

## شبیه‌سازی بار هیدرولیکی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک (مطالعه‌ی نمونه‌ای: مزارع کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی)

عاطفه صیادی شهرکی<sup>۱\*</sup>، عبدعلی ناصری<sup>۲</sup>، امیر سلطانی محمدی<sup>۳</sup>

### چکیده

آزمایش‌های مزرعه‌ای به منظور شناخت شرایط موجود سامانه‌های زهکشی مفید هستند، اما محدودیت‌های قابل توجهی نیز دارند. از جمله اینکه، این آزمایش‌ها را نمی‌توان برای پیش‌بینی استفاده کرد. کاربرد مدل‌های شبیه‌سازی این محدودیت‌ها را تا حدود زیادی برطرف می‌کند. اما قبل از کاربرد چنین مدل‌هایی، درستی نتایج به‌دست آمده از آن‌ها باید با نتایج آزمایش‌های مزرعه‌ای مقایسه گردد. در این پژوهش از الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک برای شبیه‌سازی بار هیدرولیکی استفاده شده است. بدین منظور مزرعه‌ی R<sub>۹-۱۱</sub> از مزارع نیشکر دعبل خزاعی انتخاب و تعدادی پیژومتر در فواصل مختلف از جمع‌کننده‌ی زهاب و در اعماق ۲/۲، ۳، ۴ و ۵ متری از سطح زمین نصب شدند. تغییرات بار هیدرولیکی پیژومترها و همچنین پارامترهای ورودی مدل شامل حجم آب آبیاری و دبی زهکش‌ها از مهر ۱۳۹۲ تا آذر ۱۳۹۳ به‌صورت روزانه برداشت شدند. نتایج نشان دادند که بالاترین دقت در شبیه‌سازی بار هیدرولیکی مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات است، به طوری که مقدار میانگین *RMSE* اعماق مختلف بین مقادیر اندازه‌گیری شده با شبیه‌سازی شده با الگوریتم‌های بهینه‌سازی تجمع ذرات و ژنتیک به ترتیب برابر با ۰/۰۹۸ و ۰/۱۱۴ و مقدار میانگین ضریب *R*<sup>2</sup> در اعماق مختلف برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی تجمع ذرات و ژنتیک به ترتیب برابر با ۰/۹۹۱ و ۰/۹۴ به‌دست آمدند. همچنین، نتایج آزمون آماری مقایسه‌ی میانگین‌ها بین داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده نشان می‌دهند، که بین هیچ‌کدام از مقادیر شبیه‌سازی شده به‌وسیله مدل‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده اختلاف معنی‌داری وجود ندارد.

**واژه‌های کلیدی:** شبیه‌سازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم تجمع ذرات، بار هیدرولیکی، دبی زهکش

<sup>۱</sup> دانشجوی دکترای آبیاری و زهکشی دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

<sup>۲</sup> استاد گروه آبیاری و زهکشی دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

<sup>۳</sup> دانشیار گروه آبیاری و زهکشی دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

\* نویسنده مسئول: Email:sayadi.atfeh@gmail.com

## مقدمه

در حال حاضر حدود ۳۰ درصد از اراضی تحت آبیاری کشور به دلیل شوری آب زیرزمینی و سطح ایستابی کم عمق، شور هستند. اراضی جلگه‌ای خوزستان از جمله اراضی تحت شبکه های آبیاری و زهکشی و کشت و صنعت‌های نیشکری و ...، اراضی با سطح ایستابی کم عمق و شور هستند. قبل از احداث سدهای کارون و کرخه در خوزستان سیلاب وسیعی که اراضی این دشت‌ها را فرا می‌گرفت، باعث می‌شد که این آب‌ها ضمن نفوذ به داخل خاک، املاح موجود در آب و خاک را نیز با خود به آب زیرزمینی کم عمق منتقل کنند. از طرفی چون میزان تبخیر در این منطقه بالا بوده بخشی از آب زیرزمینی در اثر صعود موپینگی تبخیر می‌شود و باعث افزایش شوری آب زیرزمینی گردیده است (مختاران، ۱۳۹۳).

با توجه به اهمیت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی از نقطه نظرهای مختلف، یافتن روشی مناسب در این خصوص دارای اهمیت است. در سال‌های اخیر کاربرد مدل‌های هوشمند برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به سرعت رو به افزایش است که دلیل این امر به آسانی کاربرد و دقت بالای آن‌ها در تقریب معادله‌های غیرخطی و پیچیده ریاضی برمی‌گردد. پیش‌بینی تراز آب‌های زیرزمینی یکی از مسائل مهم به‌شمار می‌رود، که یکی از اهداف اصلی بیشتر مدل‌سازی‌ها در این علم است. شبکه عصبی مصنوعی یکی از این مدل‌های هوشمند است که برگرفته از مغز انسان هست. با این حال، شبکه‌های عصبی با آموزش پس انتشار خطا کاستی‌هایی دارند، مانند نیاز به پارامترهای کنترلی زیاد، دشواری رسیدن به نتیجه‌ای پایدار و غیره. به دلیل وجود چنین ضعف‌هایی، روش‌های بهتری برای بهبود مدل شبکه‌های عصبی<sup>۱</sup> طراحی شده‌اند (هسو و همکاران، ۲۰۰۹)، که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات<sup>۲</sup> و ژنتیک<sup>۳</sup> اشاره کرد. رحمانی (۱۳۹۰)، در تحقیقی به شبیه‌سازی منابع آب زیرزمینی دشت عقیلی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه‌ی آن با نتایج مدل ریاضی تفاضلات محدود پرداخته است. نتایج حاصل دقت بسیار بالای شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان دشت عقیلی نشان دادند. زمانی احمد محمودی و

