فصلنامه علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال ششم، شماره سه، پاییز 1401

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

علی علیزاده[1]، بهنام درستکار یاقوتی[2]، جلیل مظلوم[3]، بهرنگ هادیان[4]*

تاریخ دریافت: 1401/07/12 **تاریخ پذیرش**: 1401/09/29

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 می گردد. تعیین یک روش طبقه بندی با دقت مناسب برای تصاویر رادار SAR با قدرت تفکیک مکانی بالا یک هدف در این مقاله می باشد 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، فضاپیما و یا ماهواره برای رصد نمودن اهداف زمینی، اخذ شده‌است. 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 MSTAR با 99.33% بهتر از روش‌های دیگر عمل نموده است.

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

[1] کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق ، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری ali581219@gmail.com

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

[3] دانشیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری jalil.mazloum@ssau.ac.ir

[4] استادیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری b_hadian@sbu.ac.ir

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

۱. مقدمه

در فرماندهی و کنترل برای تصمیم گیری بهتر صحنه نبرد نیاز است تا داده های تمیز در اختیار سامانه قرار گیرد. رادار روزنه مصنوعی[2] (SAR) به نوعی از رادارها اطلاق می‌شود که برای امور نقشه‌برداری و تصویربرداری از سطح زمین به‌کار می‌رود و می توانند در سامانه های هوشمند فرماندهی و کنترل صحنه نبرد به فرماندهان و نیروهای عملیاتی کمک شایانی نماید. معمولا این فن‌آوری در هواپیماهای 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 دوبعدی از سطح مورد نظر را در اختیار کاربران قرار می‌دهد. کاربرد اصلی این فن‌آوری در امور نظامی و تهیه نقشه از مناطق مختلف است به‌گونه‌ای که در جدیدترین مدل‌های موجود SAR قابلیت تهیه تصاویری با قدرت تفکیک ۱۰ سانتی‌متر وجود دارد. رادار روزنه مصنوعی یک ابزار سنجش از راه دور فعال است[1]. این رادار در باند مایکروویو کار می‌کند[1،2].

وجود نویز لکه[3] در تصاویر رادار SAR امری اجتناب‌ناپذیر است. نویز یک آشفتگی نقطه‌ای است که معمولا به عنوان نویز ضرب شونده در تصاویر تک‌پلاریزه مدل می‌شود. حضور نویز لکه، تفسیر و آنالیز تصویر را پیچیده‌تر می‌کند و باعث کاهش دسترسی به اطلاعات تصویر می‌شود. نویززدایی تصاویر رادار SAR را با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک انجام داده‌است[3].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 استفاده شده است[4].

تشخیص اشیاء[4] زیرشاخه ای از بینایی رایانه است که در حال حاضر به شدت مبتنی بر یادگیری ماشین است. تشخیص اشیاء وظیفه شناسایی نمونه‌هایی از اشیاء یک کلاس خاص در یک تصویر را فراهم می‌کند. اولین تلاش برای کشف وسیله نقلیه نظامی را می‌توان در [5] یافت، جایی که چن[5] و همکارانش از یک رمزگذار خودکار پراکنده بدون نظارت، 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 [6] پتانسیل زیادی برای استفاده از CNN در شناسایی هدف SAR را نشان می‌دهد. با این کشف در [7] شبکه A-ConvNets را که یک شبکه CNN 5 لایه ساده بود پیشنهاد کردند که قادر بود به حداکثر دقت در حدود 99٪ در مجموعه داده‌های MSTAR برسد. به دنبال این روند، نویسندگان بیشتری CNN را در مجموعه داده‌های MSTAR اعمال کردند[8،9،10]. مورگان[6] [8] با موفقیت یک شبکه CNN 3 لایه با اندازه متوسط را روی MSTAR اعمال کرد و بر اساس آن ویلمانسکی[7] و همکاران [11] اثرات مقداردهی اولیه و انتخاب بهینه‌ساز 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 می‌باشد که در صورت پیاده سازی عملی می تواند یک ابزار مناسب برای سامانه های فرماندهی و کنترل باشد. به‌همین منظور ابتدا در بخش دوم در مورد عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و داده‌های MSTAR و پیش‌پردازش آنها صحبت خواهیم‌کرد. در بخش سوم مبحث تشخیص اشیاء و ساختار انواع الگوریتم‌های تشخیص اشیاء مورد بررسی قرار گرفته‌است. در بخش چهارم نسبت به پیاده‌سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصل از تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های RCNN و YOLO خواهیم‌پرداخت.

