کارایی الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات در شبیه‌سازی سطح تراز ایستابی (مطالعه موردی: آبخوان دشت اردبیل)

بابک محمدی[۱] سید مصطفی بی آزار[۲] اسماعیل اسدی[۳]

۱. دانشجوی دکتری هواشناسی کشاورزی، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۲. دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۳.استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۱

تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۳

چکیده

آب زیرزمینی و مدیریت منابع آب نقش کلیدی در پایداری منابع آب در نواحی خشک و نیمه خشک ایفا می‌کند. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به منظور مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب، بسیار مهم است. در این تحقیق از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات برای تخمین تراز آب زیرزمینی دشت اردبیل استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده شامل تراز سطح ایستابی طی یک دوره آماری ۱۳۵۱ تا ۱۳۹۰ بوده است. ورودی مدل‌ها در این مطالعه تراز سطح ایستابی در ماه‌های مختلف بوده است. برای بررسی نتایج دو مدل مذکور از معیارهای ارزیابی مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی و ضریب نش-ساتکیف استفاده شده است. در نهایت نتایج حاکی از عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات بوده است. نتایج مجذور میانگین مربعات خطای مدل برتر در فصل بهار، تابستان، پاییز و زمستان به ترتیب برابر با ۰/۴۶۷، ۰/۵۰۷، ۰/۳۰۹، ۰/۳۸۶ بوده است. این نتایج نشان می‌دهد که ساختار هیبریدی شبکه در بخش آموزش باعث افزایش دقت مدل شده است. بنابراین از مدل مذکور می‌توان در تخمین تراز سطح ایستابی دشت اردبیل با دقت قابل قبول استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ازدحام ذرات، تراز آب زیرزمینی، دشت اردبیل، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

طی دهه‌های اخیر به دلیل افزایش تقاضای آب و کاهش سرانه منابع آب تجدید شونده، نگرانی‌های زیادی ایجاد شده است و چگونگی استفاده از این منابع به شکل مطلوب و موثر و کارآمد برای تضمین توسعه پایدار، یکی از مهمترین موضوعات مطرح در محافل بین المللی شده است. منابع آب زیرزمینی همواره یکی از مهمترین و مطمئن‌ترین منابع آبی در مناطق خشک و نیمه خشک می‌باشد که استحصال آب از این منابع نسبت به اقلیم‌های دیگر حائز اهمیت ویژه‌ای است. مدیریت و بهره‌برداری بهینه این منابع بدون شناخت آن‌ها امکان‌پذیر نیست. سطح آب زیرزمینی در ایران در اغلب دشت‌ها حدود ۰/۵ تا ۱ متر در سال افت دارد (Shiati, 1999). کنترل سطح ایستابی با استفاده از چاه‌های مشاهده‌ای، منبع اصلی اطلاعات جهت بررسی تنش‌های هیدرولوژیکی محسوب می‌شود. با استفاده از داده‌های روزانه و ماهانه این چاه‌ها می‌توان نوسانات سطح آب را بررسی نمود و این بررسی‌ها به منظور درک رفتار منابع آب زیرزمینی در دراز مدت و اخذ هر گونه تصمیم مدیریتی لازم می‌باشد (Reghunath et al., 2005). از طرفی تشخیص رفتار آبخوان به ازای تغییر در پارامترهای متاثر آن مانند بارندگی، دما، تبخیر- تعرق و برداشت آب به مدیران این امکان را می‌دهد تا بتوانند در شرایط خاص تصمیمات موثری را اتخاذ نمایند. Coppola و همکاران (2003) از مدل شبیه‌سازی شبکه عصبی برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی

[1] نویسنده مسئول: بابک محمدی babakmsh@yahoo.com

استفاده نمودند. نتایج این مدل شبیه‌سازی نشان داد که مدل شبکه عصبی با دقت بالایی نسبت به مدل‌های عددی آب زیرزمینی می‌تواند تراز سطح آب را برای افق بلند مدت پیش‌بینی نماید. Shigidi و Garcia (2003) از مدل شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی برای تخمین پارامترهای معادله‌ی آب زیرزمینی استفاده کردند. Daliakopoulos و همکاران (2005) برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل لونبرگ-مارکوآرت از دقت بالاتری در پیش‌بینی برخوردار است. Lallahem و همکاران (2005) از شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص داده‌های زمانی لازم برای برآورد سطح آب زیرزمینی یک پیزومتر استفاده کردند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با حداقل تأخیر و لایه پنهان مناسب‌ترین شبیه‌سازی را انجام داد. Nayak و همکاران (2006) برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان ساحلی هند نشان دادند که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی قابلیت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی تا چهار ماه را دارد. Chandramouli و همکاران (2007) معیاری را جهت تعیین میزان تکرار برای آموزش شبکه‌های عصبی پس انتشار ارائه دادند. این مطالعه نشان داد که آموزش زیاد و یا کمتر از مقدار می‌تواند منجر به عبور از مقدار مناسب یا نرسیدن به جواب مطلوب برای تعیین ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی شود. Jothiprakash و Sakhare (2008) در تحقیقی از مدل شبکه عصبی با آموزش الگوریتم پس انتشار استفاده کردند. عملکرد مدل‌ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شود. Banerjee و همکاران (2009) در تحقیقی از شبکه عصبی پیشخور به عنوان روشی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند که این شبکه عصبی نتایج مطلوبی را ارائه داد. Mohanty و همکاران (2009) در تحقیقی از مدل شبکه عصبی مصنوعی با آموزش الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند و مشخص گردید که هر چند دقت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با افزایش زمان انتظار کاهش پیدا می‌کند ولی پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای زمان‌های انتظار بیشتر قابل قبول‌تر است. اسمعیلی ورکی و همکاران (۱۳۸۳) در تحقیقی که از سیستم هوشمند شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه برای برآورد تغییرات سطح ایستابی آبخوان یزدگرد استفاده کردند. علیمحمدی و افشار (۱۳۸۵) در تحقیقی نشان دادند که نتایج حاصل حاکی از دقت بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و عملکرد ضعیف روش رگرسیونی در تولید ضرایب پاسخ آبخوان برای مجموعه‌ای ثابت از داده‌های موجود است. ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) در تحقیقی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی سطح ایستابی دشت نیشابور پرداختند. نتایج آزمایش‌های مختلف نشان داد که شبکه عصبی پیشخور عمومی آموزش داده شده با الگوریتم مومنتوم بهترین راه برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی است. میر عربی و نخعی (۱۳۸۷) در تحقیقی نشان دادند که استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی موفقیت آمیز است. محتشم و همکاران (۱۳۸۹) در تحقیقی نشان دادند که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و برآورد میزان آب برداشتی می‌توان سطح آب زیرزمینی را تا ۱۲ ماه بعد پیش‌بینی کرد.

