

جداسازی طیفی با استفاده از الگوریتم

HYCA بهبود یافته

فرشید خواجه‌راینی و حسن قاسمیان*

آزمایشگاه پردازش تصویر و آنالیز اطلاعات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران



چکیده

تصویربرداری ابرطیفی ابزاری مهم در کاربردهای سنجش از دور به‌شمار می‌رود. حس‌گرهای ابرطیفی، نور منعکس‌شده از سطح زمین را در صدها و یا هزاران باند طیفی اندازه‌گیری می‌کنند. در بعضی از کاربردها، بی‌درنگ نیاز به داشتن تصویر در سطح زمین داریم که لازمه این موضوع، وجود پهنای باند زیاد بین حس‌گر و ایستگاه زمینی است. در بیش‌تر مواقع، پهنای باند ارتباطی بین ماهواره و ایستگاه زمینی کاهش می‌یابد و این امر، ما را مستلزم به استفاده از یک روش فشرده‌سازی می‌کند. علاوه بر حجم بالای داده، مشکل دیگر در این تصاویر، وجود پیکسل‌های آمیخته است. تجزیه و تحلیل پیکسل‌های آمیخته یا جداسازی طیفی، تجزیه پیکسل‌های آمیخته به مجموعه‌ای از اعضای پایانی و فراوانی‌های کسری آن‌هاست. به دلیل بالا بودن این حجم و به تبع آن، دشوار بودن پردازش و تجزیه و تحلیل مستقیم این اطلاعات و البته قابل فشرده‌بودن این تصاویر، در سال‌های اخیر روش‌هایی تحت عنوان «حس‌گری فشرده و جداسازی» معرفی شده است. الگوریتم HYCA یکی از الگوریتم‌هایی است که با توجه به ویژگی‌های ذاتی تصاویر، سعی در فشرده‌سازی این تصاویر کرده است. یکی از ویژگی‌های بارز این الگوریتم، سعی در استفاده از اطلاعات مکانی به‌منظور بازسازی بهتر داده‌ها است. در این پژوهش، روشی مطرح شده است که علاوه بر اطلاعات مکانی، از اطلاعات طیفی (پیکسل‌های غیرهمسایه) موجود در تصاویر، آن هم به‌صورت بی‌درنگ استفاده کند. برای اضافه کردن اطلاعات غیر از پیکسل‌های همسایه، یک روش بخش‌بندی بی‌درنگ معرفی شده است که برای بخش‌بندی درست، میزان شباهت پیکسل‌ها در نظر گرفته می‌شود و شکل حاصله در هر بخش محدود به هیچ شکل هندسی خاصی نمی‌شود. برای ارزیابی میزان کارایی روش پیشنهادی، در بخش نتایج از هر دو داده ابرطیفی ساختگی و واقعی استفاده شده است. علاوه بر آن، نتایج کار با یک سری روش‌های سنتی در این حوزه مقایسه شده است. نتایج به‌دست آمده حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی در معیار NMSE تا 0.6×10^{-5} برای داده ساختگی و 5.8×10^{-5} برای داده واقعی است.

واژگان کلیدی: اطلاعات طیفی و مکانی، الگوریتم HYCA، تصاویر ابرطیفی، جداسازی طیفی، حس‌گری فشرده.

Spectral Unmixing Using Improved HYCA Algorithm

Farshid Khajeh Rayeni & Hassan Ghassemian*

Image Processing and Information Analysis Laboratory (IPIA Lab), Faculty of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Abstract

Hyperspectral (HS) imaging is a significant tool in remote sensing applications. HS sensors measure the reflected light from the surface of objects in hundreds or thousands of spectral bands, called HS images. Increasing the number of these bands produces huge data, which have to be transmitted to a terrestrial station for further processing. In some applications, HS images have to be sent instantly to the station requiring a high bandwidth between the sensors and the station. Most of the time, the bandwidth between the

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

satellite and the station is narrowed limiting the amount of data that can be transmitted, and brings the idea of Compressive Sensing (CS) into the minds. In addition to the large amount of data, in these images, mixed pixels are another issue to be considered. Despite of their high spectral resolution, their spatial resolution is low causing a mixture of spectra in each pixel, but not a pure spectrum. As a result, the analysis of mixed pixels or Spectral Unmixing (SU) technique has been introduced to decompose mixed pixels into a set of endmembers and abundance fraction maps. The endmembers are extracted from spectral signatures related to different materials, and the abundance fractions are the proportions of the endmembers in each pixel. In recent years, due to the large amount of data and consequently the difficulties of real-time signal processing, and also having the ability of image compression, methods of Compressive Sensing and Unmixing (CSU) have been introduced. Two assumptions have been considered in these methods: the finite number of elements in each pixel and the low variation of abundance fractions.

HYCA algorithm is one of the methods trying to compress these kinds of data with their inherent features. One of the sensible characteristics of this algorithm is to utilize spatial information for better reconstruction of the data. In fact, HYCA algorithm splits the data cube into non-overlapping square windows and assumes that spectral vectors are similar inside each window. In this study, a real-time method is proposed, which uses the spectral information (non-neighborhood pixels) in addition to the spatial information. The proposed structure can be divided into two parts: transmitting information into the satellites and information recovery into the stations.

In the satellites, firstly, to utilize the spectral information, a new real-time clustering method is proposed, wherein the similarity between the entire pixels is not restricted to any specific form such as square window. Figure 3 shows a segmented real HS image. It can be seen that the considering square form limits the capability of the HYCA algorithm and the similarity can be found in the both neighborhood and non-neighborhood pixels. Secondly, to utilize similarity in each cluster, different measurement matrices are used. By doing this, various samples can be achieved for each cluster and further information are extracted. On the other hand, usage of different measurement matrices may affect the system stability. As a matter of fact, generating the different measurement matrices is not simple and increases complexity into the transmitters. Therefore, it conflicts with the aim of CS theory, reducing complexity into the transmitters. As a result, in the proposed method, the number of the clusters is determined by the number of the producible measurement matrices. Figure 4 shows the schematic of the proposed structure in the satellites.

In the stations, we follow HYCA procedure in equation 8 and 9, but the different similar pixels are applied to the both equations. By doing this, we reach to the improved HYCA algorithm. Finally, the proposed structure is shown in the Table 1.

To evaluate the proposed method, both real and simulated data have been used in this article. In addition, normalized mean-square error is considered as an error criteria. For the simulated data, in constant measurement sizes, the effects of the additive noise, and for real data, the effects of measurement sizes have been investigated. Besides, the proposed method has been compared with HYCA and C-HYCA and some of the traditional CS based methods. The experimental results show the superiority of the proposed method in terms of signal to noise ratios and the measurement sizes, up to 0.6×10^{-5} in the simulated data and 5.8×10^{-5} in the real data, which makes it suitable in the real-world applications.

Keywords: Compressive Sensing (CS), HYCA algorithm, hyperspectral imaging, spatial and spectral information, spectral unmixing.

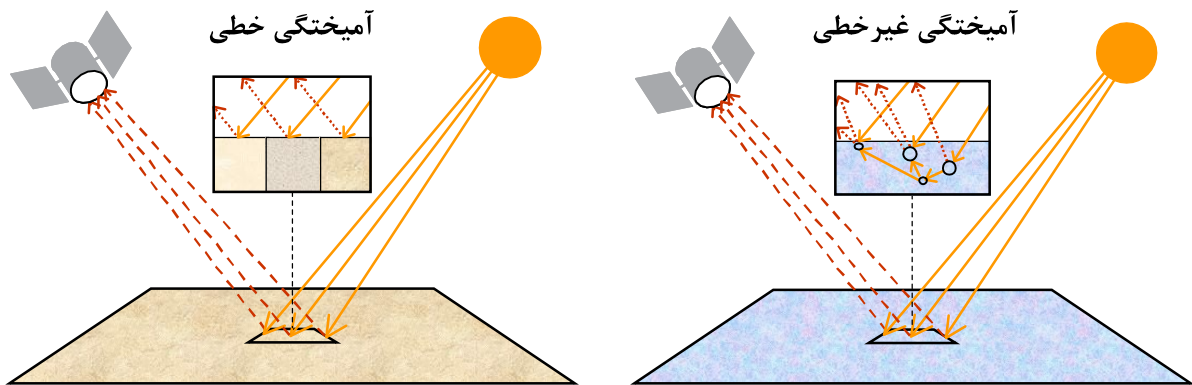
۱- مقدمه

تصویربرداری ابرطیفی در بسیاری از کاربردهای مهم سنجش از دور مانند تصویربرداری نجومی قابل استفاده است [1]. بیشتر حس‌گرهای ابرطیفی مانند سنجنده AVIRIS، محدوده طیف مرئی و نزدیک فرورسرخ (VNIR) (۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) را پوشش می‌دهند. داده‌های جمع‌آوری شده با این حس‌گرها قابل مشاهده در دو بعد مکانی و یک بعد طیفی هستند که به اصطلاح مکعب داده‌های ابرطیفی نامیده می‌شوند [2].