2. رادار روزنه مصنوعی (SAR)

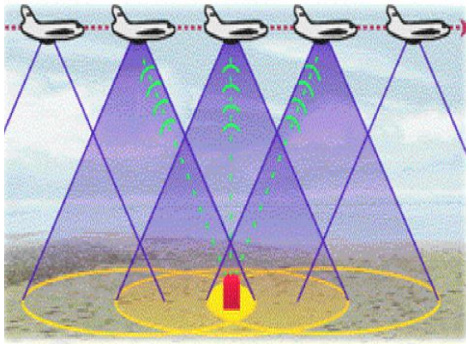
رادار یک سامانه رادیویی است که برای مشاهده، تشخیص و تعیین موقعیت هدف یا آشکارسازی اجسام و نیز اندازه‌گیری برخی ویژگی آنها به کمک امواج رادیویی به‌کار می‌رود[12،13]. رادارها به‌طور کلی به دو دسته روزنه واقعی و روزنه مصنوعی تقسیم می‌شوند. یک رادار روزنه واقعی به تفکیک‌پذیری ارائه شده توسط پرتو آنتن در جهت ردیابی مسیر برای تصویربرداری وابسته است[13]. 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 مایکرویو، بدون در نظر گرفتن شرایط آب و هوایی و نور

[2] Synthetic Aperture Radar
[3] Speckle
[4] Object Detection
[5] Chen
[6] Morgan
[7] Wilmanski

فصلنامهٔ علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال ششم، شمارهٔ سه، پاییز 1401

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

محیط قادر به تصویربرداری می‌باشد که این کارایی مزیت اصلی این سامانه تصویربرداری نسبت به سامانه‌های تصویربرداری نوری می‌باشد و این مزیت در سامانه های فرماندهی و کنترل یک عامل برتری ساز محسوب می گردد[14]. شکل (1) عملکرد رادار SAR توسط هواپیما را نشان می‌دهد.



شکل (1): عملکرد رادار SAR توسط هواپیما[14]

2-1 مجموعه داده‌های MSTAR:

در سال‌های جنگ سرد، وزارت دفاع آمریکا مجموعه داده‌های بسیار بزرگ و خوبی از وسایل نظامی ساخت شوروی سابق تهیه کرده و کاملاًرایگان و آزاد در اختیار محققان قرار می‌دهد. این مجموعه MSTAR نام دارد و از 10 کلاس مختلف اهداف نظامی تهیه شده‌است. داده‌های مورداستفاده در این مقاله داده‌های MSTAR می‌باشد. برای پیاده سازی سیستم طبقه‌بندی تصاویر از 70 درصد داده‌های MSTAR به‌عنوان داده‌های آموزشی و از 30 درصد به‌عنوان داده‌های تست استفاده شده‌است. در شکل (2) نمایی از 10 هدف مختلف موجود در MSTAR را ملاحظه می‌کنید که در کنار هر یک از آنها نمونه‌ای از تصویر SAR مربوط به آن هدف قراردارد.



شکل(1) انواع اهداف موجود در مجموعه MSTAR

در جدول (1) تعداد تصاویر 8 کلاس از داده‌های MSTAR که در مقاله استفاده‌شده، نشان داده شده‌است.

جدول (1) تعداد تصاویر 8 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

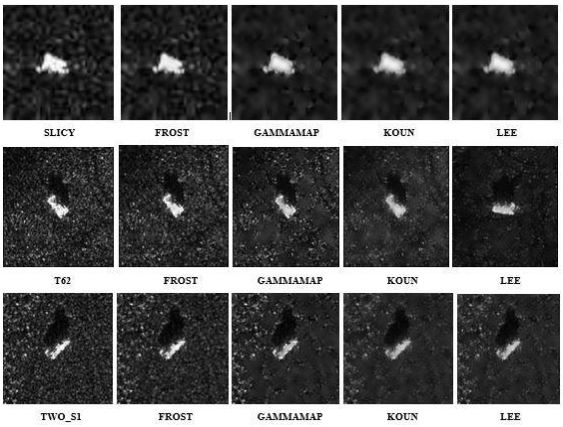
2-2 پیش‌پردازش تصاویر رادار SAR

تقریبا 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 هستیم که به این مرحله ، پیش‌پردازش می‌گویند. ساده‌ترین تاثیر نویز Speckle در تصاویر رادار را می‌توان به‌صورت بافت دانه دانه یا لکه‌های سفید و سیاه در یک تصویر راداری که از یک منطقه با پوشش کاملا یکنواخت اخذشده، به‌وضوح دید[15]. فیلترهای کاهش نویز Speckle به دو دسته تقسیم می شوند: فیلترهای حوزه مکان و فیلترهای حوزه موجک. معیاری که برای این فیلترها به‌کار برده شده‌است، معیار MAP[8] یا LLMMSE[9] است. فیلترهای حوزه مکان که از معیار LLMMSE استفاده می‌کنند، Frost ,Koun, Frost بهبودیافته, Lee و Lee sigma بهبودیافته 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 ,Koun, Lee و Gamma MAP را بر روی 3 نمونه از تصاویر MSTAR شبیه‌سازی نموده و نتایج حاصل را مطابق شکل (3) مقایسه می‌نماییم. 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 نمودیم.

