

## ارزیابی پتانسیل اجرای روش های SMA و NSMA بر روی تصاویر لندست ۸ (OLI) جهت استخراج زیر پیکسل سطوح نفوذناپذیر (مطالعه موردی: شهر ساری)

سیروس هاشمی دره بادامی<sup>۱</sup>، محمد ملکی<sup>۲</sup>، بهرام جمعه زاده<sup>۳</sup>، سعید حمزه<sup>۴</sup>، کیوان باقری<sup>۵</sup>

### چکیده

سطوح نفوذناپذیر جزء جدایی ناپذیر از محیط شهری امروزی می باشد و در واقع شهرهای جدید با سطوح نفوذناپذیر درآمیخته اند. سطوح نفوذناپذیر ساخته های دست انسان (جاده، پیاده رو، خیابان، پارکینگ، و پشت بام) هستند که توسط مواد غیر قابل نفوذ مانند آسفالت، بتن، آجر و سنگ پوشش داده می شوند. تشخیص و تهیه نقشه آن از راه کم هزینه سنجش از دور می تواند در کارهای مدیریتی بسیار کارآمد باشد. این مقاله با هدف ارزیابی توانایی اجرای روش های تجزیه و تحلیل طیف مخلوط (SMA) و تجزیه و تحلیل طیف مخلوط نرمال شده (NSMA) بر روی تصاویر ماهواره لندست ۸، جهت استخراج زیر پیکسل سطوح نفوذناپذیر در مناطق شمالی ایران (شهر ساری) انجام شده است. برای این کار از تصاویر OLI اخذ شده در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۷ برای ورودی مدل ها و تصویر WorldView-2 اخذ شده در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۷ به عنوان نقشه مرجع برای ارزیابی صحت نتایج مدل ها استفاده شد. در ابتدا با استفاده از روش تجزیه مولفه های اصلی (PCA)، عضو های پایانی (Endmember) انتخاب شده و از دو روش SMA و NSMA برای بدست آوردن کسر پوشش زمین از هر عضو پایانی استفاده شد. همچنین نتایج اجرای دو روش مذکور بر روی تصاویر اصلی و تصاویر ادغام شده با باند پن کروماتیک با هم مقایسه شد. صحت برآورد سطوح نفوذ ناپذیر با استفاده از نمونه های تصادفی در پنجره هایی با ابعاد ۳ × ۳ پیکسل ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل NSMA بر روی تصاویر ادغام شده با باند پن

<sup>۱</sup> - دانشجوی دکتری سنجش از دور و GIS دانشگاه تهران

<sup>۲</sup> - کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS دانشگاه خوارزمی

<sup>۳</sup> - کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS دانشگاه تهران

<sup>۴</sup> - استادیار سنجش از دور و GIS دانشگاه تهران (Saeid.hamzeh@ut.ac.ir)

کروماتیک، با جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ۸/۲٪ و ضریب تعیین (R<sup>2</sup>) ۰/۹۳ بهترین عملکرد جهت برآورد سطوح نفوذناپذیر را دارد.

**واژه‌های کلیدی:** سطوح نفوذناپذیر، استخراج زیر پیکسل، تجزیه و تحلیل طیف مخلوط (SMA)، تجزیه و تحلیل طیف مخلوط نرمال شده (NSMA)، عضو پایانی

## مقدمه

سطوح نفوذناپذیر ساختارهای عمدتاً مصنوعی شناخته شده به عنوان سنگفرش<sup>۱</sup> (جاده، پیاده رو، خیابان، پارکینگ و پشت بام) هستند که توسط مواد غیر قابل نفوذ مانند آسفالت، بتن، آجر و سنگ پوشش داده می‌شوند. افزایش سطوح غیر قابل نفوذ ناشی از شهرنشینی، نگرانی‌های زیست محیطی متعددی از قبیل افزایش دمای سطح در مناطق شهری، توسعه جزیره حرارتی شهری و اختلال در تعادل انرژی سطح، افزایش رواناب و جاری شدن سیل، کاهش کیفیت آب‌های سطحی و زیرزمینی و تغییرات اقلیمی در سطح محلی و جهانی را بوجود آورده است (دو<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۵؛ ونگ و لوو<sup>۳</sup>، ۲۰۰۸ و آلموسید<sup>۴</sup>، ۲۰۱۱). از این رو تلاش برای شناخت خصوصیات فیزیکی سطوح شهری و نظارت بر آن، در دهه‌های اخیر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار شده است. در این میان فن آوری سنجش از راه دور فرصت‌های بالقوه برای تعیین و نظارت بر محیط شهری ارائه کرده است و داده‌های سنجش از دور با قدرت تفکیک مکانی متوسط (OLI, ETM+, TM, ASTER) به طور گسترده‌ای در نقشه برداری کاربری/ پوشش زمین شهری از طریق الگوریتم های طبقه بندی مورد استفاده قرار گرفته است (سریواستاوا<sup>۵</sup> و همکاران، ۲۰۱۲؛ آگیره‌گوترز<sup>۶</sup> و همکاران، ۲۰۱۲ و چانگ<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۱۴). در روش طبقه بندی سنتی فرض بر این است که تنها یک کلاس

<sup>۱</sup> Pavement

<sup>۲</sup> Du

<sup>۳</sup> Wang & Lu

<sup>۴</sup> Almusaed

<sup>۵</sup> Srivastava

<sup>۶</sup> Aguirre-Gutiérrez

<sup>۷</sup> Chang

کاربری/ پوشش زمین در یک پیکسل تصویر وجود دارد. با این حال، طیف یک پیکسل به خصوص برای تصاویر با تفکیک مکانی متوسط و پایین، ممکن است ترکیبی از چند نوع کاربری/پوشش زمین باشد. مشکل پیکسل مخلوط را می‌توان با توصیف چشم انداز با متغیرهای پیوسته به جای اختصاص کلاس‌های گسسته، (وانگ و لو<sup>۱</sup>، ۲۰۰۸) و یا مدل‌سازی هر پیکسل به عنوان درصدی از کاربری/ پوشش زمین شهری (هانسن<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۰۲)، برای بدست آوردن جزئیات بیشتر از حداقل قدرت تفکیک پیکسل، اعمال کرد. در مواجهه با پیکسل‌های مخلوط مناطق شهری، مدل پوشش گیاهی- سطوح نفوذ ناپذیر- خاک (V-I-S) ارائه شده توسط رایید (راید<sup>۳</sup>، ۱۹۹۵) به عنوان یک پارامتر جایگزین ترکیب بیوفیزیکی محیط‌های شهری پذیرفته شده است. در این مدل-در صورت نادیده گرفتن آب- محیط‌های شهری به عنوان ترکیبی از پوشش گیاهی، سطوح نفوذ ناپذیر و خاک، در نظر گرفته می‌شوند. طیف پوشش گیاهی، به خصوص در باندهای مادون قرمز نزدیک، ممکن است تفاوت قابل ملاحظه‌ای بسته به ویژگی‌های برگ (محتوای کلروفیل) و عناصر تاج پوشش (تراکم، شکل، زاویه، و غیره) داشته باشد (آسنر<sup>۴</sup>، ۱۹۹۸). علاوه بر این، انواع مختلف خاک به علت تغییرات در ترکیب خاک، اندازه دانه و مقدار آب، تنوع طیفی گوناگونی را نشان می‌دهند (بن‌دور<sup>۵</sup> و همکاران، ۱۹۹۹). با استفاده از این مدل مفهومی، تحقیقات بعدی برای تعیین کمیت توزیع پوشش گیاهی، سطح غیر قابل نفوذ، و خاک در محیط‌های شهری انجام شده است. به خصوص برای اندازه‌گیری نفوذناپذیری سطوح شهری؛ (فلاناگان و سیوکو<sup>۶</sup>، ۲۰۰۱) طبقه بندی پیکسل مبنا و الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی برای استخراج کسری سطح غیر قابل نفوذ در حوضه‌های آبریز انجام دادند.

