

بهینه سازی طبقه‌بندی اهداف زمینی رادار SAR با ترکیب شبکه کانولوشنی و الگوریتم ژنتیک

علی علیزاده^۱، بهنام درستکار یاقوتی^{۲*}، جلیل مظلوم^۳، بهرنگ هادیان^۴

تاریخ پذیرش: 1401/09/29

تاریخ دریافت: 1401/07/12

چکیده

در فرماندهی و کنترل برای تصمیم گیری بهتر صحنه نبرد نیاز است تا داده های تمیز در اختیار سامانه قرار گیرد. در این راستا رادار روزنه مصنوعی یک رادار تصویربرداری است با قدرت تفکیک بالا است که برای تشخیص جزئیات صحنه نیاز به بهبود کیفیت و طبقه‌بندی این تصاویر مورد توجه قرار گرفته است. وجود نویز لکه به عنوان مهمترین عامل تخریب کیفیت تصویر بوده و نیاز است در مرحله پیش‌پردازش نسبت به کاهش اثر نویز لکه اقدام گردد. همچنین یکی از روش های مهم در تفسیر تصاویر رادار SAR، طبقه‌بندی تصاویر بوده که کاربرد زیادی در بررسی تغییرات اهداف زمینی دارد زیرا رصد و پایش اهداف در فرماندهی و کنترل یک ابزار خوب محسوب می‌گردد. تعیین یک روش طبقه‌بندی با دقت مناسب برای تصاویر رادار SAR با قدرت تفکیک مکانی بالا یک هدف در این مقاله می‌باشد که الگوریتم‌های قدیمی در این زمینه مانند Kmeans، پرسپترون، SVM و MLP دارای قدرت تشخیص ضعیف و سرعت نامناسبی هستند. در نتیجه در این مقاله، هدف ارائه الگوریتمی توانمند برای بهینه‌سازی طبقه‌بندی اهداف زمینی رادار SAR به کمک روش پیشنهادی ترکیب شبکه کانولوشنی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد که از طریق هواپیما، فضای پیما و یا ماهواره برای رصد نمودن اهداف زمینی، اخذ شده است. در این مقاله در مرحله پیش‌پردازش پس از کاهش اثر نویز لکه بر روی تصاویر رادار SAR به کمک فیلتر Lee، به بررسی بهینه‌سازی طبقه‌بندی اهداف زمینی رادار SAR با روش پیشنهادی پرداخته که نتایج قابل قبولی بدست آمده است. شبکه پیشنهادی، از نظر دقت طبقه‌بندی تصاویر نویززدایی شده STAR با 99.33% بهتر از روش های دیگر عمل نموده است.

واژگان کلیدی: فرماندهی و کنترل، رادار روزنه مصنوعی، طبقه‌بندی تصاویر، شبکه کانولوشن، الگوریتم ژنتیک

^۱ کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری ali581219@gmail.com

^۲ استادیار گروه فناوری اطلاعات و ارتباطات، دانشگاه علوم انتظامی امین behnamdorostkar@gmail.com (نویسنده مسئول)

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری jalil.mazloum@ssau.ac.ir

^۴ استادیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری b_hadian@sbu.ac.ir

۱. مقدمه

هدف SAR را نشان می دهد. با این کشف در [7] شبکه A-ConvNets هدف SAR را که یک شبکه CNN 5 لایه ساده بود پیشنهاد کردند که قادر بود به حداقل دقت در حدود ۹۹٪ در مجموعه داده های MSTAR برسد. به دنبال این روند، نویسندها بیشتری CNN را در مجموعه داده های MSTAR اعمال کردند [8,9,10]. مورگان⁶ [8] با موفقیت یک شبکه CNN 3 لایه با اندازه متوسط را روی MSTAR اعمال کرد و بر اساس آن ویلمانسکی⁷ و همکاران [11] اثرات مقداردهی اولیه و انتخاب بهینه ساز را برای نتایج نهایی بر روی آن بررسی کردند.

هدف اصلی این مقاله، ارائه الگوریتمی توانمند برای بهبود تشخیص اهداف زمینی رادار SAR با الگوریتم های تشخیص اشیاء مانند RCNN و YOLO می باشد که در صورت پیاده سازی عملی می تواند یک ابزار مناسب برای سامانه های فرماندهی و کنترل باشد. به همین منظور لبتدا در بخش دوم در مورد عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و داده های MSTAR و پیش پردازش آنها صحبت خواهیم کرد. در بخش سوم مبحث تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم های تشخیص اشیاء مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش چهارم نسبت به پیاده سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصل از تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم های RCNN و YOLO خواهیم پرداخت.

۲. رادار روزنہ مصنوعی (SAR)

رادار یک سامانه رادیویی است که برای مشاهده، تشخیص و تعیین موقعیت هدف یا آشکارسازی اجسام و نیز اندازه گیری برخی ویژگی آنها به کمک امواج رادیویی به کار می رود [13,12]. رادارها به طور کلی به دو دسته روزنہ واقعی و روزنہ مصنوعی تقسیم می شوند. یک رادار روزنہ واقعی به تفکیک پذیری ارائه شده توسط پرتو آتن در جهت ردیابی مسیر برای تصویربرداری وابسته است [13]. این بدان معنی است که قدرت تفکیک یک رادار روزنہ واقعی در مسیر طولی، با اندازه آتن و برد آن تعیین می شود. در فن آوری روزنہ مصنوعی، همکارانش از یک رمزگذار خودکار پراکنده بدون نظارت، برای تولید کرنل های کانولوشن از دسته های تصادفی یافت، جایی که چن⁵ و همکارانش از یک شبکه بندی اهداف نظامی در مجموعه داده های MSTAR تولید می کنند، استفاده کردند. آزمایش های انجام شده در [6] پتانسیل زیادی برای استفاده از CNN در شناسایی

در فرماندهی و کنترل برای تصمیم گیری بهتر صحنه نبرد نیاز است تا داده های تمیز در اختیار سامانه قرار گیرد. رادار روزنہ مصنوعی² (SAR) به نوعی از رادارها اطلاق می شود که برای امور نقشه برداری و تصویربرداری از سطح زمین به کار می رود و می توانند در سامانه های هوشمند فرماندهی و کنترل صحنه نبرد به فرماندهان و نیروهای عملیاتی کمک شایانی نمایند. معمولاً این فن آوری در هوایپماهای شناسایی با اهداف نظامی و غیرنظامی کاربرد دارد. امواج رادیویی این رادار در دفعات بالا با سرعتی زیاد به سطح موردنظر تابیده شده و پس از بازگشت تصویری دو بعدی از سطح مورد نظر را در اختیار کاربران قرار می کند. 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 روزنہ مصنوعی یک ابزار سنجش از راه دور فعال است [1]. این رادار در باند مایکروویو کار می کند [2,1].

