نشریه آبیاری و زهکشی ایران
شماره ۱، جلد۷، بهار ۱۳۹۲، ص. ۲۲-۱۰

Iranian Journal of Irrigation and Drainage
No. 1, Vol. 7, Spring 2013, p. 10-22

مقایسه مدلهای شبکه عصبی مصنوعی ، ANFIS و رگرسیونی در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور

عباس خاشعی سیوکی[1*]، بیژن قهرمان[2]، مهدی کوچک زاده[3]

چکیده:

آب زیرزمینی و مدیریت منابع آّب نقش کلیدی در پایداری منابع آب در نواحی خشک و نیمه خشک ایفا می‌کند. دشت نیشابور یکی از مهمترین دشتهای پر آب در استان خراسان رضوی می باشد که نقش مهمی در تولید محصولات کشاورزی ایفا می کند. برداشت بی رویه از این منابع باعث ایجاد متوسط افت ۷۴ سانتیمتر در سال شده است. هدف از این مطالعه ارزیابی روشهای آماری کلاسیک ، سیستم های خبره (شبکه عصبی مصنوعیANN و سیستم های استنتاج فازی عصبیANFIS) در پیش بینی سطح آب زیرزمینی می باشد. در این تحقیق پارامترهای موثر بر تغییرات سطح ایستابی مانند بارندگی و تخلیه بصورت ماهانه تعیین شد و با استفاده از روشهای زمین آماری نقشه های پهنه بندی شده ماهانه بدست آمد. بانک اطلاعاتی مورد نیاز بر ای آموزش و آزمایش سیستم های خبره از نقشه های رستری و با استفاده از نرم افزار ArcGIS9.3 حاصل شد. از نتایج فوق رابطه رگرسیونی پارامترهای موثر بر عمق سطح ایستابی بدست آمد. نتایج روشهای مذکور نشان داد که برای مدل ANN بهترین دقت به ورودیa آذر ماه باR^2=۰.۹۴ و MAE=۵.۷۸ متر نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه با ۰.۸۶ =R^2و ۸.۸۴ =MAEمتر بهترین کارآیی را داشتند. مدل رگرسیونی همواره کمترین دقت را داشته اند.

واژه های کلیدی: آب زیرزمینی،GIS ، دشت نیشابور، مدلهای رگرسیونی چند متغیره، سیستم های خبره،

مقدمه

در طی دهه های اخیر به دلیل افزایش تقاضای آب و کاهش سرانه منابع آب تجدید شونده، نگرانی‌های زیادی ایجاد شده 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 است. منابع آب زیرزمینی همواره یکی از مهمترین و مطمئن ترین منابع آبی در مناطق خشک و نیمه خشک محسوب بوده و استحصال آب از این منابع نسبت به اقلیم‌های دیگر حائز اهمیت ویژه‌ای است. مدیریت و بهره‌برداری بهینه این منابع بدون شناخت آنها امکان پذیر نیست. سطح آب زیرزمینی در ایران در اغلب دشتهای کشت آبی در حدود ۰/۵ تا ۱ متر در سال افت دارد(Shiati, K. 1999). این وضعیت در بسیاری از دشتهای دنیا مانند ایگنو گانگاتیک در هند، دشتهای شمالی چین و جنوب غربی آمریکا نیز همین گونه است(Smedema and Shiati 2002.).

کنترل سطح ایستابی با استفاده از چاههای مشاهده ای، منبع اصلی اطلاعات جهت بررسی تنشهای هیدرولوژیکی محسوب می شود. با استفاده از داد های روزانه و ماهانه این چاهها می توان نوسانات سطح آب را بررسی نمود(و این بررسی ها به منظور درک رفتار منابع آب زیرزمینی در دراز مدت و اخذ هر گونه تصمیم مدیریتی لازم می باشد(Reghunath et al., 2005.). از طرفی تشخیص رفتار آبخوان بازای تغییر در پارامترهای متاثر آن مانند بارندگی، دما، تبخیر و تعرق و برداشت آب به مدیران این امکان را می دهد تا بتوانند در شرایط خاص تصمیمات موثری را اتخاذ کنند.

مطالعات متعددی به منظور بررسی وضعیت منابع آب زیرزمینی انجام شده است. یکی از این روشها پیش بینی و کنترل سطح ایستابی استفاده از معادلات رگرسیونی است. یک نمونه از این روش را در تحقیقی که هدف آن تهیه مدل بهینه استفاده تلفیقی از آب های سطحی و زیرزمینی برای اراضی کشاورزی جنوب تهران بود ارائه شد. در این تحقیق مدل ریاضی آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه به منظور شبیه‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی تهیه شده و رابطه آماری بین پارامترهای متاثر بر نوسانات سطح ایستابی بصورت ماهانه تعیین و بر

۱- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه بیرجند
(* - نویسنده مسئول: Email:abbaskhashei@birjand.ac.ir)
۲- استاد گروه مهندسی آب دانشگاه فردوسی مشهد
۳-دانشیار گروه مهندسی آبیاری و زهکشی دانشگاه تربیت مدرس

اساس آن مدل بهینه سازی اجرا شد. به منظور تعیین معادلات رگرسیونی، مدل ریاضی بصورت مکرر اجرا شده و بر اساس میزان ورودی و خروجی برای هر مدل، معادله رگرسیونی بین آنها استخراج شد معادلات نوسانات سطح آب بعلت بالاآمدگی سطح آب در فصلهای پرباران و پایین افتادگی آن در فصول کم باران بصورت ماهانه انتخاب شد. پارامترهای مورد استفاده در این معادلات رگرسیونی غیر خطی شامل دبی استحصالی از چاهها بصورت سالانه و بارندگی ماهانه بوده است. در این تحقیق میزان دبی چاههای تغذیه و تخلیه در سطح دشت نیز در نظر گرفته شده است. اطلاعات برای هر پیکسل در مساحت ۲۵۰۰۰۰ متر مربع تعیین و بر اساس آن معادلات رگرسیونی دشت حاصل شد. (Karamouz etal., 2004.). در سالیان اخیر، در پردازش اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه حل مشخصی موجود نیست، سیستم‌های هوشمند به طور فزاینده‌ای مورد توجه واقع شده است که شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی فازی از این مجموعه می‌باشند. در مطالعات منابع آب، شبکه عصبی مصنوعی از سال ۱۹۹۲ توسط فرنچ مورد استفاده قرار گرفت و از آن پس بطور روزافزونی در این علوم بکار گرفته شد (French etal.,1992). یکی دیگر از سیستم‌های شبیه سازی هوش مصنوعی، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی یا به طور اختصار ANFIS می‌باشد. سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی"شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. ترکیب سیستمهای فازی که مبتنی بر قواعد منطقی‌اند و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به ارائه سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی شده است (Zadeh., 1965). در پیش بینی نوسانات سطح ایستابی با استفاده از سیستم خبره می توان به این تحقیقات اشاره کرد. ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش بینی سطح آب زیرزمینی در دشت نیشابور پرداخت و بهترین مدل حاصله را ارائه داد. در این تحقیق سطح آب در ماه قبل، بارندگی و تبخیر- تعرق بعنوان ورودی مدل و سطح آب در ماه مورد نظر بعنوان خروجی در نظر گرفته شد. تحقیقاتی نیز به توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی پارامترهای آبخوان مانند ضریب انتقال و آبدهی ویژه اشاره دارد(Samani etal., 2007) در این تحقیقات تنها از مدل شبکه های عصبی استفاده شد و شبکه های فازی مورد بررسی قرار نگرفته است در صورتی که تحقیقات (احمدی زاده، ۱۳۸۸؛Khashei-Siuki etal., 2011) نشان داد که در پیش بینی پدیده های طبیعی مانند برآورد عملکرد محصول و یا تبخیر-تعرق مدل های فازی عصبی در بسیاری از موارد کارایی بهتری نسبت به شبکه عصبی دارد. از طرفی پارامتر برداشت آب در این تحقیق از سفره مورد بررسی قرار نگرفت که این امر می تواند تاثیر بسزایی در پیش بینی سطح آب داشته باشد. (Kurtulus and Razack., 2010)

با استفاده از مدلهای فازی و عصبی به بررسی ارتباط بین بارندگی، سطح آب و میزان دبی استحصالی در روزهای قبل با میزان دبی خروجی از آبخوانهای کارستی در فرانسه پرداختند. آنها این عمل را با استفاده از داده های آماری روزانه انجام دادند و به این نتیجه رسیدند مدلهای فازی بهتر از مدلهای عصبی می تواند دبی استحصالی از آبخوانهای کارستی را پیش بینی کند که این تحقیق برای آبخوانهای آبرفتی انجام نشد.

(Affandi and Watanabe, 2007) با استفاده از داده های روزانه سطح آب به کنترل افت آب زیرزمینی پرداختند. آنها با استفاده از مدلهای ANFIS, RBF و LM سطح آب را بر اساس تاخیر زمانی از یک تا ۷ روز مورد بررسی قرار دادند. نتایج این تحقیق نشان داد که با افزایش گام زمانی از دقت مدلها کاسته می شود. آنها در تحقیقات شان اثرات پارامترهای تاثیر گذار بر تغییرات سطح آب را در نظر نگرفتند و تنها از اطلاعات سطح آب در روزهای قبل جهت پیش بینی سطح آب استفاده نمودند.

