دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

ارزیابی ترکیب ANFIS با تبدیل موجک برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی

علی اسکندری[۱]، فرشاد فرامرزیان یاسوج[۲]، اباذر سُلگی[۳] و حیدر زارعی[۴]

۱- مربی گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بوشهر، ایران
۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز
۳- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران (نویسنده مسوول: abazar_solgi@yahoo.com)
۴- دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهیدچمران اهواز

تاریخ دریافت: ۹۶/۹/۲۸ تاریخ پذیرش: ۹۷/۳/۸

چکیده

یکی از فاکتورهای مهم در مدیریت صحیح در هر زمینه‌ای داشتن یک دید و نگرش مناسب از اتفاقات آینده در آن زمینه است. در مدیریت منابع آب و محیط زیست این امر مستثنی نبوده و آگاهی از وضعیت منابع آب در یک منطقه نقش تعیین‌کننده‌ای در برنامه‌ریزی‌های آبی و کشاورزی آن دارد. در این تحقیق از مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) برای پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی حوضه دالکی در استان بوشهر در یک دوره ۱۲ ساله (۱۳۹۲-۱۳۸۱) استفاده شد. به منظور بهبود نتایج این مدل، از تبدیل موجک استفاده شد و سیگنال اصلی به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شد و به عنوان ورودی به مدل ANFIS وارد شد تا مدل ترکیبی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی-موجک (WANFIS) حاصل گردید. برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از ۵ چاه مشاهده‌ای با متغیرهای رقوم سطح آب زیرزمینی، بارش، تبخیر و دما استفاده شد. نتایج بیانگر این بود که مدل ترکیبی WANFIS دارای عملکرد بهتری از مدل ANFIS بوده است. همچنین مشاهده شد که مدل ترکیبی در برآورد نقاط حدی عملکرد بهتری داشته است. به‌طورکلی این شیوه استفاده از نظریه موجک باعث افزایش عملکرد تا ۱۴ درصد شده است. در پایان سطح آب زیرزمینی برای یک سال آتی با مدل برتر برآورد گردید. نتایج حاصل از پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی حاکی از افزایش عمق دسترسی به آب زیرزمینی در منطقه دالکی داشته است و این مسئله با توجه به اثراتی که بر روی منابع آب و محیط زیست منطقه دارد به عنوان یک هشدار برای مسئولین منطقه مطرح می‌باشد.

واژه‌های کلیدی : مدل ترکیبی، تبدیل موجک، سطح آب زیرزمینی، حوضه دالکی، مدل‌سازی و پیش‌بینی

مقدمه

آگاهی از نوسانات سطح آب زیرزمینی در کشور ایران به دلیل استفاده بیش از حد از منابع آب زیرزمینی یک امر مهم و اساسی تلقی می‌شود. با توجه به شرایط کم‌آبی ایران، لزوم بررسی این امر باید بیش از پیش مورد توجه قرار بگیرد. تاکنون مدل‌های زیادی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های فیزیکی اشاره کرد (۵). مدل‌های فیزیکی نیز در عمل به داده‌های زیادی برای شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرمینی نیاز دارند و از آنجاکه روابط بین متغیرهای مؤثر بر سطح آب زیرزمینی احتمالاً غیرخطی می‌باشد مدل‌های فوق در ارائه رابطه بین این متغیرها نیز نمی‌توانند به خوبی عمل کنند (۱۲). در رابطه با پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی تحقیقاتی صورت پذیرفته است که در زیر به این موارد اشاره خواهد شد:

ترکیب آنالیز موجک و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی شهر پکن و دبی رودخانه یانگ تسه استفاده شده است (۲۳). مدلی بر پایه شبکه عصبی مصنوعی[۱](ANN) برای پیش‌بینی فضایی زمانی[۲] سطح آب زیرزمینی در آکیفر چندلایه تبریز ارائه شده است. راندمان مدل STANN[۳] با دو مدل ترکیبی NG[۴] و TSG[۵] مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل STANN نتایج قابل قبولی ارائه داد (۱۲). آداموسکی و چان (۱) یک روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی موجک[۶](WANN) برای پیش‌بینی نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی استفاده کردند.در این تحقیق نتایج حاصل از این مدل با مدل‌های ANN و ARIMA[۷] مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل WANN برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دقیق‌تر از مدل‌های ANN و ARIMA می‌باشد. فلاح‌مهدی‌پور و همکاران (۴) پیش‌بینی و شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی بوسیله برنامه‌ریزی ژنتیک[۸] (GP) را برای ۳ چاه مشاهده‌ای در کرج ایران انجام دادند. نتایج حاصل از این مدل با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی[۹](ANFIS) مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که پیش‌بینی و شبیه‌سازی توسط روش GP یک ابزار مؤثر در تعیین سطح آب زیرزمینی می‌باشد. شیری و همکاران (۱۹) پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی را با اثرات هواشناسی با مطالعه تکنیک‌های مختلف ANN، ANFIS، ماشین بردار پشتیبان[۱۰](SVM) و برنامه‌ریزی بیان ژن[۱۲](GEP) مورد بررسی قرار دادند. براساس نتایج مشخص شد که مدل GEP عملکرد بهتری نسبت به روش‌های دیگر داشته است.

سوریانارایانا و همکاران (۲۱) یک ترکیب ماشین بردار پشتیبان یکپارچه-موجک[۱۳](WA-SVR) را برای پیش‌بینی نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی در ویشاکاپاتنام، هند مورد استفاده قرار دادند. مدل‌های WA-SVR، ANN، SVR و ARIMA با هم مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان یکپارچه-موجک نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی عملکرد بهتری دارد. موسوی و همکاران (۹) بهینه‌سازی مدل‌های ترکیبی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی-موجک[۱۴] (WANFIS) و WANN

1- Artificial neural network 2- Spatiotemporal 3- Spatio-temporal ANN 4- Neural-geostatistics
5- Multivariate time series-geostatistics 6- Wavelet- ANN 7- Autoregressive integrated moving average
8- Genetic programming 9- Adaptive neural fuzzy inference system 10- Support vector machine
11- Gene expression programming 12- Gene expression programming 13- Wavelet support vector regression
14- Wavelet-ANFIS

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

بوسیله روش تاگوچی را برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در مشهد انجام دادند. نتایج نشان داد که مدل WANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل WANN دارد.

نورانی و همکاران (۱۵) مدل‌های ANN و ANFIS را برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی مورد استفاده قرار دادند. بعد از کالیبراسیون مدل‌ها، نتایج نشان داد که مدل ANFIS عملکرد بهتری از مدل ANN داشته است. ابراهیمی و رجایی (۳) شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قم را با استفاده از ترکیب موجک با شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی و ماشین بردار پشتیبان، مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه از دو چاه مشاهده‌ای با دوره آماری ۱۱ ساله استفاده شد. نتایج نشان داد که ترکیب موجک با رگرسیون خطی با جذرمیانگین مربعات خطای ۰/۰۵۸ و ۰/۱۱۱ برای چاه‌های یک و دو دارای بهترین عملکرد بوده است.

نخعی و همکاران (۱۰) مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- موجکی را برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قروه مورد استفاده قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی- موجک نتایج بهتری از مدل عددی MODFLOW داشته و می‌تواند در زمینه پیش‌بینی سطح آب جایگزین MODFLOW شود. رجایی و زینی‌وند (۱۶) مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی را با بهره‌گیری از مدل هیبرید شبکه عصبی مصنوعی-موجک برای دشت شریف‌آباد مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد این مدل تطابق خوبی با مقادیر مشاهداتی داشته است. رمضانی چرمهینه و ذونعمت کرمانی (۱۷) روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و رگرسیون خطی چندمتغیره را به منظور پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد مورد بررسی قرار دادند. آنها در این مطالعه ابراز داشتند که مدل رگرسیون بردار پشتیبان با کرنل RBF نتایج بهتری داشته است. افروزی و زارع ابیانه (۲) مدل‌سازی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی را با مدل‌های سری زمانی در دشت‌های استان همدان انجام دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که کمترین ضریب همبستگی پیرسون و بیشترین مقدار خطا برای دشت همدان-بهار بدست آمد.