---

<sup>1</sup> Wang & Lu

<sup>2</sup> Hansen

<sup>3</sup> Ridd

<sup>4</sup> Asner

<sup>5</sup> Ben-Dor

<sup>6</sup> Flanagan & Civco

(راشد<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۱) ترکیب شهری قاهره، را به عنوان پوشش گیاهی، سطح غیر قابل نفوذ، خاک و سایه توصیف کردند و نتیجتاً با اعمال طبقه بندی، جزئیات ترکیب شهری را بدست آوردند. فینن و همکاران (فینن<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۰۲) تصاویر کسر **V-I-S** با استفاده از روش **SMA** با عضوهای پایانی انتخاب شده از عکس‌های هوایی در جنوب شرقی کوئینزلند، استرالیا، تولید کردند و پیشنهاد کردند که مدل بر اساس **V-I-S** بهتر از طبقه بندی سنتی بر پایه پیکسل انجام شده است. اسمال (اسمال<sup>۳</sup>، ۲۰۰۲) توزیع پوشش گیاهی شهری و تغییرات زمانی در نیویورک را با استفاده از سه عضو پایانی (بازتاب پایین، بازتاب بالا، و پوشش گیاهی) و مدل (**SMA**) مورد بررسی قرار داد. (وو و ماووری<sup>۴</sup>، ۲۰۰۳) یک تجزیه طیف مخلوط<sup>۵</sup> خطی را برای برآورد توزیع سطح غیر قابل نفوذ در کلمبوس اوهایو انجام دادند، و نشان دادند که کسر سطوح نفوذناپذیر را می توان با یک مدل خطی از عضوهای پایانی<sup>۶</sup> با بازتاب پایین و بازتاب بالا، بدست آورد. علاوه بر کمیت نفوذناپذیری شهری، توزیع پوشش گیاهی در مناطق شهری نیز بررسی شده است. (لوو و ونگ، ۲۰۰۴) فراوانی پوشش گیاهی شهری و ارتباط آن با جزیره گرمایی شهری را اندازه‌گیری کردند. همچنین استفاده از مدل **V-I-S** در بهبود طبقه بندی کاربری/پوشش زمین شهری، بررسی شده است لوو و ونگ (لوو و ونگ، ۲۰۰۴) از پوشش گیاهی سبز، سطح غیر قابل نفوذ/خاک، و سایه برای توصیف شهری/روستایی محیط استفاده کردند و نشان دادند که مدل **V-I-S** به طور قابل توجهی می تواند به بهبود دقت و صحت طبقه بندی کاربری/پوشش زمین شهری، منتج می‌شود. اگرچه مدل **V-I-S** ارزش خود را در توصیف ترکیب شهری ثابت کرده است، هنوز هم مشکلات فنی در استفاده از آن در مناطق ناهمگن شهری/حومه وجود دارد. یکی از مشکلات آن تغییر طیفی مرتبط با هر جزء **V-I-S** به دلیل روشی‌های متفاوت است.

<sup>1</sup> Rashed

<sup>2</sup> Phinn

<sup>3</sup> Small

<sup>4</sup> Wu & Murray

<sup>5</sup> Spectral Mixture Analysis

<sup>6</sup> Endmember

سطوح نفوذناپذیر مهم ترین تنوع روشنایی، با طیف‌های مختلف از بازتاب کم (آسفالت) گرفته تا بازتاب بالا (شیشه و پلاستیک) را نشان می‌دهند (هرولد<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۰۴). بنابراین، در سیستم پیچیده شهری، شناسایی عضو پایانی ایده آل به نمایندگی از هر یک از اجزاء V-I-S دشوار است. وو (وو<sup>۲</sup>، ۲۰۰۴) یک روش نرمال-سازی روشنایی به منظور کاهش تنوع روشنایی مواد شهری و انتخاب عضو پایانی بهینه، پیشنهاد داد. نتایج آنها نشان داد که از طریق نرمال‌سازی، تنوع روشنایی در داخل هر یک از مؤلفه‌های V-I-S کاهش یافته و یا حذف شده است، و در نتیجه انتخاب تنها یک عضو پایانی برای نمایندگی هر جزء V-I-S امکان پذیر می‌شود. علاوه بر این، با استفاده از مدل تجزیه و تحلیل طیفی مخلوط (SMA)، دقت برآورد سطح غیر قابل نفوذ در روش نرمال شده بهتر از روش‌های قبلی بدست آمد.

در این مقاله روش تجزیه و تحلیل طیف مخلوط (SMA) خطی و روش تجزیه و تحلیل طیف مخلوط خطی نرمال شده (NSMA) خطی، برای استخراج سطوح نفوذ-ناپذیر شهری از تصاویر لندست ۸ (OLI)، با هم مقایسه می‌گردد. همچنین تصاویر چند طیفی را با باند پن کروماتیک<sup>۳</sup> ادغام کرده و نتایج آن با نتایج قبلی (تصاویر چند طیفی) مقایسه می‌گردد. سپس با استفاده از تصاویر WorldView-2 به عنوان داده‌های مرجع، صحت نتایج بدست آمده ارزیابی شد و بهترین مدل برای استخراج سطوح نفوذناپذیر در سطح زیر پیکسل، معرفی می‌گردد.

□

## روش پژوهش

### منطقه مورد مطالعه

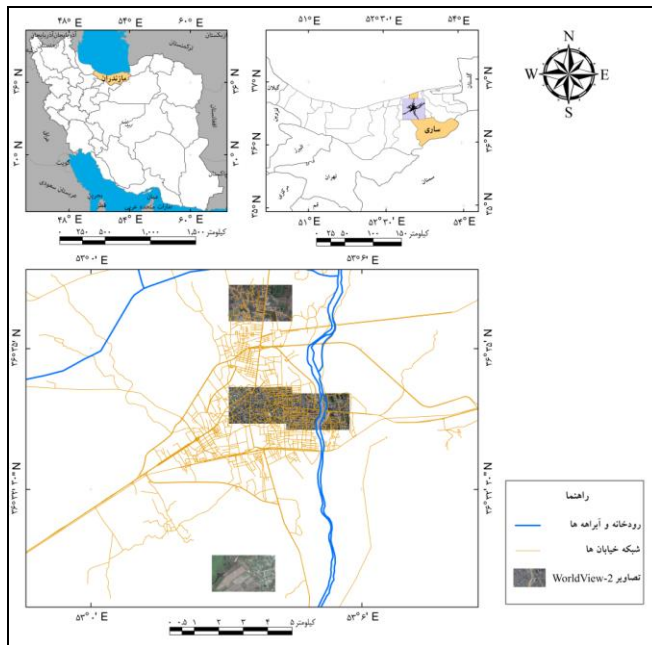
منطقه مورد مطالعه این تحقیق شهر ساری و حومه اطراف آن است. شهر ساری مرکز استان مازندران و همچنین مرکز شهرستان ساری با جمعیت ۲۹۶ هزار نفر است که در

<sup>1</sup> Herold

<sup>2</sup> Wu

<sup>3</sup> Panchromatic

کوهپایه های رشته کوه البرز واقع شده است. محدوده مورد مطالعه در طول  $58^{\circ} 32'$  تا  $52^{\circ}$  تا  $53^{\circ} 09' 50''$  شرقی و عرض  $36^{\circ} 30' 30''$  تا  $36^{\circ} 30' 27''$  شمالی می باشد. موقعیت این منطقه در شکل شماره ۱ مشخص شده است.



