

Evaluating the effects of land use change on CO₂ emissions using satellite image analysis and deep learning methods (Case study: Ahvaz county, 2014-2020)

Abstract

Land use changes, as a major challenge in the field of environment and sustainable development, have significant effects on the carbon cycle and greenhouse gas emissions, especially carbon dioxide. Monitoring and analyzing the trend of land use and vegetation changes, as a key indicator for assessing the environmental status, is of particular importance. This study aimed to investigate the impact of land use changes on CO₂ emissions in Ahvaz city during the years 2014 to 2020. In this research, images extracted from Google Earth and deep learning methods were used for land use classification. Data related to CO₂ emissions were extracted and analyzed from the Giovanni database. The overall classification accuracy for the years 2014 and 2020 was 97.55 and 98.86 percent, respectively, and the kappa coefficient for the years 2014 and 2020 was 94.36 and 96.06 percent, respectively. The results showed that agricultural land (77.47%) and man-made land (55.89%) increased significantly during the study period, while barren and rocky land decreased. Analysis of CO₂ concentration also indicated a 28% increase in 2020 compared to 2014. A moderate negative correlation was observed between barren land and CO₂ concentration. On the other hand, agricultural land (0.75) and man-made areas (0.43) showed a positive correlation with CO₂ concentration, which is likely due to human activities and energy consumption.

Keywords: Agricultural lands; CO₂; Deep learning method; Land use

Introduction

Land use changes are considered one of the serious environmental and sustainable development challenges in the 21st century. These changes result from population growth, urban development, and increasing demand for natural resources, negatively impacting climate and human health. Identifying trends in land use and vegetation changes as indicators of environmental status is one of the key approaches in environmental studies [9]. Undoubtedly, one of the most important consequences of land use changes is its impact on the carbon cycle and greenhouse gas emissions, especially CO₂. This research examines the impact of land use changes on CO₂ emissions in Ahvaz County using Google Earth imagery and deep learning algorithms. The main objective of this study is to qualitatively and quantitatively analyze land use changes and their relationship with CO₂ emissions. The results of this study can assist in sustainable land management and reducing greenhouse gas emissions, providing tools for policymakers.

Method

This study investigates the impact of land use changes on CO₂ emissions in Ahvaz County, the capital of Khuzestan Province, from 2014 to 2020. The general research stages include extracting and preprocessing images from Google Earth, classifying land use using deep learning algorithms, and assessing the accuracy of the algorithms. For analysis, three images from February 2014 and three images from March 2020 were selected. The deep learning method, particularly convolutional neural networks (CNN), was utilized for land use classification. To evaluate the classification accuracy, statistical indices and methods, such as Pearson correlation coefficient, were employed. CO₂ data were extracted from NASA's Giovanni portal, and changes in CO₂ concentrations were analyzed in relation to land uses. Pearson correlation coefficient was used to examine the relationship between land use changes and carbon dioxide concentration.

Results

The results indicate that the overall classification accuracy for 2014 was 97.55%, and for 2020, it reached 98.86%. In 2014, barren lands and pebble lands comprised 46.13% and 36.39% of the total area, respectively.

These two land types were predominant due to prevailing climatic and geological conditions. Specifically, pebble formations appear in the southwestern and eastern regions, limiting vegetation growth conditions. Additionally, in 2020, barren lands constituted 40% and grassland lands 30.35% of the total area, revealing a significant decrease compared to 2014. In contrast, agricultural lands increased to 21.74%, and human-made lands grew to 6.75%. Agricultural and man-made lands accounted for 12.25 and 4.33 percent of the area of the Ahvaz county in 2014, respectively. Changes in land use particularly affect environmental dynamics and resource utilization. The application of deep learning techniques in this research is introduced as an effective tool for analyzing and planning resource management, sustainable development, and environmental protection. These results can serve as a foundation for future policymaking in land use development and natural resource conservation. In 2014, the average concentration of CO₂ was 4.47e-08 ppm, with a standard deviation of 1.41e-09 ppm, while in 2020, these values increased to 6.34e-06 ppm and 1.74e-09 ppm, respectively. The increase in the maximum CO₂ concentration was more pronounced than the average, reaching 80.53%, particularly around industrial centers and the metropolitan area of Ahvaz. The correlation between land use and CO₂ concentration indicates differing impacts of land use types; barren lands exhibit a moderate negative correlation, suggesting that CO₂ increases with the reduction of these areas. Agricultural lands demonstrated a strong positive correlation with a coefficient of 0.75 regarding the concentration of carbon dioxide.

Conclusions

The results of this study demonstrate that the deep learning method is effective in classifying agricultural lands based on Google Earth images, with classification accuracy around 98 percent. From 2014 to 2020, barren and pebble lands decreased by 14.75%, while agricultural and human-made lands increased by 77.47% and 55.89%, respectively. Pearson correlation analysis indicates a moderate negative correlation for barren lands and a strong positive correlation for agricultural lands concerning CO₂ emissions. This study also notes that from 2014 to 2020, the concentration of CO₂ increased by 28.34%, reflecting heightened industrial and agricultural activities and changes in emissions sources. This trend may be due to population growth, economic development, and changes in environmental policies. Overall, the conversion of barren and pebble lands into agricultural and human-made areas has led to an increase in CO₂ concentrations.

Author Contributions

Conceptualization, K. Andekaeizadeh., A. Asakereh and S. Hohati.; methodology, K. Andekaeizadeh. and A. Asakereh; software, K.A. and S.H; validation, K. Andekaeizadeh., A. Asakereh and S. Hojati.; formal analysis, K. Andekaeizadeh and A. Asakereh.; investigation, K. Andekaeizadeh.; resources, K. Andekaeizadeh. and A. Asakereh; data curation, A. Asakereh.; writing—original draft preparation, K. Andekaeizadeh; writing—review and editing, A. Asakereh and S.Hojati; visualization, K. Andekaeizadeh.; supervision, A. Asakereh.; project administration, A. Asakereh.; funding acquisition, A. Asakereh. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript. All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Data Availability Statement

All data generated or analyzed during this study are available from the corresponding author on request

Acknowledgements

The authors express their gratitude to the Vice Chancellor for Research and Technology of Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran, for providing financial support through the research grant (No. SCU.AA98.29747).

Ethical considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

ارزیابی اثرات تغییر کاربری اراضی بر انتشار دی اکسید کربن با استفاده از تحلیل تصاویر ماهواره ای و روش یادگیری عمیق (مطالعه موردی: شهرستان اهواز، ۲۰۱۴-۲۰۲۰)

چکیده

تغییرات کاربری اراضی به عنوان یک چالش مهم در زمینه محیط زیست و توسعه پایدار، اثرات قابل توجهی بر چرخه کربن و انتشار گازهای گلخانه‌ای، به ویژه دی اکسید کربن، دارد. پایش و تحلیل روند تغییرات کاربری اراضی و پوشش گیاهی، به عنوان شاخصی کلیدی برای ارزیابی وضعیت زیست محیطی، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این مطالعه با هدف بررسی تأثیر تغییرات کاربری اراضی بر انتشار CO_2 در شهرستان اهواز طی سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ میلادی انجام شده است. در این پژوهش، از تصاویر استخراج شده از Google Earth و روش‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده شده است. داده‌های مربوط به انتشار CO_2 از پایگاه داده جیوانی استخراج و تحلیل شد. دقت کلی طبقه‌بندی برای سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰ به ترتیب ۹۷/۵۵ و ۹۸/۸۶ درصد و ضریب کاپا برای سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰ به ترتیب ۹۴/۳۶ و ۹۶/۰۶ درصد به دست آمد. نتایج نشان داد که اراضی کشاورزی (۷۷/۴۷ درصد) و اراضی انسان‌ساخت (۵۵/۸۹ درصد) در دوره مورد مطالعه افزایش چشمگیری داشته‌اند در حالی که اراضی بایر و علفزار کاهش یافته‌اند. تحلیل غلظت CO_2 نیز حاکی از افزایش ۲۸ درصدی آن در سال ۲۰۲۰ نسبت به سال ۲۰۱۴ است. همبستگی منفی متوسط بین اراضی بایر و میزان انتشار CO_2 مشاهده شد. از سوی دیگر، اراضی کشاورزی (۰/۷۵) و مناطق انسان‌ساخت (۰/۴۳) همبستگی مثبتی با میزان انتشار CO_2 نشان دادند که این امر احتمالاً ناشی از افزایش فعالیت‌های انسانی و مصرف انرژی است.

کلیدواژه‌ها: اراضی کشاورزی؛ CO_2 ؛ روش یادگیری عمیق؛ کاربری اراضی

۱. مقدمه

تغییرات کاربری اراضی به عنوان یکی از چالش‌های بزرگ محیط زیستی و توسعه پایدار در قرن بیست و یکم مطرح است. افزایش جمعیت، توسعه شهری و تقاضای فزاینده برای منابع طبیعی، شتاب چشمگیری به تغییرات کاربری اراضی در دهه‌های اخیر بخشیده‌اند (Wang et al, 2022). در نتیجه، حدود یک سوم تا نیمی از سطح زمین تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی قرار گرفته و دستخوش تغییرات گسترده‌ای شده است. این تغییرات شامل گسترش شهرنشینی، تبدیل جنگل‌ها و مراتع به زمین‌های کشاورزی و توسعه صنایع و زیرساخت‌ها (Seto et al, 2012). این تغییرات از طریق دو مکانیزم اصلی بر اقلیم تأثیر می‌گذارند: (۱) از طریق تغییرات بیوژئوفیزیکی که منجر به تغییر در خصوصیات فیزیکی سطح زمین، مانند رطوبت خاک، پوشش گیاهی و ناهمواری می‌شود؛ (۲) از طریق تغییرات بیوژئوشیمیایی، که که تغییرات در غلظت گازهای گلخانه‌ای نظیر CO_2 ، CH_4 و N_2O ناشی از تبادل این گازها بین زمین و جو را در بر می‌گیرد (Jiang et al., 2020).

