

کاربرد منطق فازی و نظریه موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی با استفاده از شاخص‌های انسو

مریم بیات ورکشی^{1*}، پریسا قیصری² و وحید ورشایان³

¹ استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه ملایر

² دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده کشاورزی، دانشگاه ملایر

³ استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا

(دریافت: 96/8/29، پذیرش: 97/8/26، نشر آنلاین: 97/8/27)

چکیده

مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی در مناطق گرم و خشک به دلیل برداشت بی‌رویه، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مطالعه به بررسی روش‌های مختلف هوشمند عصبی شامل شبکه عصبی مصنوعی، روش عصبی-فازی، عصبی-موجک و عصبی-فازی-موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی پرداخته شد. بدین منظور کاربرد شاخص‌های مختلف انسو در برآورد تراز آب زیرزمینی فصلی 11 چاه پیرومتری استان هرمزگان طی سال‌های 1369 تا 1392 مورد توجه قرار گرفت. نتایج نشان داد که شاخص اقیانوس آرام آمریکای شمالی (PNA) بیش‌ترین همبستگی را با تغییرات تراز آب زیرزمینی داشت. اجرای ساختارهای مختلف به تفکیک چهار فصل نشان داد، دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل تابستان بیش از سایر فصول بود. بر اساس نتایج بهترین ساختار در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل تابستان، مقدار آماره‌های خطاسنجی مجذور میانگین مربعات خطای نرمال، 0/014 با ضریب همبستگی 0/986 بود که 0/093 متر بیش‌برآورد داشت. از طرفی، برتری روش عصبی-موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی فصل‌های بهار، تابستان و زمستان نسبت به سایر روش‌ها، مشاهده گردید. لیکن در فصل پاییز، روش عصبی-فازی-موجک مناسب‌تر از روش‌های دیگر عمل نمود.

کلیدواژه‌ها: عصبی، فازی، موجک، PNA، تراز آب زیرزمینی.

1- مقدمه

(محتشم و همکاران، 1389) در داخل کشور و چین (Yang و همکاران، 2009)، هند (Mohanty و همکاران، 2009) و ایتالیا (Taormina و همکاران، 2012) کاربرد داشته است.

نتایج موفق شبکه عصبی مصنوعی، منجر به استفاده از تکنیک‌های جدید مانند منطق فازی و نظریه موجک در ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی تحت عنوان سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) و روش عصبی-موجک (WANN) در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی مطرح گردید. کاربرد روش ANFIS در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در مطالعات فتحی و همکاران (1391)، دهقانی و همکاران (1388) مورد ارزیابی قرار گرفت. مسلمی و همکاران (1390) کاربرد روش ANFIS را موفق‌تر از شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت بسطام شهرستان شاهرود دانستند.

رجائی و همکاران (1393) با بررسی روش عصبی-موجک در مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دشت شریف‌آباد اظهار داشتند این

آب‌های زیرزمینی به‌عنوان یک منبع مهم تأمین آب شیرین، همواره جایگاه ویژه‌ای در مطالعات منابع آب دارند. مطالعات آب‌های زیرزمینی با اهدافی چون بررسی وضعیت فعلی منابع آب زیرزمینی، پیش‌بینی و تغییرات تراز آب زیرزمینی در دوره‌های آتی، امکان برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب برای بهبود شرایط آبخوان در آینده انجام می‌گیرد (انصاری و همکاران، 2011).

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی از نقطه نظرهای مختلف، نقش بسزایی در مدیریت منابع آب دارد. در دهه‌های اخیر به‌کارگیری روش‌های هوشمند در شبیه‌سازی، به دلیل آسانی کاربرد و دقت بالا در تقریب معادله‌های غیرخطی و پیچیده ریاضی، نتایج مناسبی داشته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی آبخوان سرخون استان هرمزگان (سدیدی و همکاران، 1393)، شهرکرد (زمانی و همکاران، 1392)، شبستر (مختاری و همکاران، 1391)، قاین (جمالی و همکاران، 1388)، بیرجند

* نویسنده مسئول؛ 081-33339841

ضمن آن که اثر فصل نیز بر پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی مورد سنجش قرار گرفت.

2- مواد و روش‌ها

استان هرمزگان با وسعتی حدود 69700 کیلومتر مربع، بین مختصات جغرافیایی 25 درجه و 23 دقیقه تا 28 درجه و 57 دقیقه عرض شمالی و 52 درجه و 41 دقیقه تا 59 درجه و 15 دقیقه طول شرقی قرار دارد. متوسط دمای هوای سالانه منطقه 26/6 درجه سانتی‌گراد با میانگین رطوبت نسبی 68 درصد گزارش شده است (رفیعی و اسپهبد، 1394). میانگین نزولات سالیانه استان کم‌تر از 200 میلی‌متر با پراکنش زمانی و مکانی ناموزون و غالباً به‌صورت رگبارهای شدید بوده و گاه با بروز سیلاب‌های مخرب و زودگذر همراه است (بی‌نام، 1395). به‌منظور انجام مطالعه، اطلاعات ماهانه تراز آب زیرزمینی 11 چاه پیژومتری استان هرمزگان طی سال‌های 1369 تا 1392 مورد استفاده قرار گرفت که برای هم‌خوانی با شاخص‌های انسو به میلادی تبدیل شدند. شکل (1) موقعیت چاه‌های پیژومتری مورد مطالعه را نشان می‌دهد. جهت بررسی اثر پدیده انسو، اطلاعات شاخص‌های مختلف انسو شامل شاخص اقیانوس آرام آمریکای شمالی (PNA)، دمای سطح آب در ناحیه نینو 3/4 (NINO 3.4)، نینو 3+1 (NINO 1+3)، نینو 3 (NINO 3) و نینو 4 (NINO 4)، شاخص چندمتغیره انسو (MEI)، شاخص انتقالی نینو (TNI) و دمای سطح اقیانوس آرام (SST) طی دوره آماری متناظر (1990 تا 2013 میلادی) از وب‌گاه www.noaa.climate.indices دریافت گردید. اطلاعات در ستون‌هایی به تعداد شاخص‌های انسو و در ردیف‌هایی به تعداد سال‌های مورد استفاده تنظیم گردید. پس از کنترل کمی و کیفی اطلاعات، اقدام به تجزیه و تحلیل داده‌ها گردید. در گام نخست، به‌منظور شناسایی مؤثرترین شاخص انسو بر تغییرات تراز آب زیرزمینی، مقدار همبستگی بین تراز آب زیرزمینی با هر یک از شاخص‌های انسو با آزمون پیرسون صورت گرفت.

در گام بعدی، به‌منظور مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی، مقادیر شاخصی که بیش‌ترین همبستگی را با تراز آب زیرزمینی داشت (متغیر X در شکل (1))، به‌عنوان ورودی روش‌های هوشمند عصبی لحاظ گردید. بدین جهت، 3 ترکیب مختلف شاخص انسو در قالب 3 معماری مختلف به کار گرفته شد. شکل (2)، معماری روش‌های هوشمند عصبی مورد استفاده را نشان می‌دهد. از آنجا که تغییرات فصلی تراز آب زیرزمینی مدنظر می‌باشد، بنابراین معماری‌های مورد استفاده به تفکیک هر فصل جداگانه طراحی و اجرا گردید.

روش نیز تطابق خوبی با مقادیر مشاهده‌ای دارد. مقایسه روش‌های عصبی- فازی، عصبی- موجک و مدل سری زمانی ARIMA در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت قم نشان داد که روش عصبی- موجک در مقایسه با دو روش دیگر نتایج بهتری ارائه می‌دهد (فتحی، 1391).

