

## تدوین مدل تلفیقی سلول خودکار و زنجیره مارکوف جهت پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری سرزمین (مطالعه موردی: شهر کرج)

- ❖ **حانیه رضایی؛** دانشجوی کارشناسی ارشد ارزیابی و آمایش سرزمین، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
- ❖ **شراره پورابراهیم\*؛** دانشیار، گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
- ❖ **محمد کریم الدینی؛** استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران

### چکیده

پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری سرزمین علاوه بر درک عملکرد و سلامت اکوسیستم‌ها، امکان مدیریت و برنامه ریزی سرزمین را خصوصاً در مناطق با تغییرات سریع و اغلب ناهمسو با طرح‌های آمایش سرزمین فراهم می‌سازد. مطالعه حاضر علاوه بر معرفی قابلیت‌های گوگل ارث انجین در برداشت اطلاعات، با استفاده از مدل ترکیبی سلول خودکار و زنجیره مارکوف به مقایسه با مدل تلفیقی رگرسیون لجستیک، سلول خودکار و زنجیره مارکوف جهت پایش تغییرات سرزمین و پیش‌بینی الگوی تغییرات آتی می‌پردازد. طبقه‌بندی سه تصویر لندست (۲۰۰۶، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۱) با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان انجام شد. با استفاده از مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف و همچنین با مدلسازی رگرسیون لجستیک، سلول خودکار و زنجیره مارکوف سال ۲۰۲۱ پیش‌بینی شد. جهت ارزیابی دقت از نقشه طبقه‌بندی شده همان سال استفاده شد. دقت توافق بین نقشه‌های طبقه‌بندی شده و مدل‌سازی شده با استفاده از رگرسیون لجستیک و متغیرهای کمکی به ترتیب  $K_{no} = 0/786$ ،  $K_{location} = 0/785$ ،  $K_{standard} = 0/757$  می‌باشد. پیش‌بینی میزان تغییرات سال ۲۰۳۵ با استفاده از نقشه‌های سال‌های (۲۰۲۱-۲۰۱۴) و با مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف انجام شد. ارزیابی روند تغییرات نشان می‌دهد که در صورت ادامه روند مساحت طبقه انسان ساخت از ۴۸۳۹/۰۱ هکتار به ۷۱۹۹/۷۶ هکتار با ۲۳۶۰/۷۵ هکتار افزایش در سال ۲۰۳۵ خواهد رسید. استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی خطر تصمیم‌گیری‌ها در مدیریت بلندمدت سرزمین راکاهش می‌دهد. همچنین استفاده از گوگل ارث انجین موجب کاهش هزینه و زمان طبقه‌بندی و پردازش تصاویر ماهواره‌ای شده است.

**واژگان کلیدی:** رگرسیون لجستیک، گوگل ارث انجین، ماشین بردار پشتیبان، متغیرهای کمکی، مدیریت پایدار سرزمین.

## ۱. مقدمه

تغییر پوشش/کاربری سرزمین (LULCC) علاوه بر ایجاد تغییر در فعالیت‌های انسانی و محیط‌طبیعی [۴۳]، [۶۷] موجب تغییر عملکرد و ساختار اکوسیستم و در نتیجه کاهش خدمات اکوسیستمی می‌گردد [۹، ۲۵، ۵۸، ۱۷]. دو عامل رشد جمعیت و تغییرات سبک زندگی ناشی از رشد درآمد از نیروهای پیشران در ایجاد تغییرات سرزمینی است [۷۸]. افزایش تقاضا موجب تبدیل زمین‌های بدون توان اکولوژیک به اراضی کشاورزی، کاهش تولیدات کشاورزی و به خطر افتادن امنیت غذایی [۱۰، ۴، ۴۰]، اختلال در گردش عناصر شیمیایی [۳۸]، تاثیر منفی بر گردش آب سطحی و افزایش تبخیر از سطح خاک [۴۰، ۶۲]، کاهش زیستگاه حیات وحش، تخریب و فرسایش خاک می‌شود [۱۸، ۳۹]. ارزیابی تغییرات سرزمین به درک تغییرات خدمات اکوسیستمی کمک می‌کند [۲۶، ۴۴، ۸۰، ۷۴].

از آنجا که تصاویر ماهواره‌ای از منابع اولیه اطلاعات و تجزیه و تحلیل در مورد کاربری و پوشش سرزمین هستند [۶۵]، گوگل در سال ۲۰۱۰ یک پلت فرم ابری برای تجزیه و تحلیل سریع و اخذ تصاویر ماهواره‌ای و پردازش آن‌ها به نام گوگل ارث انجین<sup>۱</sup> بوجود آورد [۷۰]. تصاویر پیش‌پردازش‌شده لندست که از سال ۱۹۷۲ موجود است از طریق GEE برای ارزیابی تغییر کاربری/پوشش زمین در این سامانه قرار داده شده است [۷۹]. از مزایای اصلی استفاده از GEE کاهش زمان پردازش و افزایش ظرفیت انجام تجزیه و تحلیل داده‌ها در دوره‌های طولانی مدت و مناطق بزرگ است [۴۵]. گوگل ارث انجین طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف مبتنی بر پیکسل، نظارت‌شده و بدون نظارت، از جمله انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و ... را برای طبقه‌بندی نقشه ارائه می‌کند [۶۵].

[۷۰]. روش ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی در مقایسه با روش‌هایی مانند شبکه عصبی، حداکثر احتمال، درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی دارای دقت بیشتری است [۴۸، ۳۴، ۷۷، ۲۹]. همچنین روش ماشین بردار پشتیبان یک روش آماری غیر پارامتریک و طبقه‌بندی‌کننده دودویی است که با تعیین یک صفحه تفکیک‌کننده بهینه در فضای ویژگی داده‌های آموزشی کلاس‌های مختلف را با حداکثر جدایی بین آن‌ها تفکیک می‌نماید. فراصفحه‌ای که حداکثر حاشیه را بین دو کلاس فراهم می‌کند، فراصفحه بهینه و داده‌های نزدیک تر به فراصفحه بردارهای پشتیبان نامیده می‌شود [۴۵]. این روش دارای مزایایی چون توانایی غلبه بر مشکل توزیع غیر خطی داده‌های آموزشی [۷۱]، توانایی کارکردن با نمونه‌های تعلیمی کوچک [۲۲] و دقت بالا [۴۳] می‌باشد. در طول چند دهه گذشته، روشهایی برای شبیه‌سازی LULCC پیشنهاد شده است [۳۵]، که می‌توان به مدل‌های مبتنی بر اقتصاد [۲]، مدل‌های سلول خودکار<sup>۲</sup> [۱۱، ۷۳]، ماشین بردار پشتیبان [۳۲، ۶۳]، شبکه‌های عصبی مصنوعی [۶۴]، مدل‌های عامل مبنا [۲۱، ۵۳]، SLEUTH [۴۹] اشاره کرد. اما در میان آن‌ها سلول خودکار به دلیل سادگی، انعطاف پذیری، مناسب بودن برای سیستم‌های پیچیده و غیر خطی، توانایی کارکردن با داده‌های سنجش از دور و رستری و تلفیق با سایر مدل‌ها از محبوبیت زیادی برخوردار است. سلول خودکار از پنج مولفه اصلی شامل فضای سلولی، وضعیت سلول، گام زمانی، همسایگی و قوانین انتقال تشکیل شده که همسایگی و قوانین انتقال از اهمیت زیادی برخوردارند [۲۴، ۶۹، ۵۳]. مهم‌ترین قسمت سلول خودکار قوانین انتقال است و قوانین انتقال تعیین‌کننده دقت پیش‌بینی مدل است [۳، ۵۹]. قوانین انتقال یکی دیگر از بخش‌های اصلی نظریه CA است [۷۵]. یکی از قوانین انتقال یا گذار که برای افزایش دقت مدل با مدل سلول خودکار تلفیق

<sup>1</sup> Google Earth Engine (GEE)

<sup>2</sup> Cellular Automata (CA)

## ۲. مواد و روش‌ها

### ۱.۲. محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شهر کرج انتخاب شده است که با مساحت ۱۷۴ کیلومتر مربع در ۳۵ کیلومتری غرب پایتخت و جنوب رشته کوه‌های البرز، بین عرض‌های جغرافیایی شمالی ۳۵ درجه و ۴۲ دقیقه و ۳۵ درجه و ۵۳ دقیقه واقع شده است و بین دو طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۳ دقیقه شرقی امتداد دارد (شکل ۱). شهر کرج به دلیل موقعیت قرارگیری در مجاورت پایتخت و استقرار صنایع مختلف و در نتیجه اشتغال بخش خدمات و نیز شرایط مناسب اقلیمی و توپوگرافی و وجود کریدورهای ارتباطی با شمال و غرب شاهد رشد سریع شهرنشینی و افزایش جمعیت و مهاجرت در طی سال‌های گذشته بوده است که چهره این باغ شهر را به شدت تغییر داده است [۶۸]. با توجه به عوامل تشدید کننده مهاجرت در کشور مانند خشکسالی‌ها و ریزگرد این موضوع تداوم دارد و در آینده این شهر را با مسائل جدی مواجه خواهد کرد.