با توجه به اهمیت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی از نقطه نظرهای مختلف، یافتن روشی مناسب در این خصوص دارای اهمیت می‌باشد. در سال‌های اخیر کاربرد سامانه‌های هوشمند برای پیش بینی تراز آب زیرزمینی به سرعت رو به افزایش است که دلیل این امر به آسانی کاربرد و دقت بالای این مدل‌ها در تقریب معادله‌های غیرخطی و پیچیده ریاضی برمی‌گردد (محتشم و همکاران، ۱۳۸۹). یکی از این سامانه‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی است که برگرفته از مغز می‌باشد. Coulibaly و همکاران (2007)، از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل کردن نوسانات ماهانه تراز آب زیرزمینی استفاده کردند و نتایج آن را رضایت‌بخش دانستند. ایزدی و همکاران (۱۳۸۶)، نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی طی ۶ ماه آینده نتایج به نسبت خوبی را ارایه می‌نماید. محتشم و همکاران (۱۳۸۹) نیز به منظور پیش‌بینی سطح ایستابی دشت بیرجند از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و نتایج نشان داد که با استفاده از شبکه عصبی می‌توان تراز آب زیرزمینی را تا ۱۲ ماه بعد و با دقت بالاتر نسبت به روش‌های دیگر تخمین زد.

برای افزایش دقت و کارایی دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان قسمت آموزش شبکه عصبی را توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی انجام داد که در واقع شبکه قسمت آموزش را توسط این الگوریتم‌ها انجام می‌دهد. از جمله الگوریتم‌های بهینه‌سازی الگوریتم ازدحام ذرات است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش بهینه‌سازی بر اساس هوش ازدحامی است. این الگوریتم را از رفتار گله پرندگان و گله ماهی‌ها الگو برداری کرده‌اند که با دادن اطلاعات به گله ماهی‌ها یا پرندگان نشان داد که این گله توسط آن اطلاعات به سمت محل غذا حرکت می‌کنند، تا آنجا این جا به جایی در گله ادامه دارد تا تمام ذرات مجموعه به محل بهینه حرکت کنند محمدی (۱۳۹۶). با توجه به مزایای بسیاری از جمله سادگی آن و اجرای آسان، الگوریتم را می‌توان به طور گسترده‌ای در زمینه‌های مانند بهینه‌سازی عملکرد، طبقه‌بندی مدل، مطالعه، آموزش شبکه بی‌طرف، سیستم کنترل مبهم، کنترل انطباق اتوماتیک و غیره استفاده نمود. در پژوهشی Hassan و همکاران (2004) الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات را با الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند به این نتیجه رسیدند که بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش جستجوی اکتشافی نسبتا جدید است که با رفتار مشترک از جمعیت بیولوژیکی الهام گرفته است. در این الگوریتم حرکت از مجموعه‌ای از نقاط (جمعیت) به مجموعه‌ای دیگر از نقاط در یک تکرار و تنها با بهبود احتمال با استفاده از هیبریدی از قوانین قطعی و احتمالی صورت می‌گیرد. در این پژوهش ثابت شد که الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به شبکه عصبی مصنوعی راندمان بهتر و قابل توجهی دارد (Hassan et al., 2004). در تحقیقی توسط چاو الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات را برای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سطح آب رودخانه استفاده کرد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داده که روش مقرون به صرفه‌ای است اما آموزش آن‌ها با مشکلاتی از جمله همگرایی بسیار کند به همراه است. در این پژوهش روش الگوریتم ازدحام ذرات به تصویب رسید. این روش نشان داد که می‌تواند به جای آموزش شبکه عصبی که با مشکلاتی همراه بود جایگزین شود (Chau, 2006).

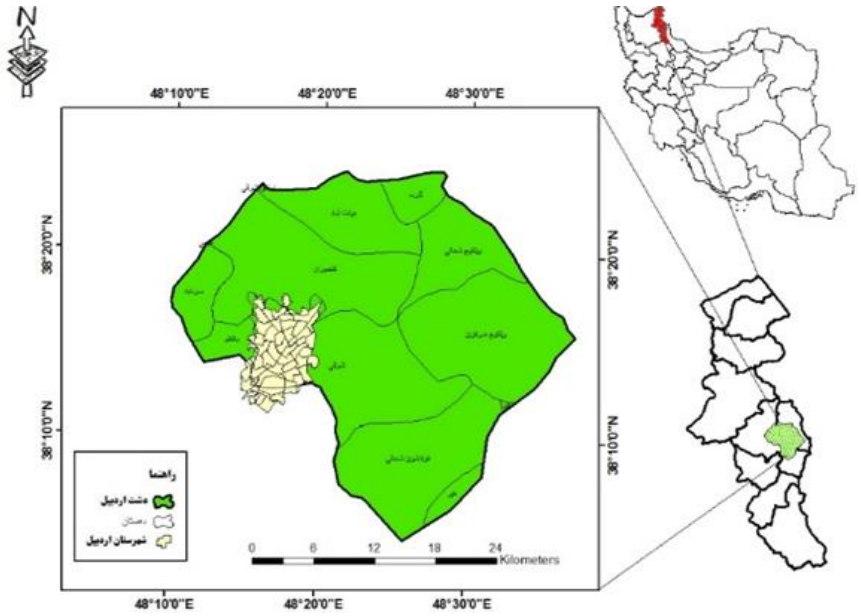
در تحقیق دیگر توسط چاو الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات را برای پیش‌بینی سطح آب رودخانه شینگ در هنگ کنگ بررسی کرد. نتایج نشان داد که الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات قادر به رسیدن به یک دقت بالاتر در یک زمان بسیار کوتاه‌تر است که در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها در این زمینه کار آمدتر است (Chau, 2007).

