

# روشی خودکار به منظور پهنه‌بندی دود ناشی از آتش‌سوزی‌های وسیع در تصاویر چند طیفی

مهديه فتحي<sup>\*</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۲</sup>، علیرضا صفدری نژاد<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده‌ی مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه

نصیرالدین طوسی

m.fathi@email.kntu.ac.ir

<sup>۲</sup> دانشیار دانشکده‌ی مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

m\_mokhtarzade@kntu.ac.ir

<sup>۳</sup> استادیار گروه ژئودزی و مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه تفرش

safdarinezhad@tafreshu.ac.ir

(تاریخ دریافت آذر ۱۳۹۸، تاریخ تصویب اردیبهشت ۱۳۹۹)

## چکیده

یکی از عواقب بروز آتش، دود است. گاهاً درصد دود و آشکارسازی آن می‌تواند به‌عنوان راهکاری به‌منظور جلوگیری از وقوع و یا گسترش آتش محسوب شود. از سوی دیگر، بواسطه‌ی اثرات مخرب گسترش دود برای سلامت انسان، می‌توان با پهنه‌بندی و پایش روند گسترش آن، تدابیر لازم را به‌منظور ارتقای سطح خدمات بهداشتی در دستورکار قرار داد. در این مقاله، روشی خودکار به‌منظور آشکارسازی دود رقیق ناشی از آتش‌سوزی‌های وسیع در تصاویر چندطیفی پیشنهاد شده است. ایده‌ی اصلی این روش، عدم امکان بازسازی دقیق دود در باندهای متأثر از دود (باندآبی) به کمک مدل‌های رگرسیونی از سایر باندهای طیفی است. در گام اول از روش پیشنهادی، قدر مطلق باقیمانده‌های تخمین رگرسیونی باند طیفی آبی به کمک آستانه‌گذاری اتسو به یک ماسک باینری تبدیل می‌شود. سپس در یک روند تکراری، نواحی غیر دود شناسایی و خوشه‌بندی می‌گردند. در روند تکرار، به ازای هر خوشه یک مدل رگرسیونی برازش یافته و برای هر پیکسل از ضرایبی که کمترین خطای بازسازی باند آبی را برخوردار باشند استفاده می‌شود. اینکار با تخمین دقیق‌تر باند آبی، اثر خطاهای نوع اول را کاهش داده و ماسک بدست آمده از روند آستانه‌گذاری باقیمانده‌ها را به سمت نواحی دود هدایت می‌سازد. آخرین گام از روند پیشنهادی نیز به پالایش و حذف قطعات تصویری نادرست اختصاص دارد. موفقیت این روش در شناسایی دودهای رقیق مطلوب بوده و از دیگر ویژگی‌های این روش نیز می‌توان به عدم شناسایی دود در تصاویر فاقد دود اشاره داشت. نتایج پیاده‌سازی این روش در چند مجموعه داده توأم با دودهای رقیق بطور متوسط دقت ۹۹/۰۴ درصدی را تأمین ساخته است.

**واژگان کلیدی:** آشکارسازی دود، مدل رگرسیون خطی، خوشه‌بندی تکراری، آستانه‌گذاری اتسو

## ۱- مقدمه

امروزه فن‌آوری سنجش از دور به‌عنوان ابزاری کارآمد در حوزه مطالعه و پایش زمین و جو آن محسوب می‌شود. یکی از کاربردهای اصلی سنجش از دور، کمک به پایش و مدیریت مخاطرات طبیعی است. آتش‌سوزی، سیل، زلزله و رانش زمین را می‌توان نمونه‌هایی از مخاطرات طبیعی دانست که سنجش از دور توانسته در مورد کنترل و پایش آنها راهکارهایی را ارائه نماید [۱].

کشور ما بواسطه‌ی ویژگی‌های اقلیمی و آب و هوایی، مستعد بروز انواع مخاطرات طبیعی بوده و بدیهی است که توسعه‌ی کاربردهای فن‌آوری سنجش از دور در این حوزه می‌تواند در کاهش هزینه‌های مترتب و همچنین امداد رسانی‌های فوری موثر باشد. در سال‌های اخیر به دلایلی همچون استحصال بی‌رویه آب‌های زیرزمینی، افزایش دما و خشکسالی، بخش زیادی از مراتع، دریاچه‌ها و تالاب‌ها در معرض خشک شدن قرار گرفته‌اند. یکی از آثار خشک شدن مراتع و تالاب‌ها، خشک شدن پوشش گیاهی بوده که زمینه وقوع آتش‌سوزی را در آنها بوجود می‌آورد. به‌عنوان مثال، در سال ۹۷ وقوع آتش‌سوزی مهیب تالاب هورالعظیم مشکلات زیادی را برای هم‌وطنان ما در شهرهای غربی و جنوبی بوجود آورد. دود حاصله از این آتش‌سوزی که تا چندین هفته بطور مستمر فضای بخش زیادی از کشور را پوشش داده بود؛ منجر به بروز مشکلات تنفسی و همچنین ایجاد صدمات و خرابی برای تاسیسات زیربنایی گشت. علاوه بر خشکسالی که منجر به بروز آتش در فصول گرم سال در محل تالاب‌ها می‌شود؛ ترسالی‌ها نیز با فراهم آوردن زمینه‌ی رشد گیاهان خودرو در مراتع، احتمال وقوع آتش را در فصول گرم تابستان تشدید می‌سازند. بنابراین، خطر وقوع آتش در منابع طبیعی همواره در کمین بوده و لزوم طراحی و توسعه‌ی سامانه‌های مدیریت مخاطرات طبیعی در این حوزه می‌تواند در کاهش اثرات مخرب زیست‌محیطی و همچنین ارتقای سلامت انسان‌ها موثر باشد.

یکی از عواقب بروز آتش، دود است. گاهی رصد دود و آشکارسازی آن می‌تواند به‌عنوان راهکاری به‌منظور جلوگیری از وقوع و یا گسترش آتش محسوب شود [۲]. از سوی دیگر، بواسطه‌ی اثرات مخرب گسترش دود برای سلامت انسان، می‌توان با پهنه‌بندی و پایش روند گسترش آن، تدابیر لازم را

به‌منظور ارتقای سطح خدمات بهداشتی در دستورکار قرار داد [۳،۴]. در این مقاله، تلاش شده راهکاری خودکار به‌منظور پهنه‌بندی دود ناشی از آتش‌سوزی‌های وسیع به کمک فن‌آوری سنجش از دور پیشنهاد شود.

دود مانند هر پدیده‌ی مکان محوری در داده‌های ثبت شده‌ی سنجش از دوری با ویژگی‌های خاصی قابل مشاهده است. از ویژگی‌های دود می‌توان به شکل هندسی، خصوصیات رادیومتریکی و طیفی آن اشاره نمود. دود معمولاً به شکل توده‌ای سفید یا سیاه (احتمالاً گسترش یافته در مسیر وزش باد)، در تصاویر ماهواره‌ای دیده می‌شود [۵].

امواج الکترومغناطیس در تعامل با دود ناشی از آتش-سوزی، پدیده‌های جذب، عبور، بازتاب و پراکنش را تجربه می‌کنند. بیشترین سهم در این فرایند و در محدود امواج مرئی به پراکنش و جذب اختصاص دارد. دود سیاه و تیره با جذب بالاتر و دوده‌های سفید با پراکنش بیشتر سهم‌های متفاوتی را در این فرایند بخود اختصاص می‌دهند. قطر ذرات دود عامل مهمی در شدت پراکنش امواج الکترومغناطیس در طول موج‌های مختلف بوده و با استناد به تئوری مای در پراکنش ذرات معلق و گازها، سهم طول موج‌های کوتاه‌تر بیشتر از امواج با طول موج‌های بلندتر است [۲].

دوده‌های سفید و روشن در تصاویر با ترکیب رنگی واقعی<sup>۱</sup> به رنگ سفید مایل به آبی قابل مشاهده است. این موضوع حاکی از آن است که پراکنش نور در محدوده‌ی طیفی آبی اندکی بیشتر از باندهای سبز و قرمز است. هرچند که دود گاهی مشابه با ابر در تصاویر رویت شده و در چنین شرایطی، تفاوت در ارتفاع و دما، شاخص مناسبی به‌منظور جداسازی دود و ابر محسوب می‌شود.

غلظت دود عامل دیگری در نحوه رویت آن در تصاویر سنجش از دوری محسوب می‌شود. افزایش تراکم ذرات دود می‌تواند میزان پراکنش اتمسفری یا جذب را بحدی تقویت سازد که دود در باندهای طیفی مرئی و حتی مادون‌قرمز بازتابی نیز بطور محسوس مشاهده شود [۵]. در چنین شرایطی، دود غلیظ عموماً امکان مشاهده‌ی پدیده‌های واقع در سطح زمین را صلب کرده اما دوده‌های رقیق در باندهای با طول موج بلندتر محو و یا بصورت هاله‌ای شفاف ظاهر خواهند شد [۶].

