

## ادغام خصیصه‌های اجتماعی - اقتصادی و سنجش ازدوری به منظور مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج

شهربانو اسماعیلی<sup>۱</sup>، علی شمس‌الدینی<sup>۲\*</sup>

۱- کارشناس ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران  
۲- استادیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

پذیرش: ۹۸/۱/۲۶

دریافت: ۹۷/۶/۲۴

### چکیده

در تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر معمولاً عوامل اقتصادی - اجتماعی به دلیل عدم دسترسی به این داده‌ها نادیده گرفته می‌شوند. به همین دلیل در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهرها تاکنون بر ایجاد لایه‌های اطلاعاتی از این نوع داده‌ها کمتر کار شده است. این مطالعه با هدف معرفی روشی کارا به منظور ایجاد لایه‌های اطلاعاتی برای داده‌های اقتصادی - اجتماعی و استفاده از این لایه‌های اطلاعاتی در کنار لایه‌های اطلاعاتی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست و اطلاعات پیمایش زمینی به منظور مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج انجام شد. بدین منظور پس از ایجاد لایه‌های اطلاعاتی مختلف با اهمیت‌ترین متغیرهای مؤثر در رشد شهری با روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی تعیین گردید و سپس مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج برای سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ با استفاده از روش‌های رگرسیون لجستیک چند متغیره، پرسپترون چندلایه و روش نقشه خود سازمان‌دهنده انجام شد. نتایج نشان داد که استفاده از با اهمیت‌ترین متغیرهای مؤثر به عنوان ورودی در روش نقشه خود سازمان‌دهنده با دقت کلی ۸۴،۴۷، کاپا ۶۸،۹۳، ROC برابر با ۹۰،۷۲، FOM برابر با ۴۳،۹۸ و PCM برابر با ۸۴،۴۷ از عملکرد بهتری برخوردار بود، همچنین استفاده از خصیصه‌های اجتماعی - اقتصادی پیشنهاد شده در این تحقیق در کنار داده‌های سنجش از دور می‌تواند به ارتقا عملکرد روش پیش‌بینی



کننده کمک نماید. سرانجام با استفاده از سلول‌های خودکار پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال‌های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ انجام گردید.

**کلیدواژگان:** انتخاب ویژگی، مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر، رگرسیون لجستیک، پرسپترون چندلایه، نقشه خود سازمان‌دهنده.

### ۱- مقدمه

مناطق شهری کمتر از ۱٪ از سطح زمین را تشکیل می‌دهند و این در حالی است که بیش از ۹۰٪ اقتصاد جهانی و ۵۰٪ جمعیت جهان را به خود اختصاص داده‌اند (اشنایدر، ۲۰۱۰). صندوق جمعیت سازمان ملل متحد پیش‌بینی نموده است که جمعیت شهری جهان از ۲,۰۴۸ میلیارد نفر در سال ۲۰۰۰ به ۳,۹۹۱ میلیارد نفر در سال ۲۰۳۰ خواهد رسید (صندوق جمعیت سازمان ملل متحد، ۲۰۰۷). در نتیجه جمعیت جهان در حال انتقال از جامعه روستایی به جامعه شهری است. با توجه به نرخ رشد پدیده جهانی شهرنشینی پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰ بیش از ۶۰٪ و ۷۲٪ در سال ۲۰۵۰ از مناطق قابل سکونت در سطح جهان را مناطق شهری تشکیل دهند (ویبل، ۱۹۹۵). گسترش سریع شهرها باعث پیدایش مسائلی همچون مهاجرت، حومه‌نشینی، ترافیک و آلودگی محیط زیست شده است. رشد و توسعه نامتوازن شهر باعث تخریب فضاهای پیرامون شده و خسارات جبران‌ناپذیری بر سرزمین و مناطق اطراف آن وارد می‌نماید و موجب می‌شود شهر به صورت پراکنده رشد نماید. رشد نامتوازن فیزیکی شهر در کشورهای در حال توسعه معضلات و مشکلاتی برای شهرها و ساکنان آن به وجود آورده است. امروزه الگوی توسعه فیزیکی شهرها در ایران به الگوی رشد پراکنده مبدل شده است. ایران به عنوان کشوری در حال توسعه شاهد روند روبه رشد شهرنشینی در بیشتر شهرهای خود است. این امر در چند شهر بزرگ مانند تهران، مشهد، تبریز، اصفهان، کرج و شیراز در حال وقوع است (خوش‌گفتار و همکاران، ۱۳۸۹).

مشخصاً اطلاع از میزان و نحوه رشد فیزیکی شهرها می‌تواند برنامه‌ریزان شهری را به منظور مدیریت بهتر منابع و نواحی شهری کمک نماید. مهم‌ترین هدف مدل‌سازی با استفاده از عوامل تأثیرگذار در رشد شهری کمک به مدیران و کارشناسان شهری در فرآیند برنامه‌ریزی و تدوین و بررسی سیاست‌های شهری می‌باشد. مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر

می‌تواند چشم‌اندازی از آینده شهر در اختیار مدیران و برنامه‌ریزان شهری قرار دهد تا تغییرات اساسی و مهمی در تصمیم‌گیری‌های شهری اعمال نمایند. رشد فیزیکی شهر تحت تأثیر عواملی چون عوامل طبیعی، محیطی، نزدیکی به مناطق پرجمعیت و عوامل اجتماعی - اقتصادی قرار دارد. متأسفانه به دلیل عدم بررسی و ارزیابی اهمیت عوامل تأثیرگذار در رشد فیزیکی شهر، مشکلات عدیده‌ای در امر برنامه‌ریزی و کنترل رشد شهری ایجاد می‌گردد.

انتخاب متغیرهای تأثیرگذار در پیش‌بینی رشد شهری اطلاعات مفید و مهمی در درک مطلوب عملکرد تغییرات کاربری اراضی در اختیار کاربر قرار می‌دهد و همچنین می‌تواند موجب تطابق مدل‌های پیش‌بینی با واقعیت شود (واسک و همکاران، ۲۰۱۰). در مطالعات گذشته متغیرهای مختلفی به منظور پیش‌بینی رشد فیزیکی شهرها مورد استفاده قرار گرفته است که از آن جمله می‌توان به متغیرهایی نظیر شیب زمین، ارتفاع زمین، فاصله از راه، فاصله از رودخانه و غیره اشاره نمود (لی و گانگ، ۲۰۱۶). از دیرباز مسائل اجتماعی و اقتصادی در رشد شهری نقش بسیار مهمی را ایفا کرده است (سان و همکاران، ۲۰۱۳). این درحالی است که در مطالعات گذشته کمتر به نقش مسائل اجتماعی - اقتصادی در توسعه فیزیکی شهرها پرداخته شده است. به منظور به دست آوردن درک بهتر از عملکرد عوامل تأثیرگذار در رشد شهری محققان روش‌های مدل‌سازی و شبیه‌سازی متفاوتی را به خدمت می‌گیرند.

عوامل ایجادکننده شهر را نمی‌توان به طور تجربی در روند رشد شهری تجزیه و تحلیل نمود، بلکه این امر نیاز به روش‌های شبیه‌سازی جهت مدل‌سازی‌های پیچیده و دینامیکی رشد شهری دارد (ژوا و مورایاما، ۲۰۱۱). از مدل‌ها می‌توان در تجزیه و تحلیل عوامل مؤثر در رشد فیزیکی شهر استفاده نمود و میزان و نحوه تحول فیزیکی شهر را تعیین نمود. مدل‌سازی با روش‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی در مطالعات شهری مورد نیاز و ضروری است، زیرا شهر عملکردی فعال و پویا دارد و لازم است روابط بین متغیرهای مؤثر رشد شهری به منظور تجزیه و تحلیل درک الگوهای رشد فیزیکی شهر مورد بررسی قرار گیرند (عبداللهی و پرادهان، ۲۰۱۷). با پیشرفت سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی می‌توان عوامل مؤثر در رشد شهری را با استفاده از این علوم مورد ارزیابی و بررسی قرار داد.

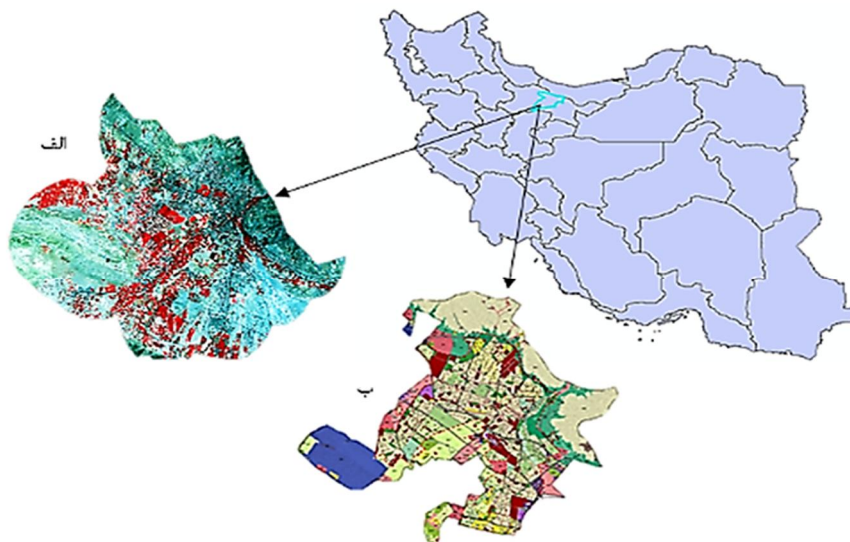
محققین مسائل شهری با تعریف بهترین الگوریتم هوشمند براساس با اهمیت‌ترین متغیرهای مؤثر و اجرای آن در بستر زمان قادر خواهند بود، گسترش مکانی اراضی شهری در آینده را پیش‌بینی کرده و به درجه نسبتاً مطلوبی از انطباق با واقعیت دست یابند. در این



راستا انتخاب نوع مدل‌ها باید با دقت و حساسیت زیادی انجام پذیرد، زیرا اطلاعات حاصل شده به برنامه‌ریزان کمک می‌کند از اثرات جبران‌ناپذیر رشد پراکنده شهری جلوگیری و براساس الگوهای رشد شهری به بهینه‌سازی و تخصیص خدمات شهری بپردازند (ثابت سروستانی و همکاران، ۲۰۱۱). در تجزیه و تحلیل مسائل شهری روش‌هایی مانند رگرسیون و پرسپترون چند لایه به طور گسترده استفاده می‌شوند، اما روش شبکه عصبی نقشه خود سازمان‌دهنده در مطالعات شهری چندان مورد توجه قرار نگرفته است (هو و ونگ، ۲۰۰۹). با توجه به نوع عملکرد نقشه خود سازمان‌دهنده، استفاده از این روش در تجزیه و تحلیل مسائل شهری توصیه شده است (بل و همکاران، ۲۰۱۱). با توجه به مطالب فوق، هدف کلی این مطالعه ارائه روشی کارآمد به منظور ایجاد لایه‌های اجتماعی-اقتصادی است تا از آن‌ها به همراه اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست و اطلاعات پیمایش زمینی در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج استفاده گردد. به همین منظور با استفاده از روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی، با اهمیت‌ترین عوامل مؤثر در رشد فیزیکی شهر کرج تعیین می‌شود تا با استفاده از روش‌های رگرسیون لجستیک چند متغیره، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی نقشه خود سازمان‌دهنده مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج انجام گردد و قابلیت این روش‌های مدل‌سازی مورد ارزیابی قرار گیرد.