شکل شماره ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران، استان مازندران و شهرستان ساری

## روش تحقیق

در این تحقیق از تصویر لندست ۸ سنجنده تصویر بردار عملیاتی زمین (OLI) کسب شده در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۷ برای ورودی مدل و تصویر WorldView-2 کسب شده در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۷ به عنوان نقشه مرجع برای ارزیابی صحت نتایج مدل استفاده شد. بدین منظور در ابتدا عضوهای پایانی عوارض مختلف موجود در تصویر توسط نمودار-های پراکندگی حاصل از تصاویر بدست آمدند، سپس این دو تصویر با هم تطبیق

هندسی داده شدند. با استفاده از تکنیک تفریق شی تاریک<sup>۱</sup>، تصحیحات اتمسفری بروی تصاویر OLI اعمال شد. برای بالا بردن تفکیک مکانی تصاویر چند طیفی، با استفاده از تکنیک گرام-اسمیت<sup>۲</sup> (جاواک<sup>۳</sup> و همکاران، ۲۰۱۳) با تصویر پن کروماتیک ادغام شدند.

## ۱- استخراج عضوهای پایانی

مهم‌ترین مرحله در استفاده از SMA انتخاب عضوهای پایانی مناسب است که این عضوهای پایانی به عنوان "عضوهای پایانی مرجع"<sup>۴</sup> شناخته می‌شوند. عضوهای پایانی که از تصاویر ماهواره‌ای بدست می‌آیند "عضوهای پایانی تصویری"<sup>۵</sup> نام دارند که ممکن است از خود تصویر و یا از دیگر تصاویر بدست آمده باشند. عضوهای پایانی تصویری دارای این مزیت هستند که به هیچ داده و یا کار میدانی اضافی نیاز ندارند و طیف‌ها در مقیاس مشابه جمع‌آوری می‌شوند (راشد و همکاران، ۲۰۰۳). روش‌های مختلفی برای انتخاب عضوهای پایانی از تصویر وجود دارد. از جمله رایج‌ترین آنها انتخاب عضو پایانی، با استخراج طیف‌های پیکسل‌های مناطق همگن از مواد شناخته شده از تصاویر با تفکیک مکانی بالا (ماینت و اوکاین<sup>۶</sup>، ۲۰۰۹)، انتخاب عضوهای پایانی از نمودارهای دو بعدی (اسمال، ۲۰۰۵) و استفاده از شاخص درجه خلوص پیکسل<sup>۷</sup> می‌باشد (فرانک<sup>۸</sup> و همکاران، ۲۰۰۹). در این مقاله از نمودارهای پراکندگی حاصل از تصاویر (PC1، PC2 و PC3) بدست آمده از تجزیه مولفه‌های اصلی<sup>۹</sup>، (به

<sup>۱</sup> Dark Object Subtraction

<sup>۲</sup> Gram-Schmidt

<sup>۳</sup> Jawak

<sup>۴</sup> References Endmembers

<sup>۵</sup> Image Endmembers

<sup>۶</sup> Myint., & Okin

<sup>۷</sup> Pixel Purity Index

<sup>۸</sup> Franke

<sup>۹</sup> Principal Component Analysis

دلیل عملکرد بهتر نسبت به روش **PPI** و **MNF** بروی تصاویر نرمال شده، استفاده شد و چهار پوشش سطوح نفوذناپذیر، پوشش گیاهی، خاک و آب به عنوان عضوهای پایانی انتخاب شدند.

## ۲- تجزیه و تحلیل طیف مخلوط (SMA) خطی

عملا در هر محیط شهری، سیگنال ثبت شده توسط یک سنجنده شامل بازتاب از چند نوع پوشش زمین است. پاسخ ثبت شده توسط سنجنده برای هر پیکسل، حاصل ترکیب وزنی از مجموع طیف خالص از هر ماده در میدان دید لحظه ای<sup>۱</sup> پیکسل است. در مدل مخلوط خطی فرض بر این است که بازتاب از هر کدام از عضوهای پایانی در یک پیکسل به صورت جداگانه و با کمترین تعامل به سنجنده می رسد. هدف **SMA** این است که سهم نسبی هر یک از عضوهای پایانی را از طیف یک پیکسل اندازه گیری کند. خروجی **SMA** مجموعه ای از تصاویر که نشان دهنده ی کسری از هر عضو پایانی، با ارزش بین صفر و ۱ (صفر نشان دهنده عدم وجود و ۱ نمایندگی پوشش ۱۰۰٪) می باشد.

برای یک پیکسل، توصیف ریاضی **SMA** به شرح رابطه ۱ است (آدامز<sup>۲</sup> و همکاران، ۱۹۸۶؛ روبرتس<sup>۳</sup> و همکاران، ۱۹۹۹ و اسمیت<sup>۴</sup> و همکاران، ۱۹۹۰):

$$DN_i = \sum_{j=1}^K F_j \cdot DN_{i,j} + e_i \quad (1)$$

که در آن  $DN_i$  مقدار اندازه گیری شده از یک پیکسل در باند  $i$ ،  $F_j$  کسری از عضو پایانی  $J$  موجود در **IFOV** پیکسل،  $DN_{i,j}$  ارزش  $J$  عضو پایانی در باند  $i$ ، و  $e_i$  باقی

<sup>۱</sup> IFOV

<sup>۲</sup> Adams

<sup>۳</sup> Roberts

<sup>۴</sup> Smith



مانده یا تفاوت بین ارزش مشاهده شده و مدل سازی شده برای باند  $a_i$  تعداد باندها، و  $K$  عضوهای پایانی موجود در مجموعه داده در مدل مخلوط می باشد. مدل مخلوط محدودیت زیر را دارد که مجموع کسری عضوهای پایانی برای هر پیکسل باید ۱ باشد (رابطه ۲).

$$\sum_{j=1}^K F_j = 1 \quad (2)$$

خطا **RMS** پیکسل به پیکسل به طور موثر میانگین باقی مانده در تمام باندها است (رابطه ۳):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N}} \quad (3)$$

۲-۲-۳ تجزیه و تحلیل طیف مخلوط خطی نرمال شده (NSMA) (وو و همکاران، ۲۰۰۴) در این روش ابتدا میانگین تمام باندها محاسبه شده و سپس تک تک باندها بر میانگین تقسیم می شوند تا تفاوت روشنایی در طیف های یک ماده مشخص کم شود. ارزش های پیکسل با توجه به روابط ۴ و ۵ نرمال می شوند:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{b=1}^N R_b \quad (4)$$

$$\bar{R}_b = \frac{R_b}{\mu} \times 100 \quad (5)$$

که در آن  $\bar{R}_b$  بازتاب نرمال شده باند  $b$  در پیکسل است؛  $R_b$  بازتاب اصلی برای باند  $b$  است؛  $\mu$  متوسط بازتاب برای آن پیکسل؛ و  $N$  تعداد کل باندها می باشد. پس از نرمال سازی، استخراج کسر پوشش زمین از روابط ۶ و ۷ محاسبه می شود:

$$\bar{R}_b = \sum_{i=1}^N \bar{f}_i R_{i,b} + e_b \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N \bar{f}_i = 1 \text{ and } \bar{f}_i \geq 0 \quad (7)$$

در اینجا  $\bar{R}_b$  بازتاب نرمال شده هر پیکسل در باند  $b$ ،  $R_{i,b}$  بازتاب نرمال شده از عضو پایانی  $i$  در باند  $b$  برای آن پیکسل،  $\bar{f}_i$  کسر عضو پایانی  $i$  و  $e_b$  باقی مانده است.

