

مقایسه روش‌های بیشترین شباهت، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در آشکارسازی سطوح نفوذناپذیر شهری با استفاده از تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا *

مرضیه سهرابی مفرد (دانش آموخته کارشناسی ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه هرمزگان)
مسعود بختیاری کیا** (استادیار گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه هرمزگان)

چکیده

تاریخ دریافت: ۱۲ شهریور ۱۳۹۷
تاریخ پذیرش: ۳۰ فروردین ۱۳۹۸
صفحات: ۱۸۵-۲۰۰

سطوح نفوذناپذیر عامل مهمی در نظارت بر توسعه شهری و کیفیت محیط زیست است. به همین دلیل، شناخت این سطوح پیش شرطی برای رسیدن به توسعه پایدار شهری خواهد بود. هر چند روش‌های گوناگونی برای تشخیص و مطالعه این سطوح وجود دارد ولی تعیین دقیق و مقرون به صرفه این سطوح، هنوز یک چالش مهم برای پژوهشگران شهری است. با توجه به افزایش دسترسی به داده‌های سنجش از دور، در این پژوهش با استفاده از تصویر سنجنده GeoEye سال ۲۰۰۹، دقت روش‌های سه‌گانه طبقه‌بندی بیشترین شباهت، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان را در تعیین سطوح نفوذناپذیر در بخشی از شهر بندرعباس بررسی و مقایسه شده است. به این منظور، بعد از انجام عملیات پیش پردازش‌های لازم بر روی تصویر، با استفاده از الگوریتم‌های مورد اشاره، پنج کلاس خیابان و ساختمان (به عنوان سطوح نفوذناپذیر)، بدنه آبی، پوشش گیاهی و زمین بایر (به عنوان سطوح نفوذپذیر شهری) برای هر سه روش، استخراج شدند. برای ارزیابی نتایج، روش‌های دقت کلی، ضریب کاپا، دقت کاربر و تولیدکننده مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان با دقت کلی ۹۴/۷ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۳، نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی (با دقت صحت کلی ۹۳/۱ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۰) و روش بیشترین شباهت (با دقت صحت کلی ۹۲/۲ درصد و ضریب کاپا ۰/۸۹)، دارای دقت بهتری است. مطالعه حاضر هرچند نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان دارای صحت بالاتری بود اما با این وجود، دقت روش‌های بیشترین شباهت و شبکه عصبی مصنوعی نیز در تعیین سطوح نفوذناپذیر، مناسب و قابل قبول بوده و پردازش تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا با این روش‌ها، می‌تواند سطوح نفوذناپذیر را تشخیص دهد.



کلید واژه‌ها:

سطوح نفوذناپذیر، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، بیشترین شباهت، بندرعباس، GeoEye.

* این مقاله برگرفته از بخشی از پایان‌نامه سرکار خانم مرضیه سهرابی مفرد است که در گروه جغرافیای دانشگاه هرمزگان انجام شده است.

** نویسنده مسئول: دکتر مسعود بختیاری کیا

پست الکترونیک: Bakhtyari@hormozgan.ac.ir

مقدمه

در طی چند دهه گذشته، جهان فرایند بی سابقه‌ای از شهرنشینی را تجربه کرده است؛ به نحوی که امروزه بیش از نیمی از جمعیت جهان در مناطق شهری زندگی می‌کنند و برآورد شده است که تا سال ۲۰۵۰، این میزان به ۶۹ درصد افزایش یابد (United Nations, ۲۰۱۹: ۱۰). رشد سریع جمعیت و گسترش فضاهای شهری، علاوه بر اثرات منفی بر اکوسیستم و آب‌وهوا، موجب ایجاد و یا تشدید مسائل زیادی از جمله، آلودگی هوا، ترافیک، سیل، مشکلات اقتصادی-اجتماعی و افزایش پهنه‌های نفوذناپذیر شده است. پهنه‌های نفوذناپذیر که یکی از بارزترین شواهد فیزیکی رشد شهری است (Yang, ۲۰۱۵: ۶۱)، عوارض انسان‌ساختی هستند که از طریق آن آب نمی‌تواند در خاک نفوذ کند؛ مانند جاده‌ها، راه‌ها، پیاده‌روها، پارکینگ‌ها، پشت‌بام‌ها و غیره. این سطوح، هم به‌عنوان شاخصی از میزان شهرنشینی و هم به‌عنوان شاخص اصلی کیفیت محیط زیست شناخته می‌شوند (Arnold و Gibbons, ۱۹۹۶). افزایش میزان این سطوح در شهرها، منجر به کاهش فضای سبز شهری، آلودگی آب‌ها و تشدید اثرات جزایر گرمایی شهری خواهد شد (Li و همکاران, ۲۰۱۱; Hurd و Civco, ۲۰۰۴)؛ به‌همین دلیل، اطلاعات این پهنه‌ها به تدریج توسط جوامع علمی برای ارزیابی اثرات منفی تغییر کاربری‌ها بر کیفیت محیط شهری استفاده و به رسمیت شناخته شده است (Arnold و Gibbons, ۱۹۹۶).

مطالعات این پهنه‌ها که یک نیاز ضروری برای برنامه‌ریزان و مدیران شهری است، در دهه ۱۹۷۰ آغاز شد. در این دوران، تأکید بر استفاده از برداشت‌های میدانی و آمارهای محلی بود (Brabec و همکاران, ۲۰۰۲). از آنجایی که فناوری سنجش از دور نیز با توجه به دارا بودن دید وسیع و یکپارچه، هزینه و زمان کم و استفاده از طیف‌های مختلف امواج الکترومغناطیسی،

پتانسیل بالایی برای تهیه این محدوده‌های شهری و نظارت بر روند پویای شهرنشینی دارد، به تدریج به‌منظور برآورد پهنه‌های غیرقابل نفوذ در مناطق شهری، مورد استفاده قرار گرفت (Lu و همکاران, ۲۰۱۴; Shao و همکاران, ۲۰۱۶). در این مطالعات، داده‌های سنجش از دور با قدرت تفکیک متوسط و پایین، مانند TM/ETM^۱, Landsat, MODIS^۲, Hyperion, AVHRR^۳, DMSPO/OLS^۴ بیشترین کاربرد را برای اندازه‌گیری سطوح غیرقابل نفوذ داشتند (Zhang و Weng, ۲۰۱۶)؛ ولی از دهه ۱۹۹۰ به بعد، با ظهور تصاویر با قدرت تفکیک بالا، مانند IKONOS و Quick Bird^۵، امکان ترکیب ویژگی‌های ساختار و بافت را برای اندازه‌گیری سطوح غیرقابل نفوذ فراهم کرد (Wu, ۲۰۰۹).

برای استفاده از این تصاویر، روش‌های گوناگونی هم برای پردازش این تصاویر ابداع و مورد استفاده قرار گرفت؛ این روش‌ها را می‌توان به دو دسته عمومی و پیشرفته تقسیم کرد. از روش‌های طبقه‌بندی عمومی به بیشترین شباهت^۶ و کمترین فاصله^۷ و از روش‌های پیشرفته نیز به شبکه عصبی مصنوعی^۸، درخت تصمیم‌گیری^۹، ماشین بردار پشتیبان^{۱۰} و طبقه‌بندی شیء‌گرا^{۱۱} می‌توان اشاره کرد (مختاری و نجفی, ۱۳۹۴: ۳۶). هر یک از این روش‌ها، برای آشکارسازی و نقشه‌برداری سطوح نفوذناپذیر شهری نتایج مختلفی را ایجاد می‌کند و دارای نقاط ضعف و قوت خاص خود هستند.