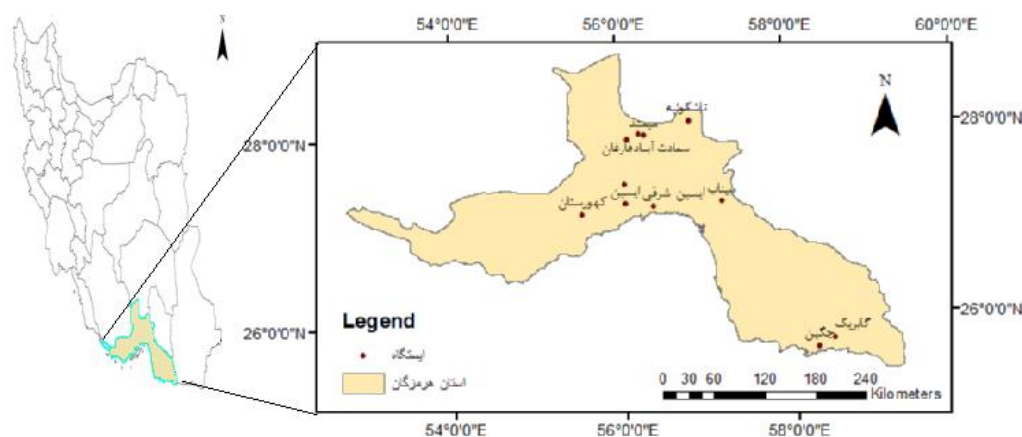
Chan و Adamowski (2011) روش عصبی- موجک را برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دو ناحیه تحقیقاتی در ایالت کوبک کانادا به کار بردند. نتایج آن‌ها بیان‌گر توانایی بالای روش عصبی- موجک در مقایسه با روش شبکه عصبی بود. بررسی‌ها نشان می‌دهد اکثر مطالعات پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی، از پارامترهای هواشناسی و هیدروژئولوژی به‌عنوان اطلاعات ورودی در سامانه‌های هوشمند استفاده نموده‌اند (محتشم و همکاران، 1389، Daliakopoulos و همکاران، 2005، Sreekanth و همکاران، 2009، Coulibaly و همکاران، 2001). این در حالی است که تأثیر پدیده انسو (ENSO) به‌عنوان یکی از عوامل بزرگ مقیاس و از عوامل مهم تغییردهنده اقلیم بر عوامل هیدرولوژی و هیدروژئولوژی معرفی و مطرح گردیده است. Kuss و Gurdak (2014) طی تحقیقی به پاسخ تراز آب‌های زیرزمینی و سفره‌های اصلی آب به شاخص‌های انسو در ایالت متحده پرداختند. آنان در مطالعه خود به تأثیر شاخص‌های انسو بر تغییرات تراز آب زیرزمینی اشاره نمودند.

Mitraet و همکاران (2014) ضمن تأیید ارتباط قوی بین انسو و تغییرات تراز آب زیرزمینی، اظهار داشتند در فصل بارندگی، این ارتباط قوی‌تر از فصل خشک می‌باشند. بررسی اثر پدیده انسو بر تغییرات تراز آب زیرزمینی کشور از سوی Bayat Varkeshi (2016) گزارش شد. وی به تأییدپذیری تراز آب زیرزمینی 80 درصد از ایستگاه‌های کشور از پدیده انسو اشاره داشت.

Fleming و Quilty (2006) با بررسی اثر انسو بر تغییرات تراز آب زیرزمینی جنوب غربی کلمبیا، ضمن تأیید ارتباط غیرخطی بین این دو، اظهار داشتند بیشترین تأثیر پدیده انسو در تغییرات آب زیرزمینی فصل تابستان اتفاق می‌افتد.

Velasco و همکاران (2017) نیز در مطالعه خود نقش پدیده انسو در منابع آب زیرزمینی شرق ایالات متحده آمریکا را گزارش نمودند. اثر انسو در توجیه رفتار آب زیرزمینی چین در مطالعه Zhong و همکاران (2018) نیز گزارش شده است.

باتوجه به آن که مطالعات اندکی به‌منظور بررسی اثر پدیده انسو بر تغییرات تراز آب زیرزمینی صورت گرفته است، در مطالعه حاضر برآورد تراز آب زیرزمینی با کاربرد شاخص‌های انسو مدنظر قرار گرفت. بدین‌منظور، روش‌های مختلف سامانه‌های هوشمند شامل شبکه عصبی مصنوعی، روش‌های عصبی- فازی، عصبی- موجک و عصبی- فازی- موجک در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی استان هرمزگان با استفاده از شاخص‌های مختلف انسو مطالعه شد.



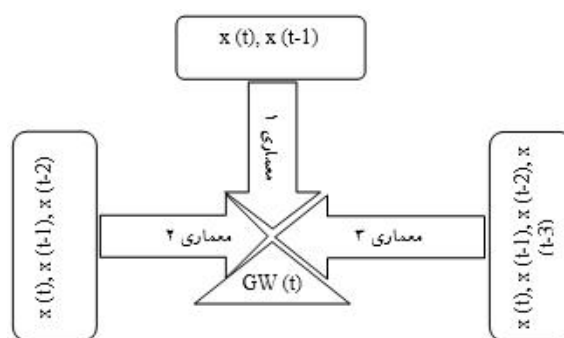
شکل 1- موقعیت جغرافیایی چاه‌های مورد مطالعه

موجک، تابع موجک Haar با 4 سطح در نرم‌افزار Matlab لحاظ گردید. کاربرد تابع موجک Haar در مطالعات هیدرولوژیکی از سوی Aksoy و Bayazit (2001) و Serbes و Okkan (2013) نیز گزارش شده است. به اعتقاد Nourani و همکاران (2014)، تابع موجک Haar یکی از بهترین توابع موجک در تجزیه و تحلیل داده‌های هیدرولوژیکی به‌شمار می‌رود.

به‌منظور مقایسه اثر کاربرد شاخص انسو در برآورد سطح آب زیرزمینی با کاربرد پارامترهای هواشناسی، طبق مطالعات پیشین صورت گرفته، اقدام به بررسی توانایی هر یک از مدل‌های هوشمند عصبی در برآورد سطح آب زیرزمینی با استفاده از پارامترهای هواشناسی شد. بدین منظور، با استفاده از پارامترهای دمای هوا، رطوبت نسبی، تبخیر و بارندگی اقدام به برآورد سطح آب زیرزمینی در هر یک از فصول گردید. بدین منظور اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی در سطح استان طی سال‌های 1369 تا 1392 مدنظر قرار گرفت. هدف، مقایسه اثر کاربرد شاخص انسو در مقایسه با پارامترهای هواشناسی در برآورد سطح آب زیرزمینی بود. ارزیابی نتایج هر یک از روش‌های هوشمند عصبی با آماره‌های خطاسنجی ریشه خطای مربع متوسط (RMSE)، مجذور میانگین مربعات خطای نرمال (NRMSE) و میانگین خطای سوگیری (MBE) طبق روابط زیر انجام شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X-Y)^2}{n}} \quad (1)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X-Y)^2}{n}}}{\bar{Y}} \quad (2)$$



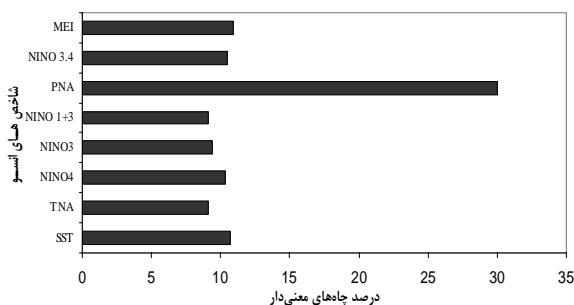
شکل 2- ساختار روش‌های هوشمند عصبی مورد استفاده

همان‌گونه که از شکل (2) استنباط می‌شود، در معماری اول، از مقدار شاخص X در زمان t و $(t-1)$ به‌عنوان ورودی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی (GW) در زمان t استفاده شد. در معماری دوم مقادیر $x(t)$ ، $x(t-1)$ و $x(t-2)$ و در معماری سوم، شاخص X ثابت شده در سه گام زمانی $(t-1)$ ، $(t-2)$ و $(t-3)$ به‌عنوان ورودی در نظر گرفته شد.

