

بررسی رابطه تغییرات بارش سالیانه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین و شبیه‌سازی عددی آن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

جواد خوشحال دستجردی^{۱*}، یوسف قویدل رحیمی^۲

۱- استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

۲- دانشجوی دکتری اقلیم‌شناسی دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

دریافت: ۸۴/۸/۱۵

پذیرش: ۸۶/۲/۸

چکیده

در این تحقیق داده‌های مربوط به ناهنجاریهای دمای کره زمین و بارش متوسط سالیانه ایستگاه تبریز در طی دوره آماری ۱۹۵۱-۲۰۰۵ استفاده شده‌اند. روشهای اصلی به‌کار گرفته شده در این مطالعه عبارت است از روش تعیین ضریب همبستگی پیرسون، تحلیل مؤلفه روند سری‌های زمانی، رگرسیون خطی ساده و رگرسیون پوی-نومیل به عنوان یک روش نیمه‌خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی. نتایج حاصل از کاربرد و تحلیل همبستگی پیرسون نشانگر همبستگی منفی و معکوس معناداری بین بارش سالیانه تبریز و ناهنجاریهای دمای کره زمین است. این به آن معنا است که غالباً با منفی‌شدن ناهنجاریهای دمای کره زمین، بارش سالیانه تبریز افزایش پیدا کرده و ترسالی به‌وقوع می‌پیوندد و برعکس با مثبت شدن ناهنجاریهای دمای کره زمین، متوسط بارش سالیانه تبریز کاهش پیدا کرده و خشکسالی به وقوع می‌پیوندد. تحلیل مؤلفه روند بلندمدت سری‌های زمانی نشان می‌دهد که در طول دوره آماری از بارش متوسط سالیانه تبریز کاسته می‌شود، اما روند ناهنجاریهای دمای کره زمین روندی افزایشی از خود نشان می‌دهد. ارتباط بارش متوسط سالیانه تبریز با گرمایش جهانی نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی شبیه‌سازی 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 و رگرسیون نیمه خطی پوی-نومیل درجه ۶، روش شبیه‌سازی بهتر و

E-mail: J.Khoshhal@geog.ui.ac.ir

* نویسنده مسؤول مقاله:

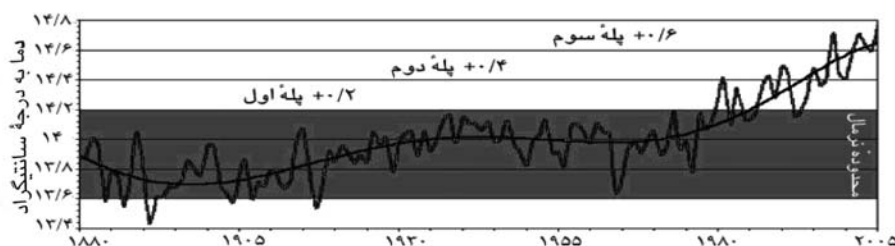


دقیقت است. روشهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی به کار گرفته شده در این مطالعه نشان می‌دهد که روش پرسپترون چند لایه با ۳ لایه مخفی و الگوریتم آموزش پس انتشار قابلیت بسیار عالی در پیش‌بینی همبستگی بین سری‌ها دارد.

کلید واژه‌ها: بارش سالیانه، روند بارش، روشهای رگرسیون، شبکه‌های عصبی مصنوعی، پرسپترون چند لایه، تغییر اقلیم، تبریز.

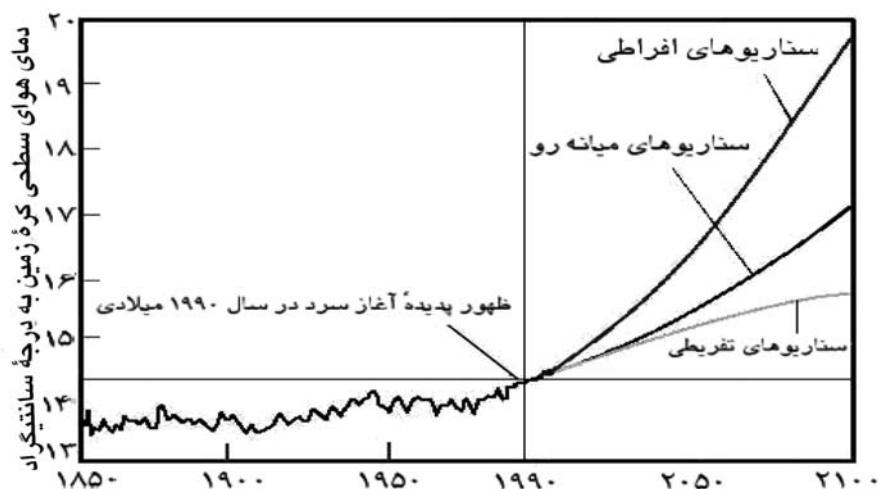
۱- مقدمه

گرمایش جهان و رابطه تغییر اقلیم بویژه تغییرات دما و بارش نقاط مختلف کره زمین با آن به عنوان مهمترین نمودهای تغییر اقلیم مورد توجه قرار گرفته‌اند. توجه افکار عمومی و مجامع علمی به این نکته و تمرکز گاه‌های گلخانه‌ای در چند سال گذشته باعث شده است که نوعی همکاری جهانی در بررسی این معضل جهانی به وجود آید، چون به تحقیق معلوم شده است که بسیاری از معضلات محیطی از جمله سیل، طوفان، خشکسالی و نظایر آنها ریشه در تشدید افزایش دمای کره زمین دارند [۱، صص ۱-۲۳]. از سال ۱۹۹۰ م. به بعد، نوسانهای دمایی کره زمین به‌طور مرتب افزایش پیدا کرده است که میزان این افزایش در گزارش هیأت بین‌الدول تغییر اقلیم معادل ۰/۶ درجه سانتیگراد برآورد شده است [۲] (شکل ۱). صعود ۰/۶ درجه سانتیگرادی منحنی دمای کره زمین از نوار نرمال ۱۴ (و آستانه بحرانی ۱۴/۲) سانتیگرادی در سه مرحله و به صورت پله‌ای انجام گرفته است [۳، صص ۸۸-۱۰۰]. از ناهنجاریهای مثبت و افزایشی دمای کره زمین تحت عنوان گرمایش جهانی یاد می‌شود که از نشانه‌ها و آثار پراهمیت، ملموس و پرتأثیر تغییر اقلیم بوده است و معضلی جهانی محسوب می‌شود [۴، صص ۱۲-۱۹].



شکل ۱ ناهنجاریهای دمایی کره زمین تا سال ۲۰۰۵ م. و روند افزایش ۰/۶ درجه سانتیگرادی آن در سه پله [۳، صص ۸۸-۱۰۰]

از مهمترین علل افزایش دمای کره زمین، افزایش میزان گازهای گلخانه‌ای جو بویژه دی-اکسیدکربن (گاز کربنیک) است که همزمان با افزایش آن دمای کره زمین نیز به طرز چشمگیری افزایش پیدا کرده است [۵، صص ۱۷۴-۱۹۲] (شکل ۲).



