

شبیه‌سازی نقشه‌ی کاربری اراضی آینده حوزه‌ی آبخیز، با تلفیق مدل‌های سلول خود کار و زنجیره مارکوف بر مبنای انتخاب بهترین الگوریتم طبقه‌بندی (مطالعه موردی: حوزه‌ی آبخیز فخرآباد مهریز، یزد)

مهدی حیات‌زاده^۱: گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان

محمد رضا اختصاصی: گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

حسین ملکی‌نژاد: گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

علی فتح‌زاده: گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان

حمیدرضا عظیم‌زاده: گروه محیط زیست، دانشکده‌ی منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۲/۲۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۰/۲

چکیده

از آنجا که تغییر کاربری اراضی بر بسیاری از فرآیندهای طبیعی نظیر فرسایش خاک و تولید رسوب، سیلاب و تخریب خصوصیات فیزیکی شمیایی خاک اثر می‌گذارد؛ بنابراین نیاز است تا جنبه‌های مختلف تغییر کاربری اراضی و روند گذشته و آینده آن در مطالعات و تصمیم‌گیری‌های کلان کشور قابل توجه قرار گیرد. طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، یکی از مهمترین کاربردهای سنجش از دور است و الگوریتم‌های زیادی برای این منظور توسعه یافته‌است. این مطالعه ابتدا کارایی الگوریتم‌های طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و روش شبکه نگاشت خود سازمانده (SOM) را در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای لندست بررسی می‌کند. سپس کارایی این الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی با یکدیگر مقایسه می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم SVM با دقت کل ۰/۹۵ و ضریب کاپای ۰/۹۳ نسبت به دو روش دیگر برتری دارد. در این تحقیق برای پیش‌بینی وضعیت کاربری اراضی آینده (۲۰۲۵)، از مدل LCM بر پایه‌ی تحلیل زنجیره‌ی مارکوف - سلول‌های خودکار استفاده شد؛ بدین منظور از نقشه‌های کاربری اراضی ۲۰۰۲-۱۹۹۳، برای واسنجی و از نقشه‌ی ۲۰۰۲-۲۰۱۴، برای ارزیابی مدل استفاده شد. همچنین برای ایجاد نقشه‌ی تناسب اراضی، از متغیرهای مکانی فاصله از جاده، فاصله از مناطق مسکونی، فاصله از آبراهه‌ی اصلی، ارتفاع و شیب به‌عنوان عوامل مؤثر بر تغییرات کاربری استفاده شد. نتایج حاصل از ارزیابی مدل CA-Markov برای دوره‌ی ۲۰۰۲-۲۰۱۴، با میزان توافق برابر ۰/۹۴ و شاخص کاپا (K location) - که توانایی مدل را در پیش‌بینی موقعیت سلول‌ها نشان می‌دهد - برابر ۰/۹۲ است و از کارایی مناسب این رویکرد در شبیه‌سازی نقشه‌ی کاربری اراضی آینده‌ی حوضه حکایت می‌کند. نتایج بررسی تغییرات کاربری تا سال ۲۰۲۵، بیانگر تغییر کاربری باغ‌های منطقه به میزان ۶۰ درصد و تبدیل شدن آن به کاربری شهری است؛ به عبارت دیگر، پیش‌بینی می‌شود که تا سال ۲۰۲۵، حدود ۴۲۰ هکتار از باغ‌ها در منطقه‌ی مورد مطالعه از بین

* نویسنده مسئول: mhayatzadeh@ardakan.ac.ir

خواهد رفت. از این رو باتوجه به شرایط خاص این حوضه و قرار گرفتن در محدوده‌ی اقلیمی خشک و فراخشک، لزوم تمرکز فعالیت‌های مدیریت و اصلاح اراضی بر این نوع کاربری‌ها افزایش می‌یابد. واژگان کلیدی: الگوریتم ماشین بردار، زنجیره‌ی مارکوف، سلول‌های خودکار، تغییر کاربری اراضی.

۱- مقدمه

تغییرات کاربری اراضی یکی از فاکتورهای مهم در تغییر جریان هیدرولوژیک، فرسایش حوضه و تعادل زیستی است؛ بنابراین می‌توان با اطلاع از روند تغییرات کاربری اراضی، در راستای هدایت اکوسیستم به سمت تعادل قدم برداشت. سرعت تغییر اکوسیستم‌ها در سال‌های اخیر چنان شتابزده صورت گرفته‌است که امکان سازگاری موجودات زنده با تغییرات محیطی به سختی صورت می‌گیرد و این عارضه ناشی از فقدان توجه به تغییرات کاربری اراضی و بهره‌برداری از منابع طبیعی بوده‌است (Mas et al, 2004). یکی از مبانی مدیریت منابع طبیعی، اطلاعات مربوط به نقشه‌های تغییرات کاربری اراضی است. با توجه به هزینه‌ی بالا و به هنگام نبودن تهیه‌ی این نقشه‌ها به وسیله‌ی عملیات زمینی، در سال‌های اخیر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به عنوان راه‌حلی کارا برای این منظور مطرح شده‌است (Pelletreau, 2004). از طرفی داده‌های ماهواره‌ای تکرارپذیر و به هنگام است، همچنین سطح وسیعی را پوشش می‌دهد و همین خصوصیات کاربرد آنها را افزایش داده‌است.

یکی از روش‌های پرکاربرد استخراج اطلاعات از تصاویر ماهواره‌ای، طبقه‌بندی است که به دو صورت نظارت شده و نظارت نشده صورت می‌گیرد. از آنجایی که هدف اصلی از پردازش تصاویر ماهواره‌ای، تهیه‌ی نقشه‌های موضوعی و کارآمد است؛ لذا انتخاب الگوریتم مناسب طبقه‌بندی، نقش مهمی در این زمینه ایفاء می‌کند. اینک انواع مختلف روش‌های طبقه‌بندی وجود دارند که در این تحقیق، از سه الگوریتم طبقه‌بندی غیرپارامتریکی و براساس تئوری یادگیری آماری استفاده شد. روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش شبکه نگاشت خود سازمانده (SOM)، روش‌های مورد آزمون در تحقیق حاضر هستند. در سال‌های اخیر به دلیل کارایی مناسب داده‌های ماهواره‌ای و قابلیت‌های سیستم‌های جغرافیایی، بررسی تغییرات کاربری اراضی، مدل‌سازی و پیش‌بینی این تغییرات برای آینده از سوی پژوهشگران قابل توجه قرار گرفته‌است (Lo, 2003). یکی از مدل‌های رایج در شبیه‌سازی نقشه‌ی کاربری اراضی، مدل سلول‌های خودکار و زنجیره‌ی مارکوف^۱ است. این مدل می‌تواند به شبیه‌سازی تغییرات کاربری اراضی با ویژگی‌های چندگانه بپردازد (Eastman, 2003). کارشناسان در سال‌های اخیر، به مدل‌سازی تغییرات و استفاده از آن برای پیش‌بینی تغییرات آینده‌ی کاربری اراضی به منظور برنامه‌ریزی دقیق و آینده‌نگرتر توجه نشان داده‌اند.

البکری^۲ و همکاران (2013) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ی لندست و مدل مارکوف، تغییرات کاربری اراضی عمان را برای سال 2043 مدل‌سازی کردند. نتایج این مطالعه با صحت بالا، نشان‌دهنده‌ی تغییرات کاربری طبیعی به مسکونی است. این مطالعه، مدل‌سازی و ارزیابی تغییرات کاربری اراضی را ابزار مهمی برای طرح‌های مدیریتی و سیاست‌های کاربری اراضی نشان داد. سمت^۳ و همکاران (2011) نشان دادند که دقت پیش‌بینی از روش CA مارکوف زمانی

^۱ CA-Markov

^۲ Al-Bakri

^۳ Samat

کاهش می‌یابد که مدل سعی دارد برای مدت زمانی طولانی‌تر پیش‌بینی کند، احتمالاً این امر به علت این واقعیت است که یک قانونگذار یکنواخت شده توسط مدل، در طول دوره‌ی شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته‌است. ارسنجانی^۱ و همکاران (2013) با ادغام روش‌های رگرسیون لجستیک، رنجیر مارکوف و مدل ماشین‌های سلولی به شبیه‌سازی نقشه‌ی توسعه‌ی شهری در منطقه‌ی تهران پرداختند. در نهایت، نقشه‌ی کاربری را برای دو دوره‌ی 2016 و 2026 شبیه‌سازی کردند و نشان دادند که در این دوره‌ی شبیه‌سازی، موج جدیدی از توسعه‌ی شهری در این منطقه رخ خواهد داد. فونجی و تاف^۲ (2014) از تصاویر لندست در دوره‌ای ۱۵ ساله بین سال‌های 1992 تا 2007 به منظور ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در شمال شرقی لتونی استفاده کردند. نتایج آنها نشان داد که از تلفیق داده‌های ماهواره‌ای و اطلاعات جمعیتی، می‌توان با کارایی مناسبی روند تغییرات کاربری را شبیه‌سازی کرد. هان و یانگ^۳ (2015) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست TM برای سال‌های 1985، 2000 و 2010 در پکن چین، به تشریح ارتباط بین متغیرهای تطبیقی زمینی، مکانی منطقه‌ای و اقتصادی و اجتماعی پرداختند. سپس سناریوهای کاربری اراضی آینده‌ی منطقه را برای دوره‌ی 2010 تا 2020 شبیه‌سازی کردند. نتایج آنها نشان داد که تبدیل اراضی زراعی به شهری در مناطق کوهستانی تا سال 2020 شایع‌تر خواهد بود. میرباقری (۱۳۸۵) مدل CA را برای شبیه‌سازی نحوه‌ی گسترش کاربری‌های شهری در شهرستان اسلامشهر و قسمت‌هایی از شهرستان رباط کریم تهران استفاده کرد. نتایج حاصل از این تحقیق، قابلیت‌های مدل CA را برای پیش‌بینی و مدل‌سازی تغییرات کاربری در شرایط منطقه‌ی مورد مطالعه نشان داد و توصیه کرد ارزیابی و بررسی‌های بیشتری برای بهینه‌سازی این مدل در شرایط مختلف صورت گیرد. آذری (۱۳۹۰) در تحقیقی به مدل‌سازی گسترش فیزیکی شهر مراغه با استفاده از سلول‌های خودکار پرداخت و تبدیل شدن اراضی باغی به شهری را برای سال 2021 شبیه‌سازی و برکارایی مدل سلول‌های خودکار در پیش‌بینی نقشه‌ی کاربری تأیید کرد.

