

فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، سال ۳۰، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۴، شماره پیاپی ۱۱۷

E. Rahmati
M. Montazeri, Ph.D
A. Gandomkar, Ph.D
M. Lshanizand, Ph.D

عنایت‌اله رحمتی، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد
مجید منتظری، استادیار آب و هواشناسی، دانشگاه اصفهان
امیر گندمکار، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، اصفهان
مهران لشنی زنده، عضو هیأت علمی مرکز تحقیقات کشاورزی لرستان

E-mail: Enayat51@yahoo.com

شماره مقاله: ۱۰۲۹ صص: ۲۷۴-۲۶۱
ووصول: ۹۳/۱/۱۸ پذیرش: ۹۳/۱۱/۲۵

پیش‌بینی تبخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیگنال‌های اقلیمی در حوضه دز

چکیده

تبخیر از پدیده‌های مهم چرخه آب‌شناختی است و تخمین و پیش‌بینی آن در مدیریت و برنامه‌ریزی اصولی آب ضروری می‌باشد، به همین خاطر به پیش‌بینی این پدیده در حوضه دز که بخش مهمی از آب مصرفی کشور را تأمین می‌کند پرداخته شده است. در شبیه‌سازی تبخیر و بررسی امکان پیش‌بینی آن از مدل شبکه عصبی مصنوعی با بهره‌گیری از نرم‌افزار نروسولوشن استفاده گردیده که آمار مربوط به تبخیر در ۴ ایستگاه هم‌دید با حد اقل ۱۹ سال آمار ماهانه و داده‌های مربوط به مهمترین شاخص‌های آب و هوایی، مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که مهمترین شاخص‌های مرتبط با تبخیر در حوضه شامل نینا ۳، اس. دبلیومونسون، ام.ای.آی، نینا ۱، نینا ۴ و نینا ۳/۴ می‌باشد. مقایسه داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و خروجی شبکه عصبی مصنوعی همبستگی بالایی بین این داده‌ها را نشان می‌دهد، به طوری که میزان این همبستگی در ایستگاه خرم‌آباد ۷۹ درصد، دزفول ۹۴ درصد، کوه‌رنگ ۸۰ درصد و اراک ۷۲ درصد است. با توجه به خروجی شبکه عصبی و داده‌های مربوط به شاخص‌های آب و هوایی می‌توان با دقت بالای ۹۸ درصد به پیش‌بینی تبخیر در حوضه اقدام نمود.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، تبخیر، شاخص‌های آب و هوایی، شبکه عصبی مصنوعی، حوضه دز.

مقدمه

که در مطالعات آب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در بیان اهمیت آن می‌توان گفت که در مقیاس جهانی ۵۷ درصد آبی که روی خشکی‌ها به صورت بارندگی ریزش می‌کند، مستقیماً تبخیر می‌شود (علیزاده، ۱۳۸۹، ۲۲۲). بخش زیادی از بارندگی سالانه در آب و هوای خشک و نیمه خشک که ویژگی آب و هوایی ایران است بدون درنگ به جو بر می‌گردد. بنابراین تخمین و پیش‌بینی تبخیر دربرآورد میزان آب مهم خواهد بود. در حوضه دز که تأمین‌کننده بخش مهمی از آب مصرفی کشور می‌باشد، پیش‌بینی این پدیده در برنامه‌ریزی و مدیریت درست آب از اهمیت بالایی

برخوردار است. حوضه دز با وسعت حدود ۱۷ هزار کیلومترمربع در جنوب غرب ایران، جایی که مهمترین کانون های آبگیر دائمی کشور در آن واقع گردیده قرار داشته و پر آب ترین رودخانه کشور نیز از آنجا سرچشمه می گیرد. بر این اساس پیش بینی تبخیر به عنوان یکی از مهم ترین پدیده های آب شناختی نقش اساسی در برنامه های مربوط به آب در این حوضه دارد.

تبخیر تابع عوامل مختلف بوده و به علت نیاز به متغیرهای آب و هوایی متفاوت و اثر متقابل این متغیرها بر همدیگر یک پدیده غیر خطی و پیچیده است و در مطالعه آن باید روش های دقیقی را برای شبیه سازی بکار گرفت. بررسی ارتباط شاخص های آب و هوایی در میزان تبخیر موضوعی است که می تواند پیش بینی آن را ممکن سازد. شاخص های آب و هوایی نشانه هایی هستند که متغیرهای آب و هوایی را در مناطق مختلف تحت تأثیر خود قرار می دهند. از میان این شاخص ها می توان به نینو، ناو، انسو، اس.اس.تی و... اشاره کرد. ارتباط این شاخص ها با الگوهای گوناگون بارش و دما به وسیله پژوهشگران مختلف مورد تأیید قرار گرفته است.

برای پیش بینی میزان تبخیر براساس این شاخص ها مدل های مختلفی وجود دارد و پژوهشگران شیوه های گوناگونی را به کار گرفته تا نتایج قابل قبولی را برای نقاط مختلف دنیا بدست آورند. از میان این شیوه ها مدل شبکه عصبی مصنوعی ۱ به دلیل آنکه دارای رفتار مشابهی با سیستم های نرون زیست شناسی می باشد علاقمندان زیادی دارد. این شبکه توان آنرا دارد که قانون حاکم برداده ها را استخراج نموده و همانند سازی و پیش بینی فراسنج های آب و هوایی را ممکن سازد.

بهره برداری از شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی فراسنج های آب و هوایی به زمان کاربردهای عملی این شبکه ها باز می گردد. تا کنون پژوهشگران تأثیر عواملی مانند دما، تابش و... بر میزان تبخیر را با استفاده از این شبکه ها مورد مطالعه قرار داده اند، اما بررسی های اندکی در مورد تأثیر شاخص های جوی بر میزان تبخیر و پیش بینی آن صورت گرفته است.

