

آشکارسازی آماری اثر گرمایش جهانی بر ناهنجاری‌های بارش سالانه جلفا با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

یوسف قویدل رحیمی، استادیار اقلیم شناسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران*

چکیده

در این تحقیق، داده‌های مربوط به ناهنجاری‌های دمایی کره زمین و بارش متوسط سالانه ایستگاه جلفا در طی دوره آماری ۱۹۶۰-۲۰۰۳ استفاده شده است. روش‌های اصلی به کار گرفته شده در این مطالعه، عبارت از: روش تعیین ضریب همبستگی پیرسون، تحلیل مؤلفه روند سری‌های زمانی، رگرسیون خطی ساده و شبکه‌های عصبی مصنوعی. نتایج حاصل از کاربرد و تحلیل همبستگی پیرسون، نشان دهنده همبستگی منفی و معکوس معنی داری بین بارش سالانه جلفا و ناهنجاری‌های دمایی کره زمین است. این، بدان معنی است که غالباً با منفی شدن ناهنجاری‌های دمایی کره زمین بارش سالانه جلفا افزایش یافته، ترسالی به وقوع می‌پیوندد و برعکس، با مثبت شدن ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، متوسط بارش سالانه جلفا کاهش یافته، خشکسالی به وقوع می‌پیوندد. تحلیل مؤلفه روند بلند مدت سری‌های زمانی نشان می‌دهد که در طول دوره آماری از بارش متوسط سالانه جلفا کاسته می‌شود، اما روند ناهنجاری‌های دمایی کره زمین روندی افزایشی دارد. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ارتباط بارش متوسط سالانه جلفا با گرمایش جهانی شبیه سازی شده است. نتایج حاصل از کاربرد روش‌های مختلف در این مطالعه نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های رگرسیون خطی ساده روش شبیه سازی بهتر و دقیق تری است. روش‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی به کار گرفته شده در این مطالعه نشان داد که روش پرسپترون چند لایه، با چهار لایه مخفی و الگوریتم آموزش پس انتشار، دارای قابلیت بسیار عالی در پیش بینی همبستگی بین سری‌هاست.

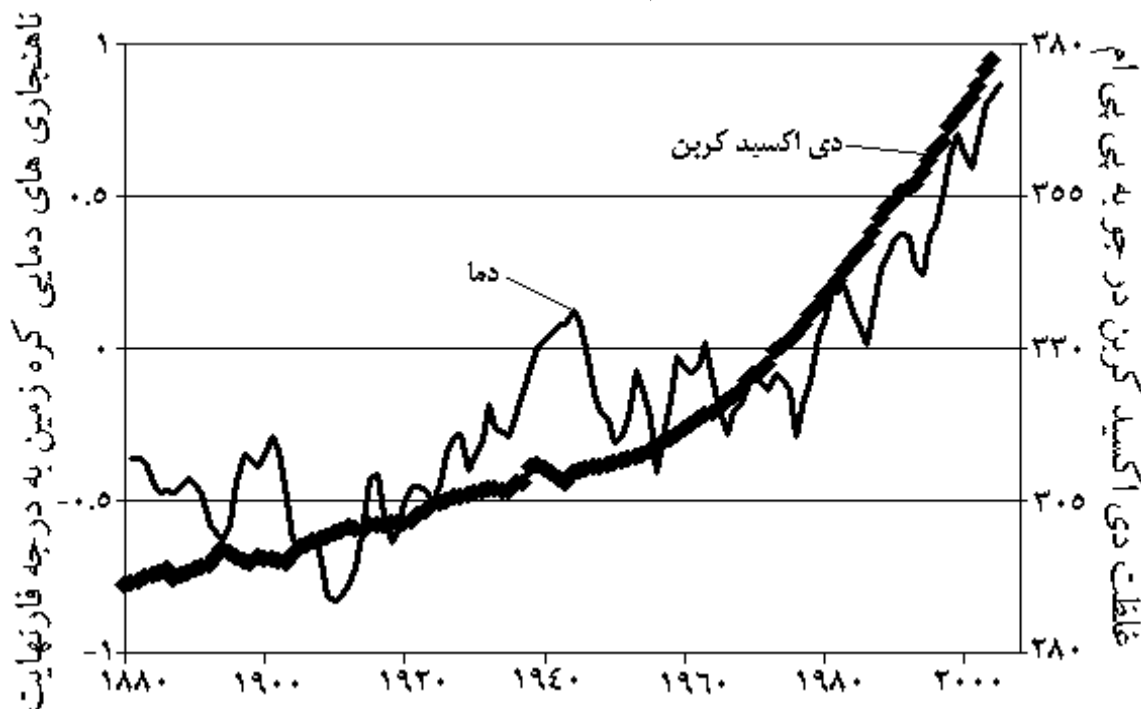
واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، آشکار سازی، پرسپترون چند لایه، بارش سالانه، روند بارش، جلفا.

مقدمه

این معضل جهانی به وجود آید، چرا که به تحقیق معلوم گردیده است که بسیاری از معضلات محیطی، از جمله: سیل، طوفان، خشکسالی و نظایر آنها، همگی در نوسان-های اقلیمی، خصوصاً تشدید ناهنجاری‌های دمایی کره زمین ریشه دارند (Mongelli, et al 2006). در سال‌های اخیر، به ویژه از سال ۱۹۹۰ به بعد، دمای کره زمین به طور مرتب افزایش یافته است (شکل ۱). از تشدید ناهنجاری‌های مثبت و افزایشی دمای کره زمین، با عنوان

گرمایش جهانی و ارتباط معنی دار تغییرات دما و بارش نقاط مختلف دنیا با افزایش دمای کره زمین، به عنوان مهم ترین نمودهای تغییر اقلیم در قرن حاضر قابل توجه هستند. توجه افکار عمومی و مجامع علمی به این مسأله و تمرکز گزاهای گلخانه‌ای در چند سال گذشته باعث شده است که نوعی همکاری جهانی در بررسی

گرمايش جهانی ياد می‌شود که از ارکان اصلی تغيير اقليم بوده، معضلی جهانی است.



شکل ۱- افزایش جهانی میزان CO_2 جو و اثر آن بر گرم شدن جهان (IPCC, 2007, p246)

این دلیل نوسانات و تغییرپذیری بارش از نظر علمی- کاربردی دارای اهمیت فوق العاده‌ای است.

با توجه به قطعی بودن افزایش دمای کره زمین در عصر حاضر که در گزارش هیات بین الدول تغییر اقلیم، برای سال‌های ۱۹۰۰ تا ۱۹۹۵ بین ۰/۳ تا ۰/۶ درجه سلسیوس محاسبه شده است (IPCC, 2001) و ملاک قرار گرفتن آن، به عنوان یکی از مهم ترین معیارهای تغییر اقلیم، میزان مطابقت بارش هر مکان جغرافیایی با تغییرات دمایی کره زمین نیز می‌تواند ملاکی برای سنجش تغییرات اقلیمی آن مکان محسوب گردد. با شروع انقلاب صنعتی و استفاده بی رویه از سوخت‌های فسیلی، جنگل زدایی و تخریب مراتع، به‌خصوص در مناطق پرباران حاره‌ای، میزان CO_2 به صورت نمایی شروع به

از عمده ترین علل جذابیت دانش اقلیم شناسی در عصر جدید، پاسخ به سؤال‌های مطروح شده و کالبد شکافی تغییر اقلیم، به ویژه تغییرات دما و بارش است (Peterson, 2000). تغییر اقلیم به دلیل ابعاد علمی و کاربردی (اثرات محیطی، اقتصادی-اجتماعی) آن از اهمیت فزاینده‌ای برخوردار است. سیستم‌های انسانی وابسته به عناصر اقلیمی، مانند: کشاورزی، صنایع و امثال آن بر مبنای ثبات و پایداری اقلیم طراحی شده و عمل می‌نمایند. دانشمندان برای تحلیل الگوهای اقلیمی، توجه خاصی به بارش در بازه‌های زمانی مختلف (خصوصاً بارش سالانه) معطوف می‌دارند، چرا که بارش، مهم ترین عنصر اقلیمی است. بارش از فراسنج‌های اصلی و اساسی در پهنه بندی و طبقه بندی اقلیمی محسوب می‌گردد و به

روند یابی بارش، بیانگر قابلیت فوق العاده زیاد و دقیق شبکه‌های عصبی نسبت به دیگر روش‌هاست (Philip and Joseph, 2003). در مطالعات پیوند از دور بر همبستگی غیر خطی بین الگوها و عناصر بارش و دما تاکید شده، توصیه می‌شود که در صورت قوی نبودن رابطه خطی حتماً از روش‌های غیر خطی، به ویژه شبکه‌های عصبی پرسپترون با توابع انتقال غیر خطی یا شبکه عصبی هاپفیلد استفاده شود (Wu, et al, 2005). شبکه‌های عصبی عمدتاً برای پیش بینی کوتاه مدت عناصر جوی به کار برده می‌شوند، اما استفاده از روش مذکور در مدل سازی روند تغییرات بارشی و یافتن همبستگی بین متغیرهای اقلیمی نتایج بسیار دقیقی داشته و به این جهت، کاربرد شبکه‌های عصبی در مدل سازی عناصر اقلیمی به ویژه در شبیه سازی تغییرات عناصر رونق گرفته است (Campbell, 2005). در ایران، کاربرد شبکه‌های عصبی در اقلیم شناسی بدیع است. احمدی (۱۳۸۲)، از شبکه عصبی خودسازمانده کوهونن به عنوان ابزار مناسبی برای مطالعه تغییرات اقلیمی میان و بلند مدت و طبقه بندی تغییرات درونی داده‌های اقلیمی و رژیم بارش استفاده نموده است.

