

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی هوش مصنوعی

حذف کلاتر از تصاویر رادار نفوذ در زمین با استفاده از الگوریتم MCA

نگارنده : محمود صفوی

اساتید راهنما

دکتر علی اکبر پویان

دکتر وحید ابوالقاسمی

بهمن ۱۳۹۶

دانشکده :

گروه :

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای / خانم

تحت عنوان:

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
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم بہ پدر، مادر و ہمسر عزیزم

و بہ تمام آزاد مردانی کہ نیک می اندیشند و عقل و منطق را پیشہ خود نموده و جز رضای الہی و پیشرفت و سعادت جامعہ، ہدفی ندارند.

دانشندان، بزرگان، جوانمردانی کہ جان و مال خود را در حفظ و اعتلای این مرز و بوم فدا نموده و می نمایند.

سپاس خدای عالمان را که اوست هدایتگر بی همتا

شکر فراوان از

آقای دکتر پویان و آقای دکتر ابوالقاسمی

به خاطر زحمات بی دریغشان

و

تمامی آن بانی که مراراً بهمنای زندگی بوده اند.

محمود صفوی

زمستان ۹۶

تعهد نامه

اینجانب محمود صفوی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کامپیوتر-هوش مصنوعی و رباتیک دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه حذف کلاتر از تصاویر رادار نفوذ در زمین با استفاده از الگوریتم MCA تحت راهنمایی

دکتر علی اکبر پویان و دکتر وحید ابوالقاسمی متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .

چکیده

رادار نفوذ در زمین^۱ (GPR) روشی است، که از امواج رادیویی در محدوده مگاهرتز و گیگاهرتز برای تصویر برداری از اجسام دفن شده در زیر زمین بهره می‌گیرد. سنجش‌های رادار نفوذ در زمین تحت تاثیر نویزهای زیادی است. این نویزها در درجه اول به علت تداخل سایر ابزارهایی که امواج رادیویی ساطع می‌کنند به وجود می‌آید. حضور این ابزارها در محیطی که رادار نفوذ در زمین در حال جمع آوری داده است باعث ایجاد نویز می‌شود. علاوه بر نویز، کلتر نیز درک و تفسیر داده‌های رادار نفوذ در زمین را دشوار می‌کند. بازتاب امواج از اجسامی به غیر از هدف را کلتر می‌گوییم. از عوامل ایجاد کلتر می‌توان به اتصال مستقیم بین آنتن فرستنده و گیرنده رادار و بازگشت از سطح زمین اشاره کرد.

هدف ما استفاده از رادار نفوذ در زمین برای کاربرد مین یابی است. در این کاربرد به علت قرار گرفتن هدف در فاصله کمتر از ۱۵ سانتی متر ممکن است توسط کلتر کاملاً پوشیده شود. از این رو برای تشخیص مین باید عملیات حذف کلتر انجام شود. در این پایان نامه روش‌هایی که می‌توان برای افزایش تشخیص هدف در داده‌های رادار نفوذ در زمین به کاربرد مطرح می‌شوند. این روش‌ها شامل تجزیه مقادیر تکین^۲ (SVD)، تجزیه مولفه‌های اساسی^۳ (PCA)، تجزیه مولفه‌های مستقل^۴ (ICA) و آنالیز اجزای مورفولوژی^۵ (MCA) است.

^۱ Ground Penetrating Radar

^۲ Singular Value Decomposition

^۳ Principal Component Analysis

^۴ Independent Component Analysis

^۵ Morphological Component Analysis

برای ارزیابی این روش‌ها از تصاویر ایجاد شده توسط شبیه ساز استفاده کرده‌ایم. نتایج نسبت سیگنال به نویز^۱ (PSNR) برای روش‌های SVD، PCA، FASTICA، JADE و MCA به ترتیب ۳۲٫۸، ۳۳٫۲، ۳۷٫۲، ۳۳٫۱ و ۴۵٫۴ دسیبل (dB) است. با توجه به این مقادیر روش MCA نتایج خوبی داشته است. همچنین این روش برای حالتی که چند هدف در یک تصویر وجود دارد، نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌ها ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی:

کاهش کلاتر، تجزیه تصویر، تجزیه اجزای مورفولوژی، رادار نفوذ در زمین، مین یابی

^۱ Peak Signal to Noise Ratio

فصل اول مقدمه.....	۱
۱-۱- رادار نفوذ در زمین.....	۳
۲-۱- رادار گرام.....	۴
۳-۱- روشهای جمع آوری داده.....	۵
۱-۳-۱- جمع آوری دادههای واقعی.....	۶
۲-۳-۱- ایجاد دادههای شبیه سازی شده.....	۷
۴-۱- کلاتر.....	۹
۵-۱- روشهای حذف کلاتر.....	۱۰
۶-۱- ساختار پایان نامه.....	۱۱
۷-۱- خلاصه فصل.....	۱۲
فصل دوم ادبیات موضوع و کارهای گذشته.....	۱۳
۱-۲- ادبیات موضوع.....	۱۴
۲-۲- کارهای گذشته.....	۱۸
۳-۲- نتیجه گیری.....	۲۴
۴-۲- خلاصه فصل.....	۲۵
فصل سوم روش پیشنهادی.....	۲۷
۱-۳- معرفی دادههای موجود.....	۲۸
۲-۳- معرفی روشهای به کار رفته.....	۳۱
۱-۲-۳- روش SVD.....	۳۱
۲-۲-۳- روش PCA.....	۳۴
۳-۲-۳- روش FASTICA.....	۳۶
۴-۲-۳- روش JADE.....	۳۸
۵-۲-۳- روش پیشنهادی الگوریتم MCA.....	۴۰
۳-۳- خلاصه فصل.....	۴۸
فصل چهارم نتایج.....	۴۹
۱-۴- معیار ارزیابی.....	۵۰
۲-۴- نتایج.....	۵۱
۳-۴- خلاصه فصل.....	۶۲
فصل پنجم نتیجه گیری و پیشنهادها.....	۶۳

فهرست اشکال

صفحه

شکل ۱-۱	مین جا مانده از جنگ تحمیلی	۲
شکل ۲-۱	شماتیک انتشار امواج رادار نفوذ در زمین	۴
شکل ۳-۱	شماتیک بازتاب امواج از هدف	۴
شکل ۴-۱	A-scan رادار نفوذ در زمین	۵
شکل ۵-۱	دستگاه GPR دانشکده معدن دانشگاه شاهرود	۶
شکل ۶-۱	مدل طراحی شده توسط نرم افزار GPRMax	۷
شکل ۷-۱	B-scan مدل شبیه سازی شده با GPRMax	۸
شکل ۸-۱	نمونه دیتا B-Scan رادار نفوذ در زمین (فقط شامل کلاتر)	۱۰
شکل ۱-۲	نرمه‌های مختلف برای یک بردار دو بعدی	۱۶
شکل ۲-۲	الگوریتم MP	۱۷
شکل ۳-۲	استفاده از آرایه‌های از حسگرها بر روی خودرو برای مین یابی	۲۳
شکل ۱-۳	هدف تشخیص داده شده توسط روش SVD	۳۳
شکل ۲-۳	کلاتر تشخیص داده شده توسط روش SVD	۳۴
شکل ۳-۳	هدف تشخیص داده شده توسط روش PCA	۳۵
شکل ۴-۳	سناریو ترکیب و تفکیک سیگنالها	۳۷
شکل ۵-۳	هدف تشخیص داده شده توسط روش FASTICA	۳۸
شکل ۶-۳	هدف تشخیص داده شده توسط روش JADE	۴۰
شکل ۷-۳	الگوریتم MCA برای جداسازی هدف و کلاتر	۴۶
شکل ۸-۳	هدف تشخیص داده شده توسط روش MCA	۴۷
شکل ۱-۴	تصویر بدون کلاتر یا تصویر مرجع	۵۱
شکل ۲-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA	۵۳
شکل ۳-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE	۵۳
شکل ۴-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم PCA	۵۴
شکل ۵-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم SVD	۵۴
شکل ۶-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA	۵۵
شکل ۷-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA	۵۶
شکل ۸-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE	۵۶
شکل ۹-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم PCA	۵۷
شکل ۱۰-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم SVD	۵۷
شکل ۱۱-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA	۵۸
شکل ۱۲-۴	رادارگرام شامل دو هدف	۵۹
شکل ۱۳-۴	هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم SVD	۵۹

- شکل ۴-۱۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم PCA ۶۰
- شکل ۴-۱۵ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE ۶۰
- شکل ۴-۱۶ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA ۶۱
- شکل ۴-۱۷ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA ۶۱

جدول ۱-۱ رابطه عمق نفوذ و فرکانس آنتن.....	۳
جدول ۱-۳ مشخصات مغناطیسی مواد به کار رفته در شبیه سازیها.....	۳۰
جدول ۱-۴ نتایج معیار PSNR الگوریتمها برای هدف دفن شده در عمق ۲ سانتی متر در زمینهای مختلف بر حسب dB.....	۵۲
جدول ۲-۴ نتایج معیار PSNR الگوریتمها برای هدف دفن شده در عمقهای مختلف بر حسب dB.....	۵۵
جدول ۳-۴ نتایج معیار PSNR الگوریتمها برای تصاویر شامل چند هدف بر حسب dB.....	۵۸

فصل اول

مقدمه

مین مقداری ماده منفجره است که در محفظه‌ای چوبی، پلاستیکی یا فلزی در اندازه‌های گوناگون قرار دارد و برای نابودی یا آسیب رساندن به افراد و خودروها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱]. استفاده از مین یک تاکتیک نظامی است که تفاوت چندانی بین نظامیان و غیر نظامیان قائل نیست و پس از پایان درگیری همچنان خطرناک باقی مانده و زمین‌ها را غیر قابل استفاده می‌کند. سرعت مین گذاری ۴ برابر بیشتر از سرعت خنثی سازی مین‌ها است. عدم اطلاع از موقعیت دقیق مین‌ها کار مین یابی را دشوار و آهسته می‌کند. روش‌های سنتی مین یابی با استفاده از حیوانات یا انسان دقت لازم را نداشته و باعث صدمات جبران ناپذیری می‌شود. به همین دلیل استفاده از روش‌های غیر مخرب مانند GPR امری ضروری و اجتناب ناپذیر است.



شکل ۱-۱ مین جا مانده از جنگ تحمیلی

مین یابی با استفاده از تصاویر GPR به دلیل وجود اهداف در عمق کم، ممکن است اهداف توسط کلاتر پوشیده شوند و فرآیند کشف هدف با مشکل مواجه شود. این مسئله در بحث مین یابی بسیار حیاتی می‌باشد. در اینجا نیازمند سیستمی هستیم که تصاویر GPR را به عنوان ورودی دریافت و پس

از جداسازی بخش کلاتر، هدف را برجسته نماید. در ادامه به تعریف مفاهیم رادار نفوذ در زمین و کلاتر می‌پردازیم.

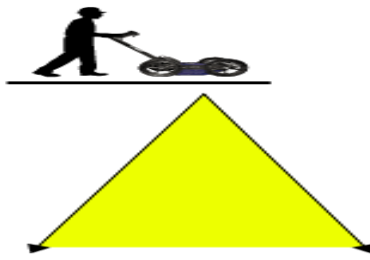
۱-۱- رادار نفوذ در زمین

رادار نفوذ در زمین یک روش ژئوفیزیک است که از پالس‌های رادار برای تصویر برداری زیر سطحی استفاده می‌کند. از GPR می‌توان در صخره‌ها، خاک، یخ، آب، پیاده‌روها و سازه‌ها استفاده کرد [۲]. در شرایط مساعد می‌توان از GPR برای تشخیص اجسام زیر سطح زمین، تغییرات در خواص مواد و ترک‌ها و حفره‌ها استفاده کرد. GPR از امواج رادیویی فرکانس بالا در محدوده ۱۰ مگاهرتز (MHz) تا ۲,۶ گیگاهرتز (GHz) استفاده می‌کند. در جدول ۱-۱ ارتباط بین فرکانس و عمق نفوذ را مشاهده می‌کنید.

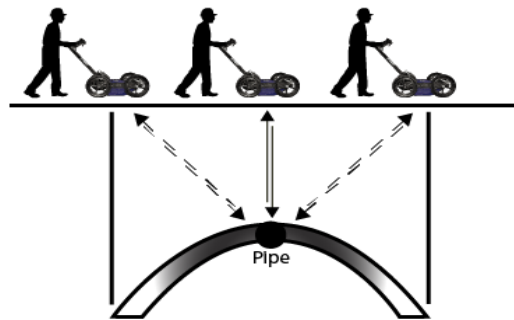
جدول ۱-۱ رابطه عمق نفوذ و فرکانس آنتن

GPR Antenna	Max Depth (m)
2.3 GHz	0.5
1 GHz	1.5
800 MHz	2.5
500 MHz	6.0

سیگنال‌های GPR به صورت فن شکل گسترش می‌یابند، به همین دلیل یک شی قبل و بعد از اینکه رادار مستقیم روی آن قرار بگیرد، برای رادار قابل مشاهده است. به همین دلیل اجسام در تصاویر GPR به شکل هذلولی قابل مشاهده هستند. در تصاویر ۱-۲ و ۱-۳ شیوه انتشار امواج و بازتاب آن‌ها از سطح اجسام در تصاویر GPR نشان داده شده است.



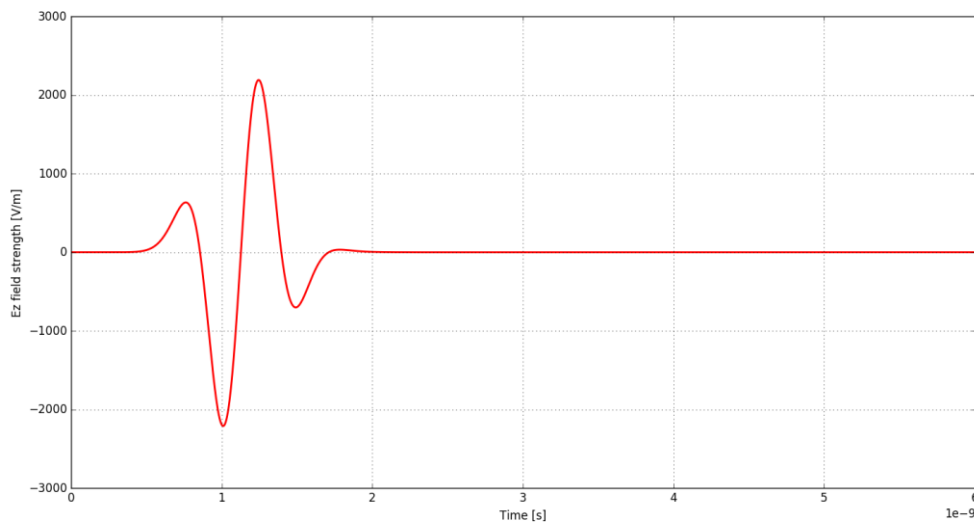
شکل ۲-۱ شماتیک انتشار امواج رادار نفوذ در زمین



شکل ۳-۱ شماتیک بازتاب امواج از هدف

۲-۱- رادار گرام

در رادار نفوذ در زمین آنتن فرستنده پالسی را به درون زمین ارسال می‌کند، بخشی از این پالس وقتی به رسانه‌هایی با خصوصیت دی الکتریک متفاوت برخورد می‌کند، بازتاب می‌شود و بخش دیگر از آن به لایه‌های عمیق‌تر نفوذ می‌کند. سیگنال بازتاب شده توسط آنتن دریافت کننده ثبت می‌شود. به این سیگنال دریافتی A-scan می‌گویند. در A-scan موقعیت آنتن فرستنده و گیرنده ثابت بوده و فقط یک پالس ارسال شده و نتیجه آن توسط آنتن گیرنده دریافت می‌شود. در تصویر ۴-۱ یک نمونه A-scan نشان داده شده است [۲].



شکل ۴-۱ A-scan رادار نفوذ در زمین

در صورتی که با جابجایی موقعیت آنتن بر روی زمین در امتداد مسیر و با ارسال و دریافت پالس‌ها به صورت پی در پی اقدام به جمع آوری دنباله‌ای از داده‌های A-scan کنیم، با قرار دادن این نتایج در کنار هم و ترسیم آن‌ها به صورت خاکستری تصویری بدست می‌آید که به آن B-scan می‌گویند.