همان‌طوری‌که قبلاً اشاره گردید مدل‌های فیزیکی برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی نیازمند اطلاعات زیادی هستند، مدل‌های عددی نیز به پارامترهای هیدرولوژیکی و ژئولوژیکی مختلفی نیاز دارند. در این مدل‌ها شناسایی شرایط مرزی، تعیین داده‌های ورودی، کالیبراسیون و صحت‌سنجی، دشوار، زمانبر و پرهزینه می‌باشد. به علاوه ترکیب این مدل‌ها با مدل‌های بهینه‌سازی برای یافتن سناریوهای مدیریت آب زیرزمینی بهینه، نیاز به صدها بار اجرای برنامه دارد. اما در این تحقیق سعی شده است با یکی از پیشرفته‌ترین ابزارها برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی یعنی استفاده از تبدیل موجک به صورت ترکیب با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به بررسی وضعیت سطح آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای حوضه دالکی پرداخته شود تا بتوان جهت مدیریت بیشتر آب‌های زیرزمینی گامی مؤثر برداشت.

شهرستان دشتستان با بیش از چهار میلیون اصله نخل و تولید بیش از ۱۲۰ هزار تن خرما، قطب اول تولید محصولات کشاورزی بویژه گندم، سبزی و صیفی، خرما و مرکبات در استان بوشهر است. بنابراین اهمیت آب زیرزمینی در این منطقه باعث گردید، در این مطالعه به بررسی وضعیت آب زیرزمینی دشستستان پرداخته شود.

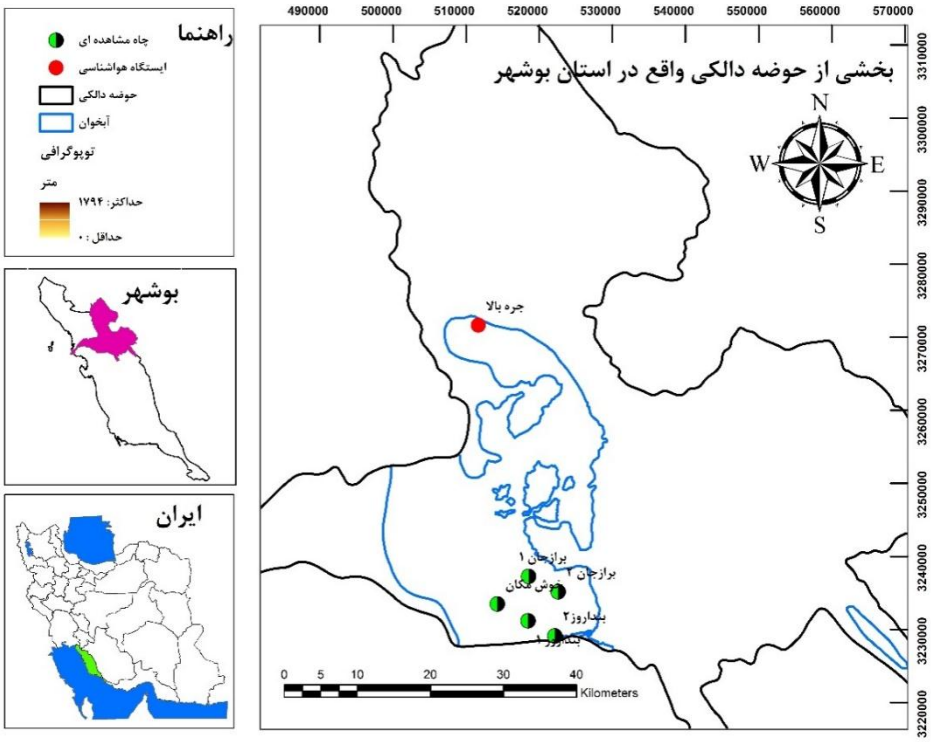
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز دالکی یکی از زیرحوضه‌های خلیج فارس و دریای عمان است که مابین استان‌های فارس و بوشهر واقع شده است در این مطالعه بخشی از حوضه دالکی که در استان بوشهر و شهرستان دشتستان واقع شده است مورد مطالعه قرار گرفته است.

یکی از مشکلات مهم در سطح شهرستان دشتستان و حوضه دالکی، حفر چاه‌های متعدد و غیرمجاز است که اضافه برداشت آب از این چاه‌ها باعث فقیر شدن سفره‌های زیرزمینی و ممنوعه شدن دشت‌های این منطقه شده است. به طوری‌که بیلان آب زیرزمینی در این شهرستان منفی و با کسری مخزن ۱۴ میلیون مترمکعبی، رتبه نخست را در استان بوشهر دارا می‌باشد. در شکل (۱) نمایی از شهرستان دشتستان و حوضه دالکی و موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای استفاده شده در این تحقیق ارائه شده است. جدول (۱) پارامترهای ماهانه مورد استفاده شده در این تحقیق ارائه شده است همچنین در جدول (۲) مشخصات چاه‌های مورد استفاده آورده شده است.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]



شکل ۱- موقعیت چاه‌های حوضه دالکی
Figure 1. Location of Dalki basin wells

جدول ۱- متغیرهای ماهانه هواشناسی در دوره آماری (۱۳۸۱-۱۳۹۲)
Table 1. Meteorological monthly variables in period (2002- 2013)

نام ایستگاه	کد ایستگاه	متغیر اقلیمی	میانگین	حداکثر	حداقل	مشخصات جغرافیایی (درجه، دقیقه، ثانیه) طول	عرض	ارتفاع از سطح دریا (متر)
جره بالا	۲۳-۰۱۱	بارش (میلی‌متر)	۲۱/۰۶	۲۵۰/۰۰	۰/۰	۵۱° ۰۷' ۱۴"	۲۹° ۳۴' ۲۸"	۱۰۶
		دما (درجه سانتی‌گراد)	۲۵/۴۶	۳۷/۰۰	۰/۰			
		تبخیر (میلی‌متر)	۳۱۷/۷۲	۷۵۴/۲۰	۰/۰			

جدول ۲- مشخصات چاه‌های مورد استفاده در این تحقیق
Table 2. Characteristicsof wells used in this study

چاه	نام چاه	متغیر	مقیاس ماهانه میانگین	حداکثر	حداقل	مشخصات جغرافیایی (درجه، دقیقه، ثانیه) طول	عرض	ارتفاع از سطح دریا (متر)
۱	خوش مکان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۴/۹۳	۶	۰/۰	۵۱° ۰۸' ۴۹"	۲۹° ۱۳' ۴۹"	۳۴
۲	بنداروز	سطح آب زیرزمینی (متر)	۹/۸۰	۱۱/۹۸	۰/۰	۵۱° ۱۱' ۲۵"	۲۹° ۱۲' ۳۳"	۵۰
۳	بنداروز	سطح آب زیرزمینی (متر)	۲۶/۳۳	۲۹/۷۱	۰/۰	۵۱° ۱۳' ۴۱"	۲۹° ۱۱' ۲۵"	۷۲
۴	برازجان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۶/۵۶	۹/۵۶	۰/۰	۵۱° ۱۱' ۲۷"	۲۹° ۱۵' ۵۱"	۴۵
۵	برازجان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۵۶/۳۰	۵۹/۸۹	۰/۰	۵۱° ۱۳' ۵۷"	۲۹° ۱۴' ۴۲"	۹۹

به علت اینکه وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت می‌شود از روش استانداردسازی داده‌ها استفاده شده است. با روش استانداردسازی هر عدد تبدیل به عددی بین صفرتا ۱ می‌شود (۱۸). با توجه به پیشنهاد سلگی (۲۰) از رابطه (۱) برای نرمال‌سازی (استانداردسازی) استفاده شده است.

$$y = 0.5 + (0.5 \times \left(\frac{x - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}}\right)) \quad (۱)$$

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

در این روابط x داده مورد نظر، $\bar{x}$ میانگین داده‌ها، x_{max} حداکثر داده‌ها، x_{min} حداقل داده‌ها و y داده استاندارد شده می‌باشد.

سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)

پروفسور ژانگ و همکاران در سال ۱۹۹۷ مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی را ارائه کردند که قابلیت ترکیب توانایی دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی را داشت.

این روش به طور عملی در زمینه مهندسی توسعه یافته است. براساس نظریه بهینه فازی، شبکه‌های عصبی فازی جدید برای پیش‌بینی رواناب معرفی شده است (۶). سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند و همچنین با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، در مدل‌سازی فرآیندهایی همچون هیدرولوژی، هیدروژئولوژی، مدیریت مخازن و برآورد بار رسوب معلق بسیار قدرتمند می‌باشد (۷،۴). مدل فازی‌عصبی تطبیقی براساس تغییر در میزان مقادیر و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند. در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از روش استنتاجی تاکاگی سوگنو استفاده می‌شود. زمانی عمل شبیه‌سازی به درستی استفاده شده است که تمامی پارامترهای مؤثر در ساختار مدل طوری تعیین گردند که مقدار خطای مدل به حداقل مقدار خود برسد و همچنین مقادیر کارایی، بیشترین مقدار را داشته باشند. تعداد و نوع ورودی‌ها، شکل توابع عضویت[1] از عوامل مؤثر بر مدل نروفازی می‌باشد (۶).

