

## کاربرد ماشین بردار پشتیبان در مدل سازی فرونشست زمین در بخش هایی از دشت علی آباد قم

علی محمد رجبی\*<sup>۱</sup>، یاسمن ابوالقاسمی<sup>۲</sup>، علی عدالت<sup>۳</sup>

دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۸/۰۹ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۱۵

### چکیده

با گسترش شهرنشینی، صنعت و کشاورزی، افزایش دما و کاهش بارندگی، نیاز به تامین منابع آب مورد نیاز افزایش یافته است. استخراج بیش از حد آب های زیرزمینی به منظور تامین آب مصرفی، باعث کاهش سطح آب زیرزمینی و بروز فرونشست می شود. در این مطالعه، به منظور ساخت مدل فرونشست از رویکرد ماشین بردار پشتیبان، استفاده شده است. افت سطح آب زیرزمینی، ضخامت رسوبات آبرفتی، قابلیت انتقال رسوبات آبرفتی و مدول الاستیسیته به عنوان پارامترهای مستقل مدل سازی فرونشست با ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از پژوهش نشان داده است که مدل ماشین بردار پشتیبان با دقت خوبی توانسته است فرونشست را مدل سازی کند. برای صحت سنجی عملکرد ماشین بردار پشتیبان، نتایج حاصل از مدل، با مقادیر اندازه گیری شده از روش DInSAR حاصل از تصاویر ماهواره ای دشت علی آباد قم ارزیابی شده است. همچنین به منظور بررسی میزان تاثیر گذاری پارامترهای ورودی مدل بر فرونشست، تحلیل حساسیت انجام گرفته است که نتایج به دست آمده نشان می دهد وقوع فرونشست به افت سطح آب زیرزمینی در منطقه وابستگی زیادی دارد. در نهایت با استفاده از داده های جدید تعمیم پذیری مدل مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاکی از توانایی تعمیم پذیری مدل ماشین بردار پشتیبان فرونشست می باشد.

**کلید واژه:** فرونشست، افت سطح آب زیرزمینی، یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان، دشت علی آباد قم

۱- عضو هیات علمی، گروه زمین شناسی مهندسی، دانشکده زمین شناسی، پردیس علوم، دانشگاه تهران، ایران  
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد زمین شناسی مهندسی، گروه زمین شناسی مهندسی، پردیس علوم، دانشکده زمین شناسی، دانشگاه تهران، ایران  
۳- دانش آموخته دکتری رشته ژئوتکنیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، ایران

## ۱. مقدمه

فرونشست زمین (Land Subsidence)، جابجایی قائم یا فروافتادگی بخشی از سطح زمین است که به صورت تدریجی یا ناگهانی در اثر حرکت زیر سطحی مواد زمین رخ می‌دهد و حرکت افقی در آن ناچیز است (Galloway et al., 1999). فرونشست به عنوان یک مشکل جهانی (Galloway et al., 1999, Galloway et al., 2008, Dinar, et al., 2018) در نتیجه بهره‌برداری بیش از حد نفت، گاز و آب‌های زمین‌گرمایی، مناطق زیادی را تحت تاثیر قرار داده و باعث خسارت‌های سنگینی به مناطق مسکونی، کشاورزی و پروژه‌های مهندسی شده است. با این حال، فرونشست در اثر پمپاژ بیش از حد آب زیرزمینی رایج‌تر از نفت و گاز است (Corapcioglu, 1984). استخراج بی‌رویه آب‌های زیرزمینی باعث افزایش تنش در سیستم آبخوان، تراکم رسوبات ریزدانه (آکی تاردها) و در نتیجه فرونشست در سیستم آبخوان می‌شود (Terzaghi, 1925).

اگر این پدیده با مدیریت صحیح همراه نشود، می‌تواند خسارات جبران ناپذیری ایجاد کند. بنابراین اندازه‌گیری و پایش فرونشست برای تحلیل و پیش‌بینی این پدیده در آینده لازم است (Galloway and Burbey, 2011) و می‌تواند نحوه‌ی برخورد با آن را مشخص کند و نقش مهمی در مدیریت و کنترل این پدیده داشته باشد. مدل‌سازی پدیده فرونشست که یکی از پیچیده‌ترین مسائل در حوزه علوم زمین است، می‌تواند به درک بهتر این پدیده و جلوگیری احتمالی از خسارات ناشی از آن بینجامد (انگورانی، ۱۳۹۴). روش‌های بسیاری به منظور مدل کردن فرونشست استفاده شده است. مدل‌های عددی حرکات آب زیرزمینی مانند Modflow به درک رابطه میان برداشت بیش از حد آب زیرزمینی و تغییر شکل سیستم آبخوان و ایجاد نقشه‌های پیش‌بینی کمک می‌کند (Larson et al., 2001, Schmid et al., 2014, Phi and Strokova, 2015). با این حال، این مدل‌ها برای ایجاد شرایط مرزی نیاز به داده‌های حاصل از پایش بلند مدت دارند تا قابلیت اعتبارسنجی و کالیبراسیون داشته باشند (Zhou and Li, 2011, Sadeghi-Tabas et al., 2016). در بعضی تحقیقات به منظور حل مسئله داده‌های

میدانی پراکنده، از هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) برای تحلیل فضایی رابطه بین فرونشست و متغیرهای زمین-زیست محیطی استفاده شده است. در سال‌های اخیر الگوریتم‌های آموزش ماشین، عملکرد دقیقی در پردازش‌های پیچیده و غیرخطی مدل‌های زمین فضایی داشته‌اند. این روش‌ها برای پیش‌بینی مناطق حساس به فرونشست ناشی از استخراج زیرزمینی و همچنین درک رابطه‌ی پارامترهایی مانند کاربری زمین و سنگ‌شناسی منطقه با فرونشست به کار گرفته شده‌اند (Oh and Lee, 2010, lee et al., 2012, Lee and Park, 2013, Blachowski, 2016). شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله روش‌های هوش مصنوعی است که الهام گرفته از سیستم عصبی واقعی هستند. این شبکه‌ها کاربردهای گسترده‌ای در طبقه‌بندی، درون‌یابی، برآورد، آشکارسازی و غیره دارند (Behzadfar, 2005, Wang et al., 2018). در شرایطی که داده‌های کافی در اختیار نباشد استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نتایج مناسبی را تولید می‌کند (DaliaKopoulos et al., 2005). عرب‌عامری و همکاران (Arabameri et al., 2020) از روش ترکیبی شبکه عصبی و بگینگ (ANN-bagging) برای پیش‌بینی فرونشست به صورت مکانی در دشت سمنان استفاده کرده‌اند. استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) مدلی برای برآورد فرونشست ناشی از استخراج آب زیرزمینی در نقاط مبهم منطقه ارائه داده شده است. مهرنور و همکاران (Mehrnoor et al., 2022) با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و شاخص هم‌پوشانی وزنی (Weighted Overlay Index) به مطالعه و پهنه‌بندی خطر فرونشست دشت هشتگرد پرداخته است. در این پژوهش ۹ فاکتور تاثیرگذار بر فرونشست را در نظر گرفته و با روش بهترین و بدترین پارامترها را وزن‌دار کرده و نتایج نشان داده است که موثرترین پارامتر افت سطح آب زیرزمینی می‌باشد. پس از ساخت پنج مدل با ماشین بردار پشتیبان و شاخص هم‌پوشانی وزنی نتایج نشان داده است که مدل‌های ساخته شده دقت بالایی داشته‌اند. در نهایت با ساخت یک مدل ترکیبی گامای فازی (Fuzzy Gamma-Ensemble) به این نتیجه رسیدند که ۱۹/۳ درصد از دشت هشتگرد حساسیت بالایی در

همچنین برداشت آب زیرزمینی در قسمت غربی دشت بیشتر بوده و به دنبال آن فرونشست در مناطق غربی دشت با شدت بیشتری به وقوع پیوسته است (Rajabi, 2018; Edalat et al., 2019). علی‌رغم حائز اهمیت بودن فرونشست دشت علی‌آباد از لحاظ خسارات مادی و جانی که با وجود مناطق مسکونی، شهرک‌های صنعتی و زمین‌های زراعی که بر منطقه تحمیل کرده است و همچنین خسارات زیست محیطی مانند کاهش ذخیره آبخوان، با این حال مطالعات زیادی در رابطه با فرونشست منطقه دشت علی‌آباد صورت نگرفته است. در این پژوهش، به منظور مطالعه و مدل‌سازی فرونشست مربوط به بازه زمانی فروردین ۱۳۹۴ الی مرداد ۱۳۹۵، در بخش‌هایی از دشت علی‌آباد قم در اثر برداشت بی‌رویه آب زیرزمینی از آبخوان منطقه، از روش ماشین بردار پشتیبان که با توجه به مطالعات انجام شده در دشت علی‌آباد مورد استفاده قرار نگرفته است، بهره‌برداری شده است.