میر عربی و نخعی (۱۳۸۷) به بررسی دقت سیستم شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی بر اساس اطلاعات پیزومتری در دشت بیرجند پرداختند و نتیجه گرفتند که با وارد کردن میزان بارندگی و برداشت با تاخیر زمانی ۲ ماهه دقت شبکه افزایش می یابد آنها از برداشت و بارندگی کل دشت، بعنوان ورودی مدل استفاده کردند در حالی که میزان بارندگی و تخلیه در قسمتهای مختلف دشت با هم متفاوت است و تاثیر بسزایی بر نوسانات سطح آب دارد. از طرفی تحقیق مذکور نوسانات را برای ماهها وفصول مختلف جداگانه انجام نداده و کارآیی شبکه های فازی عصبی نیز مورد بررسی قرار نگرفته بود. تحقیقات متعددی از کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش بینی سطح آب زیرزمنی کم عمق با استفاده از پارامترهای هواشناسی و هیدروژئولوژی دارد (محتشم و همکاران ۱۳۸۹؛ Sreekanth etal., 2009;Ioannis etal., 2005; Coulibaly etal., 2001)

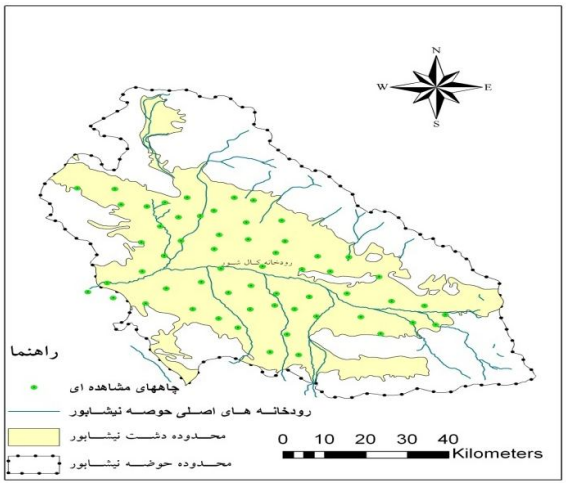
نتایج تحقیقات نشان داد در بسیاری از آنها بصورت مستقیم از پارامترهای تاثیر گذار بر افت یا خیز سطح ایستابی استفاده نشده است. در تعدادی از آنها داده های مورد استفاده در مقیاس روزانه و یا سالیانه بود در حالی که تغییرات سطح آب بصورت ماهانه جدی بوده بطوری که در ماههای زمستان روند صعودی و در ماههای تابستان روند نزولی دارد. استفاده از پیش بینی های ماهانه به مدیران کمک می کند به منظور کنترل میزان برداشت آب از سفره تصمیمات موثر تری اخذ نمایند. ار آنجا که امکان کاهش برداشت آب در تعدادی از ماههای سال امکان‌پذیر است لذا عکس العمل آبخوان در تغییر سطح آب بصورت ماهانه موثر تر از سالیانه و یا روزانه می باشد. از طرفی استفاده از داده های صرفاً سالانه یا روزانه بعلت نبود اطلاعات و آمار دراز مدت مورد نیاز در کشور امکان پذیر نیست.

سیستم های خبره عصبی فازی سیستم های کارآیی هستند که تا کنون تحقیقات کمتری در بررسی وضعیت سطح آب زیرزمینی با آنها صورت گرفته است از طرفی در بسیاری از تحقیقات(ایزدی و همکاران،۱۳۸۶؛ محتشم و همکاران، ۱۳۸۹) بررسی سطح ایستابی در قالب توزیع زمانی بررسی شدو در آن توزیع مکانی در نظر گرفته نشد. با توجه به اهمیت بررسی افت سطح آب زیرزمینی نتایج بررسی منابع نشان داد که می توان با تحقیقی۱) کارآیی مدلهای خبره را با مدلهای تجربی مقایسه نمود ۲) انواع سیستمهای خبره را برای آبخوان نیشابور اجرا نموده و مدلی که کارآیی مناسبتری را دارد پیشنهاد کرد۳) تاثیر بارندگی و برداشت ماهانه از آبخوان را با تاخیر زمانی چند ماهه بر تغییرات سطح آب زیرزمینی با استفاده از سیستم های خبره و تجربی بررسی نمود.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز دشت نیشابور با وسعت ۷۲۹۳ کیلومتر مربع جزیی از حوضه آبریز کویر مرکزی بوده که ۳۴۰۰ کیلومتر مربع آن را دشت و بقیه را ارتفاعات تشکیل می دهد. از نظر موقعیت جغرافیایی حوضه مذکور در حد فاصل ۱۳ ، ۵۸ تا ۳۰ ، ۵۹ طول شرقی و ۴۰ ، ۳۵ تا ۳۹ ، ۳۶ عرض شمالی قرار دارد. این حوضه از جهات شمال، جنوب، غرب و شرق بترتیب به ارتفاعات بینالود، تپه ماهورهای نیزه بند، سیاه کوه و کوه نمک (حوضه آبریز دشت رخ)، حوضه آبریز دشت سبزوار و بلندیهای لیلا جوق و یال پلنگ محدود شده است. حداکثر و حداقل ارتفاع حوضه بترتیب با ۳۳۰۵ و۱۰۶۵متر درقله بینالود و خروجی رودخانه کال شور از حوضه واقع شده است دیگر اطلاعات آبخوان در منبع (سجادی ۱۳۸۹) ارائه شده است (شکل ۱).



شکل۱- حوضه نیشابور و نمایی از رودخانه‌ها ، چاههای پیزومتری حوضه و آبخوان دشت نیشابور

منابع آبی دشت نیشابور شامل آبهای سطحی و آبهای زیرزمینی است که آبهای سطحی شامل رواناب رودخانه‌های دشت که توسط کال شور زهکش می‌شوند، می‌باشند. در قسمت‌های شمالی دشت (ارتفاعات بینالود) رودخانه‌ها بعضاً دارای دبی پایه می‌باشند ولی در حاشیه جنوبی دشت رودخانه‌ها عموماً فصلی می‌باشند لذا تامین نیاز آبی در دشت عمدتاً از منابع آب زیرزمینی که دائماً در دسترس می می‌باشند صورت می‌گیرد. آبخوان دشت نیشابور بخش نسبتاً هموار حوضه آبریز کال شور نیشابور است که شهر نیشابور در شمال شرق این دشت قرار دارد. این دشت در دامنه جنوبی ارتفاعات بلند بینالود(البرز شرقی) واقع شده و از اطراف توسط تپه ماهورهای مختلف احاطه می‌گردد و جریانهای سطحی حوضه که از ارتفاعات اطراف نشات می گیرند پس از رسیدن به دشت نیشابور در زمین نفوذ نموده و از خلل و فرج رسوبات آبرفتی بصورت جریان زیرزمینی از شرق به غرب حرکت و از حسین آباد (خروجی حوضه) خارج می‌شود.

جمع آوری داده‌ها،تجزیه و تحلیل آنها

با استفاده از اطلاعات ۵۷ عدد چاه مشاهده‌ای از سال ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۸ تراز سطح آب دشت مورد بررسی قرار گرفت(بی نام، ۱۳۸۸). با توجه به آمار برداری چاهها در سالهای ۱۳۸۲ و۱۳۸۸ آمار تراز سطح ایستابی ، بارندگی، تراز سطح زمین و تخلیه از سفره در این سالها تعیین شد. جهت تعیین سطح ایستابی در موقعیت چاهها از روشهای زمین آماری استفاده شد برای این منظور ابتدا نرمال بودن داده با استفاده از نرم افزار GS^+ وارسی شد و بهترین مدل برازش داده ها از این نرم افزار تعیین و با استفاده از نرم افزار Arc GIS9.3 پهنه بندی صورت گرفت این کار برای دشت در پیکسلهای۴۵۰*۴۵۰ مترمربع صورت گرفت. فواصل پیکسلها بر اساس دقت پراکنش داده ها و یکسان سازی آن بدست آمد. با استفاده از نرم افزار Arc GIS9.3 مقدار تراز سطح ایستابی و بارندگی برای هر ماه در هر چاه استحصالی تعیین شد.

این عمل برای سالهای ۱۳۸۱- ۸۲ و ۸۷-۸۸ که در آن میزان تخلیه در هر فصل برداشت شده است صورت گرفت. با توجه به پارامترهای تاثیر گذار بر سطح آب مانند داده های تغذیه و تخلیه سفره، تاخیز زمانی پارامترهای فوق و موقعیت دشت داده های مورد استفاده در این مطالعه انتخاب شدند، این پارامترها عبارتند بودند از T , تراز سطح زمین(متر) ، Q حجم آب تخلیه شده استحصالی بر حسب هزار مترمکعب، P_{t-1} , مجموع بارندگی در ماه قبل(میلیمتر) P_{t-} , $_2$مجموع بارندگی دردو ماه قبل(میلیمتر P_t, مجموع بارندگی در ماه (میلیمتر)، محدوده تغییرات آماری پارامترها در جدول (۲) ارائه شده است. بدین منظور نخست بصورت تجربی، برخی داده های پرت شناسایی و از مجموعه داده ها حذف و سپس همگنی داده ها با

استفاده از آزمون ساده ران، تایید شد. برای استفاده از داده های مذکور در مدلهای رگرسیونی، فازی عصبی و فازی ابتدا داده ها به صورت تصادفی تبدیل و به سه قسمت تقسیم شدند. ۵۰ درصد از آنها برای آموزش، ۲۵ درصد برای اعتبار سنجی و ۲۵ درصد باقیمانده برای آزمایش مدلها استفاده شد.

