



## بررسی کارایی شبکه یادگیری عمیق در شناسایی تغییرات اراضی با استفاده

مقاله  
پژوهشی

### از تصاویر دو زمانه لندست-۸

سه‌سند ظاهرمنش<sup>۱</sup>، بهنام اصغری بیرامی<sup>۲</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۳</sup>

دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۲۵ / پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۱۲ / دسترسی اینترنتی: ۱۴۰۳/۰۷/۰۸

#### چکیده

علم سنجش از دور با به‌کارگیری تصاویر چند زمانه ماهواره‌ای، امکان پایش تغییرات در فواصل زمانی مختلف را فراهم کرده است. رویکرد پیکسل‌منا در شناسایی تغییرات توانایی ارائه دقت بالا را ندارد و از این رو باید ویژگی‌های مکانی در کنار ویژگی‌های طیفی بکار روند. استفاده از روش‌های سنتی تولید ویژگی مکانی مانند ماتریس هم‌رخداد با چالش‌هایی روبه‌رو است. تولید این ویژگی‌ها علاوه بر این که وابسته به انتخاب کاربر است، به‌صورت ناخواسته باعث افزایش فضای ویژگی می‌گردد. تمرکز اصلی مقاله حاضر در به‌کارگیری ویژگی‌های طیفی- مکانی در راستای حل محدودیت

روش‌های سنتی در شناسایی تغییرات است. در این تحقیق، ویژگی‌های طیفی- مکانی توسط خود شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی استخراج شده و در طبقه‌بندی بکار گرفته شده‌اند. تصاویر لندست-۸ ورودی شبکه بوده و فرایند استخراج ویژگی به‌صورت سلسله‌مراتبی صورت گرفته است. خروجی شبکه تصاویر طبقه‌بندی شده قبل و بعد می‌باشد. در نهایت، بر اساس رویکرد پساتطبقه‌بندی نقشه تغییرات حاصل می‌گردد. از شبکه پیشنهادی جهت ارزیابی تغییرات شهر سه‌سند با استفاده از تصاویر سنجنده لندست-۸ در بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ استفاده شده است. برای اثبات قابلیت شبکه پیشنهادی در به‌کارگیری ویژگی و طبقه‌بندی دقیق تصاویر، نتایج حاصل شده با نتایج روش‌های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شده است. نتایج شناسایی تغییرات نشان داد که به‌کارگیری شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی دقت کلی شناسایی تغییرات باینری را به ترتیب به میزان ۱۳/۸۸٪ و ۱۲/۸۰٪ نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی افزایش می‌دهد. همچنین به‌کارگیری شبکه پیشنهادی دقت کلی نقشه ماهیت تغییرات را به ترتیب به میزان ۵۷/۸۱٪ و ۶۵/۷٪ در مقایسه با جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی افزایش داده است. روش‌های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی علیرغم اینکه توانسته‌اند محل تغییرات را شناسایی کنند اما در ارائه نوع ماهیت تغییرات عملکرد نامناسبی ارائه کرده‌اند.

سه‌سند ظاهرمنش<sup>۱</sup>، بهنام اصغری بیرامی<sup>۲</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۳</sup> (✉)

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه برداری،

دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ایران

۲. دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه

صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ایران

۳. دانشیار، گروه آموزشی فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه

برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ایران

DOI: 10.30495/girs.2022.693348

پست الکترونیکی مسئول مکاتبات: [m\\_mokhtarzade@kntu.ac.ir](mailto:m_mokhtarzade@kntu.ac.ir)

داده‌های واقعیت زمینی را جمع‌آوری می‌گردند. با توجه به رویکرد پساطبقه‌بندی اتخاذ شده در این تحقیق، تصاویر در دوشاخه جداگانه وارد شبکه پیشنهادی شده و طبقه‌بندی بر اساس استخراج ویژگی‌های مکانی عمیق توسط لایه‌های شبکه پیشنهادی صورت می‌گیرد. از دو روش جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی روش پیشنهادی بکار گرفته شد. با مقایسه پیکسل به پیکسل نقشه‌های طبقه‌بندی شده، نقشه‌های تغییرات در دو حالت کلی نقشه تغییرات باینری و نقشه ماهیت تغییرات از منطقه حاصل گردیده‌اند.

**نتایج و بحث:** معماری شبکه پیشنهادی با تعداد فیلترهای ۱۲۸-۶۴-۳۲، لایه نورمال‌سازی بچ و ۱۲۸ نرون در لایه اتصال کامل، بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا را برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۱ داشته است. در مقایسه شبکه پیشنهادی با شبکه عصبی مصنوعی، دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب  $8/83\%$  و  $24/87\%$  در سال ۲۰۱۳،  $2/21\%$  و  $5/77\%$  در سال ۲۰۲۱ افزایش پیدا کرده و در مقایسه با جنگل تصادفی دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب  $9/92\%$  و  $27/79\%$  در سال ۲۰۱۳،  $6/48\%$  و  $15/73\%$  در سال ۲۰۲۱ افزایش پیدا کرده است. روش‌های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای تک پیکسل عمل می‌کنند و اثر پیکسل‌های همسایه را در روند طبقه‌بندی نادیده می‌گیرند، که این امر دقت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد. در مقابل، شبکه پیشنهادی با در نظر گرفتن پنجره‌ای در اطراف هر پیکسل، اثر پیکسل‌های کناری را در روند استخراج اطلاعات مکانی-طیفی عمیق و طبقه‌بندی پیکسل‌ها لحاظ می‌کند. در نتیجه، اثرات ناشی از شباهت طیفی و نوسانات تصاویر در روند طبقه‌بندی کاهش می‌یابد. نقشه تغییرات باینری حاصل از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی با دقت کلی  $8/88\%$ ، ضریب FI برابر  $86.48\%$  و فراخوانی  $77.28\%$ ، بالاترین امتیاز را در تمامی معیارها کسب کرده است. جنگل تصادفی در رتبه دوم قرار دارد و به‌طور متوسط ۵ تا ۱۰ درصد نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در سه معیار دقت کلی، ضریب FI و فراخوانی ارائه داده است. ارزیابی دقت نقشه ماهیت تغییرات نشان داد که نقشه‌های حاصل از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی نسبت به جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب  $65.7\%$  و  $57.81\%$  افزایش دقت داشته‌اند. بنابراین، شبکه پیشنهادی عملکرد بالایی در ارائه صحیح ماهیت تغییرات داشته است. در حالی که دو روش دیگر ناموفق در ارائه صحیح ماهیت تغییرات رخ داده بوده‌اند. بر اساس نقشه ماهیت تغییرات تولید شده توسط شبکه پیشنهادی، بین ۱۰ جولای ۲۰۱۳ تا ۱ آگوست ۲۰۲۱،

**طرح مسئله:** با افزایش جمعیت، انسان برای تأمین نیازهای خود از طبیعت بهره‌برداری کرده که منجر به تخریب محیط‌زیست شده است. پایش تغییرات برای حفاظت از طبیعت ضروری است. آنالیز میدانی این تغییرات دشوار و گاهی غیرممکن است، اما علم سنجش‌ازدور با تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه امکان پایش را فراهم کرده و سرعت پایش نسبت به قبل بهبود یافته است. روش‌های شناسایی تغییرات به دو دسته نظارت‌شده و نظارت‌نشده تقسیم می‌شوند. روش‌های نظارت‌شده با استفاده از داده‌های زمینی دقت بالایی دارند. نتایج تحقیقات نشان داده که استفاده از ویژگی‌های طیفی به تنهایی کافی نیست و نیاز به ترکیب با ویژگی‌های مکانی دارد. ویژگی‌های مکانی معمولاً از طریق ماتریس هم‌رخداد استخراج می‌شوند. استفاده از تمامی ویژگی‌ها ممکن است دقت را کاهش دهد و تولید ویژگی‌ها نیز به نوع و منطقه مورد مطالعه وابسته است.

**هدف:** برای دستیابی به نقشه ماهیت تغییرات، یکی از رایج‌ترین رویکردها، رویکرد پساطبقه‌بندی بوده که برای شناسایی تغییرات در این تحقیق اتخاذ شده است. در این رویکرد برای دستیابی به دقت بالا در شناسایی تغییرات، باید نقشه‌های طبقه‌بندی شده دقت بالایی داشته باشند. در نتیجه باید در ابتدا دقت نقشه‌های طبقه‌بندی شده را بالا برد. به‌کارگیری ویژگی‌های مکانی در کنار ویژگی‌های طیفی امکان بهبود دقت تصاویر طبقه‌بندی شده را فراهم می‌کند. با توجه به محدودیت روش‌های قبل در به‌کارگیری ویژگی‌های مکانی در کنار ویژگی‌های طیفی تصاویر، هدف این تحقیق در راستای برآمدن بر محدودیت روش‌های قبلی مبنی بر استخراج خودکار ویژگی‌های مکانی از تصاویر ورودی است. تمرکز اصلی مقاله حاضر تولید خودکار ویژگی‌های مکانی - طیفی عمیق از طریق شبکه عصبی کانولوشن پیشنهادی و طبقه‌بندی آن‌ها به کلاس‌های موردنظر می‌باشد. برای اثبات قابلیت شبکه پیشنهادی، خروجی تصاویر طبقه‌بندی شده حاصل از شبکه پیشنهادی با خروجی روش‌های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه گردیده است.

**روش تحقیق:** با توجه به اینکه تصاویر از سامانه گوگل ارث انجین تهیه شده‌اند، پیش‌پردازش‌های ضروری نظیر هم‌مرجع‌سازی توسط خود سامانه بر روی تصاویر اعمال گردیده است و نیازی به این‌گونه پیش‌پردازش در این تحقیق نیست. طی فرایند پن‌شارپنینگ با استفاده از روش گرم‌اشمیت قدرت تفکیک مکانی ۸ بانندی طیفی ۳۰ متر به ۱۵ متر بهبود پیدا می‌کند. از تصاویر به‌صورت جداگانه

طیفی-مکانی بکار گرفته شد. این شبکه توانایی بالایی در تفکیک عوارض با رفتار طیفی مشابه داشته و دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی ارائه داده است. نتایج طبقه‌بندی تصاویر سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۱ نشان داد که دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب به میزان ۷٪ و ۱۸.۵٪ افزایش می‌یابد. نقشه‌های تغییرات باینری و ماهیت تغییرات تولید شده توسط این شبکه، دقت بهتری نسبت به دو روش دیگر ارائه داده‌اند. نقشه ماهیت تغییرات نشان‌دهنده رشد در کلاس‌های راه ارتباطی، پوشش گیاهی و ساختمان است که با افزایش جمعیت و تغییر کاربری خاک بایر منطقی است. نواحی بدون تغییر عمدتاً کلاس خاک بایر را شامل می‌شوند که به دلیل پستی و بلندی زیاد، مناسب شهرسازی نبوده و تغییر کاربری نداشته‌اند.

**واژگان کلیدی:** پایش تغییرات، طبقه‌بندی تصاویر، شبکه عصبی کانولوشن، ویژگی‌های مکانی (بافت)، جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی

حدود ۱۰,۹۳۰,۲۷۵ مترمربع از اراضی منطقه بدون تغییر شناسایی شدند که عمدتاً شامل پستی و بلندی‌های خاکی هستند. بررسی نقشه نشان داد که بیشترین تغییر مربوط به اراضی خاک بایر بوده است. حدود ۵۵۴,۴۰۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به راه‌های ارتباطی تبدیل شده است که به دلیل آسفالت راه‌های خاکی و احداث راه‌های جدید برای سهولت نقل و انتقال شهروندان بوده و نشان‌دهنده افزایش جمعیت است. حدود ۳۰۶,۹۰۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به پوشش گیاهی تبدیل شده که به نظر می‌رسد به دلیل افزایش نیاز به مواد غذایی ناشی از رشد جمعیت باشد. حدود ۲۵۴,۲۵۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به بلوک‌های ساختمانی تبدیل شده است که به دلیل افزایش جمعیت و مهاجرت به شهرهایی مانند سهند، برای اسکان مهاجران طی ۸ سال گذشته بوده است.

**نتیجه‌گیری:** استفاده صرف از اطلاعات طیفی تصاویر نتایج دقیقی را ارائه نمی‌دهد. ترکیب ویژگی‌های مکانی با ویژگی‌های طیفی تکنیکی مناسب برای بهبود دقت طبقه‌بندی است. در این تحقیق، شبکه عصبی کانولوشن پیشنهادی با قابلیت استخراج خودکار ویژگی‌های

## مقدمه

زمین به عنوان منبع اصلی تأمین نیازهای انسان محسوب می‌شود و استفاده نادرست و بدون برنامه‌ریزی از آن، تأثیرات قابل توجهی بر عملکرد سیستم‌های اجتماعی، اقتصادی و محیط‌زیستی دارد. استفاده نامناسب از منابع طبیعی، به جز تحدید اکوسیستم، زندگی روزمره انسان را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد (۱۳). افزایش جمعیت در دهه‌های اخیر منجر به تغییرات گسترده‌ای در محیط‌زیست شده است و از جمله این تغییرات می‌توان به توسعه و گسترش بی‌رویه ساخت‌وسازها اشاره کرد. توسعه و گسترش ساخت‌وسازها، که بیشتر مواقع همراه با از بین بردن زیستگاه حیوانات و تخریب منابع طبیعی است، به عنوان یک تهدید جدی برای محیط‌زیست شناخته می‌شود. داشتن اطلاعات دقیق و به‌روز درباره مناطق تغییر یافته، به مدیریت و حفظ محیط‌زیست کمک بزرگی می‌کند. در این راستا، پیش تغییرات پوشش و کاربری زمین برای بهبود کیفیت برنامه‌ریزی شهری و حفظ محیط‌زیست، امری ضروری و حیاتی است (۲۲). وجود تصاویر ماهواره‌ای که اطلاعات طیفی عوارض سطح زمین را در بر می‌گیرند، مطالعه و بررسی تغییرات در بازه‌های زمانی مختلف را نسبت به روش‌های میدانی آسان‌تر کرده است (۱۱). استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به عنوان روشی مقرون به صرفه و سریع در شناسایی تغییرات سطح زمین محسوب می‌شود. تغییرات در پوشش زمین به طور معمول تغییرات در اقلیم را نشان می‌دهند. بنابراین، تکنیک‌های تشخیص تغییرات مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند روش‌های مؤثری برای نظارت بر تغییرات فراهم کنند (۲). به‌طور کلی روش‌های کشف تغییرات به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: تکنیک‌های نظارت‌نشده و نظارت‌شده. روش‌های نظارت‌نشده بدون نیاز به داده‌های آموزشی، فرآیند شناسایی و تمایز بین عوارض را انجام می‌دهند. خروجی این روش‌ها تنها توانایی شناسایی محل وقوع تغییرات را دارند (۳۰). در مقابل، روش‌های نظارت‌شده علاوه بر توانایی ارائه محل تغییرات، می‌توانند نوع تغییرات را نیز مشخص کنند (۳۲). یکی از معروف‌ترین و مشهورترین روش‌ها در تکنیک‌های نظارت‌شده

رویکرد پساتبقه‌بندی است. رویکردهای پساتبقه‌بندی با استفاده از نمونه‌های آموزشی تصاویر چند زمانی به‌طور مستقل دسته‌بندی می‌شوند. سپس با مقایسه نقشه‌های دسته‌بندی‌شده، نقشه تغییرات نهایی تولید می‌شود. با توجه به این‌که نمونه‌های آموزشی مستقل از تصاویر ورودی جمع‌آوری شده و دسته‌بندی مجزا انجام می‌شود، حساسیت نتایج به اثرات متفاوت رادیومتریکی و اتمسفری در زمان تصویربرداری به شدت کاهش می‌یابد و قابلیت اطمینان بالایی نسبت به رویکرد اول دارند (۲۶ و ۲۷).

