

پیش‌بینی خشک‌سالی هیدروژئولوژیکی با شاخص GRI و استفاده از مدل‌های تصادفی خطی سری زمانی (منطقه مورد مطالعاتی: آبخوان دشت اردبیل)

سید مهدی حسینی^{۱*}، یعقوب دین‌پژوه^۲ و امید بابامیری^۳

۱- دانش آموخته دوره‌ی کارشناسی ارشد منابع آب، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

۲- استاد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

۳- دانشجوی پسادکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

* نویسنده مسئول: mahdi.hoseini@ut.ac.ir

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۲/۲۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۸/۱۲

چکیده

در این مطالعه، خشک‌سالی‌های هیدروژئولوژیکی آبخوان دشت اردبیل مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور، داده‌های ماهانه تراز آب زیرزمینی ۴۸ چاه مشاهداتی طی دوره آماری ۲۰۲۱-۲۰۰۴ مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور تبدیل داده‌های نقطه‌ای به منطقه‌ای، از روش تیسین‌بندی بهره گرفته شد. شاخص GRI در بازه‌های زمانی مختلف (۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه) براساس داده‌های منطقه‌ای تراز آب زیرزمینی محاسبه گردید. سپس مدل‌سازی سری‌های زمانی GRI انجام شد. کارایی مدل‌ها با استفاده از معیارهای آماری نش-ساتکلیف (NS) و آکائیک (AIC) ارزیابی شد تا مناسب‌ترین مدل شناسایی گردد. پارامترهای یکایک مدل‌ها براساس داده‌های مشاهده‌ای تخمین زده شدند. تحلیل خشک‌سالی برای هر بازه زمانی به‌صورت جداگانه صورت گرفت. به‌منظور پیش‌بینی خشک‌سالی، از مدل برازش یافته بر هر سری زمانی استفاده شد. نتایج نشان داد که طولانی‌ترین دوره خشک‌سالی در بازه زمانی سه‌ماهه مربوط به سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۷ و در بازه زمانی شش‌ماهه مربوط به سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ بوده است. بیشترین شدت ترسالی و خشک‌سالی به‌ترتیب ۱/۸۷ و ۳/۲۱- در مقیاس GRI1 و GRI9 مشاهده شد. مدل‌سازی سری‌های زمانی GRI نشان داد که کلیه سری‌های زمانی دارای الگوی فصلی هستند و بنابراین با مدل SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) برازش شدند. نتایج نشان داد که مناسب‌ترین مدل برای سری GRI3 مدل SARIMA(5,1,0)(0,2,2) است. مقادیر معیارهای ارزیابی عملکرد این مدل برای داده‌های مشاهده‌ای معادل با NS=0.53 و AIC=-96.6 بود. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌های سری زمانی دقت نسبتاً خوبی در پیش‌بینی شاخص GRI برای پنجره‌های زمانی کوتاه‌مدت در دشت اردبیل دارند.

کلمات کلیدی: آب زیرزمینی، پیش‌بینی، خشک‌سالی، شاخص، SARIMA، ARIMA، GRI.

مقدمه

خشک‌سالی هیدروژئولوژیکی، خشک‌سالی کشاورزی و خشک‌سالی اجتماعی-اقتصادی (Dikshit et al., 2021; Mishra & Singh, 2010; Li et al., 2024). برای بررسی و تحلیل شرایط خشک‌سالی، شاخص‌های متعددی توسعه یافته و به‌کار گرفته شده‌اند که می‌توان به شاخص بارش استاندارد شده (SPI)، جریان استاندارد شده (SDI)، بارش و تبخیر- تعرق استاندارد شده (SPEI)، شاخص اکتشاف

خشک‌سالی یک پدیده آب‌وهوایی طبیعی موقتی و پیچیده است که نسبت به سایر بلایای طبیعی، جمعیت بیشتری را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Nguyen et al., 2017; Tsakiris et al., 2007; Wang et al., 2021). با توجه به متغیرهای آب‌وهوایی مرتبط با خشک‌سالی، چهار نوع مختلف از این پدیده تعریف شده است: خشک‌سالی هواشناسی،

زیرزمینی (GRI) به عنوان معیارهای اصلی برای تحلیل تغییرات خشکسالی استفاده کردند. در این پژوهش، با بهره‌گیری از مدل زنجیره مارکوف، داده‌های بیش از ۲۶ هزار چاه و ۶۰۰ ایستگاه هواشناسی طی یک بازه ۲۰ ساله ارزیابی شده و روند پایداری خشکسالی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که احتمال وقوع خشکسالی از ۶۲ درصد در دوره ۲۰۰۴-۱۹۹۴ به ۷۵ درصد در دوره ۲۰۰۵-۲۰۱۵ افزایش یافته است. در مجموع، میانگین احتمال وقوع خشکسالی در کل منطقه مطالعه تا حدود ۴۶ درصد برآورد شد. عزیزی و همکاران (۲۰۲۱) نیز اثر خشکسالی هواشناسی بر منابع آب زیرزمینی دشت ورامین را با استفاده از شاخص‌های SPI، GRI و NISTOR بررسی کردند و نتایج نشان داد که شاخص GRI در هنگام بروز خشکسالی از وضعیت نرمال به خشکسالی شدید تغییر می‌کند، که یافته‌های شاخص NISTOR نیز این روند را تأیید کرد.

به منظور مدیریت بهینه منابع آب و کاهش خسارات ناشی از خشکسالی، پیش‌بینی آن امری ضروری است (Buri et al., 2025). در این راستا، روش‌های متعددی ارائه شده که مدل‌های سری زمانی از رایج‌ترین آن‌ها محسوب می‌شوند (Araghinejad et al., 2017; Batool et al., 2025; Van et al., 2017; Loon et al., 2012). مدل‌های تصادفی خطی مانند ARIMA و مدل میانگین متحرک یکپارچه خودهمبسته فصلی (SARIMA) به طور گسترده در هیدروژئولوژی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Mishra & Desai, 2005). موساد و العربا (۲۰۱۵) نشان دادند که مدل ARIMA توانایی بالایی در پیش‌بینی خشکسالی بر اساس شاخص SPEI دارد. این مدل انعطاف‌پذیر بوده و از پرکاربردترین مدل‌های پیش‌بینی در مطالعات مربوط به خشکسالی است. خو و همکاران (۲۰۲۰) برای بهبود پیش‌بینی خشکسالی، مدل ترکیبی ARIMA-SVR را که ترکیبی از ویژگی‌های خطی و غیرخطی مدل‌های داده‌محور است، بررسی کردند. در این مطالعه، شاخص استاندارد بارش (SPI) در مقیاس‌های ۱، ۳، ۶ و ۱۲ ماهه برای استان هنان چین تحلیل شد. مقایسه عملکرد مدل ترکیبی با مدل ARIMA نشان داد که دقت پیش‌بینی با افزایش مقیاس زمانی بهبود یافته اما با افزایش زمان پیش‌بینی کاهش می‌یابد. مدل ARIMA-SVR نسبت

خشکسالی (RDI)، شاخص شدت خشکسالی پالمر (PDSI) و شاخص منبع آب زیرزمینی (GRI) اشاره کرد (Li et al., 2024; McKee et al., 1993; Yuan et al., 2023; حسینی و همکاران، ۱۳۹۵).

در زمینه تحلیل خشکسالی هیدروژئولوژیکی، ابزارهای مختلف تحت عنوان شاخص‌های خشکسالی پیشنهاد شده است. یکی از این روش‌ها، شاخص GRI است که با استفاده از داده‌های تراز آب زیرزمینی، وضعیت خشکسالی را به صورت کمی توصیف می‌کند (زندفر و همکاران، ۱۳۹۸). این شاخص در بررسی خشکسالی‌های دشت‌های مختلف ایران مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال، زندفر و همکاران (۱۳۹۸) از این شاخص برای تحلیل خشکسالی‌های حوضه آبریز زهره-جراحی طی دوره آماری ۱۳۸۵-۱۳۹۵ استفاده کردند و نشان دادند که تأثیر کاهش بارش بر تراز آب زیرزمینی، حدود ۶ ماه تأخیر دارد. همچنین، خسروی دهکردی و همکاران (۱۳۹۸) با به کارگیری شاخص GRI، پایش خشکسالی‌های دشت شهرکرد را در دوره آماری ۱۳۶۴-۱۳۹۴ انجام دادند و با استفاده از زنجیره مارکوف برای پیش‌بینی خشکسالی، نتیجه گرفتند که در آبان ۱۳۷۲، شاخص GRI به بالاترین مقدار خود (معادل ۱/۸۳) رسید.

برای پیش‌بینی خشکسالی، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده که بیشتر آن‌ها مبتنی بر مدل‌های تصادفی و احتمالاتی هستند. در مدل‌های سری زمانی، نویز یا خطای تصادفی که ناشی از عوامل غیرقابل پیش‌بینی است، در مدل‌سازی لحاظ می‌شود. برخی مدل‌ها، مانند زنجیره مارکوف، به گونه‌ای طراحی شده‌اند که مقدار متغیر در زمان فعلی را براساس مقادیر قبلی پیش‌بینی می‌کنند (زندفر و همکاران، ۱۳۹۸). در تحقیقی مشابه جانی (۱۳۹۸) از مدل‌سازی سری زمانی ARIMA برای تحلیل تغییرات تراز آب زیرزمینی دشت تبریز در مقیاس ۴۸ ماهه استفاده کرده و با اعمال روش تجزیه خوشه‌ای، ایستگاه‌ها را به ۷ کلاس تفکیک کرده و برای هر کلاس مدل‌سازی جداگانه‌ای انجام داد. نتایج مطالعه نشان داد که افزایش نوسان در داده‌های سری زمانی موجب کاهش دقت مدل ARIMA می‌شود. عظیمی و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی خشکسالی هواشناسی و آب زیرزمینی در ایران پرداخته و از شاخص بارش استاندارد شده (SPI) و شاخص منابع آب

انجام نشده است. بنابراین، هدف این مطالعه، پایش تغییرات تراز آب زیرزمینی دشت اردبیل با شاخص GRI و پیش‌بینی آن با استفاده از مدل‌های تصادفی سری زمانی است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