### ۲.۲. روش تحقیق

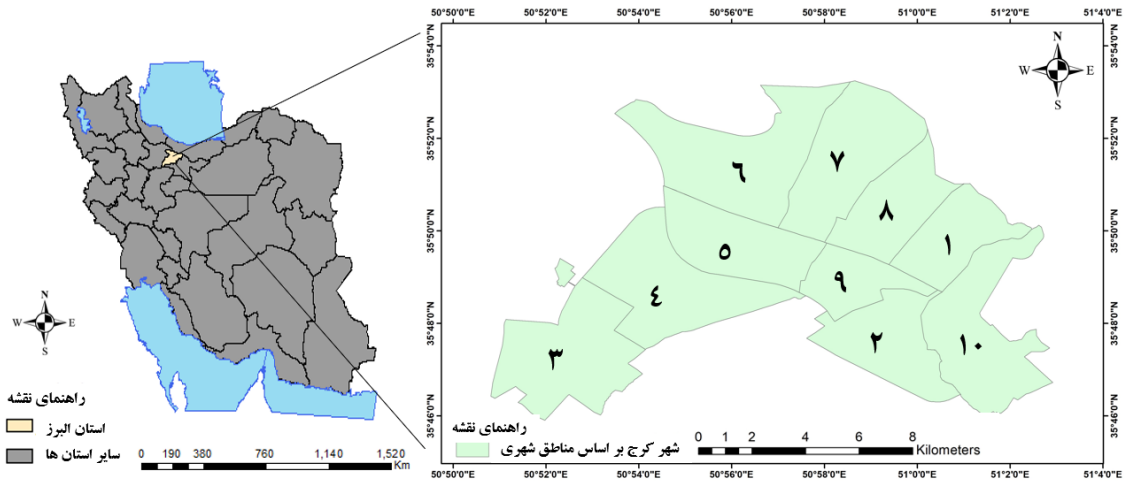
در این مطالعه از داده‌های لندست ۵، حسگر Thematic Mapper (TM) و لندست ۸، حسگر Operational Land Imager (OLI) استفاده شده است که شکل ۲ روند اجرای مدل‌سازی را نشان می‌دهد. تصاویر سال‌های ۲۰۰۶، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۱ ماهواره لندست ۵ و ۸ با توجه به انجام تصحیحات اتمسفری، رادیومتریکی و هندسی در بازه زمانی فصل تابستان که پوشش گیاهی به حداکثر رشد خود رسیده و همچنین دارای پوشش ابری زیر ۱۰ درصد می‌باشد با استفاده از محیط گوگل ارث انجین فراخوانی شدند، سپس از مجموعه تصاویر فصل تابستان هر سال میانگین گرفته شد و تصاویر نهایی بر اساس محدوده شهری برش زده شد.

شده است مدل زنجیره مارکوف است [۱۲، ۲۸]. مدل زنجیره مارکوف<sup>۱</sup> یک مدل فرآیند تصادفی است [۲۳] که احتمال تغییر یک نوع کاربری زمین را به کاربری دیگر با استفاده از یک ماتریس احتمالی گذار توصیف می‌کند و هر تغییر حالت به عنوان یک گام تعریف می‌شود [۳۳]. اگرچه مدل مارکوف در پیش‌بینی تغییرات زمانی پوشش/کاربری سرزمین کارآمد و مفید است [۵، ۴۶]. اما، خروجی مدل یا همان ماتریس تبدیل کاربری‌ها به همدیگر دارای اطلاعات مکان محور جغرافیایی نیست [۱۲]. مدل سلول خودکار (CA) این محدودیت مدل مارکوف را بر طرف می‌کند و تمام پیکسل‌های هر کلاس دارای موقعیت مکانی هستند [۷۲، ۱، ۱۵، ۳، ۷۳].

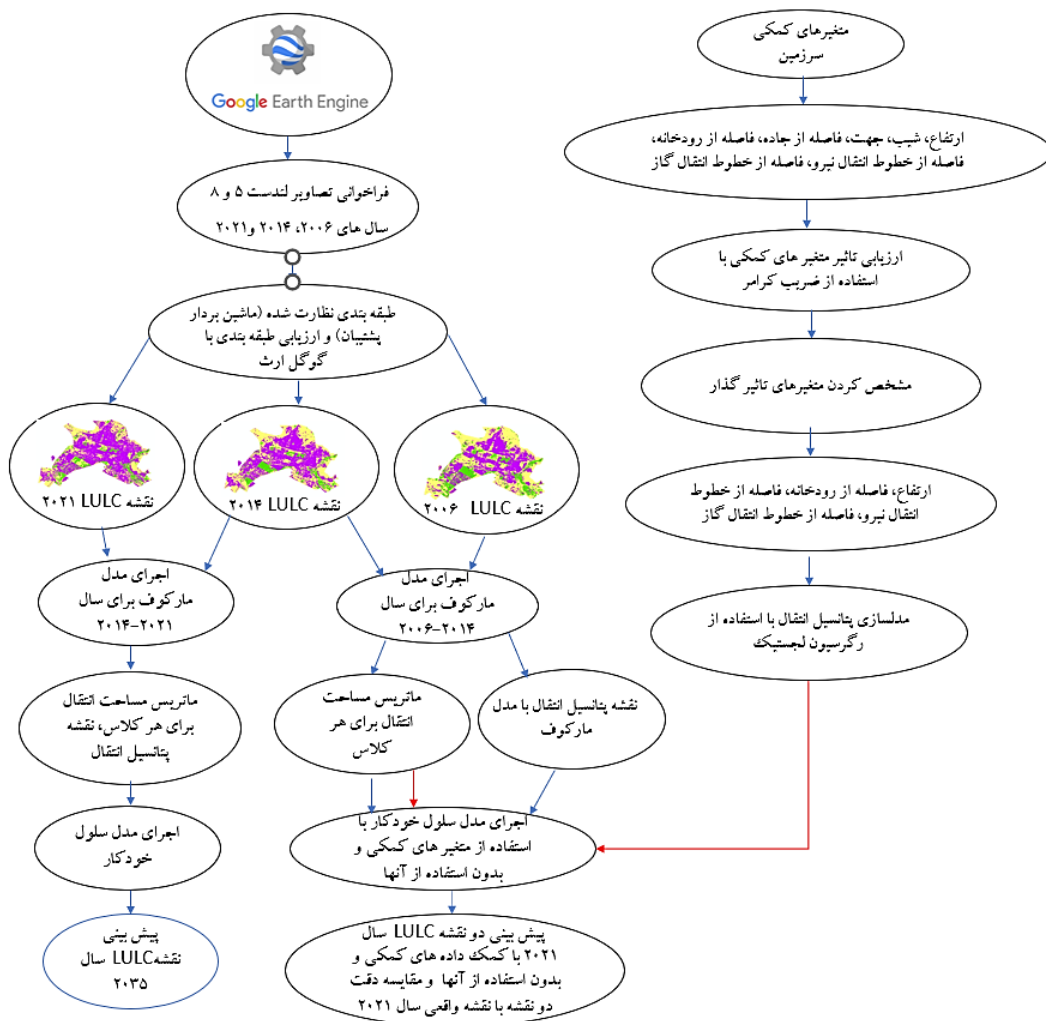
یکی از مزیت‌های مهم CA-Markov پیش‌بینی همزمان تغییرات مکانی-زمانی برای بهبود دقت شبیه‌سازی است [۳۰، ۵۳]. بسیاری از مطالعات داخلی و خارجی با موفقیت شبیه‌سازی الگوهای تغییر مکانی-زمانی LULC را با استفاده از مدل سلول خودکار و مدل مارکوف مورد بررسی قرار داده‌اند و با دقت بالایی پیش‌بینی را انجام دادند [۱۴، ۱۹، ۵۷، ۱۶، ۲۷، ۴]. مدل زنجیره مارکوف ادغام شده با مدل CA، فرصتی منحصر به فرد برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی تغییرات LULC در فضا و زمان را فراهم می‌کند. این مدل در شبیه‌سازی و پیش‌بینی کلاس‌های پیچیده LULC کارآمد است [۳۰، ۳۱، ۶۶].

هدف از مطالعه حاضر، تعیین کارایی روش سلول خودکار و زنجیره مارکوف در مقایسه با روش تلفیقی سلول خودکار و زنجیره مارکوف به همراه رگرسیون لجستیک و سپس آشکار سازی و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری شهر کرج تا سال ۲۰۳۵ می‌باشد. با توجه با قابلیت‌های زیاد گوگل ارث انجین در تسریع پردازش تصاویر سری زمانی و پیش‌بینی دقیق سلول خودکار و زنجیره مارکوف، انتظار می‌رود نتایج مطالعه یافته‌های مناسبی جهت مدیریت سرزمین ارائه نماید.

<sup>1</sup> Markov



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه



شکل ۲. چارچوب روش انجام تحقیق

## ۲.۲.۲. پیش‌بینی و آشکار سازی تغییرات نقشه پوشش/کاربری سرزمین سال ۲۰۲۱ با تلفیق رگرسیون لجستیک با مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف

جهت مقایسه دقت پیش‌بینی و ارزیابی تاثیر افزودن متغیرهای کمکی، علاوه بر مدل سازی با روش سلول خودکار و زنجیره مارکوف، مدل سازی دیگری با اضافه کردن روش رگرسیون لجستیک به مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف انجام شد و از تصاویر سال ۲۰۰۶ و ۲۰۱۴ برای پیش‌بینی سال ۲۰۲۱ استفاده شد.

متغیرهای مورد بررسی در این مطالعه شامل ارتفاع، شیب، جهت، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، فاصله از خطوط انتقال نیرو و فاصله از خطوط انتقال گاز می‌باشد که در شکل ۳ نشان داده شده‌اند.