<sup>۱</sup> True Color Composite

نمودند. از تجربیات حاصل از این تحقیق می‌توان به مواردی همچون: ۱- واکنش ضعیف شبکه عصبی و آستانه‌گذاری سلسله مراتبی در مواجهه با دوده‌های پراکنده و ۲- اثرپذیری پیکسل‌های متاثر از دود رقیق نسبت به بازتابندگی سطح زمین، اشاره داشت. نتایج این روش نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی قادر بوده با موفقیت خوبی دوده‌های رقیق را شناسایی نماید. اما بدیهی است که داده‌های واقعیت زمینی با کیفیت مناسب تضمین‌کننده دستیابی به دقت مطلوب خواهد بود [۸].

خی و همکارانش در سال ۲۰۰۷ به منظور شناسایی دود از تصاویر مادیس در مناطق خشکی روش مبتنی بر آستانه‌گذاری سلسله مراتبی به کمک باندهای بازتابی و حرارتی ارائه کردند. گام‌های این روش: ۱- شناسایی پیکسل‌های پوشش گیاهی به کمک شاخص  $0.1 \geq \frac{(r_{0.85}-r_{0.41})}{(r_{0.85}+r_{0.41})}$  ۲- شناسایی پیکسل‌های خاک به کمک شاخص  $0.1 \leq \frac{(r_{0.44}-r_{2.13})}{(r_{0.44}+r_{2.13})}$  (پیکسل‌هایی که در این دو شاخص صدق نکنند، به عنوان پیکسل‌های دود، ابر و نوبز شناسایی خواهند شد)، ۳- حذف پیکسل‌های ابر به کمک  $r_{0.44} \geq 0.03$  و  $BT_{11.03} - BT_{3.75} \leq -9^k$  و  $BT_{11.03} \leq 275^k$  ۴- حذف پیکسل‌های نویزی به کمک  $r_{0.41} \leq 0.17$  و  $\frac{(r_{0.41}-r_{0.46})}{(r_{0.41}+r_{0.46})} \geq 0.15$  از نتایج گزارش شده در این تحقیق می‌توان به عدم موفقیت شناسایی دودهایی با وسعت کم و در اطراف ابر اشاره نمود [۲].

تام ژاو<sup>۳</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۰ به منظور شناسایی دود از تصاویر مادیس در مناطق خشکی و آب دو راهکار مبتنی بر آستانه‌گذاری ارائه کردند. در این روند، به منظور شناسایی دود بر روی خشکی در منطقه‌ی اونتاریو و کبک کانادا (۱۹ آگوست ۲۰۰۳)، ابتدا مناطق با دمای بالا به به کمک دمای درخشندگی بدست آمده از باندهای حرارتی، به عنوان پیکسل‌های آتش شناسایی شدند. در گام دوم، مقایسه‌ای میان بازتابندگی در طول موج ۲/۲۶ میکرون (r<sub>2.26</sub>) و ۰/۶۴ میکرون (r<sub>0.64</sub>) بصورت رابطه‌ی (۱) صورت گرفته و پیکسل‌های صادق در این رابطه به- عنوان پیکسل‌های اولیه دود شناسایی شدند.

$$r_{0.64} > (-0.006 + 0.611 r_{2.26}) \quad (1)$$

طبیعی است که شناسایی دوده‌های غلیظ بواسطه قابلیت مشاهده در تمامی باندهای بازتابی و تخریب محتوای مکانی مناطق بستر دود، از پیچیدگی‌های کمتری نسبت به دوده‌های رقیق برخوردار باشند. اما باید توجه داشت که غلظت دود با فاصله گرفتن از منبع آن کاهش یافته و در آتش‌سوزی‌های پایدار و پراکنده، وسعت انتشار دود بسیار زیاد خواهد بود [۷]. در چنین شرایطی دود با فاصله گرفتن از منبع آتش رقیق شده و این عامل شناسایی و پهنه‌بندی آنرا با چالش روبرو می‌سازد. در این حالت باندهای مرئی و بخصوص باندهای آبی و سبز بیشترین اثرپذیری را نسبت به دود داشته و با افزایش طول موج تصویربرداری، اثرپذیری نسبت به دود کاسته شده و درصد عبور بیشتری برای دود در طول موج‌های مادون قرمز نزدیک و موج کوتاه فراهم می‌آید [۵]. این مساله دستمایه‌ی توسعه‌ی الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله بوده که بطور خودکار می‌تواند دوده‌های رقیق و غلیظ ناشی از آتش‌سوزی‌های وسیع را در تصاویر چندطیفی آشکارسازی نماید.

مقاله پیش رو در شش بخش نگارش شده است. بعد از بخش نخست به عنوان مقدمه در بخش دوم پیشینه‌ی تحقیقات مرتبط با شناسایی دود مرور شده است. در بخش سوم منطقه‌ی مورد مطالعه و داده‌های تحقیق معرفی شده است. در بخش چهارم روش پیشنهادی و بخش پنجم نتایج کسب شده از آن ارائه شده است. در نهایت بخش ششم از این مقاله به نتیجه‌گیری و طرح پیشنهادات آتی اختصاص دارد.

## ۲- پیشینه تحقیقات مرتبط

تاکنون روش‌های گوناگونی برای شناسایی دود حاصل از آتش‌سوزی توسط تصاویر اخذ شده از ماهواره‌ها و پهپاد ارائه شده است. به عنوان مثال ژانگ لی<sup>۱</sup> و همکارانش در سال ۲۰۰۱ برای شناسایی دود آتش‌سوزی جنگل‌های کانادا در سال ۱۹۹۸، از شبکه‌ی عصبی MLP و آستانه- گذاری سلسله مراتبی<sup>۲</sup> به کمک بازتابندگی در باندهای ۰/۶ (r<sub>0.6</sub>) و ۰/۹ (r<sub>0.9</sub>) میکرون و دمای درخشندگی طول موج ۱۱ میکرون (BT<sub>11</sub>) از تصاویر AVHRR استفاده

<sup>۱</sup> Zhanqing Li

<sup>۲</sup> Multi threshold

<sup>۳</sup> TomX.-p.zhao

ضرایب رابطه‌ی (۱) به کمک داده‌های آموزشی برآورد شده و در گام سوم، پیکسل‌های شناسایی شده در گام قبل که نسبت  $(f_{0.47}/f_{0.64})$  و  $(f_{0.86}/f_{0.64})$  آن‌ها به ترتیب بیشتر از ۰.۸۵ و ۱ بودند؛ به‌عنوان پیکسل‌های دود انتخاب شدند. در نهایت برای جداسازی پیکسل‌های دود غلیظ از ابر در منطقه‌ی خشکی انحراف معیار باند با طول موج ۰/۶۴ میکرون  $(f_{0.64})$  را برای یک پنجره‌ی  $3 \times 3$  برای پیکسل‌های انتخاب شده‌ی گام قبلی بکار گرفتند (رابطه ۲).

$$\text{Std}(3 \times 3 \text{ pixels}) f_{0.64} < 0.04 \quad (2)$$

برای شناسایی دود بر روی آب ناشی از آتش‌سوزی ساحل کالیفرنیا در فصل خشک (۲۸ اکتبر ۲۰۰۳) با توجه به اینکه دود در باندهای مرئی، روشن‌تر از آب و تیره‌تر از ابر بوده و بازتابندگی دود از سطح آب بیشتر و از ابر کمتر است، با بررسی مناطق آلوده به دود بر روی آب، مشاهده شد که بازتابندگی پیکسل‌های دود در طول موج‌های ۰/۴۷  $(f_{0.47})$  و ۰/۸۶  $(f_{0.86})$  در بازه‌ی  $[0.2 \sim 0.25]$  محدود می‌شوند. با توجه به اینکه تست بازتابندگی اخیر قادر به تفکیک آنها نبوده از نسبت  $(f_{0.47}/f_{0.64})$  و  $(f_{0.86}/f_{0.64})$  که بترتیب در بازه‌ی  $[2 \sim 1/5]$  و  $[1 \sim 0/6]$  محدود می‌شوند، برای تفکیک آنها استفاده شد. از تجربیات حاصل از این تحقیق می‌توان به مواردی همچون: ۱- شناسایی موفقیت آمیز دوده‌های غلیظ بالای سطح پوشش گیاهی در منطقه خشکی، ۲- عدم شناسایی دود در مناطق نیمه خشک و ۳- عدم شناسایی دوده‌های رقیق اشاره نمود [۹].

