانده می‌شود، استخراج می‌کند. بعد از استخراج بردار ویژگی هر بخش انتخابی، مرحله طبقه‌بندی بردارها می‌باشد. طبقه مورد استفاده در این الگوریتم طبقه‌بند، ماشین بردار پشتیبان^{۱۴} (SVM) می‌باشد.

در این مقاله، مدل الگوریتم دو بعدی کانولوشنی که شامل یک معادله درجه دوم است استفاده می‌شود. بنابراین، تابع هزینه اصلاح و تابع سینوسی تصحیح‌شده در تابع درجه دوم گنجانده می‌شوند. با توجه به این اثر، تابع هدف توزیع اقتصادی به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی محدود به‌صورت رابطه ریاضی توصیف می‌شود. در روند حل مسئله پژوهش ابتدا داده‌های پژوهش پردازش شده و در سه دسته داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست (آزمون) جداسازی خواهند شد.

الگوریتم پیشنهادی

تقریباً در تمامی کاربردهای پردازش تصویر به‌دلیل عدم وجود شرایط ایده‌آل برای داده‌برداری و وجود نویزهای ناخواسته‌ای که در تصاویر وجود دارد، بیش از انجام پردازش‌های اصلی بر روی داده‌ها، نیازمند کاهش نویز در داده‌ها و بهبود کیفیت تصویر است که این مرحله، را پیش‌پردازش می‌نامند. ساده‌ترین تاثیر نویز نقطه‌ای در تصاویر رادار را می‌توان به‌صورت بافت دانه‌دانه یا لکه‌های سفید و سیاه در یک تصویر راداری که از یک منطقه با پوشش کاملاً یکنواخت اخذ شده، به وضوح دید (چن و همکاران ۲۰۲۱). روش‌های تک مرحله‌ای، با هدف حل چالش سرعت پایین در روش‌های دومرحله‌ای پیشنهاد شده‌اند و روش‌های تک‌مرحله‌ای مانند بلوک شماره اولویت ریسک^{۱۳} (RPN) در روش‌های دومرحله‌ای هستند با این تفاوت که بخش کادر مورد نظر حذف شده است. بنابراین در این دسته، بخش RPN وجود ندارد و فیچر کمپ خروجی CNN مستقیماً به Detection Head



شکل ۳ - انتخاب داده‌های ثابت و متغیر در طبقه‌بندی اطلاعات آموزش دیده براساس ماشین بردار

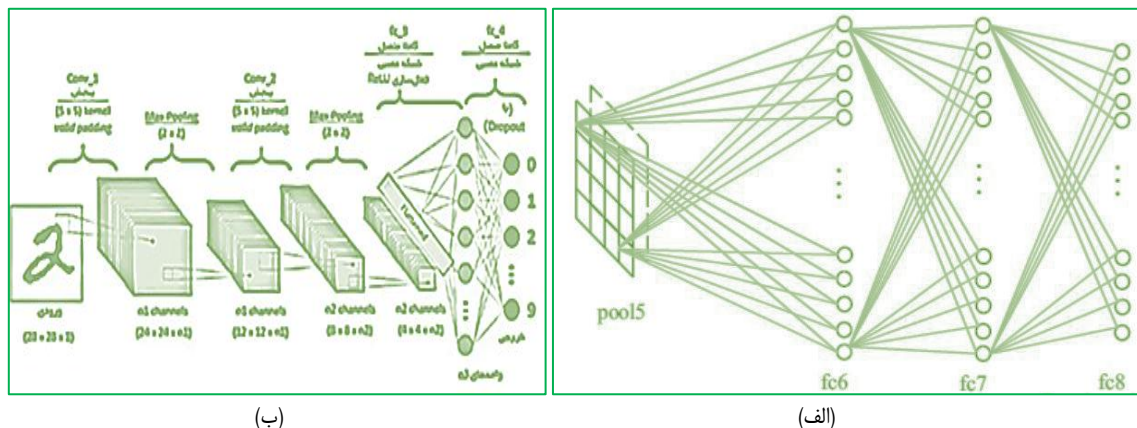
^{۱۳}- Risk Priority Number

^{۱۴}- Support Vector Machines

شبکه عصبی پیچشی-کانولوشن

الگوریتم یادگیری عمیق است که تصویر ورودی را دریافت می کند و به هر یک از اشیا/جنبه های موجود در تصویر میزان اهمیت (وزن های قابل یادگیری و بایاس) تخصیص می دهد و قادر به متمایزسازی آن ها از یکدیگر است. در الگوریتم ConvNet در مقایسه با دیگر الگوریتم های دسته بندی به پیش پردازش کمتری نیاز است. پیچشی (ConvNets)، با آموزش دیدن به اندازه کافی،