وجود نویز لکه³ در تصاویر رادار SAR امری اجتناب ناپذیر است. 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. نویز زدایی تصاویر رادار SAR را با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک انجام داده است [3]. کاهش نویز لکه را با استفاده از روش حس گری فشرده انجام داده است. در این مقاله از فیلتر حوزه MSTAR Lee جهت کاهش اثر نویز لکه بر روی نمونه تصاویر استفاده شده است [4].

تشخیص اشیاء⁴ 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 شبکه برای فراهم می کند. اولین تلاش برای کشف وسیله نقلیه نظامی را می توان در [5] یافت، جایی که چن⁵ و همکارانش از یک شبکه بندی اهداف نظامی در یک ورودی داده شده برای یک CNN تک لایه، که ویژگی هایی را برای آموزش یک طبقه بندی softmax با هدف طبقه بندی اهداف نظامی در مجموعه داده های MSTAR تولید می کنند، استفاده کردند. آزمایش های انجام شده در [6] پتانسیل زیادی برای استفاده از CNN در شناسایی

⁵ Chen

⁶ Morgan

⁷ Wilmanski

² Synthetic Aperture Radar

³ Speckle

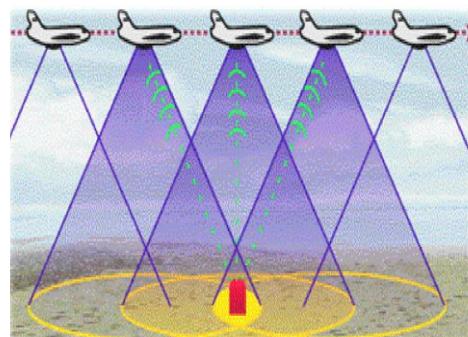
⁴ Object Detection

در جدول (۱) تعداد تصاویر ۸ کلاس از داده‌های MSTAR که در مقاله استفاده شده، نشان داده شده است.

جدول (۱) تعداد تصاویر ۸ کلاس از داده‌های MSTAR

نام کلاس	تعداد	نام کلاس	تعداد
BRDM_2	1415	T62	1144
BTR60	1353	TWO_S1	1164
D7	573	ZIL131	1146
SLICY	1270	ZSU_23_4	1403

محیط قادر به تصویربرداری می‌باشد که این کارابی مزیت اصلی این سامانه تصویربرداری نسبت به سامانه‌های تصویربرداری نوری می‌باشد و این مزیت در سامانه‌های فرماندهی و کنترل یک عامل برتری ساز محسوب می‌گردد [۱۴]. شکل (۱) عملکرد رادار SAR توسط هواپیما را نشان می‌دهد.



شکل (۱): عملکرد رادار SAR توسط هواپیما [۱۴]

2- پیش‌پردازش تصاویر رادار SAR

تقریباً در تمامی کاربردهای پردازش تصویر به دلیل 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 هستیم که به این مرحله، پیش‌پردازش می‌گویند. ساده‌ترین تاثیر نویز Speckle در تصاویر رادار را می‌توان به صورت بافت دانه کاهش نویز به این مرحله، پیش‌پردازش اخذشده، بهوضوح دید [۱۵]. فیلترهای با پوشش کاملاً یکنواخت اخذشده، بهوضوح دید [۱۶]. فیلترهای کاهش نویز Speckle به دو دسته تقسیم می‌شوند: فیلترهای حوزه مکان و فیلترهای حوزه موجک. معیاری که برای این فیلترها به کار برده شده‌است، معیار LLMMSE² MAP³ یا LMMSE است. فیلترهای حوزه مکان که از معیار LLMMSE استفاده می‌کنند، Frost, Koun, Frost, Lee sigma و Lee بهبود یافته، بهبود یافته می‌باشند. تنها فیلتر Gamma MAP استفاده می‌کند، فیلتر Gamma MAP است. در این مقاله در مرحله پیش‌پردازش، فیلترهای کاهش اثر نویز مانند Gamma MAP و Lee, Frost, Koun speckle مانند Lee, Frost, Koun speckle ۳ نمونه از تصاویر MSTAR شبیه‌سازی نموده و نتایج حاصل را مطابق شکل (۳) مقایسه می‌نماییم. با بررسی نتایج حاصل از اعمال فیلترهای مذکور مشاهده می‌گردد که فیلتر Lee به نسبت سایر فیلترها نویز زدایی بهتری از تصاویر MSTAR داشته و لبه‌های تصاویر را بهتر حفظ می‌نماید. لذا در مرحله پیش‌پردازش از فیلتر Lee بدليل بهبود کیفیت تصویر و کاهش اثر نویز speckle استفاده نمودیم.

