https://jssr.ui.ac.ir/?lang=en
Journal of Stratigraphy and Sedimentology Researches
E-ISSN: 2423-8007
Vol. 41, Issue 3, No. 100, 2025, 17-40
Received: 18.02.2025 Accepted: 21.04.2025

Research Paper

Preparation of land subsidence susceptibility map using machine learning methods based on decision tree (case study: Isfahan–Borkhar)

Negar Ghasemi
M.Sc. Student in Remote Sensing, Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering & Transportation, University of Isfahan, Isfahan, Iran
negarghasemi652@gmail.com
Iman Khosravi*
Assistant Professor, Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering & Transportation, University of Isfahan, Isfahan, Iran
i.khosravi@cet.ui.ac.ir
Ali Bahrami
Associate Professor, Department of Geology, Faculty of Science, University of Isfahan, Isfahan, Iran
a.bahrami@sci.ui.ac.ir

Abstract
Land subsidence represents a severe environmental hazard, causing significant infrastructure damage and threatening cultural heritage sites. The Isfahan–Borkhar region of central Iran, with its dry climate and diverse topographical conditions, has been highly susceptible to this phenomenon. Using remote sensing techniques, particularly radar interferometry (InSAR), this study investigates subsidence rates over the 2019–2023 period. Advanced machine learning methods, namely Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) are employed to develop a susceptibility map divided into five probability classes: very high, high, medium, low, and very low. The analysis incorporates 145 Sentinel-1 radar satellite images and factors such as elevation, groundwater levels, rock composition, vegetation cover and fault proximity. Among these, RF emerges as the most effective algorithm, achieving a classification accuracy of 95.63%, while XGBoost proved inefficient for certain critical subsidence zones. Results reveal that subsidence risk is concentrated in the central and eastern parts of the region due to excessive groundwater extraction and geological vulnerabilities. Conversely, the western and northwestern areas exhibit lower risk due to stable geological formations and controlled groundwater usage. These findings aim to inform regional planning and subsidence mitigation strategies.
Keywords: Land subsidence, Radar interferometry (InSAR), Machine learning, Isfahan–Borkhar, Sentinel-1, Environmental hazards.

Introduction

Land subsidence, a significant and growing environmental concern, occurs as a result of both natural geological processes and human activities. It is defined as the gradual or sudden sinking of the Earth's surface due to subsurface changes. Globally, subsidence poses a serious threat to infrastructure, ecosystems, water resources, and historical landmarks, making it a critical issue for urban planners, environmental scientists, and policymakers. The drivers of subsidence vary across regions, but in arid and semi-arid regions like central Iran, it is predominantly caused by excessive groundwater extraction.

In recent years, Iran has experienced severe land subsidence, primarily fueled by agricultural overreliance on groundwater resources. Studies estimate that approximately 3.5% of Iran's land area has been affected by subsidence, with some regions showing annual sinking rates of over 10 centimeters. Such rates are alarmingly high and have direct implications for urban development, agriculture, and even national heritage conservation. Isfahan–Borkhar, the focus of this study, stands as a prime example of this hazard due to its unique combination of climatic, geological, and hydrological vulnerabilities.

The rapid urbanization and agricultural intensification in Isfahan–Borkhar have exacerbated the strain on groundwater reserves, leading to widespread subsidence and its associated

*Corresponding author
Ghasemi N. Khosravi I. and Bahrami A. (2025). Preparation of land subsidence susceptibility map using machine learning methods based on decision tree (case study: Isfahan–Borkhar). Journal of Stratigraphy and Sedimentology Researches, 41(3): 17-40. https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

risks. Furthermore, the region's geological context including its proximity to the Qom–Zefreh Fault and the presence of loose alluvial deposits makes it particularly prone to land sinking. While individual studies have explored the impact of factors like groundwater depletion and soil characteristics, comprehensive research that simultaneously examines multiple influencing variables remains limited.

The advancement of remote sensing technologies, particularly radar interferometry (InSAR), has provided researchers with powerful tools for subsidence monitoring. InSAR techniques allow for high-precision measurements of surface deformation across large areas, making them invaluable in understanding and modeling subsidence patterns. When combined with machine learning approaches, these technologies offer even greater potential for developing predictive models and susceptibility maps, enabling proactive risk management. This study aims to bridge the existing research gap by employing a multi-factor approach using machine learning algorithms including Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) to map and analyze the subsidence susceptibility of the Isfahan–Borkhar region. By doing so, it seeks to inform mitigation strategies and contribute to sustainable land and water resource management in one of Iran's most vulnerable areas.

Materials & Methods

Study area: The Isfahan–Borkhar Plain covers an area of approximately 3,743 km² in central Iran, extending across key cities, including Isfahan, Shahin Shahr, and Najafabad. Elevations range from 1,500 to 1,730 meters above sea level, while its dry climate and varied topographical features amplify the region's vulnerability to subsidence. Proximity to critical geological structures, such as the Qom–Zefreh Fault, further complicates the scenario.

Data sources: The study employed 145 ascending Sentinel-1 radar satellite images processed via the SBAS (Small Baseline Subset) technique to derive displacement data between 2019 and 2023. Ancillary datasets included groundwater, geological features, digital elevation models (DEM) and its derivatives, such as slope and aspect, vegetation and land cover maps. All input datasets (as input factors for machine learning algorithms) were co-registered to match the resolution of the InSAR-derived maps (100 meters).

Machine learning algorithms: Three machine learning algorithms including decision tree (DT), random forest (RF) and extreme gradient boosting (XGBoost) were tested. In addition, factors were ranked based on their importance using RF

Discussion of Results & Conclusions

Subsidence measurements: InSAR analysis revealed subsidence rates ranging up to 116.8 mm annually and cumulative displacement reaching 506.29 mm over the five-year period. These values align closely with reports from local monitoring agencies and geological surveys.

Algorithm performance: Among the algorithms tested, RF demonstrated the highest classification accuracy, achieving 95.63%. It successfully mapped five susceptibility classes, including the high-risk "very high subsidence" category. DT produced moderately reliable results, with an accuracy of 90.58%, while XGBoost was the least effective, achieving just 75.42% accuracy and failing to predict high-risk subsidence zones accurately.

Susceptibility mapping: The RF algorithm highlighted central and eastern parts of Isfahan–Borkhar as the most vulnerable to subsidence, driven primarily by excessive groundwater withdrawal and geological factors. The presence of loose, porous sedimentary layers in these areas exacerbates the phenomenon, particularly near the Qom–Zefreh Fault. Conversely, western and northwestern sections showed reduced risk due to stable geological structures composed of shales and limestones with lower porosity.

Field observations confirmed the presence of visible subsidence indicators, including cracks on building walls and soil fractures. These findings emphasize the urgent need for targeted mitigation strategies, such as controlled groundwater extraction and urban planning.

Factor ranking: Elevation emerged as the most critical subsidence predictor, followed by groundwater levels and rock composition. Notably, sedimentary deposits in eastern regions exhibit higher porosity and susceptibility, while western areas resist subsidence due to their geological stability. Vegetation and land cover contributed minimally, reinforcing the predominance of hydrological and geological parameters.

Conclusion: The findings of this study underscore the critical need for a holistic and data-driven approach to understanding and managing land subsidence in regions like Isfahan–Borkhar. By integrating InSAR with advanced machine learning algorithms, this research provides valuable insights into the spatial distribution and key drivers of subsidence susceptibility. It highlights that subsidence in Isfahan–Borkhar is not solely a consequence of groundwater depletion but also strongly influenced by elevation, geological structures, and proximity to fault lines, such as the Qom–Zefreh Fault.

In summary, the integration of advanced remote sensing and machine learning techniques represents a promising pathway for addressing the challenges posed by land subsidence. By shedding light on the factors driving subsidence and providing actionable insights, this study not only contributes to the academic discourse but also supports informed decision-making to safeguard lives, infrastructure, and cultural heritage in one of Iran's most affected regions.

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی
سال چهل و یکم، شماره پیاپی ۱۰۰، شماره سوم ۱٤۰٤، ص ٤۰-۱۷
تاریخ وصول: ۱٤۰۳/۱۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱٤۰٤/۰۲/۰۱

مقاله پژوهشی

تهیهٔ نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم (مطالعهٔ موردی: منطقهٔ اصفهان-برخوار)

نگار قاسمی، کارشناس ارشد سنجش از دور، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکدهٔ عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
negarghasemi652@gmail.com
ایمان خسروی*، استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکدهٔ عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
i.khosravi@cet.ui.ac.ir
علی بهرامی، دانشیار، گروه زمین‌شناسی، دانشکدهٔ علوم، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
a.bahrami@sci.ui.ac.ir

چکیده

فرونشست زمین، یک مخاطرهٔ محیطی است که سبب بروز خسارت‌های زیادی به زیرساخت‌ها و تأسیسات و آثار و بناهای تاریخی شده است. منطقهٔ اصفهان-برخوار نیز به‌دلیل دارابودن آب و هوای خشک و همچنین به‌لحاظ وضعیت توپوگرافی خاص، با پستی و بلندی‌های متنوع، از این مخاطره در امان نبوده است. در چند سال اخیر، استفاده از تکنیک سنجش از دور و به‌طور ویژه، روش تداخل‌سنجی راداری (InSAR)، برای تخمین نرخ فرونشست زمین در میان پژوهشگران علوم زمین، رواج پیدا کرده است. تاکنون تأثیر عوامل مختلفی همچون سطح آب زیرزمینی، ارتفاع منطقه و جنس خاک، بر فرونشست زمین در مطالعات گزارش شده است. با این حال، مطالعات کمی، حساسیت فرونشست زمین را براساس این عوامل با روش‌های یادگیری ماشین مدل‌سازی کرده‌اند بنابراین در این پژوهش با اتکا به روش‌های یادگیری ماشین تصمیم، ازجمله درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و بوستینگ گرادیان شدید (XGBoost)، نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان-برخوار در ۵ کلاس (احتمال فرونشست بسیار زیاد، زیاد، متوسط، کم و بسیار کم) مدل‌سازی شد. روش InSAR در این پژوهش، تکنیک طول خط مبنای کوتاه (SBAS) بود که از ۱٤۵ تصویر صعودی ماهوارهٔ راداری سنتینل-۱، برای محاسبهٔ نرخ فرونشست زمین، در بازهٔ زمانی ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ میلادی استفاده شد. همچنین در این پژوهش، تأثیر عوامل متعدد دیگری همچون وضعیت توپوگرافی (ارتفاع، شیب، جهت شیب و رطوبت توپوگرافی)، عوامل زمین‌شناسی (فاصله از گسل قم-زفره و جنس سنگ)، وضعیت پوشش زمینی (پوشش گیاهی و پوشش کاربری زمینی) و افت سطح آب زیرزمینی، در مدل‌سازی حساسیت فرونشست زمین بررسی شد. نتایج، نشان داد در بازهٔ زمانی مذکور، مقدار نرخ جابه‌جایی بیشینه ۱۱٦/۸ میلی‌متر در سال و مقدار تجمعی ۵۰٦/۲۹ میلی‌متر (با خطای جذر میانگین مربعات حدود ۱۲ میلی‌متر در سال و میانگین خطای مطلق حدود ۱۰ میلی‌متر در سال) در این منطقه بود. همچنین دقت کلی نقشه‌های حاصل از روش‌های یادگیری ماشین، به ترتیب برابر با ۷۵/٤۲، ۹۰/۵۸ و ۹۵/٦۳درصد برای الگوریتم‌های XGBoost (ناکارآمدترین الگوریتم)، DT و RF (کارآمدترین الگوریتم) ارزیابی شد. براساس رتبه‌بندی حاصل از الگوریتم RF، ارتفاع، سطح آب زیرزمینی، جنس سنگ و فاصله از گسل قم-زفره، مهم‌ترین عوامل و پوشش گیاهی و پوشش زمینی، کم‌اهمیت‌ترین عوامل مؤثر در فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان-برخوار شناخته شدند. علاوه بر این، مطابق با بهترین نقشه، یعنی نقشهٔ حاصل از الگوریتم RF، بیشترین احتمال فرونشست زمین در بخش‌های مرکزی و شرقی منطقه و کمترین احتمال فرونشست زمین، در بخش‌های غربی، شمال غربی و همچنین قسمت‌هایی از شمال شرقی منطقهٔ اصفهان-برخوار مشاهده شد.

واژه‌های کلیدی: فرونشست زمین، تداخل‌سنجی راداری (InSAR)، یادگیری ماشین، منطقهٔ اصفهان-برخوار، ماهوارهٔ راداری سنتینل-۱.

* نویسنده مسئول

قاسمی، نگار.، خسروی، ایمان و بهرامی، علی. (۱٤۰٤). تهیهٔ نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم (مطالعهٔ موردی: منطقهٔ اصفهان-برخوار). پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی، ٤۱(۳): ۱۷-٤۰. https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

مقدمه

بشر همواره در تلاش برای بررسی و پیش‌بینی رخداد مخاطرات محیطی است که جوامع و سازه‌های او را تهدید می‌کند. فرونشست زمین یکی از اتفاقاتی است که در چند سال اخیر، بسیاری از نقاط ایران را تهدید کرده است. این پدیده یک مخاطرهٔ محیطی است که درواقع با ریزش ناگهانی و یا نشست سطح زمین به‌سمت پایین همراه است (Rock 1988). عوامل متعددی در ایجاد این پدیده، دخالت دارد؛ اما در ایران، برداشت بیش از حد مجاز از منابع آب زیرزمینی (آبخوان)، عامل اصلی ایجاد فرونشست زمین در بیشتر دشت‌هاست (Haghshenas Haghighi and Motagh 2024). کشاورزی استفاده‌کنندهٔ اصلی آب‌های زیرزمینی است و تقریباً نیمی از کل هدررفت سالانهٔ آب زیرزمینی را به خود اختصاص می‌دهد که بیشتر از ۸٤۰ میلیون متر مکعب است؛ در حالی که کمتر از ٤درصد فرونشست زمین در مناطق مسکونی رخ می‌دهد و این امر، نقش مهم کشاورزی را در تخلیهٔ آب زیرزمینی و درنهایت ایجاد فرونشست زمین نشان می‌دهد (Haghshenas Haghighi and Motagh 2024).