## ۲- منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق محدوده منطقه مورد مطالعه شهر کرج و شعاع ۵ کیلومتری اطراف آن است. شهر کرج مرکز استان البرز در  $35^{\circ} 47'$  عرض شمالی و  $50^{\circ} 56'$  طول شرقی واقع شده است. کرج شهری کوهپایه‌ای در ایران است که در دامنه رشته‌کوه‌های البرز قرار دارد. این شهر در ۴۶ کیلومتری تهران در کرانه غربی رود کرج و در دامنه جنوبی رشته کوه البرز گسترده شده است، همچنین از شمال به استان مازندران، از شرق به شهرستان تهران، از جنوب به شهرستان شهریار و استان مرکزی و از غرب به شهرستان ساوجبلاغ و استان قزوین محدود است. شهر کرج پس از تهران به عنوان یکی از کلانشهرهای بزرگ ایران محسوب می‌شود. این شهر پس از شهرهای تهران، مشهد و اصفهان به عنوان چهارمین شهر پرجمعیت ایران به شمار می‌رود. شکل ۱ منطقه مورد مطالعه را بر تصویر رنگی کاذب لندست ۷- نشان می‌دهد.



شکل ۱ الف - ترکیب رنگی کاذب حاصل از باندهای ۴،۳،۲ تصویر ماهواره‌ای لندست-۷ اخذ شده در ماه جولای ۲۰۰۰، ب - نقشه‌ای از موقعیت شهر کرج

منبع نقشه شهرداری کرج

### ۳- مواد و روش‌ها

در این تحقیق از اطلاعات استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای لندست و داده‌های پیمایش شده زمینی به عنوان داده‌های ورودی در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج استفاده گردید. اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره لندست به منظور نظارت بر مناطق پرجمعیت به خصوص در کشورهای درحال توسعه جهان بسیار کاربردی و اساسی است و به طور گسترده‌ای در تجزیه و تحلیل‌های رشد شهری استفاده می‌شود (جت و همکاران، ۲۰۰۸). استخراج نوع پوشش زمین/ کاربری زمین از کاربردهای رایج تصاویر سنجش از دور است (لو و کول، ۲۰۰۴). به منظور تعیین رشد شهری در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ و تعیین عوامل مؤثر بر رشد شهری کرج به منظور پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال‌های آتی، ابتدا تغییرات فیزیکی شهر کرج در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ تعیین گردید. سپس متغیرهای مختلف مؤثر بر رشد شهری به صورت لایه‌های اطلاعاتی مختلف تهیه گردید و با استفاده از روش جنگل تصادفی مهم‌ترین لایه‌های تأثیرگذار بر رشد شهری تعیین شد. سرانجام با استفاده از لایه‌های انتخاب شده مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج در سال ۲۰۱۰ انجام گردید، پس از آن با استفاده از روش‌های



اعتبارسنجی مورد مطالعه در این تحقیق بهترین نقشه‌ای تولید گردیده به منظور پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر تعیین گردید. سپس با استفاده از روش سلول‌های خودکار و نقشه تغییرات محدوده شهری کرج سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰، نقشه رشد فیزیکی شهر کرج برای سال‌های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ تهیه شد.

### ۳-۱- آشکارسازی تغییرات کاربری زمین

آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی شامل فرآیندهای شناسایی تغییرات رخ داده در نوع کاربری و پوشش زمین در یک فاصله زمانی مشخص است که پس از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، استخراج تغییرات کاربری اراضی در هر پیکسل به صورت دودویی (باینری) مشخص می‌گردد (کوپین و همکاران، ۲۰۰۴). در سه دهه گذشته روش‌های متنوعی به منظور تشخیص تغییرات کاربری اراضی/ پوشش زمین با استفاده از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با سری زمانی متفاوت گسترش یافته است که از آن جمله می‌توان به روش‌هایی مانند تفریق تصاویر<sup>۱</sup>، نسبت تصاویر<sup>۲</sup>، رگرسیون تصاویر، آنالیز تغییرات برداری<sup>۳</sup>، روش آماری جنگل تصادفی<sup>۴</sup>، الگوریتم مارکوف<sup>۵</sup> و غیره اشاره نمود (لیو و همکاران، ۲۰۱۵؛ یتگین، ۲۰۱۲). آشکارسازی تغییرات کاربری زمین/ پوشش زمین در دو دوره زمانی متفاوت اطلاعات مهمی را در روند رشد و توسعه فیزیکی شهر می‌دهد که می‌تواند در پیش‌بینی رشد فیزیکی شهری کارآمد باشد. تفریق تصاویر معمولاً در تصاویر چند زمانه به منظور آشکارسازی تغییرات کاربری زمین/ پوشش زمین در دو زمان متفاوت انجام می‌شود (اوپینگ و همکاران، ۲۰۰۲). در این مطالعه از روش آشکارسازی تغییرات پس از طبقه‌بندی<sup>۶</sup> به منظور آشکارسازی تغییرات کاربری زمین استفاده گردید. در این تحقیق از تصاویر سنجنده‌های TM و ETM+ ماهواره لندست سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ جهت تهیه نقشه‌های پوشش زمین شهر کرج و بخشی از حومه‌ای آن شهر استفاده گردید. به همین منظور ۴ کلاس شهری و حومه شامل کلاس مناطق ساخته شده، کلاس زمین‌های بایر، کلاس زمین‌های کشاورزی، باغ‌ها و فضای سبز و کلاس آب به منظور طبقه‌بندی در نظر گرفته شد. سپس با استفاده از لایه‌های ورودی شامل شاخص فاصله از زمین‌های کشاورزی دارای پوشش گیاهی، حداقل دمای روشنایی، شاخص فاصله از مناطق ساخته شده، شاخص بافتی میانگین، ۶

1. Image Subtraction
2. Ratio Image
3. Change Vector Analysis (CVA)
4. Random Forest
5. Markov Chain
6. Post Classification Change Detection Method

باند طیفی، حداکثر دمای روشنایی و دمای روشنایی و با به کارگیری الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان با هسته تابع پایه شعاعی (شمس‌الدینی و اسماعیلی، ۱۳۹۶)، طبقه‌بندی تصاویر سنجنده‌های TM و ETM+ ماهواره لندست برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ انجام گردید. نقشه کاربری زمین/ پوشش زمین تهیه شده برای سال ۲۰۰۰ با توجه به موجود بودن نقشه کاربری اراضی منطقه اعتبارسنجی شد و صحت کلی ۹۸/۸۱ و ضریب کاپا ۹۸/۲۵ برای آن به دست آمد (شمس‌الدینی و اسماعیلی، ۱۳۹۶). کلی بودن کلاس‌های انتخاب شده و نیز استفاده از خصیصه‌های مناسب که ترکیبی از خصیصه‌های طیفی، بافتی، حرارتی و مکانی بودند می‌تواند مهم‌ترین دلیل دستیابی به این صحت بالا باشد (شمس‌الدینی و اسماعیلی، ۱۳۹۶)؛ بر همین اساس و با توجه به استفاده از روشی یکسان به منظور طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ می‌توان اطمینان داشت که صحتی مطلوب برای طبقه‌بندی این تصاویر نیز به دست آمده است. پس از تهیه نقشه کاربری زمین برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ با استفاده از تفریق تصاویر نقشه تغییرات کاربری اراضی به صورت دودویی (باینری) استخراج گردید.

### ۳-۲- استخراج لایه‌های اطلاعاتی

اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست حاصل طبقه‌بندی تصاویر سنجنده‌های TM و ETM+ سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ شامل لایه‌های اطلاعاتی تراکم زمین‌های کشاورزی با اندازه پنجره ۷×۷، تراکم زمین‌های بایر با اندازه پنجره ۷×۷، تراکم مناطق ساخته شده با اندازه پنجره ۷×۷، فاصله از شهر کرج و فاصله از شهرهای اطراف شهر کرج است (هو و لو، ۲۰۰۷). لایه‌های شیب و جهت شیب از مدل ارتفاعی رقومی<sup>۱</sup> سنجنده استر<sup>۲</sup> با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر برای منطقه مورد مطالعه به دست آمد. به منظور تولید شاخص شیب<sup>۳</sup> از پنجره‌ای با اندازه ۷×۷ از نقشه شیب منطقه مورد مطالعه استفاده گردید. در این روش محدوده‌ای مربعی شکل با اندازه ۷×۷ پیکسل در نظر گرفته شد. سپس مقادیر شیب تمامی این پیکسل‌ها بایکدیگر جمع گردیدند و حاصل جمع به عنوان یک مقدار برای پیکسل مرکزی این پنجره ۷×۷ قرار داده شد. لایه‌های فاصله از کوه البرز، فاصله از مترو، فاصله از راه‌های اصلی، فاصله از رودخانه کرج، فاصله از کارخانه با استفاده از گوگل ارث و نقشه کاربری اراضی با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ استخراج

1. Digital Elevation Model (DEM)  
2. ASTER  
3. Slope Index



گردید. لایه دمای روشنایی مطابق فرمول (۱) از باندهای حرارتی ماهواره‌ای لندست ETM+ تولید گردید (لی و همکاران، ۲۰۰۴).

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_A} + 1\right)} \quad (1)$$

در این رابطه دمای روشنایی برای بالای اتمسفر برحسب درجه کلون به دست می‌آید.  $k_1$  و  $k_2$  ضریب کالیبراسیون که مقادیر آن در جدول ۱ برای باند حرارتی تصاویر لندست ETM+ TM مشخص شده است (چندر و همکاران، ۲۰۰۹).