یکی از اثرات غالب در سنجش از دور ابرطیفی، آمیخته شدن بازتاب مواد مختلف موجود در یک پیکسل است. این مشکل هنگامی به وجود می‌آید که وضوح مکانی سنجنده ابرطیفی درمقابل اشیائی که در صحنه وجود دارند، کم است

تصویربرداری ابرطیفی یکی از ابزارهای مهم سنجش از دور^۱ محسوب می‌شود. این نوع از تصاویر در واقع نقشه‌های مکانی از تغییرات شدت نور در تعداد زیادی باند طیفی یا طول موج هستند. به عبارت دیگر، به این تصاویر به عنوان اندازه‌گیری از طیف نور فرستاده شده یا منعکس شده از هر نقطه‌ی مکانی در صحنه نیز می‌توان نگاه کرد. از آنجا که عناصر شیمیایی، امضاهای طیفی منحصر به فردی دارند، مشاهده طیف با وضوح مکانی و طیفی زیاد، اطلاعات مفیدی از ویژگی‌های مواد موجود در صحنه با دقت بسیار بیشتری از آنچه با تصاویر سه‌رنگ متداول ممکن است، فراهم می‌کند. در نتیجه

^۱ Remote Sensing



(شکل-1): مدل‌های آمیختگی خطی و غیرخطی
(Figure-1): Linear and Nonlinear mixture models

بسیار دشوار خواهد بود (شکل (۱)) [7]. معضل دیگر در بحث سنجش از دور ابرطیفی زمانی پیش می‌آید که نیاز به داشتن تصویر ابرطیفی در سطح زمین آن هم به صورت بی‌درنگ پیدا می‌شود. حجم بالای این داده‌های^۷ اخذشده توسط حس‌گرها و نیاز به پردازش بی‌درنگ در سطح زمین، ما را ملزم به استفاده از یک روش فشرده‌سازی (باتلاف^۸ و یا بدون اتلاف^۹) می‌کند. در این حالت به دنبال راه‌حلی هستیم که هر دو معضل پیکسل‌های آمیخته و حجم بالای تصویر را به‌طور همزمان رفع کند. از آنجا که هدف اصلی این کار، جداسازی است و فشرده‌سازی در واقع به‌عنوان یک هدف فرعی (بسته به کاربرد) در نظر گرفته می‌شود و تنها زمانی که نیاز به جداسازی بی‌درنگ تصویر ابرطیفی داشته باشیم، به سراغ فشرده‌سازی می‌رویم؛ به این دسته روش‌ها، «جداسازی طیفی با استفاده از فشرده‌سازی» اطلاق می‌شود.

به‌منظور فشرده‌سازی این تصاویر می‌توان از روش‌های مرسوم فشرده‌سازی مانند JPEG، JPEG2000 و ... [8] استفاده و آن‌ها را به هر باند تصویر اعمال کرد؛ اما به دلیل دو ویژگی ذاتی: همبستگی^{۱۰} زیاد داده‌های تصویر در دو حوزه مکان و طیف و رتبه پایین بودن^{۱۱} ماتریس مکعب داده ابرطیفی، نیاز به یک روش کارآمدتر احساس می‌شود [9].

و مواد مختلفی آشکارا در پیکسل حضور دارند یا وقتی که سطح، ترکیبی از تعداد زیادی مواد مختلف است که با هم آمیخته شده‌اند. در این صورت هر سامانه تصویربرداری عملی تنها مخلوط به‌وجودآمده را مشاهده می‌کند. برای حل این مشکل، جداسازی طیفی^۱ [3] به‌منظور تجزیه طیف اندازه‌گیری‌شده^۲ یک پیکسل به مجموعه‌ای از اعضای پایانی^۳ و فراوانی کسری^۴ مربوطه معرفی شده است. در سال‌های اخیر روش‌های بسیاری به‌منظور جداسازی داده‌های ابرطیفی معرفی شده است که از جمله آن‌ها می‌توان به VCA^۴ و N-^۵ FINDR و PPI^۵ اشاره کرد [4]-[6].

بسیار متداول است که فرض می‌کنند بازتاب منعکس‌شده از مواد مختلف به‌صورت خطی و جمع‌شونده (LMM^۶) با هم آمیخته شده‌اند؛ حتی برای مواردی که ممکن است، این حالت برقرار نباشد. برای موقعیت‌های بسیاری این فرض منطقی است و با پردازش مناسب به‌صورت پایدار، اعضای پایانی و درصد حضور هر یک از آنها (فراوانی‌های کسری) را می‌توان استخراج کرد؛ اما مواردی نیز وجود دارد که فرآیند آمیختگی به ترکیب‌های غیرخطی منجر می‌شود. این حالت در مواردی رخ می‌دهد که ساختار سه‌بعدی در پیکسل اندازه‌گیری‌شده وجود دارد و انرژی نوری قبل از اینکه مسیر به سمت حس‌گر را طی کند، جهش‌های مختلفی را بین اشیاء می‌پیماید. بدون دانستن جزئیات این ساختار سه‌بعدی، جداسازی سهم مواد مختلف در پیکسل

- 7 Real Time
- 8 Lossy
- 9 Lossless
- 10 Correlation
- 11 Low Rank

- ¹ Spectral Unmixing
- ² Endmembers
- ³ Abundance Fraction
- ⁴ Vertical Component Analysis (VCA)
- ⁵ Pixel Purity Index (PPI)
- ⁶ Linear Mixture Model (LMM)

خطی همه n_e جزء تشکیل‌دهنده تصویر در فراوانی مربوطه هرکدام می‌توان به‌دست آورد؛ در نتیجه برای هر پیکسل می‌توان نوشت:

$$x_i = \sum_{j=1}^{n_e} w_{ij} h_j + n_i \quad (1)$$

که در آن x_i شدت نور رسیده به سنجنده در باند i ($i = 1:n_b$) نام، w_{ij} بازتاب ماده انتهایی نام در باند نام، h_j فراوانی کسری مربوط به ماده نام در سطح پیکسل و n_i هم نوفه اضافه‌شده در باند نام است. با نوشتن رابطه (۱) برای تمام n_p پیکسل تصویر، می‌توان شکل ماتریس این رابطه خطی را به‌صورت رابطه (۲) به‌دست آورد.

$$X = WH + N \quad (2)$$

که در آن $X \in \mathbb{R}^{n_b \times n_p}$ ماتریس داده ابرطیفی، $W \in \mathbb{R}^{n_b \times n_e}$ ماتریس امضای طیفی است که از کتابخانه‌های طیفی در دسترس مانند کتابخانه $ASTER^2$ و یا $USGS^3$ و یا الگوریتم‌هایی مانند VCA ، $NFINDR$ و ... برداشته می‌شود، $H \in \mathbb{R}^{n_e \times n_p}$ ماتریس فراوانی‌های کسری است (که مجهول فرض می‌شود) و $N \in \mathbb{R}^{n_b \times n_p}$ نوفه اندازه‌گیری‌شده توسط سنجنده در نظر گرفته می‌شود. از نظر فیزیکی نیز، دو قید به ماتریس فراوانی‌های کسری تحمیل می‌شود. قید نامنفی بودن فراوانی‌های کسری (ANC^4) نشان‌دهنده آن است که فراوانی یک ماده در پیکسل، نمی‌تواند منفی باشد. به این مفهوم که یا ماده در پیکسل حضور دارد که فراوانی آن غیر صفر است و یا حضور ندارد که فراوانی آن صفر در نظر گرفته می‌شود (رابطه ۳)؛ قید مجموع یک‌بودن فراوانی‌های کسری (ASC^5) نیز بر این نکته تکیه دارد که مواد موجود در هر پیکسل، سطح پیکسل را به‌طور کامل پوشش می‌دهند بنابراین مجموع مقادیر فراوانی‌های کسری برای هر پیکسل باید برابر یک باشد (رابطه ۴).

$$h_i \geq 0, \quad i = 1:n_e \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{n_e} h_i = 1 \quad (4)$$

² <http://speclib.jpl.nasa.gov/>

³ <http://speclab.cr.usgs.gov>

⁴ Abundance Nonnegativity Constraint

⁵ Abundance Sum-to-one Constraint

یکی از روش‌هایی که به‌دلیل سرعت و دقت بالای آن، در همین اواخر در زمینه پردازش سیگنال مورد توجه قرار گرفته، حس‌گری فشرده (CS^1) [10]-[12] است. این روش با استفاده از فرض تنک‌بودن فراوانی‌های کسری، سعی در فشرده‌سازی و پس از آن بازسازی تصویر اولیه می‌کند. با توجه به تعداد محدود عناصر تشکیل‌دهنده صحنه به صحیح‌بودن فرض تنک‌بودن می‌توان پی برد. علاوه بر آن در یک تصویر، بسیاری از پیکسل‌ها، فراوانی شبیه به هم دارند و می‌توان هم خود فراوانی‌ها و هم تغییرات آن‌ها را تنک در نظر گرفت [13]، [14]. یکی از الگوریتم‌هایی که به‌تازگی در این زمینه معرفی شده، الگوریتم $HYCA$ [15]، [16] است که در آن سعی کرده با در نظر گرفتن اطلاعات مکانی موجود در یک تصویر به فشرده‌سازی و بازسازی تصویر ابرطیفی بپردازد. از آنجا که در این‌گونه تصاویر، اطلاعات طیفی راهگشای ما در خیلی از مسائل می‌توانند باشند، در این پژوهش سعی به استفاده از این اطلاعات به‌منظور بازسازی بهتر داده‌های ابرطیفی شده است.