1-2 مجموعه داده‌های MSTAR

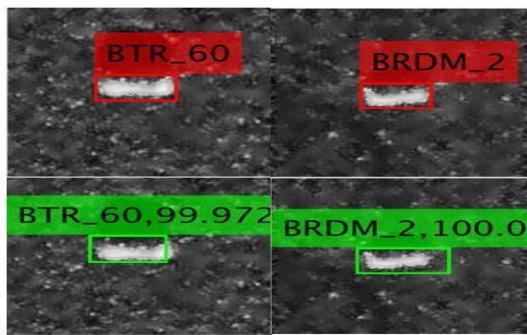
در سال‌های جنگ سرگ، وزارت دفاع آمریکا مجموعه داده‌های بسیار بزرگ و خوبی از وسایل نظامی ساخت شوروی سابق تهیه کرده و کاملاً رایگان و آزاد در اختیار محققان قرار می‌دهد. این مجموعه MSTAR نام دارد و از ۱۰ کلاس مختلف اهداف نظامی تهیه شده است. داده‌های مورداستفاده در این مقاله داده‌های MSTAR می‌باشد. برای پیاده سازی سیستم طبقه‌بندی تصاویر از ۷۰ درصد داده‌های MSTAR به عنوان داده‌های آموزشی و از ۳۰ درصد به عنوان داده‌های تست استفاده شده است. در شکل (۲) نمایی از ۱۰ هدف مختلف موجود در MSTAR را ملاحظه می‌کنید که در کنار هر یک از آنها نمونه‌ای از تصویر SAR مربوط به آن هدف قرار دارد.



شکل (۱) انواع اهداف موجود در مجموعه MSTAR

¹ Maximum A Posteriori

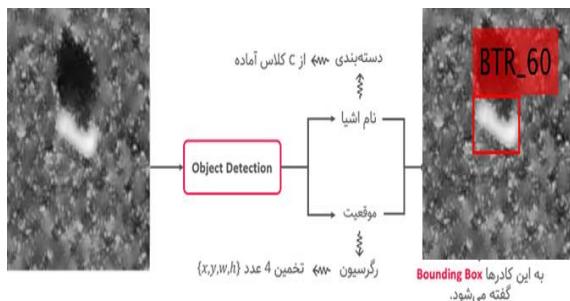
² Local Linear Minimum Mean Square Error



شکل (3) نمونه ای از تصاویر MSTAR در کاربرد تشخیص اشیاء

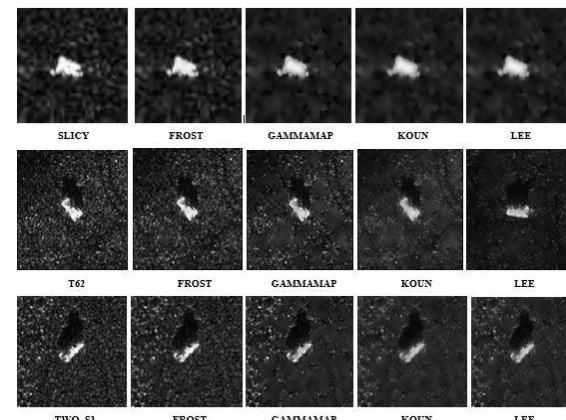
در این بخش می خواهیم نشان دهیم که دو خروجی موقعیت و نام شی چگونه تولید می شود. در شکل (4) یک شبکه تشخیص اشیاء داریم که محتویاتش فعلاً مهم نیست اما دو خروجی می سازد:
* یک خروجی، نام شی را نشان می دهد. مشاهده می کنید که صرفاً یک کلاسیفایر یا طبقه بند است.

* خروجی بعدی، موقعیت اشیاء است که به صورت رگرسیون تعریف می شود. چهار مقدار (x, y, w, h) را تخمین می زند. براساس این دو خروجی است که آن تصویر نهایی با باکس و برچسب حاصل می شود.



شکل (4) یک شبکه تشخیص اشیاء

3. تشخیص اشیاء



شکل (2) اعمال فیلترهای GammaMap, Lee, Frost, Koun بر روی تصاویر TWO_S1, SLICY, T62

فناوری تشخیص و شناسایی اشیاء یکی از حوزه های هوش مصنوعی است که به شناسایی و تشخیص اشیا در تصاویر می پردازد. 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 می کند. این تکنولوژی توانایی تشخیص یک یا چند شی را در یک تصویر به طور هم زمان دارد. تشخیص اشیاء در تشخیص چهره، شمارش افراد، صنایع، ماشین های خودران، ردیابی اشیاء، استخراج شی از تصویر یا ویدئو، تشخیص خنده، تشخیص رفتار، شناسایی فعالیت ناهنجار، تشخیص هویت از روی عنیبه چشم، رباتیک، تشخیص و شناسایی پلاک و ... کاربرد دارد. تشخیص اشیاء، یعنی موقعیت یابی و شناسایی اشیای موجود در تصویر. پس ما به دنبال پیدا کردن اشیای موجود در تصویر هستیم. در تعریف بالا دو اصطلاح مهم وجود دارد. در واقع سیستم Object Detection دو وظیفه مهم بر عهده دارد:

* موقعیت یابی اشیاء: دور اشیای مدنظر در تصویر کادر یا مستطیل کشیده می شود. پس سیستم تشخیص اشیاء، مکان (موقعیت) اشیای موجود در تصویر را در اختیار ما قرار می دهد. به کادرهای موجود در شکل (3) دقت کنید.

* شناسایی اشیاء: نام یا کلاس شی داخل هر کادر مشخص می شود. یعنی تشخیص اشیاء تعیین می کند که نام شی داخل هر کادر چیست.

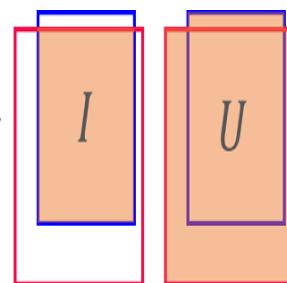
محاسبه میزان انطباق کادر پیش‌بینی و هدف، اشتراک دو کادر را بر اجتماع آنها تقسیم می‌کنیم. حالا باید براساس مقادیر IOU، معیار mAP محاسبه شود. برای محاسبه mAP، ابتدا نمودار-Recall-Precision براساس IOU رسم می‌شود. مساحت زیر سطح این نمودار برابر با mAP خواهد بود [5].

$$IoU = \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}} = \frac{I}{U}$$

$$0 \leq IoU \leq 1$$

شکل

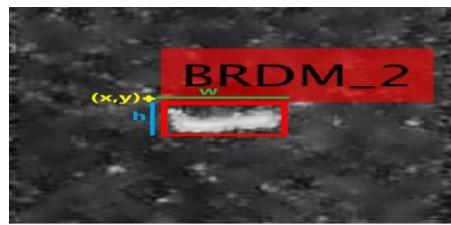
(7) نحوه محاسبه IOU



به کادر دور اشیا، گفته می‌شود. در فارسی می‌توان آن را مستطیل (کادر، چارچوب یا باکس) محیطی نامید. bounding box را با 4 پارامتر در فضای دو بعدی می‌توان ترسیم کرد:

* پهنای bounding box: (w) این پارامتر نشان دهنده پهنای کادر مستطیلی هست. پهنای bounding box، فاصله افقی بین ابتداء bounding box و انتهای bounding box است.