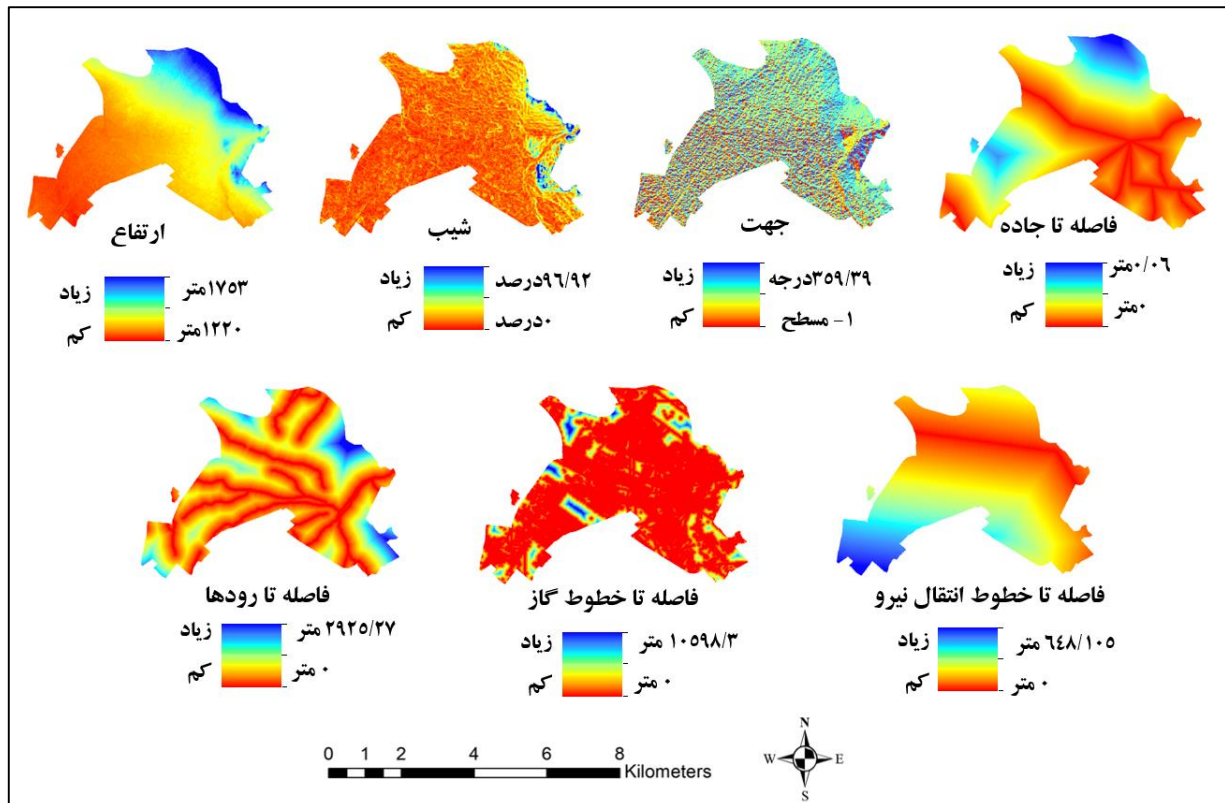
ابتدا نقش و توانایی هر یک از متغیرهای مکانی در پیش‌بینی تغییرات احتمالی کاربری اراضی با محاسبه ی ضریب کرامر ارزیابی شد. برای تعیین همبستگی بین متغیرهای مستقل و میزان تغییر (متغیر وابسته) از ضریب همبستگی کرامر استفاده شد. به طور کلی مقادیر نزدیک به ۰/۴ و بالاتر از آن به عنوان مقدار مناسب برای یک متغیر محسوب می‌شود و مقادیر کمتر از ۰/۱۵ نشانه ی توانایی کم آن در پیش‌بینی است [۵۵، ۵۴].

پس از تعیین متغیرهای تاثیرگذار با استفاده از رگرسیون لجستیک نقشه‌های پتانسیل تبدیل بر اساس نقشه‌های کاربری و متغیرهای موثر تهیه می‌شود. در این پژوهش ۳ زیر مدل برای مدلسازی پتانسیل انتقال با استفاده از رگرسیون لجستیک در نظر گرفته شد. زیرمدل‌ها عبارتند از تبدیل کاربری انسان ساخت به سایر کاربری‌ها، تبدیل کاربری پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم به سایر کاربری‌ها و تبدیل کاربری پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی به سایر کاربری‌ها. ارزیابی دقت مدل سازی با شاخص ROC تعیین شد. در مدل CA-Markov به جای نقشه‌های مطلوبیت تولید شده توسط زنجیره مارکوف، نقشه‌های مطلوبیت تولید شده توسط رگرسیون لجستیک قرار داده شد [۱۲، ۱۳].

برای طبقه‌بندی داده‌ها از ۷۰٪ مشاهده تصادفی بر روی گوگل ارث انجین و ۳۰٪ نقاط برای اعتبار سنجی طبقه‌بندی با کمک گوگل ارث استفاده شد و با کمک روش نظارت شده ماشین بردار پشتیبان در گوگل ارث انجین، به سه طبقه ۱- انسان ساخت، ۲- پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم (شامل زمین‌های زراعی، باغات و فضای سبز شهری) و ۳- پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی (شامل مراتع با پوشش گیاهی ضعیف، زمین‌های بایر و آیش) طبقه‌بندی شدند. برای ارزیابی خروجی طبقه‌بندی از صحت کلی و ضریب کاپا استفاده شد [۷، ۶، ۸].

## ۱.۲.۲. پیش‌بینی و آشکار سازی تغییرات نقشه پوشش/کاربری سرزمین سال ۲۰۲۱ با تلفیق مدل مارکوف با سلول خودکار

پیش‌بینی تغییرات LULC در سال ۲۰۲۱ شهر کرج در نرم افزار IDRISI بر اساس نقشه‌های LULC (۲۰۰۶-۲۰۱۴) بوده است. در ابتدا، مدل مارکوف برای تولید ماتریس‌های احتمال انتقال مناطق، ماتریس مساحت انتقال و نقشه‌های احتمال شرطی برای هر کلاس تولید می‌شود و نقشه‌های احتمال شرطی تولید شده برای سال ۲۰۲۱ با استفاده از ماژول StChoice به یک نقشه واحد تبدیل می‌شود و پس از آن ماتریس مساحت انتقال و نقشه ترکیب شده احتمال شرطی ورودی مدل سلول خودکار هستند که در ابتدا با استفاده از سال‌های ۲۰۰۶ و ۲۰۱۴، سال ۲۰۲۱ پیش‌بینی می‌شود. تنظیمات مدل فقط ۱۵٪ خطای متناسب را برای تصاویر ورودی مجاز می‌دانند یعنی با طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، اختصاص خطای متناسب حدود ۰/۱۵ (۰/۱۵) توصیه می‌شود [۶۹]. در مدل سازی سلول خودکار و زنجیره مارکوف برای سال‌های ۲۰۲۱، فیلتر ۵×۵ برای همسایگی و ۷ تکرار استفاده شد [۶۱].



شکل ۳. متغیرهای کمکی سرزمین

### ۳. نتایج

#### ۱.۳. ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده

##### پوشش/کاربری سرزمین

نتایج حاصل از طبقه‌بندی پوشش/کاربری سرزمین شهر کرج برای تصاویر لندست ۵ (۲۰۰۶) و لندست ۸ (۲۰۱۴ و ۲۰۲۱) بر اساس ضریب کاپا و صحت در جدول ۱ آورده شده است. طبق نتایج، میزان صحت و کاپا هر سه سال بالای ۹۰ درصد می‌باشد و این نشان دهنده این است که نقشه‌ها برای مدل‌سازی مناسب هستند. میزان صحت سال ۲۰۰۶، ۹۵ درصد، سال ۲۰۱۴، ۹۸ درصد و سال ۲۰۲۱، ۹۷ درصد می‌باشد. ضریب کاپا برای سال ۲۰۰۶، ۹۱ درصد، سال ۲۰۱۴، ۹۷ درصد و سال ۲۰۲۱، ۹۴ درصد می‌باشد. نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی با روش ماشین بردار پشتیبان در شکل ۴ قابل مشاهده است.

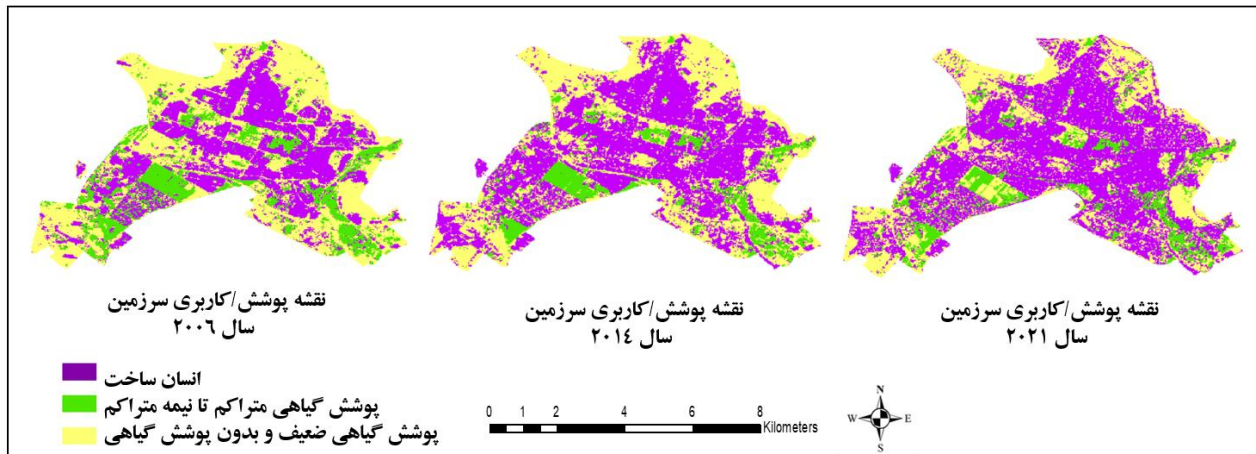
#### ۳.۲.۲. پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی

سال ۲۰۳۵

قبل از مدل‌سازی نقشه LULC برای سال ۲۰۳۵، لازم است نتایج حاصل از اعتبار سنجی تصویر پیش‌بینی شده ۲۰۲۱ مدل‌سازی شده با استفاده از رگرسیون لجستیک و متغیرهای کمکی، و تصویر پیش‌بینی شده با مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف که متغیرهای کمکی در آن استفاده نشده است با هم مقایسه شوند. اعتبار سنجی با استفاده از نقشه طبقه‌بندی شده سال ۲۰۲۱ به عنوان داده‌های مرجع در برابر نقشه LULC مدل‌سازی شده ۲۰۲۱ انجام شد. با استفاده از ضرایب مختلف کاپا مانند Kno، ضریب Klocation و Kstandard مورد ارزیابی قرار گرفت [۵۷، ۵۴، ۵۵].