در بسیاری از کشورهای در حال توسعه، تغییر کاربری زمین‌های کشاورزی به یک چالش جدی تبدیل شده است (United Nations, 2018). حدود ۱ تا ۲ میلیون هکتار از اراضی کشاورزی برای تأمین نیازهای مسکن، صنعت، زیرساخت‌ها و تفریح تغییر کاربری می‌یابد. در سطح جهانی، نسبت سرانه زمین‌های کشاورزی از ۰/۸۵ هکتار در سال ۱۹۰۰ به ۰/۲۴ هکتار در سال ۱۹۹۶ کاهش یافته است (Alfiky et al, 2012). در سال‌های اخیر، رشد جمعیت و افزایش شهرنشینی تأثیر قابل توجهی بر توسعه مناطق ساخته‌شده داشته است (Ranjbar et al, 2019). گسترش سریع زیرساخت‌ها به تبدیل بخش قابل توجهی از پوشش‌های گیاهی و آبی به مناطق شهری منجر شده (Hoque et al, 2022) و کاهش شدید اراضی مرغوب کشاورزی اطراف شهرها را در پی داشته است (Seto et al, 2012). به طور کلی، تغییر کاربری اراضی و تخریب منابع طبیعی، چالش‌های متعددی از جمله آلودگی و کاهش منابع طبیعی را به همراه داشته است (Ahmad et al, 2023). به عنوان مثال، شهرنشینی با افزایش ۲۰ درصدی میزان مصرف و تقاضای انرژی در سه دهه گذشته همراه بوده و پیش‌بینی می‌شود این روند تا سال ۲۰۳۵ ادامه یابد. افزایش تقاضا و مصرف انرژی، از یک سو به دلیل محدودیت‌های منابع، بحران شدید انرژی را موجب شده و از سوی دیگر، با توجه به سهم ۸۵ درصدی سوخت‌های فسیلی در تأمین انرژی، منجر به آلودگی‌های فراوان ناشی از انتشار گازهای گلخانه‌ای شده است (Jiang et al, 2020). مطالعات نشان می‌دهد که گسترش مناطق شهری به طور قابل توجهی باعث آلودگی زیست‌محیطی شده است. نتایج تجزیه پراکندگی شهری به اجزای سازنده آن حاکی از آن است که پراکندگی جمعیت، پراکندگی اجتماعی-اقتصادی، گسترش حمل و نقل و تغییرات گسترده کاربری زمین می‌تواند موجب تغییر کیفیت محیط زیست شود (Chen et al, 2021).

در این میان، شناسایی روند تغییرات کاربری اراضی و پوشش گیاهی به عنوان شاخص‌های مهم وضعیت زیست‌محیطی در مطالعات زیست‌محیطی نقشی کلیدی دارد (Houghton, 2003). بر اساس برخی تحقیقات، تغییرات گسترده در کاربری اراضی بیش‌ترین تأثیر را بر کیفیت زیست‌محیطی داشته است (Chen et al, 2021). بی‌شک، یکی از مهم‌ترین پیامدهای تغییرات کاربری اراضی، تأثیر آن بر چرخه کربن و انتشار گازهای گلخانه‌ای، به ویژه CO_2 است. انتشار گازهای گلخانه‌ای ناشی از تخریب پوشش گیاهی و تغییر کاربری اراضی، به عنوان یکی از عوامل اصلی در گرمایش جهانی شناخته می‌شود (Fischedick et al, 2014). جنگل‌زدایی، کشاورزی فشرده و تغییر کاربری اراضی اثر قابل توجهی بر افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای و تغییرات پارامترهای اقلیمی در مقیاس‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی دارند و آثار جبران‌ناپذیری بر محیط زیست و سلامت انسان بر جای گذاشته‌اند (Salem et al, 2020). بر اساس گزارش‌های هیئت بین‌دولتی تغییرات اقلیمی (IPCC)، حدود ۱۰ تا ۱۵ درصد از کل انتشار گازهای گلخانه‌ای مربوط به تغییرات کاربری اراضی است که این میزان در کشورهای در حال توسعه بیشتر است (Fischedick et al, 2014). این تغییرات نه تنها ظرفیت جذب کربن توسط پوشش‌های گیاهی را کاهش می‌دهد، بلکه با تداخل در چرخه‌های هیدرولوژیکی و تخریب خاک، اثرات منفی بیشتری بر محیط‌زیست و سلامت انسان دارد (Foley et al, 2005).

این موضوع در ایران نیز حائز اهمیت است. با توجه به سرعت بالای شهرنشینی و توسعه صنعتی در دهه‌های اخیر، تغییر کاربری اراضی به‌ویژه در مناطق شهری ایران افزایش چشمگیری یافته است. این امر به عنوان یکی از اصلی‌ترین منابع انتشار

گازهای گلخانه‌ای در ایران مطرح بوده و مدیریت این تغییرات یک ضرورت محسوب می‌شود. فلاحکار و حسینی (۱۳۹۶) در پژوهشی به پیش‌بینی نقاط داغ انتشار CO_2 ناشی از تغییر کاربری اراضی پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد در صورت تداوم روند کنونی تغییر کاربری اراضی، مساحت اراضی جنگلی و مرتعی به ترتیب ۹ درصد و ۲۳/۴ درصد کاهش خواهد داشت. با فرض ثابت ماندن شرایط زیست محیطی و تراکم کربن آلی خاک، این کاهش مساحت در اراضی با پوشش طبیعی و گسترش اراضی کشاورزی و مناطق مسکونی در ۴۰ سال آینده، به از دست رفتن ذخیره کربن موجود در خاک و آزاد شدن $۸۸/۳ \times ۱۰^۵$ مگا گرم کربن به صورت گاز دی اکسید کربن از منطقه منجر خواهد شد. تحقیقات انجام شده در کشورهای مختلف نیز نشان می‌دهد که تغییرات کاربری اراضی، نظیر تبدیل جنگل به زمین‌های زراعی یا شهری، به طور مستقیم با افزایش میزان CO_2 موجود در جو مرتبط است (Hoque et al, 2022). برخی مطالعات اخیر به بررسی ارتباط بین تغییرات کاربری اراضی و انتشار CO_2 در مناطق خاص پرداخته‌اند. تحقیقات نشان می‌دهد که تبدیل جنگل‌ها به زمین‌های زراعی نه تنها منجر به افزایش CO_2 می‌شود، بلکه به تخریب زیستگاه‌های طبیعی و کاهش تنوع زیستی نیز منجر می‌شود. پژوهش Ramankutty & Foley (۱۹۹۹) نیز بر تأثیرات گسترده کشاورزی بر تغییرات کاربری اراضی و انتشار گازهای گلخانه‌ای تأکید دارد. Ahmad et al (۲۰۲۳) در پژوهش خود به پایش و مدل‌سازی تغییر کاربری اراضی و اثرات زیست محیطی آن با استفاده از داده‌های سامانه Giovanni^۱ و سنجش از دور پرداختند. این محققان گزارش کردند که مساحت شهری از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ حدود ۲۷/۴۱ درصد افزایش یافته است که که همزمان با کاهش ۴۲/۱۳ درصدی پوشش گیاهی، ۲/۳ درصدی در زمین‌های بایر و ۶/۵۱ درصدی در سطوح آبی بوده است. نتایج این مطالعه نشان داد که میزان آلاینده‌های جوی شامل CH_4 ، NO_2 ، SO_3 ، CO_2 ، CO ، O_3 در نتیجه از بین رفتن پوشش گیاهی و تغییرات کاربری اراضی افزایش یافته است. پیش بینی Da Silva Cruz et al (۲۰۲۲) نشان دهنده افزایش شدت تبدیل جنگل به مرتع و اراضی کشاورزی در منطقه آمازون است. سامانه Giovanni^۱ که وابسته به سازمان ملی هوانوردی و فضایی آمریکا (NASA) است، دسترسی به طیف گسترده‌ای از داده‌های سنجش از دور ناسا و سایر مجموعه داده‌های علوم زمین را فراهم می‌کند. این سامانه به محققان امکان می‌دهد اطلاعات انتخابی را در زمینه‌های مختلف تحقیقاتی به کار گیرند (Acker et al, 2014). بر اساس مجموعه‌ای از داده‌ها با تفکیک زمانی ساعتی، روزانه و ماهانه، و همچنین اندازه‌گیری‌های میدانی و ماهواره‌ای، مدل‌های شبیه‌سازی در این سامانه برآورد میزان انتشار آلاینده‌ها را ارائه می‌دهند. این برآوردها بر پایه مدل‌سازی و شبیه‌سازی با در نظر گرفتن تقریباً تمامی عوامل مؤثر بر میزان انتشار آلاینده‌ها انجام می‌شود.

فناوری‌های سنجش از دور و تصاویر ماهواره‌ای به عنوان ابزارهای کارآمد برای پایش و تحلیل تغییرات کاربری اراضی در سطح جهانی معرفی شده‌اند. این فناوری‌ها با ارائه داده‌های دقیق و به‌روز، امکان تحلیل کمی و کیفی تغییرات کاربری اراضی و ارتباط آن با انتشار گازهای گلخانه‌ای را فراهم می‌کنند (Lillesand et al, 2015). در سال‌های اخیر، روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین به‌طور گسترده در زمینه پردازش تصاویر مورد استفاده قرار گرفته و تجزیه و تحلیل تغییرات کاربری اراضی را با دقت و سرعت بیشتری انجام می‌دهند (Wang et al, 2022; Murugan et al, 2022).

الگوریتم‌های یادگیری عمیق به عنوان یکی از موفق‌ترین روش‌ها در زمینه یادگیری ماشین، برخی از کاربردهای آن‌ها مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۲ برای طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور است. این شبکه‌ها در مطالعات مختلف برای یادگیری ویژگی‌های طیفی-مکانی عمیق (موسوی و همکاران، ۱۳۹۸؛ Chen et al, 2016; Li et al, 2017) و برای استخراج ویژگی‌های ژرف جهت طبقه‌بندی اطلاعات سنجنده‌های چندگانه (طاهری دهکردی و ولدانزوج، ۱۴۰۰) مورد استفاده قرار گرفته‌اند. Tejaswini et al (۲۰۱۹) با بهره‌گیری از شبکه عصبی کانولوشن و تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا از منطقه گانتر، به شناسایی تغییرات پوشش زمین و طبقه‌بندی آن اقدام کردند. شبکه‌های عصبی کانولوشن به دلیل دارا بودن ساختاری مناسب برای کار با تصاویر، از جمله مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های یادگیری عمیق در زمینه استخراج ویژگی و کلاس‌بندی تصاویر سنجش از دور هستند. در این شبکه‌ها، وابستگی ویژگی‌های تولیدشده به تخصص انسانی کاهش یافته و شبکه از طریق داده‌های آموزشی

^۱ NASA Geospatial Interactive Online Visualization and Analysis Infrastructure

^۲ Convolutional Neural Network (CNN)

و در یک فرآیند خودکار به یادگیری و تنظیم می‌پردازد. این امر به شبکه امکان می‌دهد تا در مواجهه با تصاویری با مشخصات درونی متفاوت، تعمیم‌پذیری مطلوبی داشته باشد (موسوی و همکاران، ۱۳۹۸).