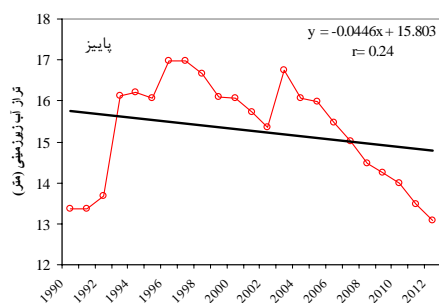
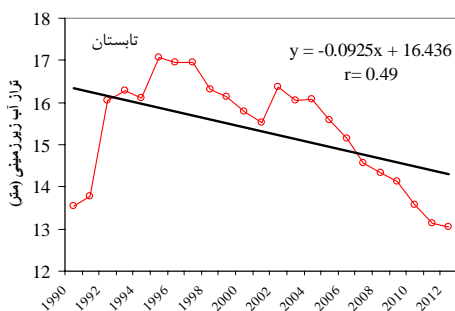
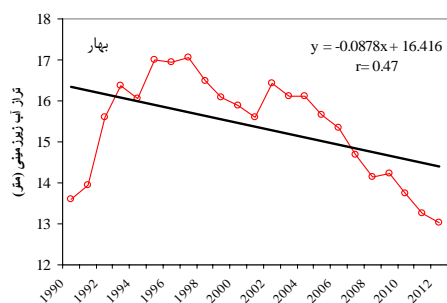
روش‌های هوشمند عصبی شامل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، روش عصبی-فازی (CANFIS)، عصبی-موجک (WANN) و عصبی-فازی-موجک (WCANFIS) بود. برای ساختار شبکه عصبی مصنوعی از قوانین آموزش لونبرگ مارکوات و تابع فعالیت تانزانت و سیگموئید استفاده گردید. تعداد نرون لایه میانی مطابق معمول با روش سعی و خطا به‌دست آمد.

در ساختار روش عصبی-فازی، تابع عضویت بل و گوسین با تعداد دسته 2 تا 4 مورد بررسی قرار گرفت. ساختار فوق براساس مطالعات قبلی، توصیه محققین و عملکرد مناسب گزارش شده، بود (Wang و همکاران، 2017، Tiwari و همکاران، 2018). اجرای هر دو ساختار شبکه عصبی مصنوعی و روش عصبی-فازی در نرم‌افزار NeuroSolution صورت گرفت. به‌منظور کاربرد نظریه

مقایسه شیب روند تغییرات تراز آب زیرزمینی در شکل (4) نشان می‌دهد که بیش‌ترین شیب کاهش‌ی مربوط به دو فصل تابستان و بهار می‌باشد که دلیل این امر می‌تواند افزایش برداشت سفره آب زیرزمینی و کاهش نزولات جوی باشد. در مقابل در دو فصل زمستان و پاییز با توجه به برداشت کم‌تر و تغذیه بیش‌تر، روند کاهش تراز آب زیرزمینی با شیب کم‌تر قابل مشاهده است.



شکل 3- درصد چاه‌های پیژومتری با همبستگی معنی‌دار بین تراز آب زیرزمینی و شاخص‌های انسو



$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (X-Y)}{n} \quad (3)$$

که در آن، X و Y به ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهداتی، n تعداد داده‌ها، \bar{Y} میانگین داده‌های مشاهداتی. با ترسیم مقادیر تراز آب زیرزمینی برآوردی و مشاهداتی در قالب نمودار و برازش مدل خطی درجه یک ($y=ax+b$)، مقدار ضریب همبستگی (r) نیز حاصل شد.

3- نتایج و بحث

شکل (3)، درصد چاه‌های پیژومتری دارای همبستگی معنی‌دار بین تراز آب زیرزمینی با هر یک از شاخص‌های انسو را نشان می‌دهد.

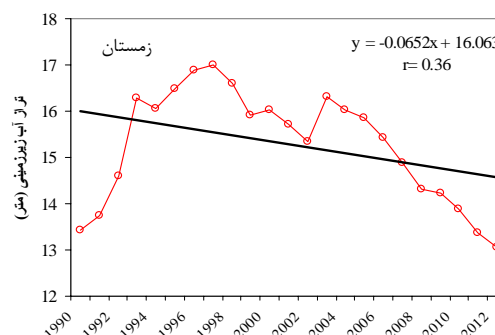
همان‌گونه که شکل (3) نشان می‌دهد، بیش‌ترین تعداد همبستگی به شاخص PNA تعلق دارد. به طوری که درصد چاه‌های پیژومتری که همبستگی معنی‌دار با شاخص PNA داشتند 30/04 درصد می‌باشد که در مقایسه با سایر شاخص‌ها، از بیش‌ترین تعداد همبستگی برخوردار است.

در مطالعه علیزاده و همکاران (1390)، Konrad (1998) و Niebauer و Robert (1999) نیز اثر شاخص PNA بر پدیده‌های هیدرولوژیکی تأیید و گزارش شد که همسو با نتایج شکل (3) می‌باشد. Monahan (2003) مطالعه به روش تحلیل عاملی دریافتند که فازهای النینو و لانینو به ترتیب از طریق اثر در فازهای PNA بر گردش عمومی جو نیمکره شمالی و تاوه قطبی اثر می‌گذارند.

تغییرات فصلی تراز آب زیرزمینی استان هرمزگان از سال 1990 تا 2013 در شکل (4) قابل مشاهده می‌باشد. در ترسیم این شکل میانگین تراز آب زیرزمینی سالانه به تفکیک چهار فصل مد نظر قرار گرفت. همان‌گونه که شکل (4) نشان می‌دهد، تغییرات کلی تراز آب زیرزمینی در هر چهار فصل کاهش‌ی می‌باشد. دلیل این امر را می‌توان ریزش نزولات جوی و تغییرات دمای هوا دانست که در گزارش نوحه‌گر و همکاران (1395) نیز آمده است. نوحه‌گر و همکاران (1395) افزایش میزان برداشت سالانه از منابع آب زیرزمینی و افزایش تعداد حلقه‌های چاه را عاملی مهم در تغییرات تراز آب زیرزمینی دشت‌های استان هرمزگان دانستند. اگرچه افزایش سطح زیرکشت طی سال‌های اخیر نیز می‌تواند در کاهش تراز آب زیرزمینی نقش بسزایی داشته باشد. در مطالعه فتحی و همکاران (1393) نیز کاهش منابع آب با افزایش سطح زیرکشت محصولات کشاورزی مناطق گرم و خشک بیان گردید. اکبری و همکاران (1388) نیز علت اصلی افت تراز آب زیرزمینی را برداشت بی‌رویه، افزایش جمعیت، افزایش سطح زیر کشت و تعداد زیاد چاه‌های برداشت شده دانستند.

چهار ورودی تعلق دارد. اگرچه مقدار ضریب همبستگی این ساختار بیش تر از ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی می باشد، لیکن مقدار خطای این ساختار به میزان 0/056 بیش از ANN است. براین اساس، آماره های خطاسنجی NRMSE و MBE روش CANFIS به ترتیب 0/057 و 0/105 متر می باشند. بنابراین کاربرد منطق فازی در بهبود نتایج شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی تراز آب زیرزمینی فصل بهار موثر واقع نگردید. این نتیجه همسو با مطالعه زارع ابیانه و بیات ورکشی (1392) مبنی بر بهتر بودن نتایج شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش عصبی - فازی در برآورد سطح ایستابی دشت همدان - بهار است. در گزارش خاشعی سیوکی و همکاران (1392) نیز برتری شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش عصبی - فازی در برآورد تراز ایستابی دشت نیشابور بیان گردید. در مقابل، ترکیب نظریه موجک با شبکه عصبی مصنوعی با معماری 1، خطای روش ANN را به 0/02 کاهش داد. ضمن آن که مقدار ضریب همبستگی نیز از 0/758 در روش ANN به 0/970 در روش عصبی - موجک ارتقا یافت. در عین حال در این روش نیز مشابه روش ANN، با افزایش پارامترهای ورودی، خطای مدل نیز افزایش یافت.

Chan و Adamowski (2011) با مقایسه روش عصبی - موجک و شبکه عصبی مصنوعی اظهار داشتند، روش عصبی - موجک با دقت بالاتری تراز آب زیرزمینی حوضه آبریز شاتوگای در کانادا را پیش بینی نمود. نتایج روش ترکیبی عصبی - فازی - موجک در جدول (1) نشان می دهد، کمترین خطا به مقدار 0/02 با مقدار خطای سوگیری 0/019 متر به معماری 2 با مقدار ضریب همبستگی 0/965 تعلق دارد. بنابراین می توان اظهار داشت، کاربرد تئوری موجک در روش عصبی - فازی خطای برآورد را به میزان 65 درصد کاهش داد. لیکن تفاوت قابل ملاحظه ای بین نتایج روش عصبی - فازی - موجک و عصبی - موجک مشاهده نشد.