در مطالعه حاضر، کارایی و قابلیت شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) به همراه الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات (MLP-PSO) در تخمین و شبیه‌سازی سطح تراز آب زیرزمینی با توجه به سطح تراز ایستابی در ماه‌های قبل مورد ارزیابی قرارگرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

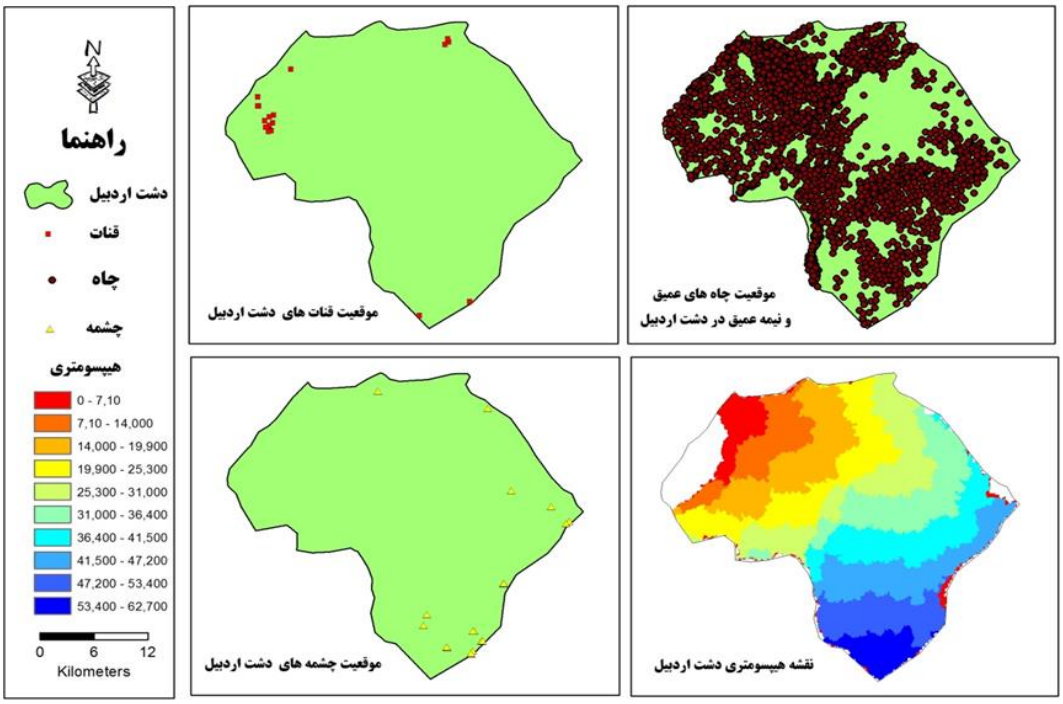
محدوده مورد مطالعه دشت اردبیل در ناحیه شمال غربی ایران و در محدوده‌ای بین عرض شمالی ۳۸ درجه و ۵ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۳۰ دقیقه و طول شرقی ۴۸ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه واقع شده است و از نظر تقسیمات کشوری به استان اردبیل تعلق دارد (شکل ۱). ارتفاع متوسط اراضی کشاورزی حدود ۱۳۶۰ متر از سطح دریاهای آزاد است. وسعت آن حدود ۹۰۰ کیلومترمربع بوده و جزئی از حوضه آبخیز رودخانه قره‌سو به شمار می‌رود (شکل‌های ۱و ۲). این دشت یک دشت میانکوهی است که بین ارتفاعات مرتفع و بلند اطرافش محصور شده است. در غرب آن توده آتشفشانی سبلان (به ارتفاع ۴۸۱۱ متر)، در شرق آن رشته‌کوه تالش یا باغروداغ (به ارتفاع ۳۳۰۰متر)، از طرف شمال به ادامه کوه‌های تالش که در اردبیل کوه‌های ارشق نامیده می‌شود و از طرف جنوب به کوه‌های کم ارتفاع که در حقیقت ادامه ارتفاعات بزگوش به شمار می‌روند، محدود می‌گردد.



شکل (۱): موقعیت دشت اردبیل در سطح استان اردبیل

جدول (۱): حجم برداشت از منابع آب زیرزمینی برای تأمین نیازهای آبی کشاورزی

چاه		چشمه		قنات	
تعداد (حلقه)	حجم برداشت سالانه (متر مکعب)	تعداد (دهنه)	حجم برداشت سالانه (متر مکعب)	تعداد (رشته)	حجم برداشت سالانه (متر مکعب)
۲۲۴۳	۱۷۷۱۲۷۰۸۸	۲۰	۱۱۶۰۶۸۸	۱۸	۸۶۰۰۷۵