در ادامه مقاله از آنجایی که برای حل مسئله پیش رو، از ترکیب دو روش جداسازی طیفی و حس‌گری فشرده استفاده می‌شود، در ابتدا، به معرفی مدل خطی مسئله جداسازی طیفی در بخش دو می‌پردازیم. در ادامه این بخش، نظریه حس‌گری فشرده را معرفی کرده و الگوریتم‌های بازسازی مورد استفاده را بیان می‌کنیم. بخش سه را به بررسی الگوریتم $HYCA$ و فرم مقید آن ($C-HYCA$) و بیان روش پیشنهادی که سعی به اضافه‌کردن اطلاعات طیفی در آن دارد، اختصاص دادیم و سپس در بخش چهار، روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های ابرطیفی ساختگی و واقعی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. بخش پنج و شش هم به ترتیب شامل نتیجه‌گیری و مراجع هستند.

۲- طرح مسئله حس‌گری فشرده و جداسازی

قبل از اینکه به بحث حس‌گری بپردازیم، بهتر است مروری به روابط ریاضی و قیود اضافه‌شده به تصویر در بحث جداسازی طیفی بپردازیم. در مدل خطی فرض بر این است که عناصر تشکیل‌دهنده تصویر، به‌صورت شطرنجی در سطح هر پیکسل پخش شده‌اند و طیف هر پیکسل را از ترکیب

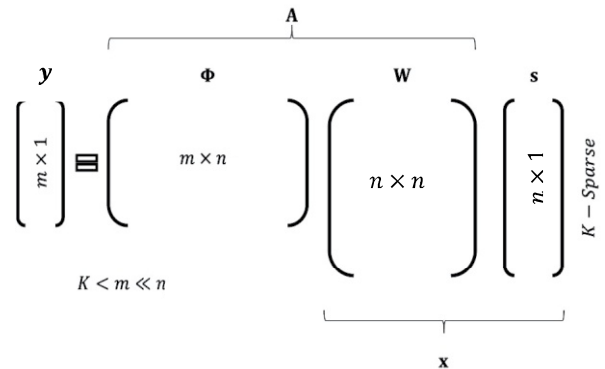
¹ Compressive Sensing (CS)

۲-۱ - نظریه حس‌گری فشرده

مبحث CS که ابتدا در مقالات [10]-[12] معرفی شد حاصل به‌کارگیری شرط تنک‌بودن در مساله نمونه‌برداری است. فرض کنید بردار $x_{n \times 1}$ یک سیگنال گسسته و متناهی در زمان باشد. $x_{n \times 1}$ یک سیگنال k -تنک است اگر نمایش این سیگنال در یک حوزه متعامد یکه، بیشینه k مؤلفه غیرصفر داشته باشد؛ به بیان ریاضی:

$$x_{n \times 1} = \Psi_{n \times n} \cdot s_{n \times 1} \quad (5)$$

به طوری که $\Psi_{n \times n}$ ماتریس یکانی معرف حوزه متعامد یکه و $s_{n \times 1}$ برداری با بیشینه درایه غیرصفر است.



(شکل-۲): شمای کلی نظریه حس‌گری فشرده
(Figure-2): Compressive Sensing theory scheme

در حس‌گری فشرده به دنبال این هستند که عملیات نمونه‌برداری به صورت غیروفقی^۱ و خطی صورت گیرد. به عبارت دیگر اگر بردار نمونه‌ها را با $y_{m \times 1}$ نشان داده شود:

$$y_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} \cdot x_{n \times 1} = \Phi_{m \times n} \cdot \Psi_{n \times n} \cdot s_{n \times 1} \quad (6)$$

که ماتریس $\Phi_{m \times n}$ که به ماتریس اندازه‌گیری^۲ معروف است مستقل از $s_{n \times 1}$ انتخاب شده است. درحقیقت ابعاد ماتریس اندازه‌گیری، نرخ فشرده‌سازی را مشخص می‌کند. اگر نمونه‌برداری بدون از دست رفتن اطلاعات صورت گرفته باشد، یک بردار n بعدی به یک بردار m بعدی معادل تبدیل شده است.

۲-۲ - بازسازی سیگنال

برای بازسازی بردار x (یا بردار تنک s که معادل x است) با

معادله فرو-معین^۳ زیر روبه‌رو هستند:

$$y_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} \cdot \Psi_{n \times n} \cdot s_{n \times 1} = A_{m \times n} \cdot s_{n \times 1} \quad (7)$$

که در حالت $m \ll n$ بی‌شمار جواب دارد؛ اما در اینجا شرط تنک‌بودن $s_{n \times 1}$ مجموعه جواب‌ها را محدود می‌کند. سؤال اصلی در این است که تحت چه شرایطی جواب به‌اندازه کافی تنک، در محدوده جواب یکتا است و در صورت یکتا بودن چگونه می‌توان با داشتن بردار $y_{m \times 1}$ به بردار تنک $s_{n \times 1}$ دست یافت. در شکل (۱) شمای کلی این نظریه نشان داده شده است.

۳ - الگوریتم‌های مطرح شده

همان‌طور که در مقدمه پژوهش توضیح داده شد، یکی از ویژگی‌های منحصر به فرد تصاویر ابرطیفی، همبستگی زیاد داده‌های تصویر در هر دو حوزه مکان و طیف است که باعث تغییرات اندک داده‌ها و به عبارت دیگر تنک‌بودن تغییرات این تصاویر در هر دو حوزه است. از این رو CS را هم در حوزه مکان با نمونه‌برداری از پیکسل‌ها [17]، [18] و هم در حوزه طیف با نمونه‌برداری از باندهای طیفی [19]، [20] می‌توان اعمال کرد. علاوه بر آن نیز می‌توان با استفاده از روش مخلوط^۴ از اطلاعات هر دو حوزه استفاده کرد. در این پژوهش سعی بر نمونه‌برداری از باندهای طیفی به منظور استفاده از روش CS شده است.

۳-۱ - الگوریتم‌های HYCA و C-HYCA

الگوریتم‌های HYCA و HYCA مقید (معرفی شده در مقالات [15]، [16])، یکی از کارآمدترین الگوریتم‌های معرفی شده در حوزه حس‌گری فشرده و جداسازی هستند. این الگوریتم‌ها با اعمال CS در حوزه طیف، سعی در فشرده‌سازی تصاویر ابرطیفی در سنجنده‌ها و سپس بازسازی بهینه آن‌ها در پایگاه‌های زمینی دارند. از آنجایی که روش پیشنهادی بهبود یافته الگوریتم HYCA است در این قسمت به اختصار به بیان این الگوریتم می‌پردازیم:

در الگوریتم HYCA، در قسمت ارسال اطلاعات در سنجنده، از ایده استفاده از اطلاعات مکانی تصویر استفاده شده است. طبق این ایده، در ابتدا مکعب داده ابرطیفی را به یک سری مربع‌های غیرهمپوشان به اندازه $w_s \times w_s$ تقسیم

³ Under-determined

⁴ Hybrid

¹ Non-adaptive

² Measurement Matrix

که $\| \cdot \|$ نشان‌دهندهٔ نرم ℓ_2 ، بالانویس (i) نمایان‌گر ماتریس مورد استفاده برای پیکسل i ام و:

$$\text{TV}(H) \triangleq \sum_{i=1}^{n_e} \sum_{j=1}^{n_p} \sqrt{(D_h(i,j)(H))^2 + (D_v(i,j)(H))^2} \quad (10)$$

که عملگرهای D_h و D_v به ترتیب فاصله افقی و عمودی پیکسل‌ها را از هم محاسبه می‌کند. علاوه بر آن، $H \in \mathbb{R}^{n_e \times n_p}$ ماتریس فراوانی‌های کسری است که به دلیل وجود تعداد عناصر محدود در هر پیکسل و تغییرات اندک درایه‌های غیر صفر آن، فرض تنک بودن گرادینان برای آن در نظر گرفته شده است. ماتریس $A \in \mathbb{R}^{m \times n_e}$ هم ماتریس حاصل از ضرب دو ماتریس اندازه‌گیری $\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n_b}$ و ماتریس امضای طیفی $W \in \mathbb{R}^{n_b \times n_e}$ است. ماتریس $F \in \mathbb{R}^{m \times n_p}$ نیز ماتریس فشرده شده است که در بحث CS به دنبال بازسازی فراوانی‌های کسری از روی آن هستند.

