

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی شوری زهاب و خاک در اراضی دیم شبکه زهکشی زیرزمینی ران بهشهر با استفاده از مدل‌سازی سری زمانی

شفیعه وزیرپور^۱، فرهاد میرزایی^{۲*}، حامد ابراهیمیان^۳ و امید رجا^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۷/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۲۵

چکیده

تصادفی بودن زهکشی اراضی دیم (به دلیل وابستگی آن به بارندگی) سبب شده تا بتوان از مفاهیم متغیرهای تصادفی و سری‌های زمانی در مدل‌سازی و پیش‌بینی عملکرد آن‌ها استفاده شود. هدف از این مطالعه بررسی قابلیت مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی شوری زهاب و خاک در اراضی دیم شبکه زهکشی زیرزمینی ران بهشهر بود. در ابتدا، مدل Drainmod-S با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده واسنجی شد. سپس شوری خاک و زهاب توسط مدل واسنجی شده شبیه‌سازی شد. خروجی‌های شبیه‌سازی شده مدل برای ارزیابی و مقایسه نتایج مدل‌های مختلف سری زمانی از جمله AR، ARX، ARMA و ARMAX مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل ARMAX با متغیرهای برونزای ارزش روزانه، بارش روزهای قبل و متوسط متغیر مورد نظر در دو روز قبل در برآورد شوری خاک و شوری زهاب کارآمدتر است به طوری که درصد میانگین مطلق خطای مدل‌سازی برای شوری لایه سطحی خاک (۵۰-۵۰ سانتی‌متر) ۴ درصد، برای شوری لایه زیرین خاک (۱۰۰-۵۰ سانتی‌متر) ۰/۴ درصد و برای شوری زهاب ۵ درصد بود. مقایسه نتایج پیش‌بینی مدل‌های برگزیده سری زمانی با نتایج شبیه‌سازی مدل واسنجی شده Drainmod-S نشان داد کاربرد مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی عملکرد سامانه زهکشی مطلوب و ضریب تعیین برای شوری لایه سطحی و زیرین خاک و شوری زهاب به ترتیب ۰/۷۵، ۰/۶۳ و ۰/۵۷ و ریشه میانگین مربعات خطا نیز برای این متغیرها به ترتیب ۲۴۱۲/۶، ۳۳۱/۸ و ۱۷۲۴/۶ میلی‌گرم بر لیتر بود. با توجه به شاخص‌های ارزیابی، مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی شوری خاک و شوری زهاب کارآمد بود.

واژه‌های کلیدی: سری زمانی، سامانه زهکشی، شوری خاک، شوری زهاب، Drainmod-S

مقدمه

ایستایی، تخلیه زه‌آب، شوری زهاب و خاک در دستور کار قرار داد (مختاران و همکاران، ۱۳۹۲؛ Borin et al., 2000). مدل‌سازی از گزینه‌های مناسبی است که به دلیل مقرون به صرفه بودن و کوتاه کردن مدت زمان دستیابی به نتایج اجرای یک سناریو روی یک سامانه می‌توان از آن بهره برد. از مدل Drainmod برای شبیه‌سازی عملکرد سامانه‌های زهکشی سطحی و زیرزمینی و همچنین شبیه‌سازی انتقال نمک‌ها و عناصر غذایی و نیتروژن به‌طور گسترده استفاده شده است (Skaggs, 1978; Singh et al., 2006). فرآیند شبیه‌سازی حرکت نمک در خاک به‌وسیله کندیل و همکاران و شبیه‌سازی تغییرات نیتروژن در خاک توسط بریو و همکاران در مدل توسعه یافت که به ترتیب تحت عنوان مدل‌های Drainmod-S و Drainmod-N به مدل اصلی اضافه شد (Kandil, 1992; Breve et al., 1997). نتایج بررسی عملکرد مدل Drainmod در یک پروژه تحقیقاتی مشترک بین موسسه تحقیقات زهکشی قاهره در مصر و

علاوه بر افزایش عملکرد در اراضی کشاورزی، استفاده پایدار از اراضی مساله‌دار از طریق زهکشی اراضی قابل دستیابی است. در این راستا برنامه‌ریزی و مدیریت کوتاه مدت تا دراز مدت سامانه‌های زهکشی در سطح حوضه تا برنامه آبیاری در سطح مزرعه را می‌توان از طریق پیش‌بینی عملکرد سامانه‌های زهکشی در کنترل سطح

۱- فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
۲- دانشیار گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
۳- دانشجوی دکتری گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
* نویسنده مسئول: (Email: fmirzaei@ut.ac.ir)

بوده است. همچنین، به‌طور کلی نتایج نشان داده است مدل Drainmod-S می‌تواند ابزاری مناسب و یک راهنمای کلی برای شبیه‌سازی طولانی مدت و برنامه‌ریزی مدیریت سطح ایستابی و شوری در نیمرخ خاک، مدل‌های Drainmod-N، Drainmod-P و NII قادر به شبیه‌سازی تلفات نیتروژن، نیترات-نیتروژن و فسفر بوده و مدیران و بهره‌برداران می‌توانند از آن برای اتخاذ مناسب‌ترین شیوه‌های مدیریتی از طریق انتخاب مناسب نوع سامانه زهکشی (آزاد یا کنترل شده)، طراحی مناسب پارامترهای زهکشی (عمق نصب، فاصله و طول زهکش) در مزارع تحت زهکشی برای کاهش تلفات نیتروژن و فسفر در مزارع استفاده کنند.

سری زمانی مجموعه‌ای از داده‌های آماری است که در فواصل زمانی مساوی و منظم جمع‌آوری شده باشند و روش‌های آماری که این داده‌های آماری را مورد بررسی قرار می‌دهند، تحلیل سری‌های زمانی نامیده می‌شوند (Knotters and Bierkens, 2001). در سری‌های زمانی ویژگی مهم این است که معمولاً مشاهدات متوالی مستقل نیستند و دقیقاً این وابستگی است که بررسی شده و مدل می‌شود. تحلیل سری زمانی در علوم مختلف به‌منظور پیش‌بینی پدیده‌ها کاربرد فراوان دارد (Sadorsky, 2006; Knotters and Bierkens, 2001). هدف از سری زمانی، تعیین قانونمندی یک پدیده و شناسایی رفتار آن برای پیش‌بینی در آینده است (Sadorsky, 2006). نتایج استفاده از مدل سری زمانی ARIMA برای پیش‌بینی زمانی و مکانی هدایت الکتریکی زهاب زهکش‌های زیرزمینی در سطح ۹ هکتار با فاصله زهکش ۳۶ متر و عمق نصب ۲ متر در منطقه نوادا در آمریکا نشان داد که استفاده از متغیر برونزا (متغیری است که مقدار یا ارزش آن خارج از مدل تعیین می‌شود) و مدل ARMAX سبب افزایش دقت مدل‌سازی داده‌ها می‌شوند (Tisu and Guitjens, 1986). استفاده از مدل سری زمانی ARX (1.0) در سطح ۱۲۰۰ هکتار در یک منطقه مرطوب در شمال هلند برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی نشان داد بین نوسانات سطح آب زیرزمینی یک رابطه پویا بین بارش مازاد و سطح ایستابی وجود دارد (Knotters and Bierkens, 2001).

از مدل سری زمانی ARIMA و شبکه عصبی برای پیش‌بینی رطوبت و شوری خاک در شمال چین (Zoua et al., 2010)، پیش‌بینی رطوبت خاک با استفاده از اندازه‌گیری رطوبت در یک عمق مشخص به منظور تعیین دقیق زمان آبیاری بعدی و تأثیر آن روی رطوبت خاک در اعماق دیگر با استفاده از روش سری زمانی (Aljournani et al., 2012)، شبیه‌سازی رواناب با استفاده از داده‌های بارش و مدل ARIMAX (Nourani et al., 2013)، پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی با استفاده از مدل‌های سری زمانی ARIMA (دودانگه و همکاران، ۱۳۹۰)، استفاده از مدل‌های سری زمانی برای پیش‌بینی نفوذ در بافت‌های مختلف خاک (وزیرپور آران‌ی

شرکت والینگفورد انگلیس با بودجه تامین شده توسط دولت مصر برای شبیه‌سازی سطح ایستابی در منطقه جنوب دلتا با شرایط اقلیمی نیمه‌خشک در زهکش‌های زیرزمینی معمولی (آزاد) و زهکش زیرزمینی کنترل شده نشان داد که انطباق خوبی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد و میانگین انحراف مطلق برای سطح ایستابی و شدت تخلیه در مزارع مختلف به ترتیب بین ۱۱ تا ۱۶ سانتی‌متر و ۰/۲ تا ۰/۸۳ میلی‌متر در روز است (Wahba et al., 2002). همچنین، نتایج ارزیابی مدل Drainmod برای برآورد شدت تخلیه زهاب در منطقه بین ورنون شمالی و باتلرویل در منطقه نیمه‌خشک ایندیانا واقع در آمریکا برای زهکش زیرزمینی با طول ۲۲۵ متر، فواصل ۵، ۱۰، ۲۰ و ۴۰ متر، عمق نصب ۰/۷۵ متر تحت کشت گندم و ذرت و تناوب زراعی با سویا نشان داد که میانگین انحراف مطلق و خطای استاندارد در مزارع مورد مطالعه به ترتیب بین ۰/۱ تا ۰/۷ و ۰/۳ تا ۱/۷ میلی‌متر در روز بود و در نهایت، عملکرد مدل مناسب تشخیص داده شد (Wang et al., 2006). یوسف و همکاران به توانایی قابل قبول مدل Drainmod-S در شبیه‌سازی سطح ایستابی، تخلیه زهاب زهکش و شوری خاک را در منطقه‌ای تحت زهکش زیرزمینی معمولی و کنترل شده در کارولینای شمالی تحت تناوب کشت گندم و ذرت اذعان کردند (Youssef et al., 2006).