همکاران (۱۳۹۳)، روش تلفیقی زمین آمار و شبکه‌ی عصبی بهینه شده را با الگوریتم ژنتیک برای تخمین سطح آب زیرزمینی دشت رامهرمز بررسی کرده‌اند. نتایج آن‌ها نشان دادند که ترکیب این دو مدل با الگوریتم ژنتیک دارای معیارهای ارزیابی مناسب‌تری در تخمین سطح ایستابی نسبت به کاربرد روش زمین آماری به تنهایی می‌باشد. آن‌ها برای تخمین سطح ایستابی این روش را پیشنهاد دادند. احمدی و همکاران (۱۳۹۴)، به پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در نجف آباد با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ذرات پرداختند. نتایج تحقیقات نشان دادند که مدل PSO دقت بالایی را در پیش‌بینی نوسان‌های سطح ایستابی دارد و می‌توان از آن به عنوان یک مدل شبیه ساز به مدل‌های بهینه‌سازی یا برای پیش‌بینی سناریوهای مختلف منابع آب استفاده کرد. همچنین، حامد و ایلیکی (۲۰۱۵)، از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی ذرات و شبکه عصبی برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی در عربستان استفاده نموده و بیان کردند که نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی به خوبی با مقادیر واقعی تطابق دارند. شیری و کیشی (۲۰۱۱)، به منظور بررسی نوسان‌های کوتاه مدت سطح آب زیرزمینی دو چاه در ترکیه، از روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و فازی -عصبی استفاده کردند. نتایج به دست آمده از پژوهش ایشان بیانگر مناسب بودن دو روش در بررسی نوسان‌های سطح ایستابی بود. ترا اوره و گاون (۲۰۱۲)، از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن برای تخمین تبخیر تعرق در منطقه‌ای در آفریقا پرداخته و دقت این مدل را قابل قبول گزارش نمودند.

از آن‌جا که روش شبکه عصبی مصنوعی به دلیل روش آموزش پس انتشار خطا در برخی مواقع موجب کاهش دقت شبیه‌سازی می‌گردد، برای رفع این مشکل از الگوریتم بهینه‌سازی ذرات و الگوریتم ژنتیک برای شبیه‌سازی استفاده می‌شود. بنابراین، هدف از پژوهش حاضر شبیه‌سازی بار هیدرولیکی مزرعه‌ی تحقیقاتی نیشکر دعبل خزاعی (از واحدهای هفتگانه‌ی طرح توسعه نیشکر) با استفاده از دو الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و ژنتیک در محیط نرم افزار MATLAB و مقایسه‌ی نتایج آن‌ها با مقادیر اندازه‌گیری شده در مزرعه است.

<sup>3</sup> Genetic Algorithm

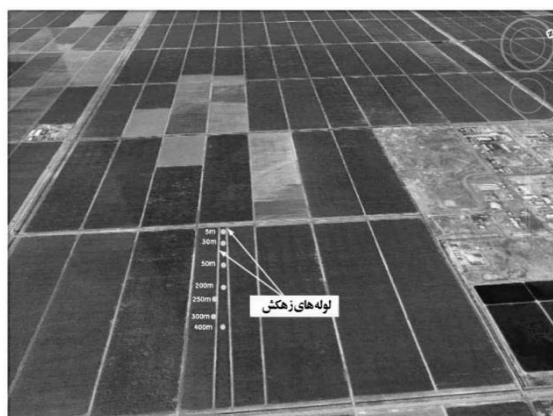
<sup>1</sup> Neural Network

<sup>2</sup> Particle Swarm Optimization

## مواد و روش‌ها

شده است که در آن ایستگاه پمپاژ اصلی، آب لازم برای طرح را از رودخانه کارون تأمین می‌کند. بخش گرانی، آب دریافت شده را از ایستگاه پمپاژ اصلی به ابتدای مزارع منتقل می‌کند، در حالی که بخش تحت فشار، توزیع آب را در سطح مزارع به عهده دارد.

نصب لوله‌های پیژومتری: در این پژوهش، با توجه به هدف مطالعه، در هفت دسته پیژومتر لوله‌های پیژومتری در اعماق مختلف ۲/۲، ۳، ۴ و ۵ متری در طول نصف مزرعه (۵۰۰ متری) در فاصله‌های مشخص از جمع‌کننده زهاب نصب شد. به طوری که دسته‌ی اول در فاصله‌ی پنج متری، دسته‌ی دوم در فاصله‌ی ۳۰ متری، دسته‌ی سوم در فاصله‌ی ۵۰ متری، دسته‌ی چهارم در فاصله‌ی ۲۰۰ متری، دسته‌ی پنجم در فاصله‌ی ۲۵۰ متری، دسته‌ی ششم در فاصله‌ی ۳۰۰ متری و بالاخره دسته‌ی هفتم در فاصله‌ی ۴۰۰ متری از جمع‌کننده‌ی زهاب قرار گرفتند. شکل (۲) موقعیت لوله‌های پیژومتری در مزرعه را نشان می‌دهد.



شکل ۲. عکس هوایی مکان لوله‌های پیژومتری بین دو لوله‌ی زهکش

منطقه‌ی مطالعه شده: این پژوهش در مزرعه‌ی ۱۱- R۹ از کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی در سال ۹۳-۱۳۹۲ (مهر ۹۲ تا آذر ۹۳) انجام شد. مساحت ناخالص این واحد کشت و صنعت نیشکر ۱۲۰۰۰ هکتار است و در ۳۰ کیلومتری جنوب شهرستان اهواز، مرکز استان خوزستان و شرق کارون قرار گرفته است. اراضی این واحد کشت نیشکر ۲۵ هکتاری بوده که در کل دارای ۴۸۰ مزرعه است. شکل (۱) نحوه‌ی تقسیم‌بندی اراضی و محل قطعه‌ی مورد پژوهش را نشان می‌دهد.

سیمای شبکه آبیاری کشت و صنعت: اجزای اصلی سیستم آبیاری در واحدهای کشت و صنعت شامل یک واحد ایستگاه پمپاژ اصلی، یک رشته کانال انتقال، دو رشته کانال درجه‌ی یک (اصلی)، ایستگاه‌های پمپاژ ثانویه، خطوط لوله‌ی آبیاری درجه‌ی دو، آبگیرهای مزارع و بالاخره لوله‌های آبیاری درجه‌ی دار. شبکه‌ی آبیاری به صورت ترکیبی از دو شیوه‌ی ثقلی و تحت فشار طراحی



شکل ۱. نحوه‌ی تقسیم‌بندی اراضی و محل پژوهش در کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی واقع در جنوب اهواز