لی<sup>۱</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۴ به‌منظور شناسایی دود از تصاویر مادیس راهکاری را مبتنی بر ادغام خوشه‌بندی K-means و جداسازی خطی فیشر<sup>۲</sup> پیشنهاد دادند. گام‌های این روش بترتیب: ۱- تولید پیکسل‌های آموزشی آب، دود، ابر و پوشش زمین از طریق تحلیل ویژگی‌های طیفی نمونه‌های آموزشی و طبقه‌بندی سلسله مراتبی، ۲- شناسایی پیکسل‌های دود به کمک خوشه‌بندی باندهای  $(f_{0.421})$  و  $(f_{0.469})$ ، ۳- بکارگیری تابع توزیع فیشر به‌منظور جداسازی دود از ابر به کمک پیکسل‌های آموزشی و ۴- استفاده از فیلتر میانه به‌منظور حذف پیکسل‌های نویزی و حذف تک پیکسل‌های دور از منطقه‌ی آتش‌سوزی، هستند. از نتایج گزارش شده در این

تحقیق می‌توان به موفقیت آمیز بودن روش فوق در شناسایی دوده‌های پراکنده و عدم رضایت‌بخشی آن برای شناسایی پیکسل‌های دود در جهت باد اشاره نمود [۱۰]. مجدداً لی و همکارانش در سال ۲۰۱۵ با بکارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی راهکاری به‌منظور تشخیص دود در تصاویر مادیس پیشنهاد دادند. داده‌های آموزشی مورد استفاده در این تحقیق به کمک یک روش آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی میان بازتابندگی بدست آمده از باندهای طیفی و دمای درخشندگی مرتبط با باندهای حرارتی تولید شده و باندهای دخیل در روند آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی به‌عنوان ورودی-های شبکه‌ی عصبی در روند آموزش قرار گرفته‌اند. پدیده‌های دود، ابر، آب و پوشش گیاهی خروجی این شبکه‌ی عصبی بوده و به‌منظور ارزیابی نمونه‌های استخراج شده از تصاویر رنگی با حدتفکیک مکانی بالا استفاده شده است. تجربیات کسب شده در خلال بکارگیری روند آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی را می‌توان از بخش‌های جذاب این تحقیق برشمرد. تجربیاتی همچون: ۱- توانایی بالاتر باندهای واقع شده در طول موج‌های آبی  $(f_{0.47})$  و  $(f_{0.42})$  به‌منظور ایجاد تمایز میان دود نسبت به پوشش گیاهی و آب، ۲- اثرپذیری کمتر باند  $(f_{2.13})$  نسبت به دود، ۳- شباهت دود و ابر در داده‌های ثبت شده در محدوده‌ی بازتابی، ۴- بکارگیری دمای درخشندگی باندهای حرارتی  $(BT_{11.03})$  و  $(BT_{12.02})$  و تولید شاخص‌های تفاضلی میان آنها به‌منظور تفکیک دود از ابر و ۵- امکان جداسازی ابرهای سیروس و دود در طول موج ۱/۳۸ میکرومتر  $(f_{1.38})$ ، مهمترین دست‌آوردهای کسب شده در روند آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی محسوب می‌شوند. در این تحقیق، از شبکه‌ی عصبی چندلایه به‌منظور تطابق یافتن با تجربه عامل خبره در آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی استفاده شده است. وابستگی مدل‌های آستانه‌گذاری سلسله‌مراتبی به اقلیم و فصل، یکی از محدودیت‌های گزارش شده در این تحقیق بوده که تعمیم روند پیشنهادی به اقلیم‌ها و فصول مختلف را وابسته به دانش عامل خبره به‌منظور توسعه‌ی مدل سلسله‌مراتبی می‌سازد [۱۱].

میا<sup>۳</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۶ روش شناسایی سریع دود مبتنی بر قطعه‌بندی را پیشنهاد دادند. بکارگیری شاخص بافتی انتروپی<sup>۴</sup> و تحلیل هیستوگرام تصویر به‌همراه روش‌های

<sup>۳</sup> Mia  
<sup>۴</sup> Entropy

<sup>۱</sup> Li  
<sup>۲</sup> Fisher Linear Discrimination

بواسطه‌ی ماهیت پویای پدیده‌ی دود، تاکنون بیشتر از تصاویر با توان تفکیک زمانی بالا برای شناسایی این پدیده استفاده شده است. اما ۱- وجود آتش‌سوزی‌های طولانی مدت، ۲- پراکندگی مکان بالا در محل آتش‌سوزی‌های گسترده، ۳- دودهای رقیق و همچنین ۴- ضرورت تشخیص دود در تصاویر با توان تفکیک مکانی بالاتر به- منظور کالیبراسیون بین‌سنجنده‌ای تصاویر با توان تفکیک مکانی پایین، می‌تواند انگیزه‌های توسعه‌ی راهکارهای شناسایی و پهنه‌بندی دود در تصاویر چندطیفی با حد تفکیک مکانی متوسط مثل سنتینل و لندست قلمداد شود.

### ۳- منطقه‌ی مورد مطالعاتی

برای انجام آزمون‌های این تحقیق دو منطقه‌ی مطالعاتی انتخاب شده است. منطقه‌ی نخست تالاب هورالعظیم در جنوب غرب کشور که در مرز میان ایران و عراق واقع شده در محدوده‌ی زمانی تیر تا مرداد ماه سال ۱۳۹۷ با یک آتش‌سوزی گسترده روبرو بوده است. منطقه‌ی مطالعاتی دوم مربوط به جنگل‌های آمازون در محدوده‌ی زمانی ماه آگوست از سال ۲۰۱۹ بوده که بواسطه‌ی افزایش دما و کاهش رطوبت نسبی هوا، آتش‌سوزی گسترده در آن گزارش شده است. داده‌های چندطیفی مورد استفاده در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ و سنتینل-۲<sup>۱</sup> انتخاب شده‌اند. جدول (۱) تصاویر چندطیفی مورد استفاده در این تحقیق را نشان می‌دهد. تصاویر مورد استفاده در دو زمان وجود و عدم وجود دود در مناطق مطالعاتی انتخاب شده‌اند. این اقدام با هدف ارزیابی قابلیت روش پیشنهادی در عدم شناسایی دود در نواحی فاقد دود صورت گرفته است. تصاویر رنگی واقعی (RGB) این داده‌ها در شکل (۱) ارائه شده است. همانطور که در این تصاویر مشاهده می‌شود، دود در برخی از این تصاویر به راحتی قابل تشخیص و در برخی از این تصاویر به سختی قابل مشاهده می‌باشد. از سوی دیگر، بخش عمده‌ای از پهنه‌ی دود در این تصاویر ماهیت رقیق و شفاف را برخوردار است. از سوی دیگر، بمنظور ارزیابی امکان تفکیک ابر از دود نیز داده‌ی شماره ۴ انتخاب شده است. در این تصویر در مجاورت پهنه‌ی دود لکه‌های ابر سفید دیده می‌شود.

بارسازی رادیومتریکی تصویر، ابزارهای بکارگرفته شده در این تحقیق به‌منظور قطعه‌بندی دود بوده‌اند. مطابق با نتایج این تحقیق، دود با کاهش محتوای بافت و هدایت درجات خاکستری به سمت مقادیر روشن (دوده‌های سفید) و یا تیره (دوده‌های سیاه) همراه می‌باشد. این تحقیق در ۵۰ تصویر مختلف مورد آزمون قرار گرفته که در مورد دود ناشی از آتش-سوزی‌های محدود نتایج رضایت‌بخشی را به‌همراه نداشته است [۵]. مجدداً میا و همکارانش در سال ۲۰۱۶ راهکار دیگری نیز برای شناسایی دود گسترش یافته توسط جریان باد ارائه نمودند. بکارگیری اپراتورهای آشکارسازی لبه در ویژگی بافتی انتروپی مستخرج از تصویر شدت، مبنای شناسایی دود در این روش بوده است. این تحقیق در ۳۰ تصویر مختلف مورد آزمون قرار گرفته که در مورد دود رقیق نتایج رضایت‌بخشی را به‌همراه نداشته است [۱۲].

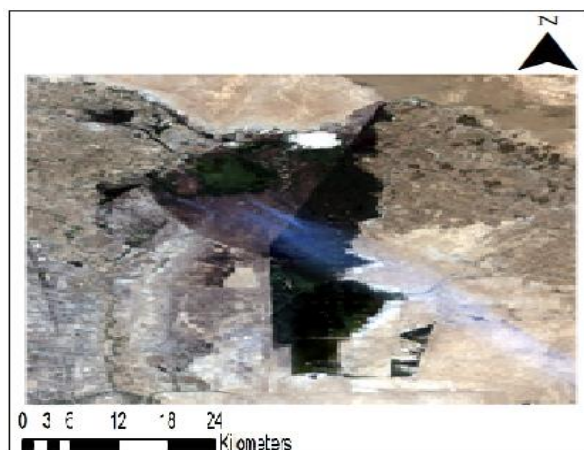
یوان و همکارانش در سال ۲۰۱۸ دو روش: ۱- قطعه-بندی مبتنی بر سیستم استنتاج فازی و ۲- آستانه‌گذاری مبتنی بر روش اتسو برای تمامی باندهای طیفی را برای شناسایی دود از تصاویر پهنه‌بندی بکارگرفتند. در روش اول، ویژگی‌های ورودی تصاویر تفاضلی دوه‌دو میان باندهای آبی، سبز، قرمز و مولفه‌ی شدت از تبدیل HSI بوده و پارامترهای توابع عضویت و قوانین فازی به کمک داده‌های آموزشی تعیین شده‌اند. از نتایج گزارش شده در این تحقیق می‌توان به کفایت سیستم استنتاج فازی در شناسایی دود در زمان وجود داده‌های آموزشی کافی و همچنین عدم کفایت روش آستانه‌گذاری اتسو در مورد دوده‌های رقیق اشاره داشت [۱۳].

