





دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه هوش مصنوعی

شناسایی خودکار هدف در تصاویر راداری SAR

سجاد رضایی فر

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

استاد مشاور:

دکتر حمید حسن پور

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ۱۳۹۲

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکته : مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه : هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سجاد رضایی فر

تحت عنوان: شناسایی خودکار هدف در تصاویر راداری SAR

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه

..... مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	آقای دکتر حمید حسن پور		آقای دکتر علی اکبر پویان

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور

تقدیم بہ

پدرو مادر مہربانم...

تشکر و قدردانی

حمد و سپاس از آن خداوند بزرگ است. خداوندی که ما را در مسیر تحصیل علم و دانش قرار داد و اساتید فرزانه‌ای چون دکتر علی‌اکبر پویان ، دکتر حمید حسن‌پور و دکتر مرتضی زاهدی را در مسیر راهم قرار داد. تشکر می‌کنم از تمام محبت‌ها و بزرگواری‌های شما اساتید محترم. شمایی که وجودتان نعمتی بود برای این بنده حقیر.

تشکر و قدردانی می‌کنم از زحمات پدر و مادر عزیزم در تمام مراحل زندگی. از همراهی‌ها و پشتیبانی‌هایشان در سختی‌ها و مشکلات. خداوند سایه پرمهرشان را بر سرم پاینده بدارد.

تعهد نامه

اینجانب **سجاد رضایی فر** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کامپیوتر – گرایش هوش مصنوعی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **شناسایی خودکار هدف در تصاویر راداری SAR** تحت راهنمایی آقای **دکتر علی اکبر پویان** متعهد می شوم :

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش دیگران به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود و یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا استفاده نشده است
- کلیه حقوق معنوی این اثر مربوط به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تاثیر گذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.

تاریخ

امضاء

چکیده

سیستم‌های نظارتی در دنیای پر تهدید کنونی نقش بسیار پررنگی برای ایمن سازی سیستم‌ها از آسیب‌های ممکن دارند. سازمان‌ها و مراکز نظامی بدلیل حساسیت و اهمیت ماموریتشان نیازمند بهترین و بادقت‌ترین سیستم‌های نظارتی هستند. استفاده از سیستم‌های خودکار با استفاده از دستگاه‌های الکترونیکی در این مراکز به سرعت در حال گسترش است. یکی از شاخه‌های تحقیق در مورد سیستم‌های نظارتی نظامی شامل سلسله تحقیقاتی می‌شود که از آن به عنوان شناسایی خودکار هدف نام برده می‌شود. هدف از این سیستم‌ها بدست آوردن اطلاعات از تجهیزات نظامی دشمن با دقت و سرعت بالا و همچنین کاهش مخاطرات ناشی از فعالیت‌های شناسایی برای عامل انسانی است. در این پایان‌نامه ما به بررسی روش‌های موجود برای پیاده‌سازی یک سیستم شناسایی خودکار هدف پرداخته و با ارائه یک روش جدید، مزایای روش پیشنهادی خود را نسبت به روش‌های گذشته بیان می‌کنیم. در این پایان‌نامه از تصاویر راداری SAR به عنوان داده‌های مورد نیاز برای شناسایی استفاده شده است. سنسورهای SAR توانایی تصویر برداری در هر شرایط آب و هوایی را دارند. مطالب این پایان‌نامه در دو بخش کلی پردازش تصویر و شناسایی الگو دسته‌بندی می‌شوند. در بخش پردازش تصویر با استفاده از تبدیل ویولت و عملیات مورفولوژی، هدف موجود در تصویر را تشخیص داده و آنرا از پس‌زمینه جدا می‌کنیم. اما در بخش شناسایی الگو با استفاده از ۸ ویژگی از ساختار هندسی هدف و با استفاده از الگوریتم‌های دسته‌بندی مختلف، اقدام به شناسایی نوع هدف می‌کنیم. روش پیشنهادی ما برای دسته‌بندی داده‌ها در این پایان‌نامه استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی است. برای بررسی کارایی روش پیشنهادی با استفاده از داده‌ها مجموعه داده MSTAR الگوریتم‌های مورد نظر را پیاده‌سازی نموده‌ایم. نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های مطرح شده در این پایان‌نامه با سه مورد از مقالات معتبر در زمینه شناسایی خودکار هدف مورد مقایسه قرار گرفت و نشان داد که روش پیشنهادی این مقاله از نظر دقت شناسایی اهداف بهتر از روش‌های دیگر عمل کرده است.

فهرست

صفحه

عنوان

۱- مقدمه

- ۱-۱- مقدمه‌ای بر شناسایی خودکار هدف: ۱
- ۱-۱-۱ معماری ATR ۲
- ۲-۱-۱ چرا ATR؟ ۲
- ۳-۱-۱ کاربردهای ATR ۳
- ۲-۱-۲ مروری بر ATR / تشخیص هدف: ۴
- ۱-۲-۱ نشان دهنده هدف متحرک ۴
- ۲-۲-۱ رادار دریچه ترکیبی ۵
- ۳-۲-۱ MTI در مقایسه با SAR ۷

۲- مروری بر کارهای گذشته

- ۱-۲-۱ مقدمه ۱۰
- ۲-۲-۱ پیش‌پردازش و کاهش نویز ۱۰
- ۱-۲-۲ فیلتر کوان ۱۱

۱۱	فیلتر لی	۲-۲-۲
۱۲	فیلتر گاما	۳-۲-۲
۱۳	فیلتر فراست	۴-۲-۲
۱۳	قطعه‌بندی و تشخیص هدف	۳-۲
۱۵	نرخ هشدار غلط ثابت	۱-۳-۲
۱۷	دسته‌بندی	۴-۲
۱۷	روش‌های مبتنی بر الگو	۱-۴-۲
۱۹	روش‌های مبتنی بر ساختار هندسی هدف	۲-۴-۲

۳- کاهش نویز و تشخیص هدف در تصویر

۲۱	مقدمه	۱-۳
۲۱	مجموعه داده‌ها	۲-۳
۲۲	مجموعه داده‌های عمومی MSTAR	۱-۲-۳
۲۴	پیش‌پردازش	۳-۳
۲۴	تبدیل ویولت	۱-۳-۳
۲۶	کاهش نویز بوسیله تبدیل ویولت	۲-۳-۳
۲۸	مورفولوژی	۴-۳
۳۰	تشخیص هدف بوسیله مورفولوژی	۵-۳
۳۳	اعمال کاهش نویز بوسیله ویولت و عملیات مورفولوژی به صورت همزمان	۶-۳
۳۵	نتیجه‌گیری	۷-۳

۴- شناسایی هدف

۳۷	۱-۴ - مقدمه
۳۷	۲-۴ - ویژگی
۳۸	۱-۲-۴ - مساحت هدف
۳۹	۲-۲-۴ - نسبت طول به عرض هدف:
۴۰	۳-۲-۴ - پیکسل‌های هدف:
۴۰	۴-۲-۴ - نقاط قله:
۴۲	۳-۴ - بردار ویژگی:
۴۳	۴-۴ - الگوریتم‌های دسته‌بندی
۴۴	۱-۴-۴ - روش K نزدیکترین همسایه
۴۵	۲-۴-۴ - روش یادگیری پرسپترون
۴۷	۳-۴-۴ - ماشین بردار پشتیبان
۴۹	۵-۴ - یادگیری ترکیبی
۵۲	۶-۴ - نتیجه‌گیری

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

۵۵	۱-۵ - مقدمه
۵۶	۲-۵ - پایگاه داده
۵۶	۳-۵ - پیاده‌سازی بوسیله‌ی الگوریتم K نزدیکترین همسایه
۵۸	۴-۵ - پیاده‌سازی بوسیله‌ی الگوریتم پرسپترون
۶۰	۵-۵ - پیاده‌سازی بوسیله الگوریتم SVM
۶۱	۶-۵ - پیاده‌سازی بوسیله‌ی الگوریتم AdaBoost
۶۲	۷-۵ - مقایسه و تحلیل نتایج پیاده‌سازی‌های مختلف
۶۳	۸-۵ - جمع‌بندی

۶- نتیجه‌گیری و کارهای آتی

- ۶-۱- نتیجه‌گیری ۶۶
- ۶-۲- پیشنهادات ۶۸

فهرست اشکال

عنوان	صفحه
شکل ۱-۱ - فلوجارت مراحل یک سیستم شناسایی خودکار هدف	۲
شکل ۲-۱ - نحوه تصویربرداری حسگر SAR	۶
شکل ۱-۲ - انواع سطوح موجود بر روی سطح زمین که تاثیر گذار بر تصویر SAR هستند	۱۵
شکل ۲-۲ - نحوه کار روش CFAR	۱۶۱۶
شکل ۳-۳ - کاهش نویز نمونه‌هایی از تصویرهای SAR بوسیله‌ی ویولت	۲۷
شکل ۴-۳ - نحوه کار عملیات Dilation	۲۹
شکل ۵-۳ - نحوه کار عملیات Erosion	۲۹
شکل ۶-۳ - نحوه کار عملیات Closing و Opening	۳۰
شکل ۷-۳ - تشخیص هدف در تصویر بوسیله‌ی عملیات Opening مورفولوژی	۳۱
شکل ۸-۳ - گسترش شکل (۷-۳) برای پر کردن حفره‌ها بوسیله‌ی عملیات Closing مورفولوژی	۳۲
شکل ۹-۳ - مقایسه بین روش‌های مختلف برای تشخیص هدف - a : تصویر اولیه SAR. b : استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز و مورفولوژی برای تشخیص هدف. C : استفاده از ویولت برای کاهش نویز و استفاده از مقدار آستانه برای تشخیص هدف. d : استفاده از فیلتر لی برای کاهش نویز و استفاده از مورفولوژی برای تشخیص هدف	۳۴

- شکل ۱-۴ - نمونه‌های از اهداف تشخیص داده شده برای محاسبه مساحت اهداف ۳۹
- شکل ۲-۴ - استخراج نقاط قله از هدف. نقاط روشن در تصویر نقاط قله هستند. شکل سمت چپ تصویری از تانک T72 و شکل سمت راست تصویری از نفربر ZSU ۴۲
- شکل ۳-۴ - نمایی از یک پرسپترون. ضرب نقطه‌ای بردار ویژگی ورودی در بردار وزن‌ها و اعمال حاصل آن به تابع فعالساز خروجی ۴۵
- شکل ۴-۴ - نمایی از نحوه عمل ماشین بردار پشتیبان. هدف بیشینه کردن حاشیه‌ها است ۴۸
- جدول ۱-۵ - پیکره‌بندی شبکه عصبی پرسپترون به ازای ۱۰ نرون در لایه مخفی ۵۸

فهرست جداول

- جدول ۵-۱ - نتایج پیاده‌سازی الگوریتم K نزدیکترین همسایه به ازای Kهای مختلف..... ۵۷
- جدول ۵-۲ - نتایج پیاده‌سازی شبکه عصبی به ازای تعداد نرونهای مختلف در لایه مخفی..... ۵۹
- جدول ۵-۳ - نتایج پیاده‌سازی الگوریتم SVM به ازای کرنلهای مختلف..... ۶۱
- جدول ۵-۴ - نتایج الگوریتم AdaBoost در بهترین شرایط..... ۶۲
- جدول ۵-۵ - نتایج الگوریتمهای مختلف استفاده شده و سه مقاله مختلف به ازای دو درجه تورفتگی متفاوت ۶۳

فصل اول

۱- مقدمه

۱-۱- مقدمه‌ای بر شناسایی خودکار هدف:

شناسایی خودکار هدف با استفاده از رادار یک شاخه تحقیقاتی فعال و وسیعی را شامل می‌شود. با ارتقا در تکنولوژی کامپیوتر، شناسایی و دسته‌بندی بلادرنگ هدف به یک مشخصه مهم و ضروری سیستم‌های راداری مخصوصاً در کاربردهای نظامی تبدیل شده است. اطلاعات سنسورهای راداری برای مکان‌یابی، ردیابی و شناسایی قوای دشمن فواید تاکتیکی بسیاری برای قوای خودی در بر دارد.

شناسایی خودکار هدف فرآیندی است که در آن یک الگوریتم کامپیوتری انواع بخصوصی از اهداف و اشیای نظامی را در داده‌های بدست آمده تشخیص می‌دهد و شناسایی می‌کند. این داده‌ها معمولاً تصاویر با رزولوشن بالا و با پوشش وسیع سطح زمین هستند که از تکنولوژی‌هایی مانند ¹SAR، ²FLIR و غیره حاصل می‌شوند. شناسایی خودکار هدف یک زمینه تحقیقاتی است که برای انجام آن نیازمند دانش در بخش‌هایی مانند تکنولوژی سنسور، پردازش تصویر و سیگنال، شناسایی الگو، برنامه‌نویسی کامپیوتری و معماری سیستم هستیم. اصلی‌ترین چالش یک سیستم شناسایی خودکار هدف دستیابی به اهداف زیر است:

- دستیابی به دقت شناسایی بالای هدف (شناسایی هدف در کلاس صحیح) با وجود تغییرات مشخصات هدف مانند پیکره‌بندی و ساختار اهداف، کیفیت پایین حسگرها، تعاملات و برهم‌کنش میان هدف و پس‌زمینه و تغییرات محیطی.
- جلوگیری از شناسایی اشیای غیر هدف به عنوان هدف حتی در پس‌زمینه‌های متغیر و پیچیده
- بلادرنگ بودن در انجام عملیات

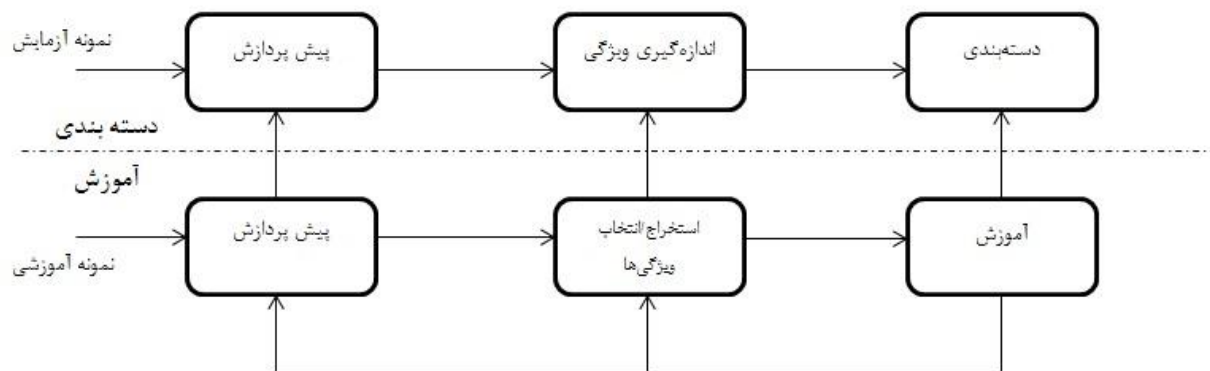
البته چالش بزرگ دیگری که برای سیستم‌های شناسایی خودکار هدف بسیار مهم است، ارزیابی موفقیت سیستم بوسیله‌ی مجموعه داده‌های آموزشی‌ای است که تفاوت چندانی با دنیای واقعی نداشته باشند.

¹ Synthetic Aperture Radar

² Forward Looking Infra-Red

۱-۱-۱ - معماری ATR^۳

معماری یک سیستم ATR پایه در شکل (۱-۱) نمایش داده شده است. بخش تشخیص باید محدوده-هایی از داده را مشخص کند که احتمال وجود هدف در آنها است. در واقع باید محدوده‌هایی که شبیه هدف هستند را مشخص نماید. سپس مجموعه‌ای از ویژگی‌ها برای هر بخش تشخیص هدف شده محاسبه می-شود. این ویژگی‌ها پارامترهایی نظیر اندازه، شکل، ساختار و یا مقادیر سیگنال دریافتی هستند که باید به گونه‌ای انتخاب شوند که توانایی جداسازی کلاس‌های مختلف اهداف از یکدیگر را داشته باشند. در نهایت ویژگی‌های اندازه‌گیری شده به یک دسته‌بند ارسال می‌شود تا بر اساس آنها کلاس هدف تعیین گردد. البته پیش‌پردازش‌هایی برای بالابردن کیفیت تصویر و کاهش نویز قبل از مراحل تشخیص موقعیت هدف و همچنین استخراج ویژگی می‌تواند صورت پذیرد.



شکل ۱-۱ - فلوجارت مراحل یک سیستم شناسایی خودکار هدف

۱-۱-۲ - چرا ATR؟

ATR به دو دلیل توانایی بالایی برای افزایش کارایی و تاثیرگذاری سیستم‌های جنگی که بر بسترهای مختلفی عمل می‌کنند، دارد: اول اینکه بدلیل وجود داده‌های سنسوری بسیار زیاد در سیستم‌های جنگی و نظامی، ارزیابی و آنالیز تمام این داده‌ها توسط عامل انسانی امری بسیار هزینه‌بر و زمان‌بر است. در این شرایط ATR می‌تواند حتی در سیستم‌هایی که کاملاً خودکار نیستند نیز نقش بسزایی در کاهش داده‌های مورد بررسی عامل انسانی داشته باشد. در واقع می‌توان در چنین کاربردهایی از ATR برای استخراج داده‌های مهم از میان حجم انبوه داده‌های ورودی استفاده کرد.

³ Automatic Target Recognition

دوم اینکه وسایل هوشمند نظامی که با درک بلادرنگ از محیط اطراف خود قابلیت تطبیق پذیری با شرایط محیط را دارند، نیازمند ارزیابی و آنالیز خودکار داده‌ها هستند. در واقع احساس نیاز به چنین وسایل هوشمندی نظیر روبات‌ها که نقش تاثیرگذاری در تمام زمینه‌های نظامی دارند روزبروز بیشتر و گسترده‌تر می‌شود و این مسئله نیاز به سیستم‌های ATR را بیش از پیش مشخص می‌کند.

۱-۱-۳- کاربردهای ATR

کاربردهای بسیار گسترده‌ای از ATR می‌توان انتظار داشت. در سیستم‌های نظارتی نیاز به سیستم‌های سریع و با دقت بالا روزبروز افزایش می‌یابد. می‌توان گفت که در تمام زمینه‌های نظارتی نظامی، ATR می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. کاربردهای ATR طیف وسیعی از سیستم‌های بلادرنگ نظامی را شامل می‌شود. نمونه‌ی این کاربردها که بسیار مورد توجه است، موشک‌های کروز است. در این سیستم‌ها باید قیل از اینکه موشک به مواضع هدف خود برسد، هدف مورد نظر شناسایی شده و مشخصات آن بررسی گردد.

دیگر کاربردی که اخیراً بسیار مورد توجه محققان و کارشناسان نظامی قرار گرفته است، اسلحه‌های هوشمند است. این سلاح‌ها با استفاده از سنسورهایی که دارند و محیط اطراف خود را رصد می‌کنند، با استفاده از آنالیز و بررسی اطلاعات این سنسورها، بصورت بلادرنگ هدف مورد رصد را شناسایی کرده و به کاربر معرفی می‌کنند. به این وسیله کاربر می‌تواند برای نبرد با هدف مورد نظر خود را بهتر آماده کند.

البته در شاخه سیستم‌های غیر بلادرنگ هم کاربردهایی از ATR می‌تواند بوجود آید. یکی از گسترده‌ترین این کاربردها هواپیماهای بدون سرنشین است. بخشی از این هواپیماها ماموریت‌های کسب اطلاعات و عکس‌برداری را از مواضع دشمن بر عهده دارند. در این گونه هواپیماها می‌توان با استفاده از روش‌های ATR تجهیزات و ادوات نظامی دشمن را شناسایی نمود.

در کل می‌توان اینگونه گفت که کسب اطلاعات از تجهیزات دشمن با دقت و سرعت بالا و کمینه کردن خطرات ناشی از ماموریت‌های شناسایی برای عوالم انسانی از اهداف ATR است. با چنین هدفگذاری گسترده‌ای طبیعی است که کاربردهای وسیعی از ATR هم می‌تواند انتظار داشت.

۱-۲- مروری بر ATR / تشخیص هدف:

هدف اصلی و عمومی از ATR تحلیل داده‌های تصویر توسط کامپیوترهای دیجیتالی برای تشخیص، دسته‌بندی و شناسایی مشخصات هدف به صورت خودکار با کمترین میزان کمک توسط انسان است. این داده‌های تصویر می‌توانند توسط یک یا چند سنسور تصویری نظیر رادار، سنسور نوری (optical)، مادون قرمز و غیره حاصل شوند. بنابراین شناسایی هدف یکی از پرچالش‌ترین زمینه‌های تحقیق فعلی است به این دلیل که توسعه دهندگان سیستم، کنترل کمی نسبت به سناریوهای ممکن برای اهداف و شرایط تصویربرداری عملی دارند. همچنین در قیاس با تنوع در تصاویر ممکن در عمل، تنها یک زیرمجموعه کوچک از تصاویر ممکن در مرحله توسعه یا آموزش در دسترس هستند.

به طور سنتی، اکتساب اطلاعات راداری توسط یک سیستم هوا به زمین به دو دسته عمومی تقسیم می‌شود [۱ و ۳]: ۱- نشان دهنده هدف متحرک^۴ - رادار دریچه ترکیبی. دلیل استفاده از این تکنولوژی‌های رادار رسیدن به تصویربرداری در تمام شرایط آب و هوایی و در تمام طول روز و شب بوده است.

۱-۲-۱- نشان دهنده هدف متحرک

اغلب سیستم‌های راداری سطحی و هواپرد در محیطی عمل می‌کنند که معمولاً تصویر برگشتی از هدف مورد نظر پوشیده شده و مبهم است. اگر هدف نسبت به سطح متحرک باشد، امکان فیلتر کردن قسمت‌های ناخواسته سطح بوسیله محاسبه تفاوت فرکانس تصاویر پی در پی وجود دارد. سیستم‌هایی که از این روش استفاده می‌کنند، نشان‌دهنده هدف متحرک نام دارند.