پیش تغییرات با استفاده فقط از ویژگی‌های طیفی، به تنهایی قادر به دستیابی به دقت‌های بالا نمی‌باشد؛ بنابراین نیازمند استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی تصاویر می‌باشد. به عنوان مثال، روش‌هایی که اطلاعات مکانی را در نظر می‌گیرند، می‌توانند از ویژگی‌های استخراج‌شده از ماتریس هم‌رخداد و ویژگی‌های گابرو استفاده کنند. به عنوان نمونه از این تحقیقات، سپهری (۲۰) در یک تحقیق به بررسی تغییرات اراضی و پوشش گیاهی دو شهر تفت و مهریز پرداخته است. در این تحقیق، از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۵ و لندست-۸ استفاده شده است. تغییرات با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی شناسایی و مدل‌سازی شده‌اند. همچنین، میسرا (۱۵) در یک تحقیق به بررسی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در یک حوزه آبریز در منطقه‌ای از هیمالیا پرداخته است. او در چهار دوره زمانی تغییرات را پیش کرده است و برای این منظور از تصاویر سنجنده‌های لندست-۵ و سنتینل-۲ استفاده کرده است. طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم بیشترین شباهت انجام شده و ماتریس تغییرات برای ارائه ماهیت تغییرات در طول این چهار دوره تولید شده است. همچنین، زیویانگ (۳۵) در شناسایی تغییرات در وهان، چین، از ویژگی‌های موجک گابور استفاده کرده است. او برای در نظر گرفتن اطلاعات همسایگی از الگوریتم میدان تصادفی مارکوف استفاده کرده است. بر اساس این روش، تصاویر تفاضلی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی تولید و نقشه تغییرات باینری با استفاده از خوشه‌بندی فازی تولید شده است. استفاده از الگوریتم

داشت، ساختار جدید معرفی شده از شبکه یادگیری عمیق نیازمند مجموعه تصاویر زیاد می‌باشد. داودت (۳)، با استفاده از تصاویر سنتینل-۲ با استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق اقدام به شناسایی تغییرات شهری کردند. همچنین، ایشان تأثیر استفاده از تعداد مختلفی از کانال‌های طیفی را به‌عنوان ورودی شبکه‌ها مقایسه کردند. نتایج نشان داد؛ ساختار تلفیق سریع با اعمال ۴ کانال طیفی نظیر باند آبی، سبز، قرمز و مادون‌قرمز نزدیک، بالاترین دقت را در میان تمامی حالت‌ها به خود اختصاص داده است. چن (۱)، در رویکردی با ترکیب دو ساختار از شبکه‌های یادگیری عمیق اقدام به شناسایی تغییرات در تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا کردند. ترکیب شبکه عصبی کانولوشن با شبکه عصبی بازگشتی پیشنهادی ایشان در مقایسه با به‌کارگیری صرف شبکه عصبی کانولوشن، نتایج بهتری در شناسایی تغییرات ارائه داده است. انجام شده است.

با توجه به کارایی روش‌های یادگیری عمیق در تحقیقات اخیر، هدف اصلی مقاله‌ی حاضر استفاده از روش‌های یادگیری عمیق به‌منظور پایش تغییرات اراضی در شهر سهند می‌باشد. که در این راستا از تصاویر دو زمانه ماهواره‌ی لندست-۸ استفاده شده است. تصاویر قبل و بعد به‌صورت جداگانه وارد شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی شده و فرایند استخراج و طبقه‌بندی ویژگی‌های طیفی- مکانی صورت می‌گیرد. سپس با مقایسه تصاویر طبقه‌بندی شده، نقشه تغییرات حاصل می‌گردد. برای اثبات قابلیت شبکه پیشنهادی در زمینه پایش تغییرات از دو روش دیگر؛ شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی نیز در این تحقیق استفاده شده است. روش اول نماینده روش‌های جدید یادگیری عمیق بوده و دو روش دیگر نماینده روش‌های یادگیری ماشین کلاسیک هستند (۷ و ۲۵). در این تحقیق به معماری شبکه‌ای رسیدیم که به دقت‌های بالاتری دست‌یافته است. نتایج نهایی به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی توانسته با دقت بالایی تغییرات را نسبت به دو روش دیگر شناسایی کند. روند کلی ادامه بخش‌های مقاله، به ترتیب در بخش اول به ارائه منطقه مورد مطالعاتی، داده‌های مورد استفاده و نوع پوشش‌های موجود در منطقه پرداخته

پیشنهادی توسط وی نتایج بهتری در شناسایی نسبت به استفاده معمول از ویژگی‌های مکانی مستخرج از ماتریس هم‌رخداد بهبود داده است. در بررسی این تحقیقات باید به چند مسئله اشاره کرد. مسئله اول، استفاده صرف از اطلاعات طیفی تصاویر به دلیل اینکه امکان وقوع نوسانات طیفی در عوارض با رفتار طیفی مشابه وجود دارد، منجر به نتایج غیردقیق می‌شوند. که این مسئله توسط محققین که صرفاً از اطلاعات طیفی استفاده کرده‌اند نادیده گرفته شده است. مسئله دوم، به‌کارگیری اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی که انتظار می‌رود نتایج شناسایی را بهبود ببخشند، دارای دو چالش می‌باشد (۱۴). یک؛ استفاده همه اطلاعات در کنار هم به دلیل ایجاد همبستگی بالا، نه تنها دقت طبقه‌بندی را بهبود نمی‌دهد بلکه با کاهش دقت و ایجاد خطا همراه خواهد شد (۳۱). دوم؛ اطلاعات مکانی مستخرج بشدت به منطقه مورد مطالعاتی وابسته هستند. یعنی ممکن است یک ویژگی در یک منطقه دارای عملکرد مطلوبی باشد ولی در منطقه دیگر عملکرد ضعیفی داشته باشد. از طرف دیگر انتخاب ویژگی‌ها وابسته به کاربر می‌باشد (۸). با پیشرفت سخت‌افزارهای کامپیوتری و توسعه‌ی هر چه بیشتر هوش مصنوعی در چند دهه اخیر، یادگیری عمیق به یک شاخه مطالعاتی جدید در اکثر زمینه‌های تحقیقاتی تبدیل گشته است. شبکه‌های یادگیری عمیق برخلاف روش‌های کلاسیک استخراج ویژگی، توانایی استخراج خودکار اطلاعات مکانی سطح بالا را دارند. در این صورت نقش کاربرد در تعیین و شناسایی ویژگی‌های مناسب کاسته می‌شود. علاوه بر این ویژگی‌های تولیدی دیگر به صحنه تصاویر وابسته نخواهند بود (۲۲). از این‌رو، یادگیری عمیق جایگزین مناسبی در به‌کارگیری اطلاعات طیفی و مکانی کنار یکدیگر می‌باشند. در این راستا تحقیقاتی نظیر؛ لئو (۱۲)، با استفاده از یک شبکه آموزش‌دیده با یک دیتاست بزرگ چارچوب جدیدی بر اساس ترکیب با یک شبکه عصبی بازگشتی برای استخراج منطقه شهری و تشخیص تغییرات پیشنهاد کردند. دقت کلی نقشه‌های شهری یک‌ساله آن تقریباً ۹۶ درصد در میان چهار شهر هدف (پکن، نیویورک، ملبورن و مونیخ) است. نکته‌ای که باید در نظر

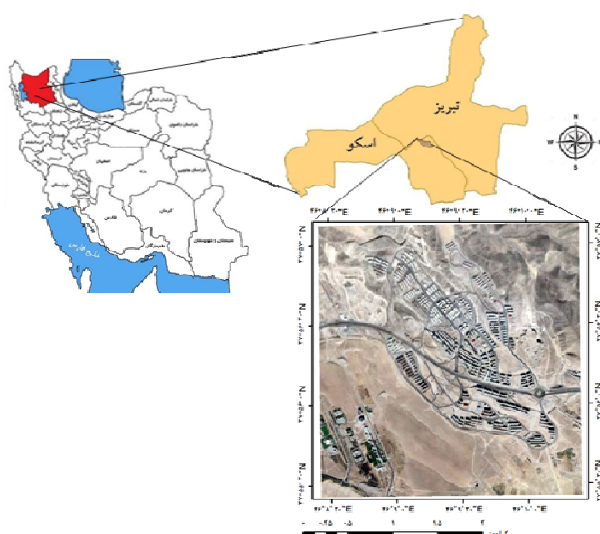
استفاده می‌کند، که جزئیات دقیق آن در دسترس عموم قرار نمی‌گیرد (۲۴). اکثر مطالعات تغییر کاربری/ پوشش اراضی شهری، داده‌های لندست را به دلیل منحصربه‌فرد بودن مجموعه داده به‌عنوان تنها آرشیو دیجیتال بلندمدت با وضوح مکانی متوسط و وضوح طیفی نسبتاً مناسب، مورد استفاده قرار دادند (۶ و ۲۸). تصاویر ماهواره لندست-۸ دارای ۱۱ باند بوده که از بین این باندها باندهای شماره ۱ تا ۴ و ۸ در محدوده دید انسان قرار داشته و بقیه باندها خارج از محدوده مرئی می‌باشد. باندهای ۱ تا ۷ و باند ۹ دارای قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر بوده و باند ۸ این سنجنده، باند پانکروماتیک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر می‌باشد. شهر جدید سهند با طول جغرافیایی "۱۶.۱۹ ۷' ۴۶° شرقی و عرض جغرافیایی "۴۱.۱۸ ۵۶' ۳۷° شمالی، در استان آذربایجان شرقی واقع شده است. این شهر بنا به افزایش جمعیت شهر تبریز برای کنترل و مدیریت جمعیت در سال ۱۳۸۶ تأسیس گردید. این شهر در ۲۰ کیلومتری جنوب غربی شهر تبریز بوده که اخیراً با احداث بزرگراه تبریز-سهند، دسترسی شهروندان دو شهر آسان‌تر شده و این مسئله باعث توسعه سریع شهر سهند در چند دهه اخیر گشته است. شکل ۱ موقعیت شهر سهند در تقسیمات کشوری را نشان می‌دهد.

می‌شود. در بخش دوم، روش تحقیق، فلوچارت رویکرد پیشنهادی ارائه شده و معماری شبکه پیشنهادی شرح داده می‌شود. در بخش سوم، نتایج، به همراه تحلیل نتایج حاصل از ارزیابی طبقه‌بندی تصاویر و نقشه‌های تغییرات ارائه شده است. در بخش چهارم، بحث و نتیجه‌گیری، به بررسی کلی نتایج روش‌ها پرداخته شده است. بخش آخر نیز به تقدیر و تشکر پرداخته است.