ناصری (۱۳۸۲) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بارش‌های استان فارس را پیش بینی و با استفاده از الگوریتم ژنتیک نتایج پیش بینی‌های خود را بهینه سازی کرده است. در مطالعه دیگری که با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بارش‌های استان فارس انجام گرفته است، بر توانایی شبکه عصبی در تجزیه زمانی بارش تاکید و گفته شده است که بهترین روش برای بازسازی و

افزایش کرده است: به طوری که در سال ۲۰۰۰ میزان آن به ۳۷۵ قسمت در میلیون رسید. همگام با افزایش CO_2 گرمایش جهانی نیز تشدید شده است (Chang, 2005). اقلیم شناسان روند افزایش دما و کاهش بارش کره زمین را نشانه‌ای از تغییر اقلیم تلقی نموده و معتقدند که علت این افزایش تأثیر منفی فعالیت‌های انسانی که موجب ازدیاد بیش از حد گازهای گلخانه‌ای و در نتیجه تغییر اقلیم سیاره‌ای در قرن اخیر شده، است. برخی از محققان معتقدند که برای کسب نتایج بهتر باید از روش‌های ترکیبی (هیبرید) مانند: پیوند روش مؤلفه‌های اصلی با شبکه‌های عصبی، برای مدل سازی عناصر اقلیمی استفاده شود (Haider, 2004)، اما مطالعات نشان می‌دهند که در مدل سازی تغییرات بارش ناشی از اثر گلخانه‌ای، نتایج حاصل از تکنیک شبکه عصبی بسیار دقیق تر از روش‌های ترکیبی و خطی است و به این خاطر توصیه می‌شود بجای تلاش برای استفاده از مدل‌های ترکیبی و خطی، از روش‌ها و ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی استفاده شود (Linker and Seginer, 2004).

اهمیت کاربرد روش‌های غیر خطی، زمانی بیشتر آشکار می‌گردد که بدانیم دستگاه اقلیم سیستمی غیر خطی است و فرآیندهای اقلیمی ناشی از آن عناصر اقلیمی را در ردیف سری‌های زمانی آشوبمند و تصادفی (استوکستیک) قرار داده اند (Coulibaly, et al, 2005). مطالعات انجام شده نشان داده اند که شبکه‌های عصبی مصنوعی بهترین روش برای پیش بینی بارش هستند (Kin, et al, 2005). مقایسه نتایج حاصل از پیش بینی و

زمانی بارش گردید و سپس مؤلفه‌های مختلف روند بارش سالانه جلفا و ناهنجاری‌های دمایی کره زمین تجزیه و تحلیل و مدل سازی گردید. برای پیش بینی روند آتی تغییرات بارش جلفا تا سال ۲۰۵۰، از روش‌های رگرسیون نمایی، برای محاسبه میزان مطابقت تغییرات بارش سالانه جلفا با ناهنجاری‌های بارش کره زمین از ضریب همبستگی پیرسون و برای محاسبه ضریب تعیین در روش خطی از روش رگرسیون خطی ساده استفاده گردیده است (با توجه به عمومیت روش‌های فوق الذکر از توضیح و ذکر معادلات مورد استفاده صرف نظر گردیده است). برای مقایسه نوسان-های بارش جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین و ردیابی اثر ناهنجاری‌های دمایی کره زمین بر ترسالی‌ها و خشکسالی‌های جلفا، داده‌های بارش جلفا با استفاده از معادله ۱، داده‌های بارش به نمرات استاندارد شده تبدیل شده است:

$$C_{sd} = (C_i - \bar{C}) / SD \quad (1)$$

در معادله فوق: C_{sd} : نمره استاندارد دما یا بارش، C_i : مقدار دما یا بارش در سال مفروض، \bar{C} : میانگین بلند مدت عنصر دما یا بارش و SD : انحراف معیار دما یا بارش در بازه زمانی ۴۳ ساله از ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۳ هستند. بر اساس معادله ۱، نمرات منفی خشکسالی و نمرات مثبت ترسالی‌های ایستگاه جلفا (که در شکل ۶ قابل مشاهده اند) هستند. معادله ۱، با روش نرمال سازی مطروح شده در معادله ۷، که برای وارد کردن داده‌ها به شبکه به کار رفته، فرق داشته، هریک از معادلات مذکور

شبیه سازی داده‌های مفقود شده از روی داده‌های ایستگاه‌های مجاور، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است (شمس، ۱۳۸۴). علیجانی و قویدل رحیمی (۱۳۸۵) با استفاده از رابطه دمای تبریز با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، ضمن بهینه سازی رابطه از طریق روش غیر خطی شبکه عصبی، اقدام به شبیه سازی دمای سالانه تبریز بر مبنای داده‌های دمای کره زمین نموده و با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، دقت روش مذکور را نسبت به دیگر روش‌ها بسیار بالاتر تشخیص داده اند.

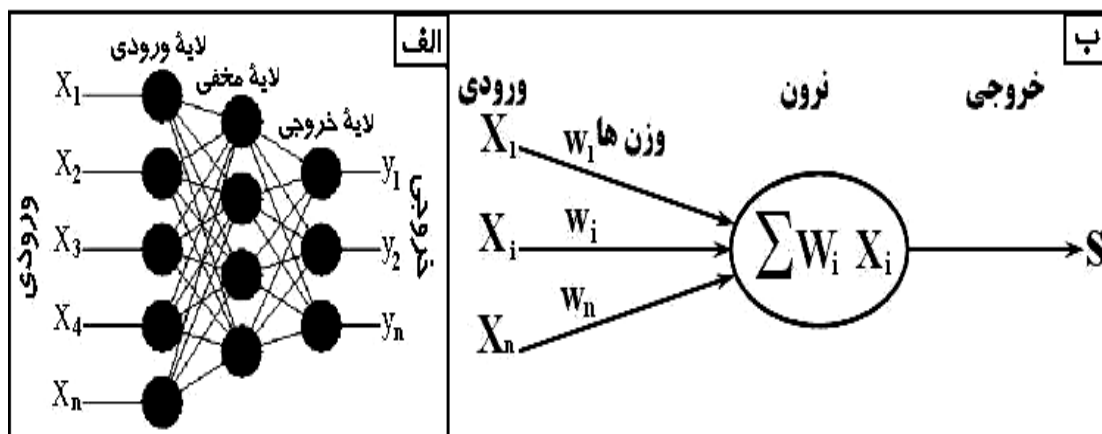
این مقاله با هدف مدل سازی تغییرات بارش سالانه ایستگاه جلفا، آشکار سازی ارتباط آن با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین و شبیه سازی بارش سالانه جلفا از طریق ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، با استفاده از شبکه‌های عصبی انجام گرفته است.

داده‌ها و روش‌ها

میانگین سالانه بارش ایستگاه هواشناسی سینوپتیک جلفا، به مدت ۴۳ سال، از سال ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۳ میلادی و مقادیر متناظر آن از داده‌های مربوط به متوسط ناهنجاری‌های دمایی کره زمین از وب سایت مرکز تشخیص اقلیمی ناسا به نشانی www.cdc.noaa.gov اخذ و برای مطالعه انتخاب شدند. کنترل کیفی داده‌ها گام بعدی تحقیق بود که پس از آن اقدام به پردازش داده‌ها و تعیین مقادیر عددی فراسنج‌های گرایش به مرکز و پراکندگی داده‌های بارش جلفا شد. بعد از تعیین نوع توزیع احتمال وقوع داده‌های بارشی جلفا و ترسیم نمودار مربوطه، اقدام به تجزیه و تحلیل‌های سری‌های

قرار دارند. پرسپترون‌های یک لایه‌ای، فقط می‌توانند الگوهایی را شناسایی و طبقه بندی کنند که به صورت خطی قابل جداسازی هستند. برای طبقه بندی الگوهای پیچیده تر از «پرسپترون چند لایه» (Multi Layer (MLP) Perceptron استفاده می‌شود. این نوع پرسپترون، دارای سه لایه: ۱- لایه ورودی یا لایه اول، ۲- لایه میانی یا لایه پنهان؛ ۳- لایه خروجی است. در این مطالعه، برای مدل سازی به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از یک «پرسپترون چند لایه با چهار لایه پنهان استفاده گردید. در پرسپترون مذکور لایه ورودی داده‌های ناهنجاری‌های بارش کره زمین و خروجی‌ها بارش سالانه جلفا هستند. هر یک از لایه‌های فوق از تعدادی وزن و توابع انتقال غیر خطی تشکیل یافته اند. توپولوژی شبکه عصبی چند لایه (۴ لایه) در شکل ۳، الف و حالت یک سلول عصبی یا نرون در شکل ۳، ب نشان داده شده است.

