دوفصلنامه بازی جنگ، سال دوم، شماره ۴، بهار و تابستان ۱۳۹۸

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۷/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۹/۱۴

از صفحه ۷ تا صفحه ۲۴

ارائه یک روش برای ارزیابی خسارت در عملیات‌های رزمی با استفاده از پردازش تصاویر

محمدعلی حمیدی[۱]

چکیده

در این مقاله به بررسی تشخیص اشیاء (اهداف) و همچنین ارزیابی خسارات حاصل از عملیات‌های رزمی می‌پردازیم. تشخیص اشیاء با استفاده از تصاویر در عملیات نظامی، کاربرد زیادی برای کشف اهداف مهم فرمانده در صحنه عملیات جهت پیشگیری از تهدیدِ حملات دارد. یکی از کاربردهای مهم تشخیص شیء در تصاویر صحنه نبرد، آشکارسازی هدف برای مقابله با آن می‌باشد. در این مقاله برای ارزیابی خسارت، ابتدا به تشخیص اشیاء در تصاویر با استفاده از روش طبقه‌بند آبشاری هار پرداخته می‌شود. پس از تشخیص اشیاء، با استفاده از تطبیق تصاویر و به دست آوردن اختلافات موجود در تصاویر، عملیات ارزیابی خسارت شرح داده می‌شود. در نهایت اعتبار روش پیشنهادی با یک مثال عملی بیان می‌شود.

واژگان کلیدی: پردازش تصاویر، ارزیابی خسارت، تشخیص اشیاء، طبقه‌بند آبشاری هار.

[۱] پژوهشگر، پژوهشکده عالی جنگ، دانشگاه فرماندهی و ستاد آجا

Providing a Method for Damage Assessment in Combat Operations Using Image Processing

Hamidi M.A[1]

ABSTRACT

This article examines the detection of objects (targets) as well as the damage assessment caused by combat operations. Object detection using imagery in military operations is widely used to discover the commander's important objectives at the scene to prevent the threat of attack. One of the important applications of object recognition in battle scene imagery is to detect the target to counter it. In this paper, in order to assess the damage, we first identify the objects in the images using the Haar cascade classification method. After identifying the objects, the damage assessment operation is described by matching the images and obtaining the differences in the images. Finally, the validity of the proposed method is illustrated by a practical example.

Keywords: *Image Processing, Damage Assessment, Haar Cascade Classification*

[1] Researcher in institute for the study of war, Aja Command and Staff University

۱- مقدمه

از میان همه شاخه‌های هوش مصنوعی[1]، شاید کاربردی‌ترین آن‌ها کامپیوتری و مکانیزه کردن سامانه‌های بینایی باشد. دامنه کاربرد این شاخه از فناوری در حال رشد، بسیار وسیع است و از کاربردهای عادی و معمولی مثل کنترل کیفیت خط تولید و نظارت ویدئویی گرفته تا فنّاوری‌های جدید مثل اتومبیل‌های بدون راننده را در برگرفته است. دامنه کاربردهای این فنّاوری بر اساس فن‌های مورد استفاده در آن‌ها تغییر می‌کند.

بینایی ماشین[2] یکی از شاخه‌های مدرن، و پرتنوع هوش مصنوعی است که با ترکیب روش‌های مربوط به پردازش تصاویر و ابزارهای تعلیم ماشینی، رایانه‌ها را به بینایی اشیاء، مناظر، و درک هوشمند خصوصیات گوناگون آن‌ها توانا می‌گرداند. یک سیستم ماشین بینایی شامل تمام اجزاء لازم به منظور تهیه، تعریف دیجیتالی یک تصویر تغییر و اصلاح داده‌ها و ارائه نمایش داده‌های تصویری دیجیتالی به دنیای بیرون می‌باشد چنین سامانه‌ای چنانچه در یک محیط صنعتی بکار گرفته شود ، ممکن است به دلیل اینکه متصل به سایر تجهیزات خط تولید می‌باشد بسیار پیچیده به نظر برسد ولی اگر چنانچه با توجه به نقش و وظیفه سیستم بینایی ، اجزاء اصلی تشکیل دهنده آن بیان شوند ، مشخص خواهد شد که پیچیدگی زیادی در سیستم وجود ندارد ، اجزاء اصلی سیستم شامل سه قسمت اصلی است.

۱- قسمت تصویربرداری
۲- پردازش
۳- نمایش یا وسایل خروجی اطلاعات

سامانه بینایی انسان دارای توانایی فوق‌العاده‌ای در تشخیص اشیاء می‌باشد و با وجود تغییر زاویه‌ی دید، تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصاویر و حتی در حالتی که قسمتی از شیء توسط مانعی پوشانده شده باشد؛ قادر است شیء مربوط را تشخیص دهد. عملکرد دقیق فرآیند تشخیص اشیاء توسط انسان، هنوز دارای ابهامات فراوانی است و از مسائل چالش‌برانگیز بینایی ماشین می‌باشد.

انجام عملیات تشخیص اشیاء و ارزیابی خسارت توسط فرد خبره علی‌رغم ویژگی‌های قابل‌توجهی که سامانه‌های حسی و بینایی انسان داراست؛ به دلیل طاقت‌فرسا بودن، بدون توقف بودن، وابستگی بیش از حد به خطای انسانی و غیره، از ارزش عملیاتی پایینی برخوردار است. یک راه حل مناسب برای موقعیت‌های مشابه، استفاده از سامانه‌های بینایی ماشین می‌باشد. بینایی ماشین به کامپیوتر اجازه می‌دهد که ببیند، پردازش کند، تصمیم بگیرد و به سامانه‌های کنترلی خود، فرمان‌های لازم را جهت رد یا قبول تولیدات، درجه‌بندی و غیره، صادر کند. در راستای این هدف مهم ما نیز در این مقاله عهده‌دار پیاده‌سازی سامانه تشخیص اشیاء و ارزیابی خسارت با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی

[1] Artificial intelligence
[2] Machine vision

هستیم. هوش مصنوعی[1]، شاخه‌ای از علوم کامپیوتر است که دربرگیرنده تمام فرآیندهایی است که به شبیه‌سازی هوش انسان بر روی کامپیوترها و یا دستگاه‌هایی که توسط کامپیوتر کنترل می‌شوند، می‌پردازد[۴].

