

# طبقه‌بندی نظارت شده تصاویر فراطیفی با استفاده از روش ترکیبی SID-SAM

حمید عزت‌آبادی پور<sup>1</sup> و محمد نجفی طرقي<sup>2</sup>

1. مربی رشته مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان

hezzatabadi@sirjantech.ac.ir

2. مربی رشته مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان

najafi5323@karshenasan.ir

## چکیده

در سال‌های اخیر، با پیشرفت فن‌آوری سنجش از دور، امکان جمع‌آوری داده‌های تصویری فراطیفی و با توان تفکیک مکانی بالا فراهم شده است. یکی از موفقیت‌آمیزترین کاربردهای تصاویر فراطیفی، طبقه‌بندی و تولید نقشه پوشش زمین است. به طور کلی دو روش عمده نظارت شده و نظارت نشده برای طبقه‌بندی ارائه شده است. روش‌های نظارت شده در مقایسه با روش‌های نظارت نشده همواره به نتایج بهتری در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری منجر می‌گردند. از این رو در این تحقیق، از روش‌های نظارت شده SAM، SID و یک روش ترکیبی از آن‌ها به نام SID-SAM جهت طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی Hyperion استفاده شده است. الگوریتم SID-SAM از مزایای هر دو الگوریتم SAM و SID جهت انجام طبقه‌بندی تصویر استفاده می‌کند. بررسی‌های انجام شده در این تحقیق نشان داده‌اند الگوریتم SID-SAM به نتایجی شبیه به نتایج دو الگوریتم SID و SAM منجر می‌گردد، به طوری که دقت طبقه‌بندی SID-SAM فقط حدود 1/2 درصد از SAM و حدود 0/2 درصد از SID بیشتر شده است.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی، SAM، SID، SID-SAM، تصاویر فراطیفی

## 1- مقدمه

بهره‌گیری از فن‌آوری سنجش از دور و انواع تصاویر ماهواره‌ای در طی سال‌های اخیر به عنوان یکی از مهم‌ترین منابع جمع‌آوری اطلاعات به منظور مطالعه و پایش منابع زمینی و بهره‌برداری بهینه از آنها، توجه بسیاری از کارشناسان و متخصصان علوم مختلف از جمله زمین‌شناسی، معدن، محیط زیست، هواشناسی، کشاورزی، هیدرولوژی و غیره را به خود جلب نموده است.

یکی از انواع داده‌های سنجش از دور که از توان تفکیک طیفی بسیار بالایی برخوردار می‌باشد، تصاویر فراطیفی هستند. در سنجش از دور فراطیفی یا تصویربرداری طیف‌سنجی تاکید، بیشتر روی توان تفکیک طیفی است، اگر چه بعضاً ممکن است عوامل دیگر نیز در مقایسه با سنجنده‌های چندطیفی بهتر باشد [1]. تصاویر فراطیفی، اطلاعات نسبتاً زیادی جهت شناسایی و تشخیص مواد فراهم می‌آورند [2]. از این رو، این

داده‌های تصویری دارای توانمندی طبیعی بهتری برای استخراج اطلاعات دقیق و جزئی، پیرامون ماهیت فیزیکی پدیده‌های زمینی در مقایسه با دیگر داده‌های سنجنش از دور، مثل تصاویر چند طیفی هستند [2]. روش‌های پردازش داده‌های تصویری متنوعند و محققین سعی در ارائه روش‌های بهینه و کارا برای استخراج اطلاعات از این داده‌ها داشته‌اند. در سال‌های اخیر، روش‌های نوین پردازش تصویر جهت استفاده از توانمندی‌های داده‌های تصویری فراطیفی، ابداع و معرفی شده‌اند.

