

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

عباس خاشعی سیوکی^{۱*}، بیژن قهرمان^۲، مهدی کوچک زاده^۳

چکیده:

آب زیرزمینی و مدیریت منابع آب 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 خیره (شبکه عصبی مصنوعی ANN و سیستم های استنتاج فازی عصبی ANFIS) 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 خیره 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 ورودی a اذر ماه با $R^2=0.94$ و $MAE=5.78$ متر نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه با $R^2=0.86$ و $MAE=8.84$ متر بهترین کارایی را داشتند. مدل رگرسیونی همواره کمترین دقت را داشته اند.

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

است. (Smedema and Shiati 2002).

مقدمه

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 شبیه سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی تهیه شده و رابطه آماری بین پارامترهای متاثر بر نوسانات سطح ایستابی بصورت ماهانه تعیین و بر

در طی دهه های اخیر به دلیل افزایش تقاضای آب و کاهش سرانه منابع آب تجدید شونده، نگرانی های 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 اقلیم های دیگر حائز اهمیت ویژه ای است. مدیریت و بهره برداری 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

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

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 پیرومتری 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 و فصول مختلف جداگانه انجام نداده و کارایی شبکه های فازی عصبی نیز مورد بررسی قرار نگرفته بود. تحقیقات متعددی از کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی کم عمق با استفاده از پارامترهای هواشناسی و هیدروژئولوژی دارد (محتشم و همکاران ۱۳۸۹؛ Ioannis et al., 2005; Sreekanth et al., 2009; Coulibaly et al., 2001)

نتایج تحقیقات نشان داد در بسیاری از آنها بصورت مستقیم از پارامترهای تاثیر گذار بر افت یا خیز سطح ایستایی 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. از آنجا که امکان کاهش برداشت آب در تعدادی از ماههای سال امکان پذیر 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 سالیانه یا روزانه بعلت نبود اطلاعات و آمار دراز مدت مورد نیاز در کشور امکان پذیر نیست.

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 بالآمدگی 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 سالیانه 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 et al., 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 et al., 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 ایستایی با استفاده از سیستم خیره 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 et al., 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 et al., 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

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 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 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 نشأت می‌گیرند 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 و ۱۳۸۸ 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^+ واریسی شد و بهترین مدل برازش داده ها از این نرم افزار تعیین و با استفاده از نرم افزار Arc GIS 9.3 پهنه بندی صورت گرفت این کار برای دشت در پیکسلهای 450×450 مترمربع صورت گرفت. فواصل پیکسلها بر اساس دقت پراکنش داده ها و یکسان سازی آن بدست آمد. با استفاده از نرم افزار Arc GIS 9.3 مقدار تراز سطح ایستابی و بارندگی برای هر ماه در هر چاه استحصالی تعیین شد.

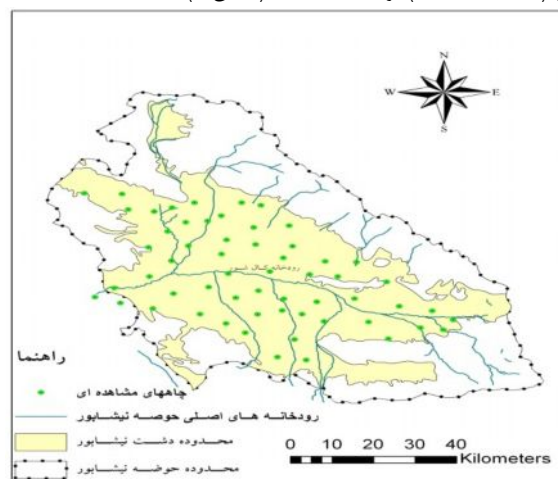
این عمل برای سالهای ۱۳۸۱-۸۲ و ۸۷-۸۸ که در آن میزان تخلیه در هر فصل برداشت شده است صورت گرفت. با توجه به پارامترهای تاثیر گذار بر سطح آب مانند داده های تغذیه و تخلیه سفره، تاخیر زمانی پارامترهای فوق و موقعیت دشت داده های مورد استفاده در این مطالعه انتخاب شدند، این پارامترها عبارتند از T ، تراز سطح زمین (متر)، Q حجم آب تخلیه شده استحصالی بر حسب هزار مترمکعب، P_{t-1} ، مجموع بارندگی در ماه قبل (میلیمتر) P_t ، مجموع بارندگی در 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