[1] Maximum A Pasteriori

[2] Local Linear Minimum Mean Square Error

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]



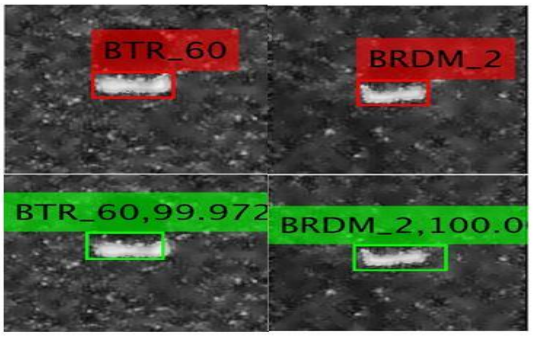
شکل (2) اعمال فیلترهای Koun, Frost, Lee و GammaMap

بر روی تصاویر SLICY,T62, TWO_S1

3. تشخیص اشیاء

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 هم زمان دارد. تشخص اشیاء در تشخیص چهره، شمارش افراد، صنایع، ماشین‌های خودران، ردیابی اشیاء، 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 ... کاربرد دارد. تشخیص اشیاء، یعنی موقعیت‌یابی 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 برعهده دارد:

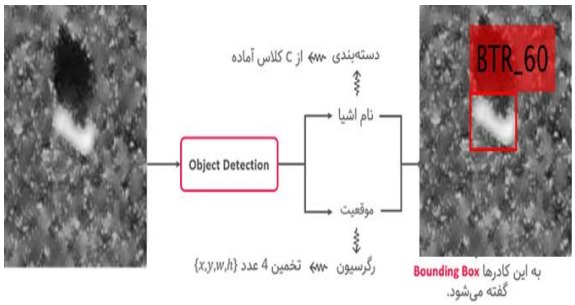
* **موقعیت‌یابی اشیاء**: دور اشیای مدنظر در تصویر کادر یا مستطیل کشیده می‌شود. پس سیستم تشخیص اشیاء، مکان (موقعیت) اشیای موجود در تصویر را در اختیار ما قرار می‌دهد. به کادرهای موجود در شکل (3) دقت کنید.
* **شناسایی اشیاء**: نام یا کلاس شی داخل هر کادر مشخص می‌شود. یعنی تشخیص اشیاء تعیین می‌کند که نام شی داخل هر کادر چیست.



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

در این بخش می‌خواهیم نشان دهیم که دو خروجی موقعیت و نام شی چگونه تولید می‌شود. در شکل (4) یک شبکه تشخیص اشیا داریم که محتویاتش فعلا مهم نیست اما دو خروجی می‌سازد:

* یک خروجی، نام شی را نشان می‌دهد. مشاهده می‌کنید که صرفا یک کلاسیفایر یا طبقه‌بند است.
* خروجی بعدی، موقعیت اشیاء است که به‌صورت رگرسیون تعریف می‌شود. چهار مقدار (x,y,w,h) را تخمین می‌زند. براساس این دو خروجی است که آن تصویر نهایی با باکس و برچسب حاصل می‌شود.



شکل (4) یک شبکه تشخیص اشیاء

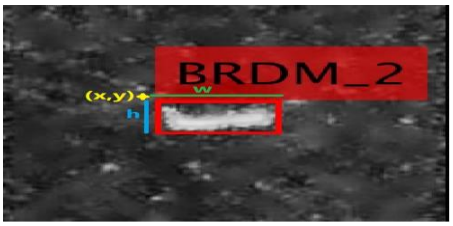
1-3 Bounding Box در تشخیص اشیاء

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

به کادر دور اشیا، bounding box گفته می‌شود. در فارسی می‌توان آن را مستطیل (کادر، چارچوب یا باکس) محیطی نامید. bounding box را با 4 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.

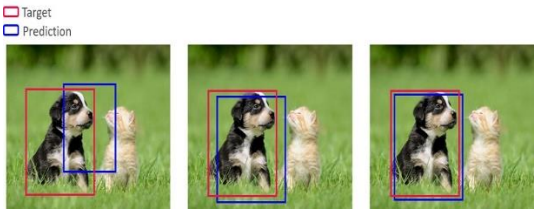
* ارتفاع bounding box: (h) این پارامتر نشان دهنده ارتفاع bounding box است.



شکل (5) نمایش Bounding box در تشخیص اشیاء

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

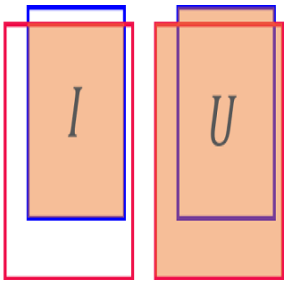


شکل (6) مقایسه کادر پیش‌بینی و هدف در تصویر (کادر قرمز، هدف و آبی پیش بینی هدف)

برای این مقایسه از معیار IOU[10] استفاده می‌شود. در شکل (7) برای 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].