همانطور که تا اینجای متن بدان اشاره شد؛ تاکنون روش‌های مختلفی به‌منظور شناسایی و آشکارسازی دود در تصاویر سنجش از دوری توسعه یافته است. اکثر روش‌ها مبتنی بر آستانه‌گذاری بوده که قابلیت تعمیم آنها به سایر مناطق توأم با ابهام و عدم قطعیت خواهد بود. از سوی دیگر، روش‌هایی که وابسته به آستانه‌گذاری نیستند، عمدتاً نیازمند داده‌های آموزشی متعدد بوده و این عامل روند خودکار شناسایی این پدیده را مختل می‌سازند. عدم کفایت روش‌های توسعه یافته در مواجهه با دوده‌های رقیق را می‌توان از دیگر محدودیت‌های گزارش شده در روش‌های توسعه یافته دانست. در دوده‌های رقیق با توجه به شفافیت بالاتر، زمین بستر دود در تصاویر قابل رویت بوده که این عامل تنوع بالاتری را در رفتار بازتابی دود ایجاد می‌سازد.

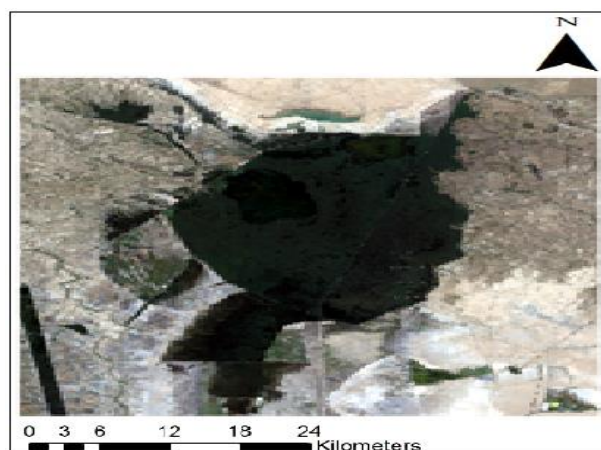
<sup>۱</sup> Landsat-8  
<sup>۲</sup> Sentinel-2

جدول ۱- داده‌های مورد استفاده

مناطق مطالعاتی	تاریخ اخذ	وضعیت دودی بودن	نوع تصویر	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
۱ تالاب هورالعظیم	۲۰۱۳-۷-۱۲	عاری از دود	لندست-۸	۳۱/۵۷ درجه شمالی	۴۷/۶۸ درجه شرقی
۲ تالاب هورالعظیم	۲۰۱۸-۷-۱۰	حاوی دود	لندست-۸	۳۱/۵۷ درجه شمالی	۴۷/۶۸ درجه شرقی
۳ تالاب هورالعظیم	۲۰۱۸-۷-۲۵	حاوی دود	سنتینل-۲	۳۱/۵۷ درجه شمالی	۴۷/۶۸ درجه شرقی
۴ تالاب هورالعظیم	۲۰۱۸-۷-۲۶	حاوی دود و ابرهای متراکم	لندست-۸	۳۱/۵۷ درجه شمالی	۴۷/۶۸ درجه شرقی
۵ جنگل‌های بولیوی	۲۰۱۹-۸-۳۰	عاری از دود	سنتینل-۲	۱۶/۱۵ درجه جنوبی	۶۸/۱۵ درجه غربی
۶ جنگل‌های بولیوی	۲۰۱۹-۹-۱۲	حاوی دود	سنتینل-۲	۱۶/۱۵ درجه جنوبی	۶۸/۱۵ درجه غربی



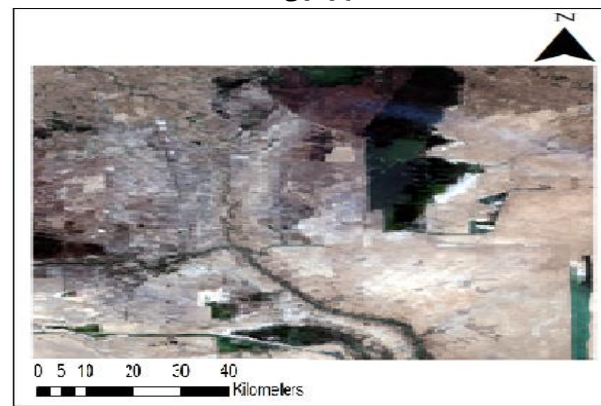
الف: تصویر مرئی داده‌ی ۲



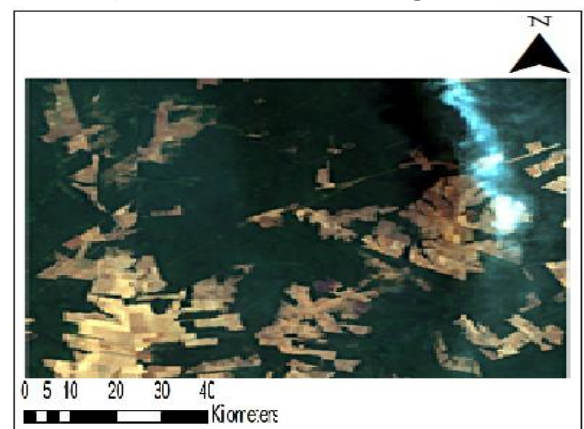
الف: تصویر مرئی داده‌ی ۱



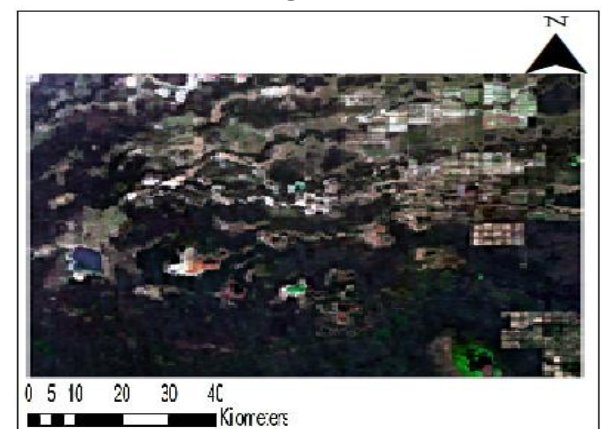
الف: تصویر مرئی داده‌ی ۴ (کادر قرمز شامل ابر متراکم است)