برابر فرونشست دارد. رفیعی و همکاران (Rafiee et al., 2022) در پژوهشی، فرونشست برخوار اصفهان مربوط به ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۷ را با استفاده از روش تداخل‌سنجی اندازه‌گیری کرده و مناطقی را که به دلیل پوشش گیاهی قابل توجه روش داخل‌سنجی موفق به اندازه‌گیری نشده است را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی کرده است. در مجموع روش محاسبات نرم مانند مدل شبکه عصبی مصنوعی (Banerjee et al., 2011) و ماشین بردار پشتیبان قادر به درک روابط پنهان و الگوی بین داده‌ها بوده و روشی قدرتمند در تحلیل داده‌های واقعی است. جدول (۱)، خلاصه‌ای از مطالعات بر فرونشست با رویکرد محاسبات نرم را ارائه داده است. دشت علی‌آباد از جمله دشت‌های آسیب دیده در اثر فرونشست ناشی از برداشت بی‌رویه آب‌های زیرزمینی است. دشت علی‌آباد حاصل آورد رودخانه‌های مزلقان و قره‌چای است که ضخامت این رسوبات آبرفتی از غرب به سمت شرق دشت کاهش پیدا می‌کند.

جدول ۱. خلاصه‌ای از مطالعات فرونشست با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین

Number	Resources	Machine Learning Methods	Area	Land subsidence Reason
1	Rafie and Samimi Namin (2015)	Artificial Neural Network	Tehran (Iran)	Tunnel
2	Bui et al., (2018)	Bayesian Logistic Regression, Support Vector Machine, Logistic Model Tree, Alternate Decision Tree	South Korea	Mining
3	Taravatroy et al., (2018)	Genetic algorithm, K-nearest neighbors algorithm, Ordered weighted averaged	Tehran (Iran)	Groundwater Withdrawal
4	Rahmati et al., (2019)	Maximum Entropy, Algorithm Rule-set Production	Kashmar(Iran)	Groundwater Withdrawal
5	Rafiee et al., (2022)	Artificial Neural Network	Borkhar plain (Iran)	Groundwater Withdrawal
6	Mehrnoor et al., (2022)	Support Vector Machine, Weighted Overlay Index	Hashtgerd (Iran)	Groundwater Withdrawal

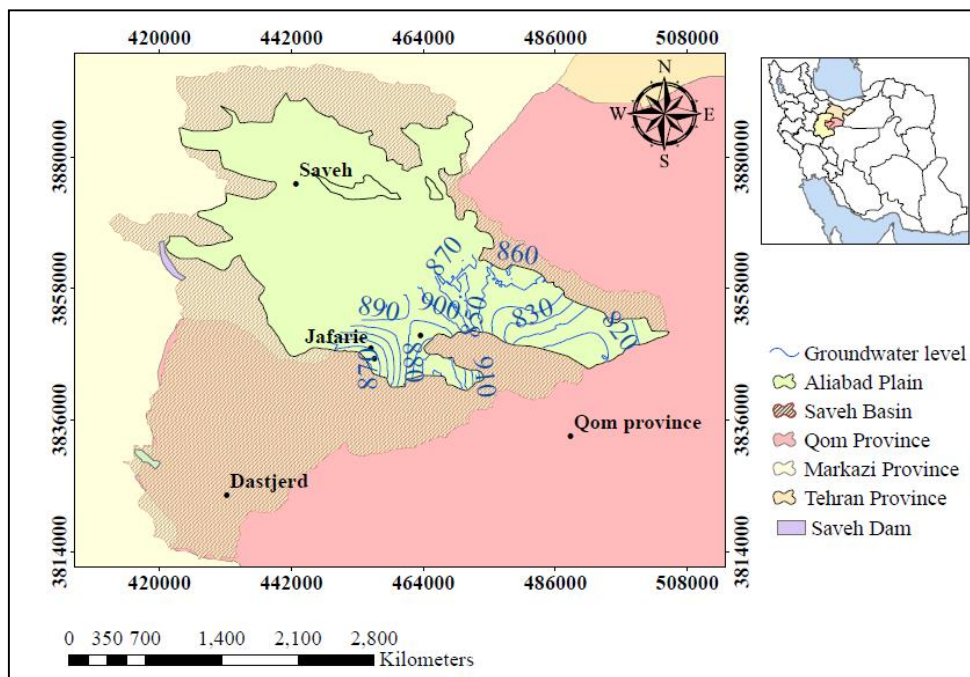
## ۲. منطقه مورد مطالعه

به دلیل بهره‌برداری بیش از حد از آبخوان منطقه با مساحتی حدود ۱۶۳۰ کیلومتر مربع دچار فرونشست شده است. شکل (۱) موقعیت منطقه دشت علی‌آباد به همراه میانگین تراز آب زیرزمینی در بازه زمانی مطالعه را نشان می‌دهد. دشت علی‌آباد از لحاظ تکنیکی بخش‌هایی از زون ایران مرکزی و نوار

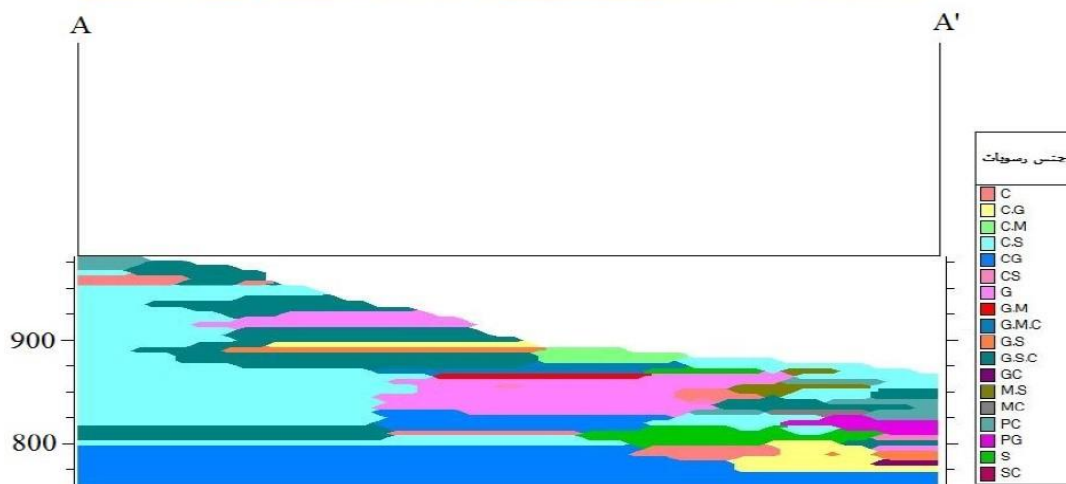
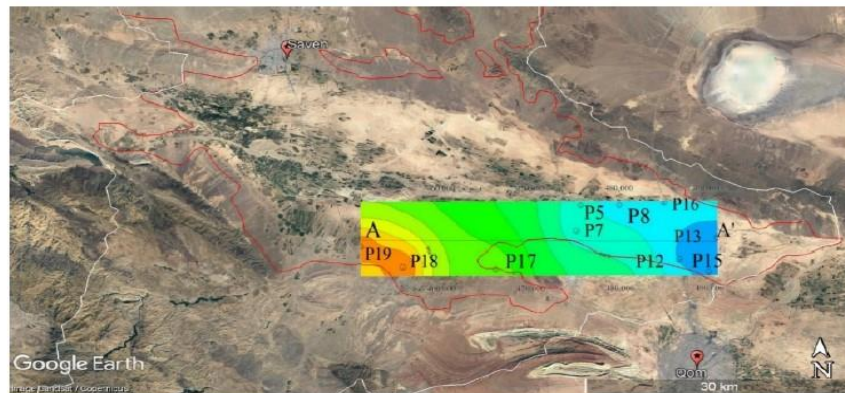
دشت علی‌آباد قم با مساحت ۱۷۹۴ کیلومتر مربع بخشی از حوضه رسوبی ساوه است که به صورت مشترک در استان‌های مرکزی و قم در موقعیت  $34^{\circ} 42' 27''$  تا  $35^{\circ} 9' 27''$  عرض شمالی و  $50^{\circ} 8' 3''$  تا  $51^{\circ} 3' 24''$  طول خاوری قرار گرفته و