برای حل الگوریتم HYCA که در رابطه (۸) نشان شده است، مشابه روش ارائه‌شده در مقاله [21]، ابتدا صورت مسئله را به صورت رابطه (۱۱) که فرم آن آشناست، بازنویسی می‌شود؛ سپس با استفاده از الگوریتم ADMM^۲ تابع لاگرانژ مسئله جدید شکل داده و آن را به زیرمسئله‌های بدون قید تبدیل کرده و با محاسبه کردن روابط به‌روزرسانی، در هر دوره تنها یکی از متغیرها غیرثابت فرض شده و آن به‌روزرسانی می‌شود.

$$\begin{aligned} \min_{H, U_1, U_2, U_3, U_4} \quad & \frac{1}{2} \|F - AU_1\|_F^2 + l_{R+}(U_2) + \lambda_{\text{TV}} \|(U_3, U_4)\| \\ \text{s.t.} \quad & U_1 = H \\ & U_2 = H \\ & (U_3, U_4) = (D_h, D_v)H \end{aligned} \quad (11)$$

که در آن $\| \cdot \|_F$ نشان‌دهنده نرم فروبنیوس^۳ و تابع $l_{R+}(U_2) = \sum_{i=1}^{n_e n_p} l_{R+}(h_i)$ نشان‌دهنده قید غیرمنفی بودن فراوانی‌های کسری است و زمانی که عضو λ ام ماتریس فراوانی غیرمنفی باشد، مقدار آن صفر و در غیراین صورت بی‌نهایت در نظر گرفته می‌شود.

برای الگوریتم C-HYCA معرفی شده در رابطه (۹)، نیز همانند حالت قبل شکل مسئله را به فرم رابطه (۱۲) بازنویسی می‌شود:

کرده و با فرض اینکه مواد درون پیکسل‌های داخل هر مربع، تکه‌ای هموار^۱ و بسیار شبیه به هم هستند، پیکسل‌های داخل هر مربع را در ماتریس‌های اندازه‌گیری مختلف ضرب کرده تا بتواند اطلاعات بیشتری را دل سیگنال بیرون بکشد.

در اینجا توضیح این نکته ضروری است که چرا استفاده از ماتریس‌های اندازه‌گیری مختلف در پیکسل‌های مشابه می‌تواند به بهبود عملکرد روش پیشنهادی کمک کند؟ فرض کنید در بدترین حالت ممکن در یک تصویر، دو پیکسل به‌طور کامل مشابه وجود داشته باشد؛ در صورتی که از یک ماتریس اندازه‌گیری یکسان جهت نمونه‌برداری از این دو پیکسل مشابه استفاده شود، اطلاعات یکی از نمونه‌ها دور ریخته خواهد شد؛ ولی درحالی‌که از دو ماتریس متفاوت جهت نمونه‌برداری استفاده شود، خروجی دو پیکسل دو بردار متفاوت و این به مانند این است که از یک نمونه تصویر، دو نمونه استخراج شده و میزان اطلاعات در دسترس نسبت به حالت قبل دو برابر شده است. باید دقت کرد که افزایش کارایی سامانه و دسترسی به دقت مطلوب، همیشه هزینه‌ای در پی خواهد داشت. در اینجا نیز این قضیه مستثنی نیست؛ استفاده از ماتریس‌های اندازه‌گیری مختلف جهت نمونه‌برداری از پیکسل‌های مشابه، منجر به ناپایداری سامانه ابداعی می‌تواند شود. درحقیقت از آنجایی که تولید این ماتریس‌های اندازه‌گیری (طبق شرایط بیان شده در تئوری CS) کار آسانی نیست، فرض داشتن تعداد بیشماری از این ماتریس‌ها را نمی‌توان اختیار کرد. علاوه بر نکته ذکر شده باید توجه کرد که افزایش تعداد این ماتریس‌ها، باعث افزایش پیچیدگی سامانه در فرستنده (سنجنده) خواهد شد که این خلاف اصل نخست تئوری CS (یعنی پیچیدگی اندک در فرستنده) است. به همین منظور در روش پیشنهادی سعی شده است بین تعداد ماتریس‌های اندازه‌گیری و پیچیدگی فرستنده یک مصالحه برقرار شود؛ در واقع تعداد ماتریس‌های اندازه‌گیری بسته به دقت مورد نظر دارد. با این انتخاب، دیگر نباید نگران پیچیدگی سامانه و مشکلات سخت‌افزاری پیش رو بود.

بعد از ارسال اطلاعات، الگوریتم HYCA در بخش بازسازی اطلاعات به حل یکی از دو تابع هزینه زیر می‌پردازد:

$$\text{HYCA:} \quad \min_{H \geq 0} \frac{1}{2} \|F^{(i)} - A^{(i)}H\|^2 + \lambda_{\text{TV}} \text{TV}(H) \quad (8)$$

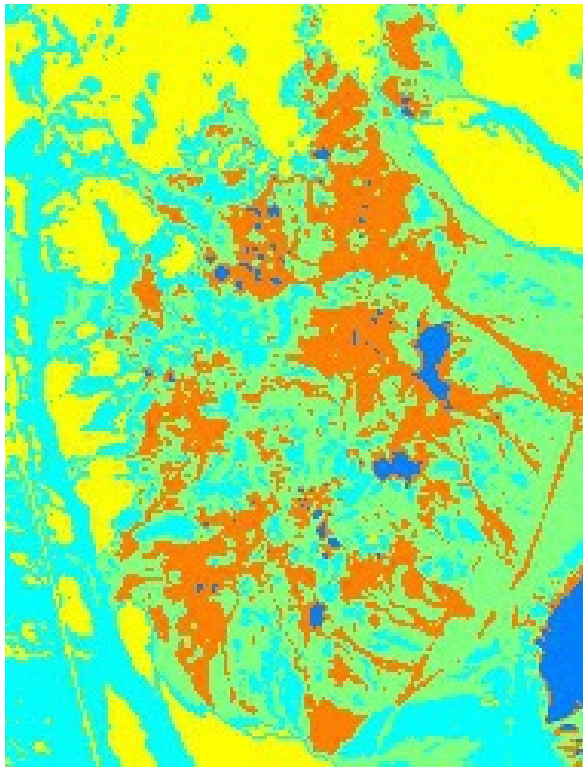
$$\text{C-HYCA:} \quad \min_{H \geq 0} \text{TV}(H) \quad \text{s.t.} \quad \|F^{(i)} - A^{(i)}H\| \leq \sigma \quad (9)$$

^۲ Alternating Direction Method of Multipliers

^۳ Frobenius norm

^۱ Piecewise smooth

ملزم به یکسان سازی طول هر دسته می کند. در ادامه روش ابداعی به منظور بخش بندی بی درنگ داده ها بیان می شود.



(شکل ۳): بخش بندی داده Cuprite با استفاده از الگوریتم FCM (Figure-3) Segmented Cuprite dataset using FCM algorithm

۱-۲-۳- ارسال اطلاعات در سنجنده

در مرحله نخست باید پیکسل ها را با توجه به میزان شباهتشان به یکدیگر دسته بندی و سپس عملیات نمونه برداری را آغاز کرد. به منظور دسته بندی پیکسل های شبیه به هم، سنجنده (مطابق روندنمای نشان داده شده در شکل (۴) در ابتدا بردار طیفی پیکسل شماره یک را از صحنه مورد نظر برمی دارد (X_1) و آن را به عنوان نماینده دسته نخست (R_1) فرض می کند؛ سپس آن را با ضرب کردن در نخستین ماتریس اندازه گیری (Φ_1) فشرده کرده و سپس بردار فشرده شده (F_1) و شماره دسته مربوطه را ارسال می کند. در مرحله بعد با افزایش شمارنده پیکسل ها (n)، پیکسل بعدی را از صحنه برمی دارد؛ سپس فاصله اقلیدسی آن را به ترتیب با نماینده دسته ها مقایسه کرده و دسته ای که میزان این فاصله از THR تعریف شده، کمترین فاصله را داشته باشد، پیکسل مورد نظر را به دسته مشخص شده اختصاص می دهد. در اینجا برای جلوگیری از افزایش پیچیدگی (محدودیت تعداد ماتریس های اندازه گیری) اگر تعداد عناصر دسته مربوطه (n_i) از تعداد ماتریس های

$$\begin{aligned} & \min_{H, U_1, U_2, U_3, U_4, U_5} \| (U_1, U_2) \| + l_{B(\sigma)}(U_3) + \\ & \quad l_{R+}(U_4) \\ \text{s.t. } & (U_1, U_2) = (D_h, D_v)H \\ & U_3 = F - A(U_5) \\ & U_4 = H \\ & U_5 = H \end{aligned} \quad (12)$$

که در آن $l_{B(\sigma)}(U_3)$ نشان دهنده دایره ای به شعاع σ است، که اگر $\sigma \leq \|U_3\|_F$ باشد، مقدار آن صفر وگرنه مقدار بی نهایت برای آن فرض می شود. پس از حل مسئله های (۱۱) و (۱۲)، روابط به روزرسانی آن به دست می آید [15].