نتایج محققین در ارزیابی عملکرد مدل Drainmod در برآورد دبی زهکش و نیتروژن (Luo et al., 2010)، شبیه‌سازی تغییرات سطح ایستابی و غلظت نیترات آب زیرزمینی در کرت شالیزار مجهر به سامانه زهکشی کنترل شده با استفاده از مدل Drainmod-N (نوری و همکاران، ۱۳۸۹)، شبیه‌سازی دبی و سطح ایستابی بین زهکش‌ها و همچنین شوری خاک با استفاده از مدل Drainmod-S (ابراهیمیان و همکاران، ۱۳۸۹؛ پورغلام آمیجی و همکاران، ۱۳۹۷؛ Davoodi et al., 2019; Feng et al., 2018)، شبیه‌سازی جریان و تغییرات غلظت فسفر در زمین‌های کشاورزی در مناطق شمال غربی اوهایو^۱ در آمریکا با استفاده از مدل Drainmod-P (Askar et al., 2020)، ارزیابی اثرات استفاده از کود نیتروژن زمان‌بندی مصرف آن بر عملکرد محصول و تلفات نیترات-نیتروژن (NO₃-N) تحت دو شرایط زهکشی معمولی و زهکشی کنترل شده در الینوی شرقی-مرکزی^۲ در آمریکا با استفاده از مدل DRAINMOD-DSSAT (Singh et al., 2020)، بررسی نرخ زمانی و مکانی مصرف کود نیتروژن و پیش‌بینی تلفات نیترات-نیتروژن با استفاده از مدل DRAINMOD-NII (Du et al., 2017; HashemiGarmdareh et al., 2018; Liang et al., 2018; Wilson et al., 2020) حاکی از تطابق خوب مقادیر برآوردی در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی

1- Ohio
2- East-Central Illinois

زهکشی به خصوص زهکش زیرزمینی کمتر استفاده شده است. بنابراین هدف اصلی این تحقیق پیش‌بینی شوری زهاب و خاک بین دو زهکش زیرزمینی با استفاده از تحلیل سری زمانی و مقایسه نتایج حاصل از آن با شبیه‌سازی توسط مدل Drainmod-S در شبکه زهکشی ران بهشهر بود.

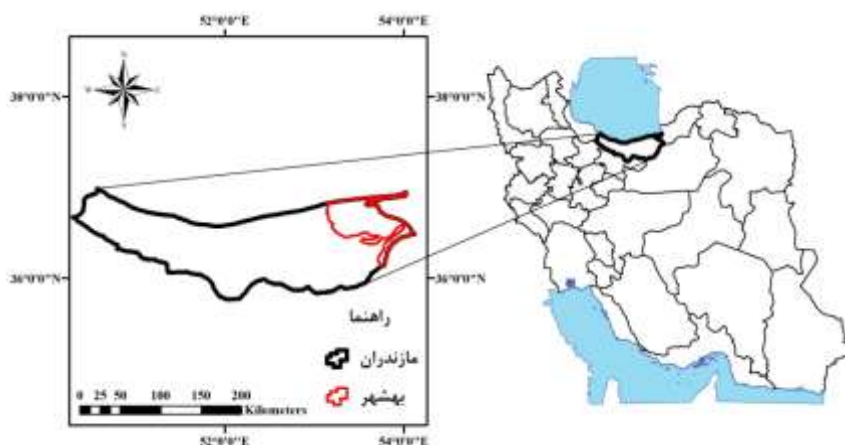
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

این مطالعه در شبکه زهکشی زیرزمینی ران بهشهر و اراضی کشت دیم (غالباً جو) با دوره کشت اواسط پاییز تا اواخر بهار واقع در شمال شرقی شهرستان بهشهر و در حاشیه جنوبی خلیج گرگان انجام شد. این اراضی در فاصله ۱۱ کیلومتری شمال شرقی شهرستان بهشهر در استان مازندران واقع است (شکل ۱). ارتفاع متوسط این اراضی از سطح دریای آزاد حدود ۲۲- متر می‌باشد. شیب عمومی اراضی ۱ تا ۲ در هزار و از جنوب به شمال و شیب جانبی ۰/۵ تا ۱ در هزار و از شرق به غرب است. اراضی شبکه ران از شمال محاط به خلیج میانکاله است. منطقه مورد مطالعه دارای اقلیم حرارتی نیمه مدیترانه‌ای با تابستان‌های گرم و مرطوب و بارندگی کم و زمستان‌های معتدل با بارندگی زیاد است. براساس اطلاعات ایستگاه هواشناسی تیرتاش بهشهر که در فاصله پنج کیلومتری از اراضی مورد مطالعه، متوسط بارندگی سالانه طی یک دوره ۱۶ ساله (۹۵-۱۳۸۰)، ۵۷۷ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه منطقه ۱۶ درجه سانتی‌گراد است. وسعت شبکه زهکشی زیرزمینی ران بهشهر حدود ۸۵۰ هکتار می‌باشد.

و همکاران، ۱۳۹۵)، پیش‌بینی پارامترهای کیفی رودخانه با استفاده از مدل‌سازی زمانی AEIMA (حقی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۶)، پیش‌بینی نوسانات هیدروگراف واحد آبخوان با استفاده از مدل‌های سری زمانی ARIMA (آذری و همکاران، ۱۳۹۷)، پیش‌بینی روند تناوبی و فصلی متغیر بارش با استفاده از مدل SARIMA (حلمی و همکاران، ۱۳۹۹) و پیش‌بینی سری زمانی ماهانه بارندگی با استفاده از مدل SARIMA و الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) (Parviz, 2020) استفاده شده است. به‌طور کلی، نتایج نشان داد مدل‌های سری به‌خوبی توانسته‌اند رطوبت لایه سطحی خاک و شوری لایه‌های عمیق را بهتر از شبکه عصبی مصنوعی برآورد کند. همچنین، مدل‌های سری زمانی می‌توانند اطلاعات سودمندی در مطالعات منابع آب از طریق پیش‌بینی پارامترهایی از جمله نوسانات بارندگی، هیدروگراف واحد آبخوان، نفوذ در بافت‌های مختلف خاک و رواناب را ارائه دهند.

به دلیل بارندگی قابل توجه در مناطق مرطوب، اراضی به صورت دیم کشت می‌شوند. معمولاً در زمان وقوع بارندگی، زهکش‌ها در این اراضی فعال می‌شوند. از دانش سری زمانی با توجه به تصادفی بودن پدیده بارندگی می‌توان در پیش‌بینی عملکرد سامانه زهکشی زیرزمینی استفاده کرد. بررسی‌ها نشان داده است تاکنون مطالعات اندکی در زمینه کاربرد مدل‌سازی سری زمانی در سامانه زهکشی زیرزمینی انجام شده است. طراحی و مدیریت سامانه‌های زهکشی برای رسیدن به دو هدف افزایش تولید محصول و کنترل کیفیت زهاب تولیدی در یک سامانه زهکشی یک موضوع چالش برانگیز در سال‌های آینده است. تاکنون از روش تحلیل سری زمانی در توصیف پدیده‌های



شکل ۱- موقعیت محدوده مورد مطالعه

مهم این است که معمولاً مشاهدات متوالی مستقل نیستند و دقیقاً این وابستگی است که بررسی شده و مدل‌سازی می‌شود. برای بررسی وابستگی بین مشاهدات متوالی (مانند هیدروگراف شوری زهاب و

سری زمانی

نظریه آمار بیشتر در مورد نمونه‌های تصادفی که از مشاهدات مستقل ناشی شده‌اند بحث می‌کند، اما در سری‌های زمانی ویژگی

در رابطه فوق؛ μ ، مقدار ثابت و U جمله اخلاص است. در الگوی فوق Y_t از فرآیند $A(q)$ پیروی می‌کند.

الگوی خودرگرسیون میانگین متحرک (ARMA)^۷

به طور کلی فرآیندی را $ARMA(p,q)$ گویند که شامل p مرتبه جمله خود رگرسیون و q مرتبه جمله میانگین متحرک باشد (به عبارت دیگر شامل p مرتبه جمله با وقفه از متغیر وابسته و q مرتبه جمله با وقفه از جملات اخلاص باشد). همچنین اگر یک سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل‌گیری ساکن و سپس توسط فرآیند $ARMA(p,q)$ مدل‌سازی شود، سری‌زمانی دارای فرآیند خودرگرسیونی میانگین متحرک انباشته $ARIMA(p,d,q)$ است (Gujarati, 1999). به طور کلی یک مدل عمومی $ARMA(p,q)$ مطابق رابطه (۴) عبارت است از:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + U_t - \theta_1 U_{t-1} - \theta_2 U_{t-2} - \dots - \theta_q U_{t-q} \quad (4)$$

در رابطه فوق μ مقدار ثابت، U جمله اخلاص، ϕ و θ ضرایب معادله است.