پدیدهٔ فرونشست زمین، یک رخداد طبیعی و نتیجهٔ فعالیت‌های انسانی است که آسیب‌های درخور توجهی را به زیرساخت‌ها، منابع آبی و محیط‌زیست وارد می‌کند. این پدیده به دلایل مختلفی ازجمله کاهش سطح آب‌های زیرزمینی، فعالیت‌های معدنی و تغییرات اقلیمی رخ می‌دهد. فرونشست زمین، تأثیر منفی بر کیفیت و سطح آب‌های زیرزمینی دارد. Ha et al. (2023) نشان دادند که فرونشست در مناطق کشاورزی چین، به کاهش کیفیت آب و آسیب به منابع آبی منجر می‌شود. زمانی که منابع آب زیرزمینی شیرین تخلیه می‌شوند، بازسازی آنها آسان نیست. علاوه بر این، نبود منابع آبی جایگزین، فشار بیشتری را بر وضعیت آب‌های زیرزمینی وارد می‌کند و به کاهش چشمگیر سطح آب‌های زیرزمینی منجر می‌شود (Ha et al. 2023).

فرونشست زمین، یک مخاطرهٔ محیطی و درواقع نشست سطح زمین به‌سمت پایین است (Rock 1988). به‌طور دقیق‌تر، فرونشست زمین از به هم خوردن تعادل بین فشارهای هدایت‌شده به‌سمت پایین و یا کاهش مقاومت درونی مواد و یا ترکیبی از هر دو حالت ناشی می‌شود (Rajabi et al. 2023). این پدیده در اوایل قرن بیستم میلادی، در کشورهای توسعه‌یافته‌ای همچون آمریکا، به‌دلیل بهره‌برداری بیش از حد از آب‌های زیرزمینی روی داد. در کشور ما نیز بهره‌برداری از قنات، سدهای زیرزمینی، بند و آب‌بند و سدسازی‌های بی‌رویه، باعث حرکت‌نکردن آب در رودخانه و تغذیه‌نشدن آبخوان‌ها و متعاقباً وقوع فرونشست زمین شده است؛ بنابراین، پایش این پدیده برای سازمان‌های مدیریت بحران، اهمیت زیادی دارد.

تاکنون سه روش برای مطالعه و پایش فرونشست زمین استفاده شده است: روش زیرسطحی[1]، روش‌های زمین‌پایه[2] و روش‌های سنجش از دوری[3] (Shirani and Pasandi 2024a). در روش زیرسطحی، زمین با استفاده از سنجنده‌هایی محاسبه می‌شود که در زیر سطح زمین نصب شده است. این روش ضمن داشتن هزینه‌های بالا، نیازمند پردازش‌های پیچیدهٔ داده‌ای و برای پایش مناطق کوچک مناسب است (Athari et al. 2022). در روش‌های زمین‌پایه، داده‌ها با استفاده از دستگاه‌هایی جمع‌آوری می‌شود که با سطح زمین در ارتباط مستقیم است. از مهم‌ترین روش‌های زمین‌پایه، روش سیستم تعیین موقعیت جهانی[4] (GPS)، روش ترازیابی دقیق و روش لیزر اسکنر زمینی[5] (TLS) است. این روش‌ها دقت بالایی دارند؛ اما با این حال، به‌دلیل برداشت محدود و سرعت پایین، استفاده از آنها برای پایش فرونشست زمین در مناطق وسیع، مقرون به صرفه نیست (Asgari et al. 2024). در روش سنجش از دور، عمدتاً از تکنیک تداخل‌سنجی تصاویر راداری[6]

[1] Subsidence
[2] Ground Based
[3] Remote Sensing
[4] Global Positioning System
[5] Terrestrial Laser Scanning
[6] Interferometric Synthetic Aperture Radar

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

(InSAR) بهره گرفته می‌شود. این روش از اختلاف فاز دو تصویر راداری بهره می‌گیرد و بسیار مناسب است؛ زیرا تغییرات سطحی را به‌صورت پیوسته پایش می‌کند و همچنین عاری از تأثیر شرایط آب و هوایی و پوشش ابری است (Bokhari et al. 2023)؛ ضمن آنکه، قابلیت پوشش محدودهٔ وسیعی را در بازهٔ زمانی کوتاه و با دقت بالا داراست. تکنیک تداخل‌سنجی تصاویر راداری به سه شیوهٔ تداخل‌سنجی راداری زیرمجموعه خط پایهٔ کوچک[1] (SBAS)، تداخل‌سنجی راداری تفاضلی[2] (DInSAR) و تداخل‌سنجی راداری با پراکنشگرهای دائمی[3] (PSInSAR) انجام می‌شود (Khorrami et al. 2020).

ماهواره‌های راداری که تاکنون برای بررسی فرونشست زمین در مطالعات استفاده شده است، شامل ماهواره‌های اروپایی انوی‌ست[4]، ای آر اس[5]-۱ و -۲، ماهواره‌های کانادایی رادارسات[6]-۱ و -۲ و ماهواره‌های ژاپنی جی ای آر اس[7] و آلوس[8] است (Salehi et al. 2013; Shirani et al. 2021; Shirani and Pasandi 2024a). در میان این ماهواره‌ها، انوی‌ست و ای آر اس، کشور ایران را به‌طور مطلوبی پوشش می‌دهند؛ اما با این حال، حد تفکیک مکانی این سنجنده‌ها نزدیک به ۳۰ متر است که در دستهٔ سنجنده‌های با حد تفکیک متوسط قرار می‌گیرد. در چند سال اخیر، استفاده از ماهوارهٔ سنتینل-۱ برای بررسی، مطالعه و برآورد نرخ فرونشست زمین، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است (Motagh et al. 2008; Shirani et al. 2021; Athari et al. 2022). ماهوارهٔ سنتینل-۱ دارای دو نسخهٔ A و B است که به ترتیب در آوریل ۲۰۱۴ و ۲۰۱۶ مأموریت خود را آغاز کرد و قادر است تصویربرداری کاملی را از سطح زمین، با حد تفکیک مکانی ۵ در ۲۰ متر طی ۶ تا ۱۲ روز انجام دهد. این قابلیت در کنار دسترسی رایگان به داده‌ها، باعث جذاب‌ترشدن این ماهواره برای بررسی فرونشست زمین در مقیاس محلی شده است. این پژوهش نیز قصد دارد تا به کمک سری زمانی تصاویر این ماهواره، فرونشست زمین را بررسی کند.

عوامل متعددی باعث فرونشست زمین می‌شود؛ اما با این حال، برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی، یکی از مهم‌ترین عوامل است. در شهرها به‌دلیل تراکم جمعیت و در روستاها به‌دلیل استفاده از چاه‌ها، میزان برداشت آب‌های زیرزمینی در حال افزایش است که درنتیجه، باعث فرونشست زمین می‌شود (Tourani et al. 2018). کاهش بارندگی و خشک‌سالی موجب برداشت بی‌رویه از چاه‌های موجود و درنتیجه پایین‌رفتن سطح آب زیرزمینی در منطقه و تداوم این روند، باعث ایجاد فرونشست می‌شود. به‌دنبال تغییرات اقلیمی و گرم‌شدن زمین، آب اقیانوس‌ها افزایش حجم می‌یابد و موجب فرونشست در ساحل‌ها می‌شود و درنتیجه، باعث آسیب به زیرساخت‌های ساحلی، تجهیزات نفتی و گازی و همچنین انقراض بسیاری از گونه‌های جانوری و گیاهی در این مناطق می‌شود که برای تعمیر و بازسازی آنها، به سرمایه‌های بسیاری نیاز است. این پدیده در بخش کشاورزی به‌واسطهٔ آبیاری و الگوی کشت نادرست ایجاد و گسترش می‌یابد که این تهدید جدی برای کشورهای در حال توسعه ازجمله ایران است. ماهیت وقوع این پدیده، به‌صورت تدریجی است (Bokhari et al. 2023).

ممکن است در بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، ساختار زمین‌شناسی نیز تأثیرگذار باشد (Motagh et al. 2008)؛ بنابراین، بررسی ساختار زمین نیز اهمیت دارد و خطر فرونشست با توجه به نوع سنگ در نقشه‌های زمین‌شناسی، تشخیص‌دادنی است. علاوه بر عوامل زمین‌شناسی، عوامل دیگری با میزان سهم متفاوت، در ایجاد فرونشست زمین تأثیرگذارند؛ برای مثال، سطح آب زیرزمینی، ضخامت نهشتهٔ

[1] Small Baseline Subset
[2] Differential Interferometric Synthetic Aperture Radar
[3] Premanent Scatterer Interferometric Side Aperture Radar
[4] ENVISAT
[5] ERS
[6] RADARSAT
[7] JERS
[8] ALOS

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

کواترنری، توسعه و ساخت‌وساز[1] (IBI) شهری (Shi et al. 2020)، استخراج مواد معدنی از زیرزمین (Ghorbanzadeh et al. 2020)، ارتفاع، شیب، جهت شیب، پوشش گیاهی، فاصله تا رودخانه و فاصله تا گسل از عواملی‌اند که بر فرونشست زمین تأثیرگذارند (Eghrari et al. 2023). مطالعات پیشین، تنها تأثیر یک یا چند عامل را بر فرونشست زمین بررسی کرده‌اند؛ در حالی که مطالعات لندکی، تأثیر هم‌زمان تمامی این عوامل را در کنار یکدیگر بررسی کرده‌اند.

این پژوهش با هدف بررسی میزان فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار و شناسایی عوامل زمین‌شناسی مؤثر بر آن، از روش تداخل‌سنجی راداری همراه با تحلیل سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای سنتینل–۱ استفاده می‌کند. در این مطالعه، داده‌های مربوط به بازهٔ زمانی پنج سالهٔ اخیر (از سال ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ میلادی) بررسی شده‌اند. روش تداخل‌سنجی راداری نه‌تنها امکان محاسبهٔ دقیق نرخ فرونشست زمین را فراهم می‌کند، با تحلیل سری زمانی داده‌های سنتینل–۱، روند تغییرات مکانی و زمانی آن را نیز شفاف‌سازی می‌کند. این رویکرد، علاوه بر تعیین شدت و الگوی فرونشست زمین، عوامل زمین‌شناسی نظیر نوع خاک، سطح آب زیرزمینی و ساختار زمین‌شناسی منطقه را شناسایی و درک می‌کند تا ارتباط میان این عوامل و نرخ فرونشست زمین به‌طور دقیق‌تری بررسی شود.

پیشینهٔ پژوهش

مطالعات پیشین دربارهٔ بررسی و پایش فرونشست زمین، به دو دسته تقسیم می‌شود: مطالعاتی که با روش‌های سنتی و روش‌های یادگیری ماشین، پایش فرونشست زمین را بررسی کرده‌اند. در ادامه، به برخی از این پژوهش‌ها اشاره می‌شود.

در پژوهش Tourani et al. (2018)، فرونشست زمین در استان گلستان با استفاده از تصاویر انوی‌ست در بازهٔ زمانی ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ بررسی و تخمین شد. نتایج نشان داد که عوامل طبیعی در کنترل روند محدودهٔ فرونشست زمین تأثیر دارد و همچنین با بررسی روند و نوع شکستگی‌ها و شکاف‌های موجود در زمین و سازه‌ها، ارتباط بین فرونشست و عوامل ساختاری پیدا می‌شود. میزان فرونشست در این منطقه ٤/٨ سانتی‌متر گزارش شد (Tourani et al. 2018). پژوهش دیگری نیز با استفاده از پارامترهای فاصله از گسل، انحنای پلان، انحنای پروفیل، شاخص رطوبت توپوگرافی، ارتفاع، زاویهٔ شیب، پوشش زمینی، جهت شیب، فاصله از رودخانه و سنگ‌شناسی و همچنین استفاده از روش جنگل تصادفی[2] (RF)، نقشهٔ فرونشست زمین و اولویت‌بندی پارامترهای مؤثر بر آن را در دشت سمنان ارائه کرد. در این پژوهش، طبقه‌بندی با دقت کلی ۰/۷۷ انجام و مشخص شد که ارتفاع، زاویهٔ شیب، پوشش زمینی و سطح آب بیشترین تأثیر را بر وقوع فرونشست زمین دارند (Mohammady et al. 2019). Khorrami et al. (2020) ، با استفاده از ٦٩ تصویر ماهوارهٔ سنتینل–۱، در بازهٔ زمانی ۲۰۱٤ تا ۲۰۱۷ و همچنین با استفاده از داده‌های پیزومتری و اطلاعات ژئوتکنیکی با روش PSInSAR، فرونشست زمین را در شهر مشهد مطالعه کردند. نتایج نشان داد که در نواحی شمال و شمال غرب شهر مشهد، حدود ١٤ سانتی‌متر در سال فرونشست زمین رخ داده است (Khorrami et al. 2020). Ghorbanzadeh et al. (2020)، فرونشست زمین را در شهرستان آمل با استفاده از تکنیک DInSAR اندازه‌گیری کردند. فاکتورهای مطالعه‌شده در این پژوهش، سطح آب زیرزمینی، شیب، ارتفاع، فاصله تا شهر، تراکم چاه‌ها، بارندگی، کاربری زمین و سنگ‌شناسی بود. در این پژوهش، از ترکیب قوانین فازی و شبکهٔ عصبی مصنوعی[3] (ANN) استفاده و باعث شد تا پردازش‌ها کمتر به تصمیمات و دانش تخصصی کاربر وابسته باشد. در این تحقیق از شش تابع عضویت استفاده شده است که بالاترین دقت را تابع گوسین با دقت