در تحقیق حاضر برای تعیین نقشه‌ی کاربری اراضی گذشته و حال و مدل‌سازی شرایط کاربری اراضی آینده‌ی حوضه، در گام اول طبقه‌بندی نظارت شده با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی مناسب بر روی تصاویر لندست برای سال‌های 1993 (TM)، 2002 (ETM⁺) و 2014 (Landsat8) اجرا و نقشه‌ی کاربری اراضی حوضه برای این دوره‌ها تهیه شد. هدف از این مطالعه در گام دوم، پیش‌بینی نقشه‌ی کاربری آینده‌ی حوضه (2025) با استفاده از مدل سلول‌های خودکار- مارکف^۴ و ادغام آن با ماتریس انتقال برای به حداقل رساندن خطای سیستمی است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوزه‌ی آبخیز فخرآباد یکی از زیرحوضه‌های دشت یزد - اردکان در دامنه‌ی شرقی رشته‌کوه شیرکوه بین طول جغرافیایی ۵۴ درجه و ۲ دقیقه تا ۵۴ درجه و ۱۵ دقیقه شرقی و عرض ۳۱ درجه و ۳۱ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۴۱ دقیقه شمالی قرار دارد. این حوضه در کمربند کوهستانی خشک با تابستان‌های نسبتاً ملایم و زمستان‌های کوتاه و سرد قرار گرفته است. خروجی این حوضه در دشت ابراهیم‌آباد مهریز است که آب ناشی از باران و ذوب برف حوضه، توسط

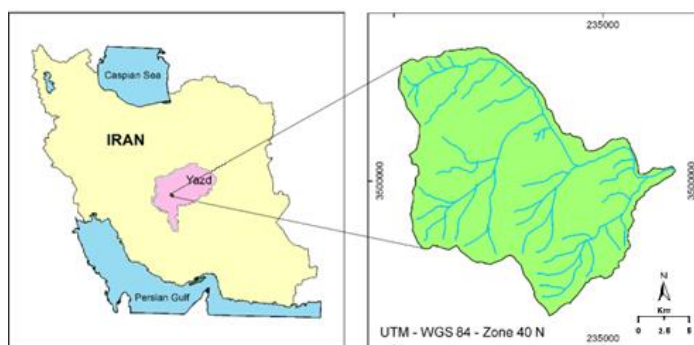
¹ Arsanjani

² Fonji and Taff

³ Han&Yang

⁴ Markov-cellular automata

رودهای فصلی به این دشت وارد می‌شود. معروفترین روستاهای استان از جمله ده بالا، طزرجان، بنادک سادات و فخرآباد در این حوزه قرار دارد. متوسط ارتفاع آن ۲۷۲۰ متر و شیب متوسط حوزه حدود ۱۸ درصد است (Mazidi, 2007). مساحت حوزه حدود ۲۰۷ کیلومتر مربع و متوسط بارش سالانه آن ۲۵۰ میلی‌متر است. موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه در شکل (۱) نمایش داده شد است.

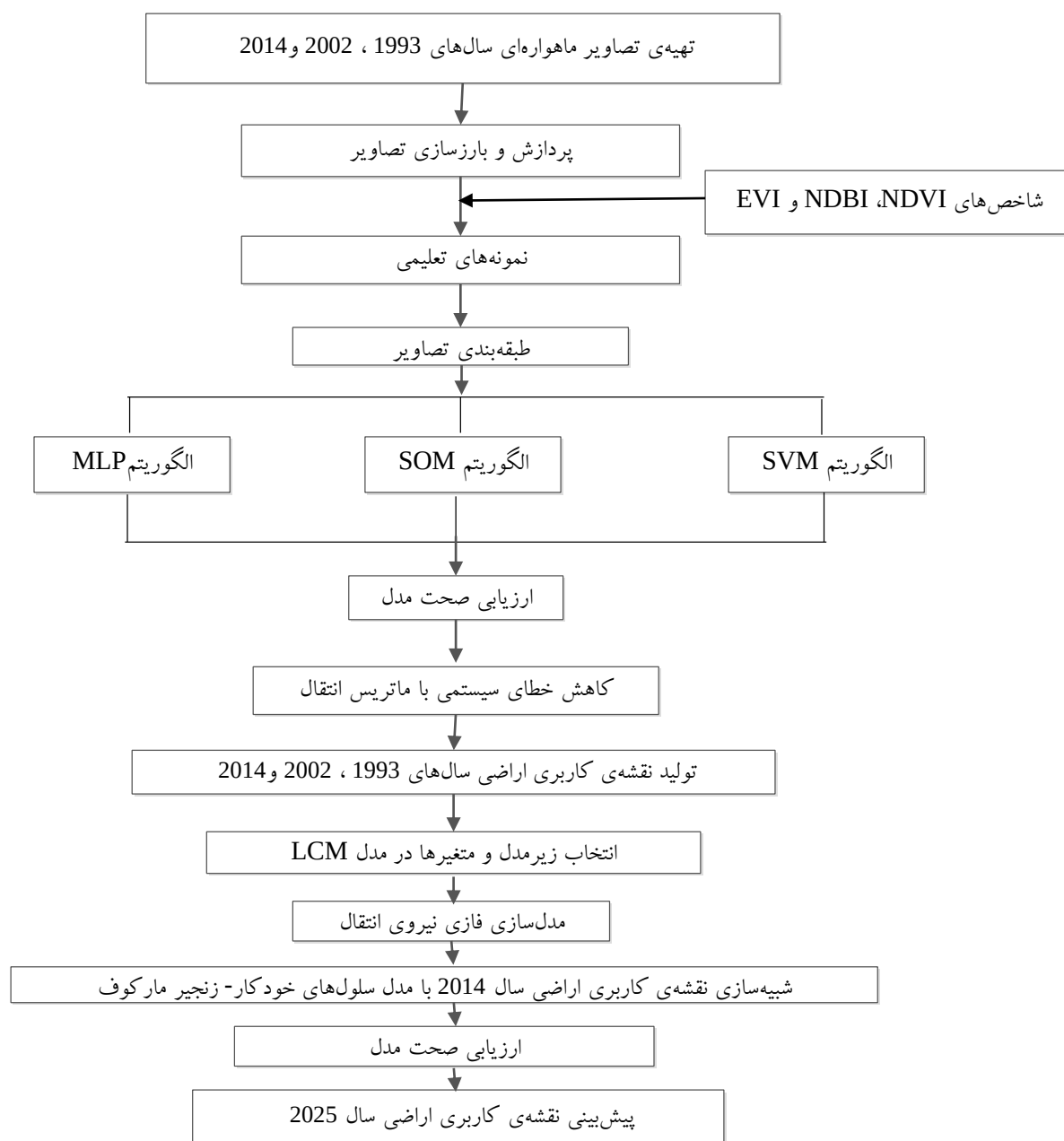


شکل ۱: موقعیت جغرافیایی حوزه‌ی آبخیز فخرآباد در استان یزد و ایران

۲-۲. پردازش داده‌ها

به منظور بررسی کارایی الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای تهیه‌ی نقشه‌ی کاربری اراضی گذشته تا حال، سه تصویر ماهواره‌ای لندست برای سال‌های ۱۹۹۳ (TM)، ۲۰۰۲ (ETM+) و ۲۰۱۴ (Landsat8) با یک بازه‌ی زمانی تقریباً یکسان انتخاب شد. انتخاب زمانی تصاویر مورد پردازش در این مطالعه، برای به حداقل رساندن اثرات پوشش ابر و برف همچنین ارتقای دقت نمونه‌های تعلیمی، اواسط فصل تابستان (July) زمانی که پوشش گیاهی به حداکثر رشد رویشی رسیده باشد، صورت گرفت و سعی شد تا تصاویر انتخابی تا حد امکان در این محدوده‌ی زمانی قرار گیرند (Shahkooeei et al, 2014). در پژوهش حاضر از نرم‌افزارهای ENVI5.1، IDRISI Selva و ArcGIS 10.3 برای پردازش، بارسازی و مدل‌سازی داده‌ها، و از الگوریتم‌های SVM، MLP و SOM برای طبقه‌بندی کاربری‌ها و از مدل LCM برای پیش‌بینی کاربری آینده‌ی حوزه استفاده شده است (شکل ۲).

بعد از برش منطقه‌ی مطالعاتی از روی تصویر، با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ و از طریق تفسیر بصری بر تصاویر گوگل ارث، مراحل پیش‌پردازش - که شامل تصحیحات اتمسفری، هندسی و ارتفاعی است - بر تصاویر ماهواره‌ای انجام شد. پس از آنکه داده‌ها به صورت هندسی تصحیح شدند، برای بهره‌مندی از توان اطلاعاتی این داده‌ها به کمک الگوریتم‌های طبقه‌بندی، قابلیت آنها برای تفکیک کلاسه‌های موضوعی که در تحقیق مورد نظر هستند، بررسی و آزموده شد. براساس تجربه و نتایج تحقیقات گذشته، باندهای کاذب نظیر مؤلفه‌های اصلی و ترکیب رنگی (RGB) باندهای ۲، ۳ و ۴، نسبت‌گیری‌هایی مثل EVI، NDVI و NDBI به همراه باندهای اصلی (باندها به صورت انفرادی) سنجنده‌های لندست به جز باند ۶ می‌توانند برای تفکیک بهتر کلاسه‌ها استفاده شوند (ساروئی، ۱۳۷۸).



شکل ۲: مراحل اجرای تحقیق

در این مرحله سعی شد انتخاب مناطق تعلیمی از پراکنش مناسبی برخوردار باشد. از سوی دیگر، مختصات نقاط کنترل زمینی برای کاربری‌های سال 2014 به صورت میدانی با استفاده از GPS حاصل شد. بخشی از نمونه‌های تعلیمی برداشت شده در هر کلاس کاربری، برای طبقه‌بندی و بخش دیگر، به منظور آزمون میزان دقت طبقه‌بندی‌ها استفاده شد. سپس برای ارزیابی کمی تفکیک‌پذیری طبقات پوشش اراضی در نمونه‌های تعلیمی، از شاخص واگرایی تبدیل شده^۱ استفاده شد. نتایج برآورد این شاخص نشان می‌دهد که ترکیبات جفتی طبقات برونزد سنگی و شهری دارای تفکیک‌پذیری پایینی هستند که به تشابهات طیفی بین پیکسل‌های دو کاربری فوق مرتبط می‌باشد. بدیهی است که با توجه به تشابهات طیفی، تفاوت بسیار بارزی را نشان نخواهد داد.