در ارتباط با موضوع پژوهش هم در داخل و هم در خارج از کشور پژوهش هایی انجام شده که به طور نمونه می توان به موارد زیر اشاره نمود:

کوئین ۲ و همکاران (۱۹۸۷) نوسانات فشار در اقیانوس آرام را مورد توجه قرار داده و ارتباط بارش در اندونزی را با پدیده النینو مطالعه کردند. آنها دریافتند که در اثر نوسانات فشار در اقیانوس آرام و سرد شدن سواحل غربی این اقیانوس مقدار بارش در اندونزی کاهش می یابد.

¹-Artificial Neural Network (ANN)

² - Quen

کرینک^۱ (۱۹۹۸) فراوانی وقوع و عبور تراف های اطلس شمالی و مدیترانه را در ارتباط با فازهای مختلف انسو بررسی نموده و نقش آنها را بر تغییرات سطح پوشش برف روسیه و سیبری مؤثر و معنی دار می داند. هملت^۲ و همکاران (۱۹۹۹) جریان رودخانه کلمبیا را با استفاده از سیگنال های جوی مورد مطالعه قرار داده و جریان رودخانه را با ترکیب شاخص ها برای هر آب و هوا شبیه سازی و پیش بینی کردند. پوزو^۳ و همکاران (۲۰۰۱) الگوهای تغییر فشار و دمای سطح دریا در ناحیه اطلس شمالی و ارتباط آن با پدیده انسو را مطالعه کردند. نتایج بررسی آنها نشان داد که بین رخداد های گرم انسو و تغییر فشار دریا در این ناحیه رابطه معناداری وجود ندارد. کومار^۴ و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از داد های هواشناسی نشان دادند که نتایج حاصل از تخمین تبخیر و تعرق با استفاده از شبکه های عصبی دارای دقت بالاتری نسبت به روش های رایج تبخیر و تعرق می باشد. سودهیر^۵ و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و فراسنج های آب و هوایی به پیش بینی میزان تبخیر در منطقه ای از هند پرداختند و نشان دادند که مدل شبکه عصبی بسیار توانا تر از مدل های تجربی است و بکارگیری همه فراسنج ها در مدل باعث عملکرد بهتری خواهد شد. سیرانو^۶ (۲۰۰۶) خشکسالی در شبه جزیره بالی را در ارتباط با پدیده های النینو و لائینو بررسی کرد. نتایج پژوهش وی نشان داد که شرایط خشکسالی در بالی تحت تأثیر پدیده های النینو و لائینو می باشد. سونگ^۷ ون^۷ و هونگ^۸ کی (۲۰۰۶) برای تخمین میزان تبخیر در مناطق روستایی کره جنوبی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نموده و با بکارگیری فراسنج های آب و هوایی نتیجه گرفتند که شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی میزان تبخیر توان بالایی دارد. کیسی^۹ (۲۰۰۶) تبخیر روزانه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی محاسبه کرد و نتایج بدست آمده نشان داد که در هر دو روش نتایج رضایت بخش بوده است. پیری و همکاران (۲۰۰۹) برای تخمین میزان تبخیر در ایستگاه چاه نیمه زابل در ایران با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، نتیجه گرفتند که عملکرد شبکه عصبی در مقایسه با مدل های تجربی فوق العاده بوده و مهمترین فراسنج های مؤثر بر میزان تبخیر، سرعت باد، کمبود فشار بخار اشباع و رطوبت نسبی است.

دهقانی و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از سه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، تبخیر را مورد مطالعه قرار داده و نتیجه گرفتند که شبکه های عصبی مصنوعی از دقت بالاتری برای تخمین روزانه تبخیر نسبت به روش های تجربی موجود برخوردارند. قلی زاده و همکار (۱۳۸۸) در پیش بینی بارش ماهانه با استفاده از شبکه عصبی و داده های بارش ماهانه در تهران، نتیجه گرفتند که یک شبکه عصبی پرسپترون دو لایه پنهان و ضریب یادگیری ۱/مدل بهتری را ارائه داده و ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی بارش و پیش بینی شبکه ۹۱ درصد می باشد. چاری و همکار (۱۳۹۰) در پیش بینی تبخیر از سطح ایستایی کم عمق با استفاده از شبکه های وایازی و شبکه عصبی، نتیجه گرفتند که هماهنگی مناسبی بین مقادیر اندازه گیری و پیش بینی وجود دارد. لشنی زند و همکاران (۱۳۹۰) در پیش بینی خشکسالی با استفاده از سیگنال