## مواد و روش‌ها

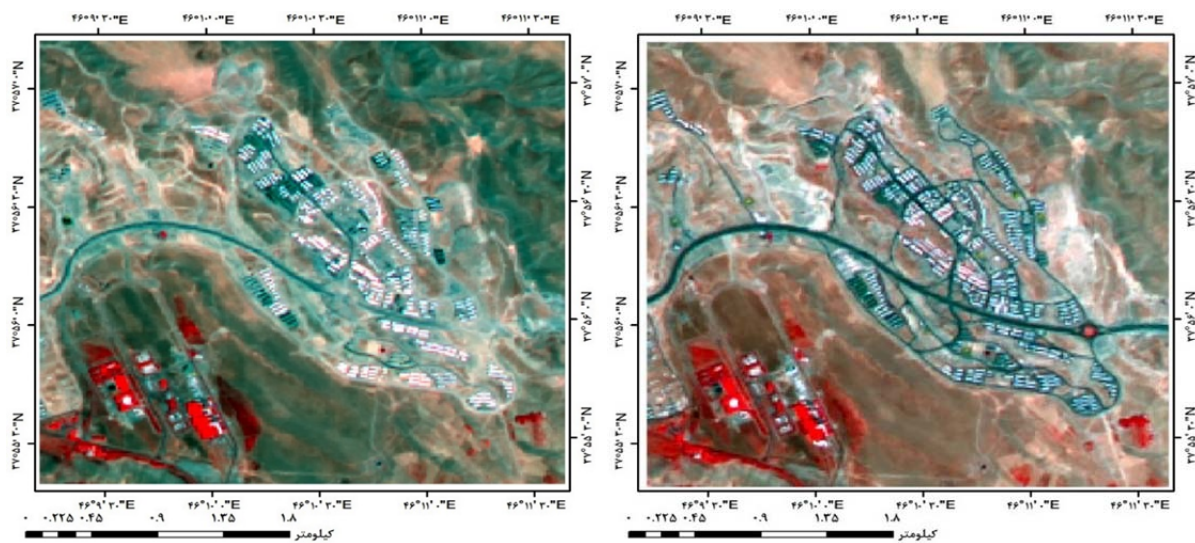
### منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق به منظور بررسی عملکرد شبکه پیشنهادی در پایش تغییرات، تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ از منطقه شهر سهند استفاده شده است. تصاویر این شهر از سامانه گوگل ارث انجین در زمان‌های ۱۰ جولای ۲۰۱۳ و ۱ آگوست ۲۰۲۱ جمع‌آوری شده‌اند. فرایند جمع‌آوری تصاویر از گوگل ارث انجین به این صورت است که کاربر ابتدا با استفاده از ابزارهای موجود در وبسایت، محل مورد نظر خود را تعیین کرده و سپس تصاویر مربوطه را انتخاب می‌کند. پس از انتخاب، تصاویر مورد نظر در درایو گوگل ذخیره می‌گردند. درباره تصحیح رادیومتریکی و مرجع‌سازی تصاویر، گوگل ارث انجین از الگوریتم‌ها و روش‌های خود برای بهبود دقت تصاویر



شکل ۱- موقعیت شهر سهند در تقسیمات کشوری (تصویر از گوگل ارث اخذ شده است)

Fig. 1- The location of Sahand city within the country's divisions (The image is from Google Earth)



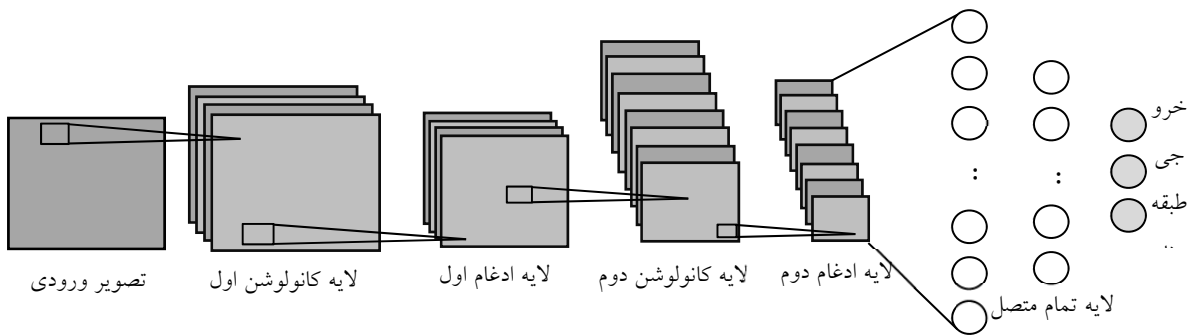
شکل ۲- از راست به چپ ترکیب رنگی کاذب تصویر اخذشده در سال ۲۰۲۱ و ترکیب رنگی کاذب تصویر اخذشده در سال ۲۰۱۳ سنجنده لندست-۸ از شهر سهند

Fig. 2- The images are from right to left, false color combinations of images taken in 2021 and 2013 Landsat-8 sensors from Sahand city, respectively

### روش تحقیق

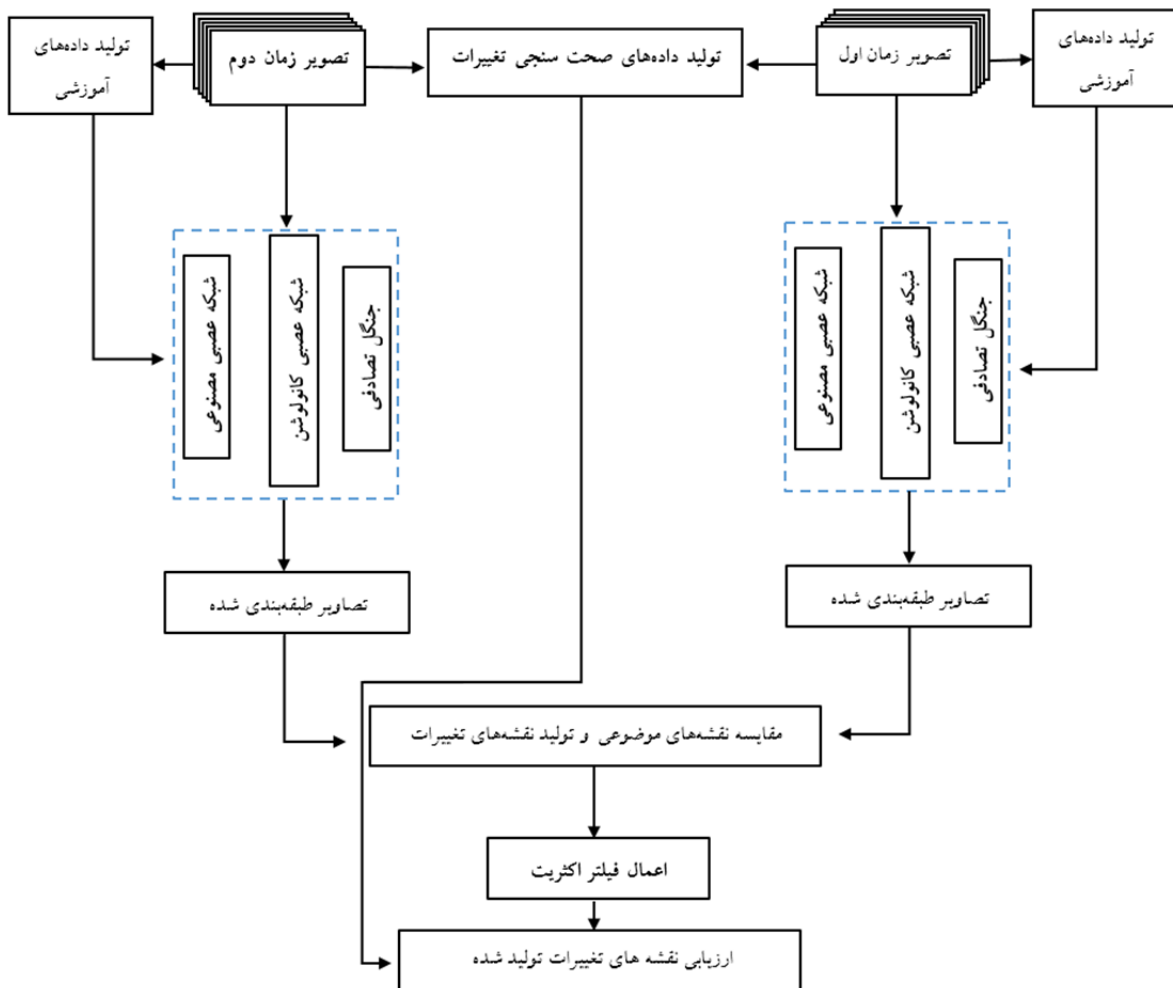
در تحقیق حاضر، به منظور بررسی و پایش تغییرات رخداده در منطقه شهری شهر سهند، علاوه بر ارائه روش یادگیری عمیق پیشنهادی از الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی برای اثبات قابلیت شبکه پیشنهادی استفاده می‌شود. معماری شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی بر پایه شبکه‌های عصبی کانولوشن است. شبکه‌های عصبی کانولوشن، بر اساس تعداد لایه‌های تنظیم شده در ساختار خود، ویژگی‌ها را به صورت سلسله مراتبی از طریق اتصالات محلی و وزن مشترک استخراج می‌کنند. معماری این شبکه‌ها به دلیل داشتن توانایی استخراج ویژگی‌های طیفی- مکانی عمیق می‌توانند به عنوان طبقه‌بندی کننده یا استخراج کننده ویژگی برای تشخیص تغییرات استفاده شوند (۱۳). شکل ۳ معماری رایج این شبکه‌ها را نشان می‌دهد.

شهر سهند تغییرات زیادی داشته است که غالباً تغییرات در راستای تغییرات زمین‌های بایر به کاربری شهری بوده است. این منطقه در گذشته به صورت یک منطقه کاملاً بایری بوده که منطقه‌ای مناسب برای احداث شهر را فراهم کرده است. با مرور زمان کلاس‌های پوششی جدید مانند ساختمان، راه‌های ارتباطی و پوشش گیاهی نیز به کلاس بایر افزوده شدند (۱۶). شکل ۲ ترکیب رنگی کاذب تصاویر جمع‌آوری شده از شهر سهند را نشان می‌دهد. در کل بر اساس نوع کلاس‌های موجود در این منطقه، ۴ کلاس موضوعی غالب شامل: ۱- راه‌های ارتباطی، ۲- خاک بایر، ۳- پوشش گیاهی، ۴- بلوک‌های ساختمانی، در نظر گرفته شده و تغییرات محتمل بین آن‌ها مورد مطالعه قرار گرفت.



شکل ۳- معماری متداول شبکه عصبی کانولوشن

Fig. 3- Architecture of conventional neural networks



شکل ۴- فلوچارت روش پیشنهادی

Fig. 4- Flowchart of proposed method

روش پیشنهادی در شکل ۴ ارائه شده است. بر اساس فلوچارت پیشنهادی، با توجه به این که تصاویر از سامانه گوگل ارث انجین جمع‌آوری شده‌اند، پیش‌پردازش‌های نظیر هم مرجع

در نگاه کلی انتظار می‌رود شبکه‌های شبکه عصبی کانولوشن به دلیل استخراج ویژگی‌های طیفی- مکانی عمیق، نتایجی با دقت بالاتری از روش‌ها کلاسیک ارائه دهند. روند



پیکسل در نظر گرفته می‌شود. با اعمال فیلتر اکثریت، نویزها و اشتباهات کوچک در تصویر تصحیح می‌شوند و نقشه‌های تغییرات به صورت دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تری به دست می‌آیند. در انتها با کمک داده‌های آزمایشی ارزیابی کمی نقشه‌ها انجام می‌گیرد (۱۷).

### معماری شبکه پیشنهادی

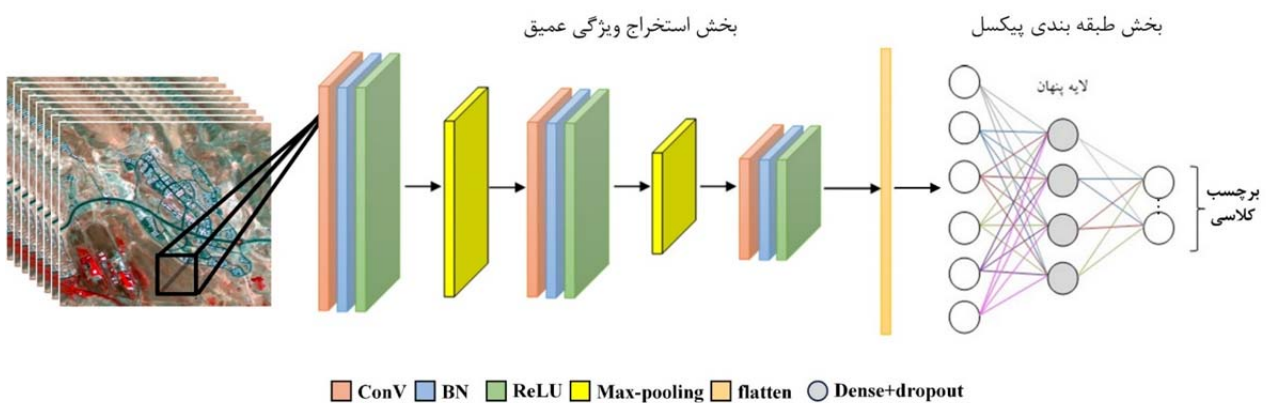
در به‌کارگیری تصاویر لندست-۸ هرچقدر بتوان قدرت تفکیک مکانی تصاویر را بالاتر برد، انتظار می‌رود پیکسل‌های نسبتاً خالصی داشته باشیم. این امر طبقه‌بندی تصاویر را نسبت به حالت اولیه بهتر می‌کند. در نتیجه نتایج پایش تغییرات بهبود می‌یابد. در این راستا، فرآیند پن شارپنینگ برای بهبود قدرت تفکیک مکانی باندها صورت گرفت. پن شارپنینگ یک روش در حوزه پردازش تصویر است که بهبود وضوح مکانی تصاویر چندباند را به هدف دارد. در این تحقیق فرآیند پن شارپنینگ با الگوریتم گرم اشمیت صورت گرفته است. بعد از طی این فرایند تصاویر آماده برای وارد شدن به روش‌های طبقه بندی می‌گردند.