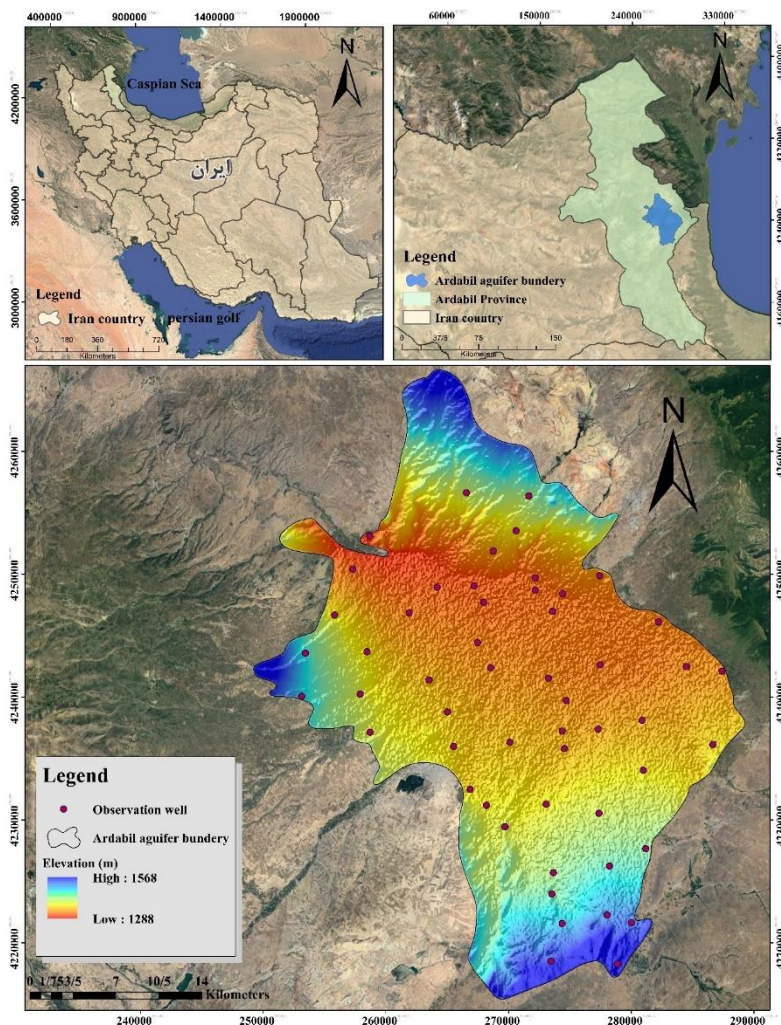
محدوده مطالعاتی دشت اردبیل با مساحتی بالغ بر ۴۸۰۴/۷ کیلومتر مربع در قسمت شمال غرب ایران، بین عرض جغرافیایی ۳۸ درجه و ۳ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۲۷ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۴۷ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۲۰ دقیقه شرقی واقع شده است. دشت اردبیل از شمال به مرز ایران و آذربایجان، از شرق به ارتفاعات تالش، از جنوب به رودخانه آراچای و از غرب به دامنه کوه سبلان منتهی می‌شود. تنها راه خروجی دشت اردبیل رودخانه قره‌سو بوده که از طریق دره‌رود به رودخانه ارس و دریای خزر منتهی می‌شود (حسینی و خوش‌سیما چنار، ۱۴۰۳؛ کرد و همکاران، ۱۳۹۸). این رودخانه ۲۸۵ کیلومتر طول داشته و در مسیر عبور خود از دشت اردبیل، آب رودخانه بالیخلی‌چای را نیز در خود جمع کرده و در محلی به نام اصلاندوز به ارس می‌ریزد. حجم آورد سالانه آن حدود ۵۵۴ میلیون مترمکعب است (اکبری‌نیازی و همکاران، ۱۴۰۲).

بر اساس شاخص دوماستن، اقلیم اردبیل از نوع نیمه‌خشک بوده (طاوسی و دل‌آرا، ۱۳۹۷) و براساس داده‌های هواشناسی، میانگین بارش سالانه دشت اردبیل حدود ۲۷۳ میلی‌متر است. پرباران‌ترین و کم‌باران‌ترین ماه در این دشت به ترتیب، اردیبهشت و مرداد با متوسط بارش ۴۴/۵ و ۴/۵ میلی‌متر هستند. میانگین دمای ایستگاه سینوپتیک اردبیل برابر با ۹/۹ درجه سلسیوس است. حداکثر دمای ثبت شده اردبیل در تابستان ۴۴ درجه سلسیوس و حداقل دمای ثبت شده در زمستان ۳۳/۸- درجه سلسیوس است. همچنین، متوسط تعداد رورهای بارانی، برفی و یخبندان در اردبیل به ترتیب، ۱۰۰، ۳۴ و ۱۲۷ روز در سال می‌باشد (دانشور و ثوقی و همکاران، ۱۳۹۸؛ طاوسی و دل‌آرا، ۱۳۹۷، بی‌نام، ۱۳۹۱). آبخوان دشت اردبیل دارای ۲۴۸۳ حلقه چاه بهره‌برداری، ۱۴ دهنه چشمه و ۲۶ رشته قنات است که نیاز آبی منطقه از قبیل کشاورزی، شرب و صنعت را برآورد می‌کند.

به ARIMA، خصوصاً در بازه‌های ۱ تا ۲ ماهه، دقت بالاتری داشت. همچنین، برای تحلیل فضایی دقت پیش‌بینی‌ها از روش کریجینگ در نرم‌افزار ArcGIS استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی برتری قابل‌توجهی در پیش‌بینی خشک‌سالی دارد. عاقل‌پور و همکاران (۲۰۲۱) نیز با محاسبه شاخص SDI در پنجره‌های زمانی ۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه، اقدام به پیش‌بینی خشک‌سالی با استفاده از مدل سری زمانی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل SARIMA برای پنجره‌های زمانی ۱، ۳، ۶ و ۹ ماهه مناسب بوده، اما در پنجره زمانی ۱۲ ماهه مدل ARIMA عملکرد بهتری دارد. در زمینه پیش‌بینی شاخص GRI نیز مطالعاتی انجام شده است. فرزین و همکاران (۲۰۲۲) با معرفی یک رویکرد ترکیبی نوین، به پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی (GWT) و تحلیل خشک‌سالی پرداخته‌اند. آن‌ها برای مدل‌سازی سری‌های زمانی GWT، از ترکیب مدل حافظه طولانی-کوتاه دوطرفه (BLSTM) و الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس (HHO) بهره گرفته و عملکرد این مدل را با روش‌های ARIMA، ANN، LSTM و BLSTM مقایسه کرده‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل BLSTM-HHO از نظر دقت پیش‌بینی برتری قابل‌توجهی داشته و در مقایسه با سایر روش‌ها، عملکرد بهتری بر اساس معیارهای NSE، RRMSE و dr ارائه می‌دهد. تحلیل داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ در سه آبخوان منتخب حاکی از کاهش سطح آب زیرزمینی بوده است. علاوه بر این، ارزیابی خشک‌سالی بر مبنای شاخص منابع آب زیرزمینی (GRI) نشان داد که روند خشک‌سالی در سال‌های آینده تداوم خواهد داشت و شدت آن افزایش خواهد یافت.

خشک‌سالی موجب کاهش دسترسی به منابع آب، به‌ویژه آب‌های زیرزمینی، است که منجر به محدودیت‌های قانونی در اجرای طرح‌های توسعه پایدار منابع آب می‌شود. آبخوان دشت اردبیل به‌عنوان یکی از منابع اصلی تأمین آب کشاورزی و شرب، در سال‌های اخیر با خشک‌سالی‌های پی‌درپی مواجه شده که کاهش منابع آب سطحی و برداشت بیش از حد از آب‌های زیرزمینی را در پی داشته است. این روند موجب افت شدید تراز آبخوان شده است. بررسی منابع نشان می‌دهد تاکنون خشک‌سالی‌های دشت اردبیل با شاخص GRI تحلیل نشده و مدل‌سازی سری‌های زمانی برای پیش‌بینی آن

در مطالعه حاضر، آمار ۴۸ حلقه چاه مشاهداتی در مقیاس ماهانه در خلال سال‌های آبی ۸۴-۱۳۸۳ تا ۱۴۰۰-۱۳۹۹ می‌دهد. دشت اردبیل و نیز چاه‌های مشاهداتی منتخب را نشان می‌دهد. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی آبخوان مورد استفاده قرار گرفت.



شکل ۱- محدوده آبخوان دشت اردبیل و موقعیت چاه‌های مشاهداتی منتخب.
Figure 1- Ardabil Plain Aquifer Area and Location of Selected Observation Wells.

داده‌های مورد استفاده

کلموگروف-اسمیرنوف و ران تست در نرم افزار Minitab مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به نتایج حاصله، تراز آبخوان دشت اردبیل با استفاده از روش تیسن‌بندی در نرم افزار Arc GIS محاسبه گردید. سپس با در دست داشتن سری زمانی تراز آبخوان در مقیاس زمانی سالانه در دوره آماری مذکور شاخص GRI در مقیاس‌های زمانی یک، سه، شش، نه و ۱۲ ماهه محاسبه گردید. با استفاده از روش مدل‌های سری‌های زمانی تصادفی مناسب‌ترین مدل در هر پنجره زمانی مشخص شد و در نهایت شاخص مذکور برای سال‌های آبی با توجه به مدل سری زمانی برازش یافته پیش‌بینی شد.

داده‌های مورد نیاز پژوهش حاضر از شرکت آب منطقه‌ای استان اردبیل اخذ شده است که از بین آمار ۵۲ حلقه چاه مشاهداتی، ۴۸ حلقه چاه که دارای دوره آماری مشترک (۱۳۸۳-۱۴۰۰) بود، برای مطالعه حاضر انتخاب گردید. به منظور تحلیل داده‌های چاه‌های مشاهداتی با استفاده از روش‌های آماری نرمالیت، خلاء آماری و وجود داده پرت مورد بررسی قرار گرفت. در این راستا پس از آماده‌سازی سری زمانی داده‌ها، مشخص شد که ۱۲ چاه مشاهداتی در سال‌های مختلف دارای کمبود داده بوده که با استفاده از روش‌های حداقل مربعات و رگرسیون خطی تکمیل شدند. سپس نرمال بودن و همگنی داده‌های اصلی به ترتیب از طریق آزمون

شاخص منبع آب زیرزمینی (GRI)

خودهمبسته (AR)، میانگین متحرک (MR)، مدل خودهمبسته-میانگین متحرک (ARMA) و مدل غیرفصلی میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه (ARIMA) برای هر سری ارزیابی گردید. همچنین مدل فصلی SARIMA نیز برای هر کدام از سری‌ها آزمایش شد (Box and Jenkins, 1994).

