



Improving the quality of SAR radar image detection and identification using neural network to increase the security factor of military tactics

Ali Alizdeh¹ | Jalil mazloun² | Behrang Hadian^{3✉} | Ahmad Dolatkhhah⁴ | Behnam Dorostkr⁵

1. Department of Electrical Engineering, Shahid Sattari Aeronautical University of Science and Technology.

E-mail: ali581219@gmail.com

2. Department of Electrical Engineering, Shahid Sattari Aeronautical University of Science and Technology.

E-mail: jalil.mazloun@ssau.ac.ir

3. Corresponding Author, Department of Electrical Engineering, Shahid Sattari Aeronautical University of Science and Technology.

E-mail: b_hadian@ssau.ac.ir

4. Department of Information and Comunication Technology, Amin Police University, Tehran, Iran.

E-mail: ict.ahmad93@gmail.com

5. Department of Information and Communication Technology, Amin Police University, Tehran, Iran.

E-mail: behnamdorostkr@gmail.com

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received

3 February 2023

Received in revised

18 March 2023

Accepted

26 March 2024

Published online

14 September 2024

Keywords:

Synthetic aperture radar, image detection, military science security factor, spot noise.

ABSTRACT

Purpose: In military science, the use of telecommunication technologies is very important because of receiving enemy information from a distance, and the artificial aperture radar system is an imaging radar that has a high detection and separation ability. According to the nature of formation of artificial aperture radar images, the presence of speckle noise is the most important factor in destroying the quality of these images and making a decision error.

Method: Therefore, it is very important to have a pre-processing stage in order to reveal and identify the data and reduce the spot noise. The main goal is to provide a powerful algorithm based on artificial intelligence to improve the detection of SAR radar ground targets with object detection algorithms that are obtained through airplanes or satellites in order to monitor ground targets.

Findings: In the pre-processing stage, after reducing the effect of speckle noise on SAR radar images, the proposed model is investigated to improve the detection of SAR radar ground targets with the help of Lee filter.

Conclusion: by using YOLO and RCNN algorithms, the RCNN algorithm has a better performance in detecting denoised MSTAR images with an average accuracy of 99.84% compared to YOLO with an average accuracy of 90.424%, but in detecting noisy MSTAR images, the YOLO method With an average accuracy of 80.875%, compared to the RCNN method with an average accuracy of 61.49%, it has a better performance for identifying and improving images and increasing the reliability of the system.

Cite this article: Alizadeh, Ali; Mazloun, Jalil; Hadian, Behrang; Dolatkhh, Ahmad; Dorostkar, Behnam (2024). Improving the quality of SAR radar image detection and identification using neural network to increase the security factor of military tactics. *Military Science and Tactics*, 20 (68), 115-132.

DOI: [http://doi.org/ 10.22034/qjmst.2024.1989067.1841](http://doi.org/10.22034/qjmst.2024.1989067.1841)



Publisher: AJA Command and Staff University

DOI: [10.22034/qjmst.2024.1989067.1841](http://doi.org/10.22034/qjmst.2024.1989067.1841)

بهبود کیفیت تشخیص و شناسایی تصاویر رادار SAR با بکارگیری شبکه عصبی در افزایش ضریب امنیت فنون دفاعی

علی علیزاده^۱ | جلیل مظلوم^۲ | بهرنگ هادیان^۳ | احمد دولتخواه^۴ | بهنام درستکار^۵

۱. گروه برق دانشکده برق دانشگاه علوم فنون شهید ستاری، تهران، ایران، رایانامه: ali581219@gmail.com
۲. گروه برق دانشکده برق دانشگاه علوم فنون شهید ستاری، تهران، ایران رایانامه: jalil.mazloun@ssau.ac.ir
۳. نویسنده مسئول گروه برق دانشکده برق دانشگاه علوم فنون شهید ستاری، تهران، ایران b_hadian@ssau.ac.ir
۴. گروه فاوا، دانشگاه علوم انتظامی امین، تهران، ایران، رایانامه: ict.ahmad93@gmail.com
۵. گروه فاوا، دانشگاه علوم انتظامی امین، تهران، ایران رایانامه behnamdorostkar@gmail.com

اطلاعات مقاله چکیده

نوع مقاله:	هدف: در علوم نظامی استفاده از فناوری های مخابراتی بدلیل دریافت اطلاعات دشمن از راه دور
مقاله پژوهشی	حائز اهمیت بوده و سیستم رادار روزنه مصنوعی به عنوان رادار تصویربرداری است که توانایی
تاریخ دریافت:	شناسایی و جداسازی بالایی دارد. با توجه به ماهیت تشکیل تصاویر رادار روزنه مصنوعی، وجود
۱۴۰۱/۱۱/۱۴	نویز لکه به عنوان مهمترین عامل تخریب کیفیت این تصاویر و خطای تصمیم گیری می باشد.
تاریخ بازنگری:	روش: براین اساس وجود یک مرحله پیش پردازش گر به منظور آشکارسازی و شناسایی داده ها و
۱۴۰۱/۱۲/۲۷	کاهش نویز لکه بسیار حائز اهمیت می باشد. هدف اصلی ارائه الگوریتمی توانمند بر پایه هوش
تاریخ پذیرش:	مصنوعی در جهت بهبود تشخیص اهداف زمینی رادار SAR با الگوریتم های تشخیص اشیاء بوده
۱۴۰۳/۰۱/۰۷	که از طریق هواپیما یا ماهواره به منظور رصد نمودن اهداف زمینی، اخذ شده است
تاریخ انتشار:	تجزیه و تحلیل: مدل پیشنهادی در مرحله پیش پردازش پس از کاهش اثر نویز لکه بر روی تصاویر
۱۴۰۳/۰۶/۲۴	رادار SAR به کمک فیلتر Lee، به بررسی بهبود تشخیص اهداف زمینی رادار SAR پرداخته
کلیدواژه ها:	می شود.
رادار روزنه مصنوعی، آشکارسازی تصویر، ضریب امنیت علوم نظامی، نویز لکه	یافته ها: با استفاده از الگوریتم های YOLO و RCNN که الگوریتم RCNN در تشخیص
	تصاویر نویززدایی شده MSTAR با میانگین دقت ۹۹٫۸۴٪ نسبت به YOLO با میانگین دقت
	۹۰٫۴۲۴٪ از عملکرد بهتری برخوردار می باشد.
	نتیجه گیری: در تشخیص تصاویر نویزی MSTAR روش YOLO با میانگین دقت ۸۰٫۸۷۵٪
	نسبت به روش RCNN با میانگین دقت ۶۱٫۴۹٪ از عملکرد بهتری برخوردار جهت شناسایی و
	بهبود تصاویر و افزایش ضریب اطمینان سیستم می باشد.