یک شبکه عصبی کانولوشن شامل لایه‌های مختلفی است که هر کدام وظیفه خاص خود را دارند. لایه ورودی برای دریافت ورودی‌های تصویری استفاده می‌شود و لایه‌های پیچشی و لایه‌های تجمیع برای استخراج ویژگی‌های تصویری از ورودی استفاده می‌شوند. سپس، لایه‌های متصل کامل برای دسته‌بندی و تصمیم‌گیری نهایی استفاده می‌شوند. روش‌های مختلفی برای بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی کانولوشن وجود دارد. در این تحقیق از نزول گرادیان تطبیقی (Adam) برای بهینه‌سازی آموزش شبکه‌های عصبی پیچشی استفاده شده است. این الگوریتم با بهبود سرعت و کیفیت آموزش، بهینه‌سازی مسئله را تسهیل می‌کند. این شبکه‌ها بر اساس پنجره‌های انتخاب شده از همسایگی‌های داده‌های آموزشی و آزمایشی تغذیه می‌شوند. به عبارت دیگر ورودی شبکه‌ها تصاویر با ابعاد پنجره‌های مشخص خواهد بود. ابعاد این پنجره‌ها توسط کاربر تعیین می‌گردد. در شکل ۵ ساختار

سازی و تصحیحات رادیومتریکی توسط خود سامانه اعمال شده است. در ابتدا قدرت تفکیک مکانی تصاویر با الگوریتم گرم اشمیت بهبود پیدا می‌کند. الگوریتم گرم اشمیت یک روش پرکاربرد در پردازش تصاویر است که برای بهبود تفکیک مکانی تصاویر استفاده می‌شود. در این روش، تصاویر اصلی به وسیله یک مجموعه توابع پایه، مانند توابع گوسی یا هارمونیک، نمایش داده می‌شوند. مجموعه توابع پایه باید به طور متعامد باشند تا تفکیک مکانی بهبود یابد. در ابتدا، تصاویر با وضوح مکانی پایین با استفاده از تکنیک‌های تغییر اندازه و تطبیق رزولوشن، به رزولوشن تصاویر چندباند همسان می‌شوند. سپس، با استفاده از محاسبه ماتریس کواریانس و بردارهای ویژه، باندهای با وضوح مکانی بالا و تصاویر چندباند ترکیب می‌شوند. در مرحله بعدی، پس‌زمینه‌های موجود در تصاویر حذف می‌شوند تا اطلاعات جغرافیایی مربوط به تفکیک جزئی بدست آید. در نهایت، تصاویر پن شارپن شده بهبود یافته و تصحیحات نهایی اعمال می‌شود (۳۳). در مرحله بعدی، داده‌های واقعیت زمینی جمع‌آوری می‌شوند. تقسیم بندی داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی یک مرحله مهم در فرایند آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین است. در عمل، معیارهای مختلفی برای این تقسیم بندی استفاده می‌شود که در این تحقیق به صورت تصادفی و به نسبت ۸۰ به ۲۰ به دو مجموعه آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. مرحله سوم، مرحله طبقه‌بندی تصاویر با داده‌های آموزشی است. با مقایسه تصاویر طبقه‌بندی شده، نقشه‌های تغییرات تولید می‌شوند. برای بهبود کیفیت نقشه‌های تغییرات به دست آمده از فیلتر اکثریت استفاده می‌شود. فیلتر اکثریت یک روش مؤثر برای بهبود کیفیت نقشه‌های تغییرات است. در این روش، با استفاده از یک پنجره انتخاب شده، پیکسل‌های هر نقطه در تصویر مورد بررسی قرار می‌گیرند (۱۷). سپس، مقدار اکثریت در این پنجره محاسبه می‌شود و به عنوان مقدار نهایی برای پیکسل مورد نظر در نظر گرفته می‌شود. این به این معناست که مقداری که در تصویر بیشترین تکرار را دارد، به عنوان مقدار صحیح و درست برای

برچسب دهی به پیکسل‌ها ویژگی‌های عمیق تولید شده به یک شبکه عصبی مصنوعی داده می‌شوند و بر اساس نرون‌ها وزن‌ها اعمال شده و برچسب دهی در لایه آخر این شبکه‌ها صورت می‌گیرد. لایه پنهان دارای ۱۲۸ نرون به همراه لایه حذف تصادفی با نرخ ۰/۳ می‌باشد و در انتها بر اساس تعداد کلاس‌ها نرون‌های لایه آخر انتخاب می‌شوند. در این تحقیق ۴ نرون تنظیم گردیده است. برای درک بهتر از این شبکه‌ها در ادامه توضیحاتی در مورد شبکه عصبی کانولوشن ارائه شده است.

معماری شبکه پیشنهادی ارائه شده است. معماری شبکه پیشنهادی دارای سه لایه کانولوشن با تعداد فیلتر به ترتیب ۱۲۸-۶۴-۳۲ می‌باشد. در بین لایه‌ها از لایه‌های نرمالسازی پیچ و توابع فعال سازی ReLU استفاده شده است. همچنین برای استخراج ویژگی‌های مؤثر از لایه‌های تجمیع نیز استفاده شده است (۹ و ۱۰). همانطور که در شکل ۵ می‌توان دید، بخش اول شبکه وظیفه استخراج ویژگی‌های عمیق و بخش دوم وظیفه برچسب دهی کلاس‌های متناظر به پیکسل‌ها رو دارد.



شکل ۵- معماری شبکه عصبی کانولوشن پیشنهادی

Fig. 5- Proposed convolution neural network architecture

می‌شوند. انباشت لایه‌های کانولوشن مختلف، عمق شبکه‌ها را افزایش می‌دهد که نقشه‌های استخراج شده را ساختاری‌تر می‌کند. لایه‌های اولیه ویژگی‌های سطح پایین برای مثال لبه‌ها را استخراج می‌کند، درحالی‌که، لایه‌های بعدی ویژگی‌های تولید شده به صورت شکل، قطعات یا اشیا هستند. اگر فرض کنید که  $ml$  نشان‌دهنده تعداد فیلترها کانولوشن در لایه  $l$  شبکه و آرایه  $x_{l-1}^n$  مربوط به  $n$  امین ورودی لایه  $l$  باشد. بردار ویژگی خروجی  $k$  ام لایه  $l$ ، که با  $z_l^k$  نشان داده می‌شود، می‌تواند طبق رابطه ۱ محاسبه شود (۹، ۱۰، ۲۸).

$$z_l^k = \left[ \sum_{n=1}^{ml-1} w_l^{k,n} \otimes x_{l-1}^n \right] + b_l^k \quad [1]$$

که در آن  $b_l^k$  ماتریس بایاس،  $w_l^{k,n}$  فیلتری را نشان می‌دهد که نقشه ویژگی  $m$  ام را در لایه قبلی ( $l-1$ ) به نقشه ویژگی  $k$  ام

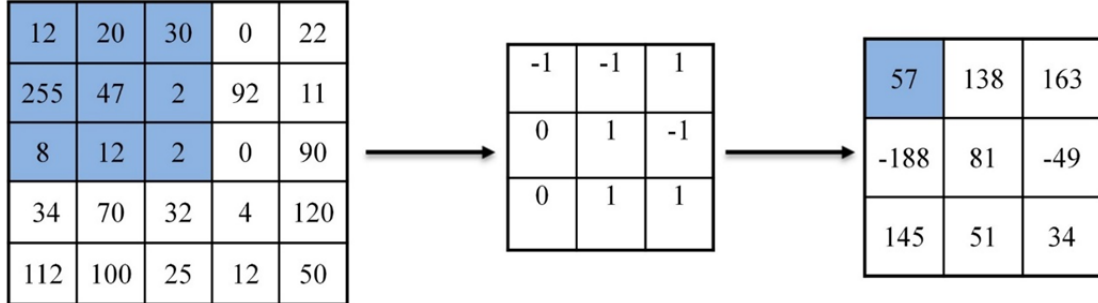
### شبکه عصبی کانولوشن:

به‌طور کلی، شبکه‌های عصبی کانولوشن یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی هستند که شامل سه لایه اساسی کانولوشن، ادغام حداکثری و کاملاً متصل هستند. در ادامه به تفکیک در مورد هر لایه و موارد مربوط به آن‌ها توضیح داده می‌شود.

### لایه کانولوشن (ConV):

در این لایه، چند هسته کانولوشن قابل آموزش (که فیلتر نیز نامیده می‌شوند) به تصویر ورودی اعمال می‌شوند. هدف از وزن این هسته‌ها اتصال واحدها در یک نقشه ویژگی با لایه قبلی است. در نتیجه کانولوشن با اتصالات محلی ویژگی‌ها، شناسایی و رفتار آن‌ها به نقشه‌های ویژگی نگاشت می‌شوند. لایه کانولوشن از فیلترهایی استفاده می‌کند که عملیات کانولوشن را در هنگام پویس ورودی نسبت به ابعادش اجرا می‌کند. خروجی حاصل شده از کانولوشن نقشه‌ی ویژگی نامیده

در لایه 1 متصل می‌کند و  $\otimes$  عملگر کانولوشن را نشان می‌دهد. ویژگی ورودی را نشان می‌دهد. شکل 6 نحوه عملکرد کرنل  $3 \times 3$  کانولوشن بر روی تصویر یا



شکل 6- نحوه عملکرد کرنل  $3 \times 3$  کانولوشن دو بعدی بر روی تصویر ورودی

Fig. 6 -  $3 \times 3$  convolution performs on two-dimensional the image

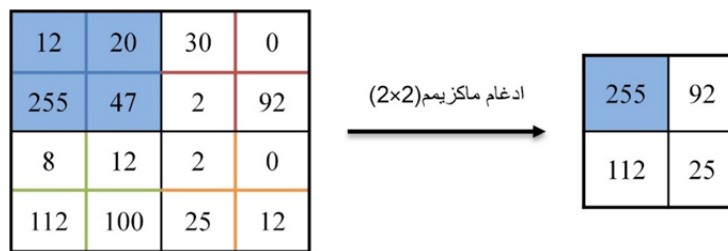
از یک لایه کانولوشن اعمال می‌شود، که تا حدی منجر به ناوردایی مکانی و کاهش تعداد پارامترهای شبکه می‌شود. هر آنچه ثابت می‌ماند یک ناوردا است. در واقع ناوردایی عبارت است از تغییر نکردن کمیت‌ها در حین مراحل در لایه ادغام می‌توان از اپراتورهای مختلف استفاده کرد که پرکاربردترین آن‌ها ماکزیمم می‌باشد. نحوه عملکرد این توابع بر روی داده ورودی در شکل 7 نشان داده شده است (۹، ۱۰، ۲۸).

به‌طور معمول پس از عملیات کانولوشن، یک تابع فعال‌ساز غیرخطی بر روی هر المان از نتیجه کانولوشن اجرا می‌شود که طبق رابطه ۲ محاسبه شود.

$$y_i^k = f(z_i^k) \quad [2]$$

لایه ادغام (pooling):

هدف از این مرحله جایگزینی خروجی شبکه در برخی موقعیت‌های خاص با خلاصه آماری مربوط به همسایگی این مکان است. ادغام، یک عمل نمونه‌گاهی است که معمولاً بعد



شکل 7- نحوه عملکرد ادغام ماکزیمم

Fig7. - Max pooling layer

نرمال‌سازی بیچ (Bath Normalization):

فعل‌وانفعالاتی که در لایه‌های اول صورت می‌گیرد باعث اعمال تغییرات در توزیع داده ورودی به شبکه می‌گردد و زمانی که عمق زیاد باشد، این تأثیرات به‌شدت زیاد می‌شوند که در لایه‌های بالاتر توزیع ورودی دستخوش تغییرات زیادی

در میان این لایه‌ها در برخی موارد از لایه‌هایی نظر

نرمال‌سازی بیچ و حذف تصادفی نیز استفاده می‌شود. در ادامه توضیح مختصری از این دو لایه ارائه می‌گردد.

شرایط پیش آمده، بیش برآزش گفته می شود. در روش حذف تصادفی هر بار که وزن ها بروز می شوند یک سری از آن ها را به صورت تصادفی از پروسه یادگیری حذف می شوند (۵).

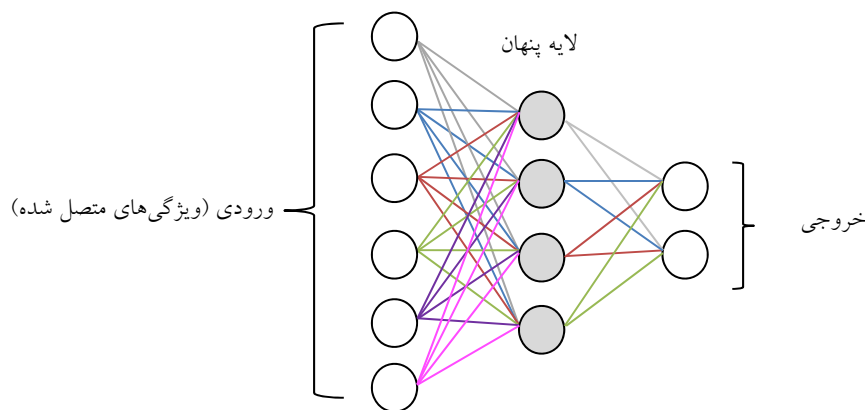
تماماً متصل (FC):

نقشه های ویژگی خروجی لایه قبلی مسطح شده و برای لایه های کاملاً متصل فراهم می شوند. این لایه ها برای استخراج اطلاعات سطح بالاتر با تغییر شکل نقشه های ویژگی به یک بردار  $n$  بعدی استفاده می شوند. لایه تمام متصل بر روی ورودی مسطح به طوری که هر ورودی به تمامی نرون ها متصل است عمل می کند. شکل ۸ ساختار این بخش را نشان می دهد. این بخش همان ساختار شبکه های عصبی مصنوعی معمول است که متشکل از لایه ورودی، لایه های پنهان و لایه خروجی می باشد (۹، ۱۰ و ۲۸).

خواهد شد. به عبارت دیگر وزن ها و پارامترهای قبلی همه روی ورودی ای که به یک لایه در عمق  $X$  می رسد تأثیر می گذارند و این موضوع موجب بروز مشکلی می شود. نرمال سازی بچ برای حل این مشکل (به طور خاص کاهش این تغییر توزیع) ارائه شده است. با استفاده از نرمال سازی بچ شبکه حساسیت کمتری به مقاردهای اولیه وزن ها خواهد داشت و همین طور از نرخ یادگیری به مراتب بالاتری می توان استفاده کرد (۵).

حذف تصادفی (Dropout):

حذف تصادفی یک روش تنظیم مدل، برای کاهش بیش برآزش در شبکه های عصبی است. پدیده بیش برآزش در واقع زمانی رخ می دهد که شبکه به خوبی توسط داده های آموزشی آموزش می بیند. در حالی که در ارزیابی با داده های آزمایشی، شبکه آموزش دیده نتایج ضعیف تری ارائه می دهد. به چنین



شکل ۸- ساختار بخش لایه تمام متصل

Fig.8 - The fully connected layer

که در آن احتمالات محاسبه شده در محدوده ۰ تا ۱ هستند و مجموع همه احتمالات برابر با ۱ است.