### ۳- ارزیابی صحت نتایج حاصل از مدل SMA و NSMA

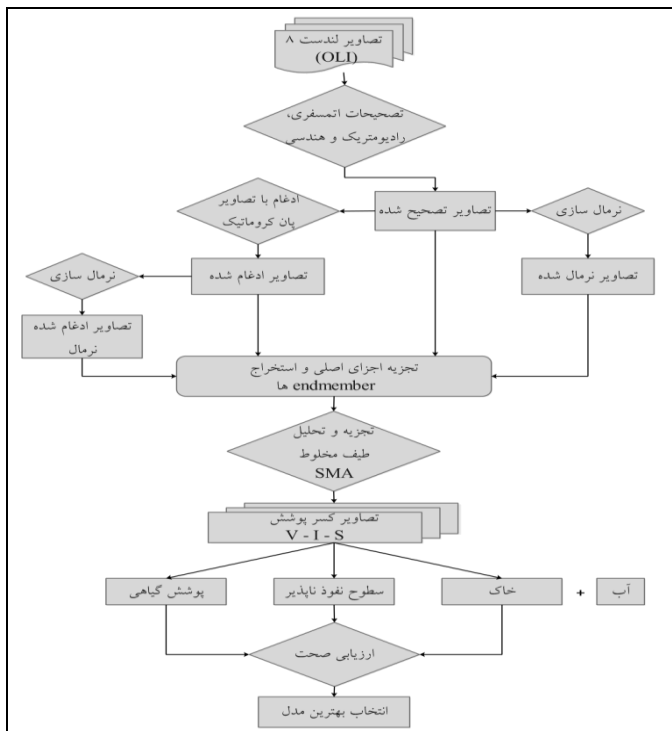
برای مقایسه کسرهای مدل شده و کسرهای مرجع، اکثر مطالعات متوسط مقادیر کسری از یک منطقه، یک پنجره پیکسلی (به عنوان مثال،  $3 \times 3$ ) و یا یک منطقه که متناظر با واحد نمونه برداری مرجع باشد را به کار می‌برند. در این تحقیق از داده‌های تصاویر **WorldView2** در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۶ به عنوان داده‌های مرجع برای ارزیابی صحت مدل استفاده شد. برای مناطق شهری و حومه، ۱۰۰ نمونه تصادفی ایجاد شد. نمونه‌ها در پنجره‌هایی با ابعاد  $3 \times 3$  پیکسل (۳۰ متر برای تصاویر اصلی و ۱۵ متر برای تصاویر ادغام شده با تصویر پن کروماتیک)، برای کاهش اثر خطاهای هندسی و پیکسل‌های همسایه طراحی شد (شکل شماره ۵). برای هر نمونه در تصاویر کسر پوشش بدست آمده از تصاویر لندست، مقدار میانگین ۹ پیکسل به عنوان کسر سطوح نفوذناپذیر و در تصاویر مرجع با قطعه بندی تصویر، مقادیر واقعی کسر سطوح نفوذناپذیر در هر نمونه بدست آمد.

دو نوع اندازه گیری خطا، جذر میانگین مربعات خطا (**RMSE**) (رابطه ۸) و خطای سیستماتیک (**SE**) (رابطه ۹)، در این تحقیق به منظور بررسی دقت و صحت برآورد سطوح نفوذناپذیر شهری مورد استفاده قرار گرفت (وو و همکاران، ۲۰۰۴).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - V_i)^2}{N}} \quad (۸)$$

$$SE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - V_i)}{N} \quad (۹)$$

که در اینجا  $\hat{V}_i$  کسر سطوح نفوذناپذیر بدست آمده از مدل برای نمونه  $i$ ،  $V_i$  کسر سطوح نفوذناپذیر بدست آمده از داده‌های مرجع برای نمونه  $i$  و  $N$  تعداد کل نمونه‌ها،  $RMSE$  اندازه‌گیری دقت برآورد کلی برای تمام نمونه‌ها و  $SE$  ارزیابی اثرات خطاهای سیستماتیک می‌باشد. روند کلی این پژوهش در شکل شماره ۲ نشان داده شده است.