شکل ۲ پیش‌بینی افزایش دمای کره زمین براساس سناریوهای مرتبط با افزایش میزان دی اکسید کربن جو [۶، صص ۵۸۵-۵۹۲]

اخیراً با توجه به پیامدهای پراهمیتی که ناشی از تغییر اقلیم قلمداد می‌شوند، مسأله تغییر اقلیم اهمیت روز افزونی بویژه در قلمرو علوم زمین پیدا کرده است و متخصصان علوم زمین با استفاده از روشهای مختلف اقدام به مطالعه تغییر اقلیم، نمودهای آن، آشکارسازی تغییرات، پیامدهای تغییرات و غیره کرده‌اند. از میان روشهایی که بتازگی در مطالعه تغییرات سیستم زمین به کار رفته و نتایج جالب توجهی نیز نصیب محققان علوم زمین کرده است، می‌توان به روشهای غیرخطی بویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد. نظری بر پیشینه کاربرد شبکه‌های عصبی در قلمرو علوم زمین بیانگر سابقه استفاده از آن در شناخت عوارض زمین و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، مدلسازی رواناب-بارش، پیش‌بینی سیل و امواج



طوفانهای دریایی، ارزیابی و پیش بینی رسوبات انباشته در مخازن سدها و غیره است [۷، صص ۵۵-۵۷]. مطالعه انجام شده نشان می‌دهد که شبکه عصبی پیشرو نسبت به سایر روشهای مرسوم برآورد شده و تجزیه و تحلیل هیدروگراف جریان دقت بیشتری دارد [۸، صص ۶۳-۶۸]. روش یاد شده در پیش‌بینی جریانهای ناگهانی منجر به سیل و پیش‌بینی کیفیت آب رودخانه‌ها نیز نتایج بسیار دقیقتری نسبت به دیگر روشهای رایج داده است [۹، صص ۲۹۱-۳۰۶]. بررسیهای تطبیقی نشان داده‌اند که روش آموزش شبکه انتشار به عقب در پرسپترون‌هایی که با ۳ یا ۴ لایه مخفی اقدام به پیش‌بینی سیل از روی بارش می‌کنند، بهترین روش آموزش شبکه عصبی است [۱۰]. در میان مدل‌های به کار گرفته شده برای پیش‌بینی انرژی حاصل از نیروهای طبیعی خصوصاً باد و تابش خورشیدی، پیش‌بینی با پرسپترون‌های ۳ لایه با شبکه پیشرو و الگوریتم آموزش ژنتیک، بهترین روش تشخیص داده شده است [۱۱، صص ۲۹۵-۳۰۶]. همچنین ثابت شده است که توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد دقیقتر سرعت باد در سطوح مختلف زمین بسیار بیشتر از دیگر روشهای مرسوم است [۱۲، صص ۲۸۱-۳۱۱].

اقلیم‌شناسان روند افزایش دما و کاهش بارش کره زمین را نشانه‌ای از تغییر اقلیم تلقی کرده‌اند و معتقدند که علت این افزایش دما، تشدید فعالیت‌های انسانی است که موجب ازدیاد بیش از حد گازهای گلخانه‌ای و در نتیجه تغییر اقلیم سیاره در سده اخیر شده است [۱۳، صص ۳۹۵-۴۰۶]. مطالعات نشان داده‌اند که در مدلسازی تغییرات بارش ناشی از اثر گلخانه‌ای، نتایج حاصل از شبکه عصبی بسیار دقیقتر از روشهای ترکیبی و خطی می‌باشد. به این خاطر توصیه می‌شود که به جای تلاش برای استفاده از مدل‌های ترکیبی و خطی از روشها و ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی استفاده شود [۱۴، صص ۴۱-۳۰]. اهمیت کاربرد روشهای غیرخطی زمانی بیشتر آشکار می‌شود که بدانیم دستگاه اقلیم سیستمی غیرخطی است و فرایندهای اقلیمی ناشی از آن عناصر اقلیمی را در ردیف سری‌های زمانی آشوب‌مند و تصادفی (استوکستیک) قرار داده‌اند [۱۵، صص ۸۳، ۴۹۶]. مطالعات انجام شده نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی مصنوعی، بهترین روش برای پیش‌بینی بارش هستند و مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی و روندیابی بارش بیانگر قابلیت فوق‌العاده زیاد و دقیق شبکه‌های عصبی نسبت به دیگر روشها بویژه سری‌های زمانی است [۱۶، صص ۳۲۸۸-۳۲۹۹]. در مطالعات پیوند از دور بر همبستگی غیرخطی بین الگوهای پیوند از دور و عناصر بارش و دما تأکید

شده است و توصیه می‌شود که در صورت قوی نبودن رابطه خطی حتماً از روشهای غیر-خطی بویژه شبکه‌های عصبی پرسپترون با توابع فعالیت غیرخطی یا «شبکه عصبی هاپفیلد»^۱ استفاده شود [۱۷، صص ۱۴۶-۱۶۲]. شبکه‌های عصبی به‌طور عمده برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت عناصر جوی به کار برده می‌شوند، اما استفاده از روش مذکور در مدلسازی روند تغییرات بارشی و یافتن همبستگی بین متغیرهای اقلیمی نتایج بسیار دقیقی داشته و به این جهت کاربرد شبکه‌های عصبی در مدلسازی عناصر اقلیمی بویژه در شبیه‌سازی و آشکارسازی تغییرات اقلیمی رونق گرفته است که از نمونه کارهای انجام گرفته می‌توان به کار علیجانی و قویدل رحیمی اشاره کرد [۱۸، صص ۱۴۳-۱۵۴]. افراد مذکور در مطالعه خود ضمن آزمون مدل‌های خطی، نیمه‌خطی و شبکه عصبی مصنوعی برای آشکارسازی اثر ناهنجاریهای دمایی کره زمین بر دمای سالیانه تبریز به این نتیجه رسیدند که رابطه مذکور غیر خطی است، در این صورت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با ۴ لایه پنهان اقدام به پیش‌بینی و شبیه‌سازی دمای سالیانه تبریز با استفاده از ناهنجاریهای دمایی کره زمین کردند [۱۹، صص ۶۱-۶۸].

هدف این مقاله بررسی و آزمون روشهای آماری مختلف برای آشکارسازی رابطه و میزان تأثیر ناهنجاریهای دمایی کره زمین بر نوسانهای بارش سالیانه تبریز و شبیه‌سازی آن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است.

