



تشخیص ناهنجاری در تصاویر ماهواره‌ای فراطیفی

دکتر مهدی مدیری

عضو هیأت علمی دانشکده نقشه‌برداری

mmodiri@ut.ac.ir

چکیده

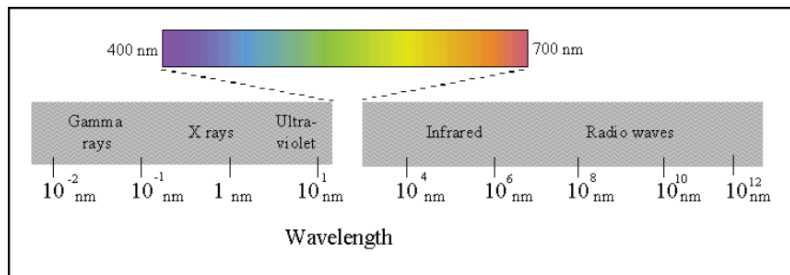
طی سال‌های اخیر تشخیص ناهنجاری در تصاویر ماهواره‌ای فراطیفی، به یکی از کاربردهای مهم آشکارسازی اهداف در دورکاوی تبدیل شده است. در بسیاری از کاربردها، از جمله سامانه‌های نظامی، علاوه بر دقت الگوریتم‌ها، سرعت اجرای آن‌ها نیز از اهمیت بالایی برخوردار است. بسیاری از الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری به دلیل این که باید روی یک تصویر با ابعاد بالا اعمال شوند، از سرعت پایینی برخوردارند.

برای رفع محدودیت مذکور و بهبود کارایی این الگوریتم‌ها، روش‌های کاهش بعد به عنوان عملیات پیش‌پردازش برای این تصاویر توسعه یافته‌اند. برای بررسی دقت الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری به تصویری نیاز است که در آن مختصات دقیق اهداف مشخص باشد. با استقرار اهداف در تصاویر فراطیفی، می‌توان به تصاویری با این خاصیت دست پیدا کرد. لذا از روش استقرار (کاشت) اهداف در تصویر فراطیفی، برای ارزیابی دقیق الگوریتم‌ها، استفاده شده است.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ماهواره‌ای فراطیفی، تشخیص ناهنجاری، کاهش بعد

۱- مقدمه

یکی از کارهای دورکاوی اندازه‌گیری انرژی در قسمت‌های مختلف طیف الکترومغناطیس است. نواحی اصلی در اندازه‌گیری‌های ماهواره‌ای عبارتند از: نور مرئی، مادون قرمز و نواحی مایکروویو. اندازه‌گیری این تابش در باندهای طیفی انجام می‌گیرد. سنجنده‌های دورکاوی به گونه‌ای طراحی شده‌اند، که پاسخ سطح زمین (امواج ساطع شده از آن) را در باندهای طیفی خاصی اندازه می‌گیرند تا به وسیله آن بتوان سطوح مختلف زمین را تشخیص و مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. طراحی سنجنده‌ها بر اساس خصوصیات جذبی مواد سطح زمین، از میان همه قسمت‌های قابل اندازه‌گیری طیف الکترومغناطیس است (<http://spacegrant.nmsu.edu>).



نگاره (۱) : طیف الکترومغناطیس (Shippert 2003)

به طور کلی سنجنده‌های دورکاوی به دو دسته تقسیم می‌شوند: سنجنده‌های غیرفعال^۱ و سنجنده‌های فعال^۲.

سنجنده‌های غیرفعال به یک منبع انرژی خارجی، که معمولاً خورشید است، وابسته هستند. معمول‌ترین سنجنده‌های غیرفعال دوربین‌های عکاسی می‌باشند. سنجنده‌های غیرفعال مورد استفاده در سنجش از دور، از نوع الکترواپتیکی^۳ هستند که عبارتند از: سنجنده‌های پانکروماتیک، چند طیفی، فراطیفی، حرارتی و دید در شب.

سنجنده‌های فعال سنجنده‌هایی هستند که منبع انرژی مورد نیاز را خود دارند. این سنجنده‌ها سیگنالی را به سطح زمین ارسال می‌کنند و میزان بازتابش آن را اندازه می‌گیرند. سنجنده‌های فعال قابلیت کنترل بیشتری دارند زیرا به شرایط تابش منبع انرژی خارجی وابسته نیستند. سنجنده‌های راداری و لیدار^۴ دو نوع اصلی از این نوع هستند (خزایی و همکاران، ۱۳۸۹: ۶۳-۷۴).

الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری، نوع خاصی از روش‌های آشکارسازی هدف هستند که در آن‌ها هیچ اطلاعات اولیه‌ای در مورد اهداف و طیف آن‌ها استفاده نمی‌شود. هدف این الگوریتم‌ها آشکارسازی پیکسل‌هایی در مکعب اطلاعات است که طیف آن‌ها تفاوت زیادی با طیف پس‌زمینه دارد و در مقایسه با پس‌زمینه نوعی ناهنجاری محسوب می‌شوند (Borghys, 2009). این الگوریتم‌ها، برای تشخیص اشیاء مطلوب، از این نظر قدرتمند هستند که مرحله دشوار تصحیح جوئی یک پیش‌نیاز برای آن‌ها نیست و همچنین به آموزش و کتابخانه‌های طیفی نیازی ندارند (Acito, 2004: 41).

روش‌های تشخیص ناهنجاری برای دو منظور استفاده می‌شوند: آشکارسازی اهداف در تصاویر فراطیفی مانند اهداف نظامی استتار شده، دوم به عنوان عملیات پیش‌پردازش برای روش‌های تشخیص خودکار هدف، به این صورت که مناطقی را که در آن‌ها احتمال وجود هدف زیاد است را شناسایی می‌کنند (خزایی و همکاران، ۱۳۸۹: ۶۳-۷۴).

پیشینه تحقیق

مسئله تشخیص ناهنجاری در تصاویر فراطیفی یکی از مسائلی است که در سال‌های اخیر توجه زیادی را به خود جلب کرده است.



جدول (۱): پیشینه تحقیق

موضوع	سال	محققین
اولین الگوریتم تشخیص ناهنجاری، الگوریتم RX است. این الگوریتم یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری است و الگوریتم مبنای این زمینه به حساب می‌آید. خانواده الگوریتم RX خانواده بزرگ و در حال گسترشی هستند. بسیاری از الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری که بعضی از آن‌ها در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند، بر اساس این الگوریتم کار می‌کنند و نسخه‌ی بهبود یافته‌ی آن هستند (۱۳).	۱۹۹۰	رید ^۵ و یو ^۶
در سال ۱۹۹۳ الگوریتم تشخیص ناهنجاری با نام LPD ^۹ در [۲۷] ارائه شد که بر اساس ماتریس همبستگی ^{۱۰} کار می‌کرد. این روش بعدها توسعه داده شد و روش جدیدی تحت عنوان RX-UTD ارائه شد که ترکیبی از الگوریتم RX و LPD بود و دقت تشخیص دو الگوریتم را در مواردی بالا می‌برد [۲].	۱۹۹۳ ۱۹۹۸	اشتون ^۷ و اسکوم ^۸
الگوریتم شبه آنی CRX ^{۱۱} که بر اساس RX کار می‌کند و به جای ماتریس کوواریانس نمونه طیفی از یک ماتریس همبستگی نمونه (که محاسبه آن پردازش بسیار کمتری می‌خواهد) استفاده می‌کند در سال ۲۰۰۱ توسط چنگ ^{۱۱} و همکارانش معرفی شد [۴].	۲۰۰۱	چنگ ^{۱۱}
روشی را با استفاده از مدل ریاضی میدان‌های تصادفی مارکوف با نام GMRF ^{۱۵} ارائه کردند [۱۴].	۲۰۰۱	اسکویزر ^{۱۲} و همکاران
روش DWEST، که از دو پنجره تودرتو و تبدیل خطی با نام EST برای تشخیص ناهنجاری استفاده می‌کرد را معرفی کردند [۳۰]. پیاده‌سازی الگوریتم RX با استفاده از این روش دو پنجره‌ای، روش DWRX نام دارد که این روش دقت تشخیص الگوریتم RX را نیز تا حدی بهبود می‌دهد [۷].	۲۰۰۳	کان ^{۱۶} و همکارانش
در سال روشی با نام NSWTD توسط معرفی شد که حالت کلی الگوریتم DWEST بود و تشخیص ناهنجاری را با استفاده از چند پنجره تودرتو انجام می‌داد [۸].	۲۰۰۴	لیو ^{۱۷} و چنگ
روشی را با نام ACAD ارائه کردند که کارایی الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری مثل RX و CRX را بهبود می‌داد و می‌توانست به صورت بی‌درنگ پیاده شود [۱۰].	۲۰۰۴	مینکای ^{۱۸} و چنگ
با استفاده از ماتریس کوواریانس وزن‌دار، دقت تشخیص الگوریتم RX را افزایش دادند [۱۵].	۲۰۰۵	رن ^{۱۹} و همکارانش
روش کرنلی RX با نام Kernel-RX برای نخستین بار ارائه شد. این روش که بر پایه تئوری کرنل ^{۲۰} بنا شده است، نسخه غیر خطی RX است و دقت تشخیص بسیار بالاتری نسبت به RX دارد. ایده اصلی در روش کرنلی یک نگاهت غیر خطی به یک فضای مشخصه با ابعاد بالاتر (فضای هیلبرت) است [۷].	۲۰۰۵	کان و نصر آبادی
در تصاویر فراطیفی پیکسلی ناهنجاری محسوب می‌شود که دارای طیفی باشد که در صحنه غیر منتظره باشد نه پیکسلی که از لحاظ طیفی با پس‌زمینه‌اش متفاوت است [۶]. به عنوان مثال الگوریتم RX، یک درخت تکی در یک منظره را ممکن است به عنوان ناهنجاری در نظر بگیرد که این صحیح نیست. برای حل این مشکل روشی که تشخیص ناهنجاری را بر اساس خوشه‌بندی ^{۲۲} انجام می‌دهد با نام CBAD [۱۱] در این روش پیکسل‌ها در صورتی ناهنجاری محسوب می‌شوند که قسمتی از خوشه ^{۲۴} پس‌زمینه خود نباشند.	۲۰۰۵	کارلوتو ^{۲۱}
روشی را ارائه کردند که در آن از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای کاهش بعد به عنوان یک عملیات پیش‌پردازش استفاده شد. نتایج حاصل از اعمال این روش روی هفت الگوریتم نشان داد که این روش در بسیاری از حالات، کمترین اثر منفی را در مقدار آماری تشخیص دارد [۱۱].	۲۰۰۵	فارل ^{۲۵} و همکارش