MTI توانایی تشخیص اهدافی رادار دارد که نسبت به سطوح ناخواسته^۵، متحرک هستند. سطح پس زمینه می‌تواند زمین، دریا و یا هوا باشد. MTI می‌تواند بر روی بسترهای ثابت یا متحرک مانند هواپیما و ماهواره عمل کند. فرض کنید هدف شناسایی هواپیمایی است که در ارتفاع پایین پرواز می‌کند و سیستم راداری به صورت سطحی بر روی زمین با وجود تمام موانع آب و هوایی قرار دارد. در این شرایط، MTI تمام بازتاب‌های هوا و زمین را رد می‌کند و تنها بازتاب‌های هواپیما را نگه می‌دارد. این خاصیت، قابلیت بسیار بالایی برای تشخیص اهداف هواپرد در اختیار قرار می‌دهد. اما در مواردی که اهداف سطحی هستند و بر روی زمین قرار دارند، مانند کاربردهای شناسایی خودکار هوا به زمین، بازتابش دریافتی از برآمدگی‌های سطح زمین بسیار قوی‌تر از بازتابش از هدف است. در واقع در این شرایط برآمدگی‌ها و درهم و برهمی‌های سطح زمین سبب می‌-

^۴ Moving Target Indication (MTI)

^۵ Clutter

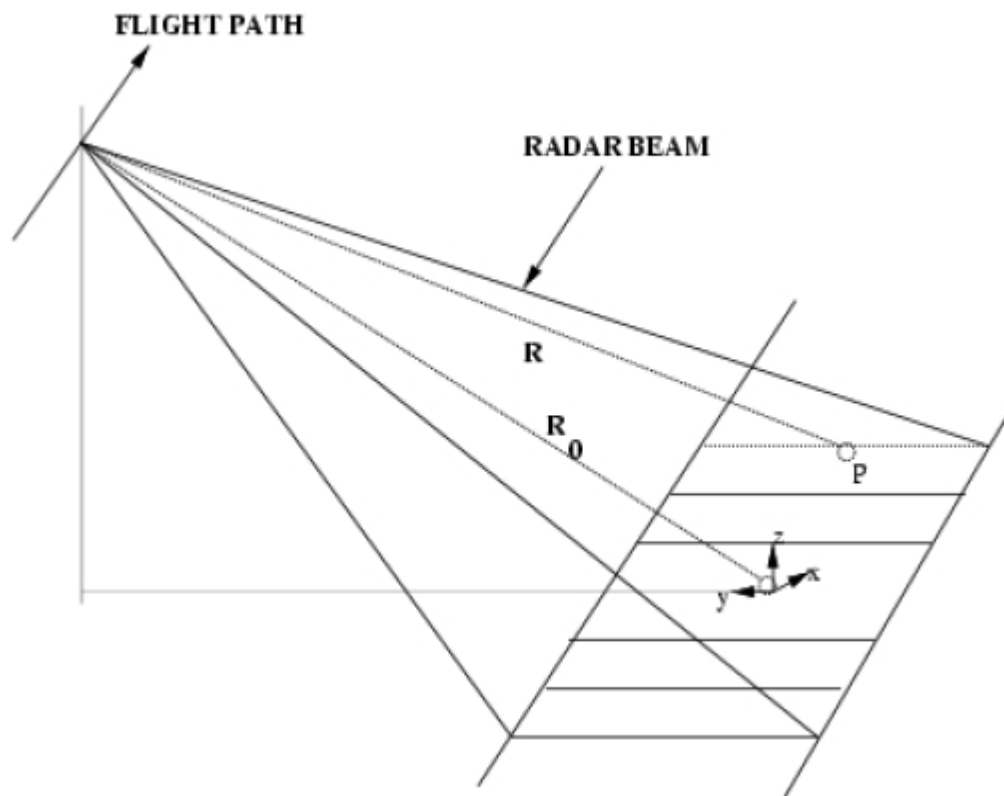
شود که ویژگی‌های زمین پوشیده شود و به عبارت بهتر این گوناگونی شرایط سطح زمین باعث می‌شود که بازتابش از زمین تمام محدوده ممکن برای رادار را در بر گیرد. این امر مانع هر گونه قابلیت شناسایی می‌شود.

MTI یک سیستم راداری قدیمی است که به سنسورهای هواپرد این امکان را می‌دهد که محدوده وسیعی از سطح زمین را رصد کنند. این تکنولوژی می‌تواند در تمایز بین اهداف متحرک و سطوح زمینی بسیار موثر باشد هر چند یک مانع اصلی در تکنولوژی MTI توانایی ضعیف آن در هر گونه قابلیت شناسایی بر روی سطح زمین می‌باشد.

۱-۲-۲- رادار دریچه ترکیبی

شکل (۱-۲) نمایی از یک هواپیما را نشان می‌دهد که یک تصویربردار SAR به آن متصل شده و قطعه-ای از زمین را رصد می‌کند. این تصویربردار به گونه‌ای در بدنه هواپیما نصب شده است که امواج ساطع شده از آن در جهت قطری نسبت به جهت حرکت هواپیما قرار می‌گیرد. به جهت انتشار امواج دستگاه SAR جهت برد و به جهت حرکت هواپیما جهت صلیب برد می‌گویند. در حین حرکت هواپیما، دستگاه SAR به صورت متناوب بر محدوده‌ای از سطح زمین که شامل هدف است امواج میکروویو را انتشار می‌دهد. بازتابش هر کدام از این امواج توسط دستگاه دریافت می‌شوند. دستگاه SAR با توجه به زمان و مکان دریافت بازتابش هر موج و نیز

تناوب بازتابش امواج ، دنباله‌ای از آنها را تهیه کرده و آنرا برای ساختن تصویر SAR به یک پردازنده می‌فرستد.



شکل ۱-۲ - نحوه تصویربرداری حسگر SAR

این پردازنده می‌تواند روی زمین باشد یا بر روی همان هواپیما قرار داشته باشد. در نهایت این پردازنده تصویری را به عنوان خروجی تولید می‌کند که دو بعدی است که دو بعد آن شامل برد و صلیب برد می‌شود.

اگرچه در نگاه اول ممکن است تصاویر SAR کاملاً متفاوت از تصاویر اپتیکال معمولی به نظر برسند اما خصوصیات کلیدی آن بسیار قابل تشخیص است. SAR یک رادار منسجم است که با استفاده از روش‌های پردازش سیگنال و همچنین جبران حرکت سعی در بدست آوردن رزولوشن بالا از بازتابش‌های صحنه دارد. به این روش همچنین بخش ضربدری رادار^۶ نیز گفته می‌شود.

حسگرهای حرکتی که برای اندازه‌گیری ویژگی‌های حرکت هواپیما طراحی شده‌اند این قابلیت را دارند که در صورت قرار گرفتن در یک مسیر نامطلوب ، خطاهای فازی تولید کنند که می‌تواند در مرحله ساخت

^۶ Radar Cross Section (RCS)

تصویر حذف شوند و در واقع تصویر به ازای حرکت در جهت مطلوب تشکیل گردد. حرکت بستر رادار و یا هدف منجر به تغییراتی در صحنه می‌گردد که مشخصات فرکانسی متفاوتی با صحنه‌های ثابت تولید می‌کند. تغییرات فرکانسی شناسایی شده و با حذف آنها به رزولوشن صلیب برد بالاتری دست پیدا می‌کنیم. این یک مفهوم بنیادی در تصویربرداری SAR است.

دلایل استفاده از تصاویر SAR به جای تصاویر اپتیکال معمولی در ادامه به صورت خلاصه آورده شده‌اند.

- قابلیت تصویربرداری از یک سطح با رزولوشن بسیار پایین در حد چند متر تا رزولوشن‌های بالای چند کیلومتر
- توانایی تصویربرداری با یک رزولوشن خاص مستقل از ارتفاع پرواز فقط بوسیله قدرت فرستنده موجود
- وجود تعدادی پارامتر بنیادی مانند قطبیت و دید زاویه‌ای که استفاده از آنها در کاربردهای خاص می‌تواند به بهینه‌سازی سیستم کمک کند.
- تصویربرداری مستقل از روشنایی خورشیدی است به این خاطر که سیستم منبع نوری خود را دارد.
- توانایی مستقل بودن از شرایط آب و هوایی به شرطی که به اندازه کافی طول موج‌های بلند انتخاب شوند.
- امواج مورد استفاده در آن فرکانسی دارند که از امواج فرسرخ تا نور مرئی متغیرند.

۱-۲-۳- MTI در مقایسه با SAR

MTI و SAR سیستم‌های راداری داپلر فعال هستند که امواج الکترومغناطیسی در محدوده میکروویو می‌فرستند و دریافت می‌کنند. این امواج قدرت نفوذ بیشتری نسبت به امواج در محدوده فرکانس مرئی دارند. این سیستم‌های راداری دهه‌ها مورد تحقیق و توسعه قرار گرفته‌اند و هر کدام نقاط قوت و ضعف مخصوص به خود را دارند. MTI از حرکت هدف برای قالب‌دهی تصویر استفاده می‌کند بنابراین برای کاربردهای تشخیص هدف متحرک در یک زمین ثابت مناسب است. MTI یک سیستم راداری قدیمی است که به حسگرهای هوابرد این قابلیت را می‌دهد که محدوده وسیعی از سطح زمین را رصد کند و قابلیت تشخیص بسیار بالایی را در اختیار قرار می‌دهد. گرچه در بخش تشخیص هدف بسیار خوب عمل می‌کند اما فاقد هرگونه قابلیت برای شناسایی هدف است. اما در مورد SAR برخلاف MTI به دلیل برخوردار بودن از اطلاعات قابل پردازش از هدف زمینی در محدوده‌های

برد و صلیب برد ، دارای قابلیت شناسایی بسیار خوب هدف است. هرچند میزان پردازش‌های لازم بر روی اطلاعات SAR بالا بوده و مانع از این می‌شود که به تنها تکنولوژی نظارت مطلوب تبدیل شود.

فصل دوم

۲- مروری بر کارهای گذشته

۲-۱ - مقدمه

در این فصل به توضیح مهمترین و پرکاربردترین روش‌های مورد استفاده در شناسایی خودکار هدف می‌پردازیم. شناسایی خودکار هدف از دهه ۷۰ میلادی به عنوان یک شاخه مهم تحقیقات مورد بررسی محققان قرار گرفته است. طی این سال‌ها با گسترش فناوری‌های راداری برای رصد سطح زمین یا دریا، این سیستم‌ها در کاربردهای متنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اصولاً یک سیستم شناسایی خودکار هدف دارای سه مرحله اساسی است: اول فرآیندهای پیش پردازش و آماده سازی داده‌ها، دوم تشخیص هدف در تصویر و جداسازی قسمت‌های مورد نظر^۷ از پس‌زمینه و سایه و سوم استخراج ویژگی و دسته‌بندی.

برای هر کدام از فرآیندهای فوق روش‌ها و الگوریتم‌های متنوعی ارائه شده است که در این بخش مهمترین آنها مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۲-۲ - پیش‌پردازش و کاهش نویز

معمولاً در اغلب کاربردهای شناسایی الگو بدلیل اینکه داده‌های جمع‌آوری شده دارای نویز و اشکالاتی هستند، باید قبل از انجام پردازش بر روی داده‌ها آنها را مناسب پردازش کنیم. در کاربردهای پردازش تصویر معمولاً این فرآیندها شامل کاهش نویز و بهبود کیفیت تصویر می‌شود. بدلیل تصویربرداری از فواصل دور در تصاویر SAR و همچنین وجود گرد و غبار و ذرات معلق در هوا، تصاویر SAR مملو از لکه‌ها و نویزهای ناخواسته است بنابراین باید مرحله پیش پردازش در این تصاویر بیشتر مورد توجه قرار گیرد. برای این منظور فیلترهای بسیاری ارائه گردیده‌اند. فیلترهای میانگین و میانه که هر دو برای کاهش نویز و هموارسازی تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند در این کاربردها هم می‌توانند استفاده شوند اما بدلیل اینکه نویز موجود در تصاویر SAR بسیار زیاد است، نیازمند استفاده از فیلترهای قوی‌تری برای کاهش نویز و بهبود کیفیت تصویر هستیم. در ادامه به مهمترین فیلترهای ارائه شده در این زمینه اشاره می‌کنیم. بر اساس [۲۰] می‌توان روش‌های کاهش نویز در تصاویر SAR را به دو بخش فیلترهای آماری و تکنیک‌های بر اساس تبدیل ویولت تقسیم‌بندی نمود. در این بخش به بررسی فیلترهای آماری در این زمینه می‌پردازیم.

تصور کنید X یک پیکسل از تصویر باشد که با نویز ضرب شونده ثابت n به صورت $y = nx$ خراب شده است. بدون از دست دادن عمومیت فرض می‌کنیم که نویز با میانگین واحد باشد. ($\bar{n} = 1$) بسیاری از فیلترهای استاندارد نیازمند دانستن \bar{y} و همچنین انحراف از معیارهای σ_y و σ_n هستند. در عمل \bar{y} و σ_y به

⁷ Region of Interests (ROIs)

صورت محلی درون یک پنجره با اندازه محدود تخمین زده می‌شوند. انحراف از معیار نویز (σ_n) یا به عنوان پارامتر ورودی فیلتر به آن داده می‌شود و یا بر روی یک محدوده یکنواخت تخمین زده می‌شود.

۲-۲-۱- فیلتر کوان^۸

فیلتر کوان بر اساس معیار خطای مربعات میانگین حداقل^۹ کار می‌کند. تخمین MMSE ابتدا برای نویز جمع-شونده به صورت $y = x + n$ پیاده‌سازی می‌شود. سپس نویز ضرب‌شونده به صورت $y = x + (n - 1)x$ به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که از فیلتر خطی معادل آن استنتاج می‌شود. فیلتر کوان بهینه است هنگامیکه شدت‌های تشخیص داده شده توزیع نرمال داشته باشند. با فرض میانگین واحد برای نویز، مقدار تخمینی برای پیکسل از طریق زیر بدست می‌آید.

$$\hat{x} = \bar{y} + \frac{\sigma_x^2(y - \bar{y})}{\sigma_x^2 + (y^2 + \sigma_x^2)/L} \quad (1-2)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{L\sigma_y^2 - \bar{y}^2}{L+1} \quad (2-2)$$

۲-۲-۲- فیلتر لی^{۱۰}

فیلترهای Lee-sigma و Lee با استفاده از توزیع‌های آماری مقادیر پیکسل‌های یک کرنل متحرک، تخمینی برای پیکسل مورد بررسی ارائه می‌کند. این دو فیلتر با فرض نرمال بودن (گوسی) توزیع نویز در داده‌ها عمل می‌کنند. فیلتر Lee بر اساس این فرضیه است که میانگین و واریانس پیکسل مورد بررسی برابر است با میانگین و واریانسی که کرنل استفاده شده توسط کاربر دارد. فرمول ۱ نحوه عملکرد فیلتر Lee را نشان می‌دهد.

$$DN_{out} = [Mean] + K[DN_{in} - Mean] \quad (3-2)$$

در فرمول بالا DN_{in} مقدار ورودی پیکسل مورد بررسی است و DN_{out} مقدار خروجی آن است و Mean میانگین پیکسل‌های درون پنجره (کرنل) است و K از رابطه زیر محاسبه می‌شود

⁸ Kuan Filter

⁹ Minimum Mean Square Error (MMSE)

¹⁰ Lee Filter

$$K = \frac{Var(x)}{[Mean]^2\sigma^2 + Var(x)} \quad (4-2)$$

در رابطه (4-2) $Var(x)$ از رابطه زیر محاسبه می شود

$$Var(x) = \left(\frac{[Variance\ within\ window] + [Mean\ within\ window]^2}{[Sigma]^2 + 1} \right) - [Mean\ within\ window]^2 \quad (5-2)$$

می توان اینگونه گفت که فیلتر لی حالت خاصی از فیلتر کوان است که در آن عبارت σ_x^2/L از رابطه (1) حذف شده است.

عملکرد فیلتر Lee-sigma بر اساس احتمال توزیع نرمال است. می توان نشان داد که تقریباً ۹۵/۵٪ از نمونه های تصادفی درون بازه دوبرابر انحراف از معیار (σ) قرار می گیرند. در این فیلتر مقدار پیکسل مورد بررسی با میانگین مقادیر پیکسل هایی درون کرنل جابجا می شود که مقادیر آن پیکسل ها درون بازه اشاره شده قرار بگیرند.

۲-۲-۳ - فیلتر گاما^{۱۱}

فیلتر گاما یک فیلتر MAP^{۱۲} براساس آنالیز بیزین بر روی داده های آماری تصویر است. اساس کار این فیلتر براین است که توزیع آماری بازتابش رادار (سیگنال دریافتی) و همچنین نویز موجود در داده ها از توزیع گاما پیروی می کند. از انطباق این توزیع ها با هم (توزیع بازتابش رادار و توزیع نویز) یک توزیع K^{۱۳} بوجود می آید که این توزیع با بسیاری از توزیع های راداری از اهداف زمینی و اقیانوسی تطابق دارد. بوسیله ی این فیلتر تخمین \hat{x} به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\hat{x} = \frac{(\alpha-L-1)\bar{y} + \sqrt{\bar{y}^2(\alpha-L-1)^2 + 4\alpha y\bar{y}}}{2\alpha} \quad (6-2)$$

$$\alpha = \frac{L+1}{L\left(\frac{\sigma_y}{\bar{y}}\right)^2 - 1} \quad (7-2)$$

در حالت خاص اگر مقدار تخمینی منفی بود و یا یک عدد مخلوط برای \hat{x} حاصل شد، مقدار \bar{y} را به جای \hat{x} قرار می دهیم. ($\hat{x} = \bar{y}$)

¹¹ Gamma Filter

¹² Maximum A Posteriori

¹³ K-Distribution

۲-۲-۴- فیلتر فراست^{۱۴}

فیلتر فراست برای هر پیکسل مورد نظر مقدار جمع وزندار مقادیر درون یک کرنل $n \times n$ را جایگزین می‌کند. وزن اعطایی به پیکسل‌های درون کرنل متناسب است با عکس فاصله آنها از پیکسل مورد نظر یعنی هرچه پیکسل درون کرنل از پیکسل مورد نظر (مرکزی) دورتر باشد وزن آن کمتر محاسبه خواهد شد و بالعکس. فاکتور وزن دهی متناسب با واریانس مقادیر داخل کرنل تغییر می‌کند به این گونه که اگر واریانس این مقادیر بیشتر شود، وزن پیکسل‌های مرکزی در قیاس با پیکسل‌های حاشیه کرنل بیشتر خواهد بود. این فیلتر با فرض نویزهای ایستا و ضرب شونده در داده‌ها طراحی شده است و رابطه آن به صورت زیر است.

$$DN = \sum_{n \times n} k \alpha e^{-\alpha |t|} \quad (۸-۲)$$

متغیرها در رابطه (۸-۲) به صورت زیر محاسبه می‌شوند

$$\alpha = \left(\frac{4}{n\sigma^2}\right) \left(\frac{\sigma^2}{I^2}\right)$$

σ = واریانس محلی

K = ثابت نرمال شده

σ = مقدار متغیر ضریب تصویر

I = میانگین محلی

$$|t| = |X - X_0| + |Y - Y_0|$$

n = اندازه کرنل متحرک

۲-۳- قطعه‌بندی و تشخیص هدف

یکی از مهمترین و تعیین کننده ترین مراحل یک الگوریتم ATR تشخیص موقعیت هدف در تصویر است. این بخش از آن جهت بسیار مهم است که باید هدف در تصویر مشخص باشد تا بتوان ویژگی‌های صحیح و تفکیک کننده‌ای از آن استخراج نموده تا در نهایت بتوان دسته‌بندی و شناسایی خوبی داشته باشیم. معمولاً در تصاویر SAR سه بخش وجود دارند که باید آنها را از هم جدا کرد: اول ناحیه مورد نظر که محدوده هدف را

¹⁴ Frost Filter

شامل می‌شود است ، دوم سایه‌ی هدف در تصویر است که معمولاً در تصاویر SAR وجود دارد و بخش سوم شامل پس‌زمینه و درهم‌برهمی‌های آن است که اصطلاحاً به آن Clutter می‌گویند.

با توجه به خاصیت تصویربرداری SAR که در آن بازتابش از سطوح هدف نسبت به بازتابش از پس-زمینه (زمین ، دریا و یا هوا) قوی‌تر است، در مرحله ساخت تصویر سطوح پس‌زمینه تاریک‌تر و سطوح هدف روشن‌تر خواهند بود. به عبارت بهتر ناحیه هدف سطوح خاکستری بالاتری نسبت به سطوح پس‌زمینه دارند. این ویژگی اساسی‌ترین ویژگی در تشخیص هدف است و تقریباً تمامی روش‌های تشخیص هدف از این خصوصیت استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر مقدار آستانه در قطعه‌بندی تصویر به صورت گسترده در قطعه‌بندی تصاویر SAR و در نهایت تشخیص هدف مورد استفاده قرار گرفته اند. در ادامه به مهمترین روش‌های ارائه شده برای تشخیص هدف در تصاویر SAR اشاره می‌کنیم.

روش‌های گوناگونی برای تشخیص‌دهنده‌های سیگنال راداری وجود دارد که در بعضی سناریوها بهینه هستند. این روش‌ها به گونه‌ای عمل می‌کنند که می‌توانند نرخ هشدارهای غلط (تشخیص غلط) را در محیطی که ناشناخته ، متغیر و به لحاظ سطح ناهمگن است (شکل (۲-۱)) ، در یک میزان ثابت قابل قبول حفظ کند. این روش‌ها با نام نرخ هشدار غلط ثابت^{۱۵} شناخته می‌شوند. در این روش‌ها محیط بوسیله توابع توزیع احتمال مدل می‌شود. این مسئله که محیط نسبت به زمان متغیر است به دلیل ناشناخته بودن تغییرات موجب محدودیت برای مدل‌سازی می‌شود. به این دلیل برای کاهش پیچیدگی مسئله ، تشخیص‌دهنده‌ها برای یک محیط شناخته شده و تقریباً ثابت طراحی می‌شوند.

یک راه ساده برای جداسازی هدف از پس‌زمینه ساختن یک مقدار آستانه است.

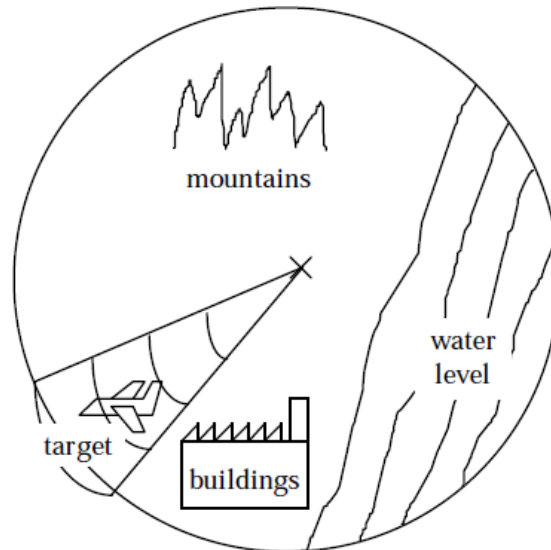
توزیع درهم‌برهمی‌های پس‌زمینه می‌تواند تقریباً بوسیله یک تابع توزیع احتمال مدل شود. در حالیکه هر واسطه‌ای از توزیع احتمالی متفاوتی پیروی می‌کند. به عنوان مثال توزیع احتمالی پس‌زمینه ای شامل کوهستان متفاوت است با توزیع احتمالی پس‌زمینه‌ای که از بازتابش ساختمان‌ها تشکیل می‌گردد.

تنها مسئله تفاوت توزیع احتمالی مطرح نیست بلکه مقدار بازتابش نیز به شدت متفاوت است. بنابراین تشخیص‌دهنده‌ای که بخواهد براین تغییرات غلبه کند باید یک مقدار آستانه انطباقی^{۱۶} داشته باشد. فرضیه

¹⁵ Constant False Alarm Rate (CFAR)

¹⁶ Adaptive Threshold

تشخیص‌دهنده‌های مقدار آستانه که در یک نوع توزیع پس‌زمینه (پس‌زمینه همگن) با توزیع احتمالی نرمال برای نویزهای حرارتی و پس‌زمینه بهینه هستند توسط (Farina (1987 ارائه شده است.



شکل ۱-۲- انواع سطوح موجود بر روی سطح زمین که تاثیر گذار بر تصویر SAR هستند

۲-۳-۱- نرخ هشدار غلط ثابت

اگر بازتابش‌های هدف به اندازه کافی قوی باشد که بتوان آن را از پس‌زمینه تمییز داد ، می‌توان با استفاده از یک مقدار آستانه ثابت این عمل را انجام داد. متأسفانه به دلیل تغییر در شدت بازتابش پس‌زمینه اینکار باعث بروز تشخیص‌های غلط (هشدار غلط) بسیاری می‌شود.