یکی از روش‌های اصلی استخراج اطلاعات از تصاویر سنجنش از دوری، طبقه‌بندی است. با توجه به این که سنجنده‌های فراطیفی، تصاویر را در صدها باند طیفی باریک و پیوسته ثبت می‌کنند، برای پیکسل‌های مربوط به مواد مختلف روی سطح زمین، مقادیر مختلف و متنوعی از درجات خاکستری تولید می‌گردد. از این رو یکی از موفقیت‌آمیزترین کاربردهای تصاویر فراطیفی، طبقه‌بندی و تولید نقشه پوشش زمین است [3]. روش‌های طبقه‌بندی را بر این اساس که آیا از اطلاعات غیرتصویری نیز برای آنالیز تصویر کمک می‌گیرند و یا منحصرأ طبقه‌بندی را بر اساس داده‌های تصویری انجام می‌دهند به روش‌های نظارت شده و نظارت نشده تقسیم‌بندی می‌کنند.

با توجه به اینکه، روش‌های نظارت شده در مقایسه با روش‌های نظارت نشده همواره به نتایج بهتری در طبقه‌بندی تصاویر سنجنش از دوری منجر می‌گردند، در این پژوهش از روش‌های نظارت شده به منظور طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی استفاده گردیده است. البته توجه به این نکته ضروری است که جمع‌آوری داده‌های آموزشی در روش‌های نظارت شده یک مسئله مهم محسوب می‌شود و نیازمند صرف هزینه و زمان می‌باشد. روش‌های متداول طبقه‌بندی نظارت‌شده عبارتند از: متوازی السطوح<sup>1</sup>، حداقل فاصله اقلیدسی<sup>2</sup>، حداقل فاصله ماهالانوبیس<sup>3</sup>، بیشینه شباهت<sup>4</sup>، نگاشت‌کننده زاویه طیفی<sup>5</sup> (SAM) و دیورژانس اطلاعات طیفی<sup>6</sup> (SID). با توجه به این که در میان روش‌های فوق، SAM و SID از جمله الگوریتم‌هایی هستند که بیشتر در استخراج اطلاعات از داده‌های فراطیفی کاربرد دارند، در این مقاله نیز، از این دو روش و یک روش ترکیبی از آن‌ها به نام SID-SAM، جهت طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی استفاده شده است.

این مقاله شامل چهار بخش است. در بخش اول، به مقدمه‌ای کوتاه درباره‌ی مفاهیم اولیه، انگیزه و هدف تحقیق و روش کار پرداخته شده است. در بخش دوم، مبانی نظری روش‌های طبقه‌بندی SAM، SID و SID-SAM بیان می‌شود. بخش سوم، در برگیرنده‌ی پیاده‌سازی روش‌های طبقه‌بندی و ارزیابی نتایج آن‌ها خواهد بود. در آخر، در بخش چهارم، نتیجه‌گیری‌ها ارائه می‌شود.

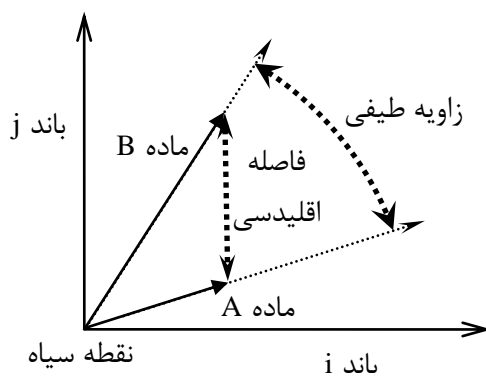
## 2- طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی

در اینجا، منظور از طبقه‌بندی، نسبت دادن یک برچسب یا یک کلاس، به هر پیکسل از تصویر است. در این پژوهش، از 3 روش طبقه‌بندی نظارت شده SAM، SID و SID-SAM به منظور طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی استفاده شده است. مبانی نظری این 3 روش در ادامه توضیح داده شده است.

1- Parallelepiped  
2- Minimum Distance  
3- Mahalanobis Distance  
4- Maximum Likelihood  
5- Spectral Angle Mapper  
6- Spectral Information Divergence