آتشفشانی سهند-بزمان یا ارومیه-دختر را دربر می‌گیرد. نوار طویل سهند تا بزمان با پهنای تقریبی ۱۵۰ کیلومتر، به موازات زون دگرگون شده سندرگ-سیرجان قرار دارد. در داخل این زون آتشفشانی، توده‌های نفوذی متعددی بیرون زده‌اند که سن و ترکیب متفاوتی دارند اما اکثر آن‌ها متعلق به ترسیر هستند. در این محدوده سنگ‌های رسوبی، آذرین و آذرآواری سنوزوئیک برونزد دارند و کهن‌ترین سنگ‌های پدید آمده در این ورقه، مربوط به فعالیت‌های آتشفشانی دوره ائوسن پسین و میانی است. حوضه‌های رسوبی این منطقه هم‌زمان با شکل گرفتن ارتفاعات طی فاز پایانی کوهزایی آلپی همراه با بسیاری از حوضه‌های رسوبی قدیم‌تر، ارتباط خود را با دریا از دست داده‌اند و به صورت سرزمین‌های وسیعی درآمدند که در آن‌ها رسوبات تبخیری نظیر گچ و نمک همراه با رس و مارن ته‌نشین شده‌است. با توجه به نقشه زمین‌شناسی دشت علی‌آباد، سنگ‌های آتشفشانی و سنگ آهک های الیگومیوسن و کنگلومرای پلیوسن تپه ماهورها و کوه های نیمه شمالی ناحیه را با راستای شمال باختری جنوب خاوری پدید آورده است. نیمه جنوبی ناحیه دشت علی‌آباد از یک سری ناودیس‌ها و تاقدیس‌های با دامنه‌هایی با شیب ملایم تا تند پدید آمده است. همچنین در این منطقه گسل احتمالی البزر عبور می‌کند. بررسی نقشه زمین‌شناسی منطقه نشان می‌دهد که دشت مورد مطالعه در میان پادگانه‌های آبرفتی و بیشتر در کفه‌های رسی (به طور

عمده سیلت و رس) قرار گرفته است. رسوبات آبرفتی دشت علی‌آباد، حاصل از رودخانه‌های موجود در آن است که از غرب به شرق، تخلیه رودخانه‌ها کاهش یافته و رسوبات آبرفتی دانه‌ریزتر می‌شوند. رسوبات زیرسطحی منطقه بیشتر شامل سیلت و رس و در مناطق مرتفع، کنگلومرا به همراه میان لایه‌هایی از میکروکنگلومرا می‌باشد. شکل (۲)، گسترش رسوبات آبرفتی در قسمت جنوبی دشت علی‌آباد را در نیمرخ AA' ارائه داده است. آبخوان پیچیده دشت علی‌آباد، متشکل از آبخوان آزاد کم عمق و آبخوان تحت فشار عمیق که توسط لایه‌ی نازکی از آکیتارد از هم جدا شده است (Rajabi, 2018)، از معدود منابع آب شیرین در شمال غرب استان قم است که از رودخانه قره‌چای، تنها رودخانه دائم منطقه و از مهم‌ترین منابع تغذیه آبخوان، تغذیه می‌کند. این رودخانه بعد از ساخت سد الغدیر در سال ۱۹۹۳ در همسایگی روستای علی‌آباد (پایین دست سد)، تخلیه شده و در نتیجه آن، تامین آب مصارف کشاورزی و شرب که در گذشته با بهره‌گیری از رودخانه و قنات بوده است و امروزه با استفاد از چاه‌های عمیق و نیمه عمیق انجام می‌گیرد، باعث کاهش سطح آب آبخوان شده است. از این رو، با افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی، محدوده دشت علی‌آباد با پدیده فرونشست و خسارات ناشی از آن مانند ایجاد شکاف در دیوار ساختمان‌ها و لوله‌زایی مواجه شده است.



شکل ۱. موقعیت دشت علی‌آباد و میانگین تراز آب زیرزمینی

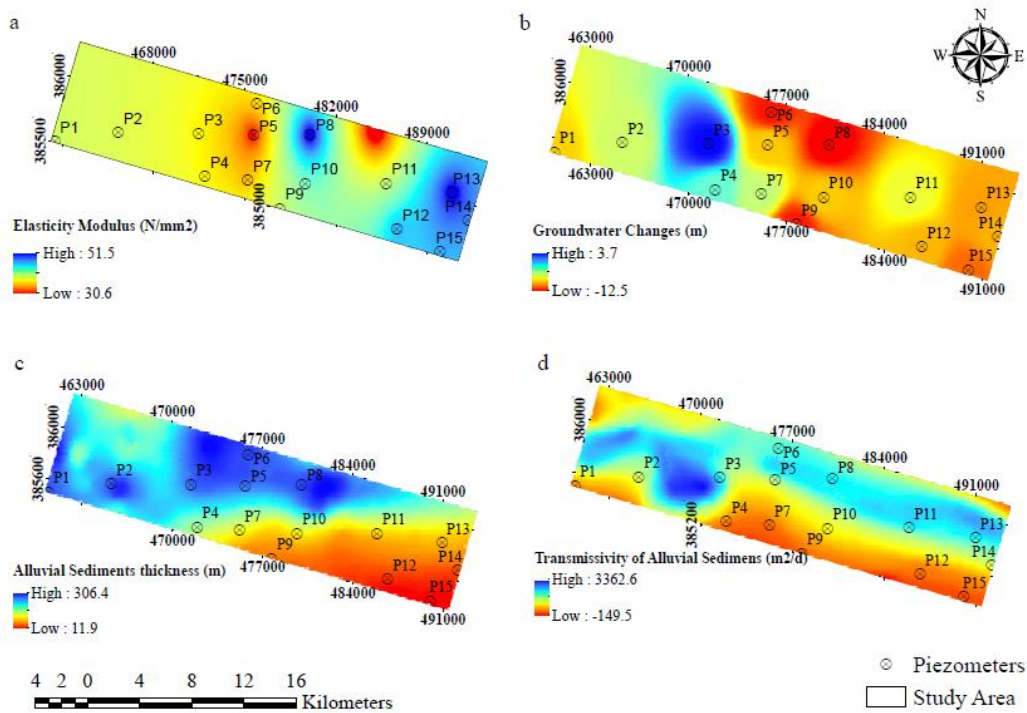


شکل ۲. موقعیت مقطع AA' در دشت علی‌آباد و گسترش رسوبات آبرفتی در مقطع AA'

