



دانشکده مهندسی نقشه برداری

دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

سنجش از دور مایکروویو

پروژه نهایی: بررسی و مقایسه روش‌های تشخیص هدف در مناطق جنگلی

استاد درس:

دکتر صاحبی

دانشجو:

آرش عظیمی فرد

9818484

تابستان 1399

فهرست مطالب

1- مقدمه	5
2- دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف	6
3-دسته بندی جزئی، روش های تشخیص هدف و نمونه هایی از آنها	8
1-3-دسته بر مبنای تک ویژگی	12
1-1-3-روش های بر مبنای CFAR	15
1-1-1-3- CFAR پارامتریک	15
1-1-1-1-3- CFAR یک پارامتری	17
2-1-1-1-3- CFAR دو پارامتری	22
3-1-1-1-3- CFAR از دست رفته (CFAR Loss)	24
4-1-1-1-3- آخرین سخنان درباره CFAR پارامتری	26
2-1-1-1-3- CFAR غیر پارامتریک	26
2-1-2-3-روش های پنجره غیرمستطیلی شکل	26
3-1-3-روش های غیر CFAR	27
2-3-دسته بر مبنای چند ویژگی	27
3-3-دسته بر مبنای سیستم متخصص	28
4- پیاده سازی و اجرا	30
1-4-داده مورد استفاده	30
2-4-منطقه مطالعاتی	31
3-4-معرفی اهداف	32
4-4-پیش پردازش ها	34
1-4-4-چندمنظر سازی	34
2-4-4- Lee فیلتر	34
3-4-4-فیلتر میانه	35
5-4-اجرای سه روش تشخیص اهداف	37
1-4-5- CA-CFAR روش	37
2-4-5- SOCA-CFAR روش	40

42 GOCA-CFAR روش 4-5-3-
45 5-بحث و نتیجه‌گیری
48 مراجع

فهرست اشکال

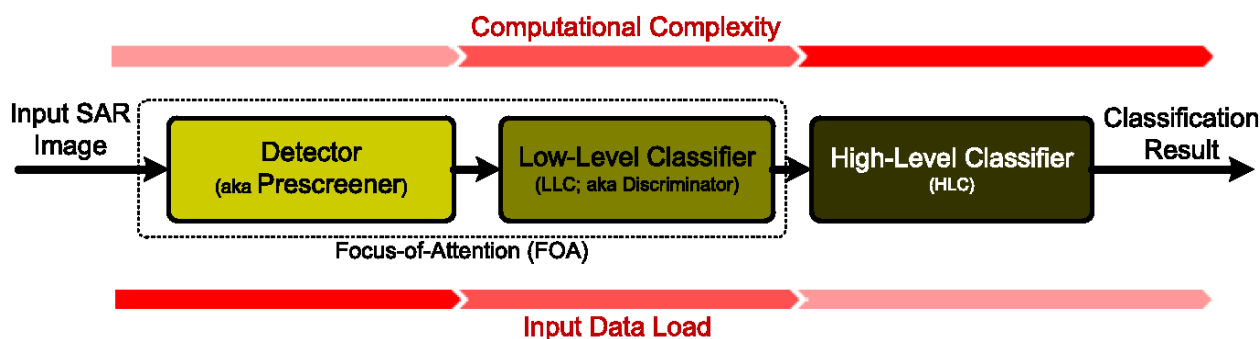
5 شکل 1) ساختار کلی سیستم SAR-ATR
7 شکل 2) دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف
9 شکل 3) دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف به همراه روش های زیرمجموعه آنها
13 شکل 4) پنجره کشویی CFAR Stencil
20 شکل 5) چهار استراتژی مختلف برای تعریف پنجره های پیشرو (a) و (b) و پنجره های پسرو (c) و (d).
24 شکل 6) منحنی جهانی برای CFAR loss در یک تشخیص تکی برای تارگت ری لی یا پایدار
32 شکل 7) تصویر هوایی از منطقه مطالعاتی
33 شکل 8) نحوه چیدمان و جهتگیری خودرو ها در ماموریت انتخاب شده برای این گزارش (ماموریت 2 با نام Karl)
33 شکل 9) تصویر مورد استفاده در این گزارش و محل قرار گیری اهداف در آن
35 شکل 10) ترتیب اعمال فیلتر ها که به صورت پیدرپی بر نتیجه یکدیگر اعمال می شوند
36 شکل 11) تصویر اصلی
36 شکل 12) تصویر پس از چندمنظر سازی
36 شکل 13) تصویر چندمنظر سازی شده پس از اعمال فیلتر Lee
36 شکل 14) تصویر فیلتر Lee پس از اعمال فیلتر میانه
38 شکل 15) استنسیل استفاده شده در این گزارش
39 شکل 16) اهداف تشخیص داده شده به روش CA-CFAR
41 شکل 17) اهداف تشخیص داده شده به روش SOCA-CFAR
43 شکل 18) اهداف تشخیص داده شده به روش GOCA-CFAR

فهرست جداول

جدول 1	خلاصه چهار آشکارساز پایه ای CFAR که به "قانون مربع" شناخته می شود	22
جدول 2	مقادیر k برای آشکارسازهای CFAR مختلف	25
جدول 3	اطلاعات برداشت 24 تصویر ماموریت CARABAS-II	31
جدول 4	عملکرد سه روش تشخیص هدف	44
جدول 5	نتایج مقایسه سه روش	46
جدول 6	نتایج مقایسه سه روش با معیار جدید	47

1- مقدمه

رادار با روزه مجازی¹ (SAR) قابلیت تشخیص اهداف را به صورت فعال برای هر دو کاربرد نظامی یا غیرنظامی فراهم می‌کند. اهداف، هرچیز به غیر از اهداف² و نویز ها سه واژه اساسا نظامی هستند که در بحث شناسایی خودکار هدف³ (ATR) استفاده می‌شوند و تعریف هر کدام از آنها به کاربرد مورد نظر بستگی دارد. در مورد تصاویر SAR، واژه هدف به شیء مورد مطالعه اشاره می‌کند. واژه Clutter به تمامی چیز ها به جز شیء مورد مطالعه، مانند ساختمان، وسایل نقلیه، درخت، پستی بلندی ها و ... اشاره می‌کند. نویز هم به تمامی موارد ناخواسته مانند نویزهای مربوط به سیگنال الکترونیکی و همچنین نویزهای ناشی از عدم دقت محاسبات که در قسمت پردازش ها ایجاد می‌شود، گفته می‌شود. ساختار کلی یک سیستم ATR برای تصاویر SAR (SAR_ATR) در شکل 1 نمایش داده شده است. براین اساس پردازش های (SAR-ATR) به سه مرحله تقسیم می‌شوند: آشکارساز⁴، طبقه بندی کننده سطح پایین⁵ (LLC) و طبقه بندی کننده سطح بالا⁶ (HLC). دو مرحله اول همراه با هم، معمولا به عنوان ماژول تمرکز-توجه⁷ (FOA) شناخته می‌شوند.



شکل 1) ساختار کلی سیستم SAR-ATR

همانطور که در تصویر بالا نمایش داده شده است، تصویر SAR ورودی به دلیل تفکیک مکانی بالا و حضور اشیاء مختلف در داخل آن، برای پردازش بار محاسباتی بالایی را ایجاد می‌کند. چون که پردازش داده های SAR داخل زنجیره پروسه SAR-ATR انجام می‌شود، بار محاسباتی آن کاهش می‌یابد. مرحله HLC با داده هایی سروکار دارد که نسبتا بار محاسباتی کمتری دارند. در مقابل پیچیدگی محاسباتی زنجیره SAR-ATR با حرکت از مرحله اول به آخر افزایش می‌یابد.

¹ Synthetic Aperture Radar

² Clutter

³ Automatic Target Recognition

⁴ Detector

⁵ Low Level Classifier

⁶ High Level Classifier

⁷ Focus-Of-Attention

تشخیص هدف در اولین مرحله هر سیستم SAR-ATR قرار دارد. Detector ها به منظور شناسایی اهداف مورد نظر، بر روی تصویر ورودی عمل می کنند و پس از آن این تصویر می تواند برای پردازش های بیشتر به مرحله LLC برود. این آشکار ساز ها را می تون به عنوان یک اپراتور کاهش فضای کار در نظر گرفت که با تشخیص هدف مورد نظر، کار را برای پروسه های LLC و HLC آسان می کند. آشکار ساز باید به گونه ای طراحی شود که به طور همزمان به پیچیدگی محاسبات، موثر بودن تشخیص هدف و حذف خطاهای بزرگ توجه کند و هر سه را بهینه کند. این آشکار ساز باید اولاً به قدری از لحاظ محاسباتی ساده باشد که بتواند به صورت در لحظه^۱ اجرا شود و ثانیاً به گونه ای باشد که احتمال هشدار های غلط آن (PFA^2) کم و احتمال تشخیص آن (PD^3) بالا باشد.

استراتژی های متنوعی برای پیاده سازی^۴ یک آشکار ساز وجود دارد و برای رسیدن به این مهم باید بتوانیم انواع و اقسام مختلف این آشکار ساز ها را بشناسیم. به همین منظور در این گزارش به طبقه بندی و توضیح اجمالی هر یک از این روش ها می پردازیم. در این گزارش ما بر روی داده های تک کاناله^۵ SAR تمرکز می کنیم.

2- دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف

روش های تشخیص هدف روش هایی هستند که کل تصویر SAR را به عنوان ورودی گرفته و نواحی مورد نظر را در آن مشخص می کنند. سپس این نواحی مشخص شده برای انجام پردازش های بعدی به مرحله LLC می روند. خوب یا بد بودن یک الگوریتم آشکار ساز براساس سه معیار مشخص می شود: پیچیدگی محاسباتی، احتمال تشخیص (PD) و نرخ هشدار غلط (PFA). الگوریتمی خوب است که پیچیدگی محاسباتی پایین، احتمال تشخیص بالا و نرخ هشدار غلط پایینی داشته باشد.

الگوریتم های تشخیص هدف در سه دسته کلی طبقه بندی می شوند:

1. بر مبنای تک ویژگی^۶
2. بر مبنای چند ویژگی^۷
3. سیستم های متخصص^۸

¹ Real-Time

² Probability of False Alarm

³ Probability Detection

⁴ Implementation

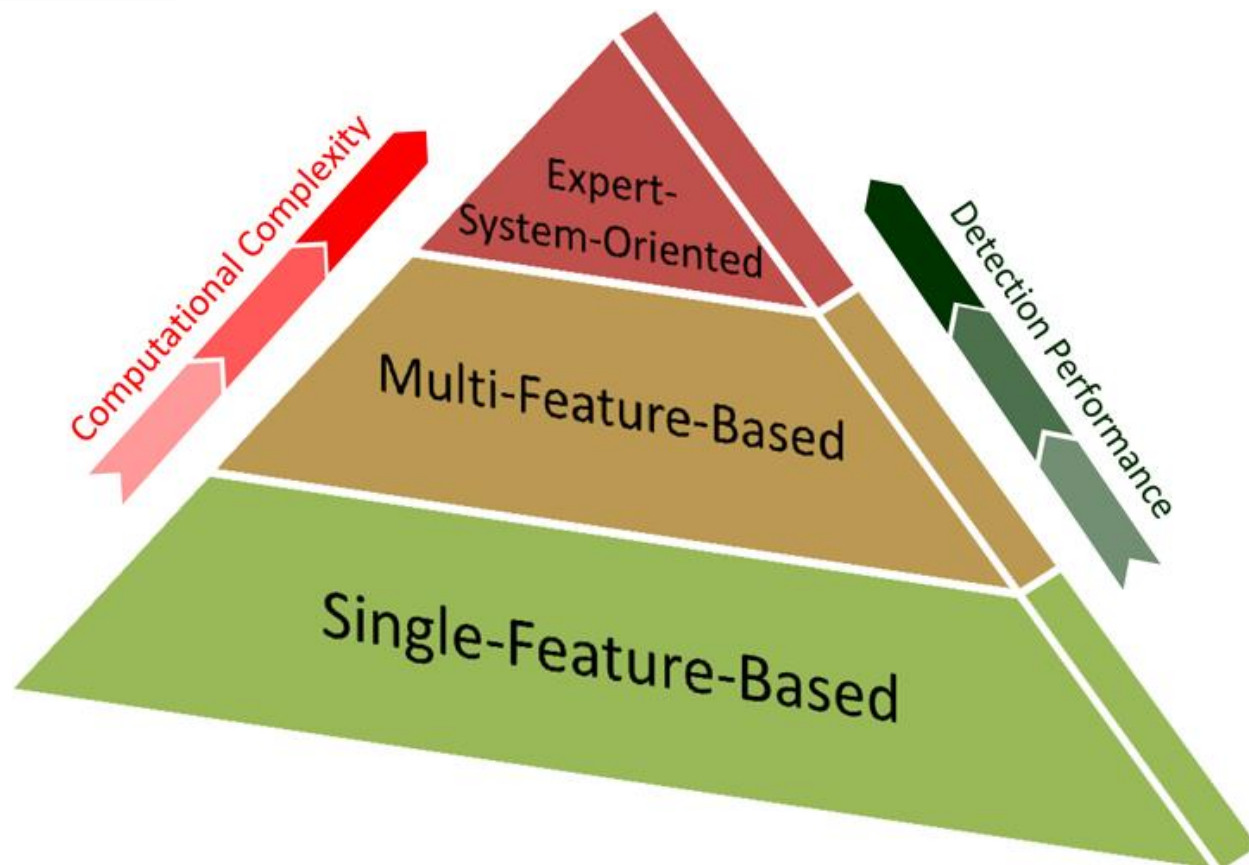
⁵ Single Channel

⁶ Single-Feature-based

⁷ Multi-Feature-based

⁸ Expert-system-oriented

در شکل شماره 2 این سه دسته نمایش داده شده اند:



شکل 2) دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف

دسته اول (single-feature-based) تشخیص هدف را براساس یک ویژگی انجام می دهند، این ویژگی معمولاً درجه خاکستری پیکسل است که به آن سطح مقطع رادار (RCS^1) نیز گفته می شود. این دسته در پایه هرم تصویر قرار گرفته است چرا که این روش شایع ترین و پر استفاده ترین روش است و همچنین نسبت به بقیه روش ها از لحاظ محاسباتی بسیار ساده تر است. این روش پایه و اساسی برای دو روش دیگر است.

دسته دوم (Multi-feature-based) تشخیص هدف را بر مبنای بیش از یک ویژگی و معمولاً ترکیب چند ویژگی استخراج شده از داده های SAR انجام می دهند. این ویژگی ها می توانند شامل RCS با چند تفکیک مکانی و یا ابعاد هندسی² باشند. بدیهی است که این دسته روش ها براساس روش های دسته قبل و با انجام اصلاحات و بهبودهایی بر روی آنها ساخته شده اند و انتظار می رود که فرایند تشخیص هدف را بهتر از دسته قبل و با هشدار اشتباه کمتری انجام دهد.

