



مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس

پژوهش‌های آب‌مخرداری

شاپا: ۲۰۳۸-۲۹۸۱



مادان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی

ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری زمین با استفاده از مدل سلول خودکار - شبکه عصبی مصنوعی (CA-ANN) در دشت داراب استان فارس

فاطمه عابدی^۱، عطااله کاویان^{۲*}، لایلا غلامی^۳، وحید موسوی^۴

- ۱- دانش‌آموخته دکتری، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران
- ۲- استاد گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران
- ۳- دانشیار گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی ساری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران
- ۴- استادیار، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران

چکیده مبسوط

مقدمه و هدف

بررسی شیوه کاربری و نوع پوشش زمین، نقش مهمی در برنامه‌ریزی مدیریت و حفاظت منابع ایفا می‌کند و زمینه ارتقاء نگرش اصولی به ساختارهای زیست‌محیطی را فراهم می‌آورد. توسعه شهری به‌طور قابل توجهی بر کاربری و پوشش زمین تأثیرگذار است. به این دلیل، در سال‌های گذشته بیش از نیمی از سطح زمین دست‌خوش تغییرات شده است و بیش از یک‌سوم مساحت زمین متعلق به زمین‌های کشاورزی است. مدیران و کارشناسان کاربری زمین با توجه به این تغییرات عمده، تأثیر تغییر کاربری زمین بر فرایندهای آب‌شناختی را بررسی کرده‌اند. در این راستا، به روش‌های یادگیری ماشین، مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ماشین بردار پشتیبان (SVM)، جنگل تصادفی (RF)، درخت تصمیم (DT) و دیگر مدل‌ها، برای طبقه‌بندی پوشش/کاربری زمین‌های LULC توجه زیادی شده است. برنامه‌ریزان و مدیران می‌توانند از تغییرات پیش‌بینی‌شده LULC برای ارتقای مدیریت پایدار زمین و کاهش پیامدهای نامطلوب استفاده کنند. در نتیجه، تشخیص و پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین (LULC) که ناشی از شهرنشینی سریع است، می‌تواند به اختلال در پایداری محیط زیست منجر شود. از سوی دیگر، شدت این تغییرات در پاسخ به رشد جمعیت

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات: a.kavian@sanru.ac.ir

استناد: عابدی، ف.، کاویان، ع.، غلامی، ل.، موسوی، و. ۱۴۰۴. ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری زمین با استفاده از مدل سلول خودکار - شبکه عصبی مصنوعی (CA-ANN) در دشت داراب استان فارس. پژوهش‌های آبخیزداری. ۳۸ (۲): ۶۲-۸۲

شناسه دیجیتال: 10.22092/WMRJ.2024.366754.1592

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۳۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۶/۲۵، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۹، تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۴/۰۱
پژوهش‌های آبخیزداری، سال ۱۴۰۴، دوره ۳۸، شماره ۲، شماره پیاپی ۱۴۷، تابستان، ۱۴۰۴، صفحه‌های ۶۲ تا ۸۲.

نویسندگان ©

ناشر: مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس



جهان و افزایش نیاز به غذا، ضرورت انجام پژوهش‌های دقیق در این باره را دوچندان می‌کند. از این‌رو، هدف این پژوهش، مشاهده تغییرات کاربری زمین در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ در منطقه داراب بود. همچنین در این پژوهش نیروی محرکه برای تغییرات LULC نیز شناسایی شد و از مدل سلول خودکار - شبکه عصبی مصنوعی (CA-ANN) نیز برای تجزیه و تحلیل الگوها و روندهای پیش‌بینی‌شده کاربری زمین از سال ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ استفاده شد.

مواد و روش‌ها

طبقه‌بندی کاربری زمین تصویرهای ماهواره‌ای با پیاده‌سازی روش طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل و نظارت به‌وسیله موتور جستجوگر گوگل ارث انجام شد. طبقه‌بندی کاربری زمین با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان SVM انجام شد. پس از تجزیه و تحلیل منطقه مطالعه‌شده به پنج طبقه کاربری گوناگون شامل مراتع، زمین‌های بایر، باغ، کشاورزی و شهری تقسیم شد. از آنجایی که برای ارزیابی تغییرات کاربری زمین به شکل مکانی و زمانی، مدل‌سازی توان انتقال و پیش‌بینی سناریوهای آینده سازگار است، از روش شبکه عصبی مصنوعی-سلول خودکار (CA-ANN) برای پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین استفاده شد. پلاگین MOLUSCE در QGIS برای ایجاد تغییرات مکانی-زمانی با یک دوره زمانی ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ و محاسبه انتقال LULC برای تهیه نقشه تغییر LULC اجرا شد. همچنین یک ماتریس توان انتقال میان سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۰۰ برای تهیه نقشه تغییر ایجاد شد. روش نوروپ ادراکی چندلایه (ANN-MLP)-ANN برای مدل‌سازی توان انتقال استفاده شد. شیب، جهت، بلندی و فاصله از جاده، گسل و رود، سنج‌های مکانی بودند که به‌عنوان سنج‌های ورودی اجرا شدند. ساختار ANN-MLP، مکانی بود که لایه ورودی به‌وسیله لایه‌های پنهان پردازش شد و لایه خروجی شامل طبقه‌های LULC دوباره طبقه‌بندی شده بود.

نتایج و بحث

در این پژوهش، نقشه‌های تغییرات کاربری زمین (LULC) که از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ تهیه شدند، نشان‌دهنده افزایش چشمگیر وسعت زمین‌های کشاورزی در منطقه بودند. نتایج نشان داد بوم‌سازگان طبیعی این دشت به دلیل روند رو به رشد تغییرات و تبادلات کاربری زمین‌ها، با چالش‌های جدی مواجه خواهد بود. این تغییرات ناشی از بهره‌برداری‌های غیراصولی و غیرمنطقی از منابع در نتیجه فعالیت‌های انسانی (شهرنشینی، کشاورزی نامناسب، حفر چاه‌ها و استفاده بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی برای کشت باغ‌ها) است. این عوامل می‌توانند سبب فرسایش و بیابان‌زایی در این منطقه شوند و تهدیدی جدی برای محیط زیست به‌شمار آیند. از سوی دیگر، تغییر کاربری زمین‌های کشاورزی، با تغییرات قابل توجه و گسترده‌ای در زمین‌های بایر همراه است. نقشه‌های پیش‌بینی از سال ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ نمایانگر رشد پیوسته در الگوی کاربری زمین‌های کشاورزی بود. در این راستا، درصد تغییرات این زمین‌ها از سال ۲۰۳۴ با مساحت ۴۵۵/۶۵ کیلومتر مربع (۱۸/۵۲٪) به مساحت ۷۰۸/۸۱ کیلومتر مربع (۲۸/۸۱٪) در سال ۲۰۴۴ افزایش یافت. صحت شبیه‌سازی ۸۲/۴۳٪ و اندازه کاپا کلی ۰/۷۲ برآورد شد. بر اساس نتایج این پژوهش، در طول دوره مطالعه‌شده، عامل‌های فیزیکی و اجتماعی-اقتصادی تأثیر قابل توجهی بر الگوهای منظر داشتند. متغیرهای جغرافیایی موجود در واسنجی مدل به دلیل رابطه معنی‌دار آن‌ها با LULC انتخاب شدند. می‌توان گفت که متغیرهای فیزیکی، مانند جغرافیا و آب و هوا، مهم‌ترین عامل در ترویج فعالیت‌های انسانی هستند. عامل‌های اجتماعی-اقتصادی، مانند جمعیت و تولید ناخالص داخلی، ممکن است بر تغییر LULC تأثیرگذار باشند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تغییر الگوهای LULC بر کیفیت آب زیرزمینی تأثیر منفی می‌گذارد و همچنین امنیت غذایی را به خطر می‌اندازد. برای طبقه‌بندی LULC، از ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای مشاهده دقیق تغییرات پوشش زمین و روند آن استفاده شد. بر اساس نتایج این پژوهش می‌توان گفت هرگونه تغییر در کاربری زمین‌ها می‌بایست بر اساس روشنگری‌های منطقی و برنامه‌ریزی‌شده مبتنی بر اصول علمی باشد؛ به طوری که استفاده از روش‌های به‌روز و کارآمد همچون روش سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی لازم و ضروری است. از این‌رو، پیشنهاد می‌شود که

نقشه‌های پیش‌بینی شده برای آینده از وضعیت کاربری زمین‌ها در این پژوهش، الگویی برای برنامه‌ریزی آمایش سرزمین به وسیله برنامه‌ریزان، مسئولان و متصدیان مربوطه باشد تا به این شیوه، از بروز خسارت‌های جبران‌ناپذیر محیطی (تخلیه منابع آب زیرزمینی، بیابان‌زایی، فرونشست زمین) در دشت داراب در آینده جلوگیری شود. با توجه به افزایش نرخ مساحت تحت پوشش کاربری کشاورزی، روند زمین‌های بایر در نقشه‌های شبیه‌سازی شده کاهش یافته بود. همچنین، عامل محرک تغییر کاربری زمین‌ها در داراب وابسته به نرخ سریع افزایش جمعیت، افزایش تقاضا و تبدیل دیگر کاربری‌ها به کشاورزی، باغ و مناطق مسکونی، بود.

واژگان کلیدی

پلاگین MOLUSCE، ماشین بردار پشتیبانی (SVM)، مدل ANN-MLP، QGIS، موتور گوگل ارث

مقدمه

است که قابلیت استفاده برای طبقه‌بندی و وایازی را دارد (کورتس و واپنیک، ۱۹۹۵؛ واپنیک، ۱۹۹۸). در این راستا، به روش‌های یادگیری ماشین، مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبانی (SVM)، جنگل تصادفی (RF)، درخت تصمیم (DT) و دیگر مدل‌ها، برای طبقه‌بندی پوشش/کاربری زمین‌های LULC توجه زیادی شده است (تالوکدار و همکاران، ۲۰۲۰؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۱۹). در پژوهش‌های پرشماری گزارش شده است که دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبانی (SVM) و جنگل تصادفی (RF) در مقایسه با دیگر روش‌های مرسوم طبقه‌بندی بیشتر است (کارانزا-گارسا و همکاران، ۲۰۱۹). همچنین، SVM و جنگل تصادفی (RF) به‌عنوان بهترین رویکردها برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین (LULC) در مقایسه با دیگر روش‌های یادگیری ماشین معرفی شده‌اند (ما و همکاران، ۲۰۱۷؛ مونترکیس و همکاران، ۲۰۱۱). تحلیل پویایی تغییرات کاربری زمین در درازمدت، به‌منظور درک و ارزیابی تغییرات مختل در محیط، اهمیت زیادی دارد و می‌توان به اهداف توسعه پایدار دست یافت (دی و همکاران، ۲۰۲۱؛ روبن و

بررسی شیوه کاربری و نوع پوشش زمین، نقش مهمی در برنامه‌ریزی مدیریت و حفاظت منابع ایفا می‌کند و نوع پوشش زمین، نقش مهمی در برنامه‌ریزی مدیریت و حفاظت منابع ایفا می‌کند و زمینه ارتقاء نگرش اصولی به ساختارهای زیست‌محیطی را فراهم می‌آورد. توسعه شهری به‌طور قابل توجهی بر کاربری و پوشش زمین تأثیرگذار است (دی و همکاران، ۲۰۲۱؛ آنگ و همکاران، ۲۰۲۰). تأثیرات ناشی از تغییر کاربری زمین، به‌ویژه شهرنشینی سریع، موجب اختلال در پایداری محیط زیست می‌شود. رشد جمعیت، توسعه اقتصادی و گسترش کشاورزی، عامل‌های محرک و تحول در پوشش‌های گوناگون زمین (پوشش گیاهی و آب) هستند. این تحولات پیوسته در کاربری زمین باعث نابودی محیط زیست می‌شود. از سوی دیگر، شدت این تغییرات در پاسخ به رشد جمعیت جهان و افزایش نیاز به غذا، ضرورت انجام پژوهش‌های دقیق در این باره را دوچندان می‌کند.