کاربرد خاص خود را دارند و در بحث شبکه‌های عصبی نمی‌توان از یکی به جای دیگری استفاده کرد. اساس شبکه‌های عصبی، در واقع شبیه سازی تفکر و پردازش اعمال مغز انسان از طریق مدل سازی کردن سلول‌های عصبی یا نرون‌هاست. قسمت‌های اصلی مغز انسان را سلول‌های عصبی یا نرون‌ها تشکیل می‌دهند. هر نرون، به عنوان یک واحد پردازش گر عددی عمل می‌کند. نرون‌های شبکه با هم در ارتباط بوده، به صورت موازی کار می‌کنند. شبکه عصبی که نرون‌های آن دارای اتصالات منظم و متوالی بوده، هیچ گونه اتصال بازگشتی نداشته باشد، شبکه عصبی پیشرو یا پرسپترون، نامیده می‌شود. شبکه‌های عصبی پرسپترون، به دو نوع تک لایه و چند لایه تقسیم می‌شوند. نوع تک لایه پرسپترون فاقد لایه پنهان است و لایه ورودی در آن به صورت میان گیر عمل کرده، محتوی داده‌های سیستم است. در پرسپترون تک لایه‌ای، سلول‌های اصلی محاسباتی در لایه خروجی



شکل ۳- الف: توپولوژی پرسپترون پیش رو با چهار لایه مخفی،
ب: تجسم ریاضی یک سلول عصبی یا نرون (Ramirez, et al, 2005)

۳۷٪ داده‌ها (۱۵ داده) و ج) داده‌های مربوط به «اعتبار بخشی نتایج»^۲ که دربرگیرنده ۱۹٪ داده‌ها (۹ داده) بود، تقسیم شدند. محاسبات شبکه عصبی مورد استفاده در وضعیت محاسبه «پیش رو»^۳ انجام گرفته است و برای آموزش شبکه از روش الگوریتم پس انتشار (انتشار به عقب) استفاده گردیده است. الگوریتم مذکور، خطای خروجی را برآورد و به عقب (داخل سیستم) انتشار می‌دهد و با این کار، اوزان انتخابی مدل توسط سیستم اصلاح می‌گردد. فرایند اصلاح وزن‌ها در تمامی عناصر سیستم تا انتخاب بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی را برای سیستم ایجاد می‌کنند، ادامه می‌یابد. اصلاح وزن‌ها از طریق کاهش یا افزایش دادن ضرایب تنظیمی انجام می‌گیرد. مهم‌ترین ضرایب تنظیمی عبارتند از: ۱- نرخ آموزش یا ضریب یادگیری که در واقع طول گام‌ها را در هر بار اصلاح فراسنج‌های شبکه مشخص می‌کند و توصیه می‌گردد که مقدار این ضریب باید در لایه‌های پنهان بیشتر از لایه‌های خروجی باشد؛ ۲- ضریب گشتاور (مومنتم) که عبارت است از: مقدار اینرسی که به هریک از فراسنج‌های شبکه اضافه می‌شود تا آن فراسنج در مسیری که منجر به کاهش مقدار انرژی می‌شود تغییر داشته باشد؛ ۳- ضریب «اپاک» که عبارت است از: ضریبی که به هریک از بردارهای ورودی که در هر سیکل یادگیری و در راستای بهینه کردن یا تغییر به سمت حالت مطلوب وزن‌ها به شبکه ارایه می‌شود. معادله ریاضی محاسبه پیشرو عبارت است از:

$$net_{pi} = \sum_{\substack{j \in previous \\ layer}} w_{ij} a_{pj} + b_i \quad (2)$$

در پرسپترون مذکور، هر یک از لایه‌ها به لایه بعدی متصل هستند و شبکه میزان تورش^۲ و خطاهای مورد محاسبه خروجی را تا حدی که به خروجی مطلوب (مشاهدات واقعی دما) نزدیک تر باشد، کنترل و تنظیم می‌کند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد. بردار خطا برابر اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه است. مقدار خطا، پس از محاسبه در مسیر انتشار به عقب از طریق لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل آن توزیع می‌گردد. در نهایت، فراسنج‌های شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیک تر شود. انتخاب تعداد نرون‌های لایه پنهان، بستگی به پیچیدگی تابع دارد؛ به گونه‌ای که هر قدر تابع دارای نقاط عطف بیشتری باشد، باید تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان را بیشتر در نظر گرفت اما همواره باید توجه داشت که تعداد فراسنج‌های قابل تنظیم شبکه از تعداد داده‌های یادگیری کمتر باشد، تا شبکه دچار آموزش اضافی که همان حالت حفظ کردن به جای یافتن ارتباط منطقی و ریاضی بین داده‌هاست، نشود. در کل، روش و قانون خاصی برای انتخاب و تعیین تعداد مناسب نرون‌های لایه‌های پنهان وجود ندارد و این کار بسته به تجربه و مهارت کاربر شبکه عصبی و از طریق آزمون و خطا انجام می‌شود.

کل داده‌های مورد استفاده در روش شبکه عصبی، به سه قسمت مجزا برای استفاده به عنوان الف) داده‌های آموزشی شامل ۴۴٪ داده‌ها (۱۹ داده)؛ ب) داده‌های آزمایشی برای آزمون کارایی مدل طراحی شده؛ شامل

4-Feed Forward

2-Bias

3-Cross-Validation

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (5)$$

در معادلات فوق ΔW_{ij} برای آموزش به مقدار W_{ij} افزوده می‌شود و η نرخ یادگیری است که عددی ثابت و مثبت است. در شبکه عصبی طراحی شده، بردار ورودی داده‌ها به صورت:

$$X = [r(i), r(i) - r(i-1), r(i-1), r(i-1) - r(i-2), \dots] \quad (6)$$

است؛ یعنی هر داده به همراه اختلاف آن با ورودی قبلی وارد شبکه عصبی شده است (منهاج، ۱۳۷۷). ذکر این نکته ضروری است که داده‌های ورودی به شبکه عصبی باید نرمال شده باشند که برای این کار از معادله ۷ استفاده شده است:

$$N_x = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (7)$$

در معادله فوق: N_x : مقدار نرمال شده متناظر با X ، X_{\min} و X_{\max} مقادیر حداقل و حداکثر متغیر X از الگوهای ورودی به شبکه هستند (Imran, et al, 2005). پس از نرمال کردن داده‌های ورودی بین صفر و یک قرار می‌گیرند. نرم افزارهای جدید شبکه عصبی، معمولاً دارای یک اسکالر نرمال کننده خودکار برای نرمال کردن داده‌ها هستند. در مرحله بعد، خروجی‌های حاصله را با خروجی‌های اصلی مقایسه نموده، سپس خطاها را با استفاده از الگوریتم انتشار به عقب بر روی وزن‌ها و تورش‌ها پخش می‌کنیم. پس از این که شبکه به اندازه کافی آموزش دید، آماده پیش بینی می‌شود. شبکه عصبی دقیق، شبکه‌ای است که با کمترین میزان خطا و کمترین تعداد تکرار (Iteration) دارای بیشترین ضریب همبستگی و «ضریب تعیین» باشد. در این مطالعه برای آگاهی از عملکرد و کارایی شبکه عصبی از دو شاخص «ریشه دوم میانگین مربعات خطا یا

که در آن a_{pj} : مقدار خروجی قبلی، w_{ij} : وزن‌های لایه مربوطه و b_i : میزان بایاس یا تورش هستند. سپس مقدار $f(net_{pi})$ محاسبه می‌شود که در آن f یک تابع محرک یا انتقال است که انواع مختلفی دارد و ما در این مطالعه از رایج‌ترین آن؛ یعنی تابع انتقال سیگموئیدال استفاده کرده‌ایم. از عمده دلایل استفاده از تابع انتقال سیگموئیدال، سادگی مشتق آن است که استفاده از روش پس انتشار خطا را بسیار ساده تر می‌کند. مدل ریاضی تابع انتقال سیگموئید عبارت است از:

$$f(net_{pi}) = 1 / (1 + \exp^{-k}) \quad (3)$$

که در آن k : عدد ثابت مثبتی است که گستره فعالیت تابع را تنظیم می‌کند. k به صورت تنظیم کننده خودکار بهره آموزش عمل می‌کند، زیرا در مقادیر کوچک سیگنال‌های ورودی بهره آموزش را بیشتر و در مقادیر ورودی بزرگ بهره آموزش را کمتر می‌کند. این بدان معنی است که شبکه می‌تواند ورودی‌های بزرگ را پذیرا و در عین حال به تغییرات جزئی نیز حساس باشد.