استناد: علیزاده، علی؛ مظلوم، جلیل؛ هادیان، بهرنگ؛ دولتخواه، احمد؛ و درستکار، بهنام (۱۴۰۳). بهبود کیفیت تشخیص و شناسایی تصاویر رادار SAR با بکارگیری شبکه عصبی در افزایش ضریب امنیت فنون دفاعی. *فصلنامه علوم و فنون نظامی*، ۲۰ (۶۸)، ۱۱۵-۱۳۲.



DOI: <http://doi.org/10.22034/qjmsi.2024.1989067.1841>

ناشر: دانشگاه فرماندهی و ستاد ارتش جمهوری اسلامی ایران

DOI: 10.22034/qjmsi.2024.1989067.1841

مقدمه

استفاده از فناوری های مبتنی بر سیگنال های مخابراتی در صنعت دفاعی به منظور افزایش اقتدار سامانه های دفاعی و نمایش توانمندی نظامی امری ضروری و مهم محسوب می گردد. یکی از این تجهیزات که برای کشف اهداف مورد نیاز بوده و جایگزین روش های مرسوم شود استفاده از رادار روزنه مصنوعی^۱ (SAR) می باشد. این نوع رادار در شناسایی با اهداف نظامی و غیرنظامی کاربرد دارد. امواج رادیویی این رادار در دفعات بالا با سرعتی زیاد به سطح مورد تایید بوده و پس از بازگشت امواج تصویری دوبعدی از سطح مورد نظر را در اختیار کاربران قرار می دهد.

صحنه های نبرد در پی دستیابی انسان به فناوری های نوین، پیچیده تر می گردد. اطلاعات به عنوان یکی از تأثیرگذارترین عناصر پیروزی درنبرد، حائز اهمیت بوده و باعث توسعه سامانه های اطلاعاتی و فرماندهی و کنترل می گردد. ظهور فناوری هوش مصنوعی باعث تحولات شگرف در ابعاد زندگی بشر شده است (محسن رحمانی و حامد علیزاده، ۱۴۰۰). کاربرد اصلی این فن آوری در امور نظامی و تهیه نقشه از مناطق مختلف است به گونه ای که در جدیدترین مدل های موجود SAR قابلیت تهیه تصاویری با قدرت تفکیک ۱۰ سانتی متر وجود دارد. رادار روزنه مصنوعی یک ابزار سنجش از راه دور فعال است (مورین و همکاران، ۲۰۱۳). این رادار در باند مایکروویو کار می کند. وجود نویز لکه^۲ در تصاویر رادار SAR امری اجتناب ناپذیر است (توا و همکاران، ۲۰۱۶). ویژگی هایی نظیر توانایی تصویربرداری از یک سطح با دقت تفکیک از چند متر تا چند کیلومتر، توانایی تهیه تصویری با دقت مطلوب و معین مستقل از ارتفاع تا حدی که قدرت فرستنده، وجود پارامترهای اساسی مختلف مثل قطبش، زاویه تابش، فرکانس و غیره برای بهینه سازی سامانه در کاربردهای مشخص باعث شده است که اشتیاق تحقیق بر روی این نوع رادار فزونی یافته و در تصاویر دریافتی از سامانه های راداری نویز یک عامل مخرب می باشد. نویز یک آشفتگی نقطه ای است که معمولاً به عنوان نویز ضرب شونده در تصاویر تک پلاریزه مدل می شود. حضور نویز لکه، تفسیر و آنالیز تصویر را پیچیده تر می کند و باعث کاهش دسترسی به اطلاعات تصویر می شود.

¹ Synthetic Aperture Radar

³ Speckle

هدف اصلی این مقاله، ارائه الگوریتمی توانمند به منظور تشخیص و شناسایی اهداف زمینی رادار SAR با الگوریتم های تشخیص اشیاء مانند RCNN و YOLO و در نهایت بهبود عملکرد و افزایش امنیت و ضریب اطمینان می باشد. به همین منظور ابتدا عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و داده های MSTAR و پیش پردازش آنها مورد بررسی و تحلیل قرار می گیرد. مبحث تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم های تشخیص اشیاء تجزیه و تحلیل خواهد شد.

پیاده سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصل از تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم های RCNN و YOLO یکی دیگر از اقدامات این مقاله می باشد. در نهایت توانایی این نوع الگوریتم ها نسبت به روش های پیشین در این زمینه مورد بررسی و رفتار دقت دو الگوریتم میزان دقت و توانایی در کاهش خطا و افزایش اطمینان سیستم مورد بررسی قرار گرفته است.