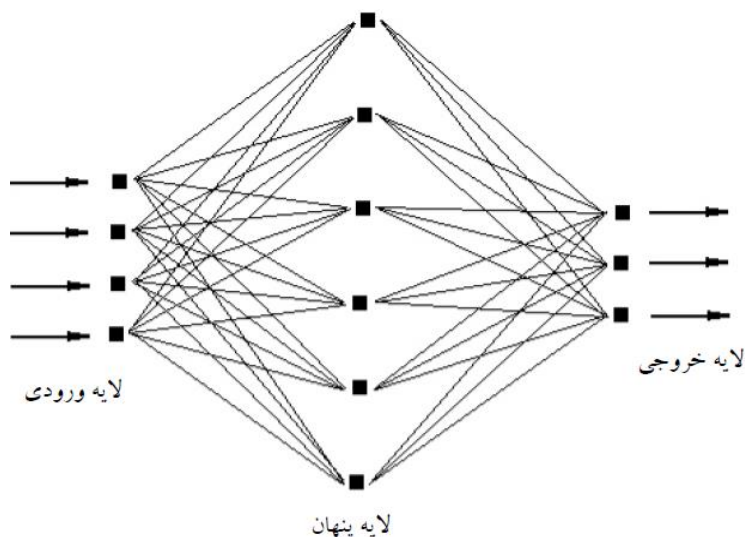
همانگ برای حل مسائل مخصوص کار می‌کنند، تشکیل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند، که به این عمل یادگیری می‌گویند. با استفاده از دانش برنامه‌نویسی رایانه می‌توان ساختار داده‌ای طراحی کرد که همانند یک نرون عمل نماید، سپس با ایجاد شبکه‌ای از این نرون‌های مصنوعی به هم پیوسته، ایجاد یک الگوریتم آموزشی برای شبکه و با اعمال این الگوریتم به شبکه آن را آموزش داد. در حالت

پارامترهای ورودی مدل‌ها: اطلاعات مربوط به بارهیدرولیکی در پیژومترها از تاریخ ۱۳۹۲/۷/۲ تا ۱۳۹۳/۹/۲ به صورت روزانه برداشت شدند. همچنین، مقادیر حجم آب آبیاری و دبی خروجی از زهکش‌ها هم در این بازه‌ی زمانی اندازه‌گیری و به عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی معرفی شد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی: عنصر کلیدی این الگو ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن است و از تعداد زیادی عناصر (نرون) با ارتباط‌های قوی داخلی، که

تعداد متغیر وابسته دارد. اما بر خلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه‌ی پنهان بیانگر هیچ مفهومی نیست و تنها یک نتیجه میانی در فرآیند محاسبه‌ی ارزش خروجی است. شکل (۳) نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

کلی یک شبکه عصبی از سه لایه تشکیل شده است: لایه‌ی ورودی فقط اطلاعات را دریافت کرده و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند. بنابراین تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی بر اساس طبیعت مسئله تعیین شده و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایه‌ی خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل نموده و تعداد نرون‌های آن بستگی به



شکل ۳. نمای کلی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی

الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات: الگوریتم PSO، با ایجاد یک جمعیت تصادفی شروع می‌شود. هر جزء در جمعیت مجموعه‌ای مختلف از متغیرهای تصمیم هستند که مقدار بهینه‌ی آنها باید تأمین شود. در واقع، هر ذره یک بردار را در فضای حل مسئله نشان می‌دهد. در این الگوریتم هر گونه کنش و واکنش در حرکت گروه گذاشته و در نهایت هر یک از اعضای گروه می‌توانند از اکتشاف‌های و مهارت‌های سایر اعضا بهره‌مند شوند. تفاوت اساسی این الگوریتم با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی در این است که در آن هر ذره علاوه بر داشتن بردار حرکت دارای یک بردار سرعت نیز می‌باشد، که اعضای مجموعه را به تغییر موقعیت در فضای جستجو وادار می‌کند. اصل این الگوریتم بر این اساس است که افراد جمعیت در یک فضای جستجو به سمت نواحی موفقیت‌آمیز قبلی وفق داده شده و از موفقیت افراد همسایه هم تاثیر می‌پذیرند. این نظریه صریحا به صورت زیر بیان می‌شود:

هر فرد در جمعیت ذرات، یک جزء یا "particle" نامیده می‌شود که یک حل بالقوه را نشان می‌دهد و در

یکی از مهم‌ترین مراحل آماده سازی داده‌ها قبل از طراحی و آموزش شبکه عصبی مصنوعی، هم مقیاس کردن داده‌های ورودی و خروجی شبکه است. به این فرآیند نرمال کردن داده‌ها گفته می‌شود که این مرحله به وسیله نرم افزار spss21 انجام شد.

در این پژوهش ۸۵ درصد داده ها برای آموزش و ۱۵ درصد داده ها برای اعتبار سنجی مدل در نظر گرفته شدند. مراحل طراحی و پیاده سازی مدل شبکه عصبی عبارتند از:

- ۱- اندازه‌گیری و نرمال کردن داده‌های ورودی مدل شبکه عصبی
- ۲- تعیین مدل، مشخص کردن معماری، تعداد لایه‌ها (در این پژوهش از مدل ۳ لایه استفاده شده است) و تعیین تابع محرک مناسب برای مدل شبکه عصبی لازم
- ۳- آموزش دادن شبکه با قسمتی از داده‌ها
- ۴- ارزیابی و آزمایش شبکه با باقیمانده‌ی داده‌ها
- ۵- نمایش خروجی و نتایج شبیه‌سازی به وسیله مدل

می‌شود. بهترین موقعیت سراسری در جمعیت مربوط به بهترین مقدار برازش با عنوان  $Gbest$  به صورت  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$  ثبت می‌گردد. سرعت، یعنی نرخ تغییر وضعیت، برای ذره  $i$  ام، به صورت  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  نشان داده می‌شود. در طول پروسه تکرار، سرعت و موقعیت ذره  $i$  ام مطابق رابطه زیر به‌هنگام می‌شود:

$$V_{id}(t+1) = K \left( V_{id}(t) + rand(0, \varphi_1) \cdot (P_{id}(t) - X_{id}(t)) + rand(0, \varphi_2) \cdot (P_{gd}(t) - X_{id}(t)) \right) \quad (1)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (2)$$