استب ^{۲۶}	۲۰۰۵	تحقیقی انجام شد که در آن اثر روش‌های کاهش بعد و کاهش نویز روی الگوریتم‌های آشکارسازی هدف بررسی شد و نتیجه نهایی این بود که استفاده از روش‌های کاهش بعد باعث می‌شود که کارایی آشکارسازها بهبود یابد و یا این که تغییری نکند. بهبود کارایی به دلیل این است که این روش‌ها، اختلاف بین کلاس‌های پس‌زمینه و هدف را بیشتر می‌کند [۱۲].
رن و همکارانش	۲۰۰۶	الگوریتمی جدید را برای طبقه‌بندی ناهنجاری‌های آشکار شده مطرح کردند که در آن از آماره‌هایی با مراتب بیش از دو استفاده شده بود [۱۵].
دوران ^{۲۷} و همکارش	۲۰۰۷	روشی را برای تشخیص ناهنجاری ارائه کردند که پیچیدگی محاسباتی مناسب و قابلیت پیاده‌سازی به صورت بی‌درنگ را داشت. [۵].
دوران و همکارش	۲۰۰۹	آن‌ها از مدل خطی تجزیه‌ی طیفی ^{۲۸} برای تشخیص بین ناهنجاری‌های نادرست مربوط به مواد خالص و ناهنجاری‌های واقعی ساخت دست انسان استفاده کردند و روشی با میزان نرخ هشدار اشتباه ^{۲۹} پایین برای تشخیص ناهنجاری ارائه کردند [۵].
کیم ^{۳۰} و فینکل ^{۳۱}	۲۰۰۳	از خوشه‌بندی k-means و LLE ^{۳۲} برای تشخیص ناهنجاری در تصاویر فراطیفی استفاده کردند [۱۱].
ما ^{۳۳} و همکارانش	۲۰۱۰	LLE برای تشخیص ناهنجاری در تصاویر فراطیفی مورد بررسی قرار گرفت. بسیاری از الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری به تخمین دقیق آماره‌ی پس‌زمینه نیاز دارند، با توجه به اثر ناهنجاری‌ها روی پس‌زمینه، دست‌یابی به این تخمین دشوار است، این مسئله در LLE نیز وجود دارد. آن‌ها با استفاده از RLLE ^{۳۴} توانستند این مسئله را تا حدی حل کنند و روشی مناسب برای کاهش بعد و افزایش کارایی الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری ارائه کنند. روش پیشنهادی آن‌ها که بر اساس RX کار می‌کرد، RX-RLLE نام گرفت که از سرعت و دقت مناسبی برخوردار بود [۹].