شکل 4- روند تغییرات فصلی تراز آب زیرزمینی استان هرمزگان

نتایج اجرای روش های مختلف هوشمند عصبی در قالب سه معماری مختلف برای هر یک از فصول در جداول (1) تا (4) تنظیم گردید. در این جداول، مقدار آماره های خطاسنجی و ضریب همبستگی جهت ارزیابی نتایج، مورد تحلیل قرار گرفت. خلاصه آماره های خطاسنجی روش های مختلف هوشمند عصبی در پیش بینی تراز آب زیرزمینی فصل بهار در جدول (1) نشان می دهد که در روش شبکه عصبی مصنوعی کمترین خطای برآورد تراز آب زیرزمینی به ساختار اول تعلق دارد. به طوری که در این ساختار مقدار خطای NRMSE، 0/054 با مقدار همبستگی 0/758 می باشد. مقدار خطای MBE نیز بیان گر کم برآوردی شبکه عصبی مصنوعی می باشد که به میزان 0/163- متر قابل مشاهده است. همان گونه که جدول (1) نشان می دهد، افزایش ورودی ها منجر به بهبود نتایج پیش بینی تراز آب زیرزمینی نشد. زارع ابیانه و همکاران (1389) دلیل این امر را وجود خطا در اندازه گیری هر پارامتر دانستند که با کاهش تعداد پارامتر ورودی به شبکه عصبی مصنوعی، مقدار خطا نیز به مراتب کاهش خواهد یافت. اما در روش CANFIS بهترین ساختار برآورد تراز آب زیرزمینی به معماری 3 با

جدول 1- نتایج شاخص های آماری روش های هوشمند عصبی در پیش بینی تراز آب زیرزمینی فصل بهار

r	MBE	NRMSE	RMSE	ورودی	روش
(--)	(متر)	(--)	(متر)		
0/758	-0/163	0/054	0/842	PNA (t-1)	
0/713	-0/140	0/067	1/042	PNA (t-1), PNA (t-2)	ANN
0/734	-0/256	0/059	0/913	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/485	-0/067	0/071	1/101	PNA (t-1)	
0/624	-0/077	0/064	0/987	PNA (t-1), PNA (t-2)	CANFIS
0/814	0/105	0/057	0/880	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/970	0/081	0/020	0/320	PNA (t-1)	
0/958	-0/146	0/025	0/399	PNA (t-1), PNA (t-2)	WANN
0/877	0/004	0/038	0/593	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/953	0/060	0/025	0/388	PNA (t-1)	
0/965	0/019	0/020	0/320	PNA (t-1), PNA (t-2)	WCANFIS
0/861	0/071	0/041	0/639	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	

زیرزمینی دارد. نتایج روش عصبی- موجک نشان می‌دهد، تئوری موجک به مراتب موفق از منطقه فازی عمل نموده است. همان‌گونه که از جدول (2) استنباط می‌شود، در روش عصبی- موجک مقدار خطای NRMSE برابر 0/03 و ضریب همبستگی 0/929 می‌باشند. نتایج اجرای معماری 2 روش عصبی- فازی- موجک به‌عنوان ساختار بهینه، گویای آن است که مقدار خطای این روش کم‌تر از هر سه روش می‌باشد (NRMSE=0/027). بنابراین در فصل پاییز، منطق فازی منجر به کاهش خطای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با روش عصبی و عصبی- موجک گردید. این نتیجه همسو با گزارش خاشعی سیوکی و همکاران (1392) می‌باشد.

جدول (3)، نتایج اجرای ساختارهای مختلف روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل زمستان را نشان می‌دهد. همان‌گونه که از جدول (3) استنباط می‌شود، بهترین نتیجه روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به معماری 3 در روش عصبی- موجک تعلق دارد.

با توجه به حصول نتیجه مشابه بین دو روش ANN و عصبی- فازی، می‌توان کاربرد منطق فازی را در ترکیب روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل بهار ناکارآمد دانست. مقایسه نتایج اجرای روش‌های مختلف هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل پاییز در جدول (2)، نشان می‌دهد که نتایج اجرای هر 4 روش در هر سه معماری متفاوت می‌باشد. در روش ANN، کم‌ترین خطا برابر 0/058 با ضریب همبستگی 0/782 است که مربوط به معماری 3 می‌باشد. برخلاف تراز آب زیرزمینی فصل بهار، ترکیب منطق فازی منجر به بهبود نتایج روش ANN گردید. به‌طوری که در روش CANFIS، مقدار آماره NRMSE به 0/049 کاهش و مقدار همبستگی به 0/848 افزایش یافت. دهقانی و همکاران (1388) نیز روش عصبی- فازی را موفق‌تر از شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تراز آب زیرزمینی دشت قزوین دانستند. خاشعی سیوکی و همکاران (1392) در مطالعه خود اظهار داشتند روش عصبی- فازی برای ماه‌های پاییز، کارایی بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تراز آب

جدول 2- نتایج شاخص‌های آماری روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل پاییز

r	MBE	NRMSE	RMSE	ورودی	روش
0/800	0/158	0/061	0/933	PNA (t-1)	ANN
0/760	-0/195	0/070	1/07	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/772	0/145	0/058	0/896	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/848	0/267	0/049	0/760	PNA (t-1)	CANFIS
0/607	-0/082	0/070	1/707	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/640	-0/036	0/064	0/979	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/943	-0/109	0/032	0/491	PNA (t-1)	WANN
0/913	0/050	0/037	0/567	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/929	-0/038	0/030	0/463	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/914	0/039	0/035	0/542	PNA (t-1)	WCANFIS
0/869	-0/180	0/027	0/424	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/926	-0/018	0/031	0/474	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	

جدول 3- نتایج شاخص‌های آماری روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل زمستان

r	MBE	NRMSE	RMSE	ورودی	روش
0/254	0/028	0/092	1/40	PNA (t-1)	ANN
0/634	0/235	0/077	1/177	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/823	-0/001	0/048	0/746	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/327	0/061	0/078	1/196	PNA (t-1)	CANFIS
0/365	0/035	0/072	1/108	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/838	0/051	0/043	0/657	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/833	-0/026	0/049	0/761	PNA (t-1)	WANN
0/093	0/332	0/128	1/969	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/948	-0/018	0/024	0/376	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	
0/904	-0/039	0/034	0/523	PNA (t-1)	WCANFIS
0/796	0/100	0/048	0/747	PNA (t-1), PNA (t-2)	
0/815	0/074	0/045	0/693	PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)	

جدول 4- نتایج شاخص‌های آماری روش‌های هوشمند عصبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل تابستان

r	MBE	NRMSE	RMSE	روش	ورودی
0/459	0/096	0/091	1/404		PNA (t-1)
0/975	-0/028	0/018	0/278	ANN	PNA (t-1), PNA (t-2)
0/932	-0/188	0/031	0/490		PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)
0/670	-0/163	0/061	0/946		PNA (t-1)
0/930	-0/020	0/030	0/462	CANFIS	PNA (t-1), PNA (t-2)
0/967	0/038	0/023	0/355		PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)
0/986	0/093	0/014	0/229		PNA (t-1)
0/952	0/110	0/026	0/408	WANN	PNA (t-1), PNA (t-2)
0/974	0/041	0/018	0/283		PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)
0/969	-0/084	0/020	0/320		PNA (t-1)
0/911	0/080	0/034	0/527	WCANFIS	PNA (t-1), PNA (t-2)
0/957	0/065	0/023	0/366		PNA (t-1), PNA (t-2), PNA (t-3)