به منظور افزایش کارآیی مدلهای عصبی و عصبی فازی، همه داده ها ابتدا به شکل نرمال بین دو عدد ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد شدند سپس آنها به مقادیر اولیه بعد از استفاده در شبیه سازی برگشتند(Rahimi Khoob,2008).

$$x_i = 0.8\left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}\right) + 0.1 \qquad (۱)$$

در این رابطه:: x_i مقدار استاندارد شده، x مقدار واقعی و $x_{\max}, x_{\min}$: به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر دادهها میباشند. هفت مدل ورودی برای داده ها تعریف و برای آموزش شبکه های عصبی و فازی آماده شدند(جدول۱).

در این تحقیق برای اجرای مدلهای شبکه عصبی و فازی از جعبه ابزار استاندارد ANNو ANFIS در نرم افزار MATLAB استفاده شد. به منظورآموزش شبکه عصبی بایاس‌ها از مقادیر پیش فرض نرم‌افزار استفاده گردید. در مدل شبکه عصبی از مدل شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده شد. همچنین از تابع سیگموئیدی Logsig به عنوان تابع فعالیت در لایه میانی و خروجی استفاده شد. در ساختار شبکه آن، طراحی بهینه با یک لایه مخفی صورت پذیرد و تعداد بهینه نرون‌های لایه مخفی نیز به روش سعی و خطا به دست آمد. در محیطAnfisEdit نرم افزارMATLAB جهت استفاده از شبکه عصبی- فازی دو روش منقطع سازی شبکه ای و خوشه بندی جزئی وجود دارد که تفاوت عمده آن ها در انتخاب تابع عضویت ورودی می باشد.

در طراحی شبکه‌های ANFIS نتایج حاصل از توابع عضویت مختلف مانند: مثلثی، گوسی و زنگوله‌ای و نیز تعداد دو تا پنج تابع عضویت برای هر پارامتر بررسی شد. در این مطالعه از روش خوشه بندی جزئی(Clustering option) نیز استفاده شد. از آنجا که در این روش قبل از اعمال توابع فازی، ورودی ها دسته بندی می‌شود در بعضی از ورودیها می تواند باعث بهبود کارآیی شود.

به منظور تعیین معادلات رگرسیونی چند متغییره (Y=aX+bZ+cM+…+n) از نرم‌افزار sigmastat، استفاده شد. برای این منظور از ۷۵ درصد داده‌های مربوط به آموزش و اعتبار سنجی شبکه های عصبی جهت تعیین مدل رگرسیونی و از۲۵ درصد باقیمانده به منظور تست کردن مدل استفاده شد. این کار برای تمامی ماههای سال صورت گرفت.

از داده‌های استفاده شده در مرحله آزمایش برای مقایسه نتایج ANN, ANFIS و مدلهای تجربی با داده های مشاهده ای بکار گرفته شدند. این مقایسه توسط استفاده از شاخص آماری از قبیل : ضریب همبستگی (R^2)، ریشه متوسط خطای مربعات (RMSE) و متوسط مطلق خطا MAE صورت گرفت.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^{n}(P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})]^2}{\sum_{i=1}^{n}(P_i - \bar{P})^2 (O_i - \bar{O})^2} \qquad (۲)$$

$$RMSE = [N^{-1}\sum_{i=1}^{N}(P_i - O_i)^2]^{0.5} \qquad (۳)$$

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(P_i - O_i) \qquad (۴)$$

N. = برابر با تعداد کل داده ها ، P_i =سطح آب تخمین زده شده (با استفاده از مدل ANN و ANFIS) ، Oi = داده مشاهد ای $\bar{P}$ و $\bar{O}$ برابر با متوسط مقادیر P_i و O_i هستند. برای اینکه بهترین نتیجه انتخاب شود، ابتدا پارامتر های (R^2، RMSE و MAE) درجه بندی شدند سپس توسط نزولی کردن داده های در نرم افزار آماری EXCLE ، بهترین رتبه انتخاب گردید. ورودی مدلها در(جدول۱) ارائه شده است. بهترین مدل مورد نظر برای پیش بینی تراز سطح آب برای تمامی ماههای سال با استفاده از روش آزمون و خطا انجام شد. خصوصیات آماری پارامترهای ورودی در (جدول ۲) ارائه شده است

۳-نتایج و بحث

نتایج حاصل از آزمایش مدلهای شبکه عصبی مصنوعی در (جدول۳ ارائه شده است. همانطور که از جدول مذکور استنباط می شود در ماههای فصل پاییز مدلهای a و d دارای ضریب همبستگی بالا و خطای کمتری می باشد. در این ورودی‌ها دبی استحصالی، تراز سطح زمین، بارندگی ماه مربوطه و یک ماه قبل آورده شده است، کارآیی مدل بر اساس بارندگی دو ماه قبل(مدل g) کاهش یافته است. نتایج بررسی ها نشان می دهد که با تغییرات ارتفاع، میزان دبی چاهها نیز تغییر می کند بطوری که دبی چاههای در شمال و شرق دشت کمتر از جنوب و غرب دشت است و تغییرات خطوط تراز سطح آب نیز از خطوط تراز سطح زمین تبعیت می کند. این عامل می تواند نقش بسزایی در تخمین تراز سطح آب داشته باشد. بررسی ها نشان داد که مدل f که در آن تراز سطح زمین بررسی نشده است(دبی و بارندگی ماهانه) نتوانسته تخمینی مناسبی از سطح آب زیرزمینی داشته باشد. میزان خطای شبکه عصبی در برآورد سطح آب در مقایسه مدلهای f وd قابل توجه است(R^2 از ۱۴ به ۸۰ درصد تغییر پیدا کرده است). این نتیجه با نتایج تحقیق ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) نیز مطابقت

دارند نتایج تحقیق آنها نشان داد در صورتی که از تراز سطح ایستابی در ورودی ها استفاده نشود مدل شبکه عصبی نمی تواند دقت مناسبی در برآورد سطح ایستابی داشته باشد. تفاوت عمده این تحقیق با تحقیق ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) در نوع ورودی بود که در تحقیق ایشان از تراز سطح ایستابی ماه قبل بعنوان ورودی استفاده شد و در این تحقیق از تراز سطح زمین چاهها بعنوان ورودی استفاده شد در این تحقیق سعی شد از پارامتر سطح آب استفاده نشود تا قابلیت مدل در پیش بینی سطح آب بدون استفاده از داده های قبلی مشابه سنجیده شود. دقت برآورد سطح آب در بهمن ماه در بین ماههای زمستان کمتر از ماههای دیگر تعیین شد، از بین مدل‌های مختلف a، g و d در مدلهای شبکه عصبی از دقت بهتری در ماههای زمستان برخوردار بود. برای ماههای فصل بهار ورودی d بهتر از ورودی ها دیگر کارآیی داشته است این امر در تمامی ماههای این فصل اتفاق افتاده است. در فصل تابستان نیز مدل a و d از کارآیی مناسبی برخوردار بودند

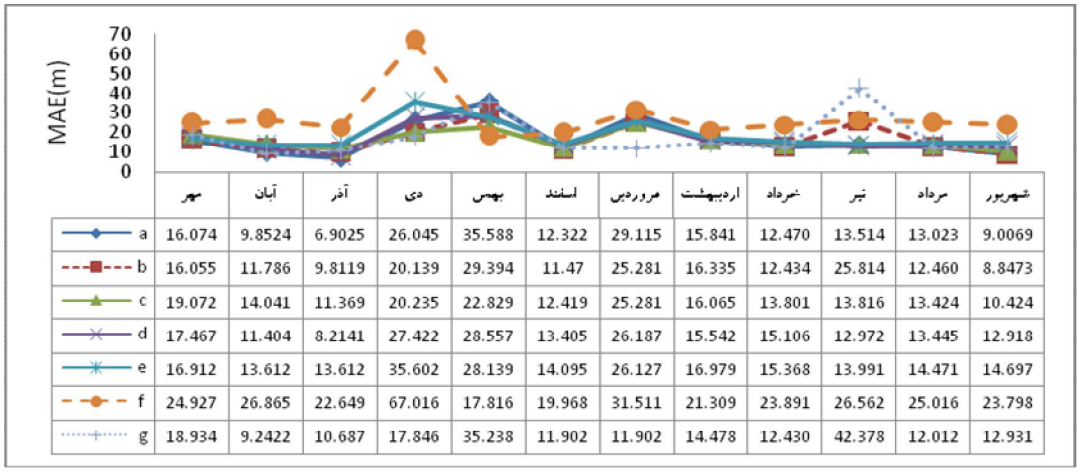
مدلهای سیستم استنتاج فازی ANFIS برای ماههای پاییز کارآیی بالاتری نسبت به مدلهای شبکه ANN داشتند ولی این مدلها نیز همانند مدل عصبی همان مدلهای ورودی a و d را بعنوان ورودی مناسب پیشنهاد دادند(نمودار(۱) و جدول(۴)). ورودی g نیز در این مدل برای ماههای پاییز کارآیی پایین‌تری داشت. از طرفی بیشترین افت سطح آب زیرزمینی بطور معمل در اوایل فصل پاییز اتفاق می افتد که تخلیه کم شده است و هنوز بارندگی بصورت جدی شروع نشده است تا بتواند روی تغذیه آبخوان تاثیر بگذارد و تاثیر بارندگی های بهاره نیز تا حدودی کاهش یافته است. در ماه پاییز توابع عضویت مورد استفاده اغلب gbllmf(Generalized bell curve membership function)با ۳ تا ۴ عضو بودند که توانستند خروجی مناسبی ارائه دهند. دقت برآورد سطح آب در بهمن ماه در بین ماههای زمستان در مدل ANFIS نیز از دقت کمتری برخوردار بود. نتایج نشان داد که بارندگی با دو ماه تاخیر زمانی اثر بیشتری را در بهبود کارآیی مدل در مدلهای فازی عصبی داشته است بطوری که دو ورودی b و g که در آنها بارندگی با تاخیر دوماهه بعنوان ورودی انتخاب شده است باعث افزایش دقت مدل می شود. این مسئله بعلت افزایش نزولات آسمانی در این دو ماه از سال است که تاثیر مستقیم در بالا آمدن سطح آب دارد. نکته قابل توجه این است که در مدلهای فازی هیچ کدام از توابع عضویت نتوانسته است دقت قابل توجه‌ای را در برآورد سطح آب ارائه دهند بطوری‌که استفاده از روش خوشه‌بندی، کارایی مناسب را نشان داده است. این روش توسط (Bezdec,1981)ارائه شد. ایشان یک روشی را که در آن داده‌ها در یک فضای چند بعدی به تعدادی کلاس متفاوت تبدیل می شود را ارائه داد. در این روش قبل از اعمال مدل فازی و تعیین FIS ها، داده به طبقات و کلاسهایی تقسیم شده و با استفاده از روش Subtractive clustering بر روی هر کلاس، تابع عضویت با تعداد تابع مجزا اعمال می نماید. این عمل باعث می شود که FISهایی با حداقل تعداد قواعد مورد نیاز برای هر کلاس تشکیل شود.