[1] Index-Based Built-Up Index
[2] Random Forest
[3] Artificial Neural Network

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

۸٤ درصد به‌دست آورد (Ghorbanzadeh et al. 2020). Shi et al. (2020) با بررسی فاکتورهای مؤثر بر فرونشست زمین، ازجمله استخراج آب‌های زیرزمینی، ضخامت رسوب‌گذاری کوارتنری و توسعهٔ شهر و ساخت‌وساز بر مبنای شاخص ساخته‌شدهٔ مستخرج از تصاویر ماهوارهٔ لندست[1]-۸، میزان فرونشست زمین را بررسی کردند. این مطالعه با روش PSInSAR از سری زمانی تصاویر سنتینل-۱، روند فرونشست زمین را ارزیابی و با استفاده از روش بوستینگ گرادیان شدید[2] (XGBoost) بر مبنای فاکتورها، فرونشست زمین را پیش‌بینی کرد. روش XGBoost دارای دقت ۰/۹٤ بود. همچنین مشخص شد که تغییرات چاه‌های پیزومتری، شاخص گیاهی تفاضلی نرمالیزه‌شده[3] (NDVI) و ارتفاع، بیشترین تأثیر و تغییرات جهت شیب، انحنای پلان، شاخص رطوبت توپوگرافی، فاصله از رودخانه و پوشش زمینی، کمترین تأثیر را بر وقوع فرونشست زمین داشتند (Shi et al. 2020). در پژوهش Athari et al. (2022)، با استفاده از پارامترهای ارتفاع، شیب زمین و تغییرات تراز سطح آب و همچنین با ترکیب تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۱ و استفاده از GPS، برداشت تعداد ۱٤٤ نمونهٔ تصادفی از مناطق دارای فرونشست زمین و مناطق فاقد فرونشست زمین در شهر میناب بررسی شد. نتایج محاسبهٔ فرونشست زمین نشان داد که بیشترین فرونشست زمین در مناطقی رخ داده است که بیشترین افت سطح آب زیرزمینی وجود داشته است. این میزان برابر با ۱۳ سانتی‌متر در سال گزارش شد (Athari et al. 2022). Wang et al. (2022) فرونشست زمین را از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۸، با تکنیک SBAS در دشت ووهان چین بررسی کردند. ایشان مقدار فرونشست زمین را از ٤۲/۸۵- میلی‌متر تا ۲۹/۹۸ میلی‌متر در سال تخمین زدند. همچنین در این پژوهش با استفاده از رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی، مشاهده شد که بین فرونشست زمین و شهرنشینی رابطهٔ مستقیم برقرار است (Wang et al. 2022). پژوهش Liu et al. (2023)، فرونشست زمین را با تکنیک PSInSAR در دلتای رودخانه‌ای در چین بررسی کرد. در این پژوهش، از ٦۷ تصویر سنتینل-۱ در بازهٔ زمانی ۲۰۱٦ تا ۲۰۲۱ استفاده شد. تغییر شکل عمودی مشاهده‌شده برابر با ۷۰- میلی‌متر تا ۱۰ میلی‌متر در سال بود. همچنین مشاهده شد که بیشترین فرونشست زمین در نهشته‌های کواترنری رخ می‌دهد. ضمناً بیشترین میزان فرونشست زمین در اراضی با کاربری آبزی‌پروری، زمین شهری و درنهایت زمین کشاورزی بود. مهم‌ترین عوامل مؤثر بر فرونشست زمین در این پژوهش، ضخامت خاک نرم، ارتفاع، بهره‌برداری از آب‌های زیرزمینی، سنگ‌شناسی و نوع پوشش زمین بود (Liu et al. 2023). در پژوهش Gharechaee et al. (2023)، نقشهٔ پیش‌بینی فرونشست زمین با استفاده از تکنیک InSAR و روش RF در منطقهٔ نیمه‌خشک ایران تهیه شد. نتایج نشان داد که علت اصلی فرونشست زمین در منطقهٔ مطالعه‌شده، به‌دلیل برداشت آب‌های زیرزمینی نبود، بلکه فاصله تا سد، گسل و معدن، مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر فرونشست زمین بودند (Gharechaee et al. 2023). در پژوهش Lee et al. (2023)، علت اصلی فرونشست زمین در مناطق شهری کرهٔ جنوبی، حفره‌های موجود در زمین گزارش شد. در این پژوهش، شش خط شهری زیرزمینی، یعنی تأمین آب، فاضلاب، برق، گاز، گرمایش و ارتباطات بررسی و با الگوریتم‌های XGBoost و RF ، سطوح خطای فرونشست زمین طبقه‌بندی شد که در نتیجهٔ بهترین عملکرد، با استفاده از مدل XGBoost به دست آمد (Lee et al. 2023). Xu et al. (2023) ، فرونشست زمین را با روش SBAS از سال ۲۰۱٤ تا ۲۰۲۱ در یک شهر شمالی چین بررسی کردند که نتایج نشان داد نرخ سالانهٔ فرونشست زمین از ۱۸/۷٤- میلی‌متر تا ۱۲/۷۸ میلی‌متر بود. فاکتورهای

[1] LANDSAT
[2] EXtreme Gradient Boosting
[3] Normalized Difference Vegetation Index

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

مؤثر بر فرونشست زمین در این مطالعه، استخراج آب‌های زیرزمینی، بارش، توزیع گسل‌ها، ساختمان‌های مرتفع، فاصله تا رودخانه و نوع سنگ منطقه بود. در این مطالعه، تعداد ۵۱۱۶۳ ساختمان در منطقهٔ بسیار پرخطر بود که ٤٤/٥٧درصد مرتبط با خانه‌های آجری و چوبی، ٥١/٣٦درصد مربوط به خانه‌های قدیمی و ٥٢/٧٨درصد مربوط به ساختمان‌های بلند بود (Xu et al. 2023). در پژوهش Ashouri et al. (2024)، با استفاده از هفت عامل مؤثر بر فرونشست زمین، شامل نوع خاک زیرسطحی، کاربری زمین، برداشت، تغذیه، ضخامت آبخوان، فاصله از گسل و کاهش سطح آب زیرزمینی و سه مدل بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگوریتم ژنتیک و ترکیب این دو مدل، فرونشست زمین در دشت دامغان تخمین شد. در مقایسهٔ بین این سه مدل، مدل ترکیب بهینه‌سازی ازدحام ذرات و ژنتیک با کمترین مقدار خطای RMSE (۱.۱۱ سانتی‌متر) و بالاترین مقدار ضریب تعیین (۰.۹۱)، عملکرد بهتری نسبت‌به دو مدل دیگر ارائه داد (Ashouri et al. 2024). Hu et al. (2024) فرونشست زمین را در منطقهٔ دچنگ بین سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۵ شبیه‌سازی و پیش‌بینی کردند. با ترکیب داده‌های هیدروژئولوژیکی و آب‌های زیرزمینی، یک مدل سه‌بعدی جریان آب زیرزمینی و مدل فشردگی یک‌بعدی ازطریق شبیه‌سازی عددی توسعه داده شد. همچنین دادهٔ فرونشست زمین به دست آمده از روش PSInSAR بین سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۱ نیز، برای اعتبارسنجی مدل به کار رفت. حداکثر فرونشست تجمعی در این منطقه، برابر با ۱۳۷ میلی‌متر به دست آمد. همچنین روند فرونشست زمین تحت سناریوهای مختلف بهره‌برداری از آب زیرزمینی تا سال ۲۰۲۵، پیش‌بینی و تحلیل شد. نتایج نشان داد که کاهش ۳۰درصدی در بهره‌برداری از آب زیرزمینی، یک اقدام منطقی برای کاهش فرونشست زمین است و نرخ فرونشست زمین را تا سال ۲۰۲۵، به ۳۳ میلی‌متر در سال خواهد رساند (Hu et al. 2024). Du et al. (2024)، فرونشست زمین ناشی از استخراج آب‌های زیرزمینی را پیش‌بینی کردند. با استفاده از یک مدل سه‌بعدی فرونشست زمین در شهر یانچنگ از سال ۲۰۲۱ تا ۲۰۳۰، پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد که با افزایش سطح آب در برخی مناطق، بازگشت سطح زمینی اتفاق می‌افتد. بیشترین بازگشت زمین ۸۱.۵، میلی‌متر بوده است. در مناطقی که بارهای ساختمانی زیاد است، میزان بازگشت زمین کم بوده است (Du et al. 2024). در جدیدترین پژوهش Haghshenas Haghighi & Motagh (2024)، تأثیر تخلیهٔ آبخوان در فرونشست زمین در کشور ایران بررسی شد که از داده‌های ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی ۱۰۰ متر در طی سال‌های ۲۰۱٤ تا ۲۰۲۰ استفاده شد. نتایج نشان داد که ٥٦۰۰۰ کیلومتر مربع معادل ۳.٥درصد از مساحت کشور تحت تأثیر فرونشست زمین قرار دارد. ۳۰۰۰ کیلومتر مربع از مناطق، نرخ فرونشست سالانهٔ بیش از ۱۰ سانتی‌متر را دارد. در برخی مناطق، فرونشست زمین بیش از ۳٥ سانتی‌متر در سال وجود دارد. نتایج نشان می‌دهد سالانه ۱.۷ میلیارد متر مکعب از آبخوان‌های محصور و نیمه‌محصور برداشت می‌شود (Haghshenas Haghighi and Motagh 2024).

علاوه بر مطالعات بالا، در چند سال اخیر، چندین پژوهش با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دوری، فرونشست زمین را در استان اصفهان بررسی کردند و تخمین زدند.

Ghazifard et al. (2017)، علل فرونشست زمین را در شهر دامنه بررسی کردند. بیشترین نرخ فرونشست زمین در شمال شهر دامنه با مشخصات رسوبات ریزدانه‌ای اتفاق افتاده بود. همچنین میزان فرونشست زمین بین سال‌های ۲۰۰٥ تا ۲۰۱۲ برابر با ٦.۷ تا ۷ سانتی‌متر در سال تخمین زده شد. نتایج این مطالعه نشان داد کاهش سطح آب زیرزمینی و ضخامت رسوبات، از عوامل مهم فرونشست زمین‌اند (Ghazifard et al. 2017). در یک پژوهش دیگر، نتایج نشان داد کاهش ٥۰درصدی برداشت آب، به پایداری آبخوان منطقهٔ اصفهان-برخوار کمک می‌کند. همچنین تغییر روش آبیاری از سطحی به قطره‌ای، مصرف آب کشاورزی را تا ٤۰درصد کاهش می‌دهد (Ostad Ali Askari et al. 2019). Goorabi et al. (2020)،

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

از تکنیک PS-InSAR برای پایش فرونشست زمین در شهر اصفهان استفاده کردند. نتایج نشان داد که فرونشست زمین در بازهٔ زمانی ۲۰۱٤ تا ۲۰۱۹ در این منطقه، برابر با ۵ تا ۱۰۰ میلی‌متر بود. همچنین الگوی فرونشست زمین در این منطقه، از جنوب به شمال و شرق اصفهان بود (Goorabi et al. 2020). Tadayon (2022) در پژوهش خود، گسل‌های سطحی اصلی و گسل‌های پی‌سنگی را در ناحیهٔ شهری اصفهان شناسایی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که بین امتداد گسل‌های سطحی و پی‌سنگی با الگوی فرونشست زمین در منطقهٔ شهری اصفهان، تطابق وجود دارد. همچنین برداشت کنترل‌نشدهٔ آب زیرسطحی و جریان‌نداشتن رودخانهٔ زاینده‌رود در حوضهٔ زاینده‌رود، دلیل اصلی فرونشست زمین در محدودهٔ شهری اصفهان معرفی شد (Tadayon 2022). در پژوهش جدید دیگری، Rafiee et al. (2022) میزان فرونشست زمین را در دشت برخوار در سال‌های ۲۰۱٤ تا ۲۰۱۷ بررسی کردند. میزان فرونشست زمین در این سال‌ها برابر با ۱۱ سانتی متر در سال محاسبه شد. همچنین در این پژوهش، میزان فرونشست در مناطق با پوشش گیاهی متراکم با روش ANN تخمین زده شد که دقت بالایی داشت (۹۱٪). مطابق با این پژوهش، کاهش سطح آب زیرزمینی و درصد رسوبات ریزدانه، ازجمله مؤثرترین پارامترها در وقوع فرونشست زمین معرفی شد (Rafiee et al. 2022). Shirani & Pasandi (2024b) نیز با همین تکنیک، خطر فرونشست زمین را در حوضه‌های آبریز استان اصفهان، بین سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱٤۰۲ ارزیابی و پهنه‌بندی کردند. ایشان مقدار تجمعی فرونشست زمین را در حوضه‌های آبریز اصفهان-برخوار و مهیار جنوبی را تا ۵۵ سانتی‌متر گزارش کردند. نرخ سالیانهٔ فرونشست نیز در همین مناطق، به مقدار بیشینهٔ ٦۰ میلی‌متر در سال رسید (Shirani and Pasandi 2024b).