مبانی نظری و پیشینه های پژوهش

سیستم های هوشمند شناسایی خودکار اهداف زیرآبی، به طور فزاینده ای در سونار غیرفعال استفاده می شوند تا دخالت انسانی و چالش های مربوط به آن را در شناسایی دقیق شناورها کاهش دهند. امروزه روش های بسیار پیشرفته یادگیری عمیق به منظور شناسایی خودکار اهداف صوتی، توسط نیروهای دریایی جهان در حال بهره برداری می باشند (حسن اکبریان و محمدحسین صدیقی، ۱۴۰۲). نویززدایی تصاویر رادار SAR با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک انجام داده است (کریمی و تابان، ۱۳۹۸). کاهش نویز لکه را با استفاده از روش حس گری فشرده انجام شده است. در این مقاله از فیلتر حوزه مکان Lee جهت کاهش اثر نویز لکه بر روی نمونه تصاویر MSTAR بهره گرفته شده است (شغیعی و همکاران، ۱۳۹۵) تشخیص اشیاء^۱ زیرشاخه ای از بینایی رایانه است که در حال حاضر به شدت مبتنی بر یادگیری ماشین است. تشخیص اشیاء وظیفه شناسایی نمونه هایی از اشیاء یک کلاس خاص در یک تصویر را فراهم می کند (پرشین صمدی و همکاران، ۱۴۰۱).

اولین تلاش برای کشف وسیله نقلیه نظامی را می توان در طرح (چن و همکاران، ۲۰۱۵) یافت، جایی که چن^۲ و همکارانش از یک رمزگذار خودکار پراکنده بدون نظارت،

¹ Object Detection

² Chen

برای تولید کرنل‌های کانولوشن از دسته‌های تصادفی یک ورودی داده‌شده برای یک CNN تک لایه، که ویژگی‌هایی را برای آموزش یک طبقه‌بندی softmax با هدف طبقه‌بندی اهداف نظامی در مجموعه داده‌های MSTAR تولید می‌کند، استفاده کردند. آزمایش‌های انجام شده در پتانسیل زیادی برای استفاده از CNN در شناسایی هدف SAR را نشان می‌دهد (کیدل و همکاران، ۱۹۹۶). با این کشف در طرح (شن و همکاران، ۲۰۱۹) شبکه A-ConvNets را که یک شبکه CNN ۵ لایه ساده بود پیشنهاد شد که قادر بود به حداکثر دقت در حدود ۹۹٪ در مجموعه داده‌های MSTAR برسد. به دنبال این روند، تحقیقات بیشتری در حوزه CNN بر روی مجموعه داده‌های MSTAR مورد بررسی قرار گرفت. در مقاله‌ای در سال ۱۴۰۱ منظور حذف اثر اخلاص گر، استفاده از فیلترهای تطبیقی است. در سامانه‌های راداری به منظور جلوگیری از به اشباع رفتن گیرنده رادار، بیشتر از الگوریتم‌های تطبیقی خطی استفاده می‌شود. الگوریتم‌های خطی، فیدبک بازخوردی ندارند و در برابر اشباع شدن مقاوم هستند. در سال ۲۰۲۰ الگوریتمی برای بهبود تشخیص ارائه شد (مورگان، ۲۰۲۲). در تحقیقی دیگر طبقه‌بندی برای تصاویر رادار با شبکه عصبی انجام شد (دینگ و همکاران، ۲۰۱۶). بر روی تصاویر با حساسیت بالا در سال ۲۰۱۹ تحقیق دیگری انجام شد (دو و همکاران، ۲۰۲۱). افزایش رزولوشن تحقیقی صورت پذیرفت (وی و همکاران، ۲۰۲۲). مورگان^۱ با موفقیت یک شبکه CNN ۳ لایه با اندازه متوسط روی MSTAR اعمال کرد و بر اساس آن اثرات مقداردهی اولیه و انتخاب بهینه‌ساز را برای نتایج نهایی بر روی آن بررسی کردند (ویلمانسی و همکاران، ۲۰۲۲).

جدول (۱) پیشینه تحقیقات انجام شده

کشور	اهداف	افق زمانی	روش شناسایی‌ها
ایران	نویززدایی تصاویر رادار SAR را با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک	۴ سال	تحلیل سناریو/ شناسایی الگو/ آشکارسازی
ایران	کاهش نویز لکه را با استفاده از روش حس‌گری فشرده انجام داده‌است. در این مقاله از فیلتر حوزه مکان Lee جهت کاهش اثر نویز لکه بر روی نمونه تصاویر MSTAR	۷ سال	تحلیل سناریو/ شناسایی الگو/ آشکارسازی/ رفع مشکل
چین	تشخیص اشیاء وظیفه شناسایی نمونه‌هایی	۷ سال	تحلیل سناریو/ شناسایی الگو/

¹ Morgan

کشور	اهداف	افق زمانی	روش شناسایی‌ها
	از اشیاء یک کلاس خاص در یک تصویر		آشکارسازی / رفع مشکل
امریکا	تولید کرنل‌های کانولوشن از دسته‌های تصادفی یک ورودی داده‌شده برای یک CNN تک لایه	۲۵ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی
انگلیس	استفاده از CNN در شناسایی هدف SAR	۴ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی / رفع مشکل
کره	طبقه بندی برای تصاویر رادار با شبکه عصبی	۷ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی
آلمان	تصاویر با حساسیت بالا	۲ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی
آلمان	افزایش رزولوشن تحقیقی صورت پذیرفت	۱ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی / رفع مشکل
سنگاپور	یک شبکه CNN ۳ لایه با اندازه متوسط را روی MSTAR	۱ سال	تحلیل سناریو / شناسایی الگو / آشکارسازی / رفع مشکل

رادار روزنه مصنوعی (SAR)