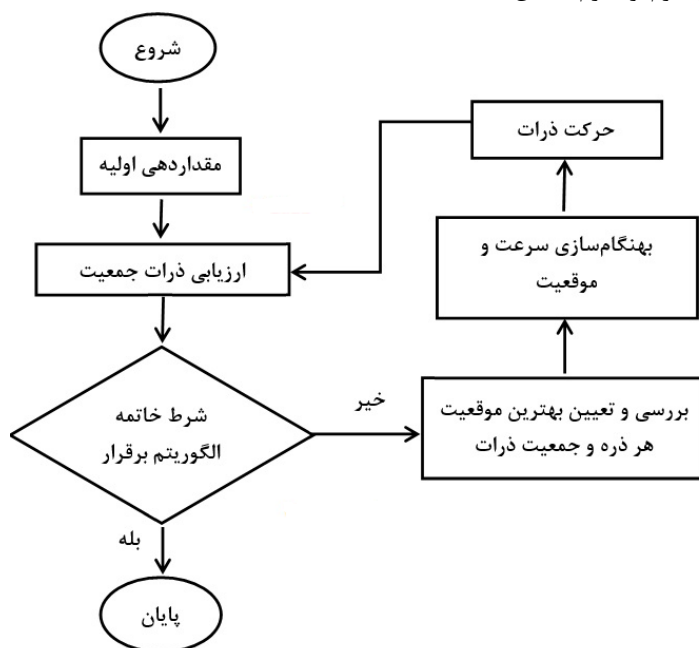
$$K = \frac{2}{\varphi - 2 + \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}} \quad (3)$$

که در آن:  $\varphi = \varphi_1 + \varphi_2$

مدل تک‌خویشاوندی و مدل دسته‌جمعی است. در مدل تک‌خویشاوندی، هر فرد جدا بوده و به‌طور مستقل از افکار و تجربیات شخصی خود استفاده می‌کند؛ در حالی که در مدل دسته‌جمعی، افراد بر اساس تجربیات موثر همسایگان به سمت موفقیت حرکت می‌کنند (عمارتی، ۱۳۹۳). شکل (۴) نمودار گردش الگوریتم بهینه‌سازی ذرات را نشان می‌دهد.

فضای جستجو، موقعیت خود را تغییر داده و سرعت خود را بر اساس تجربیات پرواز خود و اجزای همسایه، به‌هنگام می‌کند که برای کسب موقعیت بهتر کمک می‌کند. یک ذره  $i$  به صورت  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  نشان داده می‌شود. موقعیتی که به بهترین تابع برازش مربوط است به عنوان بهترین موقعیت جاری مربوط به آن، ثبت می‌شود. این موقعیت به صورت  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$  در نظر گرفته می‌شود؛ و تابع برازش متناظر،  $Pbest_i$  نامیده و ثبت

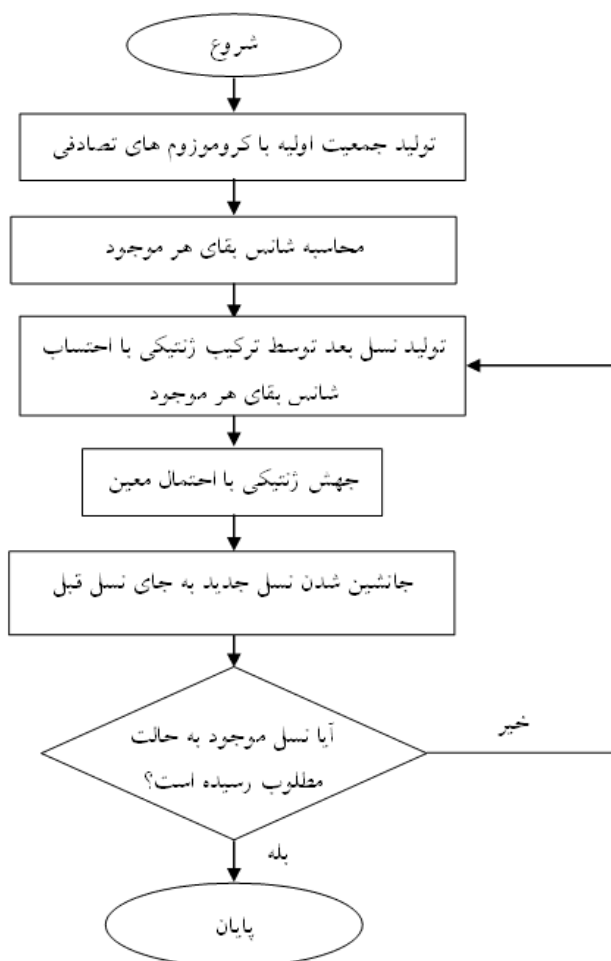
$K$  فاکتور انقباض بوده و تابعی از  $\varphi_1$  و  $\varphi_2$  است، مقادیر ثابت شتاب  $\varphi_1$  و  $\varphi_2$ ، نشان دهنده‌ی وزن دهی شتاب تصادفی ذرات برای گرایش به سمت بهترین موقعیت فردی و سراسری است. توابع  $rand(0, \varphi_1)$  و  $rand(0, \varphi_2)$  به ترتیب اعدادی تصادفی در محدوده‌ی  $[0, \varphi_1]$  و  $[0, \varphi_2]$ ، تولید می‌کنند. مطابق رابطه‌ی (۲)، سرعت فعلی پرواز ذرات سه بخش را شامل می‌شود: بخش اول سرعت قبلی ذره و بخش دوم و سوم، نشان‌دهنده‌ی



شکل ۴. نمودار گردش الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات

تنها کار لازم برای حل مسئله، مدل‌سازی و مقدار دهی صحیح به پارامترهای الگوریتم ژنتیک است. الگوریتم‌های ژنتیک یکی از انواع الگوریتم‌های تکاملی‌اند که از زیست‌شناسی مثل وراثت، جهش، انتخاب طبیعی و ترکیب الهام گرفته شده است. در هر مسئله قبل از آنکه بتوان الگوریتم ژنتیک را برای یافتن یک پاسخ به کار برد، به دو عنصر نیاز است: اول روشی برای ارائه‌ی یک جواب به شکلی که الگوریتم ژنتیک بتواند بر آن عمل کند لازم است. به شکل سنتی یک جواب به صورت یک رشته از بیت‌ها، اعداد یا نویسه‌ها نمایش داده شود. دوم روشی لازم است که بتواند کیفیت هر جواب پیشنهاد شده را با استفاده از توابع تناسب محاسبه کند (گلدبرگ، ۱۹۸۹). در این پژوهش تعداد جمعیت اولیه ۵۰، حداکثر نسل ۱۰۰ و تعداد گردش برابر ۱۰۰ دور در نظر گرفته شد. شکل (۵) نمای کلی ژنتیک را نشان می‌دهد.