توابع عضویت

تابع عضویت یک مجموعه فازی، تعمیم یافته تابع مشخصه در مجموعه‌های کلاسیک است. در منطق فازی این تابع نشان‌دهندهٔ درجهٔ حقیقت به عنوان بسطی از ارزیابی است. درجهٔ حقیقت معمولاً با احتمالات اشتباه گرفته می‌شود گرچه این‌ها دو مفهوم جداگانه هستند زیرا حقیقت فازی نشان دهندهٔ عضویت در مجموعه‌هایی است که به طور مبهم تعریف شده‌اند و احتمال رخداد با شرایطی خاص نمی‌باشد. تابع عضویت اولین بار در مجموعه‌های فازی توسط لطفی زاده معرفی گردید (۲۴).

برای هر متغیر، رابطه‌ای برای بیان توزیع صحت[2] آن متغیر تعریف می‌شود. از نظر تئوری، یک مجموعه فازی F از یک مجموعه مرجع X={x} به صورت یک نگاشت $(\mu_f): X \rightarrow [0.\alpha]$ تعریف می‌شود که در این نگاشت، به ازای هر x یک عدد در محدوده $[0.\alpha]$ تخصیص داده می‌شود و بیانگر مقداری است که اختصاص داشتن x را به مجموعه F نشان می‌دهد.

تعیین نوع تابع عضویت

معروف‌ترین توابع عضویت که در ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به کار می‌رود در ادامه توضیح داده خواهد شد. ساده‌ترین توابع عضویت با استفاده از خطوط مستقیم شکل می‌گیرند. تابع عضویت مثلثی ساده‌ترین تابع عضویت است که با نام Trimf معرفی می‌گردد. این تابع چیزی بیش از مجموعه‌ای از ۳ نقطه که تشکیل‌دهنده یک مثلث هستند، نیست. تابع عضویت ذوزنقه‌ای Trapmf، در واقع یک منحنی شکسته مثلثی است که قسمت فوقانی آن بریده شده و تخت می‌باشد. خط راست این توابع عضویت، دارای مزیت کاربرد آسان می‌باشد. دو تابع عضویت، منحنی توزیع گوسی را ساخته‌اند که شامل یک منحنی ساده گوسی و یک ترکیب دو طرفه از دو منحنی گوسی متفاوت می‌باشند. این دو تابع Gaussmf و Gauss2mf هستند (۲۲).

تابع عضویت زنگوله‌ای توسط سه پارامتر مشخص تعمیم یافته است و با نام تابع Gbellmf شناخته می‌شود. تابع عضویت زنگوله‌ای یک پارامتر بیشتر از تابع عضویت گوسی دارد، بنابراین اگر پارامتر آزاد تنظیم شده باشد، می‌تواند به یک مجموعه غیرفازی دست یابد. توابع عضویت زنگوله‌ای و گوسی به دلیل نرمی و حالت فشرده‌شان، توابع عضویت توانمندی برای آموزش دادن شبکه استنتاج فازی –عصبی تطبیقی می‌باشند. هر دوی این منحنی‌ها مزایای نرم شدن و غیر صفرشدن در تمام نقاط را دارند (۲۲).

هرچند توابع عضویت گوسی و زنگوله‌ای به حالت کشیده دست پیدا می‌کنند، اما قادر به تعیین برخی نیازهای خاص و مهم توابع انتقال نامتقارن نیستند. تابع عضویت دیگر Sigmoidal است که از سمت راست یا چپ به صورت باز تعریف می‌شود. توابع عضویت نامتقارن و بسته (که به سمت چپ یا راست باز نیستند) توسط دو تابع Sigmoidal ساخته می‌شوند. بنابراین علاوه بر Sigmf اصلی، اختلاف بین تابع Sigmoidal به نام‌های Dsigmf و ضرب دو تابع Sigmoidal به نام Psigmf مشهور می‌باشند و تابع عضویت منحنی Pi نیز به خاطر شکل ظاهری‌اش به این نام شناخته می‌شود (۲۲). در شکل (۲) شکل ظاهری انواع توابع عضویت ارائه شده است.

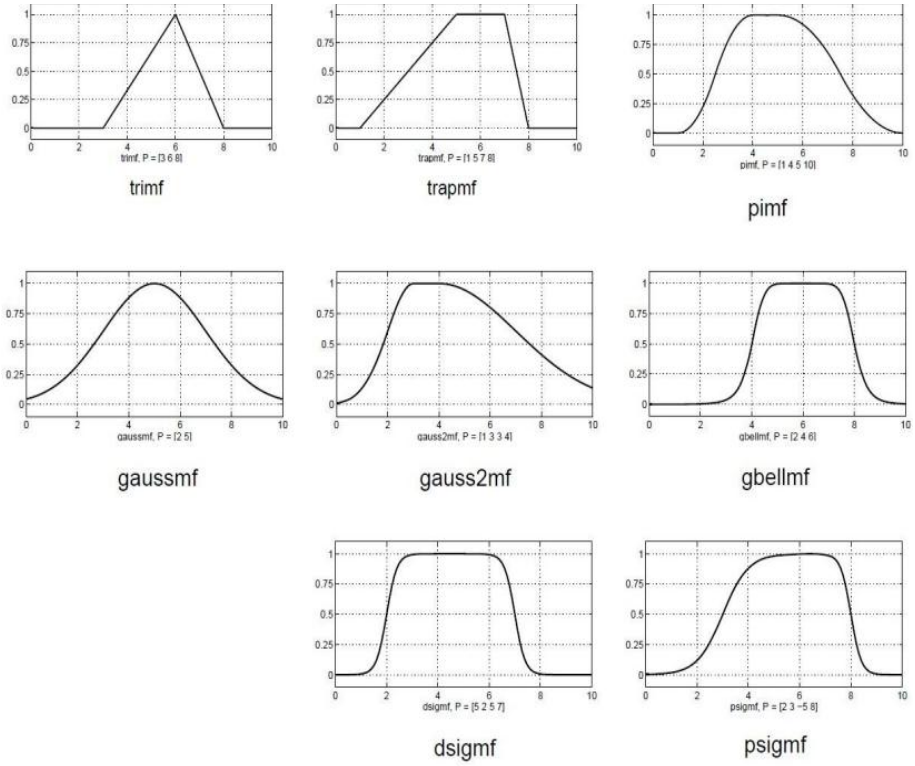
1- Membership Function

2- Distribution of Truth

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]

[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]



شکل ۲- توابع عضویت
Figure 2. Membership Functions

برای اجرای مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از نرم افزارهای Matlab(R2013a) و Microsoft Excel 2013 استفاده شده است.

تبدیل موجک

به هر کمیت متغیر در زمان یا مکان که قابل اندازه‌گیری باشد، سیگنال گویند. برای تحلیل سیگنال‌ها، مبدل‌های ریاضی مورد استفاده قرار می‌گیرد تا بتوان اطلاعاتی را که از سیگنال‌های خام به آسانی قابل دسترس نیست، به دست آورد. تبدیل موجک یکی از تبدیل‌های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است. تبدیل موجک تبدیلی است که سیگنال را به یک مجموعه از توابع اساسی سیگنال تجزیه می‌کند و در حقیقت یک مجموعه تابع اساسی از تأخیر و تغییر در مقیاس موجک مادر بدست می‌آید. مزیت مهم تبدیل موجکی این است که اطلاعات زمان و فرکانس را به طور مؤثری از سیگنال متغیر در زمان استخراج می‌کند. تابع موجک $\psi(t)$ موجک مادر نامیده می‌شود که دارای سه مشخصه تعداد نوسان محدود، بازگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت و منفی در دامنه خود و میانگین صفر است (این سه ویژگی شرط لازم برای این است که تابعی بتواند به عنوان تبدیل موجکی عمل کند) که شرط مقبولیت نامیده می‌شود. تابع موجک $\psi(t)$ به شکل ریاضی زیر تعریف می‌شود (۸).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)d(t) = 0 \qquad (۲)$$