رادار یک سامانه رادیویی است که برای مشاهده، تشخیص و تعیین موقعیت هدف یا آشکارسازی اجسام و اندازه‌گیری ویژگی آنها به کمک امواج رادیویی به کار می‌رود (یو و همکاران، ۲۰۱۸). رادارها به‌طور 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 برای تصویربرداری وابسته است (توا و همکاران ۲۰۱۴). این بدان معنی است که 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 تصویربرداری سنجش از راه دور می‌باشد که با نصب بر روی هواپیما، ماهواره و یا هواپیمای بدون سرنشین اقدام به تصویربرداری با کیفیت بالا از صحنه موردنظر می‌کند. این سامانه به دلیل استفاده از امواج مایکروویو، بدون در نظر گرفتن شرایط آب و هوایی و نور محیط قادر به تصویربرداری می‌باشد که این کارایی مزیت اصلی این سامانه تصویربرداری نسبت به سامانه‌های تصویربرداری نوری می‌باشد (بولیان و همکاران، ۲۰۱۹). در سال‌های جنگ سرد، وزارت دفاع آمریکا مجموعه داده‌های بسیار بزرگ و خوبی از وسایل نظامی ساخت شوروی سابق تهیه کرده و کاملاً رایگان و آزاد در اختیار محققان قرار می‌دهد. این مجموعه MSTAR نام دارد و از ۱۰

کلاس مختلف اهداف نظامی تهیه شده است. داده‌های مورد استفاده در این مقاله داده-های MSTAR می‌باشد. برای پیاده سازی سیستم طبقه‌بندی تصاویر از ۷۰ درصد داده-های MSTAR به‌عنوان داده‌های آموزشی و از ۳۰ درصد به‌عنوان داده‌های تست استفاده شده است که در شکل (۱). انواع اهداف موجود در مجموعه MSTAR آمده است.



شکل (۱) انواع اهداف موجود در مجموعه MSTAR

جدول (۲) تعداد تصاویر ۸ کلاس از داده‌های

نام کلاس	تعداد	نام کلاس	تعداد
BRDM_2	۱۴۱۵	T62	۱۱۴۴
BTR60	۱۳۵۳	TWO_S1	۱۱۶۴
D7	۵۷۳	ZIL131	۱۱۴۶
SLICY	۱۲۷۰	ZSU_23_4	۱۴۰۳

ارائه مدل روش پیشنهادی

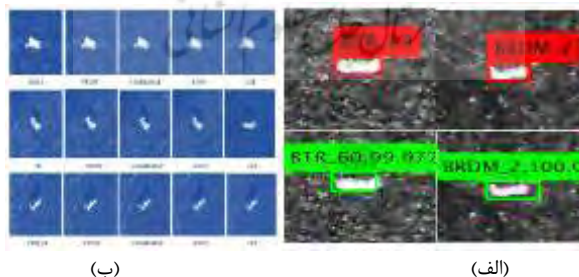
تقریباً در تمامی کاربردهای پردازش تصویر به دلیل عدم وجود شرایط ایده‌آل برای داده-برداری و وجود نویزهای ناخواسته‌ای که در تصاویر وجود دارد، بیش از انجام پردازش-های اصلی بر روی داده‌ها، نیازمند کاهش نویز در داده‌ها و بهبود کیفیت تصویر هستیم که به این مرحله، پیش‌پردازش می‌گویند. ساده‌ترین تاثیر نویز Speckle در تصاویر رادار را می‌توان به صورت بافت دانه دانه 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). فیلترهای کاهش نویز Speckle به دو دسته تقسیم می‌شوند: فیلترهای حوزه مکان و فیلترهای حوزه موجک. معیاری که برای این فیلترها به کار برده شده است، معیار MAP^1 یا $LLMMSE^2$ است. فیلترهای حوزه مکان که از معیار $LLMMSE$ استفاده

¹ Maximum A Posteriori

² Local Linear Minimum Mean Square Error

می‌کنند، Frost, Frost, Koun بهبود یافته، Lee و Lee sigma بهبود یافته می‌باشند. تنها فیلتر حوزه مکان که از معیار MAP استفاده می‌کند، فیلتر Gamma MAP است. در این مقاله در مرحله پیش‌پردازش، فیلترهای کاهش اثر نویز speckle مانند Frost, Lee, Koun و Gamma MAP را بر روی ۳ نمونه از تصاویر MSTAR شبیه‌سازی نموده و نتایج حاصل را مطابق شکل مقایسه انجام می‌شود. با بررسی نتایج حاصل از اعمال فیلترهای مذکور مشاهده می‌گردد که فیلتر Lee به نسبت سایر فیلترها نویززدایی بهتری از تصاویر MSTAR داشته و لبه‌های تصاویر را بهتر حفظ می‌نماید. لذا در مرحله پیش‌پردازش از فیلتر Lee بدلیل بهبود کیفیت تصویر و کاهش اثر نویز speckle استفاده شده است.

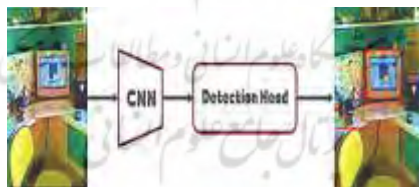
فناوری تشخیص و شناسایی اشیاء یکی از حوزه‌های هوش مصنوعی است که به شناسایی و تشخیص اشیا در تصاویر می‌پردازد. تشخیص اشیا یک تکنولوژی مربوط به بینایی ماشین و پردازش تصویر است که اشیایی مانند خودرو، انسان و ساختمان را از تصاویر و ویدئوهای دیجیتالی استخراج می‌کند. این تکنولوژی توانایی تشخیص یک یا چند شی را در یک تصویر به‌طور هم‌زمان دارد. تشخیص اشیا در تشخیص چهره، شمارش افراد، صنایع، ماشین‌های خودران، ردیابی اشیا، استخراج شی از تصویر یا ویدئو، تشخیص خنده، تشخیص رفتار، شناسایی فعالیت ناهنجار، تشخیص هویت از روی عنبیه چشم، رباتیک، تشخیص و شناسایی پلاک و غیره کاربرد دارد. تشخیص اشیا، یعنی موقعیت‌یابی و شناسایی اشیا موجود در تصویر. در این مقاله به دنبال پیدا کردن اشیا موجود در تصویر با استفاده از هوش مصنوعی بوده که در شکل (۲) نمونه ای از آنها آمده است.