¹ Transformed Divergence

۳-۲- طبقه‌بندی تصاویر

پس از استخراج نمونه‌های تعلیمی و رقومی کردن آنها، سه الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش شبکه نگاشت خود سازمانده (SOM) برای طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای آزموده شد. ذکر این امر لازم است که پنج کلاس کاربری اراضی شامل اراضی زراعی، باغ، مرتع، مناطق مسکونی و اراضی سنگی در منطقه تعریف شد.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، رایج‌ترین شبکه‌های عصبی است. این شبکه‌ها جزء شبکه‌های عصبی پیشخور هستند که قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نورون‌ها، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. پارامترهای قابل تنظیم در شبکه‌های MLP، وزن اتصالات مابین لایه‌هاست و فرآیند آموزش در این شبکه‌ها، به معنی یافتن مقادیر مناسب برای وزن‌های اتصالات مابین نورون‌ها است. متداول‌ترین الگوریتم یادگیری این شبکه‌ها، الگوریتم پس انتشار خطاست (ویسی و همکاران، ۱۳۹۲). شبکه عصبی پرسپترون پیشخور با ناظر، شامل لایه‌ای ورودی، حداقل یک لایه مخفی و لایه‌ای خروجی است. در این روش وزن شبکه به شیوه‌ی گرادیان تنظیم می‌شود؛ بدین صورت که پس از مقایسه‌ی مقدار خروجی مطلوب با خروجی واقعی شبکه، شبکه به جستجوی بیشترین شیب نزولی می‌پردازد و در تکرارهای بعدی پارامترهای شبکه با راهنمایی شیب نزولی خطا تنظیم می‌شود. در این فرایند، تنظیم پارامترها آن قدر تکرار می‌شود تا مقدار خطای شبکه به میزان قابل قبولی برسد (آرخی و همکاران، ۱۳۹۳).

در این مطالعه برای روش MLP، تعداد ۶ ورودی برای تصاویر TM و ETM+ و ۸ ورودی برای تصویر لندست ۸ که همان باندهای طیفی هستند، انتخاب شد. براساس تحقیقات اجرا شده در زمینه‌ی تعداد لایه‌های نهفته، شبکه‌هایی با یک لایه‌ی نهفته برای طبقه‌بندی مناسب‌تر است. تعداد نورون‌های نهفته معمولاً با آزمون و خطا تعیین می‌شود؛ به این صورت که شبکه‌هایی با تعداد متغیر نورون‌های نهفته مثلاً ۱، ۲ یا ۳ برابر تعداد نورون‌های ورودی آزموده می‌شوند، سپس ساختار شبکه با بهترین صورت اجرا می‌شود (Sebastian, 2002). در این تحقیق، تعداد ۳ نورون نهفته و تعداد تکرار اجرای مدل در ۱۰۰۰۰ با کمترین خطا انتخاب شد.

شبکه عصبی رقابتی یا خود سازمانده، نمونه‌ی دیگری از شبکه عصبی‌های پرکاربرد هستند که با هدف خوشه‌بندی هوشمند طراحی شده‌اند. نام رقابتی به این دلیل برای این شبکه عصبی برگزیده شده‌است که هر نورون برای تصاحب نمونه‌ی ورودی بیشتر، باید با دیگر نورون‌ها رقابت کند و مکان خود را تا حد امکان تغییر دهد. در عین رقابت باید یک تعامل نیز بین نورون‌ها برای ارتباط بین رده‌ها یا فقدان ارتباط برقرار شود. معروف‌ترین شبکه عصبی خود سازمانده، شبکه عصبی کوهونن است. یکی از جدیدترین روش‌های ارائه شده برای طبقه‌بندی، استفاده از روش SVM به عنوان روش نظارت‌شده است (Huang et al, 2002). این روش به علت توانایی در به کارگیری بهینه از داده‌های تعلیمی، در اغلب موارد توانسته‌است طبقه‌بندی را از میان سایر روش‌های رایج با دقت مطلوب‌تری انجام دهد (Mountrakis et al, 2011). ماشین بردار پشتیبان یا SVM در واقع یک طبقه‌بندی کننده‌ی دودویی است. در مورد دو کلاس، روش SVM سعی دارد یک ابر صفحه ایجاد کند که فاصله‌ی هر کلاس را تا فراصفحه حداکثر سازد. داده‌های نقطه‌ای که به فراصفحه نزدیک‌ترند، برای اندازه‌گیری این فاصله به کار می‌روند؛ از این رو این داده‌های نقطه‌ای، بردارهای پشتیبان نام دارند (Vapnik, 1995). بنابراین در حالتی که بیش از دو کلاس وجود داشته باشد، نمی‌توان به

صورت مستقیم از آن استفاده کرد. در حالت کلی برای استفاده از طبقه بندی کننده های دودویی در حالت چند کلاسه، باید ابتدا چند طبقه بندی کننده ی دودویی طراحی شود. طبقه بندی نهایی با استفاده از ادغام اطلاعات طبقه بندی کننده های دودویی انجام می شود (Goh et al, 2001).

در مطالعه ی حاضر با هدف تفکیک پوشش های زمینی عمده در منطقه بر روی داده های ماهواره ای، از روش های طبقه بندی نظارت شده و سه الگوریتم مذکور استفاده شد. ذکر این امر لازم است که مقایسه ی کارایی سه الگوریتم، تنها بر روی داده ماهواره ای سال 2014 (لندست ۸) صورت گرفت. این امر به دلیل در دسترس بودن نقاط کنترل زمینی در این سال است. پس از این مرحله، تصاویر دوره های قبلی (1993 و 2002) با الگوریتم بهینه طبقه بندی و به منظور حذف پیکسل های منفرد و پراکنده در سطح تصویر طبقه بندی شدند. همچنین برای به دست آوردن تصویر مطلوب و با وضوح بیشتر، از فیلتر پایین گذر نما در اندازه ی ۳×۳ و ماتریس انتقال استفاده شد؛ لذا برای از بین بردن پیکسل های منفرد پراکنده که حاصل خطای سیستمی است از یک ماتریس انتقال در شرایط زبان برنامه نویسی MATLAB استفاده شد. در این ماتریس به عنوان مثال، اگر کاربری یک سلول در سال 2002 مسکونی و کاربری همان سلول در سال 2014 زراعی باشد، با در نظر گرفتن شرایط منطقه و در حالت منطقی این تبدیل مجاز نیست و ماتریس، شرایط سلول را به حالت قبل برمی گرداند. در این ماتریس که به حالت باینری تدوین شده، عدد یک به معنای تبدیل مجاز و عدد صفر به معنی غیر مجاز و برگشت به حالت اولیه است؛ جدول (۱):

جدول ۱: ماتریس انتقال در حالت باینری

مسکونی	زراعی	باغی	مرتع	سنگی و اراضی بایر
۱	۰	۰	۰	۰
۱	۱	۱	۰	۱
۱	۱	۱	۰	۱
۱	۱	۱	۱	۱
۱	۱	۱	۰	۱

۴-۲- ارزیابی صحت طبقه بندی مدل ها

برآورد صحت برای درک نتایج به دست آمده و به کار بردن این نتایج برای تصمیم گیری خیلی مهم هستند. معمول ترین پارامترهای برآورد دقت، شامل دقت کل^۱ و ضریب کاپا^۲ است (Lu et al, 2004). از نظر تئوری احتمالات، دقت کل نمی تواند معیار خوبی برای ارزیابی طبقه بندی باشد؛ زیرا در این شاخص، نقش شانس قابل توجه است. دقت کل از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا، تقسیم بر تعداد کل پیکسل ها طبق رابطه ی (۱) به دست می آید (علوی پناه، ۱۳۹۱).

$$OA = \frac{1}{N} \sum P_{ij} \quad \text{رابطه ی ۱:}$$

در این رابطه OA دقت کل، N تعداد پیکسل های آزمایشی و $\sum p_{ij}$ جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا هستند.

¹ Overall accuracy

² Kappa Coefficient

به دلیل ایرادات وارده بر دقت کل، اغلب در کارهای اجرایی - که مقایسه‌ی دقت طبقه‌بندی قابل توجه است - از شاخص کاپا استفاده می‌شود؛ چون شاخص کاپا پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی شده را قابل توجه قرار می‌دهد. شاخص کاپا از رابطه‌ی (۲) محاسبه می‌شود:

$$\text{kappa} = \frac{Po - Pc}{1 - Pc} * 100$$

رابطه‌ی ۲:

در رابطه‌ی فوق، Po درستی مشاهده شده و Pc توافق مورد انتظار است (Bonyad and Hajy Ghodary, 2007).

۵-۲. مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی از روش LCM

مدل‌سازی تغییرات زمین، ابزاری را در اختیار قرار می‌دهد که به کمک آن می‌توان به ارزیابی و مدل‌سازی تجربی تغییرات کاربری اراضی و تأثیر آن بر زیستگاه گونه‌ها و تنوع زیستی پرداخت. مراحل مدل‌سازی به صورت مراحل زیر انجام می‌شود؛ تشکیل ماتریس انتقال شامل احتمال انتقال^۱ و سطح انتقال^۲، انتخاب متغیرهای مستقل برای مدل‌سازی نیروی انتقال، استاندارد کردن متغیرها به صورت فازی، تشکیل نقشه‌ی تناسب اراضی (MCE)^۳، مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی (CA-MARKOV) و ارزیابی صحت. نرم‌افزار استفاده شده در تحقیق حاضر، IDRISI Selva است. از آنجا که مدل LCM حداقل به دو نقشه‌ی پوشش سرزمین متعلق به زمان‌های گوناگون به عنوان ورودی نیاز دارد (Kim, 2010) در این تحقیق، نقشه‌های کاربری اراضی تولید شده‌ی سال‌های ۱۹۹۳، ۲۰۰۲ و ۲۰۱۴ به عنوان ورودی مدل LCM برای پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی سال ۲۰۲۵ انتخاب شدند. به منظور ارزیابی صحت، مدل نقشه‌ی کاربری ۲۰۱۴ نیز شبیه‌سازی شد.