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 تحقیقی (۱) کارآیی مدل های خبره را با مدل های تجربی مقایسه نمود (۲) انواع سیستم های خبره را برای آبخوان نیشابور اجرا نموده و مدلی که کارآیی مناسبتری را دارد پیشنهاد کرد (۳) 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 جزئی 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 ۳۵، ۴۰ 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 سبزواری بلندیهای لیلا جوق و یال پلنگ محدود شده است. حداکثر و حداقل ارتفاع حوضه بترتیب با ۳۳۰۵ و ۱۰۶۵ متر درقله بینالود و خروجی رودخانه کال شور از حوضه واقع شده است دیگر اطلاعات آبخوان در منبع (سجادی ۱۳۸۹) ارائه شده است (شکل ۱).



شکل ۱- حوضه نیشابور و نمایی از رودخانه‌ها، چاههای پیزومتری حوضه و آبخوان دشت نیشابور

از داده‌های استفاده شده در مرحله آزمایش برای مقایسه نتایج ANN, ANFIS و مدل‌های تجربی با داده‌های مشاهده‌ای 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.

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

$$RMSE = [N^{-1} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2]^{0.5} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i) \quad (4)$$

N = برابر با تعداد کل داده‌ها، P_i = سطح آب تخمین زده شده (با استفاده از مدل ANN و ANFIS)، O_i = داده مشاهده‌ای P^- و O^- برابر با متوسط مقادیر P_i و O_i هستند. برای اینکه بهترین نتیجه انتخاب شود، ابتدا پارامترهای (R^2 ، RMSE و MAE) درجه بندی شدند سپس توسط نزولی کردن داده‌های در نرم افزار آماری EXCLE، بهترین رتبه انتخاب گردید. ورودی مدلها در (جدول ۱) 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 (جدول ۳) ارائه شده است. همانطور که از جدول مذکور استنباط می‌شود در ماههای فصل پاییز مدل‌های a و d دارای ضریب همبستگی بالا و خطای کمتری می‌باشد. در این ورودی‌ها دبی استحصالی، تراز سطح زمین، بارندگی ماه مربوطه و یک ماه قبل آورده شده است، کارایی مدل بر اساس بارندگی دو ماه قبل (مدل g) کاهش یافته است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که با تغییرات ارتفاع، میزان دبی چاهها نیز تغییر می‌کند 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 می‌کند. این عامل می‌تواند نقش بسزایی در تخمین تراز سطح آب داشته باشد. بررسی‌ها 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 و d 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

استفاده از آزمون ساده ران، تایید شد. برای استفاده از داده‌های مذکور در مدل‌های رگرسیونی، فازی عصبی و فازی ابتدا داده‌ها 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 کارایی مدل‌های عصبی و عصبی فازی، همه داده‌ها ابتدا به شکل نرمال بین دو عدد ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد شدند سپس آنها به مقادیر اولیه بعد از استفاده در شبیه‌سازی برگشتند (Rahimi Khoob, 2008).

$$x_i = 0.8 \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) + 0.1 \quad (1)$$

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 داده‌ها تعریف و برای آموزش شبکه‌های عصبی و فازی آماده شدند (جدول ۱).