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

$$0 \le IoU \le 1$$



شکل

(7) نحوه محاسبه IOU

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 روش‌های تک‌مرحله‌ای[11] و روش‌های دومرحله‌ای[12] تقسیم می‌شوند. روش‌های تک‌مرحله‌ای سرعت پردازش را در اولویت قرار می‌دهند، یعنی این الگوریتم‌ها در کمترین زمان پاسخ می‌دهند و مدل‌های نمونه شامل YOLO، SSD و RetinaNet می‌شوند. روش‌های دومرحله‌ای دقت تشخیص را اولویت‌بندی می‌کنند و از مدل‌های نمونه این دسته می‌توان FastRCNN، FasterRCNN، 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 مانند(SIFT)[13] و (HOG)[14] هستند. در این مقاله روش‌های تشخیص اهداف از قبیل YOLO و RCNN و ساختار آنها مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

[1] Intersection Over Union

[2] one shot Networks

[3] two shot Networks

[4] Scale Invariant Feature Transform

[5] Histogram of Oriented Gradients

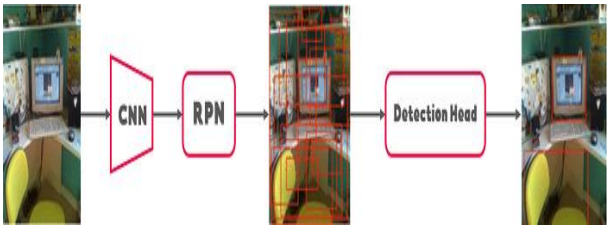
[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

3-3-1 تشخیص اشیاء دومرحله‌ای

روش‌های دومرحله‌ای، فرآیند تشـخیص اشـیاء را در دو مرحله زیر انجام می‌دهند. طبق شکل (8) این دو مرحله عبارتنداز:

1. ابتدا، بخش RPN[15] چندین کاندیدای شـی را به‌عنوان نواحی مورد علاقه RoI[16] پیشنهاد می‌دهد.

2. در بخش دوم (Detection Head)، مناطق پیشـنهادی بررسـی می‌شـوند. تعدادی حذف می‌شـوند و تعدادی هم دقیق‌تر تنظیم می‌شوند و نام شی درون کادر هم تعیین می‌شود.

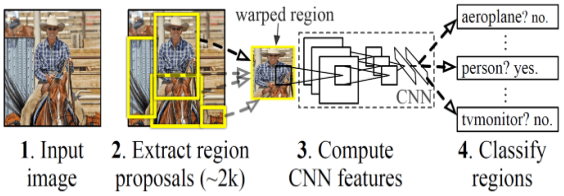


شکل (8) فرآیند تشخیص اشیاء دومرحله‌ای

سـپس، تشـخیص اشـیای دومرحله‌ای، یک حدس اولیه از محل احتمالی اشـیاء می‌زند (همان RPN). این حدس‌ها به شـکل کادر نمایش داده می‌شـوند. این کادرها خیلی دقیق نیسـتند و همچنین ممکن است بسیاری از آنها به شی خاصی اشاره نکنند (پس‌زمینه باشند). در تصویر وسطی شکل (8) RPN کادرهای زیادی رسم کرده که خیلی از آنها کیفیت مطلوبی ندارند. در مرحله دوم، به دنبال حذف اشـتباه‌ها هسـتیم. همچنین، کادرهای غیردقیق را بهتر تنظیم می‌کنیم و نام شی موجود در کادر را هم پیش‌بینی می‌کنیم. روش‌های دومرحله‌ای، معمولا دقت بالایی دارند، اما معمولاًنسـبت به تک‌مرحله‌ای‌ها کندتر هسـتند. الگوریتم معروف RCNN از جمله روش‌های دومرحله‌ای می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.

3-3-2 الگوریتم RCNN

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 شـی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و منطقه شبکه از این پیشنهادها برای شناسایی اشیاء در یک تصـویر اسـتفاده 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 شده‌است. 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 شـبکه عصـبی کانولوشـنی بزرگ اسـت که یک بردار ویژگی با طول ثابت را از هر پیشـنهاد که از جسـتجوی انتخابی برگردانده می‌شـود، اسـتخراج می‌کند. بعد از اسـتخراج بردار ویژگی هر بخش انتخابی، مرحله طبقه‌بندی بردارها می‌باشد. طبقه مورداستفاده در این الگوریتم طبقه‌بند، ماشـین بردار پشـتیبان (SVM) می‌باشـد. خروجی‌های طبقه‌بندی بخش‌ها را باید در یک تصویر یکتا مشخص کرد که از روش gready non-maximum suppression استفاده می‌کند. همچنین از معیاری به نام (IoU) برای انتخاب ناحیه‌هایی که با یکدیگر هم پوشانی دارند، استفاده می‌کند. در شکل (9) معماری RCNN نمایش داده شده‌است.



شکل (9) معماری RCNN

3-3-3 تشخیص اشیاء تک‌مرحله‌ای

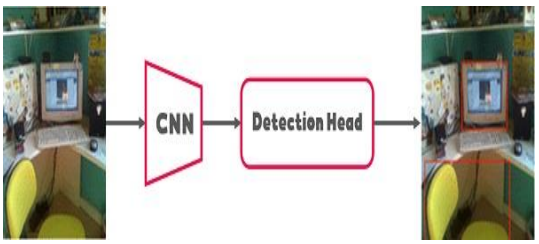
روش‌های تک‌مرحله‌ای، با هدف حل چالش سـرعت پایین در روش‌های دومرحله‌ای پشـنهاد شـدند. روش‌های تک‌مرحله‌ای شـبیه این هسـتند که بلوک RPN در روش‌های دومرحله‌ای را حذف کنیم. بنابراین در این دسته، بخش RPN وجود ندارد و فیچرمپ خروجی CNNمستقیما به Detection Head می‌رود. در شـکل (10) فرآیند تشـخیص اشـیاء تک‌مرحله‌ای نمایش داده شده‌است. در اصل روش‌های تک‌مرحله‌ای تشخیص شی را مشابه با طبقه‌بندی حل می‌کنند. چون در طبقه‌بندی هم تنها براسـاس فیچرمپ خروجی عمل طبقه‌بندی اشـیاء انجام می‌شـود. الگوریتم معروف YOLO از جمله روش‌های تک‌مرحله‌ای می‌باشد که در ادامه