از انواع موجک‌های مادر که برای آنالیز سیگنال استفاده می‌شوند می‌توان به موجک Sym، Haar، Morlet، Daubechies(db)، Meyer و ... اشاره کرد. $\psi_{(a,b)}(t)$ با استفاده از تأخیر و تغییر مقیاس موجک مادر از فرمول زیر حاصل می‌گردد (۸).

$$\psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-0.5}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in R, b \in R, a \neq 0 \qquad (۳)$$

ساختارهای مختلف جهت مدل‌سازی

با توجه به پارامترهای ورودی ۷ نوع ترکیب مختلف مطابق جدول (۳) مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهای H_t, P_t, T_t, E_t به ترتیب تبخیر، دما، بارش و سطح آب زیرزمینی در دوره زمانی ماهانه و $H_{t-2}, H_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-1}, E_{t-2}, E_{t-1}$ به ترتیب تبخیر، دما، بارش و سطح آب زیرزمینی در ماه‌های گذشته و H_{t+1} سطح آب زیرزمینی در ماه آتی می‌باشد. با توجه به نتایج تحلیل حساسیت صورت گرفته، تعداد تأخیر گام‌های زمانی برابر با دو در نظر گرفته شد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

جدول ۳- جزئیات ترکیب‌های مختلف مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

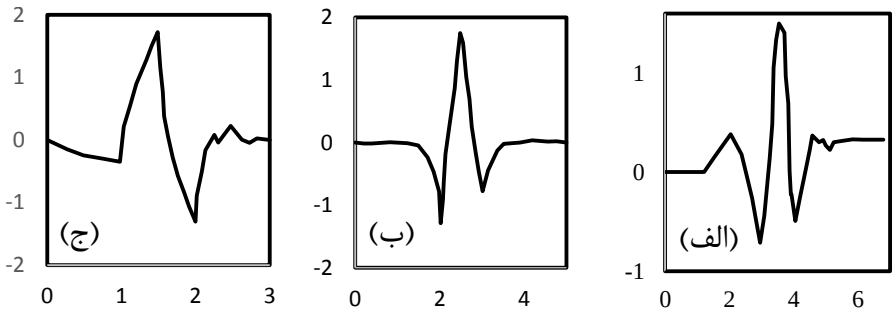
Table 3. Details of combinations of ANFIS model

ترکیب	ورودی	خروجی
۱	H_{t-2}, H_{t-1}, H_t	H_{t+1}
۲	P_{t-2}, P_{t-1}, P_t	H_{t+1}
۳	T_{t-2}, T_{t-1}, T_t	H_{t+1}
۴	E_{t-2}, E_{t-1}, E_t	H_{t+1}
۵	H_t, P_t, T_t, E_t	H_{t+1}
۶	$H_{t-1}, H_t, P_{t-1}, P_t, T_{t-1}, T_t, E_{t-1}, E_t$	H_{t+1}
۷	$H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, P_{t-2}, P_{t-1}, P_t, T_{t-2}, T_{t-1}, T_t, E_{t-2}, E_{t-1}, E_t$	H_{t+1}

برای دستیابی به نتایج حاصل از مدل ترکیبی، ابتدا با استفاده از تبدیل موجک پارامترهای ورودی به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شده سپس زیر سیگنال‌های تجزیه شده به عنوان ورودی به مدل ANFIS وارد شد تا مدل ترکیبی WANFIS حاصل گردد. پس از اجرای متعدد این برنامه و در حالت‌های خاص و مقایسه آن‌ها با یکدیگر، نتایج به دست آمد. یکی از نکات مهم و اساسی در مورد انتخاب موجک‌های مادر، طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن می‌باشد. لذا الگویی‌هایی از توابع موجک مادرکه بتواند به لحاظ شکل هندسی به خوبی بر منحنی سری زمانی منطبق شوند بهتر می‌توانند عمل نگاشت را انجام دهند و نتایج حاصل نیز بهتر خواهد بود. در این تحقیق با توجه به آزمایش موجک‌های مادر مختلف و توجه به نکته گفته شده در بالا ۳ تابع موجک زیر انتخاب شدند (شکل ۳). بدین منظور ابتدا برای هر یک از انواع موجک‌ها شامل: موجک Coif1، موجک Db2، موجک Db4 با درجات مختلف تجزیه و برای توابع عضویت مختلف برنامه اجرا شد.

مدل ترکیبی

برای ترکیب سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی و تبدیل موجک الگوی شکل (۴) طراحی گردیده که نحوه ورود داده‌ها و خروجی به صورت شماتیک در آن نشان داده شده است.



شکل۳- الف) تابع موجک db4 ب) تابع موجکcoif1 ج) تابع موجک db2

Figure 3. a) Harr wavelet b) Db4 wavelet c) Db2 wavelet

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]

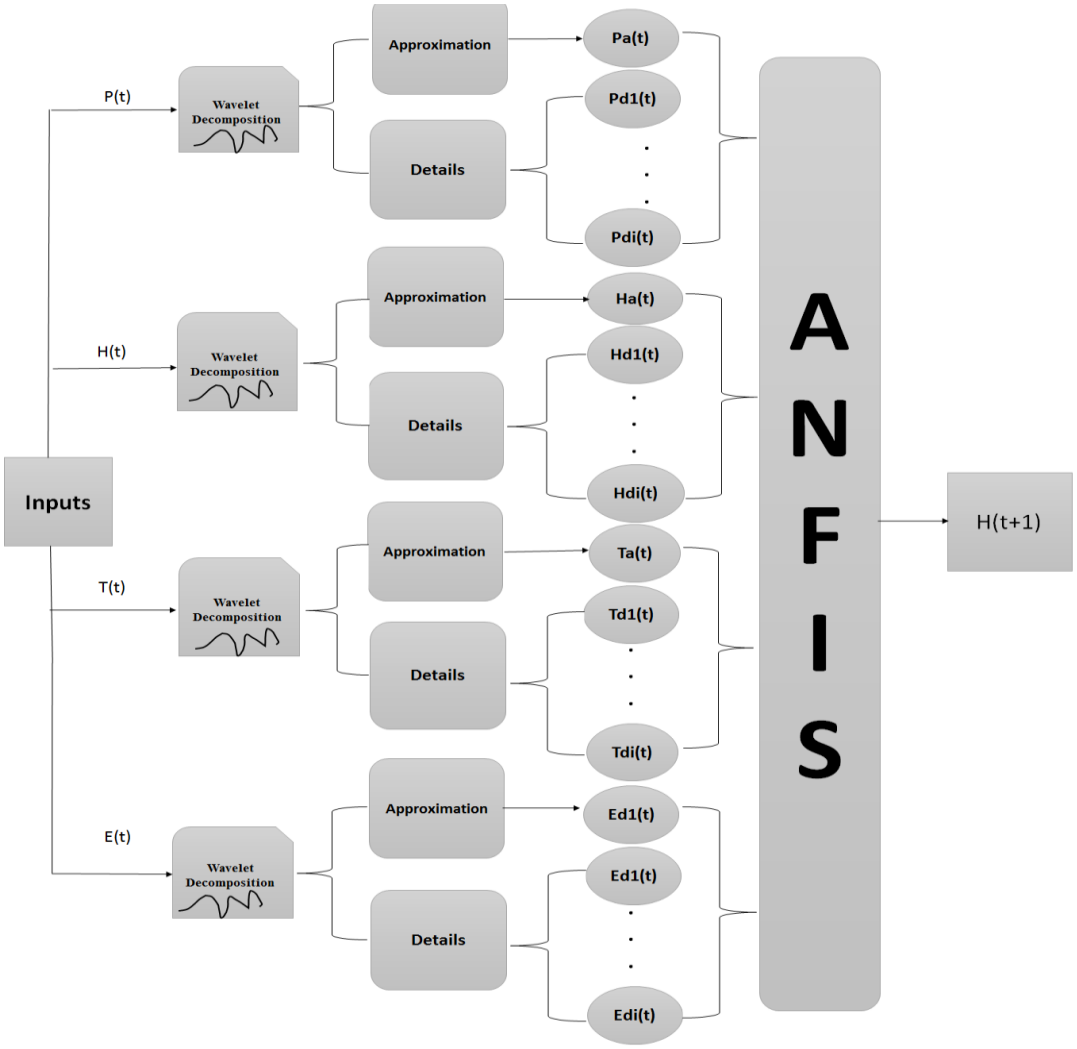
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]

[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]

[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]



شکل ۴- ساختار شماتیک مدل ترکیبی و نحوه ورود داده‌ها

Figure 4. Schematic structure of the hybrid model and data entry method

پارامترهایی که در شکل دیده می‌شوند عبارتند از:

$Pa(t)$: سیگنال تقریب[1] داده‌های بارش.