در عملیات نظامی و رزمی، روشی دقیق و کارا جهت بررسی و تحلیل صحنه‌های نبرد وجود ندارد. تشخیص اشیاء و ارزیابی خسارت پارامترهای مهمی در تحلیل صحنه‌های نبرد هستند. از دیرباز مبنای تشخیص تهدیدات موجود، بررسی اطلاعات به دست آمده از منابع مختلف مانند تصاویر و مشاهدات محیطی بوده است، و یک فرد خبره بر اساس این اطلاعات، تهدید را شناسایی کرده و یا وقوع آن را رد می‌کند. مثلاً در سامانه‌های نظارت تصویری مداربسته همواره اطلاعات (که همان تصاویر دریافتی از دوربین‌ها می‌باشد) در جریان است و وظیفه اپراتور این است که با تشخیص صحیح موقعیت‌ها، افراد و اجسام در مواقع لزوم تصمیمات مناسبی اتخاذ کند. سامانه بینایی انسان دارای توانایی فوق‌العاده‌ای در تشخیص اشیاء می‌باشد و با وجود تغییر زاویه‌ی دید، تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصاویر و حتی در حالتی که قسمتی از شیء توسط مانعی پوشانده شده باشد؛ قادر است شیء مربوط را تشخیص دهد. کار اصلی یک سامانه تشخیص، شناسایی و موقعیت‌یابی انواع اشیاء موجود در یک تصویر می‌باشد. این سامانه در موارد مختلف صنعتی، پزشکی، نظامی، سامانه‌های امنیتی و غیره، کاربرد دارد. کمک به رانندگان در تشخیص اشیاء به منظور جلوگیری از برخورد با آن‌ها، کمک به نابینایان در شناسایی اشیاء اطراف‌شان، تشخیص هویت افراد و غیره، از کاربردهای سامانه تشخیص می‌باشد. در این مقاله نیز سامانه مورد نظر باید بتواند اشیاء مورد نظر ما را در صحنه نبرد، تشخیص داده و محل آن‌ها را توسط ترسیمِ جعبه محاطی به دور شیء، در تصویر مشخص کند.

از مسائل دیگری که در این مقاله به آن پرداخته خواهد شد ارائه روشی مناسب برای تخمین و برآورد خسارت‌های ناشی از جنگ می‌باشد. عمل تشخیص شیء و ارزیابی خسارت مکمل یکدیگر می‌باشند و برای تخمین خسارت نیاز به تشخیص اشیاء مورد نظر در صحنه نبرد که همان تصاویر دریافتی از نبرد میان دو گروه است، می‌باشد. وظیفه ما ارزیابی خسارت‌های ناشی از رزم در بعد از عملیات می‌باشد. از نگاهی دیگر تخمین خسارت به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شود: قبل از عملیات و بعد از عملیات. اگر تخمین خسارت قبل از عملیات اتفاق بیافتد می‌توان گفت یک دیدگاه احتمالاتی وجود دارد و قطعیتی در نظریه وجود ندارد و این تخمین با استفاده از روش‌های آماری و تحقیق در عملیات[2] صورت می‌گیرد. ولی اگر تخمین خسارت بعد از عملیات صورت گیرد بر عهده این مقاله می‌باشد و با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و پردازش تصاویر، به انجام می‌رسد.

[1] Artificial Intelligence
[2] Operations Research

نبود تصاویر به اندازه‌ی کافی و با کیفیت مناسب از صحنه نبرد، چه قبل از عملیات و چه بعد از عملیات رزمی، باعث ایجاد مشکلاتی در عملیات تشخیص اشیاء، شده است. از این مشکلات می‌توان به مواردی اشاره نمود: کاهش کیفیت تشخیص شیء، به طوری که این عملیات با مقداری خطا روبه‌رو خواهد بود. یعنی ممکن است اشیاء موجود در صحنه به درستی تشخیص داده نشوند. این مشکل نه تنها مشکل ما و بلکه مشکل بسیاری از محققینی می‌باشد که در این زمینه فعالیت می‌کنند. به طور کلی می‌توان گفت، نبود داده‌های مناسب و کافی یکی از چالش‌های اساسی در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین می‌باشد که ما نیز در این مقاله با این مشکل، روبه‌رو هستیم.

به صورت کلی، هدف از اجرای این طرح، تحلیل و بررسی صحنه‌های نبرد در دنیای واقعی و مجازی می‌باشد. این تحلیل توسط پردازش تصویر در هوش مصنوعی انجام می‌شود و کمک می‌کند نتایج تولید شده نهایی را در دنیای واقعی و مجازی، به عنوان مثال (بازی جنگ) استفاده نماییم و همچنین بتوانیم بهترین نتایج را از نظر دقت ثبت تصاویر در جهت ارزیابی خسارت و زمان انجام این عملیات و همچنین تشخیص اشیاء در تصاویر صحنه نبرد به دست آوریم.

با توجه به وسعت منطقه عملیات، قاعدتاً ممکن است حجم به بار آمده خسارت‌ها در منطقه عملیاتی متغیر باشد. یکی از مسائل پیش روی ما در این مقاله، یافتن تغییرات به وجود آمده بعد از عملیات رزمی می‌باشد. این مسأله با استفاده از روش‌های پردازش تصاویر مانند ثبت تصویر قابل‌حل می‌باشد. به این صورت که می‌توان با استفاده از تصاویر دریافتی قبل از نبرد از صحنه عملیات و مقایسه آن با تصاویر دریافتی بعد از نبرد از صحنه عملیات، اختلاف‌های به وجود آمده بین این دو تصویر را به دست آورد و از این اختلاف‌ها برای تخمین و ارزیابی خسارت‌های به بار آمده در عملیات رزمی استفاده نمود.