روش

ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری با استفاده از دو معیار سرعت و دقت تشخیص انجام می‌شود. سرعت اجرای الگوریتم‌ها را با استفاده از هر نوع تصویری می‌توان بررسی کرد ولی برای ارزیابی دقت تشخیص الگوریتم‌ها، به تصویر فراطیفی با اهداف مشخص نیاز است. بررسی دقت تشخیص الگوریتم‌ها به دو صورت چشمی و دقیق انجام می‌شود. ارزیابی دقت به صورت بصری را می‌توان روی هر تصویر که ناهنجاری داشته باشد، انجام داد ولی برای بررسی دقیق به تصویری نیاز است که مکان ناهنجاری‌ها در آن مشخص باشند.

مبانی نظری

روش پیشنهادی تبدیل موجک گسسته

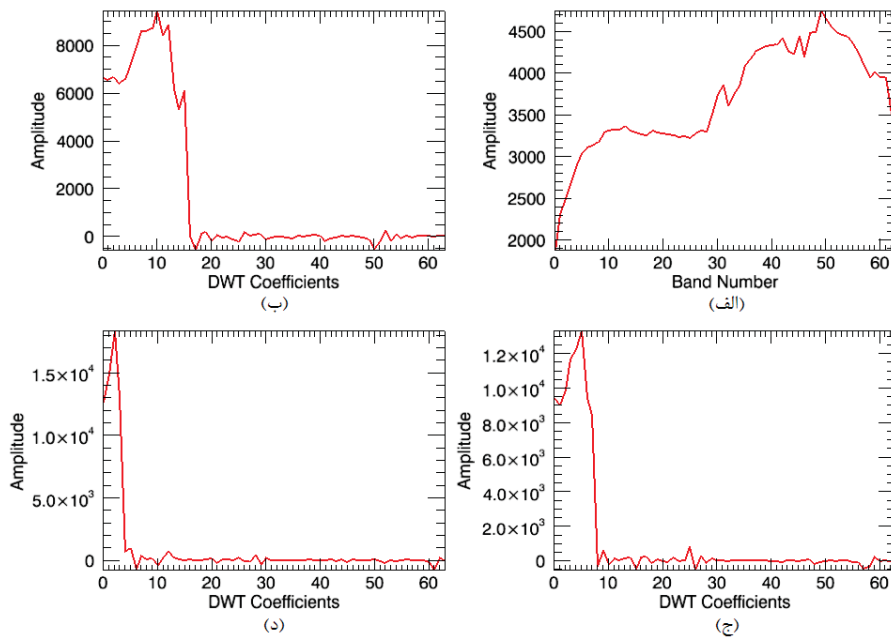
تبدیل موجک گسسته یکی از پرکاربردترین روش‌های آنالیز اطلاعات در حوزه پردازش سیگنال می‌باشد که کاربردهای زیادی دارد. هنگامی که از یک سیگنال تبدیل موجک گسسته گرفته می‌شود، فرکانس‌هایی که بیشترین نقش را در سیگنال اصلی دارند، در سیگنال تبدیل موجک گسسته در نواحی مربوط به آن فرکانس‌ها، به صورت مقادیر با دامنه‌ی بالا خود را نشان می‌دهند. باندهای فرکانسی که نقش چندانی در سیگنال اصلی ندارند، دارای مقادیر بسیار پایین در سیگنال تبدیل موجک گسسته خواهند بود، این نواحی در سیگنال تبدیل موجک گسسته می‌توانند حذف شوند بدون این که اطلاعات مهمی از بین برود. گامی که برای یک پیکسل تصویر فراطیفی که یک سیگنال یک بعدی است، تبدیل



موجک گسسته محاسبه می‌شود، با توجه به این که فرکانس‌های اصلی این سیگنال، فرکانس‌های پایین هستند و معمولاً فرکانس‌های بالا، مربوط به نویز موجود در سیگنال هستند، رفتار اصلی سیگنال را در ضرایب تقریب (خروجی فیلتر پایین‌گذر) می‌توان یافت. در نگاره (۲) طیف مربوط به یک پیکسل تصویر فراطیفی با ۶۴ باند به علاوه ضرایب تبدیل موجک گسسته نشان داده شده است.