* ارتفاع bounding box: (h) این پارامتر نشان دهنده ارتفاع bounding box است.



شکل (5) نمایش bounding box در تشخیص اشیاء

3-3 انواع روش‌های تشخیص اشیاء

تشخیص اشیاء وظیفه شناسایی نمونه‌هایی از اشیاء یک کلاس خاص در یک تصویر را فراهم می‌کند. روش‌های تشخیص اشیاء را می‌توان به دو دسته اصلی تقسیم کرد: رویکردهایی که از فناوری شبکه عصبی بهره می‌برند و رویکردهای غیرشبکه عصبی. رویکردهایی که از فناوری شبکه عصبی استفاده می‌کنند نیز خود به دو دسته روشنایی تک مرحله‌ای¹¹ و روشنایی دو مرحله‌ای¹² تقسیم می‌شوند. روشنایی تک مرحله‌ای سرعت پردازش را در اولویت قرار می‌دهند، یعنی این الگوریتم‌ها در کمترین زمان پاسخ می‌دهند و مدل‌های نمونه شامل YOLO، SSD و RetinaNet می‌شوند. روشنایی دو مرحله‌ای دقت تشخیص را اولویت‌بندی می‌کنند و از مدل‌های Mask RCNN، FasterRCNN، FastRCNN، Mask RCNN و RCNN می‌توان نام برد. در رویکردهایی که از فناوری شبکه عصبی استفاده نمی‌کنند، باید ویژگی‌ها را تعیین کرده و سپس توسط یک طبقه‌بند آنها را طبقه‌بندی کرد. روش‌های تعیین ویژگی مانند¹³ (SIFT) و¹⁴ (HOG) هستند. در این مقاله روش‌های تشخیص اهداف از قبیل YOLO و RCNN و ساختار آنها مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

2-3 معیار ارزیابی در تشخیص اشیاء

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 بینیم چقدر به هم نزدیک هستند. در شکل (6) کادر قرمز، هدف و آبی معادل پیش‌بینی برای سگ است. می‌توانید بینید که بعضی‌ها خیلی خوب روی هم منطبق شده‌اند. اما تعدادی هم خیلی از هم فاصله دارند.



شکل (6) مقایسه کادر پیش‌بینی و هدف در تصویر (کادر قرمز، هدف و آبی پیش‌بینی هدف)

برای این مقایسه از معیار IOU^{10} استفاده می‌شود. در شکل (7) برای

⁴ Scale Invariant Feature Transform

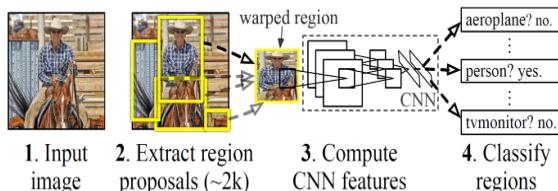
⁵ Histogram of Oriented Gradients

¹ Intersection Over Union

² one shot Networks

³ two shot Networks

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 (SVM) می‌باشد. خروجی‌های طبقه‌بندی بخش‌ها را باید در یک تصویر یکتا مشخص کرد که از روش greedy non-maximum suppression می‌باشد. همچنین از معیاری به نام (IoU) برای انتخاب ناحیه‌هایی که می‌کنند. همچنین از معیاری به نام (IoU) برای انتخاب ناحیه‌هایی که با یکدیگر هم پوشانی دارند، استفاده می‌کند. در شکل (9) معماری RCNN نمایش داده شده است.



شکل (9) معماری RCNN

3-3-3 تشخیص اشیاء تک مرحله‌ای

روش‌های تک مرحله‌ای، با هدف حل چالش سرعت پایین در روشنایی دوم مرحله‌ای پیشنهاد شدند. روشنایی تک مرحله‌ای شبیه این هستند که بلوک RPN در روشنایی دوم مرحله‌ای را حذف کنیم. بنابراین در این دسته، بخش RPN وجود ندارد و فیچر مپ خروجی CNN مستقیماً به Detection Head می‌رود. شکل (10) فرآیند تشخیص اشیاء تک مرحله‌ای نمایش داده شده است. در اصل روشنایی تک مرحله‌ای تشخیص شی را مشابه با طبقه‌بندی حل می‌کند. چون در طبقه‌بندی هم تنها براساس فیچر مپ خروجی عمل طبقه‌بندی اشیاء انجام می‌شود. الگوریتم معروف YOLO از جمله روشنایی تک مرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.

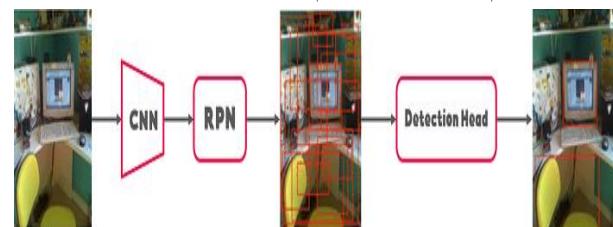
3-3-3 الگوریتم RCNN

RCNN مخفف شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر منطقه است. مفهوم کلیدی RCNN پیشنهادات منطقه‌ای است. پیشنهادات منطقه‌ای برای بومی سازی 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 پیشنهادها برای شناسایی اشیاء در یک

روش‌های دوم مرحله‌ای، فرآیند تشخیص اشیاء را در دو مرحله زیر انجام می‌دهند. طبق شکل (8) این دو مرحله عبارتند از:

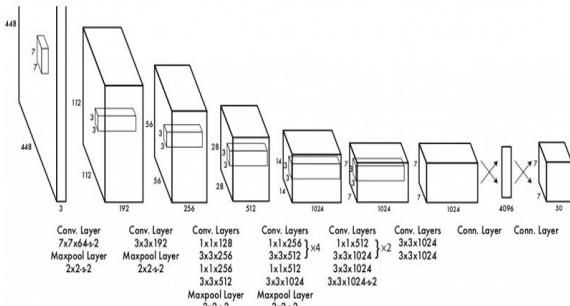
1. ابتدا، بخش RPN¹⁵ چندین کاندیدای شی را به عنوان نواحی مورد علاقه ROI¹⁶ پیشنهاد می‌دهد.