- 1 - Thematic Mapper/Enhanced Thematic Mapper
- 2 - Moderate-Resolution imaging Spectroradiometer
- 3 - Advanced Very High-Resolution Radiometer
- 4 - Defense Meteorological Satellite Program-Operational Line scan System
- 5 - Maximum likelihood classification
- 6 - Minimum distance classification
- 7 - Artificial neural networks classification
- 8 - Decision tree
- 9 - Support vector machine
- 10 - Object based

درختان و با استفاده از تصاویر با وضوح بالا به استخراج سطوح غیرقابل نفوذ پرداخته شده است. کانگ^۴ و همکاران (۲۰۱۵) به اندازه‌گیری سطوح غیرقابل نفوذ با استفاده از سه روش مختلف طبقه‌بندی: پیکسل، زیرپیکسل و شیء‌گرا پرداخته‌اند، نتایج حاصل از این سه روش نشان می‌دهد که رویکرد شیء‌گرا دقت ۹۱٪ ایجاد می‌کند. نتایجی که توسط الگوریتم پیکسل به دست آمد، دقتی به ترتیب ۶۷٪ و ۸۳٪ با استفاده از سنجنده TM ماهواره لندست و Quick Bird ایجاد می‌کند. کرانی^۵ و همکاران (۲۰۰۵) برای برآورد زیر پیکسل سطوح غیرقابل نفوذ در منطقه لاس‌وگاس از تصاویر ماهواره لندست و ASTER برای ارزیابی رشد شهری استفاده کردند، نتایج این بررسی نشان داد که سطوح نفوذناپذیر زیر پیکسل به‌عنوان یک شاخص خوب در جهت شناسایی ترکیب شهری و شدت توسعه عمل می‌کند و به معنای ابزاری کارآمد برای مستندسازی این تغییرات است.

طبقه‌بندی تصویر به‌طور گسترده یکی از روش‌های استخراج سطوح غیرقابل نفوذ است. داده‌ها با قدرت تفکیک فضایی خوب به‌طور فزاینده‌ای برای برنامه‌های مختلف از جمله نقشه‌برداری سطح غیرقابل نفوذ استفاده می‌شوند. یک مزیت عمده این تصاویر این است که این داده‌ها به‌طور چشمگیری مشکل پیکسل مخلوط را کاهش می‌دهد و پتانسیل بیشتری برای استخراج اطلاعات دقیق‌تر روی زمین را دارا هستند. روش پیکسل پایه یکی از روش‌های آشکارسازی سطوح نفوذناپذیر است. الگوریتم‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل ممکن است پارامتری یا غیرپارامتری باشند. طبقه‌بندی پارامتریک فرض می‌کند که در یک مجموعه داده به‌طور معمول توزیع وجود دارد و پارامترهای آماری تولیدشده، نماینده‌ای از نمونه‌های

پژوهش‌های مختلفی با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی به شناسایی و آشکارسازی سطوح نفوذناپذیر شهری پرداخته‌اند. زائری و سفیانیان (۱۳۹۴) در پژوهشی به بررسی تغییرات سطوح نفوذناپذیر در محدوده شهر اصفهان با تصاویر سنجنده MSS و AWiFS طی بازه زمانی ۱۳۸۷-۱۳۶۶ با استفاده از روش شبکه عصبی پرسپترون پرداخته‌اند، صحت کلی به دست آمده از تصاویر MSS و AWiFS به ترتیب ۹۰/۷۹ و ۹۲/۸۶ بوده است. زائری (۱۳۸۹) به آشکارسازی تغییرات پوشش و کاربری اراضی اصفهان بین سال‌های ۱۳۵۱ تا ۱۳۸۷ با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی بیشترین شباهت، فازی ARTMAP، شبکه پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی خود سازمانده و تصمیم‌گیری درختی پرداخت. از میان این روش‌ها، دقت کلی نقشه‌های پوشش اراضی با استفاده از روش شبکه پرسپترون چند لایه، بالاترین میزان را به خود اختصاص داده است. یانگ^۱ و هی^۲ (۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان نقشه‌برداری خودکار از سطوح غیرقابل نفوذ و جداسازی طیفی خطی در مناطق شهری و برون‌شهری، از تصاویر WorldView-3 برای آنالیز و جداسازی خودکار پهنه‌های نفوذناپذیر در شهر تورنتو کانادا استفاده کردند. دقت نتایج به دست آمده در مناطق حومه، ۸۶/۹۹ درصد و در مناطق شهری، ۸۰/۰۳ و ۷۹/۶۷ درصد را نشان داد. یانگ و لی^۳ (۲۰۱۵) با استفاده از جداسازی طیفی خطی با استفاده از تصاویر Quick Bird در مناطق شهری پکن به استخراج سطوح غیرقابل نفوذ شهری پرداخته‌اند. در این مطالعه برای جداسازی طیفی خطی از طریق سایبان درخت و با روش طبقه‌بندی شیء‌گرا برای کاهش اثرات منفی ناشی از ابهام در تاج پوشش

1-Yang

2 -He

3-Li

4- Kang
5-Cranea

نفوس و مسکن، ۱۳۹۵). مساحت محدوده شهر بندرعباس نیز طی این مدت از ۱۰۰۰ هکتار، به بیش از ۵۰۰۰ هکتار رسید. این گسترش ساختار کالبدی شهر، باعث افزایش سطوح نفوذناپذیر شهری شده است. به منظور تهیه این سطوح با استفاده از سنجش از دور، در این مطالعه قسمتی از محدوده شهر بندرعباس (شکل ۱) که در آن کاربری های مختلفی چون سطوح ساخته شده شامل، ساختمان و خیابان، پوشش گیاهی، بدنه آبی، زمین بایر و وجود دارد، به عنوان محدوده مورد مطالعه در نظر گرفته شده است.

آموزشی هستند. روش حداکثر احتمال به علت دسترسی به آن در هر نرم افزار پردازش تصویر یک روش طبقه بندی شناخته شده پارامتری است. در طبقه بندی ناپارامتری، فرض توزیع نرمال در مجموعه داده مورد نیاز نیست؛ از جمله معمول ترین طبقه بندی های غیر پارامتری عبارتند از: شبکه عصبی مصنوعی، طبقه بندی درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبانی و سیستم های خبره است (Weng, ۲۰۱۲: ۴۱). در این پژوهش، به منظور تهیه پهنه های نفوذناپذیر شهری با استفاده از سنجش از دور از روش طبقه بندی پیکسل پایه استفاده شد. روش پارامتریک بیشترین شباهت^۱ و دو روش ناپارامتریک شبکه عصبی مصنوعی^۲ و ماشین بردار پشتیبان^۳ بر روی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالای سنجنده GeoEye در قسمتی از شهر بندرعباس مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج آن ها را با استفاده از روش صحت سنجی کلی و ضریب کاپا با هم مقایسه و روش ماشین بردار پشتیبان، روش شبکه عصبی مصنوعی و بیشترین شباهت به ترتیب براساس درصد صحت سنجی برای کار با این نوع تصاویر معرفی شد.