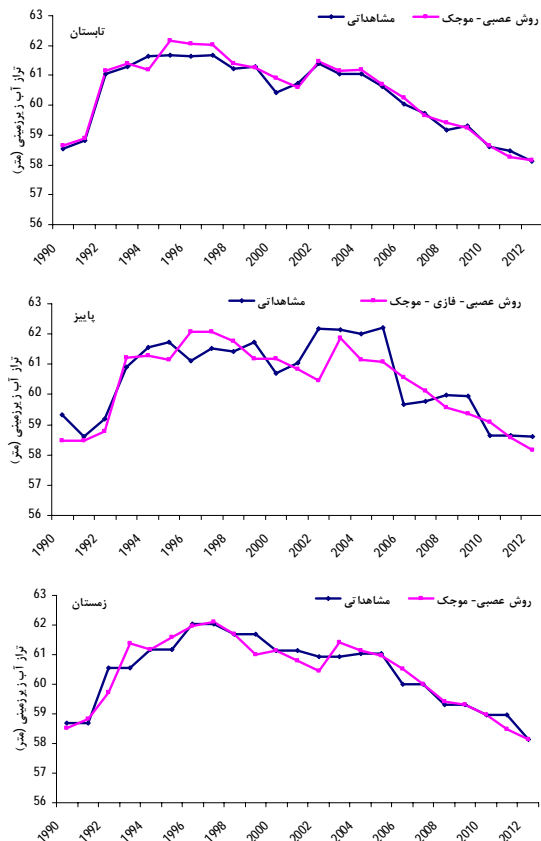
گزارش شده است. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در فصول مختلف نشان داد که برای بیش‌تر فصول، نتایج شبکه عصبی مصنوعی با اختلاف قابل ملاحظه‌ای، نسبت به سایر روش‌ها در رتبه آخر از نظر دقت برآورد قرار دارد.

نتایج تحقیق ایزدی و همکاران (1386) نشان داد در صورتی که از تراز سطح ایستابی در ورودی‌ها استفاده نشود، روش شبکه عصبی مصنوعی نمی‌تواند دقت مناسبی در برآورد سطح ایستابی داشته باشد. از آنجا که در این مطالعه در ورودی روش‌ها از داده غیر تراز آب زیرزمینی (انسو) لیکن مرتبط به واسطه ضریب همبستگی (شکل (1)) استفاده شده است، این نتیجه منطقی به نظر می‌رسد. مقایسه نتایج بهینه پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در چهار فصل نشان می‌دهد، بهترین نتیجه به روش عصبی-موجک فصل تابستان تعلق دارد که مقدار آماره‌های NRMSE، MBE و r به ترتیب 0/014، 0/093 و 0/986 می‌باشند. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل بهار توسط روش عصبی-موجک با آماره‌های NRMSE=0/02، متر MBE=0/081 و $r=0/970$ در رتبه دوم قرار گرفت. مقدار آماره‌های NRMSE و r روش عصبی-موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی زمستان برابر 0/024 و 0/948 می‌باشد که پس از فصل بهار، در اولویت بعدی قرار دارد. نتایج پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در فصل پاییز با روش عصبی-فازی-موجک به عنوان روش بهینه، با ضریب همبستگی 0/869 و خطای 0/027 می‌باشد. بنابراین آخرین رتبه از نظر دقت برآورد به فصل پاییز تعلق دارد.

نتایج روش عصبی-موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی فصول بهار، تابستان و زمستان و روش عصبی-فازی-موجک در فصل پاییز، هر یک از فصل‌ها در شکل (5) آورده شد. در ترسیم این شکل مقادیر میانگین برآوردی از روش‌های بهینه هر فصل با مقادیر مشاهداتی مقایسه گردید. همان‌گونه که شکل (5) نشان می‌دهد، در بیش‌تر سال‌ها، تراز آب زیرزمینی فصل تابستان برآوردی از روش عصبی-موجک منطبق بر مقادیر مشاهداتی

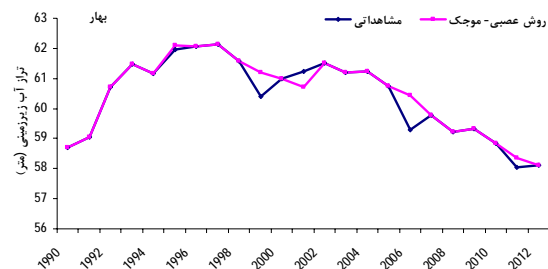
در این روش مقدار خطا 0/024 می‌باشد که MBE آن 0/018 متر است و بیان‌گر مقدار کم‌برآوردی در این روش است. ضریب همبستگی این ساختار 0/948 می‌باشد. پس از این ساختار، معماری 1 روش عصبی-فازی-موجک در اولویت بعدی قرار دارد. خطای این روش 0/034 با ضریب همبستگی 0/904 است. مشابه فصل پاییز، نتایج اجرای روش عصبی-فازی بهتر از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. این نتیجه همسو با گزارش ارائه شده توسط فتحی (1391) در پیش‌بینی نوسانات تراز آب زیرزمینی دشت قم بود. وی با مقایسه روش‌های تلفیقی شبکه عصبی-فازی-موجک، شبکه عصبی-موجک و مدل خطی، نتایج روش عصبی-موجک را بهتر از سایر روش‌ها بیان نمود. جدول (3) نشان می‌دهد که عملکرد روش عصبی-فازی در فصل زمستان بهتر از فصول بهار و پاییز می‌باشد.

برآورد تراز آب زیرزمینی فصل تابستان در جدول (4) نشان می‌دهد که، برای کلیه روش‌های مورد استفاده دقت نتایج بیش از سایر فصول می‌باشد. به‌گونه‌ای که کم‌ترین خطای برآورد تراز آب زیرزمینی به روش ANN برابر 0/018 می‌باشد که در مقایسه با نتایج اجرای ANN برای سایر فصول، تفاوت قابل ملاحظه‌ای دارد. مقدار ضریب همبستگی نیز 0/975 است که بیش‌تر از نتایج سایر فصول می‌باشد. لیکن اولویت روش‌های مختلف در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی مشابه سایر فصول است. به‌گونه‌ای که بیش‌ترین دقت پیش‌بینی به روش عصبی-موجک با مقادیر $r=0/986$ و NRMSE= 0/014 است. معماری 1 روش عصبی-فازی-موجک نیز در اولویت بعدی قرار دارد. روش‌های CANFIS و ANN نیز به ترتیب در رتبه‌های بعدی از نظر دقت برآورد تراز آب زیرزمینی فصل تابستان معرفی می‌گردند. در مجموع می‌توان اظهار داشت نتایج حاصل از اجرای روش‌های مختلف هوشمند عصبی در فصول مختلف متفاوت می‌باشد. این تفاوت می‌تواند ناشی از نوسانات تراز آب در ماه‌های مختلف باشد که از سوی خاشعی سیوکی و همکاران (1392) نیز



شکل 5- مقایسه تراز آب زیرزمینی فصلی برآوردی از ساختار بهینه روش‌های هوشمند عصبی در مقابل مقادیر مشاهداتی

است. بیش‌ترین اختلاف بین تراز آب زیرزمینی برآوردی با مشاهداتی در هر چهار فصل در نقاط عطف نمودار می‌باشد. همان‌گونه که شکل (5) نشان می‌دهد، نقاط عطف نمودار با تغییرات ناگهانی تراز آب زیرزمینی همراه می‌باشد که عوامل مؤثر بر وقوع تغییرات ناگهانی تراز آب زیرزمینی به‌مراتب بیش از تغییرات یکنواخت می‌باشد. از آنجا که در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی صورت گرفته در این مطالعه از عوامل محدود استفاده شده و نقش سایر عوامل اقلیمی و انسانی نادیده گرفته شده است، بنابراین این نتیجه منطقی به نظر می‌رسد. لیکن در اکثر سال‌ها، مقادیر برآوردی از روش‌های هوشمند عصبی با مقادیر اندازه‌گیری شده تراز آب زیرزمینی هم‌پوشانی بالایی دارد. این امر مؤید دقت بالای روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. به‌منظور مقایسه اثر کاربرد شاخص انسو در مقایسه با پارامترهای هواشناسی (مطابق معمول) در برآورد سطح آب زیرزمینی، اقدام به ارزیابی توانایی مدل‌های هوشمند عصبی با استفاده از پارامترهای هواشناسی شد.