1- Krenke

2- Homlet

3- Pozo

4- kumar

5- sudheer

6- Serano

7- songvon

8- Hongky

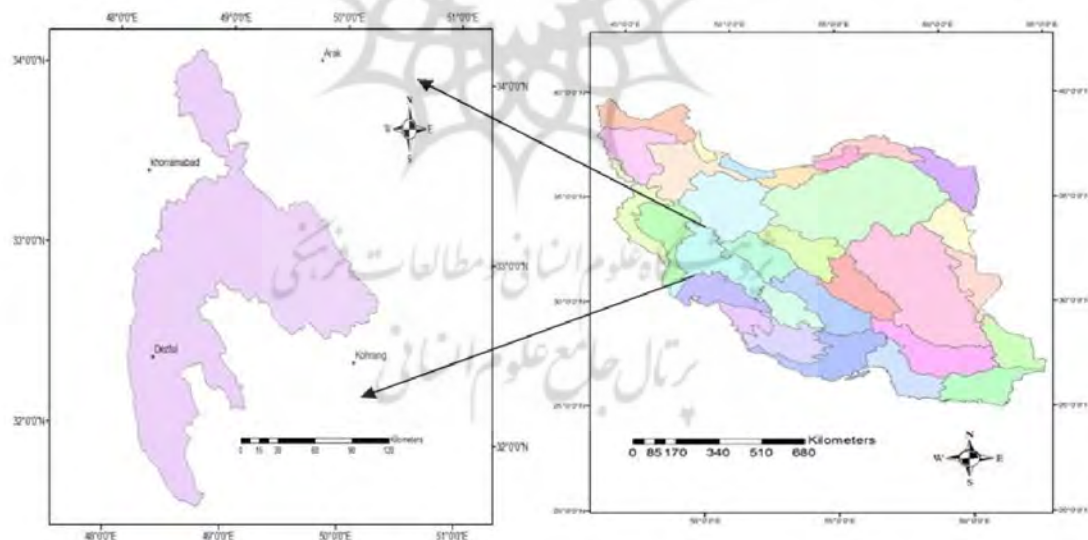
9- kisi

های آب و هوایی و شبکه های عصبی مصنوعی در جنوب غرب ایران به این نتیجه رسیدند که استفاده از سیگنال های آب و هوایی و شبکه عصبی مصنوعی روش مناسبی برای پیش بینی خشکسالی می باشد. محجوبی و همکار (۱۳۹۰) در برآورد میزان تبخیر ایستگاه گنوند، نتیجه گرفتند که هر دو الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون و شبکه تابع پایه شعاعی، توانایی مناسبی در پیش بینی میزان تبخیر از تشت دارند. خوشحال و حسینی (۱۳۸۹) در مطالعه پیش بینی سیکل خشکسالی اصفهان نتیجه گرفتند که دمای بیشینه، دبی و بارش نقش مثبتی در پیش بینی خشکسالی اصفهان داشته و شبکه عصبی با دقت بالای ۹۵ درصد سیکل خشکسالی را پیش بینی خواهد نمود.

در این پژوهش تغییرات تبخیر در حوضه دز در ارتباط با شاخص های بزرگ مقیاس آب و هوایی مورد بررسی قرار گرفته و ضمن تعیین میزان کارایی شبکه های عصبی مصنوعی و شاخص های آب و هوایی برای پیش بینی تبخیر، مهمترین شاخص های آب و هوایی مرتبط با تبخیر در این حوضه مشخص می گردد.

داده‌ها و روش پژوهش

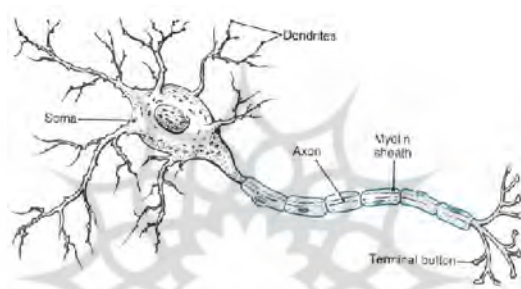
منطقه مورد مطالعه دربرگیرنده حوضه دز است که خود بخشی از حوضه آبریز خلیج فارس است. این حوضه قسمتهایی از استانهای لرستان، چهارمحال و بختیاری، خوزستان و مرکزی را شامل می شود. در شکل (۱) موقعیت حوضه دز و ایستگاههای مورد مطالعه نشان داده شده است.



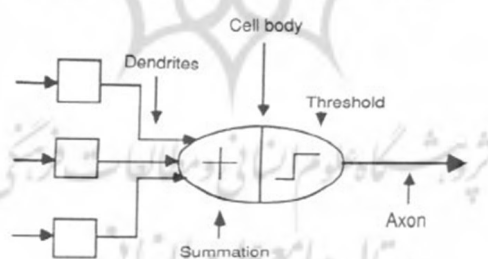
شکل (۱) موقعیت حوضه دز و ایستگاههای مورد مطالعه

برای انجام پژوهش از آمار مربوط به تبخیر در چهار ایستگاه همدید داخل و اطراف حوضه یاد شده استفاده شده است. دلیل این انتخاب طول دوره آماری در این ایستگاهها و پراکندگی مناسب آنها در سطح حوضه است. ایستگاههای مورد مطالعه شامل خرم آباد، اراک، دزفول و کوهرننگ است. طول دوره آماری ۲۹ سال از ۱۹۸۳ تا ۲۰۱۱ برای ایستگاههای خرم آباد و اراک و ۱۹ سال از ۱۹۹۲ تا ۲۰۱۱ برای ایستگاههای دزفول و کوهرننگ است. آمار مربوط به

شاخص‌های بزرگ مقیاس آب و هوایی از سایت « نوآ » فراهم آمده که طول آن همزمان با سال‌های آماری تبخیر است. انتخاب اولیه شاخص‌ها شامل ۲۴ شاخص بوده که از طریق آرایه همبستگی بین آنها و تبخیر مهمترین شاخص‌های مرتبط با تبخیر در هر ایستگاه مشخص می‌گردد. برای شبیه‌سازی تبخیر در ایستگاه‌های مورد مطالعه از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازش اطلاعات است که با پیروی از شبکه عصبی مغز انسان ساخته شده است. آگاهی از کارکرد شبکه عصبی نیازمند شناسایی سامانه زیست‌شناسی عصبی یا شبکه عصبی مغز انسان است. مغز انسان از شمار بسیار زیادی جزء کوچک ساخته شده که آنها را نرون^۱ می‌نامند. هر نرون زیست‌شناسی از سه بخش تشکیل شده شامل: سوما^۲ که بدنه سلول است، دندریت^۳ که مجموعه‌ای از یایف شاخه‌ای و منطقه ورودی سلول است و آکسون^۴ که رشته‌های شاخه‌ای سلول، بخش خروجی و خط انتقال نرون است. در شکل (۲) ساختار شماتیک و ساختار ریاضی یک نرون زیست‌شناسی نشان داده شده است.



شکل (۲) الف - ساختار شماتیک،



شکل (۲) ب - ساختار ریاضی یک نرون زیست‌شناسی، منبع: www.matlabsite.com

شبکه پرسپترون جزو معروفترین شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده، حالت چند لایه (MLP)^۵ آنها از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند (لوران فاست، ترجمه ویسی و دیگران، ۱۳۸۸: ۷۱). این شبکه‌ها از چند جزء تشکیل شده‌اند: (الف) ورودی‌ها: سیگنال‌های دریافت شده توسط نرون، ورودی شبکه هستند که از X_1 تا X_n را شامل می‌شوند؛ (ب) بردار وزن: میزان تأثیر ورودی X_i بر خروجی y ، توسط مشخصه وزن اندازه گیری می‌شود. بردار وزن قابل تنظیم بوده،