مدل خود همبسته^۱ (AR)

مدل‌های خودهمبسته (AR) با استفاده از یک رابطه خطی مقدار کمیت مورد بررسی (در اینجا شاخص GRI) را در زمان t به مقادیر نظیر در زمان‌های پیشین شامل زمان‌های $t-1$ ، $t-2$ ، ... و $t-p$ ربط می‌دهد (Box et al., 1994). این مدل به شرح زیر در نظر گرفته شد (Salas, 1980):

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} \dots + \varphi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

که در آن φ ضرایب مدل خود همبسته یا اتورگرسیو و ε_t مقدار خطای مدل در زمان t می‌باشد. در عمل برای اکثر سری‌های هیدروژئولوژیکی تعداد گام‌های پیشین محدود بوده و آن را با p نشان می‌دهند. در این مطالعه p با رسم نمودار تابع خودهمبستگی مشاهدات نمونه^۲ (ACF) و نیز نمودار خودهمبستگی جزئی^۳ (PACF) تخمین زده شدند.

مدل میانگین متحرک (MA)

در مدل میانگین متحرک^۴ (MA) مقدار متغیر مورد بررسی در زمان t با y_t و میانگین سری با $\bar{y}$ در نشان داده می‌شود. در عمل برای مدل‌بندی سری زمانی از متغیر جدید موسوم به Z_t استفاده می‌شود که در آن $Z_t = y_t - \bar{y}$ است. در مدل MA سری زمانی فاقد حافظه است، به عبارت دیگر مقدار متغیر نرمال شده در زمان t فقط به نویز (نوسان) در چند گام پیشین بستگی دارد. مقدار نویز در زمان t با ε_t نشان داده می‌شود. در عمل تعداد گام‌های پیشین محدود بوده و آن را با q نشان می‌دهند. بنابراین، مدل MA از مرتبه q بشرح زیر در نظر گرفته شد (Salas et al., 1997; Box et al., 1994):

$$Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

که در آن θ ضرایب مدل MA می‌باشند. تعداد گام‌ها یا q با رسم نمودار ACF مشاهدات نمونه و نیز نمودار PACF تخمین زده شدند. گرچه راه‌های مختلفی برای قضاوت پیرامون برازش مدل با مشاهدات وجود دارد، با این حال در مطالعه فعلی، به

انواع شاخص‌های خشک‌سالی در متون مختلف وجود دارد. یکی از آن‌ها که با تراز آب زیرزمینی قابل محاسبه است، شاخص منبع آب زیرزمینی (GRI) است. این شاخص در ابتدا توسط مهندسین و همکاران (۲۰۰۸) معرفی و به‌عنوان شاخصی با قابلیت اعتمادپذیری بالا برای مدل‌سازی، پایش و پیش‌بینی خشک‌سالی شناخته شده است (خسروی‌دهکردی و همکاران، ۱۳۹۸). معمولاً این شاخص به‌صورت نقطه‌ای محاسبه می‌شود و سپس برای کل دشت با میان‌یابی به روش‌های مختلف و رسم نقشه‌های مکانی بسط داده می‌شود (زندفر و همکاران، ۱۳۹۸) که این شاخص با استفاده از رابطه ۱ محاسبه شد (Mendicino et al., 2008):

$$GRI_{y,m} = \frac{(D_{y,m} - \mu_{D,m})}{\sigma_{D,m}} \quad (1)$$

که در آن $GRI_{y,m}$ بیانگر مقدار شاخص مذکور در ماه m از سال y ، مقدار $D_{y,m}$ تراز سطح ایستابی در ماه m از سال y ، $\mu_{D,m}$ میانگین طولانی مدت سطح ایستابی ماه m در طول D سال دوره آماری و مقدار $\sigma_{D,m}$ انحراف معیار داده‌های سطح ایستابی ماه m برای D سال می‌باشد. توصیف کیفی خشک‌سالی و ترسالی با توجه به شاخص GRI در جدول (۱) ارائه شده است (Mendicino et al., 2008).

جدول ۱- طبقه‌بندی شدت شاخص GRI (Mendicino et al., 2008)

Table 1 - Classification of GRI Index Severity (Mendicino et al., 2008)

GRI values	Drought class
≥ 2	Extremely wet
1.5 to 1.99	Severly wet
1 to 1.49	Moderately wet
0.99 to -0.99	Normal
-1 to -1.49	Moderately dry
-1.5 to -1.99	Severly dry
≤ -2	Extremely dry

مدل‌های سری زمانی

پس از محاسبه شاخص GRI آبخوان دشت اردبیل، از مدل‌های سری زمانی برای مدل‌سازی و سپس پیش‌بینی پدیده خشک‌سالی استفاده شد (Box and Jenkins, 1976). به این منظور، ایستایی سری داده‌های مشاهداتی GRI مورد آزمون واقع شده و سپس مدل‌های باکس-جنکنز شامل مدل‌های

³Partial Autocorrelation Function (PACF)

⁴Moving Average (MA)

¹AutoRegressive (AR)

²Autocorrelation Function (ACF)

که به ترتیب بیانگر مؤلفه فصلی و غیر فصلی با مرتبه‌های p و q می‌باشند. همچنین مؤلفه میانگین متحرک (MA)، در رابطه ۵ با $\theta(B)$ و $\Theta(B^s)$ به ترتیب مربوط به مؤلفه‌های فصلی و غیر فصلی با مرتبه‌های q و Q می‌باشد. عملگرهای تفاضلی فصلی و غیر فصلی به ترتیب با $(1-B)^d$ و $(1-B^s)^D$ نشان داده شده‌است. همچنین λ بیانگر ضریب مربوط به تبدیل باکس-کاکس می‌باشد (Box et al., 1994).

شاخص‌های ارزیابی مدل

به منظور پیش‌بینی شاخص GRI از مدل‌های تصادفی سری زمانی ARIMA و SARIMA استفاده شد. داده‌های مورد استفاده دارای مقیاس ماهانه بوده و از کل ۱۸ سال دوره آماری (۲۰۰۴ تا ۲۰۲۱)، تعداد ۱۷ سال (۲۰۰۴ ماه) برای واسنجی مدل و یک سال آخر (۱۲ ماه) برای صحت‌سنجی آن در نظر گرفته شد. برای ارزیابی عملکرد مدل، مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط سری‌های زمانی با مقادیر واقعی مقایسه گردید. در این راستا، از معیارهای ارزیابی شامل ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2)، آماره آکائیک (AIC)، میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NS) مطابق روابط زیر استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}_i)^2} \quad (9)$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{f}_i - \bar{f})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{f}_i - \bar{f})^2}} \right]^2 \quad (10)$$

$$AIC = 2 \ln(MSE) + 2m \quad (11)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}_i)^2 \quad (12)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

که در آن $\bar{y}$ و $\bar{f}$ به ترتیب مقدار مشاهداتی $\bar{y}$ و میانگین سری زمانی تاریخی می‌باشد. همچنین مؤلفه‌های $\hat{f}_i$ و $\bar{f}$ به ترتیب نمایانگر داده‌های پیش‌بینی و میانگین آن‌ها بوده و m در رابطه ۸ بیانگر مجموع مرتبه‌های مربوط به بخش میانگین متحرک یا q و بخش خودهمبسته یا p (یا مجموع $p+q$) می‌باشد. در آماره RMSE، مقادیر نزدیک به صفر نشان‌دهنده دقت بالای مدل است. همچنین، هرچه مقدار R^2 و NS به عدد یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل در فرآیند پیش‌بینی خواهد بود. بازه MSE از صفر تا مثبت بی‌نهایت متغیر است، به طوری که مقدار صفر نشان‌دهنده

علت سادگی مدل در یک دیاگرام رسم و به بررسی شباهت آن‌ها پرداخته شد.

مدل خود همبسته-میانگین متحرک ARMA

مدل تلفیقی خود همبسته-میانگین متحرک (ARMA)، از ترکیب مدل‌های AR و MA حاصل می‌شود که این ARMA نسبت به دو مدل AR و MA انعطاف‌پذیری و کارایی بیشتری دارد. از رابطه ۴ مقدار ARMA محاسبه می‌شود (Box and Jenkins, 1994).

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه ARIMA

مدل ARIMA یک مدل غیر فصلی از سری مدل‌های باکس-جنکینز بوده که از ترکیب عملگرهای AR با مرتبه p و MA با مرتبه q به دست می‌آید. مدل ARIMA که در رابطه ۵ نشان داده شده‌است برای جهت حذف نالیستایی مدل از عمل تفاضل‌گیری مرتبه d بهره گرفته شده‌است. از این جهت مدل‌های ARIMA براساس مقادیر سه پارامتر اصلی مدل، دسته‌بندی می‌شوند (Box and Jenkins, 1994).

$$\varphi(B) \nabla_z^d = \theta(B) \alpha_t \quad (5)$$

که در آن، $\varphi(B)$ و $\theta(B)$ به ترتیب چندجمله‌ای‌های مرتبه p و q بوده که در رابطه ۶ و ۷ محاسبه شده‌است.

$$\varphi(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \quad (6)$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (7)$$

به طور کلی ARIMA از سه مرحله تعیین p ، d و q با استفاده از نمودار ACF و PACF جهت برآورد p و q و بررسی باقی-مانده‌های مدل به منظور ارزیابی چگونگی برازش مدل به سری مورد بررسی تشکیل می‌شود. (Box and Jenkins, 1994).