در این تحقیق برای اجرای مدل‌های شبکه عصبی و فازی از جعبه ابزار استاندارد ANN و ANFIS در نرم افزار MATLAB استفاده شد. به منظور آموزش 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 محیط AnfisEdit نرم افزار MATLAB جهت استفاده از شبکه عصبی- فازی دو روش منقطع سازی شبکه‌ای و خوشه بندی جزئی وجود دارد که تفاوت عمده آن‌ها در انتخاب تابع عضویت ورودی می‌باشد.

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، ورودی‌ها دسته بندی می‌شود در بعضی از ورودیها می‌تواند باعث بهبود کارایی شود.

به منظور تعیین معادلات رگرسیونی چند متغییره $(Y = aX + bZ + cM + \dots + n)$ از نرم‌افزار sigmastat استفاده شد. برای این منظور از ۷۵ درصد داده‌های مربوط به آموزش و اعتبار سنجی شبکه‌های عصبی جهت تعیین مدل رگرسیونی و از ۲۵ درصد باقیمانده به منظور تست کردن مدل استفاده شد. این کار برای تمامی ماههای سال صورت گرفت.

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 کارایی 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 بعلاوه 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 توجهی را در برآورد سطح آب ارائه دهند بطوری که 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 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 gblmf دقت بالاتری دارند. در این ماهها روش خوشه بندی کارایی بیشتری از روش Grid partition نداشته است. نکته قابل ذکر این است که مدل ورودی a که در مدل عصبی کارایی 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 کارایی ارائه نمودند. در ماههای فصل تابستان ورودی d و b با استفاده از روش خوشه بندی جزئی بهترین دقت را داشتند.

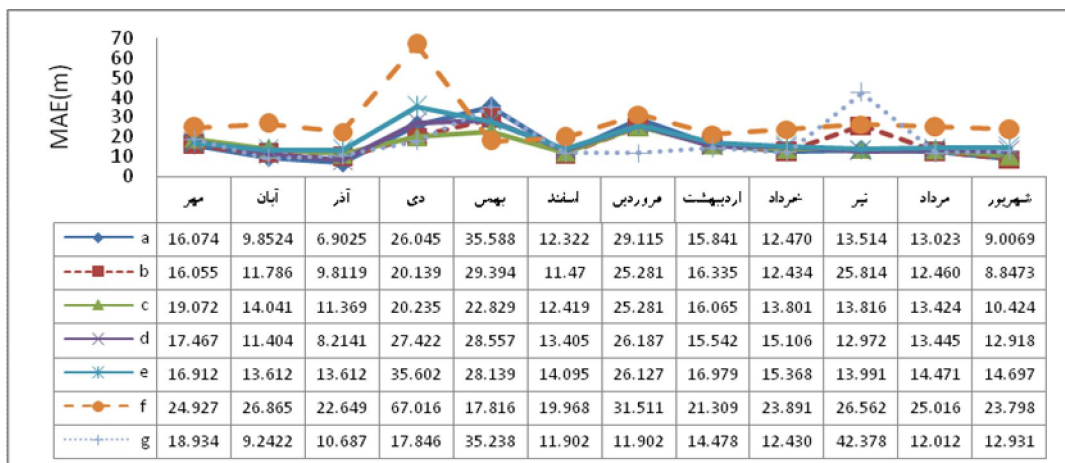
دارند نتایج تحقیق آنها نشان داد در صورتی که از تراز سطح ایستابی در ورودی ها استفاده نشود مدل شبکه عصبی نمی تواند دقت مناسبی در برآورد سطح ایستابی داشته باشد. تفاوت عمده این تحقیق با تحقیق ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) در نوع ورودی بود که در تحقیق ایشان از تراز سطح ایستابی ماه قبل بعنوان ورودی استفاده شد و در این تحقیق 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 کارایی داشته است این امر در تمامی ماههای این فصل اتفاق افتاده است. در فصل تابستان نیز مدل a و d از کارایی مناسبی برخوردار بودند