جدول ۱. مشخصات تصاویر و ارزیابی طبقه‌بندی

ماهواره و سنجنده	سال	صحت کلی	کاپا
لندست ۵	۲۰۰۶	۰/۹۵۱	۰/۹۱۹
لندست ۸	۲۰۱۴	۰/۹۸۲	۰/۹۷۲
لندست ۸	۲۰۲۱	۰/۹۷۱	۰/۹۴۷



شکل ۴. نقشه‌های طبقه‌بندی شده پوشش/کاربری سرزمین سال ۲۰۰۶، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۱

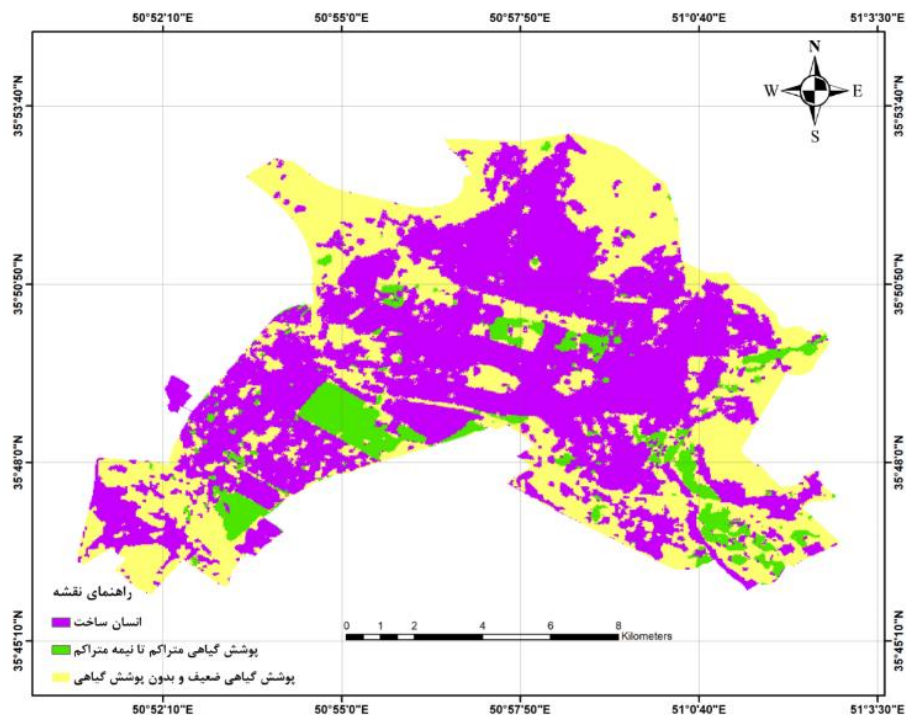
خواهد شد، ۵۰ درصد از پوشش گیاهی متراکم و نیمه متراکم و ۶۱ درصد از کلاس پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی در همان کلاس باقی خواهند ماند. شکل ۵ نقشه پیش‌بینی شده حاصل از تلفیق مدل سلول خودکار و مدل مارکوف را نشان می‌دهد. نتایج حاصل از صحت سنجی نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۲۱ با نقشه واقعی توسط ماژول Validate در جدول ۳ زیر آورده شده است.

### ۲.۳. ارزیابی صحت نقشه‌های پیش‌بینی شده

جدول ۲ نتایج احتمال انتقال بین کاربری‌ها را برای سال ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. باتوجه به نقشه‌های سال ۲۰۰۶ و ۲۰۱۴، ۷۷ درصد از کاربری انسان ساخت در سال ۲۰۲۱ در همان کاربری باقی خواهد ماند و ۰/۰۲ درصد به طبقه پوشش گیاهی متراکم و نیمه متراکم تبدیل خواهد شد و ۱۹ درصد نیز به طبقه ۳ تبدیل

جدول ۲. ماتریس احتمال انتقال طبقات پوشش/کاربری برای پیش‌بینی سال ۲۰۲۱

طبقه ۱ (انسان ساخت)	طبقه ۲ (پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم)	طبقه ۳ (پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی)
۰/۰۲۲	۰/۷۷۷	۰/۱۹۹
۰/۵۰۵	۰/۱۴۷	۰/۳۴۷
۰/۰۲۹	۰/۳۶۰	۰/۶۱



شکل ۵. نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۲۱ با مدل CA-Markov

جدول ۳. ارزیابی نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۲۱ با مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف در مقایسه با نقشه واقعی با ضرایب کاپا

پارامتر صحت سنجی	توضیحات	مقدار
Kno	تطابق کلی	۰/۸۱۲
Klocation	تطابق ناشی از مکان بین دو کلاس در نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی شده	۰/۸۱۶
Kstandard	تطابق ناشی از مقدار بین دو کلاس در نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی شده	۰/۷۸۶

خودکار و زنجیره مارکوف نیز انجام شد که در ابتدا در جدول ۴ نتایج ضریب کرامر برای متغیرها محاسبه شد.

جهت مقایسه تاثیر اضافه کردن متغیرهای کمکی به سرزمین مدلسازی با تلفیق رگرسیون لجستیک به سلول

جدول ۴. نتایج ضریب کرامر برای متغیرها

نام زیر مدل	ارتفاع	شیب	جهت	فاصله تا رودخانه	فاصله تا جاده	فاصله از خطوط انتقال گاز	فاصله از خطوط انتقال نیرو
ضریب کرامر کلی	۰/۱۸	۰	۰/۰۲	۰/۱۲	۰	۰/۱۸	۰/۳۵
ضریب کرامر برای کاربری انسان ساخت	۰/۱۸	۰	۰/۰۲	۰/۰۹	۰	۰/۱۵	۰/۴۹
ضریب کرامر برای کاربری پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم	۰/۱۵	۰	۰/۰۱	۰/۱۲	۰	۰/۲۰	۰/۲۲
ضریب کرامر برای کاربری پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی	۰/۲۱	۰	۰/۰۳	۰/۱۴	۰	۰/۱۸	۰/۳۶



پتانسیل انتقال با رگرسیون لجستیک را نشان می‌دهد که طبق جدول عمده اعداد ضرایب یا منفی است یا یک عدد مثبت بسیار کوچک است که نشان می‌دهد متغیرها تاثیر مثبتی بر پیش‌بینی ندارند با اینکه آماره ROC در آن‌ها خیلی خوب و نزدیک به یک است.

اعداد جدول نشان‌دهنده این است که متغیرها تاثیر زیادی در پیش‌بینی ندارند و متغیرهایی که ضریب کرامر کلی آن‌ها بالای ۰/۱ بود انتخاب شدند و متغیر جهت، شیب و فاصله تا جاده حذف شدند. جدول ۵ ضرایب محاسبه شده برای محاسبه نقشه

جدول ۵. نتایج ضرایب رگرسیون لجستیک

ROC	Intercept	فاصله تا خطوط انتقال نیرو	فاصله تا خطوط گاز	ارتفاع	متغیر فاصله تا رودخانه	نام زیر مدل
۰/۷۸۷۰	-۵/۵۳۸۰	-۸/۲۰۷E۰۴	۱/۰۴۵E-۰۴	۰/۰۰۱۵	-۳/۶۲۴E-۰۴	انسان ساخت
۰/۷۷۸۵	-۲/۶۰۰۲	۵/۹۹۳E-۰۵	۱/۰۴۷E-۰۴	۱/۰۴E-۷۷۵	۲/۵۵۵E-۰۴	پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم
۰/۸۰۹۱	-۱/۳۴۰۱	۰/۰۰۲۱	۱/۰۱۹E-۰۴	-۰/۰۰۱۱	-۳/۰۲۲E-۰۴	پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی

زنجیره مارکوف می‌باشد. بنابراین همیشه استفاده از متغیرهای کمکی باعث افزایش دقت نمی‌شود و بستگی زیادی به منطقه مورد مطالعه دارد.

نتایج مدل‌سازی با تلفیق رگرسیون لجستیک، سلول خودکار و زنجیره مارکوف طبق جدول ۶ نشان‌دهنده کاهش دقت مدل‌سازی در مقایسه با سلول خودکار و

جدول ۶. ارزیابی نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۲۱ با مدل رگرسیون لجستیک، سلول خودکار و زنجیره مارکوف در مقایسه با نقشه واقعی

مقدار	توضیحات	پارامتر صحت سنجی
۰/۷۸۶	تطابق کلی	Kno
۰/۷۸۵	تطابق ناشی از مکان بین دو کلاس در نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی شده	Klocation
۰/۷۵۷	تطابق ناشی از مقدار بین دو کلاس در نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی شده	Kstandard

با مدل مارکوف آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد با احتمال ۶۴ درصد در سال ۲۰۳۵ کاربری انسان ساخت باقی خواهد ماند و با احتمال ۰/۰۷ به طبقه ۲ تبدیل خواهد شد و همچنین با احتمال ۲۸ درصد به کاربری ۳ تبدیل خواهد شد.

