

ارزیابی شاخص‌های خشکسالی در پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از

شبکه‌های عصبی مصنوعی و روشهای رگرسیون

کیارش باقرزاده چهره^۱ و هادی تشکری بهشتی^۱

۱- گروه آبیاری و زهکشی، شرکت مهندسی مشاور طوس آب، مشهد، ایران

(Kiarash_bch@yahoo.com, 09125344330)

چکیده

خشکسالی از وقایع مخرب طبیعی است که بیشترین صدمات را به منابع آبی وارد می‌نماید. پیش‌بینی خشکسالی می‌تواند نقش مهمی در مدیریت این منابع و بهره‌برداری بهینه از آنها در چنین شرایطی ایفا کند. این تحقیق تلاشی است برای پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)^۱ و شاخص‌های خشکسالی (توابع پیوسته ای از بارش که درجه خشکی را در هر دوره زمانی نشان می‌دهند). در این راستا، شاخص‌های استفاده شده سری زمانی مقادیر متغیر شاخص‌های خشکسالی EDI^۲ (شاخص خشکسالی موثر) و SPI^۳ (شاخص بارش استاندارد شده) می‌باشند. پیش‌بینی‌ها با استفاده از ترکیبات مختلفی از سری‌های زمانی بارندگی‌های گذشته، شاخص‌های خشکسالی مذکور در ماههای پیشین انجام گرفت. علاوه بر تعریف شاخص‌ها به عنوان ورودی به شبکه، بارندگی و شاخص‌های اقلیمی SOI^۴ (شاخص نوسان جنوبی) و NAO^۵ (شاخص اطلس شمالی) نیز به شبکه معرفی شد که هیچکدام به اندازه سری زمانی شاخص‌ها موثر نبودند. مدل‌های متنوع زیادی برای هر دو شاخص EDI و SPI با سری‌های زمانی ۱ تا ۱۲ ماهه و با استفاده از آمار چندین ایستگاه بارانسنجی در استان تهران در ایران مورد ارزیابی قرار گرفت. بهترین مدل از بین مدل‌های بررسی شده برای هر دو شاخص، مدلی بود که مقدار متناظر شاخص همان ماه را از سال قبل دربر داشت. نتایج نشان داد که روش بکار رفته تا حدود ۸۰٪ وضعیت شش ماه آینده را بدرستی پیش‌بینی می‌کند. این مقدار برای دوره‌های ۹ و ۱۲ ماهه به ترتیب ۶۸٪ و ۶۰٪ می‌شود. هرچند نتایج مربوط به دو شاخص نزدیک هستند، ولی شدت خطا در SPI بیشتر از EDI است، بطوریکه برای این شاخص بر اساس طبقات تعریف شده از خشکسالی و ترسالی، شاهد اختلاف طبقات خشکسالی پیش‌بینی شده و مشاهده‌ای تا ۴ طبقه هستیم که در EDI تماماً زیر ۲ طبقه است. مدل نهایی پیش‌بینی می‌تواند برای هشدار خشکسالی‌های قریب‌الوقوع در ایران مورد استفاده قرار گیرد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی خشکسالی، شاخص‌های خشکسالی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، استان تهران، ایران

^۱- Artificial Neural Networks

^۲- Effective Drought Index

^۳- Standard Precipitation Index

^۴- Southern Oscillation Index

^۵- North Atlantic Oscillation Index

مقدمه

پیش بینی خشکسالی یکی از موضوعات اصلی تحقیقات در دهه های اخیر می باشد. بکارگیری مدل های مختلف آماری در این زمینه دارای پیشینه طولانی می باشد مانند کارهای تحقیقاتی (Gabriel and Neumann, 1962) و (1976) Torranin که برای پیش بینی خشکسالی به ترتیب از مدل های مارکوف و همبستگی استفاده نمودند. اما در دهه اخیر تکنیک جدید شبکه های عصبی مصنوعی به جمع این مدل ها افزوده شده که نتایج بسیار مثبتی از آنها عمدتاً برای پیش بینی جریان های هیدرولوژیکی گزارش شده است (ASCE, 2000; Govindaraju and Rao, 2000). Jain و همکاران (1999) شبکه عصبی مصنوعی و مدل سری زمانی ARIMA^۱ را جهت پیش بینی جریان ورودی به مخزن حوزه اوریسا هند بکار بردند. Luk و Sharma (2000) با موفقیت از ANN برای پیش بینی دوره های کوتاه مدت بارندگی استفاده کردند. Birikundavyi و همکاران (2000) نیز بکارگیری یک مدل تلفیقی ANN در پیش بینی جریان های رودخانه میستاسیبی در کبک را گزارش کردند.

علت رویکرد به ANNs را می توان در قابلیت یادگیری و ذخیره سازی، پردازش توزیعی اطلاعات، قابلیت تعمیم و مدل سازی و پیش بینی سری های زمانی غیر ایستا و غیرخطی دانست که این ویژگی ها می تواند آن را در پیش بینی های خشکسالی کارآمد سازد (Hornik et al., 1989; Luk et al., 2000). در استفاده از ANNs از مهم ترین عواملی که لازم می باشد مد نظر قرار گیرد، بکارگیری ورودی های موثر بر فرآیند است (Yapo et. al., 1996; Zealand et. Al., 1999). همانگونه که در پیش بینی جریان رودخانه ها اطلاعات قبلی جریان به عنوان اصلی ترین ورودی بکار می روند، اطلاعات قبلی خشکسالی نیز لازم است در پیش بینی آن مد نظر باشد. یکی از بهترین این عوامل که می توانند حاوی اطلاعات قبل باشند، خود سری زمانی شاخص های خشکسالی هستند که در پایش از آنها استفاده می گردد و کمتر برای پیش بینی بکار رفته است. مرید و همکاران (۱۳۸۲) هفت شاخص از شاخص های مطرح خشکسالی را برای استان تهران ارزیابی کردند و نهایتاً EDI را مناسب تر یافتند. از اینرو این شاخص برای اهداف این تحقیق مورد استفاده قرار خواهد گرفت. همچنین در زمینه پیش بینی های میان مدت و بلندمدت بارش در حوزه های آبریز مختلف جهان اثر سیگنال های بزرگ مقیاس اقلیمی بطور گسترده ای مد نظر بوده است که زهرایی و همکاران (۱۳۸۳) به تعدادی از آنها اشاره کرده اند.