مواد و روش ها

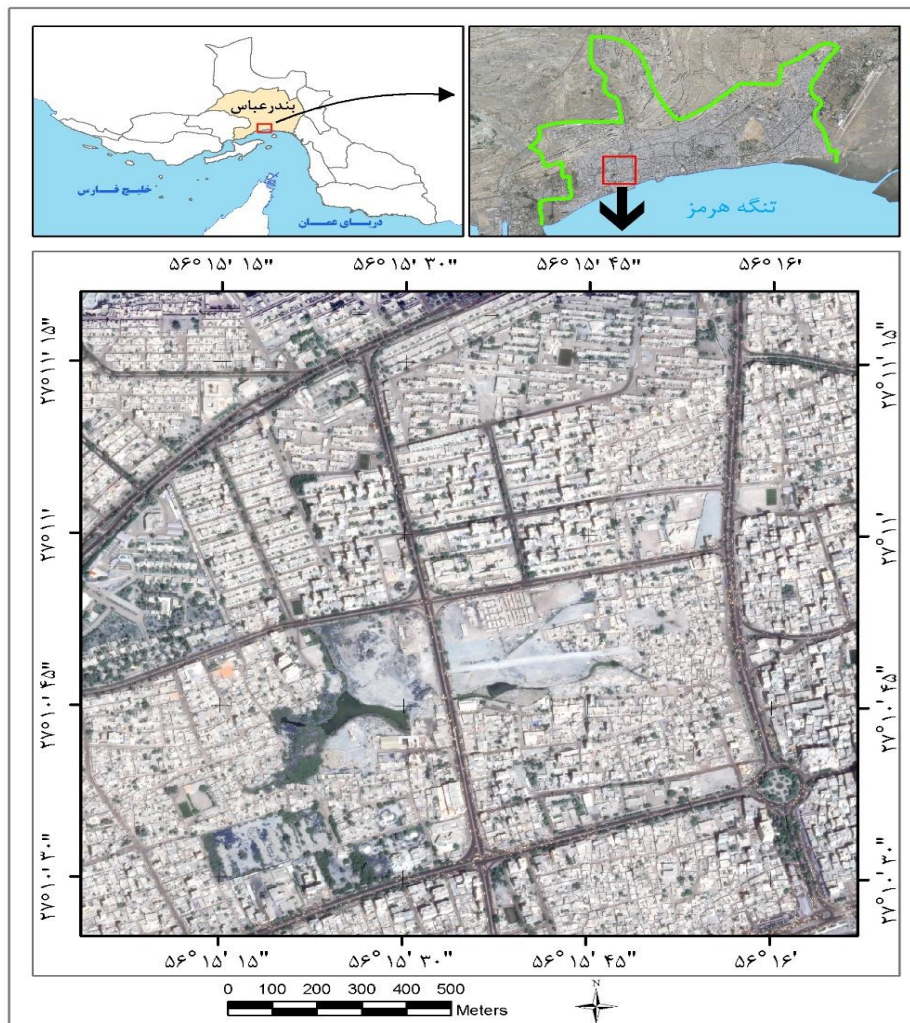
محدوده مطالعاتی

شهر بندرعباس در حاشیه جنوب ایران، به عنوان یکی از پرجمعیت ترین شهرهای جنوبی که یکی از قطب های مهم اقتصادی کشور نیز به حساب می آید، در سال های اخیر با رشد سریع جمعیت و افزایش تراکم نسبی روبه رو بوده است؛ به طوری که جمعیت شهر بندرعباس در سال ۱۳۳۵ از ۱۷۷۱۰ نفر، به ۵۲۶۶۴۸ نفر در سال ۱۳۹۵ رسیده است (سرشماری

1 - Maximum Likelihood

2 - Artificial Neural Network

3 - Support vector machine



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه

(منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

با قدرت تفکیک مکانی ۰/۴۱ متر و یک سنجنده چندطیفی با قدرت تفکیک ۱/۶۵ متر در باندهای آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز است. مطابق قوانین آمریکا، تصاویر این سنجنده تنها با قدرت تفکیک‌های مکانی ۰/۵ و ۲ متر به مشتریان ارائه می‌شود. دقت زمینی این تصاویر بدون استفاده از نقاط کنترل زمینی به ۳ متر می‌رسد. این سنجنده قابلیت برداشت روزانه ۷۰۰ هزار کیلومتر مربع تصاویر پانکروماتیک و ۳۵۰ هزار کیلومتر مربع تصاویر چند طیفی را داراست. در جدول ۱ مشخصات ماهواره Geoeye-1 به‌طور خلاصه ذکر شده است.

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش، برای تهیه سطوح نفوذناپذیر محدوده مطالعاتی از تصویر سنجنده GeoEye که در ۲۱/۰۶/۲۰۰۹ تصویربرداری شد، استفاده گردید. سنجنده Geoeye-1 در سپتامبر ۲۰۰۸ از پایگاه نیروی هوایی وندربگ در کالیفرنیا با موشک Delta II به فضا پرتاب شد. این سنجنده، دارای پیشرفته‌ترین تکنولوژی در ماهواره‌های سنجنش از دور است و یکی از بالاترین قدرت تفکیک مکانی را در ماهواره‌های تجاری ارائه می‌دهد. این ماهواره، دارای یک سنجنده پانکروماتیک

جدول ۱. مشخصات ماهواره Geoeye-1

ارتفاع	۶۸۴ کیلومتر
راویه میل	۹۸ درجه
زمان عبور از خط استوا	۱۰:۳۰
نوع مدار	خورشیدآهنگ
زمان گردش به دور زمین	۹۸ دقیقه
قدرت تفکیک پذیری طیفی	پانکروماتیک: ۴۱ سانتیمتر
	چندطیفی: ۱/۶۵ متر
باندهای طیفی (نانومتر)	پانکروماتیک ۸۰۰-۴۵۰
	آبی ۵۱۰-۴۵۰
	سبز ۵۸۰-۵۱۰
	قرمز ۶۹۰-۶۵۵
	مادون قرمز ۹۲۰-۷۸۰

(منبع: www.geoeeye.com)



شکل ۲. روند کلی مراحل کار

(منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

به منظور طبقه‌بندی تصاویر، ابتدا اقدام به برداشت نمونه‌های تعلیمی از منطقه مورد مطالعه شد. نمونه‌های تعلیمی از سطح منطقه با استفاده از بازدید میدانی و تصاویر Google Earth برداشت شدند. بخشی از این داده‌ها، در جهت آموزش تصویر ماهواره‌ای و بخشی نیز برای برآورد صحت نتایج به کار گرفته شد که در ادامه بیان خواهد شد.

روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده به دلیل ویژگی‌های خاص خود، از پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی تصاویر به شمار می‌روند. روش‌های پارامتریک، مانند روش بیشترین شباهت، غالباً یک مدل آماری خاص برای توزیع داده‌ها در نظر می‌گیرند و پارامترهای مختلف آن را بر اساس پیکسل‌های معلوم محاسبه می‌کنند. معمولاً از آنجایی که یک مدل خاص کاملاً

مراحل و روش انجام تحقیق

مراحل انجام تحقیق در شکل ۲ ارائه شده است. پس از انجام پیش پردازش‌ها که شامل تصحیح اتمسفری، رادیومتریک و هندسی است، برای افزایش تباین و وضوح بیشتر، از عملیات فیوژن^۱ استفاده شد؛ از این رو باندهای چندطیفی تصویر منطقه مطالعاتی که دارای قدرت تفکیک مکانی کمتری هستند (۲ متر)، با باند پانکروماتیک که دارای قدرت تفکیک بهتری است (۰/۵ متر)، ادغام شد. نتیجه این کار، دقت طبقه‌بندی تصویر را افزایش خواهد داد. در ادامه، به منظور مقایسه روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک، سه روش بیشترین شباهت، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان در جهت آشکارسازی و طبقه‌بندی تصویر، استفاده شد. در مرحله بعد، خروجی‌های روش‌های سه‌گانه مورد بررسی اعتبار و صحت‌سنجی قرار گرفتند و در پایان نیز ضمن مقایسه نتایج به دست آمده، بهترین روش ارائه شد.

1 - Fusion

روش طبقه‌بندی، به‌طور معمول از مدل‌های نرمال چند متغییری گوسین برای مجموعه‌ای m عضوی با n بُعد به‌عنوان تابع مرکزی استفاده می‌شود. تابع چگالی احتمالی گوسین مطابق رابطه ۱ است:

$$g_{[m,c]} = \frac{1}{(\sqrt{2})^n \pm \sqrt{\det(c)}} e^{-\frac{(x-m)^T c^{-1} (x-m)}{2}} \quad (1)$$

در این رابطه m برداری از میانگین و C ماتریسی کوواریانس است که از روابط ۲ و ۳ به‌دست می‌آیند:

$$m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2)$$

$$C = \frac{1}{(M-1)} \sum_{i=1}^M (x_i - m)(x_i - m)^T \quad (3)$$

از آنجایی که ماتریس کوواریانس ماهیتی متقارن دارد، بردارهای ویژه و مقادیر ویژه این ماتریس به‌سادگی به‌دست می‌آیند (صمدزادگان و همکاران، ۱۳۹۱؛ Mather و Brandt، ۲۰۰۹؛ Koch و Mather، ۲۰۱۱؛ Richards، ۲۰۱۳).