در این مقاله از روش طبقه‌بند آبشاری هار [۴] جهت انجام عملیات تشخیص اشیاء در تصاویر صحنه نبرد استفاده خواهیم نمود. منظور از تشخیص اشیاء در عملیات نظامی همان تشخیص اهداف نظامی در تصاویر صحنه نبرد می‌باشد. از نوآوری‌های این مقاله می‌توان دستیابی به روشی را عنوان نمود که با حداکثر دقت می‌تواند اهداف موجود در صحنه نبرد را تشخیص دهد و ارزیابی خسارت را با توجه به اهداف تشخیص داده شده تخمین بزند. ارزیابی خسارت توسط تشخیص اشیاء تا به حال در جایی انجام نشده است و برای بار اول در این مقاله به آن پرداخته شده و پیاده‌سازی شده است.

۲-ادبیات پژوهش

استنروس(۲۰۱۷)[1] ، بررسی‌هایی راجع به تشخیص اشیاء و پیاده‌سازی آن‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، انجام داده است [۶]. در قسمت آزمایش این پایان‌نامه، شبکه‌های عصبی کانولوشنِ[2]

[1] Stenroos
[2] Convolution

منطقه‌ای سریع[1] توسط جعبه‌ابزار نرم‌افزار متلب به نام شبکه‌های عصبی کانولوشنِ متلب[2] پیاده‌سازی شده و سپس آزمایش این روش با دو دیتابیس ترافیکی وسایل نقلیه، انجام می‌شود. عملیات کانولوشن در تصویر، به حرکت دادن یک ماتریس(فیلتر) با مقادیری خاص بر روی تصویر و ضرب داخلی آن ماتریس بر روی قسمتی از تصویر که فیلتر بر روی آن قرار دارد، گفته می‌شود. نتایج این آزمایش نشان می‌دهد Fast R-CNN، دقت بیشتری و همچنین از سرعت بالاتری نسبت به روش پایه تشخیص اشیاء با استفاده از روش شبکه‌های عصبی کانولوشنِ[3]، برخوردار می‌باشد. در ادامه بیان می‌کند که روش‌های پیشرفته از قبیل Faster R-CNN و روش تشخیص‌دهنده چند محفظه‌ای تصویر واحد[4] (SSD) ، سرعت Fast R-CNN را بهبود بخشیده‌اند.

الگوریتم جدیدی برای آشکارسازی و ردیابی اهداف متحرک با استفاده از هم مرجع سازی فریم به فریم تصویر اخذ شده، ارائه کردند. به‌طوری که نیاز به منبع دیگری جهت اطلاع از جهت حرکت و وضعیت پهپاد، ندارد. در این روش، جهت بهبود تناظر یابی، از الگوریتم ویژگی‌های سرعتی قدرتمند[5] (SURF)- بهبودیافته که اطلاعات رنگ را به توصیف‌گر ایجاد شده توسط الگوریتم SURF اضافه می‌نماید، استفاده می‌شود. در مرحله‌ی بعد، برای از بین بردن تناظرهای ضعیف، از الگوریتم رنسک استفاده می‌شود. پس از پیدا کردن نقاط متناظر قابل اعتماد در تصاویرِ فریم‌های متوالی، پارامترهای بین دو تصویر با استفاده از تبدیل پروژکتیو محاسبه می‌شود. در مرحله آخر برای آشکارسازی شیء متحرک، به ترتیب از روش‌های تفریق فریم‌ها و قطعه‌بندی تصویر استفاده می‌شود.

بلونگی و همکاران، روشی برای اندازه‌گیری شباهت بین اشکال، جهت تشخیص و شناسایی اشیاء موجود در تصویر ارائه کردند. حل این مسأله در مراحلی خلاصه شده است که در ادامه بیان می‌شوند. در این مقاله به‌منظور حل مسأله انطباق، یک توصیفگر شکل ارائه شده است. نقاط انطباقی در دو شکل مشابه، شکل بافت مشابهی خواهند داشت و ما را قادر می‌سازد تا با توجه به مسأله موجود، مشکل تطبیق نقاط را حل کنیم. با توجه به نقاط انطباقی به‌دست‌آمده ما می‌توانیم تبدیلاتی که بهترین چیدمان را به دو شکل داشته باشد، تخمین بزنیم. تفاوت‌های بین دو شکل با استفاده از مجموعه خطاهای انطباقی بین آن‌ها محاسبه می‌شود. در این مقاله از روش طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه برای یافتن شباهت بین نقاط در تصویر استفاده می‌شود.

دیان و همکاران ، الگوریتمی برای ارزیابی خسارت نبرد[6] با استفاده از تشخیصِ تغییرات در تصاویر رادار روزنه مصنوعی[1] (SAR)، ارائه کردند. با توجه به دشواری تشخیص دقیق مناطق موردحمله و غیر

[1] Fast R-CNN
[2] Matlab Convolutional Neural Network
[3] Convolutional Neural Network
[4] Single Shot Multibox Detector
[5] Speeded Up Robust Features
[6] Battle Damage Assessment

حمله در یک صحنه بزرگِ SAR، تصاویر SAR به قسمت‌های کوچکی تقسیم می‌شوند و ویژگی‌های SIFT برای هر یک از آن‌ها استخراج می‌شود. با توجه به ویژگی‌های معناییِ دو تصویرSAR در قبل و بعد از حمله، محدوده‌های تغییر یافته، تشخیص و بررسی می‌شوند. روش پیشنهادی می‌تواند به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای تأثیرات پراکندگی در شدت‌های متفاوت نور در تصاویر SAR را کاهش دهد. بعلاوه، سطح خسارت توسط محاسبات کمّی، از نتایج تشخیص تغییر، ارزیابی می‌شود.در این مقاله، ویژگی‌های معنایی از تصاویر SAR استخراج می‌شود و این سؤال مطرح می‌شود که آیا محدوده هدف تغییر یافته است یا خیر؟ این عمل توسط محاسبات کمّیِ ویژگی‌های معنایی در دو تصویر SAR دریافت شده از قبل و بعد از حمله، انجام می‌گیرد.