۶-۲. مدل زنجیره مارکوف^۴

مدل زنجیره مارکوف (MC) مدلی فرایندی احتمالاتی است که چگونگی تغییر از حالتی به حالت دیگر را تشریح می‌کند و کلید توصیفی آن ماتریس احتمال انتقال است (Mousivand et al, 2007). روش زنجیره مارکوف، تصاویر پهنه‌بندی کاربری اراضی را تحلیل و یک خروجی به شکل ماتریس احتمالی تغییرات و یک تصویر خروجی را از ماتریس احتمالی تغییرات برای سال نهایی ارائه می‌دهد. ماتریس احتمال تغییرات نشان می‌دهد که به چه احتمال هر کلاس از کاربری اراضی طبقه‌بندی شده، در آینده به کاربری دیگری تغییر خواهد یافت. در این روش، ماتریس تغییرات ناحیه نشان می‌دهد که تغییر تعداد پیکسل‌هایی از یک کلاس کاربری اراضی به کلاس دیگر در دوره‌ای مشخص، به چه میزان خواهد بود. در تحلیل زنجیره مارکوف، از طبقه‌های پوشش به عنوان حالت یا همان وضعیت‌های زنجیر استفاده شده‌است. در این تحلیل، همواره از دو نقشه‌ی رستری استفاده می‌شود که ورودی‌های مدل نام دارد. در این مدل علاوه بر دو نقشه، فاصله‌ی زمانی بین دو تصویر و پیش‌بینی نیز در نظر گرفته می‌شود. خروجی مدل نیز شامل احتمال تبدیل وضعیت، ماتریس مساحت‌های تبدیل شده‌ی هر طبقه و در پایان تصاویر احتمالات شرطی برای تبدیل کاربری‌های مختلف است (Weng, 2002).

^۱ transition_probabilities

^۲ transition_areas

^۳ Multi Criteria Evaluation

^۴ Markov chain model

۷-۲- روش ترکیب خطی وزنی (WLC) در فازسازی داده‌ها

برای شناسایی اراضی مناسب توسعه‌ی هر طبقه‌ی کاربری با رویکرد شبیه‌سازی کاربری آینده‌ی حوزه، از متغیرهای فاصله از آبراهه‌ی اصلی (Dis_Stream)، فاصله از جاده‌ی اصلی (Dis_Road)، فاصله از مناطق مسکونی (Dis_Urban)، ارتفاع (DEM) و شیب (Slope) در پنجره‌ی ۵×۵ استفاده شده‌است. برای تهیه و آماده‌سازی بانک اطلاعاتی لایه‌های یاد شده، از نرم‌افزار ArcGIS10.3 و مدل Wlc فازی در محیط نرم‌افزار Idrisi استفاده شد. سپس متغیر وابسته‌ی تغییرات کاربری طی سال‌های ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۴ به همراه متغیرهای مستقل یاد شده برای مدل‌سازی تا سال ۲۰۲۵، در قالب سلول‌های خودکار زنجیره مارکوف آماده‌سازی شدند.

مدل ارزیابی چند معیاره به منظور بررسی هدف یا اهداف تعریف شده‌ای براساس چندین معیار طراحی شده‌است. ترکیب لایه‌ها در این مدل‌ها به صورت‌های مختلف (Or، And و wlc) بوده‌است که در تحقیق حاضر، از روش ترکیب خطی وزنی فازی WLC به دلیل انعطاف‌پذیری بیشتر نسبت به سایر روش‌ها استفاده شد. استانداردسازی لایه‌ها یکی از بخش‌های مهم این مدل است؛ به علاوه وزن هر یک از فاکتورها نیز از حساسیت بالایی برخوردار است و مجموع وزن فاکتورها در این روش می‌بایست یک باشد. برای رسیدن به این هدف، از اوزان به دست آمده در روش AHP^۲ استفاده شد.

روش ترکیب خطی وزنی بر مبنای مفهوم میانگین وزنی استوار است. تحلیلگر یا تصمیم‌گیرنده مستقیماً بر مبنای اهمیت نسبی هر معیار مورد بررسی، وزن‌هایی به معیارها می‌دهد. سپس از طریق ضرب کردن وزن نسبی در مقدار آن خصیصه، مقداری نهایی برای هر گزینه به دست می‌آید. پس از آنکه مقدار نهایی هر گزینه مشخص شد، گزینه‌هایی که بیشترین مقدار را داشته باشد، مناسب‌ترین گزینه برای هدف مورد نظر خواهد بود (شهابی، ۱۳۸۸). هدف مورد نظر می‌تواند تعیین تناسب زمین برای یک کاربری خاص یا ارزیابی پتانسیل یک رخداد ویژه باشد. در این روش قاعده‌ی تصمیم‌گیری، مقدار هر گزینه A_i را از رابطه‌ی (۳) محاسبه می‌کند:

$$A_i = \sum_{j=1}^n W_j \times X_{ij} \quad \text{رابطه‌ی ۳:}$$

در رابطه‌ی ۳: W_j وزن شاخص j ام، X_{ij} مقدار i ام در باره‌ی شاخص j ام به خود پذیرفته‌است؛ به عبارت دیگر، این مقدار می‌تواند درجه‌ی مناسب بودن مکان i ام را برای شاخص j ام نشان دهد. n تعداد کل شاخص‌ها بوده و A_i مقداری است که در نهایت به مکان i ام تعلق می‌گیرد. در نهایت، گزینه‌ی ایده‌آل گزینه‌ای خواهد بود که بیشترین A_i دارد. برای اجرای عملیات تلفیق فازی و استخراج نقشه‌ی مطلوبیت مکانی روش WLC، با توجه به قابلیت‌های گسترده‌ی نرم‌افزار Idrisi در مسائل آنالیز تصمیم‌گیری چند معیاره، از این نرم‌افزار استفاده شد و نقشه‌های محدودیت و نقشه‌های معیار با اعمال ساختن اوزان متناظر به عنوان وزن‌های معیار تلفیق شدند.

۸-۲- مدل CA-MARKOV

این مدل‌ها می‌توانند مبتنی بر سلول‌هایی باشند که در چندین بعد تعریف می‌شوند. قواعد تغییر حالت سلول از حالتی به حالت دیگر، می‌تواند به صورت ترکیباتی از رشد یا کاهش، از قبیل تغییر به یک سلول توسعه‌یافته یا بدون توسعه

^۱ Weighted Linear Combination

^۲ Analytical Hierarchy process

باشند. این تغییر، تابع و منبع تغییراتی است که در سلول مجاور رخ می‌دهد. همسایگی معمولاً به صورت سلول‌های مجاور یا سلول‌هایی که نزدیک هم هستند، تعریف می‌شوند؛ به عنوان مثال ساده‌ترین حالت توسعه‌ی یک کاربری، رشد پیوسته است. در صورتی که هشت سلول مجاور یک سلول توسعه یابد، سلول مورد نظر نیز توسعه پیدا می‌کند. در صورتی که همسایگی کوچکتر باشد و فقط سلول‌های شمال، جنوب، غرب یا شرق توسعه یابند، این توسعه محدودتر می‌شود (فردوسی، ۱۳۸۴). در این تحقیق از فیلتر مجاورت^۱ ۵×۵ استفاده شده است.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

تحلیل زنجیره مارکوف به روش‌های تحلیلی فرایندهای احتمالی تعلق دارد. فرایند مارکوف فرایندی احتمالی با مشخصات خاص است که آن را از دیگر فرایندهای احتمالی تمیز می‌دهد. احتمال جابجایی از حالت i به حالت j ، احتمال انتقال P_{ij} نامیده می‌شود و برای هر ترتیبی از سری حالات داده می‌شود. این احتمال‌ها می‌تواند به شکل ماتریس انتقال p نشان داده شود.

$$p = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \dots & P_{1,n} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \dots & P_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n,1} & P_{n,2} & \dots & P_{n,n} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه‌ی ۴:}$$

از آنجا که عناصر ماتریس منفی نیستند و جمع عناصر در هر ردیف برابر یک است؛ هر عنصر از ماتریس یک بردار احتمال نامیده می‌شود و ماتریس p یک ماتریس احتمال است. این ایده به راحتی به ناحیه‌ای که به تعدادی سلول تقسیم شده و هر سلول می‌تواند توسط یک نوع معین از کاربری زمین در زمان معین اشغال شده است، منتقل شود. این احتمال تنها به حالتی بستگی دارد که سلول در زمان داده شده در آن است؛ یعنی به حالت کنونی نوع کاربری زمین و به انواع کاربری زمینی که در گذشته اشغال کرده بودند، بستگی ندارد. به طور آشکار، توجیه‌پذیری و قابل قبول بودن، به فاصله‌ی زمانی مورد بررسی بستگی دارد (Araya and Cabral, 2010).

۹-۲- ارزیابی صحت مدل

در این مطالعه از نقشه‌ی کاربری اراضی ۲۰۱۴ به منظور ارزیابی دقت مدل LCM و از نقشه‌ی ۱۹۹۳-۲۰۰۲ برای واسنجی مدل استفاده شد. با استفاده از پارامترهای عدم توافق^۲، اختلاف بین نقشه‌ی شبیه‌سازی شده و نقشه‌های مشاهده شده تعیین می‌شود. خطای کمی^۳ (مقدار عدم توافق) زمانی اتفاق می‌افتد که تعداد سلول‌های یک کاربری در نقشه‌ی شبیه‌سازی شده با تعداد سلول‌های همان کاربری در نقشه‌ی مرجع متفاوت باشد. خطای موقعیت (تخصیص عدم توافق)^۴ زمانی اتفاق می‌افتد که موقعیت یک کاربری در نقشه‌ی شبیه‌سازی با موقعیت همان کاربری در نقشه‌ی مرجع متفاوت باشد (Pontius et al, 2011). در این روش، نقشه‌ی واقعی و نقشه‌ی پیش‌بینی شده از نظر تعداد سلول‌ها برای هر کلاس و موقعیت مکانی سلول‌ها در دو تصویر، با یکدیگر مقایسه می‌شوند و از شاخص کاپا در فاصله‌ی ۰-۱ برای تفسیر

^۱ Contiguity filter

^۲ Disagreement parameter

^۳ Quantification error

^۴ Allocation disagreement

نتایج استفاده می شود (Pontius, 2002). در جدول (۲)، j به تعداد دسته ها و طبقات، در قالب طرح نمونه گیری طبقه ای معمولی اشاره دارد.