در این پژوهش، به‌منظور طبقه‌بندی تصویرها، از روش ناسنجه‌ای ماشین بردار پشتیبانی (SVM) که روش نسبتاً جدیدی برای طبقه‌بندی تصویرها شناخته شده است، استفاده شد. SVM به‌عنوان یک طبقه‌بندی ناسنجه‌ای، شامل مجموعه‌ای از مدل‌های یادگیری

2- Artificial Neural Network
3- Random Forest
4- Decision Tree

1- Support vector machine

همکاران، ۲۰۲۰). در این راستا، برای ارائه تصمیم‌ها و برنامه‌ریزی‌های منطقه‌ای و توسعه پایدار به شکل منطقی و علمی، می‌توان از مدل‌های پیش‌بینی الگوهای کاربری زمین استفاده کرد و از نتایج اولیه بررسی‌های گذشته برای ساخت سناریوهای آینده تغییرات کاربری و پوشش زمین استفاده کرد. مدل‌سازی پیش‌بینی تغییرات کاربری و پوشش زمین، چشم‌انداز جذابی برای برنامه‌ریزی‌های کاربردی در واحدهای برنامه‌ریزی نظیر رود ایجاد می‌کند و آن را به ابزاری مؤثر برای تحلیل ژرف پویایی چشم‌انداز آینده تحت سناریوهای گوناگون تبدیل می‌کند (وانگ و همکاران ۲۰۲۱). برنامه‌ریزان و مدیران می‌توانند از تغییرات پیش‌بینی‌شده LULC برای ارتقاء مدیریت پایدار زمین و کاهش پیامدهای نامطلوب استفاده کنند. در این راستا، تشخیص و پیش‌بینی تغییر LULC به موضوعی اساسی در زمینه‌های گوناگون، از جمله حفاظت محیط‌زیست، اولویت‌بندی تلاش‌های حفاظتی، مدل‌سازی برنامه‌ریزی روستایی و شهری (تئوبالد و هابز ۱۹۹۸؛ پوسویچ و همکاران ۲۰۰۸) و بررسی فرآیندهای نابودگر (لامچین و همکاران، ۲۰۱۸) تبدیل شده است. نتایج پژوهش‌ها بیانگر آن است که روش CA-ANN مؤثرتر از وایازی خطی است (فراس بیگ و همکاران ۲۰۲۲). از این‌رو، ماژول‌های پلاگین شبیه‌سازی تغییر کاربری (MOLUSCE) برای مدل‌سازی توان انتقال و شبیه‌سازی آینده به کار گرفته شده‌اند (رحمان و همکاران ۲۰۱۷؛ الطنطاوی و همکاران ۲۰۱۹)، و MOLUSCE برای ارزیابی تغییرات کاربری زمین به شکل مکانی و زمانی، مدل‌سازی توان انتقال و پیش‌بینی سناریوهای آینده سازگار است (رحمان و همکاران ۲۰۱۷). در این راستا، جمال و همکاران (۲۰۱۰) از داده‌های لندست در چندین دوره زمانی

(۲۰۰۸-۱۹۷۲) برای بررسی کاربری زمین و تغییرات پوشش زمین در مصر استفاده کردند. از سوی دیگر، تصویرهای لندست در چندین سال برای ارزیابی روندهای LULC در Rwanda استفاده شد (آکینیمی ۲۰۱۷). تغییرات LULC در بلندی‌های کامرون با استفاده از طبقه‌بندی تصویر SVM مشاهده شد و نتایج بیانگر دقت این روش‌ها در بررسی و پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین بود (محمدی و همکاران ۲۰۱۹). در چین، وانگ و همکاران (۲۰۲۴) تأثیر تغییر کاربری زمین بر ارزش خدمات بوم‌سازگان در منطقه شهری سوژو-وکسی-چانگژو، را شبیه‌سازی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که دقت مدل مارکوف FLUS با ضریب کاپا ۰/۹۴ در پیش‌بینی الگوی مکانی کاربری زمین زیاد بود. ام‌بارکو همکاران (۲۰۲۴) تأثیر ترکیبی سناریوهای تغییر اقلیم و تغییرات کاربری زمین بر منابع آب در یک آبخیز نیمه‌خشک را بررسی کردند. نتایج بیانگر افزایش میانگین دما، به‌ویژه در طول ماه‌های تابستان بود و تغییرات LULC نشان داد که منطقه تا سال ۲۰۵۰ با کاهش قابل توجه زمین‌های کشاورزی، جنگل‌ها و گسترش خاک برهنه روبه‌رو خواهد بود. کاویان و همکاران (۲۰۱۷) اثرات تغییرات کاربری زمین بر فرسایش خاک را با استفاده از مدل RUSLE شبیه‌سازی کردند. نتایج نشان‌دهنده رابطه مستقیم میان تلفات خاک تغییرات کاربری زمین بود. مدیران و کارشناسان کاربری زمین به دلیل این تغییرات عمده، تأثیر تغییر کاربری زمین بر فرآیندهای آب‌شناختی را بررسی کرده‌اند (کاویان و همکاران ۲۰۱۷، ۲۰۱۸، فی و همکاران ۲۰۱۸). در پژوهشی کاویان و همکاران (۲۰۲۰) اثرات آب‌شناختی تغییرات کاربری زمین بر یک آبخیز را با استفاده از مدل‌های زنجیره مارکوف و WetSpa ارزیابی کردند. نتایج شبیه‌سازی برخی از اثرات منفی تغییرات LU را بر آبدهی اوج و سرعت جریان نشان داد. نتایج پژوهش‌های نامبرده بیانگر

روندهای پیش‌بینی‌شده کاربری زمین از سال ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ شبیه‌سازی با استفاده از مدل نیز CA-ANN^۱ انجام شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعه‌شده

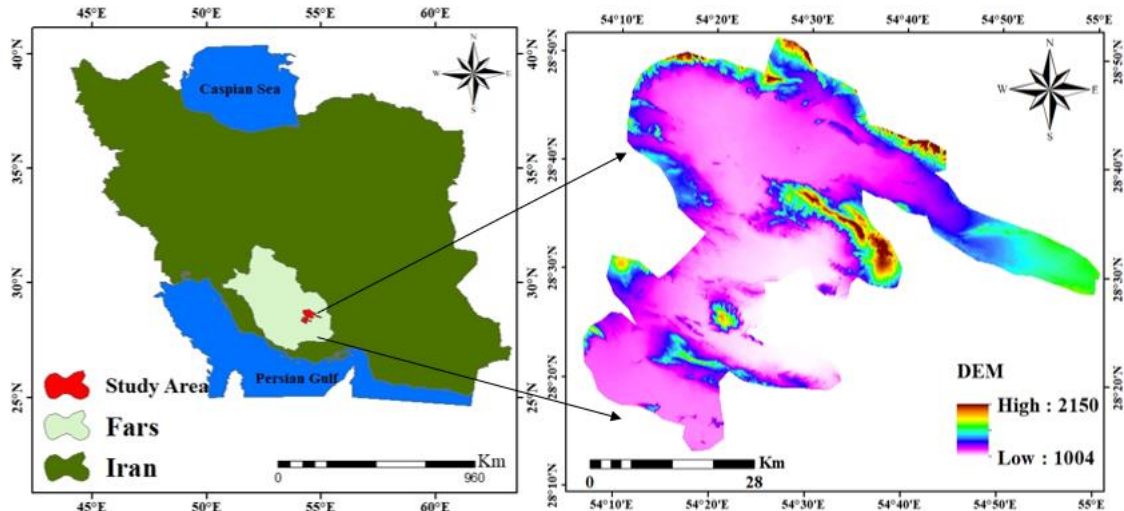
دشت داراب با مساحت ۲۴۶۴/۴۳ کیلومترمربع در استان فارس است. آب و هوای این منطقه بر پایه تقسیم‌بندی دوماترن گرم و خشک است و میانگین بارندگی و دمای سالانه آن به ترتیب ۲۵۵ میلی‌متر و ۲۲°C است. حجم بیش‌تر بارندگی منطقه مطالعه‌شده در فصل‌های سرد سال رخ داده و ژانویه پر باران‌ترین ماه سال است. در تابستان به دلیل دور بودن منابع رطوبتی و مسیرهای ورودی بخار آب، و گاهی نبودن عامل صعود، هوا بسیار گرم و خشک (کویری) است. منطقه از نظر پستی‌بلندی مسطح است و بیشترین و کمترین بلندی منطقه به ترتیب ۲۱۵۰ و ۱۰۰۴ متر است (شکل ۱). وضعیت رطوبتی خاک‌های داراب یوستیک و وضعیت حرارتی آن هایپرترمیک است. رده‌بندی خاک‌ها در سطح راسته انتی‌سولز و اینسیتی‌سولز می‌باشد. کاربری زمین شامل کشاورزی (باغ‌های مرکبات پرتقال، لیموترش، لیموشیرین، نارنگی، نخل، انجیر، انگور و گل‌محمدی) و زراعی (گندم، ذرت، پنبه و جو) و مسکونی می‌باشد.

تغییرات کاربری و پوشش زمین در سراسر کره زمین در سال‌های اخیر است که این تغییرات به نوبه خود باعث برهم خوردن تعادل بوم‌سازگان، محیط زیست و منابع طبیعی مناطق گوناگون می‌شود. از این‌رو، بررسی تغییرات کاربری زمین، تبادلات و یا نابودی آنها در سال‌های گذشته و پیش‌بینی در سال‌های آینده در مناطق گوناگون از اقدام‌های مهم و قابل توجه برای جلوگیری از رخداد تغییرات بدون برنامه، غیراصولی و هم‌چنین استفاده مطلوب از منابع طبیعی است.