¹ Radar cross-section

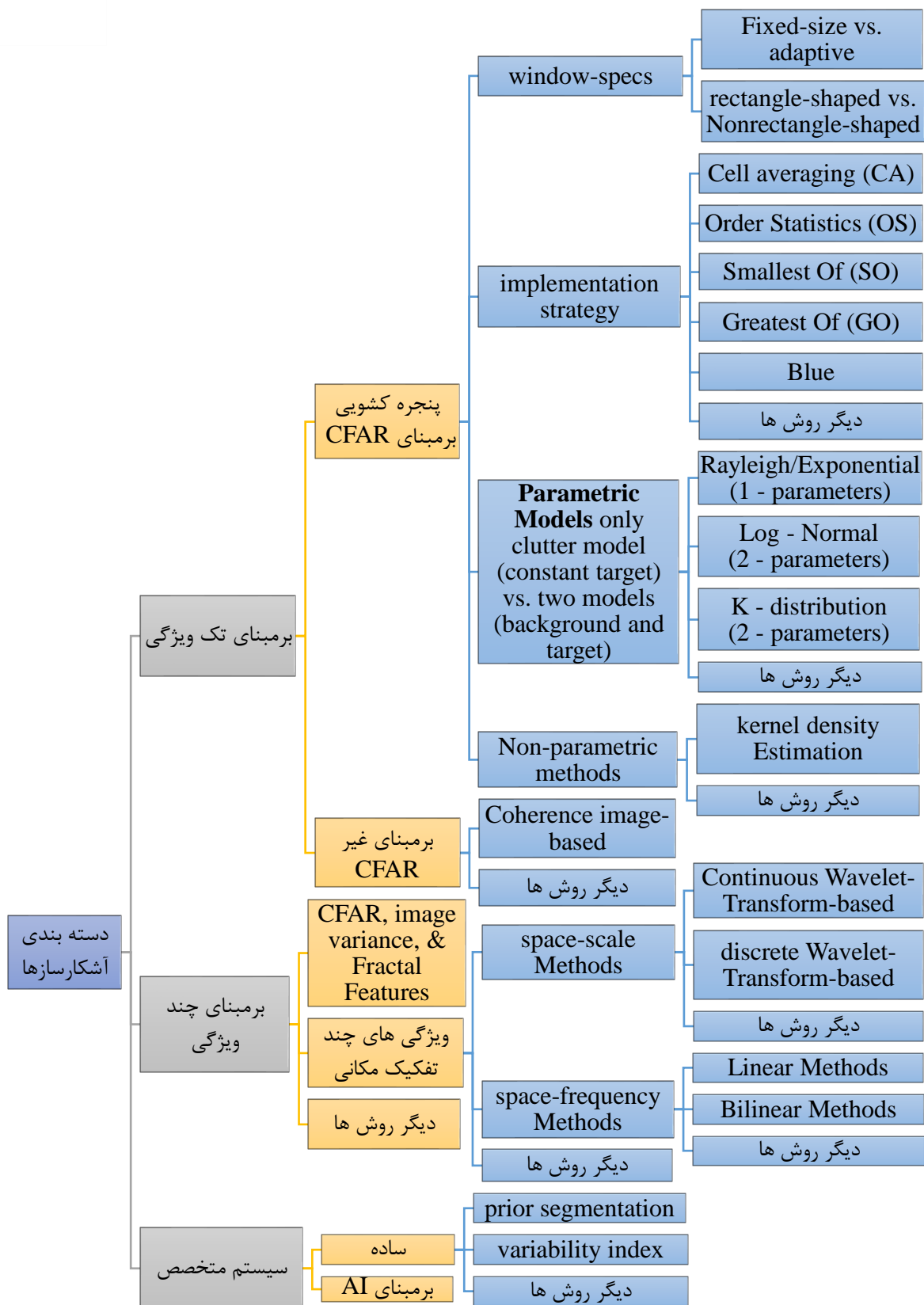
² Fractal dimension

دسته آخر (expert-system-oriented) نسبت به دو دسته قبل بسیار پیچیده هستند. این دسته از روش ها دو روش قبل را گسترش می دهند و از یک روش هوش مصنوعی (AI¹) چند مرحله ای استفاده می کنند تا تشخیص اهداف را بر مبنای دانش اولیه از محدوده مورد مطالعه ، Clutter و هدف ها انجام دهند. این دانش اولیه می تواند اطلاعات مختلفی از جمله تصویر طبقه بندی شده، نقشه منطقه، داده های جمع آوری شده قبلی و ... باشد. هرچه روش مورد استفاده کامل تر باشد (به سر هرم نزدیک شویم)، پیچیدگی و همچنین کارایی روش بیشتر می شود.

3- دسته بندی جزئی، روش های تشخیص هدف و نمونه هایی از آنها

در ابتدا بر اساس دسته بندی کلی گفته شده در قسمت قبل یک طرح کلی از انواع روش های تشخیص هدف به همراه نمونه هایی از آنها در نمودار زیر آورده شده است.

¹ Artificial Intelligence



شکل 3) دسته بندی کلی روش های تشخیص هدف به همراه روش های زیرمجموعه آنها

همانطور که می بینیم روش های برمبنای CFAR از زیر مجموعه روشهای "برمبنای تک ویژگی" پراستفاده ترین، پرشاخ و برگ ترین و محبوب ترین روش ها هستند. همانطور که مشخص است روش های مختلف برمبنای CFAR می توانند در سه دسته نمایش داده شوند: دسته اول آن دسته از روش هایی هستند که براساس اصول پنجره کشویی¹ پایه گذاری شده اند. دو نمونه از این روش ها روش "ابعاد ثابت و انطباقی"² و روش "مستطیل شکل و غیرمستطیل شکل"³ می باشند. دسته دوم روش هایی هستند که به استراتژی های مختلف استفاده شده در نحوه پیاده سازی تکنیک CFAR اشاره می کنند. این استراتژی ها شامل "میانگین سلولی (CA-CFAR)"⁴، "کوچکترین میانگین سلولی (SOCA-CFAR)"⁵، "بزرگ ترین میانگین سلولی (GOCA-CFAR)"⁶ و "آمار سفارشی (OS-CFAR)"⁷ می باشند. دسته سوم آن دسته از روش هایی هستند که برای تخمین حد آستانه (برای یک PFA دلخواه) در حلقه مرزی⁸ و یا تخمین امضای طیفی هدف (برای یک PD دلخواه) استفاده می شوند، این دسته خود شامل دو زیر کلاس می باشد: پارامتری و غیرپارامتری. در زیر کلاس پارامتریک دو روش معرفی شده است: روش "مدلسازی فقط پس زمینه"⁹ و روش "مدلسازی همزمان هم پس زمینه و هم هدف"¹⁰. مدل های پارامتریک فرض می کنند که پس زمینه و هدف هر دو دارای شکل خاصی هستند. تعیین و انتخاب یک مدل پارامتریک که بتواند به بهترین شکل داده SAR مورد استفاده را نمایش دهد خود یک چالش بوده و باید با روش های آزمون و خطا، از بین انواع روش های مختلف پارامتری انتخاب شود. برخلاف مدل های پارامتریک، مدل های غیرپارامتریک هیچ شکل و فرم خاصی را برای هدف و یا پس زمینه در نظر نمی گیرند و به طور مستقیم و با استفاده از داده های آموزشی یک مدل تقریبی بر فرم هدف و پس زمینه برازش می دهند. یکی از این روش های غیرپارامتریک روش "تخمین تراکم هسته (KDE)"¹¹ می باشد.

روش های کمتر رایج Non-CFAR مانند روش هایی که متکی بر تصویر همدوسی¹² هستند، دسته دیگر از روش های "برمبنای تک ویژگی" را معرفی می کنند. روش های "برمبنای تک ویژگی" از آن جهت که تشخیص هدف را فقط بر اساس مقادیر درجه خاکستری پیکسل ها (RCS) انجام می دهند دارای محدودیت هستند. این

¹ Sliding Window

² fixed-size vs. adaptive

³ Rectangle-Shaped vs. Nonrectangle-Shaped

⁴ Cell-Averaging CFAR

⁵ Smallest OF CA-CFAR

⁶ Greatest Of CA-CFAR

⁷ Order Statistics CFAR

⁸ Boundary ring

⁹ Only Clutter Modeling

¹⁰ Clutter and Target Modeling

¹¹ Kernel-density-estimate

¹² Coherence image

روش ها در مناطقی که پس زمینه بسیار ناهمگون باشد و یا تراکم اهداف زیاد باشد ممکن است دچار تشخیص اشتباه شوند.

روش های "برمبنای چند ویژگی" سعی دارند تا با استفاده از ترکیب دو و یا چند ویژگی در تشخیص هدف، مشکل روش های "برمبنای تک ویژگی" را حل کنند. بدیهی است که این دسته از روش ها می توانند از همان استراتژی های استفاده شده در روش های "برمبنای تک ویژگی" استفاده کنند ولی با این تفاوت که به جای استفاده از فقط ویژگی RCS، از چندین ویژگی دیگر مانند RCS با چند تفکیک مکانی و ابعاد هندسی هم استفاده کنند. به همین منظور دسته اول این روش ها را می توان دقیقاً همان دسته بندی های گفته شده برای روش "برمبنای تک ویژگی" دانست. دسته دیگر این روش ها، روش های "برمبنای ویژگی های چند دقتی"^۱ می باشند. این دسته شامل دو زیرمجموعه از روش ها می باشد: "برمبنای مقیاس فضایی"^۲ و "برمبنای فرکانس فضایی"^۳. اولین دسته، روش هایی هستند که از ویژگی های مقیاس فضایی استفاده می کنند به طور مثال روش های برمبنای تبدیل موجک که از آنها می توان به "تبدیل موجک گسسته (DWT)"^۴ و "تبدیل موجک پیوسته (CWT)"^۵ اشاره کرد. دسته دوم روش هایی هستند که از ویژگی های فرکانس فضایی استفاده می کنند که از آنها می توان روش های "فرکانس فضایی خطی"^۶ مانند "تبدیل گبور"^۷ و "تبدیل S"^۸ و روش های "فرکانس فضایی دوتایی"^۹ مانند "توزیع های کلاسی کوهن"^{۱۰} (اعم از توزیع وینگر^{۱۱}، توزیع وینگر-ویل^{۱۲} و ...) را نام برد.

سرانجام دسته روش های بسیار قدرتمند "سیستم های متخصص" هستند که برای تصمیم گیری درباره هدف مورد نظر، از هوش مصنوعی استفاده می کنند. در ساده ترین شکل، این روش ها از یک نقشه ساختاری از منطقه مورد عکس برداری که از یک الگوریتم بخش بندی تصویر ایجاد شده است استفاده می کنند تا درباره هدف مورد نظر تصمیم گیری کنند.

در قسمت بعد الگوریتم روش های معرفی شده در هر یک از دسته بندی های بالا را به طور مختصر توضیح می دهیم.

¹ Multi-Resolution-Features

² Space-Scale-Based

³ Space-Frequency-Based

⁴ Discrete wavelet transform

⁵ Continuous wavelet transform

⁶ Linear space-frequency

⁷ Gabor transform

⁸ S-transform

⁹ Bilinear space-frequency

¹⁰ Cohen's class distributions

¹¹ Winger distribution

¹² Winger-ville distribution

3-1- دسته بر مبنای تک ویژگی

الگوریتم های شناسایی مبتنی بر تک ویژگی، مبنای جستجوی خود را برای شناسایی هدف در تصویر SAR بر روی یک ویژگی واحد می گذارند. CFAR محبوب ترین الگوریتم تشخیص مبتنی بر تک ویژگی است. علیرغم تنوع زیاد CFAR در این طبقه، آنها به عنوان "بر مبنای تک ویژگی" در نظر گرفته می شوند زیرا آنها جستجو برای ROI¹ ها را تنها بر اساس RCS پایه گذاری می کنند. در واقع همانطور که از بسیاری از آثار منتشر شده در مقالات مشهود است، CA-CFAR روش پایه ای برای تشخیص هدف در تصاویر SAR است. برای درک محدودیت های رویکرد CFAR مبتنی بر تک ویژگی، مهم است که فرضیات اساسی آن را مرور کنیم. یک آشکارساز بهینه (از نظر تئوریک) باید از رویکرد بیز استفاده کند، بطوریکه یک تابع هزینه صفر و یکی را به منظور بیشینه شدن معیار احتمال ثانویه² (MAP)، کاهش دهد:

$$\Lambda_{MAP}(x) = \frac{P(\omega_T|x)}{P(\omega_B|x)} \leq_{\omega_T} \omega_B \quad 1 \text{ رابطه}$$

که در آن ω_T کلاس هدف و ω_B کلاس پس زمینه و $P(\omega_T|x)$ و $P(\omega_B|x)$ به ترتیب احتمال ثانویه کلاس هدف و کلاس پس زمینه می باشند.

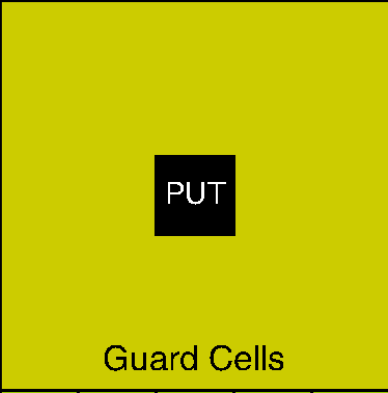
این به سادگی یک مسئله طبقه بندی باینری است که x یک بردار ویژگی است که مقادیر پیکسل را نشان می دهد و به طور معمول از حلقه مرزی در یک پنجره کشویی³ با سلول های محافظ⁴ مناسب که مرکز آنها منطبق بر ROI است بدست می آید. این پنجره معمولاً یک CFAR Stencil نامیده می شود و در شکل 4 با ابعاد 9×9 نمایش داده شده است. حلقه مرزی به رنگ سبز روشن با برچسب های پیکسلی مناسب نشان داده شده است.

¹ Region of interest

² Maximum a Posteriori

³ Sliding Window

⁴ Guard cells

x_1	x_{32}	x_{31}	x_{30}	x_{29}	x_{28}	x_{27}	x_{26}	x_{25}
x_2	x_{33}	x_{56}	x_{55}	x_{54}	x_{53}	x_{52}	x_{51}	x_{24}
x_3	x_{34}	<div style="text-align: center;">  </div>					x_{50}	x_{23}
x_4	x_{35}						x_{49}	x_{22}
x_5	x_{36}						x_{48}	x_{21}
x_6	x_{37}						x_{47}	x_{20}
x_7	x_{38}						x_{46}	x_{19}
x_8	x_{39}	x_{40}	x_{41}	x_{42}	x_{43}	x_{44}	x_{45}	x_{18}
x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}

شکل 4) پنجره کشویی CFAR Stencil

توجه داشته باشید که انتخاب این اندازه Stencil در اینجا فقط برای نمایش است، انتخاب صحیح اندازه Stencil به نوع تصویر SAR و اندازه هدف بستگی دارد. به طور دقیق تر، اندازه و شکل حلقه محافظ با اندازه هندسی هدف کنترل می شود [1]. با این حال، باید توجه داشت که انتخاب ابعاد Stencil فقط با استفاده از دانش قبلی از اندازه هدف، منجر به از دست دادن تشخیص می شود (به عنوان مثال، با شکست مواجه شدن CFAR که منجر به عملکرد غیربهبوده می شود)، زیرا بازپراکنش امواج از هدف در تصاویر SAR بیشتر وابسته به شرایط عملیاتی است و خیلی کم با شکل هندسی هدف مرتبط است [2]. با وجود این چالش ها، در [3] توصیه می شود اندازه پنجره هدف (یعنی پیکسل های مورد آزمایش، PUT) به اندازه کوچکترین جسمی که قصد داریم در تصویر تشخیص بدیم باشد، اندازه حلقه محافظ باید در اندازه بزرگترین هدفی که می خواهیم تشخیص دهیم باشد، و اندازه حلقه مرزی باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا بتواند اطلاعات آماری محلی مربوط به اشیاء پس زمینه را به طور دقیق تخمین بزند.

احتمال ثانویه ها می توانند با استفاده از قانون بیز به صورت زیر به دست بیایند:

$$P(\omega_T|x) = \frac{p(x|\omega_T)P(\omega_T)}{p(x)}, \text{ and } P(\omega_B|x) = \frac{p(x|\omega_B)P(\omega_B)}{p(x)} \quad \text{رابطه 2}$$

که در آن $p(x|\omega_T)$ و $p(x|\omega_B)$ به ترتیب توابع چگالی احتمال^۱ یا شباهت^۲ کلاس هدف و کلاس پس‌زمینه هستند و $P(x)$ احتمال کل است که معمولاً در نظر گرفته نمی‌شود چرا که برای هر دو کلاس برابر است و وابسته به کلاس نیست.

به این ترتیب معیار MAP می‌تواند به عنوان آزمون نسبت شباهت LRT^۳ نیز بیان شود:

$$\Lambda_{LRT}(x) = \frac{P(x|\omega_T)}{P(x|\omega_B)} \leq \omega_T = \frac{P(\omega_B)}{P(\omega_T)} \quad \text{رابطه 3}$$

مشکل اصلی رابطه فوق این است که ما در عمل اطلاعاتی درباره احتمال اولیه کلاس ها نداریم. اگر احتمال اولیه کلاس هارا برابر در نظر بگیریم آزمون LRT تبدیل به آزمون بیشینه شباهت ML^۴ می‌شود. اما در واقع این دو احتمال برابر نیستند و نمی‌توانیم از آزمون ML استفاده کنیم. در این شرایط معیار نیمن-پیرسن (NP^۵) معیار قابل قبولی می‌باشد:

$$\Lambda_{NP}(x) = \frac{P(x|\omega_T)}{P(x|\omega_B)} \leq \omega_T = \alpha \quad \text{رابطه 4}$$

که در آن α یک حدآستانه برای تشخیص است که به دلایلی که در ادامه مشخص خواهد شد به آن فاکتور مقیاس‌دهی حدآستانه^۶ نیز گفته می‌شود.