الگوی خودرگرسیونی میانگین متحرک همراه با متغیر برونزا (ARMAX)^۸

مدل ARMAX تعمیمی از مدل ARMA است. مواقعی که سری زمانی یک پدیده نتواند ویژگی‌های خود را به خوبی توصیف کند و یا به عبارت دیگر با تجزیه و تحلیل سری‌زمانی متغیر نتوان آن پدیده را توصیف نمود، از مدل خودرگرسیونی میانگین متحرک انباشته همراه با متغیر خارجی $ARMAX(p,q,x)$ استفاده می‌شود (Tisu and Guitijens, 1986). مدل توسعه یافته ARMA است که با استفاده از رگرسیون خطی متغیر برونزا توصیف بهتر پدیده را امکان‌پذیر می‌سازد و به صورت رابطه (۵) تعریف می‌شود (Bierens, 1987):

$$\phi(L)Y_t = \beta x_t + \theta(L)\varepsilon_t \quad (5)$$

که در رابطه بالا x_t متغیرهای برونزای توضیحی، β ضرایب متغیرهای برونزای توضیحی، ε_t جمله خطا، $\phi(L)$ جملات الگوی خود رگرسیونی، $\theta(L)$ جملات الگوی میانگین متحرک و L عملگر تاخیر است.

در این مطالعه به منظور بررسی پایایی متغیرها، محاسبه ضریب خود همبستگی و خودهمبستگی جزئی و همچنین توسعه مدل‌های مختلف سری زمانی روی متغیرها و انجام پیش‌بینی‌های موردنظر از نرم‌افزار Eviews 6.0 استفاده شد.

خاک) از تابع خود همبستگی^۱ (همبستگی متقابل داده‌ها با خودش است) و تابع خودهمبستگی جزئی استفاده می‌شود. خود همبستگی در تاخیر K عبارت است از همبستگی بین مشاهداتی که K واحد زمانی با یکدیگر فاصله دارند. تابع خود همبستگی نظری که با ρ_k نشان داده، و به شکل رابطه (۱) تعریف می‌شود (Salas et al., 1980):

$$\rho_k = \frac{\text{COV}(x_t, x_{t+k})}{\text{var}(x_t)} \quad (1)$$

همبستگی بین x_t و x_{t+k} بعد از حذف اثر متغیرهای $x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{t+k-1}$ را ضریب خود همبستگی جزئی می‌نامند. فرض بر این است که متغیرهای الگو در برآورد ضرایب الگو با استفاده از داده‌های سری زمانی ایستا^۲ می‌باشند. یک متغیر سری زمانی وقتی ایستا است که میانگین، واریانس و ضریب خود همبستگی آن در طول زمان ثابت باقی بماند. در این مطالعه، برای بررسی پایایی از آزمون دیکی-فولر^۳ استفاده شد (Dickey and Fuller, 1979). معمولاً برای تخمین الگوی سری زمانی، از روش باکس-جنکینز (Box et al., 2011) استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله شناسایی، تخمین، کنترل تشخیصی و پیش‌بینی می‌باشد.

الگوهای سری زمانی

الگوی خودرگرسیونی (AR)^۴

اگر متغیر وابسته یا متغیر مورد نظر برای پیش‌بینی Y_t باشد، آن‌گاه فرآیند خودرگرسیون در حالت کلی به صورت رابطه (۲) خواهد بود (Gujarati, 1999).

$$(Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2(Y_{t-2} - \delta) + \dots + \alpha_p(Y_{t-p} - \delta) + U_t \quad (2)$$

که در آن y_t یک فرآیند خودرگرسیون مرتبه p ، $AR(p)$ است. به عبارت دیگر، متغیر y_t از فرآیند خود رگرسیون مرتبه p پیروی می‌کند. در رابطه فوق، δ میانگین Y و U_t جمله اخلاص خالص^۵ است.

الگوی میانگین متحرک (MA)^۶

فرآیند میانگین متحرک در پیش‌بینی الگوهای سری‌زمانی به طور گسترده استفاده می‌شود. این الگو به صورت رابطه (۳) است (Sadorsky, 2006):

$$Y_t = \mu + \beta_0 U_t + \beta_1 U_{t-1} + \beta_2 U_{t-2} + \dots + \beta_q U_{t-q} \quad (3)$$

- 1- Autocorrelation Function
- 2- Static time series
- 3- Dickey – Fuller Test
- 4- Autoregressive
- 5- Pure sincerity
- 6- Moving Average

7- Autoregressive Moving Average

8- Autoregressive-moving-average model with exogenous inputs model

شوری زهاب و خاک در مزرعه آزمایشی در دوره سه ماهه (فصل پاییز) در سال ۱۳۸۳ واسنجی و در دوره چهار ماهه (دی تا اسفند) در سال ۱۳۸۵ صحت‌سنجی شد. داده‌های عمق سطح ایستابی از صفر تا ۱۱۰ سانتی‌متر و شدت تخلیه زهکشی از ۰/۱ تا ۲/۴ میلی‌متر در روز بود. میانگین عمق سطح ایستابی و شدت تخلیه زهکشی به ترتیب ۳۱/۷ سانتی‌متر و ۰/۶۷ میلی‌متر در روز بود. مجموع بارندگی در دوره سه ماهه سال ۱۳۸۳ و دوره چهار ماهه ۱۳۸۵ به ترتیب ۲۸۵/۵ و ۴۴۵/۶ میلی‌متر بود. جزئیات نحوه اندازه‌گیری داده‌ها و عملیات صحرائی در تحقیق ابراهیمیان (۱۳۸۶) بیان شده است. همچنین تعداد روزهای بارندگی در دوره سه ماهه سال ۱۳۸۳ و دوره چهار ماهه سال ۱۳۸۵ به ترتیب ۲۳ و ۵۳ روز بود. در این مطالعه ابتدا پارامترهای هدایت هیدرولیکی اشباع افقی هر یک از سه لایه خاک واسنجی شد. به علت عدم تطابق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی میزان تخلیه زهاب و افت سطح ایستابی در اثر زهکشی توسط مدل و ضریب کارایی پایین مدل، پارامترهای نشت عمودی یعنی هدایت هیدرولیکی اشباع عمودی لایه غیر قابل نفوذ (K_{sv})، ضخامت لایه محدود کننده (D_v) و بار پیژومتریک آبخوان (H_v)، واسنجی و مقادیر بهینه تعیین شد. یعنی با وجود تخلیه کم زهاب، سطح ایستابی افت شدید داشت. لذا فرض بر آن شد که در منطقه نشت وجود دارد. نشت یکی از اجزای مهم و اصلی بیلان آب است. با وجود این به دلیل دشواری‌های برآورد نشت، در اکثر سامانه‌های زهکشی این پارامتر برآورد نمی‌گردد. نشت در بسیاری از موارد در زهکشی زمین قابل اغماض است. در این مطالعه نیز پارامترهای نشت عمودی در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است که مدل Drainmod مقدار جریان رو به بالا (Upward flux)، حجم تخلخل زهکشی شده و ضرایب معادله نفوذ گرین-آمپت را نسبت به عمق آب زیرزمینی براساس زیر برنامه‌های خود با توجه به خصوصیات فیزیکی خاک محاسبه می‌کند.

پس از واسنجی مدل Drainmod-S اطلاعات مربوط به شوری زهاب و شوری خاک برای دوره زمانی ۹۲-۱۳۸۳ برآورد شد. پس از تهیه اطلاعات مورد نیاز، از روش باکس-جنکینز برای انجام مدل‌سازی سری زمانی استفاده شد. مدل‌های مختلف سری زمانی بر اساس نتایج شبیه‌سازی مدل Drainmod-S (سال‌های ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۰) ایجاد شدند و سپس مورد ارزیابی قرار گرفتند تا مدل‌های منتخب برای پیش‌بینی شناسایی شوند. ارزیابی مدل‌های منتخب در پیش‌بینی شدت تخلیه زهاب و عمق سطح ایستابی بین دو زهکش به مدت ۱۸ ماه (۳۰ درصد کل داده‌های شبیه‌سازی شده توسط مدل Drainmod-S) از سال ۱۳۹۱ تا سال ۱۳۹۲ صورت گرفت. در پایان، عملکرد مدل منتخب سری زمانی با نتایج شبیه‌سازی مدل Drainmod-S در بازه زمانی ۱۸ ماهه ۹۲-۱۳۹۱ مورد مقایسه و

در نظر گرفتن تنها همبستگی موجود بین AR متغیرها و خطاها در پیش‌بینی یکی از محدودیت‌هایی موجود در مدل‌های AR و ARMA است. این در حالی است که در مواقع زیادی بهره‌گیری از یک یا چند پیش‌بینی کننده دیگر می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد. به عبارتی داده‌هایی که کمترین و یا بیشترین مقدار را دارند سبب کاهش دقت مدل‌سازی سری زمانی می‌شوند. این مشکل ممکن است توسط عامل مداخله‌ای اصلاح شود (Aljoumani et al., 2012; Nourani et al., 2013). مدل‌های ARX و ARMAX به همین منظور توسعه داده شده و مورد استفاده قرار گرفتند. در این مدل‌ها استفاده از متغیرهای برونزا روی پدیده مورد نظر فراهم شد. در این پژوهش، با توجه به ناکارآمدی مدل‌های AR و ARMA در توصیف شوری زهاب و خاک، از مدل‌های جامع‌تر و کامل‌تر سری زمانی ARAX (p, x) و ARMAX (p, q, x) روی داده‌های شوری زهاب و خاک استفاده شد. همچنین، متغیرهای مستقل متفاوتی که روی شوری زهاب و خاک تاثیرگذار هستند، مانند بارش در همان روز و روزهای قبل، ارزش‌گذاری روی هر روز و متوسط شوری زهاب و خاک در روزهای قبل مورد بررسی قرار گرفت.