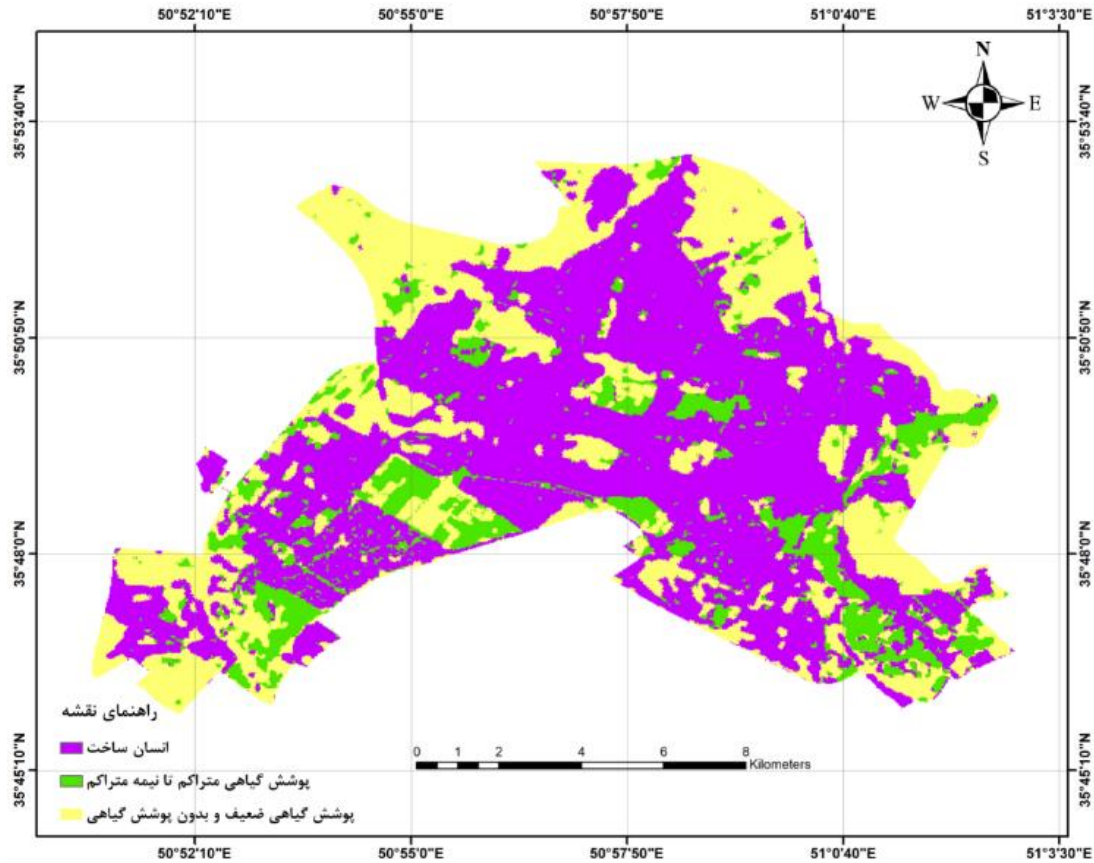
باتوجه به نتایج به دست آمده توسط رگرسیون لجستیک و ضرایب کاپا از مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف برای پیش‌بینی سال ۲۰۳۵ استفاده شد و متغیرها استفاده نشدند. ماتریس احتمال انتقال بین سال ۲۰۲۱ و ۲۰۲۱ برای پیش‌بینی سال ۲۰۳۵ در جدول ۷

جدول ۷. ماتریس احتمال انتقال طبقات پوشش/کاربری برای سال ۲۰۳۵

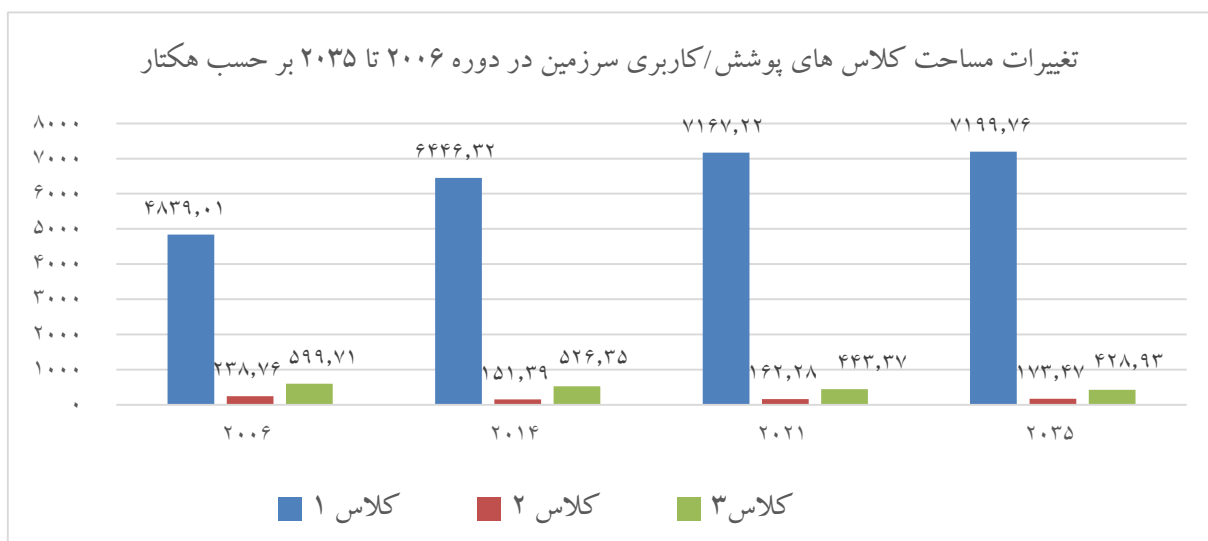
طبقه ۱ (انسان ساخت)	طبقه ۲ (پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم)	طبقه ۳ (پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی)
۰/۰۷	۰/۶۴۳	۰/۲۸۵
۰/۳۸۰	۰/۲۴۷	۰/۳۷۲
۰/۱۳۶	۰/۴۹۳	۰/۳۶۹

تصاویر احتمال شرطی توسط مدل مارکوف در تصویر ۷ نشان داده شده است.

نقشه پیش‌بینی شده سال توسط ۲۰۳۵ مدل مارکوف و سلول خودکار در تصویر ۶ و نقشه حاصل روی هم‌گذاری



شکل ۶. نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۳۵ با مدل CA-Markov



شکل ۷. تغییر مساحت کاربری‌ها در طول دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۳۵

بین سایر طبقات است. مساحت طبقه ۲ (پوشش گیاهی متراکم و نیمه متراکم) که همان زمین‌های کشاورزی، باغات و فضای سبز شهری است ابتدا کاهش قابل توجهی داشته و سپس افزایش یافته است. مساحت طبقه ۳ (پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی) که در واقع مراتع و زمین‌های بایر هستند در طول زمان کاهش یافته است.

### ۳.۳. بررسی تغییرات کاربری سرزمین از سال

۲۰۰۶ تا ۲۰۳۵

تغییرات مساحت کاربری‌های مختلف در نقشه شبیه سازی شده از سال ۲۰۰۶ تا سال ۲۰۳۵ در جدول ۸ آورده شده است. طبق این نتایج میزان مساحت طبقه ۱ (انسان ساخت) در طول زمان افزایش یافته که نشان‌دهنده گسترش شهرنشینی است و دارای بیشترین مساحت در

جدول ۸. مقایسه مساحت طبقات مختلف کاربری بین سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۳۵

سال	مساحت طبقه انسان ساخت (هکتار)	مساحت طبقه پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم (هکتار)	مساحت طبقه پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی (هکتار)
۲۰۰۶	۴۸۳۹/۰۱۱	۲۳۸۷/۶۹	۵۹۹۷/۱۲
۲۰۱۴	۶۴۴۶/۳۲	۱۵۱۳/۹۱	۵۲۶۳/۵۹
۲۰۲۱	۷۱۶۷/۲۲	۱۶۲۲/۸۵	۴۴۳۳/۷۵
۲۰۳۵	۷۱۹۹/۷۶	۱۷۳۴/۷۰	۴۲۸۹/۳۶