الف: تصویر مرئی داده‌ی ۳



الف: تصویر مرئی داده‌ی ۶



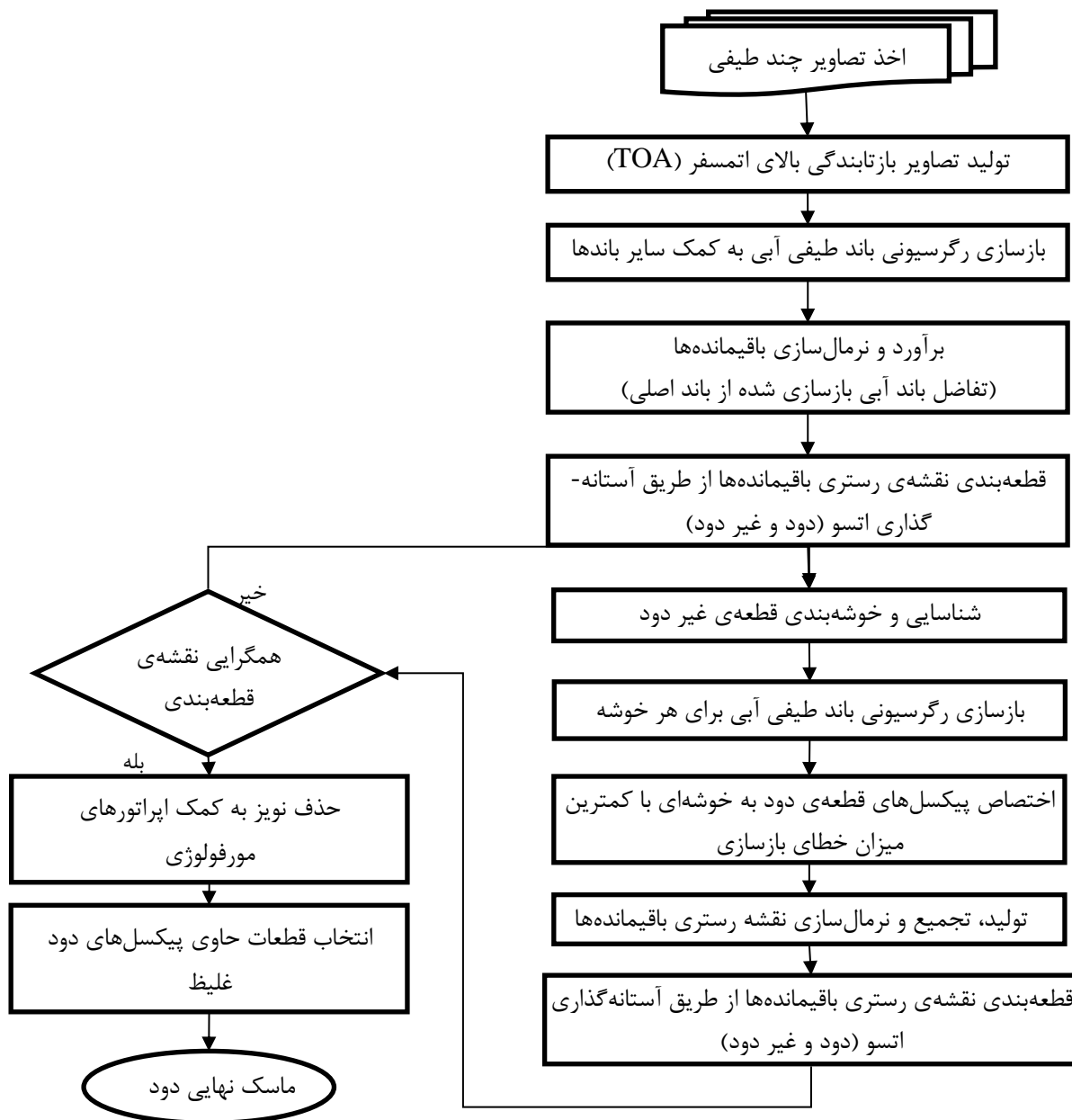
الف: تصویر مرئی داده‌ی ۵

شکل ۱- مناطق مطالعاتی

#### ۴- روش پیشنهادی

در این تحقیق، ایده‌ی مبنا به‌منظور شناسایی پهنه‌ی دود، عدم امکان بازسازی دقیق این نواحی در باندهای متأثر از دود (باندهای طیفی با طول موج کوتاه مانند آبی) توسط سایر باندها به کمک مدل‌های رگرسیونی است. بعبارت بهتر، انتظار می‌رود که در زمان بکارگیری نواحی عاری از دود در برآورد پارامترهای مدل‌های رگرسیونی، این ضرایب امکان

تخمین دقیق رفتار بازتابی باندهایی همچون آبی را در نواحی دود نداشته و این موضوع باعث برآورد مقادیر باقیمانده‌های بزرگتری گردد. با توجه به اینکه تعمیم یک مدل رگرسیونی برای یک صحنه، مستعد عدم انطباق کامل و به تبع آن تخمین باقیمانده‌های ناخواسته می‌شود؛ در روش پیشنهاد شده، بعد از خوشه‌بندی فضای ویژگی، به ازای هر خوشه ضرایب رگرسیونی برآورد شده است. فلوجارت شکل (۲) روند کلی راهکار پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۲- فلوجارت روش پیشنهادی

با توجه به فلوجارت شکل (۲)، سازوکار روش پیشنهادی را می‌توان به ترتیب بصورت گام‌های زیر تشریح نمود. اولین اقدام بعد از اخذ تصاویر چندطیفی، اعمال پارامترهای

کالیبراسیون رادیومتریکی و به تبع آن محاسبه‌ی بازتابندگی طیفی بالای اتمسفر خواهد بود. اعمال تصحیحات اتمسفری با هدف دستیابی به رفتار بازتابی سطح زمین، احتمال کاهش

اثرات دود را به‌مراه داشته و به همین دلیل نیازی به اعمال آنها در روش پیشنهادی نیست. در مرحله‌ی بعد، باند طیفی آبی از طریق یک رگرسیون خطی به کمک سایر باندهای طیفی تخمین‌زده می‌شود. دلیل انتخاب این باند، اثرپذیری بیشتر این باند از رفتار طیفی دودهای رقیق و هواویزهای جوی است. رابطه‌ی (۳) فرم خطی معادله‌ی رگرسیونی را نمایش می‌دهد.

$$\Gamma_{\text{blue}} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{n-1} a_i \Gamma_i \quad (3)$$

در این رابطه،  $\Gamma_{\text{blue}}$  بازتابندگی باند آبی،  $\Gamma_i$  بازتابندگی سایر باندهای طیفی،  $i=0, 1, \dots, n-1$ ، ضرایب مدل رگرسیونی و  $n$  تعداد باندهای طیفی یک سنجنده‌ی چندطیفی می‌باشند. بعد از محاسبه‌ی پارامترهای مدل رگرسیونی، بردار باقیمانده‌ی تخمین باند آبی به کمک روش آستانه‌گذاری اتسو قطعه‌بندی می‌گردد [۱۴، ۱۵]. لازم به ذکر است که در این مرحله، ابتدا مقادیر قدرمطلق باقیمانده‌ها در بازه‌ی [0~1] نرمال‌سازی می‌شوند. بدین ترتیب مقادیر بزرگتر از آستانه‌ی اتسو به‌عنوان باقیمانده‌های بزرگ و محتمل با حضور دود به‌عنوان قطعه‌ی دود و مقادیر کمتر از حد آستانه به‌عنوان مناطق عاری از دود برچسب‌دهی می‌گردند. از آنجاییکه یک ترکیب خطی میان باندهای طیفی توان بازسازی کامل یک باند با تنوع در پدیده‌های حاضر در یک صحنه‌ی تصویر ماهواره‌ای را ندارد؛ این اتفاق با نرخ بالای خطای نوع اول<sup>۱</sup> (حضور نمونه‌های غیر دود در قطعه‌ی دود) در نتایج قطعه‌بندی روبرو خواهد بود.

بر این اساس و با هدف کاهش خطاهای موجود در قطعه‌بندی، دو ایده‌ی: ۱- بکارگیری پیکسل‌های واقع در قطعه‌ی عاری از دود در برآورد پارامترهای رگرسیونی و همچنین ۲- خوشه‌بندی نمونه‌های واقع در این قطعه با هدف برآورد ضرایب رگرسیونی برای هر خوشه، در دستورکار قرار گرفت. ایده‌ی اول با حذف نمونه‌های واقع در دود تلاش می‌کند تا تاثیرگذاری ضرایب رگرسیونی را از نمونه‌های دود به حداقل رسانده و بدین ترتیب باقیمانده‌های بزرگتری برای پیکسل‌های حاوی دود برآورد گردد. در ایده‌ی دوم نیز با تفکیک نمونه‌های فضای ویژگی به خوشه‌های متراکم، تلاش شده تا با کاهش پیچیدگی توزیع نمونه‌های واقع در هر خوشه، مدل‌های رگرسیونی برازش بهتری را برای هر خوشه

تامین سازند. امید می‌رود که این اقدام بتواند خطای کمتری را در مناطق عاری از دود فراهم آورد. راهکار طراحی شده برای اجرای این دو ایده مبتنی بر یک فرایند تکراری بوده و تا به ثبات نرسیدن نتایج قطعه‌بندی ادامه خواهد یافت. مطابق با سازوکار قابل مشاهده در فلوجارت شکل (۲)، در هر تکرار ماسک جدیدی به‌عنوان نقشه‌ی قطعه‌بندی دود و غیر دود تولید می‌گردد. از آنجاییکه در تکرار اول از روش پیشنهادی کل فضای تصویر در محاسبه‌ی پارامترهای رگرسیونی نقش داشته و در تکرار دوم بخش زیادی از تصویر بواسطه‌ی آستانه‌گذاری بر روی باقیمانده‌ها از روند برآورد رگرسیونی حذف می‌شوند؛ همواره تعداد تکرارهای روش پیشنهادی جهت همگرایی بیش از یک تکرار خواهد بود. بطور کلی، انتظار می‌رود تغییر عواملی همچون: ۱- تعداد نمونه‌های موثر در برآورد پارامترهای رگرسیونی، ۲- تعداد خوشه‌ها و ۳- توزیع آماری مقادیر باقیمانده‌ها، باعث تغییر در نتایج قطعه‌بندی تکراری گردد. به همین نسبت، عدم تغییر در نمونه‌های موثر در برآورد پارامترهای رگرسیونی می‌تواند سایر عوامل ذکر شده را نیز به پایداری رسانده و منجر به همگرایی نتایج قطعه‌بندی گردد.