همان طور که اشاره گردید طبقه بندی کاربری و تشخیص تغییرات اراضی در برنامه ریزی و توسعه هر کشور و محیط زیست آن بسیار مهم است. در مطالعه کنونی، تأثیر تغییرات کاربری اراضی بر انتشار CO_2 با استفاده از تصاویر نرم افزار Google Earth و الگوریتم‌های یادگیری عمیق در شهرستان اهواز مورد بررسی قرار گرفت. در این راستا، ضمن مرور ادبیات موضوع، داده‌های مربوط به تغییرات کاربری اراضی از تصاویر استخراج و تجزیه و تحلیل شدند تا اثرات مختلف هر نوع کاربری بر انتشار CO_2 به دقت بررسی شود. نتایج به دست آمده از این پژوهش می‌تواند به عنوان ابزاری مؤثر برای سیاست‌گذاران و محققان در جهت مدیریت پایدار اراضی و کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای عمل کند.

۲. روش‌شناسی پژوهش

۲-۱. موقعیت منطقه مورد پژوهش

شهرستان اهواز مرکز استان خوزستان و به مرکزیت کلان شهر اهواز است. این شهرستان در قسمت جلگه‌ای خوزستان واقع شده است. در سال‌های اخیر بخش‌هایی از شهرستان اهواز جدا و به شهرستان تبدیل شدند که شامل شهرستان باوی، حمیدیه و کارون می‌باشد. هم اکنون شهرستان اهواز دارای سه بخش مرکزی، اسماعیلیه و غیزانیه می‌باشد. به منظور بررسی تأثیر تغییرات کاربری اراضی بین سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ بر انتشار CO_2 ، شهرستان اهواز و شهرستان‌های جدیدالتأسیس در نظر گرفته شدند.

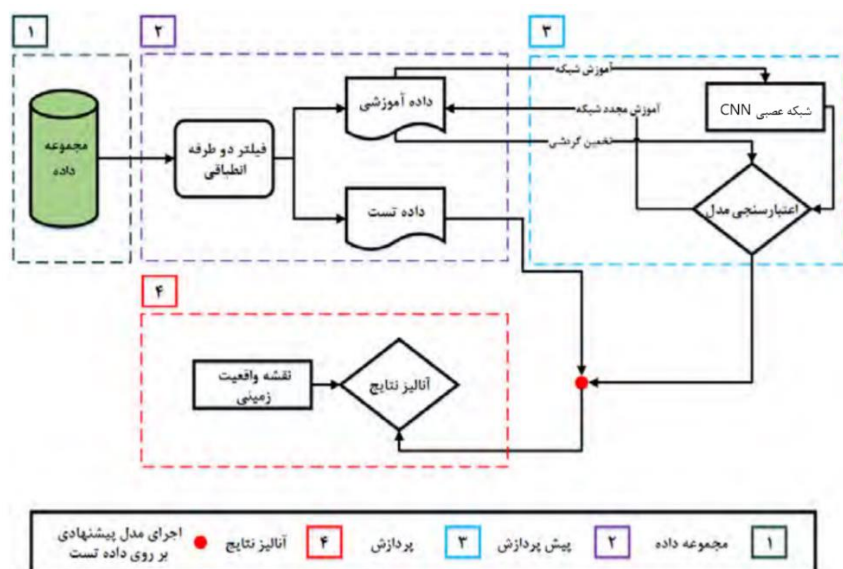
۲-۲. مراحل کلی مطالعه

مراحل کلی مطالعه شامل استخراج تصاویر از نرم افزار Google Earth، پیش پردازش تصاویر، طبقه بندی کاربری اراضی و تصاویر، به کارگیری الگوریتم یادگیری عمیق، ارزیابی دقت الگوریتم یادگیری عمیق، شناسایی تغییرات کاربری اراضی در دوره مورد مطالعه و در نهایت بررسی ارتباط تغییرات کاربری زمین با میزان انتشار گاز CO_2 است. عوامل مختلفی مانند زمان رشد گیاهان، فصل کشت محصولات و شرایط آب و هوایی در انتخاب تصاویر مؤثر هستند. بر اساس بررسی تصاویر، ۳ تصویر در فوریه سال ۲۰۱۴ (بهمن ماه سال ۱۳۹۲) و ۳ تصویر در مارچ سال ۲۰۲۰ (اسفندماه ۱۳۹۸) انتخاب گردید. تصاویر زمانی انتخاب شدند که شرایط جوی مساعد و تقریباً بدون ابر بود (کمتر از ۵ درصد ابری) و اکثر مزارع و باغات کشاورزی در بیشترین حالت سبزی‌نگی بودند. برای تجزیه و تحلیل آماری از نرم افزار SPSS نسخه ۲۶ استفاده شد. به علاوه، برای طبقه‌بندی و پردازش داده‌ها از پلتفرم Python نسخه ۳/۱۲ و کتابخانه‌های TensorFlow، PyTorch، Keras استفاده شد. خروجی نتایج به شکل نقشه‌ها با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.6 تولید گردید.

۲-۳. تلفیق روش یادگیری عمیق و سنجش از دور

تلفیق روش‌های یادگیری عمیق و سنجش از دور شامل پیش‌پردازش تصاویر، شناسایی تغییرات، طبقه‌بندی و در نهایت ارزیابی دقت می‌باشد. در این مطالعه از الگوریتم‌های یادگیری عمیق به منظور طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده گردید. برای این منظور، شبکه عصبی کانولوشنی به دلیل توانایی بالای آن در یادگیری ویژگی‌های پیچیده از تصاویر انتخاب شد. همان طور که بیان گردید تصاویر مورد نیاز از سامانه Google Earth تهیه شد. در این پژوهش، پنج کلاس اصلی کاربری اراضی شامل اراضی کشاورزی، مناطق انسان‌ساخت، پهنه‌های آبی، اراضی بایر و علفزار برای منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته شد. انتخاب این دسته‌بندی کلی، به کاهش خطای تفکیک مکانی کمک کرده و نتایج را در سطح کلان قابل قبول می‌سازد. طبقه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی از نوع نظارت‌شده است؛ بدین معنی که مدل باید با استفاده از نمونه‌های آموزشی (برچسب‌گذاری شده) آموزش ببیند تا بتواند پیکسل‌های تصویر را به دسته‌های مختلف طبقه‌بندی کند. برای آموزش، نمونه‌هایی به صورت تصادفی از هر یک از کاربری‌ها در سال‌های مورد بررسی توسط کاربر و بر اساس اطلاعات میدانی و تصاویر Google Earth تعیین و برچسب‌گذاری شدند. پس از برچسب‌گذاری، مرحله پیش‌پردازش تصاویر انجام گرفت. این مرحله شامل تغییر اندازه تصاویر به ابعاد استاندارد و همچنین افزایش داده‌ها با اعمال تغییراتی مانند چرخش و برش است. هدف اصلی این مرحله، افزایش تنوع

داده‌ها و جلوگیری از بیش‌برازش^۱ مدل می‌باشد. در ادامه، داده‌ها (تصاویر) به مجموعه‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم شدند؛ به طوری که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای اعتبارسنجی و آزمون به کار گرفته شدند. معماری شبکه عصبی کانولوشنی و مبنای نظری آن در طبقه‌بندی اراضی با استفاده از تصاویر، در منابع مختلفی قابل دسترسی است (موسوی و همکاران، ۱۳۹۸، طاهری دهکردی و ولدانزوج، ۱۴۰۰، Carranza-، Yang et al, 2018; Bhosle & Musande, 2019; García et al, 2019). شکل ۱، شماتیکی از مراحل استخراج نقشه کاربری اراضی با استفاده از روش یادگیری عمیق در مطالعه حاضر را نشان می‌دهد.



شکل ۱. شماتیکی از مراحل تحلیل یادگیری عمیق در تعیین کاربری اراضی

۲-۴. ارزیابی مدل

معیارهای مختلفی مانند دقت، فراخوانی، میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی برای ارزیابی شبکه عصبی کانولوشنی به کار می‌روند. با این حال، در ارزیابی طبقه‌بندی اراضی با تصاویر ماهواره‌ای، شاخص صحت کلی^۲ و ضریب کاپا^۳ به عنوان پرکاربردترین معیارها شناخته می‌شوند؛ چرا که شاخص‌های مناسبی برای ارزیابی کیفیت الگوریتم‌های طبقه‌بندی چندکلاسه در این زمینه هستند.

پیش از محاسبه شاخص‌های دقت کاربری اراضی، ماتریس خطا محاسبه شد. این ماتریس، حاصل مقایسه پیکسل به پیکسل تصاویر اعتبارسنجی با نتایج طبقه‌بندی است. در این ماتریس، برچسب هر پیکسل در تصویر اعتبارسنجی با برچسب پیکسل هم‌خوان در خروجی طبقه‌بندی مقایسه می‌شود. در ماتریس خطا داده‌های زمینی در ستون‌ها و داده‌های مربوط به نتایج طبقه‌بندی در سطرها قرار می‌گیرند. اعداد روی قطر اصلی ماتریس بیانگر تعداد پیکسل‌هایی هستند که به‌طور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند و در مقابل عناصر غیر قطری بیانگر تعداد پیکسل‌هایی هستند که به‌طور نادرست طبقه‌بندی شده‌اند (فاطمی و رضائی، ۱۳۹۶). از ماتریس خطا می‌توان معیارهای دقت شامل صحت کلی و ضریب کاپا را محاسبه کرد. ساختار ماتریس خطای طبقه‌بندی در جدول ۱ نشان داده شده است.