## 2-1- نگاهت‌کننده زاویه طیفی (SAM)

نگاشت‌کننده زاویه طیفی (SAM)، یک متریک شباهت طیفی است که برای اولین بار در سال 1993 توسط Kruse *et al.* مطرح گردید [4]. در آنالیز تصاویر چندطیفی و فراطیفی در بسیاری از موارد، از SAM برای اندازه‌گیری شباهت طیفی بین بازتاب طیفی پدیده‌ها استفاده شده است [5]. الگوریتم طبقه‌بندی طیفی SAM بر پایه قواعد فیزیکی است که از یک زاویه  $n$ -بعدی برای اندازه‌گیری شباهت بین بردار طیفی هر پیکسل و بردار طیفی مرجع یک کلاس استفاده می‌کند. این الگوریتم، شباهت طیفی بین دو بردار طیفی را با محاسبه زاویه بین آنها تعیین کرده و آنها را به عنوان بردارهایی در فضایی که بعد آن برابر با تعداد باندها است، تلقی می‌کند. در حالت ساده، با در نظر گرفتن بردارهای طیفی 2-باندی برای دو ماده متفاوت، فاصله اقلیدسی و زاویه طیفی را می‌توان در فضای دوبعدی به شکل (1) نشان داد.



شکل 1. مفهوم زاویه طیفی و فاصله اقلیدسی برای دو بردار طیفی در فضای دو بعدی

زاویه دو بعدی فوق را می‌توان به فضای  $n$ -بعدی تعمیم داد. هر چه زاویه بین دو طیف کوچک‌تر باشد، آن دو طیف به هم نزدیک‌تر هستند. زاویه طیفی، به ضرایب Gain نامعلوم، حساس نیست، زیرا فقط به «جهت» بردارهای طیفی وابسته است و مستقل از «طول» آنها می‌باشد. بنابراین، زاویه طیفی در برابر تغییرات روشنایی ناشی از توپوگرافی و سایه‌ها نسبتاً مقاوم است [4].

فاصله اقلیدسی، بردارهای طیفی را به صورت نقاطی در یک فضای  $n$ -بعدی در نظر می‌گیرد و فاصله فضایی بین آنها را در آن فضا اندازه‌گیری می‌کند. تفاوت عمده فاصله اقلیدسی در مقایسه با زاویه طیفی این است که فاصله اقلیدسی به «طول» بردارهای طیفی وابسته است و اختلاف روشنایی بین دو بردار را در نظر می‌گیرد، در حالی که زاویه طیفی در ازای تغییرات روشنایی بدون تغییر می‌باشد [6].

روش طبقه‌بندی SAM، با استفاده از ضرب داخلی، زاویه بین بردار طیفی هر پیکسل و بردار طیفی مرجع یک کلاس را محاسبه کرده و به عنوان یک اندازه‌گیری شباهت مورد استفاده قرار می‌گیرد. زاویه طیفی بین بردار طیفی مرجع  $\vec{r}$  و بردار طیفی پیکسلی  $\vec{x}$  به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$SAM(\vec{r}, \vec{x}) = \cos^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^n r_i x_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}} \right) \quad (1)$$

اگر بردارهای طیفی به صورت بردارهای یکه نرمالایزه شوند، رابطه بین فاصله اقلیدسی (ED) با زاویه طیفی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\begin{aligned}\|\vec{x} - \vec{r}\| &= \sqrt{2 - 2 \left( \sum_{i=1}^n r_i x_i \right)} = \sqrt{2 \left( 1 - \cos(\text{SAM}(\vec{r}, \vec{x})) \right)} \\ &= 2 \sqrt{\left( 1 - \cos(\text{SAM}(\vec{r}, \vec{x})) \right) / 2} = 2 \sin(\text{SAM}(\vec{r}, \vec{x}) / 2)\end{aligned}\quad (2)$$

وقتی زاویه طیفی کوچک باشد آنگاه:

$$\|\vec{x} - \vec{r}\| = 2 \sin(\text{SAM}(\vec{r}, \vec{x}) / 2) \cong \text{SAM}(\vec{r}, \vec{x}) / 2 \quad (3)$$

در این حالت، زاویه طیفی و فاصله اقلیدسی تقریباً مانند هم عمل کرده و نتایج تقریباً یکسانی را تولید می‌کند [5].