به تصاویر دو بعدی دریافتی رادارگرام نیز می‌گویند. در این تصاویر، محور افقی جابجایی آنتن در امتداد خط نقشه برداری را نشان می‌دهد و محور عمودی زمان رفت و برگشت پالس را نشان می‌دهد که معمولاً بر حسب نانو ثانیه بیان می‌شود.

این روش برای تصویر برداری از زیر سطح زمین در موارد متنوعی از جمله اکتشافات معدن، باستان‌شناسی و کشف مین کاربرد دارد. در این پایان نامه به کاربرد کشف مین می‌پردازیم.

۳-۱- روش‌های جمع آوری داده

برای جمع آوری دیتا می‌توان با استفاده از دستگاه GPR اقدام به جمع آوری میدانی داده‌ها کرد یا از شبیه سازی که به این منظور ایجاد شده استفاده کرد. در ادامه به بررسی هر کدام می‌پردازیم.

۱-۳-۱- جمع آوری داده‌های واقعی

همانطور که در فصل پیش به آن اشاره شد عمق نفوذ و فرکانس در رادار نفوذ در زمین رابطه عکس دارند، یعنی با افزایش فرکانس عمق نفوذ کاهش پیدا می‌کند. معمولاً مین‌ها در عمق کمتر از ۱۵ سانتی متر قرار دارند. از این رو برای هدف مین یابی با توجه به جدول شماره ۱-۱ به فرستنده‌ای با فرکانسی بیش از ۱ گیگاهرتز نیاز است.

برای جمع آوری داده‌های واقعی با دانشکده معدن دانشگاه صنعتی شاهرود هماهنگی‌های لازم انجام شد، اما متأسفانه آنتن فرستنده موجود در این دانشکده از نوع فرکانس پایین (۱۵۰ مگاهرتز) بود که برای کاربردهای اکتشافات معدن در عمق ۲۰ متری مورد استفاده قرار می‌گیرد و قابلیت استفاده در این پژوهش را ندارد. در شکل ۱-۵ تصویر دستگاه رادار نفوذ در زمین دانشکده معدن نشان داده شده است [۴].

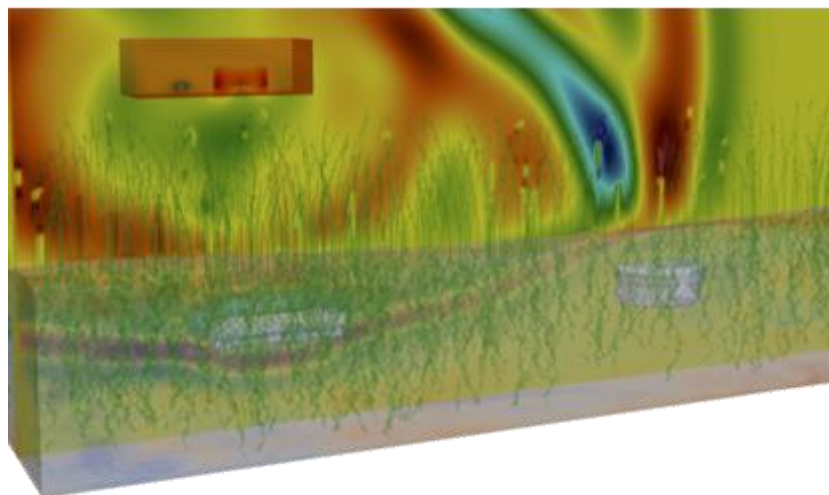


شکل ۱-۵ دستگاه GPR دانشکده معدن دانشگاه شاهرود

برای بدست آوردن داده‌های واقعی با نویسنده‌گان مقالات مورد بررسی در پایان نامه نیز مکاتبات انجام شد، متأسفانه داده‌ها به اشتراک گذاشته نشد. با توجه به محدودیت‌های ذکر شده، مجبور به استفاده از روش دوم هستیم.

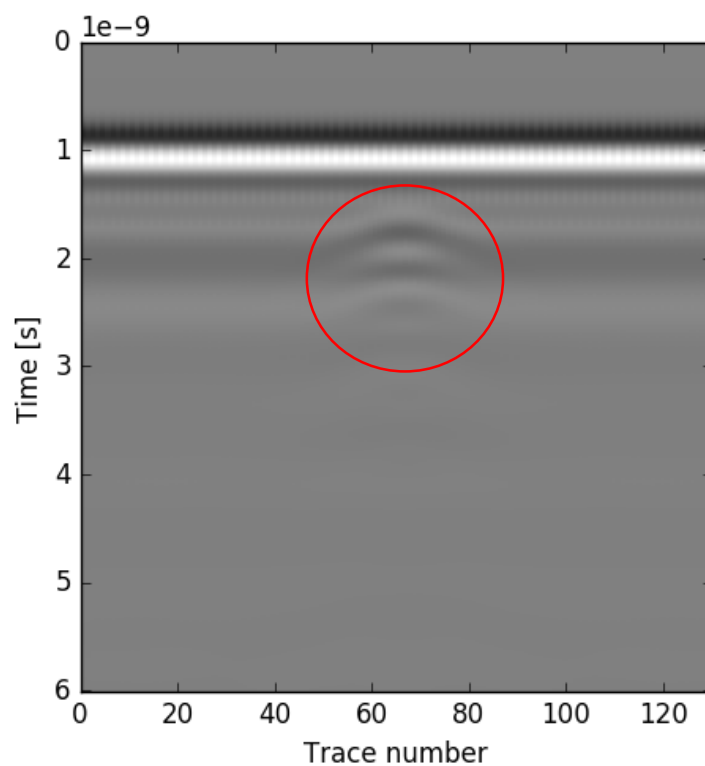
۱-۳-۲- ایجاد داده‌های شبیه سازی شده

در این روش با استفاده از شبیه ساز کامپیوتری اقدام به ایجاد داده‌ها می‌کنیم. خوشبختانه به این منظور شبیه سازی به نام GPRMax وجود دارد [۵]. این نرم افزار برای شبیه سازی رادار نفوذ در زمین با استفاده از زبان پایتون به صورت منبع باز در دانشگاه Edinburgh توسط دکتر Craig Warren و Antonis Giannopoulos طراحی شده است [۶]. این نرم افزار قادر به ایجاد مدل‌های پیچیده شامل سطوح دارای گیاهان و آب‌های سطحی است. در تصویر ۱-۶ مدل ایجاد شده توسط این شبیه ساز نشان داده شده است. در این مدل دو نوع مین در زیر سطح دفن شده که با رنگ طوسی مشخص شده اند و مکعب قرمز رنگ بالای سطح نشان دهنده آنتن فرستنده و گیرنده است.



شکل ۱-۶ مدل طراحی شده توسط نرم افزار GPRMax

در این نرم افزار کاربر با ایجاد یک مدل سه بعدی از محیط و تعیین مشخصات فیزیکی آن از قبیل ابعاد، موقعیت و جنس مواد مدلی از محیط را ایجاد کرده و سپس با استفاده از ابزارهای موجود در برنامه قادر به ایجاد تصاویر B-Scan می باشد. در نهایت سیستم رادار گرام محیط را ایجاد، و تصویر نهایی را به کاربر ارائه می دهد. در شکل ۷-۱ خروجی شبیه ساز را برای محیطی با زمینی از جنس شن و ماسه، و یک مین در عمق ۲ سانتی متری از جنس پلاستیک و آلومینیوم مشاهده می کنید. در این شکل محل هدف با دایره قرمز مشخص شده است.



شکل ۷-۱ B-scan مدل شبیه سازی شده با GPRMax

در این شبیه ساز کتابخانه‌ای وجود دارد که در آن آنتن‌های واقعی شبیه سازی شده‌اند. در این کتابخانه آنتن‌های زیر قابل دسترسی می باشند.

- Geophysical Survey System, Inc. (GSSI) 1.5 GHz (Model 5100) antenna

- MALA Geoscience 1.2 GHz antenna

در اینجا از مدل GSSI برای شبیه سازی‌ها استفاده کرده‌ایم.

۱-۴- کلاتر

یکی از مشکلات روش GPR وجود سیگنال‌های ناخواسته است. این سیگنال‌ها با پوشش دادن هدف فرآیند تشخیص هدف را با مشکل مواجه می‌کنند. این مسئله در تمامی سیستم‌های راداری وجود دارد و پژوهشگران به دنبال راه حل‌های مناسب برای آن می‌باشند [۲].

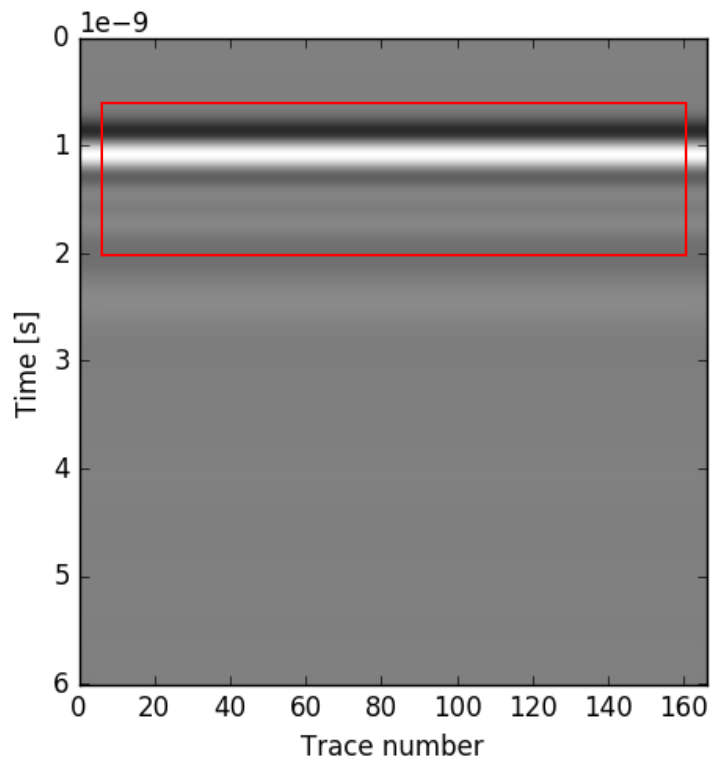
کلاتر در رادار، به برگشت ناخواسته امواج از کلیه اجسام غیر از هدف گفته می‌شود. این انعکاس‌ها باعث کاهش کارایی رادار و از بین رفتن سیگنال هدف و ایجاد اهداف غیر واقعی در رادار می‌شوند [۳]. در تصاویر GPR با کلاتر های زیر مواجه هستیم.

✓ اتصال بین آنتن فرستنده و گیرنده

✓ زمین

✓ بازتاب از سایر اجسام (ریشه‌ها، سنگ‌ها و..)

در تصویر ۱-۸ دیتا GPR را مشاهده می‌کنید، در این داده هیچ گونه هدفی قرار ندارد و فقط شامل کلاتر می‌باشد. در این تصویر کلاتر با مستطیل قرمز رنگ مشخص شده است.



شکل ۸-۱ نمونه دیتا B-Scan رادار نفوذ در زمین (فقط شامل کلاتر)

در مین یابی ممکن است، اهداف در عمق کم و نزدیک به سطح زمین قرار داشته باشند، از این رو ممکن است سیگنال هدف توسط کلاتر زمین یا اتصال بین آنتن فرستنده و گیرنده پوشیده شود. از این جهت به دنبال روشی برای حذف کلاتر و برجسته کردن سیگنال هدف می‌باشیم.

۵-۱- روش‌های حذف کلاتر

برای حذف کلاتر روش‌های متنوعی ارائه شده است، این روش‌ها با دقت‌های متفاوت هدف را تشخیص و تصویر را بازسازی می‌کنند. از جمله این روش‌ها می‌توان به الگوریتم SVD اشاره کرد. این روش براساس جبر خطی و مقادیر ویژه ماتریس‌ها عمل جدا سازی را انجام می‌دهد. الگوریتم PCA را نیز برای حذف کلاتر می‌توان استفاده کرد. این روش یک فرایند آماری است که مولفه‌های اصلی سیگنال را تفکیک می‌کند. روش ICA نیز از دیگر روش‌های جداسازی سیگنال هدف از کلاتر است. این روش

یکی از الگوریتم‌های جداسازی کور منابع است که در زمینه جداسازی کلاتر و هدف نیز کاربرد دارد. MCA نیز از دیگر روش‌های تجزیه تصویر است. در این روش فرض می‌شود تصویر ترکیب خطی چندین بخش یکرخت می‌باشد. این الگوریتم در زمینه‌های دیگر از جمله دسته بندی تصاویر ماهواره‌ای، دسته بندی داده چند طیفی و تشخیص کشتی در تصویر رادار نیز کاربرد دارد [۳].

۱-۶- ساختار پایان نامه

این پایان نامه شامل پنج فصل می‌باشد. در فصل اول به معرفی موضوع مین یابی و چالش‌های آن پرداختیم. سپس روش‌های حذف کلاتر از تصاویر اشاره شد.

در فصل دوم ادبیات موضوع و کارهای گذشته مورد بررسی قرار می‌گیرد. در ابتدای بخش ادبیات موضوع، و در ادامه کارهای پیشین انجام شده بیان می‌شوند.

در فصل سوم ابتدا پایگاه داده طراحی شده برای ارزیابی روش‌ها تشریح می‌شود، سپس در ادامه روش‌های SVD، PCA، ICA و MCA برای تجزیه تصاویر GPR پیاده سازی و نتایج ارائه می‌شود.

در فصل چهارم معیار ارزیابی روش‌ها معرفی می‌شود. نتایج بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی ارزیابی می‌شوند. بهترین الگوریتم برای حذف کلاتر از تصاویر معرفی می‌شود.

در فصل پنجم نتیجه گیری‌ها انجام شده و بهترین روش برای حذف کلاتر ارائه می‌شود. همچنین چند پیشنهاد برای کارهای آینده ارائه می‌شود.

۱-۷- خلاصه فصل

در این فصل با تعاریف مین و مین یابی آشنا شدیم. در ادامه فصل روش GPR که یک روش غیر مخرب است را برای هدف مین یابی معرفی کردیم. این روش نسبت به روش‌های سنتی مین یابی مزیت‌های زیادی دارد ولی این روش با چالشی به نام کلتر همراه است. در این فصل تعریف کلتر و چند روش برای حذف آن از تصاویر GPR معرفی شد.

فصل دوم

ادبیات موضوع و کارهای گذشته

در این فصل ابتدا ادبیات موضوع و پشتوانه ریاضی آن ارائه می‌شود، در ادامه کارهای انجام شده در زمینه جداسازی هدف و کلاتر از تصاویر GPR بیان می‌شود.

۱-۲- ادبیات موضوع

در سال‌های اخیر نمایش تنک در زمینه‌های متنوعی از پردازش سیگنال از جمله حذف نویز [۷]، تجزیه [۸، ۹]، بیرنگ کردن [۱۰]، و جداسازی منابع [۱۱] و دسته بندی [۱۲] تصاویر استفاده شده است. نمایش تنک یکی از خصوصیات سیگنال‌ها است. در آنالیز عددی و علوم کامپیوتر، سیگنال x را تنک گوئیم اگر بیشتر درایه‌های آن برابر صفر باشند. اگر یک سیگنال تنک نباشد، می‌توان آن را با یک تبدیل مناسب تنک کرد. برای مثال اگر x یک سیگنال سینوسی باشد، واضح است که تنک نیست، اما تبدیل فوریه آن بشدت تنک است [۱۳].