لازم به ذکر است که روش خوشه‌بندی بکار رفته در این تحقیق iso-data انتخاب شده است.

در روش پیشنهادی، همگرایی نتایج قطعه‌بندی به کمک مقایسه‌ی نتایج در دو تکرار متوالی و به کمک رابطه‌ی (۴) اندازه‌گیری می‌شود.

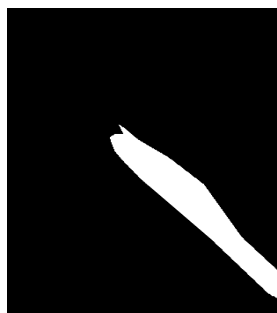
$$\Phi = \frac{2 \times Nr(S_{i-1} \cap S_i)}{Nr(S_{i-1}) + Nr(S_i)} \quad (4)$$

در رابطه‌ی (۴)،  $S_i$  و  $S_{i-1}$  به ترتیب ماسک قطعه‌بندی در تکرارهای قبلی و فعلی هستند. نمادهای  $\cap$  و  $Nr$  نیز به ترتیب اپراتور اشتراک مکانی بین دو ماسک باینری و شمارنده تعداد درایه‌های یک در ماسک باینری می‌باشند. همگرایی شاخص  $\Phi$  به عدد یک نشان از افزایش مشابهت میان دو ماسک باینری خواهد بود. نتیجه‌ی روند تکرار، همگرایی به یک ماسک دود و غیر دود بوده که در ادامه با هدف کاهش نویزهای نمک و فلفل احتمالی، ترکیب متوالی یک اپراتور مورفولوژی فرسایش<sup>۲</sup> و بستن<sup>۳</sup> استفاده می‌گردد.

<sup>۲</sup> Erosion  
<sup>۳</sup> Closing

<sup>۱</sup> False Positive Error





(ب) ماسک واقعیت زمینی



(الف) تصویر مرئی



(ت) تکرار اول



(ب) قطعه‌بندی اولیه



(خ) تکرار سوم



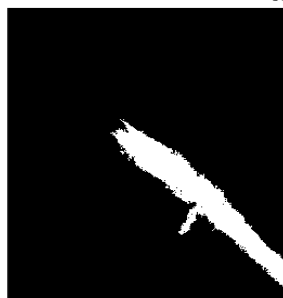
(ح) تکرار دوم



(د) قطعه دود غلیظ



(چ) پس پردازش با اپراتورهای مورفولوژی



(ه) قطعه‌بندی نهایی

شکل ۳- گام‌های روش پیشنهادی (داده‌ی دوم)

در آخرین مرحله از پالایش اعمال شده، قطعات تصویری که در آنها دود غلیظ وجود نداشته باشند شناسایی و پاکسازی می‌شوند. بعبارت بهتر، در این مرحله تمامی نواحی بهم پیوسته در ماسک دود به قطعاتی مجزا تفکیک شده و هر قطعه از حیث حضور نمونه‌های دود غلیظ مورد بررسی قرار می‌گیرد. قطعاتی که فاقد نمونه‌های دود غلیظ باشند، به‌عنوان قطعات نادرست شناسایی و از نتایج قطعه‌بندی حذف می‌گردند. فرض انجام چنین اقدامی، پیوستگی مکانی پهنه‌ی دود و اتصال آن به مرجع تولید آن بوده که این موضوع حضور حداقلی پیکسل‌های دود غلیظ را تضمین می‌نماید. برای شناسایی حضور پیکسل‌های حاوی دود غلیظ، نمونه‌های واقع در ماسک دود اولیه در صورتیکه در رابطه‌ی (۵) صدق کنند به‌عنوان دود غلیظ شناخته می‌شوند.

$$r_{blue} > r_{green} > r_{red} \quad (۵)$$

در این رابطه  $r_{blue}$ ،  $r_{green}$  و  $r_{red}$  به ترتیب بازتابندگی در باندهای طیفی آبی، سبز و قرمز خواهند بود. بدیهی است که در مواجهه با دودهای تیره علائم بزرگتر به کوچکتر تغییر خواهد کرد.

## ۵- نتایج و بحث

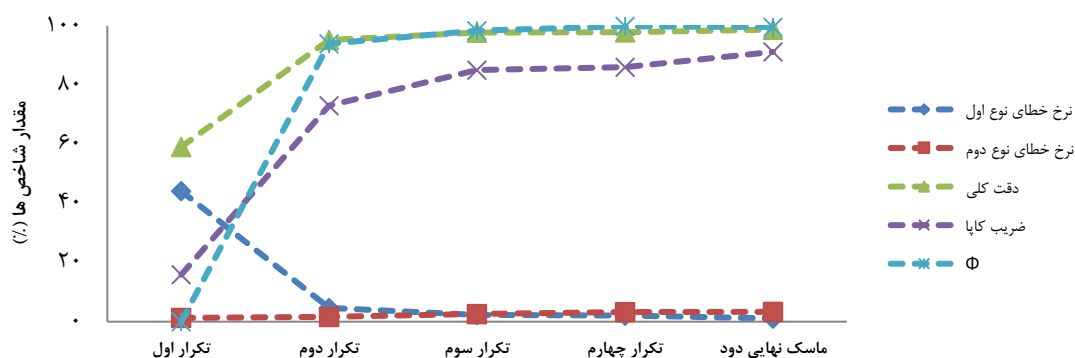
با توجه به ماهیت تکراری الگوریتم پیشنهادی به-منظور قطعه‌بندی دود و غیردود، در این بخش ابتدا نتایج پیاده‌سازی گام‌های متوالی روش پیشنهادی در مورد یک داده ارائه و به بحث گذاشته می‌شود. در ادامه، نتایج نهایی روش پیشنهادی در مورد سایر داده‌های این تحقیق ارائه و ارزیابی خواهند شد.

مجموعه تصاویر ارائه شده در شکل (۳) مربوط به نتایج کسب شده از اجرای گام به گام روش پیشنهادی در مورد داده‌ی دوم (جدول ۱) است. لازم به ذکر است که در مورد داده‌های مورد استفاده در جدول (۱)، نقشه‌ی واقعیت زمینی (مرز محدود‌ی دود) از طریق تحلیل بصری باندهای طیفی متأثر از دود و به کمک یک مفسر تصاویر سنجش از دوری ترسیم شده است.

غلظت اندک دود در تصویر مرئی شکل (۳-الف) کاملاً مشهود بوده بنحوی که براحتی مناطق واقع در بستر دود در بیشتر نواحی تحت تاثیر دود قابل مشاهده است. همانطور که در شکل (۳-پ) مشاهده می‌شود، پهنه‌ی قطعه‌بندی شده به‌عنوان دود در اولین نقشه‌ی قطعه‌بندی (زمانیکه بدون خوشه‌بندی و با در نظر گرفتن تمام صحنه‌ی تصویر، مدل رگرسیونی برآورد شده است). علاوه بر دود، مناطق دیگری بشکل خطای نوع اول (درصدی از نمونه‌های غیردود که به نادرستی در قطعه دود قرار گرفته‌اند) ظاهر شده است. بعبارت بهتر، با مقایسه‌ی نقشه‌ی واقعیت زمینی با این نقشه‌ی قطعه‌بندی نرخ بالای خطای نوع اول و نرخ پایین خطای نوع دوم (درصد نمونه‌های دود که به نادرستی به برچسب غیردود یافته‌اند) مشهود است. با شروع تکرار، نرخ خطای نوع اول بتدریج کاهش یافته و به تبع آن دوده‌های بسیار رقیق نیز از چرخه آشکارسازی تاحدی خارج می‌شوند. بعبارت دیگر، تکرارهای روش پیشنهادی منجر به کاهش تدریجی خطای نوع اول و افزایش اندک خطای نوع دوم می‌گردد. از سوی دیگر، پس‌پردازش‌های مبتنی بر عملگرهای موفولوژی نیز در آخرین مرحله از روش پیشنهادی تا حدی به بهبود نتایج کمک کرده‌اند. نمودارهای شکل (۴) روند تغییر شاخص‌های دقت کلی، ضریب کاپا، نرخ خطای نوع اول و دوم و همچنین  $\Phi$  را به ازای تکرارهای مختلف روش پیشنهادی نشان می‌دهد. آخرین مقادیر ارائه

شده در نمودار، مربوط به نتایج نهایی الگوریتم می‌باشد. همانطور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، روند نزولی خطای نوع اول در خلال اجرای روش تکراری را می‌توان نشان از کارآمدی روش تکراری دانست. هرچند که افزایش اندک خطای نوع دوم در تکرارهای بعدی و نتایج نهایی را می‌توان بواسطه‌ی رقیق بودن بیش از حد دود در برخی نواحی قلمداد نمود. در ادامه، روش پیشنهادی در مورد سایر داده‌ها، پیاده‌سازی و نتایج کمی دقت استحصالی در جدول (۲) گزارش شده است. لازم به ذکر است که به-منظور مقایسه‌ی نتایج، دو روش قطعه‌بندی اتسو [۱۳] و آستانه‌گذاری سلسله مراتبی [۲] که قبلاً به‌منظور آشکارسازی دود استفاده شده‌اند، به‌عنوان روش‌های مقایسه‌ای پیاده‌سازی و نتایج آنها نیز در این جدول ثبت شده است. دلیل عدم امکان پیاده‌سازی روش آستانه-گذاری سلسله مراتبی در تصاویر سنتینل، عدم وجود باند حرارتی می‌باشد. در نسخه‌ی اصلی این راهکار، آستانه‌گذاری در باندهای حرارتی یکی از گام‌های اصلی روش بشمار می‌رود [۲].