^۱-Auto Regressive Integrated Moving Average

در این تلاش خواهد شد تا با تکنیک شبکه عصبی و استفاده از سری زمانی شاخص‌های مورد اشاره در بالا، این شاخص‌ها تا فواصل یکسال آتی پیش‌بینی شود و بر اساس آنها نسبت به وضعیت آینده خشکسالی در استان تهران اظهار نظر گردد. همچنین تاثیر بارندگی و سیگنال‌های بزرگ مقیاس اقلیمی با استفاده از شاخص‌های SOI و NAO بر ارتقاء دقت پیش‌بینی‌ها نیز مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

مواد و روشها

داده های بارش

برای این تحقیق شش ایستگاه در سطح استان تهران شامل فیروزکوه، آبدلی، امامه، مهرآباد (تهران)، سیرا و دِه‌صومعه کردان (متعلق به وزارت نیرو و سازمان هواشناسی کشور) انتخاب شدند که به اندازه کافی معرف شرایط مختلف اقلیمی استان هستند. در ادامه تقویم آماری دو سری ایستگاه‌ها بر اساس سال‌های میلادی همزمان شدند و دوره آماری ۱۹۶۹ لغایت ۲۰۰۰ آنها مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص های SOI و NAO

دو شاخص هواشناسی SOI و NAO در این تحقیق به منظور پیش‌بینی خشکسالی مورد استفاده قرار گرفتند. شاخص نوسانات جنوبی (SOI) بیانگر شدت گرادیان فشار در امتداد شرقی-غربی اقیانوس آرام می‌باشد. این شاخص که مبین ویژگی‌های اتمسفری پدیده ENSO می‌باشد، عموماً بر اساس تفاضل مقادیر استاندارد شده فشار هوای سطح آب در داروین استرالیا و جزیره تاهیتی (در نواحی مرکزی اقیانوس آرام) محاسبه می‌گردد. نوسانات اطلس شمالی یک وضعیت از تغییرات آب و هوایی زمستانه نواحی اطلس شمالی، بین آمریکای شمالی تا اروپا و آسیای شمالی می‌باشد. شاخص NAO معیاری است برای نشان دادن شدت آن و از اختلاف فشار در توده اتمسفری بین ناحیه محدود به مرکز پرفشار استوایی و کم فشار قطبی محاسبه می‌شود.

مدرس پور (۱۹۹۵) و کوره پزان (۲۰۰۳) به ترتیب ارتباط این شاخص ها را با بارندگی و سالهای خشکسالی در نقاطی از ایران نشان دادند. مقادیر ماهانه شاخص های SOI و NAO طی سال های ۱۹۶۹ تا ۲۰۰۰ میلادی از طریق شبکه اینترنت از آدرس های www.cru.uea.ac.uk/cru/data/soi.htm و www.cru.uea.ac.uk/cru/data/nao.htm تهیه گردید.

شاخص EDI

Whihite و Byun، در سال ۱۹۹۶ شاخص های زیادی را ارائه کردند که همگی در تعیین زمان دقیق پایان دوره خشکسالی دارای محدودیت بودند. چندی بعد آنها شاخص EDI را که تا حد زیادی معایب شاخص های دیگر را پوشش می داد، پیشنهاد دادند. در این شاخص، خشکسالی بطور روزانه پایش می شود که این قابلیت در شاخص های قبلی مد نظر نبوده است. این شاخص تابعی از محاسبه "شاخص بارندگی مورد نیاز برای برگشت به شرایط نرمال روزانه" (PRN)^۱ یا به عبارت دیگر مقدار بارندگی لازم برای برگشت به شرایط نرمال، از شروع خشکسالی را نشان می دهد.

$$EDI_j = \frac{PRN_j}{ST(PRN_j)} \quad (1)$$

$$PRN_j = \frac{DEP_j}{\sum_{N=j}^j (1/N)} \quad (2)$$

$$DEP = EP - MEP \quad (3)$$

در این روابط j تداوم واقعی، $ST(PRN)$ دهنده انحراف معیار روزهای PRN، EP بارش موثر و MEP میانگین هر روز EP می باشد. اصلی ترین مفهوم در این شاخص بارش موثر (EP) بارش روزانه با یک تابع کاهشی وابسته به زمان می باشد و در واقع نقش یک حافظه را برای شاخص ایفا می کند. به عبارت دیگر EP هرروز، تابعی از بارندگی همان روز و یک دوره ماقبل خود بوده که در آن بارش های اخیر نسبت به بارش های قدیمی تر وزن بیشتری را دارند. مراحل محاسباتی شاخص

۱-Precipitation needed for a Return to Normal

۲-Effective Precipitation

EDI با انتخاب دوره فرضی کمبود آب آغاز می‌گردد و در ادامه محاسبات، دوره واقعی آن تعیین خواهد شد. این دوره فرضی می‌تواند ۳۶۵ روز (نماینده مقدار کل منابع آب ذخیره شده برای یک دوره طولانی) و یا ۱۵ روز (نماینده مقدار کل منابع آب ذخیره شده برای یک دوره کوتاه مدت) باشد. در این تحقیق دوره ۳۶۵ روز که سیکل بارندگی قالب جهانی و حاکم بر کشور است، انتخاب گردید. بعد از انتخاب تداوم فرضی می‌توان محاسبات را مطابق مراحل زیر ادامه داد:

$$EP_i = \sum_{n=i}^i [(\sum_{m=1}^n P_m) / n] \quad (4)$$

که در آن i تداوم فرضی و P_m بارندگی تا $m-1$ روز قبل می‌باشد. شرح کامل محاسبه این شاخص‌ها در Byun و Whihite (1996) آمده است که بدلیل طولانی بودن از ارائه کامل آن پرهیز می‌گردد. تحوه طبقه بندی شاخص EDI در جدول (۱) آمده است.