رابطه 4 مبنای اصلی طراحی الگوریتم CFAR و انواع مختلف آن است. درواقع بسیاری از الگوریتم های معروف برمبنای CFAR که در مقالات مختلف آمده است فرض می‌کنند که فقط کلاس پس‌زمینه مشخص شده است و اصلاً کلاس هدف وجود ندارد و بنابراین یک روش جدید اتخاذ می‌کنند که به آن تشخیص ناهنجاری (AD^۷) گفته می‌شود. این روش مسئله طبقه‌بندی باینری را به یک مسئله طبقه‌بندی تک کلاسه تبدیل می‌کند [4]:

$$\Lambda_{AD}(x) = P(x|\omega_B) \leq \omega_B^T = \alpha \quad \text{رابطه 5}$$

هرچند که بعضی دیگر از الگوریتم های CFAR علاوه بر مدل سازی پس‌زمینه، یک مدل PDF نیز برای کلاس هدف در نظر می‌گیرند. در نظر گرفتن این مدل برای هدف بسیار ارجح است، حتی اگر صرفاً نشان‌دهنده یک PDF تنها (یک فرض اولیه ضعیف) باشد و برای انجام AD (رابطه 5) نباشد [5].

در رابطه 5 الگوریتم CFAR اگر متوجه شود که PUTs با توزیع پس زمینه سازگار است عارضه موجود در زیر PUTs را به پس‌زمینه اختصاص می‌دهد، درغیز این صورت PUTs به عنوان هدف شناسایی می‌شود. برای یک

¹ Probability density function

² Likelihood

³ Likelihood ratio test

⁴ Maximum Likelihood

⁵ Neymann-Pearson

⁶ Threshold scaling factor

⁷ Anomaly detection

PFA دلخواه فاکتور مقایس α به صورت تطبیقی از داخل تصویر و با استفاده از حلقه مرزی در پنجره کشویی که بر روی ROI تمرکز کرده است تخمین زده می شود:

$$PFA = \int_{\alpha}^{\infty} P(x|\omega_B)dx \quad \text{رابطه 6}$$

روش بعدی (روشی که هردوی هدف و پس زمینه را مدل سازی می کند) از معیار NP که در رابطه 4 توضیح داده شد استفاده می کند و مقدار PD را برای یک هدف خاص با مدل $P(x|\omega_T)$ به صورت زیر به دست می آورد:

$$PD = \int_{\alpha}^{\infty} P(x|\omega_T)dx \quad \text{رابطه 7}$$

3-1-1- روش های برمبنای CFAR

براساس اینکه اندازه پنجره کشویی ثابت باشد یا تطبیقی باشد، روش های مختلف CFAR را می توان از دو منظر مورد بررسی قرار داد. اولین دسته برمبنای روش استفاده شده برای تخمین فاکتور مقیاس حدآستانه (برای یک PFA دلخواه) در حلقه مرزی و یا روش استفاده شده برای تخمین امضای طیفی هدف (برای یک PD دلخواه) می باشد. در این حالت دو استراتژی وجود دارد: CFAR پارامتریک و CFAR غیرپارامتریک. دسته دوم براساس روش استفاده شده برای پیاده سازی تکنیک CFAR می باشد. در این حالت استراتژی های گوناگونی وجود دارد مانند CA-CFAR و SOCA-CFAR و GOCA-CFAR و OS-CFAR. بنابراین هر الگوریتم آشکارسازی CFAR می تواند به عنوان ترکیبی از این دو دسته نمایش داده شود: یک استراتژی مربوط به تخمین فاکتور مقیاس حدآستانه و استراتژی دیگر برای پیاده سازی تکنیک CFAR. برای بررسی دقیق تر ارتباط بین روش ها و استراتژی ها به شکل 3 مراجعه کنید.

در این بخش مروری بر CFAR پارامتریک و غیرپارامتریک انجام می دهیم. در قسمت مربوط به CFAR پارامتریک، دو حالت CFAR یک پارامتری و CFAR دو پارامتری را بررسی می کنیم. در قسمت CFAR تک پارامتری، استراتژی های مختلف پیاده سازی، شامل CA-CFAR، SOCA-CFAR، GOCA-CFAR و OS-CFAR را بررسی می کنیم و در قسمت CFAR دوپارامتری درمورد تعدادی از معروف ترین استراتژی های پیاده سازی موجود بحث می کنیم. سپس یک اظهار نظر جالب ارائه می شود که به یک موضوع مهم مربوط به استفاده CFAR می پردازد. سرانجام، به طور خلاصه به موضوع CFAR غیرپارامتری می پردازیم.

3-1-1-1 CFAR پارامتریک

روش های CFAR پارامتریک به دو دسته تقسیم می شوند: روش هایی که فقط پس زمینه را مدل سازی می کنند (مانند AD) و روش هایی که هم پس زمینه و هم هدف را مدل می کنند.

همه الگوریتم های CFAR پارامتریک که فقط پس زمینه را مدل می کنند یک چیز مشترک دارند. همه آنها فرض می کنند که پس زمینه به سادگی می تواند با یک توزیع احتمال مانند $P(x|\omega_B)$ مدل شود. سپس برای انجام فرایند آشکار سازی با CFAR، پارامترهای مدل PDF را از حلقه مرزی در CFAR Stencil (شکل 4) به دست می آورند. این مدل PDF به دست آمده برای تخمین فاکتور مقیاس حد آستانه (α) برای یک CFAR دلخواه (مثل PFA) استفاده می شود. با این حال، کلاس های مختلف الگوریتم های CFAR در درجه اول از دو جنبه متفاوت هستند:

❖ تفاوت اول در توزیع احتمال انتخابی (مثلا $P(x|\omega_B)$) برای مدل سازی پس زمینه می باشد. به طور مثال، بعضی از الگوریتم های CFAR، پس زمینه را هموزن فرض کرده و آن را با یک توزیع گوسی و یا توزیع ریلی¹ مدل سازی می کنند. این دسته مدل های تابع توزیع فقط یک پارامتر مجهول دارند (مثلا میانگین) که به روش های CFAR تک پارامتری معروف هستند. دیگر الگوریتم های CFAR پس زمینه را با واقع بینی بیشتر و در عین حال با تابع توزیع های پیچیده تری مدل می کنند از جمله توزیع ویبول² [6] و [7]، توزیع K [8]، توزیع پایداری آلفا³ [9] و [10] و توزیع بتا-پریم⁴ [11]. این دسته از تابع توزیع ها دارای دو پارامتر هستند (میانگین و وریانس یا مقیاس و شکل و ...) . به CFAR دو پارامتری مشهور هستند که در ادامه توضیح داده خواهد شد.

❖ تفاوت دوم در روشی است که برای تخمین پارامترهای مدل، مربوط به حد آستانه تشخیص از حلقه مرزی می باشد. به طور مثال روش های CA-CFAR، SOCA-CFAR، GOCA-CFAR و OS-CFAR [12]، [13] و [14] و بهترین برآوردگر غیر بایاس خطی BLUE-CFAR [6] و [7].

الگوریتم های CFAR که هم پس زمینه و هم هدف را مدل سازی می کنند پروسه ای مشابه با الگوریتم های گفته شده در بالا دارند اما با این تفاوت که علاوه بر تخمین پارامترهای مدل پس زمینه، پارامترهای مدل هدف را نیز تخمین می زنند. همچنین حد آستانه تشخیص در پنجره کشویی براساس معیار NP که در رابطه 4 آورده شده است به دست می آید. Gan and Wang [15] و Rong-Bing and Jian-Guo [16] مثال هایی از این روش ها هستند.

¹ Rayleigh

² Weibull distribution

³ Alpha-stable distribution

⁴ Beta-prime (β') distribution

3-1-1-1-1 CFAR یک پارامتری

در این قسمت به طور خلاصه مروری بر استراتژی های مختلف پیاده سازی CFAR تک پارامتری شامل، CA-CFAR، SOCA-CFAR، GOCA-CFAR و OS-CFAR انجام می دهیم. بدیهی است که از همین استراتژی ها برای پیاده سازی CFAR دو پارامتری نیز استفاده می شود. بر این اساس، درک صحیح از این راهکارهای اجرایی، راه را برای درک بهتر CFAR دو پارامتری هموار می کند.

CA-CFAR اولین آزمایش CFAR بود که در سال 1968 توسط فین و جانسون پیشنهاد شد [13, 17, 18]. آستانه تطبیقی از دو بخش تشکیل شده است. بخش اول از حلقه مرزی به نام Z تخمین زده می شود و دیگری از توزیع PDF مربوطه برای PFA دلخواه یافت می شود. در اینجا توضیح داده می شود که چرا α به عنوان فاکتور مقیاس گذاری حد آستانه شناخته می شود. مقدار حد آستانه از رابطه زیر به دست می آید:

$$\text{رابطه 8} \quad \text{Threshold} = \alpha Z$$

فرضیه اصلی این است که کلاس پس زمینه در هردو باند فاز (I) و شدت (Q) از تصویر رادار توزیع گوسی دارد. توجه داشته باشید که تصاویر SAR دارای مقادیر پیکسل های مختلط به صورت $I + Qi$ هستند. الگوریتم CA-CFAR می تواند بر روی تصویر بزرگی $^{(1)}(A = \sqrt{I^2 + Q^2})$ ، تصویر قدرت $^{(2)}(P = A^2)$ و همچنین تصویر لگاریتمی $^{(2)}(L = 10 \log A^2)$ از داده های SAR اجرا شود. لازم به ذکر است که یک آشکارساز CFAR که از قسمت بزرگی تصویر SAR استفاده می کند، معمولاً به عنوان یک آشکارساز پاکت نامه³ یا آشکارساز خطی شناخته می شود. یک آشکارساز CFAR که از تصویر قدرت SAR استفاده می کند به عنوان یک آشکارساز قانون-مربع⁴ شناخته می شود. سرانجام یک آشکارساز CFAR که از قسمت لگاریتمی تصویر SAR استفاده می کند به عنوان آشکارساز لگاریتم⁵ شناخته می شود. توجه داشته باشید که این اصطلاحات در مورد روش CFAR دو پارامتری نیز کاربرد دارد. بر این اساس، پس زمینه ای که در تصویر SAR وجود دارد بسته به اینکه تصویر SAR براساس بزرگی یا قدرت باشد به ترتیب دارای توزیع ریلی یا نمایی خواهد شد. بدیهی است، هر دو توزیع نمایی و توزیع ریلی کاملاً با یک پارامتر مشخص می شوند (مثلاً میانگین)، بنابراین CA-CFAR به عنوان CFAR یک پارامتری نیز شناخته می شود. با فرض استفاده از یک تصویر قدرت، و فرض اینکه کلاس پس زمینه یک کلاس مستقل و با توزیع یکسان است (iid^6)، و اینکه PDF یک پیکسل x_i به صورت نمایی توزیع شده است داریم:

¹ Magnitude

² Power

³ Envelope detector

⁴ Square-law detector

⁵ Log detector

⁶ independent identically distributed

$$P(x_i|\omega_B) = \frac{1}{Z} e^{-\frac{x_i}{Z}} \quad \text{رابطه 9}$$

همچنین برای N پیکسل مرجع در حلقه مرزی (شکل 4) داریم :

$$\Gamma = P(x|\omega_B) = \frac{1}{Z^N} \prod_{i=1}^N e^{-\frac{x_i}{Z}} = \frac{1}{Z^N} e^{-\frac{\sum_{i=1}^N x_i}{Z}} \quad \text{رابطه 10}$$

براساس این رابطه Z از برآوردگر بیشینه شباهت لگاریتمی (log-MLE) تقریب زده می شود:

$$\frac{d}{dZ} \ln \Gamma = \frac{d}{dZ} \left(-\frac{\sum_{i=1}^N x_i}{Z} - N \ln Z \right) = 0 \quad \text{رابطه 11}$$

بنابراین داریم :

$$\widehat{\mu_B} = \hat{Z} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{Z} \quad \text{رابطه 12}$$

توجه داشته باشید که \hat{Z} تخمین بیشینه شباهت (MLE) از میانگین حسابی پیکسل های حلقه مرزی در CFAR Stencil است. براین اساس از رابطه 8 داریم:

$$Threshold = \alpha Z \cong \alpha \widehat{\mu_B} = \alpha \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{Z} \quad \text{رابطه 13}$$

فاکتور مقیاس از رابطه 6 به صورت زیر تخمین زده می شود:

$$\alpha = N(PFA^{-\frac{1}{N}} - 1) \quad \text{رابطه 14}$$

از آنجا که PFA به متوسط قدرت Z در سلول مرجع بستگی ندارد، این یک الگوریتم CFAR است و از فرضیات ذکر شده در ابتدا این بخش طبیعت می کند.

با توجه به شکل 4، CA-CFAR میانگین حسابی پیکسل ها را در حلقه مرزی محاسبه می کند و سپس آن را با PUT مقایسه می کند. تصمیم این که آیا یک PUT شناسایی شده (یعنی کلاس هدف) یا نشده (یعنی کلاس پس زمینه) به فاکتور مقیاس حد آستانه α براساس رابطه زیر بستگی دارد. تصویر SAR در فضای قدرت (عدد حقیقی و نه مختلط) است:

$$\frac{X_{PUT}}{\widehat{\mu_B}} \leq_{\omega_T}^{\omega_B} \alpha \quad \text{رابطه 15}$$

که در آن $\widehat{\mu}_B$ براساس رابطه 12 محاسبه می شود و N تعداد کل پیکسل های موجود در حلقه مرزی (مثلا در شکل 4 $N=56$) می باشد و x_i مقدار یک پیکسل از داخل حلقه مرزی و X_{PUT} همان PUT می باشد.

به خاطر داشته باشیم که اگر از یک آشکارساز لگاریتمی CFAR استفاده شود (یعنی تصویر SAR در فضای لگاریتمی باشد) از طرفین رابطه 15 یک لگاریتم گرفته می شود. بر این اساس آشکارساز لگاریتمی CFAR تک پارامتری به صورت زیر به دست می آید:

$$X_{PUT_{log}} - \widehat{\mu}_{B_{log}} \leq_{\omega_T}^{\omega_B} \alpha_{log} \quad \text{رابطه 16}$$

اندیس log در رابطه بالا قرار داده شده تا پارامترها از رابطه 15 تفکیک شوند و نشاندهنده این موضوع باشد که همه پارامترهای موجود در رابطه 16 براساس تصویر SAR در فضای لگاریتمی محاسبه شده اند.

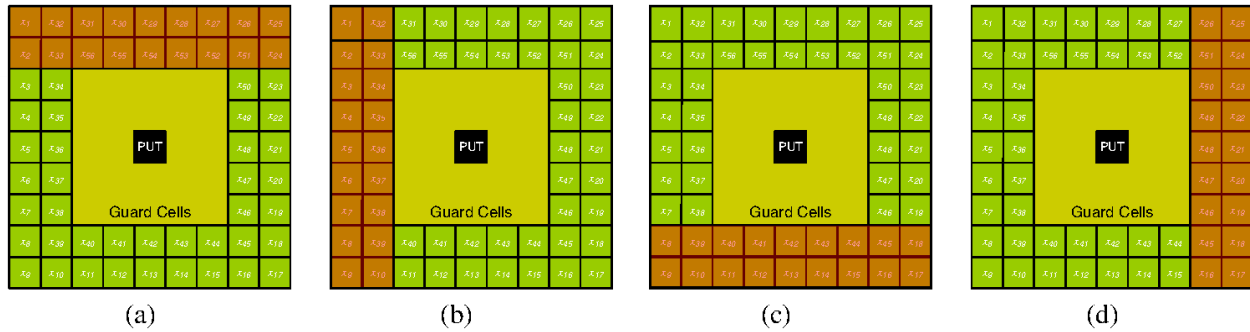
علاوه بر این، توجه داشته باشید که در نامساوی های بالا می توان بیش از یک پیکسل را برای PUT در نظر گرفت. با این حال، در این حالت، X_{PUT} باید با برآورد بیشینه شباهت میانگین حسابی مربوط به M تا PUT جایگزین شود:

$$X_{PUT} = \frac{\sum_{i=1}^M x_i}{M} \quad \text{رابطه 17}$$

CA-CFAR به دو فرض مهم متکی است که عملکرد آن را با محدودیت هایی روبرو می کند: ابتدا فرض می شود که فاصله بین اهداف حداقل به اندازه ابعاد پنجره کشویی می باشد، به طوری که در یک لحظه حداکثر یک هدف در پنجره وجود داشته باشد (اهداف هیچ تداخلی با هم ندارند). دوم اینکه فرض می شود که پیکسل های مرجع در حلقه مرزی مستقل و با توزیع یکسان (iid) هستند و تابع چگالی PDF آنها کاملا شبیه با تابع چگالی احتمال PUT است (یعنی پس زمینه هموزن است). بدیهی است که این فرضیات در بسیاری از شرایط موجود در واقعیت اتفاق نمی افتد. بنابراین، هنگامی که CA-CFAR در شرایطی متفاوت از فرضیات طراحی استفاده می شود، بسیاری از اهداف تشخیص داده نمی شوند و از دست می روند (این موضوع به "CFAR از دست رفته"¹ معروف است).