مدل‌های سیستم استنتاج فازی ANFIS برای ماههای پاییز کارایی 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 کارایی پایین تری 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 (Generalized bell curve) gblmf (membership function) با ۳ تا ۴ عضو بودند که نتوانستند خروجی مناسبی ارائه دهند. دقت برآورد سطح آب در بهمن ماه در بین

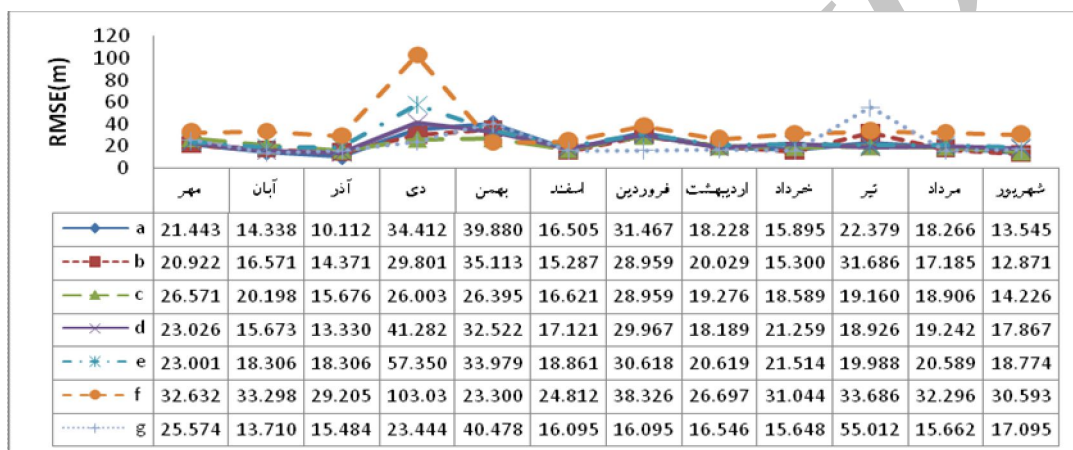
جدول ۱- پارامتر ورودی به شبکه عصبی، عصبی فازی و رگرسیونی

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

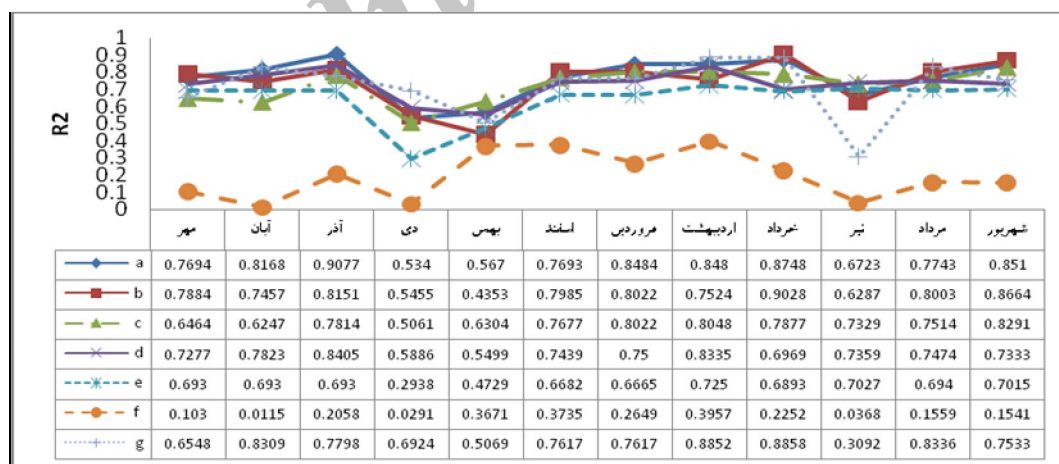
T تراز سطح زمین (متر)، Q حجم آب تخلیه شده استحصالی بر حسب هزار مترمکعب، P_{t-1} ، مجموع بارندگی در ماه قبل (میلیمتر)، P_{t-2} ، مجموع بارندگی در دو ماه قبل (میلیمتر)، P_t مجموع بارندگی در ماه (میلیمتر)