شاخص صحت کلی^۴ از رابطه ۱ به دست آمد (Salem et al, 2020).

¹ Overfitting

² Overall Accuracy

³ Kappa Coefficient

⁴ Overall Accuracy

$$OA = \frac{1}{N} \times \sum P_{ii} \quad \text{رابطه ۱}$$

جایی که $\sum P_{ii}$ مجموع پیکسل‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند، N تعداد کل پیکسل‌های تصویر و OA شاخص صحت کلی را نشان می‌دهد.

ضریب کاپا به عنوان معیاری در بیان صحت نقشه‌ها به کمک عناصر قطری و غیر قطری (در ماتریس خطای طبقه‌بندی) محاسبه شده و نشان‌دهنده آن است که طبقه‌بندی چقدر با داده‌های واقعی توافق دارد. میزان کلی توافق برای هر ماتریس، بر پایه تفاوت بین توافق عملی طبقه‌بندی (صحت کلی) و توافق شانسی (که از عناصر غیر قطری جدول خطا به دست می‌آید) محاسبه می‌گردد. از رابطه (۲) برای محاسبه این ضریب استفاده گردید (فاطمی و رضائی، ۱۳۹۶).

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum X_{i+} - \sum X_{+i}}{N^2 - \sum X_{i+} - \sum X_{+i}} \quad \text{رابطه ۲}$$

که در رابطه ۲، N تعداد کل پیکسل‌های واقعیت زمینی می‌باشد. دامنه این ضریب بین عدد صفر و یک است که عدد یک بیان‌گر همسویی یا توافق صد درصد نقشه طبقه‌بندی شده با واقعیت زمینی می‌باشد.

جدول ۱. ماتریس خطای طبقه‌بندی

		واقعیت زمینی				
	کلاس	۱	۲	...	N	کل $(X_{i+})^*$
طبقه‌بندی	۱	a_{11}	a_{12}	...	a_{1n}	X_{1+}
	۲	a_{21}	a_{22}	...	a_{2n}	X_{2+}
	...	...	...	...	...	...
	N	a_{n1}	a_{n2}	...	a_{nn}	X_{n+}
	کل $(X_{+i})^{**}$	X_{+1}	X_{+2}	...	X_{+n}	$E_{ii}^{***} +$

* مجموع عناصر سطر i ام، ** مجموع عناصر ستون j ام، *** مجموع عناصر قطری ماتریس خطا.

۲-۵. استخراج داده‌های CO₂

در این پژوهش، داده‌های مربوط به میزان انتشار CO₂ از طریق تصاویر ماهواره‌ای و با استفاده از پورتال Giovanni ناسا استخراج شدند. در این فرآیند، محدوده جغرافیایی شهر استان اهواز در پورتال مشخص و بازه زمانی مورد نظر، از سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰، تعیین گردید. سپس از بخش اندازه‌گیری داده‌ها، مقدار انتشار دی‌اکسید کربن بر حسب پی‌پی‌ام استخراج شد. به منظور تعیین ارتباط بین میزان انتشار CO₂ و مساحت کاربری‌های اراضی، از ضریب همبستگی پیرسون استفاده گردید. بدین صورت که پس از طبقه‌بندی اراضی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی، مساحت هر کاربری اراضی در دوره مورد بررسی در محیط GIS محاسبه گردید و سپس همبستگی بین آن و میزان انتشار CO₂ مربوطه با محاسبه ضریب همبستگی پیرسون ارزیابی شد. ضریب همبستگی پیرسون، که به عنوان ضریب همبستگی حاصل ضرب-گشتاور پیرسون نیز شناخته می‌شود، میزان همبستگی خطی بین دو متغیر تصادفی را اندازه‌گیری می‌کند. مقدار این ضریب در بازه ۱- تا ۱ قرار دارد؛ به طوری که عدد «۱» نشانگر همبستگی مثبت کامل، صفر نشان‌دهنده عدم همبستگی و «-۱» نشانگر همبستگی منفی کامل است.

۳. یافته‌های پژوهش و بحث

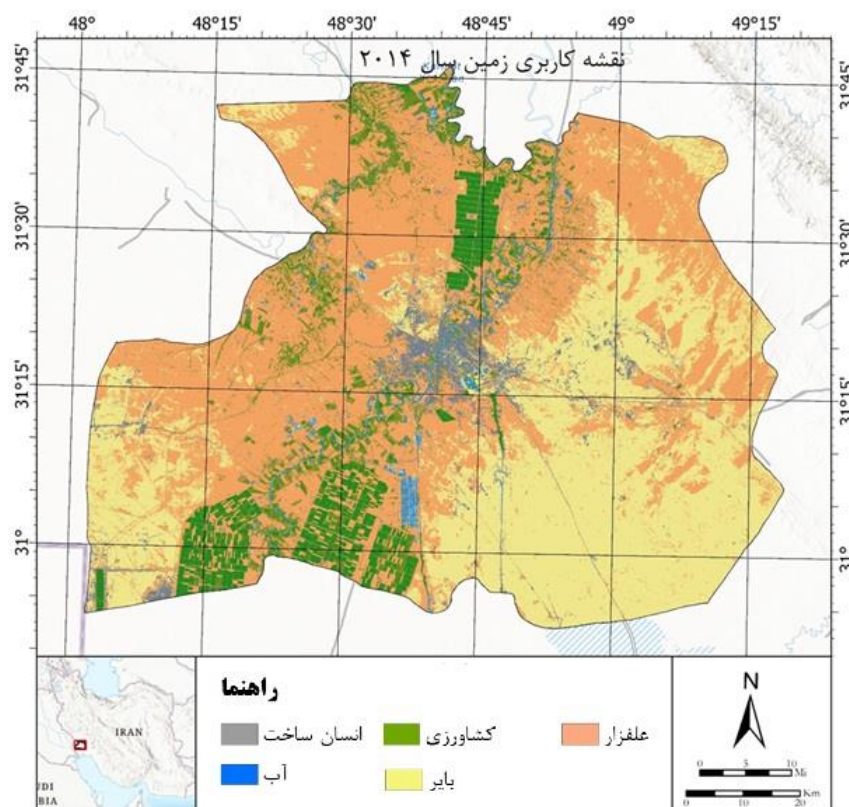
۳-۱. طبقه‌بندی اراضی

کلاس بندی کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه با روش یادگیری عمیق در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است که نمایی جامع از نحوه تقسیم منطقه بین پنج کلاس را ارائه می‌دهد. شاخص صحت کلی برای طبقه‌بندی سال ۲۰۱۴ میلادی برابر با ۹۷/۵۵ درصد و برای سال ۲۰۲۰ برابر با ۹۸/۸۶ درصد به دست آمد. در مطالعه‌ای دیگر، صحت طبقه‌بندی اراضی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی در کشور هند به میزان ۹۷/۵۸ درصد رسیده است (Bhosle & Musande, 2019). کارانزا-گارسیا و همکاران (۲۰۱۹) صحت کلی طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی در مجموعه داده‌های مختلف را بین ۸۴/۷۹ درصد تا ۹۹/۳۷ درصد گزارش کردند. همچنین، صحت قابل قبول طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بیش از ۸۵ درصد گزارش شده است (شجاعیان و همکاران، ۱۳۹۴). ضریب کاپا برای سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰ به ترتیب ۹۴/۳۶ و ۹۶/۰۶ درصد به دست آمد. عیب‌ات و همکاران (۱۴۰۰) در مطالعه‌ای درباره روند تغییرات زمانی-مکانی کاربری اراضی و توسعه شهری اهواز، ضریب کاپا برای سال‌های ۲۰۰۲ و ۲۰۱۹ به ترتیب ۷۸ درصد و ۸۸ درصد گزارش کردند، و شاخص صحت کلی برای این سال‌ها به ترتیب ۸۵ درصد و ۹۳ درصد بوده است.

جدول ۲ مساحت کاربری اراضی و درصد تغییرات مربوطه را نشان می‌دهد. در سال ۲۰۱۴ میلادی، اراضی بایر و علفزار به ترتیب ۴۶/۱۳ و ۲۶/۳۹ درصد کل منطقه را تشکیل می‌دادند. زمین‌های بایر گستره‌ای از اراضی که چه به دلیل خشکی اقلیمی، شوری یا محدودیت‌های اکولوژیکی، فاقد پوشش گیاهی می‌باشند. سطوح سنگ‌ریزه‌ای که در این مطالعه جزو علفزار در نظر گرفته شده‌اند، اغلب نشان‌دهنده خاک‌های با بافت درشت یا سطوح صخره‌ای است، که بازتاب‌دهنده محیطی با ظرفیت نگه‌داشت آب محدود و پوشش گیاهی پراکنده است. غالب بودن زمین‌های بایر و علفزار که در مجموع بیش از ۸۰ درصد از چشم‌انداز منطقه را تشکیل می‌دهند، با شرایط اقلیمی و زمین‌شناسی منطقه که سطوح باز و بدون پوشش را ترجیح می‌دهد، سازگار است. تحلیل فضایی نقشه سال ۲۰۱۴ میلادی (شکل ۲) نشان می‌دهد که دسته‌های اراضی علفزار و بایر بر مناطق بزرگ پیوسته، به‌ویژه در بخش‌های جنوب‌غربی و شرقی منطقه، غالب هستند؛ جایی که شرایط اقلیمی و خاکی، رشد پوشش گیاهی گسترده را محدود می‌کند.

زمین‌های زراعی و باغات ۱۲/۲۵ درصد از منطقه را پوشش می‌دهند که نشان‌دهنده وجود زمین‌هایی است که از طریق تأمین آب مدیریت‌شده، نگهداری می‌شوند. اگرچه این سهم ممکن است کم به نظر برسد، کشاورزی آبیاری‌شده اغلب تأثیر چشمگیری بر تولید غذا و توسعه اقتصادی دارد. همان‌طور که در شکل‌های ۲ و ۳ مشاهده می‌شود، اراضی کشاورزی در مناطقی نزدیک به رودخانه‌ها (در دو سمت رودخانه‌های کارون، دز و کرخه) و کانال‌های آب متمرکز است. زمین‌های کشاورزی معمولاً به‌صورت اشکال هندسی یا مستطیلی هستند که مرزهای قطعات کشاورزی هماهنگ با شبکه‌های آبیاری را منعکس می‌کنند (شکل ۲).