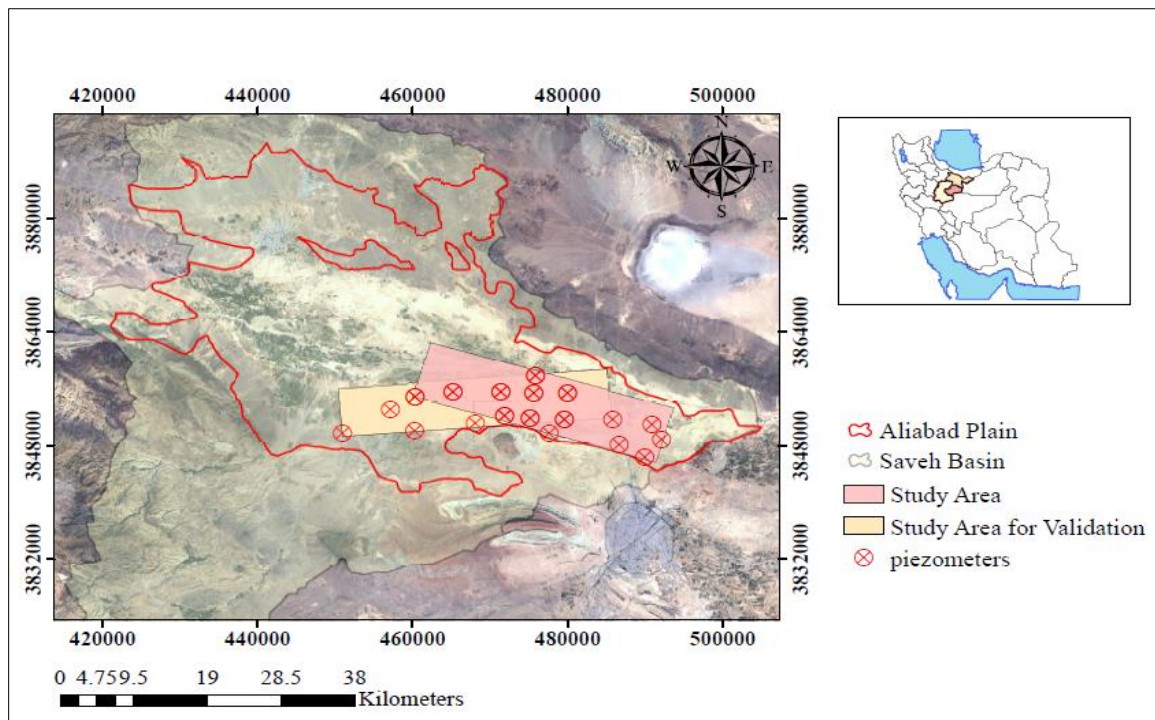
### ۳. داده‌های مورد نیاز برای مدل‌سازی

در پژوهش حاضر به منظور مطالعه دشت علی‌آباد برای ایجاد لایه‌های رستری، شامل اطلاعات ورودی و خروجی مورد نیاز در ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان، ابتدا منطقه‌ای از دشت علی‌آباد به عنوان محدوده مورد مطالعه، انتخاب شده است. انتخاب این محدوده با در نظر گرفتن توزیع مناسب پیزومترهای منطقه و همچنین موجود بودن اطلاعات پارامترهای ورودی برای انجام مدل‌سازی صورت گرفته است. مجموعه داده‌هایی که برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند باید پارامترهایی باشند که بیشترین تاثیر را در خروجی بهینه‌ی مدل داشته باشند تا مدلی با قابلیت تعمیم‌پذیری بالا حاصل شود. با توجه به این موضوع و در دسترس بودن اطلاعات مورد نیاز، مجموعه داده‌های موثر ورودی به مدل، تغییرات سطح آب زیرزمینی، مدول الاستیسته، ضخامت رسوبات، قابلیت انتقال رسوبات آبخوان و فرونشست به عنوان خروجی مدل ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است. به منظور بررسی وضعیت تراز آب زیرزمینی در منطقه دشت علی‌آباد از اطلاعات سطح آب ثبت شده در پیزومترهای منطقه مورد نظر استفاده شده است. با توجه به نقصان داده‌ها، مانند خطای انسانی، عدم اندازه‌گیری در بازه‌ای از زمان و یا خشک بودن برخی از چاه‌ها، و برای داشتن تراز آب زیرزمینی به صورت پیوسته در بازه‌ای از زمان، اطلاعات سطح آب زیرزمینی در محدوده زمانی سال ۱۳۸۸ الی ۱۳۹۵ در نظر گرفته شده است.

جهت جریان آب زیرزمینی در این دشت از غرب به شرق و از شمال به سمت جنوب کاهش می‌یابد و بیشینه تراز آب زیرزمینی مربوط به اراضی شمالی دشت ساوه و کمبینه آن، در اراضی خروجی دشت قرار دارد. با توجه به گزارش بیلان آب منطقه، در این مطالعه به دلیل دسترسی به نتایج آزمایش پمپاژ تنها ۵ حلقه چاه و عدم امکان تهیه نقشه هم‌قابلیت انتقال با این تعداد کم، از نقشه قابلیت انتقال مربوط به سال ۱۳۶۳ موجود در گزارش بیلان آب، استفاده شده است. اطلاعات مربوط به عمق رسوبات منطقه مورد مطالعه، از نقشه هم‌عمق رسوبات حاصل از گزارش‌های مطالعات ژئوتکنیکی دشت علی‌آباد استفاده شده است. ضخامت آبرفت در این منطقه از شرق به غرب بین حدود ۴۰ متر تا ۲۶۰ متر متغیر است. براساس اطلاعات حاصل از لاگ‌های برخی از چاه‌های مشاهده‌ای در منطقه مورد مطالعه و استفاده از منابع موجود در ادبیات فنی و نیز قضاوت مهندسی، مقادیر مدول الاستیسته برای بخشی از رسوبات دشت علی‌آباد به دست آمده است. شکل (۳) پارامترهای ورودی مدل ماشین بردار پشتیبان را در محدوده مورد مطالعه نشان می‌دهد. مدیریت داده‌ها و ساخت لایه‌های اطلاعاتی از داده‌های موجود، از نرم‌افزار Arc Map نسخه 10.2.2 استفاده شده است. شکل (۴) محدوده مورد مطالعه در دشت علی‌آباد به همراه پراکنندگی پیزومترها در این محدوده را نشان می‌دهد.



شکل ۳. چهار پارامتر ورودی برای مدل‌سازی فرونشست دشت علی‌آباد



شکل ۴. منطقه مورد مطالعه در دشت علی‌آباد، محدوده در نظر گرفته شده برای بررسی قابلیت تعمیم‌پذیری همراه با پراکندگی پیزومترها در این محدوده



#### ۴. مدل‌سازی فرونشست با روش ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machines) از روش‌های یادگیری نظارت شده است (Award and Khanna, 2015) که اولین بار توسط وپنیک (Vapnik) در سال ۱۹۹۵ به منظور انجام طبقه‌بندی ارائه شده است. در ماشین بردار پشتیبان، بردارهای ورودی غیرخطی به فضای ویژگی (Feature Space) با ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند. در این فضای ویژگی یک سطح تصمیم‌گیری خطی ساخته می‌شود. خواص ویژه سطح تصمیم‌گیری توانایی بالای تعمیم‌پذیری ماشین یادگیری را تضمین می‌کنند (Cortes and Vapnik, 1995). ماشین بردار پشتیبان هم در زمینه طبقه‌بندی و هم در رگرسیون کاربرد دارد که در سال‌های اخیر به دلیل عملکرد خوب در مسائل رگرسیونی مورد توجه قرار گرفته است (Gholami and Moradzadeh, 2012). در مطالعه‌ی حاضر به منظور انجام مدل‌سازی فرونشست، از شکل رگرسیونی بردار پشتیبان استفاده شده است. هدف روش رگرسیون غیرخطی ماشین بردار پشتیبان کاهش اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای تمامی نمونه‌های آموزشی است و به جای کمینه‌سازی خطای آموزش، در راستای کم کردن کران خطای تعمیم و رسیدن به قابلیت عمومی‌پذیری بالا عمل می‌کند (Basak, 2007).

به منظور انجام مدل‌سازی فرونشست زمین، با استفاده از داده‌های موجود در دشت علی‌آباد از روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (Regression Support Vector) استفاده شده است. بنابراین انتخاب تابع کرنل مناسب از میان توابع کرنلی موجود اهمیت دارد. با توجه به نتایج کارایی بهتر تابع کرنل گوسی یا RBF در مقابل سایر توابع (Campbell, 2002)، تابع کرنل گوسی برای ساخت مدل رگرسیون بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است. رابطه (۱) کرنل گوسی را نشان می‌دهد که در آن  $\sigma$  یک پارامتر مهم در تقویت عملکرد ماشین بردار پشتیبان می‌باشد (Wang et al., 2003).

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

اگر  $\sigma$  نزدیک به صفر انتخاب شود، مدل تمام داده‌های آموزش را به عنوان بردار پشتیبان در نظر گرفته و دچار بیش‌برازش می‌شود.