مدل Drainmod-S

مدل Drainmod-S به منظور شبیه‌سازی سطح ایستابی و شدت زهاب خروجی از زهکش‌ها در مناطقی با سطح ایستابی کم عمق به کار می‌رود (Skaggs, 1978). بسیاری از پارامترهای ورودی مدل Drainmod-S با اندازه‌گیری مستقیم در مزرعه به دست می‌آیند. در برخی از این پارامترهای ورودی مانند هدایت هیدرولیکی خاک عدم قطعیت وجود دارد. فرآیند تعیین غیرمستقیم پارامترهای ورودی نامطمئن و با عدم قطعیت را واسنجی مدل می‌گویند که در آن داده‌های پیش‌بینی شده توسط مدل با داده‌های اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شود.

واسنجی مدل Drainmod-S

به منظور بررسی عملکرد زهکش‌ها، مزرعه‌ای به وسعت ۳/۳ هکتار انتخاب شد. سامانه زهکشی منطقه، زیرزمینی است. طول زهکش‌های مزرعه ۴۴۰ متر، فاصله بین زهکش‌ها ۷۵ متر، عمق زهکش ۱/۵ متر و عمق لایه محدودکننده ۵/۵ متر است. مقدار تبخیر تعرق مرجع با توجه به اطلاعات هواشناسی منطقه به روش تبخیر از تشت محاسبه شد. کشت غالب منطقه گیاه جو دیم بود. مطالعات لایه‌بندی خاک نشان داد که بافت خاک در لایه سطحی مزرعه آزمایشی سبک‌تر از لایه‌های عمیق‌تر است. بافت خاک لایه‌های اول تا سوم به ترتیب شنی لومی، لومی سیلتی و رسی سیلتی و ضخامت آن‌ها به ترتیب ۰/۴، ۰/۶ و ۰/۴۵ سانتی‌متر به دست آمد. مدل Drainmod-S با استفاده از داده‌های دبی زهاب، سطح ایستابی،

ارزیابی قرار گرفت.

معیارهای ارزیابی مدل‌ها

به منظور مقایسه مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی عملکرد سامانه‌های زهکشی زیرزمینی، از معیارهای مختلف از جمله، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE)، مطابق روابط (۶) تا (۸) استفاده شد (Haykin, 1994):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (6)$$

$$RMSE \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \cdot 100 \quad (8)$$

در روابط بیان شده، n تعداد پیش‌بینی‌ها، Y_i مقدار واقعی Y_i و e_i خطای پیش‌بینی نام است که از تفاوت مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی به دست می‌آید.

در مرحله کنترل تشخیصی بر اساس خطای برون نمونه‌ای و معیار آکائیک^۱ (AIC)، خطای درون نمونه‌ای بهترین مدل شناسایی شد. معیار آکائیک یکی از روش‌های مقایسه مدل‌های مختلف می‌باشد. این روش بر این مبنا استوار است که از بین مدل‌های مناسب، مدلی که دارای کمترین مقدار ضریب آکائیک باشد به عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شود.

مدلی که شاخص‌های MAE، RMSE و MAPE درون و برون نمونه‌ای کمتری داشته باشد مدل برتری است (Gemtzi and Stefanopoulos, 2011).

$$AIC = n \ln \left(\frac{SSR}{n} \right) + 2q \quad (9)$$

در رابطه فوق n تعداد پیش‌بینی‌ها، SSR مجموع مربعات باقیمانده و q تعداد پارامترهای موجود در مدل است.

همچنین برای مقایسه نتایج پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی با نتایج مدل شبیه‌سازی Drainmod-S واسنجی شده از ضریب (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای استاندارد (SE) استفاده شد.

نتایج و بحث

در جدول ۱ مقادیر پارامترهای واسنجی شده مدل Drainmod-S و همچنین مقادیر ضریب تعیین و میانگین ریشه مربعات خطای مدل واسنجی شده در برآورد شوری زهاب و شوری خاک ارائه شده

است. واسنجی مدل طبق مقادیر گزارش شده معیارهای ارزیابی مدل Drainmod-S شامل R^2 و RMSE قابل قبول بود (Skaggs, 2012). بنابراین مدل واسنجی شده برای شبیه‌سازی شوری زهاب و شوری خاک به منظور توسعه و ارزیابی مدل‌های سری زمانی استفاده شد.

پس از بررسی ایستایی متغیرهای شور خاک در لایه‌های سطحی (۰ تا ۵۰ سانتی‌متر) و لایه زیرین (۵۰ تا ۱۰۰ سانتی‌متر) و شوری زهاب و رسم نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی، مدل‌های مختلف سری زمانی با درجات مختلف روی داده‌های متغیرهای مذکور توسعه داده شد. در ابتدا با توجه به نمودار خودهمبستگی و با درجات ARMA و AR خودهمبستگی جزئی مدل‌های مختلف روی داده‌های شوری خاک در عمق‌های مذکور و شوری زهاب توسعه داده شد. نتایج توسعه این مدل‌ها روی داده‌های شوری خاک در لایه‌های سطح و زیرین سطح خاک در جداول (۲) و (۳) و شوری زهاب در جدول (۴) خلاصه و ارائه شده است.

نتایج توسعه مدل‌های ARMA با درجات AR مختلف نشان داد این گونه مدل‌ها در توصیف ماهیت داده‌های شوری لایه سطحی دارای خطای بالا (حدود ۲۱ درصد) و زیرین خاک با خطای مدل‌سازی پایین (حدود ۱ درصد) می‌باشند. همچنین خطای مدل‌های مذکور برای شوری زهاب حدود ۵ درصد بود. بنابراین این مدل‌ها توانستند تغییرات شوری لایه‌های زیرین خاک و شوری زهاب را به خوبی نشان دهند.

توسعه مدل‌های ARMAX و ARX روی داده‌های شدت شوری خاک و زهاب

مدل‌های مختلف ARMAX و ARX مختلف و همراه با متغیرهای برونزای تعریف شده روی داده‌های شوری لایه‌های سطحی و زیرین خاک و شوری زهاب توسعه داده شد. خلاصه‌ای از مدل‌های مورد آزمون و نتایج آن‌ها برای شوری لایه‌های سطحی و زیرین خاک به ترتیب در جداول ۵ و ۶ و برای شوری زهاب در جدول ۷ ارائه شده است.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای واسنجی شده و معیارهای ارزیابی مدل Drainmod-S

پارامترها	هدایت هیدرولیکی (m/day)		هدایت هیدرولیکی لایه محدود کننده	ضخامت لایه محدود کننده	بار پیژومتریکی آبخوان (cm)
	لایه اول	لایه دوم	(m/day)	(cm)	(cm)
قبل از واسنجی	۳/۰	۱/۳	-	-	-
بعد از واسنجی	۱/۵	۰/۷	۰/۰۰۱۲	۳۰	۱۰۰
ارزیابی مدل واسنجی شده		صحت‌سنجی		واسنجی	
متغیر		R ²	RMSE	R ²	RMSE
شدت تخلیه زهاب		۰/۶۱	۰/۰۲ سانتی‌متر در روز	۰/۷۹	۰/۰۲ سانتی‌متر در روز
عمق سطح ایستابی		۰/۴۸	۶/۹۲ سانتی‌متر	۰/۹۰	۱۶/۶۸ سانتی‌متر

جدول ۲- توسعه مدل‌های AR و ARMA روی داده‌های شوری لایه سطحی خاک (۰-۵۰ سانتی‌متر)

مدل	R ²	خطای برون‌نمونه‌ای			خطای درون‌نمونه‌ای		
		MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)
AR(1)	۰/۹۶	۲۰/۷	۵۱۴۴/۱	۴۲۶۷/۷	۲۱/۰	۵۰۹۹/۶	۴۲۸۰/۷
ARMA(1,1)	۰/۹۶	۲۰/۴	۴۴۳۹/۴	۳۷۲۵/۸	۲۰/۹	۵۰۹۷/۲	۴۲۷۲/۹
ARMA(1,2)	۰/۹۶	۲۰/۹	۵۱۵۴/۵	۴۲۹۷/۷	۲۱/۲	۵۱۰۷/۱	۴۳۰۲/۲
ARMA(2,2)	۰/۹۶	۲۱/۳	۵۱۶۵/۱	۴۳۴۰/۵	۲۱/۶	۵۱۱۹/۰	۴۳۵۱/۴
ARMA(3,2)	۰/۹۶	۲۱/۳	۵۱۶۶/۱	۴۳۴۰/۹	۲۱/۶	۵۱۲۰/۲	۳۴۴۸/۹