هان و جیان ، در مقاله خود به کاربرد شبکه بیزین در ارزیابی خسارت پرداخته‌اند. با توجه به توانایی داده‌کاوی و استنتاج، شبکه بیزین می‌تواند مسائل را به‌خوبی اما با عدم قطعیت حل کند، و نتیجه ارزیابی، نزدیک به شرایط واقعی باشد. بنابراین، شبکه بیزین به‌خوبی برای حل مسأله ارزیابی خسارتِ نبرد، به کار می‌رود. در این مقاله، تحلیل‌هایی بر روی شاخص‌های خسارت و متغیرهای حملات هوا به زمین، صورت می‌گیرد. با توجه به احتمال شرطی و محاسبات مبهم و تجربه کارشناسان؛ مقاله، مدل شبکه بیزی را ایجاد می‌کند. با پیچیدگی بیشتر محیط و افزایش پارامترهای نبرد، منابع اطلاعات، دارای عدم قطعیت بیشتری می‌شود، بنابراین ارزیابی خسارت پیچیده‌تر خواهد بود و متغیرها؛ غیرخطی و غیرقطعی می‌باشند. روش بیزین یکی از روش‌های استنتاجی مهم برای حل مسائل غیرقطعی می‌باشد و بر اساس تئوری احتمال و تئوری گراف می‌باشد.

تشخیص اشیاء توسط طبقه‌بند آبشاری هار

ویژگی های مستطیلی

به ویژگی‌های مستطیلی شکل به اصطلاح "هار" می‌گویند. ویژگی‌های هار از محیطی مستطیلی شکل در موقعیت خاص در پنجره تشخیص استفاده می‌کنند و در هر محیط شدت پیکسل‌ها را با هم جمع می‌کنند و مجموع تفاوت بین این پیکسل‌ها را محاسبه می‌کنند. این تفاوت‌ها در جهت طبقه‌بندی زیر بخش‌های تصویر استفاده می‌شود. مثالی که در اینجا می‌توان مطرح نمود، تشخیص صورت می‌باشد. به طوری که دور چشم‌ها تیره‌تر از گونه‌ها می‌باشد. یک مثال ملموس‌تر از ویژگی‌های هار برای تشخیص صورت، مجموع محدوده همسایگی مستطیلی در بالای چشم‌ها و محدوده گونه‌ها می‌باشد. هر نوع ویژگی می‌تواند وجود یا عدم وجود مشخصه‌های خاصی از تصویر، مانند لبه‌ها یا تغییرات بافت را نشان دهد. به عنوان مثال، یک ویژگی دو مستطیلی می‌تواند مرز بین یک منطقه تاریک و یک منطقه نور را نشان دهد که به آن ویژگی لبه گفته می‌شود. (مطابق شکل ۱ و شکل ۲)

[1] Synthetic Aperture Radar

شکل۱: ویژگی‌های مستطیلی (هار)

انتگرال تصویر

انتگرال تصویر[1] توانایی محاسبه سریع مجموع مقادیر پیکسل‌های موجود در یک قاب مستطیل شکل را به ما می‌دهد. ماتریس مجموع محیطی، الگوریتمی برای محاسبه‌ی سریع و دقیق زیرمجموعه‌ای از یک ماتریس (برای مثال یک تصویر) که به شکل مستطیلی ظاهر می‌شود، می‌باشد. در پردازش تصویر از این الگوریتم به عنوان انتگرال تصویر نیز یاد می‌شود. مقدار درایه‌ی (x, y) ماتریس مجموع محیطی برابر است با مجموع همه‌ی مقادیر بالا و چپ درایه‌ی (x,y) ماتریس اصلی. (طبق رابطه ۱)

$$ii(x,y) = \sum_{x' \le x, y' \le y} i(x', y') \qquad (۱)$$

طبقه‌بندی براساس آدابوست

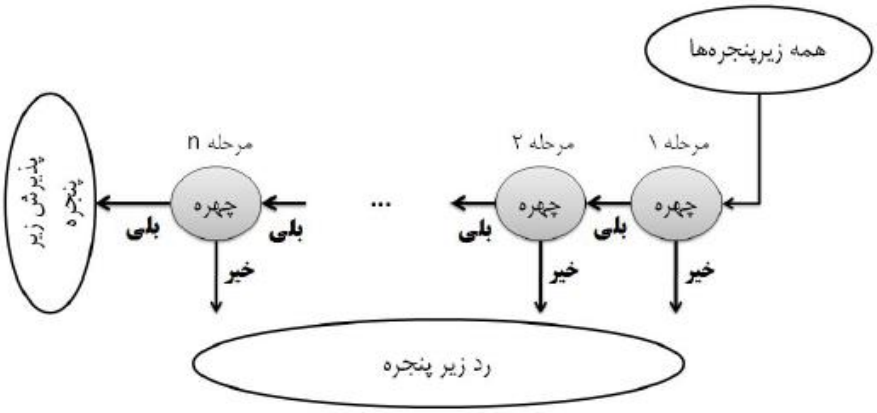
با داشتن مجموعه بسیار زیادی از ویژگی‌ها که باید بر روی تک‌تک تصاویر مثلاً چهره و غیر چهره اعمال شوند، فرآیندی بسیار سنگین و زمان‌بر، پیش رو خواهیم داشت. به صورت تجربی می‌دانیم که تعداد کمی از این ویژگی‌ها، سیستم نهایی را تشکیل می‌دهند، که این تعداد باید از بین چنین مجموعه‌ی بزرگی استخراج شوند. الگوریتم آدابوست این کار را برای ما انجام می‌دهد. هر ویژگی را بر روی تمام تصاویر آموزشی اعمال می‌کنیم. این الگوریتم برای هر ویژگی، بهترین آستانه‌ای که چهره را به مثبت و