این امر برای ماههای دی و بهمن اینگونه بوده ولی برای ماه اسفند که روش ANFIS بالاترین دقت و کمترین خطا را ارائه نموده توابع عضویت gbllmf دقت بالاتری دارند. در این ماهها روش خوشه بندی کارآیی بیشتری از روش Grid partition نداشته است. نکته قابل ذکر این است که مدل ورودی a که در مدل عصبی کارآیی مناسبی داشتند در روش فازی از دقت کمتری نسبت به مدلهای ورودی دیگر برخوردار بود. در ماههای فصل بهار مدلهای d، g و b به ترتیب بالاترین کارآیی ارائه نمودند. در ماههای فصل تابستان ورودی d و b با استفاده از روش خوشه بندی جزیی بهترین دقت را داشتند.

جدول۱- پارامتر ورودی به شبکه عصبی ، عصبی فازی و رگرسیونی

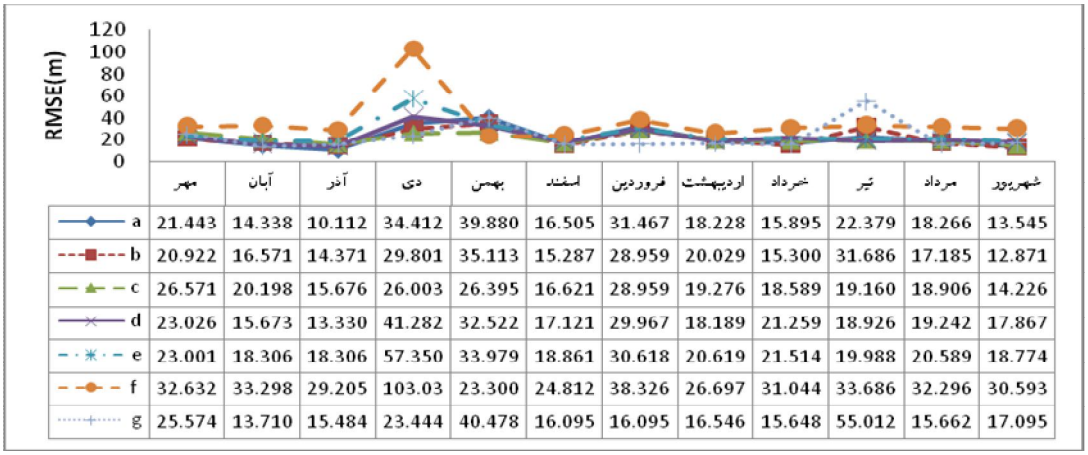
ورودی مدلها	پارامترها				
	Q	P_t	P_{t-1}	T	P_{t-2}
a	*	*	*	*	
b	*		*	*	*
c	*		*	*	
d	*	*		*	
e	*			*	
f	*	*			
g	*	*		*	*

Tتراز سطح زمین(متر) ، Q حجم آب تخلیه شده استحصالی بر حسب هزار مترمکعب، P_{t-1} , مجموع بارندگی در ماه قبل(میلیمتر)P_{t-2} , مجموع بارندگی دردو ماه قبل(میلیمتر)
P_t,مجموع بارندگی در ماه (میلیمتر)



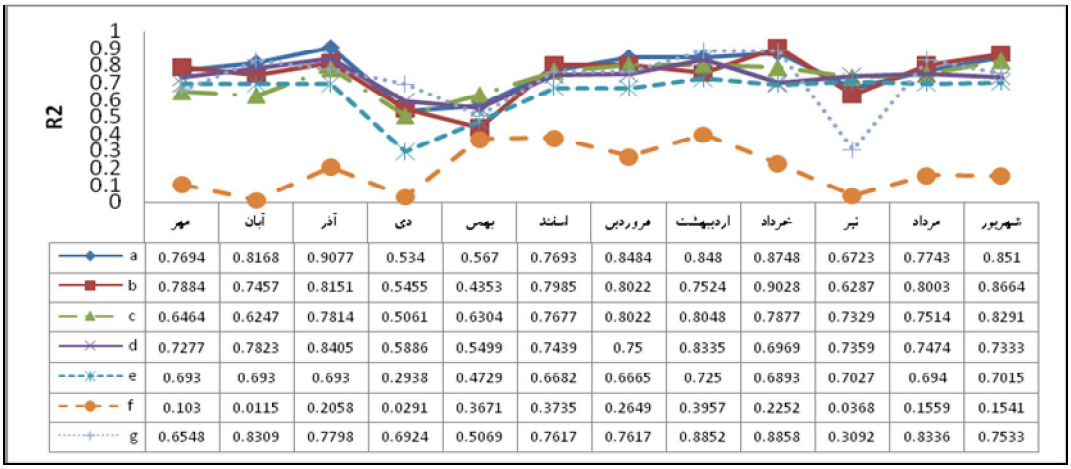
	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	16.074	9.8524	6.9025	26.045	35.588	12.322	29.115	15.841	12.470	13.514	13.023	9.0069
b	16.055	11.786	9.8119	20.139	29.394	11.47	25.281	16.335	12.434	25.814	12.460	8.8473
c	19.072	14.041	11.369	20.235	22.829	12.419	25.281	16.065	13.801	13.816	13.424	10.424
d	17.467	11.404	8.2141	27.422	28.557	13.405	26.187	15.542	15.106	12.972	13.445	12.918
e	16.912	13.612	13.612	35.602	28.139	14.095	26.127	16.979	15.368	13.991	14.471	14.697
f	24.927	26.865	22.649	67.016	17.816	19.968	31.511	21.309	23.891	26.562	25.016	23.798
g	18.934	9.2422	10.687	17.846	35.238	11.902	11.902	14.478	12.430	42.378	12.012	12.931

الف



	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	21.443	14.338	10.112	34.412	39.880	16.505	31.467	18.228	15.895	22.379	18.266	13.545
b	20.922	16.571	14.371	29.801	35.113	15.287	28.959	20.029	15.300	31.686	17.185	12.871
c	26.571	20.198	15.676	26.003	26.395	16.621	28.959	19.276	18.589	19.160	18.906	14.226
d	23.026	15.673	13.330	41.282	32.522	17.121	29.967	18.189	21.259	18.926	19.242	17.867
e	23.001	18.306	18.306	57.350	33.979	18.861	30.618	20.619	21.514	19.988	20.589	18.774
f	32.632	33.298	29.205	103.03	23.300	24.812	38.326	26.697	31.044	33.686	32.296	30.593
g	25.574	13.710	15.484	23.444	40.478	16.095	16.095	16.546	15.648	55.012	15.662	17.095