روش پیشنهادی تبدیل فوریه‌ی گسسته

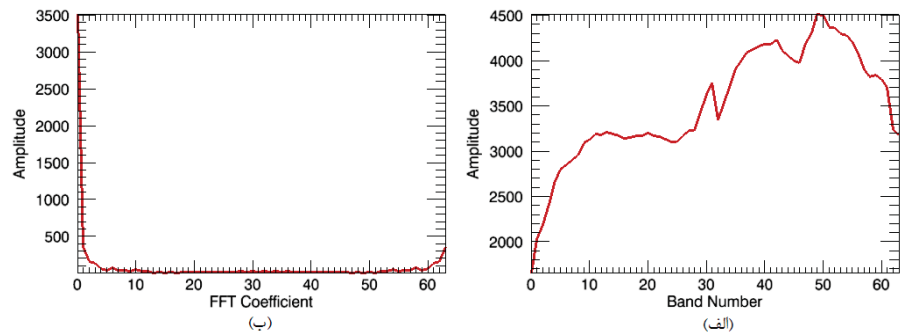
تبدیل فوریه یکی از اساسی‌ترین ابزارهای آنالیز سیگنال‌ها و سیستم‌ها است که قادر است فرکانس‌های موجود در سیگنال‌ها را استخراج کند. به طور کلی قسمت عمده بسیاری از سیگنال‌ها، از جمله طیف یک پیکسل تصویر فراطیفی، از فرکانس‌های پایین تشکیل شده است. به همین دلیل مقادیر مؤلفه‌های ابتدایی اندازه تبدیل فوریه گسسته‌ی سیگنال، که متناظر با فرکانس‌های پایین هستند، دارای اندازه‌ی بالایی هستند و رفتار اصلی سیگنال را در این مؤلفه‌های ابتدایی می‌توان یافت. این مطلب در نگاره (۳) نشان داده شده است.



نگاره (۲): (الف) طیف یک پیکسل تصویر فراطیفی، (ب) ضرایب تبدیل موجک، ۱۶، (ج)

ضرایب تبدیل موجک، ۸ و (د) ضرایب تبدیل موجک، ۴

در این نگاره در قسمت (الف) طیف مربوط به یک پیکسل تصویر فراطیفی با ۶۴ باند و در قسمت (ب) اندازه‌ی تبدیل فوریه‌ی آن نشان داده شده است. همان‌طور که در قسمت (ب) مشخص است اندازه ضرایب متناسب با فرکانس‌های پایین، مقدار بزرگی است و از این خاصیت می‌توان برای کاهش بعد در تصاویر فراطیفی استفاده کرد.



نگاره (۳): (الف) طیف مربوط به پیکسل، (ب) اندازه‌ی تبدیل فوریه گسسته طیف مربوطه

نتیجه گیری

با استفاده از تبدیل موجک گسسته و تبدیل فوریه سریع، که روش‌های کاهش بعد مبتنی بر استخراج ویژگی هستند، روش‌هایی می‌توان ارائه کرد که به عنوان پیش‌پردازش برای الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری عمل کنند و سرعت و دقت تشخیص الگوریتم‌ها را بهبود می‌دهند. از جمله الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری که در پروژه‌های مختلف استفاده می‌شود، الگوریتم‌های LRX، DWRX، KRX و DWEST هستند. به علاوه برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، که به عنوان یک روش کاهش بعد مطرح است، استفاده می‌گردد. در نتیجه‌گیری کلی می‌توان گفت استفاده از روش‌های کاهش بعد در مورد بعضی الگوریتم‌ها مانند LRX و DWRX دقت و سرعت را به میزان زیادی افزایش می‌دهد و در مورد الگوریتم‌هایی مانند DWEST با حفظ دقت، سرعت اجرای آن‌ها را افزایش می‌دهد. افزایش سرعت در این روش‌ها به حدی است که از آن‌ها می‌توان در کاربردهای بی‌درنگ استفاده کرد. در مورد الگوریتم KRX استفاده از این روش‌ها تأثیری روی دقت آن ندارند و سرعت را تقریباً به میزان دو برابر افزایش می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌ها، استفاده از یک روش کاهش بعد به عنوان عملیات پیش‌پردازش برای بسیاری از الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری امری ضروری و لازم است. انتخاب روش پیش‌پردازش باید با توجه به کاربرد و میزان سرعت و دقت مورد نیاز انتخاب شود.