- 1-Neuron
- 2-soma
- 3-dendrite
- 4-axon
- ۵-Multi layer perceptron

بر اساس تابع تبدیل و نوع الگوریتم تعیین می‌شود؛ ج) تابع جمع: این تابع عملیات پردازش نرون را انجام می‌دهد و از رابطه (۱) تعریف می‌شود (سلطانی و دیگران، ۱۳۸۹: ۱۶).

$$ad = \sum_{j=1}^n x_j w_{ij} \quad (1)$$

در این رابطه ad تابع جمع، X_I ورودی های واحد I و w_{ij} وزن‌هایی هستند که I را به I وصل می‌کنند؛ د) تابع فعالیت: تابعی است که مقادیر خروجی یک نرون مصنوعی را بر اساس مقادیر ورودی‌اش تعیین می‌کند. به عبارتی، تابع فعالیت آستانه‌ای برای مقادیر خروجی هر نرون در نظر می‌گیرد. توابع فعالیت انواع گوناگونی دارند که از مهمترین آنها تابع سیکموئید بوده، از رابطه (۲) به دست می‌آیند (همان).

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (2)$$

ه) خروجی: منظور از خروجی پاسخ مسأله است و از رابطه (۳) مشخص می‌شود. در این رابطه AF تابع فعالیت است (همان).

$$y_i = AF\left(\sum_{j=1}^n x_j w_{ij}\right) \quad (3)$$

به طور کلی، هر شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده، شامل: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. دریافت متغیرهای مسأله در لایه ورودی و پیش‌بینی آنها در لایه خروجی انجام می‌شود. هر لایه از تعدادی نرون تشکیل یافته که تعداد لایه‌ها و نرون‌ها با در نظر گرفتن مسأله، به وسیله طراح شبکه وسیعی و خطا مشخص می‌گردد. در این پژوهش، برای شبیه‌سازی تبخیر در حوضه دز، در آغاز شبکه عصبی مناسب ساخته می‌شود. داده‌ها را تقسیم‌بندی و ۷۰ درصد آنها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش در نظر گرفته می‌شوند. در مدل سازی شبکه از نرم افزارهای متلب و نورسلوشن استفاده شده، داده‌های مربوط به شاخص‌های آب و هوایی به عنوان نرون در لایه ورودی و داده‌های مربوط به تبخیر به عنوان نرون در لایه خروجی به کار می‌رود. پس از آموزش شبکه عصبی، نسبت به تعیین وزن داده‌ها بین مقادیر صفر و یک اقدام شده، تعداد نرون در لایه پنهان از طریق سعی و خطا مشخص می‌شود. ورودی خالص از رابطه (۴) به دست می‌آید.

$$nk = \sum_{j=1}^R w_{kj} x_j + b_k \quad (4)$$

در این رابطه w_{kj} وزن‌های اتصال ورودی‌ها، X_j داده‌های ورودی و b_k بایاس است. بایاس به عنوان یک جبران کننده عمل کرده، به شبکه کمک می‌کند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسد. در رابطه بالا هر ورودی در وزن متناظرش ضرب شده، با یکدیگر جمع می‌شوند. به این عملیات تابع جمع بندی می‌گویند. عدد حاصل از تابع جمع بندی به تابع تحریک فرستاده می‌شود تا آن را به خروجی تبدیل کند و در واقع خروجی شبکه عبارت است از:

$$ak = f(nk) \quad (5)$$

در این رابطه nk ترکیب خطی ورودی‌ها، f تابع تحریک و ak خروجی شبکه است. پس از محاسبه اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب، خطای مربوطه دوباره به شبکه برگشت می‌خورد و مجدداً وزن‌ها در جهت کاهش

خطا خود را با شرایط جدید سازگار می‌کنند. برای کاهش خطا و رسیدن به خروجی مطلوب این فرایند چندین بار تکرار شده تا آنجا که هدف نهایی حاصل شود. داده‌های مربوط به تبخیر در حوضه مورد مطالعه را با داده‌های خروجی شبکه مقایسه نموده و در صورت همخوانی دلخواه، خروجی به عنوان مدل مورد قبول برای پیش‌بینی بهره‌برداری می‌شود. در صورت عدم همخوانی نسبت به تصحیح به روش‌های پیشرو یا پسرو اقدام خواهد شد. معیارهایی که برای ارزیابی و مقایسه نتایج به کار برده می‌شود، شامل: ضریب تبیین (R^2)^۱ جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)^۲ و متوسط قدر مطلق خطا (MAE)^۳ هستند که با استفاده از رابطه‌های زیر به دست می‌آیند.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})(d - \bar{d})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (d - \bar{d})^2}} \quad (۶)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{x - d}{n} \right)^2} \quad (۷)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{x} - \bar{d})}{N} \quad (۸)$$

در این رابطه‌ها x مقادیر مشاهده‌ای، \bar{x} میانگین مقادیر مشاهده‌ای، d مقادیر پیش‌بینی، \bar{d} میانگین مقادیر پیش‌بینی، N تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌های آموزش و آزمایش است. هر اندازه که جذر میانگین مربعات خطا و متوسط قدر مطلق خطا به صفر و ضریب تبیین به یک نزدیک تر باشند، نشان می‌دهد که خروجی هادقیق تر بوده و مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده به هم نزدیک ترند (خوشحال و حسینی، ۱۳۸۹).

یافته‌های پژوهش

با استفاده از آرایه همبستگی از میان ۲۴ شاخص بزرگ مقیاس آب و هوایی، برای هر ایستگاه تعداد چهار شاخص که بیشترین ارتباط را با تبخیر دارند مشخص گردید که میزان همبستگی این شاخص‌ها با تبخیر در ایستگاه‌های مورد مطالعه به شرح جدول (۱) می‌باشد.