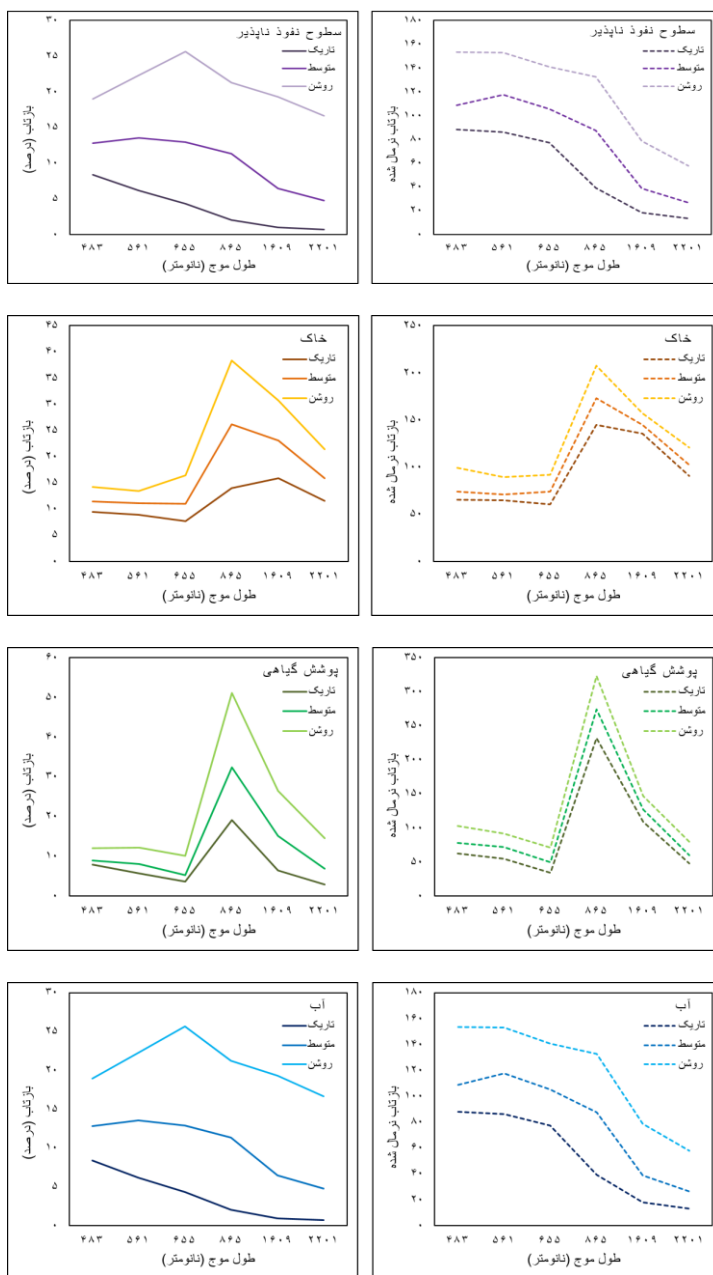
شکل شماره ۲. روند کلی پژوهش

## جمع بندی و نتیجه گیری

### ۱- انتخاب عضوهای پایانی

در اکثر مدل‌های SMA، ترکیب هر پیکسل در یک محیط شهری از طریق مدل سازی طیف پیکسل با طیف مجموعه‌ای از عضوهای پایانی؛ خاک، پوشش گیاهی و سطوح نفوذناپذیر (V-I-S)، به دست می‌آید. با این حال، تنوع قابل توجهی از روشنایی برای طیف‌های پوشش زمین خالص وجود دارد. در شکل شماره ۳-الف بازتاب‌های مختلف از هر کدام از پوشش‌های خالص زمین را نشان می‌دهد. اگرچه تمامی طیف‌ها مربوط به یک پوشش هستند اما تفاوت‌های زیادی بین طیف‌های آنها مشاهده می‌شود. بیشترین تفاوت در بازتاب مربوط به سطوح نفوذناپذیر است. این پوشش از تنوع بسیار بالایی از مواد و رنگ‌های مختلف تشکیل شده است که موجب تفاوت در طیف‌های پیکسل‌های متعلق به این پوشش زمین می‌شود. سطوح نفوذناپذیر تاریک مانند آسفالت حدود ۲۰٪ بازتاب دارد در حالی که سطوح نفوذناپذیر روشن مانند شیروانی‌های پلاستیکی و فلزی حدود ۹۰٪ بازتاب را نمایش می‌دهند. پوشش گیاهی منطقه به این خاطر که از تنوع زیادی برخوردار است (جنگل، باغات، شالیزار، کشاورزی، فضای سبز شهری)، طیف‌های مختلفی را نمایش می‌دهد. خاک تنوع نسبتاً پایینی از طیف خاک‌های روشن و تاریک را نشان می‌دهد. در اکثر مطالعات بر روی استخراج خصوصیات سطوح شهری، آب از تصاویر فیلتر می‌شود تا انتخاب عضوهای پایانی و تجزیه و تحلیل SMA بهتری صورت گیرد. اما در مناطق شمالی ایران، به طور خاص منطقه مورد مطالعه شهر ساری، پوشش‌های آب در بسیاری از پوشش‌های طبیعی ادغام شده است و به صورت تالاب‌ها، باتلاق‌ها و شالیزارها وجود دارد و فیلتر کردن آن از سایر پوشش‌های زمین مشکل است. بنابراین آب به عنوان یکی از عضوهای پایانی در نظر گرفته شد. تغییر روشنایی در انواع پوشش‌های زمین خالص، انتخاب عضوهای پایانی را پیچیده می‌سازد. به طور معمول، تجزیه مولفه‌های اصلی (PCA) و یا حداکثر کسر نويز (MNF) به منظور تسهیل در انتخاب عضوهای پایانی تصویر استفاده شده است. با نرمال کردن تصاویر

تفاوت بین بازتاب یک پوشش خاص کم می‌شود (شکل شماره ۳) که این کار می‌تواند به انتخاب عضوهای پایانی بهینه و بهبود نتایج SMA کمک کند.



شکل شماره ۳ تنوع طیفی اجزا V-I-S به علاوه آب، اسمت چپ- طیف‌های حاصل از تصاویر بازتاب اصلی سمت راست- طیف‌های حاصل از تصاویر بازتاب نرمال شده

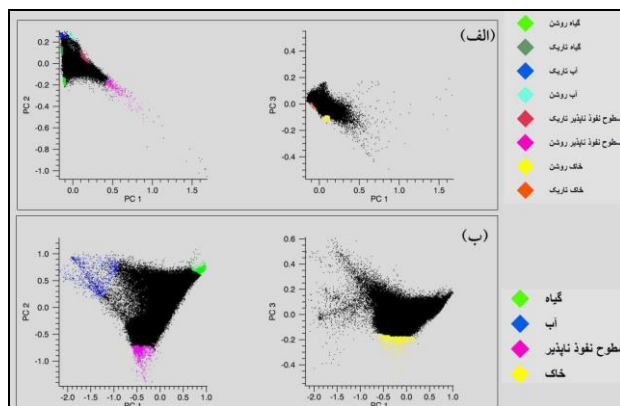
در این تحقیق از روش PCA برای انتخاب عضوهای پایانی استفاده شد. مقادیر ویژه<sup>۱</sup> از تصاویر PC (جدول ۱) بیانگر این است که سه PC اول حاوی حدود ۹۹ درصد از کل واریانس‌ها می‌باشند. با این تفاوت که در تصاویر بازتاب بیشترین مقدار واریانس مربوط به PC اول است اما برای تصاویر با بازتاب نرمال شده بیشترین واریانس‌ها در PC های اول و دوم قرار دارد. برای استخراج عضوهای پایانی، نمودار پراکندگی از داده‌های PC1، PC2 و PC3 ترسیم و عضوهای پایانی سطوح نفوذناپذیر، پوشش گیاهی، خاک و آب انتخاب شدند (شکل شماره ۴-الف و ۴-ب).

جدول (۱) مقادیر ویژه حاصل از انتقال تصاویر به فضای PC

مقادیر ویژه	تصاویر اصلی	تصاویر نرمال شده	تصاویر ادغام شده	تصاویر ادغام شده نرمال شده
۱	۰/۷۶	۰/۵۳۶	۰/۷۷۲	۰/۵۴۲
۲	۰/۱۸۵	۰/۴۲۳	۰/۱۸۳	۰/۴۲۱
۳	۰/۰۴۲	۰/۰۲۲	۰/۰۳۶	۰/۰۱۹
۴	۰/۰۰۶	۰/۰۱۱	۰/۰۰۵	۰/۰۱۱
۵	۰/۰۰۲	۰/۰۰۵	۰/۰۰۱	۰/۰۰۴
۶	۰/۰۰۱	۰	۰/۰۰۱	۰

همانطور که در شکل شماره ۴-الف مشخص است در نمودار پراکندگی PC های حاصل از تصاویر بازتاب تنوع و پراکندگی عضوهای پایانی بالا است و همین امر انتخاب یک عضو پایانی به نمایندگی از یک پوشش زمین را دشوار می‌سازد. اما در نمودار پراکندگی PC های حاصل از تصاویر نرمال شده پراکندگی عضوهای پایانی از یک پوشش زمین کمتر شده است که این موضوع، انتخاب عضوهای پایانی را آسانتر کرده است.