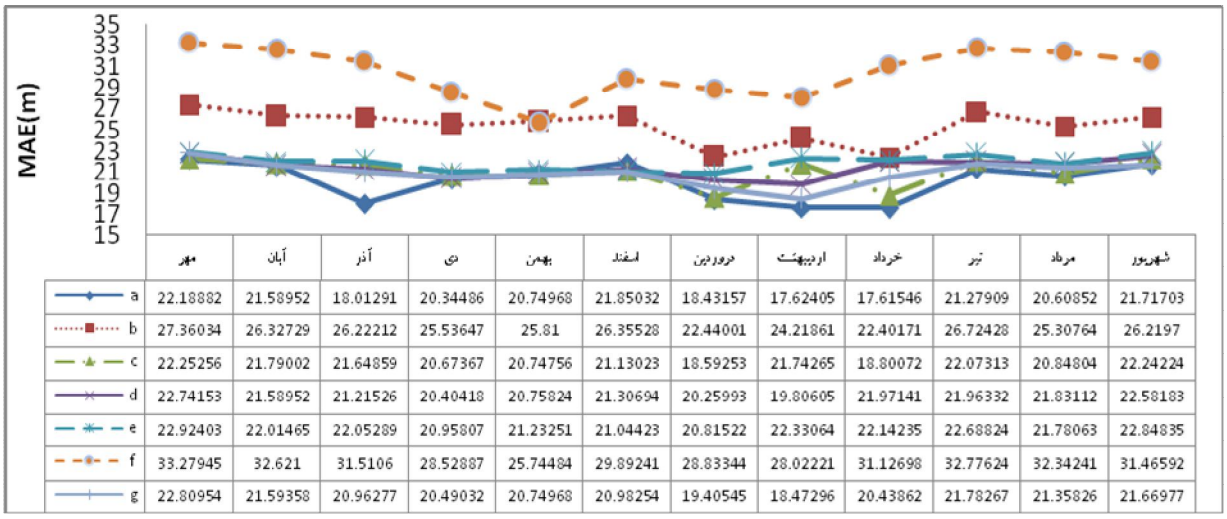
ب



	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	0.7694	0.8168	0.9077	0.534	0.567	0.7693	0.8484	0.848	0.8748	0.6723	0.7743	0.851
b	0.7884	0.7457	0.8151	0.5455	0.4353	0.7985	0.8022	0.7524	0.9028	0.6287	0.8003	0.8664
c	0.6464	0.6247	0.7814	0.5061	0.6304	0.7677	0.8022	0.8048	0.7877	0.7329	0.7514	0.8291
d	0.7277	0.7823	0.8405	0.5886	0.5499	0.7439	0.75	0.8335	0.6969	0.7359	0.7474	0.7333
e	0.693	0.693	0.693	0.2938	0.4729	0.6682	0.6665	0.725	0.6893	0.7027	0.694	0.7015
f	0.103	0.0115	0.2058	0.0291	0.3671	0.3735	0.2649	0.3957	0.2252	0.0368	0.1559	0.1541
g	0.6548	0.8309	0.7798	0.6924	0.5069	0.7617	0.7617	0.8852	0.8858	0.3092	0.8336	0.7533

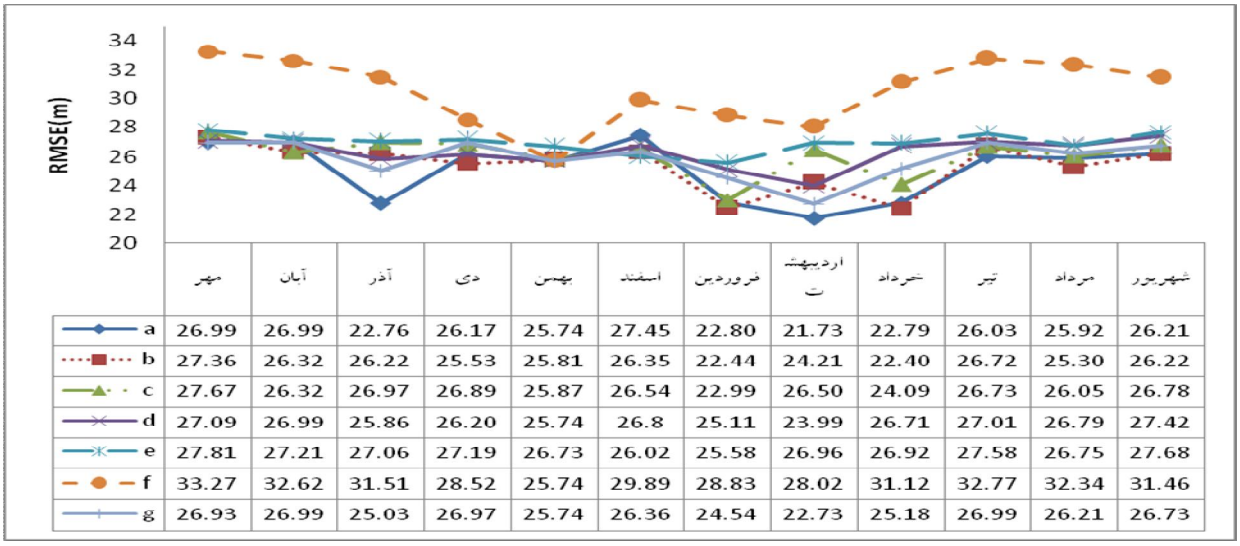
ج

نمودار ۱- تغییرات پارامترهای آماری مدلهای ANFIS به ترتیب ,RMSE MAE و R2 در نمودارهای الف، ب ، ج



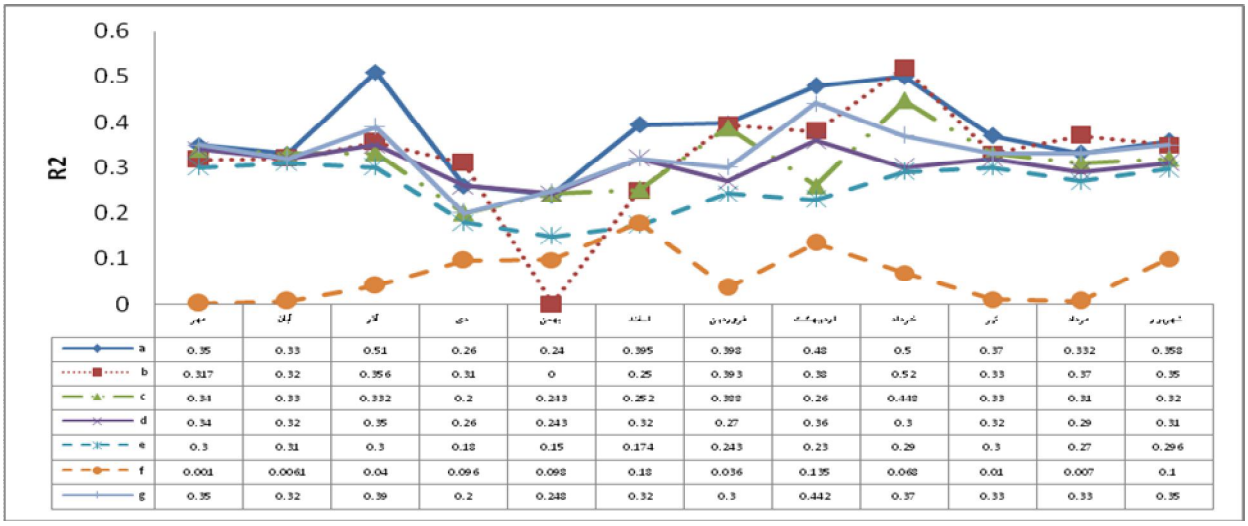
	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	22.18882	21.58952	18.01291	20.34486	20.74968	21.85032	18.43157	17.62405	17.61546	21.27909	20.60852	21.71703
b	27.36034	26.32729	26.22212	25.53647	25.81	26.35528	22.44001	24.21861	22.40171	26.72428	25.30764	26.2197
c	22.25256	21.79002	21.64859	20.67367	20.74756	21.13023	18.59253	21.74265	18.80072	22.07313	20.84804	22.24224
d	22.74153	21.58952	21.21526	20.40418	20.75824	21.30694	20.25993	19.80605	21.97141	21.96332	21.83112	22.58183
e	22.92403	22.01465	22.05289	20.95807	21.23251	21.04423	20.81522	22.33064	22.14235	22.68824	21.78063	22.84835
f	33.27945	32.621	31.5106	28.52887	25.74484	29.89241	28.83344	28.02221	31.12698	32.77624	32.34241	31.46592
g	22.80954	21.59358	20.96277	20.49032	20.74968	20.98254	19.40545	18.47296	20.43862	21.78267	21.35826	21.66977

الف



	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	26.99	26.99	22.76	26.17	25.74	27.45	22.80	21.73	22.79	26.03	25.92	26.21
b	27.36	26.32	26.22	25.53	25.81	26.35	22.44	24.21	22.40	26.72	25.30	26.22
c	27.67	26.32	26.97	26.89	25.87	26.54	22.99	26.50	24.09	26.73	26.05	26.78
d	27.09	26.99	25.86	26.20	25.74	26.8	25.11	23.99	26.71	27.01	26.79	27.42
e	27.81	27.21	27.06	27.19	26.73	26.02	25.58	26.96	26.92	27.58	26.75	27.68
f	33.27	32.62	31.51	28.52	25.74	29.89	28.83	28.02	31.12	32.77	32.34	31.46
g	26.93	26.99	25.03	26.97	25.74	26.36	24.54	22.73	25.18	26.99	26.21	26.73

ب



	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
a	0.35	0.33	0.51	0.26	0.24	0.395	0.398	0.48	0.5	0.37	0.332	0.358
b	0.317	0.32	0.356	0.31	0	0.25	0.393	0.38	0.52	0.33	0.37	0.35
c	0.34	0.33	0.332	0.2	0.243	0.252	0.388	0.26	0.448	0.33	0.31	0.32
d	0.34	0.32	0.35	0.26	0.243	0.32	0.27	0.36	0.3	0.32	0.29	0.31
e	0.3	0.31	0.3	0.18	0.15	0.174	0.243	0.23	0.29	0.3	0.27	0.296
f	0.001	0.0061	0.04	0.096	0.098	0.18	0.036	0.135	0.068	0.01	0.007	0.1
g	0.35	0.32	0.39	0.2	0.248	0.32	0.3	0.442	0.37	0.33	0.33	0.35

ج

نمودار۲- تغییرات پارامترهای آماری مدلهای رگرسیونی به ترتیبRMSE, MAE و R2 درنمودارهای الف،ب وج

جدول۲- خصوصیات آماری پارامترهای مورد استفاده در مدلها.