مروری بر مطالعات پیشین، ضمن تأکید بر اهمیت و ضرورت بررسی میزان فرونشست زمین و عوامل مؤثر بر آن در منطقهٔ اصفهان-برخوار، منطقه‌ای که به‌شدت مستعد فرونشت در کشور ایران است، نشان می‌دهد که فرونشست زمین پدیده‌ای پیچیده و چندعاملی است و تحت تأثیر عوامل مختلفی ازجمله تغییرات سطح آب زیرزمینی، ویژگی‌های زمین‌شناسی، ساختارهای طبیعی و انسانی، پوشش زمینی و نوع خاک قرار دارد؛ بنابراین، پهنه‌بندی مناطق آسیب‌پذیر فرونشست زمین منطقهٔ اصفهان-برخوار در سطوح مختلف حساسیت (از بسیار کم تا بسیار زیاد)، با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، از اهمیت و ضرورت بالایی برخوردار است. بی‌شک اتکا به این پهنه‌بندی، در تصمیمات کلان ساخت‌وساز و برنامه‌ریزی شهری مؤثر است؛ بنابراین، این پژوهش سعی دارد تا با بررسی این موضوع -که در مطالعات پیشین کمتر به آن عنایت شده است- و با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم، همچون RF و XGBoost، فرونشست زمین را در این منطقه، با اتکا به عوامل مختلف همانند وضعیت توپوگرافی (ارتفاع، شیب، جهت شیب و رطوبت توپوگرافی)، عوامل زمین‌شناسی (فاصله از گسل قم-زفره و جنس سنگ)، وضعیت پوشش زمینی (پوشش گیاهی و پوشش کاربری زمینی) و افت سطح آب زیرزمینی، مدل‌سازی کند.

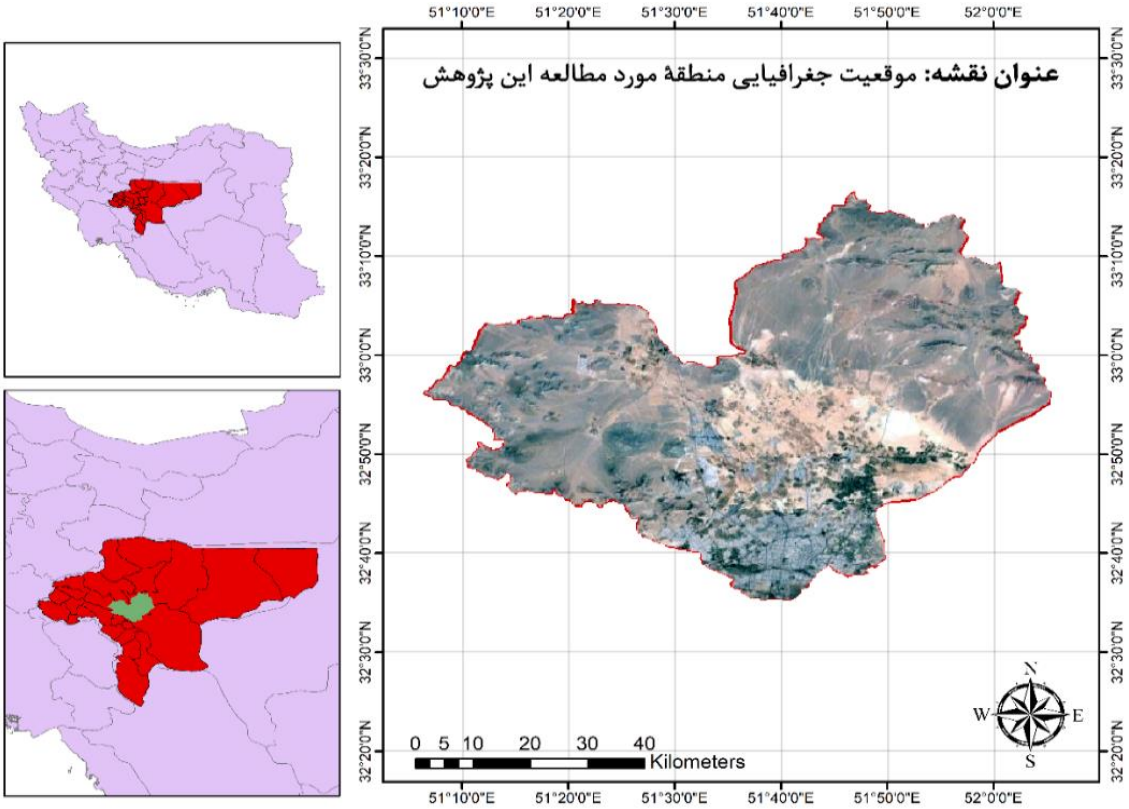
ابزار و روش‌ها

منطقهٔ مطالعه‌شده

منطقهٔ مطالعه‌شده در این پژوهش، منطقهٔ اصفهان-برخوار است که در ناحیهٔ مرکزی ایران و در طول جغرافیایی ۵۱ درجه و ۹ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۱۰ دقیقهٔ شرقی و عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۲۷ دقیقهٔ شمالی واقع شده است. وسعت این منطقه ۳۷٤۳ کیلومتر مربع و ارتفاع آن از سطح دریا بین ۱۵۰۰ تا ۱۷۳۰ متر متغیر است. منطقهٔ اصفهان-برخوار، شهرهای اصفهان، برخوار، شاهین‌شهر و میمه، نجف‌آباد، اردستان، تیران و خمینی‌شهر و بخشی از

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

نطنز را پوشش می‌دهد (Rafiee et al. 2022). موقعیت مکانی این منطقه، در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- منطقهٔ مطالعه‌شده در این پژوهش: منطقهٔ اصفهان-برخوار (Source: Authors 2025)

Fig 1- Study area in this research: Isfahan-Borkhar Plain (Source: Authors 2025).

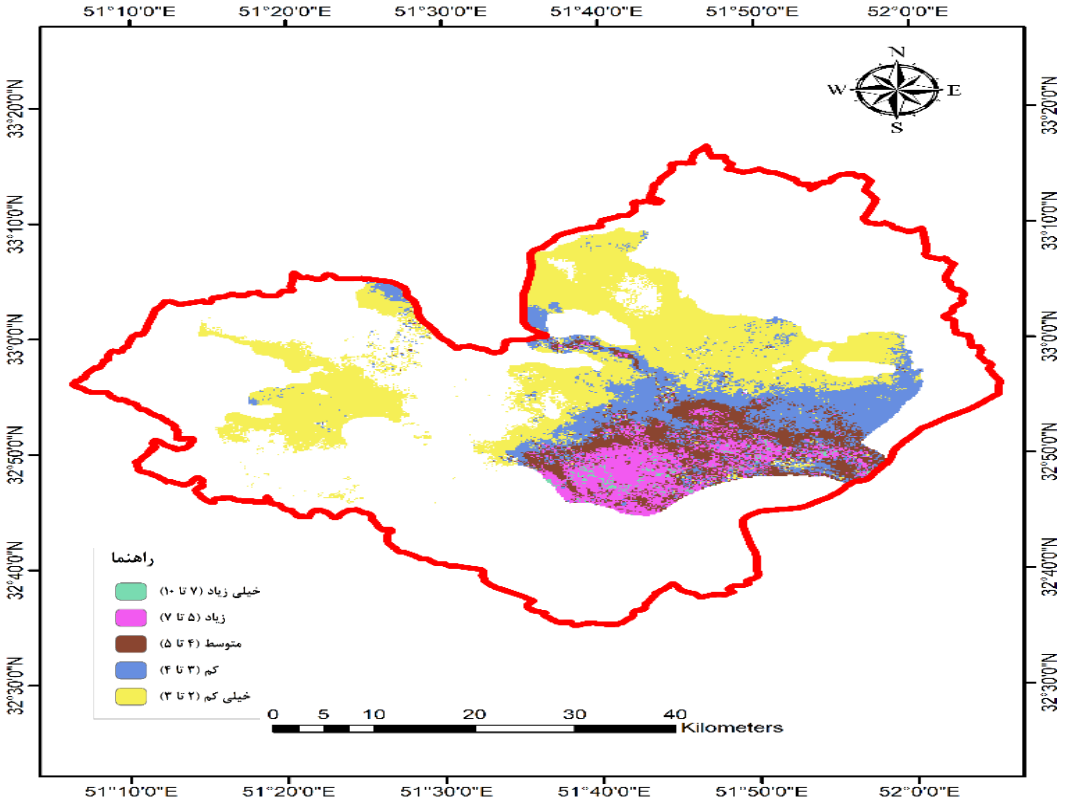
داده‌ها و تصاویر

در این پژوهش، به‌جای استفادهٔ مستقیم از تصاویر سنتینل-۱، از ۶۱۰ تداخل‌نگار با دقت بالا، که با نرم‌افزار گاما پردازش شده‌اند، برای محاسبهٔ نرخ فرونشست زمین بهره گرفته شده است. این تداخل‌نگارها که بازهٔ زمانی ۲ ژانویه ۲۰۱۹ تا ۸ اکتبر ۲۰۲۳ را پوشش می‌دهند، از پردازش ۱۴۵ تصویر صعودی[1] سنتینل-۱ به دست آمده‌اند. همچنین برای تولید لایه‌های اطلاعاتی فاکتورها، از داده‌های ماهوارهٔ نوری سنتینل-۲، مدل رقومی ارتفاعی[2] (DEM) و داده‌های زمینی اخذشده از سازمان زمین‌شناسی و آب منطقه‌ای اصفهان استفاده شد. علاوه بر این، به‌منظور ارزیابی روش‌های مدل‌سازی استفاده‌شده در این پژوهش، از داده‌های زمینی اخذشده از سازمان زمین‌شناسی نیز استفاده شد. این داده‌ها شامل تغییرات ارتفاعی بیش از ۲۰۰۰ نمونه در طول سال ۱۴۰۰ در منطقهٔ اصفهان-برخوار بود که طی یک مأموریت از سوی سازمان زمین‌شناسی اصفهان، با دستگاه GPS تهیه شد. نقشهٔ درون‌یابی این داده‌ها در شکل ۲ نشان داده شده است.

[1] Ascending

[2] Digital Elevation Model

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



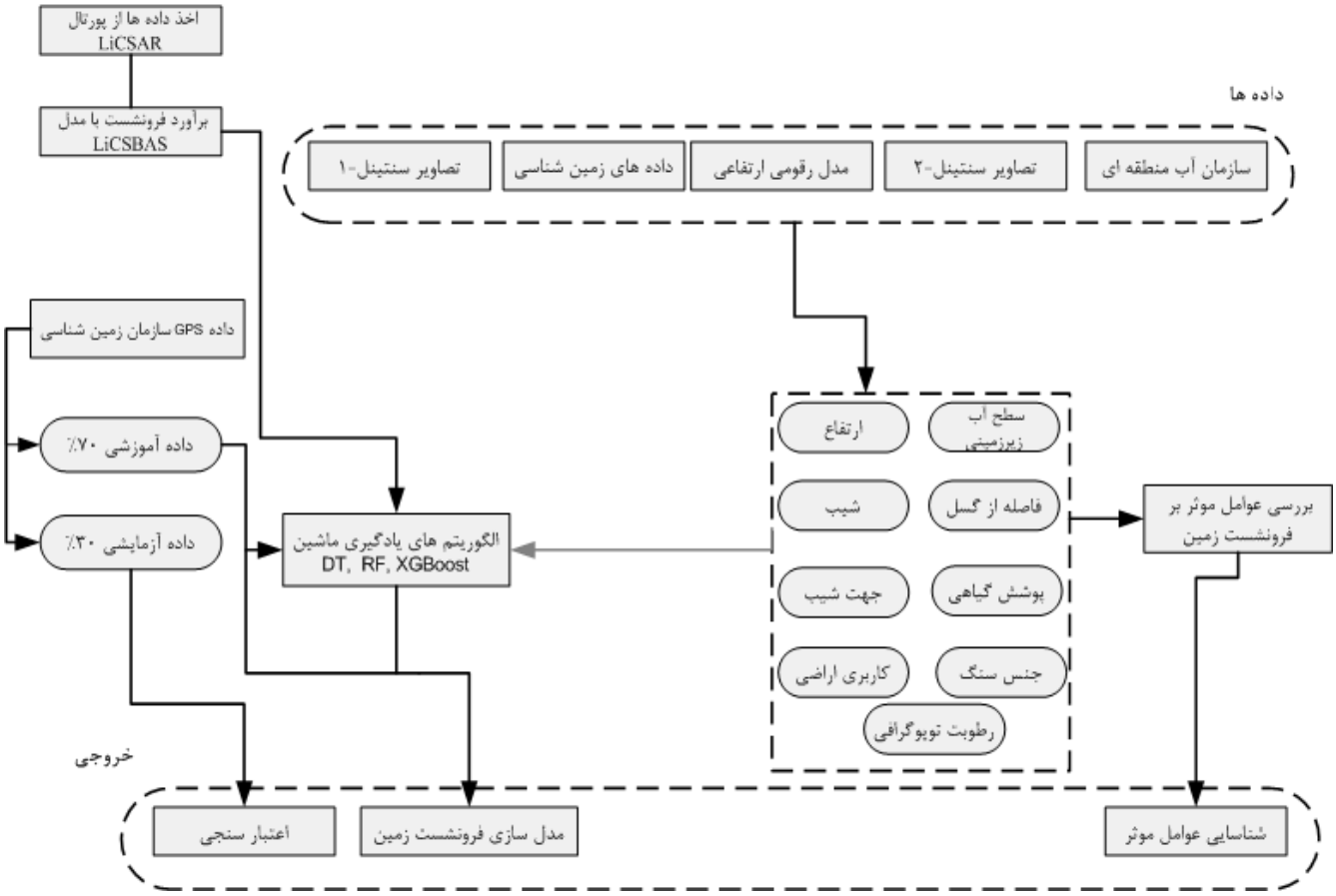
شکل ۲- نقشهٔ درون‌یابی تغییرات ارتفاعی اخذشده در منطقهٔ مطالعه‌شده از سازمان زمین‌شناسی اصفهان در سال ۱۴۰۰ (Source: Isfahan Geological Organization). **واحدهای اعداد داخل راهنما، سانتی‌متر است.**

Fig 2- The interpolation map of elevation changes obtained in the study area from the Isfahan Geological Organization in 2021 (Source: Isfahan Geological Organization). **The units of numbers in the legend are centimeters.**

روش انجام پژوهش

مراحل انجام این پژوهش، در شکل ۳ آورده شده است. روند کلی انجام این پژوهش از سه بخش اصلی تشکیل شده است: ابتدا لایه‌های عوامل مؤثر بر فرونشست زمین شامل ارتفاع منطقه، شیب، جهت شیب، افت سطح آب زیرزمینی، فاصله از گسل قم-زفره، جنس سنگ، پوشش گیاهی، پوشش زمینی و رطوبت توپوگرافی، با استفاده از داده‌های موجود ساخته شدند؛ سپس با استفاده از تداخل‌سنجی راداری، نرخ فرونشست زمین در این منطقه برآورد شد (Morishita et al. 2020). درنهایت مدل‌سازی حساسیت فرونشست زمین براساس عوامل مؤثر بر آن، با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم ارائه شد.