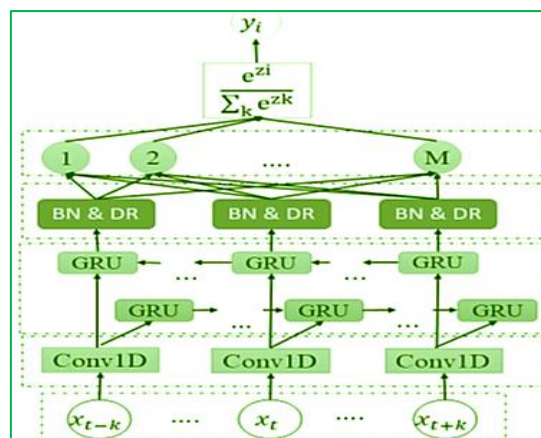
توانایی فراگیری این فیلترها/مشخصات را کسب می کند. معماری Conv Net مشابه با الگوی اتصال «نورون ها»^{۱۵} در مغز انسان است و از سازمان دهی «قشر بصری»^{۱۶} در مغز الهام گرفته شده است. هر نورون به محرک ها تنها در منطقه محدودی از میدان بصری که تحت عنوان «میدان تاثیر»^{۱۷} شناخته شده است پاسخ می دهد. یک مجموعه از این میدان ها برای پوشش دادن کل ناحیه بصری با یکدیگر هم پوشانی دارند.



(ب)

(الف)

شکل ۴ - (الف) و (ب) الگوریتم ساختار شبکه کانولوشن چند بعدی



شکل ۵ - الگوریتم ساختار شبکه کانولوشن چند بعدی و یادگیری عمیق

۱۵- Neurons

۱۶-Visual Cortex

۱۷-ReceptiveField

نتایج و بحث

جامعه داده‌ای پژوهش

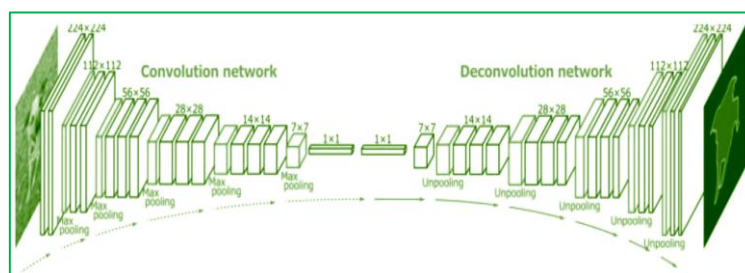
فیلتر Lee از توزیع‌های آماری مقادیر پیکسل‌های درون کرنل متحرک، برای تخمین مقدار پیکسل موردنظر استفاده می‌کند. فیلتر Lee بر اساس این فرض است که میانگین و واریانس پیکسل موردنظر برابر میانگین و واریانس محلی تمام پیکسل‌های درون کرنل متحرکی که توسط کاربر انتخاب می‌شود، می‌باشد. همچنین این فیلتر به صورت افقی عمل نموده به طوری که اگر واریانس در یک ناحیه کم یا ثابت باشد، هموارسازی انجام خواهد

شد. در غیر این صورت اگر واریانس زیاد باشد (مثلاً لبه‌ها)، هموارسازی انجام نخواهد شد. این فیلتر از تخمین LLMMSE برای کاهش نویز Speckle استفاده می‌کند که نتیجه آن به صورت رابطه ۱ می‌باشد. که C_{xy} و C_y به ترتیب ماتریس کواریانس y و ماتریس کواریانس متقابل x و y است. با به کارگیری رابطه ۱ برای فیلتر Lee خواهیم داشت: (μ میانگین پیکسل‌ها در پنجره متحرک است و ضریب w به صورت زیر بدست می‌آید):

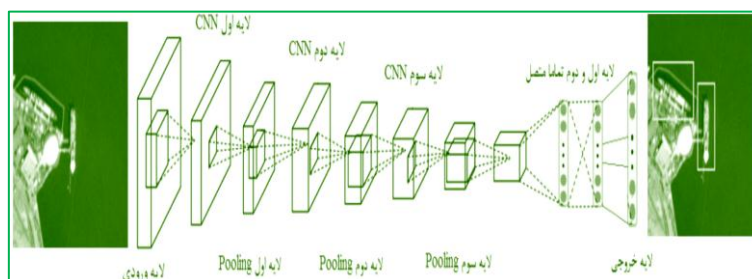
$$\begin{aligned}\hat{x}_{LMMSE} &= \mu + C_{xy}C_y^{-1}(y - \mu) \\ \hat{x}(k, 1) &= \mu + w[y(k, 1) - \mu] \\ C_u &= \sqrt{\frac{1}{ENL}} \quad , \quad C_i = \frac{\sigma}{\mu}\end{aligned}\quad (۱)$$