ماه	پارامتر	میانگین	بیشینه	کمینه	انحراف از معیار	ضریب تغییرات
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
مهر	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۱.۰۷	۱۶.۰۲	۰	۲.۱۳	۰.۰۱۹
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۲.۸	۱۲۶۹.۱۲	۱۰۴۸	۳۲.۴	۰.۰۲۸۱
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
آبان	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۱۴.۱۴	۳۲.۹	۰	۸.۱۳	۰.۵۷
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۲.۹۳	۱۲۶۸.۷	۱۰۴۸.۷۷	۳۲.۳	۰.۰۲۸
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
آذر	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۲۱.۶۶	۵۱.۱۴	۰.۷۹	۱۴.۶۷	۰.۶۷
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۳.۳	۱۲۶۸.۷	۱۰۴۸.۶۷	۳۲.۴	۰.۰۲۸۱
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
دی	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۳۰.۱	۶۹.۳۵	۲.۲۴	۱۵.۶۹	۰.۵۲
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۶.۲	۱۲۵۹.۵	۱۰۴۹.۶	۲۹.۶۶	۰.۰۲۵
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
بهمن	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۴۵.۶	۱۲۷.۸	۱۰.۹۲	۲۶.۰۶	۰.۵۷
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۶.۴۳	۱۲۵۹.۵	۱۰۴۹.۷۷	۲۹.۶۶	۰.۰۲۵
	تخلیه(میلیون مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
اسفند	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۴۵.۷	۱۲۷.۸	۱۰.۹۲	۲۶.۰۷	۰.۵۷
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۶.۲	۱۲۵۹.۵	۱۰۴۹.۶	۲۹.۴۶	۰.۰۲۵
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
فروردین	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۷۴.۳۸	۱۶۷.۷	۱۵.۹۸	۲۸.۴۴	۰.۳۸
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۶.۱	۱۲۵۹.۴۹	۱۰۴۹.۷۷	۲۹.۳۲	۰.۰۲۷
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
اردیبهشت	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۴۵.۵	۱۱۲.۰۵	۱۹.۳۵	۱۹.۵	۰.۴۲
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۶.۰۸	۱۲۵۹.۴	۱۰۴۹.۵	۲۹.۳	۰.۰۲۵
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
خرداد	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۱۶.۹	۵۸.۸	۰.۱	۱۱.۱۶	۰.۶۵
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۳.۵۸	۱۲۶۷.۷	۱۰۴۸.۸	۳۲.۳	۰.۰۲
	تخلیه(هزار مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
تیر	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۰.۲۴	۲.۶۲	۰	۰.۴۶	۱.۹۳
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۳.۴	۱۲۶۷.۶	۱۰۴۸.۹	۳۲.۳	۰.۰۲
	تخلیه(میلیون مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
مرداد	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۱.۴۹	۱۰.۱۲	۰	۲.۰۷	۰.۰۱
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۳.۱۱	۱۲۶۷.۶	۱۰۴۸.۸	۳۲.۳۲	۰.۰۲۸
	تخلیه(میلیون مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
شهریور	بارندگی(میلیمتر در ماه)	۱.۵	۳۱.۴۵	۰	۳.۸۹	۲.۵
	تراز سطح آب(متر)	۱۱۵۳.۰۳۹	۱۲۶۷.۶	۱۰۴۸.۴۶	۳۲.۳۲	۰.۰۲۸
	تراز سطح زمین(متر)	۱۲۵۵.۴	۱۶۸۴.۵	۱۰۶۸	۱۳۳.۸	۰.۱

معادلات خطی رگرسیونی چند متغیره بین پارامترهای ورودی و سطح آب حاصله در(نمودار۲) برای ماههای مختلف ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که این مدلها از دقت مناسبی در تخمین سطح آب برخوردار نیستند در ماههای فصل پاییز برا ی مدل های رگرسیونی مدل a بیشترین دقت و f کمترین دقت را داشتند این امر در دیگر مدلها نیز دیده شد. بالاترین دقت در معادلات رگرسیونی مربوط به داده های ماه آذر بود که این امر نیز در مدلهای فازی عصبی مشاهده شد. این وضعیت برای ماههای زمستان همچنان ادامه دارد بطوری

که مدل a بالاترین کارایی را در بین ماههای زمستان ارائه نموده است. مدل ورودی f نیز کمترین دقت را داشت. معادلات تجربی و رگرسیونی در فصل بهار و تابستان بازای ورودی a دقت مناسب را داشتند کارآیی این ورودی در فصل بهار از فصول دیگر سال بهتر بود.