به طور کلی می‌توانیم سیگنال x را به صورت ترکیب خطی T موج که اتم‌های سیگنال نامیده می‌شوند مدل کنیم.

$$x = \Phi \alpha = \sum_{i=1}^T a[i] \varphi_i \quad 1-2$$

در فرمول ۱-۲ α ضرایب و Φ دیکشنری است. برای انتخاب دیکشنری ممکن است تعداد زیادی دیکشنری تصور کنیم، اما بهترین دیکشنری آن دیکشنری است که تنک‌ترین بازنمایی را داشته باشد. این دستگاه بی‌شمار جواب دارد. به دلیل اینکه هدف، یافتن تنک‌ترین پاسخ ممکن می‌باشد باید شرطی در نظر گرفته شود. هدف معادله ۲-۲ پیدا کردن تنک‌ترین پاسخ است.

$$\min_a \|x - \Phi a\| \text{ subject to } \|a\|_0 \leq k \quad 2-2$$

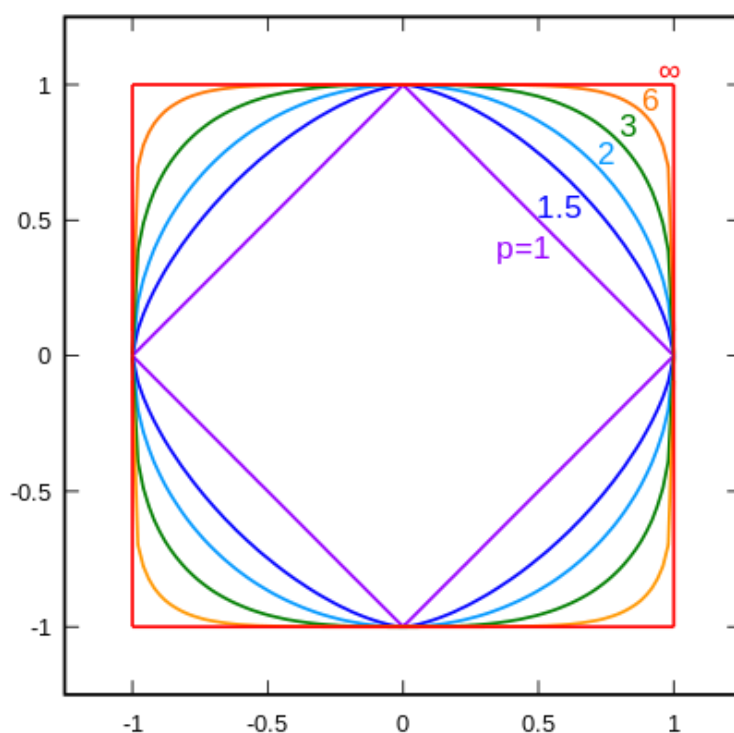
در این معادله عبارت $\|x - \Phi a\|$ بیانگر خطای بازسازی با استفاده از نمایش تنک می‌باشد. هدف این معادله کاهش خطای بازسازی با قید تنک بودن ضرایب دیکشنری می‌باشد. معادله ۲-۲ یک معادله غیر محدب یا NP-hard می‌باشد و تنها راه حل کامل برای آن جستجوی کامل می‌باشد که پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد و از لحاظ عملی قابل پیاده سازی نمی‌باشد. برای بدست آوردن نمایش تنک روش‌های مختلفی ارائه شده است که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌کنیم.

روش‌های نرم L1

روش بهینه برای یافتن پاسخ تنک، استفاده از نرم کمینه L0 می‌باشد که در عمل ممکن نیست. در شکل زیر نرم‌های مختلف برای یک بردار دو بعدی آورده شده است. همانطور که در شکل ۱-۲ مشاهده می‌شود کوچکترین نرم محدب نرم L1 می‌باشد. به همین دلیل روش‌هایی برای پیدا کردن نمایش تنک بر مبنای نرم L1 مطرح شده است. از معروف‌ترین روش‌های این دسته می‌توان روش جستجوی پایه (BP) و LASSO را نام برد. روش BP برای حل معادله ۲-۲ از تقریب محدب نرم L1 به صورت زیر استفاده می‌نماید.

$$\min_a \|a\|_1 \text{ subject to } x = a\phi \quad 2-2$$

این دسته از الگوریتم‌ها جواب‌های نزدیک به نرم L0 و حتی با ارضا کردن شرایطی پاسخی برابر با نرم L0 ارائه می‌کنند. در مقایسه با سایر روش‌ها از سرعت پایین‌تری برخوردارند.



شکل ۲-۱ نرم‌های مختلف برای یک بردار دو بعدی

روش‌های حریصانه

در این دسته از روش‌ها برای محاسبه پاسخ تنک در هر مرحله به طور حریصانه بهترین انتخاب ممکن را انجام می‌دهند. ساده ترین عضو این دسته روش جستجوی تطابق^۱ می‌باشد. در شکل ۲-۲ این الگوریتم شرح داده شده است. شرط توقف را می‌توان حد خطای بازسازی و یا تعداد تکرار الگوریتم و معیار تعداد اتم‌های مورد استفاده در پاسخ تنک در نظر گرفت.

^۱ Matching pursuit

هدف: محاسبه پاسخ تنک سیگنال y با داشتن دیکشنری D

ورودی: y و D خروجی: x^k

گام اول - مقداردهی اولیه: $r^0 = y$ و $x^0 = 0$ و $k = 1$

گام دوم - محاسبه همبستگی اتم‌ها: $C_i^k = D^T r^{k-1}$

گام سوم - انتخاب بهترین اتم: $i^k = \operatorname{argmax}_i |C_i^k|$

گام چهارم - به‌روزرسانی نمایش تنک: $x_{i^k}^k = x_{i^k}^{k-1} + C_{i^k}^k$

گام پنجم - به‌روزرسانی باقیمانده:

گام ششم - $k = k + 1$

گام هفتم - بررسی شرط توقف

شکل ۲-۲ الگوریتم MP

الگوریتم MP به سبب نیاز به یک جستجوی ساده از سرعت خوبی برخوردار است اما به دلیل حریص بودن تضمینی برای رسیدن این الگوریتم به بهترین پاسخ تنک ممکن وجود ندارد. به منظور بهبود عملکرد MP، الگوریتم‌هایی مانند جستجوی تطابق متعامد^۱ (OMP) و CoSaMp مطرح شده است. در بحث نمایش تنک دو روش برای جداسازی سیگنال‌ها مطرح شده است، روش اول استفاده از تنوع مورفولوژی، روش دوم جداسازی کور منابع که در ادامه به توضیح هر کدام می‌پردازیم.

مفهوم تنوع مورفولوژی این است که سیگنال، حاصل جمع چند مولفه است که به صورت تنک در دیکشنری ظاهر شده‌اند. ایده اصلی این است که یک تبدیل، زمانی که تصویر شامل ساختارهایی با

^۱ Orthogonal matching pursuit

مورفولوژی‌های متفاوت است، ممکن است بازنمایی خوبی از تصویر نداشته باشد. در این صورت ما نیازمند دیکشنری هستیم که زیر دیکشنری‌های آن مولفه‌های تصویر را به خوبی نمایش دهند.

مفهوم جداسازی کور منابع با ذکر یک مثال بخوبی مشخص می‌شود. شرایطی را در نظر بگیرید که سیگنال‌ها توسط چندین منبع فیزیکی انتشار پیدا می‌کنند. این منابع فیزیکی ممکن است سیگنال‌های الکتریکی منتشر شده از نواحی مختلف مغز، افرادی که در یک اتاق صحبت می‌کنند و یا منابع رادیویی که امواج الکترومغناطیسی انتشار می‌دهند باشد. فرض می‌کنیم چندین حسگر یا دریافت کننده وجود داشته باشد. فرض می‌کنیم هر کدام از این حسگرها در نواحی مختلفی قرار داشته باشند و ترکیب‌هایی از سیگنال‌های اصلی با وزن‌های متفاوت را دریافت کنند. همچنین ما وزن‌های ترکیب را نمی‌دانیم و منابع سیگنال‌ها شناخته شده نمی‌باشند. مسئله جدا سازی کور منابع پیدا کردن سیگنال‌های اصلی از ترکیب‌های مشاهده شده آن‌ها بدون دانستن وزن‌های ترکیب است. تنها معلوم مسئله سیگنال‌های ثبت شده و تعداد مولفه‌ها است.

۲-۲- کارهای گذشته

در تصاویر رادار نفوذ در زمین سه مولفه وجود دارد. اولین و مهم‌ترین مولفه هدف است که به صورت هذلولی در تصاویر نشان داده می‌شود. دومین مولفه کلتر است. به طور کلی مین‌ها در عمق کم و نزدیک به سطح زمین دفن می‌شوند. در این عمق برای کشف هدف با چالش کلتر مواجه هستیم. این کلتر ممکن است به دلیل بازگشت از سطح زمین یا اتصال بین آنتن فرستنده و گیرنده ایجاد شود [۳]. کلتر به صورت خط در تصاویر رادار نفوذ در زمین ظاهر می‌شود. سومین مولفه پس زمینه می‌باشد و به صورت خاکستری نمایش داده می‌شود. بخش بزرگی از تصاویر رادار نفوذ در زمین پس زمینه می‌باشد و هدف و کلتر بخش کوچکی از تصویر را شامل می‌شود. از این رو این تصاویر قابلیت

نمایش تنک را دارند. روش‌های جدا سازی کور منابع و تفکیک اجزای مورفولوژی برای این نوع داده قابل استفاده می‌باشد. این روش‌ها در کارهای قبلی استفاده شده‌اند.

برای حذف کلتر روش‌های تجزیه مقادیر تکین [۱۴، ۱۵]، تجزیه مولفه‌های اصلی [۱۶، ۱۷]، تجزیه مولفه‌های مستقل [۱۶، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۱]، تقسیم بندی ماتریس‌های غیر منفی^۱ (NMF) [۲۲] و آنالیز اجزای مورفولوژی به کار گرفته شده‌اند [۳]. با استفاده از این روش‌ها می‌توان تصویر رادار نفوذ در زمین را به دو بخش هدف و کلتر تفکیک کرد. در ادامه این روش‌ها را بررسی می‌کنیم.

تجزیه مقادیر منفرد

یکی از مهم‌ترین ابزارهای تفکیک و تجزیه در تسهیل حل دستگاه‌های بزرگ خطی، روش تجزیه مقادیر منفرد است. در این روش هر ماتریس را می‌توان به حاصل ضرب سه ماتریس که یکی از آن‌ها قطری، و دو ماتریس دیگر نیز ماتریس‌هایی متعامد یا معکوس پذیر می‌باشند، تبدیل نمود. با اجرای این الگوریتم بر داده‌های رادار نفوذ در زمین می‌توان بخش هدف را از کلتر جدا نمود. چون کلتر از هدف قوی‌تر است، با استفاده از بردار مقادیر ویژه و بزرگترین مقدار ویژه می‌توان تصویر را بازسازی کرد.

تجزیه مولفه‌های اصلی

تجزیه مولفه‌های اصلی در تعریف ریاضی یک تبدیل خطی متعامد است که داده را به دستگاه مختصات جدید می‌برد، به طوری که بزرگترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین بزرگترین واریانس بر روی دومین محور مختصات قرار بگیرد. به این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه داده را که بیشترین تاثیر در واریانس را دارند حفظ می‌کند. این روش یکی از روش‌های جداسازی کور

^۱ Non-Negative Matrix Factorization

منابع می‌باشد. در [۱۶] و [۱۷] از این روش برای کاهش کلاتر در تصاویر رادار نفوذ در زمین استفاده شده است. که در نتایج کلاتر بازگشت از سطح زمین به خوبی حذف شده است.

تجزیه مولفه‌های مستقل

تحلیل مولفه‌های مستقل روشی است برای جدا سازی سیگنال به چند سیگنال دیگر به طوری که سیگنال‌های حاصل مستقل و دارای توزیع غیر گوسی باشند. این روش یکی از روش‌های جدا سازی کور منابع می‌باشد. در [۱۶] از این روش برای جداسازی هدف و کلاتر در تصاویر رادار نفوذ در زمین استفاده شده است. برای این الگوریتم چندین روش ارائه شده است، که از این میان روش‌های FASTICA و JADE^۱ برای جداسازی داده‌های رادار نفوذ در زمین استفاده شده است.

با مقایسه نتایج در [۱۶] و [۱۷] برای کاهش کلاتر در تصاویر رادار نفوذ در زمین متوجه می‌شویم که روش تجزیه مولفه‌های مستقل نتیجه بهتری داشته است. در [۲۰] هر سه روشی که پیشتر به آن‌ها اشاره شد برای کاهش کلاتر در تصویر برداری از دیوار^۲ (TWI) به کار گرفته شده است و نویسنده مقاله بیان می‌کند که الگوریتم تجزیه اجزای مستقل نتیجه بهتری در مقایسه با دو روش دیگر داشته است.

تجزیه نامنفی ماتریسی

بسیاری از داده‌های دنیای واقعی پیرامون ما از جمله شدت نور (پیکسل‌های تصویر دیجیتال) داده‌هایی با مقادیر نامنفی هستند. روشن است که بردارهای پایه‌ای در SVD و PCA دارای خاصیت تعامد هستند. این خاصیت سبب ایجاد مولفه‌هایی با علامت دلخواه در بردارهای پایه‌ای و اوزان می‌گردد. پس این روش‌ها نمی‌توانند شرط نامنفی بودن داده‌ها را تضمین کنند. این محدودیت، انگیزه کافی

^۱ Joint Approximation Diagonalization of Eigen-matrices

^۲ Wall Imaging Through

برای تمرکز بر ابزاری مانند NMF با به وجود می‌آورد. این تجزیه روشی سودمند برای نمایش خطی داده‌های نامنفی است به طوری که واقعیت فیزیکی اطلاعات آن‌ها حفظ شود. در [۲۲] از این روش برای حذف کلاتر از تصاویر رادار نفوذ در زمین و مین یابی استفاده شده است. در این مقاله فرض شده است که مین فاقد مواد فلزی در زمین دفن شده است. در این صورت سیگنال دریافتی از هدف ضعیف است و اغلب شبیه به هذلولی نیست. در اینصورت تشخیص هدف با اطمینان زیاد انجام نمی‌شود. در این مقاله با استفاده از الگوریتم NMF تصویر GPR تبدیل به دو تصویر پس زمینه و هدف می‌شود. در نتایج این مقاله بیان شده است که تشخیص هدف ۲۰ درصد بهبود یافته است.

تجزیه اجزای مورفولوژی

تجزیه اجزای مورفولوژی روش جدیدی است، که به ما امکان جداسازی خصوصیات^۱ موجود در تصویر که دارای مورفولوژی‌های متفاوت هستند را می‌دهد. این الگوریتم با فرض اینکه سیگنال ترکیب خطی چندین سیگنال دیگر است، شکل گرفته است. در بحث جداسازی سیگنال‌های ترکیب شده روش تفکیک اجزای مستقل و روش‌های تنک^۲ با درصد موفقیت‌های متفاوت استفاده می‌شوند.

الگوریتم MCA در زمینه‌های تحقیقاتی متنوعی از جمله دسته بندی تصاویر ماهواره‌ای [۱۲]، دسته بندی داده‌های چند طیفی [۲۳]، تشخیص کشتی در تصاویر رادار [۲۴]، تشخیص توده سرطانی در تصاویر ماموگرافی [۲۵] و بسیاری موارد دیگر کاربرد دارد.

در [۳] با استفاده از الگوریتم MCA بخش کلاتر و هدف تصویر رادار نفوذ در زمین را تفکیک کرده است. در این مقاله این روش با سایر روش‌ها که پیشتر معرفی شدند مقایسه شده است. نویسندگان مقاله بیان می‌کند، نتیجه روش MCA نسبت به سایر روش‌ها بهتر بوده است.

^۱ features

^۲ sparsity

مهمترین مزیت یا برتری روش MCA به سایر روش‌های تنک، تشخیص چندین هدف در تصویر می‌باشد. یعنی در صورتی که در تصویر رادارگرام چند هدف وجود داشته باشد الگوریتم‌های PCA، SVD و ICA کارایی نداشته و با مشکل مواجه می‌شوند. در چنین شرایطی الگوریتم MCA قادر به تشخیص اهداف می‌باشد و نتیجه بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد.

روش تفریق میانگین^۱

روش تفریق میانگین را می‌توان به طرق مختلف انجام داد. اما ساده‌ترین راه تفریق میانگین هر A-scan از همان A-scan می‌باشد. به عبارت دیگر در هر تصویر رادار گرام میانگین هر ستون را از پیکسل‌های آن ستون کم کنیم [۲۶]. روش تفریق میانگین ساده‌ترین راه برای فیلترکردن فرکانس‌های پایین است. علاوه بر این فیلترهای پیچیده‌تر در [۲۷] ارائه شده است.

اشکال این روش این است که این فیلتر روی سیگنال مطلوب یعنی هدف عمل می‌کند [۲۸]. پس از بکاربردن این روش باید فرایندی برای بازگردانی سیگنال از بین رفته انجام شود برای این مهم باید از روش‌های پردازش تصویر بهره برد [۲۹].