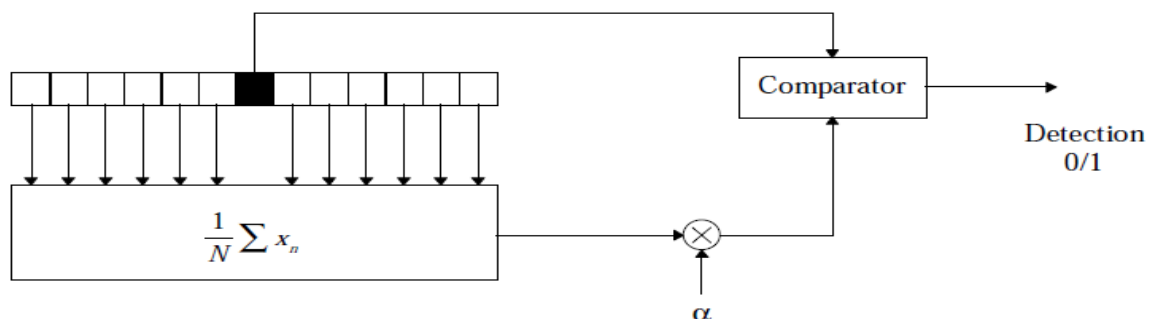
در این چنین سناریوهایی نیاز به مقدار آستانه متغیر داریم که قابلیت انطباق با سطوح متفاوت پس-زمینه را داشته باشد. یک نمونه از تشخیص‌دهنده‌های مقدار آستانه انطباق‌پذیر ^{۱۷} CA-CFAR نام دارد که توسط Barton (1988) ارائه شده است. در این روش همانطور که در شکل مشاهده می‌کنید ، سلول مورد آزمایش^{۱۸} در بین یک دامنه‌ای از سلول‌های همسایه قرار دارد. تشخیص دهنده CA-CFAR میانگین سلول‌های درون دامنه همسایگی را محاسبه کرده و آنرا در یک مقدار ثابت α ضرب می‌کند تا مقدار آستانه بدست آید. سپس این مقدار آستانه با مقدار سلول مورد آزمایش مقایسه می‌شود. اگر مقدار CUT از مقدار آستانه بیشتر بود ، این

¹⁷ Cell Average-Constant False Alarm Rate

¹⁸ Cell Under Test (CUT)

سلول به عنوان هدف در نظر گرفته می‌شود در غیر اینصورت این سلول پس‌زمینه خواهد بود. این روش تشخیص برای تمامی سلول‌ها تکرار می‌شود و در نهایت مجموعه سلول‌هایی که به عنوان هدف شناخته شدند، ساختار هدف را تشکیل می‌دهند. شکل (۲-۲) این ساختار را توضیح می‌دهد.

لازم به ذکر این نکته است که روش CA-CFAR تنها یکی از روش‌های تشخیص CFAR است. مشتقات دیگری از این روش مانند $GO-CFAR^{19}$ و $SO-CFAR^{20}$ نیز برحسب کاربرد در مراجع مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اخیراً روش $RC-CFAR^{21}$ برای تشخیص چندین هدف در تصویر در پس‌زمینه‌های همگن و ناهمگن ارائه شده است [۱۶].



شکل ۲-۲ - نحوه کار روش CFAR

این روش در واقع توسعه یافته روش مقدار آستانه است با این تفاوت که بجای در نظر گرفتن یک مقدار مشخص برای کل تصویر، هر پیکسل، مقدار آستانه مخصوص به خود را دارد که اگر مقدار آن پیکسل از آن مقدار آستانه بزرگتر باشد به عنوان هدف در نظر گرفته می‌شود و در غیر اینصورت پس‌زمینه خواهد بود. مقدار آستانه هر پیکسل با توجه به مقدار پیکسل‌های همسایه‌اش محاسبه می‌شود. در یکی از مشتقات روش CFAR که CA-CFAR نام دارد، از مقدار میانگین پیکسل‌های همسایه به عنوان مقدار آستانه هر پیکسل استفاده می‌شود. تجربه نشان داده است که کارایی روش‌های مبتنی بر CFAR در شرایط مختلف قابل ملاحظه بوده است.

¹⁹ Greatest of Constant False Alarm Rate

²⁰ Smallest of Constant False Alarm Rate

²¹ Region Classification-Constant False Alarm Rate

۲-۴- دسته‌بندی

الگوریتم‌های بسیار زیادی تاکنون برای دسته‌بندی در سیستم‌های ATR ارائه شده است. بر اساس [۱] این روش‌ها را می‌توان در دو بخش دسته‌بندی کرد: روش‌های مبتنی بر الگو و روش‌های مبتنی بر ساختار هندسی هدف. در روش اول اطلاعات مورد نیاز برای دسته‌بندی صریحاً استخراج می‌شوند در حالیکه در روش آخر ابتدا یک مدل از مجموعه داده ساخته می‌شود (توسط داده‌های واقعی یا توسط ابزار کامپیوتری شبیه‌سازی می‌شود) و سپس عمل تطابق الگو میان هر نمونه با مدل ساخته شده صورت می‌گیرد. در ادامه این روش‌ها توضیح داده خواهند شد.

۲-۴-۱- روش‌های مبتنی بر الگو

این روش‌ها از تصاویر نمونه و مرجع برای مشخص کردن خصوصیات کلاس هدف استفاده می‌کنند. صرفنظر از یک تصویر نمونه برای نمایندگی کردن خصوصیات یک کلاس، در این روش‌ها معمولاً از چندین تصویر برای تغییرات درون کلاسی یک هدف مانند تغییرات جهت و میزان نور استفاده می‌شود. پس از تشکیل تصاویر مرجع و نمونه برای هر کلاس، بوسیله برخی روش‌های اندازه‌گیری فاصله مناسب، یک تصویر SAR مشاهده نشده با تصاویر مرجع مقایسه شده و براساس قاعده نزدیکترین همسایه در کلاسی که کمترین فاصله را با آن دارد طبقه‌بندی می‌شود. [۲]

روش‌های مبتنی بر الگو خود می‌توانند به دو بخش تقسیم شوند. گروه اول روش‌هایی را شامل می‌شود که از معیارهای اندازه‌گیری فاصله براساس قواعد خطای مربعات کمینه^{۲۲} و یا بیشینه احتمال^{۲۳} استفاده می‌کنند. نمونه‌ای از این روش‌ها دسته‌بندی‌های Quarter Power، Log Magnitude و Conditionally Gaussian هستند. [۳] هر کدام از این روش‌ها مقادیر پیکسل‌های درون تصویر را به صورت مستقل با یک توزیع آماری شناخته شده مدل می‌کنند. مدل Quarter Power با تصور یک توزیع احتمالی گاما، مدل Log Magnitude با تصور مدل Log-Normal برای توزیع مقادیر پیکسل‌ها و مدل Conditionally Gaussian با استفاده از توزیع نرمال پیچیده برای داده‌ها عمل می‌کنند. در این شرایط از هر پیکسل به عنوان یک ویژگی برای محاسبه احتمال تعلق یک هدف به یک کلاس استفاده می‌شود. در مورد مدل Quarter Power و Log Magnitude می‌توان نشان داد که قاعده بیشینه‌سازی احتمال معادل کمینه کردن خطای

²² Minimum Square Error (MSE)

²³ Maximum Likelihood (ML)

مربعات است هنگامی که خطا، تفاوت بین مقادیر پیکسل‌های یک تصویر آزمایشی با یک الگو تعریف می‌شود. در حالت ایده‌آل تمام سه روش مذکور به دقت دسته‌بندی بیشتر از ۹۵٪ دست یافته‌اند. [۳]

گروه دیگری از روش‌های مبتنی بر الگو بر اساس اعمال فیلترهای الگو استفاده می‌کنند و روش‌هایی همچون حداکثر ارتفاع میانگین همبستگی^{۲۴} و فاصله همبستگی فیلترهای دسته‌بند^{۲۵}، حداقل نویز و ارتباط انرژی^{۲۶} و روش‌های مشتق شده از آنها را شامل می‌شوند. [۴-۶] روش‌های مزبور با ساختن یک فیلتر ارتباطی از روی مجموعه داده‌های آموزشی، هر تصویر آزمایشی را بر اساس میزان تطابق الگوی این تصویر با فیلتر مرتبط با هر کلاس آنرا دسته‌بندی می‌نماید. در واقع برای هر کلاس یک فیلتر تشکیل می‌شود که با ماسک کردن آن بر روی تصویر آزمایشی میزان تعلق آن تصویر به کلاس مربوطه حاصل می‌گردد و در نهایت تصویر آزمایشی به کلاس با بالاترین میزان تطابق نسبت داده می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که میزان موفقیت این روش‌های مبتنی بر فیلتر الگویی قابل ملاحظه بوده و در اغلب موارد بالاتر از ۹۰٪ گزارش شده است.

باید توجه داشت که روش‌های مبتنی بر الگو معایب خاص خود را نیز دارند. مهمترین آنها پیچیدگی محاسباتی بالای این الگوریتم‌ها در زمان آزمایش است. جدا از زاویه قرارگیری رادار نسبت به هدف، بازتابش-های SAR بسیار از لحاظ جهت‌گیری هدف متفاوت هستند بنابراین روش‌های ذکر شده مستقل از چرخش‌های نسبی هدف نیستند. راه حل این مشکل برای این روش‌ها استفاده از تصاویر متعدد به عنوان الگو برای هر تصویر است که این تصاویر بتوانند جهت‌گیری‌های متفاوت یک هدف را نمایندگی کنند. به عنوان مثال [۳] ۷۲ تصویر متفاوت با جهت‌گیری‌های متفاوت به عنوان الگو برای هر کلاس در نظر گرفته است. با احتساب تعداد ۱۰ کلاس مختلف در کاربرد ارائه شده در [۳] باید ۷۲۰ نمونه از داده‌ها برای تشکیل الگوی کلاس‌ها مورد استفاده قرار بگیرند که این عمل موجب کم شدن تعداد تصاویر در دسترس برای آموزش دسته‌بند می‌گردد. (تقریباً ۱۰ نمونه به ازای هر کلاس در مطالعه ذکر شده). میزان کارایی و تحمل‌پذیر بودن دسته‌بند حاصل هم مورد سوال است هنگامی که با مسئله بزرگ بودن ابعاد نمونه‌ها مواجه هستیم. مقدار هر پیکسل یک تصویر SAR به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود که در مورد یک تصویر SAR به ابعاد ۱۲۸×۱۲۸ با مسئله‌ای با بردار ویژگی^{۲۴} روبرو خواهیم بود. آخرین عیبی که می‌توان برای روش‌های مذکور برشمرد این است که این روش‌ها تمام تصویر را دارای اطلاعات مفید برای شناسایی می‌دانند در حالیکه همانطور که قبلاً اشاره شد تصاویر SAR معمولاً دارای

²⁴ Maximum Average Correlation Height (MACH)

²⁵ Distance Correlation Classifier Filter (DCCF)

²⁶ Minimum Noise and Correlation Energy (MINACE)

پس‌زمینه‌های مملو از نویز و اطلاعات بی‌ارزش هستند که هیچ کمکی برای جداسازی کلاس‌های اهداف از هم نمی‌کنند.

۲-۴-۲- روش‌های مبتنی بر ساختار هندسی هدف

دومین گروه از روش‌هایی که برای شناسایی اهداف در کاربردهای ATR استفاده می‌شوند شامل الگوریتم‌هایی هستند که بر اساس اطلاعات و مشخصات هندسی هدف در مورد کلاس هدف تصمیم‌گیری می‌کنند بنابراین در مقایسه با روش‌های مبتنی بر الگو به میزان زیادی از ویژگی‌های مورد نیاز برای جداسازی کم می‌کنند. صرف‌نظر از استفاده از اطلاعات خام مقادیر پیکسل‌ها، این روش‌ها با انجام پردازش‌هایی بر روی تصویر حجم ویژگی‌هایی کوچکتری تولید می‌کنند که بسیار اطلاعات مفیدی برای جداسازی کلاس‌های مختلف اهداف از یکدیگر در اختیار قرار می‌دهند. برای مثال، حالت قرارگیری هدف ویژگی بسیار خوبی است که نشان داده شده است استفاده از تاثیر زیادی در بهبود دقت و کارایی سیستم‌های ATR دارد. [۷] اندازه تقریبی طول و عرض هدف، میانگین سطح مقطع راداری^{۲۷}، مقدار انحراف از معیار (رجوع شود به [۸]) نیز می‌توانند به عنوان ویژگی‌هایی مناسب برای دسته‌بندی استفاده شوند. سطح مقطع راداری میزان قابل شناسایی بودن یک شیء توسط رادار را بیان می‌کند. در واقع این مقدار بازتابش کلی هدف را اندازه‌گیری می‌کند. استفاده از این ۴ ویژگی اخیر به تنهایی منجر به دقت بالای ۹۲٪ در [۳] شده است با این فرض که حالت قرارگیری هدف برای تمام اهداف ثابت است. همچنین آنالیز درباره محل و مقدار شدت پیکسل‌هایی که بیشترین مقدار را دارند نیز در [۸-۱۰] آمده است. ویژگی‌هایی دیگری مانند لبه‌ها و گوشه‌ها در [۱۱] مورد بررسی قرار گرفته‌اند. به عنوان نمونه‌ای از ویژگی‌های مرتبط با شکل را هم می‌توان به Hu Moment اشاره کرد. [۱۲]

در مجموع باید به این نکته اشاره کرد که روش‌های مبتنی بر ساختار هندسی هدف نتایج قابل مقایسه و قابل اعتنایی در قیاس با روش‌های مبتنی بر الگو دارند در حالیکه در قیاس با آنها از ویژگی‌های به مراتب کمتری استفاده می‌کنند و هزینه محاسباتی کمتری دارند.

²⁷ Radar Cross Section (RCS)

فصل سوم

۳- کاهش نوز و تشخیص هدف در تصویر

۳-۱- مقدمه

در این فصل و فصل بعدی به پردازش‌های انجام شده در زمینه ATR اشاره می‌شود که روش‌های گوناگونی را شامل می‌شود. همانطور که قبلاً اشاره شد، شناسایی خودکار هدف یک فرآیند و مسئله چند بخشی است که مباحث گوناگونی را شامل می‌شود. دانستن این زمینه‌ها و روش‌های مختلف موجود در آنها می‌تواند منجر به کارایی بالاتر و بهتر سیستم ATR شود. مهمترین شاخه‌های مورد بررسی و تحقیق در ATR سیستم-های راداری، پردازش تصویر و سیگنال، شناسایی الگو و معماری سیستم هستند. هدف ما در این فصل و فصل بعدی توضیح روش‌های پیاده‌سازی شده برای بخش‌های پردازش تصویر و همچنین شناسایی الگو است که در کار خود از آنها استفاده شده است. در این فصل به تکنیک‌های پردازش تصویر ارائه شده می‌پردازیم و در فصل آینده شناسایی الگو را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

مطالب این فصل به صورت زیر ارائه خواهد شد. ابتدا به مجموعه داده‌های مورد استفاده در شناسایی خودکار هدف می‌پردازیم. سپس روش‌های مورد استفاده در مرحله پیش‌پردازش و کاهش نویز برای بهبود کیفیت تصویر مورد بررسی قرار می‌گیرند. و در آخر به مرحله تشخیص هدف در تصویر می‌رسیم و کارهای انجام شده در این زمینه مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۳-۲- مجموعه داده‌ها

به طور کلی در کاربردهای پردازش تصویر میزان موفقیت و کارایی سیستم وابستگی بسیار زیادی به داده‌های استفاده شده بستگی دارد. معمولاً در اینگونه موارد محققان سعی در استفاده از مجموعه داده‌های استاندارد دارند تا بتوانند روش خود را با روش‌های دیگر مقایسه کنند. یک مجموعه داده خوب باید ویژگی زیر را داشته باشد تا نتایج حاصل از آن قابل اتکا باشد:

- به اندازه کافی بزرگ باشد تا سیستم‌هایی که نیاز به پردازش بیستری دارند نیز بتوانند از آن استفاده کنند.
- تمام شرایط مختلف دنیای واقعی را در خود داشته باشد. به عبارت بهتر نماینده خوبی از دنیای واقعی باشد و تمام جوانب محیط مسئله را پوشش دهد.

- داده‌های موجود در آن در شرایط معمولی از محیط قابل اکتساب باشد. (داده‌ها انتزاعی و غیر قابل اکتساب نباشند)
- تغییرات و شرایط مختلف محیطی را مدل کند.

اگر مجموعه داده‌ای شرایط فوق را داشته باشد این اطمینان را به محقق می‌دهد که روش و الگوریتمی که بر روی داده‌هایی با مشخصات فوق صورت می‌گیرد قابلیت پیاده‌سازی در دنیای واقعی را دارد.

شناسایی خودکار هدف نیز به عنوان کاربردی از پردازش تصویر و شناسایی الگو نیازمند عمل بر روی داده‌های استاندارد است که در ادامه مجموعه داده‌های ^{۲۸}MSTAR که از آن استفاده شده است مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳-۲-۱- مجموعه داده‌های عمومی MSTAR

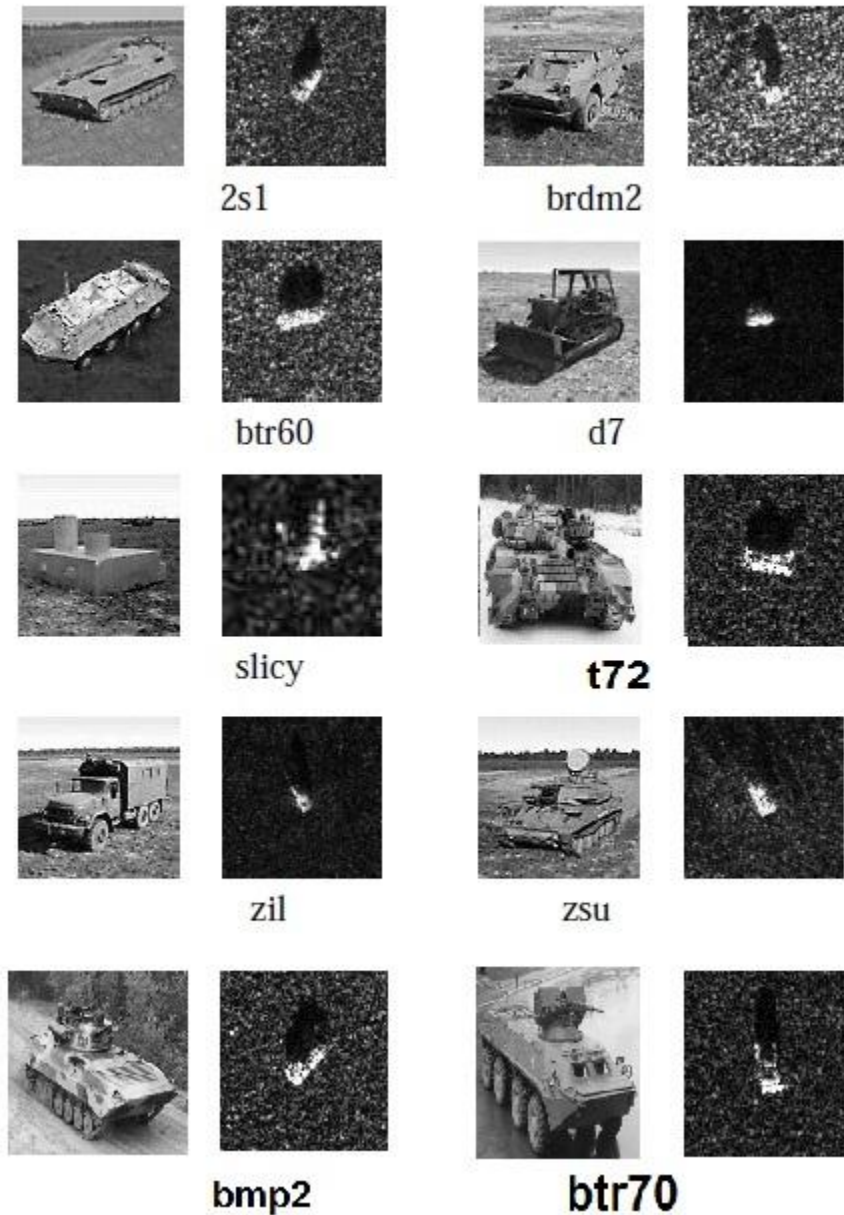
بدلیل اینکه شناسایی خودکار هدف یک زمینه تحقیقی نظامی است جمع‌آوری داده برای آن برای تمام محققان مقدور نیست و در اغلب کشورها بدلیل محرمانه بودن اطلاعات نظامی، اکتساب اطلاعاتی از آنها بسیار مشکل است و محدودیت‌های بسیاری برای محققان در این زمینه وجود دارد. خوشبختانه در سال‌های جنگ سرد ^{۲۹} وزارت دفاع ایالات متحده آمریکا مجموعه داده‌های بسیار بزرگ و خوبی از وسایل نظامی ساخت شوروی سابق تهیه کرده و در اختیار محققان قرار می‌دهد. این مجموعه MSTAR نام دارد و از ۱۰ کلاس مختلف اهداف نظامی تهیه شده است. در شکل (۳-۱) 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. در مجموعه داده‌های MSTAR در حدود ۲۰۰ نمونه تصویر SAR از هر کدام از اهداف اشاره شده وجود دارد که هدف در آنها در جهت‌های مختلف قرار گرفته است. در این مجموعه سعی شده که تغییرات مختلف حسگری همانند آنچه که در فصل ۱ بررسی شد، مورد پوشش قرار گیرد. به این ترتیب که در جهت زاویه جانبی ۳۶۰ درجه کاملاً پوشش داده شده است. (برای هر هدف به ازای هر ۵ درجه تفاوت در زاویه جانبی یک تصویر وجود دارد. به عبارت بهتر ۷۲ نمونه متوالی از تصاویر SAR مربوط به یک هدف تمام زوایای ۳۶۰ درجه زاویه جانبی را پوشش می‌دهند)

در مورد زاویه تورفتگی هم در این مجموعه داده‌ها به ازای زوایای مختلف ۱۵، ۱۷، ۳۰ و ۴۵ درجه تصاویری موجود است. معمولاً در کاربردهای ATR به گونه‌ای عمل می‌شود که سیستم دسته‌بند به ازای داده-

²⁸ Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition

²⁹ Cold War

های مربوط به یک کدام از این زوایا آموزش می‌بینند و به ازای زاویه‌ای دیگر عملکرد آن ارزیابی می‌شود. به عنوان مثال [۱۳] سیستم ارائه شده خود را توسط داده‌های با درجه تورفتگی ۱۵ درجه آموزش داده است و سپس به ازای داده‌هایی با درجه ۱۷ درجه عملکرد آنرا ارزیابی نموده است.



شکل ۳-۱ - انواع اهداف موجود در مجموعه MSTAR

ذکر این نکته ضروری است که تقریباً تمامی کاربردهای ATR بر روی تصاویر SAR از داده‌های موجود در مجموعه MSTAR استفاده نموده‌اند از این جهت روش‌هایی را که با استفاده از این مجموعه پیاده‌سازی شده‌اند را به خوبی می‌توان با یکدیگر مقایسه کرد.