مدل فصلی SARIMA

مدل SARIMA همانند مدل ARIMA بدون حذف خاصیت فصلی می‌باشد این مدل به شرح زیر در نظر گرفته شد:

$$\phi(B) \phi(B^s) (1-B)^d (1-B^s)^D (Z_t^{(\lambda)} - \mu_t) = \theta(B) \theta(B^s) a_t \quad (8)$$

که در آن Z_t نمایانگر داده مشاهداتی در زمان t ، s بیانگر تعداد فصل در یک سال و مؤلفه نویز a_t می‌باشد. در رابطه ۵، مؤلفه‌های اتورگرسیو (AR) عبارت‌اند از $\phi(B)$ و $\phi(B^s)$

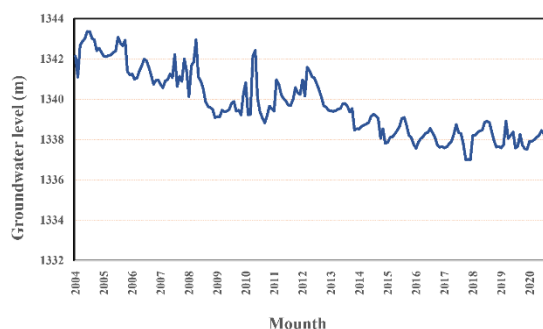
با توجه به تراز آب زیرزمینی در طول دوره آماری به تدریج از ترسالی به سمت خشکسالی حرکت کرده است. با توجه به شکل ۳، در مقیاس زمانی یک‌ماهه شاخص GRI، در سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۶ در ترسالی شدید بوده و در سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۰۹ نیز از حالت ترسالی متوسط به سمت نزدیک به نرمال روی آورده است. همچنین در سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۴ ترسالی‌های متوسط تا شدید به تناوب رخ داده‌است ولی از سال ۲۰۱۴ تا سال ۲۰۲۰ شاخص از حالت نزدیک به نرمال سمت خشکسالی شدید حرکت کرده است. در حالت کلی، در مقیاس‌های زمانی ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه شاخص GRI طی سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۴ از ترسالی شدید به سمت نرمال تغییر کرده‌است. درحالی‌که که شاخص GRI در مقیاس‌های زمانی مختلف از سال ۲۰۱۴ تا سال ۲۰۲۰ از حالت نزدیک به نرمال به حالت خشکسالی شدید تغییر موضع داده‌است. براین اساس بعد از سال ۲۰۱۳ به علت برداشت‌های بی‌رویه آب از آبخوان دشت اردبیل همواره وضعیت خشکسالی هیدروژئوژیکی در منطقه حاکم بوده‌است، زیرا که مقدار GRI در تمام مدت بعد از سال ۲۰۱۳ منفی می‌باشد.

تطابق کامل مدل با داده‌ها بوده و مقادیر بزرگ‌تر نشان‌دهنده کاهش دقت مدل است. بنابراین، هرچه مقدار MSE کمتر باشد، مدل عملکرد بهتری خواهد داشت. ACI معیاری برای انتخاب مدل بهینه در تحلیل‌های آماری محسوب می‌شود. مقدار این شاخص از منفی بی‌نهایت تا مثبت بی‌نهایت متغیر است. با این حال، مقدار AIC به‌تنهایی قابل تفسیر نیست، بلکه باید در مقایسه با سایر مدل‌ها مورد بررسی قرار گیرد تا مدل بهینه انتخاب شود.

نتایج و بحث

تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت اردبیل

شکل ۲ هیدروگراف واحد آبخوان دشت اردبیل که با استفاده از روش تیسن‌بندی رسم گردیده را نشان می‌دهد. براساس شکل فوق که برای دوره آماری (۲۰۲۱-۲۰۰۴) رسم شده‌است، افت سطح آب زیرزمینی آبخوان دشت اردبیل در دوره ۱۸ ساله مشهود می‌اشد. مقدار کل افت تراز سطح ایستابی در طول ۱۷ سال در آبخوان دشت اردبیل ۵/۳۶ متر می‌باشد به عبارت دیگر، متوسط افت تراز سالانه آبخوان ۰/۳۲ متر در سال می‌باشد.

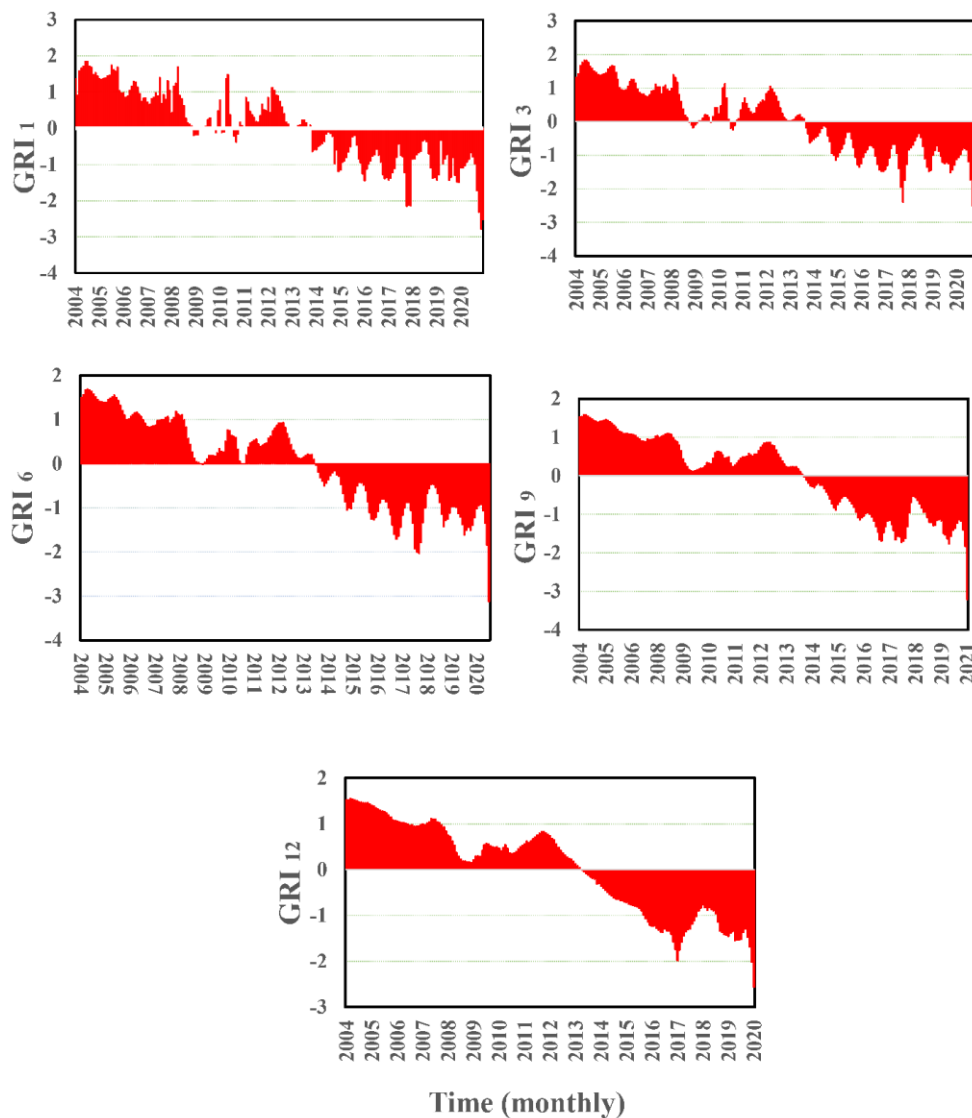


شکل ۲- آبنمود آبخوان دشت اردبیل در دوره آماری ۱۷ ساله (۲۰۲۱-۲۰۰۴).

Figure 2 - Hydrograph of Ardabil Plain Aquifer over an 17-year statistical period (2004-2021).

پایش شاخص GRI در دوره تاریخی (۲۰۲۱-۲۰۰۴)

محاسبه شاخص GRI در آبخوان دشت اردبیل، در مقیاس‌های زمانی ۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه انجام شد. شکل ۳ شاخص خشکسالی GRI را در مقیاس‌های زمانی مختلف در دوره آماری ۱۸ ساله (۲۰۲۱-۲۰۰۴) نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۳ می‌توان نتیجه گرفت که در مقیاس‌های زمانی مختلف و در طول دوره آماری، شاخص خشکسالی GRI پنج مقیاس زمانی به تدریج از حالت مثبت به حالت منفی تغییر علامت داده است که مفهوم آن این است که در دشت اردبیل



شکل ۳- نمودار شاخص GRI در مقیاس‌های زمانی مختلف در آبخوان دشت اردبیل (۲۰۲۱-۲۰۰۴).
Figure 3 - GRI index chart over different time scales in Ardabil plain aquifer (2004-2021).