برای پیش بینی باید مقادیر b_i و w_{ij} آموزش داده شوند، یعنی مقادیر آنها طوری منظم گردند که سیستم بتواند پیش بینی را انجام دهد. در این حالت ما باید یک الگوریتم انتشار به عقب جهت آموزش وزن‌ها و تورش‌ها داشته باشیم. اگر فرض کنیم که P_i مقادیر اصلی و P_f مقادیر پیش بینی شده بارش سالانه باشند، الگوریتم آموزش در اینجا روش انتشار به عقب است که به شکل ذیل تعریف می‌شود (منهاج، ۱۳۷۷):

$$E = \sum_i (P_i - P_f)^2 \quad (4)$$

اختلاف بین وزن‌های تنظیم شده برای هر یک از لایه‌ها را با ΔW_{ij} نشان می‌دهیم که از طریق معادله ذیل محاسبه می‌گردد:

برای پیش بینی، اغنا و همگرایی شبکه در ضرایب تعیین بالاتر از مدل‌های خطی است. به این دلیل از روش یادگیری نظارت شده شبکه‌های عصبی که در آن ورودی و خروجی شبکه از قبل تعیین شده و هدف شبکه، شبیه سازی داده‌ها در حد مقادیر واقعی است، استفاده شد. کاربرد روش یاد شده بیشتر در مدل سازی رواناب- بارش مطرح بوده است.

نتایج

پس از داده پردازی، فراسنج‌های آماری مربوط به گرایش به مرکز و پراکندگی داده‌های بارش سالانه ایستگاه جلفا طی سال‌های ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۳ میلادی استخراج و در جدول ۱ درج شده است. با توجه به مقادیر جدول ۱، تغییر پذیری بارش سالانه، به عنوان مهم ترین مشخصه آماری بارش سالانه ایستگاه جلفا محسوب می‌گردد.

«RMSE» و ضریب تعیین استفاده شده است که معادلات شاخص‌های فوق به شرح معادلات ۸ و ۹ هستند:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (P_{obs} - P_{sim})^2}{\sum (P_{sim} - \bar{P}_{obs})^2} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum P_{obs} - P_{sim}}{n}} \quad (9)$$

در معادلات فوق: P_{obs} مقادیر حقیقی بارش، P_{sim} مقادیر شبیه سازی (پیش بینی شده) شده بارش، \bar{P}_{obs} میانگین بلند مدت مشاهدات بارش و n تعداد کل داده‌ها یا مشاهدات بارش سالانه هستند (Imran, et al, 2005). با تنظیم شبکه عصبی به یکی از حالات فوق، می‌توان شبکه را به حالت همگرایی رساند، یا در صورت عدم کسب نتایج مورد انتظار شبکه‌های دیگری را معماری نمود. چون در این مطالعه هدف ما در استفاده از شبکه عصبی، یافتن همبستگی بالاتر از مدل‌های مورد محاسبه از روش‌های خطی و نیمه خطی بوده است، بنابراین، معیار ما برای انتخاب و معماری شبکه مطلوب آموزشی

جدول ۱- فراسنج‌های توصیفی بارش سالانه جلفا (غیر از چولگی، واریانس و ضریب تغییرات، تمام مقادیر به میلی متر است)

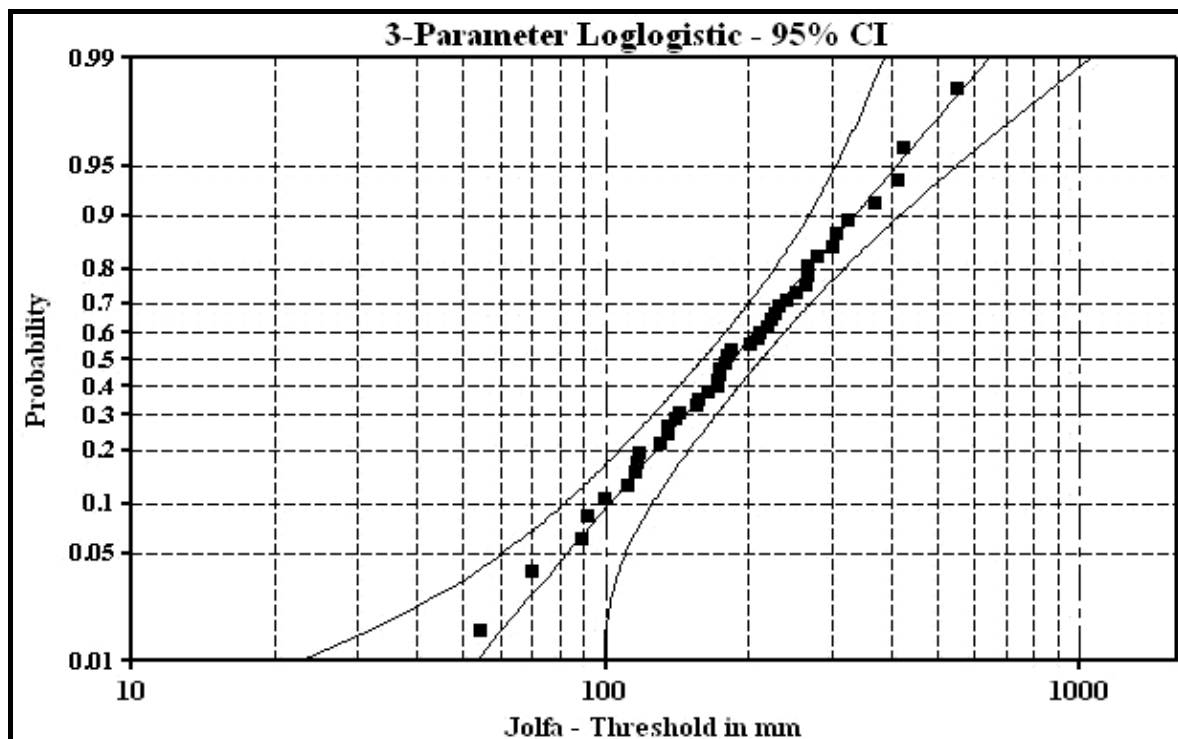
ردیف	فراسنج	مقدار	ردیف	فراسنج	مقدار
۱	میانگین	۲۴۶/۱	۱	میان	۲۲۰/۱
۲	خطای استاندارد میانگین	۱۵/۳	۲	تغییرپذیری	٪ ۴۱/۳
۳	واریانس	۱۰۳۵۲/۲	۳	انحراف معیار	۱۰۱/۷
۴	چولگی	۱/۳۰	۴	دامنه	۵۰۰/۲
۵	بیشینه	۵۹۴/۴	۵	کمینه	۹۴/۲
۶	چارک سوم	۳۰۱	۶	چارک اول	۱۷۵/۷

هر عنصر هواشناختی یا اقلیمی که توزیع آن با قانون احتمال لاگ لاجیستیک و یا لاجستیک برآزش یابد، عنصری غیر خطی است، بنابراین، تبعیت توزیع بارش سالانه ایستگاه جلفا از قانون توزیع احتمال لاگ لاجیستیک نشان دهنده غیر خطی بودن احتمال بارش

برای مشخص کردن نوع توزیع احتمال آماری بارش سالانه، از چهارده روش مختلف استفاده شده است که با توجه به آزمون‌های نکویی برآزش، بهترین روش برای توزیع احتمال وقوع بارش سالانه جلفا، توزیع لاگ لاجیستیک با فاصله اطمینان ۹۵٪ شناخته شد (شکل ۴).

تبعیت توزیع هر عنصر هواشناسی از قانون لاگ لاجیستیک، نشان دهنده غیرخطی بودن توزیع احتمال عنصر بوده، راهکاری به محقق می‌دهد که بر اساس آن، وی از روش‌های صحیح غیرخطی در مدل سازی عنصری مثل بارش استفاده و از روش‌های نامناسب خطی دوری می‌کند.

سالانه جلفاست. مورد استفاده از قانون توزیع لاگ لاجیستیک، برای انتخاب روش‌های مناسب تحلیل، شبیه سازی و پیش بینی عناصر و پدیده‌های اقلیمی است و هر عنصری که از توزیع لاگ لاجیستیک پیروی کند، روش‌های خطی نمی‌توانند روش خوبی برای تحلیل، شبیه سازی و پیش بینی آنها باشند و باید از روش‌های غیرخطی برای مقاصد مذکور استفاده کرد. در واقع،



شکل ۴- توزیع آماری احتمال وقوع بارش سالانه جلفا به روش لاگ لاجیستیک سه فراسنجه با فاصله اطمینان ۹۵ درصد

معنی داری ۰/۱ و ضریب تعیین ۱۶٪ محاسبه گردید. تحلیل همبستگی مذکور نشان می‌دهد که ارتباط و همبستگی معکوسی بین تغییرات دمایی کره زمین و تغییرات بارش جلفا وجود دارد.