جدول 1: 2. در بخش دوم (Detection Head)، مناطق پیشنهادی بررسی می‌شوند. تعدادی حذف می‌شوند و تعدادی هم دقیق‌تر تنظیم می‌شوند و نام شی درون کادر هم تعیین می‌شود.

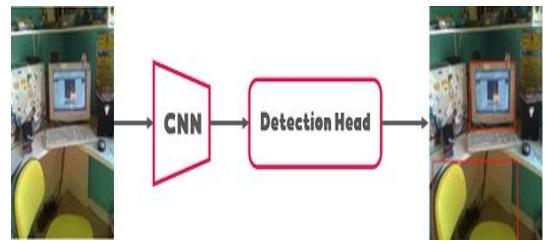


شکل (8) فرآیند تشخیص اشیاء دوم مرحله‌ای

سپس، تشخیص اشیای دوم مرحله‌ای، یک حدس اولیه از محل احتمالی اشیاء می‌زند (همان RPN). این حdds‌ها به شکل کادر نمایش داده می‌شوند. این کادرها خیلی دقیق نیستند و همچنین ممکن است بسیاری از آنها به شی خاصی اشاره نکنند (پس زمینه باشند). در تصویر وسطی شکل (8) کادرهای زیادی رسم کرده که خیلی از آنها کیفیت مطلوبی ندارند. 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. روشنایی دوم مرحله‌ای، عموماً دقت بالایی دارند، اما معمولاً نسبت به تک مرحله‌ای‌ها کندر هستند. الگوریتم معروف RCNN از جمله روشنایی دوم مرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.



شکل (11) معماری الگوریتم YOLO



شکل (10) فرآیند تشخیص اشیاء تک مرحله‌ای

4. پیاده‌سازی الگوریتم‌های تشخیص تصاویر

در این بخش نسبت به بررسی نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش‌های تشخیص اهداف از قبیل YOLO و RCNN بر روی تصاویر MSTAR صحبت خواهیم نمود.

1-4 پیاده‌سازی تشخیص تصاویر MSTAR با RCNN

در این بخش نتایج حاصل از تشخیص تصاویر نویزی و نویز زدایی شده MSTAR با روش RCNN را بررسی خواهیم نمود. 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 اقدام خواهیم نمود.