مدلسازی زمانی شاخص GRI

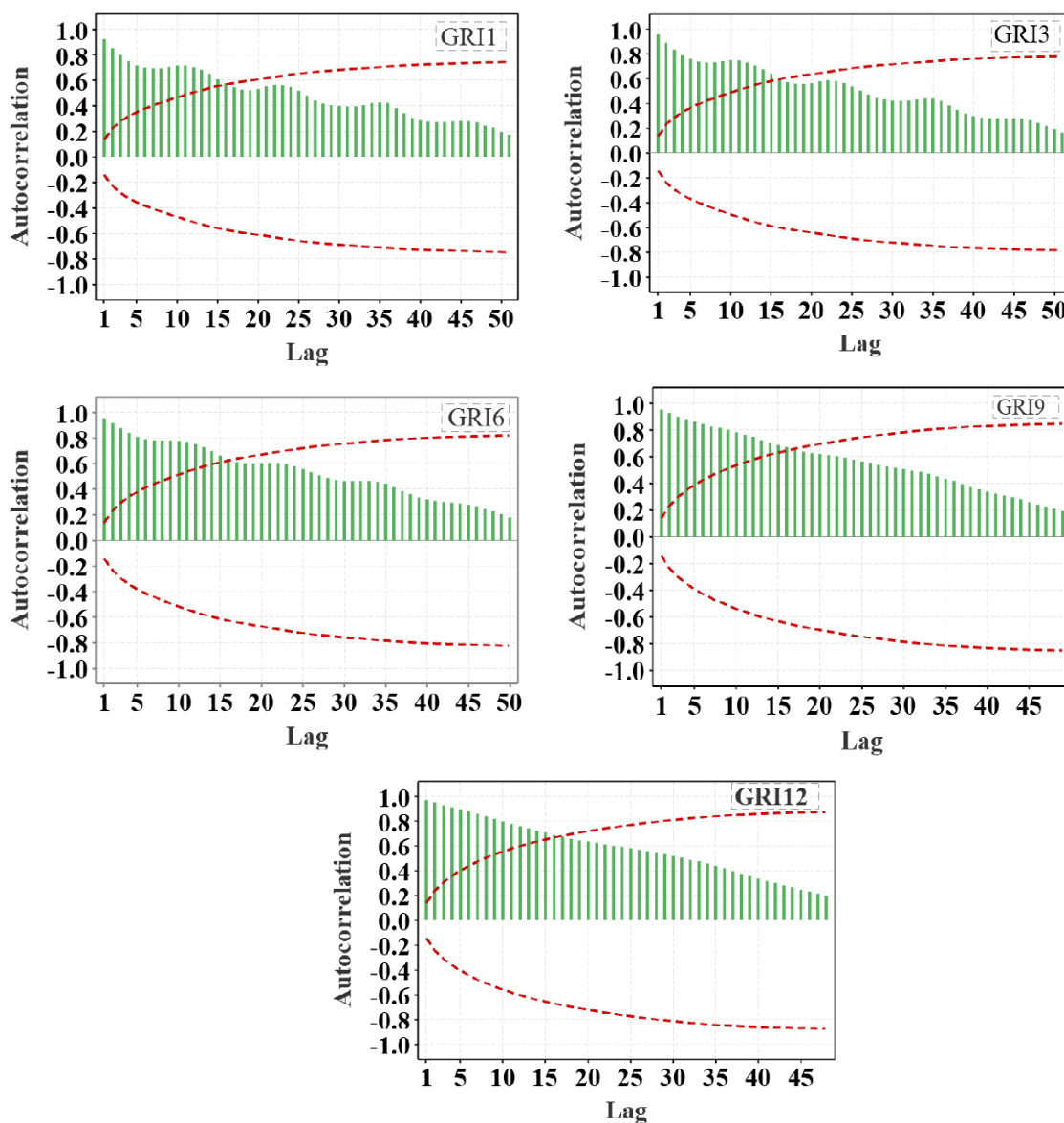
نمودارهای ACF و PACF

به‌منظور پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی GRI، لازم است از بین مدل‌های مختلف سری‌های زمانی مناسب‌ترین آن‌ها، انتخاب شود. بر این مبنا، برای سری‌هایی که دارای روند فصلی بودند، از مدل‌های فصلی استفاده شد. اما برای سری‌هایی که فاقد روند فصلی بودند، از مدل‌های غیر فصلی بهره‌گرفته شد. به‌منظور شناسایی رفتار شاخص GRI، از نمودار تابع خود همبسته (ACF⁵) استفاده گردید. شکل ۴، نمودارهای ACF را برای سری‌های زمانی GRI در مقیاس‌های زمانی ۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه نشان می‌دهد. در این شکل، باند اطمینان ۹۵ درصد

بصورت خط‌چین دیده می‌شود و مقدار ضریب خودهمبستگی به‌ازای تاخیرهای مختلف (از ۱ تا ۵۰) با نمودارهای ستونی نشان داده شده است. با توجه به شکل ۴ می‌توان یک‌روند ترکیبی از امواج نمایی و سینوسی ضعیف را (برای هر یک از پنج پنجره زمانی) مشاهده نمود. همانگونه که از شکل ۴ می‌توان مشاهده کرد، در هر کدام از پنجره‌های زمانی GRI₁، GRI₃، GRI₆، GRI₉ و GRI₁₂ تعداد ۱۵ تاخیر زمانی از باند اطمینان عبور کرده‌است. در پنجره زمانی ۱۲ ماهه می‌توان مشاهده کرد که هرچه تعداد تاخیرها افزایش یابد، مقدار ضریب همبستگی (بجز در موارد اندک) کاهش می‌یابد. همه ضرایب خود همبستگی (در هر پنجره زمانی) مثبت بوده که

⁵Auto-Correlation Function

نمایانگر ارتباط مقدار GRI در هر زمان با مقدار آن در زمان‌های پیشین است. تعداد زمان‌های قبل با توجه به شکل، محل تقاطع نمودار ACF با باند اطمینان در نظر گرفته می‌شود.



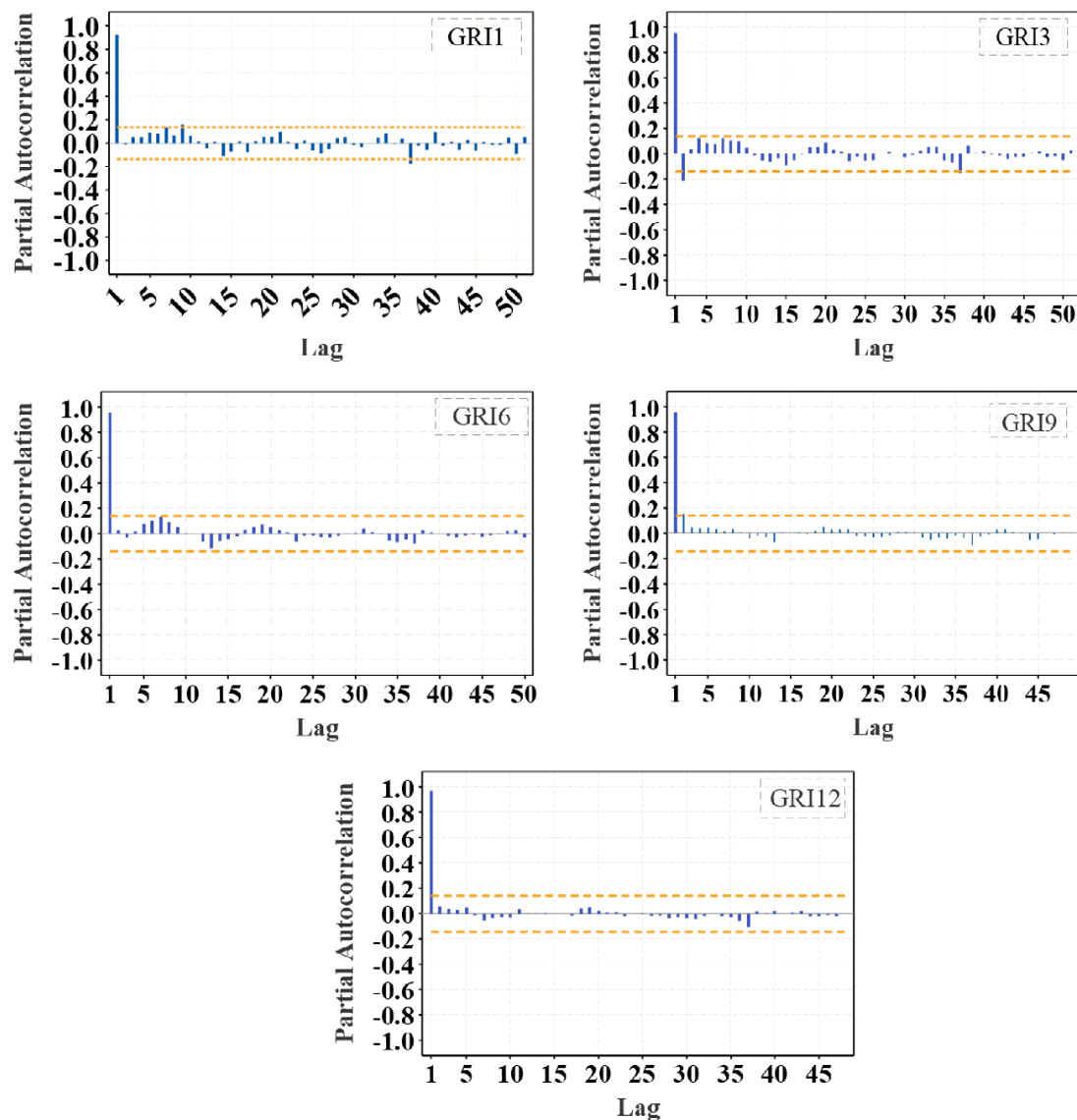
شکل ۴- نمودارهای ACF نظیر شاخص GRI با مقیاس‌های زمانی مختلف برای آبخوان دشت اردبیل در دوره آماری (۲۰۰۴-۲۰۲۱).

Figure 4 - ACF plots corresponding to the GRI index with different time scales for the Ardabil plain aquifer during the statistical period (2004-2021).

تجاوز کرده‌باشد. طبق شکل ۵، در پنجره‌های زمانی GRI_1 ، GRI_3 ، GRI_6 ، GRI_9 و GRI_{12} تعداد خطوط قائم متلاقی و عبور کرده از باند اطمینان به ترتیب دو، دو، یک، یک و یک تاخیر زمانی است که این اعداد مرتبه نظیر میانگین متحرک را در مدلسازی مشخص می‌سازد.

در شکل ۵ نمودارهای خودهمبستگی جزئی ($PACF^6$) را برای شاخص GRI در مقیاس‌های زمانی مختلف نشان می‌دهد. در این شکل باند اطمینان ۹۵ درصد به صورت خط چین رسم شده است و مقدار $PACF$ با خطوط عمودی نشان داده شده است. تعداد مرتبه‌ی نظیر میانگین متحرک از شکل مذکور عبارت‌اند از آن تعداد از خطوط قائم که از باند اطمینان

⁶Partial AutoCorrelation Function



شکل ۵- نمودارهای توابع خود همبسته جزئی (PACF) نظیر سری‌های زمانی GRI در مقیاس‌های زمانی مختلف در آبخوان دشت اردبیل در دوره آماری (۲۰۲۱-۲۰۰۴).

Figure 5 - Partial Auto-Correlation Function (PACF) plots corresponding to the GRI time series at different time scales in Ardabil plain aquifer during the statistical period (2004-2021).