SOCA-CFAR و GOCA-CFAR انواع CA-CFAR هستند که حلقه مرزی را در پنجره کشویی به پنجره های پیش رونده و عقب رونده جداگانه تقسیم می کنند (در حقیقت، چهار پنجره به این صورت وجود دارد، در هر طرف PUT یکی) که برای تخمین اطلاعات آماری جداگانه استفاده می شوند. این حالت در تصویر 5 نمایش داده شده است:

¹ CFAR loss



شکل 5) چهار استراتژی مختلف برای تعریف پنجره های پیشرو (a) و (b) و پنجره های پسرو (c) و (d).

پیکسل های سایه دار به رنگ نارنجی، یک پنجره پیشرو یا پسرو را نشان می دهند.

در SOCA-CFAR، کوچکترین مقدار از چهار مقدار میانگین برآورد شده برای انجام آزمون استفاده می شود، در حالی که در GOCA-CFAR، بزرگترین مقدار از چهار مقدار میانگین تخمین زده شده استفاده می شود. فرض کنید در هر پنجره تعداد پیکسل N وجود دارد. بنابراین، چهار تخمین میانگین وجود دارد:

$$\begin{aligned} mean_{top} &= \frac{\sum_{i=1}^N x_{i,top}}{N} & mean_{left} &= \frac{\sum_{i=1}^N x_{i,left}}{N} \\ mean_{bottom} &= \frac{\sum_{i=1}^N x_{i,bottom}}{N} & mean_{right} &= \frac{\sum_{i=1}^N x_{i,right}}{N} \end{aligned} \quad \text{رابطه 18}$$

که در آن $mean_{top}$ ، $mean_{left}$ ، $mean_{bottom}$ و $mean_{right}$ به ترتیب میانگین های هندسی برآورد شده برای پنجره بالا، چپ، پایین و راست می باشند و x_i مقادیر پیکسل های داخل هر یک از این پنجره ها می باشد.

بر این اساس، برای SOCA-CFAR، قاعده تصمیم گیری برای تشخیص در تصویر فضای power (square-law) به صورت زیر است:

$$\frac{X_{PUT}}{\min(mean_{top}, mean_{left}, mean_{bottom}, mean_{right})} \leq \omega_B^{\omega_T} \alpha \quad \text{رابطه 19}$$

به طور مشابه، برای GOCA-CFAR داریم:

$$\frac{X_{PUT}}{\max(mean_{top}, mean_{left}, mean_{bottom}, mean_{right})} \leq \omega_B^{\omega_T} \alpha \quad \text{رابطه 20}$$

توجه داشته باشید که مشابه CA-CFAR، ضریب مقیاس حدآستانه α بر اساس PFA دلخواه و توزیع مورد استفاده برای مدل سازی پس زمینه، در پنجره مرجع مربوطه تعیین می شود.

SOCA-CFAR به گونه ای طراحی شده است که پاسخ های قوی پس زمینه (برگشت انرژی های قوی) را در حلقه مرزی کنترل کند ، اما به لبه ها در کلاس پس زمینه حساس است. از طرف دیگر، GOCA-CFAR قادر به عملکرد بهتر از CA-CFAR و SOCA-CFAR در لبه های عوارض پس زمینه است، اما در صورت وجود برگشت انرژی های قوی در حلقه مرزی، عملکرد آن ضعیف می شود. علاوه بر این، در مقایسه با CA-CFAR، در هر دو SOCA و GOCA مقدار "از دست رفتن CFAR (CFAR-Loss)" بیشتری وجود دارد و دلیل آن در نظر گرفتن تنها بخشی از حلقه مرزی می باشد.

OS-CFAR اولین بار در [19] برای شمارش اهداف چندگانه در CFAR Stencil پیشنهاد شد. OS-CFAR رتبه پیکسل ها را در حلقه مرزی با توجه به مقدار آنها مرتب می کند. با فرض اینکه N پیکسل در حلقه مرزی شکل 4 وجود دارد، OS-CFAR آنها را به صورت صعودی مرتب می کند:

$$x_1 > x_2 > \dots > x_N \quad \text{رابطه 21}$$

علاوه بر این، صدک Q ام به جای میانگین در CA-CFAR قرار داده می شود. بنابراین تشخیص پایدارتر است.

$$\frac{x_{PUT}}{x_Q} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha \quad \text{رابطه 22}$$

مشابه روش های قبلی CFAR، ضریب مقیاس حد آستانه α براساس اطلاعات آماری عوارض پس زمینه که در حلقه مرزی قرار گرفته اند تخمین زده می شود. در [19] مقدار $Q = \frac{3}{4}$ بهترین مقدار انتخاب شده است در حالی که در بعضی مراجع دیگر مقدار $Q = \frac{4}{5}$ بهترین نتیجه را داشته است. بدیهی است که بهترین مقدار Q به نوع داده SAR مورد استفاده بستگی دارد. بنابراین ، با در نظر گرفتن این مقادیر، مطلوب است که مقدار Q را که به بهترین شکلی که برای داده های مورد استفاده مناسب است، تعیین کنیم.

در پس زمینه های ناهمگن و برای اهداف نزدیک به هم، OS-CFAR عملکرد بهتری نسبت به CA-CFAR دارد. [13]، [19]. با این حال ، عملکرد OS-CFAR در شرایط تغییرات پس زمینه کاهش می یابد.

گاندی و کاسم¹ در [20] نشان دادند که کارایی روش های CA-CFAR که از آشکار ساز NP (رابطه 4) استفاده می کنند در آن است که در شرایطی که ناحیه قرار گرفته در حلقه مرزی همگن باشد، تعداد پیکسل های موجود در حلقه مرزی می تواند نامحدود باشد. بر این اساس، CA-CFAR می تواند به عنوان الگوریتم پایه برای مقایسه با سایر تکنیک های CFAR استفاده شود.

¹ Gandhi and kassam

خلاصه چهار آشکارساز CFAR پایه که به "قانون مربع" شناخته می شود (یعنی CA-CFAR، SOCA-CFAR، GOCA-CFAR و OS-CFAR) در جدول 1 آورده شده است:

جدول 1) خلاصه چهار آشکارساز پایه ای CFAR که به "قانون مربع" شناخته می شود

معایب	مزایا	فرمول	روش
بسیار حساس به پس زمینه ناهمگن قرار گرفته در حلقه مرزی	در پس زمینه های همگن بسیار بهینه است (آشکارسازی پایه)	$\frac{X_{PUT}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha$	CA-CFAR
حساس به لبه های عوارض پس زمینه در حلقه مرزی	طراحی شده برای مدیریت و کنترل پاسخ های قوی از پس-زمینه در حلقه مرزی	$\frac{X_{PUT}}{\min(.)} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha$	SOCA-CFAR
حساس به پاسخ های قوی در حلقه مرزی	در لبه های عوارض پس زمینه به خوبی عمل می کند	$\frac{X_{PUT}}{\max(.)} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha$	GOCA-CFAR
حساس به تغییرات و جابجایی های انجام شده در پس زمینه	در پس زمینه های ناهمگن به خوبی عمل می کند	$\frac{X_{PUT}}{x_Q} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha$	OS-CFAR

3-1-1-1-2 CFAR دو پارامتری

برعکس مدل های توزیع یک پارامتری که در قسمت قبل بحث شد، مدل های توزیع دو پارامتری که واقع گرا تر هستند، در هم ریختگی حلقه مرزی CFAR Stencil را با استفاده از دو پارامتر (میانگین و واریانس یا مقیاس و شکل و ...) توصیف می کند. مثال هایی از توزیع دو پارامتری شامل توزیع log-normal و توزیع Weibull است. برای تصاویر با کیفیت بالای SAR، ترکیب توزیع های دو پارامتری مثل توزیع K یا توزیع G^0 و یا توزیع β' استفاده می شود.

یک الگوریتم CA-CFAR دو پارامتری متعارف بر اساس log detector با رابطه زیر تعریف می شود.

$$\frac{X_{PUTlog} - \hat{\mu}_{Blog}}{\hat{\sigma}_{Blog}} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha_{log} \quad \text{رابطه 23}$$

که در رابطه α_{log} حد آستانه ضریب مقیاس برآورد شده برای PFA مورد نظر بر اساس مدل توزیع مرتبط با پس زمینه است.

بر همین اساس، با مرتب کردن رابطه بالا به رابطه زیر میرسیم:

$$\hat{Threshold}_{log} = \hat{\mu}_{Blog} + \alpha_{log} \hat{\sigma}_{Blog} \quad \text{رابطه 24}$$

که در آن $\hat{\mu}_{B\log}$ و $\hat{\sigma}_{B\log}$ برآورد هایی از بیشترین شباهت برای میانگین و انحراف معیار پس زمینه هستند. این معیار ها با روابط زیر محاسبه می شوند:

$$\hat{\mu}_{B\log} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad \text{and} \quad \hat{\sigma}_{B\log} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{\mu}_{B\log})^2} \quad \text{رابطه 25}$$

که در آن x_i پیکسل موجود در حلقه مرزی است و N تعداد کل پیکسل های مرجع در حلقه مرزی است. PUT به عنوان یک تک پیکسل فرض می شود. اگر بیشتر از یک پیکسل در نظر گرفته شود، آنگاه PUT به عنوان برآورد ML میانگین ریاضی، طبق رابطه زیر، در نظر گرفته می شود.

$$\bar{X}_{PUT} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{M} \quad \text{رابطه 26}$$

در این رابطه M نشان دهنده تعداد پیکسل های موجود در PUT است.

در این حالت انحراف معیار نیز به صورت زیر تعریف می شود:

$$\hat{\sigma}_{m\log} = \frac{\hat{\sigma}_{B\log}}{\sqrt{M}} \quad \text{رابطه 27}$$

باید توجه داشت که برای نوشتن روابط 23 و 24، فرض بر این بوده است که پس زمینه در باند های I و Q در تصاویر SAR از تابع توزیع گوسی پیروی می کنند و بر اساس این موضوع دامنه و قدرت تصاویر SAR نیز توزیع ری لی¹ نمایی خواهد داشت. این فرض مستلزم تبدیل تصویر SAR به دامنه لگاریتمی است. در برخی از پروژه ها، پس زمینه در تصاویر SAR به عنوان log-normal فرض می شود و در این حالت روابط مورد استفاده با روابط بالایی یکسان خواهد بود با این تفاوت که تبدیل لگاریتمی برای تصاویر SAR صورت نمی گیرد. [1] و [3].

اگر فرض روابط 23 و 24 برقرار باشد (یعنی تصویر دامنه توزیع ری لی و تصویر قدرت توزیع نمایی داشته باشد)، CFAR دو پارامتری که بر دامنه تصاویر اعمال می شود (nonlog) با رابطه 28 بدست می آید:

$$\frac{\frac{X_{PUT}}{\hat{\mu}_B} - 1}{\hat{\sigma}_B} \leq \frac{\omega_B}{\omega_T} \alpha \quad \text{رابطه 28}$$

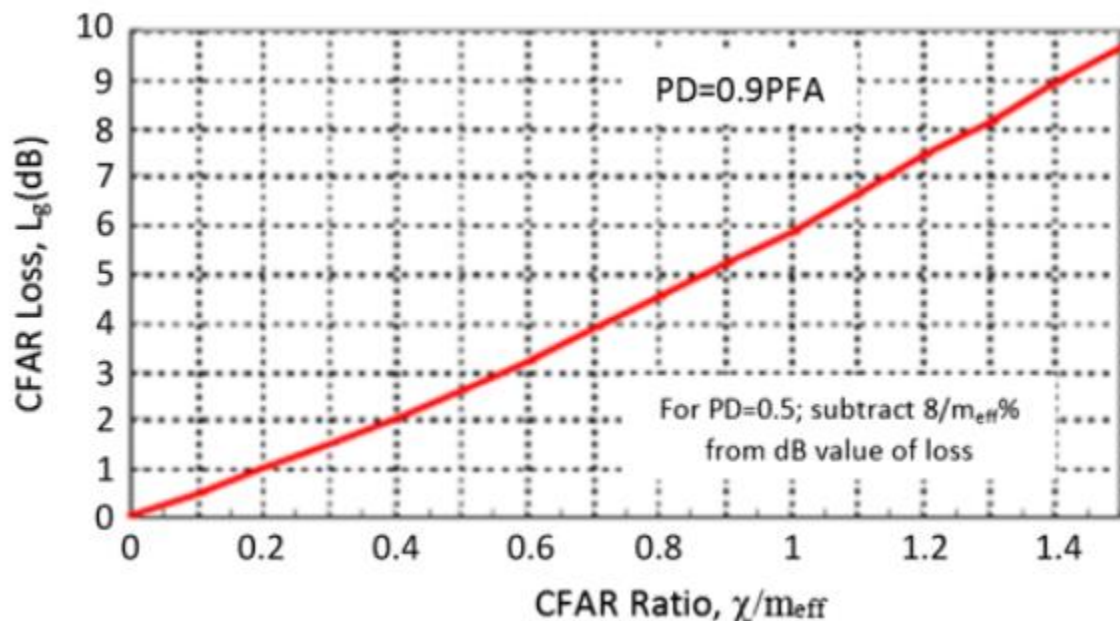
¹ Rayleigh

اگر بیشتر از یک پیکسل در PUT در نظر گرفته شود، باید عملیاتی مانند عملیات صورت گرفته در روابط 26 و 27 بر داده ها اعمال شود. همچنین باید در نظر داشت که ترکیبی از CFAR ها که در قسمت قبل توضیح داده شد (مانند SOCA-GOCA و ...) نیز می تواند بر CFAR دو پارامتری اعمال شود.

3-1-1-1-3 CFAR از دست رفته (CFAR Loss)

تا اینجا توضیح داده شد که رویکرد CFAR با هدف حفظ CFAR توسط تطبیق دادن حد آستانه تشخیص پس زمینه به صورت محلی در تصویر SAR است. با این حال، برای بدست آوردن این آستانه تطبیقی باید هزینه از دست دادن تشخیص¹، (معمولاً به عنوان از دست دادن CFAR)، پرداخت شود. این موضوع ناشی از این است که در برنامه های کاربردی در دنیای واقعی، میزان نویز در حلقه مرزی عدد ثابتی نیست و یا تعداد پیکسل های مرجع مورد استفاده در برآورد، به اندازه کافی بزرگ نیست. علاوه بر این CFAR Loss می تواند به عنوان مقدار افزایش نسبت سیگنال به نویز مورد نیاز برای حفظ PD دلخواه نیز نشان داده شود. مقدار CFAR Loss وابسته به تعدادی از فاکتور ها است که شامل متد CFAR مورد استفاده، تعداد پیکسل های مورد استفاده در مرز، PFA، ویژگی های تارگت ها، ویژگی های خوشه ها و نویز هستند.

یک منحنی جهانی برای CFAR loss در یک تشخیص تکی برای تارگت ری لی یا پایدار در شکل 6 نشان داده شده است.



شکل 6) منحنی جهانی برای CFAR loss در یک تشخیص تکی برای تارگت ری لی یا پایدار

¹ detection loss

پارامتر χ از رابطه زیر محاسبه می شود.

$$\chi = -\log PFA \quad \text{رابطه 29}$$

نسبت CFAR نیز از رابطه زیر محاسبه می شود.

$$CFAR \text{ ratio} = \frac{\chi}{m_{eff}} \quad \text{رابطه 30}$$

m_{eff} تعداد پیکسل های مرجع موثر در حلقه مرزی است که با رابطه زیر محاسبه می شود.

$$m_{eff} = \frac{m + k}{1 + k} \quad \text{رابطه 31}$$

مقادیر k برای آشکارساز های CFAR متفاوت در جدول 2 موجود است.

جدول 2) مقادیر k برای آشکارساز های CFAR مختلف

ک	نوع تصویر SAR	روش CFAR
K = 0	آشکارساز های قانون مربع	CA-CFAR
K = 0.09	آشکارساز های خطی	
K = 0.65	آشکارساز های لگاریتمی	
K = 0.37	آشکارساز های قانون مربع	GOCA-CFAR
K = 0.5	آشکارساز های خطی	
K = 1.26	آشکارساز های لگاریتمی	

آخرین نکته ای که باید در مورد CFAR در نظر داشت، با احتیاط عمل کردن هنگام استفاده از log-CFAR است. این پارامتر یک CFAR loss اضافه بر سازمان وارد پردازش ها میکند. برای دور زدن این CFAR loss، اندازه CFAR Stencil، به طور دقیق تر حلقه مرزی در Stencil باید 65 درصد با توجه به رابطه زیر افزایش یابد.

$$N_{log} = 1.65N - 0.65 \quad \text{رابطه 32}$$

که در آن N تعداد پیکسل های مورد استفاده برای آشکارساز غیرلگاریتمی CA-CFAR است و N_{log} تعداد پیکسل های مربوطه مورد نیاز برای آشکار ساز لگاریتمی CA-CFAR برای دور زدن CFAR-loss به دلیل برای استفاده از آشکارساز لگاریتمی است.