## 2-2- دیورژانس اطلاعات طیفی (SID)

الگوریتم طبقه‌بندی طیفی SID از یک اندازه‌گیری دیورژانس برای تعیین شباهت طیفی بین بردار طیفی هر پیکسل و بردار طیفی مرجع یک کلاس استفاده می‌کند. دیورژانس اطلاعات طیفی (SID)، یک معیار برای اندازه‌گیری شباهت طیفی است که برای اولین بار در سال 2000 توسط Chang ارائه شده است [7]. این معیار از مفهوم دیورژانس در تئوری اطلاعات، مشتق شده و اختلاف رفتارهای احتمالی بین امضاهای طیفی دو بردار پیکسلی را اندازه‌گیری می‌کند [8]. قبلاً در شناسایی الگو و انتخاب باندهای بهینه نیز از دیورژانس استفاده شده است [9]. در مقایسه با زاویه طیفی و فاصله اقلیدسی که ویژگی‌های هندسی یعنی زاویه و فاصله فضایی بین دو بردار پیکسلی را استخراج می‌کنند، SID فاصله بین توزیع‌های احتمال ایجاد شده توسط امضاهای طیفی دو بردار پیکسلی را اندازه‌گیری می‌کند. از این رو SID می‌تواند در اندازه‌گیری تغییرات طیفی، مؤثرتر از SAM و ED باشد [8]. دیورژانس اطلاعات طیفی بین بردار طیفی مرجع  $\vec{r}$  و بردار طیفی پیکسلی  $\vec{x}$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{SID}(\vec{r}, \vec{x}) = D(\vec{r} \parallel \vec{x}) + D(\vec{x} \parallel \vec{r}) \quad (4)$$

که:

$$D(\vec{r} \parallel \vec{x}) = \sum_{i=1}^n p_i D_i(\vec{r} \parallel \vec{x}) = \sum_{i=1}^n p_i (I_i(\vec{x}) - I_i(\vec{r})) \quad (5)$$

$$D(\vec{x} \parallel \vec{r}) = \sum_{i=1}^n q_i D_i(\vec{x} \parallel \vec{r}) = \sum_{i=1}^n q_i (I_i(\vec{r}) - I_i(\vec{x})) \quad (6)$$

در تئوری اطلاعات  $D(\vec{r} \parallel \vec{x})$  و  $D(\vec{x} \parallel \vec{r})$  را به ترتیب، انتروپی  $\vec{x}$  نسبت به  $\vec{r}$  و انتروپی  $\vec{r}$  نسبت به  $\vec{x}$  می‌نامند.  $\vec{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)^T$  و  $\vec{q} = (q_1, q_2, \dots, q_n)^T$  به ترتیب، بردار احتمال امضای طیفی  $\vec{r}$  و بردار احتمال امضای طیفی بردار پیکسلی  $\vec{x}$  هستند. بردارهای احتمال از طریق نرمال کردن امضای طیفی به دست می‌آیند و به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$p_k = \frac{r_k}{\sum_{i=1}^n r_i} \quad \forall k = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$q_k = \frac{x_k}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad \forall k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

در روابط (5) و (6)،  $I_i(\vec{x})$  و  $I_i(\vec{r})$  به عنوان self-information،  $\vec{r}$  و  $\vec{x}$  برای باند  $i$  تعریف و به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$I_i(\vec{r}) = -\log p_i \quad (9)$$

$$I_i(\vec{x}) = -\log q_i \quad (10)$$

به طوری که مشاهده می‌شود، در روابط فوق،  $SID(\vec{r}, \vec{x})$  متقارن، ولی  $D(\vec{r} \parallel \vec{x})$  نامتقارن است. زیرا  $SID(\vec{r}, \vec{x}) = SID(\vec{x}, \vec{r})$  ولی  $D(\vec{r} \parallel \vec{x}) \neq D(\vec{x} \parallel \vec{r})$ . در مقایسه با معیارهای شباهت معمول دیگر، SID با به کارگیری انتروپی نسبی، ایده متفاوتی از شباهت طیفی را ارائه می‌دهد. مزیت انتروپی نسبی در این است که از اطلاعات طیفی به دست آمده از هر بردار پیکسلی استفاده می‌کند.