[1] Image Integral

منفی طبقه‌بندی می‌کند، می‌یابد. منظور از تصاویر مثبت، تصاویر حاوی صورت و منظور از تصاویر منفی تصاویری می‌باشد که صورت در آن‌ها وجود ندارد. با توجه به بزرگی مجموعه ویژگی‌ها بدیهی است، اشتباهات رخ خواهند داد. بنابراین ما ویژگی‌هایی با حداقل نرخ خطا را انتخاب می‌کنیم، به این معنی که آن‌ها ویژگی‌هایی هستند که دقیق‌ترین تصاویر صورت و غیر صورت را دسته‌بندی می‌کنند. ویژگی‌های انتخاب شده توسط آدابوست، معنی‌دار و به راحتی قابل تفسیر می‌باشند. برای نمونه، شکل ۲ دو مورد از اولین ویژگی‌های انتخاب شده توسط آدابوست را به نمایش می‌گذارد .ویژگی اول به اختلاف شدت رنگ در ناحیه‌ی چشم و پیشانی اشاره دارد. ویژگی دوم که از ویژگی‌های جدید استفاده شده است، به اختلاف شدت رنگ ناحیه‌ی بین دو چشم، بینی و چشم‌ها تأکید دارد.

شکل ۲: دو ویژگی انتخاب شده توسط آدابوست

قسمت عمده یک تصویر را منطقه غیره چهره پوشش می‌دهد. بنابراین یک ایده بهتر آن است که یک روش ساده برای بررسی اینکه آیا یک پنجره چهره نیست، ارائه گردد. اگر این عمل انجام نشود مدت زمان زیادی صرف شناسایی چهره می‌شود. برای این مشکل مفهوم طبقه‌بندی آبشاری معرفی شد. به جای استفاده از تمام ویژگی‌ها در یک پنجره، ویژگی‌ها به مرحله‌های مختلف طبقه‌بندی، دسته‌بندی می‌شوند و به صورت یکپارچه اعمال می‌شوند. در ساختار آبشاری، اگر زیر پنجره‌ای در هر مرحله از آبشار به عنوان غیر چهره شناخته شود، بلافاصله رد می‌شود؛ زیر پنجره‌ای به عنوان چهره شناخته می‌شود که از همه‌ی مراحل آبشار با موفقیت عبور کند. در شکل ۳ مراحل طبقه بند آبشاری نمایش داده شده است.



شکل ۳: طبقه‌بند آبشاری

در این مقاله از همین روش برای تشخیص اهداف خود در تصاویر صحنه نبرد استفاده کرده‌ایم. منظور از اشیاء، همان اهداف مورد نظر در صحنه نبرد می‌باشد. به عنوان مثال اشیاء (اهداف) می‌تواند نیروهای دشمن یا تانک‌های جنگی باشد. از روش‌های تشخیص دیگری نظیر یادگیری عمیق و شبکه-های عصبی کانولوشن نیز می‌توان برای تشخیص اشیاء متنوع در تصاویر صحنه‌های نبرد استفاده نمود که با توجه به نیازهای ما باید این روش‌ها با یکدیگر مقایسه گردیده و بهترین روش برای انجام عمل تشخیص انتخاب گردد. روش طبقه‌بند آبشاری نسبت به روش‌های یادگیری عمیق از سرعت بالاتری برخوردار است و در عوض دقت تشخیص آن کمی پایین‌تر می‌باشد که با توجه به نیاز مسأله، سرعت اولویت بالاتری نسبت به دقت داشته و به همین دلیل در این مقاله از روش طبقه‌بند آبشاری استفاده نموده‌ایم.

۳-ارزیابی خسارت توسط روش شباهت ساختاری و خطای میانگین مربعات

پیاده‌سازی ارزیابی خسارت، توسط انطباق و ثبت تصاویرِ قبل از نبرد و بعد از نبرد صورت پذیرفته است. هدف از عملیات ثبت تصویر، تطبیق دادن دو یا چند تصویر که با زوایای دید مختلف یا در فواصل مختلف و یا در زمان‌های مختلف از یک صحنه تهیه شده‌اند، می‌باشد. تطبیق تصویر، تطبیق دو یا چند تصویر با یکدیگر و یا با یک تصویر مرجع می‌باشد که ممکن است تصویربرداری در زمان‌های مختلف یا از زوایای دید مختلف و یا با حسگرهای مختلف از یک صحنه انجام گرفته باشد. می‌توان با یک تابع تبدیل که بتواند یک تصویر را بر دیگری نگاشت کند عدم تطبیق بین دو تصویر را مدل نمود.

در این مقاله، ما از معیارهای خطای میانگین مربعات[1] (mse) و شباهت ساختاری (ssim) ، جهت سنجش اختلاف و شباهت میان تصاویر، جهت انطباق پیکسل‌های مشابه در دو تصویر اولیه و ثانویه و در نهایت استفاده از این روش‌ها برای ارزیابی خسارت استفاده می‌کنیم.

روش شباهت ساختاری، تغییرات را در اطلاعات ساختاری می‌سنجد. اما روش خطای میانگین مربعات، خطاهای دریافتی را تخمین می‌زند.