۲- داده ها و روشها

میانگین بارش سالیانه ایستگاه هواشناسی سینوپتیک تبریز به مدت ۵۵ سال از ۱۹۵۱ تا سال ۲۰۰۵ م. و مقادیر متناظر آن از داده‌های مربوط به متوسط ناهنجاریهای دمایی کره زمین از وب سایت مرکز پیش‌بینیهای اقلیمی ناسا به نشانی www.cdc.noaa.gov اخذ و برای مطالعه انتخاب شدند. پس از کنترل کیفی داده‌ها، اقدام به پردازش داده‌ها و تعیین مقادیر عددی فراسنجهای گرایش به مرکز و پراکندگی داده‌های بارش تبریز شد. پس از تعیین نوع توزیع احتمال وقوع داده‌های بارشی تبریز و ترسیم نمودار مربوط به آن، اقدام به تجزیه و تحلیل‌های سری‌های زمانی بارش شد، سپس مؤلفه‌های مختلف روند بارش سالیانه تبریز و ناهنجاریهای دمایی کره زمین مورد تجزیه و تحلیل قرار داده شد و مدلسازی گردید. برای

1. Hopfield Neural Networks



پیش‌بینی روند آتی تغییرات بارش تبریز تا سال ۲۱۰۰م. از روشهای رگرسیون خطی و نمایی، برای محاسبه میزان مطابقت تغییرات بارش سالیانه تبریز با ناهنجاریهای بارش کره زمین از ضریب همبستگی پیرسون و برای محاسبه ضریب تعیین در روش خطی از روش رگرسیون خطی ساده و روش نیمه خطی پولی‌نومیل مرتبه ۶ استفاده شد (با توجه به عمومیت روشهای مذکور از توضیح و ذکر معادلات استفاده شده صرف نظر شده است). برای مقایسه نوسانهای بارش تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین و مدلسازی روند تغییرات آنها، هر دو گروه از داده‌ها با استفاده از معادله ذیل استاندارد شده است:

$$F_{sd} = (f_i - \bar{F}) / \sigma \quad (1)$$

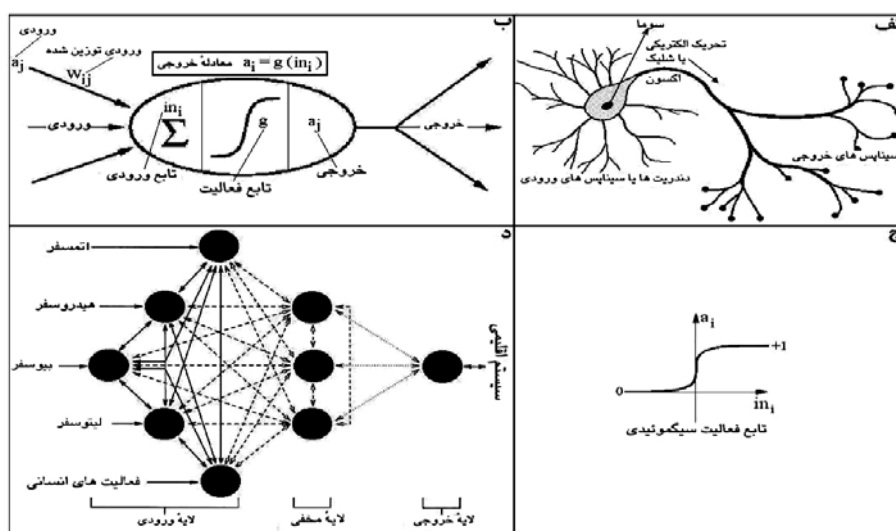
در معادله فوق، F_{sd} : مقدار عنصر استاندارد شده دما یا بارش؛ f_i : مقدار دما یا بارش در سال مفروض؛ $\bar{F}$: میانگین بلند مدت عنصر دما یا بارش و σ : انحراف معیار عنصر دما یا بارش در طول دوره آماری است [۱۹، صص ۶۱-۶۸].

اساس شبکه‌های عصبی، در واقع شبیه‌سازی تفکر و پردازش اعمال مغز انسان از طریق مدلسازی کردن سلولهای عصبی یا نرونها می‌باشد. قسمت‌های اصلی مغز انسان را سلولهای عصبی یا نرونها تشکیل می‌دهند. هر نرون به عنوان یک واحد پردازشگر عددی عمل می‌کند. نرونهای شبکه با هم در ارتباط بوده و به صورت موازی کار می‌کنند (شکل ۳ الف). شبکه عصبی که نرونهای آن دارای اتصالات منظم و متوالی بوده و هیچ‌گونه 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 بدون لایه پنهان است و لایه ورودی در آن به صورت میانگیر عمل می‌کند که محتوی داده‌های سیستم است. در پرسپترون تک‌لایه‌ای سلولهای اصلی محاسباتی در لایه خروجی قرار دارند.

پرسپترون‌های یک‌لایه‌ای فقط می‌توانند الگوهایی را شناسایی و طبقه‌بندی کنند که به صورت خطی قابل جداسازی باشند. برای طبقه‌بندی الگوهای پیچیده از «پرسپترون چند لایه»^۱ یا MLP استفاده می‌شود. این پرسپترون از سه لایه ۱- لایه ورودی (لایه اول)، ۲- لایه مخفی (لایه میانی) و ۳- لایه خروجی (لایه سوم) تشکیل شده است. در این مطالعه برای

1. Multi-Layer Perceptron

مدلسازی به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از یک پرسپترون با ۳ لایه مخفی استفاده شد. در پرسپترون مذکور لایه ورودی داده‌های ناهنجاریهای بارش کره زمین و خروجیها بارش سالیانه تبریز هستند. هر یک از لایه‌های فوق از تعدادی وزن و توابع فعالیت غیرخطی تشکیل شده‌اند. مدل ریاضی یک سلول عصبی یا نرون در شکل ۳ ب و توپولوژی شبکه عصبی چند لایه در شکل ۳ د نشان داده شده است.



شکل ۳ الف) سلول عصبی مغز انسان؛ ب) تجسم ریاضی یک سلول عصبی یا نرون؛ ج) تابع فعالیت سیگموئیدی، د) توپولوژی پرسپترون چند لایه پیش خور با ۵ ورودی و ۳ لایه مخفی که برای شبیه‌سازی سیستم اقلیمی زمین به کار می‌رود [۲۰، صص ۲۱-۳۸].

در پرسپترون مذکور هر یک از لایه‌ها به لایه بعدی متصلند و شبکه میزان تورش و خطاهای محاسبه شده خروجی را تا حدی که به مشاهدات واقعی بارش نزدیکتر باشند، کنترل و تنظیم می‌کند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود. 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 می‌شود. در نهایت فراسنجهای شبکه به‌گونه‌ای تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. انتخاب تعداد نرونهاى لایه مخفی بستگی به پیچیدگی تابع دارد؛ به‌نحوی که هر قدر تابع نقاط عطف بیشتری داشته باشد، باید تعداد نرونهاى لایه‌های مخفی 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 داده‌ها است، نشود. در کل روش و قانون خاصی برای انتخاب و تعیین تعداد مناسب نرونهاى لایه‌های مخفی وجود ندارد و این کار بسته به تجربه و مهارت کاربران شبکه‌های عصبی از طریق آزمون و خطا انجام می‌شود.