جدول 5- نتایج اجرای مدل‌های هوشمند عصبی در برآورد سطح آب زیرزمینی با ورودی پارامترهای هواشناسی

فصل	مدل هوشمند	قانون آموزش	تابع فعالیت	تابع عضویت	ساختار	r	NRMSE
بهار	ANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	4-4-1	0/909	0/034
	CANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	2,2,2,2	0/738	0/055
	WANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	5 هار	0/926	0/034
	WCANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	5 هار	0/754	0/053
پابیز	ANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	4-4-1	0/920	0/033
	CANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	2,2,2,2	0/563	0/073
	WANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	5 هار	0/840	0/049
	WCANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	5 هار	0/471	0/084
زمستان	ANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	4-4-1	0/683	0/073
	CANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	2,2,2,2	0/522	0/068
	WANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	5 هار	0/601	0/070
	WCANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	5 هار	0/616	0/062
تابستان	ANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	4-4-1	0/900	0/035
	CANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	2,2,2,2	0/487	0/092
	WANN	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	--	5 هار	0/935	0/029
	WCANFIS	لونیبرگ مارکوات	تانژانت	گوسین 2	5 هار	0/594	0/082

آب زیرزمینی ماقبل نمی‌باشد. به عبارت دیگر با کاربرد شاخص‌های انسو می‌توان ضمن کاهش پارامترهای ورودی، خطای برآورد را نیز کاهش داد.

در مجموع می‌توان اظهار داشت اگرچه حدود 30 درصد از چاه‌های پیژومتری، همبستگی معنی‌دار با شاخص انسو داشتند، لیکن کاربرد این شاخص در برآورد تراز آب زیرزمینی دقت بیشتری نسبت به کاربرد پارامتر هواشناسی داشت. این بدان معنی است که استفاده از شاخص‌های انسو در برآورد تراز آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه توصیه می‌گردد. لیکن نتیجه فوق قالب تعمیم به سایر مناطق نمی‌باشد، بلکه برای سایر مناطق انجام مطالعه مشابه ضروری است.

4- نتیجه‌گیری

در این پژوهش از تکنیک منطق فازی و نظریه موجک در ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی استان هرمزگان با کاربرد شاخص‌های مختلف انسو استفاده شد. نتایج همبستگی بین شاخص‌های مختلف انسو با تراز آب زیرزمینی نشان داد که شاخص PNA بیش‌ترین همبستگی را با تغییرات تراز آب زیرزمینی منطقه داشت. بنابراین شاخص PNA به‌عنوان ورودی روش‌های هوشمند عصبی در نظر گرفته شد. اجرای ساختارهای مختلف به تفکیک چهار فصل نشان داد، دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی فصل تابستان بیش از سایر فصول بود. از طرفی، روش عصبی- موجک در برآورد تراز آب زیرزمینی فصل‌های بهار، تابستان و زمستان نسبت به سایر روش‌ها برتری داشت. لیکن در فصل پاییز، روش عصبی- فازی- موجک مناسب‌تر از روش‌های دیگر در برآورد تراز آب زیرزمینی عمل نمود. مقایسه آماره‌های خطاسنجی نیز نشان داد، دقت برآورد تراز آب زیرزمینی با استفاده از شاخص‌های انسو بیش از مطالعات صورت گرفته با در نظر گرفتن پارامترهای هواشناسی و تراز آب زیرزمینی گام زمانی ماقبل بود. این امر لزوم توجه به اهمیت پدیده انسو در بررسی تغییرات تراز آب زیرزمینی را می‌رساند که کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است. بنابراین با کاربرد روش‌های ترکیبی عصبی به‌ویژه نظریه موجک و استفاده از شاخص‌های انسو، می‌توان دقت برآورد تراز آب زیرزمینی را افزایش داد.

5- مراجع

انصاری مهابادی س، شمسی آ، مساح بوانی آ، "مدل‌سازی سطح آب در سفیددشت توسط مدل GMS.P 1- دومین کنفرانس ملی تحقیقات کاربردی در منابع آب، زنجان، ایران. ایزدی ع ا، داوری ک، علیزاده ا، قهرمان ب، حقایقی مقدم س ا، "پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی

جدول (5) خلاصه‌ای از اجرای ساختارهای مختلف هر یک از مدل‌ها را به تفکیک فصول مختلف نشان می‌دهد. همان‌گونه که در مواد و روش اشاره شد، در ساختار جدول (5)، پارامترهای دمای هوا، رطوبت نسبی، تبخیر و بارندگی به‌عنوان ورودی استفاده شده است. مقایسه نتایج جدول (5) با نتایج بهینه اجرای مدل‌های هوشمند عصبی در جداول (1) تا (4) نشان می‌دهد که برآورد سطح آب زیرزمینی در کلیه فصول با کاربرد پارامترهای هواشناسی، خطای بیشتری نسبت به کاربرد شاخص انسو دارد. همان‌گونه که از جدول (5) ملاحظه می‌گردد روش عصبی- موجک کم‌ترین خطا در برآورد سطح آب زیرزمینی فصل بهار را دارا می‌باشد.

با در نظر گرفتن نتایج روش عصبی- موجک، خطای برآورد سطح آب زیرزمینی برابر 0/034 با همبستگی 0/926 است، در حالی که با کاربرد شاخص انسو، برآورد سطح آب زیرزمینی فصل بهار دقت بیشتری داشت (NRMSE = 0/020 و $r=965$). این نتیجه در خصوص سایر فصول نیز حاکم است. به طوری که براساس نتایج جدول (5)، روش عصبی مصنوعی، به‌عنوان مناسب‌ترین روش در برآورد سطح آب زیرزمینی فصل پاییز معرفی می‌گردد. این نتیجه بیان‌گر آن است که با کاربرد پارامترهای هواشناسی دقت برآورد سطح آب زیرزمینی فصل پاییز نسبت به کاربرد شاخص انسو حدود 22 درصد کاهش یافته است. بیشترین اختلاف برآورد سطح آب زیرزمینی با کاربردهای مختلف پارامتر ورودی به فصل زمستان تعلق دارد. همان‌گونه که از جدول (5) مشاهده می‌گردد، با در نظر گرفتن روش عصبی- فازی- موجک به‌عنوان روشی با خطای کمتر نسبت به سایر روش‌ها در برآورد سطح آب زیرزمینی فصل زمستان، مقدار آماره NRMS برابر 0/062 می‌باشد، در حالی که در جدول (3)، کمترین خطای برآورد سطح آب زیرزمینی فصل مذکور برابر 0/024 بود. بهترین برآورد سطح آب زیرزمینی فصل تابستان به روش عصبی- موجک تعلق دارد که شاخص‌های آماری برابر $r=0/935$ و $NRMSE=0/029$ می‌باشند. مقادیر فوق با اجرای ساختار مشابه با ورودی شاخص انسو در جدول (4) برابر $r=0/986$ و $NRMSE=0/014$ هستند. مقایسه نتایج این مطالعه با سایر مطالعات نشان می‌دهد که کاربرد پارامترهای انسو به‌عنوان ورودی باعث افزایش دقت نتایج گردید. بهترین برآورد روش‌های هوشمند عصبی در برآورد تراز آب زیرزمینی با کاربرد مختصات جغرافیایی به‌عنوان ورودی در مطالعه دهقانی و همکاران (1388) برابر $r=0/98$ با متر $MBE=4/577$ به‌دست آمد. بهترین نتیجه برآورد تراز آب زیرزمینی با ورودی‌های پارامترهای هواشناسی و تراز آب زیرزمینی در گام‌های زمانی قبل در روش‌های مختلف هوشمند عصبی برابر $r=0/94$ بود (خاشعی سیوکی و همکاران، 1392). بنابراین می‌توان اظهار داشت، برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی الزاماً نیاز به پارامتر هواشناسی و تراز

علیزاده، عرفانیان، م. انصاری، ح. "بررسی الگوهای پیوند از دور مؤثر بر پارامترهای بارش و دما (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک مشهد)"، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، 1390، 2 (5)، 176-185.

فاتحی مرچ، ا. مهدیان، م. "پیش‌بینی بارش پاییزه با استفاده از شاخص‌های انسو به روش شبکه عصبی در حوضه دریاچه ارومیه"، پژوهش‌های آبخیزداری (پژوهش و سازندگی)، 1388 (84)، 42-52.