با وجود این خطا موجود، استفاده از آشکارساز لگاریتمی در جاهایی که پس زمینه بسیار ناهمگون است و تارگت توسط پس زمینه احاطه شده است و یا پس زمینه حاوی پیکسل های بسیار روشن است بر استفاده از حد آستانه - گذاری خطی ارجح است.

3-1-1-1-4 آخرین سخنان درباره CFAR پارامتری

در این بخش به این موضوع پرداخته می شود که آشکارسازهای CFAR که قبلاً شرح داده شده اند، در اصل با فرض توزیع گاوسی طراحی شده اند (مثلاً توزیع ناپایداری پس زمینه در باند های I و Q) ولی به طور معمول در تئوری برای پس زمینه غیر گاوسی استفاده می شود. به طور معمول، یک مدل پس زمینه مناسب (توزیع Weibull، توزیع K، توزیع β' و غیره) طوری اتخاذ می شود، که در آن پارامترهای مدل توزیع از حلقه مرزی در Stencil کشویی برآورد می شود و برای تخمین مقیاس (α) در جهت رسیدن به PFA مورد نظر استفاده می شوند.

3-1-1-2 CFAR غیر پارامتریک

در روش های پارامتریک CFAR که در بخش های قبلی توضیح داده شده است، فرض می شود که پس زمینه و یا پیکسل های مورد نظر (تارگت) از توزیع خاصی پیروی می کنند و پیکسل های موجود در پنجره مرجع (یعنی حلقه مرزی) برای تخمین پارامترهای مدل مربوطه استفاده می شوند. الگوریتم های غیر پارامتریک CFAR مدل اولیه ای را برای پس زمینه یا هدف فرض نمی کنند. در عوض، آنها از روش های غیر پارامتریک استفاده می کنند تا مستقیماً از داده های SAR نتیجه بگیرند. نمونه ای از CFAR غیر پارامتریک با استفاده از تخمین کرنل هسته (KDE) برای استخراج زمینه و مدل های هدف در [21] ارائه شده است.

3-1-2 روش های پنجره غیر مستطیلی شکل

در حالی که بیشتر تکنیک های کشف شده در تئوری به Stencil توخالی به شکل مستطیل با اندازه مناسب و یک حلقه مرزی متکی هستند، روش های دیگری نیز وجود دارد که پنجره مستطیل شکل را جایگزین شکل دیگری می کند. یک نمونه از این موارد در [22] ارائه شده است که در آن پنجره CFAR مستطیل شکل با یک کرنل گاما دو بعدی جایگزین شده است. این روش از یک استراتژی تشخیص CFAR استفاده می کند و به آن گاما CFAR گفته می شود که مشابه مستطیل شکل اصلی پنجره CFAR است. آستانه CFAR در گاما - CFAR از اطلاعات شدت پیکسل شعاعی در اطراف PUT برآورد می شود. علاوه بر این، گاما - CFAR یک پارامتر آزاد دارد که می تواند برای تخمین اندازه ناحیه پشتیبانی و انحراف معیار مورد نیاز آن برای تست CFAR استفاده شود. با اینکه در [22] این مساله پیاده سازی نشده است ولی بیان شده است که این پارامتر آزاد می تواند به صورت انطباقی تنظیم شود. Stencil گاما نیز به روش غیر CFAR بر اساس یک تابع تمایز

گاما درجه دوم (QGD^1) استفاده می شود که دارای هشت پارامتر آزاد است [22] نتایج آزمایش نشان می دهد که QGD از گاما- $CFAR$ بهتر است. گسترش QGD به یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بر اساس یک پرسپترون چند لایه (MLP^2) در [23] تهیه شده است.

3-1-3 روش های غیر $CFAR$

علاوه بر روشهای مبتنی بر $CFAR$ ، رویکردهای دیگری نیز وجود دارد که از $CFAR$ استفاده نمی کنند. به عنوان مثال، در Ouchi و همکاران [24] تشخیص براساس تصویر کوهرنس حاصل از تصویر SAR چندوجهی از طریق همبستگی متقابل بین دو تصویر SAR است که با جابجایی پنجره هایی با اندازه کوچک نسبت به تصویر اصلی استخراج شده است. این روش می تواند اشیاء دفن شده در اسپکل را تشخیص دهد. در Howard، Roberts و Brankin [25] این تشخیص براساس برنامه نویسی ژنتیک است. کار های مشابهی در Conte، Lops و Ricci [26] ارائه شده است که اگرچه برای داده های راداری تک بعدی استفاده می شود، اما این تشخیص براساس یک آزمون نسبت احتمال ($GLRT^3$) در یک پس زمینه با توزیع K است. فرض صفر (H_0) نمایانگر پس زمینه با توزیع k است، و فرضیه جایگزین (H_1) به عنوان ترکیبی از سیگنال هدف و توزیع k نیز مدل شده است.

3-2 دسته بر مبنای چند ویژگی

تمام روشهای یاد شده برای شناسایی هدف، بر اساس تک ویژگی است به این صورت که پیکسل های هدف را تنها بر اساس سطح روشنایی پیکسل (به عنوان مثال RCS) از پس زمینه متمایز می کنند. این روش ها، به طور قابل توجهی، بیشتر در ROI با پس زمینه ناهمگن و یا اهداف پیوسته محدودیت ایجاد می کند.

روش هایی که در زیرمجموعه بر مبنای چند ویژگی هستند سعی دارند تا این مشکل را با استفاده از قرار دادن پایه و اساس شناسایی بر ترکیب دو یا چند ویژگی دیگر حل کنند. مشخص است، این دسته می تواند از روش مناسبی از بین روش های تک ویژگی ارائه شده استفاده کند و علاوه بر RCS ها، ویژگی های دیگری را نیز دخیل کند. روش هایی که تحت دسته های چند ویژگی قرار می گیرند می توانند به طور گسترده به دو زیر دسته اصلی طبقه بندی شوند: آنهایی که از ویژگی های دلخواه انتخاب شده کاربر استفاده می کنند و آنهایی که وابسته به آنالیز چند تفکیک مکانی سیستماتیک هستند. نمونه هایی از ویژگی های انتخاب شده توسط کاربر در [27] ارائه شده است که در آن تصمیم گیری در مورد ROI ها در تصویر SAR براساس سه ویژگی متفاوت که به صورت موازی از تصاویر SAR بدست آمده، است انجام می شود. این ویژگی ها شامل ویژگی های $CFAR$ ، ویژگی های واریانس

¹ Quadratic gamma discriminant

² multilayer perceptron

³ generalized likelihood ratio test

و ویژگی های فراکتال (EF^1) گسترده می باشند. بدیهی است، این رویکرد صرفاً CFAR محسوب نمی شود. علاوه بر این، در Subotic و همکاران، [28]، مدل پیچیده دایره ای پارامتریک گاوسی هم برای هدف و هم پس زمینه استفاده می شوند. اما بر خلاف رویکرد سنتی CFAR که روی یک وضوح واحد کار می کند، وضوح تصویر SAR در این روش برای تولید چندین ویژگی متنوع است. این فرضیه بر این اساس استوار است که امضاهای هدف، هنگامی که به عنوان تابعی از رزولوشن تلقی می شوند، به اندازه کافی با پس زمینه متفاوت هستند. این مساله باعث می شود تا دستاوردهای عملکرد تشخیص بیش از الگوریتم های تفکیک تک پارامتری باشد.

این چشم انداز روش های تجزیه و تحلیل چند تفکیک مکانی سیستماتیک بیشتری را ایجاد می کند، که می تواند به طور گسترده به دو دسته بر مبنای فضای مقیاس و بر مبنای فضای فرکانس طبقه بندی شود. روش های بر مبنای فضای مقیاس بر اساس تبدیل موجک، از جمله DWT^2 و CWT^3 ، ویژگی های فضای مقیاس را تولید می کنند. در [29] کشف براساس DWT است که یک رابطه فضایی از زیر باندها را کاهش می دهد که باعث کاهش نویز پس زمینه می شود و الگوی ساختاری امضای هدف را تقویت می کند.

مثال های ابتدایی از روش هایی که از ویژگی های فضای فرکانس استفاده می کنند شامل روش های فضای فرکانس خطی، از جمله روش های تبدیل S، روش های فضای فرکانس دوقطبی (همچنین به عنوان quadratic شناخته می شود) است، مانند توزیع کلاس کوهن [30] (توزیع Wigner-Ville، Wigner، توزیع، توزیع شبه Wigner-Ville، و ...).

3-3- دسته بر مبنای سیستم متخصص

تشخیص هدف بر اساس سیستم متخصص، رویکرد هوش مصنوعی چند مرحله ای (دو یا چند مرحله) است که فرایند تشخیص را بر بهره برداری از دانش قبلی در مورد صحنه تصویربرداری و یا هدف (های) پایه می گذارد. دانش قبلی از طریق استفاده از متن ضبط می شود. به معنای وسیع تر، متن در اینجا به تمام وسایل موجود که می توانند به انتقال اطلاعات در مورد پس زمینه و یا هدف مورد نظر در صحنه کمک کنند اشاره دارد. این وسایل شامل تقسیم بندی تصویر، نقشه های صحنه، مدل ارتفاع رقومی (DEM)، داده های جمع آوری شده قبلی و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) است.

در ساده ترین شکل، استفاده از متن در CFAR می تواند از طریق تقسیم بندی تصویر SAR بدون نظارت/نیمه-نظارت انجام شود. به طور معمول، قبل از اعمال CFAR بر روی عکس SAR، تصویر SAR برای استخراج نقشه ساختار تصویر تقسیم بندی می شود. سپس، روش انتخابی رایج CFAR به این نقشه کمک می کند تا بتواند

¹ Extended fractal

² Discrete Wavelet Transform

³ Continuous Wavelet Transform

منطقه مناسب را به نحوی انتخاب کند که بتواند آمار پس زمینه را به درستی تخمین بزند. علاوه بر این، بخش های کوچکتر می توانند به عنوان احتمال وقوع اهداف برچسب خورده شوند، در حالی که موارد بزرگتر می توانند به عنوان زمینه معرفی شوند.

در این زمینه یک نمونه پروژه به نام "شاخص تنوع CFAR"¹ انجام شده است، هرچند بر روی داده های تک بعدی استفاده شده است. بر اساس برآوردهای میانگین در حلقه مرزی اسنپسل، VI-CFAR بین یکی از سه روش CFAR (CA-CFAR، SOCA-CFAR و GOCA-CFAR) عوض می شود. این رویکرد تلاش می کند از طریق تعویض روش ها از قدرت هر روش CFAR بهره ببرد.

الگوریتم دیگری وجود دارد که بر روی $\beta' - \text{CFAR}$ که قبلاً توضیح داده شده است، ساخته می شود. یک نقشه شاخص باینری مبتنی بر حد آستانه گذاری کلی بر روی تصویر SAR ورودی ایجاد می شود. نقشه شاخص شامل صفرهایی است که به پیکسل هایی که از عدد حد آستانه کوچکتر هستند اختصاص داده شده است و عدد یک به پیکسل هایی اختصاص داده شده است که مقدارشان بیشتر از حد آستانه جهانی است. سپس، یک Stencil کشویی روی تصویر قرار می گیرد (یعنی پیکسل به پیکسل) که در آن پارامترهای توزیع G_0 (به عنوان مثال برای یک تصویر SAR (single look) توزیع G_0 به توزیع β' کاهش می یابد) از مقادیر پیکسل در حلقه مرزی که متناظر با 0 در نقشه شاخص هستند برآورد می شود. اندازه Stencil بر اساس دانش قبلی از اندازه تارگت مطابق با Salazar [11] انتخاب شده است. سپس یک آستانه محلی در Stencil بر اساس پارامترهای تخمین زده شده تعیین می شود و تصمیمی در مورد PUT گرفته می شود. سپس پنجره به پیکسل های بعدی در تصویر منتقل می شود تا زمانی که کل تصویر اسکن شود. اصلاحات بیشتر در مورد فرایند شناسایی با قرار دادن یک قید در اندازه و فاصله مجاز بین تشخیص ها بدست می آیند.

روش های سیستم متخصص قدرتمندتر، از ترکیبی از چندین CFAR مختلف (CA CFAR، OS-CFAR، و ...) استفاده می کنند، که هر یک از آنها برای تشخیص یک نوع خاصی از پس زمینه مناسب هستند. سیستم متخصص از یک سری اطلاعات متن که با استفاده از یک وسیله یا بیشتر به دست آمده است (در قسمت قبل توضیح داده شد) استفاده می کنند تا بتوانند الگوریتم CFAR مناسب را (CA CFAR، OS-CFAR، و ...) به نواحی مختلف تصویر اختصاص دهند. متأسفانه، پروژه های علمی چاپ شده در این مورد برای تصاویر SAR کم است. با این حال، آثاری وجود دارد که بر روی داده های راداری تک بعدی منتشر شده است. یک نمونه از این قبیل [31] توسط آزمایشگاه تحقیقات نیروی هوایی ایالات متحده اجرا شد.

¹ Variability index CFAR

4- پیاده سازی و اجرا

در این قسمت سعی داریم تا سه مورد از روش های برمبنای CFAR تک پارامتری که در بالا گفته شده است را بر روی یک تصویر خاص پیاده سازی کنیم و نتایج را با یکدیگر مقایسه کنیم.

4-1- داده مورد استفاده

داده مورد استفاده در این پروژه تصاویر دامنه از یک مجموعه داده SAR در باند VHF که توسط سنجنده هوابرد CARABAS-II تهیه شده است می باشد. در این داده ها اطلاعات فاز حذف شده است و فقط مقدار قدرمطلق مقادیر هر پیکسل که همان تصویر دامنه است موجود می باشد. همچنین این داده ها تک پلاریزه بود و فقط شامل پلاریزاسیون HH می باشد. این مجموعه داده شامل 24 تصویر است که در چهار ماموریت که هر ماموریت شامل 6 تصویر است برداشت شده اند. در هر ماموریت 2 تصویر از این 6 تصویر با زاویه Heading پرواز 225 درجه، 2 تصویر با زاویه 135 درجه و دو تصویر دیگر با زاویه 230 درجه برداشت شده اند. لازم به ذکر است که تمام این تصاویر در حالت اخذ داده Strip map گرفته شده اند و در آن ارتفاع پرواز حدود 6.36 کیلومتر و زاویه فرود 58 درجه بوده است.

این تصاویر دارای ابعاد 3000 سطر در 2000 ستون می باشند که اندازه زمینی هر پیکسل 1*1 متر می باشد. درضمن این تصاویر زمین مرجع هم شده اند و مختصات هر چهار گوشه آنها در اختیار است هرچند که در این گزارش برای ما استفاده ای ندارد.

این تصاویر دارای فرمت خاصی هستند که برای اینکه بتوان آنها را در متلب فراخوانی کرد توابعی توسط تولیدکنندگان این تصاویر نوشته شده است که ما در این تمرین از تابع VHF_read_image برای خواندن آنها در متلب استفاده می کنیم.