### SID-SAM -3-2

در این مقاله از یک اندازه‌گیری شباهت طیفی مختلط جهت طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی استفاده شده است که ترکیبی از SID و SAM می‌باشد. این روش که SID-SAM نام‌گذاری شده است، از توانایی هر دو اندازه‌گیری در جداسازی طیفی بهره می‌برد [5]. اندازه‌گیری پیشنهادی در این پژوهش به صورت  $SID(\vec{r}, \vec{x}) \times \sin(SAM(\vec{r}, \vec{x}))$  پیاده‌سازی شده است. شباهت و اختلاف طیفی منتج شده از چنین اندازه‌گیری مختلطی توسط ضرب توانایی‌های طیفی دو اندازه‌گیری به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌یابد [5]. دلیل اتخاذ سینوس به جای کسینوس، محاسبه فاصله عمودی بین دو بردار به جای تصویر کردن یک بردار در امتداد بردار دیگر است.

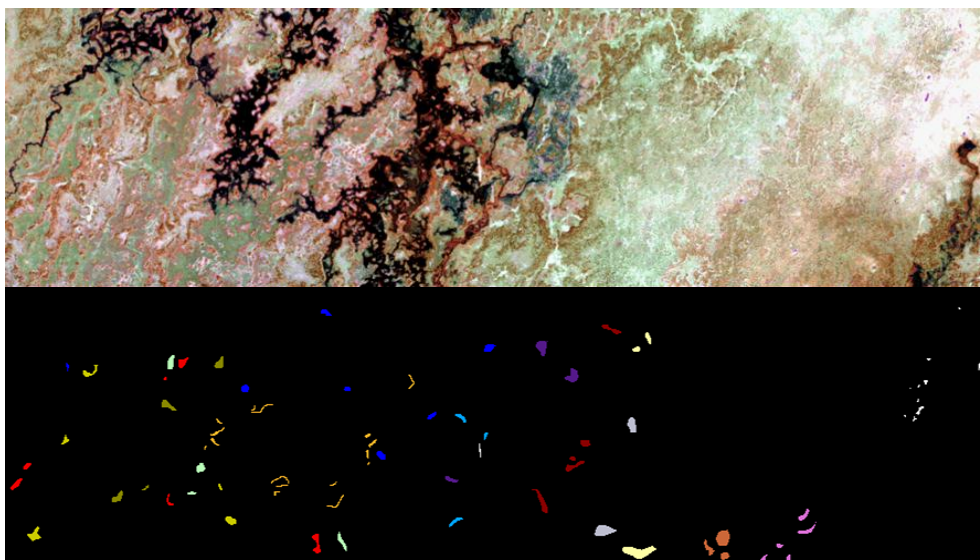
### 3- پیاده‌سازی

در این پژوهش، جهت حذف نویز از داده‌ها، ابتدا با انجام تبدیل MNF روی داده‌های تصویری Hyperion، باندهای حاوی اطلاعات مفید (باندهای دارای مقدار ویژه بالا)، انتخاب شده و سپس روی این باندهای انتخابی، تبدیل معکوس MNF اعمال شده است. آنگاه جهت پیاده‌سازی الگوریتم‌های طبقه‌بندی، طیف‌های مرجع هر کلاس استخراج شده است. طیف‌های مرجع هر کلاس از 3 طریق قابل استخراج است [4]: 1- کتابخانه طیفی 2- طیف‌سنجی میدانی 3- تصویر مورد استفاده. در این تحقیق، روش سوم به کار برده شده است و برای این منظور، از طیف‌های تصویری 5 درصد داده‌های واقعیت زمینی هر کلاس، میانگین‌گیری شده و مورد استفاده قرار گرفته است. در نهایت، الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM روی داده‌های فراطیفی اعمال گردیده است.

### 3-1- داده‌های مورد استفاده

الگوریتم‌های طبقه‌بندی مورد استفاده در این تحقیق بر روی داده‌های تصویری Hyperion اخذ شده از دلتای Okavango واقع در شمال غربی Botswana (در تاریخ 31 می 2001) پیاده‌سازی گردیده و پس از ارزیابی نتایج، دقت و کارایی الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. این تصویر، دارای ابعاد تصویری  $256 \times 1476$  پیکسل و قدرت تفکیک مکانی 30 متر است. این داده‌های تصویری دارای قدرت تفکیک طیفی 242 باند در گستره طیفی 400-2500 نانومتر هستند. باندهای کالیبره‌نشده و نویزی، که خصوصیات جذبی آب را پوشش می‌دهند، حذف شده‌اند و 145 باند باقی‌مانده است که شامل [10-55, 82-97, 102-119, 134-164, 187-220] می‌باشند. پیش‌پردازش این داده‌ها توسط مرکز تحقیقات فضایی دانشگاه تگزاس و جهت کاهش اثرات نامطلوب آشکارسازها، خطای کالیبراسیون داخلی آشکارسازها و ناهنجاری‌های دوره‌ای انجام شده است [10].