جدول ۱ - نتایج ارزیابی کارایی توسط روش ترکیبی پیشنهادی و هوش مصنوعی

حالت تصویربرداری	معایب	مزایا
Strip map	کمترین میزان دقت	رایج‌ترین حالت، ساده‌ترین سیستم
Spotlight	محدودترین محدوده تصویربرداری	بهترین رزولوشن
Scan SAR	پیچیدگی بالای سیستم	وسیع‌ترین محدوده تصویربرداری

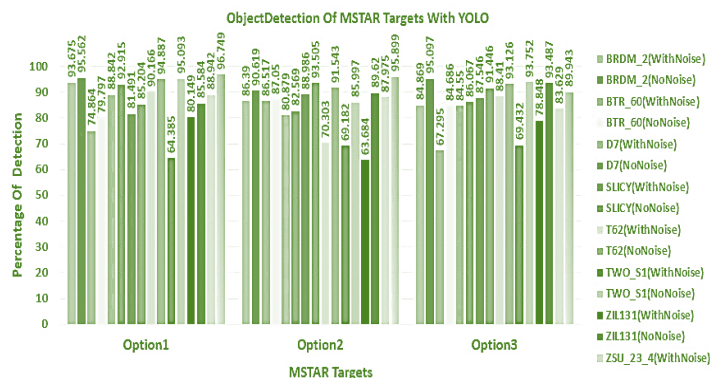


(الف)



(ب)

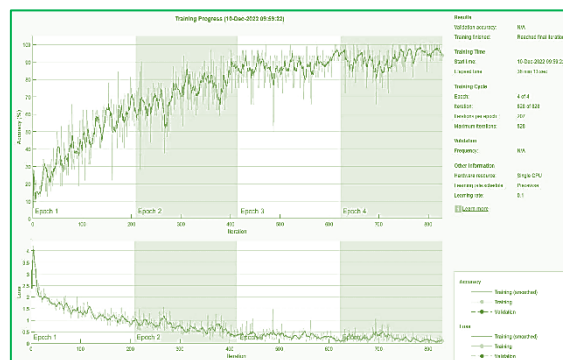
شکل ۶ - (الف) و (ب) نحوه عملکرد روش ترکیبی پیشنهادی



شکل ۷ - نتایج ارزیابی روش‌های مورد مقایسه با معیار میانگین قدر مطلق خطا (MAE)

طبقه‌بندی تصاویر نويززدایی شده MSTAR با روش پیشنهادی شبکه CNN-GA با بیش‌ترین دقت و کم‌ترین خطای ممکن است.

نمودارهای میله‌ای و خطی مقایسه بین طبقه‌بندی تصاویر نويزی و نويززدایی شده با استفاده از شبکه CNN و روش پیشنهادی شبکه CNN-GA نشان‌دهنده شده است. همان‌طور که در شکل‌های مذکور مشخص است، بهترین دقت شبکه مربوط به



شکل ۸ - نتایج شبیه‌سازی مدل پیشنهادی و فرآیند آموزش شبکه برای تصاویر نويزی

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نويززدایی بهتری از تصاویر دارد و لبه‌های تصاویر با ضریب اطمینان بهتر و خطای کم‌تری ارسال می‌گردد. در مرحله پیش‌پردازش از فیلتر Lee به دلیل بهبود کیفیت تصویر و در نهایت تشخیص اشیاء مورد بررسی قرار گرفته است. و در نهایت براساس الگوریتم‌های ترکیبی RCNN و YOLO نتایج با عملکرد و ضریب اطمینان بالاتری رفتار کرده و در نهایت یک سیستم با عملکرد پایدار را نتیجه می‌دهد. در این پژوهش شرایط زیست محیطی گستره جغرافیایی از طریق سنجش از راه دور مورد بررسی قرار گرفته و روش پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی داده‌ها از شبکه ترکیبی یادگیری عمیق که نتایج آن با روش‌های مطرح شده در زمینه طبقه‌بندی اهداف مورد مقایسه قرار گرفته که شبکه پیشنهادی از نظر دقت طبقه‌بندی با ۸۶/۳۱ درصد نسبت به دیگر شبکه‌های بررسی شده با دقت و ضریب اطمینان بالاتری قابل بررسی و پیاده‌سازی است.