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ۳- **فلوچارت مراحل انجام پژوهش**. (Source: Authors 2025)

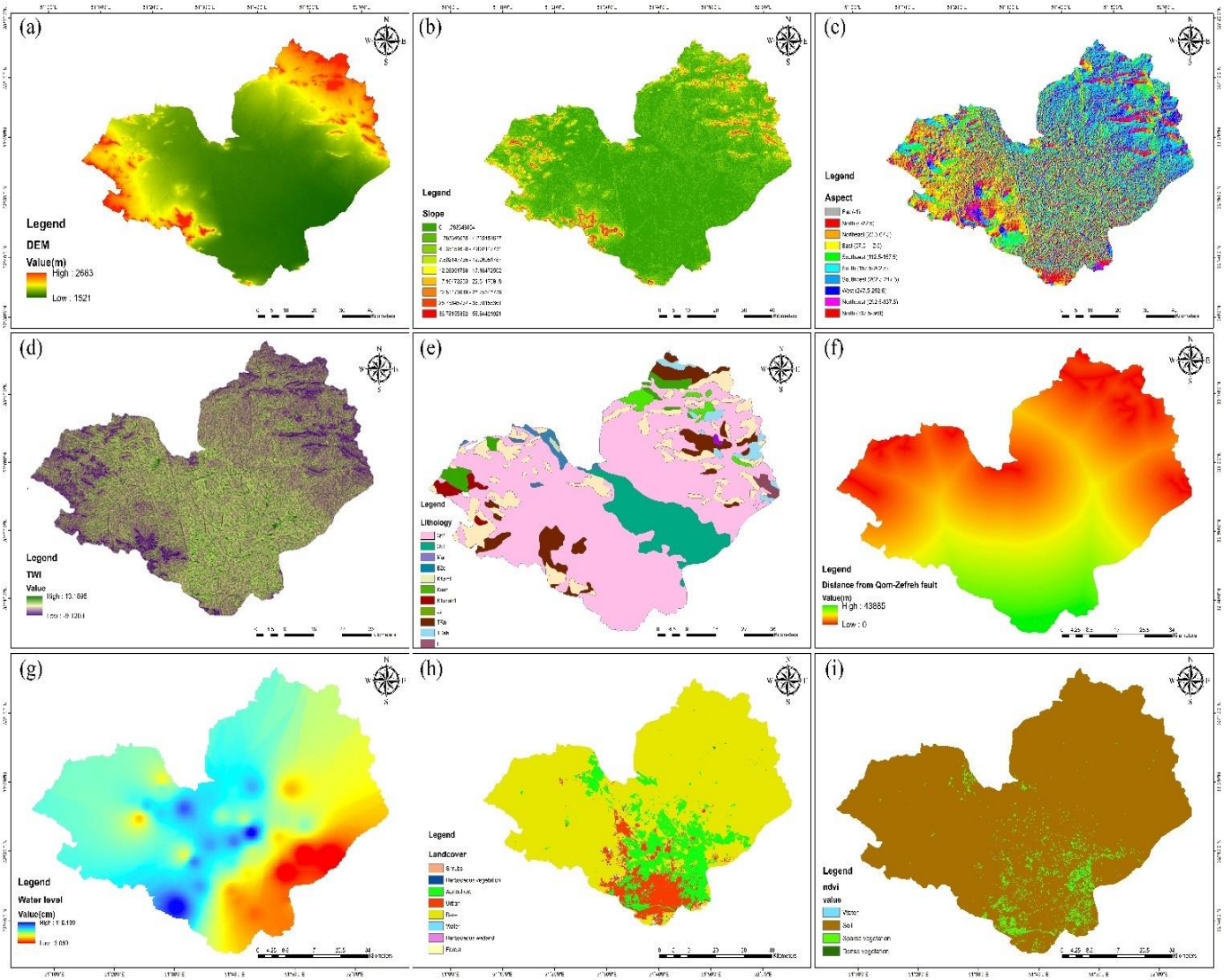
Fig 3- Flowchart of research stages (Source: Authors 2025).

ایجاد لایه‌های اطلاعاتی عوامل مؤثر بر فرونشست زمین

لایه‌های جنس سنگ و فاصله از گسل (گسل قم-زفره)، با استفاده از داده‌های به دست آمده از سازمان زمین‌شناسی تهیه شدند. لایهٔ سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های ۳۳ چاه موجود در منطقه، که شرکت آب منطقه‌ای آن را ارائه داده بود، آماده شد. لایه‌های ارتفاع، شیب، جهت شیب و رطوبت توپوگرافی از DEM منطقه تهیه شدند. درنهایت، لایه‌های پوشش زمینی (کاربری اراضی) و شاخص تفاضلی نرمال‌شدهٔ گیاهی (NDVI)، با استفاده از تصاویر سنجندهٔ سنتینل-۲ از منطقهٔ مطالعه‌شده ایجاد شدند. شایان ذکر است که تعداد کلاس‌های پوشش زمینی در منطقهٔ مطالعه‌شده، هشت کلاس بود. شکل ٤ نقشهٔ این لایه‌ها را نشان می‌دهد.

همهٔ عواملی که در این پژوهش به کار رفتند، به‌همراه مشخصاتشان شامل منبع تهیه و حد تفکیک مکانی در جدول ۱ آورده شده‌اند. شایان ذکر است که تمام این عوامل (به‌عنوان لایه‌های اطلاعاتی) با یکدیگر، هم‌سیستم مختصات، هم‌ارزش و هم‌واحد شدند تا در مدل‌سازی‌های فرونشست زمین به کار روند؛ بنابراین، حد تفکیک مکانی تمام این لایه‌ها برابر با حد تفکیک مکانی نقشهٔ حاصل از نرخ فرونشست از InSAR، یعنی برابر با ۱۰۰ متر شد.

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ٤- لایهٔ اطلاعاتی عوامل مؤثر بر فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان-برخوار (Source: Authors 2025)

Fig 4- Information layer of factors affecting land subsidence in Isfahan-Borkhar Plain (Source: Authors 2025)

جدول ۱- عوامل دخیل بر فرونشست زمین در منطقهٔ مطالعه‌شده و مشخصات آنها

Table 1- Factors contributing to land subsidence in the study area and their characteristics

عوامل	منبع تهیه	حد تفکیک مکانی (متر)	سال اخذ (شمسی)	مقیاس
شیب	مدل رقومی ارتفاعی تهیه‌شده با SRTM	۳۰	۱٤۰۰	–
جهت شیب	مدل رقومی ارتفاعی تهیه‌شده با SRTM	۳۰	۱٤۰۰	–
ارتفاع	مدل رقومی ارتفاعی تهیه‌شده با SRTM	۳۰	۱٤۰۰	–
پوشش گیاهی	تصاویر لندست ۹	۳۰	۱٤۰۱	–
پوشش زمینی	تصاویر سنتینل ۲	۱۰	۱۳۹٦	–
افت سطح آب زیرزمینی	داده‌های اخذشده از آب منطقه‌ای	–	۱۳۹۷ تا ۱٤۰۱	–
فاصله از گسل قم-زفره	داده‌های اخذشده از سازمان زمین‌شناسی	–	۱۳۹۵	۱/۲۵۰۰۰۰
جنس سنگ	داده‌های اخذشده از سازمان زمین‌شناسی	–	۱۳۹۵	۱/۲۵۰۰۰۰
رطوبت توپوگرافی	مدل رقومی ارتفاعی تهیه‌شده با SRTM	۳۰	۱٤۰۰	–

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم

در این پژوهش، از روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر خانوادهٔ درخت تصمیم، شامل الگوریتم‌های درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و بوستینگ گرادیان شدید (XGBoost) استفاده می‌شود. در الگوریتم DT، از درختان برای نمایش بصری تصمیم‌ها استفاده می‌شود. همچنین این الگوریتم، تحت نظارت روشی برای مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده است که یک مدل را با تقسیم‌های مکرر نمونه‌های آموزشی، طبق برخی معیارها یاد می‌گیرد و برچسب‌های نمونه‌های جدید را پیش‌بینی می‌کند (Mitchell and Frank 2017). یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌ها، الگوریتم درخت تصمیم طبقه‌بندی و رگرسیون[1] (CART) است. در این الگوریتم، از معیار ناخالصی جینی[2] یا بی‌نظمی[3] برای یادگیری در طبقه‌بندی استفاده می‌شود (Priyam et al. 2013). الگوریتم RF، از ترکیب چندین درخت تصمیم ساخته می‌شود. مهم‌ترین پارامترهای این الگوریتم عبارت‌اند از تعداد درختان (nTrees)، حداکثر عمق هر درخت تصمیم، حداقل تعداد نمونه‌ها در یک برگ و حداکثر تعداد ویژگی‌هایی که برای هر تقسیم، در یک درخت استفاده می‌شود (mTry). در مطالعات گذشته، nTrees و mTry از همهٔ پارامترها مهم‌تر شناخته شده‌اند (Breiman 2001). در این پژوهش با روش سعی و خطا، به ترتیب مقادیر ۲۰۰ و ۳ برای این دو پارامتر انتخاب شدند. الگوریتم XGBoost نیز بر پایهٔ درخت‌های تصمیم بناشده و از تکنیک تقویت گرادیان، برای دستیابی به دقت و کارایی بالا بهره می‌برد. این الگوریتم با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته، مانند پردازش موازی، هرس درختان تصمیم و تنظیم‌سازی[4]، به افزایش کارایی و جلوگیری از بیش‌برازشی در حل مسائل پیچیده و داده‌های ناقص کمک می‌کند (Mitchell and Frank 2017). نحوهٔ کار XGBoost به این صورت است که در هر مرحله، یک الگوریتم DT ایجاد و خطاهای موجود در پیش‌بینی‌های مرحلهٔ قبلی را تصحیح می‌کند. این فرآیند به تقویت گرادیانی معروف است و باعث می‌شود که مدل نهایی به‌تدریج بهتر شود (Gu et al. 2022). در این پژوهش با سعی و خطا، تعداد تکرار ۱۰۰ بار در نظر گرفته شد.

بحث و تحلیل یافته‌های پژوهش

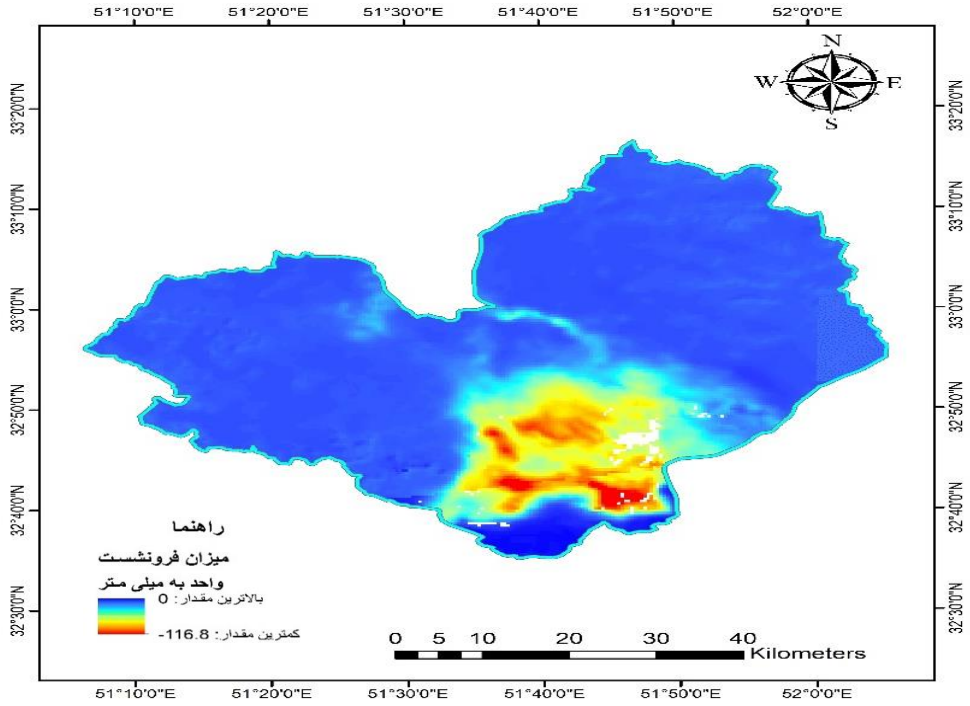
در این پژوهش، با استفاده از تداخل‌سنجی راداری با تکنیک SBAS براساس تصاویر راداری سنتینل-۱، میزان فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان-برخوار بین سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ میلادی برآورد شد. شکل ۵ نقشهٔ فرونشست زمین را در این منطقه نشان می‌دهد. حداکثر مقادیر نرخ جابه‌جایی سالانه برابر با ۱۱۶.۸ میلی‌متر و مقادیر تجمعی فرونشست زمین در این بازهٔ زمانی، برابر ۵۰۶.۲۹ میلی‌متر بود. این مقادیر با گزارش‌های واصله از سازمان‌های ذیربط در سال‌های اخیر، کاملاً سازگار بود[5]. مطابق نقشهٔ به دست آمده، بیشترین مقدار فرونشست در جنوب و مرکز منطقهٔ اصفهان-برخوار بود.