فتحی ب. "پیش‌بینی نوسانات سطح آب‌زیرزمینی با استفاده از مدل‌های تلفیقی شبکه عصبی - فازی تطبیقی - موجکی (WNF) و شبکه عصبی - موجکی (WNN) و مدل خطی (ARIMA) (مطالعه موردی: دشت قم)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شریف، 1391.

فتحی ع.، نوری ه.، مسعودیان، ا. "تأثیر کاهش منابع آب بر کشاورزی طی سال‌های آبی (1370-1391) با تأکید بر تغییرات سطح زیر کشت و تولید محصولات باغی (مطالعه موردی: شهرستان لنجان)"، مجله علمی - پژوهشی برنامه‌ریزی فضایی جغرافیا، 1393، 4 (1)، 87-102، پی‌اپی 12.

مختاری ز.، ناظمی، ا.، ندیری ع.، "پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (دشت شبستر)"، فصل‌نامه زمین‌شناسی کاربردی، 1391، 8 (4)، 353-345.

محتشم م.، دهقانی، ا.، اکبرپور، ا.، مفتاح هلقی، ا.، اعتباری ب.، "پیش-بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مطالعه موردی (دشت بیرجند)"، مجله آبیاری و زهکشی، 1389، جلد 4 (1)، 1-10.

مسلمی خ.، امام‌قلی‌زاده ص.، کرمی غ.، "مقایسه سیستم‌های هوش مصنوعی ANN و ANFIS در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام"، پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، 1390، 9 تا 10 اسفند، کرمان، 1-8.

نوحه‌گر، ا. قشقایی‌زاده ن.، حیدرزاده م.، ایدون م.، پناهی م.، "ارزیابی خشکسالی و تأثیر آن بر منابع آب سطحی و زیرزمینی حوزه آبخیز رودخانه میناب"، پژوهش‌های دانش زمین، 1395، سال هفتم (27)، 28-43.

Adamowski J, Chan FH, "A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting", Journal of Hydrology, 2011, 407 (1-4), 28-40.

Akbari M, Jorge M, Madanisadat H, "Check declining groundwater levels using GIS (Case Study: Aquifer Mashhad)", Journal of Soil and Water Conservation Research, 2009, 16 (5), 78-63.

Bayat-Varkeshi M, "The Impact of ENSO on Ground Water Variability in Iran", 43rd IAH CONGRESS, 2016, 25-29th September, le Corum, Montpellier, France.

مصنوعی"، مجله آبیاری و زهکشی ایران، 1386، 1 (2)، 59-71.

جمالی م.، میرعربی ع.، نخعی م.، "مقایسه روش خطی (ARIMA) و غیر خطی (ANN) در مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه دشت قاین"، نخستین کنفرانس سراسری آب‌های زیرزمینی، بهبهان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بهبهان، 1388.

خاشعی سیوکی ع.، قهرمان ب.، کوچک‌زاده م.، "مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و رگرسیونی در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور"، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، 1392، 7 (1)، 22-10.

دهقانی، ا.، عسگری م.، مساعدی، ا.، "مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی - عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان‌بایی سطح آب‌زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت قزوین)"، مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، 1388، 16، ویژه‌نامه 1- ب، 529-517.

رضایی م.، معماریان ه.، "کاربرد سری‌های زمانی بارش و نمایه‌های آماری اقلیمی در پیش‌بینی خشکسالی به کمک شبکه CANFIS (مطالعه موردی: بیرجند - خراسان جنوبی)"، دو فصلنامه علمی - پژوهشی خشک بوم، 1394، 5 (2)، 66-51.

رجائی ط.، زینی‌وند، ا.، "مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی با بهره‌گیری از مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شریف‌آباد)"، نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز، 1393، 44 (4)، 66-51.

رفیعی، ا. اسپهبد م.، "تأثیر چشمه‌های آبگرم (گنو و خورگو) در استان هرمزگان بر آب شرب منطقه"، دومین همایش ملی راهکارهای پیش‌روی بحران آب در ایران و خاورمیانه، 1394، شیراز، 1-10.

زمانی ر.، محمودی، ا.، آخوندعلی ع.، صمدی بروجنی ح.، زارعی ح.، "تخمین سطح آب‌زیرزمینی با استفاده از روش ترکیبی زمین آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی دشت شهرکرد"، علوم مهندسی آبیاری (مجله علمی کشاورزی)، 1394، 36 (1)، 56-45.

زارع ایبانه ح.، بیات ورکشی م.، "توسعه و کاربرد مدل‌های عصبی، فازی، الگوریتم ژنتیک و زمین آمار در برآورد توزیع مکانی سطح ایستابی"، نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، 1392، 20 (4)، 26-1.

سدیدی ج.، رضائیان ه.، حمیدیان ع.، باعقیده م.، آریانژاد ح.، "پیش-بینی سطح ایستابی مناطق خشک و نیمه خشک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش Gradient Descent"، مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، 1393، 4 (16)، 53-39.

- intelligence models in hydrology: a review", *Journal of Hydrology*, 2014, 514, 358-377.
- Okkan U, Serbes ZA, "The combined use of wavelet transform and black box models in reservoir inflow modeling", *Journal of Hydrology and Hydromechanics*, 2013, 61 (2), 112-119.
- Sreekanth PD, Geethanjali ND, Sreedevi PD, Shakeel A, Steyl G, "Application of Artificial Neural Networks in the Field of geohydrology", *Institute of Groundwater Studies Faculty of Natural and Agricultural Sciences*, 2009, University of the Free State.
- Taormina R, Chau KW, Sethi R, "Artificial Neural Network Simulation of Hourly Groundwater Levels in a Coastal Aquifer System of the Venice Lagoon", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25, 1670-1676.
- Tiwari S, Babbar R, Kaur G, "Performance Evaluation of Two ANFIS Models for Predicting Water Quality Index of River Satluj (India)", *Advances in Civil Engineering*, 2018, 1-10.
- Wang L, Kisi K, Zounemat-Kermani M, Li H, "Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China", *Journal of Hydrology*, 2017, 544, 407-427.
- Yang ZP, Lu WX, Long YQ, Li P, "Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: a case study in Western Jilin Province, China", *Journal Arid Environments*, 2009, 73, 487-492.
- Zareabyaneh H, Bayatvarkeshi M, Marofi, S, "Forecasting of garlic (*Allium sativum* L.) Evapotranspiration by using multiple modeling", *Journal of Agriculture and Natural Resources Sciences*, 2011, 18 (2), 89-107.
- Bayazit M, Aksoy H, "Using wavelets for data generation", *Journal of Applied Statistics*, 2001, 28, 157-166.
- Coulibaly P, Anctil F, Aravena R, Bobee B, "Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations", *Water Resources Research*, 2001, 37, 885-896.
- Daliakopoulos I, Coulibaly P, Tsanis L, "Groundwater level forecasting using artificial neural networks", *Journal Hydrology*, 2005, 309, 229-240.
- Fleming SW, Quilty EJ, "Aquifer Responses to El Niño-Southern Oscillation, Southwest British Columbia", *Ground Water*, 2006, 44 (4), 595-9.
- Konrad CE, "Intramonthly Indices of the Pacific/North American Teleconnection Pattern and Temperature Regies Over the United States", *Theoretical and Applied Climatology*, 1998, Printed in Australia.
- Kuss AJM, Gurdak JJ, "Groundwater level response in U.S. principal aquifers to ENSO", *NAO, PDO, and AMO*, 2014, 519 (27), 1939-1952.
- Mitra S, Srivastava P, Singh S, Yates D, "Effect of ENSO-Induced Climate Variability on Groundwater Levels in the Lower. Apalachicolachattahoochdee- Flint River Basin", *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 2014, 57 (5), 1393-1403.
- Mohanty S K, Jha M, Kumar A, Sudhee K P, "Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India", *Water Resour Manage*, 2009, 24 (9), 1845-1865.
- Monahan A H, Fyfe C, Pandolfo L, "The vertical structure of wintertime climate regimes of the northern hemisphere extratropical atmosphere", *Journal of Climate*, 2003, 16, 62-71.
- Niebauer HJ, Robert H, "Causes of Interannual Variability in the Sea Ice Core of the Eastern Bering Sea", *Institute of Marine Science*, 1999, University of Alaska.
- Nourani N, Hosseini-Baghanam A, Adamowski A, Kisi O, "Applications of hybrid wavelet-artificial

EXTENDED ABSTRACT

Application of Fuzzy Logic and Wavelet Transform In Estimation of Ground Water Level Using ENSO Indexes

Maryam Bayatvarkeshi ^{a,*}, Parisa Gheysari ^a, Vahid Varshavian ^b

^a Faculty of Agriculture, Malayer University, Malayer 6571995863, Iran

^b Faculty of Agriculture, Bu Ali Sina University, Hamedan 6517838695, Iran

Received: 20 November 2017; Accepted: 17 November 2018

Keywords:

Ground water level, PNA, ANN, Fuzzy, Wavelet transform.