در منطقه تحت پوشش این تصاویر، ۱۴ کلاس شناسایی شده و داده‌های واقعیت زمینی مربوط به این کلاس‌ها به صورت دستی با ترکیبی از GPS، تصاویر هوایی و تصاویر چند طیفی IKONOS، با قدرت تفکیک ۶/۲ متر، استخراج شده است. داده‌های تصویری منطقه مورد مطالعه و موقعیت مکانی این ۱۴ کلاس در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. ترکیب رنگی (RGB) باندهای ۵۱، ۱۴۹، ۳۱ داده‌های Hyperion، و نقشه واقعیت زمینی

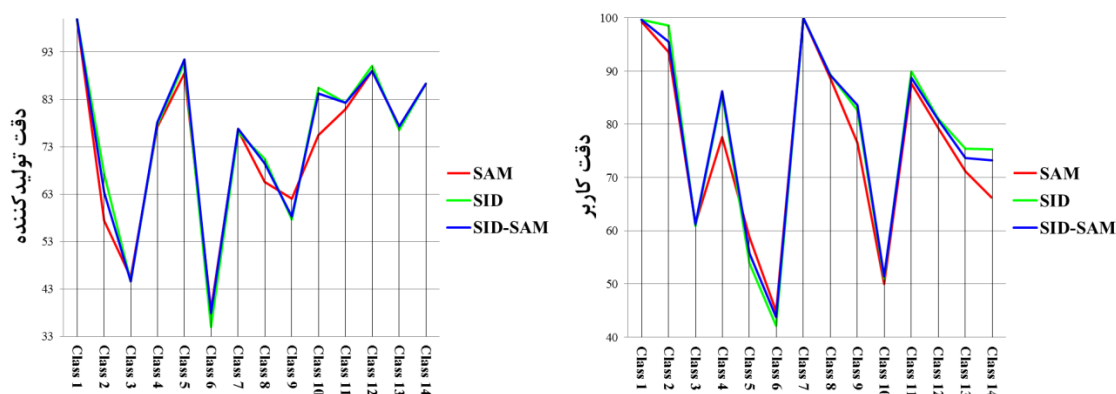
### 3-2- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی

جهت ارزیابی دقت و صحت نتایج الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM، با استفاده از داده‌های واقعیت زمینی، ماتریس خطا برای هر الگوریتم محاسبه شده است. از این ماتریس‌ها پارامترهای دقت طبقه‌بندی شامل دقت کلی، ضریب کاپا، دقت کاربر و دقت تولیدکننده استخراج گردیده است. دقت کاربر و دقت تولیدکننده برای هر کلاس به طور جداگانه محاسبه شده است. جدول ۱ ضریب کاپا، دقت کلی، دقت کاربر و دقت تولیدکننده محاسبه شده برای الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM را نشان می‌دهد.

جدول ۱. پارامترهای دقت طبقه‌بندی برای الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM

			SAM		SID		SID-SAM	
			O. A. = 72.66%		O. A. = 73.55%		O. A. = 73.74%	
			K. C. = 0.7038		K. C. = 0.7135		K. C. = 0.7155	
No.	Class	Sample Size	U. A. (%)	P. A. (%)	U. A. (%)	P. A. (%)	U. A. (%)	P. A. (%)
1	Water	270	99.26	100	99.63	100	99.63	100
2	Hippo Grass	101	93.55	57.43	98.55	67.33	95.52	63.37
3	Floodplain Grasses1	251	61.29	45.42	60.87	44.62	61.2	44.62
4	Floodplain Grasses2	215	77.57	77.21	85.64	77.67	86.15	78.14
5	Reeds1	269	58.77	88.48	53.86	90.71	55.78	91.45
6	Riparian	269	44.83	38.66	42.15	34.94	43.78	37.92
7	Firescar2	259	100	76.45	100	76.06	100	76.83
8	Island Interior	203	88.67	65.52	89.38	70.44	89.24	69.46
9	Acacia Woodlands	314	76.47	62.1	82.65	57.64	83.56	58.28
10	Acacia Shrublands	248	50	75.4	50.96	85.48	51.35	84.27
11	Acacia Grasslands	305	87.59	80.98	89.96	82.3	88.69	82.3
12	Short Mopane	181	79.31	88.95	81.09	90.06	80.9	88.95
13	Mixed Mopane	268	71.13	77.24	75.37	76.49	73.67	77.24
14	Exposed Soils	95	66.13	86.32	75.23	86.32	73.21	86.32

از آنجایی که مقایسه دقت‌های کاربر و تولیدکننده الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM به خوبی قابل بررسی نیست، مقادیر این دقت‌ها در شکل 3 به صورت ترسیمی نشان داده شده است.



شکل 3. دقت‌های کاربر و تولیدکننده الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM

بررسی دقت کلی و ضریب کاپای هر یک از الگوریتم‌ها در جدول 1 نشان می‌دهد که دقت طبقه‌بندی SID-SAM حدود 1/2 درصد از SAM و حدود 0/2 درصد از SID بیشتر است و دقت طبقه‌بندی SID حدود 1 درصد از SAM بیشتر است. ارزیابی دقت‌های کاربر و تولیدکننده به دست آمده برای هر یک از الگوریتم‌ها در شکل 3 و جدول 1 نتایج زیر را به دست می‌دهد:

- 1- دقت کاربر الگوریتم SID در مقایسه با الگوریتم SAM
  - برای 10 کلاس (کلاس‌های شماره 1، 2، 4، 8، 9، 10، 11، 12، 13 و 14) در مجموع حدود 39٪ بزرگتر است.
  - برای 3 کلاس (کلاس‌های شماره 3، 5، و 6) در مجموع حدود 8٪ کوچکتر است.
  - برای 1 کلاس (کلاس شماره 7) بدون تغییر بوده است.
- 2- دقت تولیدکننده الگوریتم SID در مقایسه با الگوریتم SAM
  - برای 7 کلاس (کلاس‌های شماره 2، 4، 5، 7، 9، 10 و 11) در مجموع حدود 30٪ بزرگتر است.
  - برای 5 کلاس (کلاس‌های شماره 3، 6، 7، 9 و 13) در مجموع حدود 10٪ کوچکتر است.
  - برای 2 کلاس (کلاس‌های شماره 1 و 14) بدون تغییر بوده است.
- 3- دقت کاربر الگوریتم SID-SAM در مقایسه با الگوریتم SAM
  - برای 10 کلاس (کلاس‌های شماره 1، 2، 4، 8، 9، 10، 11، 12، 13 و 14) در مجموع حدود 32٪ افزایش یافته است.
  - برای 3 کلاس (کلاس‌های شماره 3، 5، و 6) در مجموع حدود 4٪ کاهش یافته است.
  - برای 1 کلاس (کلاس شماره 7) بدون تغییر بوده است.
- 4- دقت تولیدکننده الگوریتم SID-SAM در مقایسه با الگوریتم SAM
  - برای 7 کلاس (کلاس‌های شماره 2، 4، 5، 7، 8، 10 و 11) در مجموع حدود 24/5٪ افزایش یافته است.
  - برای 3 کلاس (کلاس‌های شماره 3، 6، و 9) در مجموع حدود 5/5٪ کاهش یافته است.
  - برای 4 کلاس (کلاس‌های شماره 1، 12، 13 و 14) بدون تغییر بوده است.
- 5- دقت کاربر الگوریتم SID-SAM در مقایسه با الگوریتم SID
  - برای 6 کلاس (کلاس‌های شماره 3، 4، 5، 6، 9 و 10) در مجموع حدود 6٪ افزایش یافته است.