روش شباهت ساختاری، دو تصویر را با استفاده از پنجره‌هایی مقایسه می‌کند، در واقع نمونه‌های کوچک‌تری از تصاویر را توسط پنجره‌هایی با یک‌دیگر مقایسه می‌کند. اما در روش خطای میانگین مربعات، کل تصاویر برای مقایسه با یک‌دیگر دریافت می‌شوند. مشکل عمده در روش خطای میانگین مربعات، این است که فاصله‌های زیاد بین شدت‌های پیکسل، لزوماً به این معنی نمی‌باشد که محتویات تصاویر تفاوت‌های زیادی دارند. در این مقاله برای کنترل بیشتر و تصمیم‌گیری بهتر جهت ارزیابی خسارت، از هر دو روش استفاده نموده‌ایم.

اساس کلی روش خطای میانگین مربعات مطابق فرمول (۲) می‌باشد:

$$MSE = \frac{1}{mn}\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1}\left[I(i,j)-K(i,j)\right]^2$$

m و n ابعاد تصاویر هستند. i و k به ترتیب، تصویر اول و دوم با درایه‌های تشکیل دهنده خود با نام i و j می‌باشند.

در روش شباهت ساختاری، اندازه‌گیری شباهت به سه قسمت تقسیم می‌شود: روشنایی، تباین و ساختار. در ابتدا، روشنایی هر تصویر ارزیابی می‌شود. از رابطه (۳) برای تخمین میانگین شدت روشنایی استفاده می‌شود:

(۳)

$$\mu_x = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i$$

تابع مقایسه روشنایی l(x,y)، تابعی از μ_x و μ_y است. در مرحله بعد، میانگین شدت روشنایی را از تصویر حذف می‌کنیم. برای قسمت تباین تصویر، از انحراف معیار[2] (ریشه مربع واریانس)، به عنوان تخمینی از تباین تصویر، استفاده نموده‌ایم. مطابق فرمول (۴):

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu_x)^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

[1] Mean Square Error
[2] Standard Deviation

تابع تباین به صورت عبارت c(x,y) بیان می‌شود و σ_x و σ_y را مقایسه می‌کند. سپس تصویر توسط انحراف معیار خودش نرمال‌سازی می‌شود (تقسیم). و دو تصویر باهم مقایسه می‌شوند، در حالی که یک انحراف معیار واحد دارند و سپس مقایسه ساختاری s(x,y)، بر روی تصاویر نرمال‌سازی شده‌ی (x- μ_x)/ σ_x و (y-μ_y)/ σ_y، انجام می‌شود.

در نهایت، هر سه قسمت در یک فرمول نهایی خلاصه می‌شوند:

$$S(x,y) = f(l(x,y),c(x,y),s(x,y)) \quad (۵)$$

به طوری که برای قسمت روشنایی تصویر داریم:

$$l(x,y)=\frac{2\mu_x\mu_y+C_1}{\mu_x^2+\mu_y^2+C_1} \quad (۶)$$

(تمامی پارامترها در فرمول نهایی توضیح داده شده‌اند)

و برای قسمت تباین تصویر داریم:

$$c(x,y)=\frac{2\sigma_x\sigma_y+C_2}{\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2} \quad (۷)$$

و همچنین برای قسمت مقایسه ساختاری تصویر داریم:

$$s(X,Y)=\frac{\sigma_{xy}+C_3}{\sigma_x\sigma_y+C_3} \quad (۸)$$

در شکل گسسته، σ_{xy} می‌تواند به عنوان رابطه زیر تخمین زده شود:

$$\sigma_{xy}=\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu_x)(y_i-\mu_y) \quad (۹)$$

فرمول نهایی برای روش شباهت ساختاری به این صورت بیان می‌شود:

$$SSIM(x,y)=\frac{(2\mu_x\mu_y+C_1)(2\sigma_{xy}+C_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+C_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2)} \quad (۱۰)$$

پارامترهای موجود در این فرمول شامل، (X,Y) مکان پنجره N*N در هر تصویر می‌باشد. μ_x و μ_y میانگین شدت‌های پیکسل در جهت x و y می‌باشند. σ_x و σ_y واریانس شدت در جهت x و y همراه با کوواریانس می‌باشند. همچنین اعداد C_1 و C_2، ثابت‌های مثبتی می‌باشند که برای جلوگیری از ناپایداری محاسباتی، زمانی که مخرج کسر عدد کوچکی است به کار می‌روند.