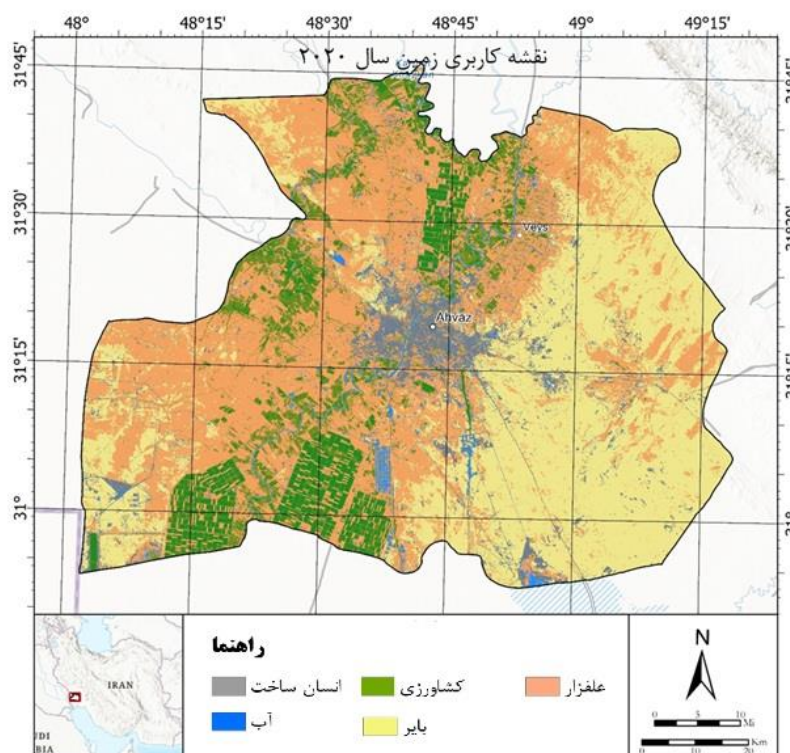
منابع آبی سطحی ۰/۹ درصد از مساحت کل منطقه مورد مطالعه را به خود اختصاص می‌دهند. این منابع شامل رودخانه‌ها، مخازن و تالاب‌های کوچک هستند. منابع آبی عمدتاً در امتداد رودخانه‌ها، کانال‌ها، یا در مخازن مصنوعی ساخته‌شده برای آبیاری و تأمین شهری یافت می‌شوند. در نهایت، سطوح انسان‌ساخت ۴/۳۳ درصد منطقه را شامل می‌شوند که شامل شهرها، روستاها، جاده‌ها، تأسیسات صنعتی و دیگر محیط‌های ساخته‌شده‌ای است که از سکونت انسانی و فعالیت اقتصادی پشتیبانی می‌کنند. خوشه‌هایی از مناطق انسان‌ساخت در نزدیکی مسیرهای حمل‌ونقل اصلی یا مراکز شهری و همچنین در نزدیکی منابع آبی که منابع ضروری برای استفاده خانگی و صنعتی فراهم می‌کنند، ظاهر می‌شوند (شکل ۲).



شکل ۲. نقشه کاربری اراضی در سال ۲۰۱۴ با روش یادگیری عمیق

بر اساس نقشه کاربری اراضی ارائه شده در شکل ۳، در سال ۲۰۲۰ میلادی نیز اراضی بایر و علفزارها عمده‌ترین بخش منطقه مورد مطالعه را تشکیل می‌دهند، اما نسبت به سال ۲۰۱۴ میلادی کاهش داشته‌اند. اراضی بایر با پوشش ۴۰ درصدی، همچنان در رتبه اول قرار دارند که نشان‌دهنده گستره‌های وسیعی از زمین‌های بدون پوشش گیاهی است. اراضی علفزار نیز ۳۵/۳۰ درصد از مساحت منطقه را پوشش می‌دهد. بر این اساس، زمین‌های علفزار و بایر در سال ۲۰۲۰ میلادی در مجموع ۷۰/۳۵ درصد از محدوده مطالعاتی را به خود اختصاص داده‌اند که بیش از ۱۰ درصد نسبت به سال ۲۰۱۴ میلادی کاهش داشته است. از سوی دیگر اراضی کشاورزی با افزایش حدود ۹ درصدی نسبت به سال ۲۰۱۴، بیشترین تغییرات را به خود اختصاص داده و به ۲۱/۷۴ درصد از مساحت کل منطقه مورد مطالعه افزایش یافته‌اند. در بررسی تطبیقی گسترش شهری در شهرهای آمل و بابل بیان شده است که بیشترین تغییر کاربری با ۵۵/۵۴ درصد متعلق به اراضی کشاورزی بوده است (طهماسبی مقدم و همکاران، ۱۳۹۷). بررسی تغییرات کاربری اراضی در شهر لاهور پاکستان نشان داد از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰، ۴۲/۱۳ درصد از پوشش گیاهی و ۳/۲ درصد از زمین‌های بایر کاهش یافته‌اند (Ahmad et al, 2023). در منطقه رامگار هند نیز گزارش شده است که از سال ۱۹۹۰ تا ۲۰۲۱، اراضی بایر، پهنه‌های آبی و پوشش گیاهی کاهش یافتند، در حالی که مساحت زمین‌های کشاورزی (۴۳/۱۹ درصد) افزایش یافته است (Ahmad et al, 2024). در برزیل نیز گزارش شده است که کشت محصولات زراعی با سرعت بالایی گسترش یافته و سایر کاربری‌ها و حتی محیط‌های شکننده (مانند تالاب‌ها و خاک‌های فرسایش‌پذیرتر) به کشاورزی تبدیل شده‌اند (Grecchi et al, 2014). نتایج بررسی تغییرات کاربری اراضی و پوشش زمین در غرب دلتای رود نیل در مصر نیز نشان داد که تغییر اراضی بایر به اراضی کشاورزی، عمده‌ترین تغییرات کاربری اراضی بوده است (El-Kawy et al, 2011). در این دوره، اراضی انسان‌ساخت به ۶/۷۵ درصد افزایش یافته‌اند. اگرچه اراضی انسان‌ساخت در مقایسه با زمین‌های بایر و علفزار سهم کمتری دارند، اما تأثیر زیادی بر پویایی پوشش زمین دارند و بر همه‌چیز، از استفاده منابع تا اثرات محلی اقلیمی، تأثیر می‌گذارند. عبیات و همکاران (۱۴۰۰) با بررسی توسعه مناطق شهری اهواز بیان کردند که در بازه‌های زمانی ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۹

حدود ۵/۷ هزار هکتار به نواحی ساخته شده افزوده شده است. در مطالعه مشابه نشان داده شده است که اراضی کشاورزی اطراف شهر قاهره در مصر طی سال‌های ۲۰۱۰-۲۰۱۸ با نرخ بالایی به کاربری شهری تبدیل شده‌اند (Salem et al., 2020). یافته‌های مطالعه‌ای در لاهور پاکستان نیز نشان داد که از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ میلادی، حدود ۲۷/۴۱ درصد به مساحت مناطق شهری افزوده شده است (Ahmad et al, 2023). در هند نیز افزایش ۶/۶۵ درصد در اراضی شهری و انسان ساخت در دوره ۱۹۹۰ تا ۲۰۲۱ گزارش شده است (Ahmad et al, 2024).



شکل ۳. نقشه کاربری اراضی در سال ۲۰۲۰ با روش یادگیری عمیق

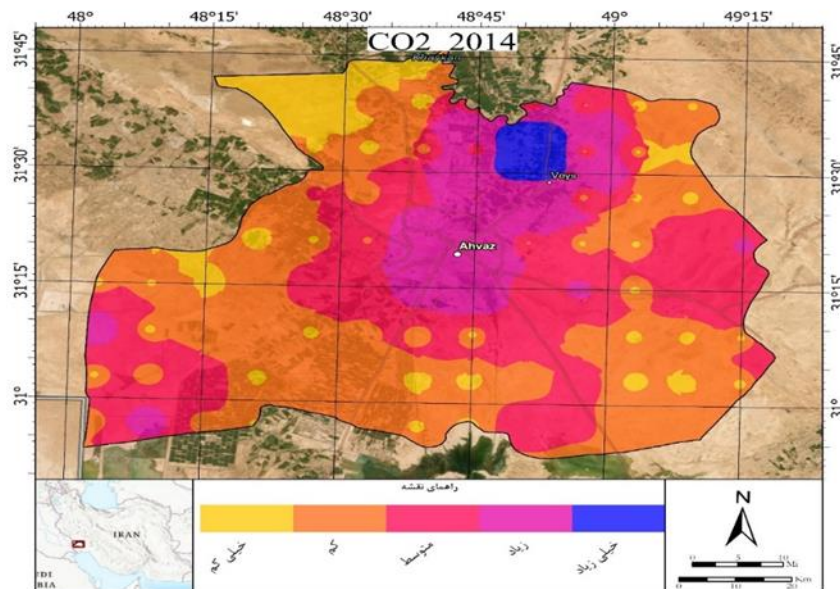
جدول ۲. مساحت هر یک از کاربری‌ها در سال‌های مورد مطالعه

کاربری	۲۰۱۴		۲۰۲۰	
	هکتار	درصد	هکتار	درصد
انسان ساخت	۳۶۴۵۲	۴/۳۳	۵۶۸۲۵	۶/۷۵
پهنه های آبی	۷۵۷۷	۰/۹	۹۷۶۶	۱/۱۶
کشاورزی	۱۰۳۱۲۷	۱۲/۲۵	۱۸۳۰۱۸	۲۱/۷۴
علفزار	۳۰۶۳۴۸	۳۶/۳۹	۲۵۵۵۰۰	۳۰/۳۵
بایر	۳۸۸۳۴۳	۴۶/۱۳	۳۳۶۷۳۹	۴۰

۲-۳. انتشار کربن دی اکسید در سال ۲۰۱۴

شکل ۴ میزان تغییرات انتشار CO_2 در منطقه مورد مطالعه در سال ۲۰۱۴ میلادی را نشان می‌دهد. در این سال، حداکثر مقدار انتشار CO_2 در منطقه مورد مطالعه به $۱۰^{-۶} \times ۱/۷۱$ پی پی ام رسید و میانگین انتشار آن به $۱۰^{-۷} \times ۴/۹۴$ پی پی ام با انحراف معیار $۱۰^{-۶} \times ۱/۴۱$ پی پی ام بوده است. کاهش و افزایش غلظت قابل توجه در مقدار و انحراف معیار انتشار CO_2 نشان‌دهنده تعامل پیچیده‌ای از عوامل مؤثر بر سطوح CO_2 است. افزایش انحراف معیار نشان می‌دهد که نوسانات در میزان انتشار CO_2

بیشتر می‌باشند، که عمدتاً به دلیل نوسانات در منابع انتشاراتی یا تغییرات در شرایط محیطی است. شکل ۵ نشان می‌دهد، میزان انتشار CO_2 در مرکز و شمال شرق منطقه مورد مطالعه بیشتر است. این بخش‌ها شامل کلان شهر اهواز و مراکز صنعتی می‌باشد. بیشترین غلظت انتشار CO_2 در اطراف نیروگاه رامین در شهرستان باوی به دست آمد. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود، در مناطقی که از مراکز شهری و صنعتی فاصله بیشتری دارند، شدت انتشار CO_2 کمتر است.