روش دیگری که به‌منظور طبقه‌بندی در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت، روش شبکه عصبی مصنوعی است. این روش که از اواخر دهه ۱۹۸۰ برای پردازش داده‌های سنجش از دور به‌کار گرفته شده است (احمدی‌ندوشن و همکاران، ۱۳۸۸: ۸۶)، را می‌توان به‌عنوان نسل جدیدی از سیستم‌های پردازش اطلاعات دانست که بر مبنای ویژگی‌های مغز انسان ساخته شده است (Lin and Lee، ۱۹۹۶). در این روش، تأکید بر استفاده از شیوه محاسباتی و مدل‌سازی مغز است. در واقع، از سلول‌های مغز انسان و روش پردازش موجود در سلول‌های بیولوژیکی الگو گرفته و به‌همین دلیل به آن «مصنوعی» گفته می‌شود.

سلول‌های عصبی بیولوژیک که به آن‌ها نرون نیز گفته می‌شود، وظیفه دریافت و پاسخ به محرک‌های مختلف

نمی‌تواند رفتار داده‌ها را توصیف کند، مقداری خطا از این طریق به فرایند طبقه‌بندی وارد می‌شود (Fatemi، ۲۰۰۱)؛ ولی روش‌های ناپارامتریک بدون در نظر گرفتن یک مدل خاص، پیکسل‌های نامعلوم را طبقه‌بندی می‌کنند که می‌تواند از خطاهای مربوط به تعریف یک مدل نامناسب یا غیردقیق جلوگیری کند (Mather، ۲۰۰۱). با توجه به اینکه روش‌های پارامتریک حساسیت کمتری نسبت به حضور خطا در تصویر دارند و در مقابل، روش‌های ناپارامتریک معمولاً جواب‌های بهتری را ارائه می‌کنند. در این پژوهش، به مقایسه این روش‌ها در شناسایی پهنه‌های نفوذناپذیر اقدام شد.

روش اول مورد استفاده در این پژوهش، روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت است. این روش یکی از روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده است که براساس مفاهیم آمار و احتمال، مجموعه‌ای از داده‌ها را طبقه‌بندی می‌کند. امروزه به‌دلیل دقت قابل قبول نتایج به‌دست‌آمده از روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت، در موارد گوناگون کاربرد دارد. این روش براساس مدل‌سازی آماری داده‌ها عمل می‌کند (صمدزادگان و همکاران، ۱۳۹۱). در این روش، پراکندگی انعکاس طیفی طبقه‌ها بر روی تصاویر سنجش از دور را می‌توان توسط بردار میانگین و ماتریس کوواریانس کاملاً توصیف کرد. با توجه به این پارامترها، می‌توان احتمال آماری یک پیکسل خاص در یک کلاس پوشش زمینی را محاسبه کرد. تابع شدت احتمال برای طبقه‌بندی پیکسل‌های ناشناخته نیز به‌کار گرفته می‌شود و به این منظور، احتمال آماری ارتباط یک پیکسل با هریک از طبقه‌های نمونه محاسبه می‌شود.

در این روش احتمال قرارگیری یک پیکسل در یک کلاس خاص محاسبه شده، سپس احتمال قرارگیری آن در سایر کلاس‌ها برآورد می‌شود و براساس بیشترین شباهت (حداکثر احتمال)، در یکی از کلاس‌ها طبقه‌بندی می‌شود (رسولی، ۱۳۸۷). این

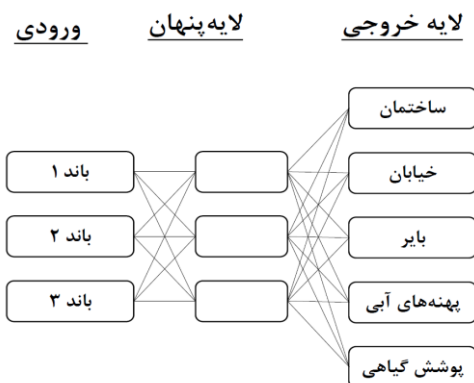
یکی از روش های شبکه عصبی با نام شبکه پس انتشار (Back Propagation Network) که نوعی شبکه عصبی چندلایه با تابع انتقال غیر خطی است، به عنوان الگوریتم مورد استفاده برای آموزش مدل و تشخیص سطوح نفوذناپذیر به کار گرفته شد. در این الگوریتم، خروجی محاسبه شده توسط مدل، با خروجی مورد انتظار مقایسه می شود و در صورتی که با میزان خطای تعیین شده مغایرت داشته باشد، خطای به دست آمده به لایه پنهان مدل در جهت اصلاح مدل و وزن ها، بازگردانیده می شود و تا زمان رسیدن میزان خطا به محدوده مجاز، این کار را تکرار می کند.

تئوری یادگیری آماری دیگری که به منظور طبقه بندی داده ها در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت، روش ماشین بردار پشتیبان است که یکی از روش های طبقه بندی نظارت شده خطی است. مبنای این روش بر این اساس است که نمونه های ورودی به یکی از دو کلاس +1 یا -1 طبقه بندی می شوند. در صورتی که X_i برداری با اجزای x_i در نظر گرفته شود که در آن x_i امین نمونه از مجموعه داده $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ باشد و y_i کلاس مشخص شده برای نمونه ورودی x_i باشد، می توان مفهوم کلیدی مورد نیاز برای تعریف یک طبقه بندی کننده خطی، یعنی ضرب نقطه ای بین دو بردار را که با عناوین ضرب اسکالر یا ضرب داخلی نیز شناخته می شود، مطابق رابطه $w^T X = \sum_i w_i x_i$ تعریف کرد. رابطه (۴) بیان کلی از طبقه بندی کننده های خطی را نشان می دهد.

$$f(x) = w^T X + b \quad (4)$$

در این رابطه، w بردار وزن و b بایاس را نشان می دهد. این رابطه، صفحه را به دو قسمت تقسیم می کند تا مرز بین دو طبقه را تعیین کند. مرز بین نواحی را مرز تصمیم گیری^۱ می گویند. با توجه به اینکه در این روش

را به عهده دارند و از بخش های اصلی دندریت ها، هسته و اکسون ها تشکیل می شوند. هنگامی که نرون توسط یک محرک تحریک می شود، دندریت ها پیام را به صورت سیگنال های عصبی دریافت کرده و به هسته مخابره می کند. هسته بعد از پردازش پیام، پاسخ مناسب را به اکسون ها داده و سیگنال به خارج از سلول هدایت می شود. به خاطر وجود چنین ساختاری، شبکه های عصبی قادر به یادگیری می شوند. معمولاً این یادگیری به صورت تطبیقی انجام می شود و شبکه های عصبی آموزش می بینند که در صورت وجود شرایط مشابه با شرایط آموزشی، واکنش مناسب نشان دهد. در شبکه های عصبی مصنوعی هم سه قسمت اصلی سلول، یعنی همان نرون ها، دندریت ها و اکسون ها، پیاده سازی می شوند و تلاش می شود که با دادن داده های واقعی به شبکه و اعمال یک الگوریتم آموزشی، به شبکه آموزش لازم در جهت حل مسائل مختلف داده شود. در شبکه عصبی مصنوعی، ورودی های مختلف (مانند x_1, x_2, x_3) بعد از ضرب شدن در وزن های محاسبه شده، به داخل هسته منتقل می شود و بعد از انجام پردازش های لازم، مقدار نهایی را تولید می کند. در این پژوهش، از این روش برای پردازش تصویر و تشخیص سطوح نفوذناپذیر استفاده شد. معماری طراحی شده برای این روش در شکل ۳ ترسیم شده است.



شکل ۳. ساختار شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش

(منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

محدوده‌های مورد مطالعه را ندارند، خروجی‌ها معمولاً دارای خطا هستند. میزان این خطا، با مقایسه نقشه‌های تولیدشده با واقعیت‌های زمینی مشخص می‌شود. برای انجام این مقایسه، روش‌های متفاوتی وجود دارد که از میان آن‌ها، در این پژوهش، روش‌های دقت کلی (OA)^۲ (رابطه ۵)، ضریب کاپا (K)^۳ (رابطه ۶) استفاده شد. علاوه بر این روش‌ها، دقت هر کلاس به صورت جداگانه با استفاده از دقت کاربر (UA)^۴ و تولیدکننده (PA)^۵ نیز برای تعیین توزیع مساوی خطا در بین طبقات و صحت طبقه‌بندی، مورد ارزیابی قرار گرفت. ماتریس خطا که امکان ارزیابی دقت UA و PA برای هر یک از کلاس‌های اطلاعات موجود در طبقه‌بندی را فراهم می‌کند، نیز محاسبه شد.