رادار SAR دارای کاربرد بسیار مناسب و حرفه‌ای در سنجش از راه دور، امور نقشه‌برداری و تصویربرداری از سطح زمین و همچنین در شناسایی و آشکارسازی اهداف نظامی و غیرنظامی می‌باشد. در این مقاله، یک مدل پیشنهادی به همراه الگوریتم ترکیبی به منظور طبقه‌بندی با ضریب اطمینان و دقت بالا از داده‌های اهداف زمینی ارائه شده است. وجود نويز لبه در تصاویر رادار SAR به عنوان یک چالش بسیار مهم و یک بی‌نظمی در رفتار خروجی سیستم و افزایش خطا و در نهایت رفتار غیرخطی سیستم می‌باشد. این نوع نويز و اعوجاج به عنوان نويز مشتق‌گیر بر روی تصاویر تاثیر داشته و باعث ایجاد رفتار غیرخطی و ناپایداری در سیستم می‌گردد که در این مقاله با استفاده از روش پیشنهادی و الگوریتم ترکیبی تا حد بسیار زیادی این مشکل کم‌رنگ و باعث بهینه‌سازی سیستم شده است. با بررسی نتایج مشاهده گردید که فیلتر Lee به نسبت سایر فیلترهای حوزه مکان

Reference

1. H. R. E.-H. M. S. Y. AbubakarShaabana;, "Decomposition based multiobjective evolutionary algorithm for PV/Wind/Diesel Hybrid Microgrid System design considering load uncertainty," *Energy Reports*, vol. 7, pp. 52-69, 2021.
2. N. Eghtedarpour and E. Farjah, "Power control and management in a hybrid AC/DC microgrid," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 5, pp. 1494-1505, 2014.
3. Y. B. A Rafiee, H Bevrani, T Kato, "Robust MIMO Controller Design for VSC-based Microgrids: Sequential Loop Closing Concept and Quantitative Feedback Theory," *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021.
4. X. Zhang, C. Huang, and J. Shen, "Energy Optimal Management of Microgrid with High Photovoltaic Penetration," *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022.
5. L. Zhang, Y. Yang, Q. Li, W. Gao, F. Qian, and L. Song, "Economic optimization of microgrids based on peak shaving and CO2 reduction effect: A case study in Japan," *Journal of Cleaner Production*, vol. 321, p. 128973, 2021.
6. A. H. V.-H. B. H.-M. Kim, "Resilience-Oriented Optimal Operation of Networked Hybrid Microgrids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, 2019
7. K. R. C. C. C. R. Zhang, "Energy Cooperation Optimization in Microgrids With Renewable Energy Integration," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, 2018.
8. C. J. Dongfeng Yang, Guowei Cai, Deyou Yang, Xiaojun Liu,, "Interval method based optimal planning of multi-energy microgrid with uncertain renewable generation and demand," *Applied Energy*, vol. 277, 2020.
9. Z. X. Xiaohong Guan, and Qing-Shan Jia, "Energy-Efficient Buildings Facilitated by Microgrid," *IEEE Transaction on Smart Grid*, vol. 1, 2010.
10. S. M. M. Liaqat Ali, Hamed Bizhani, Arindam Ghosh,, "Optimal planning of clustered microgrid using a technique of cooperative game theory,," *Electric Power Systems Research*, vol. 183, 2020.
11. P. L. Mansour Alramlawi, "Design Optimization of a Residential PV-Battery Microgrid With a Detailed Battery Lifetime Estimation Model," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 46, 2020. *Battery Lifetime Estimation Model*,," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 46, 2020.
12. Atteia G, Collins MJ, Algarni AD, Samee NA. Deep-learning-based feature extraction approach for significant wave height prediction in SAR mode altimeter data. *Remote Sens.* 2022; 14(21):5569. <https://doi.org/10.3390/rs14215569>
13. Behar Kamran Z, Amir Etemad S, Mohsen H. Determination of effective parameters in forecasting significant wave height in Neka. In: 4th International Conference on Offshore Industries; 2011. [In Persian]
14. Breiman L. Bagging predictors. *Mach Learn.* 1996;24(2):123-40. <https://doi.org/10.1007/BF00058655>
15. bualigah L, Diabat A, Mirjalili S, Abd Elaziz M, Gandomi AH. The arithmetic optimization algorithm. *Comput Methods Appl Mech Eng.* 2021; 376:113609. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113609>
16. Cox DR, van der Meer JW. Wave forces on marine structures. CRC Press; 2010.
17. Davis RE, Collins DC, Wu L. Effects of temperature and salinity on wave properties and their impact on coastal infrastructure. *J Coast Res.* 2014;30(3):578-88. <https://doi.org/10.2112/JCOASTRES-D-13-00048.1>
18. Dhodhi J, Sharma K, Hassanin A. Safety of offshore platforms. In: *Encyclopedia of Maritime and Offshore Engineering*. Wiley; 2017. p. 1-10. https://doi.org/10.1002/9781118476406.emo_e0021
19. Feng Z, Hu P, Li S, Mo D. Prediction of significant wave height in offshore China based on the machine learning method. *J Mar Sci Eng.* 2022;10(6):836. <https://doi.org/10.3390/jmse10060836>
20. Han L, Ji Q, Jia X, Liu Y, Han G, Lin X. Significant wave height prediction in the South China Sea based on the ConvLSTM algorithm. *J Mar Sci Eng.* 2022;10(11):1683. <https://doi.org/10.3390/jmse10111683>
21. Harrison S, MacDonald A. Influence of seabed sediment composition on wave propagation and sediment transport. *Coast Eng.* 2015; 102:1-12. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2015.04.001>
22. Li Z, Zhang M, Wang X. Deep learning for predicting wave height and its implications for coastal engineering. *Eng Appl Artif Intell.* 2021;98:104064. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104064>
23. Lotfollahi Yeganeh M, Lashtah Neshayi M, Ghorbani M, Larian MB. Modeling and forecasting of significant wave height in the Caspian Sea using chaos theory. *Amirkabir J*