[15] Region Proposal Network

[16] Region of Interest

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

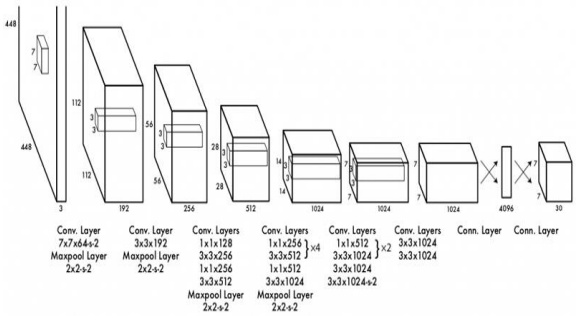
توضیح داده می‌شود.



شکل (10) فرآیند تشخیص اشیاء تک‌مرحله‌ای

4-3-3 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 به‌طور همزمان چندین جعبه مرزی و احتمالات کلاس را برای آن جعبه‌ها پیش‌بینی می‌کند. الگوریتم YOLO روی تصاویر کامل تمرین می‌کند و به‌طور مستقیم عملکرد تشخیص را بهینه می‌کند. این مدل یکپارچه مزایای متعددی نسبت به روش‌های سنتی تشخیص اشیاء دارد. به‌دلیل اینکه در این الگوریتم از یک برنامه رگرسیون استفاده می‌شود، پس نیازی به استفاده از یک خط لوله پیچیده ندارد و به‌سادگی تمام شبکه عصبی برای تشخیص اشیاء در تصاویر مورداستفاده واقع می‌شود. الگوریتم YOLO هنگام پیش‌بینی، تصویر را به‌صورت سراسری و کلی بررسی می‌کند، برخلاف روش‌های پیشنهادی مبتنی بر کشف منطقه، الگوریتم YOLO کل تصویر را در طول زمان آموزش می‌بینند و تست می‌کند[6]، بنابراین به‌طور 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 باتوجه به وزن‌دهی‌هایی که انجام داده‌است، اشیاء را موردتشخیص قراردهد. در شکل (11) معماری الگوریتم YOLO نشان داده شده‌است. YOLO شامل یک شبکه عصبی کانولوشنی با ۲٤ لایه کانولوشنی برای استخراج ویژگی و همچنین ۲ لایه فولی‌کانکتد برای پیش‌بینی احتمال و مختصات اشیاء است.



شکل (11) معماری الگوریتم YOLO

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 خواهیم‌نمود.

4-1 پیاده‌سازی تشخیص تصاویر MSTAR با RCNN

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

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:

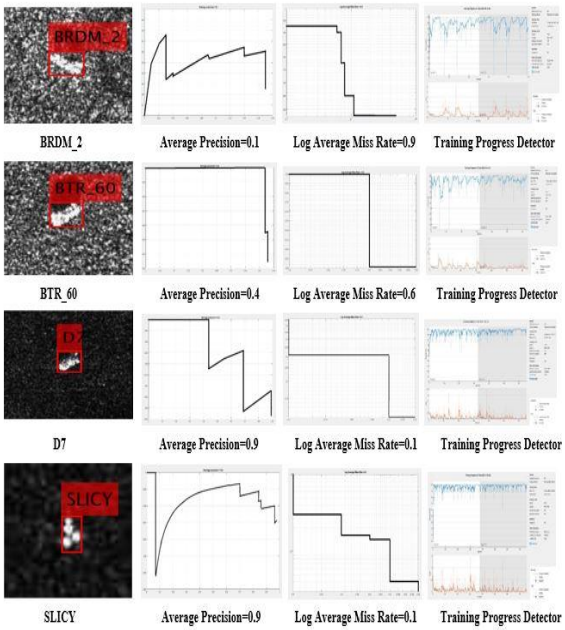
InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=16;
MaxEpoch=2; Shuffle='once'

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

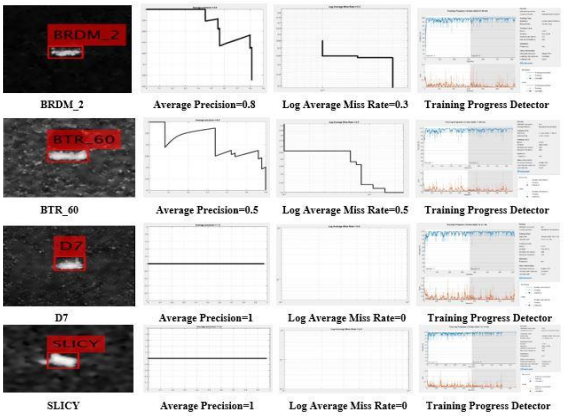
InitialLearnRate=0.001; MiniBatchSize=32;
MaxEpoch=2; Shuffle='once'