1. Introduction

Due to excessive withdrawal of groundwater, it's modeling in warm and arid regions are of very importance. Prediction of groundwater is important from different aspects of water resource management. In current years, the application of intelligent models in simulation has good results because of simplicity and high accuracy. Based on the previous studies, tin more investigations were used weather and hydrogeology parameters as input in intelligent models. While the effect of the ENSO phenomenon on climate and hydrology and hydrogeology was evaluated. The purpose of present study was an evaluation of intelligent models including artificial neural network (ANN) and co-active neuro-fuzzy inference system (CANFIS), wavelet transform combined with ANN (WANN) and WCANFIS models in forecasting groundwater level base on ENSO indexes.

2. Methodology

In this study, different models of neural artificial neural network (ANN), Co-active neuro fuzzy-inference system (CANFIS), wavelet- ANN (WANN) and Wavelet- CANFIS (WCANFIS) in the estimation of ground water level in the Hormozgan State was assessed. For this purpose, the application of different ENSO indexes in the estimation of the seasonally groundwater level was considered. The ENSO indexes were including Pacific North American Index (PNA), Multivariable Enso Index (MEI), Trans- Nino Index (TNI), NINO 1+3, NINO 3, NINO 4 and Sea Surface Temperature (SST) during 1990-2013.

In ANN structure was used the Levenberg Marquate learning role and Sigmoid and Tangent functions. In CANFIS structure was applied functions of Bell and Gaussian with 2 to 4 function number. Running of all models was done in NeuroSolution software. For wavelet transform was Haar function with 4 levels in Matlab software.

The result comparison of each model was done by the Normal Root Mean Square Error (NRMSE) criterion.

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - Y_i}{i} \right)^2}{n}} \quad (1)$$

where X_i , Y_i : ground water level data of observed and predicted by each model, n: number examples.

* Corresponding Author

E-mail addresses: m.bayat.v@malayeru.ac.ir (Maryam Bayatvarkeshi), parisa.ghaysari2@gmail.com (Parisa Gheysari), v.varshavian@basu.ac.ir (Vahid Varshavian).

3. Results and discussion

Fig. 1 shows the percent of the significant correlation wells between GROUND WATER LEVEL and ENSO indexes.

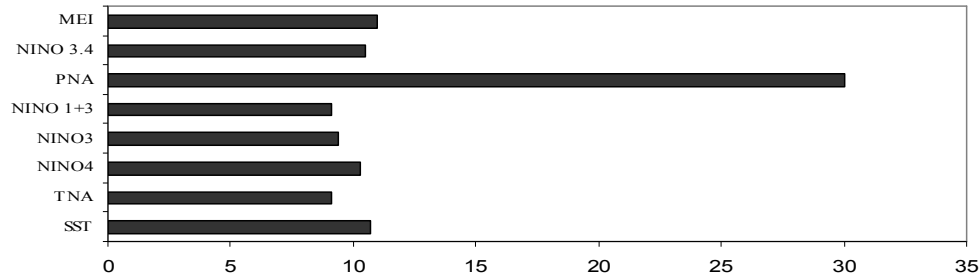


Fig. 1. The percentage of the significant correlation wells between GROUND WATER LEVEL and ENSO indexes

As seen, the PNA index had more correlation with groundwater level changes. The run different structures in four seasons indicated that groundwater level prediction accuracy in summer was more than other seasons. Based on the best structure in prediction of summer groundwater level, the value of root mean square error of normal and correlation coefficient were 0.014 and 0.986 what that had 0.093 m overestimated. Also, the WANN method was better than other methods in estimation of groundwater level in the spring, summer and winter seasons. But, WCANFIS method was suitable for the estimated autumn groundwater level.

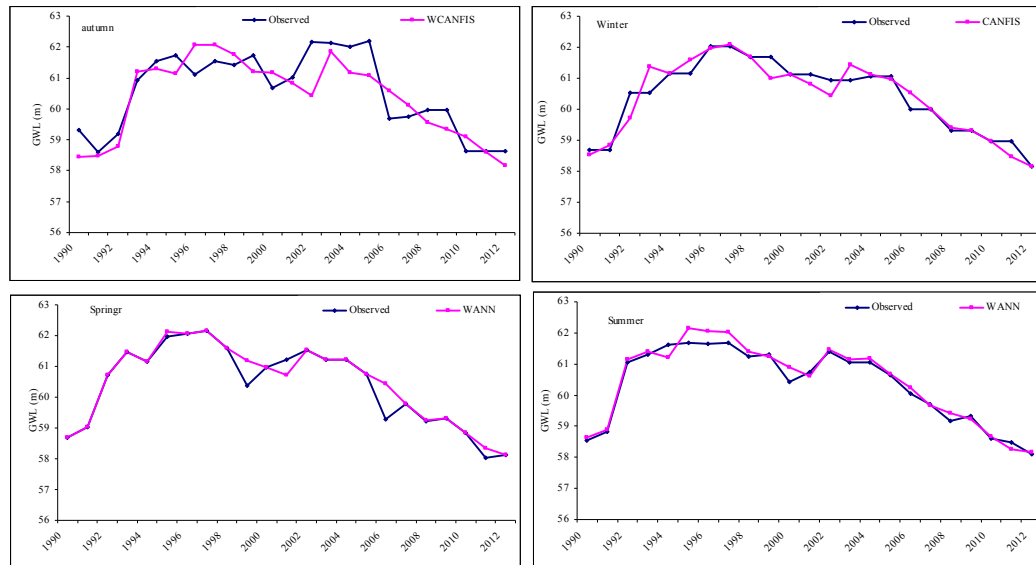


Fig. 2. The results of the predicted ground water table by the optimal structure of each model

As shown in Fig. 2, the estimated value of neural intelligent models has a high overlap with the observed values. It can be concluded that the application of intelligent models by ENSO indexes as inputs have high accuracy in predicting ground water level.

The comparison of optimal results of predicted ground water level in four seasons shows that the best results of WANN belong to the summer season with NRMSE=0.014, MBE= 0.093 m and r=0.970. The best result of spring was observed in WANN with NRMSE =0.02, MBE=0.081 and r=0.970. For the winter season, the best results showed in WANN with NRMSE=0.024 and r=0.948. The best result in the autumn season related to WCANFIS with NRMSE=0.027 and r=0.869. These results in comparing with previous studies show that using ENSO indexes, the accuracy of intelligent models is increased. Instance, in study of Dehghani et al. (2009), the r and MBE values were 0.98 and 4.577, respectively. Also, in the study of Khashei and et al. (2013) reported r=0.94 in the prediction of ground water level using ground water level data in before time steps.

4. Conclusions

The results indicated that the accuracy of estimation of ground water level using ENSO indexes was more than previous studies that used weather parameters and GROUND WATER LEVEL in before times steps. It illustrates the importance of the ENSO phenomenon in the assessment of GWT changes what is paid attention to it a few. So using intelligent models, especially wavelet transform combined with artificial neural network and ENSO indexes, can be increased the estimated accuracy of ground water level.

5. References

- Tiwari S, Babbar R, Kaur G, "Performance Evaluation of Two ANFIS Models for Predicting Water Quality Index of River Satluj (India)", *Advances in Civil Engineering*, 2018, 1-10.
- Wang L, Kisi K, Zounemat- Kermani M, Li H, "Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China", *Journal of Hydrology*, 2017, 544, 407-427.
- Yang ZP, Lu WX, Long YQ, Li P, "Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: a case study in Western Jilin", *Province, China, Journal of Arid Environments*, 2009, 73, 487-492.