اطلاعات این 24 برداشت در جدول 3 آمده است:

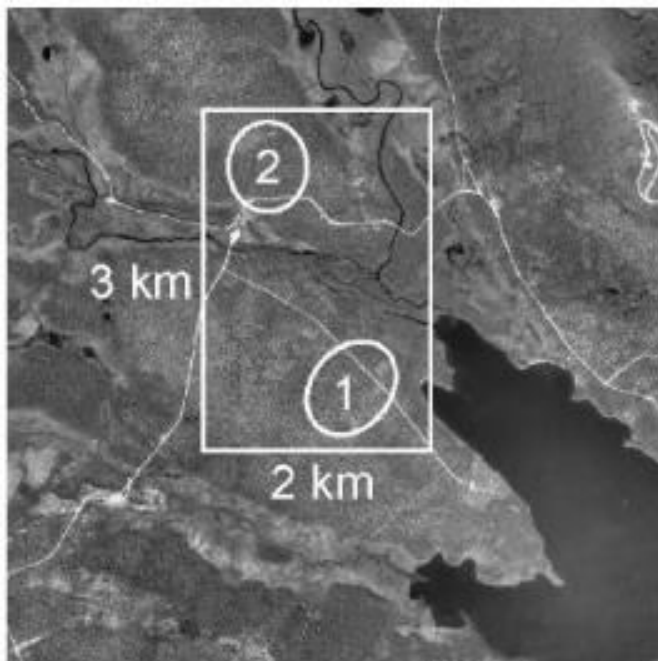
جدول 3 (اطلاعات برداشت 24 تصویر ماموریت CARABAS-II

Image file name	Flight Heading (deg)	Incidence Angle (deg)	RFI 0=Low 1=High	Deployment	Forest Site	Target heading (deg)
v02_2_1_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Sigismund	2	225
v02_2_2_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Sigismund	2	225
v02_2_3_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Sigismund	2	225
v02_2_4_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Sigismund	2	225
v02_2_5_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Sigismund	2	225
v02_2_6_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Sigismund	2	225
v02_3_1_2.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Karl	2	315
v02_3_2_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Karl	2	315
v02_3_3_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Karl	2	315
v02_3_4_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Karl	2	315
v02_3_5_2.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Karl	2	315
v02_3_6_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Karl	2	315
v02_4_1_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Fredrik	1	225
v02_4_2_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Fredrik	1	225
v02_4_3_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Fredrik	1	225
v02_4_4_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Fredrik	1	225
v02_4_5_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Fredrik	1	225
v02_4_6_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Fredrik	1	225
v02_5_1_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Adolf-Fredrik	1	270
v02_5_2_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Adolf-Fredrik	1	270
v02_5_3_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	225	58	1	Adolf-Fredrik	1	270
v02_5_4_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	135	58	0	Adolf-Fredrik	1	270
v02_5_5_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Adolf-Fredrik	1	270
v02_5_6_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn	230	58	1	Adolf-Fredrik	1	270

4-2- منطقه مطالعاتی

منطقه مورد مطالعه در این گزارش، منطقه ای در شمال سوئد بوده که بیشتر این منطقه پوشش جنگلی بوده و مقدار کمی هم آب، ساختمان و زمین کشاورزی در آن وجود دارد.

در شکل زیر یک تصویر هوایی از این منطقه گرفته شده است [32]. در تصویر محل قرار گیری اهداف با دایره های سفید رنگ مشخص شده است.



شکل 7) تصویر هوایی از منطقه مطالعاتی

3-4- معرفی اهداف

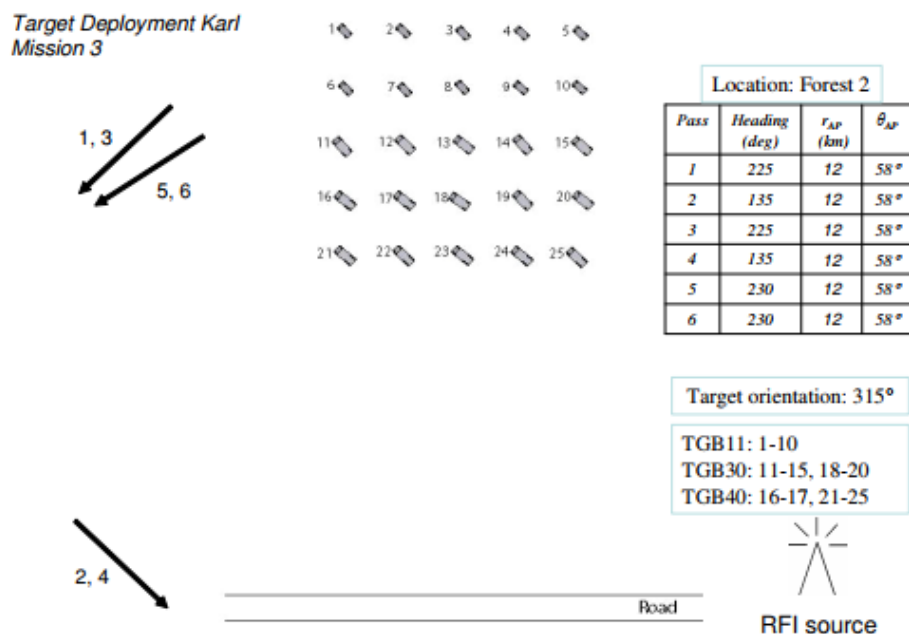
اهداف مورد نظر در این تمرین تعداد 25 خودرو نظامی در سه اندازه متفاوت هستند که ابعاد آنها به صورت زیر است: (اطلاعات بیشتر در [32]).

✓ تعداد 10 خودرو با ابعاد $4.4 \times 1.9 \times 2.2$

✓ تعداد 8 خودرو با ابعاد $6.8 \times 2.5 \times 3$

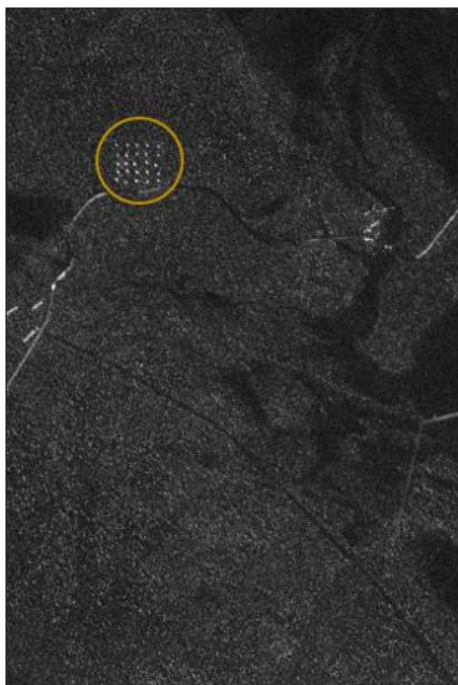
✓ تعداد 7 خودرو با ابعاد $7.8 \times 2.5 \times 3$

این خودرو ها در هر یک از 4 ماموریت چیدمان متفاوتی دارند و و باتوجه به جهت Heading پرواز جهت گیری آنها متفاوت است که در زیر یک نمونه از چیدمان آنها که در این گزارش استفاده شده است را مشاهده می کنید:



شکل 8) نحوه چیدمان و جهت گیری خودرو ها در ماموریت انتخاب شده برای این گزارش (ماموریت 2 با نام Karl)

تصویر انتخاب شده در این گزارش که نحوه چیدمان خودرو ها در آن را در تصویر بالا مشاهده کردید تصویر با نام v02_2_6_1.a.Fbp.RFcorr.Geo.Magn می باشد که در زیر آمده است:



شکل 9) تصویر مورد استفاده در این گزارش و محل قرار گیری اهداف در آن

4-4- پیش پردازش ها

همانطور که می دانید تصاویر راداری دارای نویز هایی به نام اسپکل¹ هستند که برای انجام هر پردازشی (مخصوصا کشف اهداف) باید ابتدا این نویز هارا حذف کنیم تا تشخیص اهداف با مشکل روبرو نشود.

اسپکل نوعی نویز است که به دلیل برهم نهی (یا سازنده یا مخرب) امواج برگشتی به سمت رادار رخ می دهد و به صورت نویز نمک و فلفل در تصویر خودرا نشان می دهد.

به منظور حذف این نویز، در این گزارش پیش پردازش های زیر پیشنهاد شده است که به ترتیب به توضیح آنها می پردازیم:

✓ چندمنظر سازی²

✓ فیلتر Lee

✓ فیلتر میانه

4-4-1- چندمنظر سازی

پردازش چندمنظر سازی درواقع همان میانگین گیری ساده است که برای نرم شدن تصویر و حذف اثر اسپکل ها بر روی تصاویر انجام می شود. برای انجام این فرایند یک کرنل با ابعاد دلخواه بر روی تصویر کانوالو می شود و میانگین پیکسل های داخل این کرنل در پیکسل مرکزی ریخته می شود. هرچه ابعاد این کرنل بزرگتر باشد علاوه بر اینکه میزان نویز بیشتر حذف می شود، میزان نرم شدگی و به طبع آن میزان از دست رفتن اطلاعات و لبه های تصویر بیشتر می شود. بنابراین باید ابعاد کرنل به نوعی انتخاب شود که حد متعادل بین از دست رفتن اطلاعات و کاهش نویز ایجاد شود که برای این منظور در این گزارش از یک کرنل با ابعاد 3×3 استفاده شده است.

4-4-2- فیلتر Lee

فیلتر Lee یکی دیگر از فیلترهایی است که برای کاهش نویز اسپکل در تصاویر راداری استفاده می شود. این فیلتر از دسته فیلتر های تطبیقی می باشد. فیلترهای تطبیقی فیلتر هایی هستند که برای هر ناحیه از تصویر که داخل یک کرنل با ابعاد مشخص قرار می گیرند، رویکرد متفاوتی را درپیش می گیرند و نحوه عملکرد آنها بر روی تصویر به صورت local است نه global. در واقع میزان نرم شدگی در هرپیکسل تصویر را بر اساس پیکسل های همسایه آن تصویر مشخص می کنند. هدف اصلی فیلتر های تطبیقی حذف نویز و در عین حال حفظ اطلاعات تصویر و لبه ها می باشد و به این دلیل از فیلتر های غیر تطبیقی مثل میانگین بهتر هستند.

¹ Speckle

² Multi Looking

روند کار فیلتر Lee به شرح زیر می باشد:

1. ابتدا مقدار انحراف معیار کل تصویر به صورت سراسری محاسبه می شود. (σ_{img})
2. سپس کرنل بر روی کل تصویر حرکت می کند و در هر پنجره مقادیر میانگین (μ_{kernel}) و انحراف معیار (σ_{kernel}) پیکسل های داخل کرنل محاسبه می شود.
3. سپس با استفاده از مقادیر فوق پارامتر وزن برای هر پنجره محاسبه می شود. $W = \frac{\sigma_{kernel}}{\sigma_{kernel} + \sigma_{img}}$
4. در نهایت مقدار جدید پیکسل مرکزی محاسبه می شود. $x'_i = x_i W + \mu_{kernel}(1 - W)$

پرواضح است که در این فیلتر ها نیز هرچه ابعاد کرنل بزرگتر باشد به طبع میزان از دست رفتن اطلاعات نیز بیشتر می باشد. به همین دلیل در این گزارش ابعاد کرنل Lee به صورت 3×3 انتخاب شده است. همچنین گفتنی است که این فیلتر را بر نتیجه تصویر حاصل از چندمنظر سازی اعمال می کنیم تا کارکرد آن بهتر باشد.

4-4-3- فیلتر میانه

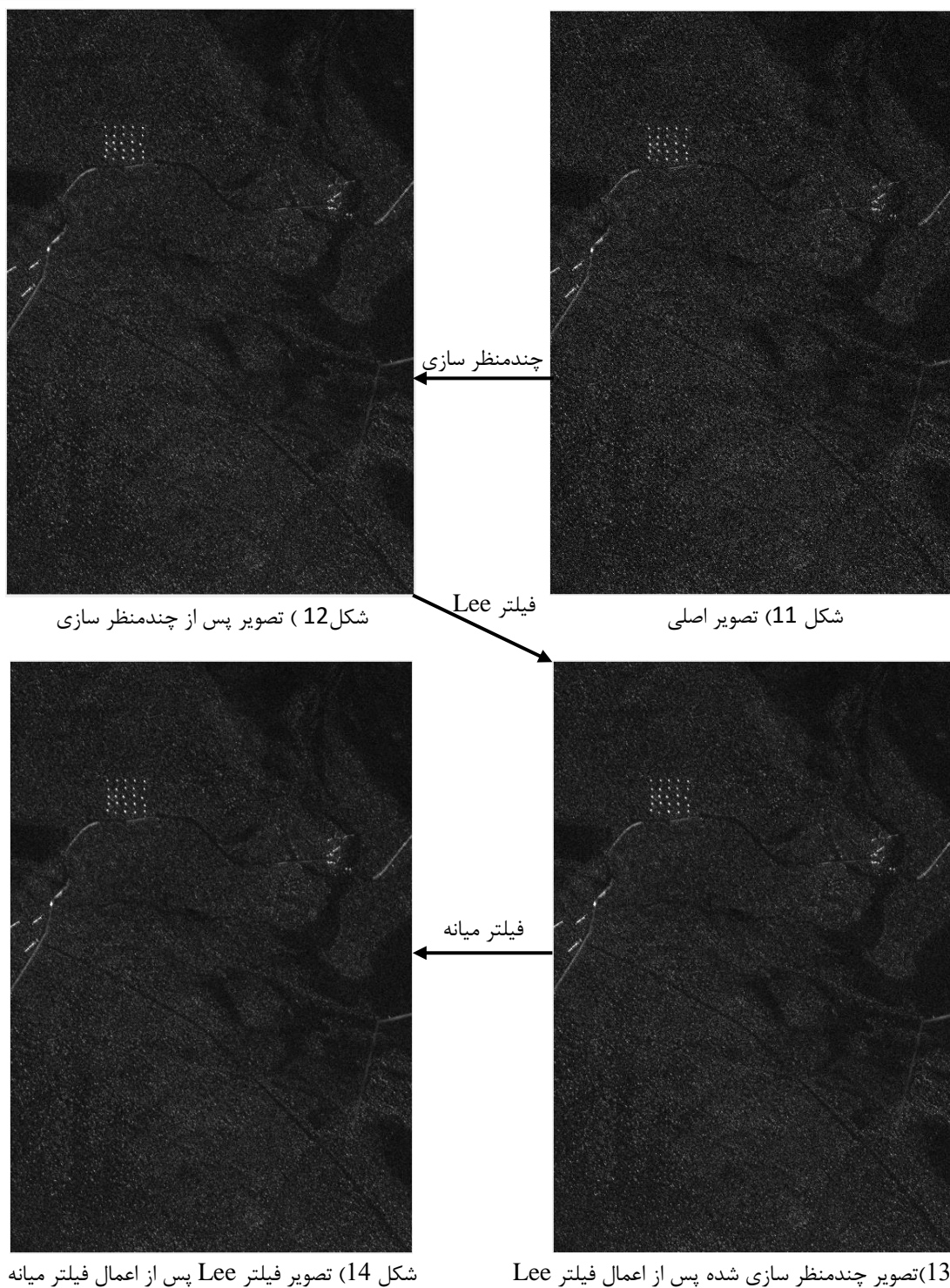
فیلتر میانه نیز یکی دیگر از فیلتر های تطبیقی است که برای نویزهای نمک فلفلی کارکرد بسیار مطلوبی دارد. از آنجایی که نویز اسپکل نیز نمونه ای از نویزهای نمک فلفلی می باشد، فیلتر میانه بسیار کارآمد می باشد. این فیلتر نیز بر مبنای یک کرنل کار می کند که بر روی تمامی پیکسل های تصویر حرکت می کند. از آنجایی که اسپکل ها پیکسل های بسیار روشن یا بسیار تاریک هستند که ناشی از برهم نهی سازنده یا مخرب می باشد پس از مرتب کردن صعودی یا نزولی اعداد داخل کرنل، در ابتدا و یا انتهای بردار مرتب شده قرار می گیرند و در میانه قرار نمی گیرند پس از تصویر حذف می شوند. بزرگ بودن ابعاد این کرنل باعث تخریب تصویر شده و به همین دلیل در این گزارش از یک کرنل با ابعاد 3×3 استفاده می کنیم. لازم به ذکر است که این فیلتر را بر نتیجه فیلتر Lee که خود بر روی نتیجه تصویر Multi Look اعمال شده بود، اعمال می کنیم. از آنجا که فیلتر های چندمنظر سازی و فیلتر Lee از قبل بر تصویر اعمال شده بودند پس میزان اسپکل تا حد زیادی کاهش یافته است و فیلتر میانه می تواند به خوبی باقی مانده نویز ها را حذف کند.

پس همانطور که گفته شد این سه فیلتر به صورت پی در پی بر نتیجه یکدیگر اعمال می شوند که ترتیب آنها را در نمودار زیر نمایش داده ایم:



شکل 10) ترتیب اعمال فیلتر ها که به صورت پی در پی بر نتیجه یکدیگر اعمال می شوند

تصاویر نتیجه هریک از سه فیلتر در کنار تصویر اصلی در صورت مقایسه ای آورده شده است:



پس از انجام پیش پردازش های فوق به سراغ پردازش های اصلی می رویم که همگی بر روی تصویر شکل 13، یعنی تصویر پس از اعمال فیلتر میانه انجام می شوند.

4-5- اجرای سه روش تشخیص اهداف

در این قسمت می‌خواهیم سه روش از روش های گفته شده در فصل سوم را بر تصویر شکل 13 که تمامی پیش‌پردازش‌ها را گذرانده است اعمال کنیم و نتایج را مقایسه کنیم.