1-Random Error(R^2)

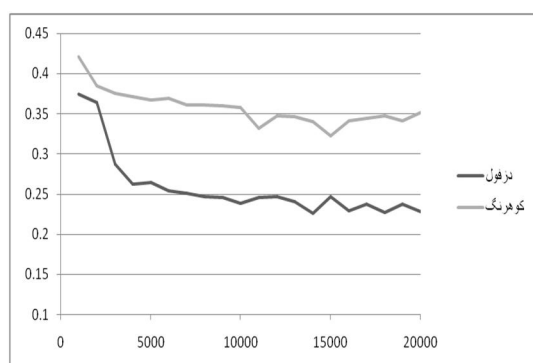
2-Root mean squar Error (RMSE)

3-Mean Absolut Error (MAE)

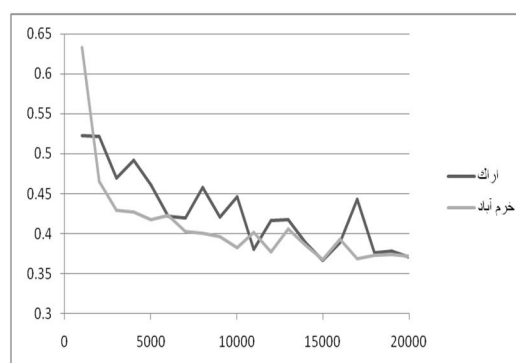
جدول (۱) مهمترین شاخص‌های مرتبط با تبخیر در ایستگاه‌های حوضه دز

شماره	ایستگاه	خرم آباد	دزفول	کوهرننگ	اراک
۱	NAO	۱۲/۲۸	۱۴/۴۱	۱۱/۱۵	۱۳/۶۱
۲	AO	۴/۶	-	-	۳/۱۲
۳	MEI	۳۰/۳۴	۴۲/۱	۳۰/۷	۳۹/۱
۴	NOI	-	-	-	-
۵	SOI	۳/۴	۵/۴۱	۲/۲	۱/۳
۶	PDO	۱۱/۲	۴/۱۱	۸/۲۱	۵/۴۲
۷	AMMSST	۱/۳	۴/۳	۲/۲۲	-
۸	GLB	-	-	-	-
۹	AMONUS	-	۲/۲	۱/۳	-
۱۰	TNH	-	-	-	-
۱۱	NINA1	۳۸/۷	۳۶/۲۹	۴۶/۳۷	۳۳/۷
۱۲	NINA3	۵۰/۵۲	۵۶/۶۴	۳۳/۴	۴۹/۵۸
۱۳	NINA3.4	-	۳۱/۴۲	۷/۵۱	-
۱۴	NINA4	۱۲/۲	۱۱/۲۲	۱۳/۴	۱۱/۹۸
۱۵	PNA	۲/۲۱	-	-	۱/۶
۱۶	QBO	-	۲/۳	۱/۱۲	-
۱۷	SOIX	-	-	-	-
۱۸	SW MONSOON	۳۶/۶	۷/۶	۳۶/۷۹	۳۰/۸۲
۱۹	SOLAR	-	-	-	-
۲۰	TNA	۴/۳	-	۱/۲	۳/۵
۲۱	TSA	۱۱/۲	۸/۵	۹/۶۱	۱۰/۲۳
۲۲	WP	-	۲/۱	-	-
۲۳	TNI	۶/۱۱	۲/۴۱	-	۱/۲
۲۴	WHWP	-	۲/۳	۱/۲	-

جهت بررسی کارکرد شبکه عصبی در شبیه سازی تبخیر، شبکه عصبی بهینه برای هر ایستگاه طراحی شد. برای این منظور می بایست اول تعداد تکرار آموزش بهینه مشخص و سپس ساختار بهینه شبکه طراحی شود. از این رو در جهت تعیین تعداد تکرار آموزش بهینه، مقدار آن را از ۱۰۰۰ تا ۲۰۰۰۰ تغییر داده، جایی که کمترین میزان خطای آزمایش را داشت به عنوان تعداد تکرار آموزش بهینه انتخاب گردید. شکل های (۱) و (۲) تعداد تکرار آموزش بهینه را برای ایستگاه خرم آباد ۱۵۰۰۰، دزفول ۱۴۰۰۰، کوهرننگ ۱۵۰۰۰ و اراک ۱۵۰۰۰ نشان می دهد.



شکل ۴) تعداد تکرار آموزش بهینه در ایستگاه‌های دزفول و کوه‌رنگ



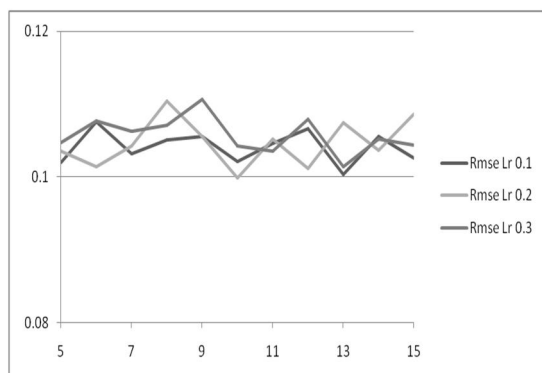
شکل ۳) تعداد تکرار آموزش بهینه در ایستگاه‌های خرم‌آباد و اراک

برای تعیین ساختار بهینه شبکه تعداد نرون‌ها در لایه میانی از ۵ تا ۱۵ و نسبت یادگیری ۱ را از ۰/۱ تا ۰/۳ تغییر داده، جایی که ریشه میانگین مربعات خطا کمترین مقدار و ضریب تبیین بیشترین مقدار را نشان می‌داد به عنوان ساختار بهینه تعیین شد که برابر جدول (۲) ساختار بهینه برای ایستگاه خرم‌آباد ۷ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۰/۳، ایستگاه دزفول ۱۰ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۰/۲، ایستگاه کوه‌رنگ ۹ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۰/۲، ایستگاه اراک ۸ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۰/۳ می‌باشد.