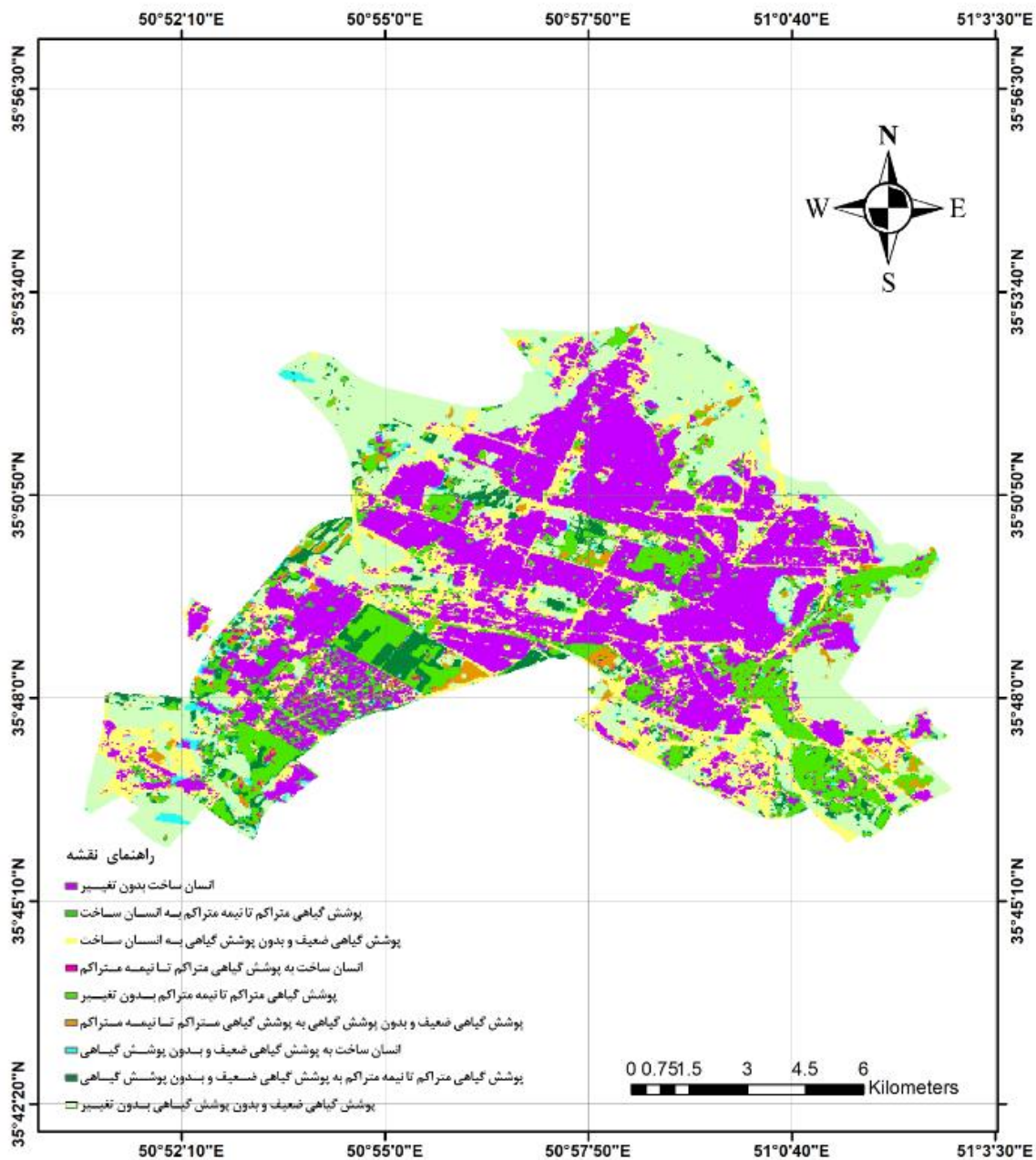
۲۰۳۵ استفاده شد. صحت و ضریب کاپای تصاویر طبقه‌بندی شده با کمک گوگل ارث انجین برای هر سه تصویر بالای ۹۰ درصد بود که حاکی از مناسب بودن تصاویر برای مدل سازی است. نتایج حاصل از پیش‌بینی تصویر سال ۲۰۲۱ و مقایسه آن با تصویر واقعی آن بر اساس ضرایب کاپا مقادیر بالایی را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه در سال ۱۳۸۹ یا سال ۲۰۱۰ میلادی استان البرز از استان تهران جدا شده است و به عنوان یک استان رشد مضاعفی را تجربه کرده است، از این رو تصاویر انتخاب شده برای مدل سازی بین سال ۲۰۱۰، یعنی ۲۰۰۶ و ۲۰۱۴ انتخاب شد که نشان‌دهنده رشد و توسعه شهرنشینی این دوره زمانی باشد نتایج حاصل از نقشه‌های طبقه‌بندی شده سال ۲۰۰۶ و ۲۰۱۴ تغییرات مشهود در این سال‌ها را نشان می‌دهد. همچنین طبق نتایج حاصل شده از زنجیره مارکوف، تصویر ترکیب شده احتمال شرطی برای هر کلاس، قابلیت تفسیر ندارد چون موقعیت جغرافیایی هر پیکسل مشخص نیست که به راحتی از روی تصویر ترکیب شده قابل تشخیص است.

شکل ۷ نشان‌دهنده نمودار تغییرات مساحت هر طبقه در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۳۵ را نشان می‌دهد، که طبق نمودار بیشترین میزان تغییرات و مساحت متعلق به کلاس ۱ (کاربری انسان ساخت) است و کلاس ۲ (پوشش گیاهی متراکم تا نیمه متراکم) و کلاس ۳ (پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی) دیگر روند کاهشی دارند.

شکل ۸ تغییرات و تبدیل شدن کاربری و پوشش‌های گیاهی را بین سال ۲۰۰۶ تا ۲۰۳۵ نشان می‌دهد و رنگ زرد نشان‌دهنده تبدیل طبقه پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی به طبقه انسان ساخت است.

### ۴. بحث و نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر برای پیش‌بینی پوشش کاربری سرزمین با استفاده از گوگل ارث انجین و تلفیق مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف شهر کرج از سه تصویر ماهواره لندست در سال‌های ۲۰۰۶، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۱ برای آشکار سازی تغییرات و شبیه سازی و پیش‌بینی سال



شکل ۸. نقشه تبدیل طبقات پوشش/کاربری سرزمین بین سال ۲۰۳۵ و ۲۰۰۶

مناسب داشته باشیم.

مساحت محاسبه شده برای تصویر سال ۲۰۳۵ و سایر کاربری نشان دهنده این است که کاربری انسان ساخت دارای بیشترین مساحت در بین سایر طبقات است و دارای روند افزایشی بوده که ناشی از شهرنشینی و

مدل تلفیقی سلول خودکار و زنجیره مارکوف، به همراه سامانه گوگل ارث انجین این امکان را فراهم می‌سازد تا در زمان کوتاه با استفاده از قابلیت‌های بالای گوگل ارث انجین در پردازش تصاویر سری زمانی بررسی‌های متعددی بر روی تغییرات سرزمین در آینده جهت مدیریت

مارکوف را برای مناطق گوناگون مورد بررسی قرار دادند [۱۴، ۱۹، ۵۷، ۱۶، ۲۷، ۴۱] همخوانی دارد. لی و همکاران در سال ۲۰۲۰ پژوهشی در مورد عوامل محرک و پیش‌بینی آینده کاربری زمین و تغییر پوشش بر اساس تصاویر ماهواره‌ای و تلفیق مدل سلول خودکار، زنجیره مارکوف و رگرسیون لجستیک انجام دادند. ضرایب رگرسیون برای عمده کاربری‌ها و متغیرها یا منفی است و یا یک عدد مثبت بسیار کوچک است که این نشان‌دهنده این است که متغیرهای کمکی تاثیر مثبتی در پیش‌بینی ندارند که نتایج این مطالعه با پژوهش ما همخوانی دارد. این نتایج منطبق با پرور و شایسته در سال ۱۳۹۸ است که با ادغام رگرسیون لجستیک و شبکه خودکار مارکوف پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری سرزمین را انجام دادند و از ۱۰ متغیر کمکی استفاده کردند. نتایج هر دو مطالعه نشان می‌دهد استفاده از متغیر همیشه باعث افزایش دقت پیش‌بینی نمی‌شود و بلکه می‌تواند باعث کاهش دقت مدل نیز بشود و در هر منطقه شرایط متفاوتی حاکم است و حتما باید تاثیر متغیرها مورد بررسی قرار گیرد. در مقابل این پژوهش، نگوین و همکاران در سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی تغییر کاربری زمین تحت تأثیر رشد جمعیت با ادغام مدل‌های رگرسیون لجستیک، زنجیره مارکوف و سلول خودکار را بررسی کردند. بر خلاف اغلب پژوهش‌ها که بیشتر از متغیرهایی چون ارتفاع، جهت، شیب و متغیرهای فاصله از کاربری‌ها و ... استفاده می‌کنند آن‌ها از متغیرهای اجتماعی و اقتصادی بارزتری که تاثیر زیادی روی گسترش شهر دارد در پژوهش خود استفاده کردند مانند تراکم جمعیت، تراکم خانوارها، نسبت افرادی که در سنین مختلف مشغول به کار هستند، فاصله تا مراکز اقتصادی فعال، فاصله تا نزدیکترین جاده اصلی و فاصله تادریا می‌باشد و نتایج آنها حاکی از تاثیر گذاری زیاد این متغیرها بود که باعث افزایش دقت مدل شده بود که نشان می‌دهد نوع متغیر مورد استفاده بسیار مهم است و می‌تواند باعث افزایش دقت مدل شود.

مهاجرت به کرج به دلیل نزدیکی به پایتخت و افزایش شهرک‌های صنعتی در شمال غرب کرج برای اشتغال می‌باشد. طی سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۴ شهر کرج روند گسترش سریعی را تجربه کرده است، به طوری که ۱۶۰۷/۳۱ هکتار طی ۸ سال به مناطق شهری افزوده شده است و طبق نقشه‌ها گسترش شهر ابتدا در مناطق مرکزی کرج اتفاق افتاده است و پس از سال ۲۰۱۴ گسترش شهر در حاشیه‌های شهر رخ داده و روند افزایش پس از سال ۲۰۱۴ کمتر از دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۴ بوده است. میزان افزایش بین سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۱، ۷۲۰/۹ هکتار و در دوره ۲۰۲۱ تا ۲۰۳۵، ۳۲/۵۴ هکتار بوده است. مساحت طبقه دوم که همان پوشش گیاهی متراکم و نیمه متراکم است و شامل زمین‌های زراعی، باغات و فضای سبز شهری است در ابتدا بین سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۴ کاهش شدیدی داشته که علت آن تخریب پوشش گیاهی برای ساخت و ساز شهری بوده است و به میزان ۳۷/۸۷ هکتار در طی ۸ سال تخریب شده است و پس از سال ۲۰۱۴ روند افزایشی داشته به طوریکه ۱۰/۸۹ هکتار طی سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۱ و ۱۱/۱۹ هکتار طی سال ۲۰۲۱ تا ۲۰۳۵ به پوشش گیاهی که عمدتاً زمین‌های زراعی بوده افزوده شده است که این روند افزایشی طبق تصاویر ماهواره‌ای در برخی از مناطق در زمین‌هایی که قبلاً کاربری زراعی نداشته صورت گرفته است. مساحت طبقه سوم که همان پوشش گیاهی ضعیف و بدون پوشش گیاهی می‌باشد، شامل مراتع، زمین‌های بایر و آیش می‌باشد که در طول همه دوره‌ها دارای روند کاهشی بوده، در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۴، ۷۳/۳۶ هکتار شاهد تخریب مراتع و زمین‌های بایر بوده‌ایم. در دوره ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۱، ۸۲/۹۸ هکتار و ۱۴/۴۴ هکتار بین سال‌های ۲۰۲۱ تا ۲۰۳۵ کاهش داشته است که علت آن تخریب مراتع و تبدیل آن‌ها به مناطق مسکونی، صنعتی و کشاورزی است. صحت و ضرایب کاپا بالای مدل‌سازی و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، همچنین روند کاهشی کاربری‌های مختلف با نتایج سایر محققان که سلول خودکار و زنجیره

لایه‌های کمکی سرزمین پرداخته شود یا از مدل‌هایی برای پیش‌بینی استفاده شود که توانایی تحلیل تصاویر سری زمانی را دارا باشند مانند شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت ماندگار که دقت مدل افزایش یابد.