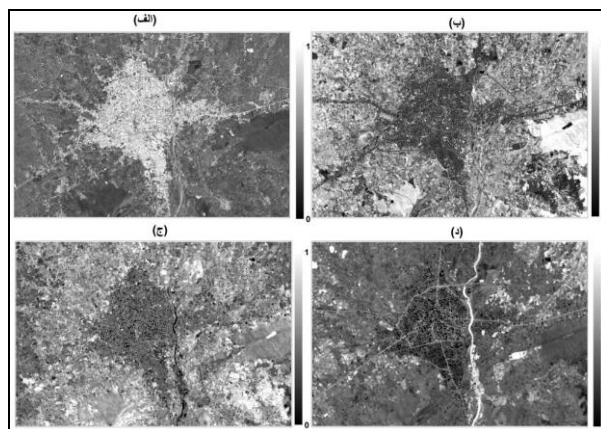
<sup>۱</sup> Eigenvalues



شکل شماره ۴. نمودار پراکنندگی PC های حاصل از الف- تصاویر اصلی و ب- تصاویر نرمال شده به همراه نمایش عضو های پایانی

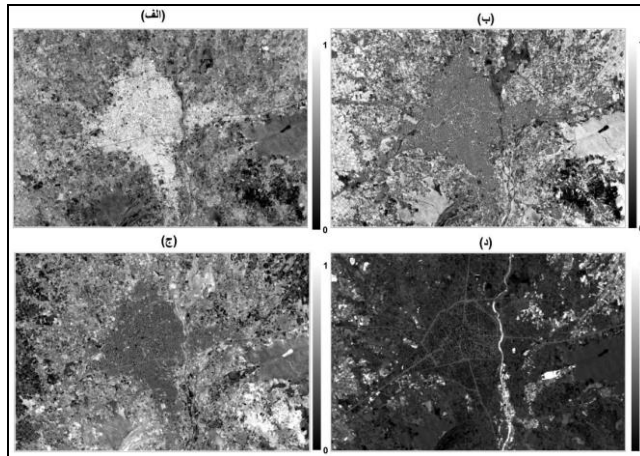
## ۲- استخراج تصاویر کسر پوشش

پس از انتخاب عضوهای پایانی برای هر مجموعه از تصاویر، با استفاده از مدل‌های SMA و NSMA تصاویر مربوط به کسر پوشش برای هر عضو پایانی تولید شدند (شکل شماره ۵-الف تا ج) و (شکل شماره ۶-الف تا ج). این تصاویر توزیع کسری پوشش گیاهی، سطح نفوذناپذیر، خاک و آب را در ارتباط با توزیع واقعی خود در تصویر نشان می‌دهند.



شکل شماره ۵. کسر پوشش بدست آمده از مدل SMA از تصاویر ادغام شده. الف- کسر سطح نفوذ-ناپذیر، ب- کسر پوشش گیاهی، ج- کسر خاک و د- کسر آب

تصاویر کسر پوشش، درصد وجود یک عضو پایانی در یک پیکسل را نمایش می دهد و عدد یک به معنی حضور ۱۰۰٪ و عدد صفر به معنی عدم حضور یک عضو پایانی در یک تصویر است



شکل شماره ۶. کسر پوشش بدست آمده از مدل NSMA از تصاویر ادغام شده. الف- کسر سطح نفوذناپذیر ، ب- کسر پوشش گیاهی ، ج- کسر خاک و د- کسر آب

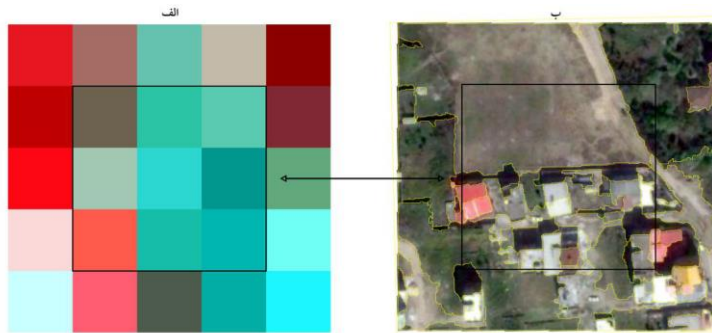
### ۳- ارزیابی صحت نتایج حاصل از مدل SMA و NSMA:

معمول ترین شکل ارزیابی صحت مدل، مقایسه کسرهای مدل شده با کسرهای مرجع است که معمولاً از تصاویری با تفکیک مکانی بهتر (عکس های هوایی، تصاویر ماهواره ای **Quick Bird**، **WorldView1,2,3** و ..) و یا داده های برداشت شده در محل بدست می آیند، می باشد. به طور معمول، کسرهای مدل شده و کسرهای مرجع با استفاده از تجزیه و تحلیل همبستگی با هم مقایسه می شوند. به این دلیل که یک خطای کوچک در تطبیق زمینی<sup>۱</sup> می تواند منجر به ایجاد اختلاف های معنی داری در ترکیب های زیر پیکسل شود و نیز سیگنال ثبت شده در سنجنده برای یک پیکسل داده شده، توسط خواص طیفی پیکسل های دربرگیرنده آن پیکسل تحت تاثیر قرار می گیرد، مقایسه پیکسل به پیکسل چشم اندازه های شهری مشکل آفرین است (۱۶). بنابراین برای

<sup>۱</sup> Georegistration



مقایسه کسرهای مدل شده و کسرهای مرجع، اکثر مطالعات متوسط مقادیر کسری از یک منطقه، یک پنجره پیکسلی (به عنوان مثال،  $3 \times 3$ ) و یا یک منطقه را که متناظر با واحد نمونه برداری مرجع می‌باشد را به کار می‌برند. در این تحقیق از داده‌های تصاویر **WorldView2** در تاریخ ۲۰۱۴/۳/۲۶ به عنوان داده‌های مرجع برای ارزیابی صحت مدل استفاده شد. برای مناطق شهری و حومه، ۱۰۰ نمونه تصادفی ایجاد شد. نمونه‌ها در پنجره‌هایی با ابعاد  $3 \times 3$  پیکسل (۳۰ متر برای تصاویر اصلی و ۱۵ متر برای تصاویر ادغام شده با تصویر پن کروماتیک)، برای کاهش اثر خطاهای هندسی و پیکسل‌های همسایه طراحی شد (شکل شماره ۵). برای هر نمونه در تصاویر کسر پوشش بدست آمده از تصاویر لندست، مقدار میانگین ۹ پیکسل به عنوان کسر سطوح نفوذناپذیر و در تصاویر مرجع با قطعه بندی تصویر، مقادیر واقعی کسر سطوح نفوذناپذیر در هر نمونه بدست آمد.



شکل شماره ۶. شکل و اندازه نمونه‌ها برای ارزیابی صحت. الف- پنجره‌هایی با ابعاد  $3 \times 3$  پیکسل ( $90 \times 90$  متر برای تصاویر اصلی و  $45 \times 45$  متر برای تصاویر ادغام شده با تصویر پن کروماتیک) در تصاویر کسر پوشش. ب- پلی گون همان نمونه‌ها بروی تصویر **WorldView2** که قبلاً سطوح نفوذناپذیر آن قطعه بندی شده است.