۲-۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش به منظور بهبود عملکرد الگوریتم HYCA سعی در تکمیل این الگوریتم و استفاده از اطلاعات طیفی به منظور شناسایی دقیق تر پیکسل های مشابه و بازسازی بهتر شده است. به این منظور در ابتدا لازم است با اعمال یک الگوریتم بخش بندی به تصویر دریافتی، میزان شباهت پیکسل های سرتاسر تصویر را دانست تا با نمونه برداری با استفاده از ماتریس های اندازه گیری مختلف، اطلاعات لازم را استخراج کرد. از آنجا که نظریه حس گری فشرده، سعی در کاهش حافظه لازم جهت ذخیره سازی اطلاعات در سنجنده و ارسال بی درنگ داده ها دارد، نمی توان فرض در اختیار داشتن تصویر ورودی را اختیار کرد. پس بدین ترتیب الگوریتم های بخش بندی معمول غیر قابل استفاده می باشند. برای رفع این معضل، در این پژوهش سعی در ابداع روشی جهت بخش بندی بی درنگ داده ها شده است.

برای تأیید نواقص الگوریتم HYCA در شکل (۳)، داده Cuprite استفاده شده در مقالات با استفاده از یکی از الگوریتم های بخش بندی به پنج دسته تقسیم شده است. با مشاهده نتیجه به دست آمده به طور کامل به شباهت پیکسل های مجاور و با اهمیت بودن اطلاعات مکانی می توان پی برد؛ ولی با دقت بیشتر در تصویر پیکسل های دور افتاده بسیاری را می توان مشاهده کرد که به پیکسل های مجاور خود هیچ شباهتی ندارند. علاوه بر آن در بسیاری از موارد، توزیع شباهت پیکسل های شبیه به هم از یک شکل هندسی خاص تبعیت نمی کند و با تقسیم شکل به یک سری مربع، تعداد زیادی از پیکسل ها داخل مجموعه غیر متناسب با خود قرار می گیرند. از این رو تقسیم بندی تصویر دریافتی به یک سری مربع غیر هم پوشان نمی تواند باعث هم دسته شدن پیکسل های مشابه شود. علاوه بر این، چنین توزیعی ساختار را

اندازه‌گیری موجود بزرگ‌تر بود، دیگر عضوی به آن اختصاص نمی‌دهد و دسته‌ای جدید تعریف و در غیر این صورت در ابتدا نماینده دسته را به‌روز می‌کند؛ سپس به‌منظور فشرده‌سازی از ماتریسی که تا به حال در آن دسته استفاده نشده است ($\Phi_k \neq \Phi_{R_i}$) استفاده می‌کند. در انتها هم اقدام به ارسال بردار فشرده‌شده و شماره دسته نام آن می‌کند. حال در صورتی که پیکسل مورد نظر به هیچکدام از دسته‌ها اختصاص نداشت، آن را به‌عنوان نماینده دسته جدید تعریف و با همان ماتریس Φ_1 اقدام به فشرده‌سازی آن می‌کند و شمارنده تعداد دسته‌ها (c) را یکی افزایش می‌دهد. پس از دسته‌بندی هر پیکسل، به سراغ پیکسل بعدی می‌رود و عملیات لازم را برای آن انجام می‌دهد. این روند تا زمانی که همه پیکسل‌های صحنه مورد نظر دسته‌بندی نشده‌اند ادامه دارد. با این کار هم به‌نحوی به بخش‌بندی تصویر موردنظر پرداخته می‌شود و هم می‌توان اطلاعات را در فرمت فشرده به‌صورت بی‌درنگ ارسال کرد.

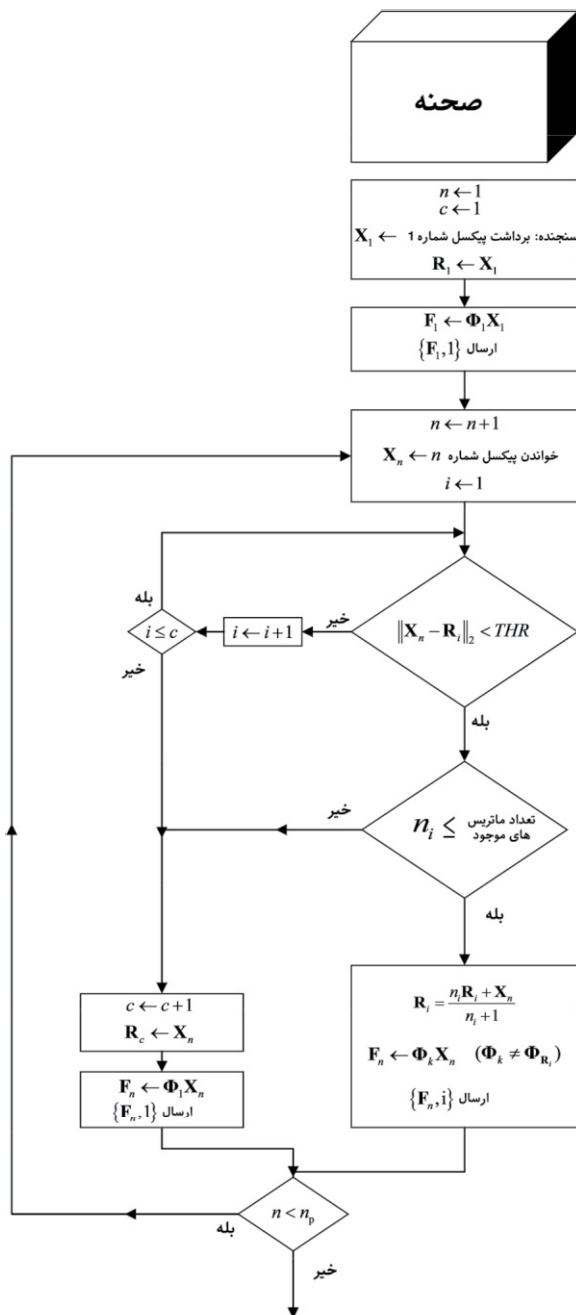
۳-۲-۲- بازسازی اطلاعات در پایگاه زمینی

در قسمت بازسازی اطلاعات، باید توجه کرد که رویه کار مانند حل الگوریتم HYCA است. با این تفاوت که در حل مسائل بهینه‌سازی (روابط ۸ و ۹)، علاوه بر فرض شبیه به هم بودن پیکسل‌های مجاور، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی شکل (۴) پیکسل‌های مشابه در سرتاسر تصویر نیز شناسایی شده و به فرض مسئله افزوده خواهد شد.

(جدول ۱): الگوریتم بهبود یافته HYCA

(Table-1): The improved HYCA algorithm

Input: Hyperspectral image matrix (X).
Output: Estimated abundance fractions (H).
if W
 Estimate number of endmembers (n_e) using *HYSIME* algorithm [22].
 Estimate endmembers (\hat{W}) using *VCA* algorithm [23].
End
 1. Use proposed method (Fig. 4) and detect similar pixels.
 2. Calculate observation matrix (F) according to similar pixels.
 3. Solve recovery problem (equation 8 for *HYCA* or equation 9 for *C-HYCA* algorithm) according to similar pixels



(شکل ۴): روندنمای روش پیشنهادی به‌منظور فشرده‌سازی

بی‌درنگ داده‌ها.

(Figure-4): Schematic of proposed method (real-time data compression).

۴- نتایج شبیه‌سازی

برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های HYCA و C-HYCA، مطابق مقالات [15]، [16] آن را بر روی هر دو داده ساختگی^۱ و واقعی در سه حالت زیر آزمایش کرده‌ایم:

(۱) در حالت نخست بدون در نظر گرفتن هیچ قیدی به تابع هزینه، در ابتدا به صورت تصادفی از داده‌ها نمونه‌برداری کرده ($\Phi = \text{randn}(m, n_b)$) و سپس بعد از استخراج امضاهای طیفی، از فرم متعامد یکه^۲ آنها استفاده شده است ($W^* = \text{orth}(W)$).

(۲) برای حالت بعد، بازم بدون در نظر گرفتن هیچ قیدی برای تابع هزینه، از ماتریس $\text{rand}(m, n_e)$ جهت نمونه‌برداری از داده‌ها استفاده شده است (که در آن W' نشان‌دهنده ترانهاده ماتریس امضاهای طیفی است).

(۳) به‌عنوان آخرین حالت، قید نامنفی بودن فراوانی‌ها به تابع هزینه مورد نظر اعمال شده است. به‌منظور ارزیابی نیز از شاخص NMSE^3 (رابطه ۱۳) استفاده شده است:

$$\text{NMSE} = \|\hat{H} - H\|_F^2 / \|H\|_F^2 \quad (13)$$

که در آن، H و \hat{H} به ترتیب، فراوانی‌های کسری تصویر واقعی و تصویر بازسازی شده است.