روش سنجش فشرده^۲

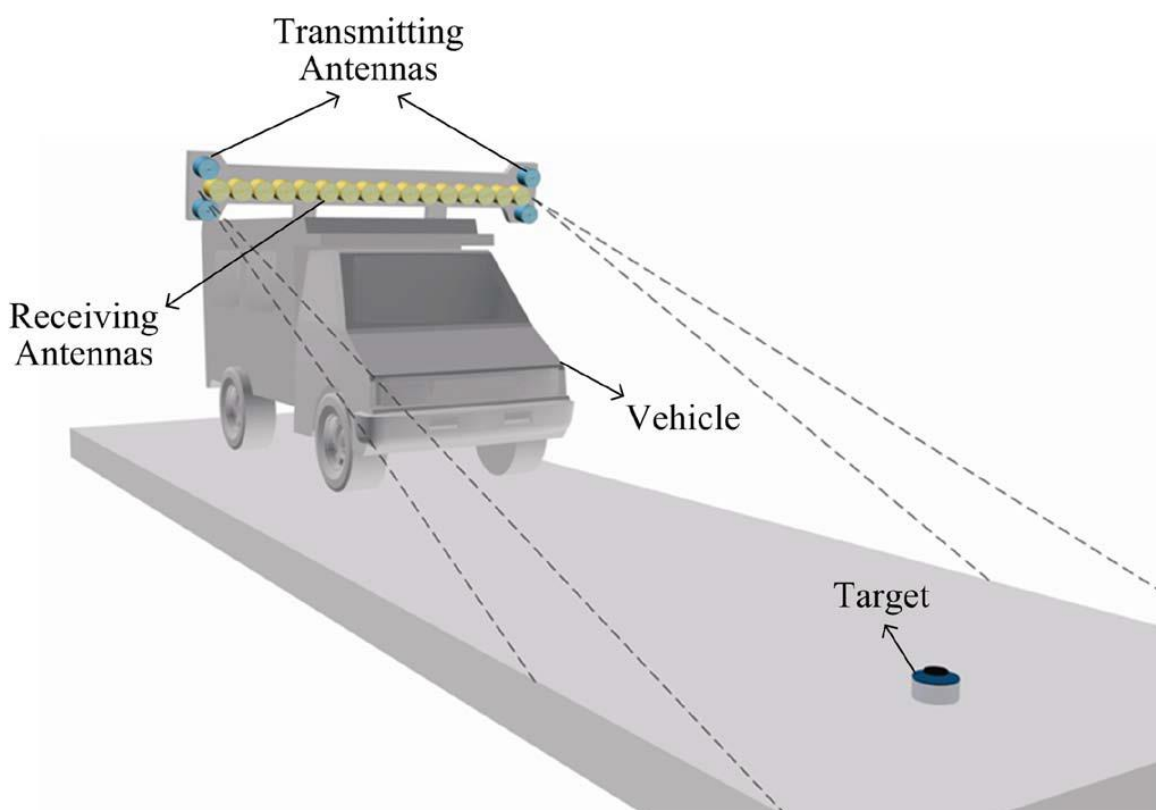
در [۳۰] روشی بر اساس آرایه‌های تنک MIMO^۳ و حسگری فشرده برای رادار نفوذ در زمین ارائه شده است. به دلیل تنک بودن هدف در GPR تعداد آرایه‌های MIMO و فرکانس را می‌توان به وسیله حسگری فشرده کاهش داد. با استفاده از این روش زمان جمع آوری داده‌ها کاهش پیدا می‌کند. در این مقاله دو روش برای بازسازی رادارگرام به وسیله حسگری فشرده ارائه شده است. روش اول یک

^۱ Mean subtraction

^۲ Compress sensing

^۳ Multiple-input and multiple-output

روش پیش پردازش حذف کلاتر است که نتایج را به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌دهد. روش دوم تعیین پارامتر تنظیم حسگری فشرده در محیط کلاتر است. در این مقاله نیز هدف تشخیص مین می-باشد. با این تفاوت که از آرایه‌ای از سنسورها برای جمع آوری داده‌ها استفاده می‌شود و جهت انتشار امواج عمود بر زمین نیست و به صورتی انتشار یافته که چندین متر جلوتر از خودرو قابل رویت باشد (تصویر ۳-۲).



شکل ۳-۲ استفاده از آرایه‌ای از حسگرها بر روی خودرو برای مین یابی

روش پرسپترون چند لایه

در [۳۱] روشی بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشنهاد شده است. در این مقاله از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه پیش خور^۱ استفاده شده است.

^۱ feedforward multilayer perceptron

روش مدل مخفی مارکف^۱

در [۳۲] روش مدل مخفی مارکف متناوب با استفاده از فریم ورک یادگیری چندین نمونه^۲ مورد استفاده قرار گرفته است. مدل مخفی مارکف با استفاده از مجموعه داده‌های برچسب خورده آموزش می‌بیند.

۲-۳- نتیجه گیری

الگوریتم‌های مطرح شده در این فصل از جنبه‌های مختلف قابل مقایسه و ارزیابی هستند. به طور مثال سرعت، دقت، نیاز به پایگاه داده آموزشی و قابلیت اجرای بلادرنگ از جمله مواردی است که قابل توجه است. از این میان قابلیت تشخیص چند هدف در یک تصویر رادار گرام نیز دارای اهمیت ویژه‌ای است. از بین الگوریتم‌های مطرح شده روش MCA از این جهت موفق‌تر عمل کرده است. از معایب روش‌های مدل مخفی مارکف و پرسپترون چند لایه نسبت به روش MCA می‌توان نیاز به پایگاه داده برای فاز آموزش را بیان کرد. این در حالی است که روش MCA نیاز به مجموعه داده آموزشی ندارد و با توجه به محدودیت‌های مطرح شده در بخش ۱-۳ فصل قبل، برای جمع‌آوری داده‌ها از این جهت نیز دارای محدودیت نمی‌باشد.

^۱ Hidden Markov model

^۲ multiple-instance learning

۲-۴- خلاصه فصل

در این فصل داده‌های GPR و روش‌های جمع‌آوری داده‌ها و محدودیت‌ها توضیح داده شد. نرم افزار GPRMax برای شبیه‌سازی رادار نفوذ در زمین را معرفی کردیم. در ادامه فصل مقدمه‌ای بر نمایش تنک و روش‌های محاسبه آن ارائه کردیم. روش‌های جداسازی کور منابع و تنوع ریختی را تعریف کردیم. در نهایت چندین روش که برای جدا سازی هدف و کلتر در تصاویر GPR به کار می‌رود معرفی، مزایا و معایب آن‌ها مطرح شد.

فصل سوم

روش پیشنهادی

در این فصل روش‌های جداسازی هدف از کلاتر در تصاویر رادار نفوذ در زمین توضیح داده شده است. در بخش اول این فصل به معرفی پایگاه داده مورد استفاده برای ارزیابی روش‌ها پرداخته می‌شود. در بخش دوم به معرفی روش‌های به کار رفته می‌پردازیم.

۳-۱- معرفی داده‌های موجود

همانطور که در بخش اول اشاره شده دو روش برای جمع آوری داده‌ها وجود دارد، روش اول جمع آوری میدانی داده‌ها است، که به دلیل وجود محدودیت در عمق نفوذ دستگاه موجود، امکان جمع آوری داده‌ها با این روش وجود ندارد. روش دوم استفاده از شبیه ساز برای جمع آوری داده‌ها است. که در این پژوهش از این روش برای جمع آوری داده‌ها استفاده می‌کنیم.

برای شبیه سازی داده‌ها از نرم افزار GPRMax نسخه ۳,۱,۱ استفاده شده است. شبیه سازی داده‌ها شامل سه مرحله می‌باشد. مرحله اول در نظر گرفتن یک سناریو و ایجاد فایل ورودی، مرحله دوم اجرای سناریو و ایجاد فایل خروجی و مرحله سوم یا پایانی نمایش خروجی است.

مرحله اول ایجاد فایل ورودی است که با توجه به سناریو در نظر گرفته شده باید آن را ایجاد کنیم. در یک فایل ورودی موارد زیر باید به ترتیب مشخص شوند.

- ابعاد محیطی که در آن اسکن انجام می‌شود (طول، عرض و عمق).
- گام‌های گسسته سازی محیط در سه جهت، که دقت شبیه سازی مشخص می‌شود.
- زمان در نظر گرفته شده برای شبیه سازی در هر A-Scan (برحسب نانو ثانیه)، یا مدت زمان انتظار گیرنده برای دریافت بازتاب امواج است.
- خواص فیزیکی مواد به کار رفته در شبیه سازی.

- ابعاد اجسام مورد استفاده در شبیه سازی.
- تعیین مشخصات آنتن مورد استفاده در شبیه سازی (موقعیت، نوع آنتن، فرکانس کاری، و موارد دیگر).

البته به جز موارد بالا موارد بسیاری در این شبیه سازی قابل تنظیم هستند، که در اینجا به مهم ترین آن‌ها اشاره شده است. با مراجعه به اسناد این شبیه ساز می‌توان لیست کامل آن‌ها را در اختیار داشت. با توجه با موارد بالا مشخص می‌شود که سناریو ما باید شامل چه مواردی باشد.

برای ایجاد داده‌ها سناریو زیر را در نظر گرفته‌ایم. فرض کرده‌ایم مین در زمینی به ابعاد $30 \times 148 \times 350$ میلیمتر قرار دارد. گسسته سازی در هر ۲ میلیمتر انجام شده است. زمان شبیه سازی نیز ۶ نانو ثانیه در نظر گرفته شده است. در این سناریو سه نوع ماده آلومینیوم، پلاستیک و خاک به کار رفته است. برای شبیه سازی‌ها از ۶ نوع خاک متفاوت استفاده شده است. مین از دو سیلندر داخل هم تشکیل شده است، سیلندر داخلی از جنس آلومینیوم و سیلندر بیرونی از جنس پلاستیک است. سیلندر بیرونی ۲٫۸ سانتی متر قطر و ۴ سانتی متر ارتفاع دارد. سیلندر داخلی ۲٫۵ سانتی متر قطر و ۲ سانتی متر ارتفاع دارد. این ابعاد متناسب با مین M14 در نظر گرفته شده است. M14 نوعی مین ضد نفر است. آنتن مورد استفاده در این سناریو GSSI 1.5 GHz است. این آنتن شبیه سازی شده یک آنتن واقعی است که در شبیه ساز موجود می‌باشد. در تمام شبیه سازی‌ها آنتن در ارتفاع ۵ سانتی متری از زمین قرار دارد.

برای ایجاد مجموعه داده‌ها با در نظر گرفتن ۶ نوع خاک متفاوت و ۵ عمق متفاوت برای مین دفن شده ۳۰ نوع داده ایجاد شده است. مین در عمق‌های صفر، ۱، ۲، ۴ و ۱۰ سانتی متری از سطح زمین در نظر گرفته شده است. مشخصات الکترومغناطیسی مواد به کار رفته در شبیه سازی در جدول ۱-۳

ذکر شده است. این مقادیر از [۳۳] و [۳۴] بدست آمده است. علاوه بر این ۳۰ داده یک نمونه داده نیز شامل دو هدف ایجاد شده است. در مجموع پایگاه داده ایجاد شده شامل ۳۱ نمونه داده می باشد.

جدول ۱-۳ مشخصات مغناطیسی مواد به کار رفته در شبیه سازی ها

مواد	ثابت دی الکتریک	رسانایی
شن و ماسه	۳,۰	۰,۰۰۱
شن و ماسه مرطوب	۸,۰	۰,۰۱
شن و ماسه خیس	۲۰,۰	۰,۱
خاک رس خشک	۱۰,۰	۰,۰۱
خاک رس خیس	۱۲,۰	۰,۰۱
خاک گلدانی خشک	۱۰,۰	۰,۰۰۱
آلومینیوم	۳,۱	۱۰ ^۷ *۲,۳
پلاستیک	۳,۰	۰,۰۱

پس از اجرای شبیه ساز فایل خروجی ایجاد می شود. این فایل در فرمت^۱ HDF5 است. این فرمت برای ذخیره و سازماندهی داده های عددی بزرگ طراحی شده است. در نهایت با استفاده از ابزارهای شبیه ساز اقدام به ترسیم این داده ها می کنیم و نتیجه به صورت تصویر رادار گرام در اختیار ما قرار می گیرد.

۳-۲- معرفی روش‌های به کار رفته

در این بخش برای بررسی میزان کارایی روش پیشنهادی، سه مورد از روش‌هایی که در بخش کارهای گذشته معرفی شدند را انتخاب کردیم و نتایج بدست آمده از این روش‌ها را با روش پیشنهادی مقایسه می‌کنیم. دلیل انتخاب این روش‌ها عدم نیاز به پایگاه داده برای آموزش می‌باشد. در ادامه این فصل این روش‌ها همراه با جزئیات مورد بررسی قرار می‌گیرند. در پایان این بخش روش پیشنهادی ارائه می‌شود.

۳-۲-۱- روش SVD

در این بخش ابتدا مقادیر منفرد را تعریف می‌کنیم. برای ماتریس مختلط $A_{m \times n}$ ، ماتریس‌های A^*A و AA^* ، یک ماتریس هرمیتی و مثبت معین است. جذر مقادیر ویژه این ماتریس‌ها را مقادیر منفرد ماتریس A می‌نامند. برای ماتریس حقیقی $A_{m \times n}$ جذر مقادیر ویژه ماتریس‌های متقارن AA^T و A^TA در نظر گرفته می‌شود. مقادیر منفرد ماتریس A به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ -1 & 3 & 1 \end{bmatrix}$$

از آنجایی که ماتریس A حقیقی است، مقادیر منفرد بصورت جذر مقادیر ویژه ماتریس AA^T تعریف می‌شود.

$$AA^T = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ -1 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ 1 & 3 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 11 & 1 \\ 1 & 11 \end{bmatrix}$$

حال مقادیر ویژه ماتریس AA^T را بدست می‌آوریم.

$$|\lambda I - AA^T| = \begin{vmatrix} \lambda - 11 & -1 \\ -1 & \lambda - 11 \end{vmatrix} = (\lambda - 10)(\lambda - 12)$$

مقادیر ویژه ماتریس AA^T عبارتند از:

$$\lambda_1 = 12, \quad \lambda_2 = 10$$

از این رو مقادیر منفرد برای ماتریس A به صورت زیر بدست می‌آیند:

$$\sigma_1 = \sqrt{12}, \sigma_2 = \sqrt{10}$$

یکی از کاربردهای مقادیر منفرد تعیین رتبه ماتریس است. رتبه یک ماتریس برابر با تعداد مقادیر منفرد غیر صفر آن ماتریس است.

یکی از مهمترین روش‌های تجزیه ماتریس‌ها تجزیه براساس مقادیر منفرد است. در این روش یک ماتریس مانند $A_{m \times n}$ با رتبه k را می‌توان بصورت زیر تجزیه کرد.

$$A = U \Sigma V^T \quad ۱-۳$$

که در این رابطه $U_{m \times m} = [U_1 \dots U_m]$ و $V_{n \times n} = [V_1 \dots V_n]$ ماتریس‌های متعامد هستند. ستون‌های ماتریس U از بردارهای ویژه یکامتعامل ماتریس AA^T تشکیل می‌شوند و ستون‌های ماتریس V از بردارهای ویژه یکامتعامل ماتریس $A^T A$ تشکیل می‌شوند و Σ یک ماتریس قطری است که عناصر روی قطر آن مقادیر منفرد غیر صفر ماتریس $A^T A$ یا AA^T می‌باشند.

$$\Sigma_{m \times n} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_p), \quad p = \min\{m, n\} \quad ۲-۳$$

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_k > 0, \quad \sigma_{k+1} = \dots = \sigma_p = 0$$

در اینجا مقادیر σ_1 و σ_k به ترتیب بزرگترین و کوچکترین مقادیر منفرد غیر صفر ماتریس A هستند.

با توجه به توضیحات می‌توان از این روش برای تجزیه تصاویر رادار نفوذ در زمین استفاده کرد. برای این منظور ابتدا تصاویر خاکستری را با این روش تجزیه می‌کنیم. بزرگترین مقدار ویژه بدست آمده متناظر با بخش کلتر می‌باشد و از مجموع سایر مقادیر ویژه بخش هدف بدست می‌آید [۱۴]. البته با استفاده از دومین تصویر مقادیر ویژه برای سناریویی که در آن فقط یک هدف وجود دارد نتایج بهتری بدست می‌آید و استفاده از مجموع مقادیر ویژه برای سناریویی که در آن چند هدف وجود دارد نتایج

بهتری دارد [۱۵]. در تصویر ۱-۳ هدف تشخیص داده شده توسط این روش نشان داده شده است. در

شکل ۲-۳ کلاتر بدست آمده از این روش نشان داده شده است.