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;
```

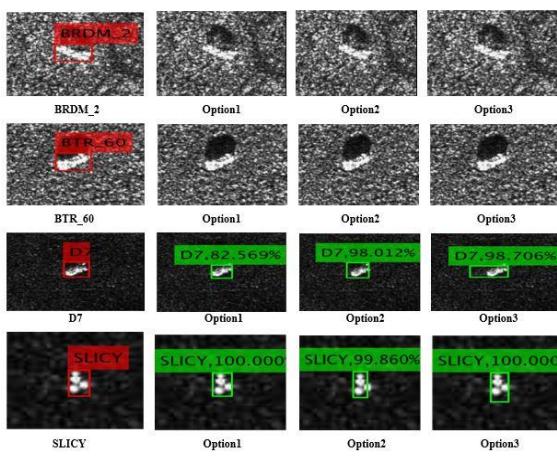
```
MaxEpoch=2; Shuffle='once'
```

در شکل‌های (12) و (13) نمونه‌هایی از نمودارهای training progress ,Log average miss rate ,precision داده‌های MSTAR در حالت اول نشان داده شده است.

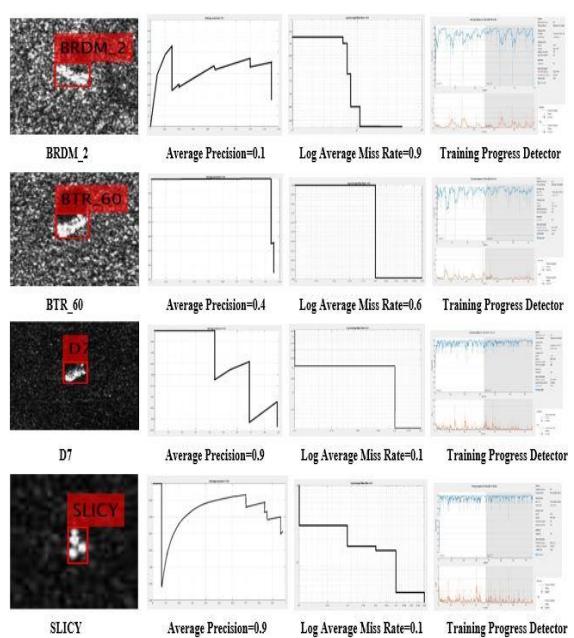
توضیح داده می‌شود.

3-3 الگوریتم YOLO

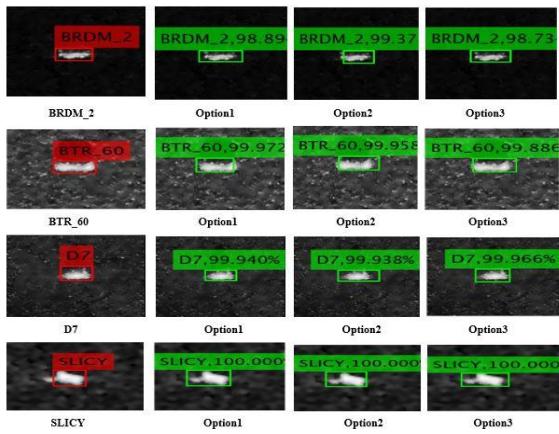
در این الگوریتم شما یک بار به تصویر نگاه انداخته و اشیاء داخل آن را تشخیص می‌دهید. الگوریتم YOLO بسیار ساده است. یک شبکه کانولوشنال منفرد که به طور همزمان چندین جعبه مرزی و احتمالات کلاس را برای آن جعبه‌ها پیش‌بینی می‌کند. الگوریتم YOLO روی تصاویر کامل تمرین می‌کند و به طور مستقیم عملکرد تشخیص را بهینه می‌کند. این مدل یکپارچه مزایای متعددی نسبت به روش‌های سنتی تشخیص اشیاء دارد. بدلیل 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 [6]. بنابراین به طور ضمنی اطلاعات متنی در مورد کلاس‌ها و اشیاء درون تصویر و همچنین ظاهر آنها را رمزگذاری می‌کند و در یک بار عبور از شبکه عصبی می‌تواند با توجه به وزن‌دهی‌هایی که انجام داده است، اشیاء را مورد تشخیص قراردهد. در شکل (11) معماری الگوریتم YOLO نشان داده شده است. YOLO شامل یک شبکه عصبی کانولوشنی با ۲۴ لایه کانولوشنی برای استخراج ویژگی و همچنین ۲ لایه فوی کانکتد برای پیش‌بینی احتمال و مختصات اشیاء است.



شکل (14) درصد دقت تشخیص تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY با شبکه RCNN در هر سه حالت

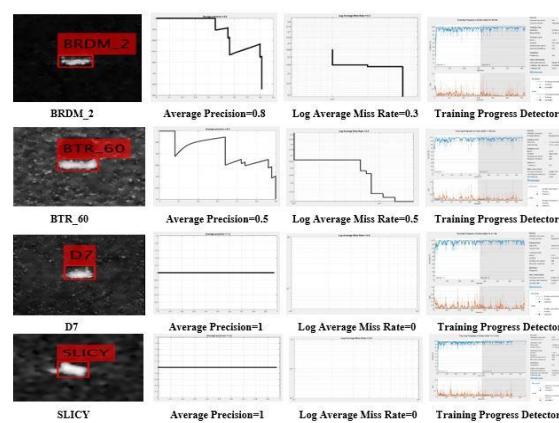


شکل (15) نمودارهای مربوط به تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY در حالت اول



شکل (16) درصد دقت تشخیص تصاویر نویزدایی شده کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY با شبکه RCNN در سه حالت

در شکل (16) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی تصاویر 8 کلاس از داده‌های MSTAR با شبکه RCNN نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص شده، در هر سه حالت تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY و TWO_S1 تشخیص داده نشده، به طوری که تصاویر نویزدایی شده سه کلاس با میزان دقت بالایی تشخیص داده شده‌اند. در هر سه حالت درصد تشخیص تصاویر نویزدایی شده هر 8 کلاس MSTAR نسبت به تصاویر نویزی آنها از وضعیت بهتری برخوردار می‌باشد.



شکل (17) نمودارهای مربوط به تصاویر نویزدایی شده کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY در حالت اول

در شکل‌های (14) و (15) نمونه‌هایی از میزان درصد دقت تشخیص تصاویر RCNN با MSTAR نشان داده شده‌است.

MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'

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

InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=2;

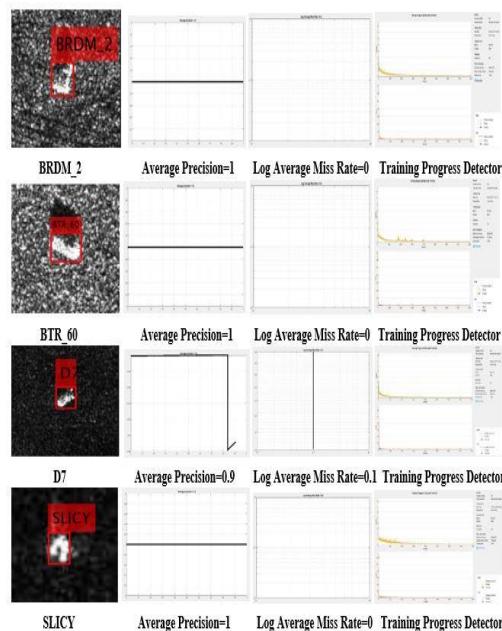
MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'

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

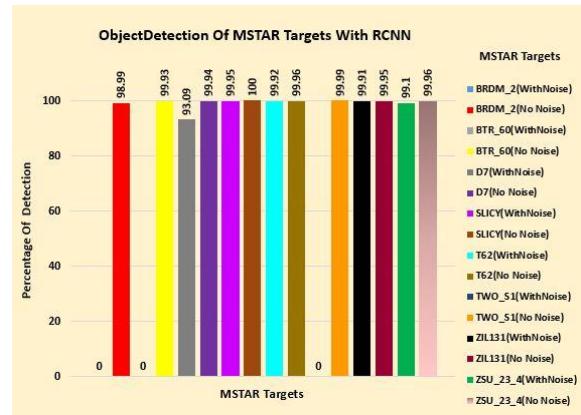
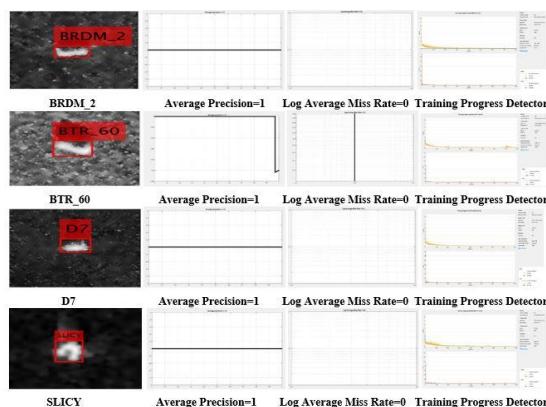
InitialLearnRate=0.0001; MiniBatchSize=1;

MaxEpoch=80; Shuffle='every-epoch'

در شکل های (18) و (19) نمونه هایی از نمودارهای training progress ,Log average miss rate ,precision داده های MSTAR در حالت سوم نشان داده شده است.

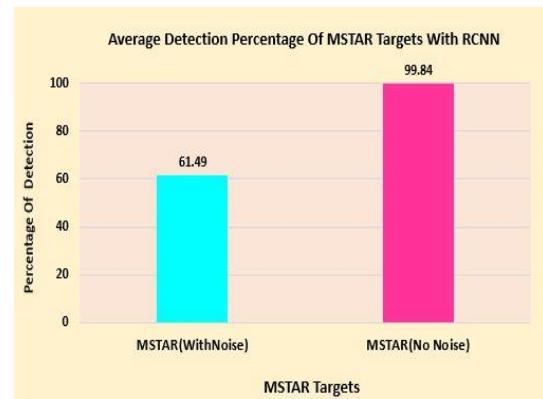


شکل (18) نمودارهای مربوط به تصاویر نویزی کلاس های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY در حالت سوم



شکل (16) نمودار میله ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی 8 کلاس از داده های MSTAR با RCNN

در شکل (17) نمودار میله ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده های MSTAR با RCNN نشان داده شده است. همان طور که در شکل مشخص شده، میانگین کل درصد دقت شناسایی تصاویر نویزی MSTAR با شبکه RCNN % 61.49 و برای تصاویر نویز زدایی شده % 99.84 می باشد.