۳-۳- پیش‌پردازش

همانطور که در فصل ۲ به آن اشاره شد تقریباً در تمام کاربردهای پردازش تصویر به دلیل عدم وجود شرایط ایده‌آل برای داده برداری و وجود نویزهای ناخواسته‌ای که در تصاویر وجود دارد، پیش از انجام پردازش‌های اصلی بر روی داده‌ها نیازمند کاهش نویز در داده‌ها و بهبود کیفیت تصویر هستیم که به این مرحله از فرآیند ATR پیش‌پردازش می‌گویند. قبلاً اشاره شد که روش‌های گوناگونی برای کاهش نویز و بهبود کیفیت تصویر در تصاویر SAR وجود دارد که برخی از مهمترین فیلترها مورد بررسی قرار گرفتند. اما یکی از روش‌هایی که می‌تواند بسیار موثر واقع شود استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز در تصاویر است. در ادامه به بررسی این روش می‌پردازیم.

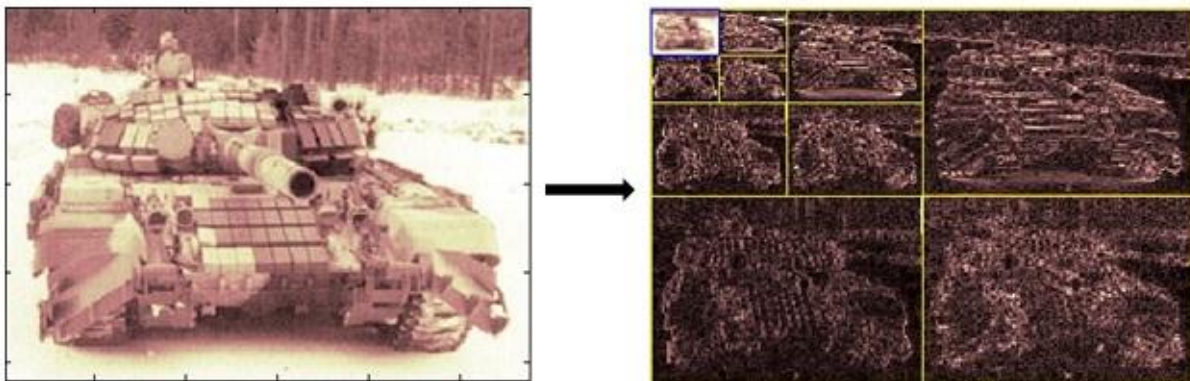
۳-۳-۱- تبدیل ویولت

همانطور که می‌دانید تبدیل ویولت یکی از تبدیل‌های مشتق شده از تبدیل فوریه است. هدف از تبدیل فوریه انتقال سیگنال/تصویر از حوضه مکان به حوضه فرکانس است. در واقع با استفاده از تبدیل فوریه می‌توان به فرکانس‌های موجود در سیگنال/تصویر دست پیدا کرد. این روش از آن جهت اهمیت دارد که در بسیاری مواقع فیلتر کردن در حوضه فرکانس نتایج بسیار خوبی در کاربردهای مختلف دارد که رسیدن به این نتایج در حوضه مکانی بسیار سخت و شاید غیرممکن است. یکی از کاربردهای بسیار خوب فیلتر کردن در حوضه فرکانس کاهش نویز و بهبود کیفیت تصویر است. بدلیل اینکه معمولاً نویز در تصاویر مولفه‌های فرکانسی بالا به حساب می‌آیند، با فیلتر کردن این مولفه‌ها در حوضه فرکانس می‌توان بسیاری از آنها را از بین برد. ایده اصلی استفاده از فیلتر کردن در حوضه فرکانس برای کاهش نویز به این دلیل است.

اما تفاوت تبدیل ویولت با تبدیل فوریه در این است که در تبدیل فوریه بدون توجه به موقعیت مکانی مولفه‌ها فرکانس کلی تصویر حاصل می‌شود درحالی‌که در تبدیل فوریه در چند سطح انجام می‌پذیرد که در هر

سطح از سه جنبه افقی ، عمودی و قطری مولفه‌های فرکانسی بررسی می‌شود از این جهت می‌توان موقعیت مکانی هر مولفه‌ی فرکانسی را هم داشت. به عنوان مثال همانطور که در شکل ملاحظه می‌کنید در هر سطح عمل تبدیل به حوضه فرکانس از سه جنبه بررسی شده است. در هر سطح نسبت به سطح قبل ابعاد تصویر نصف می‌شود و در نتیجه تصویر کلی یک چهارم تصویر سطح قبل است.

در تبدیل ویولت تغییرات ناگهانی در تصویر که مولفه‌های فرکانسی بالا را شامل می‌شوند در سطوح بالایی (سطوح اولیه) خود را نشان می‌دهند و هرچه به سطوح پایین‌تر می‌رویم مولفه‌های فرکانسی پایین‌تر ظاهر می‌شوند. بنابراین بدلیل اینکه نویز در تصویر جزء مولفه‌های فرکانس بالا محسوب می‌شود ، برای کاهش نویز در تصویر باید سطوح بالاتر در تبدیل ویولت را حذف کرد.



شکل ۳-۲ - نحوه تبدیل یک تصویر به حوزه فرکانس از طریق تبدیل ویولت

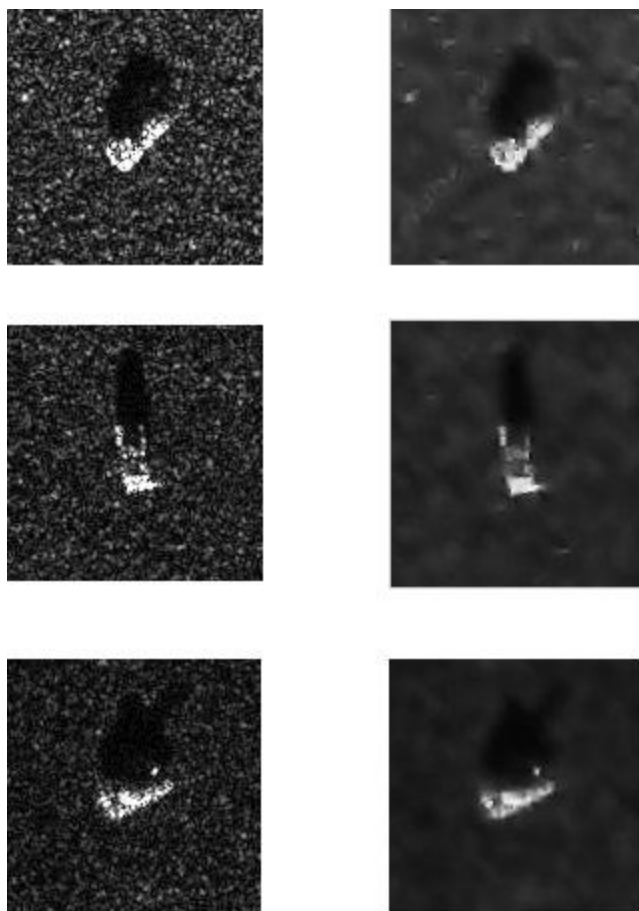
می‌توان گفت که نسبت به تبدیل فوریه در تبدیل ویولت علاوه بر اینکه در چند سطح و مقیاس مختلف صورت می‌پذیرد که همانطور که اشاره شد مولفه‌های فرکانسی بالا و پایین به این ترتیب از هم جدا می‌شوند، تفاوت دیگری که بین این دو روش است این است که تبدیل فوریه سیگنال/تصویر را به عنوان سری توابع سینوسی یا کسینوسی که تابعی نامیرا هستند مدل می‌کند در حالیکه با توسعه مفهوم استفاده شده در تبدیل فوریه ، در تبدیل ویولت از هر تابع میرایی می‌توان به عنوان تابع پایه یا مادر استفاده کرد و مولفه‌های فرکانسی را بر اساس آن محاسبه نمود.

۳-۳-۲ - کاهش نویز بوسیله تبدیل ویولت

در فصل ۲ برخی از روش‌های آماری برای کاهش نویز در تصاویر SAR که در حوزه مکان عمل می‌کردند مورد بررسی قرار گرفتند. تمام این روش‌ها به گونه‌ای بودند که سعی در smooth کردن تصویر داشتند. این کار باعث می‌شد که تغییرات ناگهانی در تصویر و لبه‌ها smooth شده و تاثیر نویز داده‌ها هم کمتر شود. در واقع هدف کم کردن تغییرات ناگهانی و سریع در تصویر است. همانطور که اشاره شد تغییرات سریع جزء مولفه‌های بالای فرکانسی هستند. پس یک عمل جایگزین برای فیلترهای اشاره شده در فصل ۲ می‌تواند این باشد که در حوزه‌ی فرکانس مولفه‌های فرکانسی بالا را حذف کنیم و اصطلاحاً یک فیلتر پایین‌گذر در حوزه‌ی فرکانس بر روی داده‌ها اعمال کنیم. این روش را می‌توان با استفاده از تبدیل ویولت انجام داد. استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز در پردازش سیگنال/تصویر بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است.

شکل (۳-۳) تصاویر مختلف SAR را نشان می‌دهد که با استفاده از اعمال فیلتر پایین‌گذر بر روی تبدیل ویولت آنها، نویز موجود در آنها کاهش پیدا کرده است. همانطور که مشاهده می‌کنید این عمل موجب هموار شدن پس‌زمینه بسیار نویزی تصاویر SAR شده است و بخش هدف در تصویر کاملاً واضح‌تر از قبل شده است.

در این فرآیند هر تصویر در سه سطح بوسیله تابع پایه هار و تبدیل ویولت به حوزه‌ی فرکانس رفته و دو سطح اولیه آن (سطوح بالایی) که مولفه‌های فرکانسی بالایی را شامل می‌شوند حذف گردیدند. سپس نتیجه حاصل شده به حوزه‌ی مکان بازگشته و تصویر نهایی کاهش نویز داده شده حاصل می‌شود.



شکل ۳-۳ - کاهش نویز نمونه‌هایی از تصویرهای SAR بوسیله ویولت

یکی از مزیت‌هایی که استفاده از روش تبدیل ویولت نسبت به روش‌های ارائه شده در فصل ۲ دارد اینست که این روش بدون هیچ پیش‌فرضی درباره داده‌ها فرآیند خود را انجام می‌دهد و به همین علت برای هرگونه داده‌ای با هر توزیع نویز در آن مناسب است در حالیکه روش‌های آماری ارائه شده در فصل ۲ ابتدا نیازمند یک حدس و پیش‌فرض درباره توزیع نویز در تصاویر است. مثلاً در فیلتر Lee با فرض نرمال بودن توزیع نویز در داده‌ها عملیات فیلتر کردن صورت می‌گیرد و در فیلتر گاما بنا بر گاما بودن توزیع نویز در داده‌هاست. از این جهت استفاده از روش تبدیل ویولت قابلیت استحکام بهتری برای مواجهه با انواع داده‌های مختلف دارد.

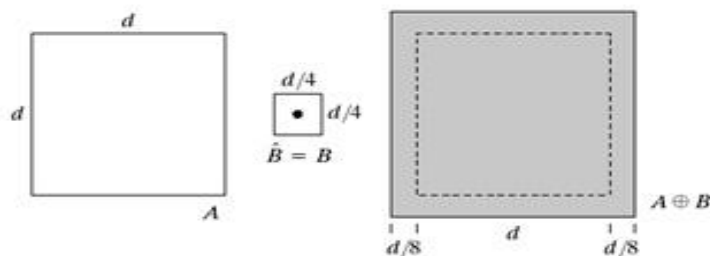
۳-۴ - مورفولوژی

مورفولوژی شاخه‌ای از زیست‌شناسی است که هدف از آن پرداختن به موضوعات و مسائل حالت و ساختار ارگان‌های مختلف بدن بدون در نظر گرفتن هیچ مدل و تابعی است. اما منظور از عملیات مورفولوژی در ریاضیات ابزاری برای پردازش اشکال موجود در تصاویر و خصوصیات آنها از قبیل مرز، اسکلت، قشر محدب و غیره است. عملیات مورفولوژی با استفاده از تئوری مجموعه‌ها در ریاضیات و خواص آن، پردازش‌های مورد نظر را بر روی تصاویر صورت می‌دهد. لازم به ذکر است که عملیات مورفولوژی در تصاویر فقط بر روی تصاویر باینری انجام می‌شود و در حقیقت اطلاعات شدت روشنایی در تصاویر خاکستری یا رنگ‌ها در تصاویر رنگی کمکی به پردازش‌های مورفولوژی نمی‌کنند. در حقیقت مورفولوژی بر روی نقشه‌ی بیتی تصویر عمل می‌کند.

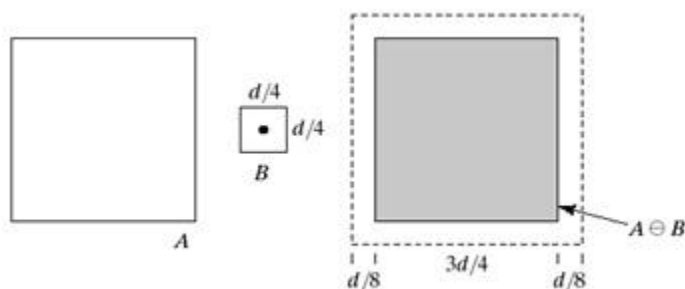
همانطور که اشاره شد اساس کار عملیات مورفولوژی بر مبنای تئوری مجموعه‌ها است بنابراین تمام خواص مجموعه‌ها از قبیل نقیض یک مجموعه، اجتماع و اشتراک مجموعه‌ها در مورفولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرند. علاوه بر عملگرهای مجموعه‌ای، عملیات مورفولوژی بر مبنای دو فرآیند Erosion و Dilation است. اگر مطابق شکل‌های (۳-۴) و (۳-۵)، A و B دو مجموعه (یا دو شکل در تصویر) باشند فرآیندهای Erosion و Dilation به صورت زیر تعریف می‌شوند.

$$\text{Dilation: } A \oplus B = \{z | [(B)_z \cap A] \in A\} \quad (1-3)$$

$$\text{Erosion: } A \ominus B = z | (B)_z \subseteq A \quad (2-3)$$



شکل ۳-۴ - نحوه کار عملیات Dilation



شکل ۳-۵ - نحوه کار عملیات Erosion

در واقع در عملیات‌های فوق B یک المنت ساختاری است که بر اساس آن A توسعه پیدا می‌کند (Dilation) و یا فرسایش می‌یابد (Erosion). بنابراین ساختار B تعیین می‌کند که چه تغییری روی مجموعه A صورت پذیرد.

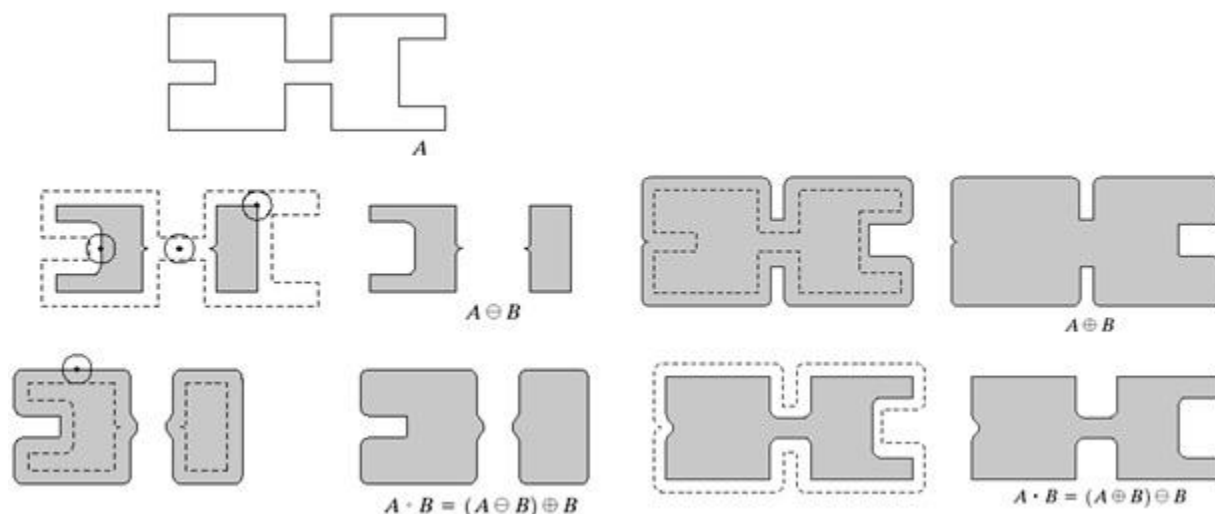
با استفاده از این دو عملگر، دو عملگر دیگر با نام Opening و Closing تعریف می‌شوند که بسیاری از کاربردهای مورفولوژی بر اساس آنها است. در Opening ابتدا مجموعه A بوسیله المنت ساختاری B فرسایش می‌یابد (عملیات Erosion) و سپس حاصل آن مجدداً بوسیله B توسعه می‌یابد (عملیات Dilation). عمل Opening به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{Opening: } A \circ B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3-3)$$

عملیات Closing درست نقطه‌ی مقابل Opening است یعنی ابتدا مجموعه A بوسیله B توسعه می‌یابد و سپس حاصل آن توسط B فرسایش پیدا می‌کند. تعریف عملیات Closing به صورت زیر است.

$$\text{Closing: } A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (4-3)$$

عملیات‌های Opening و Closing برای بدست آوردن مرزهای یک شکل ، بدست آوردن اسکلت شکل و یا پر کردن یک مرزخالی در شکل (پرکردن حفره‌های یک تصویر) و بسیاری کاربردهای دیگر بسیار موثر هستند. شکل (۳-۶) نمونه‌ای از کاربرد عملیات Opening و Closing را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۶ - نحوه کار عملیات Opening و Closing

۳-۵ - تشخیص هدف بوسیله مورفولوژی

همانطور که اشاره شد ، عملیات مورفولوژی قدرت بسیار زیادی برای کار با اشکال موجود در تصاویر در اختیار قرار می‌دهد. یکی از مهمترین بخش‌های هر سیستم ATR تشخیص هدف در تصویر است که در فصل ۲ به برخی از روش‌های آماری برای این منظور اشاره شد. در این بخش قصد داریم با استفاده از قابلیت‌های روش مورفولوژی ، موقعیت هدف در تصاویر SAR را تشخیص دهیم.

در فصل ۲ اشاره شد که اغلب روش‌های تشخیص هدف در تصاویر SAR بر مبنای مقدار آستانه عمل می‌کنند که مهمترین و رایج‌ترین آنها روش نرخ هشدار غلط ثابت است. اساس تصمیم‌گیری این روش‌ها بر مبنای مقدار پیکسل‌ها استوار است به این صورت که اگر مقدار یک پیکسل از مقدار آستانه بیشتر باشد آنرا به عنوان هدف در نظر می‌گیرند و در غیر اینصورت بخشی از پس زمینه خواهد بود. اما بر خلاف این روش ، روش-

های ساختاری بر اساس ساختار هدف عمل می‌کنند یعنی این روش‌ها مستقل از مقدار پیکسل‌ها عمل می‌کنند. البته لازم به ذکر است که در این روش‌ها هم یک مرحله فرآیند تصمیم‌گیری مقدار آستانه برای تبدیل تصویر خاکستری اولیه به تصویر باینری وجود دارد. استفاده از عملیات مورفولوژی بر اساس ساختار هدف عمل می‌کند که در ادامه به آن می‌پردازیم.

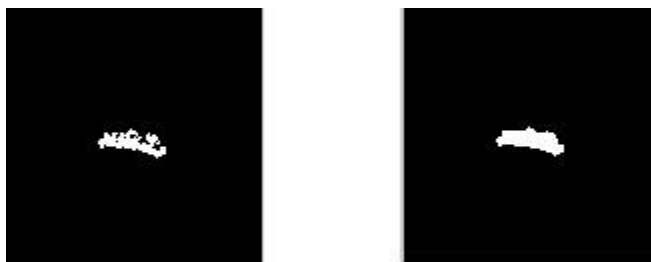
پس از اینکه کیفیت تصویر ورودی به خوبی در مرحله پیش‌پردازش بهبود پیدا کرد و نویز آن کاسته شد، می‌توان با استفاده از عملیات **Opening** و **Closing** هدف را در تصویر تشخیص داد.

همانطور که اشاره شد عملیات مورفولوژی تنها بر روی تصاویر باینری قابل انجام است به همین دلیل ابتدا باید تصویر **SAR** را که یک تصویر خاکستری است به باینری تبدیل کرد. این کار با یک مقدار آستانه ساده قابل انجام است. می‌توان این مقدار را ۱۲۰ در نظر گرفت که پیکسل‌های با مقادیر کمتر از ۱۲۰، صفر شوند و پیکسل‌های با مقادیر بالاتر از ۱۲۰، مقدار یک یا رنگ سفید در تصویر باینری حاصل را تشکیل دهند. برای تشخیص هدف، فرض می‌کنیم که هدف بزرگترین جزء متصل در تصویر است که تقریباً در تمام مسائل این گونه است. با استفاده از یک مقدار آستانه ابتدایی اجزایی را که مساحتشان کمتر از این مقدار است حذف می‌کنیم. این کار بوسیله عملیات **Opening** با عنصر ساختاری مناسب میسر است. بدلیل اینکه معمولاً اجزای متصل دیگری که در تصویر وجود دارند غیر از هدف مورد نظر معمولاً یا نویزهایی هستند که برطرف نشده‌اند و یا اجزای کوچکی مانند قطعه‌های فلزی، از هدف کوچکتر هستند؛ این روش بسیار خوب عمل می‌کند. شکل (۳-۷) یک تصویر **SAR** کاهش نویز داده شده را نشان می‌دهد که پس از تبدیل به تصویر باینری بوسیله عملگر **Opening** هدف موجود در آن تشخیص داده شده است.



شکل ۳-۷ - تشخیص هدف در تصویر بوسیله‌ی عملیات **Opening** مورفولوژی

همانطور که می‌بیند هدف کاملاً از پس‌زمینه و قسمت سایه جدا شده است. دقت کنید که این روش بر خلاف روش‌های مقدار آستانه بحث شده در فصل ۲، بدون در نظر گرفتن شدت روشنایی پیکسل‌ها و فقط بر اساس ویژگی‌های هندسی از قبیل مساحت اجزا، هدف را در تصویر تشخیص می‌دهد. البته در شکل مشخص است که حفره‌هایی در هدف تشخیص داده شده وجود دارد که این حفره‌ها به خاطر از دست رفتن اطلاعات هنگام تبدیل تصویر خاکستری به تصویر باینری ایجاد شده‌اند. برای برطرف کردن این مشکل کافیست از عملگر Closing استفاده کنیم. عملگر Closing بدلیل اینکه ابتدا شکل را گسترش می‌دهد باعث برطرف شدن حفره‌ها می‌گردد و سپس بوسیله عملگر فرسایش، شکل را به اندازه‌ی ابتدایی بر می‌گرداند. شکل (۳-۸) عملگر Closing را برای پر کردن حفره‌ها نشان می‌دهد.



شکل ۳-۸ - گسترش شکل (۳-۷) برای پر کردن حفره‌ها بوسیله‌ی عملیات Closing مورفولوژی

لازم به ذکر است که در مرحله بعد از تصویر باینری بدست آمده مانند شکل به عنوان ماسک بر روی تصویر اصلی استفاده می‌شود و با اعمال آن بر روی تصویر اصلی، هدف در تصویر به صورت کلی جدا می‌شود.