$P_{d1}(t)$: سیگنال جزئیات یا دیتیل[2] درسطح تجزیه یک داده‌های بارش.

$P_{di}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های بارش.

$Qa(t)$: سیگنال تقریب داده‌های سطح آب زیرزمینی.

$Q_{d1}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌های سطح آب زیرزمینی.

$Q_{di}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های سطح آب زیرزمینی.

$Ta(t)$: سیگنال تقریب داده‌های دما.

$T_{d1}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌های دما.

$T_{di}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های دما.

$Ea(t)$: سیگنال تقریب داده‌های تبخیر.

$E_{d1}(t)$: سیگنال دیتیل درسطح تجزیه یک داده‌های تبخیر.

$E_{di}(t)$: سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های تبخیر.

تعداد گره‌های لایه ورودی به درجه تجزیه وابسته است. همان‌طوری‌که در شکل (۴) دیده می‌شود تعداد گره‌های ورودی برای شبکه برابر با $m*(i+1)$ است که i درجه تجزیه موجک و m تعداد پارامترهای ورودی می‌باشد. به عنوان مثال برای سطح تجزیه ۱ در این تحقیق چون m برابر ۴ است (سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و تبخیر) تعداد گره‌های ورودی برابر ۸ می‌باشد. خروجی سطح آب زیرزمینی، H_{t+1} می‌باشد. بنابراین لایه خروجی یک گره دارد.

در این رابطه L درجه تجزیه پیشنهادی و N تعداد سری زمانی اعداد می‌باشد (۱۴). در این پژوهش با N=۱۳۲، L= ۲ می‌باشد که برای دقت بیشتر، درجات تجزیه یک تا ۴ مورد بررسی قرار گرفت.

$$L=Int[\log(N)] \quad (۴)$$

1- Approximate

2- Detail

با توجه به اینکه در ارزیابی عملکرد مدل در پیش‌بینی نتایج باید پارامترهای کمی و کیفی مختلفی بررسی گردد تا میزان تأثیرگذاری هر پارامتر ورودی روی نتایج به وضوح مشاهده شود از پارامترهای ضریب تبیین، جذرمیانگین مربعات خطا و معیار آکائیک در ارزیابی کارایی روش‌ها استفاده شده است که روابط آن‌ها به صورت زیر می‌باشد.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(H_i - H_o)^2}{N}} \qquad (۵)$$

$$\mathrm{R}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{H_o} - \mathrm{H})^2}{\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{H_o} - \overline{\mathrm{H}})^2} \qquad (۶)$$

$$\mathrm{AIC} = \mathrm{m} \times \ln(\mathrm{RMSE}) + 2(\mathrm{Npar}) \qquad (۷)$$

در روابط بالا پارامترها عبارتند از: N: تعداد داده‌ها، H_o: داده‌های مشاهداتی، $\overline{H}$: میانگین داده‌های مشاهداتی، H_i: داده‌های محاسباتی، m: تعداد پارامترها، Npar: تعداد داده‌های آموزش دیده می‌باشد.

نتایج و بحث

نتایج مدل‌سازی مدل ANFIS

ساختارهای مختلف در هر یک از ترکیب‌های مختلف مدل ANFIS به این صورت که هر یک از ساختارها با توابع عضویت مختلف و تعداد تکرارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بررسی ترکیب‌ها برای چاه مشاهداتی شماره ۱ به خصوص ترکیب شماره ۱ که فقط از داده‌های سطح آب زیرزمینی استفاده شده است نشان داد بهترین عملکرد مربوط به تابع عضویت Dsigmf با ضریب همبستگی ۰/۷۳۲ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۶۲۹ می‌باشد. در ترکیب ۲ و ۳ که به ترتیب از داده‌های بارش و دما استفاده شده است عملکرد مدل با توجه به ضریب همبستگی و جذرمیانگین مربعات خطای بدست آمده ضعیف بوده است. در ترکیب ۴ که از داده‌های تبخیر استفاده شد عملکرد مدل باز ضعیف بوده و این نشان‌دهنده این مطلب می‌باشد که فقط استفاده از پارامترهای بارش، دما و یا تبخیر به هیچ وجه مناسب نبوده و در نتیجه باید از ترکیب‌هایی که به صورت ترکیبی از پارامترهای ذکر شده می‌باشد استفاده نمود. در ترکیب ۵ که از داده‌های بارش، سطح آب زیرزمینی، دما و تبخیر استفاده شده است عملکرد مدل نسبت به زمانی که از تک تک پارامترها استفاده شده بود بهتر شد. به همین دلیل در ترکیب ۶ و ۷ باز از همه پارامترها ولی با زمان تأخیرهای یک و دو ماهه استفاده شد تا بتوان مقایسه بهتری جهت دستیابی به ترکیب و ساختار برتر دست یافت. در جدول (۴) بهترین نتیجه هر یک از ترکیب‌های هفت‌گانه ارائه شده است. براساس این جدول ترکیب ۶ دارای بهترین عملکرد برای مدل ANFIS بوده است و بعد از آن ترکیب ۷ نتیجه بهتری داشته یعنی اینکه افزایش تعداد تأخیرهای زمانی بیشتر از یک گام باعث کاهش عملکرد مدل شده است.

جدول ۴- بهترین ساختار در ترکیب‌های مختلف مدل ANFIS برای چاه ۱

Table 4. The best structure for different combinations of ANFIS model for well No. 1

ترکیب	تابع عضویت	نوع Mf	تعداد تکرار	ضریب همبستگی		جذر میانگین مربعات خطا	
				آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	Dsigmf	Constant	۳۰	۰/۹۲۹	۰/۷۳۲	۰/۰۳۳۴	۰/۰۶۲۹
۲	Pimf	Constant	۳۰	۰/۷۰۳	۰/۵۲۰	۰/۰۶۴۲	۰/۲۱۳۳
۳	Pimf	Constant	۳۰	۰/۶۸۹	۰/۴۱۲	۰/۰۶۵۵	۰/۲۱۱۸
۴	Pimf	Linear	۲۵	۰/۷۱۷	۰/۴۰۳	۰/۰۶۲۹	۰/۱۵۱۷
۵	Guassmf	Constant	۳۵	۰/۹۸۱	۰/۵۹۰	۰/۰۱۷۳	۰/۱۱۷۱
۶	Trapmf	Constant	۱۰	۰/۹۹۹	۰/۷۹۴	۰/۰۰۲۵	۰/۰۵۶۴
۷	Guass2mf	Linear	۱۵	۰/۹۵۶	۰/۷۷	۰/۰۲۶۵	۰/۰۶۰۳

بهترین ساختار برای هر یک از ترکیب‌های هفت‌گانه برای هر یک از چاه‌های مشاهده‌ای در جدول (۵) ارائه شده است. با توجه به جدول (۵) برای چاه ۲ ترکیب نوع ۱ که از داده‌های سطح آب زیرزمینی استفاده شده است دارای بهترین عملکرد بوده است و این مطلب را مشخص می‌کند که داده سطح آب زیرزمینی پارامتر اصلی و تأثیرگذار در خروجی می‌باشد. با توجه به این جدول ساختار برتر ترکیب ۶ برای چاه ۳ دارای بهترین عملکرد بوده است. براساس جدول (۵) ترکیب ۶ دارای نتایج بهتری برای چاه ۴ بوده سپس ترکیب ۷ یعنی اینکه استفاده از داده‌های تبخیر، دما و بارش باعث افزایش عملکرد مدل شده است چون ترکیب ۱ که از این پارامترها استفاده نشده بود عملکرد ضعیف‌تری نسبت به این دو نوع ترکیب نشان می‌دهد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

جدول ۵- بهترین ساختار در ترکیب‌های مختلف مدل ANFIS برای چاه‌های مختلف

Table 5. The best structure for different combinations of ANFIS model for defferent wells