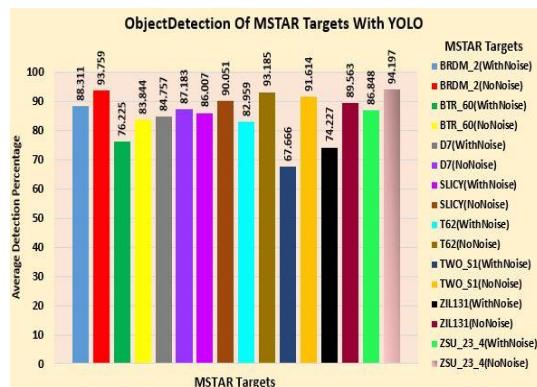
شکل (17) نمودار میله ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده های MSTAR با RCNN با MSTAR

2-4 پیاده سازی تشخیص تصاویر MSTAR با YOLO

در این بخش نتایج حاصل از تشخیص تصاویر نویزی و نویز زدایی شده MSTAR با روش YOLO را بررسی خواهیم نمود. روش YOLO در سه حالت مختلف از پارامترهای شبکه به شرح ذیل پیاده سازی گردید که نسبت به بررسی و مقایسه نتایج حاصل از حالت های مختلف اقدام خواهیم نمود.

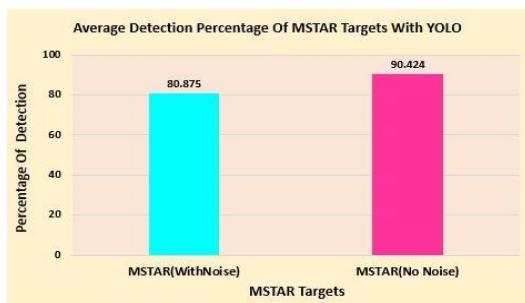
الف - پارامترهای شبکه YOLO در حالت اول عبارت است از:

InitialLearnRate=0.0001; MiniBatchSize=2;



شکل (22) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی 8 کلاس از داده‌های YOLO با MSTAR

در شکل (23) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده‌های YOLO با شبکه MSTAR نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص شده، میانگین کل درصد دقت شناسایی تصاویر نویزی MSTAR با شبکه YOLO % 80.875 و برای تصاویر نویزدایی شده % 90.424 می‌باشد.



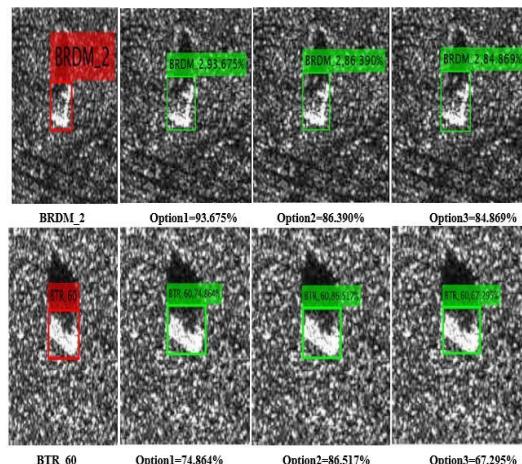
شکل (23) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده‌های YOLO با MSTAR

3-4 مقایسه الگوریتم‌های YOLO و RCNN

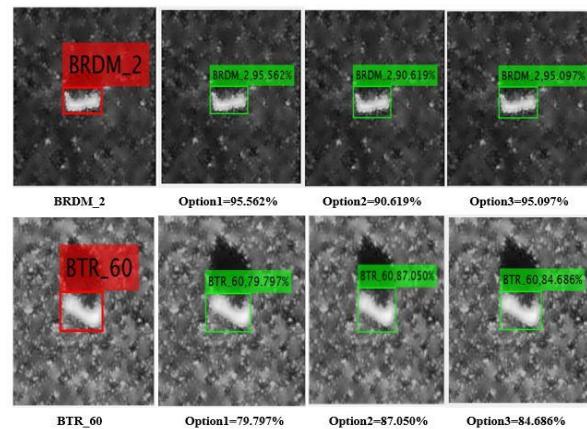
در شکل (24) نمودار میله‌ای مقایسه درصد میانگین دقت تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های YOLO و RCNN نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص شده، روش RCNN در تشخیص تصاویر نویزدایی شده MSTAR با میانگین دقت %99.84 نسبت به روش YOLO با میانگین دقت %90.424 از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد، اما در تشخیص تصاویر نویزی MSTAR روش YOLO با میانگین دقت %80.875 نسبت به RCNN با میانگین دقت %61.49 از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد.

شکل (19) نمودارهای مربوط به تصاویر نویزدایی شده کلاس‌های BRDM_2 BTR_60, D7, SLICY در حالت سوم

در شکل‌های (20) و (21) نمونه‌هایی از میزان درصد دقت تشخیص تصاویر MSTAR با YOLO نشان داده شده است.



شکل (20) درصد دقت تشخیص تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60 با شبکه YOLO در هر سه حالت



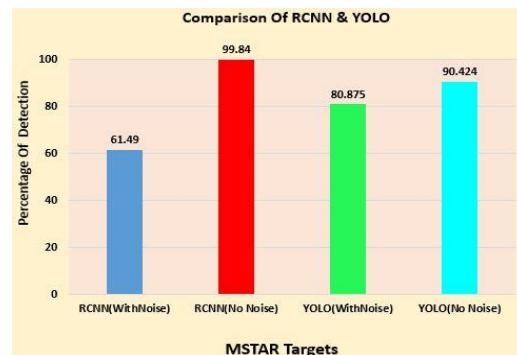
شکل (21) درصد دقت تشخیص و شناسایی تصاویر نویزدایی شده کلاس‌های BRDM_2, BTR_60 با شبکه YOLO در هر سه حالت

در شکل (22) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی تصاویر 8 کلاس از داده‌های MSTAR با شبکه YOLO نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص شده در هر سه حالت MSTAR 8 کلاس درصد تشخیص تصاویر نویزدایی شده هر نسبت به تصاویر نویزی آنها از وضعیت بهتری برخوردار می‌باشند.

YOLO با میانگین دقت 90.424٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد، اما در تشخیص تصاویر نویزی MSTAR روشن YOLO با میانگین دقت 80.875٪ نسبت به روش RCNN با میانگین دقت 61.49٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد.

8. مراجع

- [1] A. Moreira, P. Prats-Iraola, M. Younis, G. Krieger, I. Hajnsek, and K. P. Papathanassiou, "A Tutorial on Synthetic Aperture Radar," *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.*, pp. 6–43, 2013.
- [2] M. Tao, F. Zhou, and Z. Zhang, "Wideband Interference Mitigation in High-resolution Airborne Synthetic Aperture Radar Data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 54, PP.74-87,2015.
- [3] N.Karimi,M.R. Taban," SAR Image Denoising Using Adaptive Smoothing and Sparse Representation", *Journal of "Radar"*, Vol. 6, No. 1, 2019(Serial No. 19). (In Persian)
- [4] A. Shafiei, E. Yazdian, M. Beheshti, "SAR Speckle Reduction and Image Reconstruction Using Compressed Sensing", *Journal of "Radar"*,Vol. 4, No. 2, 2016 (Serial No. 12) (In Persian).