شکل‌های (۵-الف)، (۶-الف) و (۷-الف) تصاویر مرئی، شکل‌های (۵-ب)، (۶-ب) و (۷-ب) نقشه‌ی واقعیت زمینی، شکل‌های (۵-پ)، (۶-پ) و (۷-پ) قطعه دود نهایی و نمودارهای شکل (۸) نتایج گام به گام روش پیشنهادی را برای آشکارسازی دود در داده‌های این تحقیق نشان می‌دهند.



شکل ۴- روند تغییر شاخص‌های دقت کلی، ضریب کاپا، نرخ خطای نوع اول، دوم و  $\Phi$  در روند پیاده‌سازی روش پیشنهادی در داده‌ی دوم

جدول ۲- نتایج روش پیشنهادی و روش‌های مقایسه‌ای در مورد تصاویر توام با دود از جدول ۱

شماره داده در جدول (۱)	قطعه‌بندی اتسو [۱۳]		آستانه‌گذاری سلسله مراتبی [۲]		روش پیشنهادی	
	دقت کلی	ضریب کاپا	دقت کلی	ضریب کاپا	تعداد تکرار	دقت کلی
۲	عدم موفقیت		۷۴/۵۲	۳۰/۱۲	۴	۹۸/۷۳
۳	عدم موفقیت		عدم امکان پیاده سازی		۵	۹۹/۵۰
۴	عدم موفقیت		۸۹/۶۱	۷۸/۳۳	۵	۹۸/۵۹
۶	۷۵/۶۵	۳۳/۱۱	عدم امکان پیاده سازی		۵	۹۹/۴۵



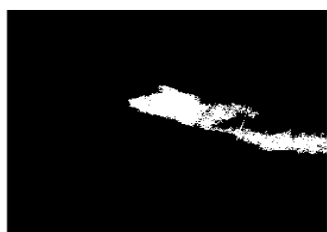
شکل ۵-پ: قطعه دود نهایی داده‌ی سوم



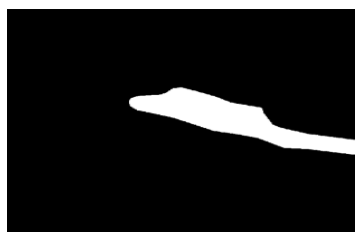
شکل ۵-ب: ماسک واقعیت زمینی داده‌ی سوم



شکل ۵-الف: تصویر مرئی داده‌ی سوم



شکل ۶-پ: قطعه دود نهایی داده‌ی چهارم



شکل ۶-ب: ماسک واقعیت زمینی داده‌ی چهارم



شکل ۶-الف: تصویر مرئی داده‌ی چهارم



شکل ۷-پ: قطعه دود نهایی داده‌ی ششم



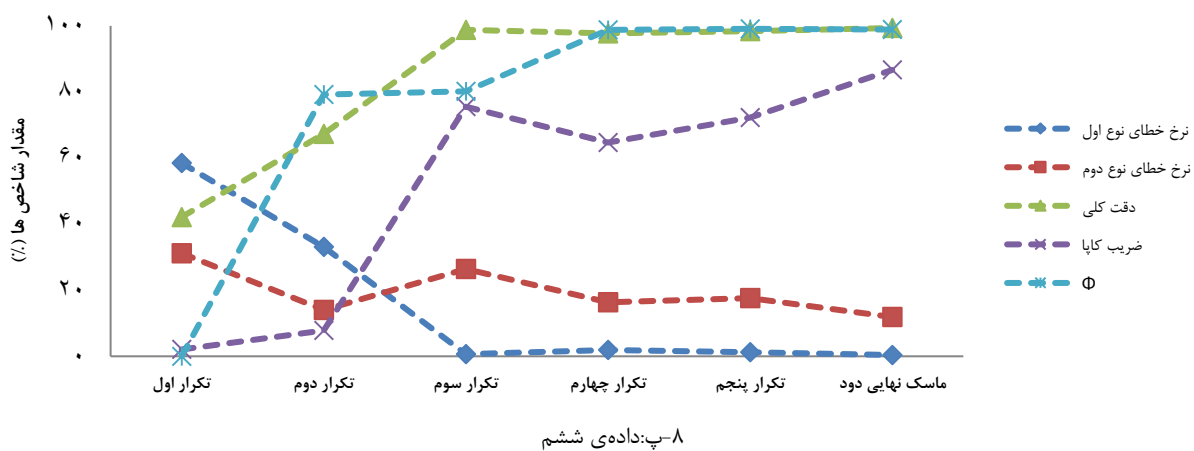
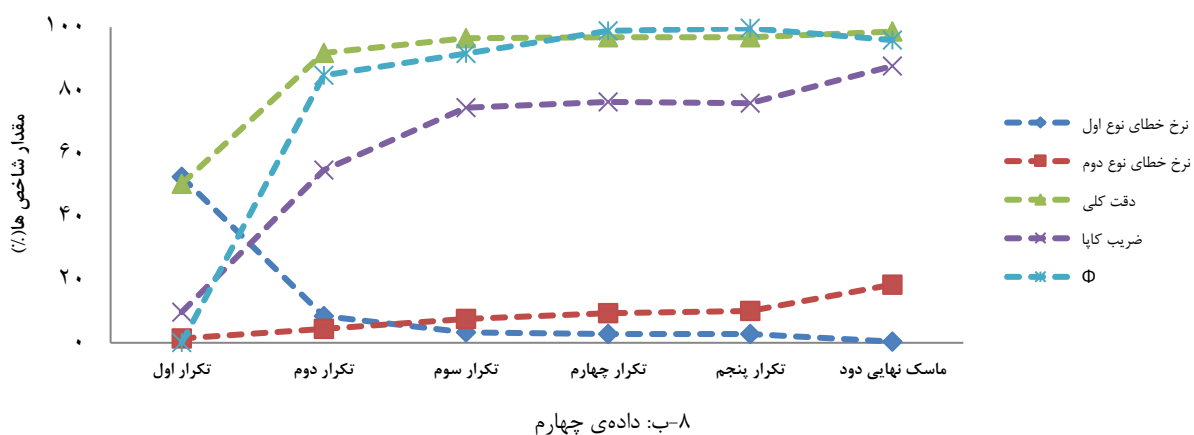
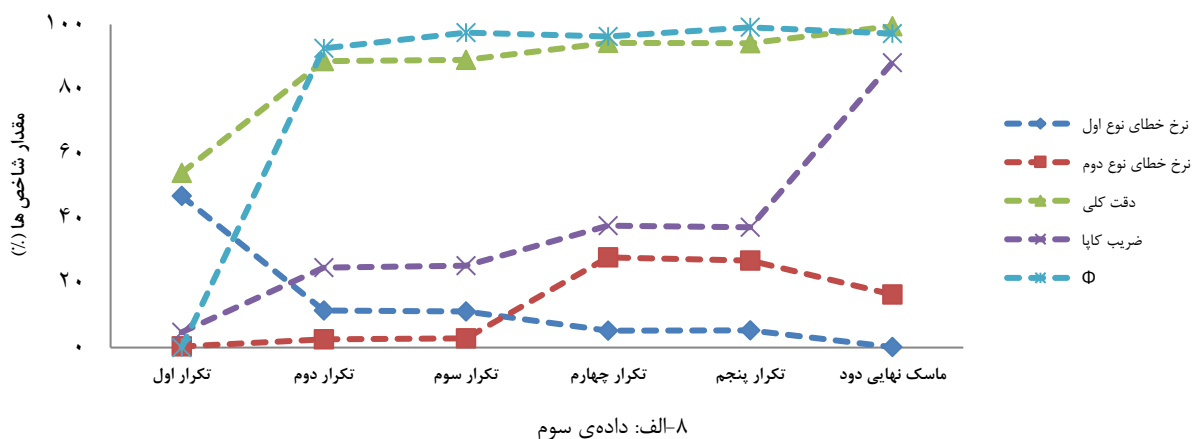
شکل ۷-ب: ماسک واقعیت زمینی داده‌ی ششم



شکل ۷-الف: تصویر مرئی داده‌ی ششم

بهمراه داشته؛ اما گام پس‌پردازشی اثر محسوس‌تری را بهبود دقت نتایج ایفا کرده است. این موضوع از یک منظر کارکرد مکمل اجزای الگوریتم پیشنهادی را نشان داده و از منظر دیگری احتمال بروز خطای نوع دوم را در مورد دوده‌های بسیار رقیق هنگام بکارگیری قطعه‌بندی تکراری تایید می‌نماید. از دیگر نتایج قابل بحث در مورد روش پیشنهادی می‌توان به داده‌ی چهارم (شکل ۶-الف) اشاره داشت که حاوی چند لکه ابر متراکم سفید است. با توجه به اینکه در مورد ابرهای متراکم، قابلیت عبور نور در تمامی باندهای مرئی و مادون‌قرمز نزدیک، شبیه به هم بوده و این عامل شفافیت تدریجی ابر را در تصاویر چندطیفی با افزایش طول موج بوجود نمی‌آورد. پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی در این تصویر توانست دود رقیق را از ابر تفکیک نموده و ابرها در قطعه غیر دود قرار بگیرند.