این سه روش در زیر آمده است:

CA-CFAR ✓

SOCA-CFAR ✓

GOCA-CFAR ✓

4-5-1- روش CA-CFAR

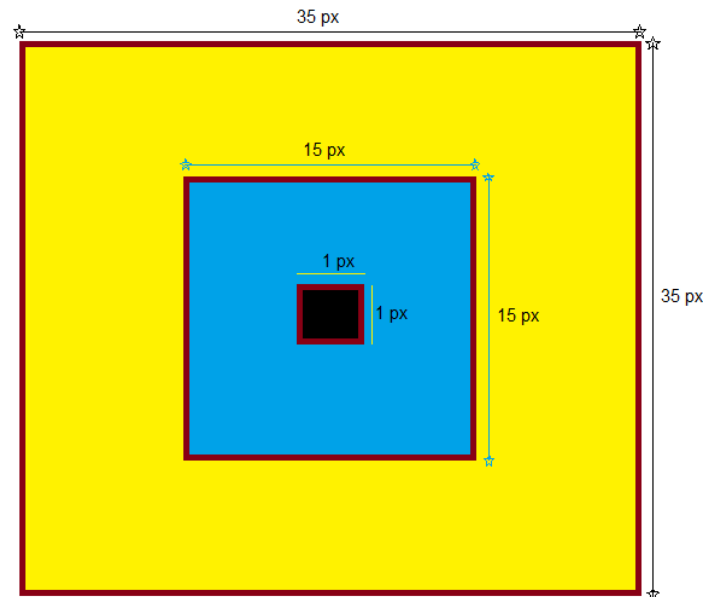
همانطور که در قسمت فصل 3 گفته شد، روش های برمبنای CFAR همگی برمبنای یک پنجره Stencil کار می‌کنند که این پنجره در شکل 4 نشان داده شده است. روش کار این الگوریتم‌ها در بخش 3 توضیح داده شده است اما در این قسمت فقط خلاصه ای از آنها گفته می‌شود.

روش های CFAR روش های حدآستانه گذاری تطبیقی هستند که مقدار حدآستانه در هر پیکسل تصویر را براساس مجموعه ای از پیکسل های همسایه آنها، با کمک Stencil به دست می‌آورند. روش CA-CFAR که مخفف Cell Averaging CFAR است برمبنای میانگین پیکسل های موجود در حلقه مرزی (شکل 4) یک مقدار حد آستانه برای هر پیکسل از تصویر پیدا می‌کند. ابعاد این پنجره بهتر است به این صورت انتخاب شود که قسمت PUT به اندازه کوچکترین هدف، قسمت Guard به اندازه بزرگترین هدف و قسمت مرزی به اندازه ای باشد که بتواند آمار پیکسل های همسایه را که پس زمینه هستند به خوبی مشخص کند. در این گزارش پس از زوم کردن بر روی اهداف و مشاهده اندازه تقریبی آنها ابعاد کل Stencil را 35×35 و ابعاد Guard را 15×15 و همچنین ابعاد PUT را 1×1 قرار دادیم. این پنجره با تابعی به نام Stencil که توسط نویسنده این گزارش نوشته شده است و همراه با این فایل گزارش به پیوست ارسال شده است تولید می‌شود. نحوه استفاده تابع به صورت زیر است:

$\text{Stencil}([m,n],[g_1,g_2])$

که در آن m و n ابعاد کل Stencil و g_1 و g_2 ابعاد Guard هستند که حتما باید فرد باشند و همچنین کوچکتر از کل سایز استنسیل باشند.

در شکل زیر نمونه استنسیل استفاده شده در این گزارش را مشاهده می‌کنید.



شکل 15) استنسیل استفاده شده در این گزارش

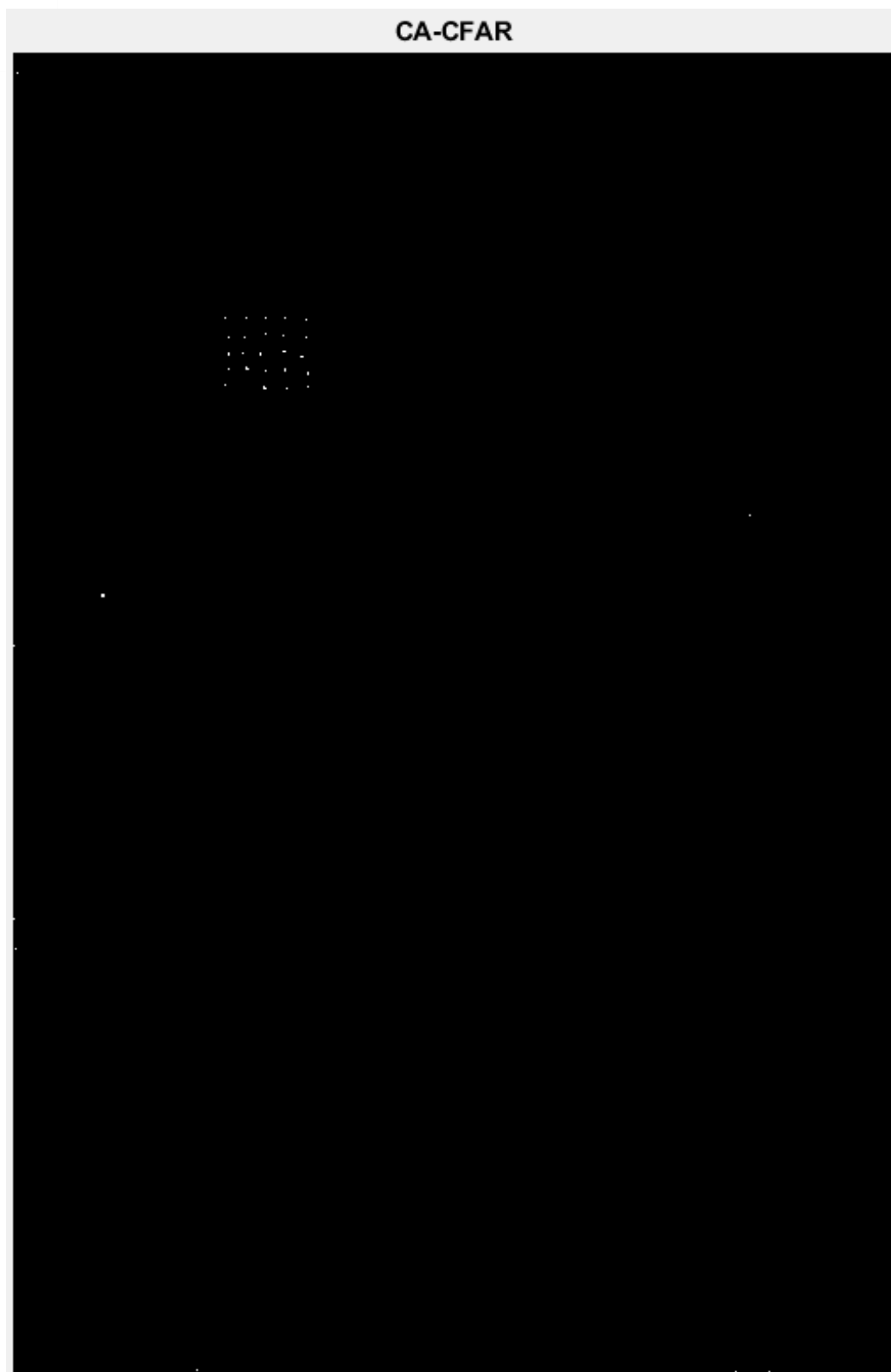
در این قسمت ابتدا این پنجره بر روی کل تصویر حرکت داده می شود و برای هر پنجره مقدار میانگین پیکسل های موجود در مرز (زرد رنگ) را محاسبه می کند. سپس این میانگین را در مقدار α که از رابطه 14 محاسبه می شود ضرب می کنیم تا مقدار حدآستانه برای پیکسل PUT به دست بیاید. اگر پیکسل PUT از این حدآستانه بزرگتر بود، به عنوان هدف شناخته می شود و اگر کوچکتر بود پس زمینه می باشد.

با توجه به رابطه 14 در این گزارش مقدار PFA برابر 7×10^{-3} قرار داده شد و همچنین با توجه به شکل 14 مقدار N برابر 1000 می باشد و در نهایت مقدار $\alpha = 4.9741$ به دست می آید. در نهایت مقدار حدآستانه برای هر پیکسل از رابطه 13 به دست می آید.

به منظور کاهش خطاهای تشخیص، بعد از اینکه این حدآستانه گذاری بر روی تصویر اعمال شد و تصویر باینری نهایی به دست آمد به عملیات مورفولوژی Opening با یک پنجره استرل¹ به شکل مربع و به ابعاد 3×3 بر روی تصویر اعمال شد. این ابعاد به نحوی انتخاب شد که هیچ یک از اهداف در اثر Opening از بین نروند.

نتیجه نهایی تشخیص اهداف با این روش را در زیر مشاهده می کنید:

¹ Strel



شکل 16) اهداف تشخیص داده شده به روش CA-CFAR

همانطور که در تصویر بالا مشخص است از بین 25 هدف تعداد 24 تای آنها به درستی تشخیص داده شد اما مقداری هم نویز به عنوان تشخیص اشتباه در تصویر وجود دارد.

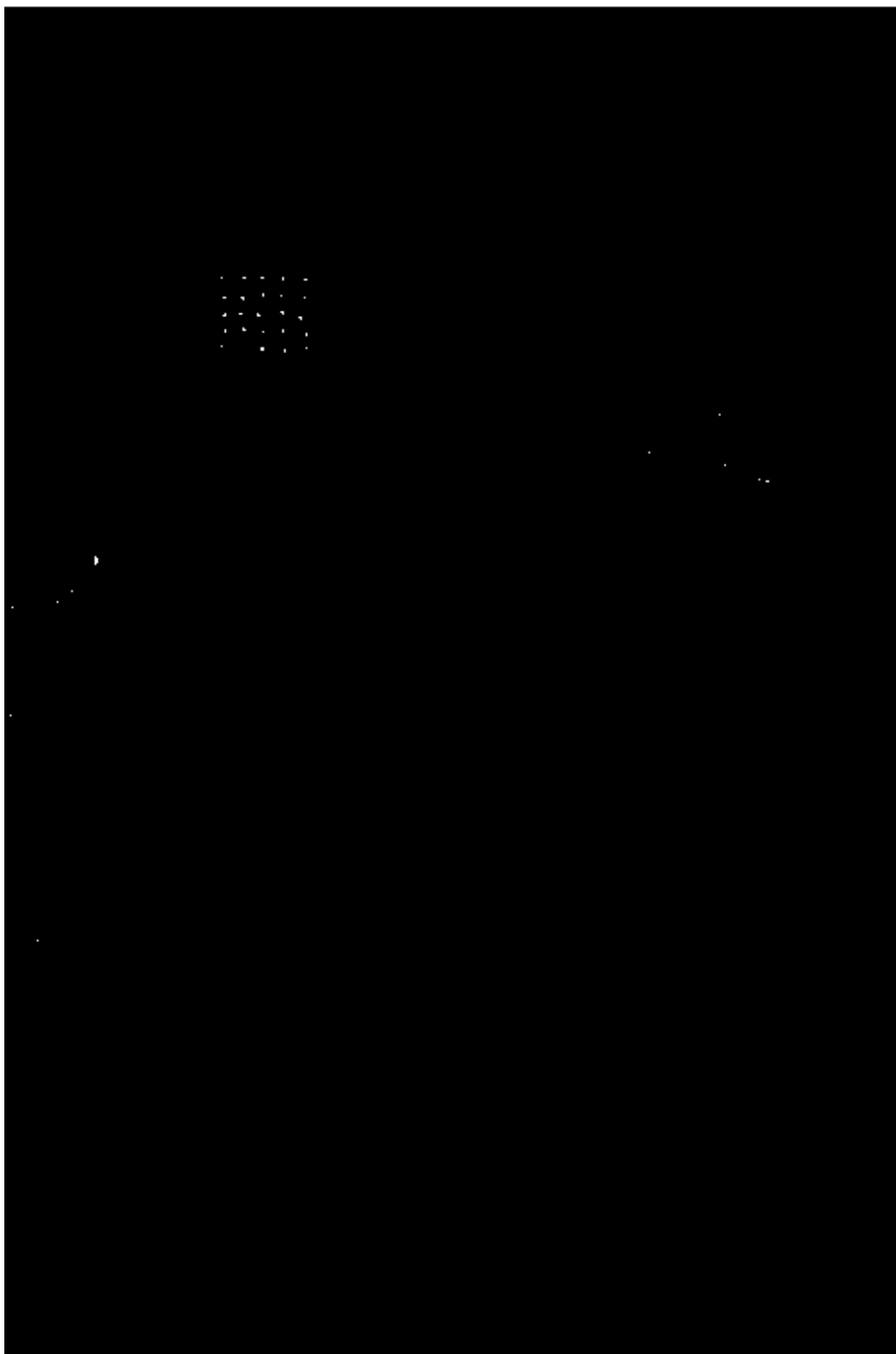
در نهایت اگر هر پیکسل که هدف نیست را به عنوان یک هشدار اشتباه در نظر بگیریم می توانیم با حذف اهداف از تصویر، و شمارش تعداد کل پیکسل های باقیمانده در صحنه، تعداد هشدار های اشتباه را به دست آوریم که در این روش برابر 221 هشدار اشتباه می باشد.

2-5-4 روش SOCA-CFAR

این روش که مخفف Smallest of cell averaging CFAR می باشد اصولی کاملاً مشابه با CA-CFAR دارد با یک تفاوت بسیار کوچک در قسمت محاسبه میانگین. روش CA-CFAR مقدار میانگین تمام پیکسل های مرزی را به دست می آورد اما روش SOCA-CFAR میانگین پیکسل های مرزی هریک از چهار قسمت که در شکل 5 با رنگ تیره نمایش داده شده است را جداگانه به دست می آورد و سپس از بین این چهار میانگین، آن میانگینی که کوچکتر از بقیه است را به عنوان میانگین اصلی در نظر می گیرد و طبق رابطه 19 با ضرب این میانگین در α (مقدار α با مقدار بدست آمده از CA-CFAR برابر است و تغییری نمی کند)، مقدار حدآستانه را برای هر پیکسل به دست می آورد. تمامی مراحل دیگر در این روش با روش CA-CFAR کاملاً یکسان است و هیچ تفاوتی ندارد. همچنین برای ایجاد امکان مقایسه بین روش ها از ابعاد استنسیل و استرل های یکسانی استفاده شده است.

نتیجه نهایی تشخیص اهداف با این روش را در زیر مشاهده می کنید:

SOCA-CFAR



شکل 17) اهداف تشخیص داده شده به روش SOCA-CFAR

در این روش نیز مشابه روش قبل تعداد 24 هدف از 25 هدف موجود به درستی تشخیص داده شد اما با توجه به اینکه این روش از بین چهار میانگین موجود، کمترین مقدار را انتخاب می کند، به طبع مقدار حدآستانه کمتری در هر پیکسل به دست می آید و با کوچک شدن حدآستانه طبیعتاً تعداد هشدارهای اشتباه تشخیص داده شده بالا می رود.