شکل (۲) الف) نمونه ای از تصاویر MSTAR در کاربرد تشخیص اشیا ب) اعمال فیلترهای Bounding Box در تشخیص اشیا

به کادر دور اشیاء، bounding box گفته می‌شود. در فارسی می‌توان آن را مستطیل (کادر، چارچوب یا باکس) محیطی نامید. bounding box را با ۴ پارامتر در فضای دوبعدی می‌توان ترسیم کرد. پهنای bounding box: (w) این پارامتر نشان‌دهنده پهنای کادر مستطیلی هست. پهنای bounding box، فاصله افقی بین ابتدا تا انتهای bounding box است. پهنای bounding box: (w) این پارامتر نشان‌دهنده پهنای کادر مستطیلی هست. پهنای bounding box، فاصله افقی بین ابتدا تا انتهای bounding box است.

یکی از رایج‌ترین معیارهای ارزیابی در تشخیص اشیاء، mAP است. mAP بر مبنای مقایسه bounding box پیش‌بینی و bounding box هدف محاسبه می‌شود. منطقی هست که دو bounding box پیش‌بینی و هدف را باهم مقایسه کنیم تا ببینیم چقدر به هم نزدیک هستند. روش‌های تک مرحله‌ای، با هدف حل چالش سرعت پایین در روش‌های دو مرحله‌ای پیشنهاد شدند. روش‌های تک مرحله‌ای شبیه این هستند که بلوک RPN در روش‌های دو مرحله‌ای را حذف کنیم. بنابراین در این دسته، بخش RPN وجود ندارد و ویژگی خروجی CNN مستقیماً به Detection Head می‌رود. در شکل (۳) فرآیند تشخیص اشیاء تک مرحله‌ای نمایش داده شده است. در اصل روش‌های تک مرحله‌ای تشخیص شی را مشابه با طبقه‌بندی حل می‌کنند. چون در طبقه‌بندی هم تنها براساس ویژگی خروجی عمل طبقه‌بندی اشیاء انجام می‌شود. الگوریتم معروف YOLO از جمله روش‌های تک مرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.



شکل (۳) فرآیند تشخیص اشیاء تک مرحله‌ای

روش‌های دو مرحله‌ای، فرآیند تشخیص اشیاء را در دو مرحله زیر انجام می‌دهند. طبق شکل (۸) این دو مرحله عبارتند از:

۱. ابتدا، بخش RPN^۱ چندین کاندیدای شی را به‌عنوان نواحی مورد علاقه RoI^۱ پیشنهاد می‌دهد. ۲. در بخش دوم (Detection Head)، مناطق پیشنهادی بررسی می‌شوند.

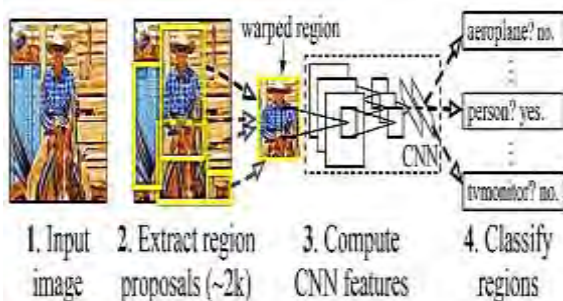
⁶ Region Proposal Network

تعدادی حذف می‌شوند و تعدادی هم دقیق‌تر تنظیم می‌شوند و نام شی درون کادر هم تعیین می‌شود. تشخیص اشیای دومرحله‌ای، یک حدس اولیه از محل احتمالی اشیاء می‌زند (همان RPN). این حدس‌ها به شکل کادر نمایش داده می‌شوند. این کادرها خیلی دقیق نیستند و همچنین ممکن است بسیاری از آنها به شی خاصی اشاره نکنند (پس‌زمینه باشند). در مرحله دوم، به دنبال حذف اشتباه‌ها هستیم. همچنین، کادرهای غیردقیق را بهتر تنظیم می‌کنیم و نام شی موجود در کادر را هم پیش‌بینی می‌کنیم. روش‌های دومرحله‌ای، معمولاً دقت بالایی دارند، اما معمولاً نسبت به تک‌مرحله‌ای‌ها کندتر هستند. الگوریتم معروف RCNN از جمله روش‌های دومرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی

RCNN مخفف شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر منطقه است. مفهوم کلیدی RCNN پیشنهادات منطقه‌ای است. پیشنهادات منطقه‌ای برای بومی‌سازی اشیاء در یک تصویر استفاده می‌شود. شبکه پیشنهادهای منطقه‌ای را تولید می‌کند که در آن شی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و منطقه شبکه از این پیشنهادهای 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 ماژول اصلی تشکیل شده است. بهترین ماژول 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. ماژول 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 (SVM) می‌باشد. خروجی‌های طبقه‌بندی بخش‌ها را باید در یک تصویر یکتا مشخص کرد که از روش greedy non-maximum suppression استفاده می‌کند. همچنین از معیاری به نام (IoU) برای انتخاب ناحیه‌هایی که با یکدیگر هم پوشانی دارند، استفاده می‌کند. در شکل (۴) معماری RCNN نمایش داده شده است.