در این راستا، دشت داراب به دلیل موقعیت مکانی و اهمیت کاربری کشاورزی آن در استان فارس و شهرنشینی و صنعتی شدن سریع می‌تواند چالشی برای پایداری منطقه باشد. همچنین، تاکنون در این دشت، هیچگونه پژوهشی با استفاده از روش‌های نامبرده برای بررسی تغییرات و تبادلات کاربری زمین انجام‌نشده است. بررسی‌های پیشین نیز بیانگر وجود نگرانی‌هایی برای کیفیت داده‌ها، ناسازگاری داده‌ها، هماهنگی داده‌ها، اعتبارسنجی داده‌ها و نبودن قطعیت‌های مرتبط با داده‌ها است (ند و همکاران ۲۰۲۱). از سوی دیگر، بوم‌سازگان طبیعی این دشت به دلیل روند رو به رشد تغییرات و تبادلات کاربری زمین‌ها، با چالش‌های جدی مواجه است. این تغییرات ناشی از بهره‌برداری‌های غیراصولی و غیرمنطقی از منابع در نتیجه فعالیت‌های انسانی (شهرنشینی، کشاورزی نامناسب، حفر چاه‌ها و استفاده بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی برای کشت باغ‌ها) است و این عامل‌ها منطقه را با خطر جدی فرسایش و بیابان‌زایی روبه‌رو خواهد ساخت. از این‌رو، این پژوهش با هدف بررسی و پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین در سه بازه سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ در منطقه داراب (استان فارس) اجرا شد.

همچنین، در این پژوهش نیروی محرکه برای تغییرات LULC شناسایی شد و از مدل SVM برای طبقه‌بندی LULC در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ استفاده شد. برای تجزیه و تحلیل الگوها و

1- Cellular Automata-Artificial Neural Network



شکل ۱- موقعیت منطقه مطالعه شده در ایران و استان فارس.

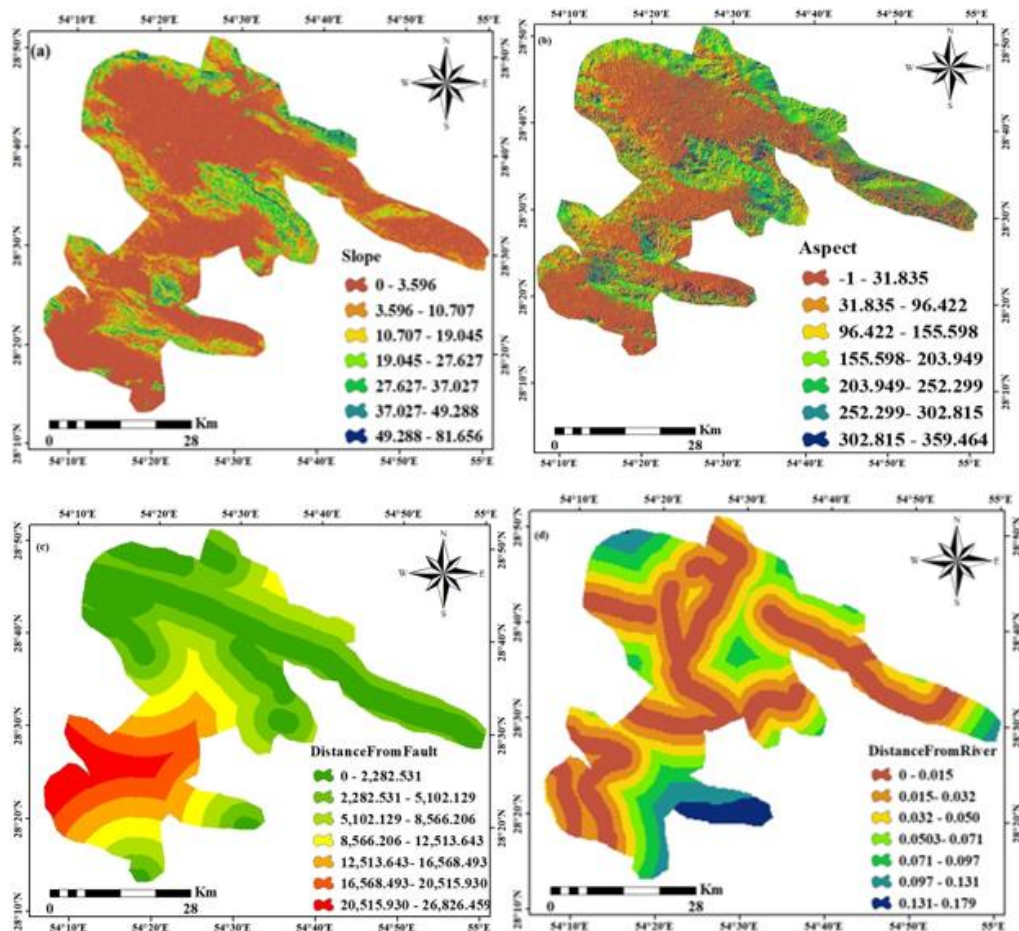
Figure 1- The location of the studied area in Iran and the Fars Province.

روش پژوهش

جمع آوری و پردازش داده ها

باند های مرئی (قرمز، سبز و آبی) ۳، ۴ و ۵ برای تصویرهای لندست-۷ و نوارهای ۴، ۵ و ۶ برای تصویرهای لندست-۸ استفاده شد. مدل رقومی ارتفاع ۳۰ متری (DEM) نیز از پورتال وب USGS به دست آمد (ساجان و همکاران ۲۰۲۲). همچنین، از یک مدل رقومی ارتفاع (DEM) با دقت ۱۰ متر که به وسیله سازمان زمین شناسی تهیه شده بود، استفاده شد. با کمک نرم افزار ArcGIS، نقشه های مکانی شامل شیب و جهت زمین تولید و تحلیل گردید. داده های حمل و نقل، شبکه های جاده ای، گسل ها و رودها از سازمان زمین شناسی تهیه شد. در محیط ArcGIS برای یافتن فاصله از جاده های اصلی گسل ها و رودها، از روش فاصله اقلیدسی استفاده شد. Google Earth و تصویرهای ماهواره ای نیز برای مرجع و درک بهتر توزیع کاربری زمین استفاده شد. سنجه های مکانی استفاده شده برای پیش بینی تغییرات کاربری زمین در شکل ۲ نشان داده شده است (فراس بیگ و همکاران ۲۰۲۲).

تصویرهای لندست برای سال های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ به منظور طبقه بندی تصویرها در راستای شناسایی الگوهای کاربری زمین و ایجاد نقشه های LULC استفاده شد. تصویرهای ماهواره ای لندست-۷ برای سال ۲۰۰۰ به دست آمد. به شیوه مشابه، تصویرهای ماهواره ای لندست-۸ برای سال های ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ به دست آمد. تصویرهای لندست با وضوح مکانی ۳۰ متر با پوشش ابری کمتر از پنج درصد فقط برای حفظ کیفیت و شرایط آب و هوایی یکنواخت در طول دوره پژوهش انتخاب شدند (گائو و لیو ۲۰۱۰). تصویرهای لندست از USGS با استفاده از پورتال وب کاوشگر زمین (<https://glovis.usgs.gov/>) دریافت شد. تصویرهای ماهواره ای تجزیه و تحلیل و پردازش شدند (زمین مرجع و استخراج) برای تصحیح تصویرهای مکانی آن برای شناسایی الگوهای کاربری زمین در تصویرهای لندست از ترکیب باندهای پرشماری استفاده شد.



شکل ۲- نقشه سنج‌های مکانی به ترتیب شیب، جهت شیب، فاصله از گسل و رود.

Figure 2- Map of spatial parameters respectively, slope, slope direction, distance from fault and river.

طبقه‌بندی کاربری زمین و ارزیابی دقت طبقه‌بندی کاربری زمین تصویرهای ماهواره‌ای با پیاده‌سازی روش طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل و نظارت در محیط موتور گوگل ارث انجام شد. پس از تجزیه و تحلیل، منطقه مطالعه‌شده به پنج طبقه کاربری گوناگون شامل مراتع، زمین بایر، باغ، کشاورزی و شهری تقسیم شد. بر اساس طبقه‌های LULC، نمونه‌های آموزشی با استفاده از نقاط تعلیمی تعریف‌شده در مکان‌های مختلف طبقه‌های کاربری مختلف جمع‌آوری شد. سپس نمونه‌های آموزشی جمع‌آوری‌شده بسته به پوشش زمین گروه‌بندی شد. در مجموع ۱۰۰ نمونه آموزشی برای هر یک از شش

طبقه‌بندی کاربری زمین در نظر گرفته شد و برای طبقه‌بندی تصویر جمع‌آوری شد. سپس، پرونده نقاط تعلیمی به‌عنوان مجموعه داده آموزشی با هدف طبقه‌بندی نظارت‌شده ایجاد شد. طبقه‌بندی کاربری زمین با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) انجام شد. ماشین بردار پشتیبان به تعداد زیادی از نمونه‌های حقیقت زمینی برای آموزش نیاز ندارد و فرض می‌کند که داده‌ها از یک توزیع احتمال خاص انتخاب شده‌اند (مونتراکیس و همکاران ۲۰۱۱) و فقط نمونه‌های موجود در حاشیه میان طبقه‌ها برای ایجاد ابر صفحه بهینه در SVM استفاده می‌شود و آن‌ها به‌عنوان بردارهای پشتیبانی هستند (کورتس و

واپنیک (۱۹۹۸). برای منطقه مطالعه‌شده دقت نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده با مقایسه نقشه‌های کاربری زمین ایجادشده برای سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴، با تصویرهای ماهواره‌ای ارجاع‌شده (تصویرهای لندست) و نقشه‌های کاربری عمومی (موجود در سازمان منابع طبیعی) ارزیابی شد. به‌منظور افزایش دقت، نتایج طبقه‌بندی خروجی قبل از به‌روزرسانی با معرفی مجموعه‌های آموزشی جدید، چندین بار به‌شکل قابل مشاهده، بررسی شد. به‌منظور محاسبه دقت نقشه‌های موضوعی طبقه‌بندی‌شده، نقاط نمونه به‌طور تصادفی روی نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده با استفاده از GIS توزیع شد. تصویرها با وضوح زیاد مشاهده شد و اعتبارسنجی انتخاب‌شده، انجام شد. هر موقعیت نقطه بر اساس چندضلعی که در آن بود، تجزیه و تحلیل شد و با تصویر مرجع مقایسه شد. سپس، نقاط نمونه به یک ماتریس سردرگمی^۱ تبدیل شدند و ماتریس سردرگمی برای تعیین ضریب کاپا^۲ (کنگالتون و گرین ۲۰۰۹)، دقت کلی و دقت کاربر و تولیدکننده (لالیبرت و همکاران ۲۰۰۲) استفاده شد. سنجه‌های مدل SVM به‌دنبال شناسایی بهترین هایپرپلین است که مرز طبقه را در مرحله آموزش تعریف می‌کند (واپنیک ۱۹۹۸).