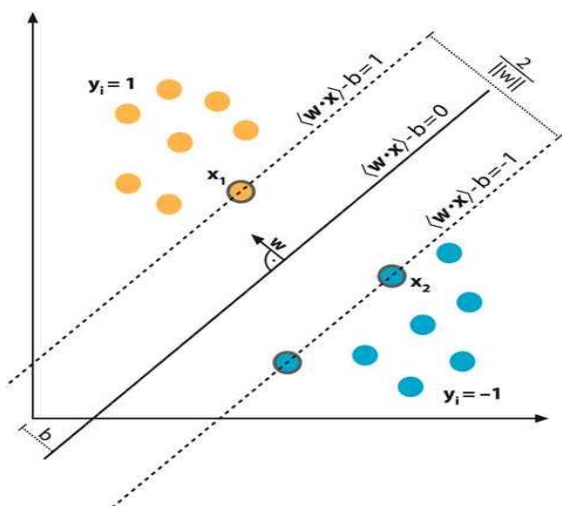
$$OA = \sum_{i=1}^k \frac{N_{ii}}{N} \quad (5)$$

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^q n_{ii} - \sum_{i=1}^q n_{Ri} n_{Ci}}{n^2 - \sum_{i=1}^q n_{Ri} n_{Ci}} \times 100 \quad (6)$$

انتخاب تعداد کافی از نمونه‌های آموزشی و صحت‌سنجی، برای طبقه‌بندی مناسب، امری ضروری است. نمونه‌ها به‌طور معمول از طریق برداشت‌های میدانی یا استفاده از عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا جمع‌آوری می‌شوند (Chatziantoniou و همکاران، ۲۰۱۷).

در این پژوهش، با توجه به تغییرات ایجادشده در سطح شهر نسبت به زمان تصویربرداری، امکان برداشت کامل نمونه‌ها به‌صورت میدانی وجود نداشت؛ به‌همین دلیل، از تصاویر Google Earth (مربوط به تاریخ

صفحات جداکننده زیادی می‌توان ترسیم کرد. مسأله اصلی، انتخاب بهترین صفحه است که به بهترین شکل داده‌های دو طبقه را از هم جدا کند. به این منظور، در این روش از مفهوم حاشیه طبقه‌بندی‌کننده^۱ (شکل ۴) استفاده می‌شود (صمدزادگان و همکاران، ۱۳۹۱). این حاشیه به گونه‌ای محاسبه می‌شود که تمام نمونه‌های کلاس +۱ در یک طرف مرز و تمام نمونه‌های کلاس -۱ در طرف دیگر مرز واقع شوند و مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای است که فاصله نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی هر دو کلاس از هم در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری تا جایی که ممکن است، حداکثر شود (مختاری و نجفی، ۱۳۹۴: ۳۸).



شکل ۴. بردارهای پشتیبان

(منبع: صمدزادگان و همکاران، ۱۳۹۱)

ارزیابی دقت

نقشه‌های موضوعی که از داده‌های سنجش از دور تولید می‌شوند، چه به صورت تفسیر چشمی و چه به صورت پردازش‌های رقومی، معمولاً از روش طبقه‌بندی تصویر به دست می‌آیند. به دلیل اینکه تمامی روش‌های مورد استفاده در این زمینه، توانایی تشخیص و تولید کامل

2 - Overall accuracy
3 - Kappa Coefficient
4 - User's Accuracy
5 - Producer's Accuracy

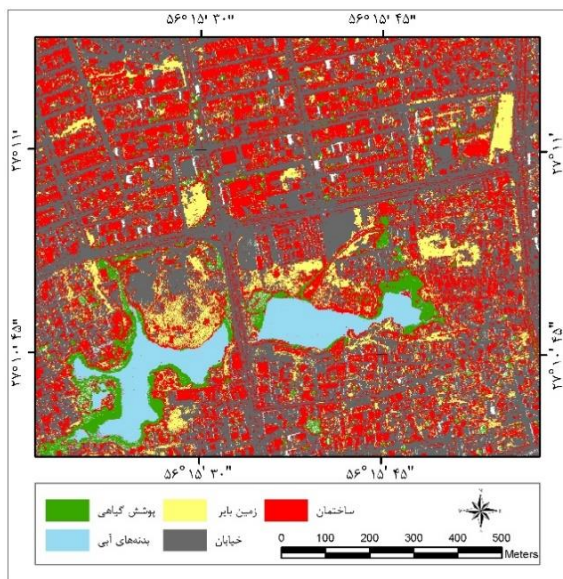
1 - Classifier margin

شناسایی عوارض شهری و طبقه بندی افزایش می یابد (شکل ۵).



شکل ۵. نمونه ای از سطوح شهری فیوژن شده (تصویر سمت چپ تصویر با قدرت تفکیک ۲ متر و تصویر سمت راست تصویر فیوژن شده با قدرت تفکیک نیم متر را نشان می دهد). (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

پس از انجام فیوژن، با تهیه نمونه های تعلیمی برای هر کاربری، طبقه بندی کاربری های موجود با استفاده از سه روش بیشترین شباهت، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان، انجام و سطوح مختلف شهری شامل کلاس های خیابان و ساختمان (به عنوان سطوح نفوذناپذیر) و بدنه آبی، زمین بایر و پوشش گیاهی (به عنوان سطوح نفوذپذیر) استخراج شدند (شکل ۶، شکل ۷ و شکل ۸).



شکل ۶. نقشه طبقه بندی الگوریتم بیشترین شباهت (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

برای برداشت نمونه های آموزشی و اعتبارسنجی هر سه روش استفاده شد. به این منظور و برای رسیدن به الگوی کلاس های پوشش زمین و رسیدن به یک مجموعه آماری که بیانگر الگوی طیفی پوشش زمینی در تصویر باشد، با توجه به تعداد باند مورد استفاده در طبقه بندی و همچنین مساحت و پراکنش هریک از کاربری های در نظر گرفته شده در منطقه مطالعاتی، تعداد ۳۴۵ نمونه به صورت تصادفی برداشت شد که از این نمونه ها، تعداد ۲۳۲ نمونه (۶۷ درصد)، برای آموزش و تعداد ۱۱۳ نمونه (۳۳ درصد)، برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شد (جدول ۲).

جدول ۲. تعداد نمونه های مورد استفاده

طبقه	آموزشی	صحت سنجی
پوشش گیاهی	۲۰	۷
بدنه آبی	۳۱	۹
زمین بایر	۲۹	۱۲
خیابان	۶۲	۳۷
ساختمان	۹۰	۴۸

(منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

یافته های تحقیق

بعد از انجام پیش پردازش های مورد نیاز بر روی تصویر، نسبت به ادغام یا فیوژن تصاویر چندطیفی با تصاویر پانکروماتیک (با قدرت تفکیک بالا) اقدام شد. این روش برای به دست آوردن تصاویر با قدرت تفکیک مناسب بسیار رایج است. ادغام این تصاویر سبب بهبود جزئیات مکانی و تشخیص عوارض می شود (باتا، ۲۰۱۷: ۷۳). فیوژن تصاویر به معنی ادغام تصاویر ماهواره ای است. هدف از انجام این عملیات ایجاد یک تصویر جدید با قابلیت تفکیک طیفی و مکانی بالاست. در این پژوهش، قدرت تفکیک مکانی تصویر نوری با استفاده از باند پانکروماتیک تصویر با انجام عملیات فیوژن به قدرت تفکیک ۰/۵ متر ارتقاء داده شده است. در قدرت تفکیک ایجاد شده، توانایی کاربر در جهت

ماتریس درصد خطاهای مربوط مطابق با روش‌های مختلف برای سطوح نفوذناپذیر و نفوذپذیر مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج محاسبه شد (جدول ۳).