جدول ۱ ضرایب کالیبراسیون دمای روشنایی سنجنده ETM+

K2	K1	ضریب کالیبراسیون
۱۲۸۲/۷۱	۶۶۶/۰۹	L7 - ETM+B6

لایه تراکم پوشش گیاهی (تفاضل شاخص گیاهی نرمال شده<sup>۱</sup>) با استفاده از باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک استخراج گردید (بهندری و همکاران، ۲۰۱۲). داده‌های پیمایش زمینی شامل داده‌های جمعیت، مهاجرت، باسواد، بیسواد، بیکار و شاغل است که از مرکز آمار ایران به تفکیک هر شهرستان و منطقه شهری کرج اخذ گردیدند. به منظور تولید لایه‌های اجتماعی-اقتصادی ابتدا دو دسته لایه اطلاعاتی برای هر یک از متغیرهای اجتماعی-اقتصادی تهیه گردید. به عنوان مثال برای هر منطقه شهری کرج میزان جمعیت سرشماری شده برای سال ۲۰۰۰ به عنوان یک لایه و نسبت جمعیت این منطقه به مساحت همان منطقه شهری به عنوان یک لایه دیگر با عنوان تراکم جمعیت به دست آمد. سپس مقادیر هر متغیر برای مناطق مختلف شهری کرج به صورت اعداد بین صفر تا ۱ به شکل فازی تبدیل گردید. بدین ترتیب لایه‌های اطلاعاتی مختلف شامل تراکم جمعیت، جمعیت، تراکم مهاجرت، تراکم باسواد، تراکم بیسواد، تراکم بیکار و تراکم شاغل به دست آمد. در گام بعد به منظور ارزش‌دهی به گریدهای اطراف مناطق شهری، فاصله اقلیدسی هر گرید از نزدیک‌ترین منطقه شهری به دست آمد و این فاصله در مقدار فازی آن منطقه شهری برای هر متغیر اجتماعی-اقتصادی

1. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)



ضرب شد و بدین ترتیب لایه‌های متغیرهای اجتماعی-اقتصادی حاصل گردید. در مجموع ۲۳ متغیر شامل متغیرهای مستخرج از داده‌های سنجش از دور و متغیرهای حاصل از پیمایش زمینی شامل لایه‌های اجتماعی-اقتصادی به منظور مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج تهیه گردید (جدول ۲).

جدول ۲ لایه‌های اطلاعاتی استفاده شده در این مقاله

متغیرهای بیوفیزیکی	متغیرهای همسایگی	متغیرهای فاصله	متغیرهای اجتماعی - اقتصادی
شیب	تراکم زمین‌های کشاورزی و باغ‌ها (۷×۷)	فاصله از شهرهای اطراف	جمعیت
شاخص شیب (۷×۷)	تراکم زمین‌های بایر (۷×۷)	فاصله از شهر کرج	تراکم جمعیت
جهت شیب	تراکم مناطق ساخته شده (۷×۷)	فاصله از کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی	مهاجرت
دمای روشنایی	-----	فاصله از کوه البرز	تراکم مهاجرت
-----	-----	فاصله از رودخانه	تراکم باسواد
-----	-----	فاصله از مترو	تراکم بیسواد
-----	-----	فاصله از راه‌های اصلی	تراکم شاغل
-----	-----	-----	تراکم بیکار

### ۲-۳- انتخاب ویژگی متغیرهای مؤثر در رشد فیزیکی شهر

هدف از انتخاب ویژگی کاهش تعداد خصیصه‌ها و تمرکز بر خصیصه‌های با اهمیت و مهم به منظور بهبود دقت و عملکرد مدل‌های پیش‌بینی است (رودریگز- گالیانو و همکاران، ۲۰۱۸). روش‌های زیادی به منظور تعیین خصیصه‌های مهم تاکنون ارائه شده است که در این میان روش جنگل تصادفی<sup>۱</sup> دارای ویژگی‌هایی مانند خطای تعمیم<sup>۲</sup> پایین و انجام محاسبات با داده‌های زیاد در کوتاه‌ترین زمان است (میشلتی و همکاران، ۲۰۱۴). یکی از مهم‌ترین خصوصیات این روش انتخاب ویژگی تعیین اهمیت متغیرها می‌باشد. تعیین اهمیت متغیر با روش جنگل تصادفی نشانگر توانایی پیش‌بینی هر متغیر در مدل‌سازی است (احمدلو و همکاران، ۲۰۱۶). از این‌رو در این تحقیق به منظور استخراج مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در رشد

1. Random Forest
2. Overfitting



شهری از روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی استفاده گردید. دو پارامتر شامل تعداد درختان و نیز تعداد متغیرهایی که در هریک از گره‌ها باید مورد استفاده قرار گیرند، در زمان استفاده از روش جنگل تصادفی باید تنظیم شوند. به طور معمول تعداد درختان ۵۰۰ و تعداد متغیرها در هر یک از گره‌ها برابر با جذر مربع تعداد خصیصه‌های ورودی در طبقه‌بندی است، اما بهتر است تعداد درختان و تعداد متغیرهای مورد استفاده در هر گره به منظور بهینه نمودن عملکرد جنگل تصادفی در انتخاب ویژگی تنظیم گردد (رودریگز-گالیانو و همکاران، ۲۰۱۸). به همین دلیل در این تحقیق به منظور تعیین تعداد درخت مناسب برای مدل‌سازی، تعداد درخت ۱۵۰۰ و ۱۰۰۰، ۵۰۰ بررسی شدند و در تنظیم تعداد متغیرهایی که در هر گره باید مورد استفاده قرار گیرند، با توجه به جذر تعداد کل متغیرها اعداد ۴ تا ۶ مورد بررسی قرار گرفت تا مقادیر بهینه برای این دو پارامتر تعیین گردد.

#### ۴-۳- مدل‌سازی

مدل‌سازی می‌تواند درک بهتری از عوامل تأثیرگذار محیطی و اجتماعی-اقتصادی در رشد فیزیکی شهر را ارائه دهد (باتیسانی و یارنال، ۲۰۰۹). تجزیه و تحلیل‌های شهری موجب آشکار نمودن شرایط کنونی یک شهر می‌شود. در مطالعات برنامه‌ریزی شهری به منظور مدیریت و کنترل عوامل تأثیرگذار در رشد فیزیکی شهر به روش‌های مدل‌سازی نیاز است (ازتورک، ۲۰۱۵). در این تحقیق به منظور مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج در سال ۲۰۱۰ از روش‌های رگرسیون چند متغیره لجستیک و شبکه عصبی شامل پرسپترون چند لایه و نقشه خود سازمان‌دهنده استفاده گردید. پس از مقایسه دقت و عملکرد روش‌های مدل‌سازی، بهترین نقشه تولید شده برای سال ۲۰۱۰ به همراه نقشه تغییرات کاربری سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ به منظور پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال‌های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ با استفاده از سلول‌های خودکار استفاده گردید. در این مطالعه از نرم‌افزار برنامه‌نویسی و محاسبات آماری R (گروه اصلی توسعه R<sup>۱</sup>، ۲۰۱۶) برای انتخاب خصیصه‌های مهم با روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی و مدل‌سازی با روش‌های رگرسیون لجستیک چند متغیره، پرسپترون چندلایه و نقشه خود سازمان‌دهنده استفاده گردید.

### ۳-۴-۱- رگرسیون چند متغیره لجستیک

رگرسیون لجستیک<sup>۱</sup> در مدل‌سازی به توصیف رابطه بین یک متغیر وابسته باینری (Y) و چند متغیر وابسته مستقل (X) می‌پردازد (الکوراچی و همکاران، ۲۰۱۶). این روش تحلیل آماری روشی خطی است که نتایج مدل‌های پیش‌بینی در آن دودویی (باینری) است، یعنی عدم حضور یا حضور متغیر (۰ و ۱) و بر این اساس احتمال وقوع پدیده را بررسی می‌نماید (پرادهان، ۲۰۱۰). رگرسیون چند متغیره لجستیک یکی از محبوب‌ترین روش‌ها در استفاده از روابط خصیصه در مدل‌های پیش‌بینی و مطالعات شهری است (همان). مزیت این مدل بر سایر مدل‌های رگرسیون خطی در مطالعات شهری، توانایی آن در برآورد احتمالات شهری از یک پارامتر مجزا پاسخ<sup>۲</sup> است (رینو و گوتزک، ۲۰۱۵). معادله خطی رگرسیون لجستیک در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر به صورت رابطه (۲) است.

$$\text{logit}(y) - \log\left(\frac{y}{1-y}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (2)$$

y احتمال تبدیل شدن یک پیکسل به منطقه شهری،  $x_n$  متغیر مستقل یا همان نیروی محرکه در تبدیل شدن یک پیکسل به منطقه شهری،  $\beta_0$  ضریب رهگیری،  $\beta_n$  ضریب متغیر  $x_n$ ، و  $\varepsilon$  خطای تصادفی است (الگوراچی و همکاران، ۲۰۱۶).