کل داده‌های استفاده شده در روش شبکه عصبی به سه قسمت مجزا برای استفاده تقسیم شده‌اند. سه قسمت مذکور عبارتند از: الف) داده‌های آموزشی شامل ۴۵٪ داده‌ها؛ ب) داده‌های آزمایشی برای آزمون کارایی مدل طراحی شده شامل ۳۵٪ داده‌ها و ج) داده‌های مربوط به «اعتباربخشی نتایج» که دربرگیرنده ۲۰٪ داده‌ها می‌باشد. محاسبات شبکه عصبی استفاده شده در وضعیت محاسبه «پیش رو»^۱ انجام گرفته است و برای آموزش شبکه از روش الگوریتم پس انتشار (انتشار به عقب) استفاده شده است. الگوریتم مذکور خطای خروجی را برآورد و به عقب (داخل سیستم) انتشار می‌دهد. با این کار اوزان انتخابی مدل به‌وسیله سیستم اصلاح می‌شود. 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 می‌شود. 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 می‌شود که مقدار این ضریب باید در لایه‌های مخفی 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 هر یک از بردارهای ورودی که در هر سیکل یادگیری و در راستای بهینه‌کردن یا تغییر به سمت حالت مطلوب وزن‌ها به شبکه ارائه می‌شود. معادله ریاضی محاسبه پیشرو عبارت است از:

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

که در آن a_{pj} : مقدار خروجی قبلی، w_{ij} : وزنهای لایه مربوط به آن و b_i : میزان بایاس (تورش) است [۲۱]. سپس مقدار $f(net_{pi})$ محاسبه می‌شود که در آن f یک تابع محرک یا فعالیت است و انواع مختلفی دارد. در این مطالعه از تابع فعالیت سیگموئید استفاده شده است. از دلایل عمده استفاده از تابع فعالیت سیگموئیدال، سادگی مشتق آن است که استفاده از روش پس انتشار خطا را بسیار ساده‌تر می‌کند. مدل ریاضی تابع فعالیت سیگموئید (شکل ۲ ج) عبارت از $f(net_{pi}) = 1/(1 + \exp^{-k})$ است که در آن k عددی ثابت و مثبت 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 [۲۱]. این به آن معنا است که شبکه می‌تواند ورودیهای بزرگ را پذیرا شود و در عین حال به تغییرات جزئی نیز حساس باشد.

برای پیش‌بینی باید مقادیر b_i و w_{ij} آموزش داده شوند؛ یعنی مقادیر آنها طوری تنظیم شوند که سیستم بتواند پیش‌بینی را انجام دهد. در این حالت باید یک الگوریتم انتشار به عقب برای آموزش وزن‌ها و تورش‌ها وجود داشته باشد. اگر فرض شود که P_i مقادیر اصلی و P_f مقادیر پیش‌بینی شده بارش سالیانه باشند، الگوریتم آموزش در اینجا روش انتشار به عقب است که به صورت ذیل تعریف می‌شود [۲۱]:

$$E = \sum_i (P_i - P_f)^2 \quad (3)$$

اختلاف بین وزنهای تنظیمی هر یک از لایه‌ها با ΔW_{ij} نشان داده می‌شود که از طریق معادله ۴ به دست می‌آید:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (4)$$



در معادلات فوق، ΔW_{ij} برای آموزش به مقدار W_{ij} افزوده می‌شود و η نرخ یادگیری بوده و عددی ثابت و مثبت است. در شبکه عصبی طراحی شده، بردار ورودی داده‌ها با $X = [r(i), r(i) - r(i-1), r(i-1), r(i-1) - r(i-2), \dots]$ نشان داده می‌شود. در اینجا منظور این است که هر داده به همراه اختلاف آن با ورودی قبلی وارد شبکه عصبی شده است [۲۱]. ذکر این نکته نیز ضروری است که داده‌های ورودی به شبکه عصبی باید نرمال شده باشند. برای این کار از معادله ذیل استفاده شده است:

$$N_x = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (5)$$

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 هستند [۲۲]. پس از نرمال کردن، داده‌های ورودی بین صفر و یک قرار می‌گیرند. نرم افزارهای جدید شبکه عصبی معمولاً یک اسکالر نرمال کننده خودکار برای نرمال کردن داده‌ها می‌باشند. در مرحله بعد خروجیهای به دست آمده را با خروجیهای اصلی مقایسه کرده و سپس خطاها را با استفاده از الگوریتم انتشار به عقب 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»^۱ بیشترین ضریب همبستگی و «ضریب تعیین» را داشته باشد. در این مطالعه برای آگاهی از عملکرد و کارایی شبکه عصبی از دو شاخص «ریشه میانگین مربعات خطا یا RMSE» و ضریب تعیین یا «آر اسکویر» استفاده شده است که معادلات شاخصهای فوق به شرح ذیل است:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_p (P_{obs} - P_{sim})^2}{\sum_p (P_{sim} - \bar{P}_{obs})^2} \quad (6)$$

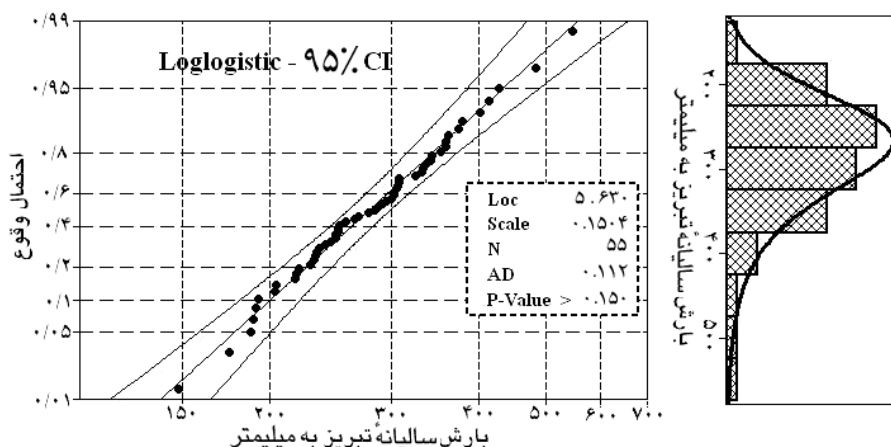
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (P_{obs} - P_{sim})^2}{n}} \quad (7)$$

در معادلات فوق، P_{obs} مقادیر حقیقی بارش؛ P_{sim} مقادیر شبیه‌سازی (پیش‌بینی شده) شده بارش، $\bar{P}_{obs}$ میانگین بلندمدت مشاهدات بارش و n تعداد کل داده‌ها یا مشاهدات بارش سالیانه هستند [۲۲].

می‌توان با تنظیم شبکه عصبی به یکی از حالات فوق شبکه را به حالت همگرایی رساند یا در صورت عدم کسب نتایج مورد انتظار شبکه‌های دیگری را معماری کرد. چون در این مطالعه هدف ما در استفاده از شبکه عصبی، به‌دست آوردن همبستگی بالاتر از مدل‌های محاسبه‌شده از روش‌های خطی و نیمه خطی بوده است، در این صورت معیار ما برای انتخاب و معماری شبکه مطلوب آموزشی برای پیش‌بینی، اغنا و همگرایی شبکه در ضرایب تعیین بالاتر از مدل‌های خطی و پولی‌نومیال بوده است و به‌طور دقیق به دلایل فوق از روش یادگیری نظارت‌شده که در آن ورودی و خروجی شبکه از قبل تعیین شده و هدف شبکه شبیه‌سازی داده‌ها در مقداری نزدیک‌تر به مقادیر واقعی می‌باشد، استفاده شده است.