الگوریتم ژنتیک: از الگوریتم‌های ژنتیک، که دسته خاصی از الگوریتم‌های تکاملی هستند، به دفعات در حل مسائل دشوار علوم و مهندسی استفاده می‌شوند. می‌توان گفت، این دسته الگوریتم‌ها روش نیکو برای رسیدن به حل مسائل دارای پیچیدگی محاسباتی در یک زمان مناسب هستند. در هر زمان می‌توان الگوریتم را متوقف و جواب به دست آمده را تا آن تکرار الگوریتم استخراج کرد. چون الگوریتم دارای خاصیت تکاملی است، چنانچه خطای موجود در جواب به دست آمده پذیرفته نشود، می‌توان الگوریتم را ادامه داد تا به جوابی قانع‌کننده برسد. زمان رسیدن به این جواب چندان قابل پیش‌بینی نیست، اما با اجرای مکرر الگوریتم و استفاده از آمار و علم مربوط به آن، می‌توان تقریب زمان رسیدن این الگوریتم تکاملی را به جواب قانع‌کننده حدس زد. الگوریتم‌های ژنتیکی، نیاز به یافتن یک الگوریتم خاص را برای مسئله منتفی می‌کنند و



شکل ۵. نمای کلی الگوریتم ژنتیک

معیارهای ارزیابی مدل: برای تعیین میزان دقت مدل‌ها از مقادیر  $RMSE$ ،  $MAE$  و  $R^2$  استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_{observed} - y_{predicted})^2} \quad (۴)$$

$$MAE = 100 * \frac{1}{n} \sum |y_{observed} - y_{predicted}| \quad (۵)$$

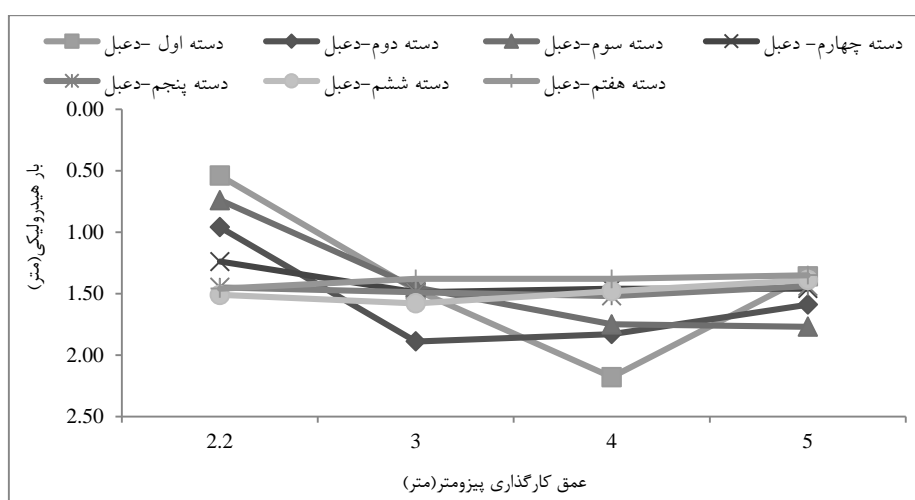
$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_{predicted} - y_{observed})}{\sum y_{predicted}^2 - \frac{y_{observed}}{n}} \quad (۶)$$

به زهکش‌ها و فاصله از جمع کننده‌ی زهاب خروجی با هدف بررسی وضعیت جریان آب زیرزمینی بررسی شد. در شکل (۶)، با در نظر گرفتن زمین به عنوان سطح مبنا، میانگین تغییرات بار هیدرولیکی در پیژومترهای هر دسته با توجه به عمق کارگذاری شده در طول دوره‌ی تحقیق در مزرعه R۹-۱۱ (دعبل خزاعی) نشان داده شده است. با توجه به این شکل مشاهده می‌شود، اختلاف بار هیدرولیکی در تمامی لایه‌ها بین دسته هفتم نسبت به دسته اول باعث حرکت جریان طولی به سمت زهاب خروجی می‌شود. در طول دوره‌ی پژوهش با کاهش فواصل آبیاری و شروع آبیاری سنگین، صعود آب در تمامی پیژومترها مشاهده شد. همچنین، در دسته‌ها هنگام آبیاری افزایش تراز سطح آب و در فاصله‌ی بین آبیاری‌ها روند کاهش تراز آب برقرار بود.

در رابطه با  $y_{predicted}$ : مقادیر پیش‌بینی شده  $y_{observed}$ : مقادیر مشاهداتی و  $n$ : تعداد داده‌ها است. هر چه  $RMSE$  و  $MAE$  به صفر نزدیک‌تر، و مقدار  $R^2$  به یک نزدیک‌تر باشد، دقت مدل در پیش‌بینی بهتر است. سپس برای مقایسه‌ی آماری بین مقادیر اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده از آزمون مقایسه‌ی میانگین جامعه‌ی آماری به روش  $t$  در سطح خطای یک درصد استفاده شد، همچنین با برازش منحنی بین نقاط شبیه‌سازی و اندازه‌گیری شده، مقدار ضریب  $R^2$  محاسبه شد.