شکل ۴. تغییرات انتشار CO_2 در سال ۲۰۱۴

۳-۳. انتشار دی اکسیدکربن در سال ۲۰۲۰

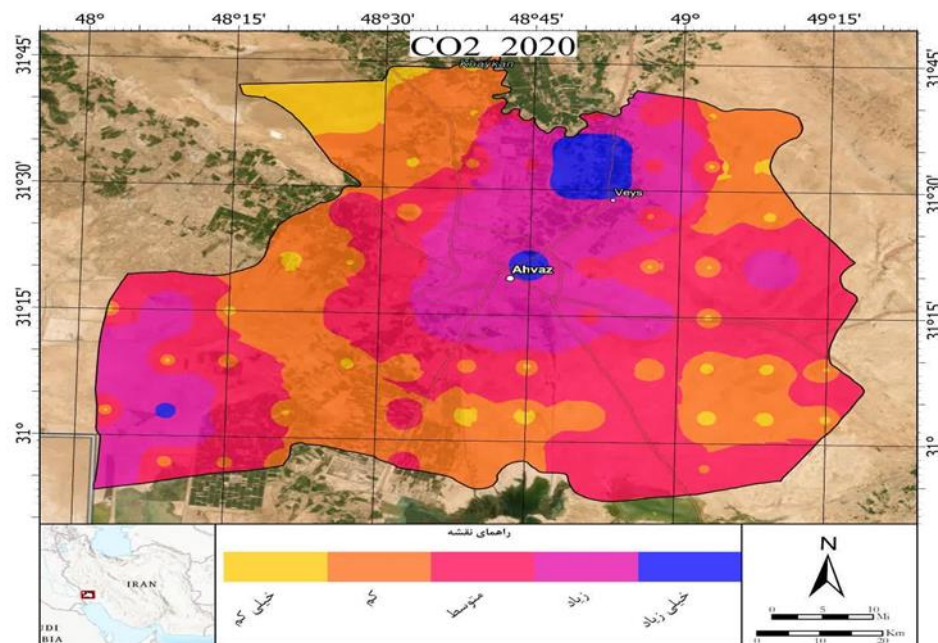
در سال ۲۰۲۰، پروفایل آماری غلظت‌های انتشار CO_2 ، تغییرات قابل توجهی را نسبت به سال ۲۰۱۴ نشان داد. کمترین مقدار غلظت انتشار به حدود $10^{-11} \times 1/12$ پی پی ام افزایش یافت، در حالی که بیشترین مقدار با افزایش شدیدتری به $10^{-6} \times 2/63$ پی پی ام رسید. میانگین غلظت انتشار به $10^{-7} \times 6/34$ پی پی ام و انحراف معیار به $10^{-6} \times 1/74$ پی پی ام افزایش یافت. اگرچه روند تغییرات غلظت انتشار CO_2 پیچیده است، مقایسه شکل‌های ۵ و ۶ نشان می‌دهد که سطح متوسط انتشار CO_2 افزایش یافته است. افزایش در حداکثر مقدار انتشار، نشان‌دهنده این است که غلظت‌های بالای انتشار CO_2 همچنان از سطح‌های قبلی فراتر رفته‌اند، که هم‌راستا با افزایش شدید مصرف انرژی فسیلی در بخش‌های مختلف صنعتی، کشاورزی، خانگی و خدماتی در دوره مورد مطالعه است (بی‌نام، ۱۳۷۹، بی‌نام، ۱۳۹۹).

افزایش در انحراف معیار میزان انتشار CO_2 نیز نشان‌دهنده افزایش نوسانات در اندازه‌گیری‌های CO_2 است، که هم‌راستا با تغییرات کاربری اراضی و به تبع تغییرات در منابع انتشار و شرایط محیطی باشد. گزارش شده است که تغییرات کاربری و پوشش زمین در ایتالیا به‌طور چشمگیری بر میزان انتشار آلاینده‌های جوی تأثیرگذار بوده است (Khachoo et al, 2024). از نظر فضایی، نقشه تغییرات انتشار CO_2 در سال ۲۰۲۰ میلادی (شکل ۵) با نقشه تغییرات آن در سال ۲۰۱۴ تشابه کلی دارد با این تفاوت که میزان انتشار CO_2 با غلظت بیشتر در بخش‌های بیشتری از منطقه مورد مطالعه رخ داده است. تغییرات نشان می‌دهد که در شهر اهواز غلظت انتشار CO_2 افزایش یافته است، همچنین در بخش غربی منطقه مورد مطالعه که فعالیت‌های نفتی و میادین نفتی توسعه یافتند، غلظت انتشار CO_2 افزایش یافته است. در مطالعات، گسترش شهرنشینی به عنوان یکی از عوامل اصلی افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای بیان شده است (Magazzino et al, 2023). بررسی داده‌های ترازنامه‌های انرژی نشان می‌دهد که در دوره مورد مطالعه، مصرف انرژی در بخش‌های مختلف (صنعتی، کشاورزی، خانگی و خدماتی و غیره) در استان خوزستان به

شدت افزایش یافته است که ناشی از تغییرات کاربری اراضی، افزایش جمعیت و توسعه شهری و صنعتی در استان خوزستان بوده است (بی‌نام، ۱۳۷۹، بی‌نام، ۱۳۹۹).

تحلیل داده‌های زمانی از سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ روندها و الگوهای قابل توجهی در غلظت‌های انتشار CO_2 را نشان می‌دهد. در سال ۲۰۱۴ میلادی، میانگین غلظت انتشار $10^{-7} \times 4/94$ پی پی ام با انحراف معیار $10^{-6} \times 1/41$ پی پی ام بود. این در حالی است که در سال ۲۰۲۰ میلادی، میانگین غلظت انتشار $10^{-7} \times 1/40$ پی پی ام نسبت به سال ۲۰۱۴ میلادی افزایش یافته است که نشان دهنده افزایش ۲۸/۳۴ درصدی می‌باشد. در مطالعه‌ای که با استفاده از داده‌های پورتال Giovanni انجام شد، نشان داده شد که تغییرات کاربری اراضی موجب افزایش ۰/۷۱ درصدی CO_2 در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ در لاهور شده است. پیش‌بینی شده است با روند کنونی تغییرات اراضی، میزان انتشار این گاز تا سال ۲۰۴۰ حدود ۱۲/۷ درصد افزایش خواهد یافت (Ahmad et al, 2023). بررسی تغییرات کاربری اراضی و غلظت انتشار آلاینده‌های جوی با استفاده از داده‌های پورتال Giovanni در منطقه رامگار هند روند قابل توجهی در انتشار آلاینده‌های جوی را ارائه داد (Ahmad et al, 2024).

افزایش در بیشترین مقدار غلظت انتشار CO_2 شدیدتر از مقدار میانگین بوده و به ۵۳/۸۰ درصد رسیده است که بیشتر در اطراف مراکز صنعتی و کلان‌شهر اهواز است. این امر احتمالاً به دلیل فعالیت‌های نیروگاه‌ها و فعالیت‌های انسانی است که مصرف انرژی زیاد را در پی دارند. در مطالعه بررسی اثرات کاربری زمین، رشد شهرنشینی و پیشرفت اقتصادی بر انتشار گازهای گلخانه‌ای در ۵۰ کشور برای دوره ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۹، بیان شد که رشد جمعیت شهری به طور قابل توجهی بر انتشار گازها تأثیر مثبت دارد و رشد جمعیت شهری به شدت انتشار CO_2 را افزایش می‌دهد (Magazzino et al, 2023).



شکل ۵. تغییرات کربن دی اکسید در سال ۲۰۲۰

۳-۴. همبستگی کاربری زمین با غلظت CO_2

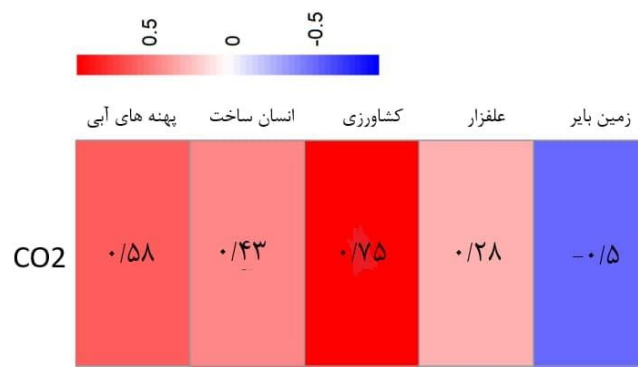
تحلیل ضریب همبستگی پیرسون، بر اساس مساحت دسته‌های کاربری زمین و میزان غلظت انتشار CO_2 ، روابط متفاوتی بین مساحت انواع کاربری زمین و غلظت CO_2 را نشان داد. این نتایج بیانگر این است که همبستگی‌ها به طور قابل توجهی در میان انواع مختلف کاربری زمین تغییر می‌کنند و تأثیر عوامل محیطی و انسانی بر سطح غلظت CO_2 را برجسته می‌کند. شکل ۶ نشان می‌دهد برای زمین‌های بایر، همبستگی با غلظت CO_2 متوسط و منفی است (ضریب پیرسون برابر با -۰/۵). هر چند همبستگی قوی بین مساحت اراضی بایر با میزان انتشار CO_2 وجود ندارد، ولی می‌توان به طور کلی نتیجه گرفت که کاهش

اراضی بایر با افزایش غلظت CO_2 مرتبط است. کاهش اراضی بایر بیشتر به دلیل تبدیل شدن آن‌ها به اراضی با کاربری انسان ساخت و یا کشاورزی بوده است. رحمان و همکاران (Rehman et al, 2021) افزایش مداوم غلظت CO_2 اتمسفر را عمدتاً به دلیل فعالیت‌های انسانی، مصرف انرژی فسیلی، حمل و نقل و استفاده از زمین معرفی می‌کنند. از این رو می‌توان نتیجه گرفت که تبدیل اراضی بایر به انسان ساخت و کشاورزی همراه با افزایش مصرف انرژی و فعالیت‌های انسانی بوده است و کاهش اراضی بایر به طور غیر مستقیم موجب افزایش غلظت انتشار CO_2 شده است.