#### معیارهای ارزیابی

یکی از بخش های مهم در تمامی فرایندهای سنجش از دوری، ارزیابی دقت نتایج حاصل شده می باشد. دقت طبقه بندی بیانگر سطح اعتماد به نقشه استخراج شده می باشد. پارامترهای متعددی با توجه به ماهیت نتایج مورد بررسی بکار گرفته شده اند. تمامی پارامترهای موجود از ماتریس ابهام

بیشینه هموار (softmax):

در آخرین لایه شبکه، به نام لایه طبقه بندی، نرون ها به طور خودکار در نقشه های ویژگی خروجی  $C$  که متناظر با تعداد کلاس ها هستند، جمع می شوند. سپس، با استفاده از یک تابع بیشینه هموار، خروجی لایه طبقه بندی  $L$  به خطاهای توزیع احتمال (نرمال شده) تبدیل می شود. به طور خاص، توزیع احتمال کلاس ها از طریق رابطه ۳ محاسبه می شود (۲۱).

$$p_c = \frac{\exp(y_L^c)}{\sum_{c'=1}^C \exp(y_L^{c'})} \quad [3]$$

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^C (n_{ii}) - \sum_{i=1}^C (n_{i:} \times n_{:i})}{n^2 - \sum_{i=1}^C (n_{i:} \times n_{:i})} \quad [5]$$

که در رابطه بالا  $n$  تعداد پیکسل‌های معلوم در داده مرجع،  $n_{ii}$  اعضای قطر اصلی ماتریس ابهام،  $C$  تعداد کلاس‌ها،  $n_{i:}$  مجموع عناصر سطر  $i$  ام و  $n_{:i}$  مجموع عناصر ستون  $i$  ام می‌باشند. این شاخص پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی شده را مدنظر قرار می‌دهد.

در ارزیابی نتایج باینری از معیارهای دیگری برای بیان قابلیت روش استفاده می‌شود. بر این اساس با توجه به ماتریس خطای ارائه شده در جدول ۲، معیارهای  $F1$ ، فراخوانی (recall) و صحت (precision) از این ماتریس استخراج می‌شوند.

محاسبه می‌شوند. از متداول‌ترین این پارامترهای می‌توان به دقت کلی اشاره کرد. دقت کلی طبق رابطه ۴ محاسبه می‌گردد.

$$O.A = \frac{\sum_{i=1}^C n_{ii}}{n} \quad [4]$$

که در رابطه بالا  $C$  تعداد کلاس‌ها،  $n$  تعداد پیکسل‌های معلوم در داده مرجع و  $n_{ii}$  اعضای قطر اصلی ماتریس ابهام می‌باشند. دقت کلی نمی‌تواند معیار خوبی برای ارزیابی باشد چراکه در این شاخص وابسته به ابعاد کلاس‌ها می‌باشد. یکی دیگر از پارامترهای شناخته شده ضریب کاپا است که به صورت دقیق‌تر نتایج را ارزیابی و محدودیت شاخص دقت کلی را برطرف می‌کند. طبق رابطه ۵ این شاخص محاسبه می‌گردد (۲۱).

جدول ۱. ماتریس خطا

Table 1. Error matrix

	Positive predicted class	Negative predicted class
Positive actual class	TP	FN
Negative actual class	FP	TN

رابطه ۷ محاسبه می‌گردد (۳۴).

صحت (precision):

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad [7]$$

وقتی که مدل نتیجه را مثبت پیش‌بینی می‌کند، این نتیجه تا چه اندازه درست است. زمانی که ارزش  $FP$  بالا باشد، معیار صحت معیار مناسبی خواهد بود. در واقع نسبت مقداری موارد صحیح و چه به صورت غلط، در آن کلاس طبقه‌بندی کرده است که طبق رابطه ۶ محاسبه می‌شود (۳۴).

معیار  $F1$ :

معیار  $F1$ ، یک معیار مناسب برای ارزیابی دقت است. این معیار، معیارهای صحت و فراخوانی را باهم در نظر می‌گیرد. طبق رابطه ۸ این معیار برآورد می‌شود (۳۴).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad [6]$$

فراخوانی (recall):

$$F1 = \frac{2 \times (Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)} \quad [8]$$

در نقطه مقابل معیار صحت، ممکن است در مواقعی دقت تشخیص کلاس منفی حائز اهمیت باشد به عبارت دیگر ارزش  $FN$  بالا باشد، معیار فراخوانی معیار مناسبی خواهد بود. در واقع نسبت مقداری موارد صحیح طبقه‌بندی شده توسط الگوریتم از یک کلاس به تعداد موارد حاضر در کلاس مذکور که طبق

## نتایج

در این بخش نتایج در سه زیر بخش کلی مورد بررسی قرار می‌گیرند. در ابتدا نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر لندست-۸ ارائه و بررسی می‌شود. سپس نتایج حاصل از نقشه‌های تغییرات باینری و نقشه‌های ماهیت تغییرات که بر

اساس نمونه‌های آموزشی طبقه‌بندی می‌شوند. تصاویر طبقه‌بندی‌شده با کمک نمونه‌های آزمایشی و بر اساس معیارهای دقت کلی و ضریب کاپا مورد ارزیابی کمی قرار می‌گیرند. در جدول ۲ تعداد نمونه‌های جمع‌آوری شده به تفکیک کلاس‌ها ارائه شده است.

مبنای مقایسه تصاویر طبقه‌بندی‌شده به‌دست‌آمده‌اند مورد بررسی و آنالیز قرار می‌گیرند

### بررسی طبقه‌بندی تصاویر

تصاویر توسط سه روش عنوان‌شده به‌صورت جداگانه بر

جدول ۲. تعداد نمونه‌های جمع‌آوری شده به تفکیک کلاس‌ها

Table 2. The number of collected samples categorized by classes

تعداد نمونه‌های جمع‌آوری شده	کلاس	سال
۳۳	راه ارتباطی	۲۰۱۳
۱۷۸	خاک بایر	
۴۴	پوشش گیاهی	
۹۳	ساختمان	
۱۶۳	راه ارتباطی	۲۰۲۱
۱۴۸	خاک بایر	
۶۲	پوشش گیاهی	
۱۳۳	ساختمان	

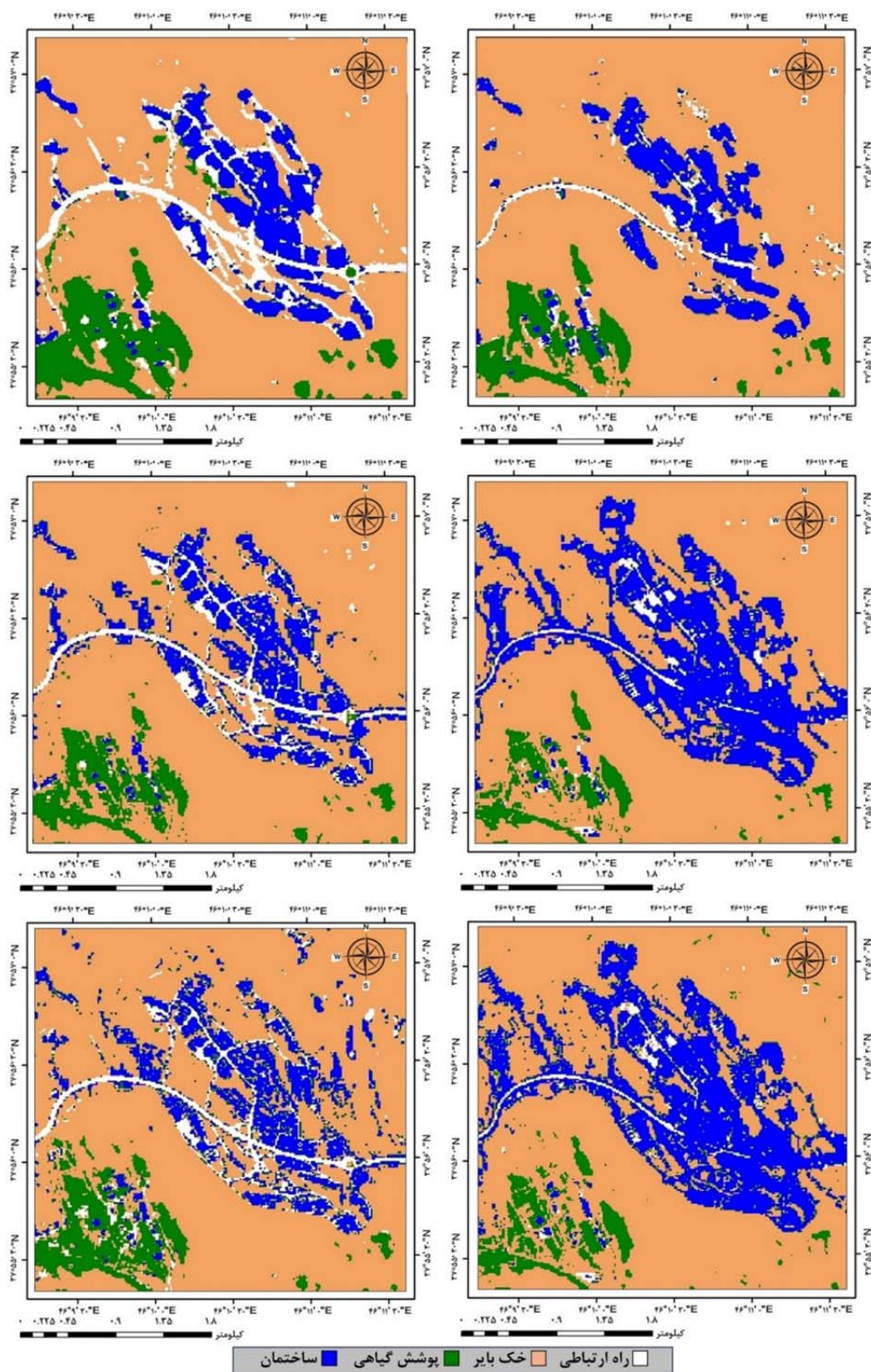
به‌دست‌آمده، بالاترین دقت طبقه‌بندی متعلق به شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی می‌باشد. دقت‌های حاصله بالای ۹۰٪ هستند. در طرف دیگر، شبکه عصبی مصنوعی فقط توانسته است به میزان ۴٪ الی ۱۳٪ عملکرد بهتری از جنگل تصادفی ارائه دهد. به‌طورکلی دو روش جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی نتایج ضعیف‌تری داشته‌اند. در شکل ۹ تصاویر طبقه‌بندی‌شده توسط سه روش نمایش داده شده‌اند.

نقشه طبقه‌بندی در چهار کلاس موضوعی؛ پوشش گیاهی، خاک بایر، راه ارتباطی و ساختمان تهیه شد. کلاس خاک بایر، که عارضه غالب منطقه می‌باشد، بارنگ قهوه‌ای روشن، کلاس راه ارتباطی بارنگ سفید، کلاس پوشش گیاهی بارنگ سبز و کلاس ساختمان بارنگ آبی نمایش داده شده است. جدول ۳ نتایج حاصل از ارزیابی تصاویر طبقه‌بندی‌شده توسط روش‌ها در دو سال ۲۰۱۳ و ۲۰۲۱ را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج

جدول ۳. ضریب کاپا و دقت کلی طبقه‌بندی تصاویر اصل از سه روش موردبررسی

Table 3. Kappa coefficient and overall accuracy of images for each classification method

معیارهای ارزیابی	تصاویر طبقه‌بندی‌شده حاصله از روش‌ها		
ضریب کاپا (درصد)	دقت کلی (درصد)		
۹۱/۵۱	۹۶/۷۵	شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی	۲۰۱۳
۷۱/۶۴	۸۷/۹۲	شبکه عصبی مصنوعی	
۶۸/۷۲	۸۶/۸۳	جنگل تصادفی	
۹۲/۷۹	۹۷/۱	شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی	۲۰۲۱
۸۷/۰۲	۹۴/۸۹	شبکه عصبی مصنوعی	
۷۷/۰۶	۹۰/۶۲	جنگل تصادفی	



شکل ۹- نقشه‌های موضوعی حاصل از طبقه‌بندی تصاویر؛ به ترتیب سطر اول مربوط به شبکه پیشنهادی، سطر دوم مربوط به شبکه عصبی مصنوعی، سطر سوم مربوط به جنگل تصادفی - ستون راست مربوط به سال ۲۰۱۳، ستون چپ مربوط به سال ۲۰۲۱

Fig. 9 Classification of pre and post images: the first row represents the results of proposed network with 3 layers, the second row represents the results of artificial neural network, and the third row represents the results of random forest - the right column represents the results of 2013 image, and the left column represents the results of 2021 image.

در نظر گرفتن همسایگی پیکسل‌ها و استخراج اطلاعات مکانی -طیفی، نسبت به دو روش دیگر به خوبی کلاس ساختمان را از کلاس خاک بایر متمایز و تفکیک کرده است و برای هر دو زمان نتایج به مراتب بهتری در طبقه‌بندی تصاویر لندست-۸ ارائه داده است.

برای دستیابی به یک نقشه تغییرات دقیق، همواره باید طبقه‌بندی تصاویر با دقت و صحت بالایی انجام گیرد. نقشه تغییرات با مقایسه تصاویر طبقه‌بندی شده حاصل می‌گردد. در ادامه نقشه‌های تغییرات حاصل از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی، شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی به همراه نتایج ارزیابی آن‌ها ارائه شده است.

#### بررسی نقشه‌های تغییرات باینری

نقشه‌های تغییرات بر اساس مقایسه پیکسل به پیکسل تصاویر طبقه‌بندی شده دو زمانه تولید می‌شوند. برای بهبود نقشه‌های تغییرات تولیدشده، از فیلتر اکثریت با ابعاد پنجره ۵×۵ استفاده می‌گردد. در جدول ۴ تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی که برای تغییرات باینری جمع آوری شده‌اند، ارائه شده است. جدول ۵ نتایج حاصل از ارزیابی نقشه‌های تغییرات باینری بین دو زمان حاصل از سه روش را نشان می‌دهد.