۳- نتایج

اولین اقدام بعد از کنترل کیفی داده، استخراج ویژگی‌های گرایش به مرکز و پراکندگی داده‌های بارش سالیانه ایستگاه تبریز طول سالهای ۱۹۵۱ تا ۲۰۰۵ م. بود. ویژگی‌های آماری یاد شده در جدول ۱ درج شده است. با توجه به جدول ۱ ضریب تغییر بارش، مهمترین ویژگی آماری بارش سالیانه ایستگاه تبریز است. با توجه به آزمون‌های نکویی برازش، از بین ۱۴ روش مختلف، بهترین توزیع احتمال وقوع بارش سالیانه تبریز در فاصله اطمینان ۹۵٪، توزیع لاگ لاجیستیک شناخته شد (شکل ۴). توزیع مذکور یکی از بهترین معرف‌های پدیده‌های غیرخطی بویژه پدیده‌های طبیعی بوده و دلیلی محکم بر پیچیدگی عناصر متغیر طبیعی است.

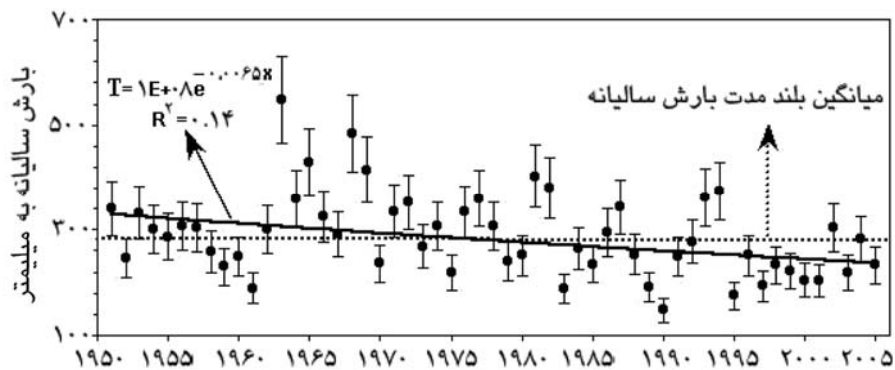


شکل ۴ توزیع آماری احتمال وقوع بارش سالیانه تبریز به روش لاگ لاجیستیک و مشخصات آن در فاصله اطمینان ۹۵ درصدی

جدول ۱ ویژگیهای آماری گرایش به مرکز و پراکندگی داده های بارش سالیانه تبریز در بازه زمانی ۱۹۵۱-۲۰۰۵م.

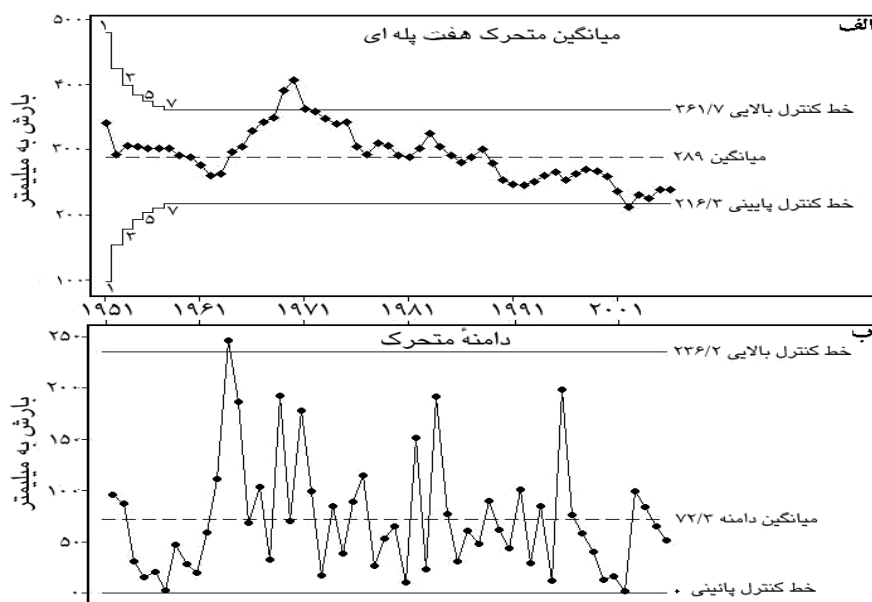
ردیف	فراسنج	ارزش	ردیف	فراسنج	ارزش
۱	میانگین	۲۸۹	۱	میان	۲۸۴/۱
۲	خطای استاندارد میانگین	۱۰/۶	۲	ضریب تغییر (CV)	٪ ۲۷/۲
۳	واریانس	۶۱۶۳	۳	انحراف معیار	۷۸/۵
۴	چولگی	۰/۹	۴	دامنه	۳۹۹/۵
۵	پیشینه	۵۴۷/۵	۵	کمینه	۱۴۸
۶	چارک سوم	۳۳۵/۸	۶	چارک اول	۲۳۳/۱

توجه به مدل نوسانی سری زمانی بارش متوسط سالیانه تبریز و روند خطی آن، بیانگر روند منفی سری است که با شیب نسبتاً قابل توجهی در حال نزول می باشد. در این حالت بارش سالیانه تبریز نوسانهای زمانی نسبتاً شدیدی داشته و در طول دوره آماری ۱۴ درصد از خود تغییر نشان می دهد (شکل ۵).



شکل ۵ توزیع زمانی بارش سالیانه تبریز (با خطا بار ۹۵ درصدی) و تغییر آن نسبت به میانگین بلند مدت (۵۲ ساله) و روند خطی بارش

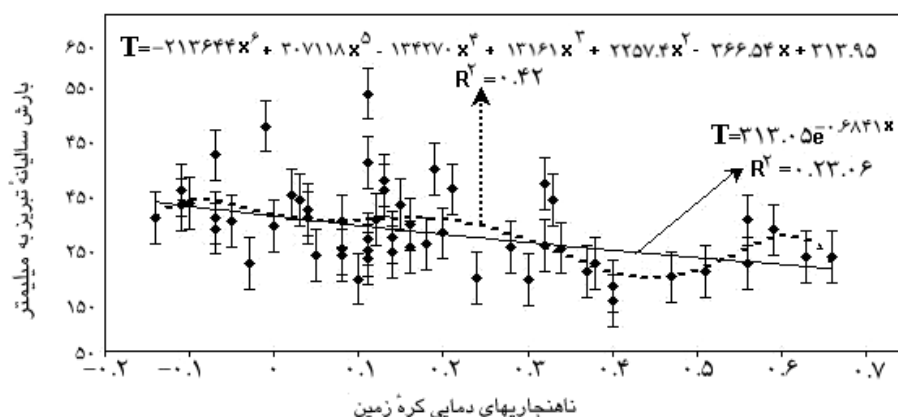
برای هموارکردن و کاستن از میزان تغییرات زمانی سری بارش سالیانه تبریز از میانگین متحرک هفت‌پله‌ای استفاده شده است که این موضوع موجب کاهش دامنه نوسانهای بارش بین کرانه بالایی ۳۶۱/۷ و کرانه پایینی ۲۱۶/۳ میلیمتر شده است (شکل ۶ الف). برای وقوف به دامنه نوسانهای بارش سالیانه تبریز، دامنه متحرک تغییرپذیری بارش تبریز ترسیم و در شکل ۶ ب نشان داده شده است.