جدول ۳- توسعه مدل‌های AR و ARMA روی داده‌های شوری لایه زیرین خاک (۵۰-۱۰۰ سانتی‌متر)

مدل	R ²	خطای برون‌نمونه‌ای			خطای درون‌نمونه‌ای		
		MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)
AR(1)	۰/۹۸	۱/۱	۴۳۷/۲	۳۹۶/۵	۱/۱	۴۳۷/۳	۳۹۶/۳
ARMA(1,1)	۰/۹۸	۱/۱	۴۳۴/۱	۳۹۴/۰۱	۱/۱	۴۳۴/۵	۳۹۴/۱
ARMA(1,2)	۰/۹۸	۱/۱	۴۳۹/۶	۳۹۸/۴	۱/۱	۴۳۹/۸	۳۹۸/۲
ARMA(2,2)	۰/۹۸	۱/۱	۴۴۶/۷	۴۰۳/۶	۱/۱	۴۴۷/۴	۴۰۳/۷
ARMA(3,2)	۰/۹۸	۱/۱	۴۳۶/۹	۳۹۶/۲	۱/۱	۴۳۷/۱	۳۹۵/۹

جدول ۴- توسعه مدل‌های AR و ARMA روی داده‌های شوری زهاب

مدل	R ²	خطای برون‌نمونه‌ای			خطای درون‌نمونه‌ای		
		MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	MAPE (%)	RMSE (ppm)	MAE (ppm)
AR(1)	۰/۶۴	۴/۷	۱۶۹۴/۰	۱۳۶۹/۳	۴/۶	۱۶۶۲/۹	۱۳۲۷/۷
ARMA(1,1)	۰/۶۴	۴/۷	۱۶۸۲/۶	۱۳۵۹/۱	۴/۶	۱۶۵۲/۱	۱۳۱۸/۴
ARMA(1,2)	۰/۶۴	۴/۷	۱۶۸۶/۹	۱۳۶۲/۹	۴/۶	۱۶۵۵/۹	۱۳۲۱/۶
ARMA(2,2)	۰/۶۵	۴/۷	۱۶۶۰/۴	۱۳۴۳/۷	۴/۵	۱۶۱۳/۱	۱۲۸۸/۱
ARMA(3,2)	۰/۶۵	۴/۷	۱۶۷۱/۵	۱۳۵۶/۷	۴/۵	۱۶۱۳/۸	۱۲۸۸/۹

جدول ۵- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری لایه سطحی خاک (+۰-۵۰ سانتی‌متر) همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل

خطای درون‌نمونه‌ای			خطای برون‌نمونه‌ای			R ²	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)		
۱۷۲۶/۳	۳۱۰۹/۲	۷/۲	۱۹۷۹/۸	۳۵۴۹/۲	۸/۳	-/۹۹	ARMAX(1,1,0) ^a
۱۷۴۸/۲	۳۱۳۶/۳	۷/۳	۲۰۰۱/۸	۳۵۷۸/۱	۸/۴	-/۹۹	ARMAX(1,2,0) ^b
۱۶۵۴/۸	۳۰۰۴/۹	۶/۹	۱۹۰۲/۴	۳۴۳۳/۸	۷/۹	-/۹۹	ARMAX(1,1,0) ^c
۱۵۸۳/۹	۲۸۹۹/۱	۶/۶	۱۸۲۶/۸	۳۳۳۳/۶	۷/۶	-/۹۹	ARMAX(1,1,0) ^d
۱۶۰۳/۱	۲۹۲۶/۵	۶/۷	۱۸۵۹/۷	۳۳۷۳/۲	۷/۸	-/۹۹	ARMAX(2,1,0) ^e

a, b: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

c, d, e: ارزش روزانه، بارش همان روز، روز قبل و دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

جدول ۶- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری لایه زیرین خاک (+۵۰-۱۰۰ سانتی‌متر) همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل

خطای درون‌نمونه‌ای			خطای برون‌نمونه‌ای			R ²	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)		
۱۴۷/۹	۱۸۴/۶	-/۴	۱۷۱/۷	۲۱۳/۲	-/۵۰	-/۹۸	ARMAX(1,1,0) ^a
۱۴۵/۳	۱۸۱/۰	-/۴	۱۶۸/۷	۲۰۹/۱	-/۵	-/۹۸	ARMAX(1,2,0) ^b
۱۴۷/۵	۱۸۴/۱	-/۴	۱۷۱/۵	۲۱۳/۰	-/۵	-/۹۸	ARMAX(1,1,0) ^c
۱۴۴/۹	۱۸۱/۵	-/۴	۱۷۰/۳	۲۱۲/۵	-/۵	-/۹۸	ARMAX(1,1,0) ^d
۱۴۵/۳	۱۸۱/۹	-/۴	۱۷۰/۶	۲۱۲/۸	-/۵	-/۹۸	ARMAX(2,1,0) ^e

b: ارزش روزانه، بارش همان روز، روز قبل و دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

a, c, d, e: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

جدول ۷- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری زهاب همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل

خطای درون‌نمونه‌ای			خطای برون‌نمونه‌ای			R ²	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)		
۱۳۵۱/۳	۱۶۴۵/۰	۴/۷	۱۵۶۲/۵	۱۹۰۱/۶	۵/۴	-/۶	ARX(1,0) ^a
۱۳۴۶/۷	۱۶۴۰/۶	۴/۷	۱۵۵۶/۷	۱۸۹۵/۹	۵/۴	-/۶۸	ARX(2,0) ^b
۱۳۱۵/۶	۱۶۰۶/۹	۴/۶	۱۵۲۳/۳	۱۸۵۹/۵	۵/۳	-/۶۹	ARMAX(2,1,0) ^c
۱۳۱۶/۶	۱۶۰۷/۳	۴/۶	۱۵۲۴/۲	۱۸۵۹/۱	۵/۳	-/۶۹	ARMAX(2,2,0) ^d
۱۳۱۷/۶	۱۶۱۰/۴	۴/۶	۱۵۲۵/۷	۱۸۶۲/۶	۵/۳	-/۶۹	ARMAX(3,2,0) ^e

a, b, c, d, e: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

همچنین خطای مدل‌سازی در مدل‌های ARX و ARMAX به دست آمده برای شوری زهاب حدود ۵ درصد بود که نسبت به مدل‌های AR و ARMA توسعه داده شده روی داده‌های شوری زهاب تغییر چندانی نداشت. به طور کلی کاربرد متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش سبب کاهش خطای مدل‌سازی سری زمانی و بهبود پیش‌بینی صورت گرفته توسط این مدل‌ها شد.

با توجه به اینکه در منطقه مورد مطالعه حداکثر بارش از نظر مقدار و تعداد بارش و در نتیجه تغییرات شوری خاک و زهاب در فصل پاییز

نتایج مدل‌های ARX و ARMAX حاکی از کاهش خطای مدل‌سازی نسبت به مدل‌های AR و ARMA به کار گرفته شده بود. خطای مدل‌سازی در مدل‌های ARX و ARMAX به دست آمده برای شوری لایه‌های سطحی و زیرین خاک ۷ درصد بود که نسبت به مدل‌های AR و ARMA توسعه داده شده روی داده‌های شوری لایه‌های سطحی به ترتیب حدود ۶۸ درصد کاهش یافت. در مورد داده‌های شوری لایه زیرین خاک نیز خطای مدل‌سازی حدود ۰/۵ درصد بود که نسبت به مدل AR و ARMA اندکی بهبود یافت.

جدول ۸، ۹ و ۱۰ برای شوری لایه سطحی و زیرین خاک و شوری زهاب ارائه شده است. به‌کارگیری سه متغیر برونزای ارزش روزانه، بارش در روزهای قبل و متوسط شوری خاک در دو روز قبل سبب کاهش خطای مدل‌سازی نوسانات شوری نیم‌رخ خاک در لایه سطحی و زیرین شد به طوری که خطای مدل‌سازی برای شوری لایه سطحی خاک حدود ۴ درصد و برای لایه زیرین خاک برابر ۰/۴ درصد بود. در نتیجه این متغیر برونزا سبب کاهش خطای مدل‌سازی برای شدت شوری خاک شد. همچنین، به‌کارگیری سه متغیر برونزای ارزش روزانه، بارش در روزهای قبل و متوسط شوری زهاب در دو روز قبل مطلوب و سبب بهبود مدل‌سازی شد.