مدل سلول خودکار - شبکه عصبی مصنوعی (CA-ANN)

ماژول‌های شبیه‌سازی برای به حداقل رساندن پویایی سازه‌های شهری مرکب و تفسیر آن‌ها به شیوه‌ای واضح و قابل‌دسترس استفاده شدند. نتایج پژوهش‌ها بیانگر آن است که روش CA-ANN مؤثرتر از وایازی خطی است (فراس‌بیگ و همکاران ۲۰۲۲). از این‌رو، ماژول‌های پلاگین شبیه‌سازی تغییر کاربری زمین (MOULSCE) برای مدل‌سازی توان انتقال و شبیه‌سازی آینده پیاده‌سازی شدند (رحمان و

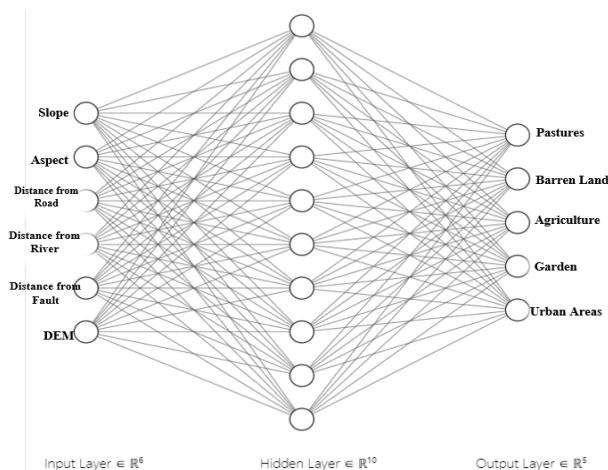
همکاران ۲۰۱۷، الطنطاوی و همکاران ۲۰۱۹). MOLUSCE برای ارزیابی تغییرات کاربری زمین مکانی و زمانی، مدل‌سازی توان انتقال و پیش‌بینی سناریوهای آینده سازگار است (رحمان و همکاران ۲۰۱۷). شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در رابطه با سلول خودکار (CA) برای پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین استفاده شد. CA-ANN به‌دلیل ظرفیت شبیه‌سازی پویایی، کارایی زیاد با داده‌های محدود، واسنجی ساده و توانایی بازتولید پوشش‌های متفاوت زمین و الگوهای پیچیده، برای شبیه‌سازی تغییر کاربری زمین انتخاب شد. CA-ANN، از زنجیره CA و Markov برای مدل‌سازی تغییرات کاربری زمین در دسته‌های مختلف استفاده می‌کند. ANN در مدل‌سازی توان انتقال برای ایجاد روندهایی که بر اساس آن پیش‌بینی‌های آینده انجام خواهد شد، استفاده شد (معماریان و همکاران ۲۰۱۲). پلاگین MOLUSCE در QGIS برای ایجاد تغییرات مکانی-زمانی با یک دوره زمانی ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ استفاده شد و محاسبه انتقال LULC برای ایجاد نقشه تغییر LULC اجرا شد. هم‌چنین یک ماتریس توان انتقال میان سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۰۰ برای ایجاد نقشه تغییر ایجاد شد. روش نورون ادراکی چندلایه^۳ (ANN-MLP) برای مدل‌سازی توان انتقال استفاده شد.

شیب، جهت، بلندی و فاصله از جاده، گسل و رود سنجه‌های مکانی بودند که به‌عنوان سنجه‌های ورودی اجرا شدند. ساختار ANN-MLP در شکل ۳ نشان داده شده است، مکانی است که لایه ورودی به‌وسیله لایه‌های پنهان پردازش می‌شود و لایه خروجی طبقه‌های LULC دوباره طبقه‌بندی‌شده را تولید می‌کند.

1- Confusion Matrix

2- Overall, Kappa Coefficient

3- ANN-multilayer perception method



شکل ۳- ساختار مدل ANN-MLP استفاده‌شده برای پیش‌بینی توان انتقال کاربری زمین.

Figure 3- Structure of the ANN-MLP model used to predict land use transition potential.

بر اساس شکل ۴، مناطق کشاورزی، باغی و شهری به‌عنوان عمده‌ترین انواع کاربری زمین در منطقه بررسی‌شده بودند. توزیع کل مساحت تحت پوشش طبقه‌های گوناگون LULC و درصد پوشش آن‌ها در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ در جدول ۱ نشان‌داده شده است. بر اساس جدول ۱، روند مناطق کشاورزی از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ کاهش بود. در کل پوشش منطقه روند مناطق باغی میان سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴، افزایشی بود. در منطقه شاهد کاهش مراتع و تبدیل آن به کشاورزی، باغ و مناطق مسکونی مشاهده شد. رشد مناطق شهری و زمین بایر در طول دوره قابل‌توجه بود. نتایج طبقه‌های کاربری زمین نشان‌دهنده تغییرات منفی در مراتع و کشاورزی بود. درحالی‌که تغییرات مثبت و افزایشی در زمین بایر، باغ و مناطق شهری مشاهده شد. دیاز و همکاران (۲۰۱۱) آشکارسازی تغییرات کاربری زمین شیلی را با استفاده از مدل‌ساز تغییر سرزمین^۱ (LCM) بررسی کردند. یکی از نتایج بررسی آن‌ها نشانگر کاهش سطح زمین کشاورزی بود؛ که با نتایج این پژوهش مربوط به سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ مطابقت دارد.

مدل توان انتقال بر اساس نقشه‌های LULC سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ و سنجه‌های مکانی برای تولید نقشه پیش‌بینی‌شده سال ۲۰۲۴ آموزش داده شد. به‌منظور اعتبارسنجی مدل ANN، نقشه شبیه‌سازی‌شده سال ۲۰۲۴ با نقشه طبقه‌بندی‌شده LULC سال ۲۰۲۴ مقایسه شد. نتایج این مقایسه مطلوب و رضایت‌بخش بود. سپس، مدل با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ و تکانه ۰/۰۰۱ آموزش داده شد. فرآیند آموزش ANN برای ۱۰۰ تکرار و اندازه همسایگی ۳ پیکسل با ۱۰ لایه پنهان اجرا شد. سپس مدل آموزش‌دیده برای به‌دست آوردن نقشه‌های پیش‌بینی شده سال‌های ۲۰۳۴-۲۰۴۴ شبیه‌سازی شد.

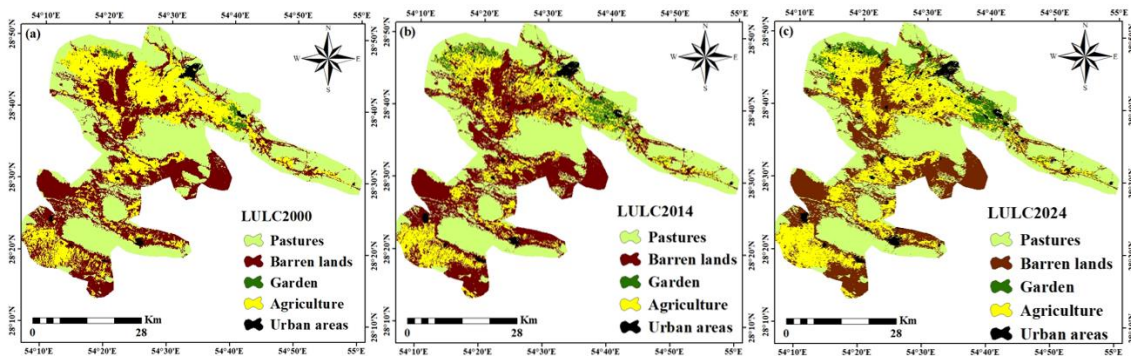
نتایج و بحث

تغییرات کاربری و پوشش زمین در دشت داراب از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴

بر اساس نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده LULC برای سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ منطقه مطالعه‌شده به پنج طبقه (مراتع، زمین بایر، باغ، کشاورزی و شهری) طبقه‌بندی شد. تغییرات LULC در طول دو دهه ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ و ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴ بررسی شد (شکل

(۴).

^۱ Land Change Modeler (LCM)



شکل ۴- LULC به ترتیب سال های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴.

Figure 4- LULC 2000, 2014 and 2024 years respectively.

جدول ۱- پوشش کل مساحت طبقه های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴.

Table 1- Total area coverage according to different LULC classes and coverage percentage for 2000 to 2014.

LULC	Area (km ²)			Area (%)		
	2000	2014	Δ	2000	2014	Δ
Pastures	1002.35	955.24	-47.11	40.75	38.83	-1.91
Barren lands	793	862.38	69.37	32.24	35.06	2.82
Garden	22.96	88.76	65.8	0.93	3.6	2.67
Agriculture	602.9	490.75	-112.15	24.51	19.95	-4.56
Urban areas	38.47	62.56	24.09	1.56	2.54	0.97

ملکی (۲۰۱۴) اهمیت وجود سد را برای افزایش مساحت کاربری کشاورزی تأیید کرد. این پژوهشگر گزارش کرد که علت افزایش ۳/۴٪ مساحت کاربری کشاورزی در آغاز دوره، شرایط سکونت به دلیل نبودن تبعات جنگ و زمین های کشاورزی رها شده بود که با بازگشت مردم، کشاورزی رونق دوباره گرفته است. ایشان دریافت که در محدوده تالاب هورالعظیم دلیل افزایش کاربری مسکونی و کشاورزی، کاهش سطح آب تالاب بود، که دلیل آن ساخت سد کرخه و آب گیری یک سال پس از بررسی و افزایش مساحت در پیرامون رود کرخه به علت خاک مناسب، آب و نزدیکی مزارع به رود بود. این یافته ها در پژوهش محمدی (۲۰۱۴) در منطقه حفاظت شده کرخه نیز گزارش شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که در دوره ۳۰ ساله ۲۲۶۶ هکتار به مساحت کاربری انسان ساخت، افزوده شده است. همچنین، در بازه زمانی ۲۰۱۴ تا

توزیع کل مساحت تحت پوشش طبقه های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال های ۲۰۱۴، ۲۰۲۴ با استفاده از لندست-۸ در جدول ۲ نشان داده شده است. در سال های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴ کاهش زمین های بایر منطقه بررسی شده ۶/۷۶٪ بود. افزایش زمین کشاورزی ۵/۷۶٪ بود. پوشش کل مساحت طبقه های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴ (لندست-۸) در جدول ۲ آورده شده است. پیکر و همکاران (۲۰۱۲) پژوهشی در منطقه ای حفاظت شده در جنوب اسپانیا با استفاده از مدل زنجیره مارکوف و سلول های خودکار انجام دادند و وضعیت تغییرات کاربری زمین منطقه مطالعه شده را بررسی کردند. یافته های آنها بیانگر افزایش دو نوع کاربری کشاورزی و مسکونی در مقایسه با دیگر کاربری ها در منطقه بود؛ که با نتایج این پژوهش در دوره زمانی ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴ مطابقت دارد. در پژوهشی

رهنما و همکاران (۲۰۲۰) مبنی بر افزایش زمین‌های بایر در شهر مشهد در سال ۲۰۳۰، مطابقت دارد. افزایش زمین بایر به دلیل وجود شش گنبد نمکی (کرسياه، دارابگرد، گزطوبله، تنگ خسویه، باینوج و قیاسی) در محدوده مطالعه شده بود.

۲۰۲۴ زمین‌های کشاورزی افزایش یافت. دلیل افزایش زمین‌های کشاورزی در منطقه داراب می‌تواند احداث دو سد رودبار و خسویه (در میان سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴) باشد. قادری و همکاران (۲۰۲۰) افزایش سطح زمین‌های بایر در بخش اشتهارد شهرستان کرج در سال ۱۴۱۹ را پیش‌بینی کردند که با پیش‌بینی‌های

جدول ۲- پوشش کل مساحت طبقه‌های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴.