الف

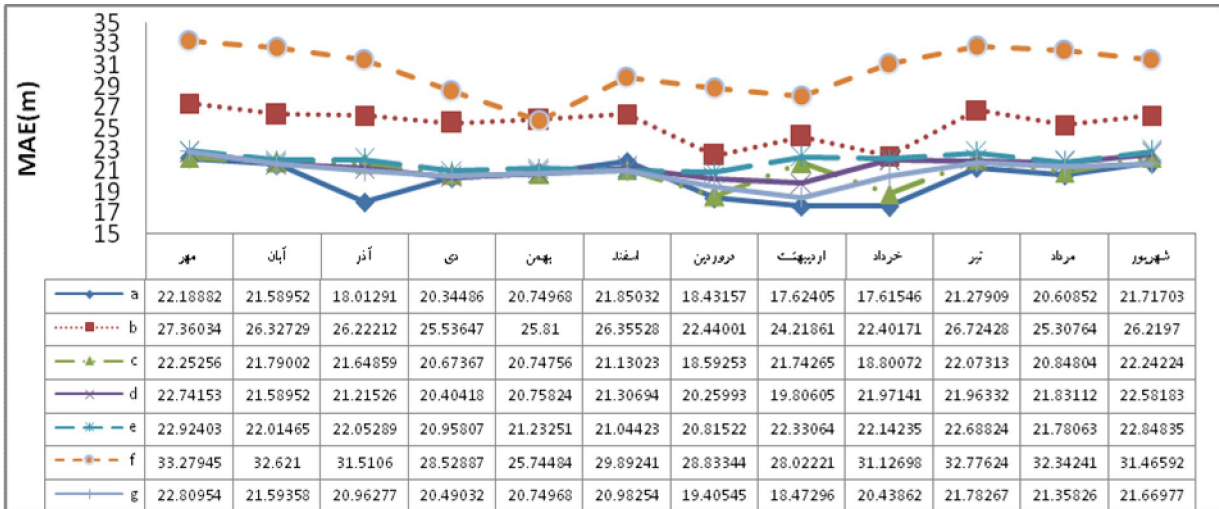


ب

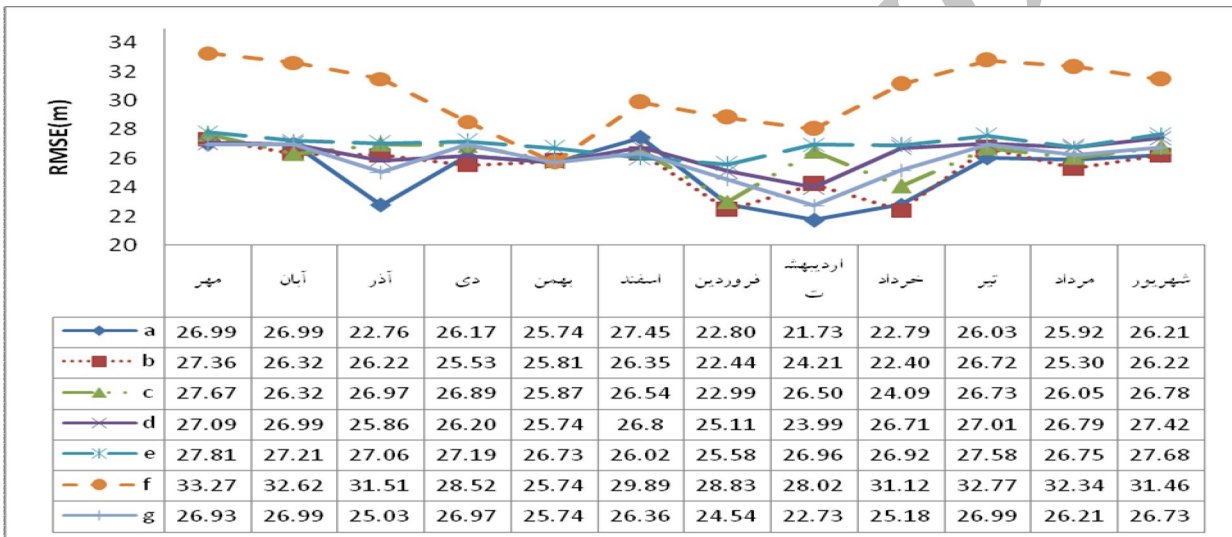


ج

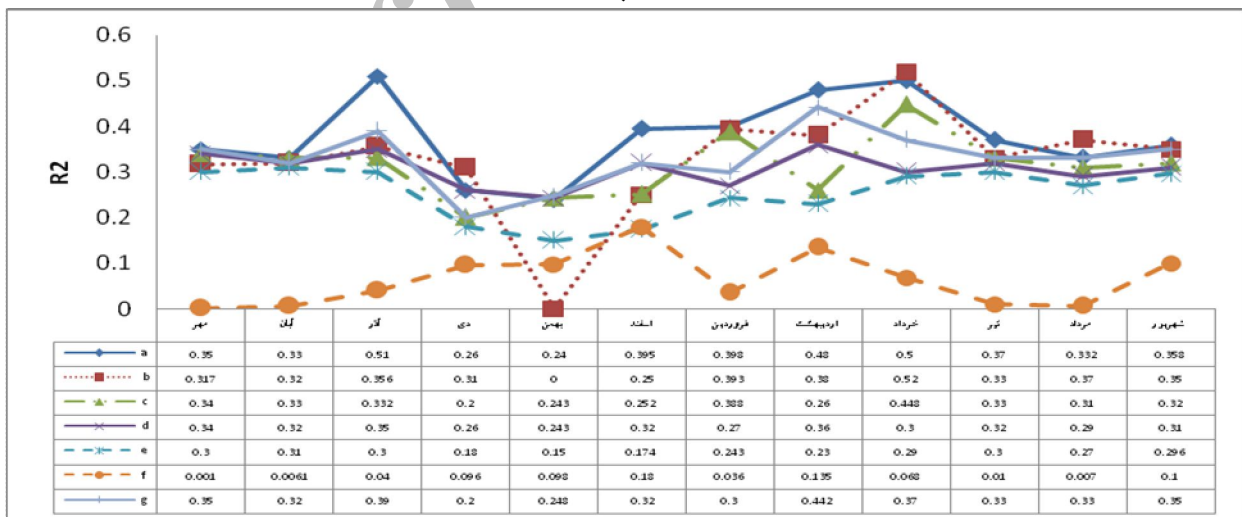
نمودار ۱- تغییرات پارامترهای آماری مدل‌های ANFIS به ترتیب MAE, RMSE و R2 در نمودارهای الف، ب، ج،



الف



ب



ج

نمودار ۲- تغییرات پارامترهای آماری مدل‌های رگرسیونی به ترتیب MAE، RMSE و R2 در نمودارهای الف، ب و ج

جدول ۲- خصوصیات آماری پارامترهای مورد استفاده در مدلها.

ماه	پارامتر	میانگین	بیشینه	کمینه	انحراف از معیار	ضریب تغییرات
مهر	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
	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
آبان	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
	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
آذر	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۲۱.۳۶	۶۷۶.۵۱۲	۰.۰۰۱۴	۱۳۴.۲۵	۱.۱۰۵
	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
دی	تخلیه (هزار مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
	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
بهمن	تخلیه (هزار مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
	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
اسفند	تخلیه (میلیون مترمکعب)	۵۵.۲۵	۵۳۸.۲۸	۰.۰۰۷	۶۹.۳۴	۱.۲۵
	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
فروردین	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
	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	۰.۰۳۷
اردیبهشت	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
	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
خرداد	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۱۵.۴۸	۶۹۹	۰.۰۰۷۲	۱۳۱.۸	۱.۱۴
	بارندگی (میلیمتر در ماه)	۱۶.۹	۵۸.۸	۰.۱	۱۱.۱۶	۰.۶۵
	تراز سطح آب (متر)	۱۱۵۳.۵۸	۱۲۶۷.۷	۱۰۴۸.۸	۳۲.۲	۰.۰۲
تیر	تخلیه (هزار مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
	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
مرداد	تخلیه (میلیون مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
	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
شهریور	تخلیه (میلیون مترمکعب)	۱۲۶.۶۷	۶۹۹	۰.۰۰۷	۱۳۹.۵۶	۱.۱
	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	