و زمستان اتفاق می‌افتد برای لحاظ کردن تاثیر بارش در این دو فصل متغیر برونزای دیگری در نظر گرفته شد. برای تعریف این متغیر برونزا از میزان شوری خاک و زهاب در روزهای قبل استفاده شد. بدین منظور در دو فصل پاییز و زمستان، متوسط شوری خاک و شوری زهاب در دو روز قبل یا متوسط شوری خاک و شوری زهاب در سه روز قبل محاسبه و به‌عنوان متغیرهای برونزای دیگر به‌ترتیب برای مدل‌سازی شوری خاک و شوری زهاب به‌کار گرفته شد. نتایج مدل‌های ARX و ARMAX با در نظر گرفتن متغیرهای ارزش روزانه، بارش، متوسط شدت شوری خاک در لایه‌های سطحی و زیرین و متوسط شوری زهاب در دو روز قبل یا متوسط سطح ایستایی در سه روز قبل در دو فصل پاییز و زمستان به‌ترتیب در

جدول ۸- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری خاک در لایه سطحی همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل و متوسط شوری خاک در لایه سطحی در دو و سه روز قبل

خطای درون‌نمونه‌ای			خطای برون‌نمونه‌ای			R ²	معیار آکائیک	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)			
۱۸۲۴/۳	۲۳۲۱/۱	۸/۴	۱۸۵۲/۶	۲۴۱۴/۴	۸/۵	۰/۹۹	۱۵/۳	ARX(1,0) ^a
۷۳۶/۲	۱۱۱۰/۵	۳/۴	۹۱۷/۶	۱۴۰۳/۹	۴/۳	۰/۹۹	۱۵/۳	ARX(2,0) ^b
۶۷۵/۸	۹۹۶/۴	۳/۲	۸۵۶/۵	۱۲۸۶/۵	۴/۰	۰/۹۹	۱۵/۳	ARX(3,0) ^c
۶۸۳/۰	۱۰۰۸/۵	۳/۳	۸۸۶/۷	۱۳۰۳/۹	۴/۱	۰/۹۹	۱۵/۳	ARX(4,0) ^d
۸۲۲/۹	۱۲۸۹/۴	۳/۷	۱۰۶۸/۷	۱۷۱۲/۶	۴/۸	۰/۹۹	۱۵/۱	ARX(3,0) ^e
۶۷۶/۷	۹۹۷/۷	۳/۲	۸۵۶/۳	۱۲۸۵/۶	۴/۰	۰/۹۹	۱۵/۲	ARMAX(3,1,0) ^f
۸۳۲/۶	۱۳۰۹/۴	۳/۸	۱۰۷۱/۵	۱۷۱۹/۷	۴/۸	۰/۹۹	۱۵/۱	ARMAX(3,1,0) ^g
۶۶۹/۴	۹۸۵/۲	۳/۲	۸۵۳/۲	۱۲۸۰/۳	۴/۰	۰/۹۹	۱۵/۳	ARMAX(3,2,0) ^h
۶۷۱/۳	۹۸۸/۱	۳/۲	۸۵۲/۹	۱۲۷۹/۸	۴/۰	۰/۹۹	۱۵/۳	ARMAX(2,2,0) ⁱ
۹۷۲/۹	۹۹۱/۱	۳/۲	۸۵۳/۳	۱۲۸۰/۹	۴/۰	۰/۹۹	۱۵/۳	ARMAX(2,3,0) ^j

a, b, c, d, e, f, g, h, i, j: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق صفر تا ۵۰ سانتی‌متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

e, g: ارزش روزانه، بارش همان روز، روز قبل و دو روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق صفر تا ۵۰ سانتی‌متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

جدول ۹- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری خاک در لایه زیرین همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل و متوسط شوری خاک در لایه سطحی در دو و سه روز قبل

خطای درون‌نمونه‌ای			خطای برون‌نمونه‌ای			R ²	معیار آکائیک	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)			
۱۳۵/۴	۱۶۷/۵	۰/۴	۱۵۸/۳	۱۹۵/۲	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARX(1,0) ^a
۱۳۷/۱	۱۶۹/۸	۰/۴	۱۵۹/۹	۱۹۷/۴	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARX(1,0) ^b
۱۳۸/۰	۱۷۰/۷	۰/۴	۱۶۱/۶	۱۹۹/۱	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARX(2,0) ^c
۱۳۹/۱	۱۷۲/۳	۰/۴	۱۶۲/۵	۲۰۰/۳	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARMAX(1,1,0) ^d
۱۳۰/۸	۱۶۲/۳	۰/۳	۱۵۳/۶	۱۸۹/۹	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARMAX(2,2,0) ^e
۱۳۵/۲	۱۶۷/۷	۰/۴	۱۵۸/۳	۱۹۵/۸	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARMAX(2,2,0) ^f
۱۳۰/۷	۱۶۲/۱	۰/۴	۱۵۲/۸	۱۸۸/۵	۰/۴	۰/۹۸	۱۱/۲	ARMAX(3,3,0) ^g

a, b, c, d, e, f, g: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق ۵۰ تا ۱۰۰ سانتی‌متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

b, f: ارزش روزانه، بارش همان روز، روز قبل و دو روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق ۵۰ تا ۱۰۰ سانتی‌متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

جدول ۱۰- توسعه مدل‌های ARX و ARMAX روی داده‌های شوری زهاب همراه با متغیرهای برونزای ارزش روزانه و بارش روزهای قبل و متوسط شوری زهاب در دو روز قبل

خطای درون نمونه‌ای			خطای برون نمونه‌ای			R ²	معیار آکائیک	مدل
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)			
۱۴۷۰/۳	۱۷۹۱/۸	۵/۱۰	۱۷۰۰/۳	۲۰۷۰/۵	۵/۹	۰/۶۸	۱۶/۹	ARX(1,0) ^a
۱۴۲۰/۷	۱۷۲۹/۹	۴/۹	۱۶۳۴/۰	۱۹۸۸/۲	۵/۶	۰/۶۹	۱۶/۹	ARX(2,0) ^b
۱۴۱۷/۳	۱۷۲۰/۲	۴/۹	۱۶۳۱/۸	۱۹۸۰/۱	۵/۶	۰/۶۹	۱۶/۹	ARX(2,0) ^c
۱۴۵۹/۷	۱۷۱۹/۲	۵/۱	۱۶۹۹/۸	۲۰۶۹/۸	۵/۹	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(2,1,0) ^d
۱۲۷۷/۳	۱۵۶۲/۲	۴/۴	۱۴۷۱/۲	۱۸۰۱/۴	۵/۱	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(2,2,0) ^e
۱۲۷۹/۱	۱۵۶۰/۵	۴/۵	۱۴۷۴/۳	۱۷۹۹/۵	۵/۱	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(2,2,0) ^f
۱۲۵۶/۸	۱۵۴۲/۰	۴/۳	۱۴۰۰/۷	۱۷۳۰/۷	۴/۸	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(2,3,0) ^g
۱۲۶۰/۳	۱۵۳۹/۸	۴/۴	۱۴۰۶/۴	۱۷۳۱/۷	۴/۹	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(2,3,0) ^h
۱۲۷۴/۴	۱۵۵۵/۲	۴/۴	۱۲۱۵/۷	۱۷۹۳/۵	۵/۱	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(3,3,0) ⁱ
۱۲۶۱/۶	۱۵۴۱/۴	۴/۴	۱۴۴۳/۴	۱۷۶۷/۲	۵/۰	۰/۶۹	۱۶/۹	ARMAX(3,4,0) ^j

a, b, d, e و g: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری زهاب دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

c, f, h, i و j: ارزش روزانه، بارش همان روز، روز قبل و دو روز قبل و متوسط شوری زهاب دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

باشد. نتایج مدل‌های برتر برای هریک از متغیرهای نام برده در جدول ۱۱ خلاصه شد. در مرحله چهارم جزء خطا مورد آزمون ایستایی قرار گرفت و نتایج انتخاب بهترین مدل بار دیگر بررسی شد. جزء خطا برای مدل‌های برگزیده شده برای هریک از متغیرها ایستا و بنابراین مدل‌های برگزیده صحیح بود.

با توجه به شاخص‌های خطایی مدل‌های آزموده شده برای شدت شوری خاک و زهاب (جدول ۵، ۶ و ۷)، مدل‌های برتر برای هر یک شناسایی شد. برای هر یک از متغیرها، مدلی به عنوان مدل برتر انتخاب شد، که اولاً معیار آکائیک آن حداقل و همچنین سایر شاخص‌های خطای برون نمونه‌ای و درون نمونه‌ای آن نیز حداقل

جدول ۱۱- مدل‌های برتر انتخاب شده متغیرهای شوری لایه سطحی (۰-۵۰ سانتی متر) و زیرین (۱۰۰-۵۰ سانتی متر) خاک و شوری زهاب

خطای درون نمونه‌ای			خطای برون نمونه‌ای			R ²	معیار آکائیک	مدل	نام متغیر
MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	MAPE (%)				
۶۷۱/۳۲	۹۸۸/۱۳	۳/۲۱	۸۵۲/۹۶	۱۲۷۹/۸۵	۴/۰۱	۰/۹۹	۱۵/۲۷	ARMAX(2,2,0) ^a	شوری خاک لایه سطحی (ppm)
۱۳۰/۷۷	۱۶۲/۱۵	۰/۳۷	۱۵۲/۸۱	۱۸۸/۵۱	۰/۴۳	۰/۹۸	۱۱/۲۳	ARMAX(3,3,0) ^b	شوری خاک لایه زیرین (ppm)
۱۲۵۶/۷۹	۱۵۴۲/۰۰	۴/۳۷	۱۴۰۰/۷۶	۱۷۳۰/۷۱	۴/۸۷	۰/۶۹	۱۶/۹۱	ARMAX(2,3,0) ^c	شوری زهاب (ppm)

a: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق صفر تا ۵۰ سانتی متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

b: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری خاک در عمق ۵۰ تا ۱۰۰ سانتی متری در دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

c: ارزش روزانه، بارش همان روز و روز قبل و متوسط شوری زهاب دو روز قبل به عنوان متغیرهای برونزا در نظر گرفته شد.