دلیل رخ داد این رفتار را می‌توان این‌گونه بیان کرد که؛ اساس کار دو روش جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای تک پیکسل می‌باشد. به این نحو که فرایند طبقه‌بندی به صورت پیکسل به پیکسل انجام می‌گیرد و اثر پیکسل‌های همسایه در روند طبقه‌بندی نادیده گرفته می‌شود. به طور مثال؛ اگر دو پیکسل کنار هم داشته باشیم که از یک عارضه واحد باشند ولی اختلاف درجات رطوبتی بالایی داشته باشند، برچسب‌های متفاوت به پیکسل‌ها داده می‌شود که در نهایت دقت طبقه‌بندی را پایین می‌آورد. در مقابل؛ شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی با در نظر گرفتن پنجره‌ای در اطراف هر پیکسل، اثر پیکسل‌های کناری را در روند استخراج اطلاعات مکانی - طیفی عمیق و طبقه‌بندی پیکسل‌ها در نظر می‌گیرد. در نتیجه اثراتی نظیر شباهت طیفی و نوسانات پدید آمده در تصاویر را در روند طبقه‌بندی کاهش می‌دهد.

با بررسی بصری نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی توسط جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی، در نواحی که کلاس ما خاک بایر باید باشد برچسب دهی کلاس ساختمان صورت گرفته است. دلیل این امر استفاده صرف از اطلاعات طیفی تصاویر بوده و با شباهت رفتار طیفی خاک بایر روشن به رفتار طیفی ساختمان در برچسب دهی اثر گذاشته و طبقه‌بندی به اشتباه صورت گرفته است. شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی با

جدول ۴. تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی برای تغییرات باینری

Table 4. The number of ground truth samples for binary changes.

تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی	کلاس	سال
۱۳۲	تغییر	تغییرات باینری
۱۷۳۸۵	بدون تغییر	

بالاترین امتیاز را در تمام چهار معیار عددی به دست آورده است. دومین جایگاه متعلق به جنگل تصادفی می‌باشد که به طور متوسط ۵ الی ۱۰ درصد نتایج بهتری از شبکه عصبی مصنوعی ارائه داده است.

همان‌طور که انتظار می‌رفت، نقشه تغییرات حاصل از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی نتایج بهتری داشته باشد. شبکه پیشنهادی با دقت کلی برابر ۸۸٪، ضریب اف (F1) برابر ۸۶/۴۸٪، فراخوانی برابر ۷۷/۲۸٪ و صحت برابر ۹۸/۱۶٪



جدول ۵. ارزیابی نقشه‌های تغییرات باینری حاصل شده توسط سه روش پیاده‌سازی شده

Table 5. Accuracy evaluation of three methods for generating binary change maps

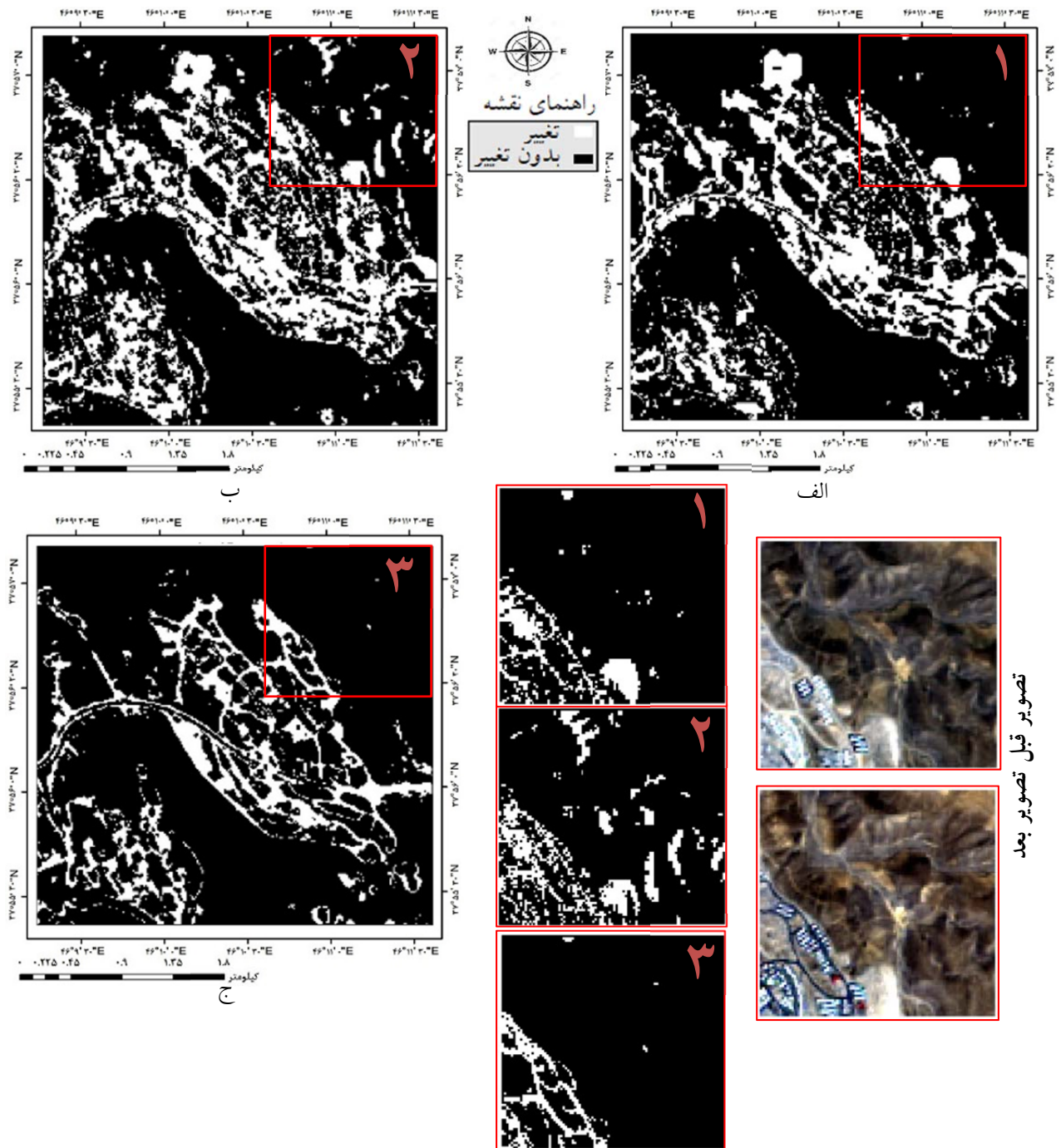
معیارهای ارزیابی			نقشه تغییرات حاصله از روش‌ها	
صحت (درصد)	فراخوانی (درصد)	اف ۱ (درصد)	دقت کلی (درصد)	
۹۸/۱۶	۷۷/۲۸	۸۶/۴۸	۸۸	شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی
۸۸/۸۲	۶۶/۷۱	۷۶/۲۰	۷۴/۱۲	شبکه عصبی مصنوعی
۸۸	۶۹/۴۶	۷۷/۶۷	۷۵/۲۰	جنگل تصادفی

### بررسی نقشه‌های ماهیت تغییرات

با در نظر داشتن چهار کلاس موضوعی پوشش گیاهی، خاک بایر، راه ارتباطی و ساختمان در منطقه و با بررسی تغییرات واقعی در منطقه، ۱۰ کلاس بین ۴ کلاس موضوعی در طرح شناسایی تغییرات به صورت: راه ارتباطی-به-راه ارتباطی، راه ارتباطی-به-ساختمان، خاک بایر-به-راه ارتباطی، خاک بایر-به-خاک بایر، خاک بایر-به-خاک بایر-به-پوشش گیاهی، خاک بایر-به-ساختمان، پوشش گیاهی-به-خاک بایر، پوشش گیاهی-به-پوشش گیاهی، ساختمان-به-راه ارتباطی، ساختمان-به-ساختمان در نظر گرفته شد. برای سادگی کلاس‌هایی که تغییرات ماهیتی نداشته‌اند به کلاس بدون تغییر اختصاص داده شده است. که در نهایت ۷ کلاس موضوعی تغییر حاصل گردد. شکل ۱۱ نقشه‌های ماهیت تغییرات حاصل شده را نشان می‌دهد. در جدول ۶ تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی که برای تغییرات ماهیتی صورت گرفته است، ارائه شده است. در جدول ۷، نتایج حاصل از ارزیابی نقشه‌های ماهیت تغییرات حاصل از سه روش ارائه شده است.

نقشه‌های تغییرات به دست آمده در شکل ۱۰ ارائه شده‌اند. کادر قرمز رنگ مشخص شده بیانگر ناحیه کاندیدی است که توسط جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی در طبقه‌بندی به اشتباه برجسب غیر از خاک بایر داده شده است. در نتیجه نقشه تغییرات باینری تولیدی توسط این دو روش از دقت مناسبی برخوردار نیست. از آنجایی که شبکه پیشنهادی در برگزیده اطلاعات طیفی-مکانی می‌باشد نسبت دو روش دیگر که صرفاً پیکسل را اساس آنالیز خود قرار داده‌اند خطای کمتر و نتایج بهتری در شناسایی تغییرات دارد. در ناحیه عنوان شده شبکه پیشنهادی تغییرات را با انسجام بهتری و با نویز کمتر ارائه داده است.

نقشه‌های تغییرات باینری فقط محل وقوع تغییرات را نشان می‌دهند. در نتیجه هیچ اطلاعاتی مبنی بر تغییر نوع پوشش کاربری اراضی زمین ارائه نمی‌دهند. در ادامه نقشه‌های ماهیت تغییرات که اطلاعاتی در زمینه تغییر نوع کلاس‌ها در گذر زمان ارائه می‌دهند به همراه ارزیابی آن‌ها ارائه می‌شود.



شکل ۱۰- نقشه‌های تغییرات حاصله به ترتیب؛ الف) شبکه عصبی مصنوعی ب) جنگل تصادفی ج) شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی

Fig. 10- Produced binary change maps; a) Artificial neural networks b) Random forests c) Proposed deep learning networks

جدول ۶. تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی برای تغییرات ماهیتی

Table 6. The number of ground truth samples for from-to changes

سال	کلاس	تعداد نمونه‌های جمع آوری شده
تغییرات ماهیتی	بدون تغییر	۱۳۸۴۷۰
	راه ارتباطی-به-ساختمان	۲۵۹۵
	خاک بایر-به-راه ارتباطی	۲۶۶۲
	خاک بایر-به-پوشش گیاهی	۱۳۶۴
	خاک بایر-به-ساختمان	۱۱۳۴
	پوشش گیاهی-به-خاک بایر	۵۳۸

حاصل از جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب به میزان ۶۵٪/۷ و ۵۷٪/۸۱ دقت بالاتری داشته است. با اختلاف فراوان شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی نسبت به جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی صحت بالایی در پایش تغییرات کاربری اراضی زمین داشته است.

از آنجایی که تصاویر طبقه‌بندی شده توسط شبکه پیشنهادی به واقعیت نزدیک‌تر بودند، نقشه ماهیت تغییرات حاصله نوع تغییرات واقعی رخداد در طی زمان را ارائه می‌دهد. بر اساس نتایج به دست آمده، دقت نقشه ماهیت تغییرات حاصل از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی در مقایسه با نقشه‌های تغییرات

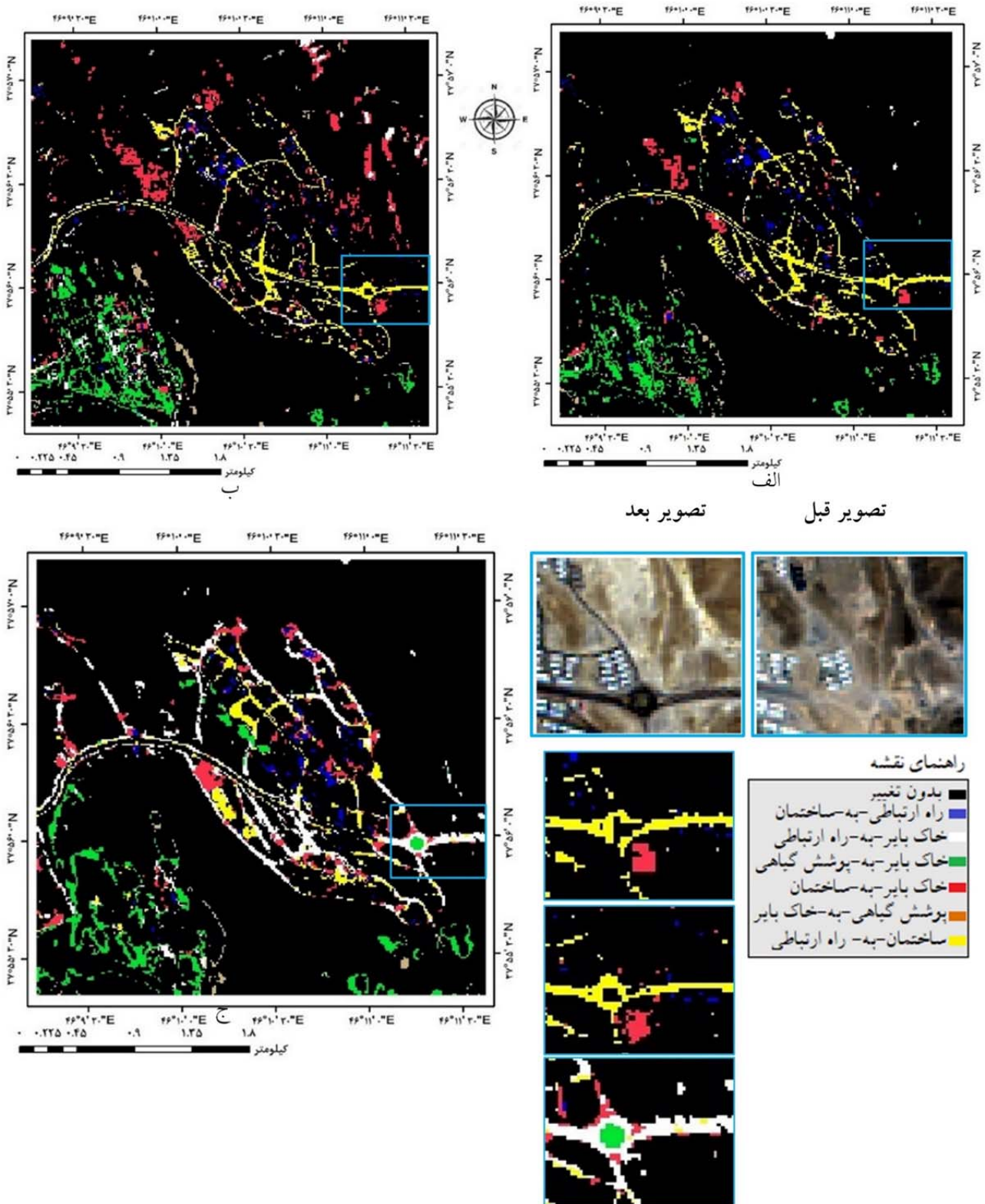
جدول ۷. ارزیابی نقشه‌های ماهیت تغییرات حاصل شده توسط سه روش پیاده‌سازی شده

Table 7. Accuracy evaluation of three methods for generating from-to change maps

معیارهای ارزیابی	نقشه تغییرات حاصله از روش‌ها
ضرب کاپا	دقت
۹۱٪/۲۸	٪۹۲/۹۷
۱۳٪/۵	٪۲۷/۲۷
۱۷٪/۷	٪۳۵/۱۶
	شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی
	شبکه عصبی مصنوعی
	جنگل تصادفی

کم‌دقت بودن این دو روش در مقایسه با شبکه پیشنهادی، عدم در نظر گرفتن اطلاعات مکانی در فرآیند طبقه‌بندی می‌باشد. این مسئله در تولید نقشه ماهیت تغییرات حساسیت بالاتری را نشان می‌دهد. روش‌هایی که اطلاعات مکانی-طیفی را مانند شبکه پیشنهادی در روند طبقه‌بندی درمی‌گیرد، می‌توان انتظار داشت که دقت بالاتری در شناسایی تغییرات ارائه دهد.