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

معادلات خطی رگرسیونی چند متغیره بین پارامترهای ورودی و سطح آب حاصله در (نمودار ۲) 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 برای مدل‌های رگرسیونی

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 کارایی این ورودی در فصل بهار از فصول دیگر سال بهتر بود.

جدول ۳- 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	۲۲.۷۹۳	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	۰.۵۳۳۱
b	آبان	۱۲.۸۱۷۷۶	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	۱۰.۵۴۳۴	۱۵.۱۳۸۴	۰.۷۸۹۶	بهمن	۱۹.۱۴۱۵	۲۴.۸۰۰۸	۰.۴۱۰۱
f	آبان	۲۱.۴۳۷۴	۲۸.۵۴۸	۰.۲۴۲۴	بهمن	۲۵.۳۶۹۲	۳۰.۳۳۲۳	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	۱۸.۸۱۷۸۶	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	۰.۸۳۳۱
b	فروردین	۲۴.۶۵۶۱	۲۹.۲۱۷۲	۰.۶۹۳۶	تیر	۱۴.۴۷۳۸	۲۰.۷۰۵۶	۰.۶۸۳۴
c	فروردین	۲۴.۳۰۲۵	۲۷.۴۲۶۹	۰.۸۲۷۱	تیر	۱۳.۵۳۳۱	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	۱۲.۸۱۳۹	۱۷.۴۰۵۸	۰.۸۱۰۲	شهریور	۱۸.۵۸۴۷	۲۱.۲۳۹۸	۰.۸۳۳۲

جدول ۴- خصوصیات مدل ANFIS بازای ورودی های مختلف در ماههای سال

ماه	نوع پارامتر ورودی	مدل و نوع تابع	تعداد اعضای تابع عضویت و ساختار Cluster	ماه	مدل و نوع تابع	تعداد اعضای تابع عضویت و ساختار Cluster
مهر	a	pigmf	۳۳۳	دی	Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵
	b	cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۲۵-۰.۶۵
	c	gblmf	۴۴۴		Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵
	d	cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۰۵-۰.۴۵
	e	trimf	۳۳		Psigmf	۴۴
	f	cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵
	g	gusmf	۴۴۴		Cluster	۰.۱۵-۰.۷۵-۰.۱۲۵-۰.۶۵
آبان	a	gblmf	۳۳۳	بهمن	Cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۱۶۵-۰.۳۵
	b	cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۵-۰.۴۵		Cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۲۵-۰.۶۵
	c	trimf	۴۴۴		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۱۶۵-۰.۳۵
	d	gblmf	۴۴۴		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۱۶۵-۰.۴۵
	e	trimf	۳۳		cluster	۴۴
	f	dsmf	۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۱۶۵-۰.۳۵
	g	gblmf	۴۴۴۴		cluster	۰.۱۵-۰.۷۵-۰.۱۱۵-۰.۴
آذر	a	gblmf	۴۴۴۴	اسفند	psigmf	۳۳۳۳
	b	gblmf	۳۳۳۳		gblmf	۳۳۳۳
	c	gblmf	۴۴۴		gblmf	۳۳۳
	d	gblmf	۴۴۴		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۱۰۵-۰.۲۵
	e	trimf	۳۳		gblmf	۴۴
	f	dsmf	۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۴۵-۰.۱۰۵-۰.۴۵
	g	gusmf	۳۳۳۳		gblmf	۳۳۳۳
فروردین	a	psigmf	۳۳۳۳	تیر	trimmf	۳۳۳۳
	b	gblmf	۳۳۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۴۵
	c	gblmf	۳۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۵
	d	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۴۵		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۵۵
	e	gblmf	۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۵
	f	gblmf	۵۵۵		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۴۵
	g	gblmf	۳۳۳۳		gblmf	۳۳۳۳
اردیبهشت	a	psigmf	۳۳۳۳	مرداد	gblmf	۳۳۳۳
	b	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۵		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۵۵
	c	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۲۵		trimmf	۳۳۳
	d	gblmf	۳۴		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۵۵
	e	gblmf	۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۵۵
	f	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۴۵		gblmf	۴۴
	g	gblmf	۳۳۳۳		gblmf	۳۳۳۳
خرداد	a	psigmf	۳۳۳۳	شهریور	gblmf	۳۳۳۳
	b	gblmf	۳۳۳۳		gblmf	۳۳۳۳
	c	gblmf	۳۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۵
	d	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۶۵-۰.۵		gblmf	۳۳۳۳
	e	gblmf	۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۵۵
	f	cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۴۵		gblmf	۴۴
	g	gblmf	۳۳۳۳		cluster	۰.۱۵-۰.۵-۰.۲۰۵-۰.۶۵