[1] Classification and Regression Trees
[2] Gini Impurity
[3] Entropy
[4] Tianqi Chen
[5] https://gislab.ir/home/news/4604 (گزارش سازمان نقشه‌برداری کشور نسبت‌به نرخ ۱۵ سانتی‌متری فرونشست زمین در بازهٔ زمانی ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۷ و نرخ ۱۱ سانتی‌متری فرونشست زمین در بازهٔ زمانی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ برای اصفهان)

https://www.etemadonline.com/tiny/news-697384 (گزارش مدیریت بحران اصفهان از نرخ ٤ تا ۱۸ سانتی‌متری فرونشست زمین در اصفهان در تاریخ بهمن ۱٤۰۳)

https://newspaper.hamshahrionline.ir/n55gY (گزارش سازمان نقشه‌برداری کشور نسبت‌به نرخ ۱۲.۵ سانتی‌متری فرونشست زمین در اصفهان در تاریخ آبان ۱۳۹۸)

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ۵- نرخ سالانهٔ فرونشست منطقهٔ مطالعه‌شده در بازهٔ ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۱ (Source: Authors 2025)

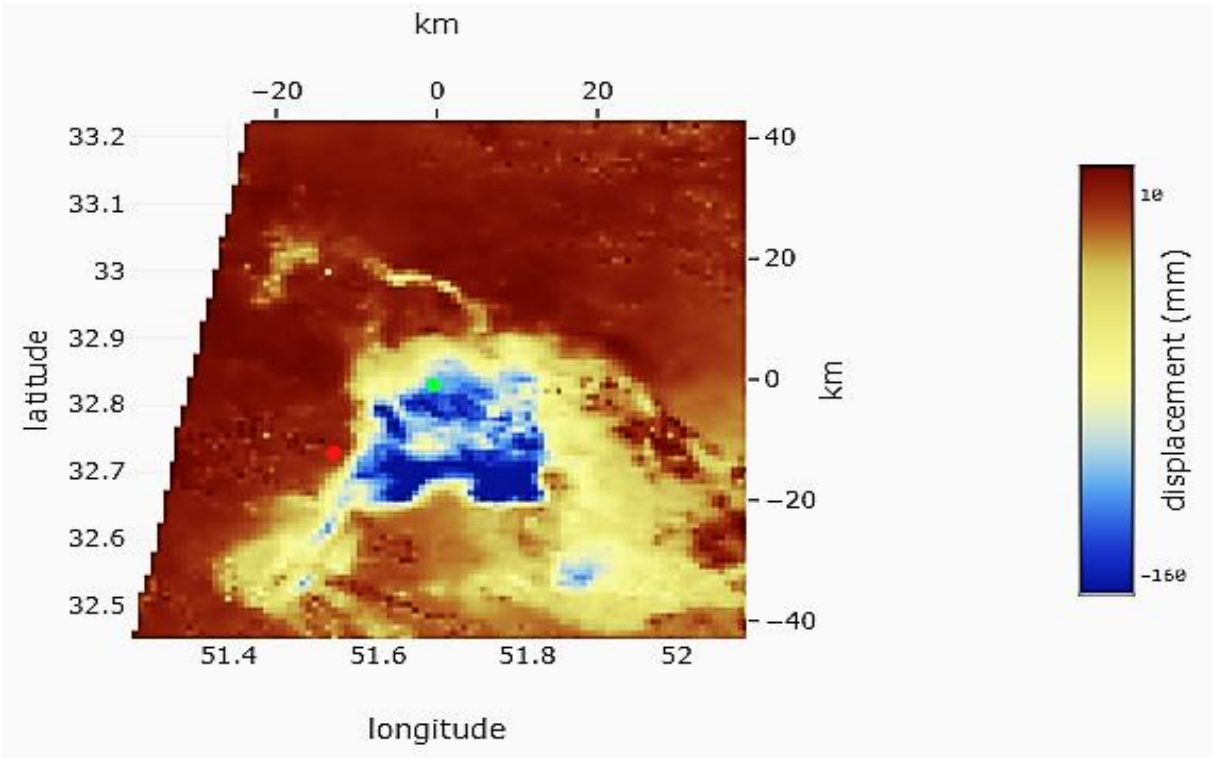
Fig 5- Annual rate of subsidence in the study area from 2018 to 2022 (Source: Authors 2025)

برای اعتبارسنجی نقشهٔ فرونشست حاصل در این پژوهش، مقادیر ارتفاعی ۲۰۰۰ نمونهٔ شکل ۲، با مقادیر نظیر در نقشهٔ فرونشست مقایسه و کمیت‌های خطای جذر میانگین مربعات[1] (RMSE) و میانگین خطای مطلق[2] (MAE) با روش ارزیابی متقابل K لایه‌ای[3] (K-Fold CV) محاسبه شدند. با در نظر گرفتن ۵ لایه (K = 5)، مقدار خطای RMSE برابر با ۱۲.۴۰ میلی‌متر بر سال و خطای MAE برابر با ۹/۸۰ میلی‌متر بر سال و با در نظر گرفتن ۱۰ لایه (K = 10)، مقادیر این دو خطا به ترتیب برابر با ۱۱/۶۰ و ۹/۵۰ میلی‌متر بر سال شد.

همچنین اعتبارسنجی دیگر استفاده از نقشهٔ فرونشست زمین در ۹۹ منطقهٔ ایران، تهیه‌شده در سایت COMET بود. این نقشه در شکل ۶ آورده شده است. همان‌طور که در این شکل نیز مشاهده می‌شود، نرخ فرونشست زمین مطابق با نقشهٔ فرونشست تهیه‌شده در این پژوهش است. همچنین مشاهدات و بازدیدهای میدانی از مکان‌های شناخته‌شده، به‌عنوان فرونشست زیاد در این منطقهٔ مطالعاتی، در شکل‌های ۷ (الف) تا ۷ (ت) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، آثار فرونشست زمین به‌صورت شکاف‌های واضح و (برخی هم) عمیق در زمین و یا دیوارهای بازدیدشده، نمایان است.

[1] Root Mean Square Error
[2] Mean Absolute Error
[3] K-Fold Cross Validation

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ٦- فرونشست منطقهٔ مطالعه‌شده با استفاده از سایت **COMET**

Fig 6- Land subsidence of the studied area using the COMET website.

ب الف

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

پ ت

شکل ۷- شکاف‌های موجود بر سطح زمین یا دیوار در منطقهٔ اصفهان-برخوار بر اثر فرونشست زمین (Source: Authors 2025)

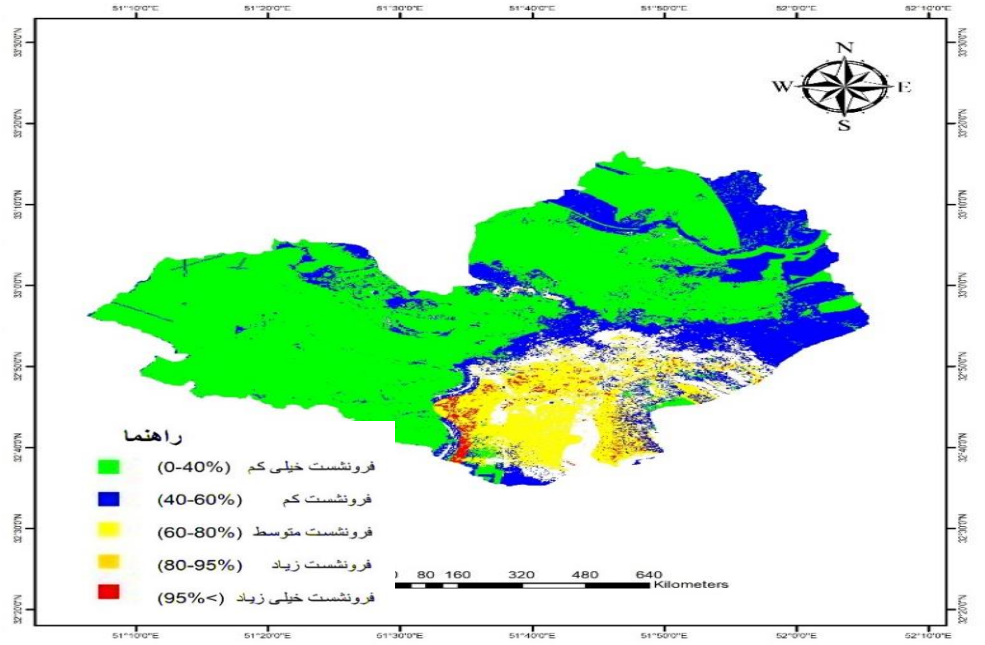
Fig 7- The cracks on the surface of the earth or walls in the Isfahan-Borkhar plain due to land subsidence (Source: Authors 2025)

پس از محاسبهٔ نرخ فرونشست زمین و تولید نقشهٔ آن در منطقهٔ اصفهان-برخوار، با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین DT، RF و XGBoost با در نظر گرفتن لایه‌های اطلاعاتی این پژوهش، نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین در پنج کلاس فرونشست خیلی کم (VLS) (احتمال فرونشست کمتر از ٤٠درصد)، فرونشست کم (LS) (احتمال فرونشست بین ٤٠ تا ٦٠درصد)، فرونشست متوسط (MS) (احتمال فرونشست بین ٦٠ تا ٨٠درصد)، فرونشست زیاد (HS) (احتمال فرونشست بین ٨٠ تا ٩٥درصد) و فرونشست خیلی زیاد (VHS) (احتمال فرونشست بزرگ‌تر از ٩٥درصد) تولید شد که شکل‌های ٨ تا ١٠ این نقشه‌ها را نشان می‌دهند. همچنین نتایج ارزیابی دقت روش‌ها، شامل دقت کلی (OA)، ضریب کاپا، دقت تولیدکننده (PA) و دقت کاربر (UA) در جداول ٢ تا ٤ آورده شده‌اند.

پایین‌ترین نتایج دقت مربوط به الگوریتم XGBoost است. این الگوریتم دقت کلی ٧٥/٤٢درصد و ضریب کاپای برابر با ٠/٦١ را دارد. الگوریتم DT بهتر از الگوریتم XGBoost عمل کرده است؛ به‌طوری که دقت کلی آن را حدود ١٥درصد (٩٠/٥٨) و ضریب کاپای آن را حدود ٠/٢٥ (٠/٨٦) بهبود داده است. در بین این الگوریتم‌ها، الگوریتم RF بهترین نتیجه را کسب کرده است. دقت الگوریتم RF ٩٥/٦٣درصد (حدود ٥درصد بهتر از DT و حدود ٢١درصد بهتر از XGBoost) و ضریب کاپای آن ٠/٩٣ (حدود ٠/٧ بهتر از DT و حدود ٠/٣٢ بهتر از XGBoost) است.

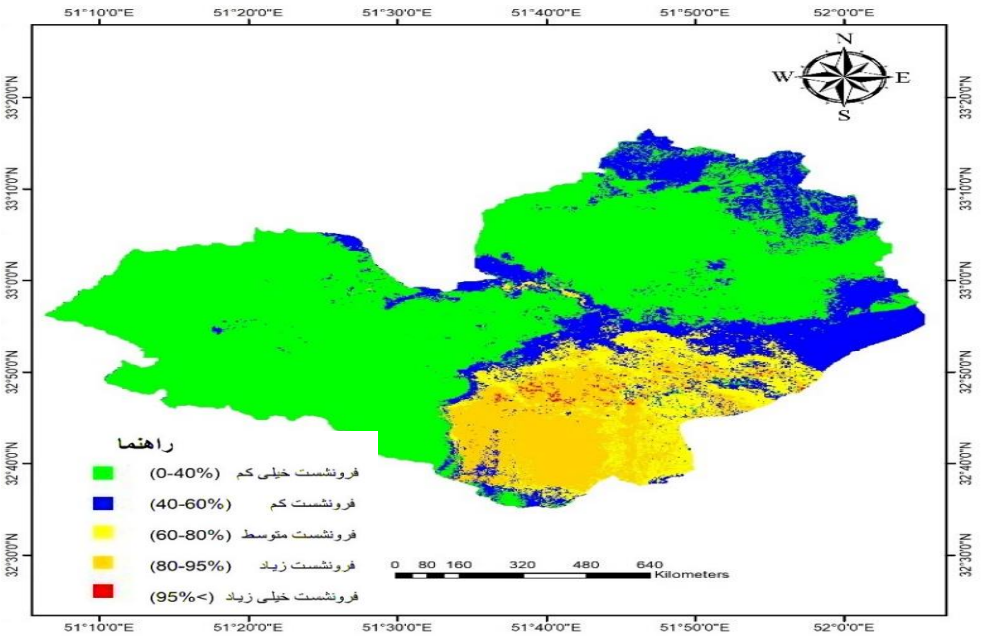
همان‌طور که در جدول‌های ٢ تا ٤ مشاهده می‌شود، پایین‌ترین نتایج دقت مربوط به الگوریتم XGBoost است. این الگوریتم دارای دقت کلی ٧٥/٤٢درصد و ضریب کاپای برابر با ٠/٦١ است. دقت تولیدکننده و دقت کاربر کلاس‌های آن نیز به ترتیب برابر ٩٥/٢٥، ٥٢/٨٢، ٤٨/٤٠، ٦٨/٢٩ و ٠ و ٨٨/١٦، ٧٠/٠٣، ٥١/٤٦، ٥٣/٤١ و ٠ شده است. همان‌طور که در جدول ٥ مشاهده می‌شود، این الگوریتم حتی نتوانسته است کلاس VHS را شناسایی کند. موضوعی که در شکل ١٠ نیز به‌وضوح مشاهده می‌شود (بدون رنگ آبی در نقشه). از طرفی دیگر کلاس‌ها (به‌جز کلاس VLS) نیز با دقتی کمتر از ٨٠درصد شناسایی شده‌اند. درواقع این الگوریتم تنها در شناسایی مناطق با فرونشست خیلی‌کم، موفق (دقت بیش از ٩٠٪) و مطمئن (دقت بیش از ٨٥٪) عمل کرده است.