Table 2- Total area coverage according to different LULC classes and percent coverage for 2014 to 2024.

LULC	Area (km ²)		Area (%)		
	2024	Δ	2014	2024	Δ
Pastures	946.52	-8.73.	38.84	38.48	-0.36
Barren lands	696.02	-166.35	35.06	28.30	-6.76
Garden	100.37	11.61	3.61	4.08	0.47
Agriculture	632.62	141.87	19.95	25.72	5.77
Urban areas	84.16	21.6	2.54	3.42	0.88

دوره نامبرده در جدول ۳ نشان داده شده است. بر اساس نتایج این جدول از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ افزایش زمین‌های کشاورزی چشمگیر بود که مهم‌ترین دلیل آن افزایش جمعیت و در راستای آن افزایش تقاضا است. عامل‌های اصلی مرتبط با توسعه روزافزون کاربری زمین‌ها همراه با فشار بر منابع آب زیرزمینی را می‌توان به گسترش شهری و رشد کشاورزی تجاری نسبت داد (عباس و همکاران ۲۰۲۱). شهرنشینی سریع محیط طبیعی و الگوهای چشم‌انداز را در سراسر جهان، به‌ویژه در قرن بیست و یکم، به شدت تغییر داده است (ستو و کافمن ۲۰۰۳). مهم‌ترین عامل‌های محرک شهرنشینی جنبه‌های فیزیکی و اجتماعی مانند پستی‌بلندی، جمعیت و رشد صنعتی است (بین و همکاران ۲۰۱۱). در نتیجه، گسترش شهری بیشتر تحت تأثیر رشد اقتصادی است تا افزایش جمعیت (گونجین و همکاران ۲۰۱۶). این توسعه‌ها می‌تواند دلیل نگرانی‌هایی برای اثرات شهرنشینی و اختلال در الگوهای کاربری زمین باشد که تأثیراتی بر تغییرات آب و هوایی، امنیت غذایی و منابع طبیعی دارند. نتایج طبقه‌بندی LULC نشان داد که تغییر الگوهای

نقشه‌های LULC منطقه از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ در شکل ۴ نشان داده شده است. بر اساس این نقشه‌ها بیشترین تغییرات از زمین بایر به کشاورزی بود. یمانی‌هرسینی و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از تصویرهای ماهواره‌ای لندست و IRS و طبقه‌بندی تصویرهای مربوطه با روش بیشترین احتمال، نقشه کاربری زمین استان همدان را تهیه کردند. نتایج پژوهش آن‌ها بیانگر آن بود که اندازه مساحت زمین مرتعی و زمین کوهپایه‌ای-صخره‌ای در طول سه دهه گذشته کاهش یافته است و زمین‌های کشاورزی افزوده شده است. در شهر اهواز امانپور (۲۰۱۷) گزارش کرد که زمین‌های بایر ۲۳٪ کاهش یافته است که دلیل آن رشد پراکنده و بدون برنامه‌ریزی شهر است. نتایج این پژوهش نیز بیانگر کاهش زمین‌های بایر در منطقه داراب بود که دلیل آن می‌تواند احداث سد کرخه و رونق کشاورزی باشد و در این راستا با نتایج پژوهش امانپور (۱۳۹۶) هماهنگی دارد. شکل‌ها و جدول‌های این پژوهش بیانگر تغییرات LULC دشت داراب میان دو دوره، از ۲۰۰۰-۲۰۱۴ و ۲۰۱۴-۲۰۲۴ است. تغییرات هر طبقه LULC از نظر مساحت در دو

کاربری زمین به وسیله سیاست های دولت پشتیبانی می شود (عبدالله ۲۰۱۲، غلام حسن و همکاران ۲۰۱۸).

جدول ۳- پوشش کل مساحت طبقه های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴.

Table 3- Total area coverage according to different LULC classes and percent coverage for the year 2000 to 2024.

LULC	Area (km ²)			Area (%)		
	2000	2024	Δ	2000	2024	Δ
Pastures	1004.34	948.57	-55.78	40.78	38.52	-2.26
Barren lands	793.83	696.71	-97.12	32.24	28.29	-3.94
Garden	22.96	100.38	77.42	0.93	4.08	3.14
Agriculture	602.99	632.75	29.76	24.49	25.69	1.21
Urban areas	38.47	84.18	45.71	1.56	3.42	1.86

کاپا مربوطه برای نقشه های LULC در سال های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ به ترتیب ۰/۹۱، ۰/۹۲ و ۰/۹۳٪ بود.

مدل سازی و اعتبارسنجی توان انتقال^۲

تغییرات انتقالی که طبقه های گوناگون کاربری زمین ها میان سال های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ نشان دادند به عنوان یک ماتریس سردرگمی در جدول ۴ آورده شده است. این تغییرات نشان دهنده توزیع و تبدیل طبقه کاربری تکی زمین و ماهیت تبدیل آنها بود. بر اساس نتایج جدول ۴، برخی از انتقال های عمده کشاورزی به شهر و زمین های بایر به شهری، باغ و کشاورزی بود. این روند تبدیل زمین و انتقال اساس مدل سازی توان انتقال برای شبیه سازی CA-ANN را تشکیل داده است. نقشه تغییرات با استفاده از ماتریس انتقال ایجاد شد. نقشه تغییرات ۲۰۰۰-۲۰۲۴ و سنجه های مکانی (شیب، جهت و فاصله از جاده ها، رود و گسل) به عنوان سنجه های ورودی برای آموزش مدل ANN در نظر گرفته شد. مدل توان انتقال (ANN) با مقایسه نقشه کاربری طبقه بندی شده زمین در سال ۲۰۲۴ با نقشه شبیه سازی شده به وسیله CA-ANN در سال ۲۰۲۴ تأیید شد (عباس و همکاران ۲۰۲۱، یاتو و همکاران ۲۰۲۰). مقایسه نقشه ها بر اساس اندازه ضریب کاپا و درصد صحت ارزیابی شد. طبقه های کاربری زمین با

ارزیابی دقت نقشه های LULC

دقت نقشه های طبقه بندی شده LULC با مقایسه طبقه های کاربری زمین با داده های حقیقت زمینی تصویر ماهواره ای (مرجع) ارزیابی شد. رویکرد ارزیابی دقت پیکسل به پیکسل بر اساس آن ۱۵۰ نقطه تصادفی روی نقشه های LULC در سال های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ ایجاد شد. نقاط انتخاب شده با تصویرهای ماهواره ای و نقشه های مکانی منطقه مطالعه شده ارجاع داده شد. نقاط انتخاب شده نشان دهنده طبقه های گوناگون کاربری زمین بودند که برای طبقه بندی تصویر استفاده شد. یک ماتریس پیچیده با استفاده از داده های مرجع برای شناسایی پیکسل های اشتباه طبقه بندی شده به وسیله طبقه بندی تصویر، ایجاد شد. درصد دقت را بر اساس نقاط تولید شده طبقه بندی شده (دقت تولیدکننده) و نقاط مرجع (دقت کاربر) و دقت کلی و ضریب کاپا محاسبه شد. طبقه بندی کاربری زمین برای دستیابی به دقت مطلوب بر اساس طرح طبقه بندی اندرسون انجام شد. کمترین دقت کلی ۸۵٪ در طبقه بندی کاربری زمین رضایت بخش در نظر گرفته شد (هینده و همکاران ۲۰۱۵). تجزیه و تحلیل ماتریس سردرگمی تولید شده به ترتیب به دقت کلی ۰/۹۲، ۰/۹۴ و ۰/۹۶٪ برای سال های ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ منجر شد. ضریب

2- Transition Potential

1- Anderson's classification

شبیه‌سازی CA-ANN برای تهیه نقشه‌های پیش‌بینی‌شده کاربری زمین در سال‌های ۲۰۳۴ و ۲۰۴۴ استفاده شد. نمودار اعتبارسنجی که بیانگر تطابق میان نقاط داده شبیه‌سازی‌شده و مرجع بود، در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

تطابق کامل با یکدیگر همپوشانی داشتند که بیانگر آن بود که الگوی کاربری زمین به‌درستی شبیه‌سازی‌شده است. درصد صحت شبیه‌سازی با ضریب‌های کاپا کلی، کاپا هیستوگرام و کاپا مکانی ارزیابی شد که به‌ترتیب ۸۲/۴۳٪، ۰/۷۸، ۰/۹۳ و ۰/۷۶ بودند (عباس و همکاران ۲۰۲۱). بر اساس مدل اعتبارسنجی‌شده، از

جدول ۴- ارزیابی دقت نقشه‌های LULC از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴.

Table 4- Accuracy assessment of LULC maps from 2000 to 2024.

LULC	Pastures	Barren lands	Garden	Agriculture	Urban areas
Pastures	0.9414	0.0394	0.0060	0.0077	0.0055
Barren lands	0.0011	0.7440	0.0118	0.2139	0.0292
Garden	0.0089	0.0367	0.7237	0.1831	0.0475
Agriculture	0.0009	0.1050	0.1121	0.7437	0.0383
Urban areas	0.0373	0.0620	0.0214	0.0668	0.8125

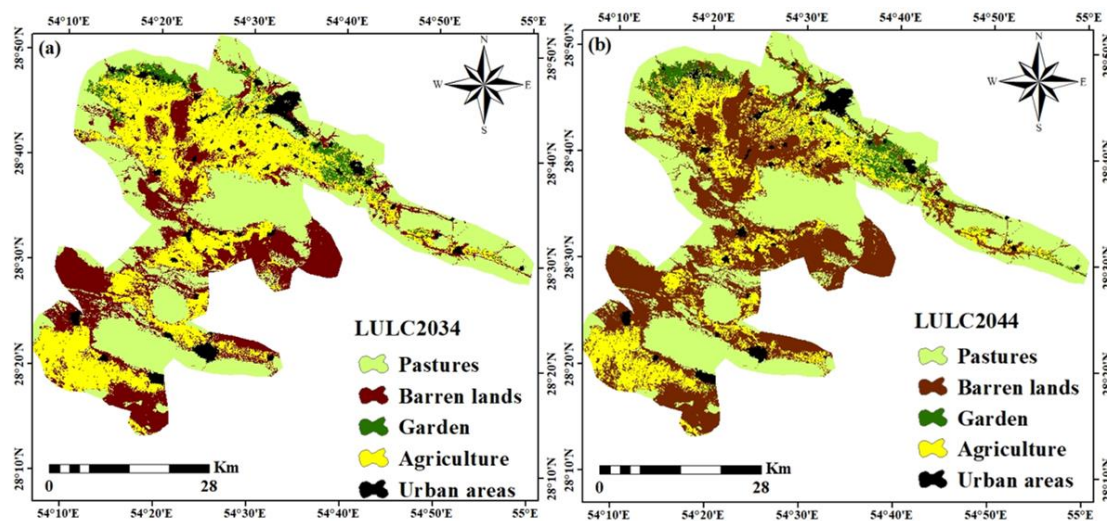
در پژوهشی، اندریانی و همکاران (۲۰۱۸) تغییرات کاربری زمین با استفاده از تصویرهای ماهواره‌ای بررسی کردند و این تغییرات را با مدل زنجیره مارکوف در آبخیز زیلیرچای پیش‌بینی کردند و دریافتند که در طول سال‌های آبی مساحت کاربری‌های مسکونی، زراعت آبی و باغ‌ها افزایش خواهد یافت. صالحی و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از مدل Markov-CA، نقشه کاربری زمین آبخیز صفارود رامسر را پیش‌بینی کردند. یافته‌های این پژوهش‌ها بیانگر آن است که در سال‌های گذشته در سراسر کره زمین تغییرات کاربری زمین و پوشش زمین رخ داده است که این تغییرات به‌نوبه خود باعث برهم خوردن تعادل بوم‌سازگان، محیط‌زیست و منابع طبیعی مناطق گوناگون می‌شود، از این رو، اهمیت قابل توجهی دارد.