جدول ۲: فرمت ماتریس جمعیت برآورد شده

Comparison	Reference				Comparison Total	
	j=1	j=2		j=J		
	i=1	P11	P12		P1J	$\sum_{j=1}^J P1j$
	i=2	P21	P22		P2J	$\sum_{j=1}^J P2j$
						
i=J	PJ1	PJ2		PJJ	$\sum_{j=1}^J PJj$	
		$\sum_{i=1}^I P_{i1}$	$\sum_{i=1}^I P_{i2}$		$\sum_{i=1}^I P_{iJ}$	
	Reference Total					1

Pontius and Millones, 2011

هر دسته در نقشه ی مورد مقایسه با علامت i که داری بازه ی ۱ تا j می باشد، نمایه شده است. Ni تعداد پیکسل در هر طبقه و هر مشاهده، بر مبنای ویژگی آن در نقشه ی شبیه سازی شده (i) و نقشه ی مرجع (j) ثبت شده است. تعداد مشاهدات nij به عنوان ورودی در ردیف i و ستون j از ماتریس احتمال است. نسبت سطح مطالعه (Pij) که ویژگی i در نقشه ی شبیه سازی شده و ویژگی j در نقشه ی مشاهده شده است، از رابطه ی زیر به دست می آید (Pontius et al, 2011).

$$Pij = \left[\frac{Ni}{\sum_{j=1}^J Ni} \right] \left[\frac{nij}{\sum_{j=1}^J nij} \right] \quad \text{رابطه ی ۵:}$$

همچنین میزان عدم توافق (qg) برای هر دسته ی دلخواه (g)، از رابطه ی (۶) محاسبه می شود. مقدار کل عدم توافق (Q)^۱ که شامل تمامی دسته های j است، از رابطه ی (۷) محاسبه می شود:

$$qg = |(\sum_{i=1}^I Pig) - (\sum_{j=1}^J Pgi)| \quad \text{رابطه ی ۶:}$$

$$Q = \frac{\sum_{g=1}^G qg}{2} \quad \text{رابطه ی ۷:}$$

پارامتر عدم توافق تخصیص (ag)^۲ برای دسته ی دلخواه (g)، از رابطه ی (۸) محاسبه می شود:

$$ag = 2\min[(\sum_{i=1}^I Pig) - Pgg, (\sum_{j=1}^J Pgi) - Pgg] \quad \text{رابطه ی ۸:}$$

پارامتر عدم توافق تخصیص کل (A)^۳ نیز از رابطه ی (۹) محاسبه می شود:

$$A = \frac{\sum_{g=1}^G ag}{2} \quad \text{رابطه ی ۹:}$$

در نهایت براساس رابطه ی (۱۰) میزان عدم توافق کل (D)، از مجموع مقدار کل عدم توافق و میزان کل عدم توافق تخصیصی محاسبه می شود:

¹ overall quantity disagreement

² Allocation disagreement

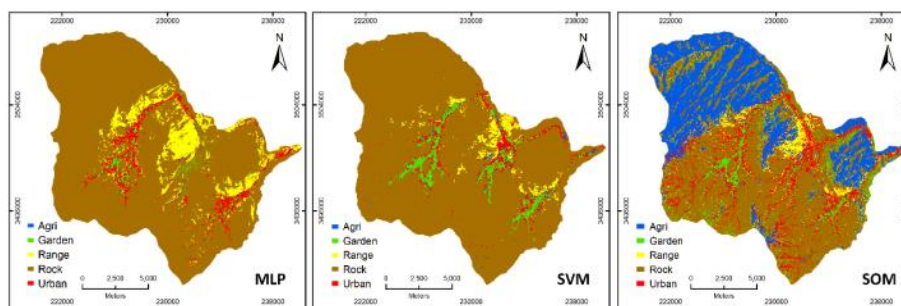
³ overall allocation disagreement

$$D=Q+A$$

رابطه‌ی ۱۰:

۳- یافته‌های تحقیق

در این پژوهش ابتدا با استفاده از تصویر Landsat8 برای سال 2014، نقشه‌ی کاربری اراضی حوضه‌ی مورد مطالعه از روش پیکسل پایه و الگوریتم‌های طبقه‌بندی SVM، SOM و MLP به دست آمد: شکل (۳).



شکل ۳: طبقه‌بندی نقشه‌ی کاربری اراضی حاصل از روش‌های SOM، SVM و MLP حوضه‌ی فخرآباد برای سال 2014

ارزیابی نتایج با استفاده از نقاط کنترل زمینی در این منطقه، حاکی از آن است که روش SVM با ضریب کاپا ۰/۹۳ و دقت کل ۰/۹۵، نسبت به دو مورد دیگر کارایی بالاتری دارد: جدول (۳). در ادامه، تصاویر TM و ETM+ برای سال‌های 1993 و 2002 از روش SVM طبقه‌بندی شد.

جدول ۳: آزمون کارایی الگوریتم‌های طبقه‌بندی بر روی تصویر لندست ۸

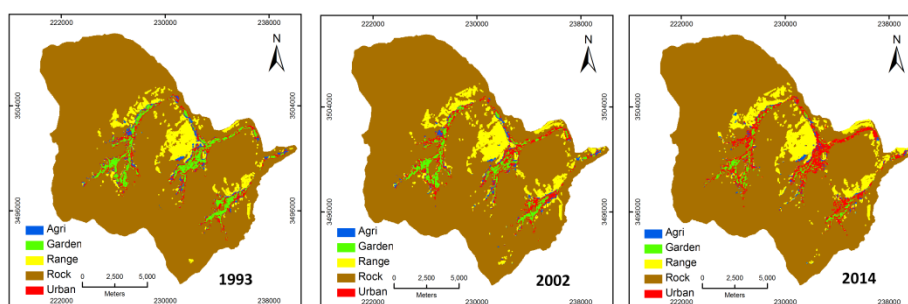
	SVM	MLP	SOM
OA	۰/۹۵	۰/۸۷	۰/۷۹
Kappa	۰/۹۳	۰/۸۱	۰/۶۷

نتایج جدول (۴) حاکی از آن است که بیشترین خطای طبقه‌بندی مربوط به تفکیک سه کاربری شهری، مرتع و اراضی بایر و سنگی است. دلیل این میزان خطا را می‌توان در تشابه طیفی این کاربری‌ها بر تصاویر لندست جستجو کرد.

جدول ۴: ماتریس خطای طبقه‌بندی از روش SVM

داده‌های واقعیت زمینی						
کلاس	کشاورزی	باغی	مرتع	بایر و سنگی	مسکونی	جمع
کشاورزی	۶۷	۰	۰	۲	۱۱	۸۰
باغی	۰	۴۴۲	۰	۰	۸	۴۵۰
مرتع	۱۱	۰	۳۹۰	۸	۱	۴۱۰
بایر و سنگی	۴	۰	۳۸	۱۲۹۳	۱۴	۱۳۴۹
مسکونی	۲۴	۱	۰	۱۵	۶۳۲	۶۷۲
جمع	۱۰۶	۴۴۳	۴۲۸	۱۳۱۸	۶۶۶	۲۹۶۱
ضریب کاپا			۰/۹۳			
دقت کل			۰/۹۵			

پس از ارزیابی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی و تأیید کارایی روش ماشین بردار پشتیبان، نقشه‌های کاربری اراضی برای سال‌های موردنظر در منطقه‌ی مورد مطالعه تهیه شد؛ شکل (۴):



شکل ۴: طبقه‌بندی نقشه‌ی کاربری اراضی با روش SVM برای سال‌های مختلف (حوضه‌ی فخرآباد)

در تحقیق حاضر به منظور واسنجی مدل سلول‌های خودکار-مارکوف، از تغییرات کاربری اراضی در دوره‌ی زمانی 1993-2002 استفاده شد. در این تحقیق با استفاده از مقایسه، نقشه‌ی کاربری اراضی پیش‌بینی شده برای سال 2014 با نقشه‌ی واقعیت زمینی کارایی مدل سلول‌های خودکار-مارکوف ارزیابی شد. یکی از روش‌های پرکاربرد در ارزیابی صحت طبقه‌بندی و نقشه‌های شبیه‌سازی شده، محاسبه‌ی ماتریس خطاست که در مطالعات زیادی استفاده شده‌است (Yagoub, 2006 & Torres-Vera et al, 2009 & Dewidar, 2004). در این روش، ارزیابی صحت نقشه‌ی پیش‌بینی شده‌ی سال 2014 براساس نقشه‌ی واقعی آن صورت گرفت؛ جدول (۵). نتایج با توجه به ضریب کاپای کل بالای ۶۰ درصد، بیانگر کارایی مناسب مدل CA-MARKOV در شبیه‌سازی نقشه‌ی کاربری اراضی آینده‌ی حوزه است.

جدول ۵: نتایج ماتریس خطا برای سال 2014 (درصد)

کاپا	صحت تولید کننده	صحت کاربر	
۵۴	۵۲	۶۳	زراعی
۷۲	۵۵	۶۹	باغ
۶۹	۷۲	۶۹	مرتع
۷۳	۹۶	۹۶	بایر و سنگی
۵۶	۵۸	۴۱	مسکونی
۷۰			کل

در تحقیق حاضر با استفاده از نقشه‌های پوشش زمین به دست آمده برای هر دوره، ماتریس تبدیل وضعیت کلاس-های پوشش زمین بین هر دو دوره‌ی زمانی محاسبه شد. از نقشه‌های کاربری سال‌های 1993 و 2002، ماتریس تبدیل وضعیت اول و از نقشه‌های پوشش سال‌های 2002 و 2014، ماتریس تبدیل وضعیت دوم به منظور شبیه‌سازی کاربری آینده محاسبه شد؛ جدول (۶): این ماتریس‌ها حاوی اطلاعات درصد تبدیل هر کلاس به سایر کلاس‌ها هستند.