جدول۳- نتایج مدل ANN بازای ورودی های مختلف در ماههای سال

مدل	ماه	MAE(m)	RMSE(m)	R^2	ماه	MAE(m)	RMSE(m)	R^2
a	مهر	۱۳.۵۹۳۴	۱۸.۵۰۲	۰.۷۹۷۶	دی	۱۴.۰۵۲۲	۱۸.۶۰۰۷	۰.۷۶۶۷
b	مهر	۱۵.۹۴۸۱	۲۱.۶۵۶	۰.۷۱۷۵	دی	۱۷.۷۸۹۹	۲۵.۳۷۲۶	۰.۵۶۹۵
c	مهر	۱۴.۵۶۲	۱۸.۹۰۱۱	۰.۷۸۳۶	دی	۱۵.۲۲۱۲	۲۰.۹۱۳۳	۰.۵۳۴
d	مهر	۱۳.۹۰۱۳	۱۸.۲۸۵۴	۰.۸۰۲۴	دی	۱۸.۳۵۴۲	۲۵.۵۴۷۵	۰.۵۶۰۹
e	مهر	۱۵.۲۹۵۱	۲۰.۴۶۲	۰.۷۶۶	دی	۱۶.۹۸۱	۲۲.۸۱۰۳	۰.۵۷۵۹
f	مهر	۲۳.۷۹۳	۳۱.۸۰۳۷	۰.۱۴۶	دی	۲۹.۳۰۶۴	۳۸.۱۲۳۵	۰.۱۶۴۸
g	مهر	۱۵.۵۱۱۸	۲۱.۷۶۹۸	۰.۷۱۹	دی	۱۷.۷۷۰۱	۲۵.۴۲۸۶	۰.۵۵۴۵
a	آبان	۷.۸۴۷۲	۱۱.۱۶۱۷	۰.۸۹۰۹	بهمن	۲۰.۰۹۷۲	۲۴.۴۳۴	۰.۵۲۳۱
b	آبان	۱۲.۸۷۷۶	۱۷.۶۰۳۸	۰.۷۱۶۴	بهمن	۲۲.۶۳۱۶	۲۶.۵۴۰۲	۰.۵۵۷۱
c	آبان	۹.۴۳۱۲	۱۳.۱۸۷۷	۰.۸۴۸۳	بهمن	۱۸.۹۶۹۷	۲۳.۸۹۵۲	۰.۴۶۸۸
d	آبان	۱۰.۰۸۸۴	۱۳.۶۵۸۶	۰.۸۳۵۲	بهمن	۲۶.۷۴۴۸	۳۱.۱۱۷	۰.۵۳۶
e	آبان	۱۰.۵۴۲۴	۱۵.۱۳۸۴	۰.۷۸۹۶	بهمن	۱۹.۱۴۱۵	۲۴.۸۰۰۸	۰.۴۱۰۱
f	آبان	۲۱.۴۳۷۴	۲۸.۵۴۸	۰.۲۴۲۴	بهمن	۲۵.۳۶۹۲	۳۰.۳۲۲۳	۰.۱۴۱۳
g	آبان	۱۰.۲۴۵۲	۱۴.۷۸۵۷	۰.۸۰۱۵	بهمن	۲۲.۹۴۸۶	۲۷.۲۰۲۹	۰.۵۹۳۳
a	آذر	۵.۷۸۳۶	۷.۷۰۶۸	۰.۹۴۵۸	اسفند	۱۱.۱۶۱	۱۴.۳۴۵۵	۰.۸۴۲۳
b	آذر	۱۲.۸۴۴۱	۱۷.۶۲۳۷	۰.۷۱۳۷	اسفند	۱۴.۰۱۳۴	۱۸.۶۹۹	۰.۶۶۶۳
c	آذر	۷.۲۳۸	۱۰.۸۴۵۷	۰.۸۹۴۱	اسفند	۱۱.۹۵۹۲	۱۵.۶۹۶۲	۰.۷۸۷۶
d	آذر	۶.۱۰۴۶	۸.۸۸۶۸	۰.۹۲۹۸	اسفند	۱۰.۵۵۴۷	۱۳.۷۵۵۱	۰.۸۵۷۵
e	آذر	۷.۹۰۲	۱۱.۴۲۶۳	۰.۸۸۴۱	اسفند	۱۰.۵۰۴۸	۱۴.۴۰۰۷	۰.۸۲۰۴
f	آذر	۱۸.۸۷۸۶	۲۵.۷۲۷۲	۰.۳۸۴۵	اسفند	۱۸.۲۴۸۱	۲۳.۰۰۶۷	۰.۴۷۳۹
g	آذر	۹.۱۸۶۸	۱۳.۱۲۳۹	۰.۸۴۹	اسفند	۱۱.۸۹۷۵	۱۵.۷۸۸۳	۰.۷۸۰۶
a	فروردین	۲۵.۶۹۶۷	۲۸.۳۰۷۲	۰.۸۸۴۳	تیر	۱۱.۸۵۵۴	۱۶.۲۳۹۱	۰.۸۲۳۱
b	فروردین	۲۴.۶۵۶۱	۲۹.۲۱۷۲	۰.۶۹۳۶	تیر	۱۴.۴۷۳۸	۲۰.۷۰۵۶	۰.۶۸۳۴
c	فروردین	۲۴.۳۰۲۵	۲۷.۴۲۶۹	۰.۸۲۷۱	تیر	۱۳.۵۳۲۱	۱۹.۰۲۸۴	۰.۷۵۶۳
d	فروردین	۲۴.۲۷۰۸	۲۶.۵۹۰۴	۰.۸۸۲۴	تیر	۱۶.۶۰۹۶	۲۱.۷۳۲۹	۰.۶۵۷۷
e	فروردین	۲۴.۵۴۲۶	۲۷.۹۱۶۳	۰.۸۰۷۸	تیر	۱۵.۷۵۶۵	۲۰.۲۸۶۹	۰.۷۱۲۵
f	فروردین	۳۰.۷۸۳	۳۷.۴۵۲۶	۰.۲۹۳۳	تیر	۲۵.۵۴۹۹	۳۳.۴۶۲۵	۰.۰۴۲۷
g	فروردین	۲۴.۲۳۰۵	۲۷.۹۴۶۲	۰.۸۰۷۶	تیر	۱۲.۷۶۲۲	۱۷.۱۹۰۱	۰.۷۹۰۱
a	اردیبهشت	۱۱.۲۸۳۳	۱۳.۹۵۹۵	۰.۸۶۲	مرداد	۱۲.۱۶۶۵	۱۶.۶۴۷۵	۰.۸۲۰۱
b	اردیبهشت	۱۶.۰۱۷۴	۲۰.۲۶۲۶	۰.۷۰۵۱	مرداد	۱۳.۶۰۴۴	۱۹.۳۲۰۴	۰.۷۲۳۱
c	اردیبهشت	۱۴.۳۱۵۸	۱۷.۲۴۵۵	۰.۸۲۳	مرداد	۱۲.۴۷۷۱	۱۷.۵۳۷۴	۰.۷۸۴۲
d	اردیبهشت	۱۲.۲۰۱۶	۱۴.۱۹۲۱	۰.۹۰۹۳	مرداد	۱۰.۱۷۵۶	۱۳.۲۹۶۲	۰.۸۷۶۱
e	اردیبهشت	۱۲.۵۵۲۸	۱۴.۴۴۹۱	۰.۹۱۱۵	مرداد	۱۱.۴۷۲۵	۱۵.۱۰۱۱	۰.۸۴۷۳
f	اردیبهشت	۲۰.۵۲۶۵	۲۵.۷۲۹۷	۰.۴۴۸۷	مرداد	۲۵.۱۰۴۲	۳۲.۳۷۱۶	۰.۱۴۹۳
g	اردیبهشت	۱۴.۴۹۹۳	۱۶.۹۹۳	۰.۸۴۸۸	مرداد	۱۲.۳۴۳۳	۱۷.۲۶۰۹	۰.۷۹۰۳
a	خرداد	۱۱.۴۰۲۲	۱۴.۲۸۵۱	۰.۸۹۴۲	شهریور	۱۸.۰۹۸۸	۲۰.۱۲۷۲	۰.۸۸۶۸
b	خرداد	۱۴.۵۳۰۷	۲۰.۹۳۸۸	۰.۶۷۴۴	شهریور	۲۰.۵۷۸۲	۲۴.۶۰۴۸	۰.۷۱۱۳
c	خرداد	۱۳.۴۷۸۲	۱۹.۳۴۶۹	۰.۷۴۰۴	شهریور	۲۰.۱۸۱۸	۲۳.۷۳۳۶	۰.۷۴۸۱
d	خرداد	۱۱.۱۳۹۹	۱۴.۲۹۶۲	۰.۹۰۱۳	شهریور	۱۹.۸۱۷۱	۲۲.۸۵۲۱	۰.۸۰۱
e	خرداد	۱۱.۰۰۵۴	۱۴.۹۹۶۵	۰.۸۶۴۱	شهریور	۱۸.۴۲۱۲	۲۰.۵۰۲۴	۰.۸۷۹۸
f	خرداد	۲۳.۱۸۰۷	۳۰.۴۸۴۹	۰.۲۳۰۸	شهریور	۲۷.۲۳۳۵	۳۳.۴۶۴۵	۰.۲۰۱۹
g	خرداد	۱۲.۸۷۳۹	۱۷.۴۰۵۸	۰.۸۱۰۲	شهریور	۱۸.۵۸۴۷	۲۱.۲۲۹۸	۰.۸۳۳۲

جدول٤- خصوصیات مدل ANFIS بازای ورودی های مختلف در ماههای سال

ماه	نوع پارامتر ورودی	مدل و نوع تابع	تعداد اعضای تابع عضویت و ساختار مدلCluster	ماه	مدل و نوع تابع	تعداد اعضای تابع عضویت و ساختار مدلCluster
	a	pigmf	۳ ۳ ۳ ۳		Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵
	b	cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۲۵ –۰.۶۵
	c	gbelmf	۴ ۴ ۴		Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵
مهر	d	cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵	دی	Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۰۵ –۰.۴۵
	e	trimf	۳ ۳		Psigmf	۴ ۴
	f	cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵
	g	gusmf	۴ ۴۴		Cluster	۰.۱۵–۰.۷۵. –۱.۲۵ –۰.۶۵
	a	gbllmf	۳ ۳ ۳		Cluster	۰.۱۵–۰.۵. –۱.۶۵ –۰.۳۵
	b	cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۱۵ –۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵–۰.۴۵. –۱.۲۵ –۰.۶۵
	c	trimf	۴ ۴ ۴		cluster	۰.۱۵–۰.۵. –۱.۶۵ –۰.۳۵
آبان	d	gbllmf	۴ ۴۴	بهمن	cluster	۰.۱۵–۰.۵. –۱.۶۵ –۰.۴۵
	e	trimf	۳ ۳		cluster	۴ ۴
	f	dsmf	۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵. –۱.۶۵ –۰.۳۵
	g	gbllmf	۴ ۴ ۴ ۴		cluster	۰.۱۵–۰.۷۵. –۱.۱۵ –۰.۴
	a	gbllmf	۴ ۴ ۴ ۴		psigmf	۳ ۳ ۳ ۳
	b	gbllmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	c	gbllmf	۴ ۴۴		gblmf	۳ ۳ ۳
آذر	d	gbllmf	۴ ۴۴	اسفند	cluster	۰.۱۵–۰.۵. –۱.۰۵ –۰.۲۵
	e	trimf	۳ ۳		gblmf	۴ ۴
	f	dsmf	۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۴۵ –۱.۰۵ –۰.۴۵
	g	gusmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	a	psigmf	۳ ۳ ۳ ۳		trimmf	۳ ۳ ۳ ۳
	b	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۴۵
	c	gblmf	۳ ۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۶۵–۰.۵
فروردین	d	cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۴۵	تیر	cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۰۵–۰.۵۵
	e	gblmf	۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۶۵–۰.۵
	f	gblmf	۵ ۵ ۵		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۴۵
	g	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	a	psigmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	b	cluster	۰.۱۵–۵–۲.۶۵–۰.۵		cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۰۵–۰.۵۵
	c	cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۶۵–۰.۲۵		trimmf	۳ ۳ ۳
اردیبهشت	d	gblmf	۳ ۴	مرداد	cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۵۵
	e	gblmf	۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۵۵
	f	cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۴۵		gblmf	۴ ۴
	g	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	a	psigmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	b	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳		gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	c	gblmf	۳ ۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۶۵
خرداد	d	cluster	۰.۱۵–۰.۵–۲.۶۵–۰.۵	شهریور	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳
	e	gblmf	۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۵۵
	f	cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۴۵		gblmf	۴ ۴
	g	gblmf	۳ ۳ ۳ ۳		cluster	۰.۱۵–۰.۵.–۲.۰۵–۰.۶۵