جدول (۱) طبقه بندی شاخص EDI

مقدار	وضعیت	EDI
۳	خیلی خیلی مرطوب	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
۲	خیلی مرطوب	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
۱	کمی مرطوب	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
۰	نزدیک به نرمال	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
-۱	کمی خشک	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
-۲	خشک شدید	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵
-۳	بسیار زیاد خشک	بزرگتر یا مساوی از ۲/۵

شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرآیند یادگیری) و در نهایت مدل قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید. نحوه محاسبات در شبکه‌های عصبی بدین شکل است که ورودی‌های به نرون (x_1 تا x_i) در اوزان (w_1 تا w_i) ضرب شده که مدل ریاضی آن بصورت رابطه زیر است:

$$S_j = w_{oj} + x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + \dots + x_n w_{nj} \quad (5)$$

که در آن x_1, x_2, \dots, x_n ورودی ها، $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$ وزن‌ها، S_j خروجی شبکه می باشند و عبارت افزوده شده w_{oj} وزن اریب^۱ نامیده می شود. در ادامه، مجموع ورودی‌های هر نرون پس از ضرب در وزن‌های متناظر، در یک تابع موسوم به محرک^۲ $f()$ اعمال می‌شوند. مرسوم‌ترین تابع در این خصوص تابع سیگموئید^۳ می‌باشد که محدوده آن صفر تا یک است. ANN توانایی دسته بندی و پردازش اطلاعات ورودی را دارد. رایج ترین ANN برای مسایل هیدرولوژیکی و منابع آب الگوریتم انتشار برگشتی (BPN)^۴ می باشد. در این روش، اطلاعات در مسیری پیشرو از لایه‌های ورودی به سمت لایه‌های پنهان و خروجی پردازش می‌شوند. هدف پیدا کردن وزن‌هاست بطوریکه مقادیر محاسبه شده در حد دقت مورد نظر به مشاهدات نزدیک باشند و این عمل با اصلاح وزن‌ها در شبکه انجام می‌شود. این روش کاربرد گسترده‌ای دارد و (2000) Globaly گزارش کرد که در ۹۰٪ محاسبات فرآیندهای هیدرولوژیکی با ANNs، از آن استفاده شده است. به طور کلی این روش الگوریتمی است که بر اساس مقایسه هدف ها و مقادیر خروجی ANN و بهینه کردن وزن‌ها به منظور به حداقل رساندن خطای شبکه عمل می کند.

نتایج و بحث

تاثیر ENSO بر بارندگی منطقه

در این تحقیق به بررسی وضعیت بارندگی در سال‌های وقوع فاز گرم رویداد ENSO ($SOI < -2.5$) همراه با یک و دو سال بعد از آن پرداخته شد. بدین منظور ابتدا این بارندگی‌ها برای ایستگاه‌های مورد نظر شمال شدند تا بررسی و مقایسه آنها راحت‌تر انجام شود. در طی دوره آماری ۳۲ ساله مورد مطالعه (۲۰۰۱-۱۹۶۹)، ۹ رویداد ENSO رخ داده که دو سال آن به صورت متوالی بوده است که تنها ۱۳ سال دوم به منظور ارائه نتایج انتخاب شد. سال‌های انتخابی به منظور بررسی

۱-Biase weight

۲-Transfer Function

۳-Sigmoid

۴-Back Propagation Network

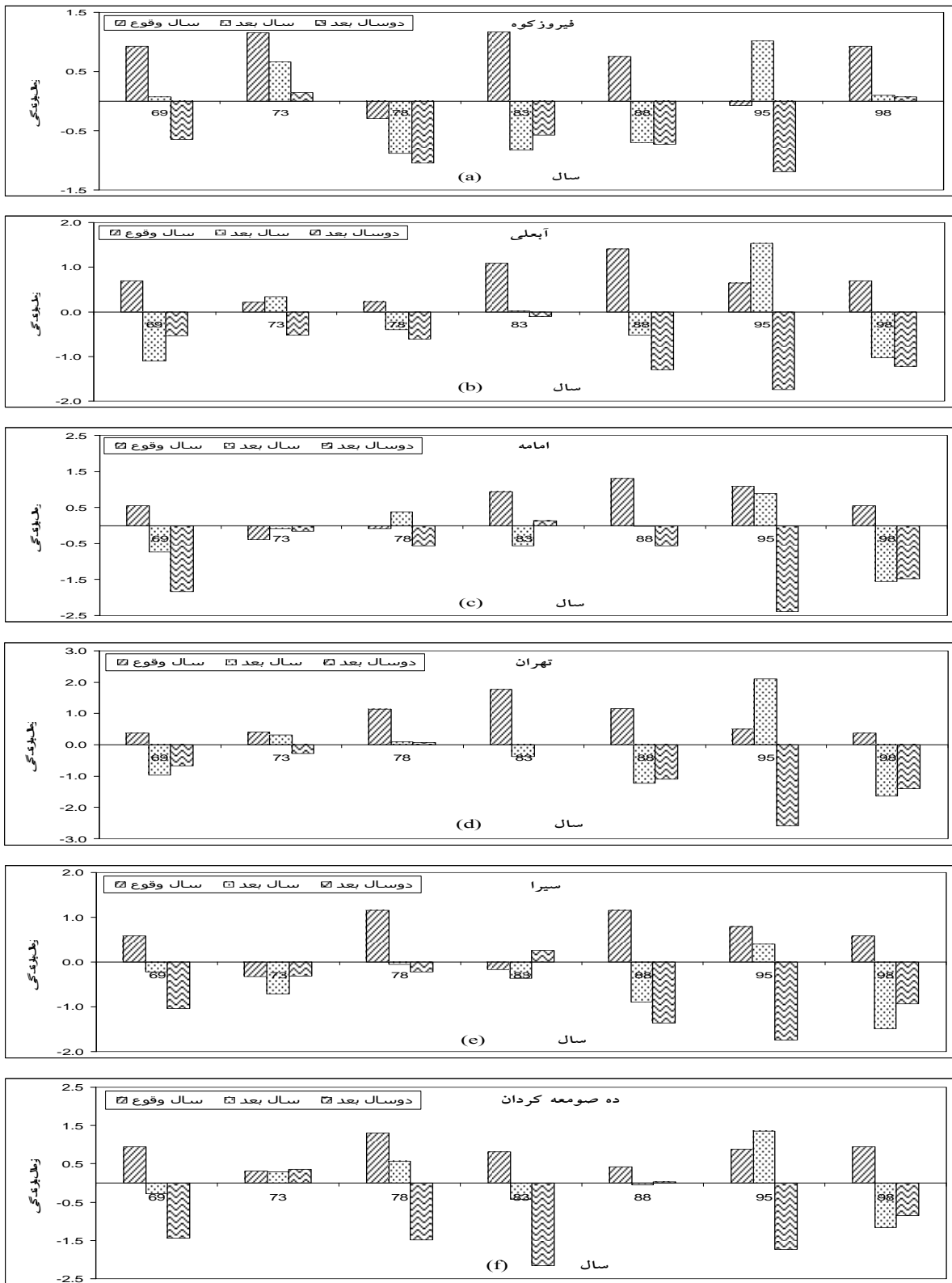
وقوع رویداد ENSO شامل ۱۹۶۹، ۱۹۷۲، ۱۹۷۷، ۱۹۸۲، ۱۹۹۴ و ۱۹۹۷ می باشد. شکل (۱) وضعیت بارندگی نرمال شده در این سال ها را برای ایستگاه های منتخب نشان می دهد. نتایج حاکی از آن است که سال های وقوع فاز گرم ENSO در اکثر موارد با وقوع ترسالی همراه بوده است. همچنین مواجهه خشکسالی نیز دو سال بعد از وقوع ENSO برای بیش از ۷۰٪ موارد به چشم می خورد. در بررسی های مشابه برای NAO ارتباط معنی داری بدست نیامد.