جدول ۶: ماتریس احتمال تبدیل کاربری‌ها در فاصله‌ی زمانی ۲۰۰۲-۲۰۱۴ به روش مارکوف (درصد)

	2014				
	2002				
زراعی	۳۴	۲/۸	۱۹/۲	۱۵	۲۹
باغی	۰/۳۵	۶۹	۰	۱/۴	۲۹/۲۵
مرتع	۱/۲	۰	۸۹	۹	۰/۸
سنگی و اراضی بایر	۰/۲۷	۰/۰۲	۲/۹	۹۶	۰/۸۱
مسکونی	۰	۲	۰	۲۰	۷۸

۳-۱- محاسبه‌ی پارامترهای توافق و عدم توافق نقشه‌های واقعی و نقشه‌ی حاصل از مدل‌سازی

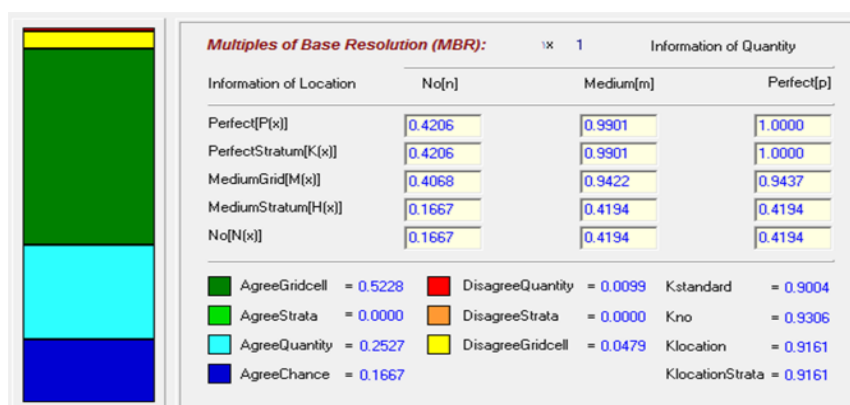
با توجه به نتایج حاصل از آزمون توافق و عدم توافق (شکل ۵) برای سال ۲۰۱۴، استنباط می‌شود که توافق بین نقشه‌ی واقعی و پیش‌بینی شده، در حد بالا و برابر ۰/۹۴ بوده‌است. میزان عدم توافق نیز که از کسر میزان توافق از یک حاصل می‌شود، برابر ۶ درصد است که مقدار خیلی ناچیز است. توافق ناشی از شانس (Nn) که بدون داشتن هیچ اطلاعاتی از موقعیت و کمیت به دست می‌آید، برابر ۰/۱۷ است. توافق ناشی از کمیت (تعداد سلول‌ها برای هر کلاس کاربری در هر دو نقشه) برابر ۰/۲۵ است که از رابطه‌ی ۱۱ محاسبه می‌شود:

$$\text{AgreeQuantity} = N_m - N_n \quad \text{رابطه‌ی ۱۱:}$$

عدم توافق ناشی از کمیت نیز برابر ۰/۰۱ است. همچنین توافق و عدم توافق مکانی (موقعیت کلاس‌ها در دو نقشه) به ترتیب برابر ۰/۵۲ و ۰/۰۵ محاسبه شد. از شاخص‌های کاپا (Klocation) که توانایی مدل را در پیش‌بینی موقعیت سلول‌ها نشان می‌دهد، برابر ۰/۹۲ و Kquantity که توانایی مدل را در پیش‌بینی تعداد سلول‌ها نشان می‌دهد و از رابطه‌ی ۱۲ محاسبه می‌شود، برابر ۱ به دست آمد.

$$K_{\text{quantity}} = \frac{M(m) - N_{qml}}{P_{qml} - N_{qml}} = \frac{0.9422 - 0.4068}{0.9437 - 0.4068} = 0.9997 \quad \text{رابطه‌ی ۱۲:}$$

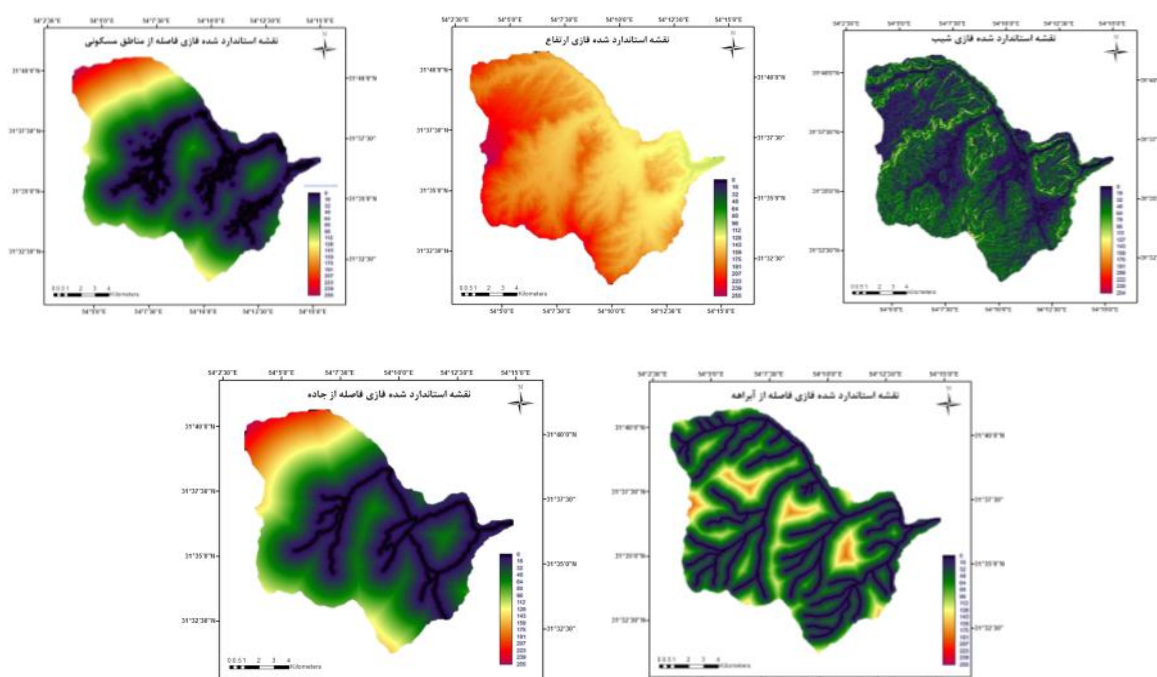
با توجه به مقادیر بالای توافق کل (۹۴ درصد) برای سال ۲۰۱۴ بین نقشه‌ی شبیه‌سازی شده و واقعی، این نتیجه حاصل می‌شود که بین این دو نقشه توافق خوبی وجود داشته و مدل از توانایی بالایی در شبیه‌سازی کلاس‌ها برخوردار است.



شکل ۵: آزمون توافق و عدم توافق نقشه‌ی واقعی و شبیه‌سازی شده‌ی سال ۲۰۱۴

۳-۲. شبیه‌سازی نقشه کاربری اراضی سال ۲۰۲۵ با استفاده از مدل CA-Markov

با توجه به دوره‌ی زمانی تصاویر ماهواره‌ای به کار رفته (۹ و ۱۲ سال) با استفاده از مدل زنجیره مارکوف برای ۱۱ سال آتی از سال (۲۰۱۴ - ۲۰۲۵)، ماتریس‌های احتمال و مساحت (جدول ۷) با استفاده از تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی سال‌های ۲۰۰۲ و ۲۰۱۴ محاسبه شد. این ماتریس‌ها به عنوان ورودی در مدل سلول‌های خودکار زنجیره مارکوف، به همراه متغیر وابسته‌ی تغییرات کاربری حاصل از تفریق کلاس اراضی ساخته شده در سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۰۲ و پنج کلاس مطلوبیت کاربری‌ها استفاده و نتایج شبیه‌سازی با در نظر گرفتن فیلتر ۵×۵ در شکل ۹ نشان داده شد. استانداردسازی لایه‌ها یکی از بخش‌های مهم این مدل است؛ شکل (۶). به علاوه وزن هر یک از فاکتورها نیز از حساسیت بالایی برخوردار است و در این روش، مجموع وزن فاکتورها بایستی یک باشد. برای رسیدن به این هدف از اوزان به دست آمده در روش AHP^۱ استفاده می‌شود.



شکل ۶: مجموعه لایه‌های اطلاعاتی استاندارد شده در حوضه‌ی فخرآباد

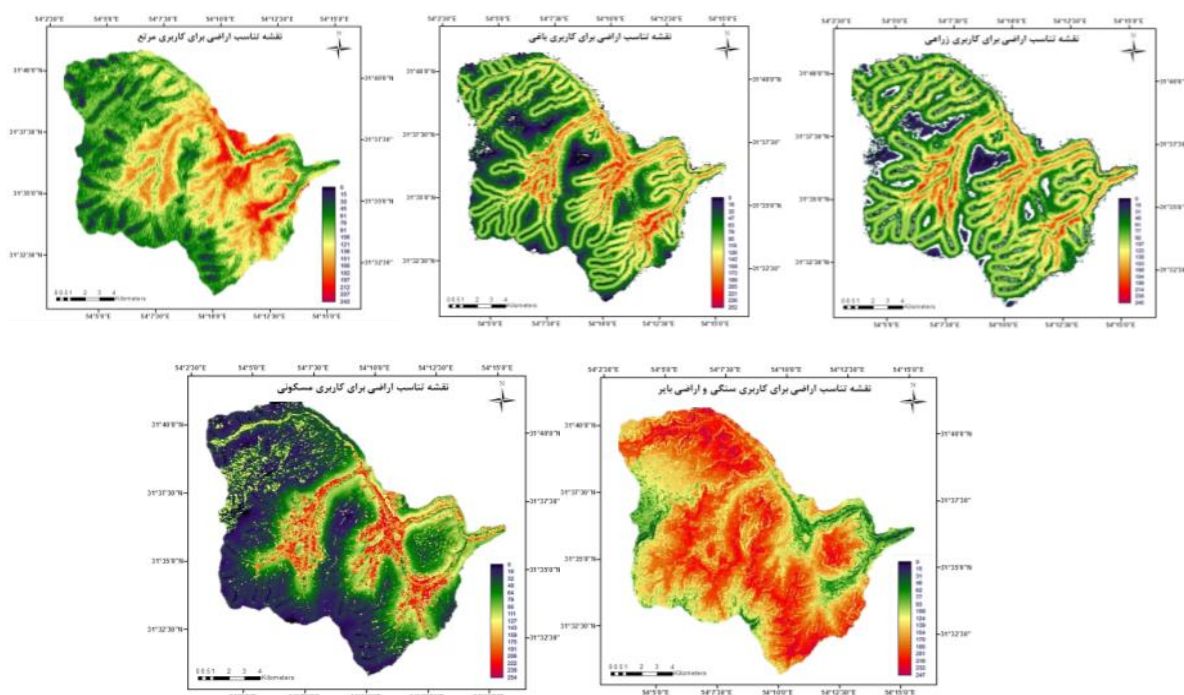
جدول ۷: ماتریس احتمال تبدیل کاربری‌ها در فاصله‌ی زمانی ۲۰۱۴-۲۰۲۵ به روش مارکوف (درصد)