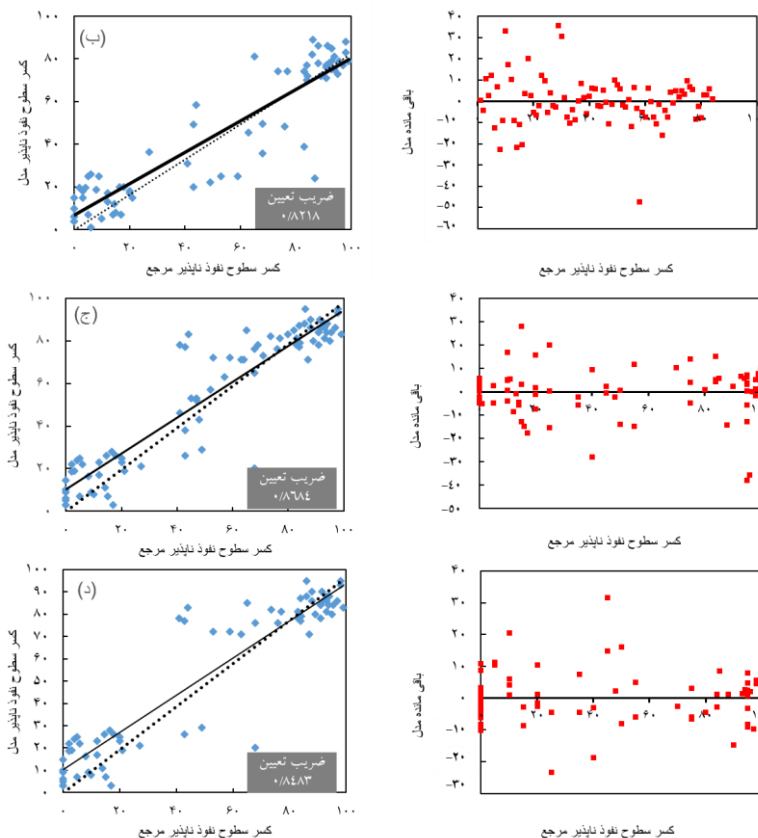
نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که مدل **NSMA** نسبت به مدل **SMA** از صحت بیشتری در تخمین سطوح نفوذناپذیر برخوردار است و در بین چهار مدل تصاویر ادغام شده نرمال شده کمترین مقدار خطای **RMSE** را دارد. علاوه بر این تجزیه و تحلیل خطای سیستماتیک نشان می‌دهد که ارزیابی کمی در داده‌ها وجود دارد که کمترین آن برای

تصاویر ادغام شده (۰/۱۳ اضافه بر آورد) می‌باشد و بیشترین آن مربوط به تصاویر اصلی (۴/۹۲ اضافه بر آورد) است.

جدول ۲. مقایسه دقت بر آورد سطوح نفوذناپذیر در مدل SMA و NSMA

NSMA	SMA	NSMA	SMA	ارزیابی خطا
تصاویر ادغام شده نرمال شده	تصاویر ادغام شده	تصاویر نرمال شده	تصاویر اصلی	
۸/۲۳	۱۰/۵۵	۱۱/۴۲	۱۲/۱۱	RMSE
-۴/۱	۰/۱۳	-۲/۰۸	۴/۹۲	SE

شکل شماره ۶، نمودار پراکنندگی و خط رگرسیون بین مقدار کسر سطوح نفوذناپذیر مرجع و ارزیابی شده و همچنین مقدار باقی مانده بین آنها را نشان می‌دهد. بهترین مدل برای تخمین کسر سطوح نفوذناپذیر مدل تصاویر ادغام شده نرمال شده (شکل شماره ۶-د) با  $R^2=0/93$  می‌باشد. به علت تغییر اندازه پنجره نمونه‌ها، مقدار سطوح نفوذناپذیر اندازه‌گیری شده در تصاویر اصلی و تصاویر ادغام شده متفاوت است. اما در هر دو سری از تصاویر روش NSMA همبستگی بیشتری با داده‌های مرجع، نسبت به SMA دارد. همچنین محدوده داده‌های باقی مانده در روش NSMA نسبت به روش SMA کمتر است. در کل نتایج مدل SMA داده‌ها را در نمونه‌های بالاتر از ۵۰٪ سطوح نفوذناپذیر (نمونه‌هایی که میزان سطوح نفوذناپذیر آنها بیشتر از ۵۰ درصد است) کمتر از مقدار مرجع و برای نمونه‌های کمتر از ۵۰٪ سطح نفوذناپذیر بیشتر از مقدار مرجع تخمین زده است. در مدل NSMA این تخمین‌ها تا حدودی نرمال شده است ولی با این حال مقادیر پایین سطوح نفوذناپذیر در نمونه‌های اطراف حومه شهر توسط مدل NSMA نیز بالا تخمین زده شده است.



شکل شماره ۷. نمودار پراکنندگی کسر سطوح نفوذناپذیر نمونه‌های آماری از خروجی مدل و داده‌های مرجع. الف- SMA تصاویر اصلی، ب- NSMA تصاویر نرمال شده، ج- SMA تصاویر ادغام شده، د- NSMA تصاویر ادغام شده نرمال شده. نمودارهای سمت راست باقی مانده هر یک از مدل‌ها می‌باشد.

### نتیجه گیری

در این مقاله روش تجزیه و تحلیل طیف مخلوط SMA و روش تجزیه و تحلیل طیف مخلوط نرمال شده NSMA برای تعیین کمیت سطوح نفوذناپذیر در چهار چوب مدل V-I-S به کار برده شد. در این مدل، در مناطقی که آب به صورت پهنه‌های مجزا (رودخانه، دریاچه، سد و ...) وجود دارد معمولاً از تصاویر اولیه فیلتر می‌شود. اما به علت اینکه در منطقه مورد مطالعه پوشش آب به صورت ترکیب با پوشش‌های دیگر مانند شالیزارها، رودخانه‌ها، مرداب‌ها وجود دارد در این مقاله آب به عنوان یک عضو

پایانی، برای بدست آوردن کسر پوشش زمین در نظر گرفته شد. به دلیل اینکه سطوح نفوذناپذیر از تنوع طیفی بالایی برخوردارند نتایج مدل NSMA صحت بهتری نسبت به SMA نشان داد. زیرا در مدل NSMA تصاویر نرمال می‌شوند، که این امر موجب کم شدن تفاوت در طیف سطوح نفوذناپذیر می‌شود. در کل نتایج مدل SMA داده‌ها را در نمونه‌های بالاتر از ۵۰٪ سطوح نفوذناپذیر کمتر از مقدار مرجع و برای نمونه‌های کمتر از ۵۰٪ سطح نفوذناپذیر بیشتر از مقدار مرجع تخمین زده است. در مدل NSMA این تخمین‌ها تا حدودی نرمال شده است ولی با این حال مقادیر پایین سطوح نفوذناپذیر در نمونه‌های اطراف حومه شهر توسط مدل NSMA نیز بالا تخمین زده شده است. در مقایسه نتایج این مقاله با سایر تحقیقات باید به نتایج اجرای مدل‌های ذکر شده بروی سایر تصاویر سنجنده‌های لندست از قبیل ETM+ اشاره کرد. نتایج اجرای روش‌های SMA و NSMA بروی تصاویر ETM+ توسط (وو و همکاران، ۲۰۴۴) مقدار RMSE کلی ۱۸/۳ و ۱۰/۱ را به ترتیب نشان داد. همچنین (لوو و ونگ، ۲۰۰۶) مقدار RMSE ۹/۲۲ را با روش SMA و تصاویر ETM+ بدست آوردند. در تحقیق حاضر مقدار RMSE نتایج مدل‌های SMA و NSMA به ترتیب در تصاویر اصلی ۱۲/۱۱ و ۱۰/۴۲ و در تصاویر ادغام شده ۱۰/۵۵ و ۸/۵۳ بود. تصاویر OLI به دلیل قدرت رادیومتریک بالاتر نسبت به ETM+، بویژه اگر با تصاویر پن کوماتیک ادغام شود، پتانسیل بالاتری برای استخراج سطوح نفوذناپذیر دارد. البته قابل ذکر است که نوع مصالح استفاده شده در ساختمان‌ها و تمایز آن با محیط اطراف، مساحت سازه‌ها، نوع اقلیم منطقه (به عنوان مثال قابل تشخیص نبودن بازتاب‌های ناشی از خاک در مناطق خشک با برخی سازه‌ها) می‌تواند بروی نتایج این روش‌ها تاثیر بگذارد. با این حال برخی از تحقیقات نشان دادند (یانگ<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۰۹؛ لینن کوگل<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۰۱ و ژانگ<sup>۳</sup> و همکاران،