## نتایج و بحث

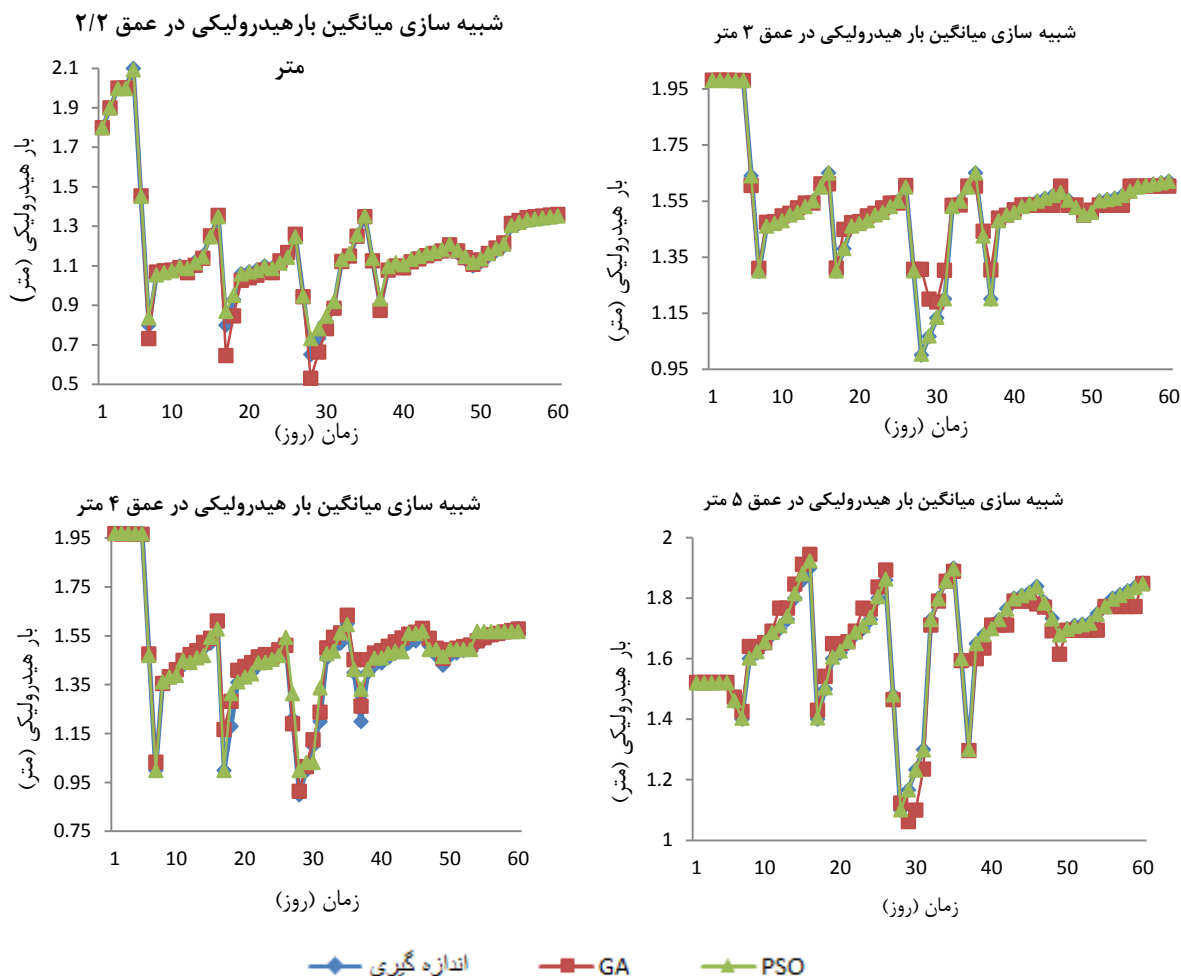
نوسان‌های بار هیدرولیکی در لایه‌های مختلف از سطح زمین در طول مزارع با توجه به شیب کارگذاری لوله‌های زهکش و تفاوت در عمق کارگذاری، نزدیک بودن



شکل ۶. تغییرات میانگین بار هیدرولیکی در دسته‌های مختلف مزرعه R۹-۱۱ (دعبل خزاعی)

بهینه‌سازی ذرات و الگوریتم ژنتیک را با مقادیر اندازه گیری شده در مزرعه نشان می‌دهد.

شکل (۷) مقایسه‌ی میانگین بار هیدرولیکی شبیه‌سازی شده در اعماق مختلف با استفاده از الگوریتم



شکل ۷. مقایسه‌ی شبیه‌سازی میانگین بار هیدرولیکی در اعماق مختلف

سرعت‌هایشان تلاش می‌کنند، بهینه‌ترین نقاط را در هر تکرار انتخاب و به روز کنند. برای بهتر نشان دادن دقت روش‌ها در شبیه‌سازی نسبت به مقادیر واقعی جدول‌های (۱) و (۲) تهیه گردیده است. جدول (۱) مقادیر میانگین *RMSE* و *MAE* را بین نقاط اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی شده، برای میانگین اعماق مختلف پیژومترها نشان می‌دهد.

همان‌طور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، بیش‌ترین هم‌پوشانی با مقادیر اندازه‌گیری شده مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات است. این الگوریتم بر اساس جست و جو عمل کرده و در این صورت می‌تواند تا حدودی برای هرچه بیشتر تصادفی شدن انتخاب نقاط تلاش کند. ذرات در این روش بر حسب موقعیت‌ها و

جدول ۱. میانگین *RMSE* و *MAPE* بار هیدرولیکی

عمق پیژومترها	میانگین <i>RMSE</i> √ تکرار	میانگین <i>MAE</i> √ تکرار	میانگین <i>RMSE</i> √ تکرار	میانگین <i>MAE</i> √ تکرار
۲/۲	۰/۰۲۵	۱/۰۷	۰/۰۱	۰/۸
۳	۰/۱۱۹	۱/۰۱	۰/۰۰۵	۰/۳۷
۴	۰/۲۲۴	۰/۹	۰/۳۷	۰/۷۴
۵	۰/۰۹	۱/۱۷	۰/۰۰۷	۰/۵۳



شد و نتایج آن برای اعماق مختلف پیژومترها در جدول (۲) نشان داده شده است.