مقایسه روند خطی بارش سالانه ایستگاه جلفا با روند ناهنجاری‌های بارش کره زمین (شکل ۵ ب) نیز نشان می‌دهد که روند افزایش بارش سالانه ایستگاه جلفا کندتر

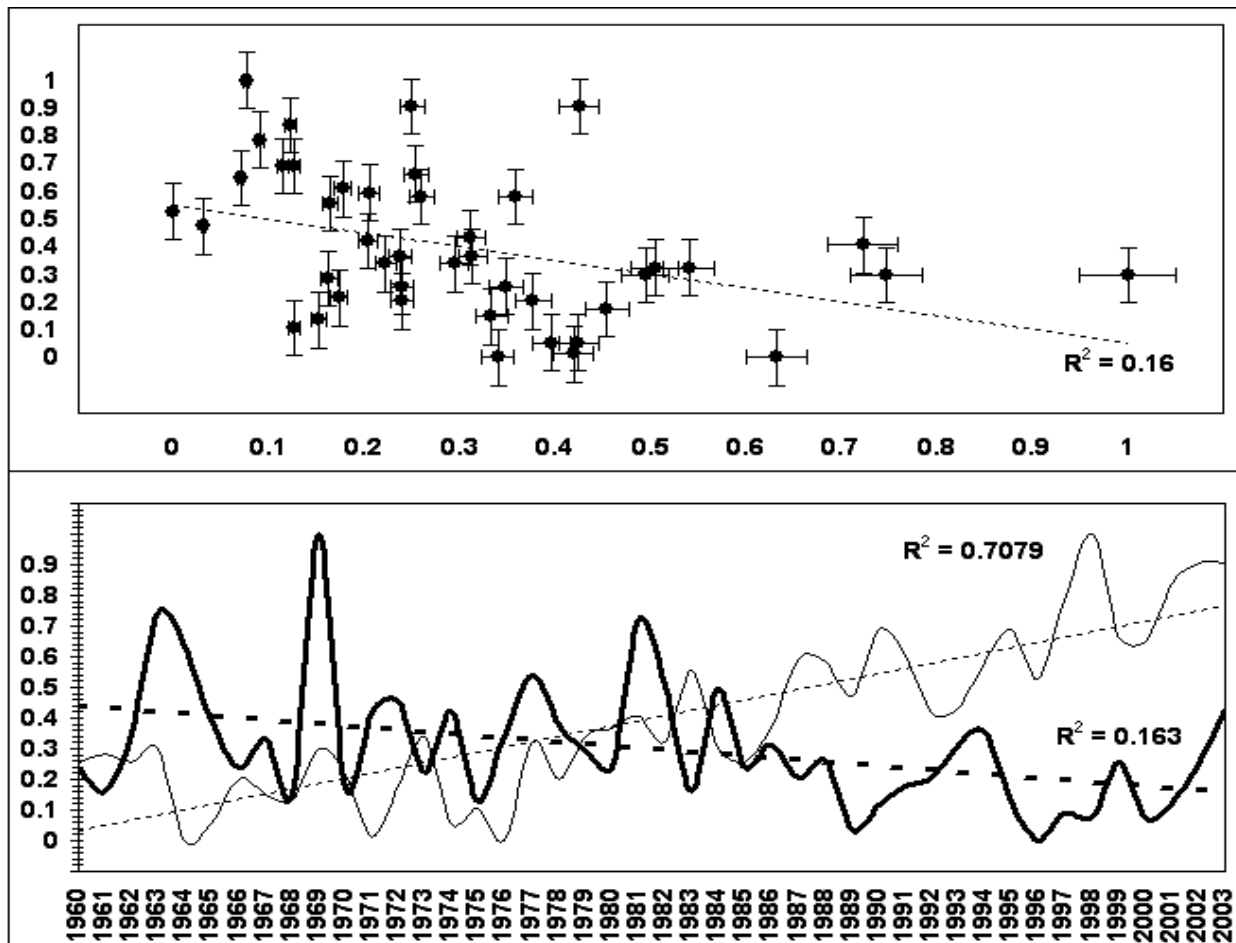
با این فرض که تطابق بارش هر مکان با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، نشانه‌ای از تغییر اقلیم آن مکان است، اقدام به تطبیق و محاسبه ضریب همبستگی پیرسون بین ناهنجاری‌های بارش سالانه جلفا و دمای کره زمین گردید. ضریب همبستگی خطی بین بارش متوسط سالانه جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین در دوره آماری ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۳ میلادی رقم ۰/۴- با سطح

همان طور که در شکل ۶ نشان داده شده، ارتباط بارش جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین منعطف از نقطه‌ای در سری ناهنجاری دمایی است که این نقطه عطف از سال ۱۹۷۶ با صعود (عدم منفی شدن) نوسانات دمایی کره زمین مشخص گردیده است.

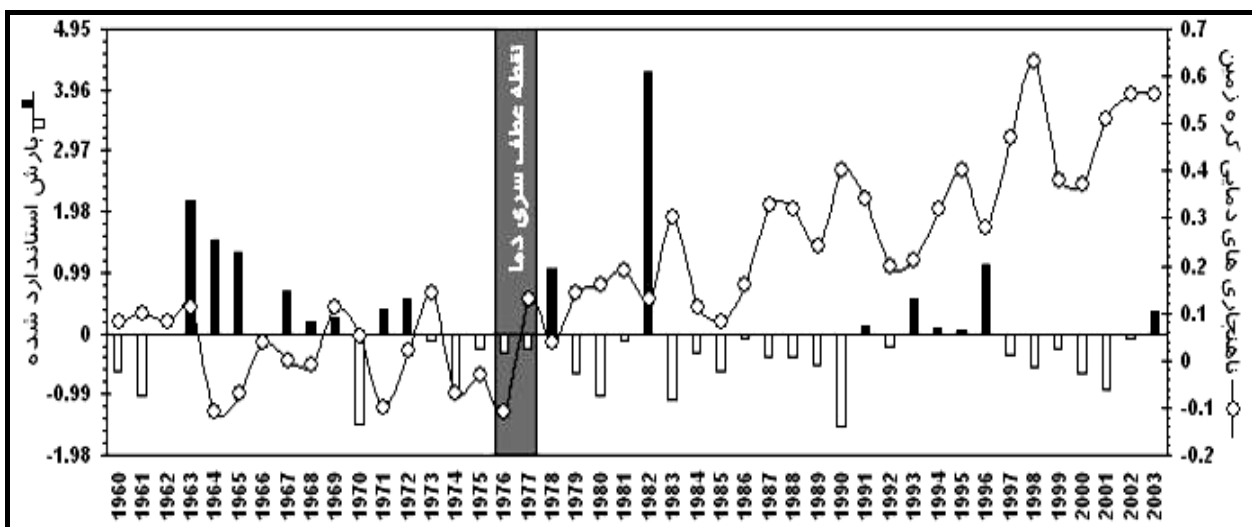
روند بارش جلفا که روند نزولی نمایی از خود نشان می‌دهد، نشان از شدت کاهش بارش است. حال این سؤال پیش می‌آید که با توجه به روند نمایی تغییرات بارش جلفا نسبت به ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، وضعیت بارش ایستگاه جلفا در آینده چگونه خواهد بود؟ برای پاسخ به سؤال مذکور، روند تغییرات بارش جلفا را با سناریوی ادامه روند نمایی فعلی تا سال ۲۰۵۰ میلادی ادامه دادیم که رقم مورد پیش بینی برای سال ۲۰۵۰- همان گونه که در شکل ۸ نیز مشخص شده است- عدد ۹۷ میلی متر محاسبه گردید. کاهش بارش جلفا در سال‌های آتی با توجه به شکل ۷، که در آن روند افزایش دمای کره زمین با شیب بسیار زیادی در حال صعود بوده، همگام با آن بارش سالانه جلفا نیز روندی نزولی را می‌پیماید، قابل توجیه بوده، صحیح به نظر می‌رسد.

از روند افزایش بارش کره زمین است و دو خط بارش و ناهنجاری‌های دمایی زمین به واسطه میزان افزایش نامتوازی همدیگر را قطع کرده اند. این امر نشان می‌دهد که احتمالاً به همراه گرمایش زمین عوامل دیگری نیز در تغییرات بارش جلفا دخالت دارند.

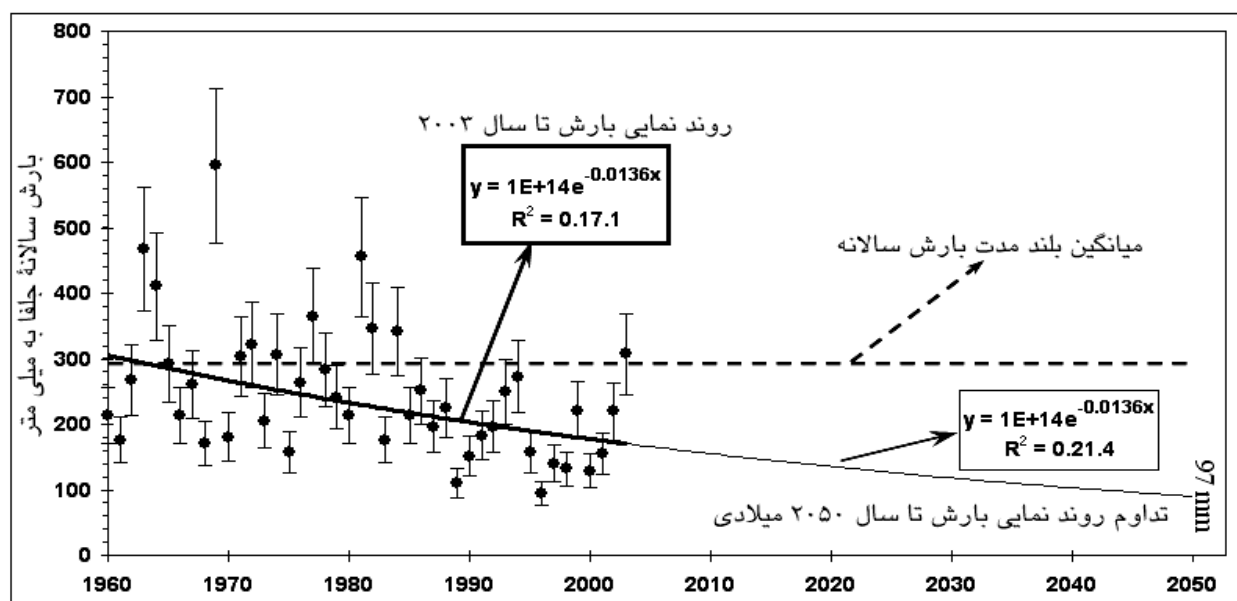
شکل ۵ ب نشان می‌دهد که افزایش و روند تغییرات ۷۰ درصدی دمای کره زمین موجب آهنگ تغییر کاهش ۱۶/۳ درصدی بارش ایستگاه جلفا شده و چون ضریب تغییر بارش نسبت به آهنگ تغییرات دمایی کره زمین خیلی کمتر است، بنابراین، رابطه ناهنجاری‌های دمایی کره زمین با بارش سالانه ایستگاه جلفا، رابطه‌ای معلولی (غیرعلی) است. به منظور اطلاع از تأثیر ناهنجاری‌های دمایی جهانی بر خشکسالی‌های ایستگاه جلفا در شکل ۶، نمرات استاندارد شده بارش سالانه جلفا در مقابل ناهنجاری‌های دمایی کره زمین قرار داده شده است (چون داده‌ها استاندارد شده هستند، می‌توان به راحتی اثر ناهنجاری‌های دمایی کره زمین، را در خشکسالی (نمرات منفی استاندارد بارش)ها و ترسالی (نمرات مثبت استاندارد بارش)های ایستگاه جلفا مشاهده نمود.