بررسی عملکرد مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی GRI

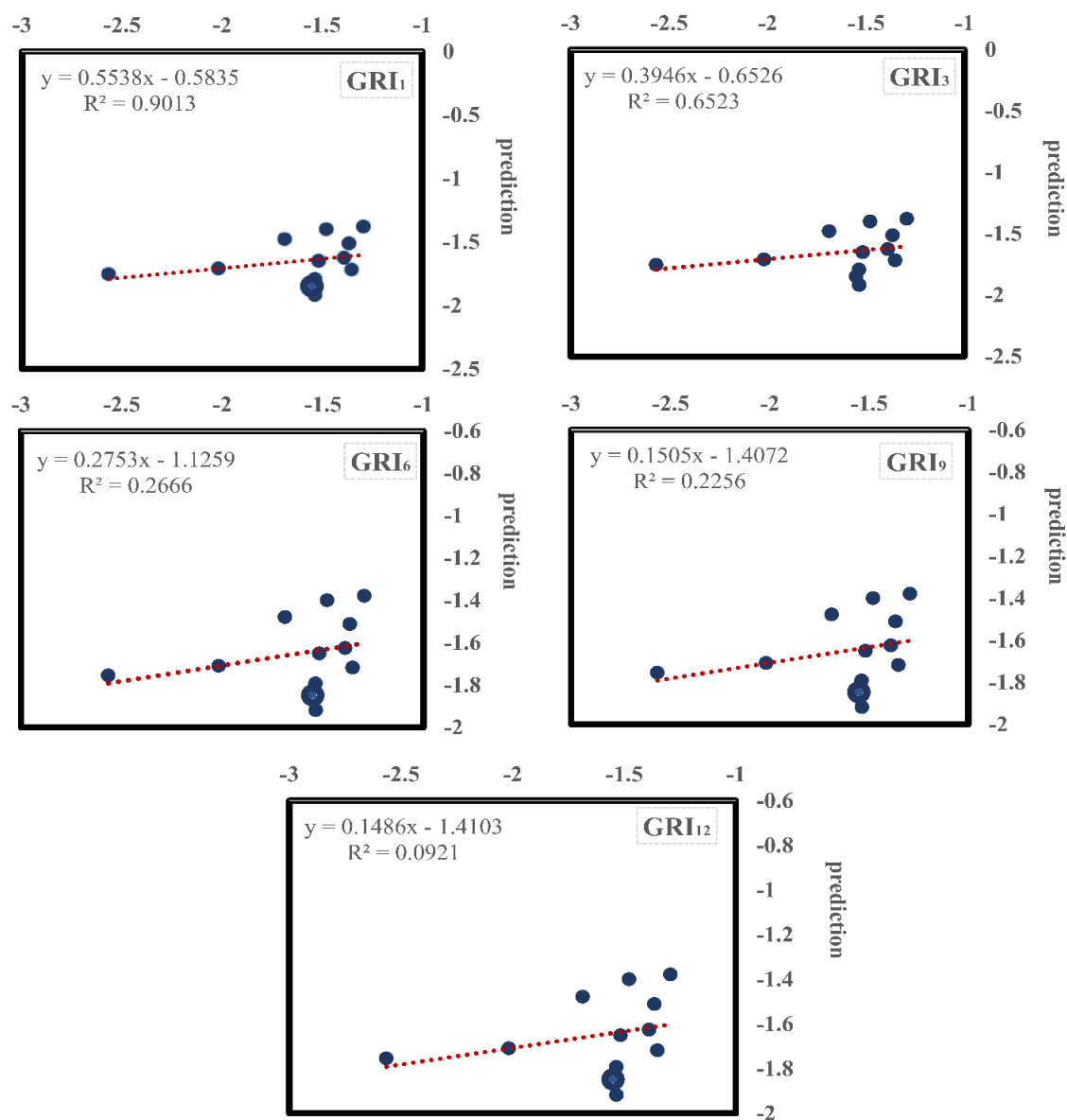
جدول ۲ نتایج آزمون مدل‌سازی سری‌های زمانی مختلف GRI برای هر یک از پنجره‌های زمانی مورد استفاده نشان می‌دهد. براساس اطلاعات جدول مذکور می‌توان نتیجه گرفت که در پنجره زمانی سه‌ماهه مناسب‌ترین مدل سری زمانی به صورت $SARIMA(5,1,0)(0,2,2)$ بود. به‌طوری‌که در مدل فوق مقدار آماره RMSE برابر $0/63$ متر، مقدار NS برابر $0/53$ و مقدار AIC معادل $-95/6$ می‌باشد. شکل ۶، نمودار پراکنش

داده‌های آبخوان دشت اردبیل را نشان می‌دهد. در این نمودار، محور قائم مقادیر پیش‌بینی‌شده از مدل سری زمانی و محور افقی مقادیر مشاهده‌شده می‌باشد. در ادامه، همبستگی میان داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده محاسبه شد. براساس شکل ۷، پنجره‌های زمانی یک‌ماهه و سه‌ماهه، با ضرایب تعیین $0/9$ و $0/65$ دارای همبستگی خوبی بوده، درحالی‌که پنجره زمانی ۱۲ ماهه با ضریب تعیین $0/09$ ، نشانگر همبستگی ضعیف در بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی است.

جدول ۲- نتایج ارزیابی مدل‌های مختلف سری زمانی نظیر شاخص GRI.

Table 2 - Results of evaluating various time series models corresponding to the GRI index.

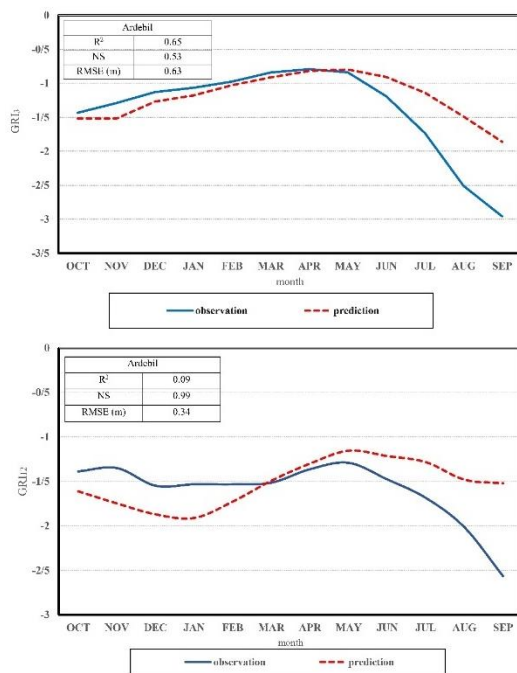
Time series	Model	Validation		
		RMSE (m)	NS	AIC
GRI ₁	SARIMA(1,0,0)(0,2,2)	0.34	0.23	173
GRI ₃	SARIMA(5,1,0)(0,2,2)	0.63	0.53	-95.6
GRI ₆	SARIMA(2,0,0)(0,2,2)	0.49	0.75	-248.1
GRI ₉	SARIMA(1,1,0)(0,2,2)	0.47	0.81	-337
GRI ₁₂	SARIMA(1,1,0)(0,2,2)	0.34	0.99	-337



شکل ۶- نمودار پراکنش داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده با مدل SARIMA و شاخص GRI در آبخوان دشت اردبیل در دوره آماری ۲۰۲۱-۲۰۲۲.

Figure 6 - Scatter plots of the observed and the predicted values using the SARIMA model and GRI index in Ardabil Plain aquifer in the period 2021-2022.

انتخاب مدل برتر
GRI، از شاخص‌های ارزیابی مدل مانند شاخص‌های AIC، RMSE، R^2 و NS بهره‌گرفته‌شد. بدین منظور، در ابتدا پیش‌بینی خشک‌سالی هیدروژئولوژیکی با استفاده از شاخص مدل‌هایی که دارای مقادیر بالای AIC بودند، حذف شدند تا



شکل ۷- نمودار سری زمانی شاخص GRI مشاهداتی و محاسباتی در مقیاس‌های سه و ۱۲ ماهه در دوره آماری ۲۰۲۱-۲۰۲۲.

Figure 7 - Time series plots of the observed and calculated GRI index using the three and 12-months time scales in the period 2021-2022.

تحلیل باقی‌مانده‌های مدل و بررسی صحت پیش‌بینی‌ها

به‌منظور بررسی کم‌تخمینی^۷ یا بیش‌تخمینی^۸ مدل‌های ARIMA و SARIMA در پیش‌بینی خشک‌سالی هیدروژئولوژیکی با استفاده از شاخص GRI، از شاخص‌های مختلف ارزیابی مدل مانند R^2 ، RMSE، AIC و NS استفاده شد. نتایج نشان داد که به‌طور کلی، مدل‌های ARIMA و SARIMA با توجه به آماره‌ها، عملکرد مطلوبی برای مدل SARIMA داشته است. مقادیر AIC پایین‌تر از مدل ARIMA بوده، که نشان‌دهنده تناسب بهتر مدل با داده‌ها و جلوگیری از پیچیدگی غیرضروری در مدل است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل‌ها نه تنها بیش‌تخمینی نشده‌اند، بلکه در مقایسه با داده‌های واقعی، از عملکرد مناسبی برخوردار بودند. در مورد کم‌تخمینی، براساس ارزیابی‌ها و مقایسه پیش‌بینی‌ها با مقادیر واقعی، مدل‌ها به‌خوبی قادر به شبیه‌سازی روندهای خشک‌سالی بوده و عاری از خطاهای بزرگ بودند. همچنین، در برخی از داده‌ها که رفتار فصلی واضحی داشتند، مدل

مدل‌های متناسب‌تر باقی بمانند. براین‌اساس، مدل‌های مربوط به پنجره‌های زمانی ۶، ۹ و ۱۲ ماهه به‌دلیل داشتن مقادیر AIC بالا حذف شدند. سپس برای انتخاب مدل بهینه، از شاخص عملکرد RMSE استفاده شد که پنجره‌های زمانی ۱ ماهه و ۳ ماهه که کمترین مقادیر RMSE را داشتند، به‌عنوان مدل‌های بهینه شناسایی شدند. در گام بعدی، از معیارهای R^2 و NS برای ارزیابی دقیق‌تر عملکرد مدل‌ها استفاده شد. مدل پنجره زمانی ۳ ماهه با مقدار NS برابر با ۰/۵۳ و مدل ۱ ماهه با NS برابر با ۰/۲۳ عملکرد بهتری را در این شاخص نشان دادند. از سوی دیگر، مقدار آماره R^2 برای مدل‌های ۱ ماهه و ۳ ماهه به‌ترتیب برابر با ۰/۹ و ۰/۶۵ بود که نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل ۱ ماهه در پیش‌بینی خشک‌سالی هیدروژئولوژیکی دشت اردبیل با توجه به این شاخص است.