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ۸- نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با استفاده از الگوریتم **DT** در منطقهٔ اصفهان-برخوار (Source: Authors 2025)

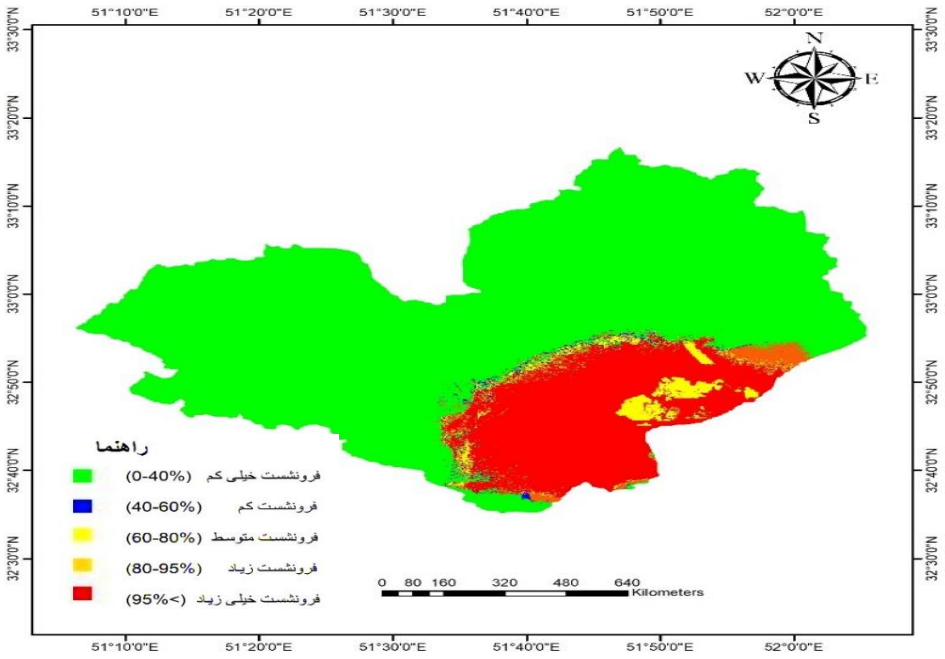
Fig 8- Land subsidence susceptibility map using the DT algorithm in Isfahan-Borkhar Plain (Source: Authors 2025)



شکل ۹- نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با استفاده از الگوریتم **RF** در منطقهٔ اصفهان-برخوار (Source: Authors 2025)

Fig 9- Land subsidence susceptibility map using the RF algorithm in Isfahan-Borkhar Plain (Source: Authors 2025)

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308



شکل ۱۰- نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با استفاده از الگوریتم **XGBoost** در منطقهٔ اصفهان-برخوار (Source: Authors 2025)

Fig 10- Land subsidence susceptibility map using the XGBoost algorithm in Isfahan-Borkhar Plain (Source: Authors 2025)

مطابق جدول ۲، الگوریتم DT بهتر از الگوریتم XGBoost عمل کرده است؛ به‌طوری که دقت کلی آن را حدود ۱۵درصد (۹۰/۵۸) و ضریب کاپای آن را حدود ۰/۲۵ (۰/۸۶) بهبود داده است. در بررسی جداگانهٔ کلاسی نیز مشاهده شد که تمام کلاس‌ها با دقت تولیدکننده (کارایی) و دقت کاربری (اطمینان) بالاتری نسبت‌به الگوریتم XGBoost شناسایی شده‌اند؛ به‌طوری که الگوریتم DT توانسته است ضعف مفرط الگوریتم XGBoost را تشخیص‌ندادن کلاس VHS، تا حدود زیادی برطرف کند. با این حال، دقت حاصل از الگوریتم DT برای این کلاس نیز چندان قابل اتکا و استناد (دقت حدود ۶۰درصدی) نیست. شکل ۵ نیز نشان می‌دهد نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین، حاصل از الگوریتم DT در این منطقه، به مراتب بهتر از نقشهٔ حاصل از الگوریتم XGBoost (شکل ۱۰) است. با این حال، باز هم در نقشهٔ حاصل از DT، ناکامی‌هایی در شناسایی دقیق برخی مناطق مشاهده می‌شود (با رنگ سفید در نقشه).

جدول ۲- نتایج دقت‌های طبقه‌بندی با الگوریتم **DT** برای تهیهٔ نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان-برخوار

Table 2- Classification accuracy results with the DT algorithm for creating the land subsidence susceptibility map in Isfahan-Borkhar Plain

OA		۹۰.۵۸
ضریب کاپا		۰.۸۶
PA	کلاس VLS	۹۷.۱۳
	کلاس LS	۸۶.۹۲
	کلاس MS	۸۰.۸۹
	کلاس HS	۸۱.۷۶
	کلاس VHS	۶۴.۴۹
UA	کلاس VLS	۹۷.۰۶
	کلاس LS	۸۶.۲۹
	کلاس MS	۸۰.۶۳
	کلاس HS	۸۳.۶۹
	کلاس VHS	۶۳.۳۳

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

جدول ۳– نتایج دقت‌های طبقه‌بندی با الگوریتم RF برای تهیهٔ نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار

Table 3- Classification accuracy results with the RF algorithm for creating the land subsidence susceptibility map in Isfahan-Borkhar Plain

OA		۹۵.۶۳
ضریب کاپا		۰.۹۳
PA	کلاس VLS	۹۸.۵۳
	کلاس LS	۹٤.۷٤
	کلاس MS	۸۹.۹۵
	کلاس HS	۹۱.۱۲
	کلاس VHS	۹٦.۵۵
UA	کلاس VLS	۹۸.۹۲
	کلاس LS	۹۲.۸۷
	کلاس MS	۹۱.٤۸
	کلاس HS	۹۲.۸۷
	کلاس VHS	۷۵.۱۲

جدول ٤- نتایج دقت‌های طبقه‌بندی با الگوریتم XGBoost برای تهیهٔ نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار

Table 4- Classification accuracy results with the XGBoost algorithm for creating the land subsidence susceptibility map in Isfahan-Borkhar Plain

OA		۷۵.٤۲
ضریب کاپا		۰.٦۱
PA	کلاس VLS	۹۵.۲۵
	کلاس LS	۵۲.۸۲
	کلاس MS	٤۸.٤۰
	کلاس HS	٦۸.۲۹
	کلاس VHS	۰
UA	کلاس VLS	۸۸.۱٦
	کلاس LS	۷۰.۰۳
	کلاس MS	۵۱.٤٦
	کلاس HS	۵۳.٤۱
	کلاس VHS	----

در بین این الگوریتم‌ها، الگوریتم RF بهترین نتیجه را کسب کرده است. نتایج جدول ۳ نشان می‌دهد که دقت آن ۹۵/٦۳درصد (حدود ۵درصد بهتر از DT و حدود ۲۱درصد بهتر از XGBoost) و ضریب کاپای آن ۰/۹۳ (حدود ۰/۷ بهتر از DT و حدود ۰/۳۲ بهتر از XGBoost) است. نکتهٔ درخور توجه آن است که کلاس VHS با الگوریتم XGBoost به هیچ وجه شناسایی نشد و ازطریق الگوریتم DT هم تنها با دقت حدود ٦٤درصد شناسایی شد، با این الگوریتم با دقت ۷۵درصدی و با اطمینان نزدیک به ۱۰۰درصدی (۹٦درصد) شناسایی شده است؛ بنابراین، نتایج حاصل از این جداول

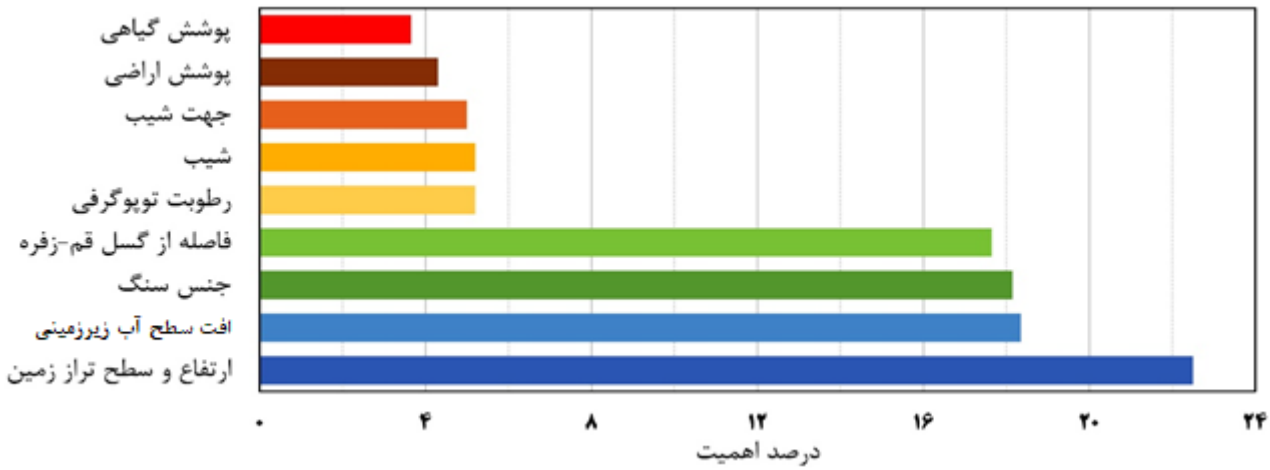
https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

بیانگر مستند و اتکاپذیربودن نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین حاصل از الگوریتم RF در منطقهٔ مطالعه‌شده بود. مطابق با این نقشه، بیشترین احتمال فرونشست زمین در بخش‌های مرکزی و شرق منطقه و کمترین احتمال فرونشست زمین در بخش‌های شمال غربی و غرب و همچنین، قسمت‌هایی از شمال شرق منطقهٔ اصفهان–برخوار مشاهده شد.

رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر فرونشست زمین

با استفاده از قابلیتی که در الگوریتم RF وجود دارد، توانستیم عوامل مؤثر بر فرونشست زمین را رتبه‌بندی کنیم. نمودار رتبه‌بندی در شکل ۱۱ آورده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده میشود، ارتفاع، افت سطح آب زیرزمینی، جنس سنگ منطقهٔ مطالعه‌شده و فاصله از گسل قم–زفره، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر فرونشست زمین بود. در مقابل، پوشش گیاهی و پوشش زمینی منطقهٔ مطالعه‌شده، کم‌اهمیت‌ترین عوامل مؤثر بر فرونشست زمین در این منطقه بودند. این نتایج نشان داد که اگرچه نتایج حاصل از افت سطح آب زیرزمینی با مطالعات قبلی در سازگاری است، این پژوهش ارتفاع زمین را نیز یک عامل مهم دیگر معرفی می‌کند. در مقابل مشاهده شد که پوشش گیاهی و پوشش زمینی، آن‌چنان در فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار مؤثر نبودند.

دربارهٔ عامل جنس سنگ و اثر آن بر فرونشست زمین منطقهٔ اصفهان–برخوار، اشاره می‌شود که غرب منطقه، از شیل و آهک تشکیل شده است که دارای جنس سخت‌تر و تخلخل کمتری‌اند. در مقابل، سمت شرق منطقه را رسوبات آبرفتی و کنگلومرا تشکیل می‌دهند که جنس سست‌تری دارند و دارای تراکم و تخلخل بالاتری‌اند. به‌دلیل تخلخل بیشتر در این رسوبات، برداشت آب زیرزمینی از این مناطق موجب فرونشست بیشتر زمین می‌شود. این تفاوت در ویژگی‌های زمین‌شناسی بین غرب و شرق منطقه، نقش مهمی در شدت و میزان فرونشست ایفا می‌کند.



شکل ۱۱– رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار با استفاده از الگوریتم RF

Fig 11- Ranking of factors affecting land subsidence in Isfahan-Borkhar Plain using the RF algorithm

به‌طور کلی، انتظار می‌رود که با افزایش ضخامت رسوبات آبرفتی، نرخ فرونشست زمین نیز بیشتر شود؛ اما در منطقهٔ اصفهان برخوار مشاهده شد که این ارتباط به‌صورت معکوس است و با افزایش ضخامت رسوبات، نرخ فرونشست کاهش می‌یابد. این تناقض به‌دلیل وجود گسل قم–زفره و شکست‌های زمین‌شناختی است. گسل و شکستگی‌ها

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

مناطقی‌اند که عمق زمین در آنها شکسته شده است. در صورتی که در بالادست این شکستگی‌ها، کوه‌هایی با برف‌های دائمی وجود داشته باشند، آب حاصل از ذوب برف به درز و شکاف‌ها نفوذ می‌کند و موجب تغذیهٔ آبخوان‌ها می‌شود. این پدیده باعث تغذیهٔ مستمر رسوبات آبرفتی از یک سمت و کاهش نرخ فرونشست زمین در این مناطق می‌شود؛ بنابراین، نقش فاصله از گسل قم–زفره در میزان فرونشست منطقهٔ اصفهان–برخوار بسیار حائز اهمیت بود.