¹ Region of Interest



شکل (۴) معماری الگوریتم مورد نظر

در این بخش نتایج حاصل از تشخیص تصاویر نویزی و نویززدایی شده MSTAR با روش RCNN مورد بررسی قرار می‌گیرد. روش RCNN در سه حالت مختلف از پارامترهای شبکه به شرح ذیل پیاده‌سازی گردید که نسبت به بررسی و مقایسه نتایج حاصل از حالت‌های مختلف پیاده‌سازی و نتایج ارائه خواهد شد.

الف- پارامترهای شبکه RCNN در حالت اول عبارت است از:

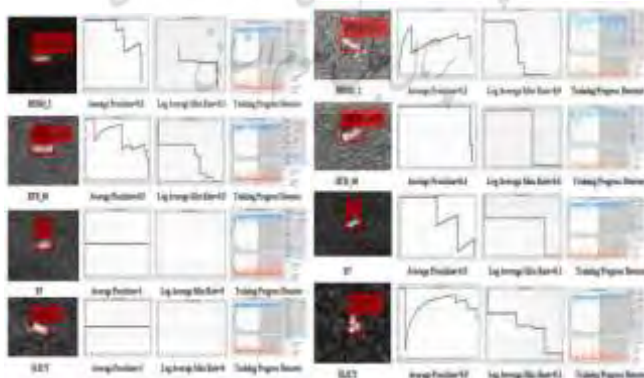
InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=8;
MaxEpoch=2; Shuffle='once';

ب- پارامترهای شبکه RCNN در حالت دوم عبارت است از:

InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=16;
MaxEpoch=2; Shuffle='once'

ج- پارامترهای شبکه RCNN در حالت سوم عبارت است از:

InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=32;
MaxEpoch=2; huffle='once' S



شکل (۵) نمودار داده‌های موجود در شبکه مورد نظر

در این الگوریتم یک بار به تصویر نگاه انداخته و اشیاء داخل آن را تشخیص می‌دهید. الگوریتم YOLO بسیار ساده است. یک شبکه کانولوشنال منفرد که به طور همزمان چندین جعبه مرزی و احتمالات کلاس را برای آن جعبه‌ها پیش‌بینی می‌کند. الگوریتم YOLO روی تصاویر کامل تمرین می‌کند و به طور مستقیم عملکرد تشخیص را بهینه می‌کند. این مدل یکپارچه مزایای متعددی نسبت به روش‌های سنتی تشخیص اشیاء دارد. به دلیل اینکه در این الگوریتم از یک برنامه رگرسیون استفاده می‌شود، پس نیازی به استفاده از یک خط لوله پیچیده ندارد و به سادگی تمام شبکه عصبی برای تشخیص اشیاء در تصاویر مورد استفاده واقع می‌شود. الگوریتم YOLO هنگام پیش‌بینی، تصویر را به صورت سراسری و کلی بررسی می‌کند، برخلاف روش‌های پیشنهادی مبتنی بر کشف منطقه، الگوریتم YOLO کل تصویر را در طول زمان آموزش می‌بیند و تست می‌کند (بهنام درستکار، ۱۴۰۲)، بنابراین به طور ضمنی اطلاعات متنی در مورد کلاس‌ها و اشیاء درون تصویر و همچنین ظاهر آنها را رمزگذاری می‌کند و در یک‌بار عبور از شبکه عصبی می‌تواند با توجه به وزن‌دهی‌هایی که انجام داده‌است، اشیاء را مورد تشخیص قرار دهد. در شکل (۶) معماری الگوریتم YOLO نشان داده شده‌است. YOLO شامل یک شبکه عصبی کانولوشنی با ۲۴ لایه کانولوشنی برای استخراج ویژگی و همچنین ۲ لایه فولی‌کانکتد برای پیش‌بینی احتمال و مختصات اشیاء است.

در این بخش نتایج حاصل از تشخیص تصاویر نویزی و نویززدایی شده MSTAR با روش YOLO را بررسی خواهیم نمود. روش YOLO در سه حالت مختلف از پارامترهای شبکه به شرح ذیل پیاده‌سازی گردید که نسبت به بررسی و مقایسه نتایج حاصل از حالت‌های مختلف نسبت به پیاده‌سازی اقدام می‌گردد.

الف- پارامترهای شبکه YOLO در حالت اول عبارت است از:

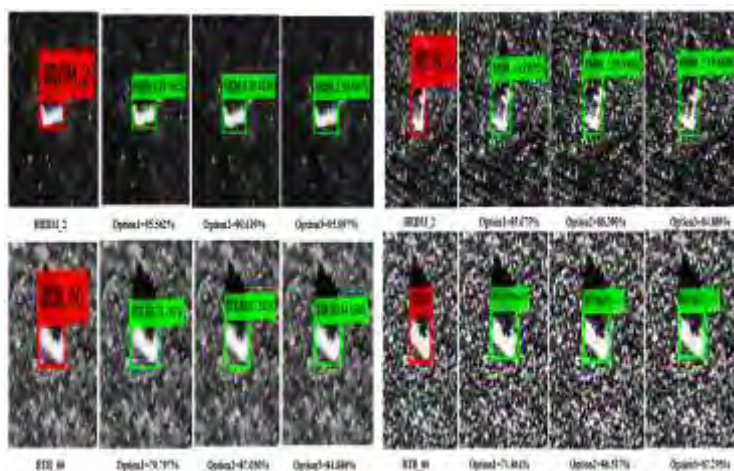
```
InitialLearnRate=0.0001; MiniBatchSize=2;
MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'
```

ب- پارامترهای شبکه YOLO در حالت دوم عبارت است از:

```
InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=2;
MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'
```

ج- پارامترهای شبکه YOLO در حالت سوم عبارت است از:

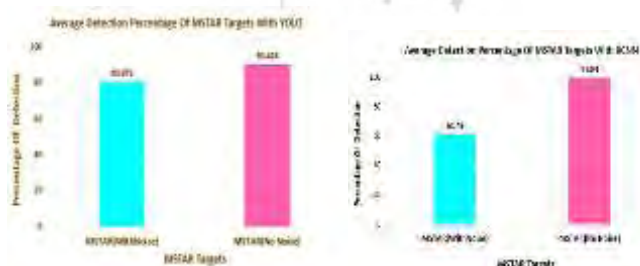
```
InitialLearnRate=0.0001; MiniBatchSize=1;
MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'
```



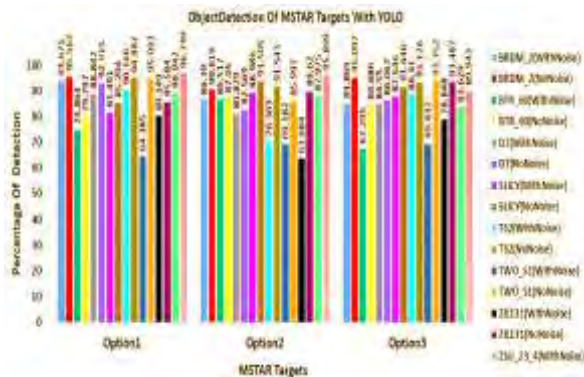
شکل (۶) نمودار داده‌های موجود در الگوریتم دوم مورد نظر

نتایج شبیه‌سازی

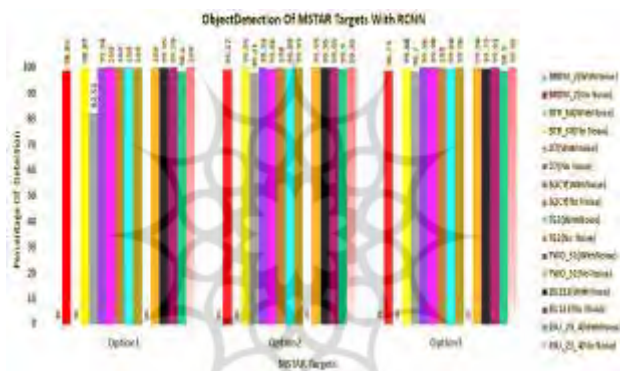
در ادامه نمودار میله‌ای مقایسه درصد میانگین دقت تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های YOLO و RCNN نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل‌های (۷) و (۸) و (۹) و (۱۰) مشخص شده، روش RCNN در تشخیص تصاویر نویززدایی شده MSTAR با میانگین دقت ۹۹٫۸۴٪ نسبت به روش YOLO با میانگین دقت ۹۰٫۴۲۴٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد، اما در تشخیص تصاویر نویزی MSTAR روش YOLO با میانگین دقت ۸۰٫۸۷۵٪ نسبت به روش RCNN با میانگین دقت ۶۱٫۴۹٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد.



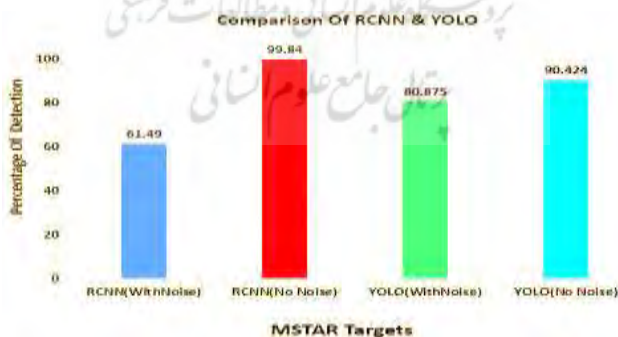
شکل (۷) نمودار میله‌ای میزان دقت در شناسایی تصویر براساس دو الگوریتم پیشنهادی



شکل (۸) نمودار میله‌ای مقایسه درصد دقت شناسایی تصاویر در سه وضعیت با YOLO



شکل (۹) نمودار میله‌ای مقایسه درصد دقت شناسایی تصاویر در سه وضعیت با RCNN



شکل (۱۰) نمودار میله‌ای مقایسه درصد میانگین دقت تشخیص تصاویر MSTAR با

RCNN و YOLO

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

هدف اصلی این مقاله، ارائه الگوریتمی توانمند برای بهینه‌سازی طبقه‌بندی اهداف زمینی رادار SAR به کمک ترکیب شبکه کانولوشنی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد. وجود نویز لکه در تصاویر رادار SAR امری اجتناب‌ناپذیر است. نویز یک آشفتگی نقطه‌ای است که معمولاً به عنوان نویز ضرب‌شونده در تصاویر تک‌پلاریزه مدل می‌شود. حضور نویز لکه، تفسیر و آنالیز تصویر را پیچیده‌تر می‌کند و باعث کاهش دسترسی به اطلاعات تصویر می‌شود. با بررسی نتایج حاصل از اعمال تعدادی از فیلترهای معروف کاهش نویز Speckle، مشاهده گردید که فیلتر Lee به نسبت سایر فیلترهای حوزه مکان نویززدایی بهتری از تصاویر MSTAR داشته و لبه‌های تصاویر را بهتر حفظ می‌نماید. لذا در مرحله پیش‌پردازش داده‌های MSTAR، از فیلتر Lee بدلیل بهبود کیفیت تصویر استفاده گردید. در نهایت تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم‌های تشخیص اشیاء مورد بررسی قرار گرفت و درخصوص پیاده‌سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصل از تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های RCNN و YOLO ارائه گردید. روش RCNN در تشخیص تصاویر نویززدایی شده MSTAR با میانگین دقت ۹۹٫۸۴٪ نسبت به روش YOLO با میانگین دقت ۹۰٫۴۲۴٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد، اما در تشخیص تصاویر نویزی MSTAR روش YOLO با میانگین دقت ۸۰٫۸۷۵٪ نسبت به روش RCNN با میانگین دقت ۶۱٫۴۹٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد.