با این حال، GRI3 با توجه به اکثر معیارهای ارزیابی (به‌ویژه در مقایسه با مدل‌های دیگر، خصوصاً مدل ۱ ماهه) عملکرد بهتری داشته که به‌همین دلیل به‌عنوان مدل برتر برای دشت اردبیل انتخاب شد. هرچند مدل ۱۲ ماهه در شاخص NS عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت، اما در دیگر شاخص‌ها مانند R^2 عملکرد ضعیف‌تری نشان داد. بنابراین، براساس تحلیل تمام شاخص‌ها، مدل ۳ ماهه به‌عنوان مناسب‌ترین مدل و مدل ۱۲ ماهه به‌عنوان بدترین مدل شناسایی شد.

باتوجه به نتایج حاصله، می‌توان ادعا کرد که مدل‌های سری زمانی توانایی مطلوبی در پیش‌بینی شاخص هیدروژئولوژیکی GRI در پنجره‌های زمانی مختلف، به‌ویژه در پنجره‌های زمانی کوتاه‌مدت دارد. در نتیجه، در دشت اردبیل از بین پنج پنجره زمانی مختلف مورد استفاده، پنجره زمانی سه‌ماهه (GRI_3) بهترین پیش‌بینی را تولید نموده و پنجره زمانی ۱۲ ماهه (GRI_{12}) نامطلوب‌ترین جواب را ارائه کرد. در این مورد می‌توان مجدداً به شکل ۷ که در آن روند تغییرات GRI مشاهداتی و پیش‌بینی شده نشان داده شده کرد. طبق شکل ۷، در پنجره زمانی سه‌ماهه مقادیر GRI همپوشانی مطلوبی بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی داشته ولی در پنجره زمانی ۱۲ ماهه، همپوشانی ضعیف می‌باشد.

⁸Overfitting

⁷Underfitting

یکی از یافته‌های مهم این تحقیق، روند کاهشی سطح آب زیرزمینی در دشت اردبیل طی دوره ۲۰۰۴ تا ۲۰۲۱ بود. نتایج نشان داد که به دلیل برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، خشک‌سالی‌های هیدرولوژیکی تشدید شده و به‌ویژه بعد از سال ۲۰۱۳ خشک‌سالی‌های شدیدتر و مداوم‌تری در منطقه مشاهده شده است. این یافته‌ها می‌تواند برای برنامه‌ریزی مدیریت منابع آب، تنظیم الگوی بهره‌برداری و اجرای سیاست‌های کاهش مصرف آب در بخش کشاورزی و شرب مورد استفاده قرار گیرد.

تحلیل باقی‌مانده‌های مدل نشان داد که مدل‌های مورد استفاده دچار بیش‌تخمینی یا کم‌تخمینی قابل توجهی نبوده‌اند. این امر نشان می‌دهد که انتخاب مدل‌ها مناسب بوده و دقت پیش‌بینی آن‌ها برای داده‌های مشاهده‌شده قابل قبول است. با این حال، پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آینده، از مدل‌های هیبریدی و روش‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش عدم قطعیت مدل‌ها استفاده شود.

در مجموع، این تحقیق نشان داد که استفاده از مدل‌های سری زمانی تصادفی برای پیش‌بینی خشک‌سالی هیدرولوژیکی ابزار مفیدی برای مدیریت منابع آب در مناطق خشک و نیمه‌خشک است. نتایج این مطالعه می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری برای سیاست‌گذاران و مدیران منابع آب در جهت بهینه‌سازی الگوی بهره‌برداری از آب‌های زیرزمینی و کاهش اثرات خشک‌سالی باشد. همچنین، پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده، تأثیر عوامل اقلیمی و انسانی بر تشدید خشک‌سالی‌های هیدرولوژیکی بررسی شده و از ترکیب مدل‌های سنتی و یادگیری ماشین برای افزایش دقت پیش‌بینی‌ها استفاده شود. در حالت کلی، تصمیم‌گیران صنعت آب لازم است سیاست برداشت آب را با توجه به ورودی آبخوان (که غالباً از باران و برف می‌باشد) و بیلان آب تنظیم نمایند و از هرگونه برداشت غیرمجاز به‌طور قاطع جلوگیری نمایند تا آبخوان نه‌تنها برای استفاده نسل‌های آتی پایدار بماند بلکه از فرونشست خاک که در سایر دشت‌های شمالغرب ایران مانند دشت شبستر- صوفیان (دین پژوه و همکاران، ۱۳۹۴) و دشت مرند اتفاق افتاده، جلوگیری شود.

SARIMA (که به‌طور خاص برای داده‌های فصلی طراحی شده بود) دقت بالاتری نسبت به مدل ARIMA نشان داد. با این حال، برای اطمینان از اینکه مدل‌ها دچار بیش‌تخمینی نشده‌اند، تمام داده‌ها از طریق آزمون‌های تشخیص بیش‌برازش (مثل تحلیل مانده‌ها) بررسی شدند. نتایج نشان داد که سری مانده‌های مدل‌ها، حالت تصادفی داشته و در ضمن، پیش‌بینی‌ها با توجه به معیارهای ارزیابی‌مورد استفاده (بخصوص R^2 و NS) عملکرد مناسبی را ارائه نمودند. بنابراین، نتایج این تحقیق نشان‌دهنده عدم وجود مشکلات عمده در مورد کم‌تخمینی یا بیش‌تخمینی مدل‌ها بوده و مدل‌ها به‌طور مؤثری توانستند خشک‌سالی هیدرولوژیکی را پیش‌بینی کنند.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، پیش‌بینی خشک‌سالی هیدرولوژیکی در آبخوان دشت اردبیل با استفاده از مدل‌های سری زمانی تصادفی ARIMA و SARIMA و شاخص GRI انجام شد. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از شاخص‌های RMSE، AIC، MSE، R^2 و NS استفاده گردید. نتایج نشان داد که مدل‌های سری زمانی توانایی بالایی در پیش‌بینی خشک‌سالی هیدرولوژیکی دارند و می‌توانند برای مدیریت منابع آب زیرزمینی در مناطق خشک و نیمه‌خشک به کار گرفته شوند. مقایسه مدل‌های مختلف نشان داد که مدل SARIMA(5,1,0)(0,2,2) در پنجره زمانی ۳ ماهه بهترین عملکرد را داشت، زیرا دارای AIC کمتر، مقدار RMSE مناسب و شاخص NS و R^2 بالاتر نسبت به سایر مدل‌ها بود. این نتیجه حاکی از آن است که مدل‌های دارای مؤلفه فصلی می‌توانند رفتار پیچیده خشک‌سالی را بهتر مدل‌سازی کنند.

با توجه به تحلیل انجام شده، انتخاب GRI3 به‌عنوان شاخص مناسب‌تر نسبت به GRI1 منطقی به نظر می‌رسد، زیرا در دوره‌های بلندمدت دقت پیش‌بینی بیشتری ارائه داده و نوسانات غیرواقعی کمتری نسبت به مدل‌های کوتاه‌مدت داشته است. با این حال، نتایج نشان داد که GRI1 در بازه‌های زمانی کوتاه‌تر عملکرد مناسبی داشته است و در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت ممکن است برای تصمیم‌گیری سریع مفید باشد. بنابراین، توصیه می‌شود بسته به هدف مدیریت منابع آب، از ترکیبی از این شاخص‌ها استفاده شود.