در واقع باید گفت هر دو عملیات Opening و Closing برای تشخیص هدف بکار می‌روند. ابتدا برای از بین بردن لکه‌های موجود در تصویر با استفاده از Opening این کار صورت می‌پذیرد و سپس برای بازسازی قسمت‌هایی از هدف که در عملیات Opening از بین رفته‌اند، عملگر Closing اعمال می‌شود تا هدف به حالت اولیه بازگردد. توجه کنید که اعمال عملگر Opening همانگونه که موجب از بین رفتن لکه‌ها در تصویر می‌شود، باعث صدمه دیدن بخش‌هایی از هدف نیز می‌گردد. در واقع اعمال عملگرهای Opening و Closing موجب می‌شود که هر کدام نقاط ضعف دیگری را پوشش دهند و در نهایت هدف به صورت بهتری حاصل شود.

۳-۶- اعمال کاهش نويز بوسيله ويولت و عمليات مورفولوژی به صورت

همزمان

همانطور که در فصل ۲ بحث شد یکی از پر کاربردترین و رایج‌ترین روش‌ها برای تشخیص هدف در تصویر استفاده از روش‌های مقدار آستانه خودکار است که مهم‌ترین آنها روش نرخ هشدار غلط ثابت است. ضعیفی که این روش و روش‌های بر مبنای مقدار آستانه دارند این است که نمی‌توان هیچ مقدار آستانه ایده‌آلی برای جداسازی هدف در تصویر در نظر گرفت به گونه‌ای که مقداری از اطلاعات از دست نرود (بخشی از هدف از بین برود). به عبارت بهتر همیشه مقدار آستانه بین هشدار غلط‌های بیشتر با شناسایی کامل‌تر هدف و هشدار غلط کم با از دست دادن مقداری از هدف حرکت می‌کند. این دو مسئله یعنی هشدار غلط زیاد و یا از دست دادن اطلاعات هدف هر دو هزینه‌بر و نامطلوب هستند اما روش‌های مبتنی بر مقدار آستانه به هیچ وجه نمی‌توانند این دو مقدار را به صفر برسانند.

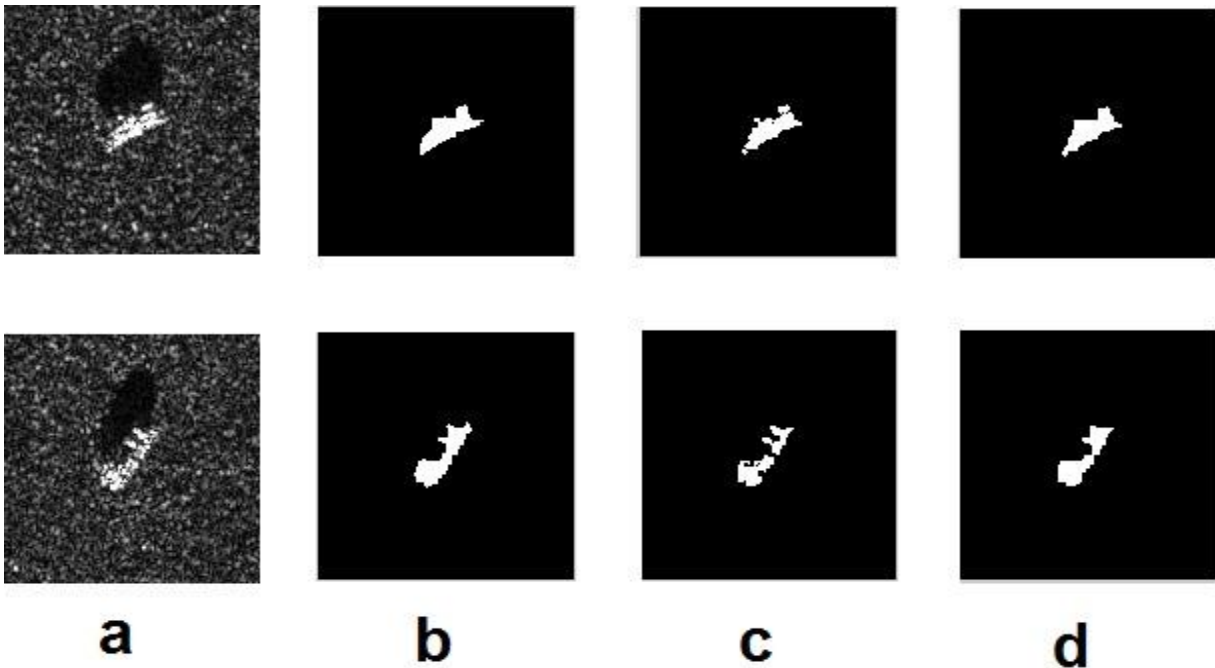
اما در روش پیشنهادی با استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نويز و سپس استفاده از عمليات مورفولوژی برای تشخیص هدف، این مشکل کاملاً رفع گردیده است به طوری که هم تمام هدف به صورت کامل تشخیص داده می‌شود و هم هیچ هشدار غلطی در محدوده پس‌زمینه رخ نمی‌دهد. این مزیت اصلی استفاده از روش ارائه شده است. باید توجه شود که نتیجه بدست آمده حاصل اعمال تبدیل ویولت و عمليات مورفولوژی به صورت پی در پی است.

می‌توان به گونه‌ای دیگر بحث تشخیص را انجام داد و آن استفاده از روش مقدار آستانه بعد از اعمال کاهش نويز توسط تبدیل ویولت است. همانطور که در شکل (۲ تا بالا) ملاحظه می‌کنید استفاده از تبدیل ویولت توانسته است مقدار زیادی از نویزها را کاهش دهد و تصویر به گونه‌ای است که حتی می‌توان با یک مقدار آستانه ثابت هدف را از پس زمینه جدا کرد. اما باز هم مشکل استفاده از مقدار آستانه به قوت خود پابرجاست. یعنی وجود هشدار غلط. اما با استفاده از عمليات مورفولوژی هیچ‌گونه هشدار غلطی بوجود نمی‌آید.

همچنین می‌توان عمليات مورفولوژی را بعد از کاهش نويز بوسيله هر روش دیگری غیر از تبدیل ویولت انجام داد. اما مشکل دیگری که وجود دارد این است که بدلیل اینکه در روش‌های دیگر کاهش نويز کاملاً

لکه‌های نویزی در تصویر بر طرف نشده‌اند و فقط بلور و مات شده‌اند ، اثر آنها برای عملیات مورفولوژی وجود دارد. در این شرایط برای برطرف کردن آنها نیازمند عملیات بیشتر **Opening** هستیم زیرا مساحت لکه‌ها (تعداد پیکسل‌های متصل به هم یک لکه) نسبتاً زیاد است. با اعمال عملیات **Opening** بیشتر ، بخش‌هایی از هدف نیز (بدلیل وجود عملیات **Erosion**) از بین می‌رود. هر چه تعداد اجرای عملگر **Opening** برای از بین بردن لکه‌ها بیشتر شود ، میزان اطلاعاتی که از هدف از بین می‌رود نیز بیشتر شده و به همین بازسازی هدف بوسیله عملگر **Closing** هم دشوارتر می‌گردد.

شکل (۳-۹) مقایسه‌ایست بین روش‌های مختلف بحث شده برای جداسازی و تشخیص هدف در تصویر. همانطور که ملاحظه می‌کنید استفاده از روش تبدیل ویولت برای کاهش نویز و سپس عملیات مورفولوژی برای جداسازی هدف ، کمترین میزان اطلاعات از دست رفته در هدف را دارد.



شکل ۳-۹ - مقایسه بین روش‌های مختلف برای تشخیص هدف - a : تصویر اولیه SAR. b : استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز و مورفولوژی برای تشخیص هدف. c : استفاده از ویولت برای کاهش نویز و استفاده از مقدار آستانه برای تشخیص هدف. d : استفاده از فیلتر لی برای کاهش نویز و استفاده از مورفولوژی برای تشخیص هدف

۳-۷- نتیجه گیری

در این فصل به بررسی بخش پردازش تصویر کار پرداختیم. اشاره شد که دو حوزه‌ی مهم مورد تحقیق در هر سیستم ATR وجود دارد که یکی از آنها پردازش تصویر است که در این فصل به آن پرداختیم و دیگری شناسایی الگو است که در فصل بعد به آن خواهیم پرداخت. بخش پردازش تصویر شامل پیش‌پردازش‌هایی بر روی تصاویر و داده‌های اولیه می‌شود تا آنها را مناسب پردازش اصلی کند. مهمترین قسمت پیش‌پردازش بحث کاهش نویز و بهبود کیفیت تصویر است. در این فصل به بررسی روش استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز در تصاویر SAR پرداختیم. تبدیل ویولت به عنوان یک تبدیل از حوزه مکان به حوزه فرکانس می‌تواند بسیار در کاهش نویز در تصاویر SAR موثر باشد. مهمترین مزیت استفاده از این روش هم این است که نیازمند هیچ فرضیه و حدسی درباره نوع نویز در داده‌ها نیست و بر روی تمامی داده‌ها می‌تواند موثر واقع شود.

بخش دیگری از مطالب این فصل که آن هم در حوزه پردازش تصویر قرار می‌گیرد، تشخیص هدف در تصویر را شامل می‌شود. در این بخش آنچه که در این فصل به آن اشاره شد استفاده از ویژگی‌های ساختاری هدف برای شناسایی آن است. بر خلاف روش‌های مبتنی بر مقدار آستانه که در آنها اساس تشخیص هدف و جداسازی آن از پس زمینه بر مبنای مقادیر پیکسل‌های هدف است، در روش‌های ساختاری مستقل از مقادیر پیکسل‌ها با استفاده از ساختار و شکل هندسی، هدف تشخیص داده می‌شود. در این مورد استفاده از عملیات مورفولوژی در تصویر مورد بحث قرار گرفت و نتایج حاصله از آن با روش‌های دیگر مقایسه شد. می‌توان گفت که مهمترین مزیت استفاده از عملیات مورفولوژی این است که بدون وجود حتی یک لکه و هشدار غلط با حداقل از دست رفتن اطلاعات، هدف مورد نظر تشخیص داده شده و از پس‌زمینه جدا می‌شود.

فصل چہارم

۴- شناسائی ہدف

۴-۱- مقدمه

پس از تشخیص هدف در تصویر بخش پردازش تصویر کار به پایان می‌رسد. اعمال روش‌ها و تکنیک‌های پردازش تصویر برای بهبود کیفیت تصویر و سپس جداسازی هدف از پس زمینه صورت می‌گیرد که در فصل قبل به آن اشاره شد. در ادامه باید از هدف مشخص شده ویژگی‌های مناسب استخراج شده و بر اساس این ویژگی‌ها کلاس‌های مختلف اهداف را از هم تمیز داد. ویژگی‌ها باید به گونه‌ای انتخاب شوند که بیشترین شباهت درون کلاسی و بیشترین تمایز بین کلاسی را داده‌ها ایجاد کنند. در واقع یک ویژگی خوب ویژگی‌ای است که به اندازه کافی به نسبت کلاس‌های مختلف مقادیر به اندازه کافی متفاوت داشته باشد.

پس از استخراج ویژگی از اهداف باید براساس این ویژگی‌ها با استفاده از یک دسته‌بند، داده‌ها را به شبیه‌ترین کلاس مربوط کرد. دسته‌بند هم باید به نوعی باشد که کاملاً متناسب با نوع داده‌ها باشد. مطالب این فصل شامل حوزه شناسایی الگو در سیستم ATR می‌شود که به آن خواهیم پرداخت.

۴-۲- ویژگی

در هر کاربرد شناسایی الگو، آنچه که در شناسایی و جداسازی اهداف از یکدیگر نقش تعیین کننده‌ای دارد، مجموعه‌ای از ویژگی‌هاست. در واقع این مجموعه نقش معیارهایی را دارد که بر اساس آن تصمیم‌گیری در رابطه با اهداف صورت می‌پذیرد. به عبارت بهتر برای اینکه مشخصات کیفی یک هدف به خوبی بیان شوند باید آنها را به مجموعه‌ای کمینه از ویژگی‌های کمی تبدیل کرد که این مجموعه بیشترین اطلاعات ممکن را درباره خصوصیات و مشخصات هدف بیان کند.

در فصل ۲ اشاره شد که ویژگی‌های قابل استخراج از هدف را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد: اول ویژگی‌هایی که اطلاعات کلی از تصویر بدست می‌دهند. این ویژگی‌ها بوسیله‌ی الگوریتم‌های تبدیل فضا مانند PCA و LDA حاصل می‌شوند. در واقع از این منظر مقدار هر پیکسل به عنوان یک ویژگی در نظر گرفته می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم‌های فوق تعیین می‌شود که کدامیک از این ویژگی‌ها از درجه اهمیت بالاتری برخوردارند. منظور از درجه اهمیت میزان تفکیک کنندگی آن ویژگی است. در این میان الگوریتم PCA مستقل از کلاس نمونه‌ها عمل می‌کند و از این جهت یک الگوریتم بدون مربی است. فرض کنید بردار ویژگی شامل n

بعد باشد. در این الگوریتم فضای داده‌ها از فضای n بعدی اولیه به یک فضای n بعدی دیگری نگاشت می‌شوند. ابعاد فضای جدید بر حسب اهمیت آنها مرتب می‌شوند یعنی ویژگی‌های مهم‌تر (ویژگی‌هایی که قابلیت بیشتری برای جداسازی داده‌ها از یکدیگر دارند) در ابتدای لیست قرار می‌گیرند و ویژگی‌های با درجه اهمیت پایین‌تر در ادامه‌ی آنها قرار می‌گیرند. این عمل تبدیل فضا فرصت بسیار خوبی برای انتخاب ویژگی‌های مهم‌تر قرار می‌دهند که می‌توان از آن برای کاهش ابعاد فضای داده‌ها (کاهش ویژگی‌ها) استفاده کرد به گونه‌ای که کمترین میزان از دست رفتن اطلاعات را حاصل شود.

اما در مورد الگوریتم LDA قضیه کمی متفاوت است. در این الگوریتم نیز فضای داده‌ها به فضای دیگری نگاشت می‌شود به گونه‌ای که ویژگی‌ها بر حسب اهمیت مرتب شده باشند اما این الگوریتم بنا را بر جداسازی کلاس‌های مختلف داده‌ها از یکدیگر می‌گذارد نه فقط جداسازی داده‌ها.

یکی از مشکلات استفاده از روش‌های آماری نظیر الگوریتم PCA و LDA برای استخراج ویژگی حجم بالای عملیات آنها و گاهی بردار ویژگی با ابعاد زیاد است. این الگوریتم‌ها بدلیل اینکه بصورت عمومی و کلی تصویر مورد نظر را بررسی می‌کنند، فاقد هرگونه اطلاعات محلی درباره هدف هستند. در واقع این الگوریتم‌ها به تمام پیکسل‌های تصویر درجه اهمیت یکسان برای ویژگی بودن اعطا می‌کنند در حالیکه می‌دانیم بخش بزرگی از یک تصویر شامل پس‌زمینه و سایه می‌شود که اطلاعات آنها هیچ کمکی به شناسایی هدف نمی‌کند. در این پروژه ما از ویژگی‌های دیگری برای شناسایی هدف استفاده می‌کنیم که از حجم بسیار کمتری نسبت به ویژگی‌های آماری (ویژگی‌های استخراج شده بوسیله‌ی الگوریتم‌های آماری) برخوردارند. این ویژگی‌ها بر اساس ساختار هدف و مشخصات داخلی هدف تعریف می‌شوند و بوسیله‌ی آن از روی تصویر استخراج شده از هدف در مرحله تشخیص هدف، محاسبه می‌شوند. در ادامه این ویژگی‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۴-۲-۱- مساحت هدف

اولین خصوصیت ساختاری که می‌توان از هدف استخراج کرد برای شناسایی هدف، مساحت هدف است. کلاس‌های مختلف اهداف نظامی که در شناسایی خودکار هدف مورد بررسی قرار می‌گیرند، دارای طراحی فیزیکی متفاوتی از هم هستند. این طراحی متفاوت منجر به تفاوت در اندازه آنها می‌شود. پس اندازه‌ی یک هدف (که در تصویر مساحتی است که از تصویر پوشانده است) می‌تواند ویژگی بسیار خوبی برای جدا سازی

داده‌ها باشد. به عنوان مثال تانک T72 دارای طول ۶/۹۱ متر و عرض ۳/۵۸ متر است در حالیکه تانک BMP-2 دارای طول ۶/۶ متر و عرض ۳/۱ متر است. دیگر کلاس‌های بررسی شده در مجموعه داده‌های MSTAR که در شکل ۵ نشان داده شده‌اند نیز تقریباً همینطور متفاوت از یکدیگرند. در تصویر SAR مساحت یک هدف تعداد پیکسل‌های هدف را شامل می‌شود. این ویژگی در عین سادگی استخراج قابلیت بالایی برای جداسازی داده‌ها از یکدیگر دارد. شکل (۴-۱) نمونه‌هایی از تصویر SAR تانک‌های T72 و BMP-2 را نشان می‌دهد که مساحت هر کدام به ترتیب ۲۱۷ و ۳۱۲ پیکسل است.



شکل ۴-۱ - نمونه‌های از اهداف تشخیص داده شده برای محاسبه مساحت اهداف

۴-۲-۲- نسبت طول به عرض هدف:

یکی دیگر از ویژگی‌هایی که مورد استفاده قرار می‌گیرد، نسبت طول به عرض هدف است. در بحث مساحت هدف اشاره شد که اهداف مختلفی که مورد بررسی قرار می‌گیرند دارای ابعاد متفاوتی از یکدیگر هستند. از این جهت این تفاوت می‌تواند ویژگی مناسبی جهت شناسایی اهداف از یکدیگر باشد. به این منظور ابتدا باید ابعاد هدف از تصویر استخراج گردد یعنی همان طول و عرض هدف. سپس یک معیار مناسب برای مقایسه اهداف با یکدیگر نسبت طول به عرض آنها خواهد بود. برای استخراج طول و عرض هدف باید یک مستطیل محیط بر هدف تشخیص داده شده در تصویر ترسیم کرد و نسبت طول به عرض این مستطیل را به یک ویژگی مورد استفاده در شناسایی هدف، محاسبه نمود.

دقت کنید که بدلیل اینکه اهداف دارای جهت‌گیری‌های مختلفی می‌باشند (همانطور که قبلاً اشاره شد به ازای هر ۵ درجه یک تصویر وجود دارد که با این حساب ۷۲ زاویه جانبی مختلف برای اهداف امکان پذیر است) ابتدا باید زاویه جانبی هدف محاسبه شود و بعد با توجه به آن مستطیل محیط را به اندازه آن زاویه چرخاند تا به درستی تمام هدف را در بر گیرد.

۴-۲-۳ - پیکسل‌های هدف:

یکی دیگر از ویژگی‌هایی که می‌تواند به شناسایی بهتر اهداف کمک کند، میانگین و واریانس مقادیر پیکسل‌های هدف است. بر اساس [۱۳] در بسیاری از کاربردها جزء تاثیر گذارترین ویژگی‌های انتخابی بوده است و بسیاری از محققان در کاربردهای خود از آن استفاده کرده‌اند.

بدلیل اینکه ساختار سطح اهداف متفاوت از یکدیگر هستند و برآمدگی‌ها و تورفتگی‌های متفاوتی دارند، این امر سبب می‌شود که بازتابش امواج رادیویی از آنها متفاوت باشد و در نتیجه در مرحله تشکیل تصویر SAR باعث تغییر در سطح روشنایی پیکسل‌های مربوط می‌گردند. همچنین باید توجه داشت که جنس بدنه اهداف نیز ممکن است بسیار با یکدیگر متفاوت باشد که این مسئله هم خود باعث بروز تفاوت در شدت روشنایی پیکسل‌های موجود در تصویر SAR مربوط به آنها می‌گردد.

البته باید توجه داشت که میزان این تفاوت در شدت روشنایی پیکسل‌ها بین اهداف مختلف بسیار وابسته به فاصله تصویربرداری از هدف است یعنی با افزایش فاصله میزان این تغییر کاهش می‌یابد. بنابراین استفاده از این ویژگی در کاربردهایی با فاصله تصویربرداری پایین (عموماً کمتر از ۵۰۰ متر) بسیار تاثیر گذار خواهد اما با افزایش فاصله تصویربرداری میزان تاثیر این ویژگی به مراتب کاهش می‌یابد.

۴-۲-۴ - نقاط قله:

ویژگی دیگری که باید در این بخش راجع به آن صحبت کرد نقاط قله موجود در تصویر هدف است. منظور از نقاط قله پیکسل‌هایی در تصویر است که شدت روشنایی (مقدار سطح خاکستری) آنها از یک مقدار مشخص بیشتر باشد. برای این پایان نامه مقدار ۲۴۰ در نظر گرفته شده است. یعنی پیکسل‌هایی که مقدار آنها از ۲۴۰ بیشتر باشند جزء نقاط قله به حساب می‌آیند. این نقاط روشن تر از نقاط دیگر در تصویر هستند. دلیل اینکه این نقاط را نقاط قله یا پیک می‌گویند این است که معمولاً این نقاط قسمت‌های برآمدگی سطح هدف را منعکس می‌کنند به عنوان مثال محل تاج تانک که بالاترین ارتفاع را بر روی بدنه تانک دارد جزء نقاط پیک آن تانک به حساب می‌آید.

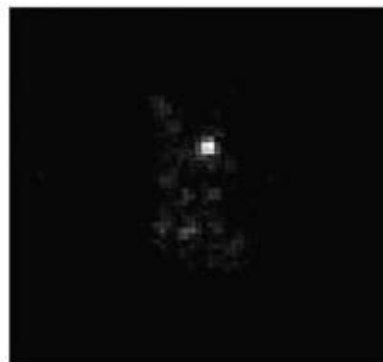
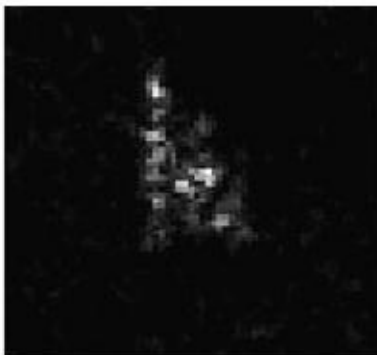
پس از استخراج تمام نقاط پیک یک هدف، می‌توان میانگین و واریانس مقادیر این نقاط را محاسبه نمود و از آن به عنوان ویژگی برای شناسایی هدف استفاده کرد. در واقع این ویژگی همانند ویژگی قبلی است با این

تفاوت که به جای محاسبه میانگین و واریانس تمام پیکسل‌های هدف تنها نقاط قله هر هدف مورد محاسبه قرار می‌گیرند و به همین دلیل در بسیاری از کاربردها عملکرد بهتری از ویژگی قبلی از خود بروز می‌دهد. ایده استفاده از این ویژگی آنست که در واقع در بعضی کاربردها سطح روشنایی پیکسل‌های اهداف مختلف تفاوت چندانی بایکدیگر ندارند اما در برخی نقاط مهم این تفاوت وجود دارد که نقاط قله قطعاً جزء آنهاست.