قدردانی

از کلیه اساتید و همکارانی که ما را در فرآیند انجام این پژوهش یاری نمودند کمال تشکر و قدردانی را داریم.

منابع

≠ اکبریان، حسن؛ صدیقی، محمدحسین. (۱۴۰۲). شناسایی خودکار شناورهای سطحی در سونار غیرفعال با استفاده از فناوری‌های نوظهور هوش مصنوعی و یادگیری عمیق. *یافته‌های پژوهشی دفاعی*، ۸(۳۰)-۱۸۲-۱۴۹.

- ≠ بیات، میثم؛ فتحی، مهرداد؛ هوشمند، رضا. (۱۴۰۱). ارزیابی یک الگوریتم بهبود یافته تطبیقی به منظور حذف اثر اخلاص گر نقطه ای در گیرنده رادارهای پالسی. نشریه "فناوری اطلاعات و ارتباطات انتظامی"، ۳(۹)، ۸۱-۹۲.
- ≠ کریمی، ناصر؛ تابان، محمدرضا. (۱۳۹۸). نوینزدایی از تصویر رادار روزنه مجازی با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک. *مجله رادار*، ۷(۱)، ۱۴-۱.
- ≠ درستکار یاقوتی، بهنام. (۱۴۰۲). بازیابی ویدئو مبتنی بر محتوا با استفاده از شبکه عصبی عمیق برای کشف علمی جرائم در پلیس هوشمند، نشریه فناوری اطلاعات و ارتباطات انتظامی، ۴(۱۳)، ۲۱-۱۱.
- ≠ رحمانی، محسن؛ علیزاده، حامد. (۱۴۰۰). کاربردهای فناوری هوش مصنوعی در سامانه‌های فرماندهی و کنترل هوشمند. *دوفصلنامه بازی جنگ*، ۴(۸)، ۷۷-۱۰۱.
- ≠ شفیعی، احمد؛ یزدیان، احسان، بهشتی، مجتبی. (۱۳۹۵). کاهش نویز لکه و بازسازی تصویر رادار روزنه مصنوعی با استفاده از حسگری فشرده. *مجله رادار*، ۴(۲)، ۱۹-۲۹.
- ≠ صمدینیا، پرشین؛ رهبر، کامبیز؛ برومندنیا، علی. (۱۴۰۱). همجوشی موثر تصاویر چندکانونی با استفاده از نقشه عمق. نشریه "فناوری اطلاعات و ارتباطات انتظامی"، ۳(۱۰)، ۷۰-۵۹.
- ≠ Bollian, T., Osmanoglu, B., Rincon, R., Lee, S. K., & Fatoyinbo, T. (2019). Adaptive antenna pattern notching of interference in synthetic aperture radar data using digital beamforming. *Remote Sensing*, 11(11), 1346.
- ≠ Chen, S. W., Cui, X. C., Wang, X. S., & Xiao, S. P. (2021). Speckle-free SAR image ship detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30, 5969-5983.
- ≠ Chen, S., & Wang, H. (2018, October). SAR target recognition based on deep learning. In *2014 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)* (pp. 541-547). IEEE.
- ≠ Chen, S., Wang, H., Xu, F., & Jin, Y. Q. (2018). Target classification using the deep convolutional networks for SAR images. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 54(8), 4806-4817.

- ≠ Ding, J., Chen, B., Liu, H., & Huang, M. (2021). Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition. *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, 13(3), 364-368.
- ≠ Du, K., Deng, Y., Wang, R., Zhao, T., & Li, N. (2016). SAR ATR based on displacement-and rotation-insensitive CNN. *Remote Sensing Letters*, 7(9), 895-904.
- ≠ Moreira, A., Prats-Iraola, P., Younis, M., Krieger, G., Hajnsek, I., & Papathanassiou, K. P. (2013). A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and remote sensing magazine*, 1(1), 6-43.
- ≠ Morgan, D. A. (2015, May). Deep convolutional neural networks for ATR from SAR imagery. In *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XXII* (Vol. 9475, pp. 116-128). SPIE.
- ≠ Karimi, N., & Taban, M. R. (2019, August). SAR Image Denoising Using Adaptive Smoothing and Sparse Representation. In *Radar* (Vol. 7, No. 1, pp. 1-14). Imam Hussein University.
- ≠ Keydel, E. R., Lee, S. W., & Moore, J. T. (1996). MSTAR extended operating conditions: A tutorial. *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery III*, 2757, 228-242.
- ≠ Wilmanski, M., Kreucher, C., & Lauer, J. (2019, May). Modern approaches in deep learning for SAR ATR. In *Algorithms for synthetic aperture radar imagery XXIII* (Vol. 9843, pp. 195-204). SPIE.
- ≠ Shafiei, A., YAZDIAN, E., & Beheshti, M. (2022). SAR SPECKLE REDUCTION AND IMAGE RECONSTRUCTION USING COMPRESSED SENSING.
- ≠ Tao, M., Zhou, F., Liu, J., Liu, Y., Zhang, Z., & Bao, Z. (2013). Narrow-band interference mitigation for SAR using independent subspace analysis. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 52(9), 5289-5301.
- ≠ Tao, M., Zhou, F., & Zhang, Z. (2021). Wideband interference mitigation in high-resolution airborne synthetic aperture radar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(1), 74-87.
- ≠ Yu, J., Li, J., Sun, B., Chen, J., & Li, C. (2020). Multiclass radio frequency interference detection and suppression for SAR based on the single shot multibox detector. *Sensors*, 18(11), 4034.

- ≠ Wei, S., Zeng, X., Qu, Q., Wang, M., Su, H., & Shi, J. (2020). HRSID: A high-resolution SAR images dataset for ship detection and instance segmentation. *Ieee Access*, 8, 120234-120254.

