

ارایه یک رویکرد ترکیبی میانگین متحرک خودگردان فصلی و شبکه‌های نرو - فازی خطی محلی برای پیش‌بینی میزان بارندگی در شهر زابل

میثم نصرالهی^۱، حسن مینا^{۲*}، سید فرید قادری^۳ و رضا قدسی^۴

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی صنایع - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

^۲ دانش‌آموخته‌ی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی صنایع - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

^۴ استادیار دانشکده مهندسی صنایع - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت ۹۱/۸/۷، تاریخ دریافت روایت اصلاح‌شده ۹۱/۹/۲۶، تاریخ تصویب ۹۲/۱/۲۴)

چکیده

تغییرات بوم شناختی ناشی از تغییرات اقلیمی می‌تواند نقش بسزایی در شرایط جوامع بشری بخصوص شرایط سلامتی و وضعیت اقتصادی ایفا نماید. در برخی موارد، تغییرات ناگهانی و غیرمترقبه شرایط اقلیمی می‌تواند منجر به وقوع بحران‌های اجتماعی و اقتصادی گردد. بنابراین پیش‌بینی دقیق این تغییرات می‌تواند به مدیران جامعه در راستای مقابله با عوارض ناشی از این تغییرات کمک نماید. یکی از مهمترین پارامترها در این بین میزان بارش است. در این پژوهش یک رویکرد ترکیبی میانگین متحرک یک پارچه خودگردان فصلی و شبکه‌های نرو - فازی خطی محلی برای پیش‌بینی میزان بارش ارایه گردیده است. مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های میزان بارش ماهیانه که در ایستگاه هواشناسی سینپتیک زابل از سال ۱۹۳۹ تا ۲۰۱۱ جمع‌آوری شده است، طراحی گردیده و نتایج حاصل از آن با مدل تناوبی سینوسی - کسینوسی مقایسه شده است. نتایج حاصله مبین کارایی مدل پیشنهادی به عنوان یک ابزار کاربردی برای پیش‌بینی میزان بارندگی است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی میزان بارش، سری زمانی، مدیریت بحران، میانگین متحرک یک پارچه خودگردان

فصلی، شبکه‌های نرو فازی خطی محلی

مقدمه

یکی از ابزارهای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی، استفاده از ابزارهای سری زمانی است، اما با توجه به ماهیت شدت غیرخطی تغییرات اقلیمی، این ابزارها به تنهایی توانایی پیش‌بینی دقیق این تغییرات را ندارند. برای مقابله با این چالش، می‌توان از ابزارهای کمکی نظیر مدل‌های پیش‌بینی تناوبی و همچنین شبکه‌های عصبی استفاده کرد.

روسامی (۱۹۹۹)، یک مدل پیش‌بینی بارندگی ماهانه توسعه داده است. وی از داده‌های ۱۹ استان در شمال تایلند با دوره آماری ۱۱ سال برای پیش‌بینی استفاده کرده است. ویساکل (۲۰۰۵) یک مدل ریاضی برای پیش‌بینی بارندگی سالانه در تایلند با استفاده از مدل‌های ARMA و ARIMA توسعه داده است. سموانشی و همکارانش (۲۰۰۶) برای مدل‌کردن و پیش‌بینی الگوهای رفتاری بارندگی با استفاده از مشاهدات گذشته، ابزارهای سری زمانی ARIMA و شبکه عصبی

تغییرات اقلیمی، پدیده‌ای است که در نتیجه بروز عواملی مانند فرآیندهای دینامیکی زمین و یا عوامل بیرونی از قبیل تغییرات در شدت تابش آفتاب و یا فعالیت‌های انسانی رخ می‌دهد. به طور کلی، هر گونه تغییر مشخص در الگوهای مورد انتظار بر وضعیت آب و هوایی، تغییرات اقلیمی نامیده می‌شود. گرم شدن ناگهانی زمین، جابه‌جایی فصل‌ها، بروز خشکسالی‌های گسترده در بعضی از مناطق، بارش‌های ناگهانی و سیل‌آسا و تغییرات غیرمترقبه و ناگهانی دما نمونه‌هایی از تغییرات اقلیمی هستند [۱].