- Civ Eng. 2013; 45:97-105. [In Persian]
24. Mishra JP, Singh K, Chaudhary H. Intelligent Ocean wave height prediction system using light GBM model. Int J Syst Innov. 2022;7(2):64-77
25. A. Ajami and M. Daneshvar, "Data driven approach for fault detection and diagnosis of turbine in thermal power plant using Independent Component Analysis (ICA)" International journal of Electrical Power and Energy Systems , Vol.43, pp. 728–735, 2012.



Remote detection and sensing of ground and environmental targets using artificial orifice radar (SAR) and deep learning

Gohar Varamini *

Amin Eskandari

Amin Tousi

Department of Electrical Engineering, Bey. C., Islamic Azad University, Beyza, Iran

Department of Computer Engineering, Shi. C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran

Department of Computer Engineering, Shi. C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran

Extended Abstract

Received: 22 Dec 2024

Accepted: 23 Feb 2025

Keywords: Artificial Window Radar (SAR), Deep Learning, Artificial Intelligence, Remote Sensing

Introduction: The technology of detection, identification and detection of objects and the environment is one of the most important parameters in engineering and environmental sciences. It is also widely used in the field of deep learning and artificial intelligence domains and plays a significant role in recognizing, identifying, and reconstructing images. This technology is a prelude to many projects and algorithms in this field, in which objects are identified in satellite and radar images and separated from surplus information and data, and in the next stages, they are classified and finally measured.

Materials and Methods: The method of identifying ground targets by SAR radar is using deep learning and artificial neural networks. In the pre-processing stage, in order to reduce the destructive effects of noise and preserve the original data, the Lee filter has been used due to its better efficiency in improving image quality and better preservation of edges, and the separation of excess data from the original images has been used using the blind signal separation algorithm.

Results and Discussion: In this study, the environmental conditions of the geographical area have been investigated through remote sensing and the proposed method in order to classify the data from the combined deep learning network, the results of which have been compared with the methods proposed in the field of goal classification, and finally it is determined that the proposed network in terms of classification accuracy with 86.31% compared to other studied networks with accuracy and coefficient. Higher reliability can be checked and implemented. Finally, using YOLO and RCNN algorithms to investigate the results of the detection and identification of ground targets. It has been discussed that the RCNN algorithm has been denoised with higher accuracy in detecting and identifying images.

Conclusion: Finally, the performance and reliability of the proposed model can be implemented with more accuracy and very little error. It will create and provide a very desirable performance with a high reliability factor in reducing the destructive effects and better efficiency of the system.

Corresponding author: Gohar Varamini

Address: Department of Electrical Engineering, Bey. C., Islamic Azad University, Beyza, Iran **Tel:** +989177001044

Email: Gohar.Varamini@iau.ac.ir

Citation: Varamini, G, Eskandari A, Tousi A. Remote detection and sensing of ground and environmental targets using artificial orifice radar (SAR) and deep learning. Journal of New Researches in Environmental Engineering. 2025; 2(8): 64-74



© 2024, This article published in Journal of New Researches in Environmental Engineering (JNREE) as an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>). Non-commercial use, distribution and reproduction of this article is permitted in any medium, provided the original work is properly cited.