شکل ۶ الف: کاهش نوسانهای بارش سالیانه تبریز با میانگین متحرک هفت‌پله‌ای؛
ب: دامنه متحرک نوسانهای بارش سالیانه تبریز

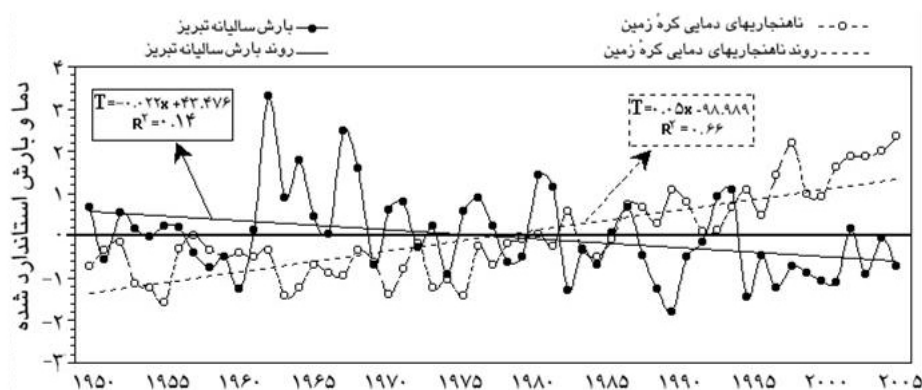
میانگین درجه حرارت کره زمین در سالهای اخیر، افزایش چشمگیری از خود نشان می‌دهد که مهمترین علت آن تأثیر پدیده گلخانه‌ای به علت افزایش گازهای گلخانه‌ای بویژه افزایش ورود گاز دی‌اکسیدکربن به سیستم اقلیمی است. با قبول مطلب فوق به عنوان یکی از نشانه‌های تغییر اقلیم، مطابقت بارش، هر نقطه از کره زمین با تغییرات دمای جهانی می‌تواند دلیلی بر تغییر اقلیم آن مکان محسوب شود و شدت و ضعف همبستگی بین تغییرات دمایی کره زمین و مکان‌های مختلف نیز روند شدید یا ضعف تغییرات بارش (اقلیم) را در آن مکان نشان دهد. با این مقدمه و فرض، اقدام به تطبیق و محاسبه ضریب همبستگی پیرسون بین ناهنجاریهای بارش سالیانه تبریز و دمای کره زمین شد. ضریب همبستگی خطی بین بارش متوسط سالیانه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین در دوره آماری ۱۹۵۱ - ۲۰۰۳ م. رقم ۰/۵۸- با سطح معناداری ۰/۰۱ و ضریب تعیین ۳۳/۷ درصد محاسبه شد. میزان ضریب مذکور بیانگر رابطه معکوس و خوب تغییرات دمای جهانی و تغییرات بارش سالیانه تبریز است. ضریب همبستگی یادشده در

روش نیمه خطی (پولی نومیال درجه شش) به $-۰/۶۴۸$ (ضریب تعیین ۴۲ درصد) قابل افزایش بوده و خود گواهی بر ماهیت غیرخطی یا خطی نبودن رابطه نوسانهای دمای جهانی و بارش سالیانه تبریز است (شکل ۷).



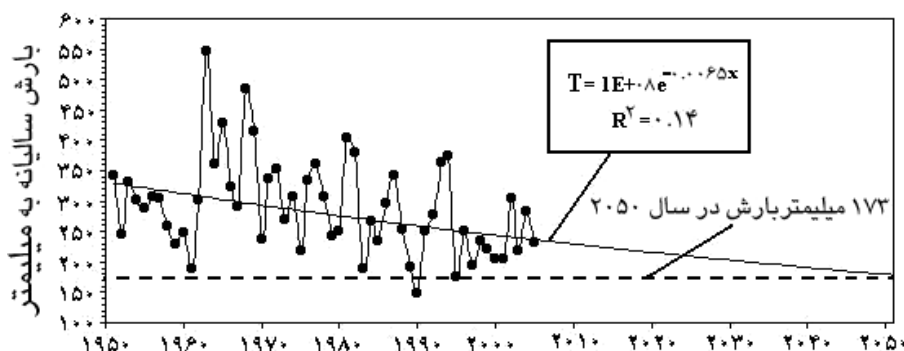
شکل ۷ همبستگی خطی و پولی-نومیال درجه ۶ بین تغییرات بارش سالیانه ایستگاه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین

مقایسه روند خطی بارش سالیانه ایستگاه تبریز با روند ناهنجاریهای بارش کره زمین نیز نشان می‌دهد که روند افزایش بارش سالیانه ایستگاه تبریز کندتر از روند افزایش بارش کره زمین است و دو خط بارش و ناهنجاریهای دمایی زمین به واسطه میزان افزایش نامتوازی همدیگر را قطع کرده‌اند (شکل ۸). این امر به نوبه خود بیانگر آن است که احتمالاً عوامل دیگری غیر از گرمایش زمین نیز در تغییرات بارش تبریز دخالت دارند.



شکل ۸ مقایسه روند خطی تغییرات بارش استاندارد شده سالیانه تبریز و نوسانهای دمای استاندارد شده کره زمین در طول دوره آماری

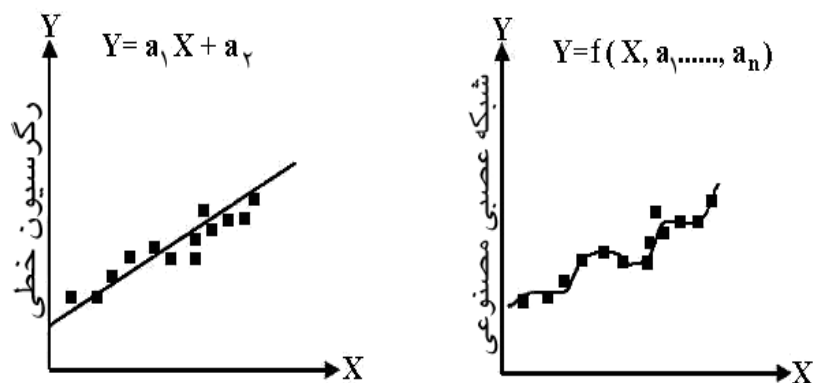
با نگاهی به شکل ۸ معلوم می‌شود که همراه با افزایش دمای کره زمین در سالهای اخیر بویژه از سال ۱۹۹۵ م. به بعد خشکسالیهای (چون داده‌ها استاندارد شده‌اند، می‌توان ارقام منفی بارش را به عنوان خشکسالی (صرف نظر از شدت) معرفی کرد) متوالی در ایستگاه تبریز مشاهده می‌شود. این امر نشان می‌دهد که بارش سالیانه تبریز تحت تأثیر پدیده آغاز سرد نیز قرار گرفته است و روند تغییرپذیری و کاهش آن تشدید پیدا کرده است. بحثی که در اینجا مطرح می‌شود، این است که با توجه به روند نمایی تغییرات بارش تبریز نسبت به ناهنجاریهای دمایی کره زمین، وضعیت بارش در آینده چگونه خواهد بود؟ برای پاسخ به پرسش مذکور روند تغییرات بارش تبریز با سناریوی ادامه روند نمایی فعلی تا سال ۲۰۵۰ م. ترسیم شد که رقم پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۵۰ م. همان‌گونه که در شکل ۹ نیز با خط منقطع مشخص شده است، عدد ۱۷۳ میلیمتر محاسبه شد. کاهش بارش تبریز در سالهای آتی با توجه به شکل ۸ که در آن روند افزایش دمای کره زمین با شیب زیادی در حال صعود بوده و همگام با آن بارش سالیانه تبریز نیز روندی نزولی را طی کرده است، قابل توجیه بوده و صحیح به نظر می‌رسد.