پیش بینی خشکسالی

همانطور که اشاره شد، در این تحقیق پیش بینی بر مبنای شاخص های خشکسالی به انجام رسیده و ورودی های مورد استفاده عمدتاً خود شاخص ها با گام های زمانی مختلف قبل تر و در کنار آنها بارندگی ماهانه و شاخص های SOI و NAO بوده است. بدین منظور روش های همبستگی پیرسون، رگرسیون متوالی و شبکه های عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفتند.

همبستگی پیرسون

روش همبستگی پیرسون آزمونی است برای فهمیدن ارتباط معنی دار میان سیگنالها و بارندگی های سالانه، فصلی و ماهانه جاری و آینده، به عنوان مثال جدول (۲) ضریب همبستگی (R^2) میان بارندگی های فصلی (a to d) و متوسط های سه ماهه SOI متناظر آنها را برای هر فصل (۱ تا ۴) نشان می دهد. ارتباط معنی داری برای ایستگاه های آبعلی، امامه و تهران که بیانگر وجود همگرایی منفی بین SOI و بارندگی پاییزه در این ایستگاه ها می باشد مشاهده شد، ولی بین داده های حال SOI و مقادیر بارندگی در آینده این ارتباط دیده نشد. همچنین برای NAO نیز نتایج مشابه بدست آمد.



شکل (۱) وضعیت بارندگی نرمال شده در سال وقوع ENSO، یک و دو سال بعد از آن برای ایستگاه‌های منتخب (شروع از سال ۱۹۶۵)

جدول (۲) ضریب همبستگی (R^2) میان بارندگی‌های فصلی و متوسط‌های سه ماهه SOI متناظر آنها را برای هر فصل

	1-a	1-b	1-c	1-d	2-b	2-c	2-d	3-c	3-d	4-d
فیروز کوه	-0.33	0.38	-0.16	0.04	0.35	0.23	-0.16	-0.03	-0.03	0.00
آبعلی	-0.46	-0.07	-0.04	0.00	-0.07	0.07	0.06	-0.02	-0.22	-0.15
امامه	-0.44	-0.25	-0.21	0.29	-0.13	-0.01	0.09	-0.07	-0.11	0.10
تهران	-0.46	-0.15	-0.11	0.23	0.03	-0.04	-0.11	0.02	-0.06	0.05
سیرا	-0.40	-0.07	0.00	0.27	0.04	0.07	0.03	0.14	-0.04	0.08
ده صومه کردان	-0.37	0.03	-0.13	0.30	0.05	0.24	-0.04	0.04	0.14	0.19

(اعداد ۱ تا ۴ بانگر فصول SOI و حروف a تا d معرف فصول بارندگی می‌باشند)

بکارگیری روش رگرسیون متوالی (SCA)

برای تحلیل بهتر واقعیت ارتباط موجود بین سیگنال‌های مطرح شده و بارندگی روش رگرسیون متوالی جهت محاسبه همبستگی بین این پارامترها مورد استفاده قرار گرفت. این روش برای تعیین همبستگی بین دو متغیر که ارتباط آنها در طول زمان ثابت نبوده و تغییر نماید مناسب می‌باشد (ناظم السادات، ۱۳۷۸). فرض می‌کنیم دو سری زمانی A و B دارای n عضو بوده و می‌خواهیم با روش SCA همبستگی آنها را تعیین نماییم. تعداد معینی مثلاً ۲۰ داده از سری $(a_1, a_2, \dots, a_{20})$ و مقادیر متناظر آن از سری B $(b_1, b_2, \dots, b_{20})$ را انتخاب کرده و ضریب همبستگی بین آنها را (r_1) تعیین می‌کنیم. در مراحل بعدی ضریب همبستگی بین $(a_2, a_3, \dots, a_{21})$ با $(b_2, b_3, \dots, b_{21})$ و نهایتاً $(X_{n-19}, X_{n-18}, \dots, X_n)$ با $(Y_{n-19}, Y_{n-18}, \dots, Y_n)$ محاسبه کرده و به ترتیب $r_2, r_3, \dots, r_{n-19}$ می‌نامیم. در این حالت ۲۰ را طول پنجره زمانی^۲ می‌نامیم. این روش بر اساس محاسبه ضرایب همبستگی متوالی برای یک دوره ۲۴ ماهه پایه گذاری شده است. به عنوان مثال جدول (۳) این مقدار را برای پنجره زمانی سه ماهه ایستگاه مهرآباد نشان می‌دهد. همانطور که در جدول مشخص است ارتباط معنی داری که از بتوان در پیش بینی خشکسالی استفاده کرد وجود ندارد.