شکل ۵-الف) روند خطی تغییرات بارش سالانه جلفا؛ ب) روند خطی نوسانات دمای کره زمین و بارش سالانه ایستگاه جلفا نسبت به هم (در هر دو نمودار بارش جلفا و ناهنجاری‌های دمایی بین صفر و یک نرمال شده‌اند).



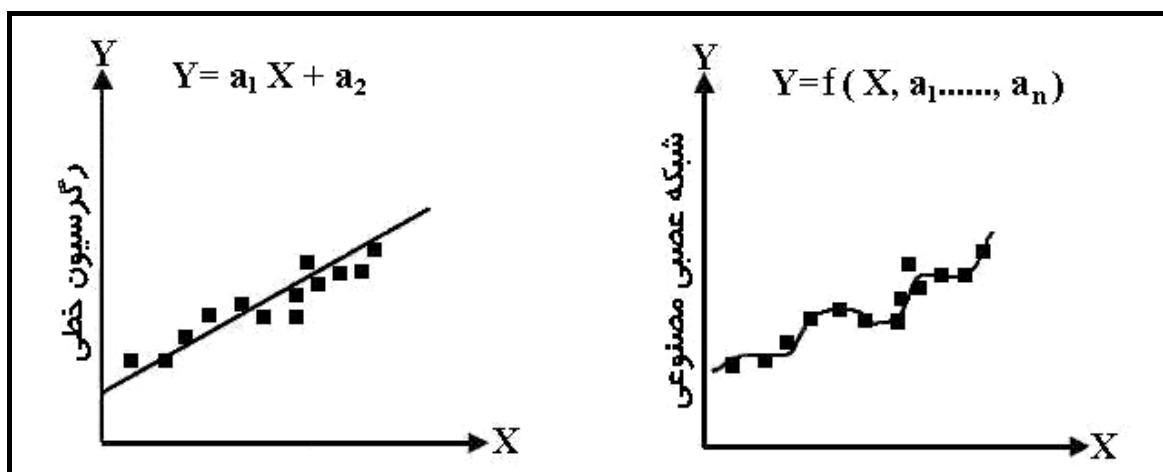
شکل ۶- مقایسه ناهنجاری‌های دمایی کره زمین با شاخص استاندارد شده بارش ایستگاه جلفا



شکل ۷- پیش بینی روند نمایی بارش تا سال ۲۰۵۰ میلادی

مثال‌ها انجام می‌دهند، قوانین کلی را فرا گیرند. چون عملکرد شبکه‌های عصبی مانند مغز انسان دقیق و پیچیده است، بنابراین، به آن هوش محاسباتی هم می‌گویند. در شکل ۸، دقت و مزیت شبکه‌های عصبی به عنوان روشی غیر خطی نسبت به روش خطی نشان داده شده است. با توجه به شکل مذکور می‌توان به برتری و دقت محاسباتی روش شبکه عصبی مصنوعی در کشف ارتباط بین پدیده‌هایی که دارای ارتباط خطی نیستند، پی برد. مزیت اصلی شبکه عصبی در یادگیری نظارت شده آن است؛ بدین معنی که ورودی شبکه و خروجی آن را طراح به دلخواه خود تعیین می‌کند و شبکه را وادار می‌کند که در صورت وجود جواب - که همانا همبستگی بیشتر بین عوامل است - آن را پیدا کند.

باید توجه داشت که برخلاف تصورات قبلی، اکثر اثرات و روابط اقلیمی پیچیده و مرکب هستند، نه ساده و خطی، بنابراین، با روش‌های ساده خطی نمی‌توان به طور بایسته و دقیق روابط اقلیمی موجود را مطالعه نمود. این مسأله در مورد تطبیق تغییرات بارش سالانه جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین نیز صادق است. بر این اساس و با فرض پیچیدگی رابطه بارش جلفا با نوسان‌های دمایی کره زمین، اقدام به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک روش غیر خطی، با امید یافتن ضریب همبستگی و ارتباط بیشتر گردید. این استنباط از آنجا ناشی شده است که شبکه‌های عصبی توانسته‌اند با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل کنند و بر اساس محاسباتی که روی داده‌های عددی یا



شکل ۸- مزیت برآوردی شبکه عصبی (به عنوان یک روش غیر خطی) نسبت به روش رگرسیون خطی در کشف رابطه بین پدیده‌ها

حداکثر آن ۵۶/۶، و میانگین باقی مانده‌ها ۸/۷۲ میلی متر محاسبه گردید که نرمال بودن باقی مانده‌ها (شکل ۹ د) و دقت قابل قبول مدل را نشان می‌دهند. مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های خطی و نیمه خطی با نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی، نشان می‌دهد که کارایی مدل برازش داده شده نسبت به مدل‌های خطی و نیمه خطی بسیار بیشتر و در حد ایده آل است و این امر، تأییدی بر پیچیدگی و غیر خطی بودن رابطه تغییرات بارش سالانه جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین است. با توجه به برازش خوب مدل در شبیه سازی داده‌های بارش ایستگاه جلفا از طریق ناهنجاری‌های دمایی کره زمین و با توجه به این که داده‌های ناهنجاری‌های دمایی از سال ۱۸۸۰ میلادی موجود بوده است، اقدام به وارد کردن کل داده‌های دمایی کره زمین به شبکه عصبی گردید و با استفاده از آن، آمار متناظر بارش جلفا که در بازه زمانی ۱۹۵۹ تا ۱۸۸۰ میلادی فاقد آمار ثبت شده بود، شبیه سازی شد. با توجه به نتایج جالب توجه و نسبتاً دقیق داده سازی به طریق ذکر شده، می‌توان داده‌های شبیه سازی