مساحت اراضی علفزار همبستگی ضعیفی (ضریب پیرسون برابر با ۰/۲۸) با میزان انتشار CO_2 نشان داد که نشان‌دهنده تعاملات کم بین این مناطق و غلظت انتشار CO_2 است. بیشترین همبستگی بین مساحت کاربری کشاورزی و غلظت CO_2 با ضریب پیرسون برابر با ۰/۷۵ به دست آمد که نشان دهنده ارتباط مثبت و نسبتاً قوی است. این ارتباط نسبتاً قوی به تنهایی نمی‌تواند نشان دهد که افزایش غلظت انتشار CO_2 تنها ناشی از افزایش اراضی کشاورزی است، هرچند می‌تواند بازتاب‌دهنده نقش قابل توجه کشاورزی در انتشار CO_2 به دلیل استفاده از کودها، تنفس خاک، مصرف انرژی (Dyer et al, 2010) و سایر فعالیت‌های کشاورزی است. کودهای شیمیایی بزرگترین منبع انتشار آلاینده‌های جوی در بخش کشاورزی می‌باشند (Wang et al, 2017).

افزایش سطح زیر کشت می‌تواند به طور غیرمستقیم به افزایش انتشار کربن دی‌اکسید (CO_2) منجر شود، اما این تأثیرات بستگی به نوع کشت، شیوه‌های کشاورزی و مدیریت زمین دارد. افزایش سطح زیر کشت که به نابودی جنگل‌ها یا زیستگاه‌های طبیعی منجر شود، می‌تواند منجر به آزادسازی کربن ذخیره شده در درختان و خاک شود (Basheer et al, 2024). کشت‌های تک‌محصولی که در منطقه مورد بررسی رایج است، نیز می‌تواند به کاهش تنوع زیستی و کاهش توانایی خاک در جذب کربن منجر شوند. استفاده بیشتر از ماشین‌های کشاورزی و سوخت‌های فسیلی در نتیجه افزایش سطح زیر کشت می‌تواند به افزایش انتشار CO_2 در نتیجه سوختن سوخت‌های فسیلی در ماشین‌های کشاورزی منجر شود (Dyer et al, 2010). با این وجود، بررسی دقیق‌تر نقشه‌های میزان انتشار CO_2 (شکل ۴ و ۵) نشان می‌دهد که بیشترین میزان انتشار CO_2 در اطراف مناطق انسان ساخت است هر چند در اطراف اراضی کشاورزی نیز افزایش غلظت CO_2 وجود داشته است. در طول دوره مورد مطالعه افزایش اراضی کشاورزی متأثر از رشد تکنولوژی و همراه با توسعه صنعتی بوده است. همان‌طور که بیان شد در دوره مورد مطالعه مصرف انرژی در بخش‌های مختلف استان خوزستان به شدت افزایش یافته است (بی‌نام، ۱۳۷۹، بی‌نام، ۱۳۹۹). احتمالاً این عوامل که هم راستا با افزایش اراضی کشاورزی بودند، موجب افزایش شدت همبستگی مثبت بین اراضی کشاورزی با میزان انتشار CO_2 شده است.

مناطق انسان ساخت همبستگی‌های مثبت متوسطی (ضریب پیرسون برابر با ۰/۴۳) با میزان انتشار CO_2 دارند که نشان‌دهنده این است که مناطق شهری یا صنعتی موجب افزایش انتشار این گاز شدند. درصد کم مساحت اراضی با کاربری انسان ساخت نسبت به سایر کاربری‌ها می‌تواند از عوامل کمتر بودن ضریب همبستگی پیرسون باشد، این در حالی است بر اساس ترازنامه انرژی کشور، بخش عمده انرژی مصرفی در اراضی با کاربری انسان ساخت است و میزان مصرف انرژی در بخش صنعتی، خانگی، خدمات و حمل و نقل استان خوزستان که عمدتاً در کاربری اراضی انسان ساخت اتفاق می‌افتد، بسیار بیشتر از سایر بخش‌ها است (بی‌نام، ۱۳۹۹). این موضوعات، روابط پیچیده بین انواع کاربری زمین و غلظت گاز CO_2 را برجسته می‌کند و نشان می‌دهد در نظر گرفتن تغییرات مساحت کاربری اراضی بدون در نظر گرفتن ماهیت نوع فعالیت و شدت مصرف انرژی به تنهایی نمی‌تواند به روشنی نشان دهنده ارتباط بین تغییرات کاربری اراضی و انتشار آلاینده باشد ولی می‌تواند دید کلی ارائه دهد.



شکل ۶. ضریب همبستگی پیرسون ارتباط کاربری های اراضی با غلظت انتشار CO₂

نتیجه گیری

نتایج نشان داد که روش یادگیری عمیق می تواند در کلاسه بندی اراضی کشاورزی مبتنی بر تصاویر دریافتی از Google Earth کارآمد باشد. در این مطالعه، دقت کلاسه بندی اراضی کشاورزی با استفاده از روش یادگیری عمیق حدود ۹۸ درصد بود. بیشترین مساحت کاربری مربوط به زمین های بایر و علفزار بود که از سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ میلادی ۱۴/۷۵ درصد کاهش داشتند، در حالی که اراضی کشاورزی و انسان ساخت به ترتیب ۴۷/۷۷ و ۸۹/۵۵ درصد افزایش یافته اند. ضریب همبستگی پیرسون بین مساحت کاربری های اراضی و میزان انتشار CO₂ نشان داد که زمین های بایر همبستگی منفی متوسط ۰/۵ با میزان انتشار آلاینده کربن دی اکسید دارند، ولی تغییرات مساحت کاربری های کشاورزی، مناطق انسان ساخت و پهنه های آبی، همبستگی مثبت با میزان انتشار CO₂ دارند که به ترتیب برابر با ۰/۷۵، ۰/۴۳ و ۰/۵۸ بود. فعالیت های انسانی همواره مصرف انرژی را به دنبال دارد که در پی آن باعث افزایش انتشار کربن دی اکسید می شود. بررسی تغییرات کاربری اراضی نشان دهنده تغییرات قابل توجهی در غلظت کربن دی اکسید از سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ میلادی بوده است. افزایش انتشار کربن دی اکسید به میزان ۲۸/۳۴ درصد در سال ۲۰۲۰ نسبت به سال ۲۰۱۴ نشان دهنده افزایش فعالیت های صنعتی و کشاورزی و وسانات بیشتر در منابع انتشار این گاز است. این روند می تواند ناشی از افزایش جمعیت، توسعه اقتصادی، و تغییرات در سیاست های محیط زیستی باشد. در کل نتایج نشان داد تغییر کاربری زمین های بایر و علفزار به زمین های کشاورزی و مناطق انسان ساخت افزایش انتشار CO₂ را به همراه داشته است.

سپاسگزاری

از دانشگاه شهید چمران اهواز و حمایت مالی معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه شهید چمران اهواز به خاطر حمایت مالی در قالب پژوهانه (SCU.AA98.29747) تشکر و قدردانی می شود.

منابع

- بی نام. (۱۳۷۹). *ترازنامه انرژی*. معاونت امور برق و انرژی، دفتر برنامه ریزی کلان برق و انرژی، وزارت نیرو.
- بی نام. (۱۳۹۹). *ترازنامه انرژی*. معاونت امور برق و انرژی، دفتر برنامه ریزی کلان برق و انرژی، وزارت نیرو.
- شجاعیان، علی؛ مختاری چلچله، صادق؛ کشتکار، لیلا و سلیمانی راد، اسماعیل. (۱۳۹۴). مقایسه کارایی روش های پارامتریک و ناپارامتریک در طبقه بندی پوشش اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره ای لندست ۸ (مطالعه موردی: بخشی از شهرستان دزفول). *اطلاعات جغرافیایی* (سپهر)، ۲۴ (۹۳)، ۵۳-۶۴.
- طاهری دهکردی، علیرضا و ولدانزوج، محمدجواد. (۱۴۰۰). طبقه بندی کاربری اراضی کشاورزی با استفاده از تصاویر ماهواره ای سنتینل و شبکه عصبی پیچشی سه بعدی عمیق (مطالعه موردی: شهر کرد). *تحقیقات آب و خاک / ایران*، ۵۲ (۷)، ۱۹۴۱-۱۹۵۳.

طهماسبی مقدم، حسین؛ قائد رحمتی، صفر و شاهرخی فر، زینب. (۱۳۹۷). ارزیابی تطبیقی گستردگی شهری با تأکید بر تغییرات کاربری اراضی طی دوره زمانی ۲۰۱۶-۱۹۸۷ (مورد شناسی: شهرهای آمل و بابل). *جغرافیا و آمایش شهری منطقه ای*، ۸ (۲۷)، ۱۴۹-۱۶۶.

عبیات، محمد؛ عبیات، مصطفی و عبیات، مرتضی. (۱۴۰۰). مدل سازی روند تغییرات زمانی- مکانی کاربری اراضی و توسعه شهری اهواز مبتنی بر رویکرد آمایشی. *آمایش سرزمین*، ۱ (۱۳)، ۲۱۵-۲۴۵.