به‌منظور بررسی میزان دقت روش پیشنهادی، نتایج شبیه‌سازی الگوریتم‌های OMP^4 ، StOMP^5 ، Lasso و BP^6 (که به صورت متداول از آنها در زمینه بازسازی سیگنال‌های تنک استفاده می‌شوند) بر روی هر دو داده ساختگی و واقعی آورده شده است. برای این الگوریتم‌ها، بردار فراوانی در هر پیکسل تنک فرض شده (شکل ۲) و از پارامترهای پیش‌فرض استفاده شده است.^۷

۴-۱- آزمایش ۱: نتایج شبیه‌سازی بر روی داده

ساختگی

نخستین داده ابرطیفی مورد استفاده، ساخته شده با نرم‌افزار متلب است که از ترکیب چند امضای طیفی انتخاب شده از کتابخانه طیفی USGS ساخته شده است. این تصویر شامل مربع‌هایی 5×5 است که هر کدام پیکسل‌هایی با اندازه 10×10 را شامل می‌شوند. سطر نخست مربع‌ها شامل اعضای انتهایی سطر دوم ترکیب دو ماده پایانی و به‌همین ترتیب تشکیل شده است. در نهایت تصویر به‌دست‌آمده شامل 110×110 پیکسل و 210 باند طیفی و پنج عضو انتهایی است. در شکل (۵) نقشه فراوانی این تصویر و امضاهای طیفی اعضای انتهایی آن را مشاهده می‌کنید. نوفه اضافه شده به سامانه نیز، نوفه گوسی جمع‌شونده با میانگین صفر با نسبت سیگنال به نوفه (SNR^8) تعریف شده $\text{SNR}_{dB} \equiv 10 \cdot \log_{10}(E\{x_i^T x_i\} / E\{n^T n\})$ که در آن x_i و n ترتیب مشاهدات و نوفه مربوط به یک پیکسل است و $E\{\cdot\}$ نشان‌گر عملگر امید ریاضی است. در جدول (۲)، متوسط میزان NMSE به‌دست‌آمده در 10 بار اجرای مختلف مونت کارلو به‌ازای SNR های مختلف در تعداد نمونه ثابت $m = 3$ آمده است. با توجه به جدول (۲) و مشاهده نتایج روش پیشنهادی به کارآیی بهتر این روش در مقایسه با HYCA می‌توان شد. البته در SNR های پایین به دلیل اینکه تعیین پیکسل‌های شبیه به هم با خطاهایی روبه‌رو می‌شود، نباید کارآیی قابل توجهی را انتظار داشت؛ ولی در حالتی که نوفه سنجنده کم در نظر گرفته شود میزان خطای بازسازی به نسبت HYCA به شدت کاهش پیدا می‌کند. علاوه بر آن، روش پیشنهادی (مانند HYCA) در حالتی که قید غیرمنفی بودن در نظر نمی‌گیریم، نسبت به نوفه، مقاومت بیشتری از خود نشان داده، ولی در SNR های بالا اضافه کردن قید غیرمنفی بودن، باعث بهتر شدن نتایج بازسازی می‌شود.

۴-۲- آزمایش ۲: نتایج شبیه‌سازی بر روی

داده واقعی

برای بررسی بهتر روش پیشنهادی، نتایج شبیه‌سازی داده ابرطیفی Cuprite (که به صورت معمول در مقالات علمی از آن استفاده می‌شود) نیز آورده شده است. این تصویر شامل 190×250 پیکسل و 224 باند طیفی (بین 0.4 تا 2.5

⁸ Signal to Noise Ratio (SNR)

¹ Simulated Data

² Orthonormal

³ Normalized Mean-Squared Error

⁴ Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

⁵ Stagewise Orthogonal Matching Pursuit (StOMP)

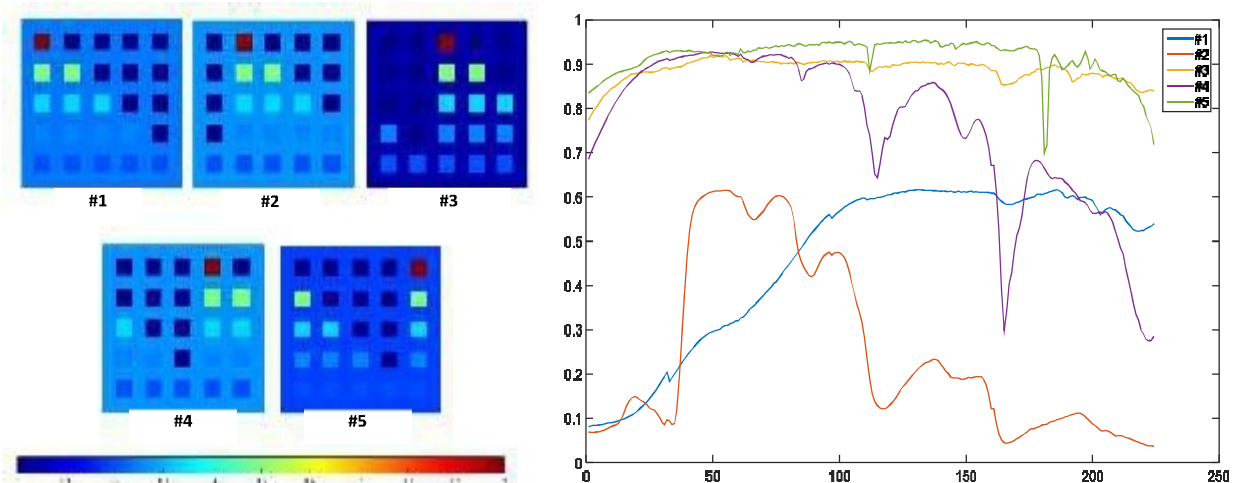
⁶ Basis Pursuit (BP)

⁷ <http://sparselab.stanford.edu/>

$$\hat{W} = \bar{W} + \Delta \cdot (\hat{W} - \bar{W}) \quad (14)$$

که در آن Δ ضریب اطمینان از درست بودن ماتریس تخمین است که در این آزمایش $\Delta = 6$ در نظر گرفته شده است. \bar{W} ماتریس تخمینی از امضاهای طیفی و \hat{W} میانگینی است که روی اعضای پایانی گرفته شده است.

میکرون با دقت مکانی ۲۰ متر در هر پیکسل) است که پس از حذف باندهای نوفه‌ای، تعداد باندهای آن به ۱۸۸ باند کاهش پیدا می‌کند. ۱۸ ماده به‌عنوان مواد تشکیل‌دهنده آن با استفاده از الگوریتم VCA به‌دست آمده است. در حالت (۳) که از یک داده واقعی استفاده شده است و سعی به اعمال قید غیرمنفی بودن بر روی فراوانی‌ها داریم، باید بعد از تخمین امضاهای طیفی مواد موجود در صحنه، ماتریس آن را طبق رابطه زیر تصحیح کرد:



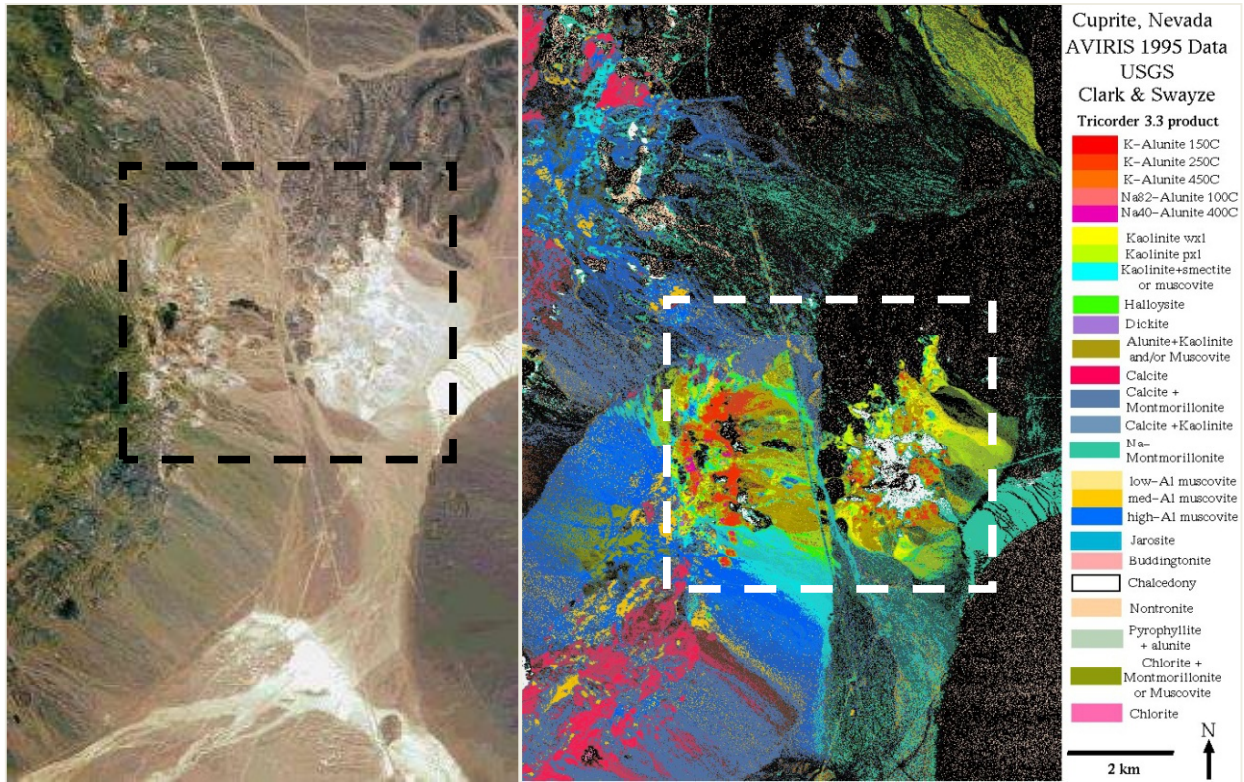
(شکل-۵): نقشه فراوانی پنج ماده ساخته شده و امضاهای طیفی برداشته شده از کتابخانه طیفی USGS.