شکل (۲): تصویر موقعیت چاه‌های مورد مطالعه در دشت اردبیل

تنها راه خروجی دشت از طرف شمال غربی هست که به وسیله آن به طرف رودخانه قره‌سو که شاخه‌ای از ارس هست باز می‌شود، از این نظر یک دشت نیمه‌باز به شمار می‌آید. رودهای متعددی در سطح دشت جریان دارند که مهم‌ترین آن‌ها رودخانه قره‌سو هست که از ارتفاعات باغروداغ در شرق اردبیل سرچشمه گرفته و با روند جنوب شرقی شمال غربی دشت را زهکشی نموده و سرانجام خارج می‌شود. رودهای بالخلوچای، قوری چای، ساری چای، نمین چای و سرشاخه‌های آن‌ها و چندین رودخانه کوچک و بزرگ دیگر پس از زهکش نموده دشت اردبیل به رودخانه قره‌سو می‌پیوندد و از دشت خارج می‌گردند. دشت اردبیل متشکل از ۸۸ واحد روستایی و ۲ واحد شهری (اردبیل و آبی بیگلو) بوده که در مجموع دارای جمعیتی در حدود ۵۰۰ هزار نفر هست. شهر اردبیل مرکز استان اردبیل در غرب این دشت واقع گردیده است. متوسط بارندگی سالانه دشت اردبیل در یک دوره درازمدت (سال آبی ۴۴-۴۵ تا ۸۳-۸۴) در دشت اردبیل برابر ۳۱۶ میلی‌متر و در سال‌های آبی و بیلان زیرزمینی ۸۰-۸۱ تا ۸۳-۸۴ به ترتیب برابر با ۳۵۰، ۳۵۰، ۲۹۱، ۳۲۵ میلی‌متر است. حداکثر بارندگی سالانه در ایستگاه هواشناسی اردبیل برابر ۶۸۹/۴ میلی‌متر مربوط به سال آبی ۴۷-۴۸ و حداقل آن برابر ۱۵۱ میلی‌متر مربوط به سال آبی ۶۵-۶۶ بوده است.

روش تحقیق

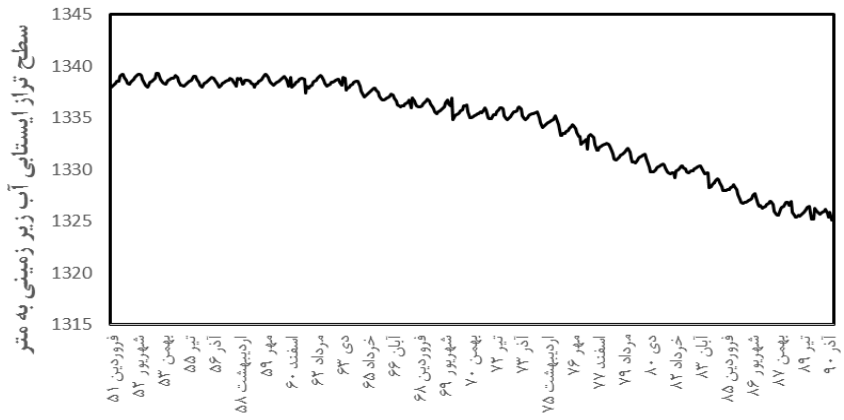
در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات اقدام به تخمین داده‌های ماهانه سطح تراز ایستابی دشت اردبیل شده است. روش کار به این صورت است که برای تخمین داده‌های فصل بهار (فروردین، اردیبهشت و خرداد) از ورودی سایر فصول (مهر، آبان ،....اسفند) استفاده شده است و به همین ترتیب برای تخمین فصل‌های دیگر عمل شده است.

مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده

مشخصات آماری داده‌های تراز سطح ایستابی دشت اردبیل طی یک دورهٔ آماری ۱۳۵۱ تا ۱۳۹۰ در جدول (۲) ذکر شده است. همچنین تغییرات سطح تراز آب زیر زمینی منطقه مورد مطالعه در شکل (۳) ذکر شده است.

جدول (۲): مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده

دوره آماری		تعداد داده	میانگین	بیشینه	کمینه	انحراف معیار	ضریب تغییرات
کل دوره	سال ۹۰-۱۳۵۱	۴۸۰ ماه	۱۳۳۴/۲۹	۱۳۳۹/۳	۱۳۲۵/۱۲	۴/۴۱	۰/۰۰۳۳
فصل بهار	سال ۹۰-۱۳۵۱	۱۲۰ ماه	۱۳۳۴/۶۶	۱۳۳۹/۳	۱۳۲۵/۴	۴/۴۶	۰/۰۰۳۳
فصل تابستان	سال ۹۰-۱۳۵۱	۱۲۰ ماه	۱۳۳۲/۹۲	۱۳۳۸/۹۶	۱۳۲۵/۱۲	۴/۵۵	۰/۰۰۳۴
فصل پاییز	سال ۹۰-۱۳۵۱	۱۲۰ ماه	۱۳۳۴/۱۳	۱۳۳۸/۸۴	۱۳۲۵/۵۳	۴/۳۱	۰/۰۰۳۲
فصل زمستان	سال ۹۰-۱۳۵۱	۱۲۰ ماه	۱۳۳۴/۴۶	۱۳۳۹/۱۷	۱۳۲۵/۷۵	۴/۳۳	۰/۰۰۳۲



شکل (۳): تغییرات سطح تراز آب زیر زمینی در طول دوره اماری در دشت اردبیل

شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)

از اوایل دهه ۱۹۹۰ تاکنون، این شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه هیدرولوژی نیز به طور موفقیت‌آمیز به کار گرفته شده که از آن جمله می‌توان به مدل کردن فرآیندهای بارش–رواناب، پیش‌بینی جریان رودخانه، مدل کردن آب زیرزمینی، کیفت آب، پیش‌بینی بارندگی و ... اشاره کرد (Dawson et al., 2006). حدود ۹۰ ٪ شبکه‌هایی که در مسائل هیدرولوژی کاربرد دارد شبکه‌های پیشرو هستند (محمدی، ۱۳۹۶). معماری معمول این شبکه متشکل از سه لایه ورودی، پنهانی و خروجی است. تعداد نرون‌های موجود در لایه ورودی و خروجی بستگی به نوع مسئله دارد ولی تعداد گره‌های لایه پنهان با سعی و خطا به دست می‌آید (محمدی، ۱۳۹۶).