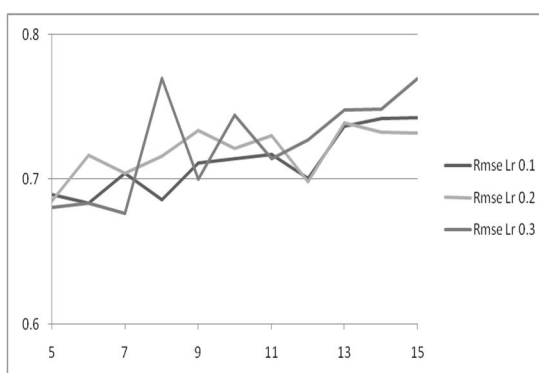
جدول ۲) مدل بهینه شبکه عصبی برای ایستگاه‌های حوضه

ایستگاه	تعداد نرون در لایه میانی	نسبت یادگیری	ضریب تبیین	جذر میانگین مربعات خطا
خرم‌آباد	۷	۰/۳	۰/۶۳۷	۰/۶۷۶
دزفول	۱۰	۰/۲	۰/۸۸۸	۰/۱۲۱
کوه‌رنگ	۹	۰/۲	۰/۶۵۱	۰/۵۴۱
اراک	۸	۰/۳	۰/۵۲۳	۰/۴۸۲

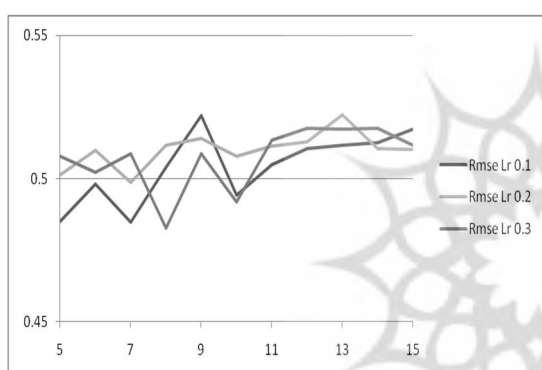
شکل‌های (۵) تا (۸) منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرون‌های مختلف و ضریب یادگیری متفاوت برای هر یک از ایستگاه‌های حوضه را نشان می‌دهند.



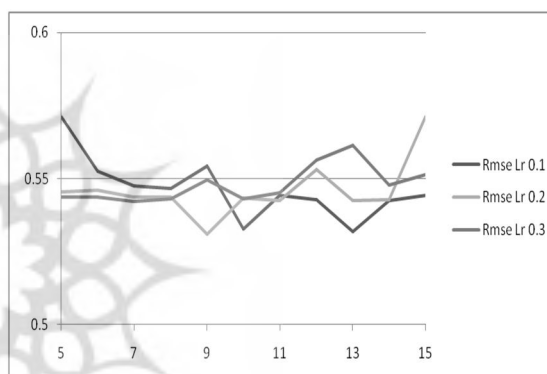
شکل ۶) منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرون‌های مختلف و ضرایب یادگیری متفاوت (ایستگاه دزفول)



شکل ۵) منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرون‌های مختلف و ضرایب یادگیری متفاوت (ایستگاه خرم آباد)

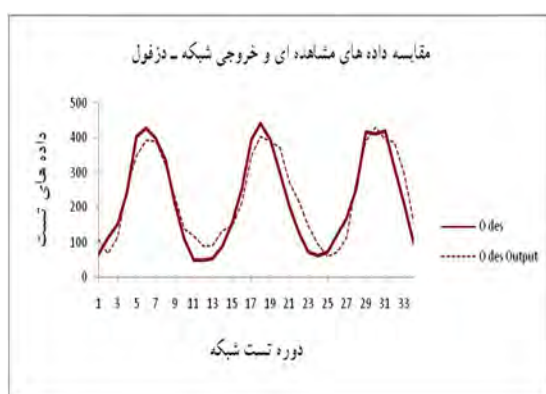


شکل ۸) منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرون‌های مختلف و ضرایب یادگیری متفاوت (ایستگاه اراک)

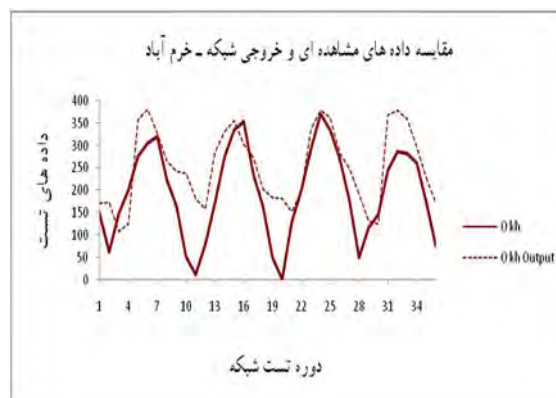


شکل ۷) منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرون‌های مختلف و ضرایب یادگیری متفاوت (ایستگاه کوهرننگ)

با مشخص شدن شبکه عصبی بهینه، داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و خروجی شبکه با هم مقایسه شده که نتیجه مقایسه بیانگر همبستگی بالای بین داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در ایستگاه‌های حوضه است. میزان این همبستگی در ایستگاه خرم آباد ۷۹ درصد، دزفول ۹۶ درصد، کوهرننگ ۸۸ درصد و اراک ۷۲ درصد است. نمودارهای (۹) تا (۱۲) نشان دهنده همبستگی یاد شده در ایستگاه‌های مورد پژوهش است.



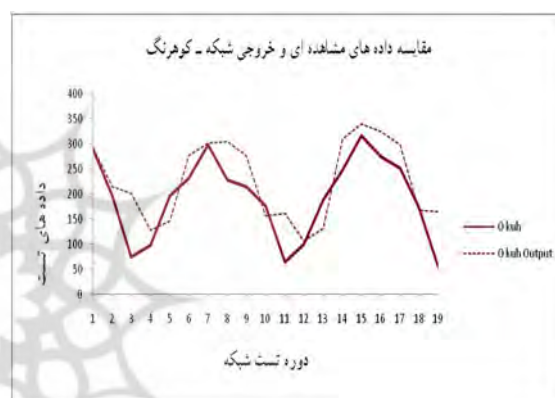
شکل ۱۰) نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در ایستگاه دزفول