شکل ۱-۳ هدف تشخیص داده شده توسط روش SVD



شکل ۳-۲ کلاتر تشخیص داده شده توسط روش SVD

۳-۲-۲-۲ روش PCA

در تحلیل مولفه‌های اصلی نیز به دنبال یک تبدیل خطی متعامد هستیم، تا داده‌ها توسط این تبدیل به دستگاه مختصات جدید انتقال یابند و بر اساس آن، توصیف شوند. برای این منظور، محورهای مختصات جدید، پی در پی در جهتی قرار می‌گیرند که داده‌ها دارای بیشترین پراکندگی (واریانس) باشند. در این روش، پس از تعیین ماتریس داده نرمال شده A و ماتریس کواریانس C متناظر با آن، بردار ویژه ماتریس C محاسبه و براساس کاهش مقادیر ویژه متناظرشان، مرتب می‌شوند. با توجه به متقارن بودن ماتریس C ، بردارهای ویژه چون متعامدند، تشکیل پایه می‌دهند. برای کاهش بعد داده‌ها و حفظ اطلاعات مهم، r تا از بردارهای ویژه نرمال شده متناظر با مقادیر ویژه بزرگتر انتخاب خواهند شد. این r بردار پایه‌ای، تبدیل خطی $Q = [q_1 q_2 \dots q_r]$ (ماتریس پایه) را برای تبدیل داده‌ها از فضای چند بعدی به فضایی با بعد کمتر تشکیل می‌دهند. در روش تحلیل مولفه‌های اصلی، داده‌های اولیه

روی زیر فضای تولید شده توسط ماتریس پایه C تصویر می‌شوند که به این ترتیب، ماتریس متناظر H
 $[h_1 h_2 \dots h_r] = (\text{ماتریس اوزان})$ بدست می‌آید.

$$A \approx QH = \sum_{j=1}^r q_j h_j^T =: A_r \quad 3-3$$

از این رو می‌توان گفت هر یک از داده‌های اولیه، توسط r مولفه اصلی به صورت زیر بازسازی می‌شوند.

$$a_j \approx Qh_j = \sum_{i=1}^r q_i h_{ij}, j = 1 \dots n \quad 4-3$$

خیلی وقت‌ها به دلیل شباهت‌های بین روش‌های SVD و PCA، این دو به جای هم در نظر گرفته می‌شوند. در این باره، مطالعه [۳۵] پیشنهاد می‌شود. در این روش اولین مولفه هدف را مشخص می‌کند. در شکل ۳-۳ خروجی این روش برای حذف کلتر از تصویر رادار گرام مشاهده می‌کنید.



شکل ۳-۳ هدف تشخیص داده شده توسط روش PCA

۳-۲-۳ روش FASTICA

تحلیل مولفه‌های مستقل روشی برای پیدا کردن تبدیل خطی سیگنال‌های ترکیب شده است. در این روش سیگنال‌های بازیابی شده تا حد امکان مستقل هستند. مجموعه داده‌ای شامل n نمونه را در نظر بگیرید به طوری که $X = \{x_1 \dots x_2 \dots x_n\}$ و n تعداد نمونه‌ها را مشخص می‌کند و x_i یک بردار n بعدی است. سیگنال‌های مشاهده شده x_i را می‌توان به عنوان ترکیبی از متغیرهای پنهان s_j ، $j=1 \dots m$ با ضرایب ناشناخته a_{ij} به صورت زیر ارائه کرد.

$$x_i = \sum_{j=1}^m a_{ij}s_j, \quad \text{for all } i = 1 \dots n \quad ۵-۳$$

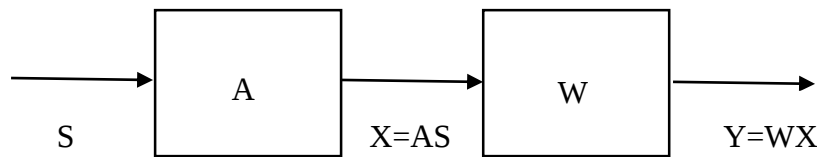
در اینجا s_j مولفه‌های مستقل هستند و a_{ij} ضرایب ترکیب هستند. مقادیر x_i و s_j به ترتیب در بردارهایی مانند x و s ترکیب شده‌اند. مقادیر a_{ij} نیز در یک ماتریس مانند A ترکیب می‌شوند. در نتیجه مدل به صورت زیر بیان می‌شود.

$$x = As \quad ۶-۳$$

با در نظر گرفتن اینکه سیگنال‌های منبع دو به دو از نظر آماری مستقل هستند، یک فرآیند بدون نظارت برای پیدا کردن ماتریس تفکیک (W) استفاده می‌شود.

$$y = Wx \quad ۷-۳$$

این رابطه تخمینی از s است. مولفه y باید تا حد امکان مستقل باشد. در شکل ۳-۴ سناریو ترکیب و تفکیک سیگنال‌ها نشان داده شده است.



شکل ۳-۴ سناریو ترکیب و تفکیک سیگنال‌ها

در [۳۶] روشی پیشنهاد شده است که در آن معیارهای متفاوتی از غیر گوسی بودن وجود دارد، که به عنوان یک تابع هدف ICA شامل کشیدگی و آنتروپی گسترش یافته است. FastICA یک روش محاسباتی بسیار کار آمد است که تحلیل مولفه‌های مستقل را انجام می‌دهد. این روش تحلیل مولفه‌های مستقل سریع نامگذاری شده است زیرا توانایی زیادی برای همگرایی دارد. یعنی تخمین و اصلاح سریع تر مولفه‌های مستقل در این روش امکان پذیر است. این روش ICA را برای یک یا چندین واحد خروجی اجرا کرده و بر محدودیت‌های استفاده از تجمعات^۱ مرتبه بالا فائق آمده است. این الگوریتم از یک طرح نقطه ثابت تکراری [۳۷]، [۳۸] برای بدست آوردن مولفه‌های مستقل استفاده می‌کند.

پیش از اجرای این الگوریتم باید پیش پردازش بر روی داده‌ها انجام شود. اولین پیش پردازش مرکزگیری^۲ است. مرکزگیری به منظور صفر کردن میانگین هر مولفه انجام می‌شود. دومین پیش پردازش سفید کردن^۳ است. سفید کردن فرآیندی است که واریانس ترکیب مولفه‌های غیر همبسته را برابر یک می‌کند. این پیش پردازش بوسیله ماتریس سفیدکننده بر روی داده‌های مرکزگیری شده انجام می‌شود. ماتریس سفید کننده به صورت زیر بدست می‌آید.

$$W = D^{-1/2}E^T \quad ۸-۳$$

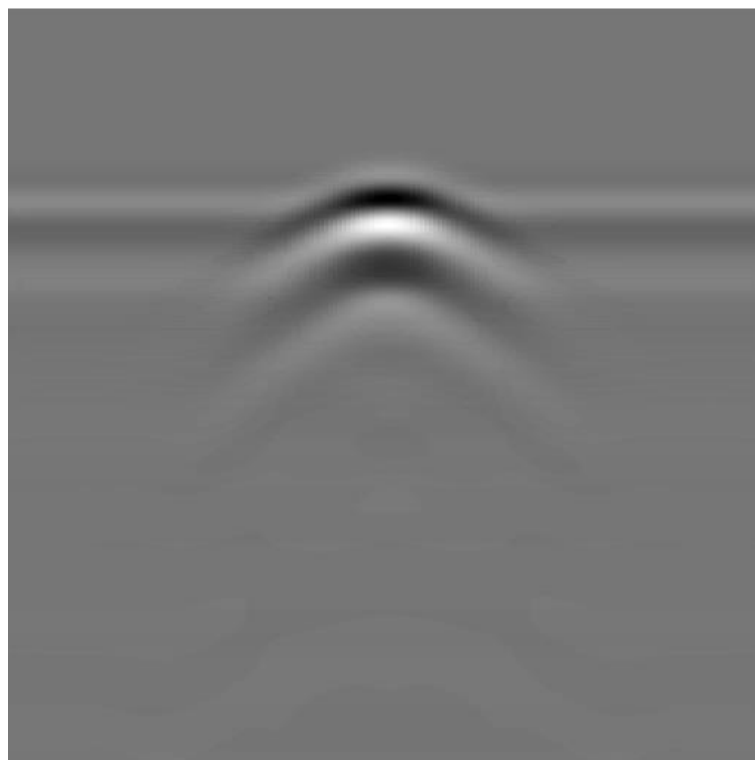
^۱ Cumulants

^۲ Centering

^۳ Whitening

در اینجا D یک ماتریس قطری از مقادیر ویژه است، و E^T ترانهاده ماتریس قطری بردار ویژه است. سریع بودن، محاسبات ساده، موازی بودن و توزیع شده و نیاز به حافظه کم از مزایای روش FastICA است.

اکنون برای اجرای این روش بر روی تصاویر GPR ابتدا پیش پردازش‌ها را اجرا کرده سپس الگوریتم را بر روی داده‌ها اجرا می‌کنیم. نتیجه این روش در شکل ۳-۵ نشان داده شده است.



شکل ۳-۵ هدف تشخیص داده شده توسط روش FASTICA

۳-۲-۴ روش JADE

JADE [۲۱] یکی از الگوریتم‌های ICA است، که سیگنال ترکیبی مشاهده شده را به سیگنال‌های منبع تفکیک می‌کند. این روش از گشتاور مرتبه چهارم بهره می‌برد. گشتاور مرتبه چهارم معیاری برای غیر گوسی بودن است، که به عنوان یک عامل برای تعیین استقلال، بین سیگنال‌های منبع می-

باشد. دلیل استفاده از این معیار این است که توزیع‌های گوسی کشیدگی بیشتر از صفر دارند، و با توجه به اینکه غیر گوسی بودن یک فرض استاندارد در ICA است، JADE به دنبال یک دوران متعامد از بردارهای ترکیب شده می‌باشد. با استفاده از این روش JADE بردارهای منبع را در حالی که بیشترین مقدار کشیدگی اضافی را دارند تخمین می‌زند.

فرض می‌کنیم X ماتریس سیگنال مشاهده شده است. که ستون‌های آن نشان دهنده سیگنال‌های ترکیب شده است. در اینجا فرض می‌کنیم ماتریس داده از قبل سفید شده که میانگین سطرهای آن برابر با صفر و کواریانس آن یک ماتریس همبستگی $m \times m$ به صورت زیر است.

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij} = 0 \quad \text{and} \quad \frac{1}{n} XX' = I_m \quad 9-3$$

اکنون الگوریتم JADE را بر روی این داده‌ها اجرا می‌کنیم

۱. محاسبه تجمعات مرتبه چهارم X .

۲. بهینه سازی یک تابع مقایسه برای بدست آوردن ماتریس دوران $O_{m \times m}$

حال برای تخمین مولفه‌ها از فرمول زیر استفاده می‌کنیم.

$$Z = O^{-1}X \quad 10-3$$

شکل ۳-۶ نتیجه حاصل از اجرای الگوریتم JADE بر روی رادار گرام را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۶ هدف تشخیص داده شده توسط روش JADE

۳-۲-۵- روش پیشنهادی الگوریتم MCA

همانطور که در بخش پیش نیز به آن اشاره شد، MCA یکی از روش‌های تنک است [۴۴] که برای جداسازی سیگنال به اجزای سازنده آن از دیکشنری استفاده می‌کند. دیکشنری D مجموعه‌ای از سیگنال‌های منبع φ_r است. در اینجا هدف اصلی نمایش سیگنال s به عنوان ترکیب خطی تنک تعداد کمی از سیگنال‌های منبع است.

$$s = \sum_{\gamma} a_{\gamma} \varphi_{\gamma} \quad ۱۱-۳$$

یا به صورت تقریبی داریم.

$$s = \sum_{i=1}^m a_{\gamma_i} \varphi_{\gamma_i} + R^{(m)} \quad ۱۲-۳$$

در این مسئله اتم‌های دیکشنری و سیگنال s معلومات مسئله هستند و مسئله مهم پیدا کردن ضرایب آلفا است. بدست آوردن ضرایب بهینه کار دشواری است و از نظر پیچیدگی محاسباتی جز مسئله‌های سخت است. البته برای حل این مسئله روش‌های تعقیب^۱ به منظور تخمین ضرایب مطلوب وجود دارد. روش تطابق و پیگیری^۲ از یک الگوریتم حریصانه استفاده می‌کند که در یک روند تکراری سیگنال را تقریب می‌زند:

- $s^0=0$ and $R^0=0$

- عنصر $\alpha_k \phi_{\gamma_k}$ را پیدا کن که بهترین همبستگی را با باقیمانده داشته باشد.

- بروز رسانی مقادیر s و R

$$s^{k+1} = s^k + \alpha_k \phi_{\gamma_k}, \quad R^{k+1} = s - s^{k+1} \quad ۱۳-۳$$

در مواردی که دیکشنری‌ها غیر متعامد باشند، اثبات شده است که روش تطابق و پیگیری ممکن است برای تصحیح خطاهای ایجاد شده در تکرارهای اولیه زمان زیادی صرف کند، از این رو این روش نیمه بهینه می‌باشد.

روش دیگری که به عنوان جایگزین این روش استفاده می‌شود، روش پیگیری اساسی^۳ است. روش BP یک روند سراسری است که تخمین $\bar{s}$ به s را به وسیله کمینه کردن یک تابع به فرم زیر انجام می‌دهد.

$$\|s - \bar{s}\|_{l_2}^2 + \lambda \cdot \|a\|_{l_1} \text{ subject to } \bar{s} = \Phi a \quad ۱۴-۳$$

^۱ Pursuit

^۲ Matching Pursuit

^۳ Basis Pursuit

در میان تمام راه حل‌ها، راه حلی انتخاب می‌شود که از نرم یک استفاده می‌کند. زیرا نرم دو شرط تنک بودن را رعایت نمی‌کند.

در بسیاری از موارد روش‌های Basis Pursuit و Matching Pursuit از نظر محاسباتی هزینه زیادی دارند. الگوریتم MCA جایگزینی برای این روش‌ها است. این روش از دو جهت نوعی Basis Pursuit به نظر می‌رسد. اول اینکه دیکشنری ما الحاق زیر دیکشنری‌هایی است که وابسته به یک تبدیل سریع هستند، دوم اینکه هر نوع محدودیتی را می‌توان به راحتی به مولفه‌های بازسازی شده اعمال کرد.

ابتدا فرض می‌کنیم که داده s ترکیب خطی k بخش است. به طوری که $s = \sum_{k=1}^K s_k$ ، در اینجا هر s_k نشان دهنده یک نوع سیگنال است که می‌خواهیم تفکیک کنیم. در این الگوریتم فرض می‌شود که گزاره‌های زیر صحیح می‌باشند.

۱. برای هر سیگنال s_k دیکشنری مانند $\Phi_k \in M^{N \times L_k}$ وجود دارد و معمولاً $L_k \gg N$ است، به طوری که معادله زیر را حل کند.

$$a_k^{opt} = \text{Arg min}_a \|a\|_0, \quad s_k = \Phi_k a \quad 15-3$$

این معادله یک راه حل بسیار تنک است. تعریفی که در معادله بالا ارائه شد تبدیل کاملی از s_k است که حاصل آن نمایشی از α_k است.

۲. برای هر سیگنال s_l اگر معادله زیر را به ازای $k \neq l$ حل کنیم

$$a_l^{opt} = \text{Arg min}_a \|a\|_0, \quad s_l = \Phi_k a \quad 16-3$$

حل این معادله منجر به راه حلی غیر تنک می‌شود. این فرضیه نشان می‌دهد که دیکشنری Φ_k بین انواع مختلف سیگنال‌ها تمایز قائل می‌شود.

بدین ترتیب دیکشنری Φ_k نقش تفکیک کننده را بازی می‌کند.