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 مدل های مختلف نشان داد که برای مدل ANN بهترین دقت به ورودی a آذر ماه نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه بهترین کارایی را داشتند. نتایج نشان داد که خروجی مدلها در ماههای مختلف باهم متفاوت است که این امر بعلاوه وجود نوسانات سطح آب در ماههای مختلف بوده است.

مراجع

احمدی زاده، ک. ۱۳۸۸. مدل سازی تخییر-تغرق مرجع روزانه با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی پایان نامه کارشناسی ارشد، آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس، تهران،
ایزیدی، 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، ص ۱۵۶.
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، ص ۱-۹

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. ص ۱-۸.
Affandi, A. and Watanabe, K., 2007. Daily groundwater level fluctuation forecasting using soft computing

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 دو ماه 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 کارایی 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 کارایی بهتری نسبت به دیگر مدلها برخوردار است و برای فصل تابستان مدل شبکه عصبی با ورودی های a و d دقت بهتری را دارند. پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از پارامترهای ماهانه تخلیه و بارندگی در فصول زمستان و تابستان بصورت clustering و در فصول پاییز و بهار با تعیین توابع عضویت کارایی 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 بین ۰.۵ تا ۱.۶۵ متفاوت است. این نتایج با نتایج کارایی مدل های 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, et al., 2011). بهترین ورودی مدل رگرسیونی در طول سال مربوط به مدل ورودی b با $R^2 = 0.52$ و $MAE = 17.38$ تعیین شد که در رابطه (۴) ارائه شده است.

$$GWL = 922/27 + (0/00806 * Q) + (0/888 * P_{t-1}) + (0/304 * P_{t-2}) + (0/133 * T) \quad (4)$$

برای مدل ANN بهترین دقت به ورودی a آذر ماه با $R^2 = 0.94$ و $MAE = 5.78$ متر نسبت داده شد و در مدل ANFIS ورودی b شهریورماه با $R^2 = 0.86$ و $MAE = 8.84$ متر بهترین کارایی را داشتند. نتایج نشان داد که خروجی مدلها در ماههای مختلف باهم متفاوت است که این امر بعلاوه 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 پیژومتر 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

- 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. *Water Resour. Res.*, 37, 885-896.
- French, M. N., Krajewski, W. F. and Cuykendall, 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*

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

A. Khashei-Siuki^{1*}, B. Ghahraman², M. Kouchakzadeh³

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 Neuro-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

Archive of SID

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