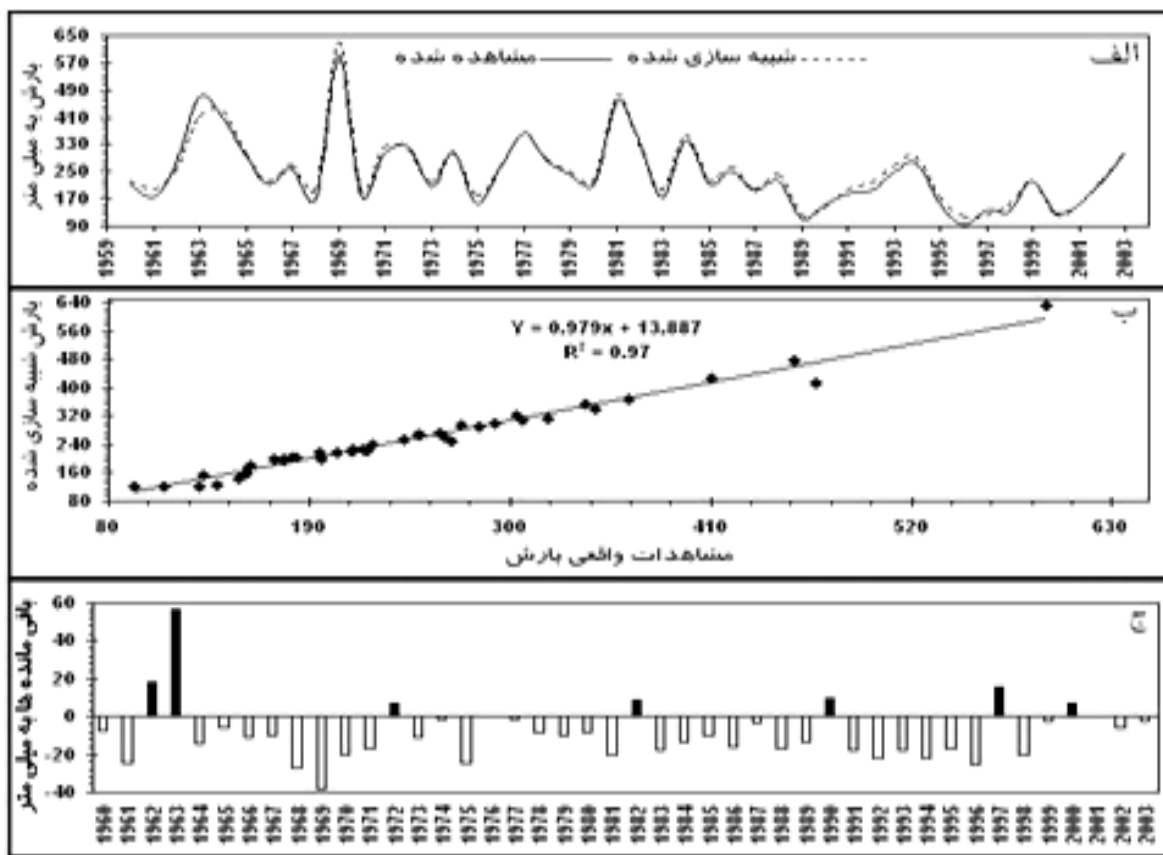
با در نظر گرفتن مزایای فوق، اقدام به معماری، آموزش و آزمایش چندین شبکه عصبی مصنوعی گردید که با توجه به معیارهای مورد نظر، به ویژه ضریب همبستگی بین داده‌های اصلی بارش و مقادیر پیش بینی شده، مدل پرسپترون چند لایه با سه لایه پنهان، بهترین روش شناخته شد. در شکل ۹ نتایج حاصل از شبیه سازی (پیش بینی) بارش سالانه جلفا با ورودی معلوم ناهنجاری‌های دمایی کره زمین و خروجی مطلوب بارش متوسط سالانه جلفا نشان داده شده است و همان طور که ملاحظه می‌شود، نتیجه کار در مقایسه با روش خطی کاملاً متفاوت و بسیار دقیق تر بوده، همبستگی و مطابقت بسیار قوی و بالاتری را نشان می‌دهد.

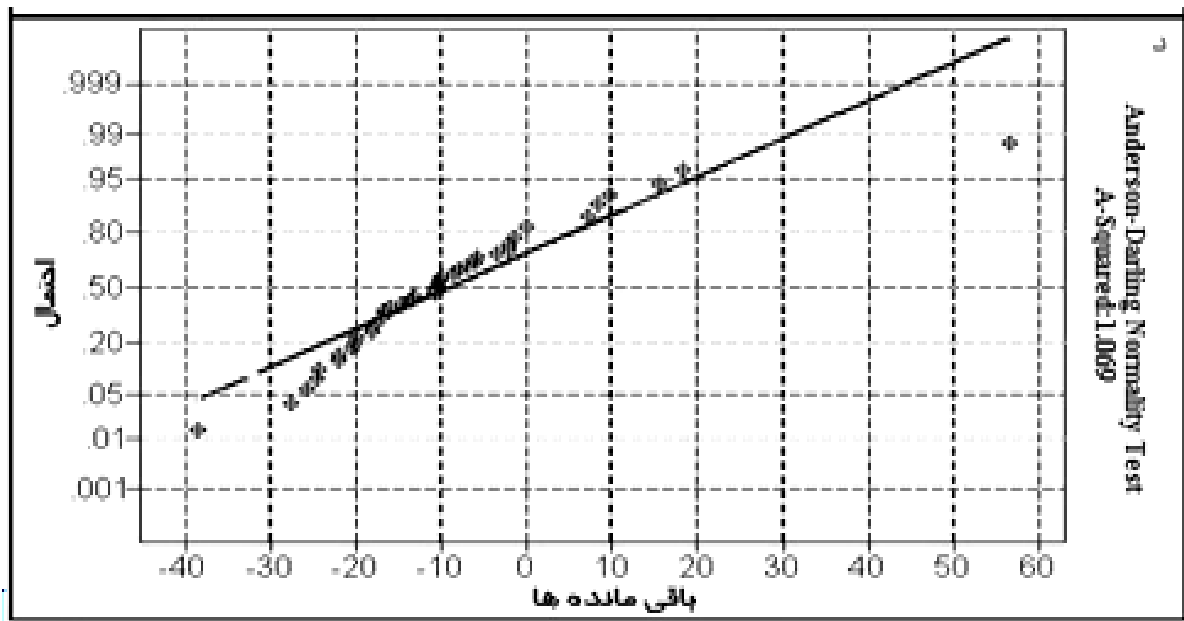
سنجه‌های ارزیابی دقت مدل شبکه عصبی، حاکی از متوسط همبستگی ۰/۹۸۴، ضریب تعیین ۰/۹۷ و مجذور متوسط خطاها یا RMSE برابر با ۰/۰۳۴ در ۳۲۵۸ بار تکرار برای رسیدن شبکه به حالت همگرایی است. پس از برازش مدل، حداقل مقدار باقی مانده‌ها که نمودار آن در بخش ج شکل ۹ نشان داده شده است، عدد صفر و

کاهش نمایی بارش سالانه ایستگاه جلفا در طول ۱۲۴ سال دوره آماری (دوره آماری واقعی و دوره آماری شبیه سازی شده که از سال ۱۸۸۰ شروع و تا ۲۰۰۴ ادامه یافته است) است که ضریب تبیین زمانی روند نزولی برابر با ۰/۲۱ است و نشان می‌دهد بارش سالانه ایستگاه جلفا از سال ۱۸۸۰ تا ۲۰۰۴ میلادی ۲۱ درصد دچار تغییر منفی و نزولی شده است که این نکته در شکل ۱۰ از شیب خط روند نمایی کاملاً معلوم و مشهود است. در شکل ۱۰ مرز بین داده‌های واقعی و ثبت شده بارش با داده‌های بازسازی شده (شبیه سازی شده) از طریق شبکه عصبی مصنوعی که مماس با سال ۱۹۵۹ میلادی است با خط نقطه چین عمودی پررنگ مشخص گردیده است.

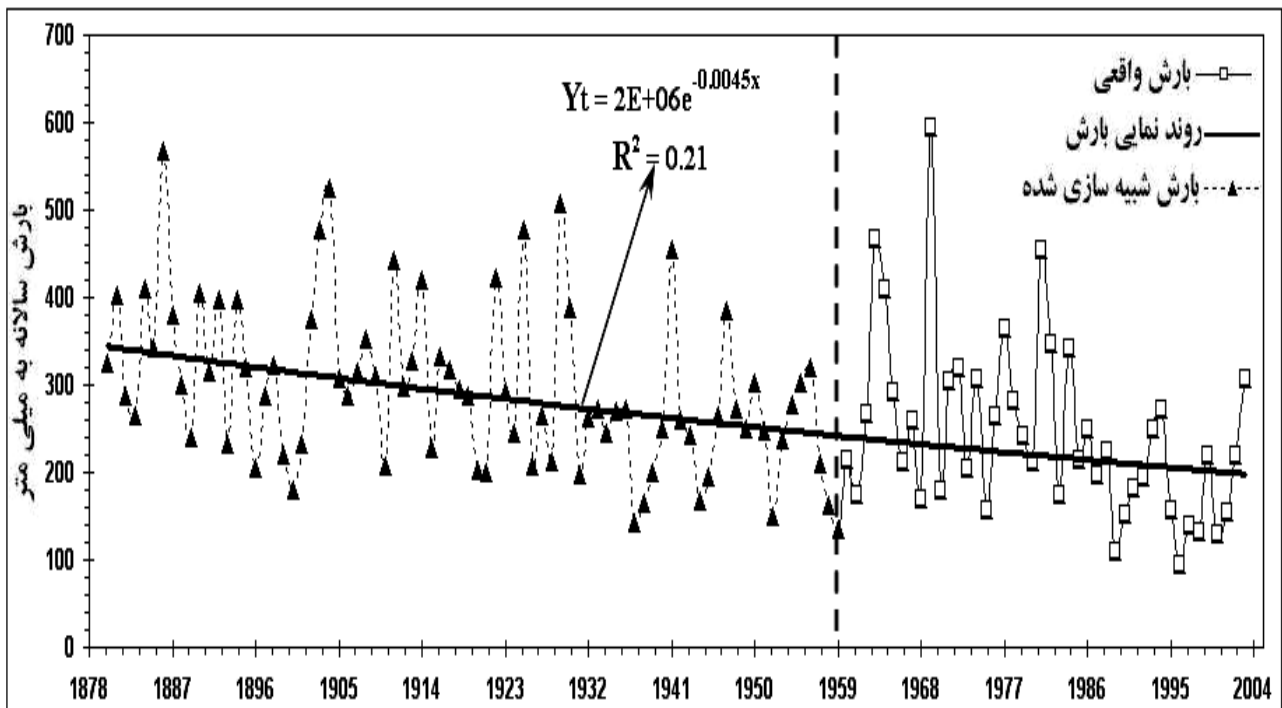
شده را مدلی نزدیک به واقعیت از وضعیت بارش سالانه ایستگاه جلفا در گذشته فاقد آمار ثبت شده محسوب نمود.