همچنین، برای مقایسه آماری بین مقادیر اندازه‌گیری با شبیه‌سازی شده آزمون مقایسه‌ی میانگین جامعه‌ی آماری با کاربرد روش  $t$  در سطح خطای یک درصد استفاده

جدول ۲. آماره‌های محاسبه شده برای مقادیر شبیه‌سازی و اندازه‌گیری شده بار هیدرولیکی

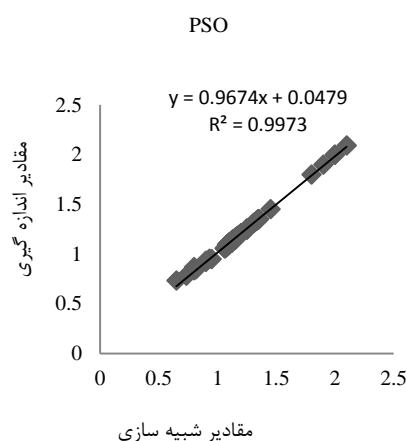
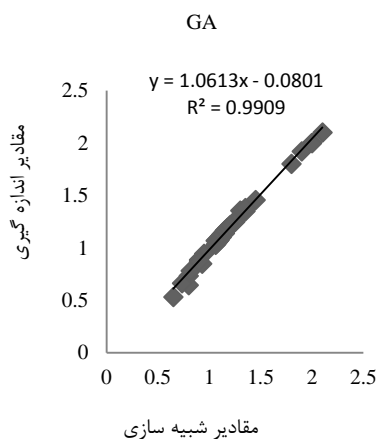
اندازه‌گیری شده و PSO+			اندازه‌گیری شده و ANN			
GA			ANN			
P-value	STD ERROR DIFF	MEAN DIFF	P-value	STD ERROR DIFF	MEAN DIFF	عمق پیژومتر
۰/۸۹۷ <sup>n.s</sup>	۰/۰۱۲	۰/۰۰۹	۰/۷۴۱ <sup>n.s</sup>	۰/۰۲۴	۰/۰۵۴	۲/۲
۰/۹۹۳ <sup>n.s</sup>	۰/۰۱۱	۰/۰۰۳	۰/۴۲۳ <sup>n.s</sup>	۰/۰۴۳	۰/۰۴۳	۳
۰/۷۹۳ <sup>n.s</sup>	۰/۰۳۵	۰/۰۱۵	۰/۶۷۴ <sup>n.s</sup>	۰/۰۵۹	۰/۰۱۱	۴
۱ <sup>n.s</sup>	۰/۰۱۸	۰/۰۲۲	۰/۹۵۴ <sup>n.s</sup>	۰/۰۲۷	۰/۰۴۱	۵

\* n.s: تفاوت معنی‌دار وجود ندارد

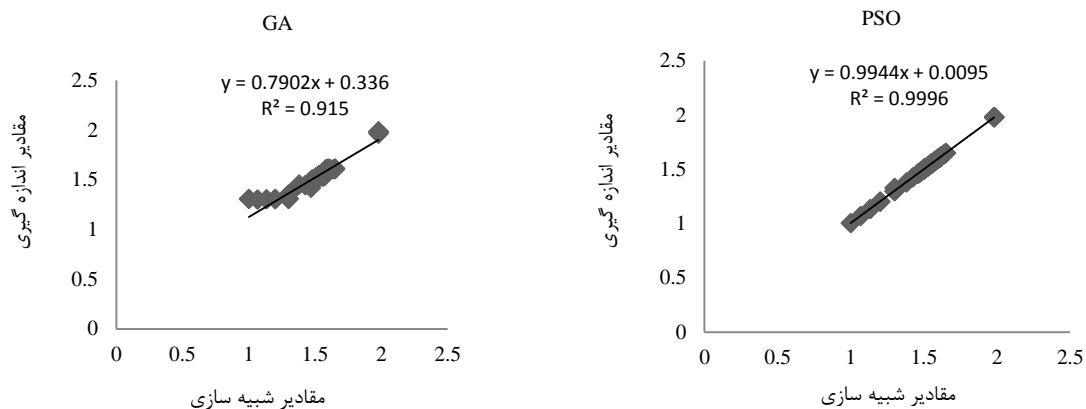
از دو مدل الگوریتم ژنتیک است. در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات هر ذره در هر مرحله، موقعیتی را که بهترین نتیجه را در آن داشته به خاطر سپرده و ذرات در گروه با یکدیگر هم‌یاری می‌کنند. به‌گونه‌ای که اطلاعاتی را که تا کنون کسب کرده‌اند، با هم تبادل می‌کنند که این فرایند باعث بالا بودن دقت و سرعت همگرایی مدل می‌شود. از جمله مزایای این الگوریتم نسبت به الگوریتم ژنتیک می‌توان به پیاده‌سازی آسان، پارامترهای کم الگوریتم و سرعت همگرایی بالای آن اشاره نمود. شکل‌های (۸) تا (۱۱) برازش منحنی بین نقاط اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده و مقدار ضریب  $R^2$  را در اعماق مختلف، با استفاده از دو الگوریتم نشان می‌دهد.

با توجه به جدول (۱)، شبیه‌سازی بار هیدرولیکی الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات با بالاترین دقت نسبت به الگوریتم ژنتیک انجام شده است. به‌گونه‌ای که کمترین مقادیر  $MAE$  و  $RMSE$  مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات است.

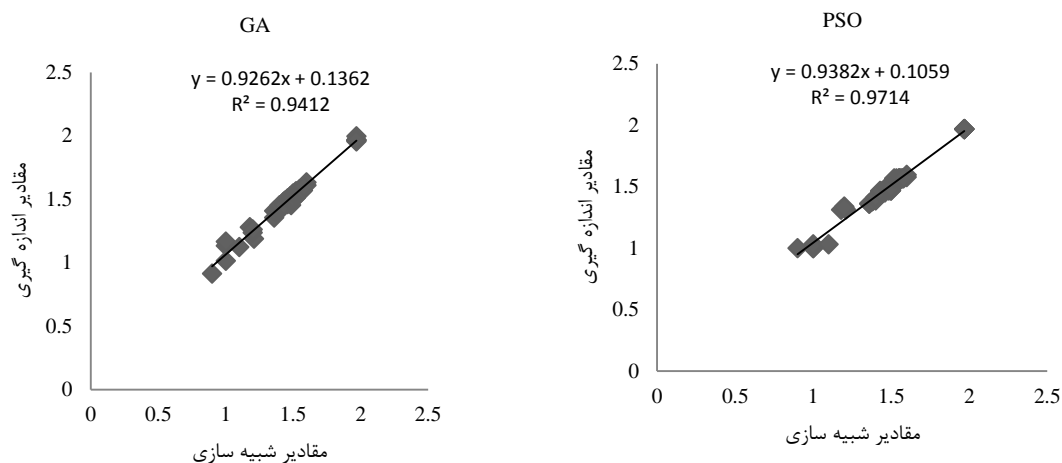
جدول (۲) بیانگر این موضوع است که نتایج الگوریتم ژنتیک هم برای پیش‌بینی بار هیدرولیکی قابل قبول هستند، به‌طوری‌که با توجه به جدول (۲)، بین مقادیر شبیه‌سازی و داده‌های اندازه‌گیری شده هر دو الگوریتم در سطح خطای یک درصد در تمامی اعماق پیژومترها اختلاف معنی‌داری وجود ندارد. همچنین، با توجه به این اعداد مشاهده می‌شود که مقادیر خطای شبیه‌سازی در کلیه آماره‌های محاسبه شده در هر عمق، در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات کمتر