شکل ۹ پیش‌بینی روند بارش به صورت خطی و نمایی تا سال ۲۱۰۰ م.

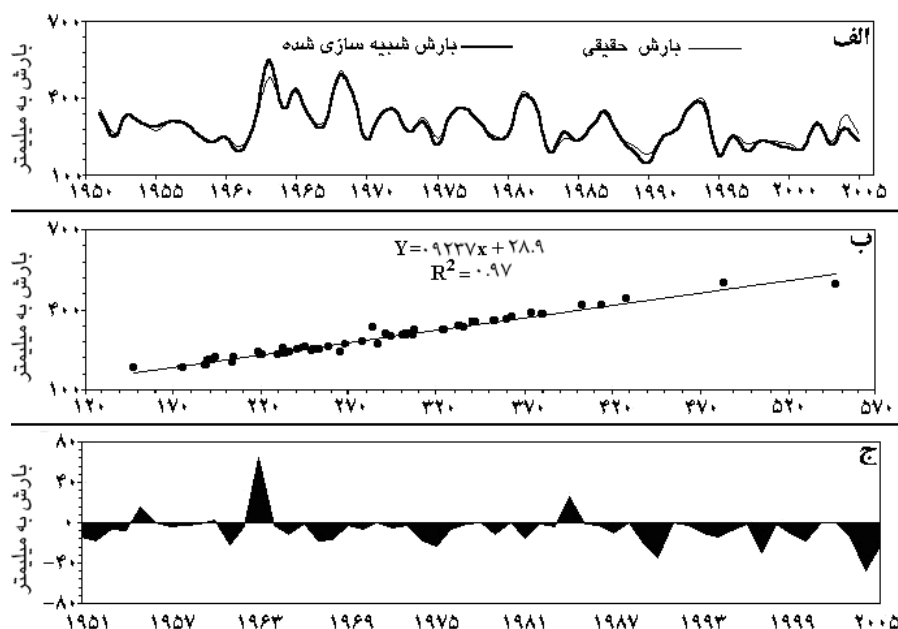
باید توجه داشت که برخلاف تصورات قبلی اکثر آثار و روابط اقلیمی پیچیده و مرکب هستند، نه ساده و خطی، در این صورت با روشهای ساده خطی نمی‌توان به‌طور لازم و دقیق روابط اقلیمی موجود را مطالعه کرد. این مسأله درباره تطبیق تغییرات بارش سالانه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین نیز صادق است و همان‌گونه که عنوان شد و در شکل ۷ نیز نشان داده شد، روش نیمه‌خطی پولی‌نومیل بهتر از رگرسیون خطی می‌تواند، نقش ناهنجاریهای دمایی کره زمین را در تغییرپذیری بارش ایستگاه تبریز نشان دهد. بر این اساس و با فرض پیچیدگی ارتباط بارش تبریز با نوسانهای دمایی کره زمین اقدام به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک روش غیرخطی با امید یافتن ضریب همبستگی و ارتباط بیشتر شد. این استدلال 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 مثالها انجام می‌دهند، قوانین کلی را فرا گیرند. چون عملکرد شبکه‌های عصبی مانند مغز انسان دقیق و پیچیده است، در این صورت به آن هوش محاسباتی هم می‌گویند. در شکل ۱۰ دقت و مزیت شبکه‌های عصبی به‌عنوان روشی غیرخطی 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 ارتباط خطی ندارند، پی برد. مزیت اصلی شبکه عصبی در یادگیری نظارت شده آن است، به این معنا که طراح ورودی شبکه و خروجی آن را به دلخواه خود تعیین کرده و شبکه را وادار می‌کند که در صورت

وجود جواب را (که همانا همبستگی بیشتر بین عوامل است) پیدا کند.



شکل ۱۰ مقایسه شبکه عصبی (روش غیر خطی) با روش رگرسیون خطی ساده [۲۲، صص ۲۸-۲۱]

با در نظر گرفتن مزایای فوق اقدام به معماری، آموزش و آزمایش چندین شبکه عصبی مصنوعی شد که با توجه به معیارهای مورد نظر بویژه ضریب همبستگی بین داده‌های اصلی بارش و مقادیر پیش‌بینی شده، مدل پرسپترون چند لایه با ۳ لایه مخفی، بهترین روش شناخته شد. در شکل ۱۱ نتایج حاصل از شبیه‌سازی (پیش‌بینی) بارش سالیانه تبریز با ورودی معلوم ناهنجاریهای دمایی کره زمین و خروجی مطلوب بارش متوسط سالیانه تبریز نشان داده شده است و همان‌طور که ملاحظه می‌شود نتیجه کار در مقایسه با روش خطی کاملاً متفاوت و بسیار دقیق‌تر بوده و همبستگی و مطابقت بسیار قوی و بالاتری را از خود به نمایش گذاشته است.



شکل ۱۱ نتایج حاصل از کاربرد شبکه عصبی برای سنجش میزان مطابقت تغییرات بارش سالیانه تبریز 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 سالیانه تبریز؛ ج: نمودار باقی مانده ها پس از برازش مدل شبکه عصبی مصنوعی (در کل نمودار فوق ارقام بارش به میلیمتر بیان شده است).

معیارهای ارزیابی دقت مدل نشان از متوسط همبستگی 0.983 ، ضریب تعیین 0.966 و مجذور متوسط خطاها یا RMSE برابر با 0.61 در 2437 بار تکرار برای رسیدن شبکه به حالت همگرایی است. پس از برازش مدل، حداقل مقدار باقیمانده ها (که نمودار آن در بخش ج شکل ۱۰ نشان داده شده است) عدد صفر و حداکثر آن $25/4$ و میانگین باقیمانده ها $3/61$ میلیمتر محاسبه شد که این حالت نرمال بودن باقیمانده ها و دقت قابل قبول مدل را نشان می دهد. همچنین خط برازش رگرسیون همان گونه که در شکل ۱۱ ب نیز قابل مشاهده است، در ۱۱ نقطه به طور دقیق از روی نقاط واقعی عبور کرده است که برازندگی بالایی است. به عبارت دیگر از مجموع ۵۵ داده شبیه سازی شده ۱۱ مورد به طور دقیق مقادیر واقعی را مورد محاسبه قرار داده اند که برای شبیه سازی عنصری تصادفی (استوکستیک) مثل بارش،



برآوردی بسیار خوب محسوب می‌شود. مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های خطی و نیمه‌خطی با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی، معلوم می‌کند که کارایی مدل برازش داده شده نسبت به مدل‌های خطی و نیمه‌خطی بسیار بیشتر و در حدی ایدئال است و این امر تأییدی بر پیچیدگی و غیرخطی بودن رابطه تغییرات بارش سالیانه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین می‌باشد.