علاوه بر شدت روشنایی نقاط قله ویژگی دیگری هم می‌توان از این نقاط استخراج نمود که آن محل قرار گیری این نقاط در هدف است. میزان تاثیرگذاری این ویژگی بر بهبود شناسایی هدف بسیار بیشتر از ویژگی‌های دیگر است زیرا این ویژگی مستقیماً ساختار فیزیکی سطح هدف را مورد رصد قرار می‌دهد. بدلیل اینکه موقعیت مطلق نقاط قله در هر هدف کمیتی است که نمی‌توان آنرا با نمونه دیگری مقایسه کرد زیرا تفاوت‌ها در جهت گیری هدف در تصویر و همچنین موقعیت خود هدف در تصویر از یک نمونه به نمونه دیگر متفاوت است. منظور از موقعیت مطلق، موقعیت پیکسلی نقاط قله است. برای رفع این مشکل باید موقعیت این نقاط را نسبت به نقطه‌ای محاسبه نمود که مستقل از تغییرات مطرح شده فوق باشد.

در این پایان نامه ما موقعیت نقاط قله استخراج شده را بر اساس نقطه مرکز هدف محاسبه می‌کنیم. در واقع باید فاصله نقاط قله در هدف را تا مرکز هدف محاسبه نماییم. البته برای مشخص کردن مرکز هدف تعاریف متفاوتی از مرکز را می‌توان مدنظر قرار داد. ما در این پایان نامه نقطه مرکز مستطیل محیط بر هدف را به عنوان نقطه مرکز هدف در نظر می‌گیریم.

پس از محاسبه فاصله نقاط قله تا مرکز هدف، میانگین و واریانس این فواصل را محاسبه نموده و از آن به عنوان ویژگی‌های دیگری برای شناسایی هدف استفاده می‌کنیم. شکل (۴-۲) نحوه استخراج نقاط قله از تصویر هدف را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲ - استخراج نقاط قله از هدف. نقاط روشن در تصویر نقاط قله هستند. شکل سمت چپ تصویری از تانک T72 و شکل سمت راست تصویری از نفربر ZSU

۴-۳ - بردار ویژگی:

در تمام الگوریتم‌های دسته‌بندی در یادگیری ماشین باید اطلاعات ورودی از هر نمونه داده به صورت یک بردار از ویژگی‌های آن نمونه به الگوریتم ارسال شود. بنابراین پس از محاسبه ویژگی‌های بحث شده بالا برای تمام نمونه‌های آموزشی و آزمایشی (تست)، این مقادیر را به ازای هر نمونه به صورت برداری مرتب نموده و آنرا به عنوان ورودی به الگوریتم دسته‌بند ارسال می‌نماییم. البته لازم به ذکر است که معمولاً ترتیب قرارگیری ویژگی‌ها در بردار ویژگی به ترتیب اهمیت آنها است. این کار سبب می‌شود که در صورت نیاز بتوان به سادگی زیرمجموعه مناسبی از ویژگی‌ها را انتخاب نمود به طوری که کارایی الگوریتم دسته‌بند و شناسایی را افزایش دهد. در بردار ویژگی مورد استفاده در این پایان نامه ما این قاعده را رعایت کرده‌ایم.

بردار ویژگی حاصل از ویژگی‌های فوق به صورت زیر خواهد بود:

- ۱- میانگین فاصله نقاط قله از مرکز هدف
- ۲- واریانس فاصله نقاط قله از مرکز هدف
- ۳- نسبت طول به عرض هدف
- ۴- میانگین مقادیر نقاط قله هدف
- ۵- واریانس مقادیر نقاط قله هدف

۶- مساحت هدف

۷- میانگین مقادیر پیکسل‌های هدف

۸- واریانس مقادیر پیکسل‌های هدف

نمونه‌های موجود در مجموعه داده‌ها بر اساس ۸ ویژگی فوق تعریف می‌شوند در واقع ویژگی‌های فوق به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که بتوانند با کمترین میزان ازدست دادن اطلاعات تمام خصوصیات نمونه‌ها را نشان دهند.

۴-۴ - الگوریتم‌های دسته‌بندی

پس از استخراج ویژگی از نمونه‌ها باید اهداف را بر اساس این ویژگی‌ها به کلاس‌های مرتبط دسته‌بندی نمود. این مرحله آخرین مرحله یک پروژه شناسایی خودکار هدف است که به نوعی مهمترین مرحله نیز می‌باشد. برای دسته‌بندی داده‌ها در یادگیری ماشین الگوریتم‌های متعددی وجود دارد که هر کدام از آنها نقاط قوت و ضعف مخصوص به خود را دارند.

در اینجا ذکر این نکته لازم است که منظور از الگوریتم‌های دسته‌بندی صرفاً آن دسته از الگوریتم‌های یادگیری را شامل می‌شوند که از روش بامربی استفاده می‌کنند. در حقیقت الگوریتم‌های یادگیری به روش بدون مربی که از آنها به عنوان الگوریتم‌های خوشه‌بندی یاد می‌شود در این پایان‌نامه مورد بررسی قرار نگرفته‌اند. دلیل اینکه برای کلاس بندی داده‌ها در شناسایی خودکار هدف الگوریتم‌های خوشه‌بندی مورد استفاده قرار نمی‌گیرند این است که این الگوریتم‌ها بدون هیچ دانش اولیه‌ای درباره کلاس داده‌های آموزشی اقدام به کلاس بندی داده‌ها می‌کند که بدلیل شباهت‌های زیاد بین کلاس‌های مختلف در بین نمونه‌های یک سیستم شناسایی خودکار هدف ، باعث بروز خطاهای زیادی در کلاس‌بندی می‌شود.

الگوریتم‌های دسته‌بندی (الگوریتم‌های یادگیری با روش بامربی) خود شامل انواع مختلفی هستند. مهمترین شاخه در این الگوریتم‌ها روش‌های آماری را شامل می‌شود. در ادامه سه روش از الگوریتم‌های آماری دسته‌بندی را بررسی می‌کنیم که از آنها برای شناسایی هدف استفاده شده است. پس از بررسی الگوریتم‌های یادشده روش **boosting** را بررسی نموده و در فصل ۵ خواهیم دید که چگونه استفاده از این روش باعث افزایش میزان موفقیت شناسایی اهداف می‌شود.

۴-۴-۱ روش K نزدیک‌ترین همسایه^{۳۰}

روش K نزدیک‌ترین همسایه‌ها یکی از پرکاربردترین روش‌های دسته‌بندی داده‌هاست. این الگوریتم یک روش بدون پارامتر است یعنی در این الگوریتم هیچ پارامتر و مقداری از پیش تعیین نمی‌شود. در واقع تنها پارامتری که نیاز دارد از قبل تعیین شود مقدار K است. در این الگوریتم نمونه‌های آموزشی به صورت بردار ویژگی چند بعدی ذخیره می‌شوند. مرحله آموزشی در این الگوریتم تنها ذخیره کردن بردار ویژگی نمونه‌ها و کلاس متناظر با هر نمونه است. در این الگوریتم بدلیل بسیار ساده بودن و پیچیدگی زمانی بسیار پایین مرحله آموزشی، مورد توجه است و از مزیت‌های این روش به حساب می‌آید.

همانطور که از اسم این الگوریتم بر می‌آید اساس کار این روش بر این است در هر مورد نمونه آزمایشی به کلاسی دسته بندی می‌شود که بر اساس رای گیری بیشترین رای را در میان K نزدیک‌ترین همسایه به آن نمونه داشته باشد.

یک مسئله تاثیرگذار بر میزان موفقیت این روش استفاده از معیار مناسب اندازه‌گیری فاصله بین دو نمونه است. عموماً برای این منظور از معیار فاصله اقلیدوسی استفاده می‌شود. اما با توجه به فضای مسئله و نوع ویژگی‌های موجود در بردار ویژگی، باید معیار اندازه‌گیری فاصله متناسب با آن انتخاب شود. در برخی موارد دقت دسته‌بندی الگوریتم را می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های مخصوصی برای آموزش معیار اندازه‌گیری فاصله مانند نزدیک‌ترین همسایه حاشیه بزرگ^{۳۱} و یا آنالیز اجزای همسایگی^{۳۲} بالا برد.

بهترین انتخاب در مورد مقدار K بستگی به داده‌ها دارد. عموماً افزایش مقدار K باعث کاهش تاثیر نویز داده‌ها بر روی دقت دسته‌بندی می‌شود اما در همین حال باعث باریک شدن مرز بین کلاس‌ها در فضای داده‌ها می‌گردد. در حالت خاص اگر مقدار K یک در نظر گرفته شود به آن الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه گفته می‌شود.

میزان دقت دسته‌بندی الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه در مواردی که نویز در داده‌ها وجود دارد و یا ویژگی‌های غیر مرتبط در بردار ویژگی‌ها وجود دارند، به شدت کاهش می‌یابد. در واقع این مسئله مهمترین نقطه ضعف الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه است. همانطور که اشاره شد می‌توان با بالا بردن مقدار K تاثیر نویز در داده‌ها را کاهش داد اما باید توجه داشت که این امر باعث بالارفتن پیچیدگی محاسباتی شده و مطلوب نیست.

³⁰ K Nearest Neighbor

³¹ Large Margin Nearest Neighbor

³² Neighborhood Components Analysis

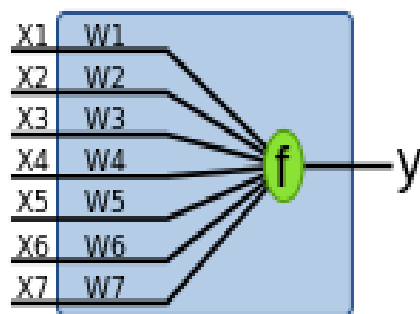
الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه یک الگوریتم غیر خطی و از روش‌های یادگیری براساس نمونه یا روش یادگیری تنبل^{۳۳} است و علاوه بر دسته‌بندی داده‌ها، برای رگرسیون و پیش‌بینی تابع هم استفاده می‌شود.

۴-۲-۴- روش یادگیری پرسپترون

پرسپترون یک الگوریتم یادگیری از نوع خطی است که با استفاده از ترکیب بعضی وزن‌ها با بردار ویژگی ورودی و با استفاده از قاعده دلتا^{۳۴} برای آموزش وزن‌ها، نمونه‌ی ورودی را به صورت باینری دسته‌بندی می‌کند. در واقع یک پرسپترون قابلیت این را دارد که مجموعه‌ای از ویژگی‌های ورودی (برداری ویژگی) را به یک مقدار باینری نسبت دهد. اساس کار یک پرسپترون به صورت زیر است:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } w \cdot x + b > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-4)$$

که در آن w یک بردار وزن با مقادیر حقیقی است و مقدار $w \cdot x$ به صورت ضرب نقطه‌ای محاسبه می‌شود و b هم یک مقدار بایاس است که یک مقدار ثابت دارد و مستقل از ورودی است. بر اساس خروجی بدست آمده از تابع $f(x)$ که مقادیر 0 و 1 را شامل می‌شود، نمونه‌ی ورودی به عنوان یک نمونه‌ی مثبت یا منفی دسته‌بندی می‌شود. شکل (۳-۴) نحوه‌ی کار یک پرسپترون را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴ - نمایی از یک پرسپترون. ضرب نقطه‌ای بردار ویژگی ورودی در بردار وزن‌ها و اعمال حاصل آن به تابع فعال‌ساز خروجی

مهمترین ویژگی الگوریتم پرسپترون روش یادگیری آن است که با استفاده از قاعده دلتا صورت می‌گیرد. در این قاعده نمونه‌های آموزشی به صورت یک به یک به الگوریتم وارد شده و تاثیر خود را بر بروز شدن

³³ Lazy Learning

³⁴ Delta Rule

وزن‌ها می‌گذارند. در حقیقت هر نمونه سعی می‌کند وزن‌ها را به گونه‌ای تغییر دهد که حاصل تابع $f(x)$ با استفاده از آن وزن‌ها خروجی مورد نظر نمونه‌ی آموزشی را حاصل نماید. الگوریتم یادگیری قاعده دلتا به صورت زیر است:

۱- وزن‌ها و همچنین مقدار آستانه β را مقدار دهی اولیه کنید. وزن‌ها را معمولاً با مقادیر کوچکی نزدیک به صفر مقداردهی اولیه می‌کنند.

۲- برای هر نمونه j در مجموعه داده‌های آموزشی D مراحل زیر را به ازای داده‌ی ورودی X_j و خروجی مورد انتظار d_j انجام دهید:

الف - خروجی واقعی را با استفاده از رابطه زیر محاسبه نمایید

$$y_j(t) = f[\mathbf{w}(t) \cdot \mathbf{x}_j] = f[w_0(t) + w_1(t)x_{j,1} + w_2(t)x_{j,2} + \dots + w_n(t)x_{j,n}] \quad (۲-۴)$$

ب- وزن‌ها را با روش زیر بروزرسانی کنید.

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(d_j - y_j(t))x_{j,i}, \text{ for all nodes } 0 \leq i \leq n. \quad (۳-۴)$$

۳- مرحله ۲ را تکرار کنید تا زمانی که مقدار خطای $\frac{1}{S} \sum_j^S [d_j - y_j(t)]$ از مقدار آستانه مشخص شده β کمتر باشد و یا به تعداد تکرار از پیش تعیین شده، مرحله ۲ تکرار شده باشد.

در الگوریتم فوق α نرخ یادگیری است که مقداری بین صفر و یک دارد.

برای تعمیم الگوریتم پرسپترون به حالتی با چند خروجی (در شرایطی که چند کلاس برای دسته‌بندی وجود داشته باشد) باید مجموعه‌ای از پرسپترون‌ها را بکار بگیریم. این مجموعه نوع خاصی از شبکه‌های عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهند که به آن پرسپترون تک لایه گفته می‌شود.

همچنین برای پردازش‌های پیچیده‌تر می‌توان از چند لایه از پرسپترون‌ها استفاده کرد که در آن خروجی هر لایه به عنوان ورودی لایه بعد مورد استفاده قرار می‌گیرد. استفاده از یک لایه مخفی پرسپترون قدرت پردازشی بالایی به شبکه می‌دهد که برای دسته‌بندی داده‌ها در کلاس‌های متعدد بسیار کاربرد دارد.

لازم به ذکر است که در حالتیکه از لایه مخفی در شبکه استفاده شود ، برای آموزش شبکه نیازمند تعمیم قاعده دلتا هستیم به گونه‌ای که تفاوت خروجی حاصله و خروجی دلخواه را لایه به لایه به سمت لایه‌های ابتدایی انتشار دهد. این روش یادگیری را روش پس‌انتشار^{۳۵} می‌گویند.

۴-۴-۳- ماشین بردار پشتیبان^{۳۶}

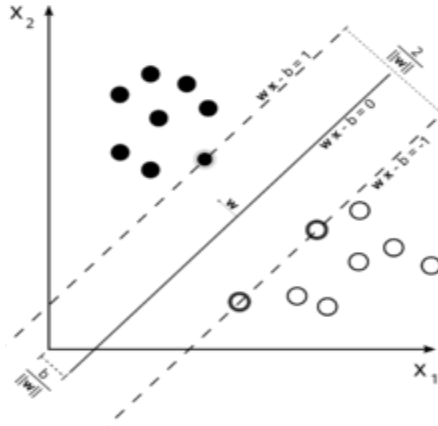
یکی از قوی‌ترین الگوریتم‌های دسته‌بندی به روش بامربی ، الگوریتم SVM است. SVM یک الگوریتم خطی است که علاوه بر دسته‌بندی داده‌ها در رگرسیون و پیش‌بینی تابع نیز کاربرد دارد.

SVM پایه برای دسته‌بندی داده‌ها به دو کلاس طراحی شده است (دسته‌بندی باینری). SVM داده‌ها را به صورت نقاطی در فضا نگاشت می‌کند به گونه‌ای که داده‌های دو کلاس بوسیله‌ی یک فضای خالی از هم جدا شده باشند. در این الگوریتم سعی بر این است که این فضای خالی تا حد امکان بزرگ باشد. سپس یک نمونه‌ی ورودی به فضای فوق نگاشت می‌شود و با توجه به این که در کدام طرف فضای خالی قرار گیرد ، به یک کدام از کلاس‌ها دسته‌بندی می‌شود.

شکل (۴-۴) نحوه‌ی تعریف فضای خالی که به آن حاشیه گفته می‌شود را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌کنید بوسیله اندازه‌گیری فاصله بین نزدیک‌ترین نمونه‌های دو کلاس به هم، بیشترین حد حاشیه محاسبه می‌شود. این حاشیه به وسیله‌ی یک خط (در فضای سه بعدی یک صفحه) به دو بخش تقسیم می‌شود. در واقع معیار تصمیم‌گیری در مورد تعلق یک نمونه به یک کلاس همین خط وسط حاشیه است.

³⁵ Back propagation

³⁶ Support Vector Machine (SVM)



شکل ۴-۴- نمایی از نحوه عمل ماشین بردار پشتیبان. هدف بیشینه کردن حاشیه‌ها است

همانطور که اشاره شد هدف بیشینه کردن مقدار حاشیه است تا داده‌ها بهتر از هم تفکیک شوند. فاصله بین دو حاشیه $\frac{2}{\|w\|}$ است که در آن بردار نرمال عمود بر خط مرکزی است که در شکل مشخص است. پس هدف در این جا کمینه کردن مقدار $\|w\|$ است که در نتیجه فاصله حاشیه‌ها بیشینه شود.

برای تعلق یک نمونه به یک کلاس باید شرایط زیر برقرار باشد:

$$w \cdot x_i - b \geq 1 \quad (۴-۴)$$

$$w \cdot x_i - b \leq -1 \quad (۵-۴)$$

این دو را می‌توان به صورت زیر جمع کرد:

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 \quad 1 \leq i \leq n \quad (۶-۴)$$

پس هدف در نهایت این است که مقدار $\|w\|$ با توجه به محدودیت بالا کمینه شود. این فرآیند ، مرحله یادگیری الگوریتم را شامل می‌شود.

البته ذکر این نکته ضروری است که روش توضیح داده شده SVM پایه را بیان می‌کند. برای حالت‌های پیچیده‌تر که داده‌ها در فضای معمولی خطی جداپذیر نیستند ، باید فضا را به گونه‌ای به فضایی جدید نگاشت کنیم که در فضای جدید داده‌ها خطی جداپذیر باشند. برای این منظور به جای استفاده از ضرب نقطه‌ای که حاصل آن ترکیب خطی w و x است باید با استفاده از توابع غیر خطی و ضرب آنها در x فضا را به فضایی دیگر نگاشت

کرد. این عمل باعث می‌شود که ابعاد فضا افزایش یابد اما در فضای جدید داده‌ها به صورت خطی جداپذیر خواهند بود. برای این منظور هر ضرب نقطه‌ای را می‌توان از طریق رابطه زیر با یک کرنل (تابع) جایگزین کرد.

$$w = \sum_i \alpha_i y_i \varphi(x_i) \quad (7-4)$$

با جایگذاری رابطه (7-4) در رابطه (6-4) و پس از جایگذاری خواهیم داشت:

$$w \cdot \varphi(x) = \sum_i \alpha_i y_i k(x_i, x) \quad (8-4)$$

تابع $K(x_i, x)$ همان کرنل مورد استفاده برای تبدیل فضا است. کرنل‌های زیادی تا کنون برای این منظور ارائه شده‌اند که معروفترین و پرکاربردترین آنها به صورت زیر است:

$$k(x_i, x_j) = (x_i, x_j)^d \quad \text{چند جمله‌ای} \quad (9-4)$$

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \text{گوسی} \quad (10-4)$$

$$k(x_i, x_j) = \tanh(kx_i \cdot x_j + c) \quad \text{تانژانت هایپربولیک} \quad (11-4)$$

البته در اکثر کاربردها از تابع گوسی به عنوان کرنل برای تبدیل فضا استفاده می‌شود.

۴-۵ - یادگیری ترکیبی^{۳۷}

یکی از بهترین روش‌ها برای ارتقاء دقت و کارایی یک الگوریتم دسته‌بندی این است که حاصل این الگوریتم را با الگوریتم‌هایی نظیر آن ترکیب کرده و نتیجه حاصل را استخراج کنیم. ساده‌ترین ایده‌ای که می‌توان برای ترکیب الگوریتم‌های دسته‌بندی مطرح کرد این است که این الگوریتم‌ها را ابتدا آموزش داده و سپس در مرحله تست هر نمونه را به کلاسی اختصاص دهیم که بیشترین رای را در میان الگوریتم‌های دسته‌بندی آموزش داده شده دارند.

³⁷ Ensemble Learning

ایده یادگیری ترکیبی به ظهور دو دسته الگوریتم‌ها از این نوع منجر شد که اولی **Bagging** و دومی **Boosting** نام دارد. در الگوریتم‌های از نوع **Bagging** استراتژی به این نحو است که ابتدا مجموعه داده‌های آموزشی را در نظر می‌گیریم. فرض کنید این مجموعه که D نام دارد دارای m نمونه آموزشی باشد. سپس k مجموعه را به گونه‌ای از داده‌های این پر می‌کنیم که هر مجموعه دارای m نمونه باشد و داده‌های هر مجموعه با جایگذاری از مجموعه مادر انتخاب شده باشد. یعنی این که امکان بروز داده‌های تکراری در این مجموعه‌ها وجود دارد.

پس از ساختن این k مجموعه از داده‌های آموزشی مجموعه‌ی مادر، هر الگوریتم دسته‌بندی را با یک کدام از این مجموعه‌ها آموزش می‌دهیم. پس در اینجا ذکر این نکته ضروری است که مقدار k با تعداد الگوریتم‌های دسته‌بندی اولیه که باید با هم ترکیب شوند برابر باشد. پس از آموزش الگوریتم‌ها در مرحله تست هر نمونه را به کلاسی اختصاص می‌دهیم که بیشترین رای را در میان الگوریتم‌های دسته‌بندی داشته باشد.

در مورد الگوریتم‌های روش **Boosting** قضیه کمی متفاوت‌تر است. تفاوت در واقع در مجموعه‌های آموزشی است که هر کدام از الگوریتم‌ها باید با استفاده از آنها آموزش یابند. در مورد روش **Boosting** ابتدا یک الگوریتم بوسیله مجموعه‌ی داده‌ها آموزش می‌یابد. سپس الگوریتم دوم بر روی مجموعه‌ای آموزش می‌یابد که نیمی از داده‌های آن از نمونه‌های درست دسته‌بندی شده توسط الگوریتم اول تهیه می‌شود و نیمه دیگر از نمونه‌هایی که توسط الگوریتم اول درست دسته‌بندی نشده‌اند.

معروفترین الگوریتم در زمینه روش **Boosting**، **AdaBoost** نام دارد که الگوریتم آن به صورت زیر است.
ورودی‌ها:

- دنباله‌ای از N نمونه به صورت $s = [(x_i, y_i)]$ که $i = 1, 2, \dots, N$ با برچسب‌های $y_i \in \theta, \theta = \{w_1, \dots, w_c\}$
- الگوریتم‌های دسته‌بندی
- عدد صحیح T به عنوان تعداد تکرار

مقدار دهی اولیه

$$D_i(i) = 1/N, i = 1, 2, \dots, N \quad (12-4)$$

برای $t=1, 2, \dots, T$ مراحل زیر را انجام دهید

۱. یک زیر مجموعه داده آموزشی به عنوان S_t از مجموعه داده‌ها با توزیع احتمالی D_t انتخاب کنید.
۲. یک الگوریتم دسته‌بندی را با آن آموزش دهید و h_t را بدست آورید. (الگوریتم آموزش دیده در مرحله t)
۳. مقدار خطای

$$h_t: \varepsilon_t = \sum_{i: h_t(x_i) \neq y_i} D_t(i) \quad (13-4)$$

را محاسبه کنید اگر $\varepsilon_t > 1/2$ از حلقه خارج شو.