شکل ۹) نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در ایستگاه خرم‌آباد

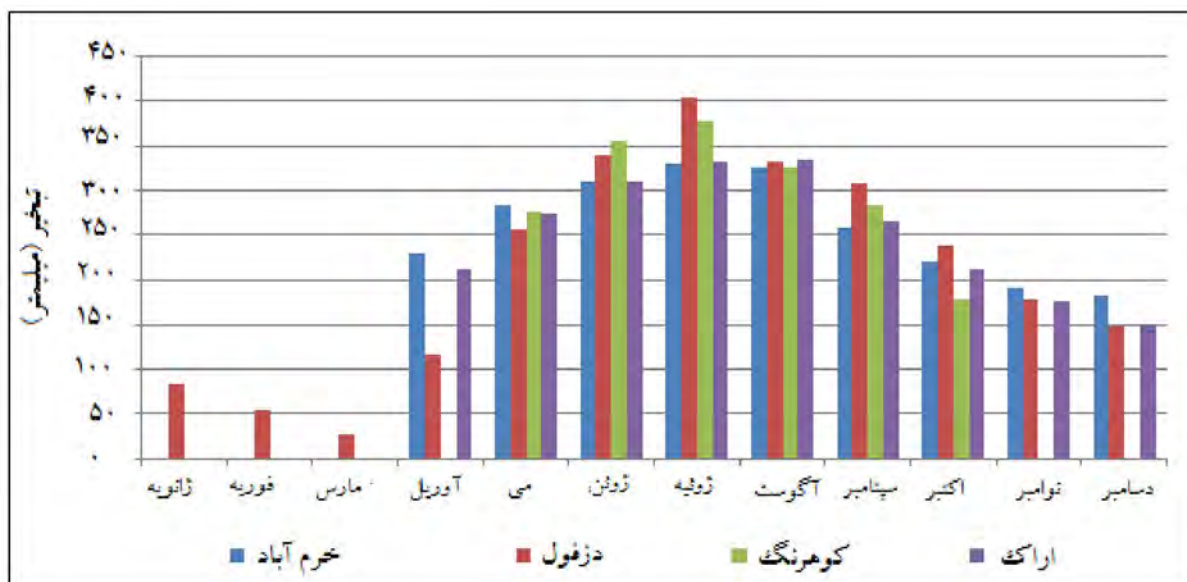


شکل ۱۲) نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در ایستگاه کوه‌رنگ



شکل ۱۱) نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در ایستگاه کوه‌رنگ

به منظور پیش‌بینی تبخیر بین داده‌های مربوط به خروجی شبکه به عنوان متغیر وابسته و داده‌های مربوط به شاخص‌های آب و هوایی به عنوان متغیر مستقل، همبستگی گرفته که در هر چهار ایستگاه همبستگی بالایی را نشان داده، به طوری که در ایستگاه خرم‌آباد ۹۹/۵ درصد، دزفول ۹۸/۳ درصد، کوه‌رنگ ۹۹/۲ درصد و اراک ۹۹ درصد است. براساس معادله خط همبستگی اقدام به پیش‌بینی تبخیر برای یک سال آینده؛ یعنی سال بدون آمار تبخیر (۲۰۱۲) نموده که نتیجه آن برای ایستگاه‌های مورد پژوهش برابر شکل (۱۳) است. در جدول (۶) داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی تبخیر برای سال ۲۰۱۲ با هم مقایسه شده است.



شکل ۱۳) نمودار پیش‌بینی تبخیر ماهانه در سال ۲۰۱۲ برای ایستگاه‌های مورد مطالعه

جدول ۳) مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی تبخیر در سال ۲۰۱۲ برای ایستگاه‌های مورد مطالعه

ماهها	خرم آباد		اراک		دزفول		کوه‌رنگ	
	مشاهده	پیش‌بینی	مشاهده	پیش‌بینی	مشاهده	پیش‌بینی	مشاهده	پیش‌بینی
ژانویه	۱/۴۲	۰	۱/۶	۰	۵۴/۱	۸۳/۰۱	۰	۰
فوریه	۰	۰	۱/۱	۰	۶۳	۵۳/۲	۰	۰
مارس	۰	۰	۰/۶۹	۰	۹۸/۹	۲۷/۵	۰	۰
آوریل	۱۹۰/۱	۲۲۸/۴	۴۶/۴	۲۱۱/۹	۱۲۶/۴	۱۱۶/۸	۲۸/۱	۰
مه	۲۴۰/۹	۲۸۲/۹	۱۷۵/۷	۲۷۳/۶	۲۴۵/۵	۲۵۶/۶	۲۰۹/۱	۲۷۵/۷
ژوئن	۲۹۱/۳	۳۰۹/۵	۲۹۵/۹	۳۱۰/۵	۳۷۹/۶	۳۳۹/۱	۳۰۹/۸	۳۵۴/۱
ژوئیه	۳۱۱/۸	۳۲۹/۴	۳۴۴/۷	۳۳۱/۴	۴۰۵/۱	۴۰۴/۰۵	۳۰۵/۸	۳۷۷/۱
آگوست	۳۵۵/۲	۳۲۶/۷	۳۸۳/۱	۳۳۳/۷	۳۷۷/۶	۳۳۲/۲	۳۰۴/۸	۳۲۴/۹
سپتامبر	۳۱۰/۸	۲۵۷/۳	۳۴۲/۱	۲۶۴/۷	۳۰۶/۳	۳۰۷/۶	۲۸۲/۳	۳۸۳/۰۱
اکتبر	۲۵۶/۱	۲۱۹/۵	۲۶۷/۴	۲۱۲/۲	۲۲۱/۱	۲۳۷/۹	۱۹۴/۸	۱۷۷/۱
نوامبر	۱۷۰/۹	۱۹۰/۴	۱۶۸/۳	۱۷۶/۵	۱۲۱/۲	۱۷۷/۲	۳۵	۰
دسامبر	۶۶/۳	۱۸۱/۹	۶۹/۹	۱۵۱/۶	۵۸/۶	۱۴۸/۲	۰/۷	۰

نتیجه‌گیری

بین داده‌های آماری تبخیر و شاخص‌های آب و هوایی، از میان ۲۴ شاخص بزرگ مقیاس، شاخص‌هایی که بیشترین ارتباط را با تبخیر در حوضه دز داشتند مشخص گردید. این شاخص‌ها شامل: نینا ۱، اس.دبلیومونسون، ام.ای.آی، نینا ۴، نینا ۳/۴ و نینا ۳ می‌باشند.