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

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

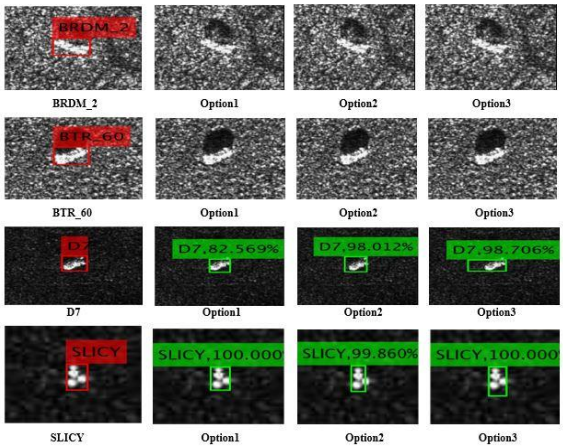


شکل (12) نمودارهای مربوط به تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2 BTR_60, D7, SLICY در حالت اول

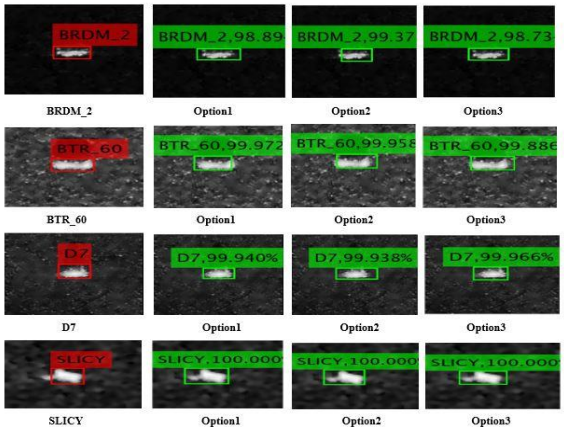


شکل (13) نمودارهای مربوط به تصاویر نویززدایی شده کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7, SLICY در حالت اول

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



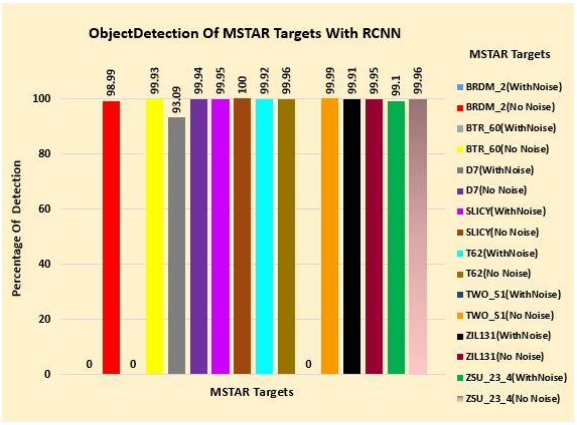
شکل (14) درصد دقت تشخیص تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60, D7 ,SLICY با شبکه RCNN در هر سه حالت



شکل (15) درصد دقت تشخیص تصاویر نویززدایی شده کلاس‌هایSLICY, D7, BTR_60, BRDM_2 با RCNN سه حالت

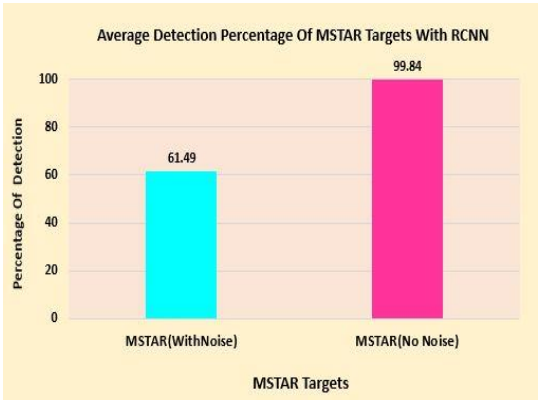
در شکل (16) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی تصاویر 8 کلاس از داده‌های MSTAR با شبکه RCNN نشان داده شده‌است. همان‌طور که در شکل مشخص‌شده، در هر سه حالت تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60 و TWO_S1 تشخیص داده نشده، به‌طوری که تصاویر نویززدایی شده سه کلاس با میزان دقت بالایی تشخیص داده شده‌اند.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

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]



شکل (16) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی 8کلاس از داده‌های MSTAR با RCNN

در شـکل (17) نمودار میله‌ای مقایسـه میانگین کل درصـد دقت شـناسـایی داده‌های MSTAR با RCNN نشـان داده شـده‌اسـت. همان‌طور که در شـکل مشـخص‌شـده، میانگین کل درصـد دقت شناسایی تصاویرنویزی MSTAR با شبکه RCNN، 61.49 % و برای تصاویر نویززدایی‌شده 99.84% می‌باشد.