بررسی نتایج مدلها در فصل تابستان نشان داد که علیرغم کاهش شدید باران در این فصل، باران بعنوان منبع اصلی تغذیه دشت با تاخیر زمانی یک تا دوماه تاثیر قابل قبولی در پیش بینی سطح آب بر عهده دارد بطوری که در ماههای تیر و مرداد مدل شبکه عصبی با ورودی های a و d بهترین دقت را داشته و مدل های رگرسیونی کمترین دقت را ارائه نمودند بطوری که در بین ورودی های این مدل g , a از کارآیی بهتری برخوردار بودند. نتایج نشان داد که برای فصول پر باران مانند زمستان و بهار و تا اندازه ای از پاییز مدل ANFIS با ورودی d و g از کارآیی بهتری نسبت به دیگر مدلها برخوردار است و برای فصل تابستان مدل شبکه عصبی با ورودی های d وa دقت بهتری را دارند. پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از پارامترهای ماهانه تخلیه و بارندگی در فصول زمستان و تابستان بصورت clustring و در فصول پاییز و بهار با تعیین توابع عضویت کارآیی مناسبتری را دارند. فاکتورهای خوشه بندی جزئی شامل نسبت پذیرش، نسبت رد، فاکتور فشردگی و شعاع تاثیر می باشد که در جدول (۴) ارائه شده است. نتایج حاصل از جدول(۴) نشان می دهد که مقادیر مناسب برای نسبت پذیرش و نسبت رد در اغلب مدلهای ANFIS، ۰.۱۵ و ۰.۵ بوده و فاکتور فشردگی بین ۰.۲۵ تا ۰.۶۵ و شعاع تاثیر بین۰.۵ تا ۱.۶۵ متفاوت است. این نتایج با نتایج کارآیی مدلهای ANFIS برای پیش بینی عملکرد محصول نیز مطابقت دارد چرا که در آن تحقیق نیز از کاربرد سیستم های خبره در برآورد بین پدیده های طبیعی استفاده شده است (Khashei-siuki, etal., 2011). بهترین ورودی مدل رگرسیونی در طول سال مربوط به مدل ورودی b با R^2 =۰.۵۲ و MAE= ۱۷.۳۸تعیین شد که در رابطه (۴) ارائه شده است..

$$GWL= ۹۲۲/۲۷ + (۰/۰۰۸۰۶ * Q) + (۰/۸۸۸ * P_{t-1}) + (۰/۳۰۴* P_{t-2}) + (۰/۱۳۳* T) \quad (۴)$$

برای مدل ANN بهترین دقت به ورودیa آذر ماه باR^2=۰.۹۴ و MAE=۵.۷۸ متر نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه با ۰.۸۶ =R^2و MAE= ۸.۸۴متر بهترین کارآیی را داشتند. نتایج نشان داد که خروجی مدلها در ماههای مختلف باهم متفاوت است که این امر بعلت وجود نوسانات سطح آب در ماههای مختلف بوده است. و در تحقیقات قبلی نیز این تفاوت ارائه شده است. تفاوت عمده این تحقیق نسبت به دیگر تحقیقات که در آن سطح ایستابی برآورد شده است در این است که تحقیقات قبلی صرفاً توزیع زمانی سطح ایستابی را در نظر گرفته است برای مثال در تحقیقات محتشم و همکاران(۱۳۸۹)که به پیش بینی سطح آب با استفاده از سیستم های عصبی نسبت به زمان پرداخته بودند برای هر پیزومتر بصورت مستقل در سطح دشت بیرجند اقدام به پیش بینی سطح آب می نمودند اما در این تحقیق هدف تعیین سطح آب در سطح دشت بازای بارش، و تخلیه متفاوت می باشد و در آن توزیع مکانی و زمانی مورد نظر بوده است.

نتیجه گیری

نتایج بررسی ها نشان می دهد که با تغییرات ارتفاع، میزان دبی چاهها نیز تغییر می کند بطوری که دبی چاههای در شمال و شرق دشت کمتر از جنوب و غرب دشت است و تغییرات خطوط تراز سطح آب نیز از خطوط تراز سطح زمین تبعیت می کند. این عامل می تواند نقش بسزایی در تخمین تراز سطح آب داشته باشد. در این تحقیق مقایسه مدلهای مختلف نشان داد که برای مدل ANN بهترین دقت به ورودیa آذر ماه نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه بهترین کارآیی را داشتند. نتایج نشان داد که خروجی مدلها در ماههای مختلف باهم متفاوت است که این امر بعلت وجود نوسانات سطح آب در ماههای مختلف بوده است.

مراجع

احمدی زاده،ک. ۱۳۸۸. مدل سازی تبخیر-تعرق مرجع روزانه با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی پایان نامه کارشناسی ارشد، آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس، تهران،

ایزدی، ع، ا .داوری،ک. علیزاده، ا. قهرمان، ب. و حقایقی مقدم، س،ا.(۱۳۸۶) . پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجله آبیاری و زهکشی ایران، سال اول، شماره ۲ صفحه ۵۹-۷۱.

بی نام. (۱۳۸۸). مطالعات مدیریت بهم پیوسته منابع آب دشت نیشابور.شرکت آب منطقه ای استان خراسان رضوی

سجادی، ع ۱۳۸۸. شبیه سازی جریان آب زیرزمینی دشت نیشابور با استفاده از مدل **PMWIN** پایان نامه کارشناسی ارشد، آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی. دانشگاه فردوسی مشهد.ص۱۵۶.

محتشم ، م. دهقانی،الف، اکبرپور،الف ، مفتاح هلقی، م و اعتباری،ب. ۱۳۸۹ پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی :دشت بیرجند) مجله آبیاری و زهکشی ایران،شماره ۱، جلد ۴،ص۱-۹

میر عربی، م و نخعی، ع ۱۳۸۷. پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات دوازدهمین همایش انجمن زمین شناسی ایران ، اهواز شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب. ص۱-۸.

Affandi, A. and Watanabe, K., 2007. Daily groundwater level fluctuation forecasting using soft computing

Estimation of Reference Evapotranspiration from Pan Evaporation in a Semi-Arid Environment. Irrigation Science, Available in www.Springer.com

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.

Sahoo, G.B., Ray, C. and Wade, H.F 2005 . Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks. Ecological Modelling 183:29–46.

Samani, N. Gohari-Moghadam M., Safavi A.A. 2007. A simple neural network model for the determination of aquifer parameters. Journal of Hydrology 340, 1–11

Shiati, K. 1999. World Water Vision for Food: Country Case Study Iran. Paper presented at the MENA Consultation Meeting, May 1999, Bari, Italy.

Smedema, L. K and Shiati, K. 2002. Irrigation and salinity: A perspective review of the salinity hazards of irrigation development in the arid zone. Irrigation and Drainage Systems, 16, 161–174.

Sreekanth, P. D., Geethanjali, N. D., Sreedevi, P. D., Shakeel Ahmed, Steyl G. 2009. Application of Artificial Neural Networks in the Field of geohydrology. Institute of Groundwater Studies Faculty of Natural and Agricultural Sciences. University of the Free State.

Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets. Information Control, 8(3), 338–353.

technique. Nature and Science, 5(2).

Bezdec, J.C., 1981. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York,

Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R. and Bobee, B., 2001,Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations. Wate Resour. Res., 37, 885–896.

French,M. N., Krajewshi,W. F. and Cuendall, P. P. 1992. Rainfall forecasting in space and time using artificial neural network. Journal of Hydrology, 13(7), 1-31.

Karamouz, M., Kerachian, R. and Zahraie, B. 2004. Monthly water resources and irrigation planning: case study of conjunctive use of surface and groundwater resources, Journal of Irrigation and Drainage Engineering, ASCE, 130(5): 391- 402.

Khashei-Siuki, A., Kouchakzadeh, M and Ghahraman B. 2011. Predicting dryland wheat yield from meteorological data using expert system in Khorasan province, I.R. Iran. Journal of Agricultural Science and Technology (Accepted).

Kurtulus, B. and Razack M. 2010. Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy. Journal of Hydrology 381: 101–111

Ioannis, N., Daliakopoulos, Coulibaly, P., Ioannis, K. and Tsanis, 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. J. Hydrol., 309, 229–240.

29.

Rahimi Khoob, A. 2008. Artificial Neural Network

.

Iranian Journal of Irrigation and Drainage
No. 1, Vol. 7, Spring 2013, p. 10-22

نشریه آبیاری و زهکشی ایران
شماره ۱، جلد۷، بهار ۱۳۹۲، ص. ۲۲-۱۰

Comparison of ANN, ANFIS and Regression Models to Estimate Groundwater level of Neyshaboor Aquifer

A. Khashei- Siuki[1*], B. Ghahraman[2]., M. Kouchakzadeh [3]

Abstract

Groundwater and water resources management play a key role in sustainable water resources management in arid and semi-arid areas. Neyshaboor plain is one of the most plains of Khorasan Razavi province, which has an important role in agricultural production. Unallowable discharges of the resources is causing that water table has 74 cm drawdown. Purpose of this study is evaluated of classic models and expert systems (Artificial Neural Network ANN and Adaptive Neurao-Fuzzy Inference Systems ANFIS) in prediction of groundwater table. In this study, effected parameters in water table example (monthly precipitation and discharge) detected and raster maps was gained by geostatistical methods. Data bank was gained by Arc GIS software from raster maps to training and testing expert systems. Regression equations of effective parameters in water table were resulted from data bank. Results showed that ANFIS models often had the most accuracy to predict monthly and regression models had the lowest performance. The ANN models had suitable accuracy on summery months.

Keywords: Groundwater, GIS, Neyshabur plain, Multivariable regression model, Expert system

1 * Assistant Professor of Water Engineering Department., University of Birjand
(* - Corres ponding Author Email: abbaskhashei@birjand.ac.ir)
2- Professor of Water Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad
3- Associate Professor of Irrigating and Drainage Eng., Tarbiat Modares University