۱-Sequential Correlation Analysis

۲-Window Width (WW)

شبکه های عصبی مصنوعی

در بخش قبل قابلیت روش های همبستگی در برقراری ارتباط بین بارندگی و سیگنال ها به منظور پیش بینی ارزیابی گردید. در این بخش با متدولوژی دیگری این مهم به انجام می رسد و طی آن امکان پیش بینی شاخص خشکسالی EDI که در قبل به آنها اشاره شد با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی ارزیابی می گردد. ورودی های شبکه بر اساس آمار حال و گذشته شاخص و همچنین مقادیر بارندگی، NAO و SOI با دروه های زمانی مختلف انتخاب شدند و بنا به توصیه های ارائه شده بین ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد شدند (Sajikumar et. al., 1999). در کنار موارد فوق، معماری های مختلفی نیز برای شبکه که طی آن تعداد لایه ها و نرون ها تعیین می گردد مورد ارزیابی قرار گرفت و سعی شد که بخصوص شبکه با مشکل فوق برازشی^۱ [Dawson and Wibly, 1998] مواجهه نگردد (جدول ۴). برای آموزش شبکه سال های ۷۰-۱۳۶۹ لغایت ۹۴-۱۹۹۳ به عنوان دوره آموزش و سال های ۹۵-۱۹۹۴ لغایت ۲۰۰۰-۱۹۹۹ به عنوان دوره صحت یابی انتخاب گردید. برای ارزیابی عملکرد شبکه های عصبی سه معیار ضریب همبستگی (R^2)، ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)^۲ و متوسط قدر مطلق خطا (MAE)^۳ بکار برده شد. R^2 معیاری بدون بعد و بهترین مقدار آن برابر یک می باشد. RMSE و MAE نیز نشان دهنده میزان خطای مدل با بعد متغیرها است که بهترین مقدار برای آنها برابر صفر می باشد. بالغ بر ۲۵ مدل مختلف مورد آزمون قرار گرفت که به ۹ مورد از آنها که نتایج بهتری داشت در ادامه اشاره می شود:

$$E_{(t+n)}=f(R_t, R_{t-1}, R_{t-2}) \quad (۱)$$

$$E_{(t+n)}=f(S_t, S_{t-1}, S_{t-2}) \quad (۲)$$

$$E_{(t+n)}=f(N_t, N_{t-1}, N_{t-2}) \quad (۳)$$

$$E_{(t+n)}=f(E_t, E_{t-1}, E_{t-2}, E_{t-3}) \quad (۴)$$

$$E_{(t+n)}=f((E_t, E_{t-1}, E_{t-2}), (R_t, R_{t-1}, R_{t-2})) \quad (۵)$$

$$E_{(t+n)}=f((E_t, E_{t-1}, E_{t-2}), (SO_t, SO_{t-1}, SO_{t-2})) \quad (۶)$$

$$E_{(t+n)}=f((E_t, E_{t-1}, E_{t-2}), (N_t, N_{t-1}, N_{t-2})) \quad (۷)$$

$$E_{(t+n)}=f((E_t, E_{t-1}, E_{t-2}), (R_t, R_{t-1}, R_{t-2}), (S_t, S_{t-1}, S_{t-2})) \quad (۸)$$

$$E_{(t+n)}=f((E_t, E_{t-1}, E_{t-2}, E_{t-12}), (R_t, R_{t-1})) \quad (۹)$$

۱-Over fitting

۲-Root Mean Square Errors

۳-Mean Absolute Errors

در این موارد E، شاخص EDI، R بارندگی، So شاخص SOI، N شاخص NAO و n گام زمانی پیشترمی باشد (به عنوان مثال n=2 به معنی پیش بینی دو ماه جلوتر می باشد).

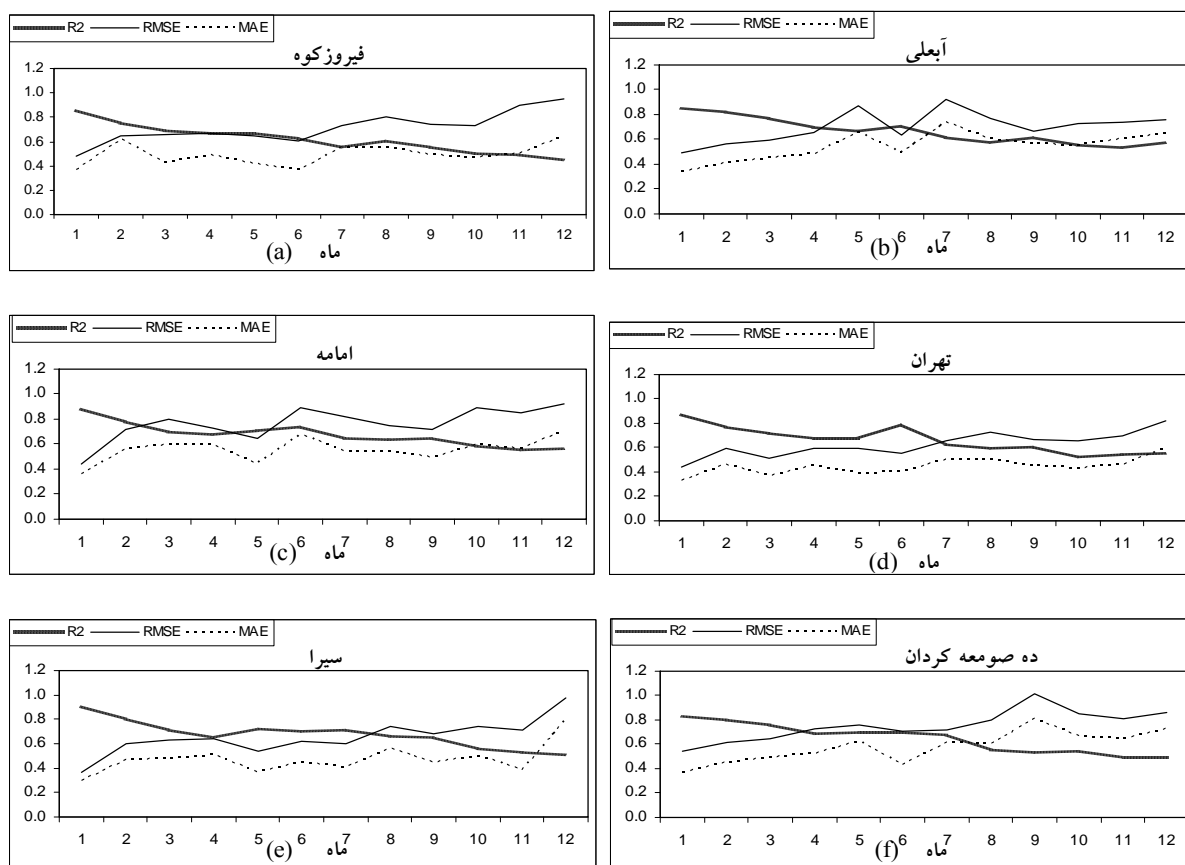
جدول (۴) نتایج مدل های ورودی مختلف برای پیش بینی ۶ ماه آینده شاخص EDI در ایستگاه مهرآباد