نقشه‌های LULC برای سال‌های پیش‌بینی‌شده ۲۰۳۴ - ۲۰۴۴ در این پژوهش از شبیه‌سازی CA-ANN برای تهیه نقشه‌های پیش‌بینی‌شده LULC، برای سال‌های ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ استفاده شد. پوشش کل مساحت منطقه بر اساس طبقه‌های گوناگون LULC و درصد پوشش برای سال‌های ۲۰۳۴ و ۲۰۴۴ در داراب در جدول ۵ نشان داده شده است. نتایج بیانگر تغییرات ثابت در دوره مطالعه‌شده بود. رشد پیوسته‌ای در الگوی کاربری زمین‌های کشاورزی مشاهده شد. همچنین، با توجه به افزایش نرخ مساحت تحت پوشش کاربری کشاورزی، روند زمین‌های بایر در نقشه‌های شبیه‌سازی‌شده کاهش می‌یابد. بر اساس جدول ۵، تغییر مراتع در کل مساحت تحت پوشش در طول دوره مطالعه‌شده بسیار جزئی و کاهش (۰/۲۴- کیلومتر مربع) بود.

جدول ۵- پوشش کل مساحت بر اساس طبقه‌های گوناگون LULC و درصد پوشش آنها در سال‌های ۲۰۳۴ - ۲۰۴۴.

Table 4. Total area coverage based on different LULC classes and coverage percentage for the years 2034 - 2044.

LULC	Area (km ²)			Area (%)		
	2034	2044	Δ	2034	2044	Δ
Pastures	941.22	935.39	-5.83	38.27	38.03	-0.24
Barren lands	876.48	634.93	-241.56	35.63	25.81	-9.82
Garden	101.71	84.59	-17.12	4.14	3.44	-0.70
Agriculture	455.65	708.81	253.16	18.52	28.82	10.29
Urban areas	84.63	95.98	11.35	3.44	3.90	0.46



شکل ۵- نقشه‌های پیش‌بینی شده LULC به ترتیب برای سال‌های ۲۰۳۴ و ۲۰۴۴.
Figure 5 - Predicted LULC maps for the years 2034 and 2044, respectively.

لامبین ۲۰۰۱). مناطق با بلندی کمتر اغلب با تغییرات سریع LULC همراه بودند. زیرا، جغرافیای این مکان‌ها بیشتر مستعد فعالیت‌های انسانی است. از آنجایی که شیب نواحی مرکزی دشت در مقایسه با مناطق دیگر کمتر بود، بیشترین تغییرات در نواحی مرکزی دشت مشاهده شد. مناطق کوهستانی، تپه‌ماهور اطراف دشت، تغییرات کمتری نشان دادند. نتایج نقشه‌های شبیه‌سازی شده بیانگر افزایش توسعه کشاورزی و مسکونی همراه با کاهش پوشش مراتع و زمین‌های بایر بود. نقشه‌های شبیه‌سازی شده LULC برای سال‌های ۲۰۳۴ تا ۲۰۴۴ در شکل ۱۰ نشان داده شده است. بر اساس نتایج پژوهش‌های پرشماری، عامل‌های محرک شامل گسترش جمعیت، رشد

بر اساس نتایج این پژوهش، در طول دوره مطالعه‌شده، عامل‌های فیزیکی و اجتماعی-اقتصادی تأثیر قابل توجهی بر الگوهای منظر داشتند. متغیرهای جغرافیایی موجود در واسنجی مدل به دلیل رابطه معنی‌دار آن‌ها با LULC انتخاب شدند. می‌توان گفت که متغیرهای فیزیکی، مانند جغرافیا و آب و هوا، مهم‌ترین عامل در ترویج فعالیت‌های انسانی هستند (وو و همکاران ۲۰۰۶). عامل‌های اجتماعی-اقتصادی، مانند جمعیت و تولید ناخالص داخلی، ممکن است بر تغییر LULC تأثیرگذار باشند (لی و همکاران ۲۰۱۶)، درحالی‌که عامل‌های نزدیکی، مانند دسترسی به بزرگراه‌ها، فاصله از مرکز شهر و فاصله از شبکه جریان، به تعیین نیروهای محرکه کمک می‌کنند (سرنیلز و

تغییرات این زمین‌ها از سال ۲۰۳۴ با مساحت ۴۵۵/۶۵ کیلومترمربع (۱۸/۵۲٪) به مساحت ۷۰۸/۸۱ کیلومترمربع (۲۸/۸۱٪) در سال ۲۰۴۴ افزایش یافت. که دلیل مهم آن می‌تواند احداث سدهای رودبار و خسویه در طول سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۴ باشد و این موضوع عامل مهمی در افزایش آب قابل‌دسترس کشاورزی و تغذیه آبخوان‌های منطقه است. این یافته نشان‌دهنده افزایش فشار بیشتر بر منابع و عرصه‌های محیط طبیعی و نابودی بیشتر زمین است. بر اساس نتایج این پژوهش می‌توان گفت هرگونه تغییر در کاربری زمین‌ها می‌بایست بر اساس روشنگری‌های منطقی و برنامه‌ریزی شده مبتنی بر اصول علمی باشد؛ به طوری که استفاده از روش‌های به‌روز و کارآمد همچون روش سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی لازم و ضروری است. بر اساس نقشه‌های شبیه‌سازی شده در این پژوهش، روند مساحت تحت پوشش کاربری کشاورزی افزایشی بود و روند مساحت زمین‌های بایر کاهشی بود. همچنین، عامل محرک تغییر کاربری زمین‌ها در داراب وابسته به نرخ سریع افزایش جمعیت، افزایش تقاضا و تبدیل دیگر کاربری‌ها به کشاورزی، باغ و مناطق مسکونی، بود. از سوی دیگر، نتایج نشان داد بوم‌سازگان طبیعی این دشت به دلیل روند رو به رشد تغییرات و تبادلات کاربری زمین‌ها، با خطر جدی فرسایش و بیابان‌زایی روبه‌رو خواهد بود. این تغییرات ناشی از بهره‌برداری‌های غیراصولی و غیرمنطقی از منابع در نتیجه فعالیت‌های انسانی (شهرنشینی، کشاورزی نامناسب، حفر چاه‌ها و استفاده بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی برای کشت باغ‌ها) است.

از این رو، پیشنهاد می‌شود که نقشه‌های پیش‌بینی شده برای آینده از وضعیت کاربری زمین‌ها در این پژوهش، الگویی برای برنامه‌ریزی آمایش سرزمین به‌وسیله برنامه‌ریزان، مسئولان و متصدیان مربوطه باشد تا به این شیوه، هرگونه تغییر و بهره‌برداری در منطقه بر اساس چهارچوب اصولی و علمی انجام شود تا شاید

جمعیت و توسعه اقتصادی هستند (رضا ۲۰۱۶، وو و همکاران ۲۰۲۱). بوم‌سازگان طبیعی، کیفیت آب و تنوع زیستی همگی با رشد منطقه کشاورزی آسیب پذیرند (ستو و همکاران ۲۰۱۲). این یافته با نتایج پژوهش حلی‌ساز و همکاران (۲۰۲۰) مبنی بر کاهش منابع آب دشت کرمان در سال‌های آینده در نتیجه افزایش کاربری کشاورزی، هم‌راستا است. همچنین، با نتایج پژوهش رهنما و همکاران (۲۰۲۰) مبنی بر پیش‌بینی کاهش منابع آبی شهر مشهد در سال ۲۰۳۰، هم‌راستا است. از دیگر یافته‌های این پژوهش می‌توان به افزایش مساحت مناطق مسکونی و انسان‌ساخت در بازه زمانی ۲۰ ساله اشاره کرد که با یافته‌های اولوا و همکاران (۲۰۱۹)، حلی‌ساز و همکاران (۲۰۲۰)، کریمیان و همکاران (۲۰۲۰) و زهتابیان و همکاران (۲۰۲۰) مبنی بر افزایش مناطق مسکونی و انسان‌ساخت، مطابقت دارد. نقشه‌های LULC شبیه‌سازی شده دشت داراب برای ۲۰۳۴ و ۲۰۴۴ در شکل ۵ نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

بر اساس نتایج این پژوهش، تغییرات کاربری زمین در منطقه مطالعه شده عمدتاً تحت تأثیر رشد جمعیت و تقاضا بود. برای بهبود برنامه‌ریزی منظر و مدیریت پایدار، شناخت گرایش‌های زیان‌بار از سال‌های گذشته ضروری است. افزایش جمعیت و افزایش تقاضای محصولات کشاورزی و در راستای آن تغییر الگوهای LULC، خود عامل ایجاد آلاینده‌های شهری، کشاورزی و صنعتی و ورود آن به منابع آب زیرزمینی است که بر کیفیت و کمیت آب زیرزمینی تأثیر منفی داشته و همچنین امنیت غذایی را به خطر می‌اندازد. برای طبقه‌بندی LULC، از ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای مشاهده دقیق تغییرات پوشش زمین و روند آن استفاده شد. بر اساس نتایج نقشه‌های طبقه‌بندی شده، در الگوی کاربری زمین‌های کشاورزی رشد پیوسته‌ای مشاهده شد. در این راستا، درصد

دسترسی به داده‌ها

همه اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه شده است.