فاطمی، سید باقر و رضائی، یوسف. (۱۳۹۶). *مبانی سنجش از دور. انتشارات آزاده. تهران.*

فلاحکار، سامره و حسینی، سید محسن. (۱۳۹۶). پیش‌بینی نقاط داغ انتشار CD ناشی از تغییر کاربری اراضی. *محیط زیست طبیعی*، ۷۰ (۱)، ۱۳۹-۱۴۸.

موسوی، سید مهدی؛ عبادی، حمید و کیانی، عباس. (۱۳۹۸). ارائه روشی بهینه مبتنی بر یادگیری عمیق به منظور طبقه‌بندی طیفی مکانی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا در مناطق نیمه‌شهری. *علوم و فنون نقشه برداری*، ۹ (۲)، ۱۵۱-۱۷۰.

REFERENCES

- Abiyat, M., Abiyat, M., & Abiyat, M. (2021). Modeling the Process of Spatio-Temporal Changes in Land-Use and Urban Development of Ahvaz Based on Spatial Planning Approach. *Town and Country Planning*, 13(1), 215-245. (in Persian).
- Acker, J., Soebiyanto, R., Kiang, R., & Kempler, S. (2014). Use of the NASA Giovanni data system for geospatial public health research: example of weather-influenza connection. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 3(4), 1372-1386. <https://doi.org/10.3390/ijgi3041372>.
- Ahmad, M. N., Shao, Z., & Javed, A. (2023). Modelling land use/land cover (LULC) change dynamics, future prospects, and its environmental impacts based on geospatial data models and remote sensing data. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(12), 32985-33001.
- Ahmad, S., Kaur, N., Badar, M.S., Shakeel, A., & Ahmed, F. (2024). Modeling Land Use and Land Cover Changes and Its Atmospheric Pollutant Concentration in the Coal Mining Area of Ramgarh District of Jharkhand, India, Using Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLPNN). *Environmental Quality Management*, 34(2), 22351.
- Alfiky, A., Kaule, G., & Salheen, M. (2012). Agricultural fragmentation of the Nile Delta; a modeling approach to measuring agricultural land deterioration in Egyptian Nile Delta. *Procedia Environmental Sciences*, 14, 79-97. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2012.03.009>.
- Anonymous. (2000). *Energy Balance of Iran*. Iran Ministry of Energy, Deputy of Electricity and Energy Affairs. (in Persian).
- Anonymous. (2020). *Energy Balance of Iran*. Iran Ministry of Energy, Deputy of Electricity and Energy Affairs. (in Persian).
- Basheer, S., Wang, X., Farooque, A.A., Nawaz, R.A., Pang, T., & Neokye, E.O. (2024). A review of greenhouse gas emissions from agricultural soil. *Sustainability*, 16(11), 4789.
- Bhosle, K., & Musande, V. (2019). Evaluation of deep learning CNN model for land use land cover classification and crop identification using hyperspectral remote sensing images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(11), 1949-1958.
- Carranza-García, M., García-Gutiérrez, J., & Riquelme, J.C. (2019). A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 11(3), 274.
- Chen, D., Lu, X., Hu, W., Zhang, Ch., & Lin, Y. (2021). How urban sprawl influences eco environmental quality: Empirical research in China by using the Spatial Durbin model. *Ecological Indicators*, 131, 108113.
- Chen, Y., Jiang, H., Li, C., Jia, X., & Ghamisi, P. (2016). Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 54(10), 6232-6251.

- Da silva Cruz, J., Cavalcante Blanco, C., de Oliveira Júnior, J. (2022). Modeling of land use and land cover change dynamics for future projection of the Amazon number curve. *Science of The Total Environment*, 811, 152348.
- Dyer, J.A., Kulshreshtha, S.N., McConkey, B.G., & Desjardins, R.L. (2010). An assessment of fossil fuel energy use and CO₂ emissions from farm field operations using a regional level crop and land use database for Canada. *Energy*, 35(5), 2261-2269.
- El-Kawy, O. R., Rød, J. K., Ismail, H. A., & Suliman, A. S. (2011). Land use and land cover change detection in the western Nile delta of Egypt using remote sensing data. *Applied geography*, 31(2), 483-494.
- Falahatkar, S., & Hosseini, M. S. (2017). Predicting CO₂ emission hotspots due to land use change. *Journal of Natural Environment*, 70 (1), 139-148. (in Persian).
- Fatemi, S.B., & Rezaei, Y. (2017). *Principles of Remote Sensing*. Azadeh Publications, Tehran (in Persian)
- Fischedick, M., Roy, J., Acquaye, A., Allwood, J., Ceron, J. P., Geng, Y., ... & Tanaka, K. (2014). Industry In: Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Technical Report.
- Foley, J. A., DeFries, R., Asner, G. P., Barford, C., Bonan, G., Carpenter, S. R., ... & Snyder, P. K. (2005). Global consequences of land use. *science*, 309(5734), 570-574.
- Grecchi, R. C., Gwyn, Q. H. J., Bénié, G. B., Formaggio, A. R., & Fahl, F. C. (2014). Land use and land cover changes in the Brazilian Cerrado: A multidisciplinary approach to assess the impacts of agricultural expansion. *Applied Geography*, 55, 300-312.
- Hoque, M. Z., Islam, I., Ahmed, M., Hasan, S. S., & Prodhan, F. A. (2022). Spatio-temporal changes of land use land cover and ecosystem service values in coastal Bangladesh. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(1), 173-180. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.01.008>.
- Houghton, R. A. (2003). Revised estimates of the annual net flux of carbon to the atmosphere from changes in land use and land management 1850–2000. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 55(2), 378-390. <https://doi.org/10.3402/tellusb.v55i2.16764>.
- Jiang, H., Hu, H., Zhong, R., Xu, J., Xu, J., Huang, J., ... & Lin, T. (2020). A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial data for corn yield estimation: A case study of the US Corn Belt at the county level. *Global change biology*, 26(3), 1754-1766. <https://doi.org/10.1111/gcb.14885>.
- Khachoo, Y.H., Cutugno, M., Robustelli, U., Pugliano, G. (2024). Impact of land use and land cover (LULC) changes on carbon stocks and economic implications in Calabria using Google Earth Engine (GEE). *Sensors*, 24(17), 5836.
- Li, Y., Zhang, H., & Shen, Q. (2017). Spectral–spatial classification of hyperspectral imagery with 3D convolutional neural network. *Remote Sensing*, 9(1), 67.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
- Magazzino, C., Cerulli, G., Shahzad, U., & Khan, S. (2023). The nexus between agricultural land use, urbanization, and greenhouse gas emissions: Novel implications from different stages of income levels. *Atmospheric Pollution Research*, 14(9), 101846.
- Mousavi, S. M., Ebadi, H., & Kiani, A. (2019). Provide an Optimal Deep-network Method for Spectral-spatial Classifying of High Resolution Images. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 9(2), 151-170. (in Persian).
- Murugan, M., Selvaraj, R., & Nagarajan, S. (2022). Assessment of land use land cover change detection in multitemporal satellite images using machine learning algorithms. In *Cognitive Systems and Signal Processing in Image Processing* (pp. 27-45). Academic Press.
- Ramankutty, N., & Foley, J. A. (1999). Estimating historical changes in global land cover: Croplands from 1700 to 1992. *Global biogeochemical cycles*, 13(4), 997-1027.

- Ranjbar, A., Heydarnejad, S., Mousavi, S. H., & Mirzaei, R. (2019). Mapping desertification potential using life cycle assessment method: a case study in Lorestan Province, Iran. *Journal of Arid Land*, 11, 652-663. <https://doi.org/10.1007/s40333-019-0064-z>.
- Rehman, A., Ma, H., Ozturk, I., Murshed, M., & Dagar, V. (2021). The dynamic impacts of CO2 emissions from different sources on Pakistan's economic progress: a roadmap to sustainable development. *Environment, Development and Sustainability*, 23(12), 17857-17880.
- Salem, M., Tsurusaki, N., & Divigalpitiya, P. (2020). Remote sensing-based detection of agricultural land losses around Greater Cairo since the Egyptian revolution of 2011. *Land use policy*, 97, 104744. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104744>.
- Seto, K. C., Güneralp, B., & Hutyrá, L. R. (2012). Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(40), 16083-16088. <https://doi.org/10.1073/pnas.1211658109>.
- Shojaeeian, A., Mokhtari Chelche, S., Keshtkar, L., & Soleymani Rad, E. (2015). Comparing the Performance of Parametric and Nonparametric Methods in Land Cover Classification using Landsat-8 Satellite Images (Case study: A part of Dezful city). *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 24(93), 53-64. (in Persian).
- Taheri Dehkordi, A., & Valadan Zoej, M. J. (2021). Classification of croplands using sentinel-2 satellite images and a novel deep 3D convolutional neural network (case study: Shahrekord). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 52(7), 1941-1953. (in Persian).
- Tahmasebi Moghadam, H., Ghaed Rahmati, S., & Shahrokhi far, Z. (2020). Comparative evaluation of urban sprawl with emphasis on land use changes during the period of 1987-2016 (case study: Amel and Babol cities). *Journal of geography and urban-regional planning*, 27, 149-166. (in Persian).
- Tejaswini, M., Pranuthi, P., Ravichand, S., & Anuradha, T. (2019). Land cover change detection using convolution neural network. In *2019 3rd International conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)* (pp. 791-794). IEEE.
- United Nations. (2018). *World Urbanization Prospects 2018: Highlights*. United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division.
- Wang, J., Bretz, M., Dewan, M. A. A., & Delavar, M. A. (2022). Machine learning in modelling land-use and land cover-change (LULCC): Current status, challenges and prospects. *Science of the Total Environment*, 822, 153559. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153559>.
- Wang, Z.B., Chen, J., Mao, S.C., Han, Y.C., Chen, F., Zhang, L.F., Li, Y.B., & Li, C.D. (2017). Comparison of greenhouse gas emissions of chemical fertilizer types in China's crop production. *Journal of Cleaner Production*, 141, 1267-1274.
- Yang, C., Rottensteiner, F., & Heipke, C. (2018). Classification of land cover and land use based on convolutional neural networks. *ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 4, 251-258.