نیکولاس استرن (۲۰۰۶)، اقتصاددان برجسته و معاون ارشد ریاست بانک جهانی، اظهار داشته است: «تغییرات آب و هوایی بر رشد اقتصادی کشورها تأثیرگذار است تا آنجا که می‌تواند حدود ۲۰ درصد از اقتصاد یک کشور را به نابودی بکشانند.» [۲].

بنابراین پیش‌بینی دقیق این تغییرات اهمیت دارد.

ARMA در داده‌های جدید به وجود می‌آید. این مدل اغلب به صورت $ARIMA(q, d, p)$ نشان داده می‌شود که در آن p ، d و q اعداد حقیقی غیرمنفی هستند که به ترتیب بیانگر درجه خودگردانی، یکپارچگی و میانگین متحرک هستند. مدل‌های $ARIMA$ ، بخش مهمی از رویکرد جعبه جنکینز^۳ به مدل‌های سری زمانی را می‌سازند. در صورتی که یکی از اجزا برابر با صفر باشد، اغلب به صورت AR ، I یا MA نوشته می‌شود. برای مثال $I(1)$ همان مدل $ARIMA(0,1,0)$ است و یا $MA(1)$ همان $ARIMA(0,0,1)$ است [۳].

شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی

یک مدل نرو - فازی خطی - محلی از تعدادی مدل به صورت رگرسیون خطی از ورودی‌ها تشکیل شده است که هر یک در محدوده‌ای از فضای ورودی معتبرترند و حوزه اعتبار هر مدل توسط یک تابع عضویت اغلب گوسی معین می‌شود. هر مدل خطی - محلی را یک LLM ^۴ می‌گویند که مرکز و واریانس توابع گوسی متناظر با هر مدل محدوده اعتبار آن مدل را مشخص می‌کند. خروجی نهایی مدل از ترکیب خروجی مدل‌های کوچک خطی محلی به دست می‌آید، به گونه‌ای که هر چه عضویت یک ورودی خاص در ناحیه اعتبار یک LLM بیشتر باشد، خروجی آن LLM در خروجی نهایی مدل، نقش بیشتری خواهد داشت. شکل (۱) ساختار یک شبکه نرو-فازی خطی-محلی با M مدل خطی محلی را نشان می‌دهد [۸].

اگر خروجی مدل خطی محلی i ام را با \hat{y}_i نشان دهیم، داریم:

$$\hat{y}_i = w_{i0} + w_{i1}x_1 + \dots + w_{ip}x_p \quad (1)$$

که در آن w_{ij} ها پارامترهای نرون i ام هستند.

اگر تابع اعتبار مدل خطی - محلی i ام را با $\varphi_i(x)$ نشان دهیم، داریم:

$$\varphi_i(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}(x - c_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - c_i)\right) \quad (2)$$

و خروجی کلی مدل نرو-فازی خطی-محلی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^M \hat{y}_i \cdot \varphi_i(x) \quad (3)$$

مصنوعی را به کار برده‌اند. و مسیدهر و همکارانش (۲۰۱۰) برای پیش‌بینی بارندگی در هند از شبکه عصبی با استفاده از شیوه آموزش پس انتشار خطا استفاده کرده‌اند. آنها بر این باورند که به دلیل کارایی بسیار زیاد این مدل، امکان استفاده از آن برای پیش‌بینی میزان رطوبت، فشار و سردی هوا وجود دارد. عیوضی و مساعدی (بهمن ۱۳۸۹) برای پیش‌بینی بارندگی، از دو روش سری زمانی $ARMA$ و توابع تناوبی استفاده کرده‌اند. آنها برای پیش‌بینی، از داده‌های بارندگی ایستگاه ناهارخوران استان گلستان با دوره آماری ۲۶ سال استفاده کرده‌اند. در نهایت، با توجه به نتایج به دست آمده، نشان دادند که توابع تناوبی نسبت به سری زمانی $ARMA$ با دقت بالاتری مقادیر بارندگی را پیش‌بینی می‌کند.