<sup>1</sup>Yang

<sup>2</sup> Leinenkugel

<sup>3</sup> Zhang

(۲۰۱۴) که ادغام تصاویر اپتیک با تصاویر راداری SAR بویژه در مناطق با تراکم ساختمانی کمتر، می تواند نتایج با صحت بالاتری را ارائه دهد.

## مأخذ

1. Adams, J. B., Smith, M. O., & Johnson, P. E. (1986). Spectral mixture modeling: a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth* (1978–2012), 91(B8), 8098-8112.
2. Aguirre-Gutiérrez, J., Seijmonsbergen, A. C., & Duivenvoorden, J. F. (2012). Optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico. *Applied Geography*, 34, 29-37.
3. Almusaed, A. (2011). The Urban Heat Island Phenomenon upon Urban Components. In *Biophilic and Bioclimatic Architecture* (pp. 139-150). Springer London.
4. Asner, G. P. (1998). Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote sensing of Environment*, 64(3), 234-253
5. Ben-Dor, E., Irons, J. R., & Epema, G. F. (1999). Soil Reflectance. *Manual of Remote Sensing, Remote Sensing for the Earth Sciences*, 1, 111.
6. Chang, C. W., Shi, C., Liew, S. C., & Kwoh, L. K. (2014, July). Object-oriented land use cover classification of Landsat 8 OLI images in Sumatra. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International* (pp. 4232-4234). IEEE.
7. Du, S., Shi, P., Van Rompaey, A., & Wen, J. (2015). Quantifying the impact of impervious surface location on flood peak discharge in urban areas. *Natural Hazards*, 76(3), 1457-1471. Chicago
8. Flanagan, M., & Civco, D. L. (2001, April). Sub-pixel impervious surface mapping. In *Proceedings of the 2001 ASPRS Annual Convention*, St. Louis, MO, April (Vol. 23).
9. Franke, J., Roberts, D. A., Halligan, K., & Menz, G. (2009). Hierarchical multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) of

hyperspectral imagery for urban environments. *Remote Sensing of Environment*, 113(8), 1712-1723.

10. Hansen, M. C., DeFries, R. S., Townshend, J. R. G., Sohlberg, R., Dimiceli, C., & Carroll, M. (2002). Towards an operational MODIS continuous field of percent tree cover algorithm: examples using AVHRR and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1), 303-319.

11. Herold, M., Roberts, D. A., Gardner, M. E., & Dennison, P. E. (2004). Spectrometry for urban area remote sensing—Development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. *Remote Sensing of Environment*, 91(3), 304-319.

12. Jawak, S. D., & Luis, A. J. (2013). A comprehensive evaluation of PAN-sharpening algorithms coupled with resampling methods for image synthesis of very high resolution remotely sensed satellite data. *Advances in Remote Sensing*, 2013.

13. Leinenkugel, P., Esch, T., & Kuenzer, C. (2011). Settlement detection and impervious surface estimation in the Mekong Delta using optical and SAR remote sensing data. *Remote sensing of environment*, 115(12), 3007-3019.

14. Lu, D., & Weng, Q. (2004). Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(9), 1053-1062.

15. Lu, D., & Weng, Q. (2006). Use of impervious surface in urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 102(1-2), 146-160.

16. Myint, S. W., & Okin, G. S. (2009). Modelling land-cover types using multiple endmember spectral mixture analysis in a desert city. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9), 2237-2257.

17. Phinn, S., Stanford, M., Scarth, P., Murray, A. T., & Shyy, P. T. (2002). Monitoring the composition of urban environments based on the vegetation-impervious surface-soil (VIS) model by Sub-pixel analysis techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 23(20), 4131-4153.

18. Powell, R. L., Roberts, D. A., Dennison, P. E., & Hess, L. L. (2007). Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil. *Remote Sensing of Environment*, 106(2), 253-267.

19. Rashed, T., Weeks, J. R., Gadalla, M. S., & Hill, A. G. (2001). Revealing the anatomy of cities through spectral mixture analysis of multispectral satellite imagery: a case study of the Greater Cairo region, Egypt. *Geocarto International*, 16(4), 7-18.
20. Rashed, T., Weeks, J. R., Roberts, D., Rogan, J., & Powell, R. (2003). Measuring the physical composition of urban morphology using multiple endmember spectral mixture models. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(9), 1011-1020.
21. Ridd, M. K. (1995). Exploring a VIS (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities†. *International journal of remote sensing*, 16(12), 2165-2185.
22. Roberts, D. A., Batista, G., Pereira, J., Waller, E., & Nelson, B. (1999). Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: Applications in eastern Amazonia.
23. Small, C. (2002). Multitemporal analysis of urban reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 81(2), 427-442.
24. Small, C. (2005). A global analysis of urban reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 26(4), 661-681
25. Smith, M. O., Ustin, S. L., Adams, J. B., & Gillespie, A. R. (1990). Vegetation in deserts: I. A regional measure of abundance from multispectral images. *Remote sensing of Environment*, 31(1), 1-26.
26. Srivastava, P. K., Han, D., Rico-Ramirez, M. A., Bray, M., & Islam, T. (2012). Selection of classification techniques for land use/land covers change investigation. *Advances in Space Research*, 50(9), 1250-1265.
27. Weng, Q., & Lu, D. (2008). A sub-pixel analysis of urbanization effect on land surface temperature and its interplay with impervious surface and vegetation coverage in Indianapolis, United States. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 10(1), 68-83.
28. Weng, Q., & Lu, D. (2009). Landscape as a continuum: an examination of the urban landscape structures and dynamics of Indianapolis City, 1991–2000, by using satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, 30(10), 2547-2577.

29. Wu, C. (2004). Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery. *Remote Sensing of Environment*, 93(4), 480-492.
30. Wu, C., & Murray, A. T. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote sensing of Environment*, 84(4), 493-505.
31. Yang, L., Jiang, L., Lin, H., & Liao, M. (2009). Quantifying sub-pixel urban impervious surface through fusion of optical and InSAR imagery. *GIScience & Remote Sensing*, 46(2), 161-171.
32. Zhang, Y., Zhang, H., & Lin, H. (2014). Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images. *Remote Sensing of Environment*, 141, 155-167.