مدل ورودی	معماری	آموزش			صحت یابی		
		R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE
۱	۵-۲-۱	۰.۴۹	۰.۴۶	۰.۳۴	۰.۳	۰.۷۵	۰.۶۳
۲	۶-۳-۱	۰.۳۴	۰.۸۶	۰.۶۷	۰.۱	۱.۳۳	۰.۸۸
۳	۵-۲-۱	۰.۴۴	۰.۷۳	۰.۵۵	۰.۲	۱.۵۱	۱.۱۰
۴	۴-۳-۱	۰.۶۱	۰.۵۴	۰.۳۶	۰.۴	۰.۶۸	۰.۵۵
۵	۶-۲-۱	۰.۵۷	۰.۴۲	۰.۶۰	۰.۴	۰.۶۲	۰.۴۵
۶	۶-۴-۱	۰.۴۱	۰.۷۹	۰.۹۰	۰.۱	۱.۱۱	۰.۷۰
۷	۴-۳-۱	۰.۳۱	۰.۸۸	۰.۵۰	۰.۱	۱.۲۱	۰.۷۵
۸	۵-۴-۱	۰.۴۵	۰.۹۲	۰.۷۵	۰.۱	۱.۰۱	۰.۸۸
۹	۵-۶-۱	۰.۸۴	۰.۳۶	۰.۲۴	۰.۷	۰.۵۵	۰.۳۳

عملکرد مدل ها

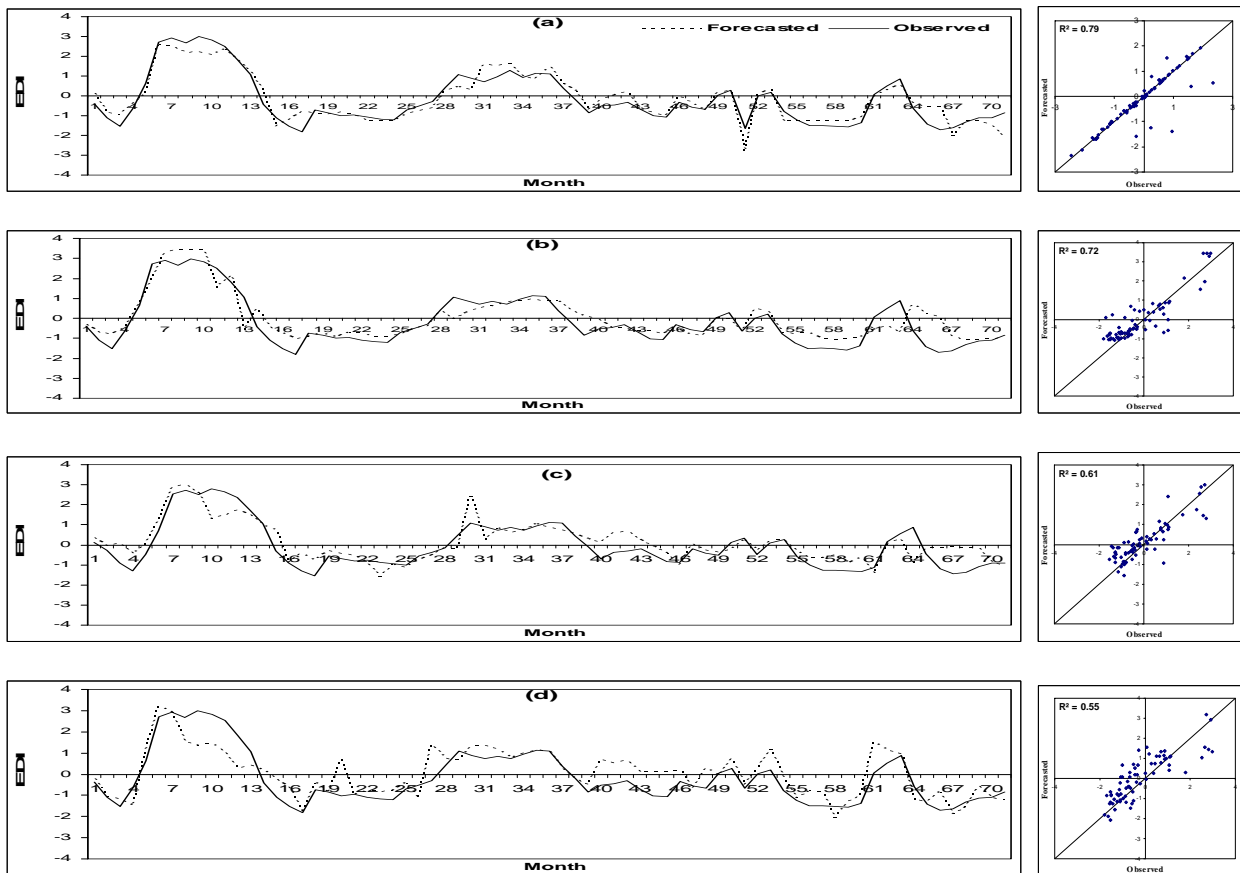
مدل های ورودی فوق بر اساس معماری های مختلف با استفاده از معیارهای ذکر شده در قبل برای تمامی ایستگاهها و دوره کامل یکساله مورد ارزیابی قرار گرفت که به منظور پرهیز از طولانی شدن مطالب نتایج تفصیلی تنها برای پیش بینی ۶ ماه جلوتر ایستگاه مهر آباد در جدول (۴) آمده است. جدول نشان می دهد که از بین مدل های ۱ تا ۴ ورودی، مدل ۴ (خود شاخص با چهار گام زمانی قبل) نتایج نسبتاً مطلوبی را ارائه داده است ولی سایر ورودی ها بطور مستقل نتوانسته اند به شکل مطلوبی پیش بینی را انجام دهند. در مدل های ۵ تا ۸ با وجود بکارگیری ترکیبات مختلف ورودی نتایج قابل قبولی بدست نیامد. اما نتایج تنها در مدل ۹ به نحو کاملاً محسوسی افزایش یافته است، بطوریکه به عنوان مثال مقادیر R² برای دوره آموزش و صحت یابی به ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۷۹ می باشد. نکته قابل ذکر در مدل ۹ وجود مقادیر ماه مشابه سال قبل آن شاخص است مانند آنچه در مدل ARIMA اتفاق می افتد. قابل ذکر می باشد که نتایج فوق با بکارگیری معماری نسبتاً