برای سیگنال دلخواه s شامل k لایه، که به صورت خطی ترکیب شده‌اند. تنک‌ترین نمایش برای دیکشنری که شامل همه Φ_k ها است باید انتخاب شود. از این رو باید معادله زیر حل شود.

$$\{a_1^{opt}, \dots, a_k^{opt}\} = Arg \min_{\{a_1, \dots, a_k\}} \sum_{k=1}^k \|a_k\|_0, s = \sum_{k=1}^k \Phi_k a_k \quad ۱۷-۳$$

معادله بهینه سازی که در بالا به آن اشاره شد، بر اساس دو فرضیه‌ای که به آن‌ها اشاره شد، می‌تواند با موفقیت محتوای سیگنال را جدا نماید. اما این راه حل مطلوب نیست. زیرا معادله آن غیر محدب است و حل آن سخت است. پیچیدگی این مسئله با افزایش تعداد ستون‌های دیکشنری به صورت نمایی افزایش می‌یابد. در اینجا روش Basis Pursuit پیشنهاد می‌دهد نرم صفر را به نرم یک تغییر دهیم. این تغییر باعث می‌شود مسئله به یک مسئله بهینه سازی قابل حل به فرم زیر تبدیل شود.

$$\{a_1^{opt}, \dots, a_k^{opt}\} = Arg \min_{\{a_1, \dots, a_k\}} \sum_{k=1}^k \|a_k\|_1, s = \sum_{k=1}^k \Phi_k a_k \quad ۱۸-۳$$

در کارهای اخیر نشان داده شده فرم ساده تر Basis Pursuit دقیق‌ترین و تنک‌ترین بازنمایی را دارد. برای افزایش دقت می‌توانیم در معادله قبلی محدودیت‌ها را کاهش دهیم و معادله را به یک تخمین تبدیل کنیم. در معادله زیر فرم جدید را مشاهده می‌کنید.

$$\{a_1^{opt}, \dots, a_k^{opt}\} = Arg \min_{\{a_1, \dots, a_k\}} \sum_{k=1}^k \|a_k\|_1 + \lambda \left\| s - \sum_{k=1}^k \Phi_k a_k \right\|_2^2 \quad ۱۹-۳$$

در اینجا باید توجه داشت که انتخاب نرم دو به عنوان خطای نرم مربوط به این فرضیه است که باقیمانده مانند نویز گوسی سفید با میانگین صفر است. نرم‌های دیگر نیز می‌توانند به عنوان مدل‌های دیگری از نویز معرفی شوند. به طور مثال نرم یک نویز لاپلاسین و نرم بی نهایت نویز توزیع یکنواخت را مدل می‌کند.

فاکتور پیچیدگی دیگر طول L است. برای مثال اگر $L=100N$ باشد، به این معنی است که برای حل این مسئله به حافظه‌ای ۱۰۰ برابر سائز داده‌های ورودی نیاز داریم. برای حل این مشکل، بجای حل این مسئله بهینه سازی و پیدا کردن بردار ضرایب، مسئله را تغییر داده به طوری که مجهول ما سیگنال‌های s_k است. حال بجای ۱۰۰ تصویر برای k تصویر جستجو می‌کنیم و معادله قبلی به شکل زیر تغییر می‌کند.

$$\{s_1^{opt}, \dots, s_k^{opt}\} = Arg \min_{\{s_1, \dots, s_k\}} \sum_{k=1}^k \|T_k s_k\|_1 + \lambda \left\| s - \sum_{k=1}^k s_k \right\|_2^2 \quad ۲۰-۳$$

در اینجا مجهول مسئله بجای ضرایب، تصاویر هستند. برای این ساختار مسئله یک راه حل عددی سریع به نام Block-Coordinate Relaxation وجود دارد. در نهایت به جز کار کردن بر روی ضرایب ترکیب سیگنال‌ها پارامتر دیگری نیز وجود دارد که باید آن نیز بررسی شود. این پارامتر امکان اضافه کردن محدودیت‌هایی به هر سیگنال s_k است. معادله با این محدودیت به شکل زیر در می‌آید. در معادله ۲۱-۳ محدودیت‌ها را روی مولفه s_k اعمال می‌کند.

$$\{s_1^{opt}, \dots, s_k^{opt}\} = Arg \min_{\{s_1, \dots, s_k\}} \sum_{k=1}^k \|T_k s_k\|_1 + \lambda \left\| s - \sum_{k=1}^k s_k \right\|_2^2 \quad ۲۱-۳$$

$$+ \sum_{k=1}^k \gamma_k C_k(s_k)$$

تصاویر GPR شامل کلاتر، هدف و نویز سیستم است. نویز در مقایسه با سایر اجزا بسیار ناچیز است. ما فرض می‌کنیم که تصاویر GPR شامل دو مولفه هستند، که آن‌ها را کلاتر و هدف می‌نامیم.

$$x_c = \phi_c a_c \quad ۲۲-۳$$

$$x_t = \phi_t a_t \quad ۲۳-۳$$

در این معادلات ϕ_c و ϕ_t دیکشنری‌ها هستند و a_c و a_t ضرایب تنک متناظر با مولفه‌های هدف و کلاتر هستند. از این رو معادله MCA برای این مسئله به صورت زیر در می‌آید.

$$\{x_c^{opt}, x_t^{opt}\} = \arg \min_{\{x_c, x_t\}} \|\phi_c^+ x_c\|_1 + \|\phi_t^+ x_t\|_1 + \lambda \|X - x_c - x_t\|_2^2 \quad ۲۴-۳$$

هدف : کاهش کلاتر

پارامترها: تصویر (B-scan) GPR

ϕ_c و ϕ_t : دیکشنری کلاتر و هدف

N_{iter} : تعداد تکرار

λ_{min} : آستانه توقف

مقداردهی اولیه:

$$x_c^{(0)} = x_t^{(0)} = 0$$

$$r^{(0)} = X$$

$$k^* = \max_k \|\phi_k^+ X\|_\infty, \lambda^{(0)} = \max_{k \neq k^*} \|\phi_k^+ X\|_\infty$$

حلقه اصلی:

به تعداد N_{iter} بار انجام بده

باقی مانده $r = X - X_c - X_t$ محاسبه کن

بخش A: بروزرسانی X_c با فرض ثابت بودن X_t

ضرایب بخش کلاتر را محاسبه کن

بروز رسانی ضرایب بخش کلاتر با استفاده از حد آستانه

بازسازی تصویر کلاتر

بخش B: بروز رسانی X_t با فرض ثابت بودن X_c

محاسبه ضرایب هدف

بروز رسانی ضرایب هدف با استفاده از حد آستانه

بازسازی تصویر هدف

شکل ۷-۳ الگوریتم MCA برای جداسازی هدف و کلاتر

موفقیت روش MCA وابسته به انتخاب دیکشنری است. بنابراین انتخاب دیکشنری مناسب یک گام مهم است. در انتخاب دیکشنری باید به دو معیار توجه داشت: (۱) دیکشنری‌ها مستقل باشند، (۲) دیکشنری‌ها باید هر مولفه را به صورت تنک نمایش دهند. بر اساس تجربیات ساختارهای ایزوتروپیک را می‌توان به وسیله دیکشنری‌های موجک نمایش داد. این درحالی است که دیکشنری کرولت گزینه مناسبی برای خطوط سراسری می‌باشد [۳۹]. می‌خواهیم کلاتر و هدف را در تصاویر GPR تفکیک کنیم، مولفه کلاتر شامل بخش‌های خطی و اهداف دارای ساختارهای ایزوتروپیک می‌باشند. با توجه به مطالب بیان شده برای بخش کلاتر از دیکشنری موجک و برای بخش هدف از دیکشنری کرولت استفاده می‌کنیم. در شکل ۳-۸ نتیجه این روش را مشاهده می‌کنید.



شکل ۳-۸ هدف تشخیص داده شده توسط روش MCA

۳-۳- خلاصه فصل

در این فصل داده‌های مورد استفاده برای پیاده سازی الگوریتم‌ها معرفی شد. جزئیات مربوط به الگوریتم‌های مورد بررسی، شامل SVD، PCA، FASTICA، JADE ارائه شد. روش پیشنهادی الگوریتم MCA می‌باشد، که در بخش آخر این فصل، تئوری آن تشریح شد.

فصل چهارم

نتایج

در این فصل نتایج بدست آمده از روش‌های پیشنهادی، بر روی پایگاه داده شبیه سازی شده ارائه شده است. ابتدا معیار ارزیابی و مقایسه روش‌ها توضیح داده شده است، سپس نتایج حاصل مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۴-۱- معیار ارزیابی

بررسی بصری برای ارزیابی کارایی روش‌ها کافی نیست. از این جهت نسبت سیگنال به نویز (PSNR) را برای آنالیز کمی به کار برده‌ایم. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود.

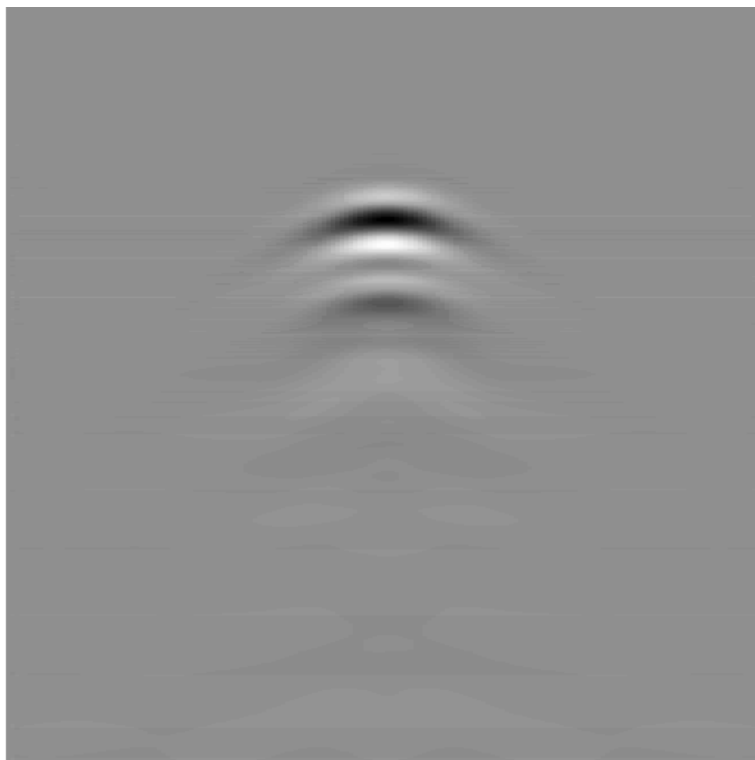
$$PSNR(dB) = 10\log\left(\frac{1}{MSE}\right) \quad ۴-۱$$

در اینجا میانگین مربع خطا^۱ (MSE) به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - Y(i,j))^2 \quad ۴-۲$$

در اینجا $X(i,j)$ تصویر مرجع است و $Y(i,j)$ تصویر بازسازی شده بعد از کاهش کلاتر است. سائز هردو تصویر $M \times N$ است. تصویر مرجع را می‌توان با تفریق تصویر بدون هدف از تصویر خام که شامل هدف می‌باشد، بدست آورد. شکل ۴-۱ تصویر مرجع را نشان می‌دهد. تصویر بدون هدف را باید در همان شرایطی که داده‌های شامل هدف شبیه سازی شده‌اند، ایجاد نمود. امکان محاسبه PSNR برای داده‌های واقعی وجود ندارد، زیرا برای داده‌های واقعی نمی‌توان تصویر بدون هدف را ایجاد نمود. معیار MSE با PSNR رابطه عکس دارد. هرچه خطای MSE بزرگتر باشد معیار PSNR کوچکتر است و هرچه خطای MSE کوچکتر باشد معیار PSNR بزرگتر است.

^۱ Mean Square Error



شکل ۴-۱ تصویر بدون کلاتر یا تصویر مرجع

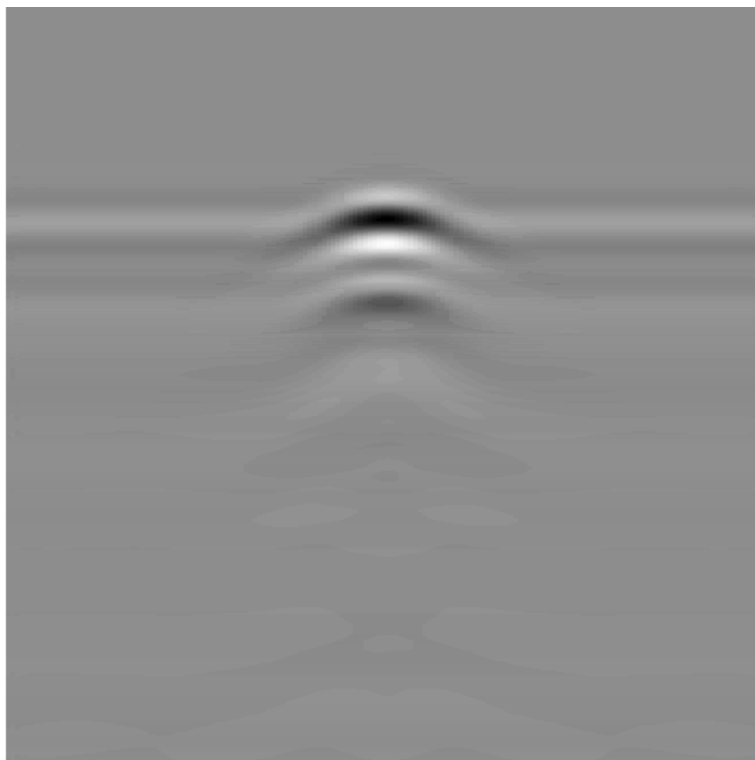
۴-۲- نتایج

برای بررسی میزان کارایی روش MCA نتایج این روش را با روش‌های SVD، PCA، FASTICA و JADE مقایسه می‌کنیم. برای مقایسه این روش‌ها از داده‌های شبیه‌سازی شده استفاده می‌کنیم. در جدول ۴-۱ نتایج مربوط به نوعی مین ضد نفر به نام M14 که در زمین‌هایی با شش نوع جنس خاک مختلف مشاهده می‌کنید. در این مجموعه داده، هدف در عمق دو سانتی متری دفن شده است. در این آزمایشات حداکثر تعداد تکرار الگوریتم MCA ۵۰ در نظر گرفته شده است. برای دیکشنری‌ها نیز از موجک و کرولت استفاده شده است. دیکشنری موجک با استفاده از موجک مادر Symmlet ایجاد شده است.

جدول ۴-۱ نتایج معیار PSNR الگوریتم‌ها برای هدف دفن شده در عمق ۲ سانتی متر در زمین‌های مختلف بر حسب dB

جنس خاک	FASTICA	JADE	PCA	SVD	MCA
شن و ماسه خشک	۳۶,۲	۳۱,۹	۳۲,۸	۳۲,۳	۳۵,۵
شن و ماسه مرطوب	۳۶,۹	۳۳,۵	۳۵,۵	۳۵,۴	۴۵,۹
شن و ماسه خیس	۳۷,۵	۳۳,۹	۳۵,۴	۳۵,۳	۴۷,۶
خاک رس خشک	۳۷,۳	۳۲,۱	۳۵,۵	۳۵,۴	۳۸,۵
خاک رس خیس	۳۴,۸	۳۲,۴	۳۵,۲	۳۵,۲	۳۵,۱
خاک گلدان خشک	۳۷,۴	۳۲,۸	۳۵,۵	۳۵,۵	۳۹,۹

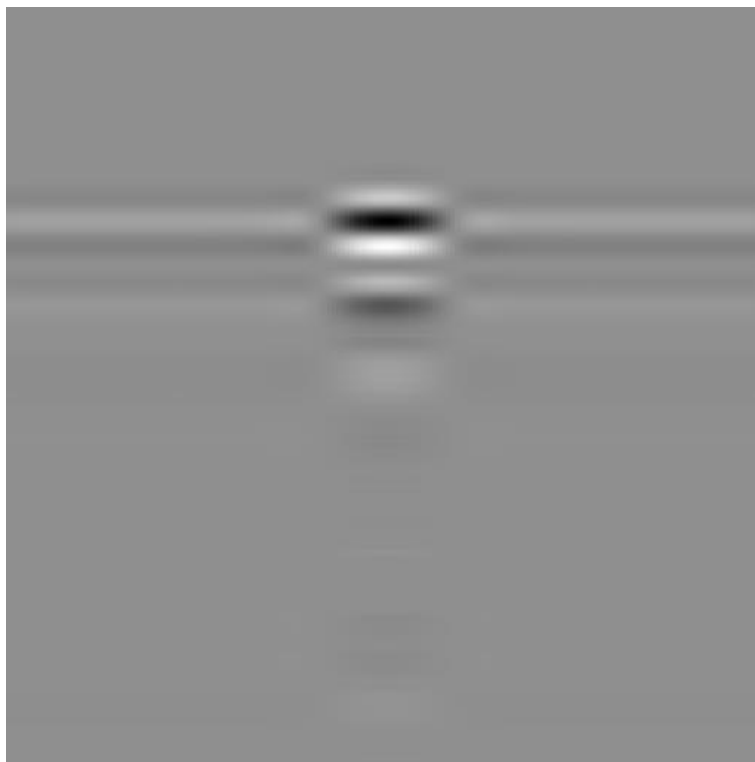
در شکل‌های ۴-۲ تا ۴-۶ خروجی الگوریتم‌ها برای زمین از جنس شن و ماسه مرطوب و هدف در عمق دو سانتی متری ارائه شده است.