منابع

- زیرزمینی، مطالعه موردی: حوزه آبریز زهره-جراحی. هیدروژئولوژی، ۴(۲): ۱۰۸-۱۳۰.
- طاوسی، ت.، دل آرا، ق.، ۱۳۸۹. پهنه‌بندی آب و هوایی استان اردبیل. نیوار، ۳۴(۷۱-۷۰): ۴۷-۵۲.
- کرد، م.، اصغری مقدم، ا.، نخعی، م.، ۱۳۹۸. مدلسازی عددی آبخوان دشت اردبیل و مدیریت آن با استفاده از بهینه‌سازی برداشت آب زیرزمینی. هیدروژئولوژی، ۴(۱): ۱۵۳-۱۶۷.
- مقصود، ف.، یزدانی، م.ر.، رحیمی، م.، ملکیان، آ.، ذوالفقاری، ع.، ۱۳۹۵. مقایسه کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی، سری زمانی و مدل ترکیبی ANN-ARIMA در مدلسازی و پیش‌بینی شاخص منبع آب زیرزمینی (GRI) (مطالعه موردی: جنوب استان قزوین). مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران. ۱۰(۳۳): ۴۷-۵۷.
- Aghelpour, P., Bahrami-Pichaghchi, H., Varshavian, V., 2021. Hydrological drought forecasting using multi-scalar streamflow drought index, stochastic models and machine learning approaches, in northern Iran. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 35(8), 1615-1635.
- Akbari Niari, M., Rezaverdinejad, V., Behmanesh, J., Nikpour, R., 2023. Simulating the Water Quality of Qarasu River Using the QUAL2Kw Model. Hydrogeology, 8(1), 137-155. [In persian]
- Ali, Z., Hussain, I., Faisal, M., Nazir, H.M., Hussain, T., Shad, M.Y., Mohamd Shoukry, A., Hussain Gani, S., 2017. Forecasting drought using multilayer perceptron artificial neural network model. Advances in Meteorology, 2017(1), 5681308.
- Araghinejad, S., Hosseini-Moghari, S.M., Eslamian, S., 2017. Application of data-driven models in drought forecasting. In Handbook of drought and water scarcity, (pp. 423-440). CRC Press.
- Azimi, S., Hassannayebi, E., Boroun, M., Tahmoures, M., 2020. Probabilistic Analysis of Long-Term Climate Drought Using Steady-State Markov Chain Approach. Water Resources Management, 34, 4703-4724.
- Azizi, H.R., Ebrahimi, H., Mohamad vali samani, H., khaki, V., 2021. Effect of Meteorological Drought on Groundwater Resources of Varamin Plain Using SPI, NISTOR
- اکبری نیازی، م.، وردی‌نژاد، و.، بهمنش، ج.، نیک پور، م.، ۱۴۰۲. شبیه‌سازی کیفیت آب رودخانه قره سو با استفاده از مدل Kw2QUAL. هیدروژئولوژی، ۸(۱): ۱۳۷-۱۵۵.
- بی‌نام (۱۳۹۱) مطالعات طرح آمایش استان اردبیل. جلد اول، اردبیل، ایران، ۲۷-۸۵. سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی استان اردبیل.
- حسینی، ب.، دین پژوه، ی.، نیکبخت، ج.، ۱۳۹۴. تحلیل خشک‌سالی‌های شمالغرب ایران با روش شاخص اکتشاف خشک‌سالی. آب و خاک، ۲۹(۲): ۲۹۵-۳۱۰.
- حسینی، س.، خوش سیمای چنار، م.، ۱۴۰۳. کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان اردبیل. تحقیقات آب و خاک ایران.
- جانی، ر.، ۱۳۹۸. مدلسازی خوشه‌ای تراز آب زیرزمینی دشت تبریز با استفاده از مدل آریم. هیدروژئولوژی ۴(۲): ۱۳۰-۱۰۸.
- خسروی دهکردی، ا.، میرعباسی نجف آبادی، ر.، صمدی بروجنی، ج.، قاسمی دستگردی، ا.، ۱۳۹۸. پایش و پیش‌بینی خشک‌سالی‌های آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از شاخص GRI و مدل زنجیره مارکف. هیدروژئولوژی، ۴(۱): ۱۱۱-۱۲۵.
- دانشوروثوقی، ف.، دین پژوه، ی.، اعلمی، م. ت.، ۱۳۹۰. تأثیر خشک‌سالی بر تراز آب زیر زمینی در دو دهه اخیر (مطالعه موردی: دشت اردبیل). دانش آب و خاک، ۲۱(۴): ۱۶۵-۱۷۹.
- دین پژوه، ی.، فاخری فرد، ا.، حسن پور اقدم، م. ع.، بهشتی وایقان، و.، ۱۳۹۴. تحلیل روند تغییرات کیفیت آب زیرزمینی در دشت شبستر - صوفیان. علوم و مهندسی آبیاری، ۳۸(۱): ۵۵-۶۹.
- دین پژوه، ی.، ۱۴۰۱. خوشه‌بندی چاه‌های مشاهداتی آبخوان دشت خوی از نظر کیفیت آب با استفاده از روش-K Means. هیدروژئولوژی، ۷(۱): ۲۵-۴۱.
- زندفر، س.، فیجانی، ا.، نعیمی، م.، خسروشاهی، م.، ۱۳۹۸. تغییرات زمانی و مکانی شاخص خشک‌سالی آب

- Hoseini, S.M. khoshsimaie chenar, M., 2025. Application of machine learning algorithms in groundwater level prediction in the Ardabil aquifer. Iranian Journal of Soil and Water Research. [In persian]
- Jani, R., 2020. Cluster Modeling of Groundwater Level of Tabriz Plain Using ARIMA Model. Hydrogeology, 4(2), 74-91. [In persian]
- Jenkins, G.M., & Box, G.E.P., 1976. Time series analysis: forecasting and control. (No Title).
- Karimi, M., Melesse, A.M., Khosravi, K., Mamuye, M., Zhang, J., 2019. Analysis and prediction of meteorological drought using SPI index and ARIMA model in the Karkheh River Basin, Iran. In Extreme Hydrology and Climate Variability: Monitoring, Modelling, Adaptation and Mitigation, (pp. 343–353). Elsevier.
- Khosravi Dehkordi, A., Mirabbasi, R., Samadi Boroujeni, H., Ghasemi Dastgerdi, A.R., 2019. Monitoring and forecasting of groundwater drought in Shahrekord plain using Groundwater Resource Index (GRI) and Markov chain model. Hydrogeology, 4(1), 111-125. [In persian]
- Kord, M., Asghari Moghaddam, A., and Nakhaei, M., 2019. Numerical modeling of the Ardabil plain aquifer and its management using optimization of Groundwater extraction. Hydrogeology, 4(1), 153-167. [In persian]
- Li, Y., Huang, Y., Li, Y., Zhang, H., Fan, J., Deng, Q., Wang, X., 2024. Spatiotemporal heterogeneity in meteorological and hydrological drought patterns and propagations influenced by climatic variability, LULC change, and human regulations. Scientific Reports, 14(1), 5965.
- Maghsoud, F., Yazdani, M.R., Rahimi, M., Malekian, A., Zolfaghari, A., 2016. Performance Comparison of Artificial Neural Network, Time Series and ANN-ARIMA For Groundwater Resources Index (GRI) Forecasting (Case Study: South of Qazvin Province). Ijwmse, 10(33), 47–57. [In persian]
- McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J., 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology, 17(22), 179–183.
- Mishra, A.K., Desai, V.R., 2005. Drought forecasting using stochastic models. Stochastic and GRI index. Iranian Journal of Irrigation & Drainage, 14(6), 2125–2135.
- Batool, A., Kartal, V., Ali, Z., Scholz, M., Ali, F., 2025. A novel regional forecastable multiscalar standardized drought index (RFMSDI) for regional drought monitoring and assessment. Agricultural Water Management, 308, 109289.
- Bazrafshan, J., Khalili, A., 2013. Spatial analysis of meteorological drought in Iran from 1965 to 2003. Desert, 18, 63–71.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., 1994. Time Series Analysis: Forecasting and Control. Prentice Hall PTR.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., 1994. Time series analysis, forecasting and control. Englewood Cliffs. NJ: Prentice Hall.
- Buri, E.S., Keesara, V.R., Loukika, K.N., Sridhar, V., Dzwairo, B., Montenegro, S., 2025. Climate-adaptive optimal water resources management: A multi-sectoral approach for the Munneru river basin, India. Journal of Environmental Management, 374, 124014.
- Daneshvar Vousoughi, F., Dinpashoh, Y., Aalami, M.T., Jhajharia, D., 2013. Trend analysis of groundwater using non-parametric methods (case study: Ardabil plain). Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 27:547–559. [In persian]
- Dikshit, A., Pradhan, B., Huete, A., 2021. An improved SPEI drought forecasting approach using the long short-term memory neural network. Journal of Environmental Management, 283, 111979.
- Dinpashoh, F., Fakhari Fard, A., Hassanpoor Eghdam, M.A., Beheshtee Vayghan., V., 2015. Trend Analysis of Groundwater Quality of Shabestar- Soofian Plain. Journal of Irrigation Sciences and Engineering, 38(1), 55-69. [In persian]
- Farzin, S., Anaraki, M. V., Naeimi, M., Zandifar, S. (2022). Prediction of groundwater table and drought analysis; a new hybridization strategy based on bi-directional long short-term model and the Harris hawk optimization algorithm. Journal of Water and Climate Change, 13(5), 2233–2254.
- Hosseini, B., dinpazhoh, Y., and Nikbakht, J., 2015. Analysis of Droughts of Northwest of Iran Using the Reconnaissance Drought Index. Water and Soil, 29(2), 295-310. [In persian]

framework: A combined dynamical and statistical approach. *Journal of Hydrology*, 548, 291–304.

Yuan, M., Gan, G., Bu, J., Su, Y., Ma, H., Liu, X., Zhang, Y., Gao, Y., 2025. A new multivariate composite drought index considering the lag time and the cumulative effects of drought. *Journal of Hydrology*, 132757.

Zandifar, S., Fijani, E., Naeimi, M., Khosroshahi, M., 2020. Spatiotemporal variations of groundwater drought indices, Case study: Zohreh- Jarrahi watershed. *Hydrogeology*, 4(2), 108-130. [In persian]

Environmental Research and Risk Assessment, 19, 326–339.

Mishra, A.K., Singh, V.P., 2010. A review of drought concepts *Journal of Hydrology*, 391(1–2): 202–216.

Mossad, A., Alazba, A.A., 2015. Drought forecasting using stochastic models in a hyper-arid climate. *Atmosphere*, 6(4), 410–430.

Nguyen, V.H., Li, Q.F., Nguyen, L.B., 2017. Drought forecasting using ANFIS- a case study in drought prone area of Vietnam. *Paddy and Water Environment*, 15(3), 605–616.

Rezaei, R., Shabri, A., 2023. Drought forecasting using W-ARIMA model with standardized precipitation index. *Journal of Water and Climate Change*, 14(9), 3345–3367.

Salas, J.D., Delleur J.W., Yevjevich, V., Lane, W.L., 1997. *Applied Modeling of hydrologic time series*. Water Resources Publication. Fourth Edition.

Tavosi, T. and delara, G., 2010. Climate Classification of Ardebil Province. *Nivar*, 34(71-70), 47-52. [In persian]

Tsakiris, G., Pangalou, D., Vangelis, H., 2007. Regional drought assessment based on the Reconnaissance Drought Index (RDI). *Water Resources Management*, 21(5), 821–833.

Van Loon, A.F., Van Huijgevoort, M.H.J., Van Lanen, H.A.J., 2012. Evaluation of drought propagation in an ensemble mean of large-scale hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(11), 4057–4078.

Wang, J., Rong, G., Li, K., Zhang, J., 2021. Analysis of drought characteristics in northern Shaanxi based on copula function. *Water (Switzerland)*, 13(11), 20734441.

Wilhite, D.A., Svoboda, M.D., Hayes, M.J., 2007. Understanding the complex impacts of drought: A key to enhancing drought mitigation and preparedness. *Water Resources Management*, 21(5), 763–774.

Xu, D., Zhang, Q., Ding, Y., Huang, H., 2020. Application of a hybrid ARIMA–SVR model based on the SPI for the forecast of drought—a case study in Henan Province, China. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 59(7), 1239–1259.

Yan, H., Moradkhani, H., & Zarekarizi, M. 2017. A probabilistic drought forecasting