سبک (دو لایه و حداکثر ۶ نرون) بدست آمده است. برای سایر ایستگاه‌ها و دوره‌های پیش‌بینی نیز همین نتایج حاصل شد و مدل ۹ بهترین جوابها را ارائه داد. شکل (۲) تغییرات معیارهای ارزیابی دوره‌های پیش‌بینی ۱ تا ۱۲ ماهه شاخص EDI برای تمام ایستگاه‌ها را نشان می‌دهد. جهت مشاهده بهتر نتایج روند تغییرات مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده شاخص EDI برای دوره‌های سه، شش، نه و دوازده ماهه ایستگاه مهرآباد در شکل (۳) نشان داده شده است. در کنار اشکال اصلی نمودار پراکندگی و ضریب همبستگی (R^2) مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده برای دوره صحت‌یابی آمده که همگی در سطح ۱٪ معنی دار هستند.



شکل (۲) روند تغییرات معیارهای ارزیابی مدل نهم EDI در دوره‌های پیش‌بینی برای مرحله صحت‌یابی

تحلیلی دیگر که برای مقایسه عملکرد نتایج پیش‌بینی انجام گرفت، بررسی طبقه وضعیت خشکسالی و یا ترسالی اعلام شده توسط مدل می‌باشد و اینکه ارقام شاخص EDI پیش‌بینی شده منتج به چه طبقه‌ای می‌گردند و سپس مقایسه آن با طبقه واقعی صورت پذیرفت که نتایج مربوط در جدول (۵) آمده‌است. نتایج نشان می‌دهد در طی دوره آماری ایستگاه‌ها، در ۷۲٪ تا ۸۹٪ ماه‌ها EDI طبقه خشکسالی یا ترسالی مربوط را برای ۶ ماه آینده به درستی برآورد کرده است (مقدار DC در ردیف صفر جدول ۵). این مقدار برای ۹ ماه آینده به ترتیب ۵۹٪ تا ۸۰٪ و برای ۱۲ ماه ۵۵٪ تا ۷۲٪ می‌باشد



شکل (۳) مقایسه مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده شاخص EDI در ایستگاه مهرآباد (a سه ماهه، b شش ماهه، c نه ماهه و d دوازده ماهه)

جدول (۳) ضرایب همبستگی SOI و بارندگی های ماهانه در ایستگاه مهرآباد

	1-3	2-4	3-5	4-6	5-7	6-8	7-9	8-10	9-11	10-12	11-13	12-14	13-15	14-16	15-17	16-18	17-19	18-20	19-21	20-22	21-23	22-24	23-25	24-26	25-27	
1-3	-0.46	-0.41	-0.10	-0.15	-0.12	-0.22	-0.11	-0.08	0.31	0.23	0.01	0.11	0.09	0.17	0.09	-0.04										
2-4		-0.31	-0.09	-0.15	-0.16	-0.29	-0.16	-0.12	0.33	0.24	0.15	0.10	0.08	0.07	-0.01	-0.03	-0.07									
3-5			-0.05	-0.09	-0.14	-0.23	-0.16	-0.21	0.07	-0.03	0.16	-0.01	0.01	-0.06	-0.11	-0.09	0.04	0.07								
4-6				0.03	-0.01	-0.06	-0.04	-0.15	0.00	-0.11	0.09	-0.14	-0.12	-0.16	-0.11	-0.01	0.13	0.18	0.22							
5-7					0.00	-0.09	-0.02	-0.19	-0.02	-0.18	0.02	-0.15	-0.06	-0.03	0.01	-0.03	0.11	0.14	0.23	-0.02						
6-8						-0.10	0.03	-0.20	0.06	-0.16	0.02	-0.07	0.04	0.13	0.14	0.00	0.09	0.10	0.22	-0.06	0.05					
7-9							0.02	-0.20	0.19	-0.06	0.10	0.13	0.15	0.25	0.16	0.05	0.08	0.05	0.16	-0.14	-0.09	-0.13				
8-10								-0.10	0.26	0.03	0.09	0.19	0.13	0.20	0.09	0.01	-0.01	-0.07	0.07	-0.18	-0.19	-0.18	0.16			
9-11									0.31	0.11	0.06	0.14	0.07	0.16	0.12	-0.01	-0.07	-0.17	-0.02	-0.22	-0.11	-0.09	0.25	0.07		
10-12										0.05	-0.05	0.06	0.06	0.17	0.20	-0.09	-0.13	-0.25	-0.05	-0.24	-0.11	-0.15	0.22	0.11	0.07	

جدول (۵) فراوانی اختلاف طبقات پیش بینی شده و مشاهداتی شاخص EDI

DC*	Firouzkoh				Abali				Ammameh				Mehrabad				Siera				Deh Someh			
	3	6	9	12	3	6	9	12	3	6	9	12	3	6	9	12	3	6	9	12	3	6	9	12
0	75	72	70	63	90	87	70	65	81	83	68	62	71	73	66	59	91	89	80	72	78	72	59	55
1	25	28	30	32	10	13	30	35	19	17	32	37	29	27	30	34	9	11	20	27	22	28	39	42
2	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	4	7	0	0	0	1	0	0	1	3
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

(DC اختلاف طبقات پیش بینی شده و مشاهداتی برای شرایط خشک و تر)

جمع‌بندی

تحقیق حاضر تلاشی بود برای پیش‌بینی خشکسالی در استان تهران با استفاده از ANNs که در آن نقش سری زمانی شاخص خشکسالی EDI، بارندگی و شاخص‌های SOI و NAO به عنوان ورودی به شبکه بررسی و ارزیابی گردید. نتایج زیر از این تلاش قابل ارائه است:

- ۱- پیش‌بینی بارندگی‌ها با روش‌های بکار رفته میسر نشد ولی پیش‌بینی مقادیر سری زمانی شاخص EDI نتایج قابل قبولی در بر داشت.
- ۲- بکارگیری شاخص‌های SOI و NAO به عنوان ورودی در بهبود پیش‌بینی‌ها در هر دو روش رگرسیون و ANN (در منطقه مورد مطالعه) موثر نبودند.
- ۳- در روش ANN نتایج بهتری برای پیش‌بینی خشکسالی نسبت به روش رگرسیون بدست آمد.
- ۴- از میان مدل‌های مختلف که برای ورودی ANN بکار رفت، مدلی که از ترکیب بارندگی، خود شاخص همچنین مقادیر ماه مشابه سال قبل آن شاخص تشکیل شده بود بهترین نتایج را در بر داشت.
- ۵- استفاده از معماری سبک و قرار دادن ۲ الی ۶ نرون در لایه پنهان در تمام موارد نتایج بهتری را نشان داد. همچنین در بهترین مدل بکار رفته به منظور پیش‌بینی میان مدت و دراز مدت خشکسالی، مقدار R^2 معادل ۰.۷۹ برای EDI بدست آمد که دقت بالای پیش‌بینی را نشان می‌دهد.
- ۶- پدیده ENSO در ایستگاه‌های منتخب معمولاً همراه با بارندگی سالیانه بالاتر از نرمال بوده است. همچنین در دو سال بعد از وقوع این پدیده، ایستگاه‌ها در شرایط زیر نرمال قرار گرفته‌اند.
- ۷- متدولوژی تحقیق حاضر، این برتری را داشت که در اعلام وضعیت آبی، تنها شرایط تر و خشک گزارش نمی‌گردد بلکه شدت آن نیز ارائه می‌شود که از آن می‌توان در پایش و هشدار خشکسالی‌های قریب الوقوع استفاده کرد.

منابع

فهمی، هدایت (۱۳۸۰). "ارزیابی اثرات خشکسالی بر منابع آب کشور". کارگاه تخصصی منابع آب کشور. مرید، سعید، م، مقدسی، ه، قائمی، و ش، پایمزد، (۱۳۸۳). "طرح تحقیقاتی "طراحی سیستم پایش خشکسالی استان تهران"، وزارت نیرو.

میرابوالقاسمی، هادی و سعید مرید، (۱۳۸۰). "طرح جامع خشکسالی، حلقه گمشده در برنامه ریزی مدیریت منابع آب ایران"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ملی بررسی راه کارهای مقابله با بحران آب، جلد اول، ۴۴۳-۴۵۴ص.

زهرایی، بنفشه، م، کارآموز و س، اقدامی راد (۱۳۸۳). "پیش بینی بارش فصلی با استفاده از سیگنال های هواشناسی: کاربرد در حوزه آبریز رودخانه کارون". اولین کنفرانس سالانه مدیریت منابع آب ایران.

ASCE Task Committee on Applications of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000). Artificial neural networks in hydrology: I: preliminary concepts; II: hydrologic applications. *J. Hydrol. Engineering* 5(2): 115- 137

Birikundavyi S., Labib R., Trung HT. and Rousselle J. 2002. Performance of neural networks in daily streamflow forecasting. *Journal of Hydrologic Engineering. ASCE*. 7(5): 392-398.

Boken. V.K., Cracknell A.P., Heathcote, R.L. (Eds.) 2005. Monitoring and Predicting Agricultural Drought: a global study. Oxford University Press, NY: 472

Byun HR, Wilhite DA. 1996. Daily quantification of drought severity and duration. *Journal of Climate* 5: 1181-1201.

Coulibaly P., Anctil F. and Bobee, B. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. *Journal of Hydrology* 230: 244-257.

Demuth H. and Beale M. 1995. Neural Network Toolbox, for use with MATLAB, User's Guide , The MathWork, Inc.

Edwards DC. and Mckee TB. 1997. Characteristics of 20th century drought in the university, Colorado.

Gabriel KR. and Neumann. 1962. A Markov chain model for daily rainfall occurrences. *Journal of Roy. Meteorol. Soc.:* 90-95.

Govindaraju, R.S. and Rao, R. A. 2000. Artificial neural networks in hydrology. Kluwer Academy Publishers, The Netherlands

Hornik K., Stinchcombe M. and White H. 1990. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multi layer feed forward networks. *Neural networks* 3: 551-560.

Hsu K., Gupta HV. and Sorooshian S. 1995. Artificial neural network of the rainfall-runoff process. *Water Resources Research* 31(10): 2517-2530.

Jain SK., Das. A. and Sirvastava DK. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. *ASCE. Journal of Water Resource Planning and Management*. 125: 263-271

Luk, K.C., Ball, J.E., and Sharma, A. 2000. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting, *Journal of Hydrology*. 227: 56-65.

Koureh Pazan A. (2003) Impact of meteorological signals on forecasting rainfall variations, M.Sc. thesis. Amir Kabir University.

McKee TB., Doesken NJ. and Kliest J. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scale. Preprints 8th Conference on Applied Climatology: 179-184.

Salas J.D., Markus M. and Tokar, AS. 2000. Streamflow forecasting based on artificial neural networks. In: Artificial neural networks in hydrology, ed. Govindaraju, R.S. and Ramachandra, A., PP.23-51. West Lafayette Indiana, U.S.A

Sajikumar K. and Thandaveswara BS. 1999. A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network. *Journal of Hydrology*. 216: 32-55.

Rumelhart J. Hinton G.E. and Williams R.J. 1986. Learning internal representation by error propagation. In: Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. (Eds), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, MA: 318-362.

Thirumalaiah K. and Deo, MC. 1998. River Stage Forecasting Using Artificial Neural Networks, *ASCE. Journal of Hydrological Engineering* 3(1): 26-32.

Torranin P. 1976. Proceeding of the second international symposium in hydrology. Fort Collins, Colorado, U.S.A, p: 595-604.

Yapo PO. Gupta VH. and Sorooshian S. 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of Hydrology*. 181: 23-48