شـکل (17) نمودار میله‌ای مقایسـه میانگین کل درصـد دقت شـناسـایی داده‌های MSTAR با RCNN

2-4 پیاده‌سازی تشخیص تصاویر MSTAR با YOLO

در این بخش نتایج حاصل از تشخیص تصاویر نویزی و نویززدایی شـده MSTAR با روش YOLO را بررسـی خواهیم‌نمود. روش YOLO در سـه حالت مختلف از پارامترهای شـبکه به‌شـرح ذیل پیاده‌سـازی گردید که نسـبت به بررسـی و مقایسـه نتایج حاصـل از حالت‌های مختلف اقدام خواهیم‌نمود.

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

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

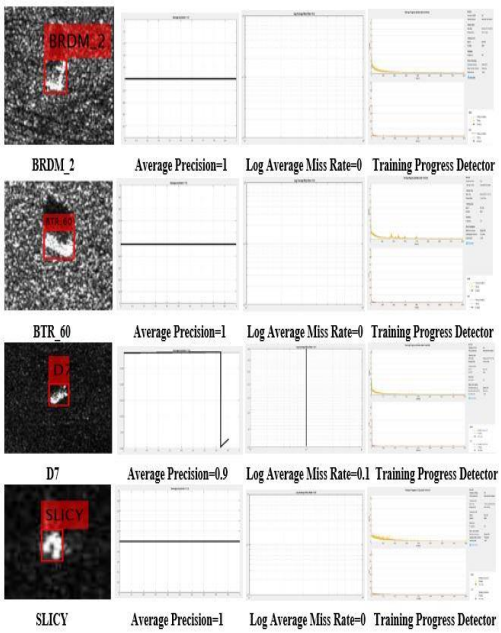
ب- پارامترهای شبکه YOLO در حالت دوم عبارت است از:

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

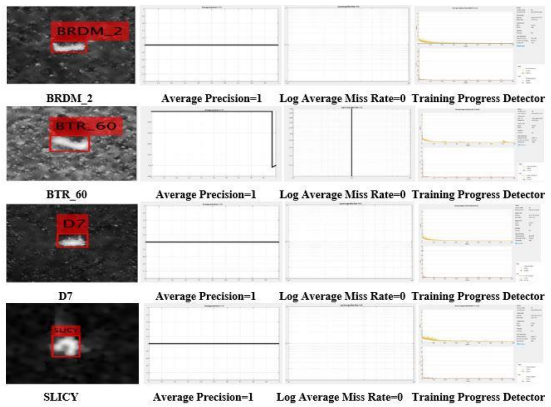
ج- پارامترهای شبکه YOLO در حالت سوم عبارت است از:

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

در شـکل‌های (18) و (19) نمونه‌هایی از نمودارهای average precision، Log average miss rate، training progress Detector داده‌های MSTAR در حالت سوم نشان داده شده‌است.



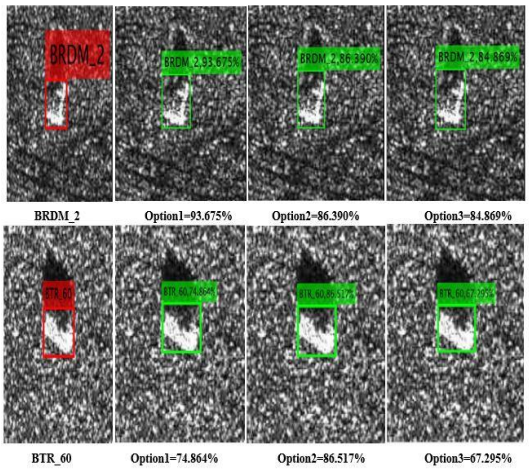
شـکل (18) نمودارهای مربوط به تصـاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2، BTR_60, D7, SLICY در حالت سوم



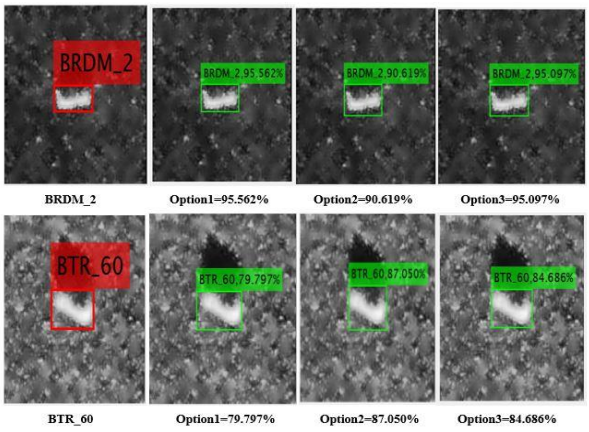
[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]

شکل (19) نمودارهای مربوط به تصاویر نویززدایی 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 شده‌است.