در این صورت مدل با مجموعه داده‌های آموزش، تخمینی خوب اما عملکردی ضعیف در پردازش داده‌های آزمون ارائه می‌دهد. در مقابل اگر مقدار  $\sigma$  بی‌نهایت در نظر گرفته شود، مدل تمام داده‌های آموزش را یک نمونه حساب کرده و دچار under-fitting می‌شود (Liu et al., 2015). از جمله پارامترهای دیگری که در انجام مدل‌سازی باید تعیین شوند،  $\epsilon$ -insensitive و C هستند. پارامتر  $\epsilon$  تعیین‌کننده‌ی نتایج قابل قبول مدل و پارامتر ظرفیت تابع C وظیفه کنترل رابطه بین کمینه ساختن تابع خطا و پیچیدگی تابع را بر عهده دارد. اگر پارامتر C بسیار کوچک انتخاب شود تاکید و اهمیت کافی در برازش نمونه‌های آموزشی در نظر گرفته نمی‌شود، همچنین اگر مقادیر بزرگ انتخاب گردد، الگوریتم دچار بیش‌برازش خواهد شد.

یکی دیگر از روش‌های جلوگیری از بروز مشکلات در ساخت مدل و افزایش قابلیت تعمیم مدل استفاده از روش k-fold می‌باشد. در بعضی موارد در ماشین‌های یادگیری، ممکن است مدل در طی آموزش، پارامترهای بهینه را با توجه به نمونه‌ای که با توزیع کلی داده‌ها مطابقت نداشته و محدود است، تنظیم کند و موجب ایجاد اختلال در توانایی تعمیم‌پذیری مدل ماشین بردار پشتیبان شود. مدل‌ساخته شده برای برطرف نمودن مشکل یادگیری اغتشاشات و نمونه‌های نادر موجود در مجموعه‌ی داده‌های آموزش، تعداد تکرارها را افزایش می‌دهد که این موضوع باعث می‌شود پیچیدگی مدل بیشتر شده و توانایی پیش‌بینی مدل در مرحله‌ی آزمون کاهش و یا در برخی موارد به دلیل اینکه خطای مدل به صورت محلی محاسبه شده است، دقت در مرحله‌ی آزمون افزایش یابد که در این حالت پاسخ غیرقابل تعمیم خواهد بود. در روش ذکر شده، مجموعه داده‌های اولیه به k بخش، به شکل مساوی تقسیم می‌شود. در هر بار اجرا، یک قسمت از داده‌های تقسیم شده برای مرحله ارزیابی مدل، و از دیگر قسمت‌های دسته‌بندی برای آموزش و ساخت مدل مورد نظر استفاده می‌شود. در روش k-fold cross validation (در پژوهش حاضر 6-fold) تا زمانی که از تمام k بخش برای اعتبارسنجی مدل استفاده شود، ادامه پیدا می‌کند. در انتها، خطای اعتبارسنجی، میانگین خطای تخمین در طی تمام این مراحل در



نظر گرفته می‌شود. بنابر توضیحات ارائه شده و انجام سعی و خطا در ساخت مدل مورد نظر مقادیر در نظر گرفته شده برای پارامترها در جدول (۲) آورده شده است.

جدول ۱. پارامترهای بهینه مدل SVR

Parameter	$\sigma$	C	$\epsilon$
Value	0.1	97	0.0036

نتایج به دست آمده از مدل ساخته شده با کمک ماشین بردار پشتیبان با استفاده از ۶۴۴۰ نمونه حاوی اطلاعات پارامترهای ورودی و هدف، به منظور مدل‌سازی فرونشست منطقه مورد مطالعه در دشت علی‌آباد قم در جدول (۳) ارائه شده است.

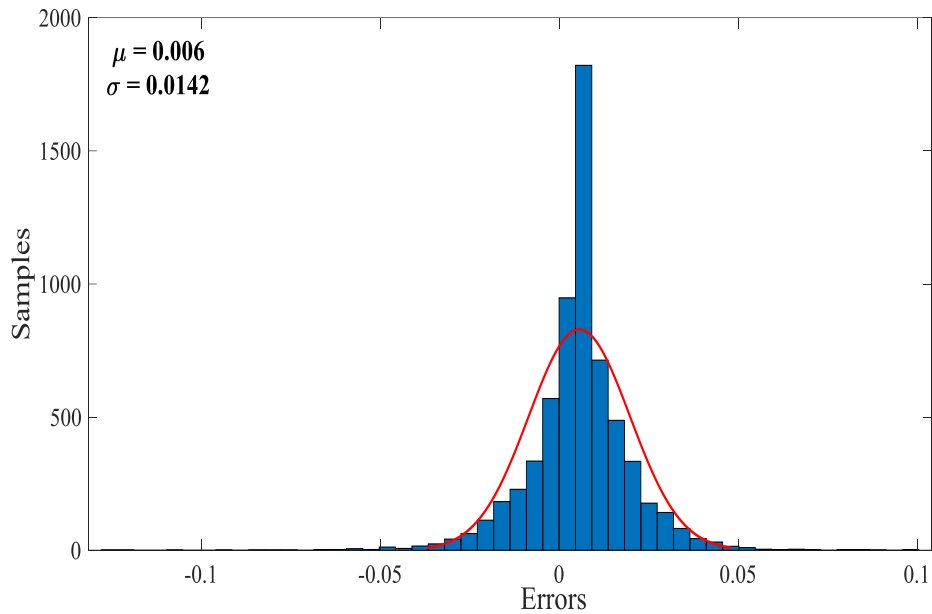
برای مدل‌سازی فرونشست با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، از کدنویسی در زمینه حل مسئله بهینه‌سازی مقید و درجه دوم در نرم‌افزار Matlab R2018b استفاده شده است. با هدف ساخت تابعی مناسب که بهترین مقدار خروجی ممکن را با استفاده از داده‌های ورودی مشخص، تعیین کند، آموزش مدل ماشین بردار پشتیبان صورت گرفته است.

جدول ۲. ضریب تعیین، ضریب همبستگی و خطای حاصل از مدل SVR

Results	Training data	Test Data	Validation Data	All Data
R <sup>2</sup>	0.91	0.87	0.86	0.89
R	0.96	0.94	0.93	0.95
RMSE(m)	0.014	0.016	0.017	0.015
MSE	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002
Support Vector Number	4195			

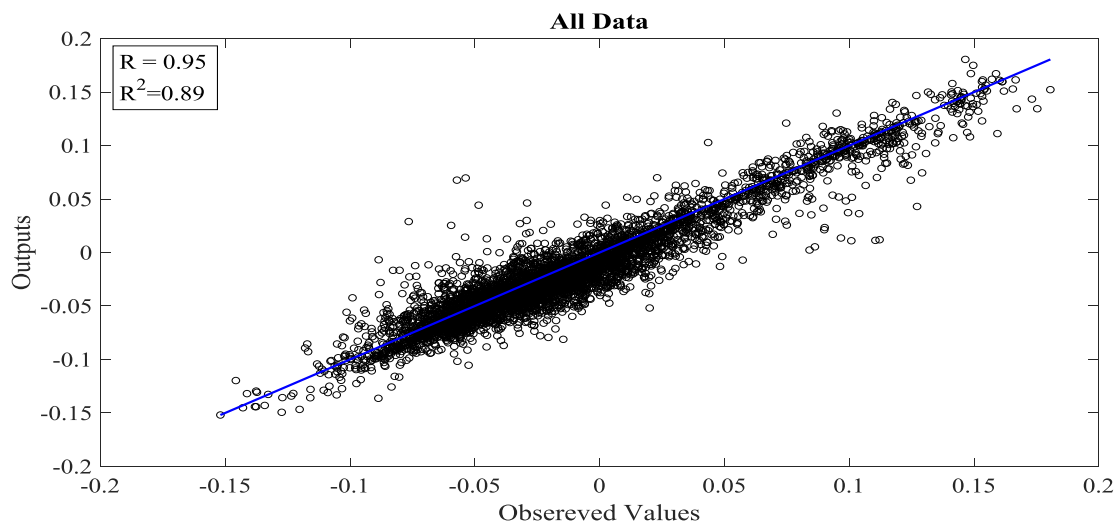
مدل می‌باشد. همچنین شکل (۵) هیستوگرام فراوانی خطا با توزیع نرمال را نشان می‌دهد. مقادیر بیش تخمینی و کم تخمینی در نقاط مختلف تقریباً یکسان هستند و میانگین مطلق خطا ( $\mu$ ) برابر با مقداری نزدیک به صفر (۰/۰۰۶) است. با توجه به نتایج به دست آمده ماشین بردار پشتیبان در هر نقطه میانگین ۱/۵ سانتی‌متر خطا دارد.