لازم به ذکر است که در تحقیق حاضر از تعداد نرون‌های ۱ تا ۳۰ برای لایه پنهان شبکه استفاده گردید تا از این طریق تأثیر ساختار مختلف شبکه بر عملکرد آن در شبیه‌سازی مقادیر کیفی آبخوان را مورد ارزیابی قرار داد. از آنجا که متداول‌ترین نوع توابع محرک تابع تانژانت سیگموئید می‌باشد بنابراین در این مطالعه از آن برای نگاشت اطلاعات از لایه ورودی به لایه پنهان و همچنین برای نگاشت اطلاعات از لایه پنهان به لایه خروجی استفاده شد.

الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات[2] روشی برای بهینه‌سازی توابع پیوسته غیرخطی است. این ذرات در فضای پاسخ حرکت می‌کنند و نتایج حاصله بر مبنای یک «ملاک شایستگی» محاسبه می‌شوند. با گذشت زمان، ذرات به سمت ذراتی که دارای ملاک شایستگی بالاتری هستند، شتاب می‌گیرند (Kennedy, 2011). بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش جستجوی اکتشافی نسبتا جدید است که با رفتار مشترک از جمعیت بیولوژیکی الهام گرفته شده است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر جمعیت می‌باشد، به عبارت دیگر، در این الگوریتم حرکت از مجموعه‌ای از نقاط (جمعیت) به مجموعه‌ای دیگر از نقاط در یک تکرار تنها با بهبود احتمال با استفاده از هیبریدی از قوانین قطعی و احتمالی صورت می‌گیرد. از جمله مزیای آن پیدا کردن جواب بهینه با راندمان بالاتر با دقت بیشتر است (محمدی، ۱۳۹۶)

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از سه مرحله تشکیل شده است، این مراحل عبارتند از تولید مواضع ذرات و سرعت، به روز رسانی سرعت و در نهایت به روز رسانی موقعیت. در این الگوریتم یک ذره بر اساس به روز رسانی سرعت، در فضا تغییر موقعیت می‌دهد. برای شروع کار موقعیت و سرعت از ازدحام اولیه ذرات به طور تصادفی تولید می‌شوند. با استفاده از ارزش‌گذاری متغیرهای مد نظر، مرزهای بالایی و پایینی تعیین می‌شوند و از روی آن‌ها X کمینه و X بیشینه تعیین می‌شوند (روابط ۱ و ۲).

در رابطه‌های (۱) و (۲)، ذره در زمان k است و متغیر تصادفی به صورت تصادفی و یکنواخت توزیع شده است که مقادیر بین ۰ و ۱ به خود می‌گیرد. این فرآیند موجب توزیع تصادفی ازدحام ذرات در سراسر فضا می‌شود.

$$x_0^i = x_{\min} + rand\,(x_{\max} - x_{\min}) \qquad (۱)$$

$$v_0^i = \frac{x_{\min} + rand\,(x_{\max} - x_{\min})}{\Delta t} = \frac{position}{time} \qquad (۲)$$

گام دوم این است برای به روز رسانی سرعت، تمام ذرات در زمان K + 1 با استفاده از ذرات هدف یا تناسب اندام ارزش‌هایی که توابع از ذرات موقعیت فعلی در فضای طراحی در زمان K هستند. در رابطه (۳) و شکل (۱) به روز رسانی موقعیت آخرین مرحله در هر تکرار نشان داده شده است. $V_{k+1}\Delta$ در رابطه (۳) نشان دهنده تغییرات سرعت در زمان $k+1$ است. موقعیت هر یک از ذرات با استفاده از بردار سرعت آن به روز شده است (Hassan et al 2004).

$$x_{k+1} = x_k + v_{k+1}\Delta \qquad (۳)$$

[2] Particle Swarm Optimization

در شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی توسط تابع موجود در خود شبکه صورت می‌گیرد، اما در الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی _ ازدحام ذرات بهینه‌سازی توسط تابع بهینه‌کننده موجود در الگوریتم ازدحام ذرات صورت می-گیرد، با توجه به پژوهش‌های ذکر شده که نشان از دقت بالای الگوریتم‌های هیبریدی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی دارند. در شکل (۲) عملکرد الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی– ازدحام ذرات توضیح داده شده است.

معیارهای ارزیابی

با استفاده از روش‌های مختلفی می‌توان عملکرد مدل‌ها را مورد ارزیابی و مقایسه قرار داد، یکی از این روش‌ها استفاده از معیارهای ارزیابی می‌باشد. از جمله معیارهای ارزیابی پر کاربرد در علوم مهندسی آب، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)[3] و معیار نش- ساتکلیف (NS) می‌باشد که به ترتیب در روابط (۴) و (۵) آورده شده‌اند. دقیق‌ترین مدل با توجه به این معیارها، مدلی خواهد بود که مقدار این سه معیار برای آن به ترتیب نزدیک به یک، صفر و یک باشد (محمدی، ۱۳۹۶).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2} \qquad (۴)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2} \qquad (۵)$$

در روابط بالا x_i و $\bar{x}$ به‌ترتیب، مقادیر مشاهداتی سطح تراز آب زیرزمینی و میانگین مقادیر مشاهداتی، y_i مقادیر محاسباتی سطح تراز آب زیر زمینی، $\bar{y}$ میانگین مقادیر محاسباتی و N تعداد داده‌ها می‌باشد. مقدار شاخص NS از ۱ تا منفی بینهایت تغییر می‌کند. بازه‌های ۱-۰/۷۵، ۰/۷۵-۰/۳۶ و کمتر از ۰/۳۶ برای مقدار این شاخص در یک شبیه-سازی به ترتیب نشان‌دهنده عملکرد بسیار خوب، رضایت‌بخش و ضعیف مدل مورد استفاده می‌باشند.