۴. β_t را به صورت زیر قرار دهید

$$\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t) \quad (14-4)$$

۵. تابع توزیع D_t را بروز رسانی کنید.

$$D_t: D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} \beta_t & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15-4)$$

که در رابطه فوق $Z_t = \sum_i D_t(i)$ یک ثابت نرمال است که به گونه ای است که D_{t+1} یک تابع توزیع مناسب باشد.

لازم به ذکر این نکته است که در الگوریتم AdaBoost نیز در مرحله تست بر اساس رای اکثریت تصمیم‌گیری می‌شود.

۴-۶- نتیجه‌گیری

در این فصل بخش یادگیری ماشین کار مورد بررسی قرار گرفت. استخراج ویژگی مناسب از هدف تشخیص داده شده مورد بررسی قرار گرفت. ویژگی معیار ما برای دسته‌بندی و شناسایی داده‌ها ست. در این فصل به استخراج ویژگی‌های هندسی و ساختاری هدف پرداختیم. ۸ ویژگی متفاوت از هر هدف استخراج شد که این ۸ ویژگی بر اساس میزان تاثیرگذاری بر روی کاربردهای دیگر در منابع مختلف استخراج شدند.

این ویژگی‌ها مساحت هدف، نسبت طول به عرض هدف، میانگین و واریانس مقادیر پیکسل‌های هدف و ویژگی‌های استخراج شده از نقاط قله هدف مورد بررسی قرار گرفتند. نقاط قله نقاطی بودند که مقدار پیکسل‌های آنها از یک مقدار آستانه بیشتر باشد. ویژگی‌هایی نظیر میانگین و واریانس مقادیر نقاط قله و میانگین و واریانس فاصله این نقاط از مرکز هدف به عنوان ویژگی‌های دیگری از هدف استخراج شدند.

در ادامه به بررسی الگوریتم‌های دسته‌بندی و شناسایی پرداختیم. اشاره شد که الگوریتم‌های دسته‌بندی بسیار زیاد و متنوع هستند اما در این فصل ما به بررسی سه نمونه از الگوریتم‌های دسته‌بندی به روش بامربی پرداختیم و آندسته از الگوریتم‌های دسته‌بندی را مورد بررسی قرار دادیم که بر اساس روش‌های آماری شکل گرفته باشند.

در این مورد ابتدا الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه به عنوان شاید ساده‌ترین الگوریتم دسته‌بندی بامربی مورد بررسی قرار گرفت. اشاره شد که این الگوریتم مرحله آموزش و یادگیری بسیار ساده‌ای دارد و پیچیدگی محاسباتی پایینی به ازای K های پایین خواهد داشت اما نقطه ضعف این الگوریتم آنجاست که در مواجهه با داده‌های نویزی و یا ویژگی‌های نامرتبط، کارایی پایینی دارد.

الگوریتم دیگری که مورد بررسی قرار گرفت الگوریتم پرسپترون بود. این الگوریتم با انتساب وزن‌هایی به هر کدام از ویژگی‌های ورودی و ترکیب آنها با هم سعی در دسته‌بندی داده‌ها به کلاس مرتبط دارد. مرحله یادگیری این الگوریتم شامل بروزرسانی مرحله به مرحله وزن‌هاست. همچنین اشاره شد که ترکیبی از چند پرسپترون در لایه‌های مختلف تشکیل یک شبکه عصبی مصنوعی را می‌دهد که قدرت پردازشی بالایی برای شناسایی اهداف دارد.

آخرین الگوریتم دسته‌بندی در این فصل الگوریتم معروف و پرکاربرد SVM بود. این الگوریتم که روش پایه‌ای آن به صورت خطی است این قابلیت را دارد که نسخه تعمیم یافته آن قادر است مسائلی را که در فضای معمولی

بردار ویژگی بصورت خطی جداپذیر نیستند را به وسیله توابعی غیر خطی به فضایی نگاشت کند که در آن داده-ها به صورت خطی نگاشت شوند.

فصل پنجم

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در فصول گذشته به صورت مفصل در مورد چگونگی پردازش‌های مورد نیاز در یک کاربرد شناسایی خودکار هدف بحث و بررسی شد. در فصل‌های ۳ و ۴ نحوه پردازشی کار چه از نظر پردازش تصویر و چه از نظر یادگیری ماشین مورد بررسی قرار گرفت. در این فصل قصد داریم نحوه پیاده‌سازی یک سیستم شناسایی خودکار هدف و همچنین نتایج بدست آمده از اجرای آن را مورد بررسی قرار دهیم.

در فصل ۱ اشاره شد که یک سیستم شناسایی خودکار دارای کاربردهای بسیار گسترده‌ای در شاخه‌های مختلف نظارتی نظامی است. بر اساس این که چه نوع کاربردی از این سیستم مورد نیاز باشد باید در مورد نحوه پیاده‌سازی آن تصمیم‌گیری نمود. به عنوان مثال شرایط و نیازهای یک سیستم شناسایی خودکار هدف که در موشک‌های کروز مورد استفاده قرار می‌گیرد کاملاً متفاوت است از نیازهایی که یک سیستم شناسایی برای هواپیماهای بدون سرنشین مورد نیاز است. در این پایان‌نامه، فرض استفاده از سیستم شناسایی در هواپیماهای بدون سرنشین است بنابراین نیازی به بلادرنگ بودن پردازش‌ها نیست.

در این فصل به بررسی نحوه پیاده‌سازی و نتایج حاصله سیستم می‌پردازیم. نتایج پیاده‌سازی از زاویه‌های مختلف و با الگوریتم‌های دسته‌بند مختلف ارائه خواهد شد و در مورد هر کدام تحلیل و بررسی صورت می‌گیرد.

مطالب این فصل به این صورت ارائه خواهد شد. ابتدا پایگاه داده استفاده شده در کار را مورد ارزیابی و بررسی قرار می‌دهیم. سپس نتایج پیاده‌سازی سیستم توسط الگوریتم‌های دسته‌بندی بحث شده در فصل ۴ مورد بررسی قرار می‌گیرد. در ادامه نتایج استفاده از ترکیبی از این دسته‌بندها را خواهیم دید که چگونه میزان موفقیت سیستم را افزایش می‌دهد و در آخر نتایج حاصل از پیاده‌سازی به روش ارائه شده را با نتایج دیگر مقالات مقایسه خواهیم کرد.

۵-۲ - پایگاه داده

در فصل ۳ مجموعه داده‌های MSTAR به عنوان معتبرترین مرجع داده‌ها در زمینه شناسایی خودکار هدف مورد بررسی قرار گرفت. این مجموعه داده دارای داده‌های مختلف و متنوعی از اهداف مختلف است. در فصل ۳ اشاره شد که در این مجموعه داده از هر یک از ۱۰ کلاس مختلف هدف، بیش از ۲۵۰ نمونه تصویر SAR در زوایای مختلف جانبی وجود دارد. (هر ۵ زاویه ۱ یک تصویر وجود دارد با این حساب ۷۲ تصویر متوالی از یک هدف تمام ۳۶۰ جهت‌گیری هدف در زاویه جانبی را پوشش می‌دهد).

در این پروژه از هر کدام از این ۱۰ کلاس مختلف هدف، ۱۹۵ تصویر جمع‌آوری شده است. این تصاویر دارای زاویه تورفتگی ۱۵ درجه هستند. این مجموعه داده کاملاً جامع بوده و می‌توان از آن برای آموزش‌های گوناگون الگوریتم‌های دسته‌بند و همچنین مقایسه بین الگوریتم‌ها استفاده نمود.

بسیاری از مقالات در زمینه شناسایی خودکار هدف در تصاویر SAR از مجموعه داده‌های MSTAR برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی خود استفاده نموده‌اند. این گستردگی استفاده از این مجموعه داده، این امکان را به پژوهشگران و محققان می‌دهد که به راحتی میزان موفقیت و کارایی روش خود را با سایر مقالات مقایسه کند و این نتیجه مقایسه در همه جا قابل اتکا خواهد بود.

۵-۳ - پیاده‌سازی بوسیله‌ی الگوریتم k نزدیکترین همسایه

بر اساس ۸ ویژگی استخراج شده از هدف که در فصل ۴ مورد بررسی قرار گرفتند، باید الگوریتم‌های دسته‌بندی داده‌ها را ابتدا آموزش داد و سپس میزان کارایی آنها را اندازه‌گیری نمود. اولین الگوریتم مورد بررسی الگوریتم K نزدیکترین همسایه است. این الگوریتم بدلیل سادگی در پیاده‌سازی به عنوان یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های دسته‌بندی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در اینجا ابتدا ما الگوریتم K نزدیکترین همسایه را به ازای مقادیر ۳ و ۵ و ۷ برای K مورد بررسی قرار می‌دهیم. در این پیاده‌سازی ۷۰٪ داده‌ها را به عنوان داده‌های مجموعه‌ی آموزشی و مابقی ۳۰٪ را برای تست

عملکرد الگوریتم در نظر گرفتیم. جدول ۵-۱ نتایج حاصله از پیاده‌سازی الگوریتم K نزدیکترین همسایه را نشان می‌دهد.

میانگین	Zil	ZSU	BTR70	BMP2	T72	کلاس هدف مقدار k
٪۸۱.۱۶	٪۸۳	٪۷۸	٪۸۲.۲	٪۷۹.۶	٪۸۳	۳
٪۸۴.۵۲	٪۸۶	٪۸۰.۶	٪۸۶	٪۸۴.۴	٪۸۵.۶	۵
٪۸۴.۹۲	٪۸۶	٪۸۳	٪۸۴.۴	٪۸۵.۶	٪۸۵.۶	۷

جدول ۵-۱ - نتایج پیاده‌سازی الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه به ازای Kهای مختلف

در این جدول نتایج اعمال داده‌های ۵ کلاس مورد بررسی اهداف بر روی الگوریتم K نزدیکترین همسایه به ازای مقادیر مختلف K آمده است. در این جدول درصد درست تشخیص دادن هر یک از اهداف در ستون آن هدف آمده است و در ستون آخر میانگین درصد موفقیت الگوریتم آمده است.

همانطور که از جدول ۵-۱ مشخص است، به نظر می‌رسد با افزایش مقدار K میزان موفقیت الگوریتم افزایش یابد. دلیل این امر این است که همانطور که در فصل ۴ بحث شد افزایش مقدار K میزان تاثیر نويز در داده‌ها و همچنین ویژگی‌های نامرتب را کاهش می‌دهد. اما این مسئله در مورد مقادیر بالاتر از ۱۰ کاملاً باعث کاهش درصد موفقیت الگوریتم می‌شود. این مسئله به این دلیل است که با بالا رفتن مقدار همسایه‌های در نظر گرفته شده برای یک نمونه، میزان نقاطی از کلاس‌های دیگر مخالف با کلاس نمونه مورد بررسی که در همسایه‌ی نمونه قرار می‌گیرند بالا می‌رود و در نتیجه احتمال انتساب نمونه مورد آزمایش به کلاسی غیر از کلاس مورد انتظار افزایش می‌یابد.

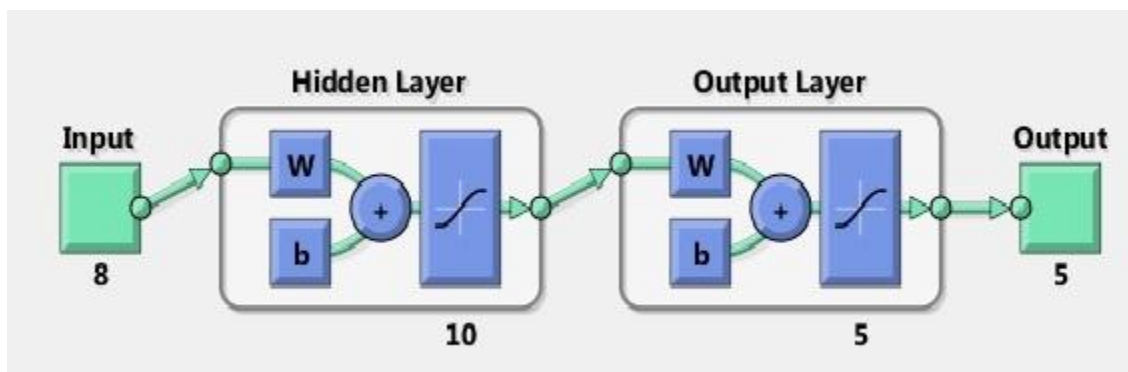
مسئله دیگر که در مورد الگوریتم K نزدیکترین همسایه وجود دارد این است که با بالا رفتن مقدار K در این الگوریتم بار محاسباتی زمان آزمایش (تست) افزایش می‌یابد. این امر در مورد کاربردهای بلادرنگ، میزان کارایی سیستم را بسیار مورد تحدید قرار می‌دهد. در ضمن در مورد کاربردهایی که در آن ترکیبی از الگوریتم‌ها دسته‌بندی برای بالا بردن میزان موفقیت سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرد (چنانچه در ادامه فصل مورد

بررسی قرار می‌گیرد)، چنانچه بار محاسباتی یک الگوریتم بسیار بیشتر از سایر الگوریتم‌ها شود، مزایای استفاده از روش‌های ترکیبی را تحت الشعاع قرار می‌دهد.

۵-۴ - پیاده‌سازی بوسيله‌ی الگوریتم پرسپترون

در فصل ۴ اشاره شد که الگوریتم پرسپترون بدلیل استفاده از روش یادگیری بسیار قدرتمند که همان قاعده دلتا است، قدرت پردازشی بسیار بالایی در اختیار کاربر قرار می‌دهد. ترکیبی از چند پرسپترون که می‌تواند در دو یا بیشتر لایه وجود داشته باشند، تشکیل یک شبکه عصبی مصنوعی را می‌دهند که برای دسته‌بندی داده‌ها بسیار مناسب است.

در این پروژه ما کارایی پیکره‌بندی‌های مختلفی از شبکه عصبی با یک لایه مخفی را مورد بررسی قرار می‌دهیم. در این پیکره‌بندی‌ها تعداد نرون‌های موجود در لایه مخفی متفاوت در نظر گرفته شده‌اند. شکل ۵-۱ نمونه‌ای از شبکه‌ی عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی را نشان می‌دهد. در این شبکه‌ی عصبی ۸ ورودی همان ۸ ویژگی استخراج شده در فصل ۴ هستند. در این تصویر ۱۰ نرون در لایه مخفی وجود دارند که البته این تعداد در پیاده‌سازی‌های دیگر متغیر است. در نهایت خروجی این شبکه ۵ حالت دارد که بیانگر ۵ کلاس مختلف داده است.



شکل ۵-۱- پیکره‌بندی شبکه عصبی پرسپترون به ازای ۱۰ نرون در لایه مخفی

لازم به ذکر این نکته است که در هر دو لایه مشخص شده در شکل ۵-۱ اعم از لایه مخفی و لایه خروجی، تابع فعالسازی مورد استفاده تابع سیگموئید است که بیشترین مورد استفاده را در کاربردهای شناسایی الگو در شبکه‌های عصبی دارد.

جدول ۵-۲ نتایج پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی پرسپترون را به ازای مقادیر مختلف تعداد نرون‌ها در لایه مخفی نشان می‌دهد. از این جدول به خوبی می‌توان متوجه این نکته شد که بهترین انتخاب برای تعداد نرون‌های لایه مخفی در شبکه‌ی عصبی ۱۰ است.

البته ذکر این نکته نیز ضرورت دارد که تعداد تکرار در مرحله آموزشی شبکه عصبی نیز پارامتری است که در میزان کارایی و دقت الگوریتم تاثیر گذار است.

میانگین	Zil	ZSU	BTR70	BMP2	T72	کلاس هدف تعداد نرون لایه مخفی
٪۷۵.۰۴	٪۷۵.۸	٪۷۲.۶	٪۷۶.۴	٪۷۴	٪۷۶.۴	۵
٪۸۴.۸۸	٪۸۶	٪۸۳.۶	٪۸۵.۲	٪۸۳.۶	٪۸۶	۱۰
٪۸۲.۲۸	٪۸۰.۶	٪۸۳	٪۸۳	٪۸۲.۴	٪۸۲.۴	۱۵
٪۷۹.۹۲	٪۷۸	٪۸۲.۲	٪۷۹.۴	٪۷۹.۴	٪۸۰.۶	۲۰

جدول ۵-۲ - نتایج پیاده‌سازی شبکه عصبی به ازای تعداد نرون‌های مختلف در لایه مخفی

لازم به ذکر است که در پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی از ٪۷۰ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی، ٪۱۵ به عنوان داده‌های اعتبارسنجی^{۳۸} و ٪۱۵ هم برای تست داده‌ها استفاده شده است.

البته یکی از معایبی که محققان برای شبکه‌های عصبی پرسپترون در نظر می‌گیرند این است که استفاده از این شبکه‌ها باعث بروز خطای بیش‌برازش^{۳۹} در داده‌هاست. این خطا به این دلیل به وجود می‌آید که شبکه بیش از اندازه وزن‌های خود را منطبق بر داده‌های آموزشی می‌کند و این مسئله موجب می‌شود که این شبکه از قدرت تعمیم^{۴۰} کمتری برای تطبیق با داده‌های جدید و مشاهده نشده بهره خواهد برد و به عبارت بهتر شبکه در مواجهه با داده‌هایی که آنها را ندیده است، به مشکل بر می‌خورد. برای رفع این مشکل ما استفاده از

³⁸ Validation

³⁹ Over-fitting

⁴⁰ Generalization

دسته‌بندهای گوناگون را به صورت ترکیبی پیشنهاد می‌کنیم. استفاده از این راهکار می‌تواند در صورتیکه یک دسته‌بند در موارد خاص با مشکل و خطا روبروست، دسته‌بندهای دیگر خطای آنرا پوشش دهند.

۵-۵ - پیاده‌سازی بوسیله الگوریتم SVM

همانطور که در فصل ۴ اشاره کردیم در میان تمام الگوریتم‌های دسته‌بندی با مربی پرکاربردترین روش الگوریتم SVM است. این الگوریتم بدلیل قابلیت انعطاف‌پذیری بالا در مواجهه با داده‌هایی که در حالت اولیه به صورت خطی جداپذیر نیستند، این توانایی را دارد که هر داده‌ای با هر میزان پیچیدگی را با استفاده از تابع تغییر فضای مناسب تبدیل به داده‌هایی کند که به صورت خطی جداپذیر هستند.

در این بخش نتایج پیاده‌سازی این الگوریتم بر روی داده‌ها را بررسی می‌کنیم. ابتدا باید فرض کنیم که داده‌ها در حالت اولیه به صورت خطی جداپذیر نیستند زیرا ویژگی‌های استخراج شده از هدف به‌گونه‌ای هستند که خود بخود داده‌ها را از هم جدا نمی‌کنند و در تمام الگوریتم‌های دسته‌بندی نیازمند پردازش‌هایی بر روی داده‌ها هستیم تا بتوان آنها را به کلاس‌های مناسب دسته‌بندی نمود. بنابراین ما نیازمند استفاده از تابع‌هایی غیر خطی هستیم که با اعمال آنها بر روی داده‌ها، آنها را به فضایی نگاشت کند که در آن فضا به صورت خطی جداپذیر باشند تا بتوان در نهایت از ایده الگوریتم SVM در مورد آن استفاده نمود.

با استفاده از توابع ارائه شده در رابطه‌های (۴-۶)، (۴-۷) و (۴-۸) کرنل‌های مربوطه را به الگوریتم SVM اعمال نموده و آنرا بوسیله‌ی داده‌های آموزشی، آموزش دادیم. جدول (۵-۳) نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم SVM را نشان می‌دهد. در این جدول می‌توان به خوبی مشاهده کرد که بهترین کارایی و میزان موفقیت مربوط به کرنل گاوسی است.

میانگین	Zil	ZSU	BTR70	BMP2	T72	کلاس هدف کرنل الگوریتم
٪۸۲.۰۴	٪۸۲.۴	٪۷۹.۴	٪۸۱.۸	٪۸۰.۶	٪۸۶	چند جمله‌ای
٪۸۷.۳۲	٪۸۹	٪۸۴.۸	٪۸۸.۴	٪۸۶	٪۸۸.۴	گوسی
٪۷۸.۸	٪۸۰.۶	٪۷۶	٪۸۰.۶	٪۷۸.۴	٪۷۸.۴	هایپربولیک

جدول ۵-۳ - نتایج پیاده‌سازی الگوریتم SVM به ازای کرنل‌های مختلف

در اینجا ذکر این نکته ضرورت دارد که در میان الگوریتم‌های فوق که نتایج پیاده‌سازی آنها بررسی شد، از نظر زمان اجرای الگوریتم، K نزدیک‌ترین همسایه بهترین زمان را به خود اختصاص می‌دهد البته طبیعی است که به ازای $k=3$ این زمان به مراتب از اجرای الگوریتم به ازای $K=7$ کمتر است.

در میان الگوریتم‌های SVM و پرسپترون نیز الگوریتم SVM وضعیت بهتری دارد زیرا در الگوریتم پرسپترون آن هم با شبکه‌ای که دارای تعداد نرون‌های زیادی در لایه پنهانی است، مرحله آموزشی با استفاده از قاعده دلتا (و تعمیم آن که به قاعده پس‌انتشار مشهور است) زمان‌بر است.

۵-۶ - پیاده‌سازی بوسیله الگوریتم AdaBoost

در فصل ۴ بحث شد که یکی از روش‌های موثر برای ارتقاء کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندی استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی است. ایده کلی این دسته از الگوریتم‌ها استفاده از چند الگوریتم اصطلاحاً ضعیف است برای ترکیب آنها و ساخت یک الگوریتم قوی دسته‌بندی. دلیل اینکه این روش‌ها باعث افزایش کارایی الگوریتم دسته‌بندی می‌شود این است که در این روش‌ها با استفاده از مکانیزم‌هایی مانند رای اکثریت درباره اختصاص یک نمونه به یک کلاس تصمیم‌گیری می‌شود. در چنین شرایطی الگوریتم‌های ضعیف شرکت کننده در رای اکثریت نقاط ضعف یکدیگر را پوشش می‌دهند.

الگوریتم AdaBoost معروفترین و مهمترین الگوریتمی است که در بخش یادگیری ترکیبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این بخش نتایج حاصل از پیاده‌سازی این الگوریتم مورد بحث قرار می‌گیرد. از این نظر

شاید الگوریتم‌های دیگری نیز می‌توانستند برای یادگیری ترکیبی مورد استفاده قرار گیرند خصوصاً الگوریتم‌های مبتنی بر روش Bagging اما در این پروژه ما تنها به بررسی الگوریتم AdaBoost می‌پردازیم زیرا در مراجع مختلفی از آن به عنوان قوی‌ترین الگوریتم در حوزه الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی یاد شده است.