جدول ۳. مقایسه دقت نتایج به تفکیک روش

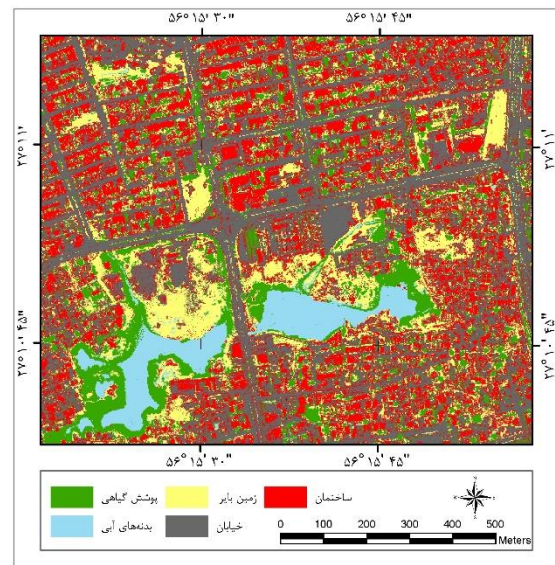
روش	کلاس‌ها	دقت تولید کننده	دقت کاربر	دقت کلی	ضریب کاپا
بیشترین شباهت	بدنه‌آبی	۹۹/۹	۹۹/۹	۹۹/۹	۰/۸۹
	زمین بایر	۹۷/۶	۸۶/۴	۸۶/۴	
	خیابان	۹۳/۲	۷۸/۹	۷۸/۹	
	پوشش گیاهی	۸۵/۵	۹۹/۹	۹۹/۹	
	ساختمان	۸۳/۳	۹۵/۵	۹۵/۵	
شبکه عصبی	بدنه‌آبی	۹۹/۹	۹۹/۹	۹۹/۹	۰/۹۰
	زمین بایر	۹۶/۹	۸۲/۷	۸۲/۷	
	خیابان	۸۸/۷	۸۰/۲	۸۰/۲	
	پوشش گیاهی	۹۹/۹	۹۵/۴	۹۵/۴	
	ساختمان	۸۳/۱	۹۳/۴	۹۳/۴	
ماشین بردار پشتیبان	بدنه‌آبی	۹۹/۹	۹۹/۹	۹۹/۹	۰/۹۳
	زمین بایر	۹۴/۷	۹۱/۵	۹۱/۵	
	خیابان	۹۳/۲	۸۲/۴	۸۲/۴	
	پوشش گیاهی	۹۹/۹	۹۵/۹	۹۵/۹	
	ساختمان	۸۷/۹	۹۴/۸	۹۴/۸	

(منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

مطابق با این جدول، نتایج روش‌های ارزیابی دقت تولیدکننده و کاربر، برای شناسایی پهنه‌های آبی در هریک از الگوریتم‌های مورد استفاده یکسان بود و این پهنه‌ها در منطقه مطالعاتی، تقریباً به صورت کامل شناسایی و به درستی طبقه‌بندی شدند.

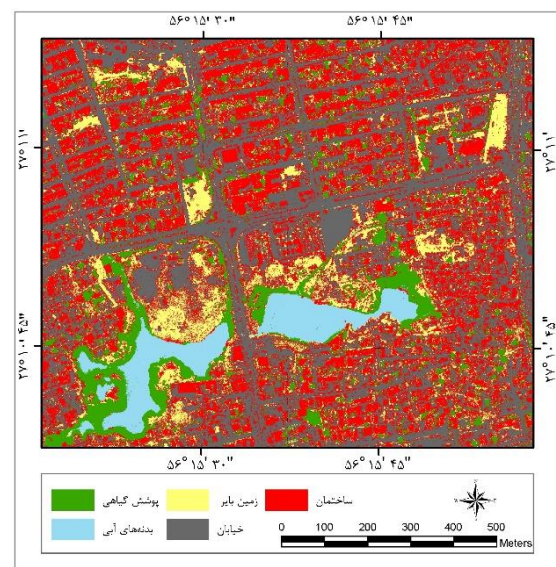
در شناسایی زمین‌های بایر، روش بیشترین شباهت با دقت تولیدکننده ۹۷/۶ درصد، دارای بهترین دقت بود و روش‌های شبکه عصبی (۹۶/۹ درصد) و ماشین بردار پشتیبان (۹۴/۷ درصد) در مرتبه بعدی قرار داشتند.

در شناسایی خیابان‌ها، روش ماشین بردار پشتیبان و بیشترین شباهت، دارای بالاترین دقت تولیدکننده بودند (۹۳/۲ درصد) و نسبت به روش شبکه عصبی بهتر توانستند این پهنه‌ها را شناسایی و طبقه‌بندی



شکل ۷. نقشه طبقه‌بندی الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

پس از طبقه‌بندی و به منظور ارزیابی نتایج، از روش‌های متداول در علم سنجش از دور شامل روش‌های دقت تولیدکننده، دقت کاربر، دقت کلی و ضریب کاپا استفاده شد.



شکل ۸. نقشه طبقه‌بندی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

برای بررسی بیشتر و مقایسه نتایج طبقه‌بندی هریک از کلاس‌های تولیدشده در روش‌های مورد استفاده،

در مقایسه نتایج ارزیابی به دست آمده برای روش های مورد استفاده در شناسایی پهنه های نفوذناپذیر، می توان گفت که روش ماشین بردار پشتیبان با داشتن دقت کلی ۹۴/۷ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۳، دارای بالاترین دقت و روش شبکه عصبی مصنوعی با دقت کلی ۹۳/۱ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۰، در رتبه دوم و روش بیشترین شباهت با دقت کلی ۹۲/۲ درصد و ضریب کاپا ۰/۸۹ در رتبه بعدی قرار گرفته است.

بحث و تحلیل

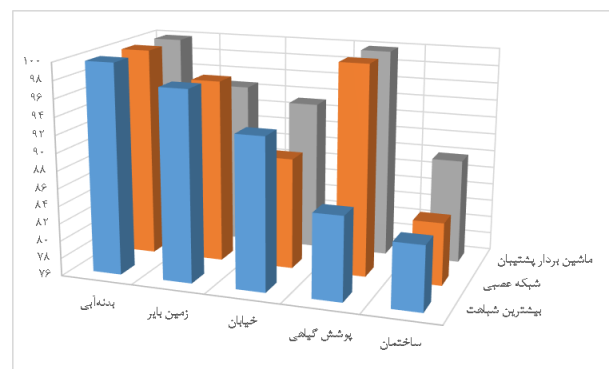
یافته های تحقیق در این پژوهش نشان داد که روش بیشترین شباهت در استخراج بعضی سطوح شهری همچون کلاس زمین بایر دارای دقت نسبتاً بالایی است و نتایج آن از دو روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان دقیق تر است. همچنین این روش در استخراج سطوح خیابان با روش ماشین بردار پشتیبان برابری می کند؛ اما در استخراج سطوح پوشش گیاهی نسبت به دو روش دیگر دارای صحت پایین تری بود. می توان گفت در روش بیشترین شباهت تغییرات کلاس ها در نظر گرفته می شود؛ ولی محاسبات آن وقت گیر است و فرض اصلی آن که نرمال بودن توزیع داده است، در مناطق شهری به علت پیچیدگی مناظر اغلب نقض می شود.

همان طور که بیان شد، در طبقه بندی ناپارامتری، فرض توزیع نرمال در مجموعه داده مورد نیاز نیست؛ بنابراین طبقه بندی های غیر پارامتری ممکن است نتایج بهتر را نسبت به طبقه بندی پارامتری در منظره های پیچیده شهری ارائه دهند.

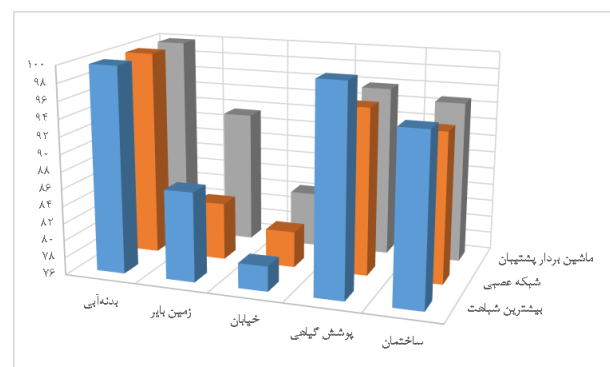
همان گونه که در نتایج صحت سنجی مشاهده شد، روش شبکه عصبی برای آشکارسازی پوشش گیاهی دارای بیشترین دقت بود که علت آن را می توان در آزاد بودن توزیع این روش جستجو کرد. در آشکارسازی زمین های بایر بعد از روش بیشترین شباهت در رتبه

کنند. از نظر دقت تولید کننده، شناسایی پهنه پوشش گیاهی در روش های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان نسبت به روش بیشترین شباهت نتایج بهتری را نشان داد؛ ولی در دقت کاربر، روش بیشترین شباهت دقت بالاتری داشت.