### ۳-۴-۲- پرسپترون چند لایه

پرسپترون چند لایه<sup>۳</sup> یک شبکه عصبی پس انتشار<sup>۴</sup> است. پرسپترون چند لایه دارای معماری متصل به هم است، یعنی نورون در هر لایه به نورون‌های همسایه متصل می‌شود (ازترک، ۲۰۱۵). پرسپترون چند لایه شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. لایه ورودی داده‌ها را انتقال می‌دهد، لایه پنهان مسئول یادگیری شبکه از طریق پیوندهای وزن‌دار بین لایه‌هاست و لایه خروجی حالت آتی (احتمال رشد فیزیکی شهر) را نشان می‌دهد (پارک و همکاران، ۲۰۱۱؛ مایتانی، ۲۰۰۹). اگر نورون ورودی  $\hat{I}$  و نورون بعدی  $\hat{J}$  باشد؛ بنابراین وزن نورون ورودی ( $net_j$ ) از نورون  $\hat{I}$  دریافت می‌شود که به صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

1. Logistic Regression
2. Distinct Response Factor
3. Multilayer Perceptron
4. Back-Propagation



$$net_i = \sum I_i W_{ij} \quad (0 \leq i \leq n) \quad (3)$$

$I_i$  = سیگنال ورودی از نورون  $i$

$W_{ij}$  = وزن بین اتصال نورون‌های  $i$  و  $j$

$net_i$  = ورودی وزن در نورون  $i$

$n$  = تعداد نورون‌ها در نورون ورودی

نورون  $j$  یک سیگنال فعال‌سازی را در پاسخ به  $net_j$  تولید می‌کند. سیگنال فعال‌سازی از یک تابع انتقال تولید می‌شود. توابع زیادی هستند که در انتقال وزن‌ها از لایه قبل به لایه بعد مورد استفاده قرار می‌گیرند که از آن جمله می‌توان به توابع سیگموئید<sup>۱</sup>، گوسین<sup>۲</sup>، تانژانت هیپربولیک<sup>۳</sup> و سکانت هیپربولیک<sup>۴</sup> اشاره نمود. تابع سیگموئید به افزایش ظرفیت یادگیری در شبکه عصبی مصنوعی کمک می‌کند به همین دلیل نسبت به سایر توابع انتقال دیگر دارای کاربرد بیشتری بوده و عمومیت دارد. تابع سیگموئید خروجی شبکه عصبی مصنوعی را به ۰ و ۱ محدود می‌کند. سیگنال فعال‌سازی تولید شده در نورون  $j$  به عنوان نورون ورودی در لایه بعدی است؛ بنابراین تمام نورون‌های پنهان و نورون‌های خروجی، سیگنال‌های فعال‌سازی نورون را در لایه قبلی جمع‌آوری می‌کنند و سپس یک سیگنال فعال‌سازی خروجی را تولید می‌کنند که این سیگنال فعال‌سازی ورودی نورون‌ها در لایه‌های بعدی می‌شود. تعداد نورون‌ها در لایه ورودی به تعداد داده‌های ورودی در مدل‌سازی بستگی دارد. تعداد نورون‌ها در لایه خروجی بستگی به تعداد کلاس‌های مورد نظر در مدل‌سازی دارد (مایتانی، ۲۰۰۹). در این تحقیق در مدل‌سازی با روش پرسپترون چندلایه پارامترهای تنظیم گردیده شامل تعداد نورون‌های اعداد ۱ تا ۶، تعداد تکرار مقادیر ۱۰۰، ۲۰۰، ۳۰۰ و ۴۰۰، نرخ آموزش مقادیر ۰٫۲، ۰٫۱، ۰٫۰۱، آستانه خطا ۰٫۲ و ۰٫۳ است.

### ۳-۴-۳- نقشه خودسازمان‌دهنده

1. Sigmoid
2. Gaussian
3. Hyperbolic Tangate
4. Hyperbolic Secant

در نقشه خودسازمان‌دهنده<sup>۱</sup> از روش یادگیری رقابتی برای آموزش استفاده می‌شود. در این روش شبکه عصبی، واحدهای پردازشگر در گره‌های یک شبکه یک بعدی، دو بعدی یا بیشتر قرار داده می‌شوند. نقشه خودسازمان‌دهنده از نورون‌های عصبی در ساختار گرید<sup>۲</sup> منظم با ابعاد پایین تشکیل شده است. نقشه خودسازمان‌دهنده روشی غیرخطی است و بدون آن که اطلاعات مهم و مفید در فضای ورودی از دست برود تعداد بردارهای ورودی را کاهش می‌دهد. معمولاً در مطالعات شهری نقشه خودسازمان‌دهنده دو بعدی است (بل و همکاران، ۲۰۱۱). هر نورون دارای یک بردار وزن  $n$  بعدی است که در آن  $n$  برابر با ابعاد بردارهای ورودی است. بردارهای وزن (سیناپس‌ها) لایه ورودی را به لایه خروجی (که نقشه یا لایه رقابتی نامیده می‌شود) متصل می‌کند. نورون‌ها با تابع همسایگی به یکدیگر متصل شده است. هر بردار ورودی براساس بیشترین شباهت نورونی در لایه خروجی را فعال می‌کند که سلول برنده خوانده می‌شود. شباهت معمولاً براساس فاصله اقلیدسی بین دو بردار و با استفاده از رابطه (۴) اندازه‌گیری می‌شود.

$$D_j = \sum_{i=1}^n \| W_{ij} - x_i \|^2 \quad (4)$$

در آن  $x_i$ ،  $i$ -امین بردار ورودی،  $W_{ij}$  بردار وزنی متصل‌کننده ورودی  $i$  به نورون خروجی  $j$  حاصل جمع فاصله اقلیدسی بین نمونه ورودی  $x_i$  و بردار وزن ارتباطی آن به  $j$ -امین سلول خروجی است که واحد نقشه نامیده می‌شود (دهوبکارایا و همکاران، ۲۰۱۰). در این تحقیق به منظور تعیین تعداد بردارهای ورودی اعداد ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۳۵، ۴۰، ۴۵، ۵۰، ۶۰، ۷۰، ۸۰، ۹۰، ۱۰۰ مورد بررسی قرار گرفتند تا مقادیر بهینه برای این دو پارامتر تعیین گردد.

#### ۴-۳- سلول‌های خودکار

سلول‌های خودکار<sup>۳</sup> به عنوان یک سیستم دینامیک گسسته در فضا و زمان است که در یک شبکه یکنواخت و براساس یک سری از قوانین انتقال از پیش تعریف شده کنترل می‌شود (مورنو و همکاران، ۲۰۱۰). مدل‌سازی با روش سلول‌های خودکار شامل سلول‌ها یا

1. Self-Organizing Map
2. Grid
3. Cellular Automata



پیکسل‌ها، وضعیت سلول‌ها (مانند ای مختلف کاربری)، همسایگی‌ها و قوانین انتقال است. در این مدل فضا به واحدهای فضایی با اشکال منظم یا غیرمنظم (سلول) و زمان به دوره‌های ناپیوسته تقسیم می‌شود. این روش در مدل‌سازی فرایندهای مکانی پیچیده مانند توسعه و گسترش شهرها به کار گرفته شده است (کاموسوکو و گامبا، ۲۰۱۵) در این تحقیق برای پیش‌بینی رشد شهری در سال‌های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ روش سلول‌های خودکار به کار گرفته شده است.

### ۵-۳- ارزیابی صحت

ارزیابی دقت ابزاری در سنجش عملکرد مدل و توضیحی برای درک ما از مدل‌های پیش‌بینی است. ارزیابی صحت اطلاعاتی مهم در مورد قابلیت مدل و مناسب بودن فرآیند مدل‌سازی می‌دهد (دروست و همکاران، ۱۹۹۹). فواید ارزیابی صحت در برآورد میزان صحت و درستی مدل پیش‌بینی شامل ۱- تعیین کیفیت و عملکرد واقعی مدل پیش‌بینی، ۲- بهبود کیفیت نقشه‌های پیش‌بینی با شناسایی منابع خطا، ۳- تسهیل مقایسه الگوریتم‌های مختلف، ۴- مشخص گردیدن کارایی متغیرهای وارد شده در مدل‌سازی و فرآیند تصمیم‌گیری است (کانگلتون و گرین، ۱۹۹۹). در تعیین عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و مقایسه آن‌ها روش‌های آماری بسیاری ارائه گردیده است (بوون و کرون، ۲۰۰۲). در این تحقیق به منظور ارزیابی صحت عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و مقایسه آن‌ها از پنج روش آماری مختلف استفاده گردید. صحت کلی<sup>۱</sup> که بیان‌کننده میزان صحت بین نقشه‌های مرجع و نقشه‌های پیش‌بینی شده در مدل است (شفیع‌زاده و همکاران، ۲۰۱۷). شاخص کاپا که از روش‌های تحلیل آماری است و در بررسی صحت نقشه‌ها استفاده می‌شود. ضریب کاپا نشان‌دهنده توافق صحت کلی نقشه‌ای پیش‌بینی شده با نقشه واقعی است (کانگلتون، ۱۹۹۱). FOM<sup>۲</sup> روشی آماری است که به منظور ارزیابی شباهت بین دو نقشه به کار می‌رود و در مدل‌سازی تغییرات کاربری زمین به منظور نشان دادن شباهت بین نقشه‌های مرجع و نقشه‌های پیش‌بینی شده استفاده می‌شود. این روشی آماری از نسبت تغییرات مشاهده شده با تغییرات پیش‌بینی شده به دست می‌آید و دارای مقادیر بین ۰٪ تا ۱۰۰٪ است. مقدار ۰٪ نشان‌دهنده عدم هم‌پوشانی بین تغییرات مشاهده شده و تغییرات پیش‌بینی شده و مقدار ۱۰۰٪ هم‌پوشانی کامل بین تغییرات مشاهده شده

1. Overall Accuracy  
2. Figure of Merit (FOM)

با تغییرات پیش‌بینی شده است (محمدی و همکاران، ۲۰۱۳). PCM<sup>۱</sup> یکی از روش‌های ارزیابی دقت و عملکرد مدل‌های توسعه شهری است. این روش از تعداد کل پیکسل‌های واقعی که در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر مشارکت داشته‌اند به دست می‌آید (محمدی و همکاران، ۲۰۱۳؛ شفیع‌زاده و همکاران، ۲۰۱۷). ROC<sup>۲</sup> که معیاری برای سنجش میزان کارایی مدل در مسائل طبقه‌بندی است و از عمومی‌ترین روش‌های آماری در بررسی صحت عملکرد مدل‌های پیش‌بینی است. منحنی ROC با رسم نمودار گرافیکی میزان صحت مدل پیش‌بینی را نشان می‌دهد که بیانگر میزان کارایی مدل است و براساس محاسبه سطح زیر منحنی ROC یا همان AUC<sup>۳</sup> به دست می‌آید که دارای مقادیری بین صفر و یک است. ROC در مسائل طبقه‌بندی با محاسبه حساسیت<sup>۴</sup> و ویژگی خاص<sup>۵</sup> تعیین می‌شود (الکوراچی و همکاران، ۲۰۱۶).