- برای 6 کلاس (کلاس‌های شماره 2، 8، 11، 12، 13، و 14) در مجموع حدود 8/5٪ کاهش یافته است.
- برای 2 کلاس (کلاس شماره 1 و 7) بدون تغییر بوده است.
- 6- دقت تولیدکننده الگوریتم SID-SAM در مقایسه با الگوریتم SID
- برای 6 کلاس (کلاس‌های شماره 4، 5، 6، 7، 8، 9 و 13) در مجموع حدود 6/5٪ افزایش یافته است.
- برای 4 کلاس (کلاس‌های شماره 2، 8، 10 و 12) در مجموع حدود 7/5٪ کاهش یافته است.
- برای 4 کلاس (کلاس‌های شماره 1، 3، 11 و 14) بدون تغییر بوده است.

## 7- نتیجه‌گیری

در این پژوهش از الگوریتم‌های SAM، SID و SID-SAM جهت طبقه‌بندی نظارت شده داده‌های تصویری Hyperion استفاده شده است. الگوریتم طبقه‌بندی SID-SAM از یک اندازه‌گیری شباهت طیفی با ترکیب SID و SAM استفاده می‌کند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که دقت کلی طبقه‌بندی SID-SAM و SID از SAM بیشتر است (به ترتیب حدود 1/2 درصد و 1 درصد) و همچنین، الگوریتم‌های SID-SAM و SID در مجموع دارای دقت‌های کاربر و تولیدکننده بزرگتری نسبت به الگوریتم SAM هستند. مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های SID-SAM و SID نشان می‌دهد که دقت کلی طبقه‌بندی SID-SAM به میزان ناچیزی (حدود 0/2 درصد) از SID بیشتر است، ولی دقت‌های کاربر و تولیدکننده SID-SAM نسبت به SID در مجموع مقداری کاهش یافته‌اند. این در حالی است که نتایج حاصل از فرانس [5] نشان داده است که SID-SAM در اندازه‌گیری شباهت طیفی بین چندین امضای طیفی دارای توان جداسازی طیفی به مراتب بالاتری نسبت به SID و SAM است. به نظر می‌رسد، استفاده از اندازه‌گیری شباهت طیفی SID-SAM در فرآیند طبقه‌بندی به نتایجی نزدیک به نتایج دو الگوریتم SID و SAM منجر می‌گردد.

## مراجع

- [1] Homayouni S., and Roux M., "Hyperspectral image Analysis for Material Mapping Using Spectral Matching", International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 35, Istanbul, pp. 49-54.
- [2] Shippert P., "Why Use Hyperspectral Imagery?" Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 70, pp. 377-396.
- [3] Shah C. A., Watanachaturaporn P., Varshney P. K., and Arora M. K., "Some Recent Results on Hyperspectral Image Classification", Proceedings of IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, Greenbelt, MD, pp. 346-353.
- [4] Kruse F. A., Lefkoff A. B., Boardman J. W., Heidebrecht K. B., Shapiro A. T., Barloon P. J., and Goetz A. F. H., "The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging spectrometer Data", Remote Sensing of the Environment, vol. 44, New York, pp. 145-163.
- [5] Du Y., Chang C.-I., Ren H., Chang C.-C., Jensen J. O., and D'Amico F. M., "New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization", Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, vol. 43, Bellingham, Washington USA, pp. 1777-1786.
- [6] Meer F. v. d., "The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery", Elsevier, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 8, pp. 3-17.



- [7] Chang C.-I., "An information theoretic-based approach to spectral variability, similarity and discriminability for hyperspectral image analysis", IEEE Transactions on Information Theory, vol. 46, pp. 1927-1932.
- [8] Chang C.-I., "Hyperspectral Imaging: Techniques for spectral Detection and Classification", 2003, New York, 370.
- [9] Jensen J. R., "Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective", second edition, 1996, Upper Saddle River, New Jersey, 316.
- [10] Korycinski D., Crawford M., Barnes J. W., and Ghosh J., "Adaptive Feature Selection for Hyperspectral Data Analysis Using a Binary Hierarchical Classifier and Tabu Search", Proceedings of 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 1, Toulouse, France, pp. 297 - 299.