نتایج و بحث

داده‌ها توسط شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه عصبی مصنوعی- ازدحام ذرات (MLP-PSO) مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج حاصل در جدول (۳) درج شده است.

جدول(۳): نتایج مدل‌ها در دوره آماری فصلی

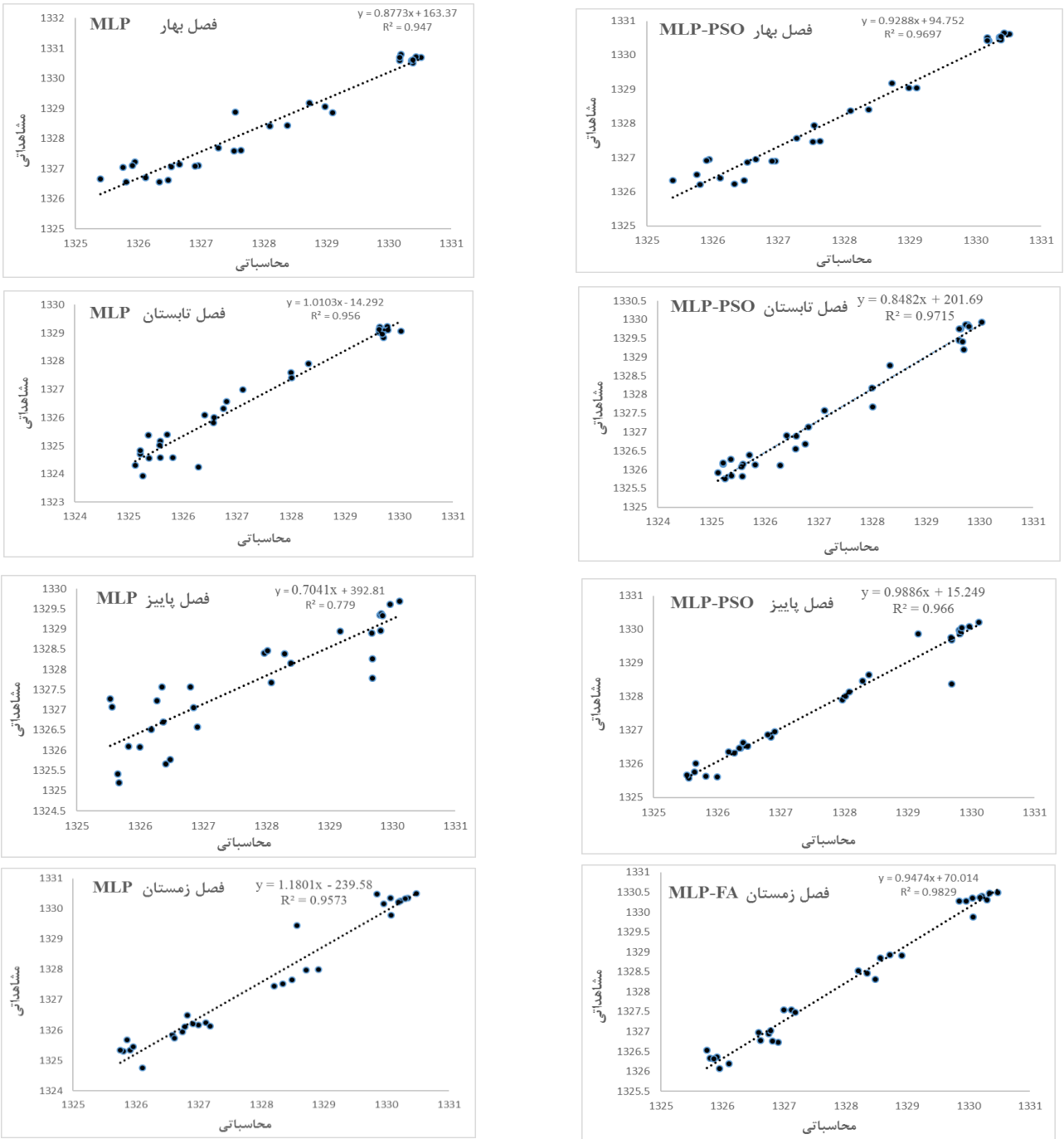
	دوره آماری	آموزش		آزمون	
		E	RMSE	E	RMSE
شبکه عصبی مصنوعی	بهار	۰/۹۸۳	۰/۳۱۱	۰/۸۹۰	۰/۵۸۴
	تابستان	۰/۹۷۷	۰/۳۹۰	۰/۸۲۶	۰/۷۵۲
	پاییز	۰/۹۹۲	۰/۲۰۵	۰/۷۷۰	۰/۷۹۰
	زمستان	۰/۹۹۳	۱/۱۹۱	۰/۸۴۱	۰/۶۶۳
شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم ازدحام ذرات	بهار	۰/۹۸۷	۰/۲۶۳	۰/۹۲۹	۰/۴۶۷
	تابستان	۰/۹۷۹	۰/۳۶۸	۰/۹۲۰	۰/۵۰۷
	پاییز	۰/۹۹۵	۰/۱۵۲	۰/۹۶۴	۰/۳۰۹
	زمستان	۰/۹۹۳	۰/۱۸۸	۰/۹۴۶	۰/۳۸۶

همان طور که در جدول (۳) ملاحظه می‌شود در داده‌های فصلی این طور عمل شد که از روی فصول مختلف تک تک فصل‌ها تخمین زده شدند. به عنوان مثال از روی فصل‌های بهار، تابستان و پاییز سطح تراز آب زیرزمینی فصل زمستان تخمین زده شد. در هر دو روش قسمت آموزش شبکه موفق‌تر بوده و از دقت بالاتری برخوردار است که نشان