چاه	ترکیب	تابع عضویت	نوع Mf	تعداد تکرار	ضریب همبستگی		جذرمیانگین مربعات خطا	
					آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۶	Trapmf	Constant	۱۰	۰/۹۹۹	۰/۷۹۴	۰/۰۰۲۵	۰/۰۵۶۴
۲	۱	Dsigmf	Linear	۳۰	۰/۹۹۲	۰/۹۴۳	۰/۰۰۹۹	۰/۰۱۷۶
۳	۶	Trapmf	Constant	۵	۰/۹۶۵	۰/۸۵۷	۰/۰۲۳۳	۰/۰۳۱۳
۴	۶	Pimf	Constant	۱۵	۰/۹۵۱	۰/۸۱۹	۰/۰۲۳۲	۰/۰۳۹۵
۵	۶	Guass2mf	Constant	۱۰	۰/۹۹۵	۰/۸۲۹	۰/۰۱۱۹	۰/۰۱۴۵

بر اساس جدول (۵) برای چاه ۵ نیز ترکیب ۶ دارای نتایج بهتری بوده یعنی استفاده از پارامترهای دما، بارش و تبخیر باعث افزایش عملکرد مدل شده است ولی هنگامی‌که با ترکیب ۷ که همین ۴ پارامتر ولی با تأخیر دو گام زمانی استفاده شده مقایسه می‌شود این نتیجه حاصل می‌شود که استفاده از تأخیر با یک گام زمانی دارای عملکرد بهتری می‌باشد. همانطوری‌که از بررسی معیارهای ارزیابی برای بهترین ساختار هر یک از ترکیب‌های هفت‌گانه برای چاه‌های مختلف مشخص شد تابع عضویت، نوع Trapmf دارای بهترین عملکرد بوده است.

نتایج مدل‌سازی با مدل ترکیبی

سیگنال اصلی پارامترهای ورودی با استفاده از تبدیل موجک به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شد. این زیرسیگنال‌ها توسط کدنویسی در نرم‌افزار متلب به عدد تبدیل شده و به عنوان ورودی ANFIS مورد استفاده قرار گرفت تا مدل ترکیبی WANFIS ایجاد شد. در این مدل‌سازی علاوه بر بررسی توابع موجک مختلف، توابع عضویت مختلف نیز مورد بررسی قرار گرفت تا بهترین عملکرد مدل ترکیبی حاصل شود.

جدول ۶- نتایج WANFIS برای موجک‌های مختلف برای چاه‌های مختلف

Table 6. Results of WANFIS model for different wavelets for different wells

چاه	نوع موجک	درجه تجزیه	تابع عضویت	تعداد تکرار	ضریب همبستگی		جذر میانگین مربعات خطا	
					آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	Db4	۳	Trapmf	۵	۰/۹۵۶	۰/۹۳۳	۰/۰۲۶۶	۰/۰۲۵۷
۲	Db4	۲	Pimf	۱۵	۰/۹۸۶	۰/۹۸۱	۰/۰۱۳۲	۰/۰۱۱۶
۳	Db2	۲	Dsigmf	۲۰	۰/۹۹۱	۰/۹۵۲	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۵۶
۴	Coif1	۳	Guass2mf	۱۵	۰/۹۷۰	۰/۹۴۳	۰/۰۱۸۲	۰/۰۲۳۴
۵	Coif1	۲	Gbellmf	۱۰	۰/۹۸۶	۰/۹۵۵	۰/۰۱۹۰	۰/۰۰۹۴

نتایج حاصل از مدل‌سازی با مدل ترکیبی به ازای توابع موجک مختلف برای درجه‌های تجزیه مختلف در جدول (۶) ارائه شده است. با توجه به جدول (۶) در تمامی سطوح تجزیه، برای چاه ۱ و۲ موجک مادر Db4، برای چاه ۴ و ۵ موجک مادرCoif1 و برای چاه ۳ موجک مادر Db2 عملکرد بهتری داشته و به عنوان موجک‌های برتر شناخته می‌شوند.

مقایسه مدل‌های مختلف

با توجه به بهترین ساختار هر یک از مدل‌های استفاده شده که در جدول (۷) مشخص می‌باشد. مدل ترکیبی WANFIS نسبت به مدل ANFIS عملکرد بهتری داشته و این به دلیل این است که از قبل روی داده‌ها پردازش صورت می‌گیرد و داده‌ها دسته‌بندی شده و با فرکانس‌های مختلف وارد ANFIS می‌شوند.

جدول ۷- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف

Table 7. Comparison of results obtained by different models

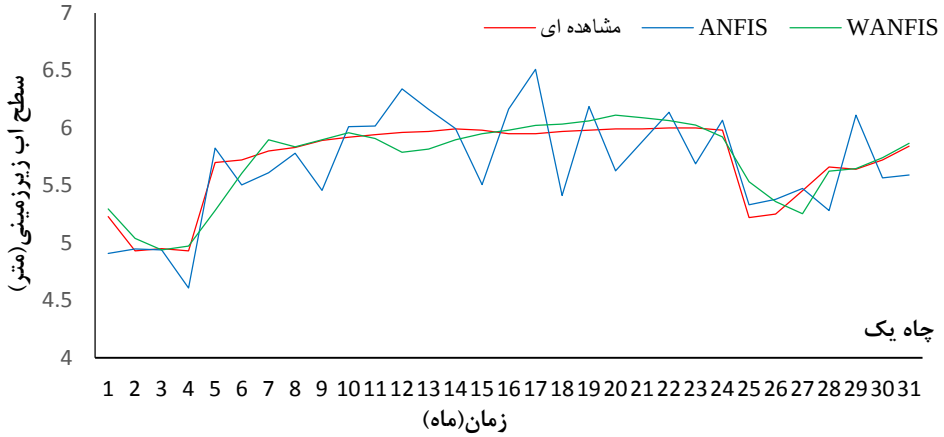
مدل	نام چاه	ضریب آکائیک		ضریب همبستگی		جذر میانگین مربعات خطا	
		آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
ANFIS	۱	۱۴۴/۱۳	۴۱/۰۰	۰/۹۹۹	۰/۷۹۴	۰/۰۰۲۵	۰/۰۵۶۴
WANFIS	۱	۱۳۳/۹۵	۳/۴۲	۰/۹۵۶	۰/۹۳۳	۰/۰۲۶۶	۰/۰۲۵۷
ANFIS	۲	۱۷۸/۱۷	۵۱/۸۸	۰/۹۹۲	۰/۹۴۳	۰/۰۰۹۹	۰/۰۱۷۶
WANFIS	۲	۱۰۵/۳۸	۲۵/۱۶	۰/۹۸۶	۰/۹۸۱	۰/۰۱۳۲	۰/۰۱۱۶
ANFIS	۳	۱۶۱/۹۴	۳۶/۳۰	۰/۹۶۵	۰/۸۵۷	۰/۰۲۳۳	۰/۰۳۱۳
WANFIS	۳	۱۵۶/۶۷	۳۰/۷۴	۰/۹۹۱	۰/۹۵۲	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۵۶
ANFIS	۴	۱۶۱/۹۰	۳۸/۱۵	۰/۹۵۱	۰/۸۱۹	۰/۰۲۳۲	۰/۰۳۹۵
WANFIS	۴	۱۲۷/۸۷	۳/۹۵	۰/۹۷۰	۰/۹۴۳	۰/۰۱۸۲	۰/۰۲۳۴
ANFIS	۵	۱۷۸/۷۰	۵۱/۳۰	۰/۹۹۵	۰/۸۲۹	۰/۰۱۱۹	۰/۰۱۴۵
WANFIS	۵	۱۴۴/۴۴	۷/۹۹	۰/۹۸۶	۰/۹۵۵	۰/۰۱۹۰	۰/۰۰۹۴

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]

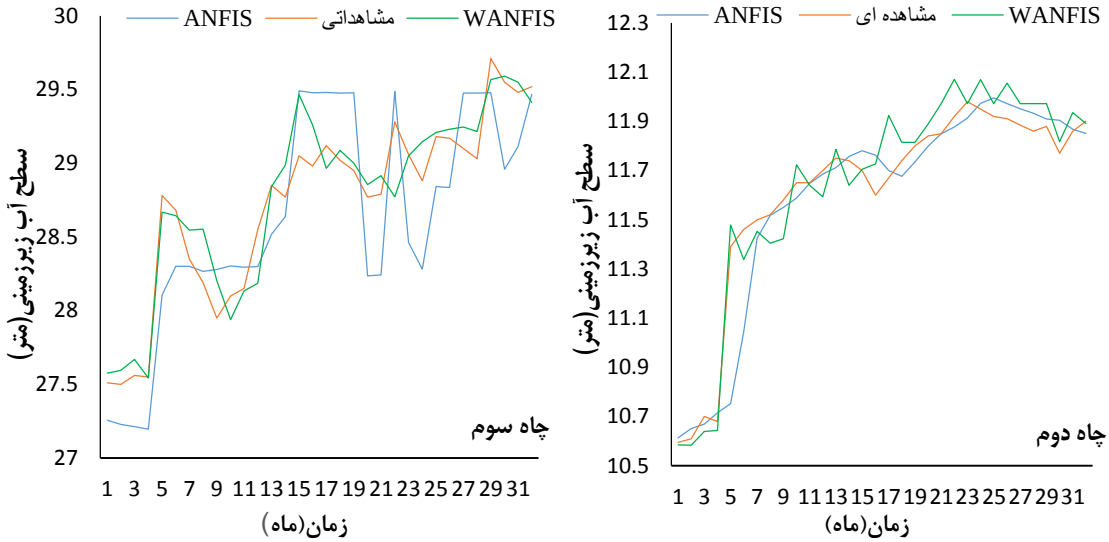
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]