### سیاسگزاری

از دانشگاه تهران جهت فراهم آوردن امکانات و تجهیزات و فضایی مناسب جهت پژوهش و بالندگی در قالب پایان نامه کارشناسی ارشد تشکر و قدردانی می‌شود.

با توجه به اهمیت پردازش تصاویر سری زمانی سرزمین در علوم محیط‌زیست و کاربردهای زیاد گوگل ارث انجین در این حوزه، همچنین ضرورت پایش و پیش‌بینی تغییرات پوشش/اکاربری سرزمین و سادگی مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف دستاوردهای این‌گونه مطالعات در زمینه‌های مختلف برای برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در جهت دستیابی به توسعه پایدار ارزشمند است. در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی با تلفیق کردن مدل‌های دیگری چون شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک و غیره به مدل سلول خودکار و زنجیره مارکوف جهت مدل‌سازی رابطه بین

## References

- [1] Ali Mohammadi Sarab, A., Motakan, A.A. and Mirbagheri, B. (2008). Evaluating the efficiency of the cellular automata model in simulating the expansion of urban land in the southwest suburbs of Tehran. *Journal of Space Planning and Preparation*, 2(14), 81-102. (In Persian)
- [2] Azadi, H., Barati, A. A., Rafiaani, P., Taheri, F., Gebrehiwot, K., Witlox, F. and Lebailly, P. (2017). Evolution of land use-change modeling: routes of different schools of knowledge. *Landscape and Ecological Engineering*, 13(2), 319-332.
- [3] Bazoband, M. (2015). Modeling urban land use change using automatic cells model (case study: Tabriz city). Master's thesis. Faculty of Geography, Khwarazmi University. (In Persian)
- [4] Benneer, L. S. and Olmstead, S. M. (2008). The impacts of the "right to know": Information disclosure and the violation of drinking water standards. *Journal of Environmental Economics and Management*, 56(2), 117-130.
- [5] Biswas, M., Banerji, S. and Mitra, D. (2020). Land-use-land-cover change detection and application of Markov model: A case study of Eastern part of Kolkata. *Environment, Development and Sustainability*, 22(5), 4341-4360.
- [6] Christensen, M. and Jokar Arsanjani, J. (2020). Stimulating implementation of sustainable development goals and conservation action: predicting future land use/cover change in Virunga National Park, Congo. *Sustainability*, 12(4), 1570.
- [7] Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46.
- [8] Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46.
- [9] De Groot, R. S., Alkemade, R., Braat, L., Hein, L. and Willemsen, L. (2010). Challenges in integrating the concept of ecosystem services and values in landscape planning, management and decision making. *Ecological complexity*, 7(3), 260-272.

- [10] Deng, X., Huang, J., Rozelle, S. and Uchida, E. (2006). Cultivated land conversion and potential agricultural productivity in China. *Land use policy*, 23(4), 372-384.
- [11] de Noronha Vaz, E., Nijkamp, P., Painho, M. and Caetano, M. (2012). A multi-scenario forecast of urban change: A study on urban growth in the Algarve. *Landscape and Urban Planning*, 104(2), 201-211.
- [12] Eastman, J. R. (2003). *IDRISI Kilimanjaro: guide to GIS and image processing*.
- [13] Eastman, J. R. (2012). *IDRISI Selva manual*. Clark labs-Clark University. Worcester, Mass. USA.
- [14] Esmaeili, H. and Negahban, S. (2021). Detection and prediction of land use changes using Markov chain model and cellular automata case study: (Darab plain). *Journal of Geographical Studies of Dry Areas*, 11(43), 41-61. (In Persian)
- [15] Fereshtehkhou, M. (2013). Dynamic modeling of urban growth using the combined model of cellular automata with genetic algorithm and artificial neural networks (study area: Kerman city). Master's thesis. Faculty of Civil Engineering and Mapping. Kerman Graduate University of Technology. (In Persian)
- [16] Fu, F., Deng, S., Wu, D., Liu, W. and Bai, Z. (2022). Research on the spatiotemporal evolution of land use landscape pattern in a county area based on CA-Markov model. *Sustainable Cities and Society*, 80, 103760.
- [17] Gao, J., Li, F., Gao, H., Zhou, C. and Zhang, X. (2017). The impact of land-use changes on water-related ecosystem services: a study of the Guishui River Basin, Beijing, China. *Journal of Cleaner Production*, 163, S148-S155.
- [18] Gamboa, A. M. and Galicia, L. (2011). Differential influence of land use/cover change on topsoil carbon and microbial activity in low-latitude temperate forests. *Agriculture, ecosystems & environment*, 142(3-4), 280-290.
- [19] Ghaderi, Sh., Zare Chahouki, M.A., Azarnivand, H., Tavili. And Rayghani, B. (2020). Prediction of land use changes using CA-Markov model (case study: Eshtehard). *Journal of Rangeland*, 4(1), 147-160. (In Persian)
- [20] Gharaibeh, A., Shaamala, A., Obeidat, R. and Al-Kofahi, S. (2020). Improving land-use change modeling by integrating ANN with Cellular Automata-Markov Chain model. *Heliyon*, 6(9), e05092.
- [21] Groeneveld, J., Müller, B., Buchmann, C. M., Dressler, G., Guo, C., Hase, N. and Schwarz, N. (2017). Theoretical foundations of human decision-making in agent-based land use models—A review. *Environmental modelling & software*, 87, 39-48.
- [22] Gualtieri, J. A. and Cromp, R. F. (1999). Support vector machines for hyperspectral remote sensing classification. In *27th AIPR workshop: advances in computer-assisted recognition* (Vol. 3584, pp. 221-232). SPIE.
- [23] Guan, D., Gao, W., Watari, K. and Fukahori, H. (2008). Land use change of Kitakyushu based on landscape ecology and Markov model. *Journal of Geographical Sciences*, 18(4), 455-468.
- [24] Guzman, L. A., Escobar, F., Peña, J. and Cardona, R. (2020). A cellular automata-based land-use model as an integrated spatial decision support system for urban planning in developing cities: The case of the Bogotá region. *Land use policy*, 92, 104445.
- [25] Haines-Young, R., Potschin, M. and Kienast, F. (2012). Indicators of ecosystem service potential at European scales: mapping marginal changes and trade-offs. *Ecological Indicators*, 21, 39-53.
- [26] Hasan, S. S., Zhen, L., Miah, M. G., Ahamed, T. and Samie, A. (2020). Impact of land use change on ecosystem services: A review. *Environmental Development*, 34, 100527.
- [27] Hishe, S., Bewket, W., Nyssen, J. and Lyimo, J. (2020). Analysing past land use land cover change and CA-Markov-based future modelling in the Middle Suluh Valley, Northern Ethiopia. *Geocarto International*, 35(3), 225-255.

- [28] Houet, T. and Hubert-Moy, L. (2006). Modeling and projecting land-use and land-cover changes with Cellular Automaton in considering landscape trajectories. *EARSeL eProceedings*, 5(1), 63-76.
- [29] Huang, C., Davis, L. S. and Townshend, J. R. G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of remote sensing*, 23(4), 725-749.
- [30] Hyandy, C. and Martz, L. W. (2017). A Markovian and cellular automata land-use change predictive model of the Usangu Catchment. *International journal of remote sensing*, 38(1), 64-81.
- [31] Irwin, E. G., Jayaprakash, C. and Munroe, D. K. (2009). Towards a comprehensive framework for modeling urban spatial dynamics. *Landscape ecology*, 24(9), 1223-1236.
- [32] Karimi, F., Sultana, S., Babakan, A. S. and Suthaharan, S. (2019). An enhanced support vector machine model for urban expansion prediction. *Computers, Environment and Urban Systems*, 75, 61-75.
- [33] Kamusoko, C., Aniya, M., Adi, B. and Manjoro, M. (2009). Rural sustainability under threat in Zimbabwe—simulation of future land use/cover changes in the Bindura district based on the Markov-cellular automata model. *Applied Geography*, 29(3), 435-447.
- [34] Kolios, S. and Stylios, C. D. (2013). Identification of land cover/land use changes in the greater area of the Preveza peninsula in Greece using Landsat satellite data. *Applied Geography*, 40, 150-160.
- [35] Koomen, E., Stillwell, J., Bakema, A. and Scholten, H. J. (Eds.). (2007). *Modelling land-use change: Progress and applications* (Vol. 90). Springer Science & Business Media.
- [36] Li, K., Feng, M., Biswas, A., Su, H., Niu, Y. and Cao, J. (2020). Driving factors and future prediction of land use and cover change based on satellite remote sensing data by the LCM model: a case study from Gansu province, China. *Sensors*, 20(10), p.2757.
- [37] Li, X., Zhang, J., Li, Z., Hu, T., Wu, Q., Yang, J. and Wang, X. (2021). Critical role of temporal contexts in evaluating urban cellular automata models. *GIScience & Remote Sensing*, 58(6), 799-811.
- [38] Lin, D. and Lin, Y. (2015). Stakeholders of voluntary forest carbon offset projects in China: An empirical analysis. *Advances in meteorology*.
- [39] Liu, J. and Deng, X. (2010). Progress of the research methodologies on the temporal and spatial process of LUCC. *Chinese Science Bulletin*, 55(14), 1354-1362.
- [40] Liu, J., Zhang, Q. and Hu, Y. (2012). Regional differences of China's urban expansion from late 20th to early 21st century based on remote sensing information. *Chinese Geographical Science*, 22(1), 1-14.
- [41] Maitima, J. M., Olson, J. M., Mugatha, S. M., Mugisha, S. and Mutie, I. T. (2010). Land use changes, impacts and options for sustaining productivity and livelihoods in the basin of Lake Victoria. *Journal of sustainable development in Africa*, 12(3), 1520-5509.
- [42] Mansour, S., Al-Belushi, M. and Al-Awadhi, T. (2020). Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. *Land Use Policy*, 91, 104414.
- [43] Mantero, P., Moser, G. and Serpico, S. B. (2005). Partially supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3), 559-570.
- [44] Mendoza, M. E., Granados, E. L., Geneletti, D., Pérez-Salicrup, D. R. and Salinas, V. (2011). Analysing land cover and land use change processes at watershed level: a multitemporal study in the Lake Cuitzeo Watershed, Mexico (1975–2003). *Applied Geography*, 31(1), 237-250.
- [45] Midekisa, A., Holl, F., Savory, D. J., Andrade-Pacheco, R., Gething, P. W., Bennett, A. and Sturrock, H. J. (2017). Mapping land cover change over continental Africa using Landsat and Google Earth Engine cloud computing. *PloS one*, 12(9), e0184926.