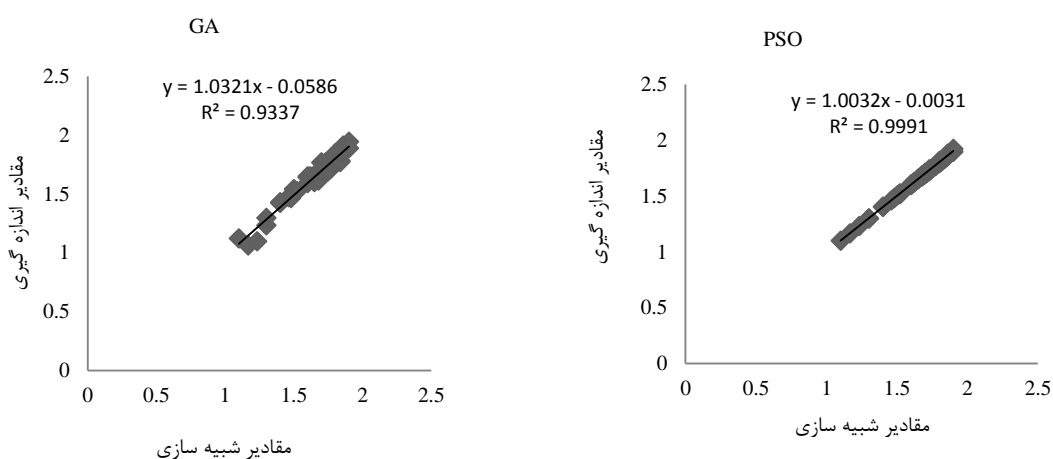
شکل ۸. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده‌ی تراز آب زیرزمینی برای عمق ۲/۲ متر



شکل ۹. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده‌ی تراز آب زیرزمینی برای عمق ۳ متر



شکل ۱۰. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده‌ی تراز آب زیرزمینی برای عمق ۴ متر



شکل ۱۱. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده‌ی تراز آب زیرزمینی برای عمق ۵ متر

مواد و روش‌ها گفته شد، دو پارامتر دبی زهکش و حجم آب آبیاری به عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند که در

با توجه به شکل‌های (۸) تا (۱۱)، بیش‌ترین مقدار ضریب  $R^2$  به ترتیب مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک است. همان‌گونه که در قسمت

Neural Network, southernriyadh, ksa(CASE STUDY). International Water Technology Journal, 5:149-162.

5) Hsu, Sh., Hsieh, J.J.P.A., Chih, T.Ch. & Hsu, K.Ch. 2009. A two-stage architecture for stock price forecasting by integrating self-organizing map and support vector regression. Expert Systems with Applications, 36(4): 7947-7951.

6) Mokhtaran, R. 2015. Dynamic study of freshwater and saltwater interface in irrigated lands of sugarcane. Ph. D. dissertation, University of Chamran, Ahvaz. (in Persian).

7) Rahmani, Gh. R. 2012. Simulation of groundwater resources in Aghili's plain using artificial neural networks method and comparison with finite differences mathematical model results. MSc. dissertation, University of Chamran, Ahvaz. (in Persian).

8) Shiri, J., and Kisi, O. 2011. Comparison of genetic programming with neurofuzzy systems for predicting short-term water table depth fluctuations. Comput. Geosci. 37: 1692-1701.

9) Traore, S., and Guven, A. 2012. Regional-specific numerical models of evapotranspiration using gene-expression programming interface in Sahel. Water Resour. Manag. 26: 4367-4380.

10) Zamaniahmadmahmoodi, R., Akhondali, A. M. and Radmanesh, F. 2014. Estimation of the groundwater level by using a combined optimized method with Genetic Algorithms in Ramhormoz plain. Journal of Irrigation and Water Engineering, 4 (15):38-26. (in Persian).

حین شبیه‌سازی به حساسیت بالاتر بارهیدرولیکی به دبی زهکش نسبت به حجم آب آبیاری پی برده شد.

## نتیجه‌گیری

شبکه عصبی مصنوعی ابزاری مناسب جهت انطباق، یادگیری و دسته‌بندی اطلاعات می‌باشد. بسیاری از محققین تمایل زیادی به استفاده از این ابزار نشان داده، اما چالش آموزش شبکه‌های عصبی را در پیش روی دارند. ترکیب دو ایده هوش جمعی و شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند پاسخی برای این چالش محسوب شود.

در این پژوهش از دو الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و ژنتیک برای شبیه‌سازی بارهیدرولیکی مزرعه‌ی ۱۱- R۹ از مزارع نیشکر دعبل خزاعی در چهار عمق استفاده شده است. نتایج نشان داد که دقت الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات بالاتر از مدل‌های الگوریتم ژنتیک است. به طوری که مقدار  $RMSE$  و  $MAE$  اعماق مختلف در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات دارای کمترین مقدار و ضریب  $R^2$  در بین مدل‌ها بیشترین مقدار را دارد.

همچنین، نتایج آزمون آماری مقایسه‌ی میانگین‌ها بین داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده نشان می‌دهد که بین هیچکدام از مقادیر پیش‌بینی شده به‌وسیله مدل‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده اختلاف معنی‌داری وجود ندارد.

## منابع

1) Ahmadi, Z., Zekri, M., beyjami, A. 2015. Predict the depth of the groundwater table using particle swarm optimization. In: Proceedings of 10th International Congress of Civil Engineering, 5-7 May, Tabriz, Abstract. (in Persian).

2) Emarati, M. R. 2014. Study of load and price forecasting methods in restructured electricity markets and offering new intelligence methods with more capabilities. MSc. Dissertation, University of Advanced Technology Faculty of Energy Department of Energy Management, Kerman. (in Persian).

3) Goldberg, D.E. 1989. Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley.

4) Hamed, Y., Elkili, M. 2015. Prediction of future groundwater level using artificial