دقت تولید کننده برای کلاس ساختمان در هر سه روش کمتر از دقت کاربر بود و روش بیشترین شباهت نتایج بهتری در مقایسه با دو روش دیگر داشت (شکل های ۹ و ۱۰). با توجه به دقت های به دست آمده برای سطوح نفوذناپذیر شهری، می توان بیان کرد که طبقه ساختمان با دقت ۸۷/۹ درصد در روش ماشین بردار پشتیبان و طبقه خیابان با دقت ۹۳/۲ درصد در روش بیشترین شباهت، بهترین نتیجه را داشتند.



شکل ۹. مقایسه دقت تولید کننده به تفکیک کلاس های گوناگون در روش های مورد استفاده (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)



شکل ۱۰. مقایسه دقت کاربر به تفکیک کلاس های گوناگون در روش های مورد استفاده (منبع: نگارندگان، ۱۳۹۷)

ایجاد کرده است. اگرچه پهنه‌های شهری، به‌عنوان محدوده نفوذناپذیر، حدود ۲ درصد از سطح کره زمین را اشغال کرده است (Grubler, ۱۹۹۴)؛ ولی شواهد نشان می‌دهد که گسترش شهرها، چشم‌انداز طبیعی را دچار تغییرات زیادی کرده است. با افزایش این سطوح، مشکلاتی برای محیط شهری و پیرامون آن ایجاد می‌شود و به‌همین دلیل، شناخت دقیق و مطالعه این سطوح روزبه‌روز بیشتر احساس می‌شود؛ از این‌رو، می‌توان با استفاده از علم سنجش از دور و داده‌های سنجنده‌های مختلف که دارای قابلیت‌های بالایی برای مطالعه محدوده‌های شهری هستند، به‌عنوان یک علم نوین بهره برد تا به بررسی هرچه بهتر و دقیق‌تر این سطوح پرداخت. به این منظور، پژوهش حاضر با استفاده از تصویر سنجنده GeoEye سال ۲۰۰۹ شهر بندرعباس که به‌عنوان یکی از قطب‌های مهم اقتصادی کشور شناخته شده و در سال‌های اخیر رشد جمعیت و تراکم شهری آن روزبه‌روز فزونی یافته، سطوح مختلف شهری را با روش‌های مختلف طبقه‌بندی کرد. به این منظور، قسمت کوچکی از محدوده شهر بندرعباس که دارای کاربری‌های مختلف نفوذناپذیر و نفوذپذیر شهری بود، انتخاب شد. بعد از انجام پیش‌پردازش‌های موردنیاز روی تصویر نوری با استفاده از سه روش ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و بیشترین شباهت طبقه‌بندی کاربری‌های مختلف شهری انجام شد. به‌دلیل اینکه روش‌های منتج از نمونه‌برداری معمولاً در تشخیص کاربری‌های شهری، بدون خطا نیستند، میزان خطا با استفاده از مقایسه نقشه‌های خروجی با واقعیت زمینی و استخراج دقت کلی، ضریب‌کاپا، دقت کاربر و دقت تولیدشده تعیین شد. مقایسه نتایج عملکرد روش‌های مورد استفاده نشان داد که هر سه روش در تشخیص سطوح مختلف شهری دارای دقت مناسب هستند. با وجود این، روش ماشین بردار پشتیبان با صحت کلی ۹۴/۷ درصد دارای

بعدی قرار دارد که احتمالاً به این علت است که در روش بیشترین شباهت بر نرمال‌بودن داده‌ها تأکید دارد. در شناسایی خیابان نسبت به دو روش دیگر دارای کمترین دقت وجود داشت که علت آن همگرایی‌های تصادفی است که یکی از معایب این روش است. از جمله معایب دیگر این روش، کندبودن آن در مرحله آموزشی است، ولی در مرحله پس از مرحله تعلیمی سریع است.

در روش ماشین بردار پشتیبان شناسایی کلاس خیابان دارای دقت بالایی داشت که علت آن را می‌توان در واضح‌بودن حاشیه جداسازی جستجو کرد، همچنین این روش دارای کارایی بالا در فضاها با ابعاد بزرگ‌تر است. در کل هدف الگوریتم‌هایی همانند ماشین بردار پشتیبان، تشخیص و متمایز کردن الگوهای پیچیده در داده‌هاست. از جمله معایب این روش این است که زمانی که مجموعه داده‌ها بسیار بزرگ باشند، نیازمند زمان آموزش بسیار زیاد است و این روش به‌طور مستقیم تخمین‌های احتمالاتی را فراهم نمی‌کند.

در کل می‌توان گفت با وجود اینکه روش ماشین بردار پشتیبان دارای بیشترین دقت تولید شده است؛ اما با مشاهده و مقایسه دقت‌های تولیدشده در روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و بیشترین شباهت در کلاس‌های سطوح نفوذناپذیر (ساختمان و خیابان)، می‌توان بیان کرد که این دو روش نیز در برآورد صحیح این سطوح مناسب هستند؛ از این‌رو می‌توان بیان کرد که تفاوت‌هایی که در نتایج خروجی نقشه‌ها مشاهده می‌شود، به علت تفاوت‌های بنیادی در نوع روش مورد استفاده است.

نتیجه‌گیری و پیشنهاد

شهرنشینی را می‌توان به‌عنوان یکی از مهم‌ترین فعالیت‌های انسانی تلقی کرد که اثرات زیادی در محیط زیست در سطوح محلی، منطقه‌ای و جهانی

همان طور که بیان شد، روش های مختلف طبقه بندی، هر یک دارای نقاط ضعف و قوت خاص خود هستند و هیچ یک به تنهایی توانایی تشخیص کامل کاربری های مختلف مورد نظر را ندارند و هر خروجی داری مقداری خطاست؛ از این رو پیشنهاد می شود به منظور ارتقاء بیشتر صحت این روش ها، از روش های مختلف طبقه بندی که توانایی تلفیق نتایج مختلف را دارند، استفاده شود تا بتوان علاوه بر استفاده از نقاط قوت هر روش، به دقت و صحت های بالاتری دست یافت.

منابع

احمدی ندوشن، مژگان؛ سفیانیان، علیرضا؛ خواجه الدین، سید جمال الدین. (۱۳۸۸). تهیه نقشه پوشش اراضی اراک با استفاده از روش های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی و حداکثر احتمال، پژوهش های جغرافیای طبیعی دانشگاه تهران، شماره ۶۹، صص ۸۳-۹۸.

باتا، باسودب. (۲۰۱۷). روش های تحقیق در سنجش از دور. ترجمه علوی پناه، سید کاظم؛ امیدی پور، مرتضی؛ علوی پناه، سید صدرالدین. چاپ سوم، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

رسولی، علی اکبر. (۱۳۸۷). مبانی سنجش از دور کاربردی با تأکید بر پردازش تصاویر ماهواره ای، تبریز: انتشارات دانشگاه تبریز.

رضایی مقدم، محمد حسین؛ ولی زاده کامران، خلیل؛ اندریانی، صغری؛ الماس پور، فرهاد. (۱۳۹۴). مقایسه روش های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در استخراج نقشه های کاربری و پوشش اراضی با استفاده از تصاویر لندست ۸ (مطالعه موردی: حوضه صوفی چای)، نشریه علمی پژوهشی جغرافیا و برنامه ریزی دانشگاه تبریز، سال ۱۹، شماره ۵۲، صص ۱۶۳-۱۸۳.

زائری امیرانی، آزاده. (۱۳۸۹). آشکارسازی تغییرات سطوح نفوذناپذیر در محدوده کلان شهر اصفهان، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان.