همان‌گونه که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، مقدار جذر میانگین مربعات خطای مربوط به کل داده‌ها در مدل بهینه ۰/۰۱۵ به دست آمده است به این معنی که مدل مقدار فرونشست سطح زمین را به طور متوسط با ۱/۵ سانتی‌متر خطا، محاسبه کرده است. اختلاف کم بین مقادیر خطا در سه مرحله آموزش، آزمون و اعتبارسنجی، نشان‌دهنده‌ی صحت پارامترهای انتخاب شده و عملکرد مناسب



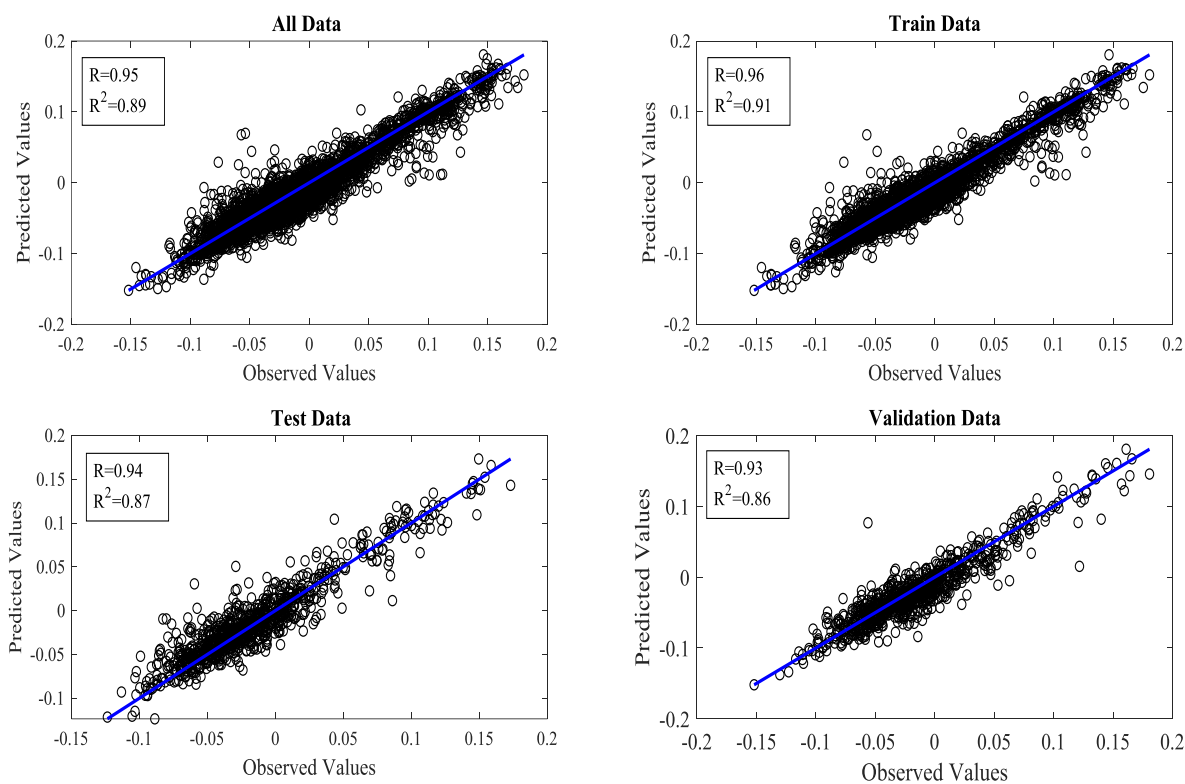
شکل ۵. هیستوگرام فراوانی مقادیر خطا در مدل SVR

شکل (۶)، رابطه‌ی بین مقادیر فرونشست اندازه‌گیری شده و مقدار تخمین زده شده توسط مدل را نشان می‌دهد. مقدار ضریب رگرسیون  $R=0/95$  و ضریب تعیین  $R^2=0/89$  در کنار موارد ذکر شده نشان می‌دهد که مدل‌سازی با دقت بالایی انجام گرفته است. همچنین بررسی  $R$  و  $R^2$  در داده‌های آزمون و اعتبارسنجی به تایید این موضوع کمک می‌کند (شکل ۷).



شکل ۶. رابطه رگرسیونی بین مقادیر اندازه‌گیری شده فرونشست و مقادیر مدل‌سازی شده توسط

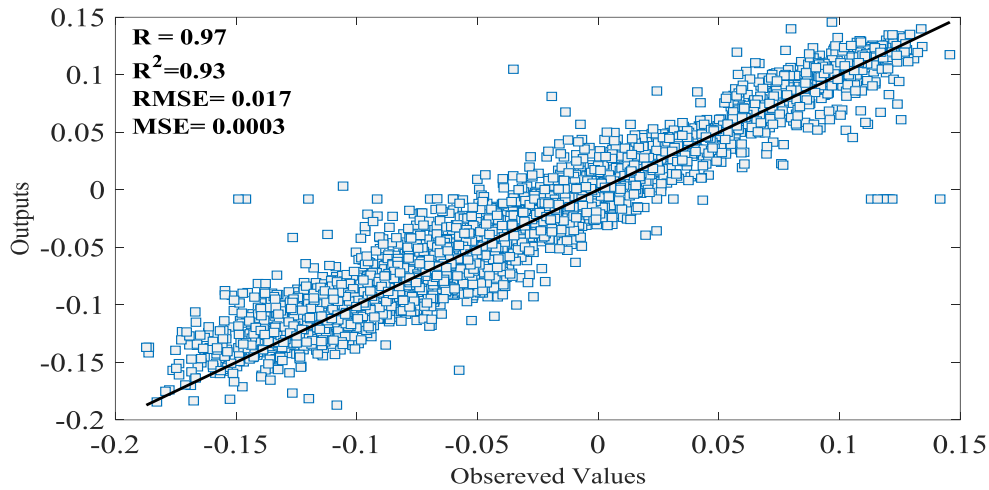
SVR



شکل ۷. نمودار ضریب همبستگی حاصل از مدل ماشین بردار پشتیبان بین مقادیر به دست آمده فرونشست و مقادیر واقعی در مراحل آموزش، آزمون و اعتبارسنجی

رگرسیون بردار پشتیبان بهینه‌ی ساخته شده، تغییرات سطح زمین را تخمین زده است. شکل (۸)، رابطه رگرسیونی به دست آمده از مدل ماشین بردار پشتیبان با استفاده از بسته اطلاعات مشاهده نشده را نشان می‌دهد. با توجه به مقدار ضریب رگرسیون، ضریب تعیین، خطای مدل و جذر میانگین خطای بدست آمده، مدل قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی را ارائه داده است و نقاط فرونشست را با خطای متوسط ۱/۷ سانتی‌متر محاسبه کرده است.