هیچ یک از مطالعات ذکرشده قادر به توصیف دقیق ماهیت غیر خطی میزان بارش نیستند. در این پژوهش از یک رویکرد ترکیبی میانگین متحرک یکپارچه خودگردان فصلی و شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی استفاده شده است. در این روش، ابتدا پیش‌بینی اولیه با استفاده از روش $SARIMA$ انجام شده و سپس روندهای موجود در باقیمانده‌ها با استفاده از شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در ادامه، میانگین متحرک یک پارچه خودگردان فصلی در بخش دوم معرفی شده است. بخش سوم، به توصیف شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی با الگوریتم آموزش $LoLiMot$ می‌پردازد. در بخش چهارم، ویژگی‌های اقلیمی استان سیستان بیان شده است. مسئله مورد بررسی در بخش پنجم تشریح شده و در بخش شش، مدل پیش‌بینی مناسب ارایه شده است. در نهایت نتایج حاصله در بخش هفتم مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند.

میانگین متحرک یکپارچه خودگردان^۱

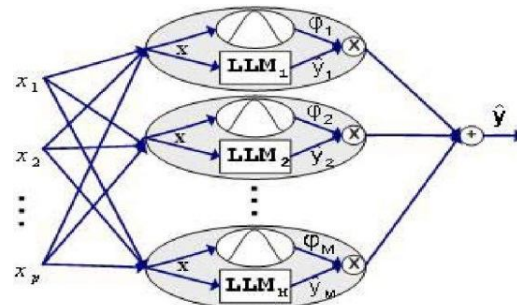
در آمار و اقتصادسنجی و به ویژه در آنالیز سری‌های زمانی، یک «میانگین متحرک خودگردان یکپارچه»، یک مدل گسترده‌تر از «میانگین متحرک خودگردان^۲» است. این مدل‌ها در سری‌های زمانی برای فهم بهتر مدل یا پیش‌بینی آینده به کار می‌روند. این مدل‌ها در جایی که داده‌ها غیر ایستا باشند به کار می‌روند. در این حالت با یک بار گرفتن دیفرانسیل، غیر ایستایی بودن داده‌ها از بین می‌رود و امکان برآورد یک

۳- چک کردن همه تقسیمات ممکن: LLM مشخص شده در قسمت قبل را در جهت‌های موازی محورها می‌شکنیم. شکستن به موازات همه محورهای فضای ورودی امتحان می‌شود و برای هر افراز جدید پس از تعیین نواحی اعتبار و پارامترهای مدل خطی - محلی مربوطه، توابع محلی محاسبه می‌شوند.

۴- پیدا کردن بهترین تقسیم: از بین p کاندید قسمت قبل بهترین تقسیم‌بندی را انتخاب کرده و طبق آن، یک LLM جدید به مدل اضافه می‌کنیم.

۵- چک کردن همگرایی الگوریتم: اگر شرط توقف برآورده شود، الگوریتم متوقف می‌شود. در غیر این صورت گام ۲ بار دیگر ادامه می‌یابد.

برای اینکه یک مدل نرو - فازی خطی - محلی بتواند یک سیستم یا یک فرآیند موجود را به خوبی مدل کند، باید ضرایب وزن هر یک از LLM ها تنظیم شده و ناحیه اعتبار آنها به درستی مشخص شوند.



شکل ۱: ساختار یک شبکه نرو - فازی خطی - محلی

به فرآیند تنظیم پارامترهای مدل نرو - فازی خطی - محلی برای تطبیق هر چه بیشتر مدل حاصل با یک سیستم موجود یا تخمین هر چه بهتر یک تابع موجود، فرآیند آموزش شبکه LoLiMot می‌گویند. یکی از معروف‌ترین الگوریتم‌های آموزش شبکه نرو - فازی خطی - محلی الگوریتم LoLiMot^۵ است [۹].