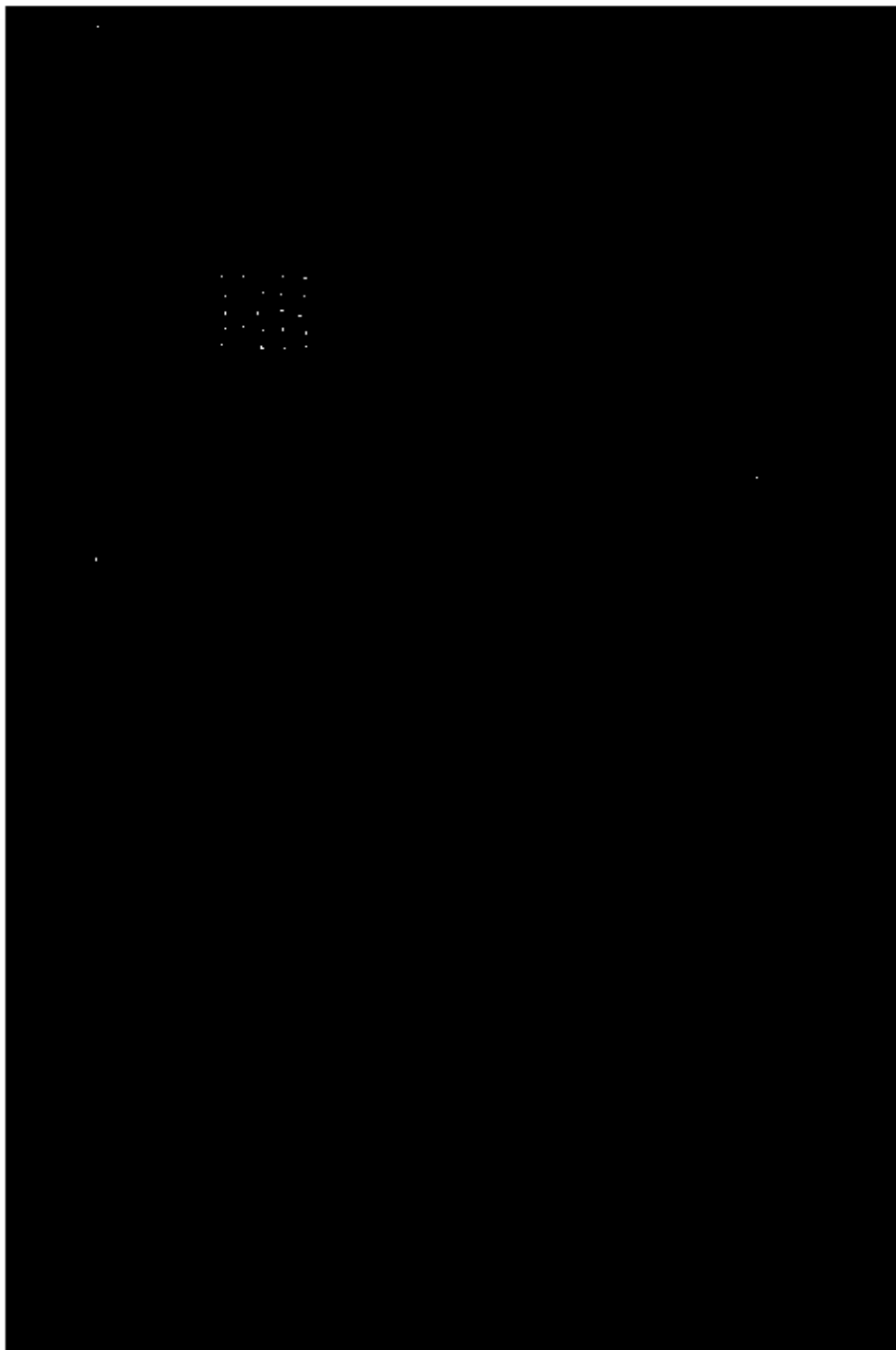
اگر مشابه با روش قبل و با فرض هشدار اشتباه بودن هر پیکسل غیر از پیکسل های هدف، اهداف را از تصویر حذف کنیم و تعداد پیکسل های باقیمانده را شمارش کنیم، تعداد هشدارهای اشتباه به دست می آید که برای این روش برابر 872 می باشد.

3-5-4- روش GOCA-CFAR

این روش که مخفف Greatest of cell averaging CFAR می باشد اصولی کاملاً مشابه با دو روش قبل دارد و تنها تفاوتی که در آن وجود دارد این است که از بین چهار میانگینی که از پنجره های نمایش داده شده در شکل 5 به دست آمده است، بزرگترین میانگین را برای محاسبه حدآستانه استفاده می کند و طبق رابطه 20 با ضرب این مقدار میانگین در α (مقدار α با مقدار بدست آمده از CA-CFAR برابر است و تغییری نمی کند)، مقدار حدآستانه هر پیکسل را به دست می آورد. تمامی مراحل دیگر در این روش با روش CA-CFAR کاملاً یکسان است و هیچ تفاوتی ندارد. همچنین برای ایجاد امکان مقایسه بین روش ها از ابعاد استنسیل و استرل های یکسانی استفاده شده است.

نتیجه نهایی تشخیص اهداف با این روش را در زیر مشاهده می کنید:

GOCA-CFAR



شکل 18) اهداف تشخیص داده شده به روش GOCA-CFAR

این روش از آنجایی که مقدار میانگین را بزرگترین مقدار از بین چهار مقدار موجود در نظر می گیرد، طبیعتاً مقدار حدآستانه بزرگتری نسبت به دو روش قبل به دست می آورد که این امر به معنی سخت گیری بیشتر برای این روش است و طبیعتاً انتظار داریم که با بزرگتر شدن حدآستانه، تعداد هشدارهای اشتباه و در عین حال تعداد اهداف تشخیص داده شده هم کمتر شود چرا که سخت گیری این روش بیشتر است.

همانطور که در شکل 17 هم مشاهده می کنید این روش از بین 25 هدف موجود، تعداد 21 هدف را تشخیص داده است که باتوجه به زیاد شدن حدآستانه، انتظار آن می رفت. همچنین مشابه با قبل اگر هرپیکسل غیر از هدف را یک هشدار اشتباه در نظر بگیریم و اهداف را از تصویر حذف کنیم، می توانیم تعداد هشدارهای اشتباه را شمارش کنیم که برای این روش برابر 59 هشدار اشتباه می باشد.

در جدول زیر عملکرد این سه روش را به صورت مقایسه ای مشاهده می کنید:

جدول 4) عملکرد سه روش تشخیص هدف

تعداد اهداف تشخیص داده شده	تعداد هشدارهای اشتباه	
24 از 25	221	CA-CFAR
24 از 25	872	SOCA-CFAR
21 از 25	59	GOCA-CFAR

5- بحث و نتیجه گیری

در این قسمت قصد داریم تا معیاری برای مقایسه کمی سه روش فوق معرفی کنیم.

معیاری که در این زمینه وجود دارد و در بخش 2 هم توضیح داده شد معیار PD (احتمال تشخیص) می باشد که رابطه آن به صورت زیر است:

$$PD = \frac{\text{number of detected targets}}{\text{total number of targets}} \quad \text{رابطه 33}$$

اما این معیار یک مشکل دارد و آن هم این است که تعداد هشدار های اشتباه و نویزهای تشخیص داده شده توسط یک روش را در نظر نمی گیرد و این نقص باعث می شود که مثلا روش SOCA-CFAR که هشدارهای اشتباه خیلی زیادی دارد، با روش CA-CFAR که تعداد هشدارهای اشتباه خیلی کمتری دارد یکسان در نظر گرفته شود چرا که تعداد اهداف تشخیص داده شده در هر دوی آنها 24 هدف است.

اما در این گزارش ما معیاری را معرفی می کنیم که بتواند این نقص را برطرف کند.

همانطور که در قسمت قبل دیدیم هر پیکسل اشتباه تشخیص داده شده را یک هشدار اشتباه تلقی کردیم. برای معرفی معیار جدید خودمان، مفهوم جدیدی را تعریف می کنیم به نام تعداد هشدار های درست که برابر تعداد پیکسل هایی است که هدف شناخته شده اند و برای شمارش آنها تمامی هشدار های اشتباه را از تصویر حذف می کنیم و باقیمانده پیکسل ها که همان اهداف با همان هشدارهای درست هستند را شمارش می کنیم.

با این توجیه که اگر در یک تصویر، تعداد هشدار های اشتباه از مجموع تعداد هشدار های درست و اشتباه بیشتر شود، الگوریتم تشخیص هدف بدترین کارایی ممکن را داشته و اگر تعداد هشدار های اشتباه برابر صفر باشد این الگوریتم بهترین کارایی ممکن را داشته است، معیار مقایسه الگوریتم های معرفی شده در این گزارش به صورت زیر تعریف می شود:

$$I = PD - \frac{\text{number of false alarms}}{\text{number of true alarms} + \text{number of false alarms}} \quad \text{رابطه 34}$$

همانطور که مشخص است این معیار فقط به تعداد اهداف وابسته نیست بلکه تعداد هشدار های اشتباه را هم مدنظر قرار می دهد. بازه تغییرات این معیار $[-\infty, 1]$ می باشد اما از آنجایی که اگر تعداد هشدارهای اشتباه از مجموع تعداد هشدار های درست و اشتباه بیشتر شود ما الگوریتم را فاقد کارایی می دانیم پس مقادیر منفی را در نظر نمی گیریم و همه آنها را بر روی صفر تصویر می کنیم. با این کار بهترین کارایی الگوریتم هنگامی است که هیچ هشدار اشتباهی وجود نداشته باشد و تمامی اهداف تشخیص داده شده باشند که مقدار معیار برابر 1 است و بدترین

کارایی الگوریتم هنگامی است که تعداد هشدار های اشتباه مساوی یا بیشتر از تعداد مجموع هشدار های درست و اشتباه باشد که در هر دو صورت مقدار معیار برابر صفر می باشد.

بنابراین تعداد هشدار های درست را نیز در هر روش شمارش می کنیم و معیار را برای هر روش محاسبه می کنیم که نتایج در جدول زیر آمده است:

جدول 5) نتایج مقایسه سه روش

معیار I	تعداد هشدارهای درست	تعداد هشدارهای اشتباه	تعداد اهداف تشخیص داده شده	
0.6633	524	221	24 از 25	CA-CFAR
0.4356	791	872	24 از 25	SOCA-CFAR
0.7205	435	59	21 از 25	GOCA-CFAR

همانطور که از جدول 5 هم مشخص است بهترین کارایی مربوط به GOCA-CFAR بوده و بدترین کارایی مربوط به SOCA-CFAR می باشد.

اما اگر بخواهیم به صورت تجربی بین این روش ها مقایسه ای انجام بدیم می بینیم که هر دو روش SOCA-CFAR و GOCA-CFAR عملکرد ضعیف تری نسبت به CA-CFAR داشته اند چرا که الگوریتم SOCA-CFAR علی رغم اینکه تعداد 24 هدف را (مشابه با CA-CFAR) تشخیص داده است اما نویز خیلی زیادی داشته و هشدار های اشتباه آن زیاد بوده و الگوریتم GOCA-CFAR هم با اینکه نویز خیلی کمی داشته اما فقط تعداد 21 هدف را شناسایی کرده است. بنابراین به صورت تجربی روش CA-CFAR نسبت به هر دو آنها عملکرد بهتری داشته است که این موضوع قابل پیش بینی هم بود چرا که هر یک از روش های SOCA-CFAR و GOCA-CFAR فقط بخشی از پنجره استنسیل را در نظر می گیرند نه تمام آن را و بنابراین یک بایاس و یا ضعف عملکرد را وارد محاسبات می کنند.

بنابراین نتیجه می گیریم که تعداد هشدار های اشتباه و تعداد اهداف تشخیص داده شده نباید وزن های مساوی در رابطه 34 داشته باشند و به همین دلیل معیار I را اصلاح می کنیم و معیار I_m را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$I_m = \frac{3}{4}PD - \frac{1}{4} \frac{\text{number of false alarms}}{\text{number of true alarms} + \text{number of false alarms}} \quad \text{رابطه 35}$$

در رابطه فوق تعداد هشدار های اشتباه با وزن 1 و تعداد اهداف تشخیص داده شده با وزن 3 وارد محاسبات می شوند تا ضعف عملکرد معیار بالا را جبران کنند. نتایج این معیار را در جدول زیر مشاهده می کنید:

جدول 6) نتایج مقایسه سه روش با معیار جدید

معیار I_m	تعداد هشدارهای درست	تعداد هشدارهای اشتباه	تعداد اهداف تشخیص داده شده	
0.6458	524	221	24 از 25	CA-CFAR
0.5889	791	872	24 از 25	SOCA-CFAR
0.6001	435	59	21 از 25	GOCA-CFAR

همانطور که مشاهده می کنید این معیار ضعف معیار قبلی را ندارد و نتایج آن با نتایج تجربی از سه روش یکسان است و الگوریتم CA-CFAR نسبت به دو الگوریتم دیگر کارایی بهتری داشته است.

همچنین از جدول فوق مشخص است که GOCA-CFAR عملکرد بهتری نسبت به SOCA-CFAR داشته چرا که نویز روش SOCA-CFAR به شدت زیاد می باشد.

مراجع

1. Novak, L.M., G.J. Owirka, and C.M. Netishen, *Performance of a high-resolution polarimetric SAR automatic target recognition system*. Lincoln Laboratory Journal, 1993. **6**.(1)
2. Principe, J.C., et al., *Target prescreening based on a quadratic gamma discriminator*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998. **34**(3): p. 706-715.
3. Crisp, D.J., *The state-of-the-art in ship detection in synthetic aperture radar imagery*. 2004, Defence Science And Technology Organisation Salisbury (Australia) Info....
4. Tax, D.M.J., *One-class classification: Concept learning in the absence of counter-examples*. 2002.
5. Blacknell, D. and R.J. Tough. *Clutter discrimination in polarimetric SAR imagery*. in *Synthetic Aperture Radar and Passive Microwave Sensing*. 1995 .International Society for Optics and Photonics.
6. Di Bisceglie, M. and C. Galdi. *CFAR detection of extended objects in high resolution SAR images*. in *IGARSS 2001. Scanning the Present and Resolving the Future. Proceedings. IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Cat. No. 01CH37217)*. 2001. IEEE.
7. di Bisceglie, M. and C. Galdi, *CFAR detection of extended objects in high-resolution SAR images*. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 2005. **43**(4): p. 833-843.
8. Kuttikkad, S. and R. Chellappa. *Non-Gaussian CFAR techniques for target detection in high resolution SAR images*. in *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*. 1994. IEEE.
9. Xu, J., et al. *Small target detection in SAR image using the alpha-stable distribution model*. in *2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing*. 2010. IEEE.
10. Liao, M., et al., *Using SAR images to detect ships from sea clutter*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008. **5**(2): p. 194-198.
11. Salazar, J., *Detection schemes for synthetic-aperture radar imagery based on a beta prime statistical model*. 2000.
12. Novak, L. and S. Hesse. *On the performance of order-statistics CFAR detectors*. in *[1991] Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*. 1991. IEEE.
13. Ritcey, J.A. and H. Du. *Order statistic CFAR detectors for speckled area targets in SAR*. in *[1991] Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers* .1991 .IEEE.
14. Salowe, J.S. *Very fast SAR detection*. in *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition V*. 1996. International Society for Optics and Photonics.
15. Gan, R. and J. Wang, *Distribution-based CFAR detectors in SAR images*. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2006. **17**(4): p. 717-721.
16. Rongbing, G. and W. Jianguo, *Distribution-based CFAR detectors in SAR images*. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2006. **17**(4): p. 717-721.
17. Finn, H., *Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates*. RCA Rev., 1968. **29**: p. 414-465.
18. You, H., et al. *A new CFAR detector based on ordered statistics and cell averaging*. in *Proceedings of International Radar Conference*. 1 .996IEEE.

19. Rohling, H., *Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations*. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 1983(4): p. 608-621.
20. Gandhi, P.P. and S.A. Kassam, *Optimality of the cell averaging CFAR detector*. IEEE Transactions on Information Theory, 1994. **40**(4): p. 1226-1228.
21. Gao, G., *A parzen-window-kernel-based CFAR algorithm for ship detection in SAR images*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010. **8**(3): p. 557-561.
22. Principe, J.C., et al. *Target prescreening based on 2D gamma kernels*. in *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery II*. 1995. International Society for Optics and Photonics.
23. Principe, J.C., M. Kim, and M. Fisher, *Target discrimination in synthetic aperture radar using artificial neural networks*. IEEE Transactions on Image Processing, 1998. **7**(8): p. 1136-1149.
24. Ouchi, K., et al., *Ship detection based on coherence images derived from cross correlation of multilook SAR images*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004. **2**:(3)1: p. 184-187.
25. Howard, D., S. Roberts, and R. Brankin, *Target detection in SAR imagery by genetic programming*. Advances in Engineering Software, 1999. **30**(5): p. 303-311.
26. Conte, E., M. Lops, and G. Ricci, *Radar detection in K-distributed clutter*. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1994. **141**(2): p. 116-118.
27. Kaplan, L.M., R. Murenzi, and K.R. Namuduri. *Extended fractal feature for first-stage SAR target detection*. in *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery VI*. 1999. International Society for Optics and Photonics.
28. Subotic, N.S., et al., *Multiresolution detection of coherent radar targets*. IEEE transactions on image processing, 1997. **6**(1): p. 21-35.
29. Tello, M., C. López-Martínez, and J.J. Mallorqui, *A novel algorithm for ship detection in SAR imagery based on the wavelet transform*. IEEE Geoscience and remote sensing letters, 2005. **2**(2): p. 201-205.
30. Haykin, S. and T. Bhattacharya. *Wigner-Ville distribution: an important functional block for radar target detection in clutter*. in *Proceedings of 1994 28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. 1994. IEEE.
31. Baldygo, W., et al. *Artificial intelligence applications to constant false alarm rate (CFAR) processing*. in *The Record of the 1993 IEEE National Radar Conference*. 1993. IEEE.
32. Lundberg, M., et al. *A challenge problem for detection of targets in foliage*. in *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XIII*. 2006. International Society for Optics and Photonics.