پس از ساخت مدل فرونشست، مدل برای بررسی قابلیت تعمیم‌پذیری مورد بررسی قرار گرفته است. به این منظور از داده‌های محدودده‌ای متفاوت (شکل ۴) که در آموزش مدل SVR شرکت داده نشده، استفاده شده است. این مجموعه شامل ۵۸۸۲ داده می‌باشد. با وارد نمودن بسته اطلاعات ورودی، شامل مجموعه داده‌های تغییرات تراز آب زیرزمینی، مدول الاستیسیته، قابلیت انتقال رسوبات و ضخامت رسوبات آبرفتی، مدل

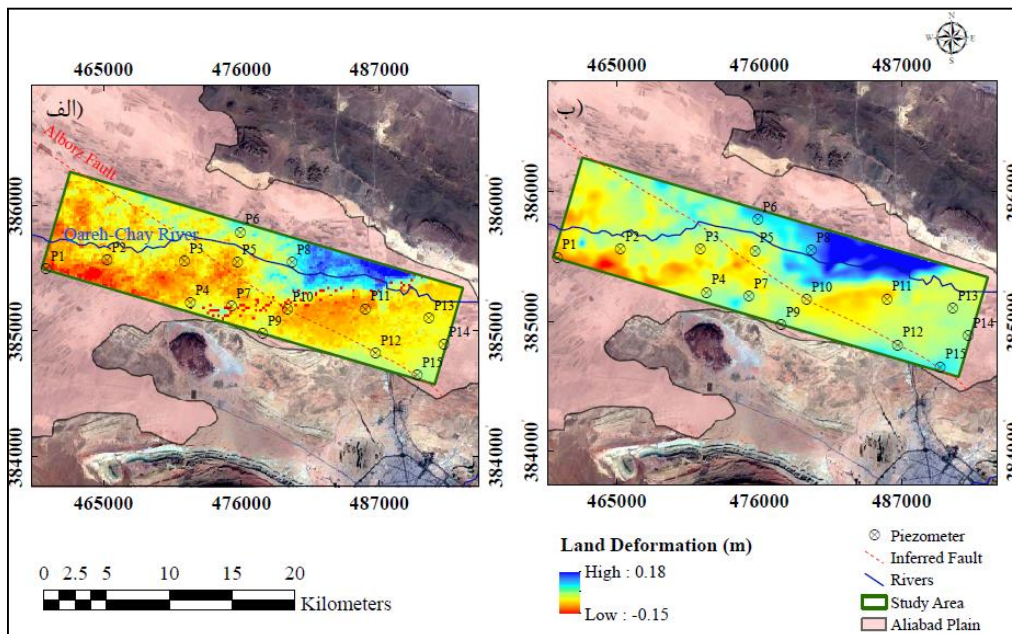


شکل ۸. رابطه رگرسیونی بین مقادیر تخمین زده شده از فرونشست و مقادیر واقعی به دست آمده از بررسی قابلیت تعمیم مدل SVR

۵. صحت‌سنجی مدل ماشین بردار پشتیبان

فرونشست به دست آمده از مدل ماشین بردار پشتیبان با مقادیر اندازه‌گیری شده از تصاویر راداری سنتینل-۱ در بازه زمانی مطالعه حاضر مورد مقایسه قرار گرفته است. شکل (۹)، تغییرات سطح زمین مدل شده توسط ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد که در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده تغییرات سطح زمین

مطابقت خوبی را نشان داده است و نقاط با فرونشست بیشتر و کمتر در محدوده را به خوبی مدل‌سازی کرده است. با توجه به نتایج ارائه شده، در منطقه مورد مطالعه از دشت علی‌آباد، بیشترین مقدار فرونشست نزدیک به ۱۵ سانتی‌متر و نزدیک به قسمت مرکزی دشت بوده است.



شکل ۹. مقایسه تغییرات سطح زمین در محدوده مورد مطالعه بین الف) مقادیر اندازه‌گیری شده و ب)

مقادیر مدل شده توسط ماشین بردار پشتیبان

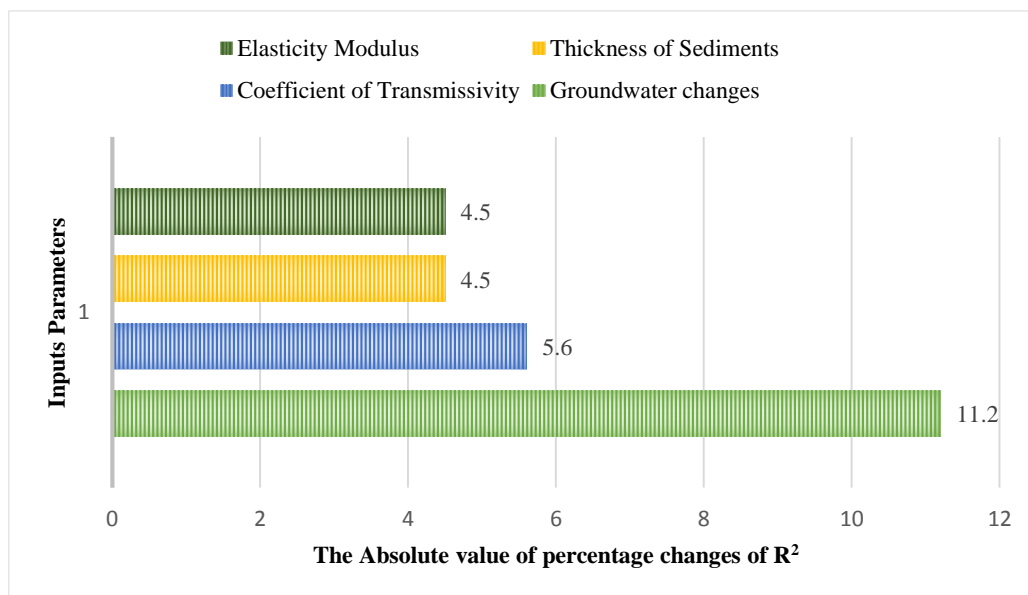
### ۶. آنالیز حساسیت

ازای تغییرات انجام شده در هر یک از داده‌های ورودی از ضریب تعیین مدل در قبل تغییر و بعد از تغییر استفاده شده است. تغییر به دست آمده نشان دهنده‌ی میزان حساسیت مدل نسبت به تغییرات ورودی می‌باشد. جدول (۴) نتایج به دست آمده از آنالیز حساسیت مدل برای ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد. در جدول ذکر شده، ردیف آخر قدر مطلق درصد تغییرات ضریب تعیین ارائه شده است. همان‌طور که در جدول آمده است مدل ماشین بردار پشتیبان نسبت به تغییرات آب زیرزمینی حساسیت بیشتری داشته است. شکل (۱۰) به منظور درک بهتر ارائه شده است.

به منظور بررسی حساسیت پدیده فرونشست به پارامترهای ورودی از روش اغتشاش متغیرها (Variable Perturbation Method) استفاده شده است. در پژوهش حاضر با استفاده از روش اغتشاش متغیرها، با ضرب یک پارامتر در مقدار (۰/۵)، پارامتر مورد نظر دستخوش تغییر شده و دیگر پارامترها بدون تغییر حفظ شدند و این کار برای تمام پارامترهای ورودی تکرار شده است. به این ترتیب نرخ تغییرات فرونشست با تغییر مستقیم پارامترهای مستقل مورد بررسی قرار گرفتند. با ضرب پارامترها در یک مقدار ثابت، شرایط برای تمام پارامترها یکسان در نظر گرفته شده است. سپس برای ارزیابی تغییرات خروجی به

جدول ۳. نتایج ضریب تعیین مدل انتخابی قبل و پس از اعمال تغییرات در پارامترهای ورودی مدل ماشین بردار پشتیبان

Results	Elasticity Modulus	Groundwater Changes	Coefficient of Transmissivity	Thickness of Sediments
R <sup>2</sup> Before changes			0.89	
R <sup>2</sup> After changes	0.85	0.79	0.84	0.85
R <sup>2</sup> Difference	-0.04	-0.1	-0.05	-0.04
R <sup>2</sup> Absolute value of changes	4.5	11.2	5.6	4.5



شکل ۱۰. نتایج به دست آمده از روش آنالیز حساسیت به روش اغتشاش متغیرها در ماشین بردار پشتیبان

## ۷. نتیجه گیری

عنوان پارامترهای ورودی و تغییر شکل زمین اندازه گیری شده به عنوان یک پارامتر خروجی واحد در مدل SVR استفاده شده است. بیشترین فرونشست در حدود ۱۵ سانتی متر در نزدیکی بخش های مرکزی دشت علی آباد براساس نتایج ماشین بردار پشتیبان رخ داده است. علاوه بر این، نتایج تحلیل حساسیت نشان می دهد که کاهش سطح آب زیرزمینی از مهم ترین عوامل موثر بر مدل SVR فرونشست است. همچنین، با توجه به بررسی انجام گرفته، مدل ماشین بردار پشتیبان قابلیت تعمیم داشته و قادر است با مجموعه داده های جدید و بدون شرکت آن ها در آموزش مدل، فرونشست زمین را در قسمتی از دشت علی آباد پیش بینی کند.