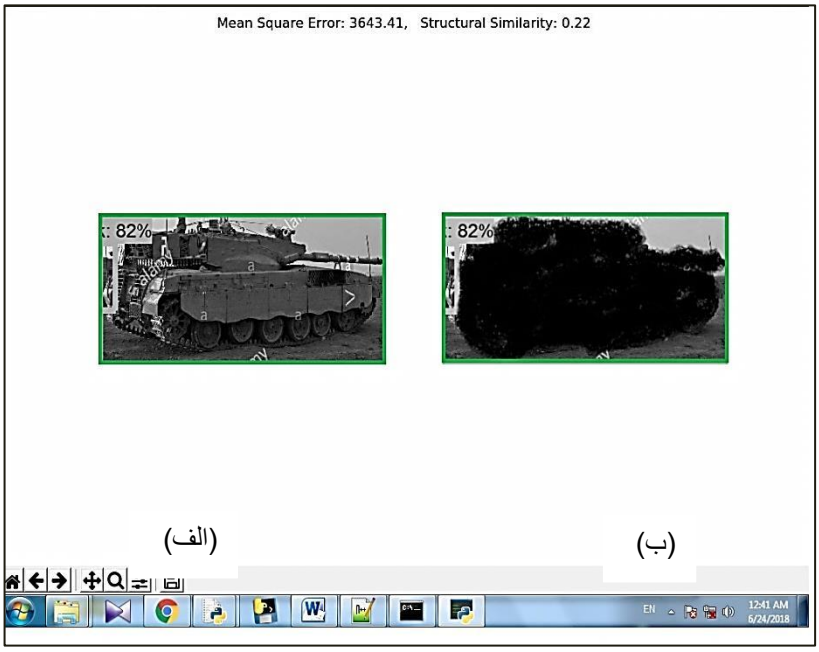
۴-تحلیل آزمایش‌ها

برای انجام عمل ارزیابی خسارت توسط پردازش تصاویرِ قبل از نبرد و بعد از نبرد، ابتدا اشیاء مورد نظر در تصویر تشخیص داده می‌شوند. این تشخیص می‌تواند در کنترل تجهیزات نظامی و همچنین تصمیم‌گیری و ارائه راهکار و ارزیابی و برآورد پارامترهای مهم در نبرد، مؤثر باشد. برای انجام عمل ارزیابی خسارت، ترجیح بر این است که ابتدا اشیاء مهم در تصویر تشخیص داده شوند و سپس خسارت وارده به همان اشیاء، تخمین زده شود. در پیاده‌سازی و آزمایش روش‌مان از سامانه کامپیوتری با پردازنده اینتل Corei7-3630QM و ۶ گیگابایت حافظه اصلی، استفاده شده است.

در یک تصویر صحنه نبرد، ممکن است اشیایی در تصویر موجود باشد که به دست آوردن خسارت وارده به آن‌ها برای ما اهمیتی نداشته باشد. به همین دلیل کار تشخیص شیء کمک می‌کند که قسمت‌های مهم تصویر را استخراج کرده و ارزیابی خسارت را فقط بر روی همان قسمت انجام دهیم. در مقابل مواردی نیز پیش می‌آید که فرمانده نیاز دارد تمام تصویر را ارزیابی کند و خسارت آن را به دست آورد. در اینجا دیگر نیازی به تشخیص اشیاء نیست و می‌توان تمام تصویر را به برنامه داد تا خسارت را تخمین و ارزیابی کند. در ادامه مثال‌هایی از اجرای ارزیابی خسارت بیان خواهیم نمود.

در شکل ۴، ارزیابی خسارت فقط درون کادرِ شیء تشخیص داده شده، انجام شده است. همان طور که در تصویر نمایان است، مقدار شباهت ساختاری[1] برابر ۰,۲۲ و مقدار خطای میانگین مربعات[2]، برابر با ۳۶۴۳,۴۱ می‌باشد. مقدار شباهت ساختاری هرچه به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد میزان تغییرات کمتری داریم و تصاویر به یکدیگر مشابه‌تر می‌باشند و در واقع خسارت کمتری خواهیم داشت، و هر چه این مقدار به ۰ نزدیک‌تر شود میزان شباهت کمتر و در مقابل خسارت بیشتری نیز به تجهیزات وارد گشته است. میزان تغییرات شباهت ساختاری بین ۰ و ۱ می‌باشد. برای معیار خطای میانگین مربعات، هرچه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد به‌اصطلاح خطای کمتر و شباهت بیشتری بین تصاویر وجود دارد و هرچه این عدد بیشتر شود، شباهت کمتری وجود دارد و تغییرات بیشتری مشاهده می‌شود، پس در مقابل، خسارت بیشتری نیز به تجهیزات وارد گشته است.

[1] Structural Similarity
[2] Mean Square Error



شکل۴: ارزیابی خسارت در داخل کادر سبز رنگ. (الف) تصویر تانک سالم قبل از نبرد. (ب) تصویر تانک تخریب شده بعد از نبرد

در شکل ۴ معیار شباهت ساختاری نشان می‌دهد تانک مورد نظر به طور تقریباً کامل از بین رفته است، در واقع حدود ۸۰ درصد تانک جنگی تخریب شده است. معیار خطای میانگین مربعات، نشان می‌دهد که تغییرات بسیاری صورت گرفته و تانک مورد نظر به طور تقریباً کامل تخریب شده است. با توجه به کمبود تصاویر مورد نیاز تمامی تغییرات و آسیب‌های وارده به تانک در تصویر، در زمان بعد از نبرد را توسط نرم‌افزارهایی مانند، فتوشاپ و پینت، شبیه‌سازی نموده‌ایم. به عنوان مثال شکل ۴ (ب) تصویر تانکی را نشان می‌دهد که در عملیات جنگی منفجر شده است و به طور تقریباً کامل نابود شده است. و تصویر (الف)، همان تانک را در قبل از جنگ نشان می‌دهد که کاملاً سالم است.

در این قسمت برای ارزیابی بهتر خسارت در درون کادر از رده‌بندی خسارت‌ها استفاده کرده‌ایم. به این صورت که از معیار شباهت ساختاری برای رده‌بندی میزان خسارت‌ها وارد آمده استفاده می‌کنیم. (طبق جدول ۱).

جدول ۱: رده‌بندی خسارت

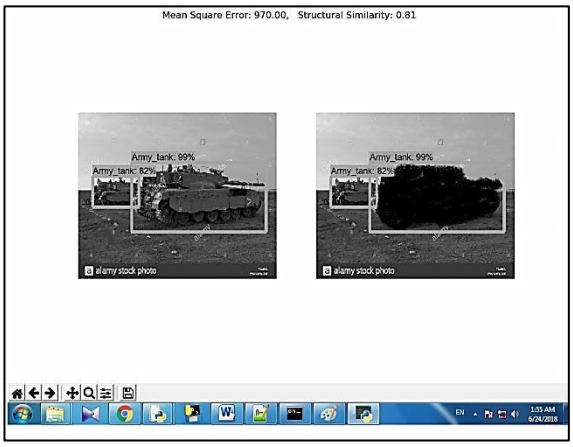
سطح خسارت	شاخص خسارت	میزان خسارت
۱	۰,۷۵ ۰,۹۹<SSIM≤	کم
۲	۰,۷۵<SSIM≤۰,۵۰	متوسط
۳	۰,۵۰<SSIM≤۰,۲۵	شدید
۴	۰,۲۵<SSIM≤ ۰	کامل

همان طور که در تصویر ۴ مشاهده می‌شود مقدار SSIM برابر با ۰,۲۲ است و این میزان در سطح ۴ جدول ارزیاب خسارت قرار دارد و نشان دهنده تخریب کامل می‌باشد.