در شکل ۱۰ داده‌های شبیه سازی شده بارش سالانه جلفا برای بازه زمانی ۱۸۸۰ تا ۱۹۵۹ با میانگین ۲۷۸/۳ میلی متر که در مقایسه با ۲۴۶/۱ میانگین برای بازه زمانی ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۳، ۳۲/۱ میلی متر بیشتر بوده، نشان داده شده است. کاهش ۳۲/۱ میلی متری بارش شبیه سازی شده نسبت به بارش واقعی نیز تأثیر گرمایش کره زمین بر کاهش بارش ایستگاه جلفا را منعکس می‌کند و نشان می‌دهد که افزایش دمای کره زمین عامل کاهش بارش جلفا بوده است. تحلیل مؤلفه روند سری زمانی بیانگر





شکل ۹- نتایج حاصل از کاربرد شبکه عصبی برای سنجش میزان مطابقت تغییرات بارش سالانه جلفا با ناهنجاری‌های دمایی کره زمین: الف) مقایسه مقادیر واقعی با مقادیر شبیه سازی شده؛ ب) همبستگی بین مقادیر شبیه سازی شده و مشاهدات واقعی بارش سالانه جلفا؛ ج) نمودار باقی مانده‌ها پس از برازش مدل شبکه عصبی مصنوعی؛ د) آزمون نرمال بودن باقی مانده‌ها به روش اندرسون-دارلینگ. در کل نمودار فوق ارقام بارش به میلی متر بیان گردیده است.



شکل ۱۰- داده‌های شبیه سازی شده بارش سالانه ایستگاه جلفا برای بازه زمانی ۱۸۸۰ تا ۱۹۵۹ میلادی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

بحث و نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که بین تغییرات دمایی کره زمین و بارش ایستگاه جلفا تطابق و همخوانی منفی و معکوس وجود دارد. این ارتباط در مدل‌های ساده خطی متوسط و در مدل‌های غیر خطی (شبکه عصبی) بسیار قوی است. تبعیت بارش سالانه ایستگاه جلفا از قانون توزیع احتمال لاگ لاجستیک نیز به نوبه خود نشان از غیرخطی بودن توزیع احتمال بارش سالانه ایستگاه جلفا داشته، استفاده از روش‌های غیرخطی در روندیابی، شبیه‌سازی و پیش‌بینی را در مطالعات ضروری می‌سازد. وجود همبستگی بین تغییرات دمایی کره زمین و بارش جلفا مطابقت آنها را نشان داده، بیانگر تأثیرپذیری بارش ایستگاه جلفا از گرمایش جهانی است. مقادیر استاندارد شده بارش سالانه جلفا و ناهنجاری‌های دمایی ارتباط و روندی عکس یکدیگر را می‌پیمایند و در اکثر موارد افزایش ناهنجاری‌های مثبت درجه حرارت جهانی یا به عبارت علمی‌تر گرمایش کره زمین موجب کاهش بارش و ظهور خشکسالی می‌شود که این مسأله از سال ۱۹۷۶ به بعد که نقطه عطفی در افزایش سریع درجه حرارت کره زمین محسوب می‌شود، تشدید شده است. هم‌چنین این مطالعه نشان داد که ارتباط بین گرمایش زمین و تغییرات بارش سالانه جلفا بیشتر از آن که ساده و خطی باشد، پیچیده و غیر خطی است. بررسی روند تغییرات بارش سالانه ایستگاه جلفا نیز مبین مطابقت بیشتر روند تغییرات به صورت نمایی است که این امر، به منزله افزایش نمایی تغییرات بارش ایستگاه جلفا در آینده است و اگر روند فعلی افزایش بارش تداوم یابد، در سال

۲۰۵۰ میلادی بارش متوسط سالانه جلفا تا رقم ۹۷ میلی‌متر قابل نزول خواهد بود.

دقت نتایج شبیه‌سازی بارش سالانه جلفا از طریق ناهنجاری‌های دمایی کره زمین نشان دهنده پیش‌بینی‌پذیری بالای مدل شبکه‌های عصبی است که به صورت غیر خطی عمل می‌کند. از دقت بالای مدل یاد شده - همان‌طور که در شکل ۱۰ نیز نشان داده شده - می‌توان اقدام به بازسازی آمار ایستگاه‌هایی مثل جلفا و دیگر ایستگاه‌های کشور کرد که کوتاهی دوره آماری آنها مشکلی اساسی برای کاربرد روش‌های مختلف پیش‌بینی، مانند روش زنجیره مارکف (به شرط نرمال بودن توزیع داده‌های بارش با ۷۶ سال آمار مدل دو وضعیتی مارکف ۳۰٪ خطا دارد، بنابراین، هر قدر طول دوره آماری بلندتر باشد، نتایج شبیه‌سازی مارکف نیز بهتر خواهد بود) یا روش‌های آماری آشکار سازی تغییر اقلیم (که حداقل ۱۰۰ سال دوره آماری نیاز دارد) محسوب می‌شود.

با عنایت به ادبیات مربوط به تغییرات اقلیمی و نظریات متفاوتی که درباره تغییر اقلیم نواحی مختلف دنیا مطرح شده است، فرض تأثیرپذیری اقلیم نواحی مختلف ایران از این روند هنوز در هاله‌ای از ابهام قرار دارد. هر چند اثر نوسان‌های اقلیمی بر بارش و درجه حرارت برخی مناطق ایران بررسی و تأیید شده است، اما این نکته که روند تغییر اقلیم و گرمایش جهانی تا چه حد و با چه شدتی نواحی مختلف کشور را تحت تأثیر قرار می‌دهد و روند آتی آن به چه شیوه‌ای خواهد بود، از نکاتی است که نیاز به تحقیقات گسترده و ژرفی دارد.

منابع

8. Coulibaly, P; D, Yonas; A, Francois,(2005), Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks, *Journal of Hydrometeorology*; 6 (4): 483-496.
9. Haider, A, (2004), Application of neural network principal components to climate data, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21 (2): 149-158.
10. Imran, M; R, K, Muhammad; A, Ajith, (2005), An ensemble of neural networks for weather forecasting, *Neural Computing and Applications*, 13 (2): 112-122.
11. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), (2001), *Climate change 2001: impacts, adaptation and vulnerability*. Cambridge University Press, Cambridge.
12. Kin, C; J, Luk; A. Sharma, (2001), An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting, *Mathematical and Computer Modeling*, 33: 883-699.
13. Linker, R; I, Seginer, (2004), Greenhouse temperature modeling: a comparison between sigmoid neural networks and hybrid models, *Mathematics and Computers in Simulation*, 65: 19-29.
14. Mongelli, I; G, Tassielli; B. Notarnicola, (2006), Global warming agreements, international trade and energy/carbon embodiments: an input-output approach to the Italian case, *Energy Policy*, 34: 88-100.
15. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), (2007): *Climate change 2007: IPCC 4th Assessment Report on*. Cambridge University Press, Cambridge. 438pp.
۱. احمدی، اسماعیل، (۱۳۸۲)، طبقه بندی تغییرات بارش بوشهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر مدل خودسازمانده کوهونن، پایان نامه کارشناسی ارشد اقلیم شناسی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه تربیت معلم.
۲. شمس، شعله، (۱۳۸۴)، کاربرد شبکه عصبی در تجزیه زمانی بارندگی، پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی دانشگاه صنعتی اصفهان.
۳. علیجانی، بهلول و یوسف قویدل رحیمی، (۱۳۸۴)، مقایسه و پیش بینی تغییرات دمای سالانه تبریز با ناهنجاری‌های دمایی کره ی زمین با استفاده از روش‌های رگرسیون خطی و شبکه ی عصبی مصنوعی، مجله جغرافیا و توسعه، ۳۸-۲۱: ۶.
۴. منهاج، باقر، ۱۳۷۷، مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، چاپ اول، انتشارات مرکز نشر پروفیسور حسابی، تهران.
۵. ناصری، محسن، (۱۳۸۲)، پیش بینی بارندگی در دامنه زمان و مکان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک، پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران (آب)، دانشکده فنی دانشگاه صنعتی اصفهان.
6. Campbell, A, (2005), Statistical modeling in nonlinear systems, *Journal of climate*, 16: 3388-3399.
7. Chang, K, (2005), *Global Warming-An Opportunity for Visionary Leadership*, *Human and Ecological Risk Assessment*, 11: 937-938.

16. Peterson, S, (2000), Philosophy of climate science. Bull. Amer. Meteor. Soc, 81:256-270.
17. Philip, N. S; K. B, Joseph, (2003), A neural network tool for analyzing trends in rainfall, Computers & Geosciences, 29: 215–223.
18. Ramirez, M. C. V; H. f. Velho; N, J, Ferreira, (2005), Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the Sao Paulo region, Journal of Hydrology, 301: 146–162.
19. Wu, A; Hsieh; Shabbar, A, (2005), The nonlinear patterns of North American winter temperature and precipitation associated with ENSO, Journal of Climate, 11: 1736-1752.