#### ۴- نتایج

در این تحقیق از اطلاعات مستخرج از داده‌های سنجش از دور، نقشه‌ها و متغیرهای اجتماعی - اقتصادی استفاده گردید که در مجموع ۲۳ متغیر به عنوان عوامل مؤثر در رشد شهری حاصل گردید. با استفاده از روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی با اهمیت‌ترین متغیرهای مؤثر در رشد فیزیکی شهر کرج استخراج گردیدند که در جدول ۴ نشان داده شده‌اند. شکل ۲ میزان اهمیت لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده در این تحقیق را به صورت نمودار نشان می‌دهد. پس از مشخص شدن متغیرهای با اهمیت مؤثر در رشد شهری، روش‌های رگرسیون لجستیک چند متغیره، پرسپترون چند لایه و نقشه خود سازمان‌دهنده جهت مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر در سال ۲۰۱۰ مورد استفاده قرار گرفتند. همان‌گونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود نقشه پیش‌بینی حاصل از روش خود سازمان‌دهنده با صحت کلی ۸۴/۴۷ درصد و ضریب کاپا ۶۸/۹۳ دارای عملکرد بهتری نسبت به روش پرسپترون چند لایه با صحت کلی ۸۳/۹۷ درصد و ضریب کاپا ۶۷/۹۲ و روش رگرسیون لجستیک چند لایه با صحت کلی ۶۸/۷۲ درصد و ضریب کاپا ۳۷/۴۰ درصد در مدل‌سازی

1. Percent Correct Metrics (PCM)
2. Receiver operating characteristic
3. The Area Under the Curve
4. Sensitivity
5. Specificity



رشد شهر کرج طی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ می‌باشد. همچنین نتیجه روش ارزیابی آماری ROC نشان‌دهنده عملکرد بهتر نقشه خود سازمان‌دهنده با مقدار  $90/72$  درصد نسبت به سایر روش‌هاست. عملکرد روش نقشه خود سازمان‌دهنده با توجه به شاخص FOM برابر با  $43/98$  درصد که از سایر روش‌ها بهتر بوده است. به عبارت دیگر نقشه پیش‌بینی حاصل از این روش بیشترین شباهت را با نقشه‌ای سال ۲۰۱۰ دارد. در ارزیابی دقت با روش PCM مشخص گردید روش نقشه خود سازمان‌دهنده با مقدار PCM برابر با  $84/47$  درصد دارای بالاترین صحت در شبیه‌سازی پیسکل‌های رشد شهری نسبت به سایر روش‌هاست. نتایج ارائه شده در جدول ۳ نشان داد که روش نقشه خود سازمان‌دهنده نسبت به سایر روش‌ها از عملکردی به مراتب بهتر برخوردار می‌باشد. نقشه پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر کرج حاصل از روش نقشه خودسازمانده برای سال ۲۰۱۰ در شکل ۳ نشان داده شده است. به دلیل عملکرد بهتر روش نقشه خود سازمان‌دهنده در تولید نقشه‌ای سال ۲۰۱۰، از این نقشه به همراه نقشه تغییرات فیزیکی شهر کرج از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ به منظور پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال‌های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ با استفاده از روش سلول‌های خودکار استفاده گردید. رشد فیزیکی شهر در سال ۲۰۱۷ با صحت کلی  $89/62$  درصد، کاپا معادل  $70/32$  درصد، ROC معادل ۷۳ درصد، FOM برابر با  $64/98$  درصد و PCM معادل  $89/62$  درصد از صحت قابل قبولی برخوردار می‌باشد. بر همین اساس پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال ۲۰۲۷ انجام گردید. نقشه رشد فیزیکی شهر کرج برای سال ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ در شکل ۴ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۴ مشخص است حومه‌های شهر کرج از جنوب شامل شهرستان شهریار، شهرستان ملارد و از شمال غربی کمال شهر و شهرستان ساوجبلاغ و از جنوب غربی شهرک صنعتی صفادشت و شهر ماهدشت از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۷ از رشد فیزیکی بالایی برخوردار بوده که تا سال ۲۰۲۷ این رشد ادامه خواهد داشت. همچنین رشد فیزیکی شهر در جنوب شرقی شهر کرج (شهر قدس و شهرک اندیشه) ادامه داشته که تا سال ۲۰۲۷ رشد فیزیکی شهر در این ناحیه به بیشترین میزان خواهد رسید. در جنوب شرقی شهر کرج، شهر تهران قرار دارد. با توجه به عوامل اجتماعی-اقتصادی در سال‌های اخیر و افزایش مهاجرت به شهر تهران و محدودیت‌های ایجاد شده برای شهر تهران، جمعیت مهاجر به شهرهای اطراف کرج رانده می‌شوند و همین امر می‌تواند منجر به افزایش رشد فیزیکی شهر کرج در نواحی اطراف خصوصاً در ناحیه جنوب شرقی این شهر گردد، همچنین در شمال غربی و جنوب غربی شهرهایی که نزدیک به شهر



کرج، نزدیک به کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی و راه‌های اصلی است مانند کمال شهر، صفادشت، ماهدشت و ملارد، مشکین دشت، چهارباغ دارای رشد فیزیکی قابل ملاحظه‌ای در سال ۲۰۲۷ خواهند بود.

جدول ۳ نتایج مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر در سال ۲۰۱۰

روش‌های مدل‌سازی			ارزیابی دقت
نقشه خود سازمان‌دهنده	پرسپترون چند لایه	رگرسیون لجستیک چند متغیره	
۹۰/۷۲	۹۰/۲۵	۷۵/۶۶	ROC
۴۳/۹۸	۴۳/۳۶	۳۶/۸۰	FOM
۸۴/۴۷	۸۳/۹۶	۶۸/۷۱	PCM
۸۴/۴۷	۸۳/۹۷	۶۸/۷۲	صحت کلی
۶۸/۹۳	۶۷/۹۲	۳۷/۴۰	کاپا

جدول ۴ نتایج انتخاب ویژگی با روش جنگل تصادفی

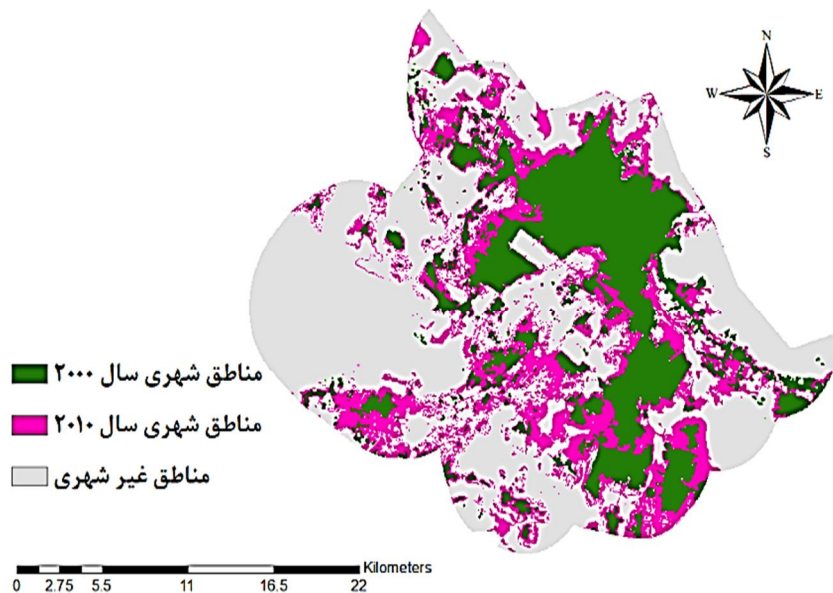
متغیرهای اجتماعی - اقتصادی	متغیرهای فاصله	متغیرهای همسایگی	متغیرهای بیوفیزیکی
تراکم بی‌سوادی	فاصله از شهرهای اطراف	تراکم زمین‌های کشاورزی و باغ‌ها (Y×Y)	شاخص شیب (Y×Y)
مهاجرت	فاصله از شهر کرج	تراکم زمین‌های بایر (Y×Y)	دمای روشنایی
-----	فاصله از کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی	-----	-----
-----	فاصله از کوه البرز	-----	-----
-----	فاصله از رودخانه	-----	-----



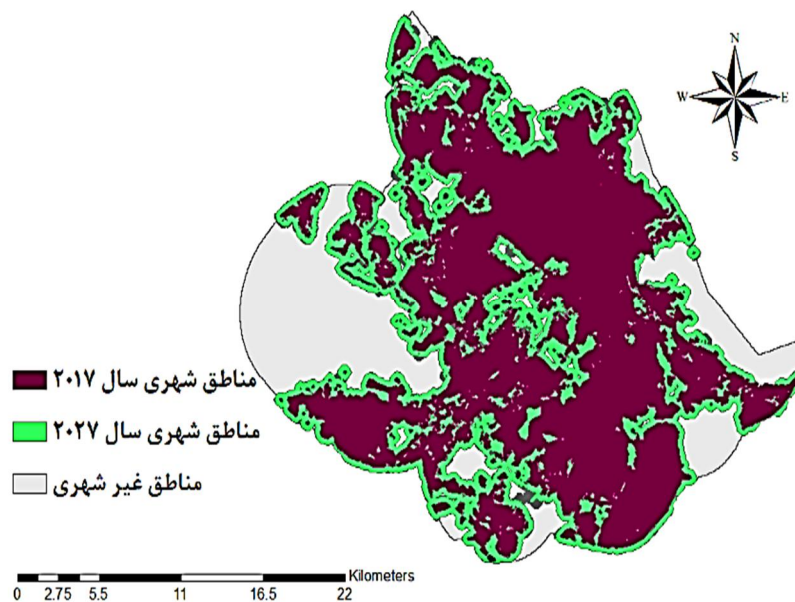
	فاصله از مترو		
	فاصله از راه‌های اصلی		



شکل ۲ اهمیت متغیرهای مؤثر در رشد شهری با روش جنگل تصادفی



شکل ۳ نقشه مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرچ در سال ۲۰۱۰ با روش نقشه خود سازمان‌دهنده



شکل ۴ نقشه مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرچ در سال ۲۰۱۷ و ۲۰۲۷ با روش سلول‌های خودکار