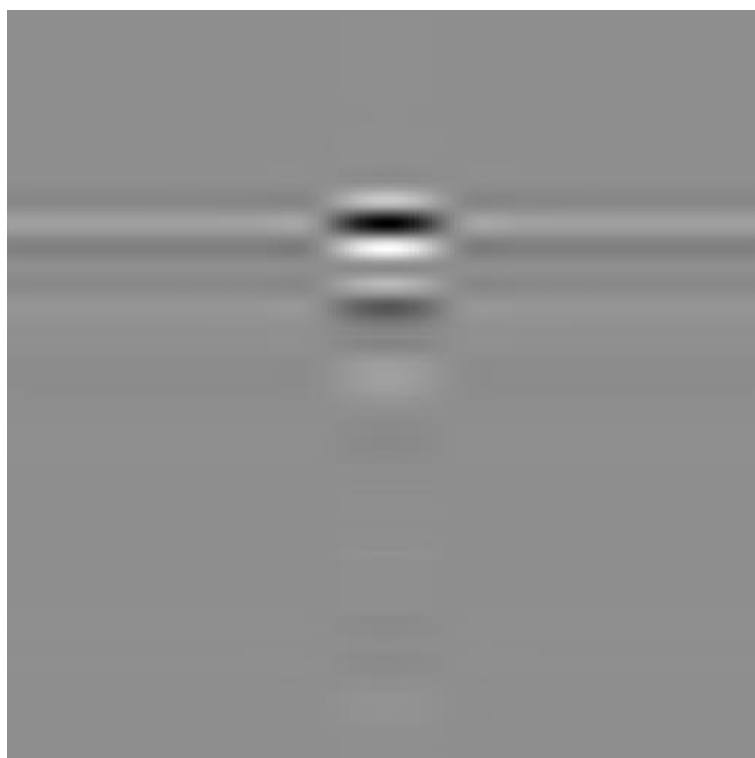
شکل ۲-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA



شکل ۳-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE



شکل ۴-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم PCA



شکل ۴-۵ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم SVD

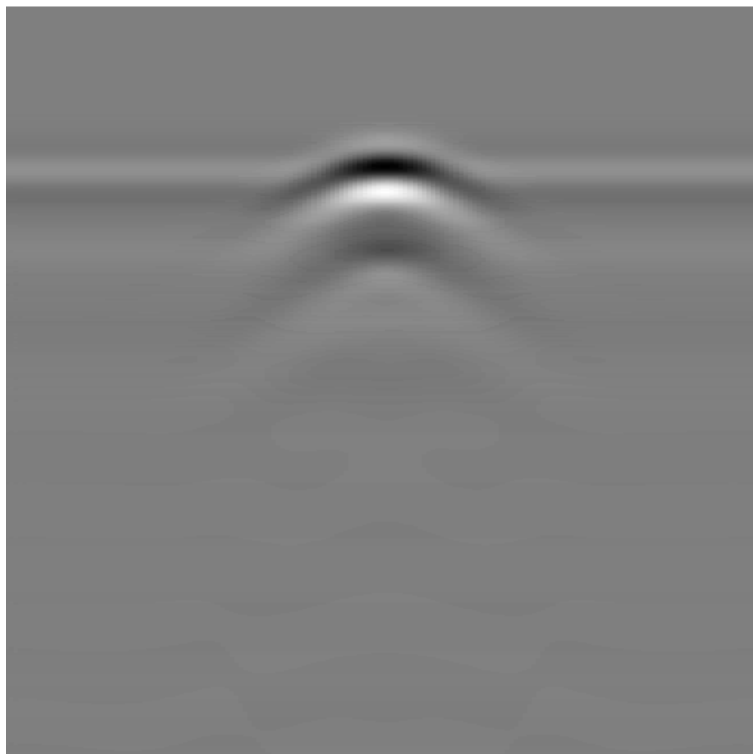


شکل ۴-۶ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA

در جدول ۲-۴ نتایج الگوریتم‌های مورد بررسی را برای M14 در عمق‌های مختلف و با زمینی از جنس شن و ماسه خشک مشاهده می‌کنید. نتایج بصری برای عمق صفر در تصاویر ۴-۷ الی ۴-۱۱ ارائه شده است.

جدول ۲-۴ نتایج معیار PSNR الگوریتم‌ها برای هدف دفن شده در عمق‌های مختلف بر حسب dB

عمق (cm)	FASTICA	JADE	PCA	SVD	MCA
صفر	۳۷,۲	۳۳,۱	۳۳,۲	۳۲,۸	۴۵,۴
یک	۳۶,۵	۳۲,۴	۳۴,۳	۳۴	۳۵,۵
دو	۳۶,۲	۳۱,۹	۳۲,۸	۳۲,۳	۳۵,۵
چهار	۳۵,۳	۳۱	۳۲,۱	۳۲,۲	۳۳,۶
ده	۳۳,۸	۲۷,۹	۳۰,۱	۳۰,۱	۳۴,۱



شکل ۷-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA



شکل ۸-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE



شکل ۹-۴ هدف استخراج شده از رادار گرام توسط الگوریتم PCA



شکل ۱۰-۴ هدف استخراج شده از رادار گرام توسط الگوریتم SVD



شکل ۱۱-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA

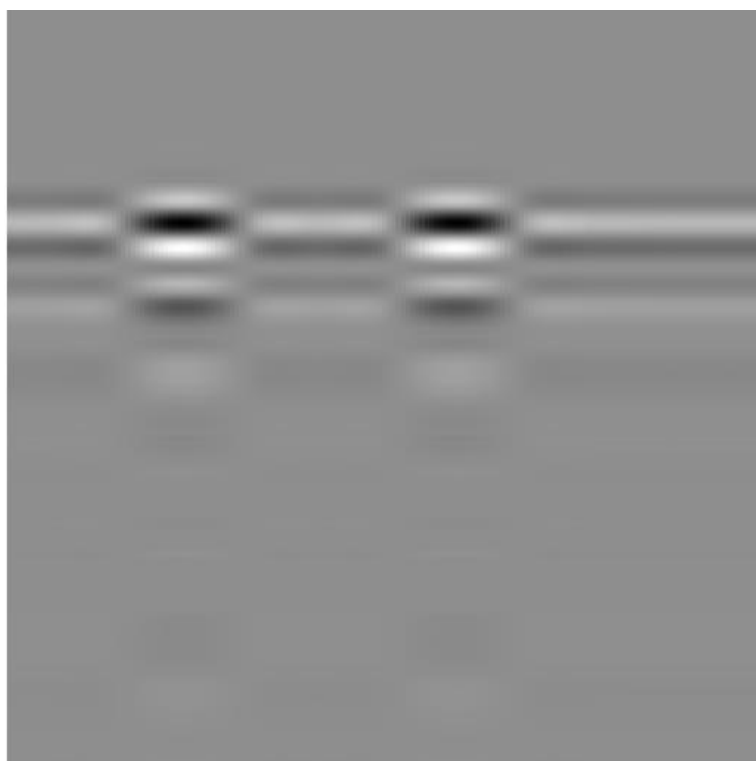
آخرین مرحله ارزیابی روش‌های مورد بررسی، تحقیق بر کارایی روش‌ها برای سناریویی است که در آن چند هدف در زیر زمین قرار گرفته است. در این سناریو فرض شده است دو هدف مشابه (مین M14) در عمق دو سانتی‌متری در زمینی از جنس شن مرطوب دفن شده‌اند. رادارگرام این سناریو در شکل ۱۲-۴ نشان داده شده است. نتایج حاصل از الگوریتم‌ها برای این حالت در جدول ۳-۴ ارائه شده است. اهداف استخراج شده در تصاویر ۱۳-۴ الی ۱۷-۴ ارائه شده است.

جدول ۳-۴ نتایج معیار PSNR الگوریتم‌ها برای تصاویر شامل چند هدف بر حسب dB

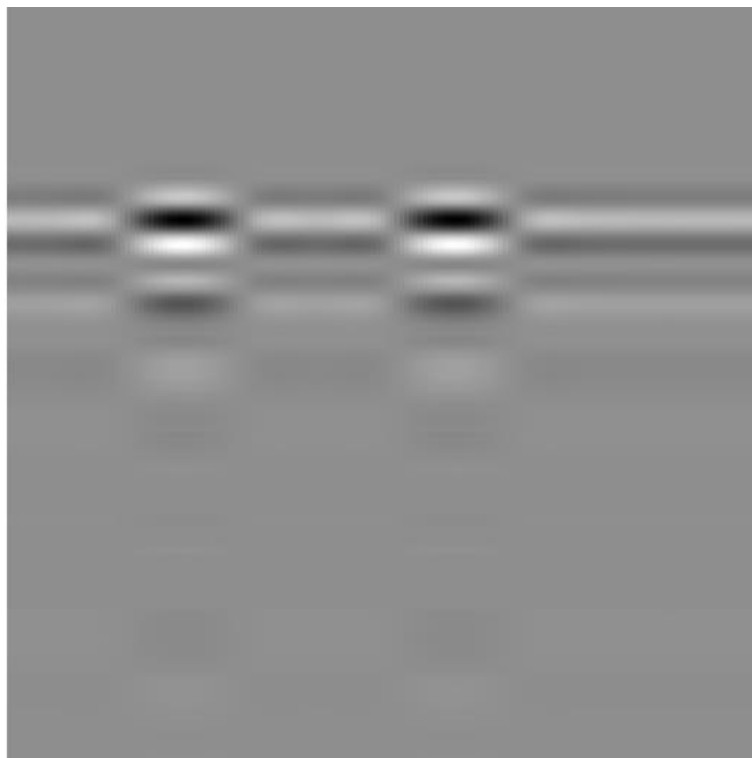
روش‌ها	SVD	PCA	JADE	FASTICA	MCA
PSNR	۲۹,۹	۳۰,۰	۲۵,۷	۳۰,۲	۴۱,۶



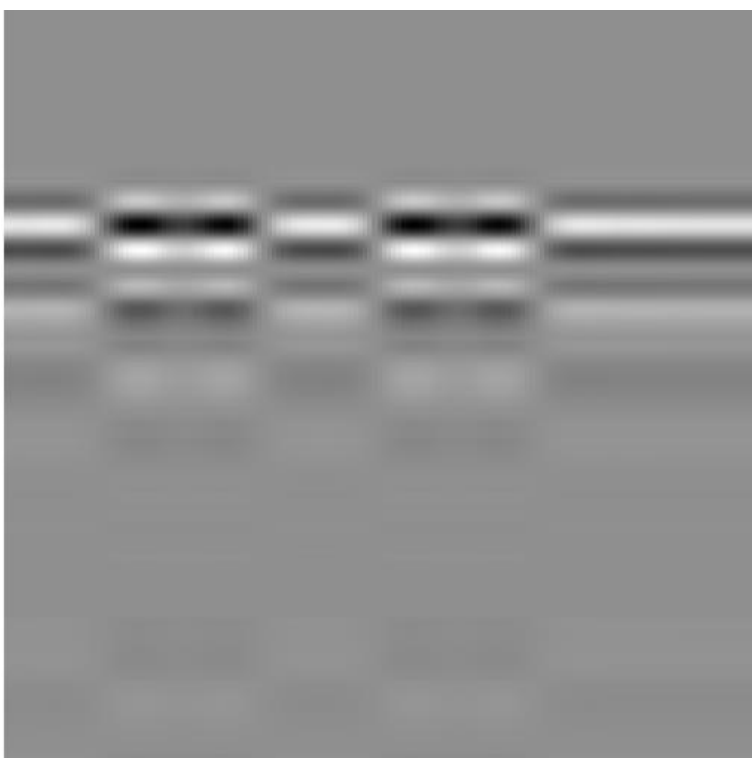
شکل ۱۲-۴ رادارگرام شامل دو هدف



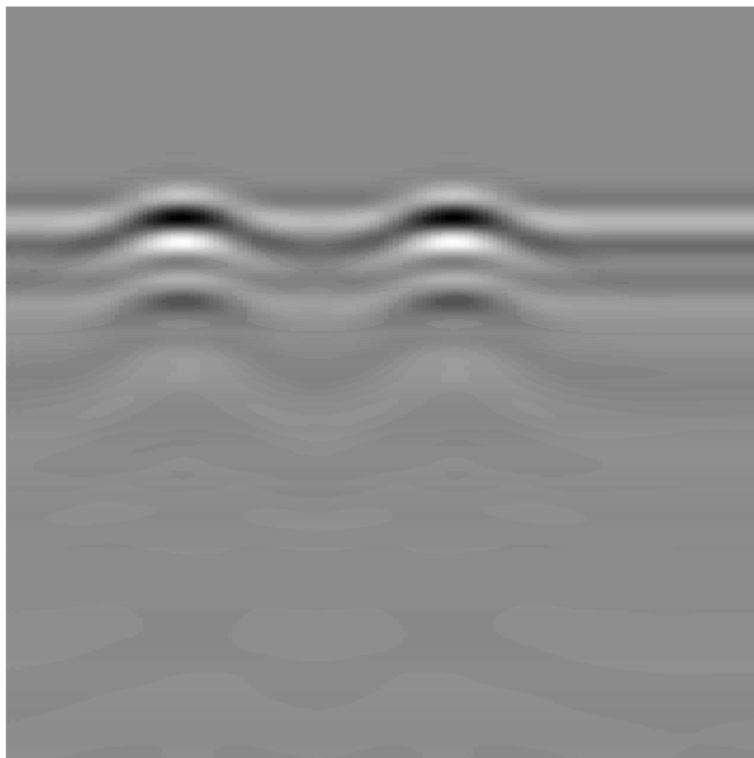
شکل ۱۳-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم SVD



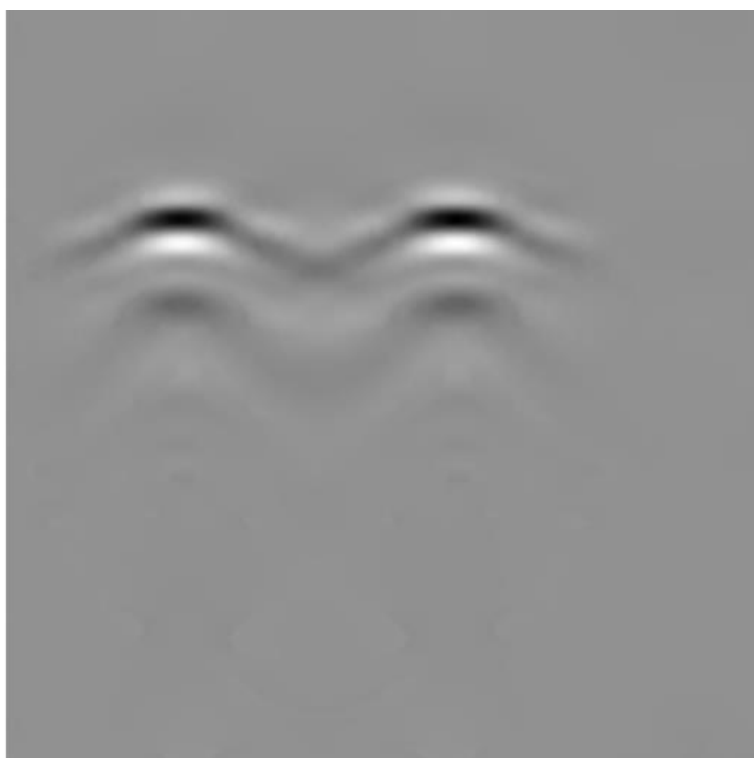
شکل ۱۴-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم PCA



شکل ۱۵-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم JADE



شکل ۱۶-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم FASTICA



شکل ۱۷-۴ هدف استخراج شده از رادارگرام توسط الگوریتم MCA

ارزیابی‌ها نشان می‌دهد که روش MCA برای حالتی که فقط یک هدف در تصویر وجود دارد تفاوت زیادی با سایر روش‌ها ندارد، این نکته هم از ارزیابی‌های بصری و هم از ارزیابی با معیار PSNR قابل استنباط است. اما برای حالتی که چند هدف در تصویر وجود دارد ارزیابی‌های بصری و معیار PSNR نشان می‌دهد با قطعیت روش MCA کارایی بیشتری داشته است.

۴-۳- خلاصه فصل

در این فصل معیار ارزیابی PSNR معرفی شد. نتایج الگوریتم‌ها برای ۳۰ داده ایجاد شده توسط شبیه ساز ارائه شد. علاوه بر این ۳۰ داده برای دو هدف نیز نتایج ارائه شده است.