در نقشه ماهیت تغییرات حاصل از شبکه پیشنهادی کلاس تغییر کاربری خاک بایر-به-راه ارتباطی به درستی شناسایی شده است. کادر آبی‌رنگ بیان‌کننده بخشی از این تغییر می‌باشد. درحالی‌که توسط دو روش دیگر به دلیل طبقه‌بندی نادرست کلاس ساختمان در تصویر سال ۲۰۱۳ به اشتباه کلاس ساختمان-به-راه ارتباطی تشخیص داده شده است. دلیل



شکل ۱۱- نقشه‌های ماهیت تغییرات حاصله به ترتیب؛ الف) شبکه عصبی مصنوعی ب) جنگل تصادفی ج) شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی  
 Fig. 11- Produced the from-to change maps: a) Artificial neural network b) Random Forest c) Proposed deep learning network

شده است. با توجه به ساختار منطقه مورد مطالعه، زمین‌های بایر بخش عمده‌ای از کاربری این منطقه را تشکیل می‌دهند و این منطقه مناسبی برای توسعه شهری به حساب می‌آید. رویکرد پسا طبقه‌بندی برای شناسایی تغییرات در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت که در این روش، ابتدا تصاویر به صورت جداگانه طبقه‌بندی می‌شوند و سپس با مقایسه پیکسل به پیکسل تصاویر طبقه‌بندی شده، نقشه‌ی تغییرات به دست می‌آید. بر اساس این رویکرد دستیابی به دقت بالا در کشف تغییرات منوط به طبقه‌بندی دقیق تصاویر می‌باشد. تا حتی‌الامکان نقشه تغییرات به دست‌آمده نزدیک به واقعیت باشد. در پژوهشی مشابه رحمانی (۱۸) با استفاده از تصاویر ماهواره لندست به بررسی تغییر کاربری اراضی استان قم پرداخته‌اند، اشکالاتی وجود دارد. به‌عنوان نمونه در این تحقیق از دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و کمترین فاصله استفاده شده است. مبنای طبقه‌بندی این دو روش تک پیکسل بوده و به دلیل عدم توانایی در تفکیک کلاس شهری با زمین‌های نمکی و کلاس زمین بایر با زمین‌های ماسه، تصاویر طبقه‌بندی شده دارای خطا بوده و از اعتبار نتایج کاسته می‌شود. سپهری (۲۰) بررسی تغییرات کاربری/پوشش اراضی شهرهای تفت و مهریز را با استفاده از تصاویر ماهواره لندست انجام داد. در این پژوهش تغییرات با استفاده از شبکه عصبی شناسایی گردد. عمده تمرکز پژوهش بر روی بررسی تغییرات پوشش گیاهی بوده است.

برای پوشش محدودیت‌های تحقیقات مشابه، در تحقیق حاضر شبکه یادگیری عمیقی پیشنهاد گردید که به‌واسطه لایه‌های کانولوشن اطلاعات طیفی-مکانی عمیق را از تصاویر ورودی استخراج کرده و در روند طبقه‌بندی بکار می‌گیرد. وجود اطلاعات مکانی قابلیت تمایز عوارض با رفتار طیفی مشابه را فراهم می‌کند. دو روش دیگر جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی نیز، در جهت اثبات قابلیت شبکه پیشنهادی، برای شناسایی تغییرات در این تحقیق استفاده شد. نتایج طبقه‌بندی تصاویر سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۱ نشان داد، در صورت به‌کارگیری شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی به‌طور

بر اساس نقشه ماهیت تغییرات تولیدشده توسط شبکه پیشنهادی، در محدوده زمانی ۱۰ جولای ۲۰۱۳ تا ۱ آگوست ۲۰۲۱ در منطقه مورد مطالعه، در حدود ۱۰۹۳۰۲۷۵ مترمربع از اراضی منطقه، اراضی بدون تغییر شناسایی شدند. عمده این اراضی، مربوط به پستی و بلندی‌های خاکی منطقه می‌باشد که دست‌نخورده باقی مانده‌اند. به‌طور کلی با بررسی نقشه ماهیت تغییرات، سه نوع تغییر کلی در گذر زمان مشاهده می‌شود که بیشترین تغییر را اراضی خاک بایر داشته است. در حدود ۵۵۴۴۰۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به راه ارتباطی تبدیل شده است. این تغییرات در راستای اسفالت راه‌های خاکی و همچنین احداث راه ارتباطی جدید بوده است. تبدیل اراضی خاک بایر به راه‌های ارتباطی در راستای محل و نقل راحت‌تر شهروندان شهر سهند بوده که حاکی از افزایش جمعیت شهر است. دومین تغییرات گسترده رخداد در حدود ۳۰۶۹۰۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به پوشش گیاهی بوده است که با توجه به این‌که مناطق جنوبی شامل باغات و زمین‌های کشاورزی بوده به نظر می‌رسد با افزایش جمعیت، افزایش نیاز به مواد غذایی باعث احیای این مناطق طی دهه‌های اخیر شده است. سومین تغییرات گسترده رخداد در حدود ۲۵۴۲۵۰ مترمربع از اراضی خاک بایر به بلوک‌های ساختمانی بوده است. با افزایش جمعیت شهر تبریز، مهاجرت به سوی شهرهایی نظیر شهر سهند افزایش می‌باید. در نتیجه احداث ساختمان‌ها به‌منظور اسکان مهاجران طی ۸ سال صورت گرفته است.

## بحث و نتیجه‌گیری

توسعه و گسترش بی‌رویه مناطق شهری یکی از عوامل تحدیدکننده محیط‌زیست می‌باشد. رشد بدون برنامه‌ریزی مشکلاتی نظیر کاهش سطح آب‌های زیرزمینی، فرسایش خاک، آلودگی هوا را به دنبال خواهد داشت. با پایش تغییرات در مناطق شهری، تعاملات انسان با منابع طبیعی قابل فهم‌تر خواهد بود.

در این تحقیق، برای بررسی تغییرات در شهر سهند در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱، از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ استفاده

از محدودیت‌های اصلی در استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق برای تحلیل تصاویر ماهواره‌ای، می‌تواند حجم بالای داده‌ها باشد. تصاویر ماهواره‌ای معمولاً حاوی اطلاعات فراوانی هستند و ممکن است حجم بسیار زیادی داده را در بر داشته باشند. این موضوع می‌تواند به چالشی برای آموزش و استفاده از شبکه‌ها تبدیل شود، زیرا نیاز به منابع سخت افزاری قدرتمند و زمان برای پردازش داده‌ها و آموزش مدل‌ها وجود دارد. یک چالش دیگر در بکارگیری شبکه‌های یادگیری عمیق، طراحی یک معماری مناسب برای رسیدن به خروجی مطلوب می‌باشد. عوامل متعددی در نحوه عملکرد شبکه تأثیرگذار هستند. به‌طور مثال می‌توان به تعداد لایه‌های بکار گرفته شده در داخل شبکه اشاره کرد. شاید بتوان یکی از کاستی‌های تحقیق حاضر را ابعاد ثابت پنجره کرنل در کل لایه‌های کانولوشن متصور شد. طراحی یک معماری مناسب علاوه بر این‌که با آزمون و خطا حاصل می‌شود به‌شدت به تجربه فرد متخصص وابسته است. پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی دو جنبه اصلی برای بررسی کارایی شبکه یادگیری عمیق در نظر گرفته شود. جنبه‌ی اول، اعمال ویژگی‌های دیگر نظیر شاخص‌های طیفی به‌عنوان ورودی همراه با باندهای تصاویر به شبکه می‌باشد. جنبه‌ی دوم، استفاده از ساختار شبکه عصبی عمیق‌تر در روند تصمیم‌گیری برای برچسب‌گذاری پیکسل‌ها خواهد بود.

### تقدیر و تشکر

این مقاله حاصل پایان‌نامه با عنوان بر شناسایی تغییرات از تصاویر چند زمانه لندست با استفاده از پیچ‌های چندگانه در روش‌های یادگیری عمیق در مقطع کارشناسی ارشد در سال ۱۴۰۰ است که با حمایت دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی اجرا شده است.

متوسط دقت کلی و ضریب کاپا در مقایسه با دو روش دیگر به ترتیب به میزان ۷٪ و ۱۸/۵٪ افزایش می‌یابد. نقشه‌های تغییرات در دو فرم نقشه تغییرات باینری و نقشه ماهیت تغییرات تولید شدند. شبکه پیشنهادی به‌طور متوسط ۱۴٪ نسبت به دو روش دیگر دقت بهتری در پیش‌موقعیت تغییرات رخداد ارائه داده است. از طرفی نقشه ماهیت تغییرات به‌دست آمده توسط شبکه پیشنهادی به‌طور متوسط ۵۶٪ دقت بهتری در مقایسه با نقشه‌های ماهیت تغییرات حاصل از دو روش دیگر ارائه داده است. در نتیجه دو روش دیگر که صرفاً اطلاعات طیفی را بکار گرفته‌اند، نتایجی با دقت پایین ارائه داده و در نتیجه بررسی و آنالیز نقشه‌های ماهیت تغییرات تولیدی برای پی بردن به نوع تغییرات واقعی رخداد در منطقه مناسب نمی‌باشند. نتایج پیش‌تغییرات رخداد در شهر سهند با نتایج تحقیق صادقی (۱۹) مطابقت دارد. نتایج نقشه ماهیت تغییرات به‌دست آمده از شبکه یادگیری عمیق پیشنهادی، رشد مثبت در کلاس‌های راه ارتباطی، پوشش گیاهی و ساختمان را نشان می‌دهد که با افزایش جمعیت تغییر کاربری خاک بایر به کلاس‌های متناظر عنوان شده منطقی می‌باشد. همچنین عمده نواحی که طی ۸ سال تغییری نداشته‌اند مربوط به کلاس خاک بایری است. دلیل این عمر را می‌توان این‌گونه بیان کرد که این مناطق، پستی و بلندی زیادی داشته و مناسب برای شهرسازی نبوده‌اند. در نتیجه توجه چندانی برای تغییر کاربری این نواحی از سوی ارگان‌های دولتی صورت نگرفته است. افزایش تعداد ساختمان‌ها نشان‌دهنده افزایش جمعیت است. به همین دلیل، سازمان‌هایی مانند شهرداری مکلفند تسهیلات رفاهی و امکانات اساسی را برای شهروندان فراهم کنند.

شبکه‌های یادگیری عمیق، ابزارهای قدرتمندی هستند که در حوزه‌های مختلف، از جمله تحلیل تصاویر ماهواره‌ای، استفاده می‌شوند. با این حال، در این حوزه نیز چالش‌ها و محدودیت‌هایی وجود دارند که باید در نظر گرفته شوند. یکی