مشارکت نویسندگان

فاطمه عابدی: منابع، نرم‌افزار، نگارش و تهیه

پیش‌نویس اولیه

عطاله کاویان: ساختاربندی پژوهش، ویرایش مقاله،

نظارت

لیلا غلامی: ویرایش مقاله، نظارت

وحید موسوی: مشاوره

بتوان از بروز خسارت‌های جبران‌ناپذیر محیطی (تخلیه منابع آب زیرزمینی، بیابان‌زایی، فرونشست زمین) در دشت داراب در آینده جلوگیری کرد و یا آن را کاهش داد.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافی در راستای نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

فهرست منابع

- Andriani S, Nikjo M R, Rezaei Moghadam M H, Mokhtari D. 2017. Analysis of land use changes using object-oriented methods and Markov chain in Zilbirchai watershed located in East and West Azerbaijan. *Geography and Development Quarterly*. 53(16): 37-50. (In Persian).
<https://doi.org/10.22111/gdij.2018.4149>
- Amanpour S, Kamli Far M J, Behmai H. 2016. Analysis of land use changes in metropolitan cities using satellite image analysis (case study: Ahvaz metropolitan area). *Sepehr Geographical Information*. 26(102): 139-150. (In Persian).
<https://doi.org/10.22131/sepehr.2017.27463>
- Aung T S, Fischer T B, Buchanan J. 2020. Land use and land cover changes along the China-Myanmar Oil and Gas pipelines-monitoring infrastructure development in remote conflict-prone regions. *PloS One*. 15(8): e0237806.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237806>
- Abdullah J. 2012. City competitiveness and urban sprawl: Their implications to socio-economic and cultural life in Malaysian cities. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*. 50: 20-29.
<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.08.012>
- Alexakis DD, Agapiou A, Tzouvaras M, Themistocleous K, Neocleous K, Michaelides S, Hadjimitsis DG. 2014. Integrated use of GIS and remote sensing for monitoring landslides in transportation pavements: the case study of Paphos area in Cyprus. *Natural Hazards*. 72: 119-141. <https://doi.org/10.3390/rs3122605>
- Akinyemi F O. 2017. Land change in the central Albertine rift: Insights from analysis and mapping of land use-land cover change in north-western Rwanda. *Applied Geography*. 87: 127-138.
<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.07.016>
- Al-Najjar H A, Kalantar B, Pradhan B, Saeidi V, Halin A A, Ueda N, Mansor S. 2019. Land cover classification from fused DSM and UAV images using convolutional neural networks. *Remote Sensing* 11(12): 1461.
<https://doi.org/10.3390/rs11121461>
- Abbas Z, Yang G, Zhong Y, Zhao Y. 2021. Spatiotemporal change analysis and future scenario of LULC using the CA-ANN approach: A case study of the greater bay area, china. *Land*. 10(6):584.
<https://doi.org/10.3390/land10060584>
- Congalton R, Green K. 2008. Thematic accuracy. *Assess. Accur. Remote Sens. Data Princ*. 4: 55- 61.
<https://doi.org/10.1201/9781420055139>
- Carranza-García M, García-Gutiérrez J, Riquelme JC. 2019. A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. *Remote Sensing*. 11(3): 274.
<https://doi.org/10.3390/rs11030274>
- Cortes C, Vapnik V. 1995. Support-vector networks. *Machine learning*. 20: 273-297.
- Díaz G I, Nahuelhual L, Echeverría C, Marín S. 2011. Drivers of land abandonment in Southern Chile and implications for landscape planning. *Landscape and Urban Planning*. 99(3-4): 207-217.
<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.11.005>
- Dey NN, Al Rakib A, Al Kafy A, Raikwar V. 2021. Geospatial modelling of changes in land use/land cover dynamics using Multi-layer perception Markov chain model in Rajshahi

- City, Bangladesh. *Journal of Environmental Challenges*. 4: 100148.
<https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100148>
- El-Gammal EA, Salem SM, El-Gammal AEA. 2010. Change detection studies on the world's biggest artificial lake (Lake Nasser, Egypt). *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 13(2):89-99.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2010.08.001>
- El-Tantawi A M, Bao A, Chang C, Liu Y. 2019. Monitoring and predicting land use/cover changes in the Aksu-Tarim River Basin, Xinjiang-China (1990–2030). *Environmental Monitoring and Assessment*. 191: 1-18.
<https://doi.org/10.1007/s10661-019-7478-0>
- Fei L, Shuwen Z, Jiuchun Y, Liping C, Haijuan Y, Kun B. 2018. Effects of land use change on ecosystem services value in West Jilin since the reform and opening of China. *Ecosystem Services*. 31:12-20.
<https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2018.03.009>
- Guangjin T, Xinliang X, Xiaojuan L, Lingqiang K. 2016. The Comparison and Modeling of the Driving Factors of Urban Expansion for Thirty-Five Big Cities in the Three Regions in China. *Advances in Meteorology*. 2016(1): 3109396.
<https://doi.org/10.1155/2016/3109396>
- Hassan A a G, Ngah I, Applanaidu S D. 2018. Agricultural transformation in Malaysia: The role of smallholders and area development. *Development*. 15(2): 1-56.
- Guerra F, Puig H, Chaume R. 1998. The forest-savanna dynamics from multi-date Landsat-TM data in Sierra Parima. Venezuela. *International Journal of Remote Sensing*. 19(11): 2061-2075.
<https://doi.org/10.1080/014311698214866>
- Gao J, Liu Y. 2010. Determination of land degradation causes in Tongyu County, Northeast China via land cover change detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12(1): 9-16.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.08.003>
- Houghton R A. 1994. The worldwide extent of land-use change. *Bio Science*. 44: 305–313.
<https://doi.org/10.2307/1312380>
- Hyandy C, Mandara C G, Safari J. 2015. GIS and logit regression model applications in land use/land cover change and distribution in Usangu catchment. *Am. J. Remote Sens*. 3(6):
<https://doi.org/10.11648/j.ajrs.20150301.12>
- Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H, Stanley D. 2013. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 80: 91-106.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>
- Halisaz A, Mahmoodabadi S, Mohammadi Kangrani H, Ghalami H. 2019. Prediction of land use changes in Sirjan Plain using Markov-Selvaler chain. *Quantitative Geomorphology Research*. 9(1): 116-102. (In Persian).
<https://doi.org/10.22034/gmpj.2020.109537>
- Iqbal M F, Khan I A. 2014. Spatiotemporal land use land cover change analysis and erosion risk mapping of Azad Jammu and Kashmir, Pakistan. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 17(2): 209-229.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2014.09.004>
- Imani Harsini J, Kabuli M, Faqhi Taherzadeh A, Asadi A. 2013. Investigating the trend of land use-cover changes in Hamedan province in the last three decades using satellite images. *Journal of Natural Environment, Natural Resources of Iran*. 67(1):1-12. (In Persian).
<https://doi.org/10.22059/jne.2014.50995>
- Jiang XianDie JX, Lu DengSheng LD, Moran E, Calvi MF, Dutra LV, Li GuiYing LG. 2018. Examining impacts of the Belo Monte hydroelectric dam construction on land-cover changes using multitemporal Landsat imagery. 97:35-47.
<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.05.019>
- Karimian K, Amini A, Bagheri Badaghabadi M, Ghayoumi Mohammadi H. 2019. Monitoring land use changes using Landsat satellite images (Case study: Khanmirza Plain). *Human Geography Research*. 52(2): 419-436. (In Persian).
<https://doi.org/10.22059/jhgr.2018.258473.1007708>
- Kavian A, Zargush Z, Jafarian Jolodar Z, Darabi H. 2016. Modeling land use changes in Haraz watershed using logistic regression and Markov chain. *Natural Environment (Natural Resources of Iran)*. 70(2): 397-412. (In Persian).
- Kavian A, Hoseinpoor Sabet S, Solaimani K, Jafari B. 2017. Simulating the effects of land use changes on soil erosion using RUSLE model. *Geocarto International*. 32(1): 97-111.
<https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1130083>
- Kavian A, Golshan M, Abdollahi Z. 2017. Flow discharge simulation based on land use change predictions. *Environmental Earth Sciences*. 76: 1-17.
<https://doi.org/10.1007/s12665-017-6906-0>
- Kavian A, Javidan N, Bahrehmand A, Gyasi-Agyei Y, Hazbavi Z, Rodrigo-Comino J. 2020. Assessing the hydrological effects of land-use changes on a catchment using the Markov chain and WetSpa models. *Hydrological Sciences Journal*. 65(15):2604-2615.
<https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1797046>

- Lipczynska-Kochany E. 2018. Effect of climate change on humic substances and associated impacts on the quality of surface water and groundwater: A review. *Science of the Total Environment*. 640:1548-1565. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.05.376>
- Lamchin M, Lee W K, Jeon S W, Wang S W, Lim C H, Song C, Sung M. 2018. Long-term trend and correlation between vegetation greenness and climate variables in Asia based on satellite data. *Science of the Total Environment*. 618:1089-1095. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.145>
- Laliberte A S, Rango A, Havstad K M, Paris J F, Beck R F, McNeely R, Gonzalez A L. 2004. Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote sensing of Environment*. 93(1-2): 198-210.
- Li X, Wang Y, Li J, Lei B. 2016. Physical and socioeconomic driving forces of land-use and land-cover changes: A case study of Wuhan City, China. *Discrete Dynamics in Nature and Society*. 2016(1): 8061069. <https://doi.org/10.1155/2016/8061069>
- Mohammadi A, Shahabi H, Bin Ahmad B. 2019. Land-Cover Change Detection in a Part of Cameron Highlands, Malaysia Using ETM+ Satellite Imagery and Support Vector Machine (SVM) Algorithm. *EnvironmentAsia*. 12(2). <https://doi.org/10.14456/ea.2019.36>
- Ma L, Li M, Ma X, Cheng L, Du P, Liu Y. 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 130: 277-293. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001>
- M'Barek SA, Bouslihim Y, Rochdi A, Miftah A, Beroho M. 2024. The combined impact of climate change scenarios and land use changes on water resources in a semi-arid watershed. *Scientific African*. e02319. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02319>
- Memarian H, Balasundram SK, Talib JB, Sung CTB, Sood AM, Abbaspour K. 2012. Validation of CA-Markov for simulation of land use and cover change in the Langat Basin, Malaysia. <https://doi.org/10.4236/jgis.2012.46059>
- Mohammadi H, Karimi M, Hassanzadeh Kayani B, Manouri S M. 2013. Investigating the habitat changes of the Iranian yellow deer in the national parks and protected areas of Dez and Karkheh using RS and GIS. *Animal Ecology*. 6(3): 153-160. magiran.com/p1331720. (In Persian).
- Maleki M, Rahmati M, Javan F. 2014. Evaluation of the role of dam construction in agricultural development using remote sensing (Case study: Sedgavshan and Suleiman Shah). *National Conference on the Application of Advanced Spatial Analysis Models (Remote Sensing and GIS) in Land Planning, Yazd*. (In Persian). <https://civilica.com/doc/365126/>
- NeddR, Light K, Owens M, James N, Johnson E, Anandhi A. 2021. A synthesis of land use/land cover studies: Definitions, classification systems, meta-studies, challenges and knowledge gaps on a global landscape. *Land*. 10(9):994. <https://doi.org/10.3390/land10090994>
- Pocewicz A, Nielsen-Pincus M, Goldberg CS, Johnson M H, Morgan P, Force J E, Vierling L. 2008. Predicting land use change: comparison of models based on landowner surveys and historical land cover trends. *Landscape Ecology*. 23(2):195-210. <https://doi.org/10.1007/s10980-007-9159-6>
- Piquer-Rodríguez M, Kuemmerle T, Alcaraz-Segura D, Zurita-Milla R, Cabello J. 2012. Future land use effects on the connectivity of protected area networks in southeastern Spain. *Journal for Nature Conservation*. 20(6): 326-336. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2012.07.001>
- Richards JA, Jia X. 2006. Image classification methodologies. *Remote sensing digital image analysis: An introduction*. Remote sensing digital image analysis: An introduction, 295-332.
- Rahman MTU, Tabassum F, Rasheduzzaman M, Saba H, Sarkar L, Ferdous J, Zahedul Islam AZM. 2017. Temporal dynamics of land use/land cover change and its prediction using CA-ANN model for southwestern coastal Bangladesh. *Environmental Monitoring and Assessment*. 189: 1-18. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-6272-0>
- Qadri Sh, Zare Chahoki MA, Azarnivand H, Tavali A, Raigani B. 2019. Prediction of land use changes using Markov-CA model (case study: city: Eshthard). *Scientific Journal Marté*. 14(1): 147-160. (In ersian). <http://rangelandsrm.ir/article-1-873-fa.html>
- Rahnama MR. 2021. Forecasting land-use changes in Mashhad Metropolitan area using Cellular Automata and Markov chain model for 2016-2030. *Sustainable Cities and Society*. 64: 102548. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102548>
- Serneels S, Lambin E F. 2001. Proximate causes of land-use change in Narok District, Kenya: A spatial statistical model. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 85(1-3): 65-81. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00188-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00188-8)
- Sajan B, Mishra VN, Kanga S, Meraj G, Singh SK, Kumar P. 2022. Cellular automata-