الگوریتم LoLiMot فضای ورودی را به ابر مستطیلی‌هایی تقسیم می‌کند که اضلاع آنها به موازات محورها هستند. در هر تکرار، الگوریتم یکی از ابر مستطیل‌ها تقسیم شده و یک مدل خطی - محلی (LLM) به مدل اضافه می‌شود [۱۰].

الگوریتم LoLiMot یک حلقه خارجی دارد که در آن ساختار افراز فضای ورودی (ناحیه اعتبار قوانین فازی) معین می‌شود و یک حلقه داخلی دارد که در آن پارامترهای هر LLM (تالی قوانین فازی) به صورت محلی با روش کمترین مربعات وزن دار^۶ تخمین زده می‌شوند.

مراحل الگوریتم LoLiMot را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد [۱۱]:

۱- شروع از یک مدل اولیه: مشخص کردن نواحی اعتبار قانون‌ها و تخمین پارامترهای هر LLM در مدل اولیه (در شروع کار تعداد LLM ها یک است).

۲- پیدا کردن بدترین LLM: محاسبه یک تابع هزینه محلی برای هر یک از LLM ها و تعیین LLM با بیشترین تابع هزینه محلی به عنوان بدترین LLM.

ویژگی‌های اقلیمی استان سیستان و بلوچستان

استان سیستان و بلوچستان به عنوان بزرگ‌ترین استان کشور، به دلیل تسلط فصلی جبهه‌های پرفشار جنب حاره بر بخش عظیمی از آن و همچنین وجود بیابان‌های بزرگ و سیستم چین‌خوردگی آلپ- هیمالیا، تنوع اقلیمی بسیار زیادی دارد. این موضوع با توجه به مجاورت استان با دریاها و وسیع جنوبی، وجود چاله‌های انتهایی هیرمند در شمال استان، گستره وسیع بیابانی و نفوذ سیستم‌های موسمی در دوره‌ای از سال، باعث ایجاد تنوع بوم‌شناختی و اشکال مختلف معیشتی می‌شود. شکل (۲) بیانگر ناحیه‌بندی اقلیمی استان با استفاده از روش تحلیل خوشه‌ای است.

شهر زابل از نظر روش پهنه‌بندی اقلیمی ضریب خشکی دومارتن در طبقه اقلیم خشک می‌گنجد و از نظر ضریب رطوبتی ایوانف در دسته اقلیم صحرایی جای می‌گیرد و همچنین از نظر ضریب هیدروترمیک سلیمانینوف، در طبقه اقلیم بیابانی قرار دارد. این شهر از نظر روش آمبرژه، روش کوپن و روش چند متغیره آماری، به ترتیب در طبقه معتدل، گرم و خشک و نیمه خشک و معتدل گرم قرار داده می‌شود.

میانگین سالانه دما در شهر زابل برابر با ۲۲/۳ درجه سلسیوس و میانگین سالانه بارش برابر با ۵۹ میلی‌متر است. میانگین سالانه رطوبت، میانگین تعداد روزهای یخبندان و تعداد روزهای بالای ۳۵ درجه سلسیوس در این شهر به ترتیب برابر با ۱۷، ۳۹ و ۱۵۵ روز است.