تعداد تکرار آموزش بهینه در یک شبه عصبی مصنوعی بهینه که از ریشه میانگین مربعات خطای کمتری برخوردار است برای ایستگاه خرم آباد ۱۵۰۰۰، دزفول ۱۴۰۰۰، کوهرنگ ۱۵۰۰۰ و اراک ۱۵۰۰۰ می‌باشد. ساختار شبکه عصبی مصنوعی بهینه که دارای میزان ضریب تبیین بالا و ریشه میانگین مربعات خطای کمتر می‌باشد ساختاری است که در ایستگاه خرم آباد ۷ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۰/۳، ایستگاه دزفول ۱۰ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۰/۲، ایستگاه کوهرنگ ۹ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۰/۲ و ایستگاه اراک ۸ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۰/۳ را دارد.

مقایسه داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و خروجی شبکه عصبی مصنوعی نشان‌دهنده همبستگی بالای داده‌های یاد شده است به طوری که میزان این همبستگی در ایستگاه خرم آباد ۷۹ درصد، دزفول ۹۴ درصد، کوهرنگ ۸۰ درصد و اراک ۷۲ درصد می‌باشد. برای پیش‌بینی تبخیر بین داده‌های خروجی شبکه و داده‌های مربوط به شاخص‌های آب و هوایی مرتبط با تبخیر همبستگی گرفته که نتیجه این همبستگی برای ایستگاه خرم آباد ۹۹/۵ درصد، دزفول ۹۸/۲ درصد، کوهرنگ ۹۸/۸ درصد و اراک ۹۹ درصد است. بنابراین با توجه به بالا بودن ضریب همبستگی بین خروجی شبکه و شاخص‌های آب و هوایی، با استفاده از معادله خط همبستگی می‌توان با دقت بالای ۹۸ درصد نسبت به پیش‌بینی تبخیر برای ماه‌های سال بدون آمار تبخیر اقدام نمود.

منابع

- ۱- چاری، محمدمهدی و افراسیاب، پیمان و دلبری، معصومه (۱۳۹۰). پیش‌بینی تبخیر از سطح ایستایی کم عمق با استفاده از شبیه‌های وایازی و شبکه عصبی مصنوعی، *مجله مهندسی منابع آب*، ش ۱۳، صص ۲۰-۱۱.
- ۲- خوشحال دستجردی، جواد و حسینی، سیدمحمد (۱۳۸۹). کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی و پیش‌بینی سیکل خشکسالی، *مجله جغرافیا و برنامه ریزی محیطی*، ش ۳۹، صص ۱۲۰-۱۰۷.
- ۳- دهقانی، امیر احمد و اسکافی نوغانی، محسن و مساعدی، ابوالفضل (۱۳۸۷). پیش‌بینی تلفات تبخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، *سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران*.
- ۴- دهقانی، امیر احمد و پیری، مهدی و حسام، موسی و دهقانی، نوید (۱۳۸۹). تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، *مجله پژوهش‌های حفاظت خاک*، ش ۲، صص ۶۷-۴۹.
- ۵- سلطانی، سعید و همکاران (۱۳۸۹). شبکه‌های عصبی مصنوعی، تهران: نشر نص.
- ۶- علیزاده، امین (۱۳۸۹). *اصول هیدرولوژی کاربردی*، تهران: انتشارات آستان قدس رضوی.
- ۷- قلی‌زاده، محمد حسین و دارند، محمد (۱۳۸۸). پیش‌بینی بارش ماهانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی؛ مورد: تهران، *پژوهش‌های جغرافیایی*، ش ۷۱، صص ۶۳-۵۱.

- ۸- لشنی زند، مهران و همکاران. (۱۳۹۰). پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه عصبی مصنوعی در جنوب غرب ایران، طرح تحقیقاتی سازمان تحقیقات و آموزش کشاورزی.
- ۹- لوران، فاست. (۱۳۸۸). مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، ترجمه ویسی و دیگران، تهران: نشر نص.
- ۱۰- محجوبی، عماد و تجریشی، مسعود. (۱۳۹۰). برآورد میزان تبخیر از تشتک با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی، دومین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی منابع آب ایران.
- 11- Hamlet, A. F. and Letenmaier, P. L. (1999). Colombia River stream flow forecasting based on ENSO and PDO climate signals. *Journal of water resources planning and management*. 125, 333-341.
- 12- Kisi O. (2006). Daily Pau evaporation modeling using a Neural-fuzzy computing technique. *J. Hidrol*. 39, 636-646.
- 13- Krenke.A. (1998). Impact of Enso on snow cover in the former Soviet Union Gewax, WCRP, News, Nov 1998.
- 14- kumar M, Bandayopadhyay A, and Singh R. (2008). Comparative study of conventional and artificial neural network-based ETO estimation models *Irrigation sciences*. 26, 531-545.
- 15- piri, J, Amin, S, Moghadamnia. A., Keshavarz. A. (2009). Daily Pan Evaporation models in a hot and dry climate, *journal of Hydrologic engineering*.
- 16- Pozo, D. and Esteban, F. and Radrigo, Y. (2001). The association between ENSO and winter Atmospheric circulation and tempratur in the north Atlantic rigion, *Journal of climate*. 14, 265-281.
- 17- Quinn, W. H. D. O. Zopf, K. S. Short and R. T. W. Kuo Yang. (1988). Historical Trends and Statistics of the Southern Oscillation, El Nino and Indonesian Droughts, *Fish. Bull*. 76, 663-678.
- 18- Serrano, S. M. V. (2006). "EL Nino and La Nino influence on droughts at different timescales in the Iberian Peninsula", *European Geosciences Union, Geophysical Research* 8:1-18.
- 19- Sudheer K. P, Gosian, A. K, and Rama sastri K .S. (2003). Estimating actual evapotranspiration from limited data using neural computing technique. *J. Irrigation .dranage. engineering* 129, 214-218.
- 20- Sungwon, K. Hongkee, J. (2006). An expansion of the un gagged pan evaporation using Neural Network model in rural region, South Korea world environmental and water resources congress.