می‌توان از الگوریتم‌های مطرح شده در بخش‌های گذشته یعنی الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه ، شبکه عصبی و همچنین SVM به عنوان الگوریتم‌های ورودی AdaBoost (الگوریتم‌های ضعیف) استفاده نمود. برای این منظور ما پیکره‌بندی و ساختاری از این الگوریتم‌ها را مورد بررسی قرار می‌دهیم که در آزمایشات گذشته نتایج بهتری از خود نشان داده‌اند. به این ترتیب در مورد الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه از $K=7$ استفاده می‌کنیم. در مورد الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون با احتساب ۱۰ نرون در لایه مخفی شبکه را پیکره‌بندی می‌کنیم و در مورد الگوریتم SVM از کرنل گاوسی به عنوان تابع تغییر فضای ویژگی استفاده می‌کنیم.

جدول (۴-۵) نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم AdaBoost بر روی داده‌های موجود در مجموعه داده‌ها را نشان می‌دهد. نتایج این جدول به خوبی به ما نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی می‌تواند به میزان قابل توجهی درصد موفقیت سیستم را ارتقاء بخشد.

میانگین	Zil	ZSU	BTR70	BMP2	T72	کلاس الگوریتم
٪۹۶.۲۴	٪۹۷.۲	٪۹۵	٪۹۶.۴	٪۹۳.۲	٪۹۹.۴	AdaBoost

جدول ۴-۵- نتایج الگوریتم AdaBoost در بهترین شرایط

۵-۷- مقایسه و تحلیل نتایج پیاده‌سازی‌های مختلف

در بخش‌های گذشته مشاهده کردیم که الگوریتم‌های مختلف دارای نتایج مختلفی در شناسایی اهداف می‌باشند. همچنین ویژگی‌های هر کدام را بررسی کردیم و دیدیم که هر الگوریتم چه نقاط قوت و ضعفی دارد. در بخش ۴ با استفاده از الگوریتم AdaBoost به بهبود کارایی سیستم شناسایی کمک قابل توجهی شد.

در این بخش لازم به توضیح است که همانطور که در ابتدای این فصل مطرح شد می‌توان از الگوریتم‌های بسیار زیادی برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده نمود. ما در این پروژه سعی کردیم از قوی‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌ها در این زمینه استفاده نماییم.

ضمناً باید اشاره کنیم که تمام آزمایشات انجام شده و نتایج حاصل شده در محیط آزمایشگاهی و با استفاده از نرم‌افزارهای کامپیوتری حاصل شده‌اند و ممکن است در عمل و با توجه به شرایط عملی نتایج متفاوتی بدست آید.

در این قسمت سعی داریم نتایج حاصل از پیاده‌سازی سیستم مطرح شده را با سایر روش‌ها مقایسه کنیم. جدول (۵-۵) مقایسه‌ای است میان نتایج کارهای ما با استفاده از الگوریتم‌های مختلف و همچنین سه مورد از مقالات موجود در زمینه شناسایی خودکار هدف که تحقیقات خود را بر روی داده‌های مجموعه داده‌های MSTAR آزمایش نموده‌اند. در این جدول تمام الگوریتم‌ها به ازای دو مقدار ۱۵ درجه و ۱۷ درجه برای درجه تورفتگی تصویر برداری از اهداف در تصاویر SAR مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

مقاله [۱۵]	مقاله [۱۴]	مقاله [۱۳]	AdaBoost	SVM	شبکه عصبی پرسپترون	K نزدیک‌ترین همسایه	الگوریتم درجه تورفتگی
٪۹۷	٪۹۴.۱	٪۹۰	٪۹۶.۲۴	٪۸۷.۳۲	٪۸۴.۸۸	٪۸۲.۹۲	۱۵°
٪۸۵.۶	٪۸۳.۳	٪۸۷.۲	٪۹۰.۸۸	٪۸۰.۶۴	٪۷۹.۷۲	٪۷۵.۳۶	۱۷°

جدول ۵-۵ - نتایج الگوریتم‌های مختلف استفاده شده و سه مقاله مختلف به ازای دو درجه تورفتگی متفاوت

۵-۸ - جمع‌بندی

در این فصل به بررسی نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم‌های مختلف برای دسته‌بندی و شناسایی داده‌ها پرداختیم. برای این منظور از سه الگوریتم پایه دسته‌بندی که در کاربردهای متفاوت بسیار مورد استفاده

هستند استفاده شد. این الگوریتم‌ها روش K نزدیک‌ترین همسایه ، روش شبکه عصبی پرسپترون و همچنین روش SVM بودند.

هر کدام از الگوریتم‌های فوق دارای نقاط ضعف و قوت مخصوص به خود هستند . به عنوان مثال الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه در مقابله با داده‌های نویزی و ویژگی‌های نامرتبط قدرت پایینی دارد اما مزیت این الگوریتم سرعت بالای آن و قابلیت بالا در دسته‌بندی هر نوع داده‌ای است.

الگوریتم شبکه عصبی دارای مزیت قدرت بالای پردازش داده‌هاست که این مسئله بدلیل برخورداری از روش هر یادگیری قوی بر پایه قاعده دلتاست. البته در استفاده از این روش باید دقت کرد زیرا که ممکن است مسئله بیش‌برازش برای آن اتفاق افتد و قدرت تعمیم‌پذیری آن را کاهش دهد.

در میان الگوریتم‌های فوق شاید بهترین روش الگوریتم SVM است که هم سرعت نسبتاً بالایی در پردازش داده‌ها دارد و همچنین بدلیل استفاده از کرنل‌های قدرتمند برای تبدیل فضای ویژگی ، این توانایی را دارد که تقریباً هر نوع داده‌ای با هر درجه پیچیدگی را دسته‌بندی نماید. نتایج حاصل از پیاده‌سازی هم بیانگر این مسئله بودند که این الگوریتم کارایی بهتری در قیاس با دو رقیب دیگر خود که مورد بررسی قرار گرفتند از خود بجای گذارده است.

در ادامه این فصل بررسی کردیم که چگونه استفاده از ایده یادگیری ترکیبی می‌تواند به بهبود کارایی سیستم شناسایی کمک کند. برای این منظور از الگوریتم AdaBoost استفاده نمودیم. در بخش ۵-۶ مشاهده نمودیم که این روش می‌تواند درصد موفقیت سیستم را به میزان قابل توجهی ارتقا بخشیده است.

ایده‌ای که الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی در استفاده از رای اکثریت دارند باعث می‌شود که الگوریتم‌ها خطای یکدیگر را پوشش دهند. به عنوان مثال اگر در مورد یک نمونه یک الگوریتم دچار خطا در دسته‌بندی شد ، رای دو الگوریتم دیگر که این نمونه را درست دسته‌بندی نموده‌اند باعث برطرف شدن خطای الگوریتم اول خواهد شد.

فصل ششم

۶- نتیجه گیری و کارهای آتی

۶-۱ - نتیجه گیری

شناسایی خودکار هدف امروزه یکی از گسترده ترین و کاربردی ترین شاخه های تحقیقات در زمینه علوم نظامی و نظارتی است. استفاده از این سیستم ها می تواند مزایای بسیار زیادی داشته باشد که مهمترین آنها کاهش خطر برای عامل انسانی ، افزایش دقت و کارایی ، کارکرد بلادرنگ و کاهش هزینه های مالی و زمانی است.

در این پایان نامه ما روشی برای شناسایی خودکار اهداف زمینی نظامی ارائه کردیم که بر اساس پردازش داده های تصاویر راداری SAR عمل می کند. SAR یک سیستم تصویربرداری راداری قدیمی است که بدلیل قابلیت های بالایش در تصویربرداری از اهداف ثابت و متحرک و همچنین کارکرد در شرایط مختلف جوی و در تمام طول شبانه روز، همچنان بسیار مورد استفاده قرار می گیرد و نقش بسزایی در کاربردهای نظارتی نظامی بر عهده دارد.

فرآیندهای یک سیستم شناسایی خودکار هدف بعد از جمع آوری داده ها و انجام فرآیندهای آماده سازی داده ها را از منظری می توان به دو بخش تقسیم نمود. بخش اول شامل فرآیندهایی می شود که در حوزه پردازش تصویر قرار می گیرند. در این بخش ابتدا باید کیفیت تصاویر راداری بدلیل دارا بودن نویز و نقاط ناخواسته بسیار زیاد ، با انجام فرآیندهای کاهش نویز بالا برد.

برای این منظور روش های متعددی تا کنون ارائه شده که در فصل ۲ عمده ی آنها مرور شد که اکثراً بر اساس فیلترهای آماری بر روی تصویر عمل می کنند. در این پایان نامه مابه منظور کاهش نویز تصاویر SAR از فیلترینگ در حوزه ی فرکانس استفاده کردیم. به این ترتیب که با استفاده از تبدیل ویولت مولفه های فرکانسی تصویر را استخراج نمودیم. سپس نظر به اینکه این نویز در داده جزء مولفه های فرکانسی بالا محسوب می شود با حذف این مولفه ها از تبدیل ویولت ، کیفیت تصویر را به شکل قابل ملاحظه ای ارتقا دادیم.

پس از اینکه تصویر مورد نظر دارای کیفیت بهتری شد باید هدف را در تصویر تشخیص داد. مهمترین الگوریتم برای این منظور که به صورت گسترده ای توسط محققان استفاده می شود روش CFAR و مشتقات آن است که در فصل دو مروری بر آن گذشت. اما ما در این پروژه برای تشخیص هدف در تصویر و جداسازی آن از پس زمینه از تکنیک های مورفولوژی در تصویر استفاده نمودیم.

تکنیک های مورفولوژی قدرت بسیار بالایی در پردازش تصویر دارند و در کاربردهای گوناگونی از آنها استفاده شده است. در فصل ۳ مزیت های استفاده از روش مورفولوژی بجای روش CFAR برای تشخیص هدف

مورد بررسی قرار گرفت. مهمترین مزیت این روش این است که برای استفاده از آن نیازمند هیچگونه دانش اولیه درباره داده‌ها نیستیم و یا به عبارت بهتر نیازمند حدس زدن هیچ پارامتری نیستیم.

پس از تشخیص هدف در تصویر و جداسازی آن از پس‌زمینه بخش اول فرآیند سیستم شناسایی خودکار هدف تمام می‌شود. بخش دوم این سیستم شامل فرآیندهای شناسایی الگو است. عمده تمرکز محققان در سیستم‌های شناسایی کنونی بر بخش شناسایی الگوی آن می‌باشد.

در بخش شناسایی الگو باید ابتدا از هدف‌های تشخیص داده شده باید ویژگی‌های مناسب استخراج شوند. این ویژگی‌ها باید به نحوی انتخاب شوند که بتوانند با تعداد حداقل، بیشترین، بهترین توصیف عددی را از مشخصات اهداف ارائه دهند. ضمن اینکه باید به گونه‌ای انتخاب شوند که معیارهای خوبی برای شناسایی اهداف باشند و بتوان اهداف مختلف را بر اساس آنها از هم تمیز داد.

در این پایان‌نامه ما ۸ ویژگی از مشخصات هندسی هدف استخراج نمودیم که بر اساس اعلام مقالات بیشترین تاثیرگذاری را بر شناسایی اهداف داشته‌اند. این ویژگی‌ها عبارتند از مساحت هدف، نسبت طول به عرض هدف، میانگین و واریانس مقادیر پیکسل‌های هدف، میانگین و واریانس مقادیر نقاط قله هدف و همچنین میانگین و واریانس فاصله نقاط قله هدف از مرکز هدف. در فصل ۴ نحوه استخراج و بدست آوردن هر کدام از این ویژگی‌ها مطرح شد.

پس از استخراج ویژگی‌ها نوبت به آخرین و شاید مهمترین بخش فرآیند شناسایی خودکار هدف می‌باشد و آن شناسایی هدف بر اساس ویژگی‌های استخراج شده و با استفاده از الگوریتم‌های دسته‌بندی است. الگوریتم‌های بسیار متعددی برای دسته‌بندی داده‌ها وجود دارند که هر کدام نقاط قوت و ضعف مخصوص به خود را دارند.

برای این منظور ما سه مورد از قوی‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های دسته‌بندی را مطرح کردیم. الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه، الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون و همچنین الگوریتم SVM. این الگوریتم‌ها همه از شاخه‌ی الگوریتم‌های دسته‌بندی بامربی هستند. در فصل ۴ هر کدام از این الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار گرفتند و مزایا و معایب هر کدام مورد بررسی قرار گرفتند.

در ادامه ما با مطرح کردن الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی نشان دادیم که چگونه با استفاده از این الگوریتم‌ها می‌توان دقت شناسایی را افزایش داد. این الگوریتم‌ها بر این ایده استوار هستند که با استفاده از ترکیب چند الگوریتم ضعیف، یک الگوریتم قوی بسازیم.

اصلی‌ترین بخش الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی این مسئله است که پس از اینکه چند الگوریتم دسته-بندی آموزش دیدند، در مورد هر نمونه تست از همه‌ی الگوریتم‌ها رای‌گیری شود و در نهایت آن نمونه به کلاسی اختصاص داده شود که بیشترین رای را دارد.

در فصل ۵ هم نتایج پیاده‌سازی سیستم شناسایی خدکار هدف با الگوریتم‌های دسته‌بندی متفاوت مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت. در این فصل الگوریتم‌های مطرح شده در فصل ۴ با مقادیر مختلف برای پارامترهای الگوریتم پیاده‌سازی شد و نهایتاً مشخص شد که از میان سه الگوریتم بحث شده، الگوریتم SVM توانایی بهتری از خود برای شناسایی اهداف بروز می‌دهد.

در ادامه فصل ۵ نتایج پیاده‌سازی الگوریتم AdaBoost به عنوان بهترین الگوریتم در زمینه یادگیری ترکیبی مورد بررسی قرار گرفت. در پایان هم نتایج حاصله از این پایان‌نامه با سه مورد از مقالات مرجع در زمینه شناسایی خودکار هدف که آنها نیز از مجموعه داده‌های MSTAR برای ارزیابی روش استفاده نموده بودند؛ مورد بررسی قرار گرفت و مشخص شد که روش پیشنهادی ما قابل مقایسه با این مقالات است و می‌توان به عملکرد آن اعتماد کرد.

۶-۲- پیشنهادات

در بخش‌های مربوط به فرآیند پردازش تصویر سیستم‌های شناسایی خودکار هدف به سختی می‌توان به روش‌های موثرتر و بهتر از روش‌های کنونی دست یافت اما در بخش شناسایی الگو می‌توان ویژگی‌های متفاوتی را مورد بررسی قرار داد که تا کنون کمتر مورد توجه محققان بوده است. یکی از شاخه‌هایی که به محققان به تازگی در مورد آن فعالیت می‌کنند، استخراج ویژگی از هدف بوسیله تبدیل‌های هندسی مشتق شده از تبدیل ویولت است نظیر Contourlet، Curvelet و غیره است.

در مورد الگوریتم‌های یادگیری ترکیبی نیز می‌توان بیشتر تحقیق انجام داد. بخصوص در مورد چگونگی یادگیری الگوریتم‌های ضعیف و اینکه چه مجموعه داده‌ای برای این منظور در نظر گرفته شود. همچنین با توجه به تنوع بسیار زیاد الگوریتم‌های دسته‌بندی بامربی، می‌توان الگوریتم‌های دیگری را با روش یادگیری ترکیبی مورد بررسی قرار داد.

مراجع

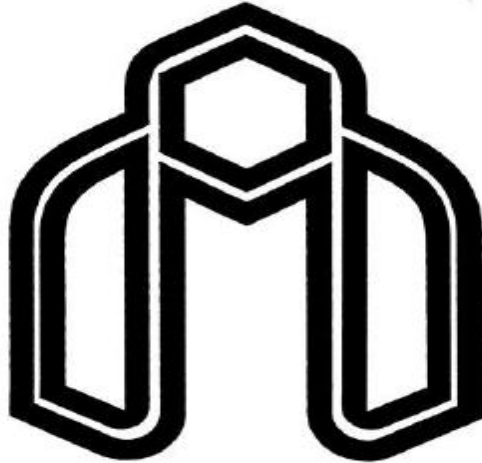
- [1] B.Li, R.Chellap, Q.Zheng, Experimental Evaluation of FLIR ATR Approaches- A Comparative Study, *Compute Vision and Image Understanding* 84 , 5-24, 2001.
- [2] R. Duda, P. Hart, D. Stork, *Pattern Classification*, 2nd ed., John Wiley & Sons. Inc., New York, 2001.
- [3] M.D. DeVore, J.A. O'Sullivan, A performance-complexity study of several approaches to automatic target recognition from synthetic aperture radar images, *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems* 38 (2) (2002) 632_648.
- [4] A. Mahalanobis, D. Carlson, B.V. Kumar, Evaluation of MACH and DCCF correlation filters for SAR ATR using the MSTAR public database, *Proceedings of SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V* 3370 (1998) 460_468.
- [5] R. Singh, B.V. Kumar, Performance of the extended maximum average correlation height (EMACH) filter and the polynomial distance classifier correlation filter (PDCCF) for multiclass SAR detection and classification, *Proceedings of SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery IX* 4727 (2002) 265_276.
- [6] R. Patnaik, D. Casasent, MINACE filter classification algorithms for ATR using MSTAR data, *Proceedings of the SPIE, Automatic Target Recognition XV* 5807 (2005) 101_111.
- [7] S. Yijun, Z. Liu, S. Todorovic, J. Li, Synthetic aperture radar automatic target recognition using adaptive boosting, *Proceedings of the SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XII* 5808 (2005) 282_293.
- [8] J. Saghri, C. Guilas, Hausdorff probabilistic feature analysis in SAR image recognition, *Proceedings of SPIE, Applications of Digital Image Processing XXVIII* 5909 (2005) 21_32.
- [9] A. Kim, S. Dogan, J. Fisher III, R. Moses, A. Willsky, Attributing scatterer anisotropy for model based ATR, *Proceedings of SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery VII* 4053 (2000) 176_188.
- [10] T. Pink, U. Ramanathan, Intelligent selection of useful features for optimal feature-based classification, *IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium* 7 (2000) 3012_3014.

- [11] K. Krawiec, B. Bhanu, Visual learning by co-evolutionary feature synthesis, IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics_Part B: Cybernetics 35 (3) (2005) 409_425.
- [12] Y. Yang, Y. Qiu, C. Lu, 2005. Automatic Target Classification Experiments on the MSTAR SAR Images. SNPD/SAWN, 2_7.
- [13] B.Ravichandran, A.Gandhe, R.Smith, R.Mehra. Robust Automatic Target Recognition using Learning Classifier Sustems. Information Fusion 8, 252-265, 2007.
- [14] G.C.Anagnostopoulos, SVM-Based Target Recognition from Synthetic Aperture Radar Images using Target Recognition Outline Descriptors, Nonlinear Analysis 71, e2934-e2939, 2009.
- [15] U.S.Ranjan, A.Narayana, Classification of objects in SAR images using scaling features,
- [16] S.Yang, M.Wang, L.Jiao, Radar target recognition using contourlet packet transform and neural network approach, Signal Processing 89, 394-409, 2009.
- [17] B. Ravichandran, A. Gandhe, R. Smith, XCS for robust automatic target recognition, in: Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2005, pp. 1803_1810.
- [18] J. Gilmore, Machine learning in exploitation, in: Synthetic Aperture Radar Imagery XII, SPIE vol. 5808, Orlando FL, May 2005, pp. 337-344.
- [19] M.Mansourpour, M.A.Rajabi, J.A.R.Blais, Effects and Performance of Speckle Noise Reduction Filters on Active Radar and SAR Images. International Conference of Photogrammetry and Remote Sensing, February 14-16 , 2006 , Ankara, Turkey .
- [20]L.Gagnon, A.Jouan, Speckle Filtering of SAR Images - A Comparative Study Between omplex-ويولت-Based and Standard Filters. ويولت Applications in Signal and Image Processing V, 80 , 30 October 1997.
- [21] Y.Chen, E.Blasch, H.Chen, T.Qian, G.Chen, Experimental Feature-Based SAR ATR Performance Evaluation under Different Operational Conditions, Signal Processing, Sensor Fusion and Pattern Recognition XVII ,603-615, 2008.

- [22] M.D. DeVore, J.A. O'Sullivan, A Performance Complexity Study of Several Approaches to Automatic Target Recognition from Synthetic Aperture Radar Images, Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transaction 38, 632-648, 2002.
- [23] J.L. Starck, E. Candes, D.L. Donoho, The curvelet transform for image denoising, IEEE Trans. Image Process. 11(6) 670-684, 2002.
- [24] The Wikipedia, Free Encyclopedia, <https://www.Wikipedia.org>.
- [25] Y. Sun, Z. Liu, S. Todorovic, J. Li, Adaptive boosting for synthetic aperture radar automatic target recognition, IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems 43 (1) 112-125, 2007.
- [26] Q. Zhao, J.S. Principe, V. Brennan, D. Xu, Z. Wang, Synthetic aperture radar automatic target recognition with three strategies of learning and representation, Opt. Eng. 39 (5) 1230-1244, 2000.
- [27] F. Sadjadi, A. Mahalanobis, Target adaptive polarimetric SAR target discrimination using maximum average correlation height filters, Appl. Opt. 45 (13) 3063-3070, 2006.
- [28] B. Bhanu, D. Dudgeon, E. Zelnio, A. Rosenfeld, D. Casasent, I. Reed, Introduction to the special issue on automatic target detection and recognition, IEEE Trans. Image Process. 6 (1) 1-6, 1997.
- [29] Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) Public Dataset. <https://www.sdms.afrl.af.mil/datasets/mstar/index.php>.
- [30] M.N. Do, M. Vetterli, The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation, IEEE Trans. Image Process. 14 (12) 2091-2106, 2005.
- [31] X. Huang, H. Sun, W. Luo, Intelligent CFAR detector based on region classification for SAR images, J. Wuhan University Natural Sci. Edition 50 104-108, 2004.
- [32] Q. Liang, Automatic target recognition using waveform diversity in radar sensor networks, Pattern Recognition Letters, 377-381, 2008.
- [33] W. Changlin, Z. Xuelian, Analysis of Man-Made Target Detection in SAR Images, Envisat Symposium, 23-27, 2007.

Abstract

In today world with confinements and limitations surveillance systems has an important rule in immunization. Military organizations and centers needs the best and the most carefully surveillance systems for importance of their missions. Uses of automatic systems in these organizations are growing widely. One of the researches in surveillance systems is Automatic Target Recognition (ATR). The goal of an ATR system is obtain information from enemy vehicles rapidly and more accurately and also with minimum risks for human agent. In this thesis we propose an accurate and powerful method for recognizing military vehicles in Synthetic Aperture Radar (SAR) images. SAR sensors can work in nights and with variations in weather condition. This thesis is organized in two main parts. First in image processing phase that include use of wavelet transform and morphology operations for noise reduction and target detection. Second part is pattern recognition phase that include feature extraction and classification operations. In this thesis we extract 8 geometrical feature from target. For target classification we use some of supervised classifiers. Finally we show the effect of using ensemble learning algorithms on improving classification result. We implemented our method with data from MSTAR public dataset. The result is compared with the results of three articles and demonstrated the accuracy and reliability of our method.



Shahrood University of Technology
Faculty of Computer Engineering

Automatic Target Recognition in Synthetic Aperture Radar Images

Thesis

**Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master
of Science (M.Sc)**

Sajjad Rezaiyfar

Supervisor

Dr. Ali Akbar Pouyan

Date: 2013