منابع و مآخذ

- 1- Acito, N. Corsini, M. and Cini, A. (2004) "Experimental performance analysis of hyperspectral anomaly detectors," in Image and Signal Processing for Remote Sensing X, Bellingham, WA, pp. 41-51.
- 2- Ashton, E. A. and Schaum, A. (1998) "Algorithms for the detection of sub-pixel targets in multispectral imagery," Photogrammetric engineering and remote sensing, vol. 64, no. 7, pp. 723-731.
- 3- Borghys, D. Truyen, E. Shimoni, M. and Perneel, C. (2009) Anomaly detection in hyperspectral images of complex scenes, in Proceedings of 29th Earsel Symposium, MAI, Chania.
- 4- Chang, C.-I. and Chiang, S. S. (2002) "Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, no. 6, pp. 1314-1325.
- 5- Duran, O. and Petrou, M. (2009) "Spectral unmixing with negative and superunity abundances for subpixel anomaly detection," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 6, no. 1, pp. 152-156.
- ۶- خزایی، صفا و همایونی، سعید و صفری، عبدالرضا (۱۳۸۹) تصویربرداری فرایطیفی و ملاحظات آفا در برابر تهدیدات آن، علوم و فناوری‌های پدافند غیر عامل، سال اول، شماره ۲، صص ۷۴-۷۳.



- 7- Kwon, H. and Nasrabadi, N. M. (2005) "Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 43, no. 2, pp. 388-397.
- 8- Liu, W. and Chang, C.-I. (2004) "A nested spatial window-based approach to target detection for hyperspectral imagery," in IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, Alaska, pp. 266-268.
- 9- Ma, M. Crawford, M. and Tian, J. (2010) "Anomaly Detection for Hyperspectral Images Based on Robust Locally Linear Embedding," Journal of Infrared Millimeter and Terahertz Waves, Springer, pp. 753-762.
- 10- Mingkai, H. and Chang, C.-I. (2004) "Adaptive causal anomaly detection for hyperspectral imagery," in IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, Alaska, pp. 3222-3224.
- ۱۱- صوف باف، سید رضا، صوف باف، سید پویا و ولدان زوج، محمد جواد (۱۳۸۸) «آشکارسازی آنومالی‌ها و اهداف پنهان در تصاویر فراطیفی»، همایش سراسری سامانه اطلاعات مکانی، تهران، صص ۵۵-۶۶.
- 12- Sanderson, R. (2011) Introduction to remote sensing, [Online]. Available: http://spacegrant.nmsu.edu/statewide/projects/remote_sensing.pdf.
- 13- Shippert, P. (2003) "Introduction to hyperspectral image analysis," Online Journal of Space Communication, vol. 3.
- 14- Reed, I. S. and Yu, X. (1990) "Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution," IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 38, no. 10, pp. 1760-1770.
- 15- Schweizer, S. M. and Moura, J. M. F. (2001) "Efficient detection in hyperspectral imagery," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 4, pp. 584-597, Jan.
- 16- Ren, H. (2005) "Weighted anomaly detection for hyperspectral remotely sensed images," in Proceedings of SPIE, pp. 599507-599507-6.

پی نوشت

- 1- Passive Sensors
- 2- Active Sensors
- 3- Electro Optical Sensors
- 4- LIDAR
- 5- Reed
- 6- Yu
- 7- Ashton
- 8- Schaum
- 9- Low Probability Detector
- 10- Correlation Matrix
- 11- Chang
- 12- Causal RX
- 13- Chang
- 14- Schweizer
- 15- Gauss-Markov Random Field
- 16- Kown
- 17- Liu
- 18- Mingkai
- 19- Ren
- 20- Kernel Theory
- 21- Carlotto
- 22- Clustering
- 23- Cluster-Based Anomaly Detection
- 24- Cluster
- 25- Farrell
- 26- Staab
- 27- Duran
- 28- Spectral Unmixing
- 29- False Alarm Rate (FAR)
- 30- Kim
- 31- Finkel
- 32- Locally Linear Embedding
- 33- Ma
- 34- Robust LLE