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهادها

در این پایان نامه حذف کلاتر از تصاویر رادار نفوذ در زمین برای کاربرد مین یابی مورد بررسی قرار گرفت. رادار نفوذ در زمین یک روش کاوش زیر سطحی غیر مخرب است، که بوسیله امواج رادیویی امکان تشخیص اجسام دفن شده در زمین را می‌دهد. این روش به دلیل دقت و غیر مخرب بودن جایگزین مناسبی برای روش‌های سنتی مین یابی است. خروجی سیستم رادار نفوذ در زمین تصاویری موسوم به رادارگرام می‌باشد. در این تصاویر اهداف به شکل هذلولی نمایش داده می‌شوند. یکی از چالش‌های سیستم رادار نفوذ در زمین کلاتر می‌باشد. کلاتر در سیستم‌ها راداری، به بازگشت ناخواسته امواج از کلیه اجسام غیر از هدف گفته می‌شود. کلاترها معمولا در تصاویر رادارگرام به صورت خط ظاهر می‌شوند. به دلیل قرار گرفتن مین‌ها در عمق کم و نزدیک به سطح زمین، عملیات تشخیص هدف به شدت تحت تاثیر کلاترهای زمین و اتصال مستقیم بین آنتن فرستنده و گیرنده می‌باشد. در این پایان نامه روش‌های جداسازی هدف از کلاتر برای تصاویر رادار نفوذ در زمین مورد بررسی قرار گرفت.

در فصل اول چالش‌ها و انگیزه‌های استفاده از یک سیستم GPR مورد بررسی قرار گرفت. همچنین در این فصل تعریف کلاتر ارائه شد. در فصل دوم روش‌های جمع آوری داده‌ها توضیح داده شد و در ادامه روش‌های حذف کلاتر مطرح شد. در فصل سوم روش پیشنهادی همراه با چند روش دیگر برای مقایسه ارائه شد و در فصل چهار نتایج روش پیشنهادی با چند روش دیگر مورد ارزیابی قرار گرفت.

نتایج الگوریتم‌های مورد ارزیابی بر روی پایگاه داده ایجاد شده توسط شبیه ساز GPRMax مورد ارزیابی قرار گرفت. این پایگاه داده شامل تصاویر چند سناریو از جمله جنس خاک مختلف، اهداف در عمق متفاوت و چند هدف در یک رادارگرام می‌باشد.

روش پیشنهادی الگوریتم MCA، با الگوریتم‌های SVD، PCA، FASTICA و JADE مقایسه شد، در این ارزیابی‌ها روش پیشنهادی برای سناریوهایی که شامل یک هدف می‌باشند با سایر روش‌ها تفاوت قابل توجهی نداشته است. در سناریوهای شامل چند هدف الگوریتم MCA نتایج بهتری داشته است.

از این رو الگوریتم MCA بهترین روش برای تشخیص مین در تصاویر رادار نفوذ در زمین است. علت عملکرد بهتر روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها استفاده از دیکشنری است، اما در سایر الگوریتم‌ها از روش‌های آماری و جبری یا به عبارتی جداسازی کور منابع برای تجزیه استفاده شده است که هیچ دانشی درباره اجزای تشکیل دهنده تصویر ندارد. اما روش پیشنهادی با استفاده از دیکشنری‌های ایجاد شده توسط کرولت و ویولت به خوبی می‌تواند بخش کلاتر و هدف را تفکیک نماید. این دیکشنری‌ها با استفاده از دانش ما از اجزای تشکیل دهنده تصویر (کلاتر و هدف) ایجاد شده است و قابل پیش بینی است که نسبت به روش‌های جداسازی کور منابع نتایج بهتری داشته باشد. لازم به ذکر است که از نظر زمان اجرا الگوریتم MCA نسبت به سایر روش‌ها کندتر عمل می‌کند. دلیل این امر استفاده الگوریتم MCA از یک روش تکراری برای بدست آوردن ضرایب ترکیب دیکشنری‌ها می‌باشد، که با افزایش تعداد تکرارها دقت افزایش می‌یابد در نتیجه زمان اجرای الگوریتم نیز افزایش می‌یابد.

برای ادامه کار پیشنهادهاى زیر قابل انجام می‌باشد:

- استفاده از روش یادگیری دیکشنری برای دیکشنری‌های الگوریتم MCA بجای استفاده از دیکشنری‌های کرولت و موجک
- استفاده از روش‌های حسگر فشرده برای حذف کلاتر و کاهش زمان نمونه برداری

- [1] Available: <http://lm.icbl.org/>. [Accessed 16 8 2017].
- [2] D. J. Daniels, 2004, **Ground penetrating radar**, 2nd Edition, Institution of Electrical Engineers, London, pp27.
- [3] E. Temlioglu and I. Erer (2016) "Clutter Removal in Ground-Penetrating Radar Images Using Morphological Component Analysis," **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 13, 12, pp. 1802-1806.
- [4] ا. کامکارروحانی، ا. اسحقی و ع. عرب امیری، (۱۳۹۱) "پردازش و تفسیر داده های رادار نفوذی به زمین (GPR) به منظور شناسایی حفره های زیر سطحی و بررسی لایه بندی، دانه بندی و برآورد میزان رس در رسوبات زیر سطحی کم عمق،" **مجله فیزیک زمین و فضا**، جلد ۳۸، شماره ۴، ص ۱۵۵-۱۷۳.
- [5] "gprmax," School of Engineering at The University of Edinburgh, 16 1 2018. [Online]. Available: www.gprmax.com.
- [6] C. Warren and A. Giannopoulos, (2011) "Creating finite-difference timedomain models of commercial ground-penetrating radar antennas using Taguchi's optimization method," **Geophysics**, 76, 2, pp. G37-G47.
- [7] M. Elad and M. Aharon, (2006) "Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries," **IEEE Transactions on Image Processing**, 15, 12, pp. 3736-3745.
- [8] J.-L. Starck, M. Elad and D. Donoho, (2005) "Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach," **IEEE Transactions on Image Processing**, 14, 10, pp. 1570-1582.
- [9] J.-L. Starck, M. Elad and D. Donoho, (2004) "Redundant multiscale transforms and

- their application for morphological component separation," **Adv.Imaging Electron Phys**, 132, pp. 287-348.
- [10] J. Starck, Y. Moudden, J. Bobin, M. Elad and D. L. Donoho, (2005) "Morphological component analysis," **SPIE**, 5914, p. 59140Q.
- [11] J. Bobin, Y. Moudden, J. L. Starck and M. Elad, (2006) "Morphological diversity and source separation," **IEEE Signal Processing Letters**, 13, 7, pp. 409-412.
- [12] C. Yu, Q. Qui, Y. Zhao and X. Chen, (2013) "Satellite image classification using morphological component analysis of texture and cartoon layers," **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 10, 5, pp. 1109-1113.
- [13] J.-L. Starck, F. Murtagh and J. M. Fadili, (2010) **sparse image and signal processing**, 1nd Edition, Cambridge University Press, New York, US.
- [14] F. Abujarad, G. Nadim and A. Omar, (2005) "Clutter Reduction and Detection of Landmine Objects in Ground Penetrating Radar Data Using Singular Value Decomposition (SVD)," in International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar, pp. 37-42, Delf, Netherlands.
- [15] M. M. Riaz and A. Ghafoor, (2012) "Information theoretic criterion based clutter reduction for ground penetrating radar," **Progress In Electromagnetics Research B**, 45, pp. 147-164, 2012.
- [16] F. Abujarad and A. Omar, (2006) "GPR data processing using the component separation methods PCA and ICA," in IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques, pp. 60-64, Napoli, Italy.
- [17] B. Karlsen, J. Larsen, H. Sorensen and K. Jakobsen, (2001) "Comparison of PCA and ICA based clutter reduction in GPR systems for anti-personal landmine detection," in IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing, pp. 146-149, Singapore, Singapore.
- [18] A. Hyvarinen, (1999) "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," **IEEE Transactions on Neural Networks**, 10, 3, pp. 626-

- [19] F. Abujafar, A. Jostingmeier and A. S. Omar, (2004) "Clutter removal for landmine using different signal processing techniques," in Proceedings of the Tenth International Conference on Grounds Penetrating Radar, pp. 697-700 Delft, The Netherlands.
- [20] P. K. Verma, A. N. Gaikwad, D. Singh and M. J. Nigam, (2009) "Analysis of clutter reduction techniques for through wall imaging in UWB range," **Progress In Electromagnetics Research B**, 17, pp. 29-48.
- [21] J.-F. Cardoso and A. Souloumiac, (1993) "Blind beamforming for nonGaussian signals," **IEEE Proceedings F - Radar and Signal Processing**, 140, 6, pp. 362-370.
- [22] D. Nabelek and K. C. Ho, (2015) "Detection of deeply buried non-metal objects by ground penetrating radar using non-negative matrix factorization," in SPIE 9454, Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets, pp. 945419, Baltimore, Maryland, United States.
- [23] Z. Xue, J. Li, L. Cheng and P. Du, (2015) "Spectral-spatial classification of hyperspectral data via morphological component analysis-based image separation," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 53, 1, pp. 70-84.
- [24] S. Grosdidier and A. Baussard, (2012) "Ship detection based on morphological component analysis of high-frequency surface wave radar images," **IET Radar, Sonar & Navigation**, 6, 9, pp. 813-821.
- [25] X. Gao, Y. Wan, X. Li and D. Tao, (2010) "On combining morphological component analysis and concentric morphology model for mammographic mass detection," **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 14, 2, pp. 266-273.
- [26] T. Gebremichael, D. Mali and A. M. Zoubir, (2011) "Clutter reduction techniques for GPR based buried landmine detection," in Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies, pp. 182-186, Thuckalay, India.

- [27] Y. -S. Yoon and M. G. Amin, (2009) "Spatial filtering for wall-clutter mitigation in through-the-wall radar imaging," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 47, 9, pp. 3192-3208.
- [28] R. Persico and F. Soldovieri, (2008) "Effects of the background removal in linear inverse scattering," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 46, 4, pp. 1104-1114.
- [29] M. Dehmollaian, M. Thiel and K. Sarabandi, (2009) "Through-the-wall imaging using differential SAR," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 47, 5, pp. 1289-1296.
- [30] J. Yang, T. Jin, X. Huang, J. Thompson and Z. Zhou, (2014) "Sparse MIMO Array Forward-Looking GPR Imaging Based on Compressed Sensing in Clutter Environment," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 52, 7, pp. 4480-4494.
- [31] R. Vicen-Bueno, M. Rosa-Zurera, M. p. Jarabo-Amores and R. Gil-Pita, (2010) "Automatic target detection in simulated ground clutter (Weibull distributed) by multilayer perceptrons in a low-resolution coherent radar," **IET Radar, Sonar & Navigation**, 4, 2, pp. 315-328.
- [32] A. Manandhar, P. A. Torrione, L. M. Collins and K. D. Morton, (2015) "Multiple-Instance Hidden Markov Model for GPR-Based Landmine Detection," **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 53, 4, pp. 1737-1745.
- [33] Bostanudin N., (2013), PhD. Thesis, Computational methods for processing ground penetrating radar data, School Eng., Univ. Portsmouth, Portsmouth, U.K.
- [34] D. Deiana and L. Anitori, (2010) "Detection and classification of landmines using AR modeling of GPR data," in Ground Penetrating Radar (GPR), 2010 13th International Conference on, pp. 1-5 Lecce, Italy.
- [35] M. E. Wall, A. Rechtsteiner and L. M. Rocha, (2003) "Singular Value Decomposition and Principal Component Analysis," in A Practical Approach to Microarray Data Analysis, pp. 91-109 Boston, MA, Springer.

- [36] A. Hyvarinen and E. Oja, (2000) "Independent component analysis: algorithms and applications," **Neural Networks**, 13, 4, pp. 411-430.
- [37] A. Hyvarinen, (1999) "Fast and robust fixed point algorithms for independent component analysis," **IEEE Transactions on Neural Networks**, 10, 3, pp. 626-634.
- [38] E. Bingham and A. Hyvarinen, (2000) "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals," **International Journal of Neural Systems**, 10, 1, pp. 1-8.
- [39] E. Candès, L. Demanet, D. Donoho and X. Ying, (2006) "Fast Discrete Curvelet Transforms," **Multiscale Modeling & Simulation**, 5, 3, pp. 861-899.
- [40] R. G. Baraniuk, (2007) "Compressive sensing," **IEEE Signal Processing Magazine**, 24, 4, pp. 118-121.
- [41] B. K. Bala and S. Audithan, (2014) "Wavelet and curvelet analysis for the classification of microcalcification using mammogram images," in Current Trends in Engineering and Technology (ICCTET), pp. 517-521 Coimbatore, India.
- [42] D. Donoho, (2006) "Compressed sensing," **IEEE Transactions on Information Theory**, 52, 4, pp. 1289-1306.
- [43] D. Kumlu and I. Erer, (2017) "Multiscale directional bilateral filter based clutter removal in GPR image analysis," in 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 2345-2348 Fort Worth, TX, USA.
- [44] J.-L. Starck, Y. Moudden, J. Bobin, M. Elad and D. L. Donoho, (2005) "Morphological component analysis," in SPIE 5914, Wavelets XI, pp. 1-15 San Diego, California, United States.
- [45] M. Zibulevsky and B. Pearlmutter, (2001) "Blind source separation by sparse decomposition in a signal dictionary," **Neural Computation**, 13, 4, pp. 863-882.
- [46] R. Gribonval and M. Nielsen, (2003) "Sparse representations in unions of bases," **IEEE Transactions on Information Theory**, 49, 12, pp. 3320-3325.

- [47] R. Solimene, A. Cuccaro, A. Dell'Aversano, L. Catapano and F. Soldovieri, (2014) "Ground Clutter Removal in GPR Surveys," **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, 7, 3, pp. 792-798.
- [48] S. Mallat and Z. Zhang, (1993) "Atomic decomposition by basis pursuit," **IEEE Transactions on Signal Processing**, 41, pp. 3397-3415.
- [49] S. Goel, A. Verma, S. Goel and K. Juneja, (2015) "ICA in Image Processing: A Survey," in 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology, pp. 144-149 Ghaziabad, India.
- [50] V. V. K. Raju and M. P. Kumar, (2014) "Denoising of MRI and X-Ray images using dual tree complex wavelet and Curvelet transforms," in Communications and Signal Processing (ICCSP), pp. 1844-1848 Melmaruvathur, India.

Abstract

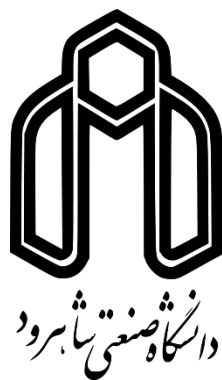
Ground Penetrating Radar (GPR) is the general term applied to techniques which employ radio waves, typically in Mega Hertz and Giga Hertz range, to map structures and features buried in the ground. GPR measurements can suffer from large amount of noise. This primarily caused by interference from other radio wave emitting devices that are present in the surrounding area of the GPR system during data collection. In addition to noise, presence of clutter, reflections from other non-target objects buried underground in the vicinity of the target can make GPR measurement difficult to understand and interpret. Also, the clutter can be caused by direct coupling between transmitting and receiving antennas and reflection from the ground.

In the case of landmine detection, since targets are located near the surface, a target signal may be completely covered by the clutter. Thus, clutter reduction must be performed prior to any target detection scheme in the GPR.

This thesis is concerned with methods that can be applied to GPR data in order to enhance target detection performance. These methods include singular value decomposition (SVD), principal component analysis (PCA), independent component analysis (ICA) and morphological component analysis (MCA). Simulated data with GPRMax software is used for evaluation methods.

The peak signal to noise ratio (PSNR) scores for SVD, PCA, FASTICA, JADE, MCA methods respectively are 32.8, 33.2, 33.1, 37.2 and 45.4 (dB). Also, the MCA method has best result for GPR images contain more than on targets.

Key Words: clutter reduction, image decomposition, morphological component analysis (MCA), ground penetrating radar (GPR), and landmine detection.



Shahrood University of Technology

Faculty of Computer Engineering

M.Sc. Thesis in Artificial Intelligence Engineering

**Clutter Removal in Ground Penetrating Radar Images Using
Morphological Component Analysis**

By: Mahmood Safavi

Supervisors:

Dr. Ali Akbar Pouyan

Dr. Vahid Abolghasemi

2018 January