	۲۰۲۵				
	۲۰۱۴				
مسکونی	سنگی و اراضی بایر	مرتع	باغی	زراعی	
۳۲	۲۵	۱۲	۱	۳۰	زراعی
۴۵/۵	۶/۲۵	۰	۴۸	۰/۲۵	باغی
۱/۷	۱۳/۲	۸۱/۷	۰	۳/۳۱	مرتع
۰/۷	۹۷	۲/۱	۰/۰۳	۰/۱۷	سنگی و اراضی بایر
۷۸	۲۱	۰	۱	۰	مسکونی

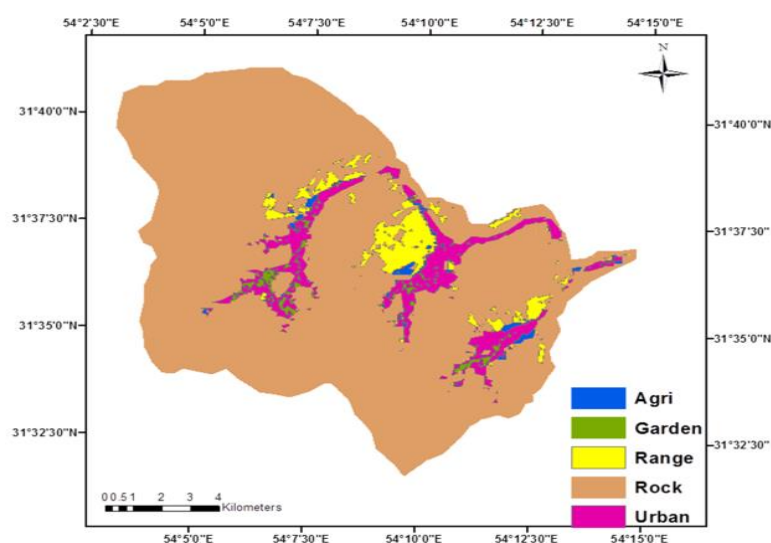
^۱ Analytical Hierarchy process

در این مرحله عملیات تلفیق فازی و استخراج نقشه‌ی مطلوبیت مکانی در توسعه طبقات کاربری، به روش WLC صورت گرفت و نقشه‌ی تناسب هر کاربری با توجه به وزن هر متغیر تهیه شد؛ شکل (۷).

با توجه به ماتریس به دست آمده در فاصله‌ی زمانی ۲۰۱۴-۲۰۲۵، احتمال می‌رود ۳۰ درصد از کاربری زراعی، ۴۸ درصد از کاربری باغی، ۸۲ درصد از کاربری مرتعی، ۹۷ درصد از کاربری سنگی و بایر و ۷۸ درصد کاربری مسکونی بدون تغییر باقی بماند. در حالی که بیشترین تغییر کاربری مربوط به کاربری باغی بوده‌است که انتظار می‌رود بیش از ۴۵ درصد به کاربری مسکونی تبدیل شود. شکل ۸ نتیجه پیش‌بینی نقشه کاربری اراضی آینده‌ی نزدیک را در حوضه‌ی مورد مطالعه نشان می‌دهد.



شکل ۷: نقشه‌ی نهایی درجه‌بندی مطلوبیت اراضی مناسب برای توسعه‌ی کاربری‌های مختلف در حوضه‌ی فخرآباد



شکل ۸: نقشه‌ی کاربری اراضی شبیه‌سازی شده‌ی حوضه‌ی فخرآباد برای سال ۲۰۲۵

نتایج مقایسه‌ی نقشه‌های کاربری اراضی در دوره‌های مشاهداتی (1993 تا 2014)، نشان‌دهنده‌ی تغییر سطح همه‌ی کاربری‌ها است (جدول ۸)؛ به این صورت که سطح اراضی زراعی در این دوره‌ی ۲۱ ساله، به میزان ۲۷ درصد و سطح کاربری باغی، به میزان ۵۲ درصد کاهش یافته‌است و پیش‌بینی می‌شود که این میزان کاهش سطح کاربری باغی تا سال 2025 به میزان ۶۵ درصد خواهد رسید.

جدول ۸: مساحت کاربری‌های مختلف در سال‌های مورد مطالعه (هکتار)

2025	2014	2002	1993	
۱۷۳	۱۷۳	۲۰۳	۲۳۸	زراعی
۲۸۸	۳۹۶	۶۸۲	۸۱۷	باغی
۱۶۲۸	۱۶۸۴	۱۵۶۵	۱۲۴۸	مرتفع
۱۷۳۷۶	۱۷۳۸۰	۱۷۴۲۸	۱۷۷۱۱	سنگی و اراضی بایر
۱۲۱۵	۱۰۴۷	۸۰۲	۶۶۶	مسکونی

۴- بحث و نتیجه‌گیری

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای امروزه به عنوان راهکاری مناسب در تهیه‌ی نقشه‌های کاربری اراضی، همچنین به عنوان یکی از منابع مهم مدیریت عرصه‌های طبیعی مطرح است. کاربرد این تصاویر در زمینه‌های مختلف می‌تواند قابلیت و محدودیت‌های این داده‌ها را مشخص کند. آنچه که مهم است، بررسی قابلیت این داده‌ها با توجه به پیشرفت‌های روزافزون قابلیت‌های طیفی و مکانی آنهاست. همچنین بررسی این داده‌ها در شرایط محیطی با تنوع کاربری‌ها و پوشش گیاهی، ضروری به نظر می‌رسد. هدف این مطالعه در گام اول، تعیین کارایی روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش شبکه نگاشت خود سازمانده (SOM)، برای طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از سری داده‌ی چند طیفی است. پس از تصحیحات لازم و پیش‌پردازش‌های اولیه‌ی تصویر لندست ۸ برای سال 2014، به طبقه‌بندی آن به سه روش مختلف اقدام شد. زمانی که روش‌های مختلف مورد آنالیز قرار گرفت، مشخص شد که روش ماشین بردار پشتیبان با ضریب کاپای ۰/۹۳ نسبت به روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و روش شبکه نگاشت خود سازمانده به ترتیب با ضرائب کاپای ۰/۸۱ و ۰/۶۷ در طبقه‌بندی نظارت‌شده نتایج دقیق‌تری دارد. یکی از مبانی مدیریت منابع طبیعی، اطلاعات مربوط به تغییرات کاربری اراضی است؛ از این رو تغییرات کاربری اراضی در حوضه‌ی فخرآباد واقع در استان یزد به وسعت ۲۰۶۰۰ هکتار در سه دوره‌ی زمانی 1993، 2002 و 2014 تصاویر ماهواره لندست بررسی شد، پس از تهیه‌ی نقشه‌ی کاربری اراضی با استفاده از مدل بهینه طبقه‌بندی ماشین بردار (SVM)، تغییرات کاربری اراضی با به کارگیری مدل پیش‌بینی مارکوف و سلول خودکار در رویکرد مدل‌ساز LCM برای سال 2025 شبیه‌سازی شد. نتایج حاصل از ارزیابی مدل CA-Markov برای دوره‌ی 2002-2014، حاکی از کارایی مناسب این رویکرد در شبیه‌سازی نقشه‌ی کاربری اراضی آینده در حوضه است. بررسی نتایج حاصل از اجرای مدل CA-Markov، می‌تواند تغییرات آینده‌ی کالبد حوضه را با توجه به شرایط محیط طبیعی نمایش دهد؛ یعنی با توجه به وضعیت یک سلول در زمان حال، با برقرار بودن شرایط محیطی کنونی وضعیت آن

را در آینده پیش‌بینی می‌کند؛ لذا با استفاده از این مدل می‌توان روند تخریب محیط طبیعی را در گذشته و تغییرات آن در آینده شبیه‌سازی کرد.

نتایج پیش‌بینی‌ها در این پژوهش حاکی از آن است که در منطقه‌ی مورد مطالعه، مناطق مسکونی از سال ۱۹۹۳ تاکنون دارای رشد حدود ۵۷ درصدی بود و پیش‌بینی می‌شود که این میزان رشد، با توجه به روند تغییرات سال‌های گذشته تا سال ۲۰۲۵ به میزان ۸۲ درصد برسد. نتایج روند تغییرات کاربری اراضی در حوضه‌ی مورد مطالعه، از تبدیل کاربری باغی به مناطق مسکونی حکایت دارد؛ به طوری که حدود ۴۲۰ هکتار از باغ‌ها در آینده از بین خواهد رفت، یا به سازه‌های شهری تبدیل خواهد شد. می‌توان کاهش وسعت باغ‌ها را در طی دوره‌ی مورد مطالعه، به خشکسالی‌های اخیر در کشور ایران ربط داد. عامل دیگر را نیز می‌توان افزایش جمعیت و افزایش فشار انسان بر منابع طبیعی و توسعه‌ی اراضی مسکونی به دلیل شرایط بیلاقی منطقه دانست. در نهایت، نتایج به دست آمده در این پژوهش با نتایج مطالعات محققانی چون فتحی‌زاد و همکاران (۱۳۹۳)، زبیر^۱ (۲۰۰۶) و بالزتر^۲ (۲۰۰۰)، در امکان به کارگیری مدل مارکوف برای پیش‌بینی تغییرات پوشش اراضی هم راستا است.