[3] Root Mean Square Error

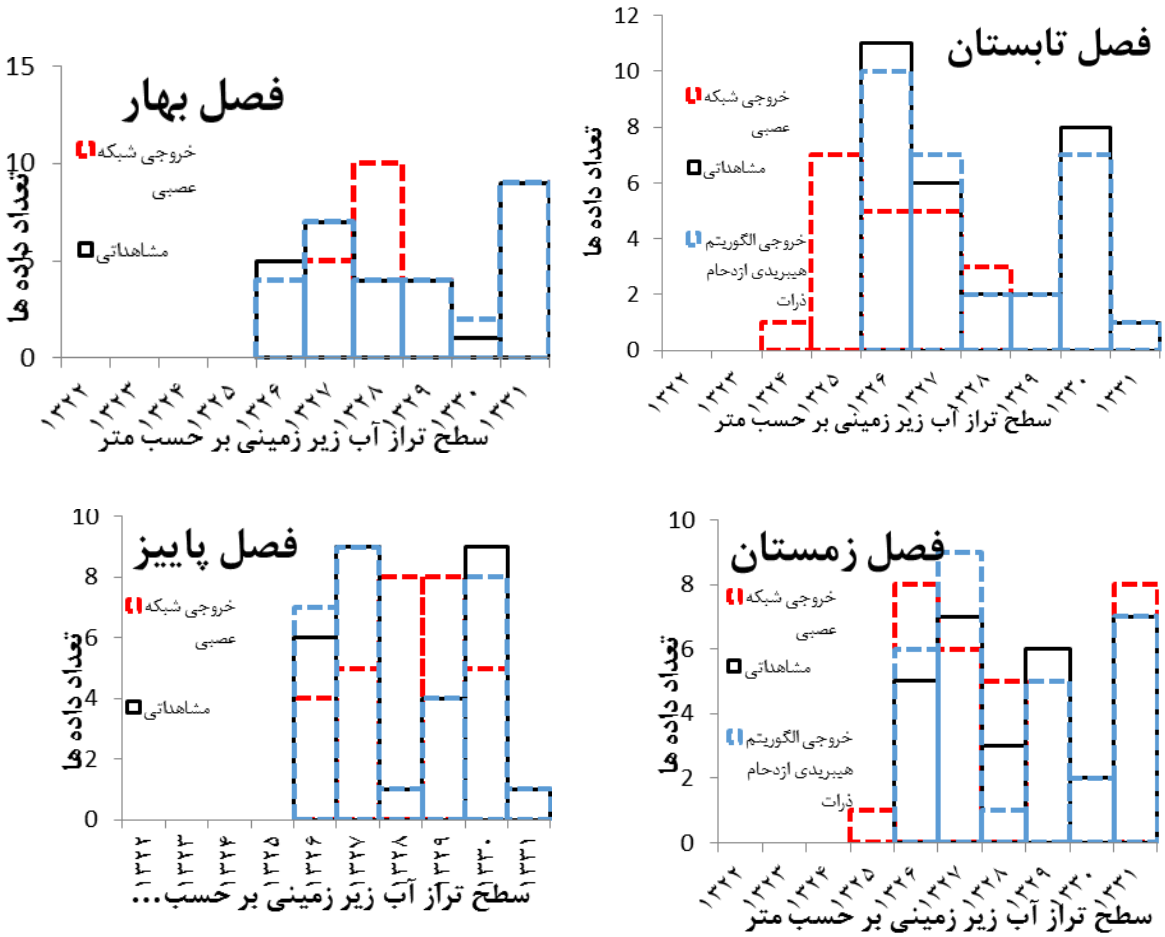
از آموزش خوب هر دو مدل در شبیه‌سازی تراز سطح آب زیر زمینی می‌باشد. اما در قسمت آزمون هر دو مدل نتیجه خوبی و دقت خوبی را ارائه کرده‌اند اما دقت الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات از شبکه عصبی مصنوعی در همه موارد بهتر بوده است که این نشان از موفق بودن ترکیب الگوریتم ازدحام ذرات با شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

در شکل (۴) پراکنش نتایج مدل‌سازی شده دو مدل به همراه مقادیر مشاهداتی مورد مقایسه قرار گرفتند که نتایج حاصل بیانگر همبستگی بیشتر مدل الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات در تمامی حالات نسبت به شبکه عصبی مصنوعی است.



شکل (۴): پراکنش نقاط مشاهداتی و محاسباتی در طول دوره آماری به صورت فصلی برای دو مدل شبکه عصبی و مصنوعی و الگوریتم هیبرید ازدحام ذرات بر پایه شبکه عصبی مصنوعی

در شکل (۵) نمودارهای هیستوگرام بخش تست دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات برای دوره داده‌های فصلی مورد ارزیابی قرار گرفت که مقادیر تخمین زده شده الگوریتم هیبردی ازدحام ذرات در همه فصول سال نزدیک به مقادیر مشاهداتی بوده است. که نشان از دقت بالای این الگوریتم در شبیه‌سازی تراز آب زیر زمینی می‌باشد.



شکل (۵): هیستوگرام مقایسه دو مدل شبکه عصبی و الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات در برآورد مقادیر سطح تراز آب زیر زمین

نتیجه‌گیری

در این تحقیق از داده‌های تراز سطح ایستابی دشت اردبیل استفاده شده است. برای تخمین تراز سطح ایستابی دشت اردبیل از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات استفاده شده است. نتایج شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی مصنوعی ازدحام ذرات حاکی از برتری آموزش مدل با الگوریتم ازدحام ذرات بوده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل در فصل پاییز دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به سایر فصول بوده است. دلیل این موضوع می‌تواند کم اثر شدن عوامل خارجی دیگر باشد. به طور کلی می‌توان گفت که می‌توان از مدل شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات به عنوان مدلی برای تخمین تراز سطح ایستابی در دشت اردبیل استفاده نمود.