دشت علی آباد یکی از مناطق آسیب دیده از پدیده فرونشست در اثر برداشت بی رویه از آب های زیرزمینی سیستم آبخوان در این منطقه می باشد. از این رو، مطالعه و بررسی سازوکار این پدیده به مدیریت و جلوگیری از بروز خسارات ناشی از کاهش سطح آب زیرزمینی آبخوان و فرونشست کمک خواهد کرد. به منظور بررسی و انجام مدل سازی فرونشست زمین در دشت علی آباد قم از سال ۱۳۹۴ تا ۱۳۹۵ از یکی از روش های یادگیری ماشین با عنوان ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. مدل SVR برای پیش بینی فرونشست زمین با استفاده از نرم افزار MATLAB R2018b توسعه یافته است. به منظور آموزش مدل از چهار متغیر شامل افت سطح آب زیرزمینی، ضخامت رسوبات آبرفتی، قابلیت انتقال رسوبات آبخوان و مدول الاستیسیته به

## ۹. مراجع

- انگورانی، س.، ۱۳۸۹. مدلسازی پویای دشت تهران. پایان نامه کارشناسی ارشد، گرایش اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران.
- شرکت آب منطقه ای استان قم ۱۳۹۶. اطلاعات مربوط به چاه های مشاهده ای و بهره برداری دشت علی آباد قم (منطقه مطالعاتی ۴۱۱۲). وزارت نیرو، شرکت مدیریت منابع آب ایران.
- Arabameri, A., Saha, S., Roy, J., Tiefenbacher, J. P., Cerda, A., Biggs, T., Pradhan, B., Ngo, P. T. T., Collins, A. L. 2020. A novel ensemble computational intelligence approach for the spatial prediction of land subsidence susceptibility. *Science of the Total Environment*.
- Award, M., and Khanna, R. 2015. *Support Vector Regression*. Berkeley, CA: Efficient Learning Machines. Apress.
- Banerjee, P., Singh, V., Chattopadhyay, K., Chandra, P., and Singh, B. 2011. Artificial neural network model as a potential alternative for groundwater salinity forecasting. *Journal of Hydrology*, 212-220. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.12.016>
- Basak, D. Pal, S. and Patranabis, D. C. 2007. *Support Vector Regression*. *Neural Information Processing Letters and Reviews* 11(10), 203-224.
- Behzadfar, M. a. 2005. Modeling Rainfall Erosivity Factor for Single Showers: A case Study in Khuzestan Province, Iran. *The International of Humanities*, 41-50.
- Blachowski, J. 2016. Application of GIS spatial regression methods in assessment of land subsidence in complicated mining conditions: Case study of the Walbrzych coal mine (SW Poland). *Natural Hazard*, 84, 997-1014. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2470-2>
- Bui, D. T., Shahabi, H., Shirzadi, A., Chapi, K., Pradhan, B., Chen, W., Khosravi, K., Panahi, M., Bin Ahmad, B., Saro, L. 2018. Land subsidence susceptibility mapping in South Korea using machine learning algorithms. *Sensors*.

- Campbell, C. 2002. Kernel Methods: A Survey of current techniques. *Neurocomputing*, 48, 63-84.
- Corapcioglu, M. Y. 1984. Land subsidence a state-of-the-art review. *Fundamentals of Transport Phenomena in Porous Media*, 369-444.
- Cortes, C., and Vapnik, V. 1995. Support Vector Networks. *Machine Learnings*, 273-297.
- Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P., and Tsanis, I. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 229-240.
- Dinar, A., Esteban, E., Calvo, E., Herrera, G., Teatini, P., Tomás, R., Yang, L., and Albiac, J. 2018. Land Subsidence: The forgotten enigma of groundwater (Over) extraction. *Natural Resources as Assets, California*.
- Edalat, A., Khodaparast, M. and Rajabi, A. M. 2019. Detecting land subsidence due to groundwater withdrawal in Aliabad plain, Iran, using ESA Sentinel-1 satellite data. *Natural Resources Research* 29, 1935–1950. <https://doi.org/10.1007/s11053-019-09546-w>
- Galloway, D., Bawden, G., Leake, S., and Honegger, D. 2008. Landslide and land subsidence hazards to pipelines. *United States Geological Survey*.
- Galloway, D. L., and Burbey, T. 2011. Review: Regional land subsidence accompanying groundwater extraction. *Hydrogeology Journal*, 1459-1486.
- Galloway, D., Jones, D., and Ingebritsen, S. 1999. Land Subsidence in the Unites States. *United States Geological Survey*.
- Gholami, R., and Moradzadeh, A. 2012. Support Vector Regression for prediction of gas reservoirs permeability. *Journal of Mining and Environment*, 2(1), 41-52.
- Larson, K. J., Basagaoglu, H., and Marino, M. 2001. Prediction of optimal safe water yield and land subsidence in the Los Banos-Kettleman City area, California, using calibrated numerical simulation model. *Journal of Hydrology*, 79-102.
- Lee, S., Park, I. 2013. Application of decision tree model for ground subsidence hazard mapping near abandoned underground coal mines. *Journal of Environmental Management*, 127C, 166-176. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.04.010>.
- Lee, S., Park, I., Choi, J.K. 2012. Spatial prediction of ground subsidence susceptibility using, *Environmental Management*, 49 (2), 347–358. <https://doi.org/10.1007/s00267-011-9766-5>.
- Liu, Z., Zuo, M., Zhao, X., and Xu, H. 2015. An Analytical Approach to Fast Parameter Selection of Gaussian RBF Kernel for Support Vector Machine. *Journal of Information Science and Engineering* 31, 691-710.
- Mehrnoor, S., Robati, M., Kheirkhah Zarkesh, M. M., Farsad, F., and Baikpour, S. 2022. Land Subsidence hazard assessment based on novel hybrid approach: BWM, Weighted Overlay Index (WoI), and Support Vector Machine (SVM). *Natural Hazards*.
- Oh, H.J., Lee, S., 2010. Assessment of ground subsidence using GIS and the weights-of evidence model. *Engineering Geology* 115 (1), 36–48.
- Phi, T. H., and Strokova, L. 2015, Prediction maps of land subsidence cause by groundwater exploitation in Hanoi. Vietnam, *Resource-Efficient Technologies*, 80-89.
- Rafiee, M., Ajalloeian, R., Dehghani, M. et al. 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, 170. <https://doi.org/10.1007/s10064-022-02646-7>
- Rafie M, Samimi Namin F. 2015. Prediction of subsidence risk by FMEA using artificial neural network and fuzzy inference system. *International Journal of Mining Science and Technology* 25(4), 655–663



- 
- Rahmati, O., Golkarian, A., Biggs, T., Keesstra, S., Mohammadi, F., and Daliakopoulos, I.N., 2019. Land subsidence hazard modeling: machine learning to identify predictors and the role of human activities. *Journal of Environmental Management* 236, 466–480. doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.02.020.
- Rajabi, A. M. 2018. A numerical study on land subsidence due to extensive overexploitation of groundwater in Aliabad plain, Qom-Iran. *Natural Hazard*.
- Sadeghi-Tabas, S., Akbarpour, A., Pourreza-Bilondi, A., and Samadi, S. 2016. Toward reliable calibration of aquifer hydrodynamic parameters: characterizing and optimization of arid groundwater system using swarm intelligence optimization algorithm. *Arabian Journal of Geosciences*.
- Schmid, W., Leak, S. A., Hughes, J. D., and Niswonger, R. 2014. Feedback of land subsidence on movement and conjunctive use of water resources. *Environmental Modelling & Software*, 253-270.
- Taravatrooy, N., Nikoo, M. R., Sadegh, M. P. 2018. A hybrid clustering-fusion methodology for land subsidence estimation. *Natural Hazard*, 905-926. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3431-8>
- Terzaghi, K. 1925. Principals of soil mechanics, settlement and consolidation of clay. *Engineering News-Record*, 874-878.
- Wang, Y. Q., Wang, Z., and Cheng, W. 2018. A review on land subsidence caused by groundwater withdrawal in Xi'an, China. *Bulletin of Engineering Geology and Environment*, 1-13.
- Wang, W., Xu, Z., Lu, W., and Zhang, X. 2003. Determination of the spread parameter in the Gaussian kernel for classification and regression. *Neurocomputing* 55, 643-663.
- Zhou, Y., and Li, W. 2011. A review of regional groundwater flow modeling. *Geoscience Frontiers*, 205-214.