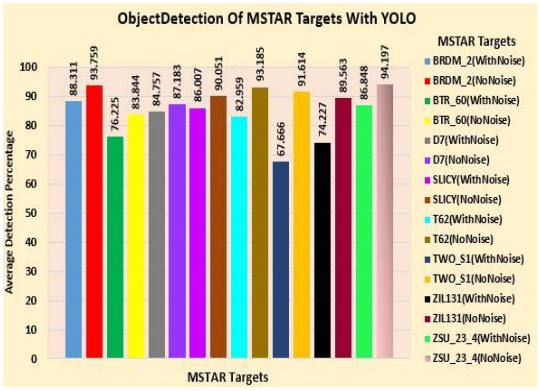


شکل (20) درصد دقت تشخیص تصاویر نویزی کلاس‌های BRDM_2, BTR_60 با شبکه YOLO در هر سه حالت



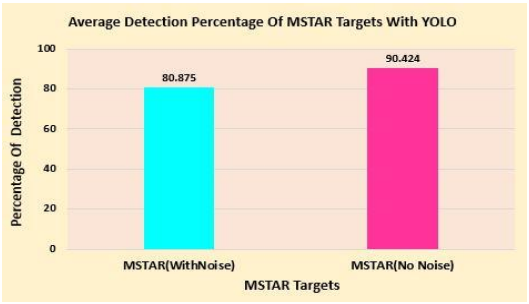
شکل (21) درصد دقت تشخیص و شناسایی تصاویر نویززدایی شده کلاس‌های BRDM_2, BTR_60 با شبکه YOLO در هر سه حالت

در شکل (22) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین درصد دقت شناسایی 8 کلاس از داده‌های MSTAR با شبکه YOLO نشان داده شده‌است. همان‌طور که در شکل مشخص‌شده، روش RCNN در تشخیص تصاویر نویززدایی 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 روش RCNN با میانگین دقت 61.49% از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد. درصد تشخیص تصاویر نویززدایی شده هر 8 کلاس MSTAR نسبت به تصاویر نویزی آنها از وضعیت بهتری برخوردار می‌باشند.



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

در شکل (23) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده‌های MSTAR با شبکه YOLO نشان داده شده‌است. همان‌طور که در شکل مشخص‌شده، میانگین کل درصد دقت شناسایی تصاویرنویزی MSTAR با شبکه YOLO، 80.875 % و برای تصاویر نویززدایی‌شده 90.424% می‌باشد.

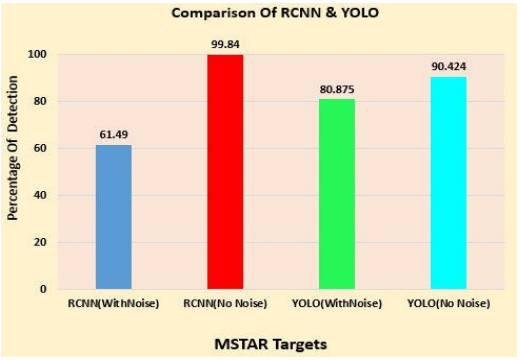


شکل (23) نمودار میله‌ای مقایسه میانگین کل درصد دقت شناسایی داده‌های MSTAR با YOLO

3-4 مقایسه الگوریتم‌های RCNN و YOLO

در شکل (24) نمودار میله‌ای مقایسه درصد میانگین دقت تشخیص تصاویر MSTAR با الگوریتم‌های YOLO و RCNN نشان داده شده‌است.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]



شـکل (24) نمودار میله‌ای مقایسـه درصـد میانگین دقت تشـخیص تصـاویر MSTAR با YOLO و RCNN

4. نتیجه‌گیری

رادار SAR بـه نوعی از رادارهـا اطلاق می‌شـــود کـه برای امور نقشه‌برداری و تصویربرداری از سطح زمین به‌کار می‌رود. معمولا این فن‌آوری 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 پیشـنهادی ترکیب شـبکه کانولوشـنی و الگوریتم ژنتیک می‌باشـد. به‌همین منظور ابتدا در بخش دوم در مورد عملکرد رادارهای تصویربرداری SAR و داده‌های MSTAR و پیش‌پردازش آنها صـــحبت گردید. وجود نویز لکه در تصـــاویر رادار SAR امری اجتناب‌ناپذیر اســـت. نویز یک آشـــفتگی نقطه‌ای اســـت که معمولا به عنوان نویز ضـــرب‌شـــونده در تصـــاویر تک‌پلاریزه مدل می‌شـود. حضـور نویز لکه، تفسـیر و آنالیز تصـویر را پیچیده‌تر می‌کند و باعث کاهش دســـترســـی به اطلاعات تصـــویر می‌شود. با بررسی نتایج حاصل از اعمال تعدای از فیلترهای معروف کاهش نویز Speckle، مشـاهده گردیدکه فیلتر Lee به نسـبت سـایر فیلترهای حوزه مکان نویززدایی بهتری از تصاویر MSTAR داشته و لبه‌های تصـــاویر 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 تشخیص اشیاء مورد بررسی قرار گرفت

در بخش چهارم درخصوص پیاده‌سازی و بررسی و مقایسه نتایج حاصـل از تشـخیص تصـاویر MSTAR با الگوریتم‌های RCNN و YOLO صـــحبت گردید. روش RCNN در تشـــخیص تصـــاویر نویززدایی شـده MSTAR با میانگین دقت 99.84٪ نسـبت به روش YOLO بـا میـانگین دقـت 90.424٪ از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشـد، اما در تشـخیص تصـاویر نویزی MSTAR روش YOLO با میانگین دقت 80.875% نســـبت 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,

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-21]