منابع مورد استفاده

1. Chen H, Wu C, Du B, Zhang L, Wang L. 2020. Change Detection in Multisource VHR Images via Deep Siamese Convolutional Multiple-Layers Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2848-2864. doi: 10.1109/TGRS.2019.2956756.
2. Dahiya N, Singh S, Gupta S, Rajab A, Hamdi M, Elmagzoub MA, Sulaiman A, Shaikh A. 2023. Detection of Multitemporal Changes with Artificial Neural Network-Based Change Detection Algorithm Using Hyperspectral Dataset. *Remote Sensing* 15 (5). doi: 10.3390/rs15051326.
3. Daudt RC, Le Saux B, Boulch A, Gousseau Y. 2018. Urban change detection for multispectral earth observation using convolutional neural networks. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2018-July: 2115-2118. doi: 10.1109/IGARSS.2018.8518015.
4. Ererer A. 2013. Classification method, spectral diversity, band combination and accuracy assessment evaluation for urban feature detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21(1): 397-408. doi: 10.1016/J.JAG.2011.12.008.
5. Estoque RC, Murayama Y. 2015. Classification and change detection of built-up lands from Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices. *Ecological Indicators*, 56: 205-217. doi: 10.1016/J.ECOLIND.2015.03.037.
6. Garbin C, Zhu X, Marques O. 2020. Dropout vs. batch normalization: an empirical study of their impact to deep learning. *Multimedia Tools and Applications*, 79(19): 12777-12815. doi: 10.1007/s11042-019-08453-9.
7. Gislason PO, Benediktsson JA, Sveinsson JR. 2006. Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4): 294-300. doi: 10.1016/J.PATREC.2005.08.011.
8. Ji M, Liu L, Du R, Buchroithner MF. 2019. A Comparative Study of Texture and Convolutional Neural Network Features for Detecting Collapsed Buildings After Earthquakes Using Pre- and Post-Event Satellite Imagery. *Remote Sensing* 2019, Vol 11, Page 1202, 11(10): 1202-1202. doi: 10.3390/RS11101202.
9. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: Pereira F, Burges CJC, Bottou L, Weinberger KQ (eds). Curran Associates, Inc.
10. Li S, Song W, Fang L, Chen Y, Ghamisi P, Benediktsson JA. 2019. Deep learning for hyperspectral image classification: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9): 6690-6709. doi: 10.1109/TGRS.2019.2907932.
11. Liu S, Marinelli D, Bruzzone L, Bovolo F. 2019. A review of change detection in multitemporal hyperspectral images: Current techniques, applications, and challenges. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(2): 140-158. doi: 10.1109/MGRS.2019.2898520.
12. Lyu H, Lu H, Mou L, Li W, Wright J, Li X, Li X, Zhu XX, Wang J, Yu L, Gong P. 2018. Long-Term Annual Mapping of Four Cities on Different Continents by Applying a Deep Information Learning Method to Landsat Data. *Remote Sensing* 2018, Vol 10, Page 471, 10(3): 471-471. doi: 10.3390/RS10030471.
13. Ma L, Liu Y, Zhang X, Ye Y, Yin G, Johnson BA. 2019. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 166-177. doi: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2019.04.015.
14. Mhangara P, Odindi J. 2013. Potential of texture-based classification in urban landscapes using multispectral aerial photos. *South African Journal of Science*, 109(3-4): 1-8. doi: 10.1590/sajs.2013/1273.
15. Mishra PK, Rai A, Rai SC. 2020. Land use and land cover change detection using geospatial techniques in the Sikkim Himalaya, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 23(2): 133-143. doi: 10.1016/J.EJRS.2019.02.001.
16. Nouri Najafi F, Veisi H, Mirzaee R. 2018. Changes in land use and ecosystem services in Sahand dam using remote sensing technique. *Environmental Sciences*, 16(1): 207-224.
17. Patel S, Swaminarayan P. 2023. A Novel Approach for improving Post Classification Accuracy of Satellite Images by Using Majority Analysis. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI)*, 11(2): 431-441.
18. Rohani N, Moradi Faraj A, Mojaradi B, Rajaei T, Jabbari E. 2021. Investigation of land use

- change in Qom province along with climatic parameters using satellite remote sensing technology. *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 12(4): 28-46.
19. Sadeghi V, Enayati H, Ebadi H. 2016. Improving changedetection in urban areas byselectingthe optimal spectral and spatial features based on genetic algorithm. *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 24(96): 135-152. doi: 10.22131/sepehr.2016.18949.
  20. Sepehri A, Jamali AA, Hasanzadeh M. 2019. Analysis and comparison of land use/land cover changes using artificial neural network (Case study: lands of Taft and Mehriz). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 10(4): 91-105.
  21. Sharifi O, Mokhtarzadeh M, Asghari Beirami B. 2021. A new deep learning approach for classification of hyperspectral images: feature and decision level fusion of spectral and spatial features in multiscale CNN. *Geocarto International 2021 Pages 1-26*. doi: 10.1080/10106049.2021.1882006.
  22. Shi W, Zhang M, Zhang R, Chen S, Zhan Z. 2020. Change Detection Based on Artificial Intelligence: State-of-the-Art and Challenges. *Remote Sensing 2020, Vol 12, Page 1688*, 12(10): 1688-1688. doi: 10.3390/RS12101688.
  23. Tewkesbury AP, Comber AJ, Tate NJ, Lamb A, Fisher PF. 2015. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. *Remote Sensing of Environment*, 160: 1-14. doi: 10.1016/J.RSE.2015.01.006.
  24. Velastegui-Montoya A, Montalván-Burbano N, Carrión-Mero P, Rivera-Torres H, Sadeck L, Adami M. 2023. Google Earth Engine: A Global Analysis and Future Trends. *Remote Sensing 15 (14)*. doi: 10.3390/rs15143675.
  25. Viana CM, Oliveira S, Oliveira SC, Rocha J. 2019. Land Use/Land Cover Change Detection and Urban Sprawl Analysis. *Spatial Modeling in GIS and R for Earth and Environmental Sciences*: 621-651. doi: 10.1016/B978-0-12-815226-3.00029-6.
  26. Wang W, Li W, Zhang C, Zhang W. 2018. Improving Object-Based Land Use/Cover Classification from Medium Resolution Imagery by Markov Chain Geostatistical Post-Classification. *Land 2018, Vol 7, Page 31*, 7(1): 31-31. doi: 10.3390/LAND7010031.
  27. Wu C, Du B, Cui X, Zhang L. 2017. A post-classification change detection method based on iterative slow feature analysis and Bayesian soft fusion. *Remote Sensing of Environment*, 199: 241-255. doi: 10.1016/J.RSE.2017.07.009.
  28. Yamashita R, Nishio M, Do RKG, Togashi K. 2018. Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights into Imaging*, 9(4): 611-629. doi: 10.1007/S13244-018-0639-9/FIGURES/15.
  29. Yang L, Xian G, Klaver JM, Deal B. 2003. Urban land-cover change detection through sub-pixel imperviousness mapping using remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69(9): 1003-1010. doi: 10.14358/PERS.69.9.1003.
  30. Ye S, Chen D. 2015. An unsupervised urban change detection procedure by using luminance and saturation for multispectral remotely sensed images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 81(8): 637-645. doi: 10.14358/PERS.81.8.637.
  31. Zhang J, Cheng T, Shi L, Wang W, Niu Z, Guo W, Ma X. 2022a. Combining spectral and texture features of UAV hyperspectral images for leaf nitrogen content monitoring in winter wheat. *International Journal of Remote Sensing*: 1-22. doi: 10.1080/01431161.2021.2019847.
  32. Zhang P, Gong M, Zhang H, Liu J, Ban Y. 2019. Unsupervised Difference Representation Learning for Detecting Multiple Types of Changes in Multitemporal Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(4): 2277-2289. doi: 10.1109/TGRS.2018.2872509.
  33. Zhang S, Han Y, Wang H, Hou D. 2022b. Gram-Schmidt Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on Matrix Elementary Transformation. *Journal of Physics: Conference Series*, 2410(1): 012013. doi: 10.1088/1742-6596/2410/1/012013.
  34. Zhang X, He L, Qin K, Dang Q, Si H, Tang X, Jiao L. 2022c. SMD-Net: Siamese Multi-Scale Difference-Enhancement Network for Change Detection in Remote Sensing. *Remote Sensing 2022, Vol 14, Page 1580*, 14(7): 1580-1580. doi: 10.3390/RS14071580.
  35. ZhiYong L, Liu T, Benediktsson JA, Falco N. 2021. Land Cover Change Detection Techniques: Very-High-Resolution Optical Images: A Review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*: 2-21. doi: 10.1109/MGRS.2021.3088865.





## Analyzing the Efficiency of the Deep Neural Network in Detecting Urban Changes Using Bi-temporal Landsat-8 Images.

Sahand Tahermanesh<sup>1</sup>, Behnam Asghari Beirami<sup>2</sup>, Mehdi Mokhtarzade<sup>3</sup>

Received: 2022-05-15 / Accepted: 2022-08-03 / Published: 2024-09-29

### Abstract

Satellite remote sensing images are widely used to monitor the earth's surface phenomena changes at various periods. For accurate change detection, spatial features can be used as the complement information of spectral features. Hand-craft spatial features such as the co-occurrence matrix features are inefficient in detecting the changes due to the complex structure of satellite images. In the present study, a deep learning-based model is proposed as the alternative to address the problems of classical change detection methods. deep neural networks are mainly developed for images and hierarchically extracting spatial-spectral features. In this study, Landsat-8 images between 2013 and 2021 were used to evaluate the changes in Sahand City using the proposed deep network. Pre- and post-classified Landsat-8 images are produced using a deep neural network in the first stage. In the second stage, for producing the change maps, the post-classification approach is used in that change maps are produced based on the difference between classified images.

**Sahand Tahermanesh<sup>1</sup>, Behnam Asghari Beirami<sup>2</sup>, Mehdi Mokhtarzade<sup>3</sup>**✉

1.MSc. Student of Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Iran

2.Ph.D. Student of Remote Sensing

3. Associate Professor of , K. N. Toosi University of Technology

DOI: 10.30495/girs.2022.693348

e-mail: [m\\_mokhtarzade@kntu.ac.ir](mailto:m_mokhtarzade@kntu.ac.ir)

Finally, the majority voting technique eliminates the noises in change maps. The proposed method results are compared with those obtained by two classical machine learning methods, random forest, and artificial neural networks. According to the change detection results, the proposed deep learning network improves detection accuracy by 13.88% and 12.80% compared with artificial neural networks and random forests. Compared to the random forest and artificial neural networks, the proposed network has improved the overall accuracy of the from-to-change maps by 57.81% and 65.7%, respectively. Final results demonstrate that although Random Forest and artificial neural networks have been able to identify the location of changes, they perform poorly in detecting the from-to changes.

**Statement of the Problem:** As the population increases, humans exploit nature to meet their needs, leading to environmental degradation. Monitoring changes is essential for the protection of nature. Field analysis of these changes is challenging and sometimes impossible, but remote sensing science with multi-temporal satellite images has enabled monitoring and improved the speed of monitoring compared to before. Change detection methods are divided into supervised and unsupervised categories.

Supervised methods have high accuracy using ground data. Research has shown that using spectral features alone is not sufficient and needs to be combined with spatial features. Spatial features are typically extracted

through a co-occurrence matrix. Using all features may decrease accuracy, and feature generation is dependent on the type and region of the study.

**Purpose:** post-classification technique is one of the most common ways to obtain a from-to map of changes. Classified maps must be highly accurate in this approach to achieve high accuracy in identifying changes. By combining spatial and spectral features, it is possible to improve the accuracy of the classification. Due to the limitations of previous techniques that use spatial features and spectral information of images, this study focuses on the automatic extraction of spectral-spatial features from input images with a deep learning method. The primary purpose of this paper is to automate the production of deep spatial-spectral features and classify them into desired classes using the convolutional neural network. The output of the classified images obtained from the proposed network was compared to those obtained from the Random Forest (RF) and Artificial Neural Network (ANN) methods to verify the effectiveness of the proposed network.

**Methodology:** Given that the images were obtained from the Google Earth Engine system, essential preprocessing steps, such as co-registration, have already been applied by the system, and there is no need for such preprocessing in this research. During the pan-sharpening process using the Gram-Schmidt method, the spatial resolution of the 8 spectral bands is improved from 30 meters to 15 meters. Ground truth data is collected separately from the images. Considering the post-classification approach adopted in this research, the images are fed into the proposed network in two separate branches, and classification is based on the extraction of deep spatial features by the layers of the proposed network. The RF and ANN methods were used to evaluate the proposed method. By pixel-by-pixel comparison of the classified maps, change maps were obtained in two general forms: binary change maps and nature of change maps of the area.

**Results and discussion:** The architecture of the proposed network, with filter counts of 128-64-32, batch normalization layers, and 128 neurons in the fully connected layer, has achieved the highest overall accuracy (OA) and Kappa Coefficient (KC) for the years 2013 and 2021. In comparison with the ANN, the OA and KC have increased by 8.83% and 24.87% in 2013, and by 2.21% and 5.77% in 2021. When compared to the RF method, the OA and KC have increased by 9.92% and 27.79% in 2013, and by 6.48% and 15.73% in 2021. The RF and ANN methods operate on a single-pixel basis, ignoring the effect of neighboring pixels in the classification process, which reduces classification accuracy. In contrast, the proposed network considers a window around each pixel, taking into account the effects of neighboring pixels in the process of extracting deep spatial-spectral

information and classifying the pixels. As a result, the impacts of spectral similarity and image fluctuations on the classification process are reduced. The binary change map produced by the proposed deep learning network achieved an OA of 88%, an F1 score of 86.48%, and a recall of 77.28%, attaining the highest scores across all metrics. The RF ranked second, providing results 5 to 10 percent better than the ANN in the three metrics of overall accuracy, F1 score, and recall. Accuracy evaluation of the nature change maps showed that the maps obtained from the proposed deep learning network had accuracy increases of 65.7% and 57.81% compared to the RF and ANN, respectively. Therefore, the proposed network has demonstrated high performance in accurately presenting the nature of changes, whereas the other two methods have been unsuccessful in doing so. Based on the nature change map generated by the proposed network, between July 10, 2013, and August 1, 2021, approximately 10,930,275 square meters of land in the area were identified as unchanged, primarily consisting of soil elevations. The map analysis revealed that the most significant change was in barren land areas. Approximately 554,400 square meters of barren land were converted to road networks due to the asphaltting of dirt roads and the construction of new roads for the convenience of citizen transportation, indicating population growth. About 306,900 square meters of barren land were converted to vegetation cover, likely due to the increased need for food resulting from population growth. Around 254,250 square meters of barren land were transformed into building blocks, which can be attributed to population growth and migration to cities such as Sahand, for housing migrants over the past eight years.

**Conclusion:** Relying solely on the spectral information of images does not yield accurate results. Combining spatial features with spectral features is an effective technique for improving classification accuracy. In this research, a proposed convolutional neural network with the capability to automatically extract spectral-spatial features was employed. This network has a high ability to distinguish features with similar spectral behavior and has provided higher accuracy compared to ANNs and RFs. The classification results of images from the years 2013 and 2021 showed an increase in overall accuracy and the Kappa coefficient by 7% and 18.5%, respectively. The binary change maps and the nature of change maps produced by this network have shown better accuracy compared to the other two methods. The nature of change maps indicate growth in the classes of road networks, vegetation cover, and buildings, which is logical given the population increase and the change in land use from barren soil. The unchanged areas mainly include the barren soil class, which, due to significant elevation differences, have not been suitable for urban development and have not undergone land use changes.

**Keywords:** Change detection, Image classification, convolutional neural network, Spatial features (texture),

Random Forest, Artificial neural network

**Please cite this article as:** Tahermanesh S, Asghari Beirami B, Mokhtarzade M. Analyzing the Efficiency of the Deep Neural Network in Detecting Urban Changes Using Bi-temporal Landsat-8 Images. Journal of RS and GIS for Natural Resources, 15(2): 1-27