(Figure-5): True abundance maps and spectral signatures of 5 selected endmembers in USGS library.

(جدول-۲): داده ساختگی. متوسط NMSE بین داده بازسازی شده و اصلی در تعداد نمونه $m = 3$ ثابت برای SNR های مختلف بعد از ۱۰ بار اجرای مونت کارلو.

(Table-2): Simulated data. Averaged NMSE between the original and the reconstructed data set over 10 monte carlo runs, with constant samples ($m=3$) for different SNRs.

Algorithms	SNR = 30db	SNR = 50db	SNR = 70db	SNR = ∞
OMP	3065×10^{-5}	3070×10^{-5}	3070×10^{-5}	3070×10^{-5}
StOMP	1266×10^{-5}	805×10^{-5}	795×10^{-5}	795×10^{-5}
Lasso	1140×10^{-5}	670×10^{-5}	670×10^{-5}	660×10^{-5}
BP	1150×10^{-5}	680×10^{-5}	670×10^{-5}	670×10^{-5}
HYCA ⁽¹⁾	82.7×10^{-5}	5.2×10^{-5}	5.2×10^{-5}	3.0×10^{-5}
HYCA ⁽²⁾	4.4×10^{-5}	4.5×10^{-5}	4.0×10^{-5}	3.7×10^{-5}
HYCA ⁽³⁾	210.8×10^{-5}	6.8×10^{-5}	3.3×10^{-5}	2.0×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽¹⁾	75.2×10^{-5}	0.9×10^{-5}	0.6×10^{-5}	0.6×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽²⁾	3.9×10^{-5}	3.4×10^{-5}	3.2×10^{-5}	3.2×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽³⁾	174.2×10^{-5}	3.0×10^{-5}	0.96×10^{-5}	0.5×10^{-5}
C-HYCA ⁽¹⁾	227.0×10^{-5}	33.5×10^{-5}	32.4×10^{-5}	33.6×10^{-5}
C-HYCA ⁽²⁾	27.3×10^{-5}	20.0×10^{-5}	13.1×10^{-5}	15.9×10^{-5}
C-HYCA ⁽³⁾	72.6×10^{-5}	5.1×10^{-5}	2.9×10^{-5}	2.8×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽¹⁾	206.6×10^{-5}	23.8×10^{-5}	21.8×10^{-5}	21.0×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽²⁾	21.8×10^{-5}	14.5×10^{-5}	13.1×10^{-5}	13.2×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽³⁾	35.4×10^{-5}	2.8×10^{-5}	0.8×10^{-5}	0.7×10^{-5}



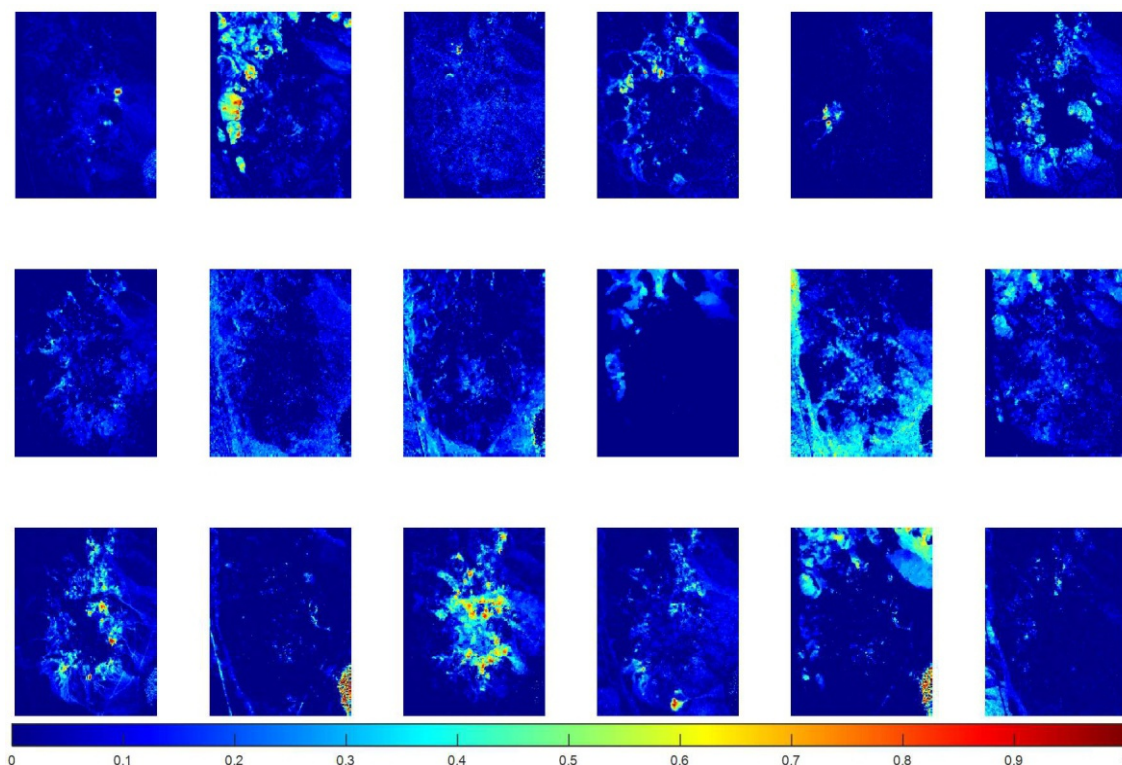
(شکل-۶): تصویر داده Cuprite گرفته شده از منطقه معدنی نوادا [۲۴]. (منطقه مشخص شده، محدوده مورد استفاده در این مقاله را نشان می دهد.)

(Figure-6): Cuprite dataset in the mining district in NV [24]. (The specified region is used in this paper.)

(جدول-۳): داده Cuprite. متوسط NMSE بین داده بازسازی شده و اصلی به ازای تعداد نمونه مختلف بعد از ۱۰ بار اجرای مونت کارلو.

(Table-3): Real data. Averaged NMSE between the original and the reconstructed data set over 10 monte carlo runs, with different samples.

Algorithms	m = 5	m = 9	m = 13	m = 17
OMP	296×10^{-5}	108×10^{-5}	92×10^{-5}	42×10^{-5}
StOMP	323×10^{-5}	167×10^{-5}	134×10^{-5}	62×10^{-5}
Lasso	210×10^{-5}	169×10^{-5}	80×10^{-5}	80×10^{-5}
BP	146×10^{-5}	60×10^{-5}	52×10^{-5}	52×10^{-5}
HYCA ⁽¹⁾	981.0×10^{-5}	52.0×10^{-5}	26.0×10^{-5}	55.0×10^{-5}
HYCA ⁽²⁾	3768.3×10^{-5}	2003.9×10^{-5}	1088.0×10^{-5}	345.6×10^{-5}
HYCA ⁽³⁾	47.0×10^{-5}	25.0×10^{-5}	13.0×10^{-5}	11.0×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽¹⁾	717.5×10^{-5}	30.6×10^{-5}	14.4×10^{-5}	26.7×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽²⁾	1301.2×10^{-5}	651.8×10^{-5}	494.5×10^{-5}	154.0×10^{-5}
Proposed HYCA ⁽³⁾	33.1×10^{-5}	14.7×10^{-5}	8.6×10^{-5}	8.1×10^{-5}
C-HYCA ⁽¹⁾	240.5×10^{-5}	57.7×10^{-5}	35.4×10^{-5}	26.3×10^{-5}
C-HYCA ⁽²⁾	5908.2×10^{-5}	3515.7×10^{-5}	2685.4×10^{-5}	2258.8×10^{-5}
C-HYCA ⁽³⁾	38.4×10^{-5}	22.4×10^{-5}	17.4×10^{-5}	13.1×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽¹⁾	152.2×10^{-5}	34.1×10^{-5}	19.7×10^{-5}	18.8×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽²⁾	4424.0×10^{-5}	2511.2×10^{-5}	1342.7×10^{-5}	1311.6×10^{-5}
Proposed C-HYCA ⁽³⁾	19.9×10^{-5}	9.1×10^{-5}	6.0×10^{-5}	5.8×10^{-5}



(شکل-۷): تصویر فراوانی ۱۸ ماده پایانی بازسازی شده داده Cuprite با روش پیشنهادی.