نتایج پیاده‌سازی روند تکراری از روش پیشنهادی در مورد تصاویر عاری از دود نیز توام با نویزهای اندک بوده که به راحتی در مرحله پس‌پردازش حذف شده‌اند. بر این اساس، در مورد مجموعه داده‌های اول و پنجم (مناطق عاری از دود)، تصویر آشکارسازی نهایی فاقد نواحی شناسایی شده به‌عنوان دود بودند. این ویژگی شرایطی را فراهم می‌آورد که بتوان از روش پیشنهادی در مورد وجود و عدم وجود پهنه دود یا هواویزهای جوی در یک تصویر چندطیفی فضایی قضاوت نمود. بدیهی است که در صورتیکه سراسر صحنه‌ی تصویر بطور یکنواخت توسط یک آلاینده مثل دود پوشیده شده باشد؛ نمی‌توان انتظار داشت که روش پیشنهاد شده توان تولید نتایج مطلوب را داشته باشد. از دیگر نتایج قابل بحث در مورد روش پیشنهادی می‌توان به تمایز رفتار شاخص‌های آماری داده‌ی سوم (شکل ۸-الف) در مقایسه با سایر داده‌ها اشاره داشت. این داده از دود بیش از حد رقیق تشکیل شده است (شکل ۵-الف). هرچند در این داده، قطعه‌بندی تکراری، روندی صعودی را در بهبود دقت شناسایی دود



شکل ۸- روند تغییر شاخص‌های دقت کلی، ضریب کاپا، نرخ خطای نوع اول، دوم و  $\Phi$  برای داده‌های حاوی دود

## ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله راهکاری به‌منظور شناسایی دوده‌های رقیق ناشی از آتش‌سوزی‌های گسترده در تصاویر چندطیفی ماهواره‌ای ارائه شد. سازوکار انجام این فرایند مبتنی بر تخمین رگرسیونی باند طیفی آبی به کمک سایر باندهای طیفی بود. این اقدام در یک روند تکراری صورت گرفته و در هر تکرار ماسک دود به وضعیت صحیح نزدیکتر می‌گردد. نتایج پیاده سازی این روش در مورد ۶ تصویر چندطیفی

مختلف (۴ تصویر توام با دود و ۲ تصویر عاری از دود) نشان داد که علاوه بر نتایج رضایت بخش از شناسایی دود در تصاویر آلوده به دود، این روش توانسته در مورد تصاویر عاری از دود، خطای نوع اول تولید نکند. از مزایای روش پیشنهادی می‌توان به: ۱- قابلیت بکارگیری در تصاویر چندطیفی با توان تفکیک‌های مختلف مکانی و طیفی، ۲- عدم التزام به وجود باندهای حرارتی (تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲ فاقد باندهای حرارتی هستند)، ۳- عدم نیاز به نمونه‌های آموزشی و ۴- اتوماسیون بالا در اجرا، اشاره داشت. با اینحال چالش‌هایی

عملکرد مشابه با دودهای رقیق پتانسیل آنرا داشته که به کمک این روش آشکارسازی شوند. همچنین، دودهای غلیظ بواسطه‌ی رفتار مشابه در تمامی باندهای طیفی عملکرد تخمین رگرسیونی را مختل ساخته و برای چنین شرایطی آستانه‌گذاری اتسو در باندهای طیفی تا حد زیادی می‌تواند منجر به شناسایی دودهای غلیظ گردد. به‌عنوان پیشنهاد برای کارهای آتی می‌توان به امکان‌سنجی اجرای این ایده در مورد پهنه‌بندی آلودگی‌های ناشی از وارونگی هوا و بکارگیری نتایج این روش‌ها به‌عنوان نقشه‌ی واقعیت زمینی در کالیبراسیون مدل‌های آشکارسازی دود در تصاویر با حد تفکیک مکانی پایین اشاره داشت.

همچون: ۱- احتمال تداخل نتایج با سایر پدیده‌های مشابه همچون ابرهای سیروس و سایر هواویزها و ۲- عدم امکان تعمیم به دودهای بسیار غلیظ، در این روش باقی است. بطور خاص در مورد ابرهای رقیق و غیرمتراکم، شباهت رفتاری دود و چنین ابرهایی افزایش یافته و بعبارت بهتر این ابرها در باندهای طیفی با افزایش طول‌موج بتدریج محو می‌گردند. در این شرایط روش پیشنهادی دچار چالش شده و بکارگیری باندهای حرارتی در کنار باندهای طیفی می‌تواند بعنوان راهکار جداسازی ابر از دود در نظر گرفته شود. اجرای این ایده و ارزیابی میزان موفقیت آن می‌تواند در تحقیقات آتی مورد بررسی قرار گیرد. سایر هواویزهای جوی نیز در صورت

## مراجع

- [1] S. Voigt, T. Kemper, T. Riedlinger, R. Kiefl, K. Scholte, and H. Mehl, "Satellite image analysis for disaster and crisis-management support," *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 45, no. 6, pp. 1520-1528, 2007.
- [2] Y. Xie, J. Qu, X. Xiong, X. Hao, N. Che, and W. Sommers, "Smoke plume detection in the eastern United States using MODIS," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28, no. 10, pp. 2367-2374, 2007.
- [3] M. Mirzaei, S. Bertazzon, and I. Couloigner, "Modeling wildfire smoke pollution by integrating land use regression and remote sensing data: regional multi-temporal estimates for public health and exposure models," *Atmosphere*, vol. 9, p. 335, 2018.
- [4] A. Smith and S. Dragicevic, "AN AGENT-BASED MODEL TO REPRESENT SPACE-TIME PROPAGATION OF FOREST-FIRE SMOKE," *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. 4, 2018.
- [5] S. Miao, K. Hu, H. Gao, and X. Wang, "Small fire smoke region location and recognition in satellite image," in *2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2016: IEEE, pp. 714-718
- [6] M. Xu, X. Jia, M. Pickering, and D. Roberts, "Spectral unmixing for fire smoke detection and removal," in *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2016, pp. 806-808.
- [7] T. Randriambelo, S. Baldy, M. Bessafi, M. Petit, and M. Despinoy, "An improved detection and characterization of active fires and smoke plumes in south-eastern Africa and Madagascar," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, pp. 2623-2638, 1998.
- [8] Z. Li, A. Khananian, R. H. Fraser, and J. Cihlar, "Automatic detection of fire smoke using artificial neural networks and threshold approaches applied to AVHRR imagery," *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 39, no. 9, pp. 1859-1870, 2001.
- [9] T. X.-P. Zhao, S. Ackerman, and W. Guo, "Dust and smoke detection for multi-channel imagers," *Remote Sensing*, vol. 2, no. 10, pp. 2347-2368, 2010.
- [10] X. Li, J. Wang, W. Song, J. Ma, L. Telesca, and Y. Zhang, "Automatic smoke detection in modis satellite data based on k-means clustering and fisher linear discrimination," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 80, no. 10, pp. 971-982, 2014.
- [11] X. Li, W. Song, L. Lian, and X. Wei, "Forest fire smoke detection using back-propagation neural network based on MODIS data," *Remote Sensing*, vol. 7, no. 4, pp. 4473-4498, 2015.
- [12] S. Miao, H. Lin, H. Gao, and L. Dong, "Strip smoke and cloud recognition in satellite image," in *2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2016: IEEE, pp. 303-307.
- [13] C. Yuan, Z. Liu, and Y. Zhang, "Learning-based smoke detection for unmanned aerial vehicles applied to forest fire surveillance," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 93, no. 1-2, pp. 337-349, 2019.
- [14] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [15] P.-S. Liao, T.-S. Chen, and P.-C. Chung, "A fast algorithm for multilevel thresholding," *J. Inf. Sci. Eng.*, vol. 17, no. 5, pp. 713-727, 2001.