در شکل ۵، ارزیابی خسارت در تمام تصویر انجام شده و تنها داخل کادر ارزیابی نمی‌شود. همان طور که مشاهده می‌شود مقدار شباهت ساختاری برابر با ۰,۸۱ و خطای میانگین مربعات برابر با ۹۷۰,۰۰ می‌باشد و این در حالی است که برنامه، تانک آسیب دیده را نسبت به تمام تصویر می‌سنجد، درحالی که به تجهیزات در مکان‌های دیگر تصویر، خسارتی وارد نشده است. و تنها به یکی از تانک‌های درون کادر آسیب رسیده است. پس در این مورد بهتر است که ارزیابی خسارت تنها در داخل کادر صورت پذیرد.

در این مرحله، بعد از به دست آوردن میزان تغییرات و مشابهت‌ها و همچنین موقعیت تانک‌های جنگی در تصاویر صحنه نبرد، به کارشناس خبره نظامی که بتواند با استفاده از اطلاعاتی که برنامه در اختیار او قرار می‌دهد، ارزیابی قیمت تجهیزات را انجام دهد و در نهایت خسارت دقیق آن را برحسب واحد معینی برآورد کند، نیاز می‌باشد.

شکل ۵: ارزیابی خسارت در تمام تصویر. (سمت چپ) تصویر تانک سالم قبل از نبرد. (سمت راست) تصویر تانک تخریب شده بعد از نبرد



۵-نتیجه‌گیری

سامانه تشخیص اشیاء و ارزیابی خسارت به فرمانده کمک می‌کند تا موقعیت اشیاء مورد نظر خود را در تصویر به دست آورده و تصمیمات مناسب را اتخاذ نماید. این سامانه برای عمل تشخیص اشیاء، محل آن‌ها را توسط ترسیمِ جعبه محاطی به دور شیء، در تصویر مشخص می‌کند. پیاده‌سازی این سامانه با توجه به محدودیت‌هایی مانند کمبود داده‌های مورد نیاز (تصاویر دریافتی از منطقه نبرد، قبل از شروع حمله و همچنین تصاویر دریافتی از منطقه نبرد، بعد از رخداد حمله)، و همچنین نبود سامانه‌های کامپیوتری با قدرت پردازش حجم بالای تصاویر، انجام شده است. با وجود تمامی این مشکلات، سامانه-ای طراحی گردیده است که می‌تواند برخی اشیاء موجود در تصاویر نبرد را تشخیص دهد و با توجه به اشیاء موجود در تصویر، و حتی در بعضی مواقع، بدون در نظر گرفتن عملیات تشخیص شیء، ارزیابی خسارت را انجام دهد. در سامانه ارزیابی خسارت از دو معیار شباهت ساختاری و خطای میانگین مربعات برای تعیین میزان اختلافات و تغییرات تصاویر استفاده شده و در نهایت با استفاده از همین اختلافات و تغییرات توانستیم میزان خسارت را رده‌بندی کرده و شاخصی جهت تخمین خسارت تعیین نماییم.

۶-مراجع

[۱] موسوی، وحید. خزائی، صفا، ۱۳۹۶. "آشکارسازی و ردیابی اهداف متحرک در تصاویر پرنده‌های بدون سرنشین، "، *نشریه علمی پژوهشی علوم و فنون نقشه‌برداری*، دوره هفتم، شماره ۱، (صص) ۱۷۸-۱۷۵

[۲] B. S. Thrun, (2010), "Toward Robotic Cars", Communications of the ACM, Volume 53, Issue 4, p. 99.

[۳] R. Gonzalez, R. Woods, and B. Masters, (2009), "Digital Image Processing, Third Edition" ,J. Biomed. Opt, vol. 14, p. 24.

[۴] J. R. Stuart and N. Peter, (2016), "Artificial Intelligence a Modern Approach", Pearson Education , vol. 72, no. 1–2, p. 50.

[۵] P. Viola and M. Jones, (2001), "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", Proc IEEE Comput Soc Conf Comput Vis Pattern Recognition CVPR, vol. 1, p. 511.

[۶] O. Stenroos, (2017), "Object detection from images using convolutional neural networks" ,Aalto University School of Science, p. 2.

[۷] R. Girshick, (2015), "Fast R-CNN," IEEE Int. Conf. Comput. Vis, pp. 1440-1449

[۸] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, (2017), "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, vol. 39, no. 6, pp. 1440-1448

[۹] W. Liu et al, (2016), "SSD: Single shot multibox detector," Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics), vol. 9905 LNCS, pp. 21-37

[۱۰] A. Xu and G. Namit, (2008), "SURF : Speeded - Up Robust Features," Eur. Conf. Comput. Vis, pp. 1.

[۱۱] M. a Fischler and R. C. Bolles, (1981), "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Commun. ACM, vol. 24, no. 6, p. 38.

[۱۲] M. a Fischler and R. C. Bolles, (1981), "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Commun. ACM, vol. 24, no. 6, p. 38.

[۱۳] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha,(2002), "Shape matching and object recognition using shape contexts," IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, vol. 24, no. 4, p. 509.

[۱۴] Z. De-yun, Z. Li-na, Z. Kai, and Z. Kun, (2015), "Battle damage assessment with change detection of SAR images," Control Conf. (CCC), pp. 193–197.

L. Chen-han and H. Jian, (2014), "The application of Bayesian network in battle damage assessment," Softw Eng Serv. Sci (ICSESS), 5th IEEE Int. Conf, pp. 529–532.

[۱۵] M. a Fischler and R. C. Bolles, (1981), "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Commun. ACM, vol. 24, no. 6, p. 38.