## ۵- بحث

در این تحقیق به منظور استخراج و مشخص نمودن متغیرهای مؤثر و با اهمیت در رشد فیزیکی شهر از روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی بر داده‌های حاصل از پیمایش زمینی از جمله داده‌های اجتماعی-اقتصادی و اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده گردید. نتایج حاصل از انتخاب ویژگی نشان داد رشد شهر کرج می‌تواند تحت تأثیر چهار دسته عوامل مختلف صورت گیرد. این عوامل شامل عوامل بیوفیزیکی، متغیرهای فاصله، متغیرهای اجتماعی-اقتصادی و سرانجام متغیرهای همسایگی است. در واقع این عوامل می‌توانند در توصیف الگوی رشد شهری و تعیین جهت و شکل رشد فیزیکی شهر در آینده بسیار مؤثر و ضروری باشند (الکوراچی و همکاران، ۲۰۱۶). فعالیت‌های اجتماعی-اقتصادی از قرن بیستم رشد شهری را وارد دور جدیدی از رشد و توسعه فیزیکی شهری نموده است (دنگ و سرینیواسان، ۲۰۱۶) و به طور مؤثر در تعیین مناطق مستعد به منظور رشد و توسعه فیزیکی در شهرها ایفا نقش نموده است. تحقیقات ثابت نموده است رشد شهری معاصر در سرتاسر جهان می‌تواند تحت تأثیر عواملی چون عوامل اجتماعی-اقتصادی، مراکز و موسسات آموزشی-پرورشی و فرهنگی و همچنین نزدیکی به زیرساخت‌ها و مکان‌های کار مانند مراکز فعال اقتصادی بوده و متعاقباً مهاجرت به این مناطق تحت تأثیر این عوامل قرار گیرد (دنگ و سرینیواسان، ۲۰۱۶، هو و لو، ۲۰۰۷). همان‌گونه که در این تحقیق نیز نشان داده شد، رشد فیزیکی شهر کرج بیش از هر عاملی تحت تأثیر عامل سطح سواد (تراکم بی‌سوادی) قرار دارد. شهر کرج از مهم‌ترین شهرهای استان البرز است که به موجب موقعیت این شهر به عنوان یک کلانشهر، خدمات‌رسانی در بخش فرهنگی و آموزش و پرورش از جمله کارکردهای این شهر برای شهرهای اطراف آن است. این امر موجب شده تا مناطقی که از نظر سطح آموزشی و سواد دارای سطح بالاتری است، بیشتر در معرض مهاجرت و متعاقباً رشد فیزیکی قرار گیرند و نواحی دارای سطح سواد پایین‌تر کمتر مورد توجه قرار گیرند. علاوه بر دسترسی به امکانات آموزشی با کیفیت بالاتر، مناطقی که دارای سطح تحصیلات بالاتری است، معمولاً دارای معضلات اجتماعی و فرهنگی به نسبت کمتری در مقایسه با مناطق شهری دیگر بوده و همین امر می‌تواند این مناطق را به منظور جذب مهاجر بیشتر از مناطق دیگر شهر کرج و یا شهرهای دیگر مستعد نماید. سطح سواد پایین در یک منطقه شهری می‌تواند منجر به افزایش جرم خیزی، بزه‌کاری و معضلاتی از این قبیل در آن ناحیه شده که خود موجب جذابیت کمتر و کاهش مهاجرت به آن منطقه شده و در نتیجه کاهش توسعه فیزیکی شهر در آن ناحیه را به

دنبال خواهد داشت. براساس نتایج حاصل از این تحقیق از جمله عوامل اجتماعی- اقتصادی مهم و تأثیرگذار در رشد فیزیکی شهر کرج متغیر مهاجرت است. معمولاً رشد سریع جمعیت شهری و رشد فیزیکی شهر در پاسخ به افزایش مهاجرت رخ می‌دهد و مهاجران به امید یافتن شغلی بهتر و بهبود شرایط زندگی اقدام به انتقال محل سکونت خود به شهر می‌کنند (فم و همکاران، ۲۰۱۱). به همین دلیل در این تحقیق نواحی اطراف مناطق شهری که دارای آمار بالاتری از مهاجرپذیری بودند، پتانسیل بالاتری به منظور رشد فیزیکی شهر در آن نواحی داشتند. شهرنشینی پس از انقلاب صنعتی به موجب عواملی مانند مهاجرت و متعاقباً تراکم جمعیت در سطح جهانی حاصل گردید که کشورهای صنعتی توانستند با برنامه‌ریزی‌های کارشناسانه تأثیرگذاری این عوامل را در رشد شهری مدیریت و کنترل نمایند، اما متأسفانه در کشورهای در حال توسعه عوامل مهاجرت و تراکم جمعیت همچنان به عنوان یکی از تأثیرگذارترین عوامل در رشد شهری است (هسیه، ۲۰۱۴) و با توجه به نتایج به دست آمده در این تحقیق، این مسئله در مورد شهر کرج نیز صدق می‌نماید. فاصله از مراکز اقتصادی و صنعتی مانند کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی به دلیل ایجاد اشتغال موجب بالارفتن احتمال استفاده از زمین‌های اطراف به منظور استفاده شهری می‌شود. علاوه بر این احتمال تغییر کاربری و تبدیل شدن زمین‌های بایر به شهر بیشتر از نواحی دارای پوشش گیاهی متراکم، زمین‌های کشاورزی و باغ‌هاست (هو و لو، ۲۰۰۷). عواملی مانند فاصله از راه‌های اصلی، فاصله از شهرها می‌تواند در رشد شهری تأثیرگذار باشند (تریانتا کونستانتیس و استاتاکیس، ۲۰۱۵). فاصله از شهر تهران، فاصله از کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی و فاصله از راه‌های اصلی از جمله عواملی است که در این تحقیق نیز به عنوان عوامل مؤثر در رشد فیزیکی شهر کرج انتخاب گردیدند. فاصله از رودخانه عاملی تعیین‌کننده در الگوی فضایی رشد فیزیکی شهر است و همچنین شیب می‌تواند به عنوان عاملی بازدارنده در رشد شهری عمل نماید (احمدلو و همکاران، ۲۰۱۶؛ الکوراشی و همکاران، ۲۰۱۶). همان‌گونه که نتایج این تحقیق نشان می‌دهد این عوامل به عنوان عامل‌های محدوده‌کننده در الگوی فضایی رشد فیزیکی شهر کرج عمل نموده‌اند و به عنوان دو عامل تأثیرگذار در رشد فیزیکی شهر توسط روش انتخاب ویژگی با استفاده از جنگل تصادفی انتخاب شدند. براساس نتایج این تحقیق فاصله از کوه‌ها نقش مهمی در الگوی فضایی رشد فیزیکی شهر کرج دارد. ساخت و ساز بر کوه‌ها موجب افزایش خطرات زیست محیطی مانند سیلاب و ریزش سنگ‌ریزه‌ها و کارست می‌شود، همین امر موجب ایجاد محدودیت در رشد شهری در نواحی دامنه و نزدیک به کوه می‌شود (الکوراشی و همکاران، ۲۰۱۶). یکی دیگر از متغیرهایی که در این تحقیق به عنوان متغیر مؤثر در رشد فیزیکی شهر



کرج شناخته شد، دمای روشنایی است. اصولاً مناطق شهری دارای دمای بالایی است، به همین دلیل به منظور کاهش دما از پوشش گیاهی در سطح شهر استفاده می‌شود. مناطق روستایی به دلیل دارا بودن تراکم پوشش گیاهی بالا دارای دمای کمتری به نسبت مناطق شهری است (بویادی و همکاران، ۲۰۱۳)، همین امر در شهرکرج موجب شده ساخت و سازهای بی‌رویه در مناطق حومه و باغ‌هایی انجام گیرد که پوشش گیاهی بیشتر و دمای کمتری دارند. این مسئله منجر به تخریب و تغییر کاربری زمین‌های کشاورزی و باغ‌های اطراف مناطق شهری گردیده و به همین دلیل این نواحی به عنوان مناطق دارای ظرفیت به منظور تبدیل به مناطق شهری در آینده شناخته می‌شوند. سرانجام باید به این نکته اشاره نمود که در رشد شهری کرج اگرچه عوامل یاد شده بسیار مهم است، ولی عواملی چون سیاست‌گذاری‌ها دولتی و نیز مدیریت شهرداری در رشد فیزیکی شهرها مهم بوده و تغییر در هریک از این عوامل و یا مجموعه‌ای از این عوامل می‌تواند منجر به تأثیرگذاری بر نقش عوامل یاد شده بالا گردد. به عنوان مثال تغییر در سیاست دولت و ایجاد و ساخت مناطق مسکونی دولتی در یک منطقه می‌تواند قیمت زمینی را که تا پیش از این سیاست‌گذاری دارای ارزش چندانی نبوده است را افزایش دهد و آن منطقه را برای سکونت بخشی از جمعیت یک شهر جذاب نماید. در نتیجه باید به این نکته توجه داشت که عوامل مؤثر اشاره شده، تنها در شرایط مدیریتی و سیاست‌گذاری‌های کنونی و گذشته شهر کرج و اطراف آن می‌توانند در رشد فیزیکی شهر کرج تأثیرگذار بوده و هرگونه تغییر در این سیاست‌گذاری‌ها می‌تواند منجر به کاهش و یا افزایش و گاه از بین رفتن تأثیر برخی از این عوامل در آینده گردند.

انتخاب روش مدل‌سازی مناسب در درک پیچیدگی و کشف الگوهای پیچیده شهری و در تعیین مکان تغییرات شهری و شبیه‌سازی آن بسیار ضروری و مهم است (احمدلو و همکاران، ۲۰۱۶). با توجه به نتایج به دست آمده در این تحقیق (جدول ۳) از میان سه روش استفاده شده، روش شبکه عصبی خود سازمان‌دهنده دارای بهترین نتایج و روش رگرسیون لجستیک دارای نتایج ضعیف‌تری نسبت به سایر روش‌ها بود. در این تحقیق به منظور تولید نقشه احتمال تغییر در سال ۲۰۱۰ از روش رگرسیون لجستیک چند متغیره به دلیل عمومیت و گستردگی این روش استفاده گردید (هو و لو، ۲۰۰۷؛ تراور و واتاناب، ۲۰۱۷). محدودیت مدل خطی رگرسیون لجستیک چند متغیره در پیش‌بینی تغییرات رشد فیزیکی شهر را می‌توان در سه مورد خلاصه کرد. نخست، روش رگرسیون لجستیک قادر به ارائه ماتریس انتقال از مناطق مختلف پوشش زمین به مناطق شهری نیست. علاوه بر این در توصیف پویایی رشد فیزیکی شهر در آینده و ارتباط بین متغیرهای مستقل نمی‌تواند به خوبی عمل کند. در نهایت مدل