منابع

1. Alavipanah, S.K., (2012). Fundamentals of modern remote sensing and interpretation of satellite images and aerial photo. Tehran: university of Tehran university press. (Persian). 800p.
2. Al-Bakri, J.; Duqqah, M.; & T. Brewer, 2013. Application of Remote Sensing and GIS for Modeling and Assessment of Land Use/ Cover Change in Amman/ Jordan, *Journal of Geographic Information System*, 5 (5), 509 - 519.
3. Araya, Y. H & P. Cabral, (2010). "Analysis and Modeling of Urban Land Cover Change in Setúbal and Sesimbra, Portugal." *Remote Sensing*. Vol. 2. 6, 1549 - 1563.
4. Arokhi, S.; & H. Fathizad., (2014). Evaluation of efficiency of four methods of artificial neural network in providing Land use / land cover maps using ETM + satellite images. Case study: Doiraj, Mehran and Sarableh. *Journal of Geography and Development*, 12 (37): 146-133.
5. Arsanjani, J.J.; Helbich, M.; Kainz, W.; & A. D. Boloorani, 2013. Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf*, 21, 265 – 275.
6. Azari, M., (2011). Modeling physical expansion of cities to achieve sustainable urban development by using cellular automata, case study: Maragheh. MSc. Thesis, Department of Geography , University of Zanjan.
7. Balzter, H., 2000. Markov chain models for vegetation dynamics, *Ecological Modelling*, 126(2), 139 - 154.
8. Bonyad, A. A. & T. Hajy Ghodary, (2007), Preparing natural forest map of Zanjan Province by using of ETM⁺ sensor data of Land sat 7. *Journal of Agriculture and Natural Resources Sciences and Technologies*. 10(42), 627 - 638. (In Persian)
9. Dewidar, K. M., 2004. Detection of land use land cover changes for the northern part of the Nile delta (Burullus region), Egypt, *International Journal of Remote Sensing*, 25 (20), 4079 – 4089.

¹ Zubair

² Balzter

10. Eastman, J. R., "IDRISI Kilimanjaro, Guide to GIS and Image Processing," Clark Lab, Clark University, Worcester, 2003.
11. Fathizad, H., Karimi, H., Mehdi, T & M, Tavakoli. 2013. Prediction of Land Use and Land Cover Changes in Arid and Semi-Arid Regions Using Satellite Images and Markov Chain Models (Case study: Doviraj Basin, Ilam Province) Pages 61-76. (In Persian)
12. Ferdowsi, B., (2005). The feasibility and application of decision support systems in the physical development of the city (Case Study: Sanandaj city), MSc thesis in geography and urban planning, Faculty of Humanities, Tarbiat Modarres University, Tehran. (In Persian)
13. Fonji, S. F. & G. N. Taff, (2014), Using satellite data to monitor land - use land - cover change in North - eastern Latvia, SpringerPlus, 3:61 . <http://dx.doi.org/10.1186/2193-1801-3-61>.
14. Goh, K.; Chang, E.; & K. T. Cheng, 2001. SVM Binary classifier ensembles for image classification, ACM Int. Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM), pp. 395 – 402, Nov.
15. Huang, C.; Davis, L. S.; & J. R. G. Townshend, 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification, *International Journal of Remote Sensing*, 23, 725 – 749.
16. Kim, O. S., 2010. An assessment of deforestation models for reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD). *Transactions in GIS*, 14, 631 - 654.
17. Lo, C. P. & Quattrochi, D. A., (2003). Land - use and land - cover change, urban heat island phenomenon, and health implications: A Remote Sensing Approach. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 69, 1053 - 1063.
18. Lu, D., Mausel, P., Brondi'zio, E.; & E. Moran, 2004, Change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 25(12), 2365 – 2407.
19. Mas, J. F., Velazquez, J.; Gallegos, D.; Mayorga Saucedo, R.; Alcantara, C.; Bocco, G.; Castro, R.; Fernandez, T.; & A. Perez Vega, 2004. Assessing land use/cover changes: a nationwide multirate spatial database for Mexico, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, pp: 249 - 261.
20. Mazidi, A., 2007. Analysis of short - term rainfall and its impact on flooding in Fakhraabad basin, Research Initiative of Yazd University.
21. Mirbagheri, B., 2006. Urban Landuse Change Simulation Using Remote Sensing Data And Cellular Automata Model. MSc. Thesis. Shahid Beheshti University. Iran.
22. Mountrakis, G., Im, J.; & C. Ogole, 2011. Support vector machines in remote sensing: A review, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 13, 247 – 259.
23. Mousivand, A. J.; Alimohammadi Sarab, A.; & S. Shayan, 2007. A new approach of predicting land use and land cover changes by satellite imagery and Markov chain model (Case study: Tehran). MSc Thesis. Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
24. Pelletreau, A., 2004. Pricing soil degradation in uplands, the case of the Houay Pano catchment, Lao PDR. Internship Report. IRD - IWMI -NAFRI, Vientiane, Laos, 64.p append.
25. Pontius, J. r., & M. Millones, (2011). "Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment." *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 32. 15, 4407 - 4429. doi:10.1080/01431161.2011.552923
26. Pontius, J. r., & R. Gilmore, 2000, Quantification error versus location error in comparison of categorical maps, *Engineering and Remote Sensing*, 66 (8), 1011 – 1016.

27. Samat, N.; Hasni, R.; & Y. A. E. Elhadari, 2011. "Modelling Land Use Changes at the Peri - Urban Areas Using GEO - GRAPHIC Information Systems and Cellular Automata Model," *Journal of Sustainable Development*, Vol. 4, 6, 72 - 84. doi:10.5539/jsd.v4n6p72
28. Saroei, s., (1999). Exploring the possibility of classified forest density in the Zagros forests using satellite data, Lorestan. MSc Thesis of Forestry, University of Tehran.
29. Sebastian, S., 2002. Multilayer perceptrons and back propagation Learning, 9.641, Lecture 4, September 17.
30. Shahabi, H., Khezri, S., & H, Nayeri. 2008. Investigating the factors affecting Sanandaj-Saghez road rescue stations locating using the weighted linear combination. The fourth international conference on crisis general management and passive defense in the national stability, Tehran. 8p. (In Persian)
31. Shahkoeei, E.; Arekhi, S.; & A. Najafi Kani, 2014. Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land use changes using support vector machine algorithm (Case study: Ilam dam watershed), *International Research Journal of Applied and Basic Sciences*, Intl. Res. J. Appl. Basic. Sci. 8 (4), 464 - 473.
32. Torres-Vera, M.; Prol-Ledesma, A.; Rosa, Ma.; & D. Garcia-Lopez, 2009, Three decades of land use variations in Mexico City, *International Journal of Remote Sensing*, 30(1), 117 - 138.
33. Vapnik, V. N., 1995. The Nature of Statistical Learning Theory (New York: Springer Verlag).
34. Veysi, H. Mafhkheri, K & S, Bagheri. 2012. Principles of Neural Networks. *Geophys. Nas* 448p.
35. Weng, Q., 2002. Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling, *Journal of Environmental Management*, 64(3), 273 - 284.
36. Yagoub, M., & G. R. Kolan, (2006). Monitoring coastal zone land use and land cover changes of Abu Dhabi using remote sensing. *Photonirvachak - Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 34 (1), 57 - 68.
37. Zubair, A. O. 2006. Change detection in land use and land cover using remote sensing data and GIS, (A case study of Ilorin and its environs in Kwara State), The department of Geography, University of Ibadan in Partial Fulfillment for the award of master of science, 44 pp.

Simulation of Future Land Use Map of the Catchment Area, with the Integration of Cellular Automata and Markov Chain Models Based on Selection of the Best Classification Algorithm: A Case Study of Fakhrabad Basin of Mehriz, Yazd

Mehdi Hayatzadeh¹: Associate professor, Department of Agri and Natural Resources, Ardakan University

Mohammad Reza Ekhtesas: Associate professor, Department of Natural Resources, Yazd University

Hossein Malekinezhad: Associate professor, Department of Natural Resources, Yazd University

Ali Fathzadeh: Associate professor, Department of Agri and Natural Resources, Ardakan University

Hamid Reza Azimzadeh: Associate professor, Department of Natural Resources, Yazd University

Article History (Received: 2016/12/22 Accepted: 2017/05/11)

Extended abstract

1- INTRODUCTION

Since the land use change affects many natural processes including soil erosion and sediment yield, floods and soil degradation and the chemical and physical properties of soil, so, different aspects of land use changes in the past and future should be considered particularly in the planning and decision-making. One of the most important applications of remote sensing is land use classification using satellite images. For this purpose, many algorithms have been developed. Since the generate maps with sufficient efficiency is the main purpose of processing images and thematic maps, therefore, selection of appropriate classification algorithm can play an important role in this regard. In recent years, it has been of interest for researchers to study land use changes, modeling and predicting these changes for the future due to the good performance of GIS systems and satellite data. Markov chain and cellular automata model is one of the current models to simulate land use map. This model, which is a combination of cellular automata model and Markov chain, is able to simulate land use changes with multiple features.

2- THEORETICAL FRAMEWORK

To evaluate the effectiveness of algorithms for mapping land use classification for past and present, three of Landsat satellite images were chosen from the years 1993 (TM), 2002 (ETM⁺) and 2014 (Landsat8) with almost an identical period. In this study, the middle of summer (July) was chosen as the time criterion for the selected images to minimize the effects of cloud cover and snow and also to improve the accuracy of training samples. At this time, the canopy of vegetation is maximum and cloud cover is minimum (Shahkoobei *et al.*, 2014). One of the main steps is the prediction of the future land use map of basin by using Markov-cellular automata.

3- METHODOLOGY

In this study, firstly, the efficiencies of support vector machine (SVM), artificial neural network (MLP) and network self-organizing map (SOM) classification algorithms have been evaluated in the classification of Landsat satellite images. In addition, the efficiencies of the mentioned algorithms were compared. In the second step, for the prediction of future land use (2025), LCM model based on Markov chain and cellular automata was used. For this purpose, land use maps of 1993-2002 were applied for the calibration, and the 2002-2014 ones were implemented for model evaluation. Also, for producing the land suitability map, spatial

¹ Corresponding Author: mhayatzadeh@ardakan.ac.ir

variables involving distance from the road, distance from residential areas, distance from the mainstream, elevation and slope as the effective factors influencing on land use changes, were considered.

4- RESULTS

The results showed that SVM algorithm was superior with the total accuracy of 0.95 and kappa coefficient of 0.93 than the other two methods. In addition, the results of CA-Markov model for the period of 2002-2014 with the agreement of the 0.94 and Kappa index (Klocation) which showed the ability of the model to predict the position of the cells equal to 0.92, suggested a good performance of this approach to simulate future land-use map of the basin.

5- CONCLUSIONS & SUGGESTIONS

The estimated land use changes in 2025 attributes the exchanging of 60 percent of the gardens to urban areas. In other words, it is anticipated that approximately 420 hectares of orchards areas would be lost by 2025 in the study area. So, due to certain conditions of being in drylands, land management and land use changes must be further considered in comparison to those ones in the past.

Keywords: support vector machine, Markov chain, cellular automata, land use change