[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

با توجه به جدول فوق در تمامی چاه‌های مشاهده‌ای عملکرد مدل ترکیبی نسبت به ANFIS بهتر بوده است. به طوری که در چاه ۱ استفاده از مدل ترکیبی باعث بهبود عملکرد به میزان ۱۴ درصد، در چاه ۲ به میزان ۴ درصد، در چاه ۳ به میزان ۱۰ درصد، چاه ۴ به میزان ۱۲ درصد و در چاه ۵ به میزان ۱۳ درصد افزایش ضریب همبستگی مشاهده شده است. با توجه به پارامتر جذر میانگین مربعات خطا نیز مشاهده می‌شود که مدل ترکیبی در تمامی چاه‌ها دارای جذر میانگین مربعات خطا کمتر بوده و در نتیجه عملکرد بهتری داشته است. براساس معیار آکائیک مشاهده می‌شود که مدل ترکیبی در تمامی چاه‌ها دارای معیار آکائیک کمتر بوده و به عنوان مدل برتر شناخته می‌شود. شکل (۵) نیز مقایسه نتایج حاصل از ۲ مدل استفاده شده برای چاه ۱ و شکل (۶) مقایسه مدل‌های مختلف برای چاه‌های ۲ تا ۵ را نشان می‌دهد.

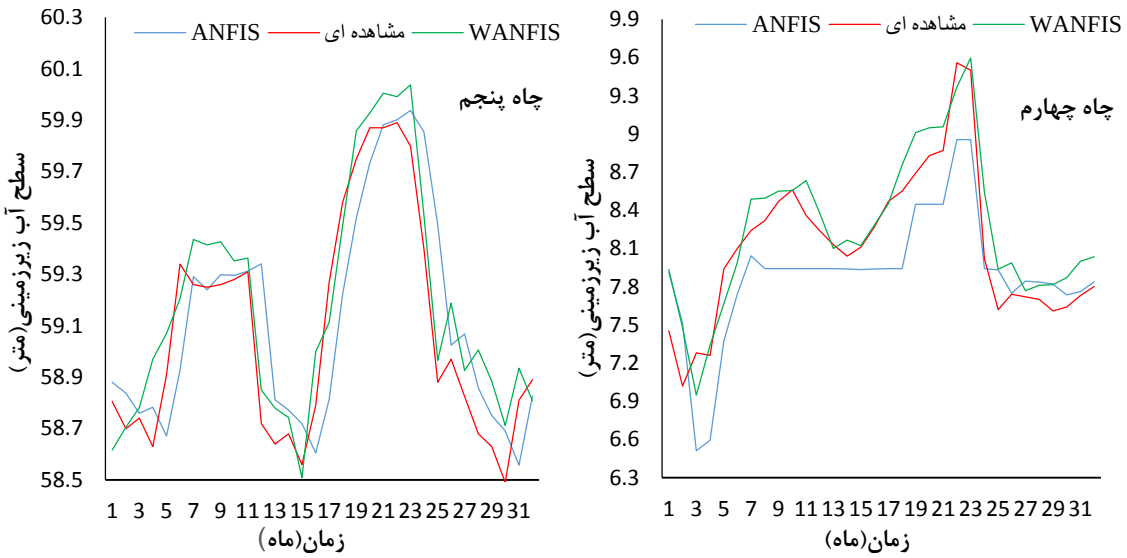


شکل ۵- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه ۱
Figure 5. Comparison of results obtained by different models, test stage, well No.1



شکل ۶- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه‌های ۲ تا ۵
Figure 6. Comparison of results obtained by different models, test stage, wells No.1 to 4

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]



ادامه شکل ۶- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه‌های ۲ تا ۵

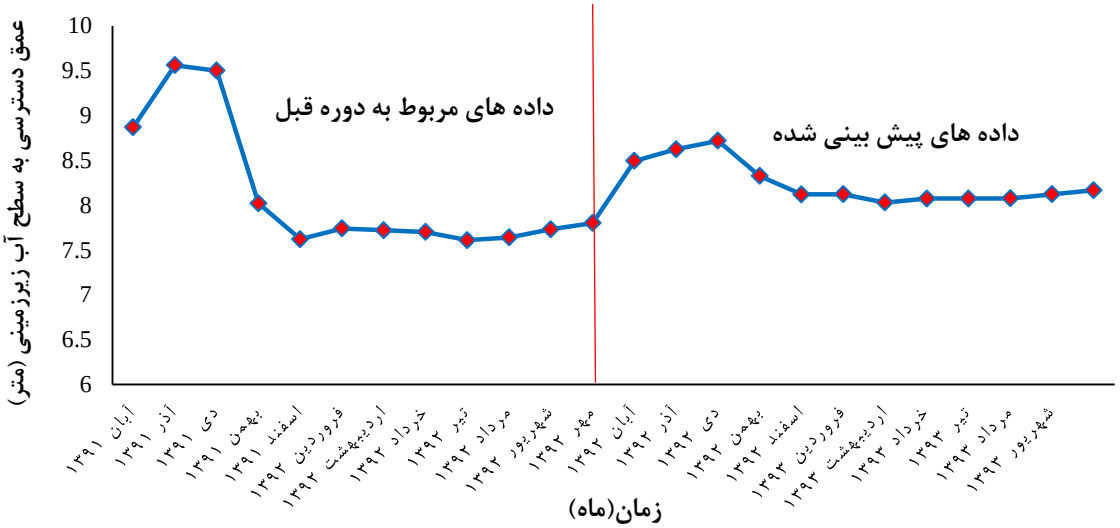
Cotinued Figure 6. Comparison of results obtained by different models, test stage, wells No.1 to 4

همان‌طوری‌که در شکل‌های فوق مشخص است مدل ترکیبی در برآورد مقادیر حداکثر و حداقل سطح آب زیرزمینی نسبت به مدل ANFIS عملکرد بهتری داشته است. همچنین مشاهده می‌شود که مقادیر برآوردی مدل ترکیبی به مقادیر مشاهده‌ای نزدیک بوده و این مطلب را می‌رساند که از مدل ترکیبی می‌توان برای پیش‌بینی مقادیر آتی سطح آب زیرزمینی بهره برد. همچنین نتایج این تحقیق با نتایج موسوی و همکاران (۹) مبنی‌بر عملکرد بهتر مدل WANFIS منطبق می‌باشد.

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با مدل برتر

بعد از بررسی مدل‌های مختلف مشخص شد که مدل ترکیبی WANFIS مدل برتر بوده به همین دلیل با تعیین بهینه پارامترهای مدل اقدام به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی شد. نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از مهر ۱۳۹۲ تا شهریور ۱۳۹۳ در شکل (۵) برای چاه ۴ به عنوان نمونه ارائه شده است. برای بررسی روند تغییر سطح آب زیرزمینی در شکل (۵) مقادیر سطح آب زیرزمینی از مهر ۱۳۹۱ به بعد آورده شده است. با بررسی شکل (۵) مشاهده می‌شود که علی‌رغم وجود نوسانات بسیار در طول سال، عمق دسترسی به آب زیرزمینی در حال افزایش است و افزایش حدود یک متر در یکسال می‌تواند به عنوان یک هشدار جدی برای سازمان آب منطقه‌ای بوشهر و ارگان‌های مربوطه باشد. چون علاوه‌بر اثر این کاهش بر روی منابع آبی به شدت بر روی محیط زیست منطقه نیز اثرات شدیدی خواهد داشت. با توجه به مقادیر بارندگی این منطقه علت اصلی افزایش عمق دسترسی به آب زیرزمینی مربوط به برداشت بیش از حد از چاه‌های آب زیرزمینی منطقه می‌باشد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]