۴- بحث و نتیجه گیری

نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که توزیع احتمال وقوع بارش سالیانه تبریز از توزیع لاگ لاجستیک پیروی می‌کند. تبعیت بارش تبریز از توزیع لاگ لاجستیک، نشانه‌ای از غیرخطی بودن و پیچیدگی در احتمال وقوع بارشهای سالیانه تبریز دارد. همچنین این مطالعه روشن کرد که بین نوسانهای دمای کره زمین و بارش سالیانه تبریز ضریب همبستگی منفی و معکوس معناداری وجود دارد. نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های به کار گرفته شده در این مطالعه نشان داد که رابطه مذکور در مدل‌های ساده خطی متوسط، در مدل‌های نیمه‌خطی (پولی‌نومیل درجه ۶) بهتر از مدل‌های خطی و در حد خوب و در مدل‌های غیرخطی (شبکه عصبی) بسیار قوی است. بر این اساس روشن شد که ارتباط بین گرمایش زمین و تغییرات بارش سالیانه تبریز بیشتر از آنکه ساده و خطی باشد، پیچیده و غیرخطی است. چون دلیل اصلی افزایش دمای جهان در سالهای اخیر را در افزایش گازهای گلخانه‌ای که موجب وقوع پدیده اثر گلخانه‌ای می‌شوند، می‌دانند. در این صورت اصل ارتباط بین نوسانهای دمایی کره زمین و بارش سالیانه تبریز را می‌توان به عنوان نشانه‌ای از نقش گازهای گلخانه‌ای و اثر گلخانه‌ای کره زمین (گرمایش جهانی) در نوسانهای بارش (اقلیم) تبریز قلمداد کرد. مقادیر استاندارد شده بارش سالیانه تبریز و ناهنجاریهای دمایی ارتباط و روندی عکس هم را می‌پیمایند. در اکثر موارد افزایش ناهنجاریهای مثبت دمای جهانی یا به عبارت علمی‌تر گرمایش کره زمین موجب کاهش بارش و ظهور خشکسالی می‌شوند که این مسأله از سال ۱۹۹۵م. به بعد و در مطابقت زمانی با پدیده آغاز سرد (که نقطه عطفی در افزایش سریع دمای کره زمین محسوب می‌شود) تشدید شده است. بررسی روند تغییرات بارش سالیانه ایستگاه تبریز نیز مبین مطابقت بیشتر روند تغییرات به صورت نمایی است که این امر به منزله کاهش نمایی میزان بارش ایستگاه تبریز در آینده بوده و اگر روند فعلی کاهش بارش ادامه پیدا کند، در

سال ۲۰۵۰م. میلادی بارش متوسط سالیانه تبریز به رقم ۱۷۳ میلیمتر نزول خواهد کرد. با توجه 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 دمای برخی مناطق ایران بررسی شده و مورد تأیید قرار گرفته 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 نحوی خواهد بود، از نکاتی است که نیاز به تحقیقات گسترده و عمیقتری دارد.

۵- منابع

- [۱] خورشیددوست، م.ع.، قویدل رحیمی، ی.؛ مقدمه‌ای بر اصول فلسفی، نظریه‌ها و مفاهیم نوین آب و هواشناسی؛ فضای جغرافیایی، ش ۱۲، ۱۳۸۳.
- [2] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC); Climate change 2001: Impacts, adaptation and vulnerability; Cambridge University Press, Cambridge, 2001.
- [3] Mongelli I., G Tassielli ;B.; Notarnicola B.; Global warming agreements, international trade and energy/carbon embodiments; An input-output approach to the Italian case, Energy Policy, Vol. 34, 2006.
- [4] Tomkiewicz M.; Global warming: Science, money and self-preservation; Chimie, Vol. 1, 2007.
- [5] Hargreaves J., D Anna.; using ensemble prediction methods to examine regional climate variation under global warming scenarios; Ocean modeling, Vol. 11, 2006.
- [6] Jain A., A., kuman; Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting; Applied soft Computing ,Vol.7.
- [7] Lees B., G; Neural network applications in the geosciences; An introduction Computers & Geosciences, Vol .32, 2006.
- [8] Cigizoglu H. K, Murat A.; Generalized regression neural network in



- modeling river sediment yield; *Advances in Engineering Software*, Vol.37, 2006.
- [9] Srinivasulu S., Jain A.; Integrated approach to model decomposed flow hydrograph using artificial neural network and conceptual techniques; *Journal of Hydrology*, Vol. 317, 2006.
- [10] Sahoo G., C Ray., E De Carlo E.; Use of neural network to predict flash flood and attendant water qualities of a mountainous stream on Oahu; *Journal of Hydrology*, In Press, 2006.
- [11] Srinivasulu S., A Jain.; A comparative analysis of training methods for artificial neural network rainfall-runoff models; *Applied Soft Computing*, Vol. 6, 2006.
- [12] Jebaraj S., S Iniyar.; A review of energy models; *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol.10, 2006.
- [13] Oztopal A.; Artificial neural network approach to spatial estimation of wind velocity data; *Energy Conversion and Management*, Vol.47, 2006.
- [۱۴] عساکره، ح؛ نقش انسان در تغییرات بارش سده اخیر؛ رشد آموزش جغرافیا، ش ۷۰، ۱۳۸۴.
- [15] Coulibaly P., D Yonas., A Francois.; Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks; *Journal of Hydrometeorology*, Vol.6, NO.4, 2005.
- [16] Campbell A.; Statistical modeling in nonlinear systems; *Journal of Climate* Vol. 16, 2005.
- [17] Ramirez M., H Velho.; Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the Sao Paulo region; *Journal of Hydrology*, Vol.301, 2005.
- [18] Labat D.; Oscillations in land surface hydrological cycle; *Earth and Planetary Science Letters*, Vol.242, 2006.
- [19] Shen S.; Statistical Procedures for Estimating and Detecting Climate Changes; *Advances in Atmospheric Sciences*, Vol.23, No.7, 2006.

- [۲۰] علیجانی، ب.، قویدل رحیمی، ی.؛ مقایسه و پیش‌بینی تغییرات دمای سالیانه تبریز با ناهنجاریهای دمایی کره زمین با استفاده از روشهای رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی؛ *فصلنامه جغرافیا و توسعه*، ش ۶، پاییز و زمستان ۱۳۸۴.
- [۲۱] قویدل رحیمی ی.؛ تجزیه و تحلیل سیستم پیچیده و غیرخطی اقلیم با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ *ارسال شده به فصلنامه فضای جغرافیایی*، ۱۳۸۶.
- [۲۲] منهاج ب؛ مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ انتشارات مرکز نشر پروفیسور حسابی، تهران، ۱۳۷۷.