- [46] Mountrakis, G., Im, J. and Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247-259.
- [47] Muller, M. R. and Middleton, J. (1994). A Markov model of land-use change dynamics in the Niagara Region, Ontario, Canada. *Landscape Ecology*, 9(2), 151-157.
- [48] Nahavandya, S. K., Kumar, L. and Ghamisi, P. (2017). Using the SLEUTH urban growth model to simulate the impacts of future policy scenarios on urban land use in the Tehran metropolitan area in Iran. arXiv preprint arXiv:1708.01089.
- [49] Nguyen, V.T., Le, T.T.H. and La, P.H. (2017). Predicting land use change affected by population growth by integrating logistic regression, Markov chain and cellular automata models. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 35(4), pp.221-230.
- [50] Nitze, I., Schulthess, U. and Asche, H. (2012). Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification. *Proceedings of the 4th GEOBIA, Rio de Janeiro, Brazil*, 79, 3540.
- [51] Parker, D. C., Manson, S. M., Janssen, M. A., Hoffmann, M. J. and Deadman, P. (2003). Multi-agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: a review. *Annals of the association of American Geographers*, 93(2), 314-337.
- [52] Parvar, Z., Shayesteh, K. (2019). Integration of Cellular Automata -Markov (CA-Markov) Model and Logistic Regression to Land-Use Change Prediction: (A Case Study of Gamasiab Basin). *Journal of Natural Environment*, 72(1), 1-14. (In Persian)
- [53] Pinto, N., Antunes, A. P. and Roca, J. (2021). A cellular automata model for integrated simulation of land use and transport interactions. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(3), 149.
- [54] Pontius Jr, R. G. (2000). Comparison of categorical maps. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 66, 1011-1016.
- [55] Pontius Jr, R. G. (2002). Statistical methods to partition effects of quantity and location during comparison of categorical maps at multiple resolutions. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 68(10), 1041-1050.
- [56] Pontius, G. R. and Malanson, J. (2005). Comparison of the structure and accuracy of two land change models. *International Journal of Geographical Information Science*, 19(2), 243-265.
- [57] Pontius Jr, R. G. and Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429.
- [58] Rai, R., Zhang, Y., Paudel, B., Acharya, B. K. and Basnet, L. (2018). Land use and land cover dynamics and assessing the ecosystem service values in the trans-boundary Gandaki River Basin, Central Himalayas. *Sustainability*, 10(9), 3052.
- [59] Sakieh, Y. (2013). Determining the axes of sustainable development of Karaj city based on the simulation of city development and environmental capacity. Master's thesis. Faculty of Natural Resources, University of Tehran. (In Persian)
- [60] Salehi, N., Ekhtesasi, M.R. and Talebi, A. (2019). Predicting the trend of land use changes using the Markov chain model (case study: Safaroud Ramsar watershed). *Journal of Remote Sensing and Geographic Information System in Natural Resources*, 10(1), 106-120. (In Persian)
- [61] Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D. and Yun, W. (2011). Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3-4), 938-943.
- [62] Sampaio, G., Nobre, C., Costa, M. H., Satyamurty, P., Soares-Filho, B. S. and Cardoso, M. (2007). Regional climate change over eastern Amazonia caused by pasture and soybean cropland expansion. *Geophysical Research Letters*, 34(17).

- [63] Shafizadeh-Moghadam, H., Tayyebi, A., Ahmadlou, M., Delavar, M. R. and Hasanlou, M. (2017). Integration of genetic algorithm and multiple kernel support vector regression for modeling urban growth. *Computers, Environment and Urban Systems*, 65, 28-40.
- [64] Shafizadeh-Moghadam, H., Tayyebi, A. and Helbich, M. (2017). Transition index maps for urban growth simulation: application of artificial neural networks, weight of evidence and fuzzy multi-criteria evaluation. *Environmental monitoring and assessment*, 189(6), 1-14.
- [65] Sidhu, N., Pebesma, E. and Câmara, G. (2018). Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 486-500.
- [66] Singh, S. K., Mustak, S., Srivastava, P. K., Szabó, S. and Islam, T. (2015). Predicting spatial and decadal LULC changes through cellular automata Markov chain models using earth observation datasets and geo-information. *Environmental Processes*, 2(1), 61-78.
- [67] Steffen, W., Crutzen, P. J. and McNeill, J. R. (2007). The Anthropocene: are humans now overwhelming the great forces of nature. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 36(8), 614-621.
- [68] Strategic plan and structural (comprehensive) plan of Karaj city, no date in: Ministry of Housing and Urban Development. Unknown place of publication: Housing and urban development organization of Tehran province.194. (In Persian)
- [69] Takada, T., Miyamoto, A. and Hasegawa, S. F. (2010). Derivation of a yearly transition probability matrix for land-use dynamics and its applications. *Landscape ecology*, 25(4), 561-572.
- [70] Tsai, Y. H., Stow, D., Chen, H. L., Lewison, R., An, L. and Shi, L. (2018). Mapping vegetation and land use types in Fanjingshan National Nature Reserve using google earth engine. *Remote Sensing*, 10(6), 927.
- [71] Van der Linden, S., Rabe, A., Okujeni, A. and Hostert, P. (2009). Image SVM classification. *Application Manual: image SVM version*, 2.
- [72] Wolfram, S. (2018). *Cellular automata and complexity: collected papers*. crc Press.
- [73] Wu, H., Zhou, L., Chi, X., Li, Y. and Sun, Y. (2012). Quantifying and analyzing neighborhood configuration characteristics to cellular automata for land use simulation considering data source error. *Earth Science Informatics*, 5(2), 77-86.
- [74] Xing, W., Qian, Y., Guan, X., Yang, T. and Wu, H. (2020). A novel cellular automata model integrated with deep learning for dynamic spatio-temporal land use change simulation. *Computers & Geosciences*, 137, 104430.
- [75] Yang, J., Guo, A., Li, Y., Zhang, Y. and Li, X. (2019). Simulation of landscape spatial layout evolution in rural-urban fringe areas: a case study of Ganjingzi District. *GIScience & remote sensing*. 56, 388-405.
- [76] Yang, Q., Li, X. and Shi, X. (2008). Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machines. *Computers & geosciences*, 34(6), 592-602.
- [77] Yu, L., Porwal, A., Holden, E. J. and Dentith, M. C. (2012). Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines. *Computers & Geosciences*, 45, 229-239.
- [78] Yu, R., Deng, X., Yan, Z. and Shi, C. (2013). Dynamic evaluation of land productivity in China. *Chinese Journal of Population Resources and Environment*, 11(3), 253-260.
- [79] Zurqani, H. A., Post, C. J., Mikhailova, E. A., Schlautman, M. A. and Sharp, J. L. (2018). Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 69, 175-185.
- [80] Zebardast, L. and Jafari, H. (2011). Evaluating the change process of Anzali wetland using remote sensing and providing a management solution. *Journal of Environmental Study*, 57(37), 57-64. (In Persian)

## Development of an Integrated Model Based on Cellular Automata and Markov Chain to Predict Land Use/Cover Changes (Case Study: Karaj City)

- ❖ **Haniyeh Rezaei**; Master student of Land Assessment and Spatial Planning, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran
- ❖ **Sharareh Pourebrahim\***; Associate Professor, Department of Environment, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran
- ❖ **Mohammad Karimadini**; Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran

### Abstract

Land cover/use changes detection is very powerful approach to analyze the function and health of ecosystems for land use management, especially in areas with rapid changes and often inconsistent with land use plans. This study has aimed to introduce the capabilities of Google Earth Engine for data gathering. It has implemented the combined model of Cellular Automata and Markov chain in comparison with the integrated model of logistic regression, Cellular Automata and Markov chain to compare the effect of adding auxiliary variables for changes detection and prediction of future changes. Three Landsat images (2006, 2014 and 2021) were classified using the support vector machine classifier method. With classified maps (2006-2014) and using the Cellular Automata and Markov chain, as well as, adding covariates and modeling with logistic regression, Cellular Automata and Markov chain two land use layers were predicted for 2021. For accuracy evaluation of the simulated layer of 2021, the classified map of the same year was used. The accuracy using logistic regression and covariates was respectively  $K_{no}=0.786$ ,  $K_{location}=0.785$ ,  $K_{standard}=0.757$ . Then 2035 was simulated using (2014-2021) layers and the Cellular Automata and the Markov chain. The evaluation of the changes shows that based on BAU scenario, between 2006 and 2035, the man-made area will reach from 4839.01 hectares to 7199.76 hectares with an increase of 2360.75 hectares. Simulation models will reduce the risks of land use decisions in long-term and Google Earth Engine has reduced the cost and time of classification and processing of satellite images.

**Keywords:** Logistic Regression, Google Earth Engine, Support vector machine, Auxiliary variables, Sustainable land use management.