شکل ۷- نتایج حاصل از پیش‌بینی و بررسی روند سطح آب زیرزمینی چاه ۴ (از مهر ۱۳۹۲ تا شهریور ۱۳۹۳)

Figure 7. Results of obtained by prediction and check trend groundwater for well No.4 (October 2013 to September 2014)

در این تحقیق از مدل‌های ANFIS و WANFIS برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ۵ چاه مشاهده‌ای در حوضه دالکی استان بوشهر در دوره زمانی ماهانه استفاده شد. آزمایش موجک‌های مختلف نشان داد که موجک‌های Db4 و Coif1 دارای جواب‌های مناسبی می‌باشند. براساس معیاهای ارزیابی در این تحقیق مدل WANFIS نسبت به مدل ANFIS دارای عملکرد بهتری بود. مقایسه نتایج حاصل از مدل‌سازی ماهانه حاکی از این است که استفاده از تبدیلات موجک در حالت ماهانه در بدترین شرایط، باعث افزایش ۴ درصدی عملکرد و در بهترین حالت باعث افزایش ۱۴ درصدی عملکرد شده است. بررسی ساختارهای مختلف و آنالیز حساسیت نشان داد که از بین پارامترهای استفاده شده در این تحقیق پارامتر سطح آب زیرزمینی دارای بیشترین اهمیت و سپس پارامترهای بارش، تبخیر و دما در مرحله بعدی اهمیت قرار دارند. با توجه به استفاده از توابع عضویت مختلف برای بدست آوردن نتایج بهتر، مشخص شد که دو نوع Trapmf و Trimf دارای بهترین عملکرد بوده‌اند. با توجه به نتایج، عمق دسترسی به آب زیرزمینی در حال افزایش می‌باشد که این امر با توجه به بحران آب در کشور، باید بیش از پیش مورد توجه مسوولین استان بوشهر قرار گیرد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

منابع

1. Adamowski, J. and H.F. Chan. 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. Journal of Hydrology, 407(1-4): 28-40.
2. Afruzi, A., Zare Abyaneh, H. 2017. Groundwater Level Modeling and Forecasting using the Time Series Models (Case Study: The Plains of Hamadan Province). Journal of Watershed Management Research, 8(15): 102-111 (In Persian).
3. Ebrahimi, H., T. Rajaee. 2017. Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with neural network, linear regression and support vector machine. Global and Planetary Change, 148:181-191.
4. Fallah-Mehdipour, E., O. Bozorg Haddad and M.A. Mariño. 2013. Prediction and simulation of monthly groundwater levels by genetic programming. Journal of Hydro-Environment Research, 7(4): 253-260.
5. Izadi, A., K. Davari, A. Alizadeh, B. Ghahreman, V. Haghayeghi and S.A. Moghaddam. 2007. Estimation groundwater Level Using Artificial Neural Network. Irrigation and Drainage Journal of Iran, 71(2): 1-59 (In Persian).
6. Jang, J.S.R., C.T. Sun, E. Mizutani. 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice-Hall International, New Jersey.
7. Kişi, Ö. 2009. Evolutionary fuzzy models for river suspended sediment concentration estimation. Journal of Hydrology, 372(1-4): 68-79.
8. Mallat, S.G. 1998. A wavelet tour of signal processing, San Diego, 123 pp.
9. Moosavi, V., M. Vafakhah, B, Shirmohammadi and M. Ranjbar. 2014. Optimization of Wavelet-ANFIS and Wavelet-ANN Hybrid Models by Taguchi Method for Groundwater Level Forecasting. Arabian Journal for Science and Engineering, 39: 1785-1796.
10. Nakhai, M., A. Saberi Nasr and R. Farajzadeh. 2011. Advantages of Neural-Wavelet Network in Forecasting of Groundwater Fluctuations. Fourth Conference of Iranian Water Resources Management. Amirkabir University of Technology Tehran, (In Persian).
11. Nayak, P., Y.R. Satyaji Rao and K.P. Sudheer. 2006. Groundwater Level Forecasting in a Shallow Aquifer Using Artificial Neural Network Approach. Water Resources Management, 20: 77-90.
12. Nayak, P.C., K.P. Sudheer, D.M. Rangan and K.S. Ramasastri. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. Journal of Hydrology, 291(1-2): 52-66.
13. Nourani, V., A. Asghari Mogaddam and A.O. Naderi. 2008. An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting. Hydrological Processes, 22: 5054-5066.
14. Nourani, V., M. Komasi and A. Mano. 2009. A Multivariate ANN-Wavelet Approach for Rainfall–Runoff Modeling. Water Resources Management, 23: 2877-2894.
15. Nourani, V. and S. Mousavi. 2016. Spatiotemporal groundwater level modeling using hybrid artificial intelligence-meshless method. Journal of Hydrology, 536: 10-25.
16. Rajai, T. and A. Zenivand. 2014. Modeling groundwater level using a wavelet hybrid model-artificial neural network (case study: Sharif Abad plain). Civil Engineering and Environment Journal, 44(3): 77: 63-51 (In Persian).
17. Ramezani-Charmahineh, A. and M. Zounemat-Kermani. 2017. Evaluation of the Efficiency of Support Vector Regression, Multi-Layer Perceptron Neural Network and Multivariate Linear Regression on Groundwater Level Prediction (Case Study: Shahrekord Plain). Journal of Watershed Management Research, 8(15): 1-12 (In Persian).
18. Riad, S., J. Mania, L. Bouchaou and Y. Najjar. 2004. Rainfall-runoff model usingan artificial neural network approach. Mathematical and Computer Modelling, 40(7-8): 839-846.
19. Shiri, J., O. Kisi, H. Yoon, K.K. Lee and A. Hossein Nazemi. 2013. Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications-A comparative study among soft computing techniques. Computers & Geosciences, 56(0): 32-44.
20. Solgi, A. 2014. Predict river flow with hybrid model wavelet-artificial neural network and compraction it with adaptive neuro fuzzy inference system and artificial neural network (case study: Nahavand Gamasiyab river). M.Sc.Thesis, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, 164 pp (In Persian).
21. Suryanarayana, C., C. Sudheer, V. Mahammood and B.K. Panigrahi. 2014. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam, India. Neurocomputing, 145: 324-335.
22. Toolbox of the MATLAB software, R2013a.
23. Wang, W. and J. Ding. 2003. Wavelet Network Model and Its Application to the Prediction of Hydrology. Natureand Science, 1(1): 67-71.
24. Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy Sets. Information and control, 8(3): 338-353.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]

[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]

Evaluation of Combined ANFIS with Wavelet Transform to Modeling and Forecasting Groundwater Level

Ali Eskandari[1], Farshad Faramarzyan Yasuj[2], Abazar Solgi[3] and Heidar Zarei[4]

1- Instructor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Islamic Azad University of Bushehr, Iran.
2- Graduated MSc. Student, Department of Irrigation and Drainage, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
3- Corresponding author, Ph.D. Student, Department of Water Resources Engineering, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran (Corresponding author: abazar_solgi@yahoo.com).
4- Associate Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
Recieved: December 19, 2017 Accepted: May 29, 2018

Abstract

One of the most important factors, in a good management in any field, is having a proper perspective of the upcoming events. There is no exception in water resources management and the environment and awareness of the condition of water resources, in an area, plays a decisive role for planning water and agriculture. In this study, the Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) was used for the monthly forecast of Dalaki Basin groundwater levels in the province Bushehr in a 12-year period (2002- 2013). In order to improve the results of the model, the wavelet transform was used and the original signal was decomposed to sub-signals. Then, sub-signals were entered, as input, into ANFIS model to obtain the hybrid model, Wavelet-Adaptive Neural Fuzzy Inference System (WANFIS). To forecast the groundwater level of five observed wells has been used, using groundwater levels, precipitation, evaporation, andtemperature. Results showed that hybrid model, WANFIS, has better performance than ANFIS model. Also, it was showed that hybrid model has better performance in estimate extreme points. So, this method, using wavelet theory, increased the performance by 14%. At the end, groundwater levels were estimated by the best model in a year. The results of thepredicted groundwater levels showed that theincrease of having access to groundwater in the Dalaki area. This problem is noted to authorities of the area regarding the effects on water resources and the environment of the area.

Keyword: Hybrid model, Wavelet Transform, Groundwater Level, Dalaki basin, Modeling and Forecasting

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1397.9.18.25.9]
[DOI: 10.29252/jwmr.9.18.56]