(Figure-7): Reconstruction image of 18 abundance fractions in Cuprite dataset by proposed method.

ابریطیفی به جستجوی پیکسل‌های مشابه پرداخته و سپس به فشرده‌سازی و ارسال بی‌درنگ آن‌ها اقدام شود. در گیرنده هم با توجه به برچسب گذاشته‌شده بر روی داده‌ها به بازسازی ضرایب فراوانی پرداخته می‌شود. روش پیشنهادی بر اساس این ایده که تصاویر ابریطیفی در هر حوزه طیف و مکان دارای همبستگی زیادی هستند، سعی کرده با الگوبرداری از نظریه CS، روش کارآمدی را ارائه کند.

به‌منظور بررسی میزان عملکرد روش پیشنهادی، نتایج بر روی هر دو داده ساختگی و واقعی آورده شد. این عمل، برای داده ساختگی در حالت‌های مختلف نوفه و برای داده واقعی، در تعداد مختلف نمونه‌ها انجام شد. نتایج حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی حتی در تعداد اندک نمونه‌ها و در حضور نوفه دارد.

6-References

۶- مراجع

[1] ف. خواجه‌راینی و ح. قاسمیان، "جداسازی طیفی با استفاده از الگوریتم حریص، کنفرانس مهندسی برق، ۱۳۹۴، دوره ۲۳."

[1] F. KhajehRayeni and H. Ghassemian, "Spectral unmixing using greedy algorithm", 23th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), 2015.

جدول (۳)، متوسط میزان NMSE به‌دست‌آمده در ۱۰ بار اجرای مختلف مونت‌کارلو، به‌ازای تعداد نمونه مختلف نشان می‌دهد. در این حالت برخلاف داده ساختگی، هم در SNRهای پایین و هم در حالت‌هایی که اثر نوفه در نظر گرفته نمی‌شود، اضافه‌کردن قید غیرمنفی‌بودن بهترین نتیجه را حاصل می‌کند. یکی از تفاوت‌های اصلی بین نتایج این داده و داده ساختگی در حالت دوم رخ می‌دهد و در اینجا به‌دلیل عدم دسترسی به ماتریس اعضای پایانی و استفاده از تخمین آن، نتایج قابل قبولی حتی به نسبت روش‌های معمول بازسازی (OMP و ...) به‌دست نمی‌آید. اگر به‌صورت کلی به الگوریتم پیشنهادی و فرم مقید آن نگاه کنیم، بیندازیم، درحالی‌که پارامترهای موردنیاز به‌صورت خودکار تنظیم می‌شوند (فرم مقید آن)، کارایی بهتری را نسبت به حالت غیرمقید می‌توان به دست آورد و این نتیجه منجر به کارآمدتر شدن الگوریتم پیشنهادی در قسمت بازسازی داده‌ها می‌شود.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله، روشی جدید به منظور ارتقای الگوریتم HYCA معرفی شده است. در روش پیشنهادی سعی بر آن بود، ابتدا در فرستنده، با استفاده از اطلاعات طیفی موجود در تصاویر

- [14] R. Rajabi and H. Ghassemian, "Sparsity constrained graph regularized NMF for spectral unmixing of hyperspectral data," *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 43, pp. 269-278, 2015.
- [15] G. Martín, J. M. Bioucas-Dias, and A. Plaza, "HYCA: A new technique for hyperspectral compressive sensing," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, pp. 2819-2831, 2015.
- [16] G. Martin, J. B. Dias, and A. J. Plaza, "A new technique for hyperspectral compressive sensing using spectral unmixing," *SPIE Optical Engineering Applications*, vol. 8514, pp. 85140N-85140N, 2012.
- [17] C. Li, T. Sun, K. F. Kelly, and Y. Zhang, "A compressive sensing and unmixing scheme for hyperspectral data processing," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 1200-1210, 2012.
- [18] M. Golbabae, S. Arberet, and P. Vandergheynst, "Compressive source separation: Theory and methods for hyperspectral imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, pp. 5096-5110, 2013.
- [19] J. Liu and J. Zhang, "Spectral unmixing via compressive sensing," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 7099-7110, 2014.
- [20] A. Ramirez, G. R. Arce, and B. M. Sadler, "Spectral image unmixing from optimal coded-aperture compressive measurements," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, pp. 405-415, 2015.
- [21] M. V. Afonso, J. M. Bioucas-Dias, and M. A. Figueiredo, "An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, pp. 681-695, 2011.
- [22] J. M. Bioucas-Dias and J. M. Nascimento, "Hyperspectral subspace identification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, pp. 2435-2445, 2008.
- [23] J. M. Nascimento and J. M. Dias, "Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data," *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, pp. 898-910, 2005.
- [24] R. N. Clark, G. A. Swayze, K. E. Livo, R. F. Kokaly, S. J. Sutley, J. B. Dalton, et al., "Imaging spectroscopy: Earth and planetary remote sensing with the USGS Tetracorder and expert systems," *Journal of Geophysical Research: Planets*, vol. 108, 2003.
- [2] H. Ghassemian, "A review of remote sensing image fusion methods," *Information Fusion*, vol. 32, pp. 75-89, 2016.
- [3] N. Keshava and J. F. Mustard, "Spectral unmixing," *IEEE signal processing magazine*, vol. 19, pp. 44-57, 2002.
- [4] R. Rajabi and H. Ghassemian, "Spectral unmixing of hyperspectral imagery using multilayer NMF," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, pp. 38-42, 2015.
- [5] H. Ghassemian and D. Landgrebe, "Multispectral image compression by an on-board scene segmentation," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS'01. IEEE 2001 International*, 2001, pp. 91-93.
- [6] F. Kowkabi, H. Ghassemian, and A. Keshavarz, "Enhancing hyperspectral endmember extraction using clustering and oversegmentation-based preprocessing," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, pp. 2400-2413, 2016.
- [7] M.-D. Iordache, J. M. Bioucas-Dias, and A. Plaza, "Sparse unmixing of hyperspectral data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, pp. 2014-2039, 2011.
- [8] S. K., "Introduction to Data Compression," *Elsevier*, 2006.
- [9] قاسمیان حسن، حسینی سید ابوالفضل. استخراج ویژگی در تصاویر ابرطیفی به کمک برازش منحنی با توابع گویا. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۹۵؛ ۱۳ (۳): ۳-۱۶.
- [9] H. Ghassemian and S. A. Hosseini, "Hyperspectral Data Feature Extraction Using Rational Function Curve Fitting," *Signal and Data Processing*, vol. 13, No 3, pp. 3-16, 2016.
- [10] E. J. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Transactions on information theory*, vol. 52, pp. 489-509, 2006.
- [11] E. J. Candes and T. Tao, "Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?," *IEEE transactions on information theory*, vol. 52, pp. 5406-5425, 2006.
- [12] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on information theory*, vol. 52, pp. 1289-1306, 2006.
- [13] R. Rajabi and H. Ghassemian, "Hyperspectral data unmixing using GNMF method and sparseness constraint," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2013 IEEE International*, 2013, pp. 1450-1453.



فرشید خواجه‌راینی تحصیلات

کارشناسی خود را در رشته علوم مهندسی مخابرات در سال ۱۳۹۲ در دانشگاه تهران به پایان رساند. ایشان همچنین مدرک کارشناسی ارشد خود را

در رشته مهندسی برق، مخابرات از دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۹۴ اخذ کردند. هم‌اکنون، ایشان دانشجوی دکتری مهندسی برق، مخابرات سیستم در دانشگاه تربیت مدرس هستند. زمینه‌های پژوهشی ایشان آنالیز اطلاعات و پردازش جداسازی طیفی تصاویر، مهندسی سنجش از دور و شبکه‌های عصبی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

f.khajehrayeni@modares.ac.ir



محمدحسین قاسمیان یزدی تحصیلات

کارشناسی خود را در رشته مهندسی مخابرات در سال ۱۳۵۸ در دانشکده مخابرات ایران به پایان رساند. ایشان مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود

را در رشته مخابرات از دانشگاه پردو ایالات متحده آمریکا به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۳ و ۱۳۶۷ اخذ کردند و پس از آن به‌عنوان عضو هیأت علمی دانشگاه تربیت مدرس به تدریس و پژوهش پرداختند. تاکنون ایشان، بیش از ۴۵۰ مقاله در مجلات و کنفرانس‌های علمی معتبر داخلی و خارجی چاپ کرده‌اند و به سرپرستی ایشان در طی این ۲۹ سال، بیش از ۱۱۰ دانشجوی کارشناسی ارشد و ۳۰ دانشجوی دکترا فارغ‌التحصیل شده‌اند. در حال حاضر ایشان به‌عنوان استاد گروه مخابرات در زمینه آنالیز اطلاعات و پردازش تصویر، بازشناسی الگو، مهندسی سنجش از دور و نیز پردازش تصاویر و سیگنال‌های پزشکی فعالیت دارند.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ghassemi@modares.ac.ir