- [5] S. Chen and H. Wang, "SAR target recognition based on deep learning," in *2014 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, 2014 :IEEE, pp. 541-547 .
- [6] E. R. Keydel, S. W. Lee, and J. T. Moore, "MSTAR extended operating conditions: A tutorial," in *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery III*, 1996,vol. 2757: International Society for Optics and Photonics, pp. 228-242.
- [7] S. Chen, H. Wang, F. Xu, and Y.-Q. Jin, "Target classification using the deep convolutional networks for SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 8, pp. 4806-4817, 2016.
- [8] D. A. Morgan, "Deep convolutional neural networks for ATR from SAR imagery," in *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XXII*, 2015, vol. 9475: International Society for Optics and Photonics, p. 94750F.
- [9] J.Ding, B. Chen, H. Liu, and M. Huang, "Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition," *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, vol. 13, no. 3, pp. 364-368, 2016.
- [10] K. Du, Y. Deng, R. Wang, T. Zhao, and N. Li, "SAR ATR based on displacement-and rotation-insensitive CNN," *Remote Sensing Letters*, vol. 7, no. 9, pp. 895-904, 2016.
- [11] M.Wilmanski,C. Kreucher, and J. Lauer, "Modern approaches in deep learning for SAR ATR," in *Algorithms for synthetic aperture radar imagery XXIII*, 2016, vol. 9843: International Society for Optics and Photonics, p. 98430N.
- [12] J. Yu, J. Li, B. Sun, J. Chen, and C. Li, "Multiclass Radio Frequency Interference Detection and Suppression for SAR Based on the Single Shot Multi Box Detector," *J. Sensors*, vol. 18, PP.1-17, 2018.
- [13] M. Tao, F. Zhou, J. Liu, Y. Liu, Z. Zhang, and Z. Bao, "Narrow-band Interference Mitigation for SAR Using Independent Subspace Analysis," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, pp. 5289-5301, 2014.
- [14] I. G. Cumming and F. H. Wong, "Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data," Norwood, MA: Artech House, 2005.
- [15] L.Gagnon, A.Jouan, Speckle Filtering of SAR Images - A Comparative Study Between omplex-Based and Standard Filters. Applications in Signal and Image Processing V,



شکل (24) نمودار میله‌ای مقایسه درصد میانگین دقت تشخیص تصاویر RCNN با YOLO و MSTAR

4. نتیجه‌گیری

رادار SAR به نوعی از رادارها اطلاق می‌شود که برای امور نقشه‌برداری و تصویربرداری از سطح زمین به کار می‌رود. معمولاً این فن آوری در هواپیماهای شناسایی با اهداف نظامی و غیرنظامی کاربرد دارد. هدف اصلی این مقاله، ارائه الگوریتمی توانمند برای بهینه‌سازی طبقه‌بندی اهداف زمینی رادار SAR به کمک روش پیشنهادی ترکیب شبکه کانولوشنی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد. بهمین منظور ابتدا در بخش دوم در مورد عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و داده‌های MSTAR و پیش‌پردازش آنها صحبت گردید. 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 تعدی از فیلترهای معروف کاهش نویز Lee به نسبت سایر Speckle مشاهده گردید که فیلتر Lee در بخش سوم مبحث تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم‌های تصویربرداری 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 بخش سوم مبحث تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم‌های تصویربرداری مکان نویززدایی بهتری از تصاویر MSTAR گرفت

در بخش چهارم در خصوص پیاده‌سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصل از تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های RCNN و YOLO صحبت گردید. روش RCNN در تشخیص تصاویر نویززدایی شده MSTAR با میانگین دقت 99.84٪ نسبت به روش