نتیجه

این پژوهش، فرونشست زمین را در منطقهٔ اصفهان–برخوار، در بازهٔ زمانی سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ میلادی با استفاده از ابزار تداخل‌سنجی راداری بررسی کرد. تکنیک استفاده‌شده در این پژوهش، تکنیک تداخل‌سنجی طول خط مبنای کوتاه (SBAS) از سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای راداری سنتینل–۱ بود. در مطالعات پیشین، عوامل مؤثر مختلفی همچون افت سطح آب زیرزمینی، ارتفاع منطقه و جنس خاک، بر فرونشست زمین گزارش شده بود. با این حال، مطالعات خیلی کمی، جامع این عوامل را بررسی کرده بود. به همین منظور، در این پژوهش ضمن بررسی این عوامل، مدل‌سازی فرونشست زمین براساس آنها نیز انجام شد. این عوامل شامل وضعیت توپوگرافی (ارتفاع، شیب، جهت شیب و رطوبت توپوگرافی)، عوامل زمین‌شناسی (فاصله از گسل و جنس سنگ)، وضعیت پوشش زمینی (پوشش گیاهی و پوشش کاربری زمینی) و افت سطح آب زیرزمینی بودند. در ادامه، میان این عوامل با فرونشست زمین، یک مدل‌سازی انجام شد. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، ازجمله درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و بوستینگ گرادیان شدید (XGBoost)، نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین برای منطقهٔ مطالعاتی در ۵ کلاس (احتمال فرونشست بسیار زیاد، زیاد، متوسط، کم و بسیار کم)، تهیه شد.

نتایج، مقدار نرخ جابه‌جایی بیشینهٔ ۱۱۶/۸ میلی‌متر در سال و مقدار تجمعی ۵۰۶/۲۹ میلی‌متر (با خطای جذر میانگین مربعات حدود ۱۲ میلی‌متر در سال و میانگین خطای مطلق حدود ۱۰ میلی‌متر در سال) را نشان داد. همچنین نتایج نشان داد که بیشترین نرخ فرونشست زمین در این ۵ سال، در قسمت جنوب منطقهٔ اصفهان–برخوار رخ داده است. این به‌علت کاهش سطح آب زیرزمینی در این منطقه و وجود ارتفاع بالای این منطقه است. نتایج این پژوهش به‌نوعی مؤید نتایج پژوهش‌های قبلی همچون Ostad Ali Askari et al. (2019), Goorabi et al. ((2020), Tadayon (2022), Rafiee et al. (2022) & Shirani & Pasandi (2024b) در راستای عوامل فرونشست زمین در اصفهان بود. با این حال، نتایجی که از میزان فرونشست زمین در منطقهٔ اصفهان–برخوار در این پژوهش گزارش شد، تنها با اعداد گزارش‌شده در پژوهش‌های Goorabi et al. (2020); Rafiee et al. (2022) قرابت داشت و در مقابل، با دیگر پژوهش‌ها لندکی متفاوت بود که با توجه به گزارش‌های سازمان‌های ذی‌ربط، ادعا می‌کنیم اعداد گزارش‌شده در این پژوهش، از اعتبار بیشتری برخوردارند.

در مدل‌سازی نقشهٔ حساسیت فرونشست زمین با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، الگوریتم XGBoost با دقت کلی ۷۵درصد، ناکارآمدترین و الگوریتم‌های DT و RF با دقت‌های کلی ۹۰ و ۹۵درصد، کارآمدترین الگوریتم بودند. علاوه بر این، الگوریتم XGBoost در شناسایی مناطق با فرونشست خیلی زیاد کاملاً ناموفق بود و فقط مناطق با فرونشست خیلی کم را با دقت خوبی پیش‌بینی کرد. در مقابل، الگوریتم RF در شناسایی تمام کلاس‌های فرونشست، به‌ویژه مناطق با فرونشست خیلی زیاد، بسیار کاراتر عمل کرده است. حصول چنین نتیجه‌ای مؤید قدرت و انعطاف بالای الگوریتم RF در ترکیب کارا و متنوع چندین درخت تصمیم است. علاوه بر این، مطابق با بهترین نقشه، یعنی نقشهٔ حاصل از الگوریتم RF، بیشترین احتمال فرونشست زمین در بخش‌های مرکزی و شرق منطقه و کمترین احتمال فرونشست زمین در بخش‌های شمال غربی و غرب و همچنین، قسمت‌هایی از

https://doi.org/10.22108/jssr.2025.144391.1308

شـمال شـرق منطقهٔ اصـفهان–برخوار مشـاهده شـد. براسـاس رتبه‌بندی الگوریتم RF، ارتفاع، سـطح آب زیرزمینی، جنس سـنگ و فاصـله از گسـل قم–زفره، مؤثرترین عوامل در فرونشـست زمین در منطقهٔ اصـفهان–برخوار شـدند. در مقابل، پوشش گیاهی و پوشش زمینی، کم‌اهمیت‌ترین عوامل مؤثر در فرونشـست زمین در منطقهٔ اصـفهان–برخوار بودند؛ یعنی این دو عامل در فرونشست این منطقه، تأثیر زیادی ندارند.

References

Asgari S. Shirani K. and Soleimani F. 2024. Monitoring and detection of land subsidence. In Remote Sensing of Soil and Land Surface Processes, 281-302. Elsevier. DOI:10.1016/B978-0-443-15341-9.00021-6

Ashouri R. Emamgholizadeh S. Haji Kandy H. Mehdizadeh S. S. and Jamali S. 2024. Estimation of land subsidence using coupled particle swarm optimization and genetic algorithm: The case of Damghan aquifer. Water Supply, 24(1):416-435. DOI:10.2166/ws.2024.002

Athari M. Azizi H. R. Hashemi S. S. and Honari H. 2022. Investigation of the relationship between land surface changes due to subsidence and groundwater using sentinel-1 satellite Images and statistical models (Case study: Varamin plain). Journal of Water and Wastewater Science and Engineering, 7(1): 34-43. DOI:10.22112/JWWSE.2021.261650.1232

Bokhari R. Shu H. Tariq A. Al-Ansari N. Guluzade R. Chen T. Jamil A. and Aslam M. 2023. Land subsidence analysis using synthetic aperture radar data. Heliyon, 9(3): e14690. doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e14690.

Breiman L. 2001. Random forests. Machine Learning, 45: 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Du J. Zhang Y. Luo Z. and Zhang C. 2024. Prediction of ground subsidence induced by groundwater mining using three-dimensional variable-parameter fully coupled simulation. Water, 16(17): 2487. https://doi.org/10.3390/w16172487

Eghrari Z. Delavar M. Zare M. Beitollahi A. and Nazari B. 2023. Land subsidence susceptibility mapping using machine learning algorithms. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 10: 129-136. DOI:10.5194/isprs-annals-X-4-W1-2022-129-2023

Gharechaee H. Samani A. N. Sigaroodi S. K. Baloochiyan A. Moosavi M. S. Hubbart J. A. and Sadeghi S. M. M. 2023. Land subsidence susceptibility mapping using Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) and machine learning models in a semiarid region of Iran. Land, 12(4):843. https://doi.org/10.3390/land12040843

Ghazifard A. Akbari E. Shirani K. and Safaei H. 2017. Evaluating land subsidence by field survey and D-InSAR technique in Damaneh City, Iran. Journal of Arid Land, 9: 778-789. https://doi.org/10.1007/s40333-017-0104-5

Ghorbanzadeh O. Blaschke T. Aryal J. and Gholaminia K. 2020. A new GIS-based technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system for land subsidence susceptibility mapping. Journal of Spatial Science, 65(3): 401-418. https://doi.org/10.1080/14498596.2018.1505564

Goorabi A. Karimi M. Yamani M. and Perissin D. 2020. Land subsidence in Isfahan metropolitan and its relationship with geological and geomorphological settings revealed by Sentinel-1A InSAR observations. Journal of Arid Environments, 181: 104238. DOI:10.1016/j.jaridenv.2020.104238

Ha T. Nguyen T. Tran H. and Do V. 2023. Impact of the urbanization process on the subsidence phenomena using remote sensing in the Inner Districts of Ho Chi Minh City, Vietnam. In IOP Conference Series. Earth and Environmental Science, 1403(1): 012013. DOI:10.1088/1755-1315/1403/1/012013

Haghshenas Haghighi M. and Motagh M. 2024. Uncovering the impacts of depleting aquifers: A remote sensing analysis of land subsidence in Iran. Science Advances, 10(19): 3039. DOI: 10.1126/sciadv.adk3039

Hu J. Chen B. Chu X. Gong H. Zhou C. Yang Y. Sun X. and Zhao D. 2024. Simulation and prediction of land subsidence in Decheng District under the constraint of InSAR deformation information. Frontiers in Earth Science, 12: 1458416. https://doi.org/10.3389/feart.2024.1458416

Khorrami M. Abrishami S. and Maghsoudi Y. 2020. Mashhad subsidence monitoring by interferometric synthetic aperture radar technique. Amirkabir Journal of Civil Engineering, 51(6): 1187-1204. 10.22060/CEEJ.2018.14300.5617

Lee S. Kang J. and Kim J. 2023. Prediction modeling of ground subsidence risk based on machine learning using the attribute information of underground utilities in Urban Areas in Korea. Applied Sciences, 13(9): 5566. https://doi.org/10.3390/app13095566

Liu Z. Ng A. H-M. Wang H. Chen J. Du Z. and Ge L. 2023. Land subsidence modeling and assessment in the West Pearl River Delta from combined InSAR time series, land use and geological data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 118: 103228. 10.1016/j.jag.2023.103228

Mitchell R. and Frank E. 2017. Accelerating the XGBoost algorithm using GPU computing. PeerJ Computer Science, 3: e127.

Surface Processes, 5-39. Elsevier. DOI:10.1016/B978-0-443-15341-9.00011-3

Shirani K. and Pasandi M. 2024b. Land subsidence hazard assessment and zonation using artificial aperture radar interferometry method with persistent scatterers (PSInSAR) in the watersheds of Isfahan province. The 7th National Conference on Soil Conservation and Watershed Management, Consequences of Climate Change on Agriculture and Natural Resources, Tehran.

Shirani K. Pasandi M. and Ebrahimi B. 2021. Assessment of land subsidence in the Najafabad plain using the differential synthetic aperture radar interferometry (DInSAR) technique. JWSS-Isfahan University of Technology, 25(1): 105-127. 10.47176/jwss.25.1.147214

Tadayon M. 2022. The impact of structures on the land subsidence in Isfahan metropolitan. 8th National Conference of Tectonics & Structural Geology of Iran, 1–6.

Tourani M. Agh-Atabai M. and Roostaei M. 2018. Study of subsidence in Gorgan using InSAR method. Geographical Planning of Space, 8(27): 117-128.

Wang Z. Liu Y. Zhang Y. Liu Y. Wang B. and Zhang G. 2022. Spatially varying relationships between land subsidence and urbanization: A case study in Wuhan, China. Remote Sensing, 14(2): 291. https://doi.org/10.3390/rs14020291

Xu Y. Wu Z. Zhang H. Liu J. and Jing Z. 2023. Land subsidence monitoring and building risk assessment using InSAR and Machine Learning in a Loess Plateau City—A case study of Lanzhou, China. Remote Sensing, 15(11): 2851. https://doi.org/10.3390/rs15112851

https://doi.org/10.7717/peerj-cs.127

Mohammady M. Pourghasemi H. R. and Amiri M. 2019. Land subsidence susceptibility assessment using random forest machine learning algorithm. Environmental Earth Sciences, 78:503 https://doi.org/10.1007/s12665-019-8518-3.

Morishita Y. Lazecky M. Wright T. J. Weiss J. R. Elliott J. R. and Hooper A. 2020. LiCSBAS: An open-source InSAR time series analysis package integrated with the LiCSAR automated Sentinel-1 InSAR processor. Remote Sensing, 12(3): 424. https://doi.org/10.3390/rs12030424

Motagh M. Walter T. R. Sharifi M. A. Fielding E. Schenk A. Anderssohn J. and Zschau J. 2008. Land subsidence in Iran caused by widespread water reservoir overexploitation. Geophysical Research Letters, 35(16): 1. DOI:10.1029/2008GL033814

Ostad-Ali-Askari K. Ghorbanizadeh Kharazi H. Shayannejad M. and Zareian M. J. 2019. Effect of management strategies on reducing negative impacts of climate change on water resources of the Isfahan–Borkhar aquifer using MODFLOW. River Research and Applications, 35(6): 611-631. https://doi.org/10.1002/rra.3463

Priyam A. Abhijeeta G. R. Rathee A. and Srivastava S. 2013. Comparative analysis of decision tree classification algorithms. International Journal of Current Engineering and Technology, 3(2): 334-337.

Rafiee M. Ajalloeian R. Dehghani M. and Mahmoudpour M. 2022. Artificial neural network modeling of the subsidence induced by overexploitation of groundwater in Isfahan-Borkhar Plain, Iran. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 81(5): 170. https://doi.org/10.1007/s10064-022-02646-7

Rajabi M. Roostaei S. and Mataee S. 2023. Assessment of land subsidence time series in Kermanshah plain using InSAR methods. Physical Geography Research Quarterly, 55(1): 19-37. 10.22059/JPHGR.2023.354497.1007744

Rock N. M. 1988. Selective bibliography of numerical geology. In: Numerical Geology: A Source Guide, Glossary and Selective Bibliography to Geological Uses of Computers and Statistics, pp. 329-427. https://doi.org/10.1007/BFb0045151

Salehi R. Ghafoori M. Lashkaripour G. R. and Dehghani M. 2013. Evaluation of land subsidence in southern Mahyar plain using radar interferometry. Irrigation and Water Engineering, 3(3): 47-57.

Shi L. Gong H. Chen B. and Zhou C. 2020. Land subsidence prediction induced by multiple factors using machine learning method. Remote Sensing, 12(24): 4044. https://doi.org/10.3390/rs12244044

Shirani K. and Pasandi M. 2024a. DInSAR-based assessment of groundwater-induced land subsidence zonation map. In Remote Sensing of Soil and Land