مدل ARIMAX برای پیش‌بینی تعرق از آسمان گیاهان (Chelcy et al., 2005)، بهره‌گیری از متغیرهای میزان انرژی مصرف شده برای برداشت آب از آبخوان و همچنین پارامترهای هواشناسی مانند بارش، دما و تبخیر-تعرق به عنوان پارامترهای مستقل برای بهبود مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی (Gemitzi and Stefanopoulos, 2011)، استفاده از مدل ARIMAX برای پیش‌بینی رطوبت خاک و به‌کارگیری آبیاری به‌عنوان یک متغیر برونزا (متغیر مستقل) به‌منظور بررسی اثر آبیاری (Aljoumani et al., 2012)، کاربرد مدل

از مدل‌های مختلف سری زمانی در پیش‌بینی متغیرهای گوناگون استفاده شده است. استفاده از متغیر برونزا ARMAX برای پیش‌بینی زمانی و مدل‌های مکانی شوری زهاب زهکش‌های زیرزمینی سبب افزایش دقت مدل‌سازی داده‌ها می‌شوند (Tisu and Guitjens, 1986). از جمله تحقیقاتی که توسط محققین صورت گرفته است می‌توان به به‌کارگیری مدل ARX برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با به‌کارگیری متغیر برونزای بارش مازاد (Knotters and Bierkens, 2001)، استفاده از متغیر برونزای تابش فتوسنتز فعال در

مقایسه نتایج پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی با نتایج مدل Drainmod-S

در نهایت توسط مدل‌های برگزیده سری زمانی، متغیرهای شوری خاک و شوری زهاب پیش‌بینی شدند. نتایج پیش‌بینی مدل‌های برگزیده سری زمانی با نتایج شبیه‌سازی مدل Drainmod-S در جدول ۱۲ ارائه شده است. ریشه میانگین مربعات خطای مدل سری زمانی در پیش‌بینی شوری خاک لایه سطحی و زیرین خاک به ترتیب ۲۴۱۲/۵ و ۳۳۱/۸ میلی‌گرم بر لیتر بود که قابل قبول و مطلوب است. همچنین، ریشه میانگین مربعات خطا در نظر گرفته شده قابل قبول و مطلوب می‌باشد. ریشه میانگین مربعات خطای مدل سری زمانی نیز در پیش‌بینی شوری زهاب ۱۷۲۴/۵۵ میلی‌گرم بر لیتر بود. به طور کلی مقایسه آماری نتایج مدل سری زمانی با مدل Drainmod-S حاکی از عملکرد مطلوب مدل Drainmod-S در شبیه‌سازی شوری زهاب و خاک بود.

جدول ۱۲ - مقایسه پیش‌بینی مدل‌های برگزیده سری زمانی با نتایج شبیه‌سازی مدل Drainmod-S

متغیر	R ² (-)	RMSE (ppm)	SE (-)
شوری خاک (۰-۱۰۰ سانتی‌متر)	۰/۷۵	۲۴۱۲/۵۵	۰/۱۳
شوری خاک (۵۰-۱۰۰ سانتی‌متر)	۰/۶۳	۳۳۱/۸۲	۰/۰۰۹
شوری زهاب	۰/۵۷	۱۷۲۴/۵۵	۰/۰۵

عملکرد سامانه زهکشی کارآمد بود. بنابراین، از مدل‌سازی سری زمانی می‌توان برای پیش‌بینی عملکرد شبکه زهکشی زیرزمینی در اراضی مورد مطالعه استفاده نمود. پیشنهاد می‌شود برای افزایش دقت مدل‌های سری زمانی، از داده‌های مشاهداتی چند ساله برای ساخت و ارزیابی این مدل‌ها استفاده شود.

منابع

ابراهیمیان، ح. ۱۳۸۶. ارزیابی عملکرد سیستم زهکشی زیرزمینی با پوشش پوسته برنج (مطالعه موردی: بهشهر). پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران.

ابراهیمیان، ح. نظری، ب. و لیاقت، ع. ۱۳۸۹. واسنجی و اعتبار سنجی مدل Drainmod-S در شبیه‌سازی عملکرد زهکش‌های زیرزمینی. اولین همایش ملی آب، مدیریت و فناوری. مهریز.

آذری، آ.، زینعلی، م. و حیدری، م. ۱۳۹۷. پیش‌بینی نوسانات هیدروگراف واحد آبخوان دشت صحنه با استفاده از تحلیل سری‌های زمانی، مجله آبخوان و قنات. ۲(۱): ۶۵-۷۶.

پورغلام آمیجی، م.، لیاقت، ع. م.، نازی قمشلو، آ. و خوش روش، م. ۱۳۹۷. ارزیابی مدل Drainmod-S برای شبیه‌سازی نوسانات

ARIMAX برای شبیه‌سازی بارش-رواناب (Nourani et al., 2013)، به‌کارگیری مدل SARIMA در پیش‌بینی سری زمانی ماهانه بارندگی (Parviz, 2020)، استفاده از مدل سری زمانی AEIMA در پیش‌بینی روند پارامترهای کیفی رودخانه (حقی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۶)، کاربرد مدل ARIMA در پیش‌بینی نوسانات هیدروگراف واحد آبخوان (آذری و همکاران، ۱۳۹۷) اشاره کرد. پیش‌بینی سامانه‌ها یا فرایندهای پیچیده توسط مدل‌های سری زمانی چند متغیره می‌تواند از طریق شناسایی رابطه بین متغیرهای مختلف در طول زمان امکان‌پذیر شوند. بنابراین، پدیده‌های مختلف را می‌توان با به‌کارگیری مدل‌های سری زمانی همراه با متغیر برونزا (متغیر مستقل) توصیف و پیش‌بینی نمود.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، ابتدا مدل Drainmod-S بر اساس داده‌های اندازه‌گیری در منطقه مورد مطالعه واسنجی شد و طبق مقادیر گزارش شده برای ضریب کارایی مدل و متوسط خطای استاندارد توسط اسکيج و همکاران (Skaggs et al., 2012) به خوبی واسنجی شد. از مدل واسنجی‌شده برای شبیه‌سازی عملکرد سامانه زهکشی زیرزمینی استفاده شد. به‌منظور بررسی قابلیت روش تحلیل سری زمانی در مدل‌سازی عملکرد زهکش‌های زیرزمینی، پس از استخراج داده‌های شوری خاک و زهاب، از روش باکس-جنکینز برای مدل‌سازی متغیرهای نامبرده استفاده و الگوهای مختلف سری زمانی توسعه داده شد. به‌کارگیری متغیر برونزای ارزش روزانه، بارش و متوسط شوری خاک دو روز قبل و متوسط شوری خاک دو روز قبل در بهبود مدل‌سازی سری زمانی شوری خاک و شوری زهاب تاثیر مثبت داشتند و خطای مدل‌سازی برای شوری لایه سطحی خاک به ۴ درصد، برای شوری لایه زیرین خاک به ۰/۴ درصد و برای شوری زهاب به ۵ درصد کاهش یافت. نتایج مقایسه پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی با نتایج شبیه‌سازی مدل Drainmod-S نشان داد ضریب تعیین، خطای استاندارد و ریشه میانگین مربعات خطا برای متغیرهای شوری خاک و شوری زهاب مناسب و در نتیجه مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی

- Management. 42 (3): 259-272.
- Box, G. E., Jenkins, G. M. and Reinsel, G. C. 2011. Time series analysis: forecasting and control, (Vol. 734).
- Brevé, M. A., Skaggs, R.W., Gilliam, J.W., Parsons, J.E., Mohammad, A.T., Chescheir, G. M. and Evans, R.O. 1997. Field testing of Drainmod-N. Transactions of the ASAE. 40.4:1077-1085.
- Chelcy, R., Carol, E., Robert, J., Rodney, E. and Robert, O. 2005. Modeling canopy transpiration using time series analysis A case study illustrating the effect of soil moisture deficit on Pinus taeda. Journal of Agricultural and Forest Meteorology. 130: 163-175.
- Davoodi, K., Darzi-Naftchali, A. and Aghajani-Mazandarani, G. 2019. Evaluating Drainmod-s to predict drainage water salinity and groundwater table depth during winter cropping in heavy-textured paddy soils. Irrigation and Drainage. 68(3): 559-572.
- Dickey, D.A. and Fuller, W. A. 1979. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. Journal of the American Statistical Association. 74 (366): 427-437.
- Du, X., Feng, H., Helmers, M. J. and Qi, Z. 2017. Comparing simulated nitrate-nitrogen concentration in subsurface drainage using DRAINMOD-N II and RZWQM2. Irrigation and Drainage. 66(2): 238-251.
- Feng, G., Zhang, Z., Lu, P. and Bakour, A. 2018. Simulation of farmland groundwater table depth and soil salinity under drainage systems in tidal areas, laizhou bay of china. Irrigation and Drainage. 67, 105-118.
- Gemitzi, A. and Stefanopoulos, K. 2011. Evaluation of the effects of climate and man intervention on ground waters and their dependent ecosystems using time series analysis. Journal of Hydrology. 403: 130-140.
- Gujarati, D. N. 1999. Basic econometrics. New York Graw Hill International Edition, 838.
- Hashemi Garmdareh, S. E., Malekian, R., Madani, A. and Gordon, R. 2018. Simulation of Nitrate-n leaching in no-till fields with DRAINMOD-N II in a cold-humid region. Irrigation and Drainage. 67: 65-72.
- Haykin, S. 1994. Neural Networks: A comprehensive foundation. Macmillan. New York, 340.
- Kandil, M.H. 1992. Drainmod-S: A water management model for irrigated arid lands. PhD Thesis, North Carolina State University, Raleigh.
- Knotters, M. and Bierkens, M.F.P. 2001. Predicting water table depths in space and time using a regionalized time series model. Journal of Geoderma. 103: 51-77.
- Liang, H., Qi, Z., Hu, K., Li, B. and Prasher, S. O. 2018. Modelling subsurface drainage and nitrogen losses from artificially drained cropland using coupled DRAINMOD and WHCNS models. Agricultural
- سطح ایستابی و غلظت نمک در نیم رخ خاک، در اراضی شالیزار دارای سطح ایستابی کم عمق و شور، مجله آبیاری و زهکشی ایران. ۱۱۲(۶): ۱۴۱۸-۱۴۳۲.
- حقی زاده، ع.، یوسفی، ح.، یاراحمدی، ی.، نورمحمدی، پ. و علیجانی، ر. ۱۳۹۶. پیش‌بینی و تحلیل روند پارامترهای کیفی آب رودخانه با استفاده از مدل سری زمانی AEIMA در حوضه آبخیز رودخانه کهمان، مجله اکو هیدرولوژی. ۱(۴): ۶۵-۷۳.
- حلمی، م.، بختیاری، ب. و قادری، ک. ۱۳۹۹. مدل‌سازی و پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی با استفاده از مدل سری زمانی SARIMA در نمونه‌های اقلیمی مختلف ایران، مجله آبیاری و زهکشی ایران. ۱۱۴(۳): ۱۰۷۹-۱۰۹۰.
- دودانگه، ا. عابدی کوپائی، ج. گوهری، س.ع. ۱۳۹۱. کاربرد مدل‌های سری زمانی به منظور تعیین روند پارامترهای اقلیمی در آینده در راستای مدیریت منابع آب. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم خاک. ۵۹: ۷۴-۵۹.
- مختاران، ر.، ناصری، ع.، کشکولی، ح. و برومندنسب، س. ۱۳۹۲. اثر عمق زهکش و لایه محدود کننده بر دبی و شوری زهاب در اراضی فاریاب جنوب خوزستان. نشریه حفاظت منابع آب و خاک. ۳(۱): ۷۳-۶۱.
- نوری، ح. زارع ایبانه، ح. لیاقت، ع. و نوری، ح. ۱۳۸۹. شبیه‌سازی تغییرات سطح ایستابی و غلظت نیترات در اراضی شالیزاری با مدل Drainmod-N. مجله دانش آب و خاک. ۲۰(۱): ۹۹-۱۰۹.
- وزیرپور آران‌ئی، ش.، ابراهیمیان، ح.، رفیعی، ح. و میرزایی اصل شیرکوهی، ف. ۱۳۹۵. کاربرد مدل‌سازی سری زمانی در پیش‌بینی نفوذ در بافت‌های مختلف خاک، نشریه آب و خاک. ۳۰(۱): ۴۱-۵۱.
- Aljoumani, B., Sánchez-Espigares, J., Canameras, N., Josa, R. and Monserrat, J. 2012. Time series outlier and intervention analysis: Irrigation management influences on soil water content in silty loam soil. Agricultural Water Management. 111: 105-114.
- Askar, M. H., Youssef, M. A., Chescheir, G. M., Negm, L. M., King, K. W., Hesterberg, D. L. and Skaggs, R. W. 2020. DRAINMOD simulation of macropore flow at subsurface drained agricultural fields: Model modification and field testing. Agricultural Water Management. 242: 106401.
- Bierens, H. 1987. ARMAX model specification testing, with an application to unemployment to the Netherlands, Journal of Econometrics. 35: 161-90.
- Borin, M. Morari, F. Bonaiti, G. Paasch, M. and Skaggs, R.W. 2000. Analysis of drainmod performances with different detail of soil input data in the Veneto region of italy. Agricultural Water

- State University, Raleigh, NC.
- Skaggs, R.W., Youssef, M.A. and Chescheir, G.M. 2012. Drainmod: model use, calibration and validation. *Journal of American Society of Agricultural and Biological Engineers* ISSN. 55(4): 1509-1522.
- Tisu, P. and Guitjens, J. 1986. Predicting EC for drainage water management. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*. 112: 274-281.
- Wahba, M.A. S. El-Ganainny, M. Abdel-Dayem, M. S. Kandil, H. and Atef, G. 2002. Evaluation of DRAINMOD-S for simulating water table management under semi-arid conditions, *Journal of Irrigation and Drainage*. 51: 213-216.
- Wang, X., Mosley, C.T., Frankenberger, J.R. and Kladviko, E.J. 2006. Subsurface drain flow and crop yield predictions for different drain spacings using DRAINMOD. *Agricultural Water Management*. 79: 113-136.
- Wilson, G. L., Mulla, D. J., Galzki, J., Laacouri, A., Vetsch, J. and Sands, G. 2020. Effects of fertilizer timing and variable rate N on nitrate-N losses from a tile drained corn-soybean rotation simulated using DRAINMOD-NII. *Precision Agriculture*. 21(2): 311-323.
- Youssef, M.A., Skaggs, R.W., Chescheir, G.M. and Gilliam, J.W. 2006. Field evaluation of a model for predicting nitrogen losses from drained lands. *Journal of environmental quality*. 35.6: 2026-2042.
- Zoua, P. Yanga, J. Fub, J. Liu, G. and Li, D. 2010. Artificial neural network and time series models for predicting soil salt and water content. *Agricultural Water Management*. 97: 2009-2019.
- Water Management. 195: 201-210.
- Luo, W. Sands, G.R. Youssef, M. Strock, J.S. Song, I. and Canelon, D. 2010. Modeling the impact of alternative drainage practices in the northern corn-belt with Drainmod-NII. *Agricultural Water Management*. 97: 389-398.
- Nourani, V., Hosseini-Baghanam, A., Adamowski, J. and Gebremichael, M. 2013. Using self-organizing maps and wavelet transforms for space-time pre-processing of satellite precipitation and runoff data in neural network based rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology*. 476: 228-243.
- Parviz, L. 2020. Comparative evaluation of hybrid SARIMA and machine learning techniques based on time varying and decomposition of precipitation time series, *Journal of Agricultural Science and Technology*. 22(2): 563-578.
- Sadorsky, P. 2006. Modeling and forecasting petroleum futures volatility, *Journal of Energy Economics*. 28: 467-488.
- Singh, R. Helmers, M.J. and Qi, Z. 2006. Calibration and validation of Drainmod to design subsurface drainage systems for Iowa's tile landscapes. *Agricultural Water Management*. 85: 221-232.
- Singh, S., Bhattarai, R., Negm, L. M., Youssef, M. A. and Pittelkow, C. M. 2020. Evaluation of nitrogen loss reduction strategies using DRAINMOD-DSSAT in east-central Illinois. *Agricultural Water Management*. 240: 106322.
- Skaggs, R.W. 1978. A water management model for shallow water table soils. Technical Report No. 134 of the Water Resources Research Institute of the University of North Carolina, North Carolina

Prediction of Drainage Water and Soil Salinity in Rainfed Farms of Behshahr Ran Subsurface Drainage Network Using Time-Series Modeling

S. Vazirpour¹, F. Mirzaei^{2*}, H. Ebrahimian², O. Raja³

Received: Oct.05, 2020

Accepted: Feb.13, 2021

Abstract

Stochastic drainage of rainfed lands (due to its dependence on rainfall) led to the application of random variables and time series modeling in predicting the performance of drainage systems. The aim of this study was to investigate the potential of time-series models in predicting drainage water and soil salinity in rainfed farms of subsurface drainage in Ran Behshahr, Iran. First, Drainmod-S model was calibrated using measured data. Then, drainage water and soil salinity were simulated via the calibrated Drainmod-S model. The simulated outputs were used for evaluation of the results of the time-series models including AR, ARX, ARMA and ARMAX. The results showed that the ARMAX model with exogenous variables including daily value, precipitation during the previous days and average desired variables in the last two days was efficient in predicting soil and drainage water salinity, so that the absolute mean modeling error for soil surface salinity (0-50cm), soil subsurface salinity (50-100cm) and drainage water salinity was 4%, 0.4% and 5%, respectively. Comparison between the selected times-series models and the calibrated Drainmod -S model results indicated that the application of time-series models in predicting the performance of the subsurface drainage system was satisfactory. The coefficients of determination were 0.75, 0.63 and 0.57 for for salinity of soil surface and subsurface layers and drainage water, respectively. The root mean squared errors for these variables were 2412.6, 331.8 and 1724.6 mg/ L, respectively. According to the evaluation indices, time series models were efficient in predicting soil and drainage water salinity.

Keywords: Drainmod-S model, Drainage water salinity, Rainfall, Soil salinity, Time-series

1- MS.c Graduate, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

2- Associate Professor, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

3- Ph.D. Candidate, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

(*- Corresponding Author Email: fmirzaei@ut.ac.ir)