- based artificial neural network model for assessing past, present, and future land use/land cover dynamics. *Agronomy*. 12(11):2772. <https://doi.org/10.3390/agronomy12112772>
- Salehi N, Ekhsati MR, Talebi A. 2018. Forecasting the trend of land use changes using the Markov chain model Markov-CA (case study: Safaroud Ramsar Watershed). *Remote Sensing and Geographic Information System in Natural Resources*. 1(10): 12-106. (In Persian).
- Seto KC, Kaufmann RK. 2003. Modeling the drivers of urban land use change in the Pearl River Delta, China: Integrating remote sensing with socioeconomic data. *Land Economics*. 79(1): 106-121. <https://doi.org/10.2307/3147108>
- Seto KC, Kaufmann RK. 2005. Using logit models to classify land cover and land-cover change from Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing*. 26(3): 563-577. <https://doi.org/10.1080/01431160512331299270>
- Srivastava P K, Han D, Rico-Ramirez M A, Bray M, Islam T. 2012. Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation. *Advances in Space Research* 50(9):1250-1265. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2012.06.032>
- Talukdar S, Singha P, Mahato S, Praveen B, Rahman A. 2020. Dynamics of ecosystem services (ESs) in response to land use land cover (LU/LC) changes in the lower Gangetic plain of India. *Ecological Indicators*. 112: 106121. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106121>
- Theobald DM, Hobbs NT. 1998. Forecasting rural land-use change: a comparison of regression-and spatial transition-based models. *Geographical and Environmental Modelling*. 2: 65-82. <https://doi.org/10.1007/s10980-007-9159-6>
- Ullah S, Ahmad K, Sajjad RU, Abbasi AM, Nazeer A, Tahir AA. 2019. Analysis and simulation of land cover changes and their impacts on land surface temperature in a lower Himalayan region. *Journal of Environmental Management*. 245:348-357. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.05.063>
- Vapnik VN, Vapnik V. 1998. Statistical learning theory.
- Wu Q, Li HQ, Wang RS, Paulussen J, He Y, Wang M, Wang Z. 2006. Monitoring and predicting land use change in Beijing using remote sensing and GIS. *Landscape and Urban Planning*. 78(4):322-333. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2005.10.002>
- Wu R, Li Z, Wang S. 2021. The varying driving forces of urban land expansion in China: Insights from a spatial-temporal analysis. *Science of The Total Environment*. 766: 142591. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2018.03.004>
- Wang B, Hu C, Zhang Y. 2024. Multi-scenario simulation of the impact of land use change on the ecosystem service value in the Suzhou-Wuxi-Changzhou Metropolitan Area, China. *Chinese Geographical Science*. 34(1):79-92. <https://doi.org/10.1007/s11769-023-1397-2>
- Wang Q, Guan Q, Lin J, Luo H, Tan Z, Ma Y. 2021. Simulating land use/land cover change in an arid region with the coupling models. *Journal of Ecological Indicators*. 122: 107231. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107231>
- Yiridomoh GY, Appiah DO, Owusu V, Bonye SZ. 2021. Women smallholder farmers off-farm adaptation strategies to climate variability in rural Savannah, Ghana. *Geo Journal*. 86: 2367-2385. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.277796>
- Yin J, Yin Z, Zhong H, Xu S, Hu X, Wang J, Wu J. 2011. Monitoring urban expansion and land use/land cover changes of Shanghai metropolitan area during the transitional economy (1979–2009) in China. *Environmental monitoring and assessment*. 177:609-621. <https://doi.org/10.1007/s10661-010-1660-8>
- Yatoo SA, Sahu P, Kalubarme MH, Kansara BB. 2020. Monitoring land use changes and its future prospects using cellular automata simulation and artificial neural network for Ahmedabad city, India. *Geo Journal*. 85: 1-22. <https://doi.org/10.1007/s10708-020-10274-5>
- Zhang C, Sargent I, Pan X, Li H, Gardiner A, Hare J, Atkinson PM. 2019. Joint deep learning for land cover and land use classification. *Remote Sensing of Environment*. 221: 173-187. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.014>
- Zhou Q, Ou X, Zhang Z, Yang M. 2008. Spatial-temporal land use pattern changes in Manwan hydropower station reservoir of Lancang River, Yunnan, China. *Journal of Mountain Science*. 26(4):481-489. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.096>



Evaluation and Prediction of Land Cover/Use Changes Using Automatic Cell-Artificial Neural Network (CA-ANN) Model in the Darab Plain of Fars Province

Fatemeh Abedi¹, Ataollah Kavian^{2*}, Leila Gholami³, Vahid Mousavi⁴

1- Ph. D, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Sari, Iran

2- Professor, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Sari, Iran

3- Associate Professor of Watershed Management Department, Sari Faculty of Natural Resources, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Sari, Iran

4- Assistant Professor, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, Iran

Extended Abstract

Introduction and Goal

The analysis of land use and land cover patterns plays a significant role in resource management and conservation planning, while providing a foundation for systematic approaches to environmental structures. Urban development has notably impacted land use and land cover. As a result, over half of the Earth's surface has undergone changes in recent years, with more than one-third of the land area dedicated to agricultural use. Given these substantial transformations, land use managers and experts have examined the hydrological impacts of land use changes. In this context, machine learning methods such as Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF), Decision Trees (DT), and other models have received considerable attention for land use/land cover (LULC) classification. Planners and managers can utilize predicted LULC changes to promote sustainable land management and reduce adverse consequences. Consequently, detecting and predicting land use changes (LULC) driven by rapid urbanization can lead to disruptions in environmental sustainability. Population growth, economic development, and agricultural expansion are factors contributing to various changes in land covers, including vegetation and water. These persistent land use changes may result in environmental degradation. On the other hand, the intensity of these changes, in response to global population growth and increasing food demands, further emphasizes the need for precise research in this area. Therefore, this study aimed to observe land use changes in 2000, 2014, and 2024 in the Darab region. Additionally, the driving forces behind LULC changes were identified, and the Cellular Automata-Artificial Neural Network (CA-ANN) model was used to analyze predicted land use patterns and trends from 2034 to 2044.

Article Type: Research Article

*Corresponding Author E-mail: a.kavian@sanru.ac.ir

Citation: Abedi, F., Kavian, A., Gholami, L., Mousavi, V. 2025. Evaluation and Prediction of Land Cover/Use Changes Using Automatic Cell-Artificial Neural Network (CA-ANN) ZModel in the Darab Plain of Fars Province. *Watershed Management Research*. 38(2): 62-82.

DOI: 10.22092/wmrj.2024.366200.1588

Received: 20 August 2024, **Received in revised form:** 15 September 2024, **Accepted:** 19 September 2024

Published online: 22 June 2025

Watershed Management Research, Vol.38, No.2, Ser. No:147, Summer 2025, pp. 62-82.

Publisher: Fars Agricultural and Natural Resources Research and Education Center

©Author(s)



Materials and Methods

Land use classification of satellite images was performed using a pixel-based supervised classification approach in the Google Earth Engine environment. The Support Vector Machine (SVM) model was employed for land use classification. Following the analysis, the study area was categorized into five distinct land use classes: rangelands, barren lands, orchards, agricultural lands, and urban areas. Since modeling land use transitions and predicting future scenarios is essential for spatiotemporal change assessment, the Cellular Automata-Artificial Neural Network (CA-ANN) method was used to forecast land use changes. The MOLUSCE plugin in QGIS was applied to analyze spatiotemporal changes (2034–2044) and compute Land Use/Land Cover (LULC) transitions for generating change maps. A transition potential matrix was also created for the years 2000–2014 to produce a change map. The Multilayer Perceptron Neural Network (ANN-MLP) was utilized for transition potential modeling, with slope, aspect, elevation, and distance from roads, faults, and rivers serving as spatial input metrics. The ANN-MLP structure processed input data through hidden layers, with the output layer containing reclassified LULC categories.

Results and Discussion

The LULC change maps (2000–2024) revealed a significant expansion of agricultural land in the region. Findings indicated that the natural ecosystems of the plain would face serious challenges due to increasing land use transitions. These changes stem from unsustainable exploitation of resources, driven by human activities such as urbanization, improper farming, excessive well-digging, and overuse of groundwater for irrigation, which may lead to soil erosion and desertification. Additionally, agricultural land conversion was accompanied by substantial changes in barren lands. The 2034–2044 prediction maps showed a continuous rise in agricultural land use, increasing from 65.455 km² (18.52%) in 2034 to 81.708 km² (28.81%) in 2044. The simulation accuracy was 82.43%, with a Kappa coefficient of 0.72. The study confirmed that physical and socio-economic factors significantly influenced landscape patterns. Geographical variables were selected for model calibration due to their strong correlation with LULC changes. Physical factors (e.g., terrain, climate) were the primary drivers of human activities, while socio-economic factors (e.g., population growth, GDP) also impacted LULC dynamics.

Conclusion and Suggestions

LULC pattern changes negatively affect groundwater quality and threaten food security. The SVM model proved effective for precise land cover monitoring. The study highlights that any land use modifications must follow scientific, data-driven planning, incorporating remote sensing and GIS technologies to prevent irreversible environmental damage (e.g., groundwater depletion, desertification, land subsidence) in Darab Plain. The projected LULC maps should serve as a guideline for land-use planners and policymakers to regulate agricultural expansion, urbanization, and orchard development. The decline in barren lands in simulated maps reflects rapid population growth, rising demand, and land conversion to farms, orchards, and residential zones as key drivers in Darab.

Keywords: ANN-MLP model, google earth engine, Support Vector Machine (SVM), MOLUSCE plugin, QGIS

Article Type: Research Article

Conflicts of interest

The authors of this article declare that there are no conflicts of interest regarding the writing and publication of the content and results of this research.

Data Availability Statement

All information and results are presented in the text of the article.

Authors' Contribution

Fatemeh Abedi: Resources, Software, Writing – Original Draft

Ataollah Kaviani: Research structuring, Manuscript Editing, Supervision

Leila Gholami: Manuscript Editing, Supervision

Vahid Mousavi: Advision