منابع

۱. اسمعیلی ورکی، م.، م. خیاط خلقی و م. شفیعی. (۱۳۸۳). ارائه یک مدل هوشمند برای برآورد نوسانات سطح آب زیرزمینی یک آبخوان آبرفتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین کنفرانس سالانه مدیریت منابع آب ایران، تهران - انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۲. ایزدی، ع.، ک. داوری، ا. علیزاده، ب. قهرمان و س.ا. حقایقی مقدم (۱۳۸۶). پیشبینی. سطح ایستابی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت نیشابور). مجله آبیاری و زهکشی ایران، (۲): ۰-۷۱

۳. علیمحمدی، س و ع. افشار (۱۳۸۵). کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آب‌های زیرزمینی. دومین کنفرانس مدیریت منابع آب، اصفهان، چکیده مقاله.

۴. محتشم، م.، ا. دهقانی، ا. اکبرپور، ا. مفتاح هلقی و ب. اعتباری (۱۳۸۹). پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). مجله آبیاری و زهکشی (۱): ۱۰-۰

۵. محمدی، ب. (۱۳۹۶). تخمین تبخیر روزانه بر اساس مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه-سازی کرم شب تاب. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

۶. میر عربی، ع. و م. نخعی (۱۳۸۷). پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی. مجموعه مقالات دوازدهمین همایش انجمن زمین شناسی ایران، اهواز، چکیده مقاله.

7. Banerjee P., Prasad P.K. and Singh V.S. *(2009). Forecasting of groundwater level in hard rock region using artificial neural network*, Environmental Geology, *58(6): 1239–1246.*
8. Chandramouli V., Lingireddy S. and Brion G.M. *(2007). Robust training termination criterion for back propagation ANNs applicable to small data sets*. Journal of Computing in Civil Engineering, *21(1): 39- 46.*
9. Chau K. *(2006). Particle swarm optimization training algorithm for ANNs in stage prediction of Shing Mun River*. Journal of hydrology 329(3): 363-367
10. Chau K. *(2007). A split-step particle swarm optimization algorithm in river stage forecasting*." Journal of hydrology, *346(3): 131-135.CO, 80906.*
11. Coppola J.M., Szidarovszky F., Poulton M. and Charles E. *(2003). Artificial neural network approach for predicting transient water levels in a multi layered groundwater system under variable state, pumping and climate conditions*. Journal of Hydrologic Engineering, *8(6): 348-360.*
12. Coulibaly P., Anctil F. and Bobée B. *(2000). Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach*. Journal of Hydrology. *230(3-4):244-257.*
13. Daliakopoulos I. N., Coulibaly P. and Tsanis I.K. *(2005). Groundwater level forecasting using artificial neural networks*. Journal of Hydrology, *309(4): 229-240.*
14. Dawson C.W., Abrahart R.J., Shamseldin A.Y. and Wibly R.L. *(2006). Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks*. Journal of Hydrology. *319 (1-4): 391-409.*
15. Hassan R. Cohanim B. and Weck O. *(2004). A copmarison of particle swarm Optimization and The genetic algorithm.* Vanderplaats Research and Development, Inc., olorado Springs, CO, 80906.
16. Jothiprakash V. and S. Sakhare *(2008). Ground water level fluctuations using artificial neural network*. The 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG), Goa, India.
17. Kennedy J. and Russell E *(2011). Particle swarm optimization.* Encyclopedia of machine learning, Springer*: 760-766.*
18. Lallahem S., Mania J., Hani A and Najjar Y. *(2005). On the use of neural networks to evaluate ground water levels in fractured media*. Journal of Hydrology, *307: 92–111.*
19. Mohanty S.K., Jha M., Kumar A. and Sudhee K.P. *(2009). Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India*.Water Resour Manage

20. Nayak P.C., Satyaji Rao, Y.R. and Sudheer K.P. *(2006). Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach*. Water Resources Management, *2(1):77-99.*
21. Reghunath R., Murthy T.R., and Raghavan B.R. *(2005). Time series analysis to monitor and assess water resources: A moving average approach*. Environmental Monitoring and Assessment, *109, 65–72.*
22. Shiati K. (1999). World Water Vision for Food: Country Case Study Iran. Paper presented at the MENA Consultation Meeting, May 1999, Bari, Italy
23. Shigidi A. and Garcia L.A. *(2003). Parameter estimation in groundwater hydrology using artificial neural networks.* J.of Computing in Civil Engineering, *17(4): 281- 289.*

Performance of hybrid particle swarm algorithm to simulate water level (Case study: Ardabil aquifer)

Babak Mohammadi[1*], Seyed Mostafa Biazar[2], Esmail Asadi[3]
[1]PhD. Student, Water Resource Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
[2]PhD. Student, Water Resource Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran
[3]Assistant professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Received: 2017/01
Accepted: 2017/05

Abstract

Groundwater and water resource management play key roles in water resource sustainability in arid and semi-arid areas. Forecasting groundwater level is very important for water resource management and planning. In this study, an artificial neural network and a particle swarm algorithm based on artificial neural network models have been used to estimate groundwater level in the Ardebil plain. Water table level data for the 1972 -2011 period was used as our data in this study. Model inputs were water table level of various months. Results of both models were evaluated by root-mean-square error, the correlation coefficient and Nash-Sutcliffe coefficient. Results showed the performance of the particle swarm algorithm based on artificial neural network models to be superior. Root-mean-square error results for the particle swarm algorithm model in spring, summer, autumn and winter were 0.476, 0.507, 0.309, and 0.386 respectively. These results show that the hybrid structure of the network in training leads to increased accuracy. Thus, the particle swarm algorithm based on artificial neural network models can be used to estimate groundwater level in the Ardebil plain with acceptable accuracy.

Keywords: Particle Swarm algorithm, Groundwater level, Ardabil plain, Artificial neural network