زائری امیرانی، آزاده؛ سفیانیان، علیرضا. (۱۳۹۴). بررسی روند تغییرات سطوح نفوذناپذیر محدوده شهر اصفهان با استفاده از سنجش از دور. دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، فصلنامه علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، سال ۱۵، شماره ۵۲، صص ۱۷-۳۵.

بیشترین دقت بوده و پس از آن روش شبکه عصبی مصنوعی با ۹۳/۱ درصد و بیشترین شباهت با ۹۲/۲ درصد در رتبه های بعدی قرار گرفتند.

نتایج همچنین نشان می دهند که روش های طبقه بندی مورد استفاده در این پژوهش دقت لازم را برای استخراج کاربری های مختلف شهری را دارا هستند و با یافته های Zhang و همکاران (۲۰۱۶) که با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در جنوب شرقی چین و با ترکیب تصاویر نوری SPOT-5 و راداری Terra SAR-X ALOS PALSAR، به نقشه برداری سطح غیر قابل نفوذ شهری پرداختند و همچنین، پژوهش نجفی و همکاران (۱۳۹۶) که با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در حوزه چشمه کلیه-چالکرد و با تصاویر لندست ۸، به طبقه بندی اراضی اقدام کردند، همخوانی داشته و مؤید کارایی و عملکرد مناسب روش ماشین بردار پشتیبان در استخراج سطوح نفوذناپذیر شهری است. در خصوص مقایسه روش های مختلف طبقه بندی در این تحقیق، نتایج به دست آمده همانند پژوهش های قاسمیان و آخوندزاده هنزایی (۱۳۹۵)، مختاری و نجفی (۱۳۹۴) و رضایی مقدم و همکاران (۱۳۹۴)، نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان، دقت بهتری نسبت به روش شبکه عصبی دارد. همچنین، نتایج بهتر روش شبکه عصبی نسبت به روش بیشترین شباهت، با یافته های نیازی و همکاران (۱۳۸۹) و احمدی ندوشن و همکاران (۱۳۸۸) مطابقت دارد.

از نظر دقت، در مقایسه با پژوهش Kang و همکاران (۲۰۱۵) با دقت ۸۰/۰۳ درصد و Yang و He (۲۰۱۷) با دقت ۸۶/۹۹ درصد، این پژوهش در نقشه نهایی توانست به دقت بالاتری دست یابد؛ از این رو، پیشنهاد می شود به منظور مقایسه نتایج، سایر روش های باقی مانده عمومی و پیشرفته دیگر نیز اجرا شوند تا بتوان بهترین آن ها را در این زمینه انتخاب کرد و به کار گرفت.

- Chatziantoniou, A; Petropoulos, George P; Psomiadis, E. (2017). Co-Orbital Sentinel 1 and 2 for LULC Mapping with Emphasis on Wetlands in a Mediterranean Setting Based on Machine Learning. *Remote Sensing*. 9, 1259.
- Cranea, Mike; Xianb, George; McMahanb, Cory. (2005). Estimation of sub-pixel impervious surfaces using Landsat and aster imagery for assessing urban growth. *Ausgs national center for earth resources observation and science, Sioux Falls, SD 57198*.
- Grubler, A., 1994. Technology. In *changes in land use and land cover: A global perspective*. pp. 287-328. Cambridge University Press, Cambridge.
- Hurd, J.D.; Civco, D.L. (2004). Temporal Characterization of impervious surfaces for the State of Connecticut. In *Proceedings of the ASPRS Annual Conference, Denver, CO, USA, 23-28 May*.
- Kang, Min Jo; Mesev, Victor; Kim, Won Kyung. (2015) *Measurements of Impervious Surfaces. Korean Journal of Remote Sensing, Vol.31, No.4. pp.303~319*.
- Li, J.; Song, C.; Cao, L.; Zhu, F.; Meng, X.; Wu, J. (2011). Impacts of landscape structure on surface urban heat islands: A case study of Shanghai, China. *Remote Sens. Environ.* 115, 3249-3263
- Lin, C. T.; Lee, C. S. G. (1996). *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Lu, D.; Li, G.; Kuang, W.; Moran, E. (2014). Methods to extract impervious surface areas from satellite images. *Int. J. Digit. Earth* 2014, 7, 93-112.
- Mather, P.M., and Koch, M. (2011) *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction, Fourth Edition*, Wiley Blackwell, 504 pp.
- Richards, John A (2013) *Remote Sensing Digital Image Analysis, eBook, Fifth Edition*, Springer, 494 pp.
- Shao, Zhenfeng; Fu.Huyan; Fu, Peng; Yin, Li. (2016). Mapping Urban Impervious Surface by Fusing Optical and SAR Data at the Decision Level. *Remote sensing*, 1-21.
- United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2019). *World Population Prospects: The 2018 Revision (ST/ESA/SER.A/420)*. New York: United Nations.
- سرشماری نفوس و مسکن ۱۳۹۵، مرکز آمار ایران. <https://www.amar.org.ir>
- صمدزادگان، فرهاد؛ طبیب محمودی، فاطمه؛ بیگدلی، بهناز. (۱۳۹۱). ادغام داده‌ها در سنجش از دور مفاهیم و روش‌ها، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.
- مختاری، محمدحسین؛ نجفی، احمد. (۱۳۹۴). مقایسه روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در استخراج کاربری‌های اراضی از تصاویر ماهواره‌ای لندست TM. *مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان*. سال ۱۹، شماره ۷۲، صص ۳۵-۴۴.
- قاسمیان، نفیسه؛ آخوندزاده‌هنزائی، مهدی. (۱۳۹۵). مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری در شناسایی ابر در تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸. *نشریه علمی ترویجی مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی انجمن علمی مهندسی نقشه‌برداری و ژئوماتیک ایران*. دوره ۷، شماره ۴، صص ۴۹-۶۵.
- نجفی، احمد؛ عزیزی‌قلاتی، سارا؛ مختاری، محمد حسین. (۱۳۹۶). کاربرد ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه چشمه کلیه-چالکرو. *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز*، سال ۸، شماره ۱۵، صص ۹۲-۱۰۱.
- نیازی، یعقوب؛ اختصاصی، محمدرضا؛ ملکی‌نژاد، حسین؛ حسینی؛ سیدزین‌العابدین. (۱۳۸۹). مقایسه دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شبکه عصبی مصنوعی در استخراج نقشه کاربری اراضی (مطالعه موردی: حوزه سد ایلام). *فصلنامه جغرافیا و توسعه دانشگاه سیستان و بلوچستان*. شماره ۲۰، صص ۱۱۹-۱۳۲.
- Arnold, C.A, Jr. and Gibbons, C.J., (1996). Impervious surface coverage: the emergence of a key urban environmental indicator. *Journal of the American Planning Association*, 62 (2), pp. 243-258.
- Brabec, E.; Schulte, S.; Richards, P.L. (2002). Impervious Surfaces and Water Quality: A Review of Current Literature and Its Implications for Watershed Planning. *J. Plan. Lit.* 16, 499-514.
- Brandt, Tso; Paul M., Mather. (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*, 2nd edition, CRC Press.

- Weng, Qihao. (2012). Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods and trends. *Remote Sensing of Environment* 117 .34–49.
- Wu, C., (2009). Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. *Int. J. Remote Sens.* 30, 2915–2932.
- Yang, Jian; He, Yuhong. (2017). Automated mapping of impervious surfaces in urban and suburban areas: Linear spectral unmixing of high spatial resolution imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 53-64.
- Yang, Jian; Li, Peijun. (2015). Impervious surface extraction in urban areas from high spatial resolution imagery using linear spectral unmixing. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 61-71.
- Zhang, Hongsheng; Lina, Hui; Li, Yu; Zhang, Yuanzhi; Fang, Chao Yang. 2016. Mapping impervious surfaces with the integrated use of Landsat Thematic Mapper and radar data: A case study in an urban–rural landscape. *Landscape and Urban Planning*, 4812-4815.
- Zhang, L.; Weng, Q. (2016). Annual dynamics of impervious surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, using time series Landsat imagery. *ISPRS J. Photogram. Remote Sens.* 113, 86–96.