پیش‌بینی رگرسیون لجستیک چند متغیره، تأثیر ناحیه‌های دیگر پوشش زمین در رشد فیزیکی شهر را نادیده می‌گیرد که ممکن است موجب ایجاد خطا در پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر گردد (الکوراچی و همکاران، ۲۰۱۶). از روش پرسپترون چند لایه در پیش‌بینی رشد فیزیکی شهری به طور گسترده استفاده می‌شود، هرچند که این روش دارای محدودیت‌های خاص خود است. پرسپترون چند لایه دارای ساختار حساسی است، یعنی وابستگی بالایی به تعداد لایه‌های پنهان و تعداد لایه‌های میانی دارد. تعداد لایه‌های میانی پیچیدگی ساختار شبکه عصبی را مشخص می‌کند که تأثیر بسیار زیادی بر دقت مدل می‌گذارد (کاووزگلو و ماتر، ۲۰۰۳)، همچنین پرسپترون چند لایه احتمال همگرایی در مینیمم‌های محلی را دارد و موجب توقف در فرآیند آموزش می‌شود که این مسئله نیز می‌تواند در عدم دستیابی به نتایجی با صحت بالا تأثیرگذار باشد. در کنار موارد یاد شده لازم است این مسئله بیان گردد که از نظر زمان اجرا نیز فرآیند یادگیری الگوریتم پس انتشار<sup>۱</sup> وقت‌گیر است (تزنگ و همکاران، ۱۹۹۴). در این تحقیق مدل‌سازی با استفاده از روش نقشه خود سازمان‌دهنده دارای نتایجی به مراتب بهتر از سایر روش‌ها بود. یکی از دلایل مهم مبنی بر عملکرد خوب این روش را می‌توان این مسئله بیان نمود که این روش تحت تأثیر حداقل مینیمم‌های محلی قرار نمی‌گیرد و به دلیل برخورداری از ساختاری با پیچیدگی کمتر، نقشه خودسازمان‌دهنده در فرآیند آموزش عملکرد بهتری نسبت به روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه دارد (لی و لاتروپ، ۲۰۰۵). از طرف دیگر روش نقشه خودسازمان‌دهنده دارای محدودیت‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نیست، زیرا نقشه خود سازمان‌دهنده دو لایه شامل یک لایه ورودی و یک لایه خروجی دارد؛ بنابراین مشکلات روش پرسپترون را در تعیین اندازه لایه‌های پنهان ندارد (بل و همکاران، ۲۰۱۱). سرانجام فرآیند آموزش و یادگیری در روش خودسازمان‌دهنده سریع انجام می‌گیرد (جی، ۲۰۰۰). در تحقیقات دیگر نیز این مسئله ثابت شده که نقشه خودسازمان‌دهنده روشی مناسب در کشف و مدل‌سازی الگوهای پیچیده شهری است (بل و همکاران، ۲۰۱۱). اصولاً در تجزیه و تحلیل عوامل شهری و مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر استفاده از داده‌های سنجش از دور در کنار داده‌های پیمایش شده زمینی حائز اهمیت است (شفیع‌زاده و هلبیج، ۲۰۱۳). ادغام لایه‌های اطلاعاتی حاصل از سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی در مدل‌سازی و پیش‌بینی سناریوهای آینده در رشد فیزیکی شهرها بسیار کارآمد است، زیرا همان‌گونه که در مطالعات گذشته نیز عنوان شده است، سنجش‌ازدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی به عنوان یک ابزار



کارآمد در استخراج لایه‌های اطلاعاتی و نیز مدل‌سازی شهری محسوب می‌گردند (فم و همکاران، ۲۰۱۱). از تصاویر سنجش از دوری متغیرهای مرتبط با شهر استخراج می‌شوند. این متغیرها در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی در تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی بسیار کارآمد و کاربردی است و در همین راستا اگر از سلول‌های خودکار استفاده گردد می‌تواند موجب افزایش دقت مدل‌سازی در پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر گردد (جاکوب و همکاران، ۲۰۰۸) در این تحقیق از سه تصویر با بازه زمانی متفاوت به دلیل در دسترس نبودن داده‌های اجتماعی-اقتصادی جامع و کامل برای شهر کرج و شهرهای اطرافش و در دسترس نبودن تصاویر مطلوب ماهواره‌ای به منظور هم‌خوانی و یکسان بودن در بازه‌های زمانی یکسان با داده‌های اجتماعی-اقتصادی برای منطقه مورد مطالعه در این تحقیق استفاده گردید. در مطالعه‌ای که توسط ( کاموسوکو و گامبا، ۲۰۱۵) صورت گرفته نشان می‌دهد بازه‌های زمانی متفاوت تأثیری در صحت پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر در سال‌های آینده ندارند. علاوه بر این مطالعات متعددی در رابطه با پیش‌بینی رشد فیزیکی شهر با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با بازه‌های زمانی متفاوت انجام گردیده که می‌توان به مطالعاتی چون شفیع‌زاده و هلبیچ، ۲۰۱۳؛ شفیع‌زاده و همکاران، ۲۰۱۷؛ جمیل و راهمن، ۲۰۱۶؛ دوندران و لاکشمنان، ۲۰۱۸ اشاره نمود.

## ۶- نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف شناسایی عوامل مؤثر و ایجاد کننده رشد فیزیکی شهر کرج انجام شد. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست، نقشه‌ها و شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی می‌باشد که در این تحقیق پیشنهاد گردید. به منظور تعیین متغیرهای مؤثر و با اهمیت در رشد فیزیکی شهر از روش انتخاب ویژگی جنگل تصادفی استفاده گردیده و روش‌های رگرسیون لجستیک چند متغیره، پرسپترون چند لایه و نقشه خود سازمان‌دهنده به منظور مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر کرج مورد استفاده قرار گرفتند. با توجه به نتایج حاصل از این تحقیق، در مجموع می‌توان یافته‌های این تحقیق را به شرح زیر عنوان نمود.

- در رشد فیزیکی شهر کرج عوامل مهم تأثیرگذار تراکم بی‌سوادی، فاصله از شهر کرج، فاصله از شهرهای اطراف و فاصله از کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی است. همچنین مهاجرت، فاصله از کوه البرز، فاصله از راه‌های دسترسی و نیز رودخانه‌ها جز عوامل دیگر در تعیین رشد فیزیکی شهر کرج محسوب می‌شوند.



- فاصله از کوه‌های البرز به عنوان عامل مهم بازدارنده در رشد فیزیکی شهر کرج محسوب می‌گردد، به گونه‌ای که مجاورت با این رشته کوه‌ها رشد شهر کرج را در سمت مجاور به رشته کوه‌های البرز محدود می‌نماید.
- عوامل اجتماعی - اقتصادی شامل سطح سواد و نیز میزان مهاجرت‌پذیری در مناطق شهری می‌تواند به عنوان عوامل مؤثر در تبدیل کاربری‌های مجاور یک منطقه شهری به منطقه شهری در شهر کرج به شمار آیند.
- روش شبکه عصبی نقشه خودسازمان‌دهنده دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها شامل رگرسیون لجستیک چند متغیره و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در مدل‌سازی رشد فیزیکی شهر است.
- رشد فیزیکی شهر کرج تا سال ۲۰۲۷ ادامه خواهد داشت و در نواحی جنوب شرقی این شهر که فاصله نزدیک‌تری تا شهر تهران دارد، رشد فیزیکی شهر بالاتر خواهد بود.
- شهرهایی مانند ملارد، کمال‌شهر، چهارباغ، ماهدشت، مشکین دشت و صفادشت به دلیل نزدیکی به راه‌های اصلی، نزدیکی به شهر کرج و کارخانه‌ها و شهرک‌های صنعتی تا سال ۲۰۲۷ از رشد فیزیکی بالایی برخوردار خواهد بود.

## ۷- منابع

- ثابت سروستانی، مهدی (۱۳۸۹). کاربرد سنجش ازدور در اندازه‌گیری و پیش‌بینی گسترش شهر شیراز، همایش ملی ژئوماتیک، تهران، ایران.
- خوش‌گفتار، محمد؛ طالعی، محمد و پیمان ملک‌پور (۱۳۸۹). شبیه‌سازی رشد شهری در تهران، با استفاده از مدل CA-Markov، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، جلد دوم، ش دوم.
- شمس‌الدینی، علی و شهربانو اسماعیلی (۱۳۹۶). طبقه‌بندی تصاویر چندطیفی با قدرت تفکیک مکانی متوسط با استفاده از شاخص‌های مکانی و حرارتی، سنجش از دور و GIS، سال نهم، ش دوم، صص ۱۱۷-۱۲۲.
- Arasteh, M., "A Review on Dispersed Growth Dimensions as An Unstable Pattern of Urban Development in Yazd", National Conference on Civil Engineering and Sustainable Development, 2010. [in Persian]



- Abdullahi, A., Pradhan, B., "Application of GIS and RS in Urban Growth Analysis and Modeling", Spatial Modeling and Assessment of Urban Form. Springer, Cham, pp, 297-311, 2017
- Alqurashi, A.F., Khalid, L.K., Al-Ghamdi. A., "Spatiotemporal Modeling of Urban Growth Predictions Based on Driving Force Factors in Five Saudi Arabian Cities", ISPRS Int. J. Geo-Inf, 5, 139, pp, 1-19, 2016
- Ahmadi, M., Delavar, M.R., Shafizadeh-Moghadam, H., Tayebi, A., "Modeling Urban Dynamics Usind Random Forest: Implementing ROC and TOC for Model Evaluation", The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B2, XXIII ISPRS Prague, Czech Republic ,Congress, 12–19 , July 2016
- Buyadi, S.N, Mohd, W, Misni, A., "Green Spaces Growth Impact on the Urban Microclimate", Procedia - Social and Behavioral Sciences, 105, pp, 547-557, 2013
- Bergmeir, C., Benitez, J.M., "Neural Networks in R Using the Stuttgart Neural Network Simulator: RSNNS. Journal of Statistical Software", 46(7), pp, 1-26, 2012
- Bel, D.A., Nijkamp, P., Scholten, H., "Multidimensional urban sprawl in Europe: A self-organizing map approach", Computers, Environment and Urban Systems, 35, pp, 263–275, 2011
- Bhandaria, A.K., Kumara. A., Singh, G.K., "Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): a Case Study of Jabalpur City", 2nd International Conference on Communication, Computing & Security, Procedia Technology , 6, pp, 612 – 621, 2012
- Batisani, N., Yarnal, B., "Urban expansion in centre county, Pennsylvania: spatial dynamics and landscape transformations", Appl Geogr. 29, pp, 235–249, 2009
- Boone, R.B. and W.B. Krohn., "Modeling tools and accuracy assessment. In Predicting Species Occurrences: Issues of Accuracy and Scale', Island Press, Washington, pp, 265-270, 2002

- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., Lambin, E., "Review article digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review", *International Journal of Remote Sensing*, 25, pp, 1565–1596, 2004
- Chander, G., Markham, B. L., Helder, D. L., "Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+", and EO-1 ALI sensors", *Remote sensing of environment*, 113(5), pp, 893-903, 2009
- Congalton, R.G. and K. Green., "Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices", Lewis Publishers, pp, 137, 1999
- Congalton, R.S., "A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data", *REMOTE SENS. ENVIRON*, 37, pp, 35-46, 1991
- Dhukarya, D.C., Nagariya, D. and Kapoor, R., "Implementation Of A Radial Basis Function Using VHDL", *Global Journal of Computer Science and Technology*, 16-19, 2010
- Devendran, A.T., Lakshmanan, G., " Urban growth prediction using neural network coupled agents-based Cellular Automata model for Sriperumbudur Taluk, Tamil Nadu, India", *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 2018 <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.12.004>
- Drost, C.A., S.R. Jacobs., K.A. Thomas., "Accuracy assessment of vertebrate distribution models for Arizona Gap", *USGS-Colorado Plateau Research Station technical report. Flagstaff, Arizona. pp, 58, 1999*
- Deng. Y., Srinivasan, S., "Urban land use change and regional access: A case study in Beijing, China", *Habitat International*, 51, pp, 103-113, 2016
- Ewing R., Pendall R., Chen D., "Measuring sprawl and its impact. *Smart Growth America*", 1, pp, 55, 2002
- Galdavi, S., Mohammadzade, M. Salman, M., Nejafi Nejad, A., "Forest Change Modeling Using Logistic Regression in the period of 1988 – 2007", *Geographic space Journal*, 14(46), pp, 51-70, 2013
- Ghorbani, R., Pour Mohammadi, M.R., Mahmoud Zadeh, H., "Environmental Approach in Modeling Land Use Change in Tabriz Metropolitan Area Using Multi-Time Satellite Images, Multi-Scale Evaluation and CA-Markov (1984-



- 2038)", Quarterly Academic – Research Urban studies, Vol (7), 2013. [in Persian]
- Rodriguez-Galiano, V.F., Luque-Espinar. J.A., Chica-Olmo, M., Mendes, P., "Feature selection approaches for predictive modelling of groundwater nitrate pollution: An evaluation of filters, embedded and wrapper methods", Science of the Total Environment, 624, pp, 661–672, 2018
  - Hsieh, C.S., "Analyzing urbanization data using rural–urban interaction model and logistic growth model", Computers, Environment and Urban Systems, 45, pp, 89–100, 2014
  - Hu Z, Lo C., "Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression", Compute Environ Urban Syst. 31, pp, 667–688, 2007
  - Ji, C.Y., "Land-Use Classification of Remotely Sensed Data Using Kohonen Self-organizing Feature
  - Map Neural Networks", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 66(12), pp, 1451-1460, 2000
  - Jamil. N.A, Rahman, M.T., " Utilization of Remote Sensing and GIS to Examine Urban Growth in the City of Riyadh, Saudi Arabia", Journal of Advances in Information Technology, 7(4), pp, 297-301, 2016
  - Jacob, N., Krishnan, R., Raju PVSP, P., "Spatial and Dynamic Modeling Techniques for Land Use Change Dynamics Study", J, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII. Part B2. Beijing 2008.
  - Jat, K.M., Gang, P.K., Khare. D., "Monitoring and modelling of urban sprawl using remote sensing and GIS techniques", International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 10, pp, 26–43, 2008
  - Kavzoglu, T., Mather, P. M., "The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification" , International Journal of Remote Sensing, 24(23), pp, 4907–4938, 2003

- Kamusoko, C., Gamba, J., "Simulating Urban Growth Using a Random Forest-Cellular Automata (RF-CA) Model", ISPRS Int. J. Geo-Inf, 4, pp, 447-470, 2015
- Khoshgoftar, M., Talei, M., Malek Pour, P., "Simulation of urban growth in Tehran using CA-Markov Model", J Remote Sensing and GIS Iran, Vol(2), No(2), 2010. [In Persian]
- Lo, C.P., Chol, J., "A hybrid approach to urban land use/cover mapping using Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) images", Int.J. Remote Sensing, 125(4), pp, 2687-2700, 2004
- Lee, S., Lathrop, R. G., "Sub-pixel estimation of urban land cover components with linear mixture model analysis and Landsat Thematic', Journal International Journal of Remote Sensing, 26(22), 2005
- Li, X., Gong, P., "Urban growth models: progress and perspective", Science Bulletin, 61(21), pp, 1637-1650, 2016
- Liu, S., Fu, W., He, L., et al., "Distribution of primary additional errors in fractal encoding method [J]", Multimedia Tools Appl: In press, 2015
- Li, Z., Eastman, J. R., "The nature and classification of unlabelled neurons in the use of Kohonen's self-organizing map for supervised classification. Transactions in GIS", 10(4), pp, 599, 2006
- Li, F., Thomas, J.J., Kustas, W.P., Schmugge, T.J., French, A.N., Cosh, M.H., Bindlish, R., "Deriving land surface temperature from Landsat 5 and 7 during SMEX02/SMACEX," Remote Sensing of Environment, 92, pp, 521-534, 2004
- Moreno, N., Wang, F., Marceau, D.J., "A geographic object-based approach in cellular automata modeling", Photogramm. Eng. Remote Sens, 76, pp, 183-191, 2010
- Maithani, S., "A Neural Network based Urban Growth Model of an Indian City", J. Indian Soc. Remote Sens, 37, pp, 363-376, 2009
- Mohammady, S., Delavar, M., Pijanowski, B., "Urban Growth Modeling With Artificial Neural Network and Logistic Regression, Case Study: Sanadaj City,



- Iran”, Romanian Review of Regional Study, Volume IX, Number 2, pp ,47-60, 2013
- Micheletti, N., Foresti, L., Robert, S. et al. Math Geosci ., "Machine Learning Feature Selection Methods for Landslide Susceptibility Mapping", International Association for Mathematical Geosciences ,46(1), pp, 33-57, 2014
  - Maleki, D., “Modeling urban development using cellular automata”, Thesis, Masters, Spatial information systems, Nasir al-Din al-Tusi University, 2010. [in Persian]
  - Ozturk, D., "Urban Growth Simulation of Atakum (Samsun, Turkey) Using Cellular Automata-Markov Chain and Multi-Layer Perceptron-Markov Chain Models", Remote Sens, 7, pp, 5918-5950, 2015
  - Pradhan, B., Lee, S., "Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling", Environ Model Softw 25, pp, 747–759, 2010
  - Park, S., Jeonb, S., Kim, S., Choi, C., "Prediction and comparison of urban growth by land suitability index mapping using GIS and RS in South Korea", Landscape and Urban Planning 99, 2011
  - Pham, M., Yamaguchi, Y., Quang-Buli, T., "A case study on the relation between city planning and urban growth using remote sensing and spatial metrics", Landscape and Urban Planning, 100, pp, 223-230, 2011
  - Hu, X., Weng, Q., “Estimating impervious surfaces from medium spatial resolution imagery using the self-organizing map and multi-layer perceptron neural networks”, Remote Sensing of Environment, 113, pp, 2089-2012, 2009
  - <https://www.unfpa.org/publications/state-world-population-2007>
  - Rienow, A., Goetzke, R., "Supporting sleuth—Enhancing a cellular automaton with support vector machines for urban growth modeling", Computers, Environ. Urban Syst, 49, pp, 66–81, 2015

- Schneider, A., Friedl, M.A., Potere, D., "Mapping global urban areas using MODIS 500-m data: new methods and datasets based on 'urban ecoregions'", *Remote Sensing of Environment*, 114, pp, 1733-1746, 2010
- Shafizadeh-Moghadam, H., Helbich, M., "Spatiotemporal urbanization processes in the megacity of Mumbai, India: a Markov chains-cellular automata urban growth model", *Applied Geography*, 40, pp, 140-149, 2013
- Shafizadeh-Moghadam, H., Asghari, A., Tayyebi, A., Taleai, M., "Coupling machine learning, tree-based and statistical models with cellular automata to simulate urban growth", *Computers, Environment and Urban Systems*, 64, pp, 297-308, 2017
- Sunar, E., Özkan, C., "Comparison of maximum likelihood classification method with supervised artificial neural network algorithms for land use activities", *Remote Sensing Reviews*, 13, 207-234, 2010
- Sun, C., Zhi-feng, W., Lv, Z., Yao, Na., Wei, J., "Quantifying different types of urban growth and the change dynamic in Guangzhou using multi-temporal remote sensing data", *Int.Applied Earth Observation Geoinformation*, 21, pp, 409-417, 2013
- Sabet Sarvestani, M., "Application of measurement of incidence in measuring and predicting the expansion of Shiraz", *Geomatics National Conference*, 2010. [in Persian]
- Shamsoddini, A., Esmaeili, Sh., "Medium Spatial Resolution Image Classification Based on Spatial and Thermal Indices", *Remote Sensing & GIS Iran*, Vol(9), No(2), pp, 117-122, 2017. [In Persian]
- Triantakonstantis, D., Stathakis, D., "Urban Growth Prediction in Athens, Greece, Using Artificial Neural Networks", *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Civil, Environmental, Structural, Construction and Architectural Engineering*, 9(3), 2015
- Tzeng, Y. C., Chen, K. S., Kao, W. L., Fung, A. K., "A dynamic learning neural network for remote sensing applications", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5), pp, 1096-1102, 1994



- Traore, A., Watanabe, T., "Modeling Determinants of Urban Growth in Conakry, Guinea: A Spatial Logistic Approach", *Urban Science*, 1(2), 12, 2017
- Waibel, M., "Drawn and quartered—Hanoi's ancient Centre is feeling the pressure from outside and in, so what can architect and officials do to stop the rot?", *Vietnam Econ. Times*, pp, 24–25, 1995
- Waske, B., Linden, S.V.D., Benediktsson, J.A., Rabe, A., Hostert, P., "Sensitivity of Support Vector Machines to Random Feature Selection in Classification of Hyperspectral Data", *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 48(7), JULY 2010
- Yetgin Z., "Unsupervised change detection of satellite images using local gradual descent", *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 50(5), pp, 1919–1929, 2012
- Zhao Y., Murayama Y., "Urban dynamics analysis using spatial metrics geosimulation", *Spatial analysis and modeling in geographical transformation process*. Berlin: Springer, pp, 153–167, 2011