بیان مسئله

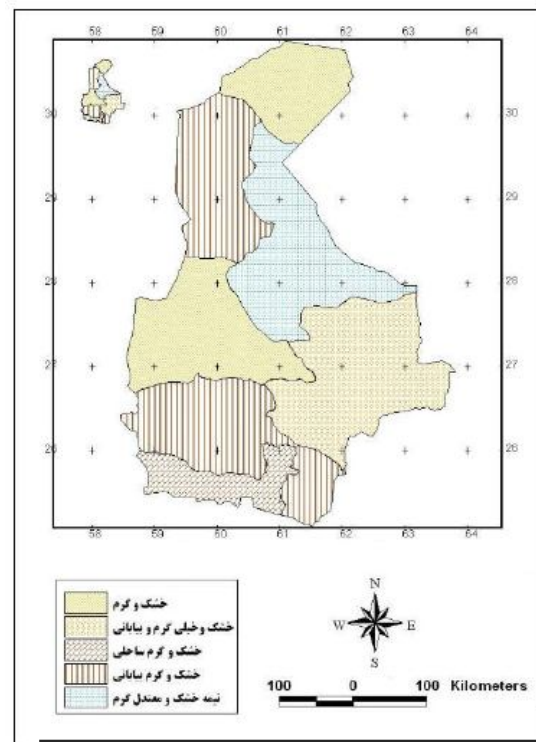
در این پژوهش، به پیش‌بینی میزان بارش در شهر زابل، استان سیستان و بلوچستان پرداخته شده است.

داده‌های میزان بارش ماهیانه که در ایستگاه هواشناسی سینپتیک زابل از سال ۱۹۳۹ تا ۲۰۱۱ جمع‌آوری شده است، در جدول (۱) نشان داده شده‌اند. هدف، ارائه مدلی برای برآورد میزان بارش ماهیانه در سال ۲۰۱۲ است.

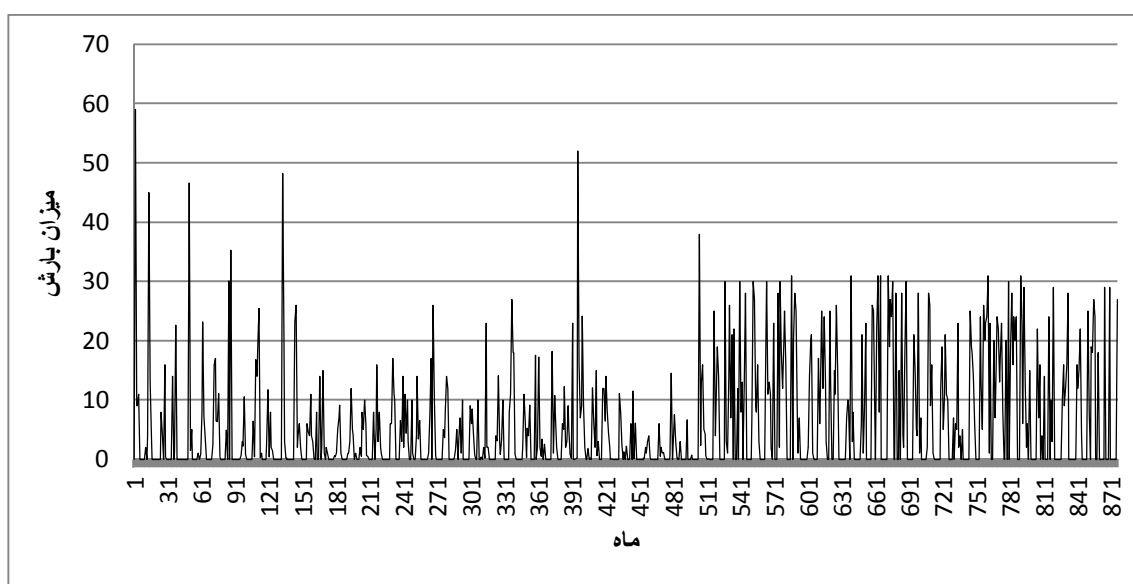
مدل پیش‌بینی پیشنهادی

روش پیشنهادی در ابتدا، به پیش‌بینی با استفاده از مدل SARIMA می‌پردازد و در ادامه روندهای موجود در باقیمانده‌ها با استفاده از شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی در نظر گرفته می‌شوند. برای پیش‌بینی اولیه از نرم افزار 7.1 E-Views استفاده شده است. شکل (۱) نمایانگر شکل کلی این سری زمانی است.

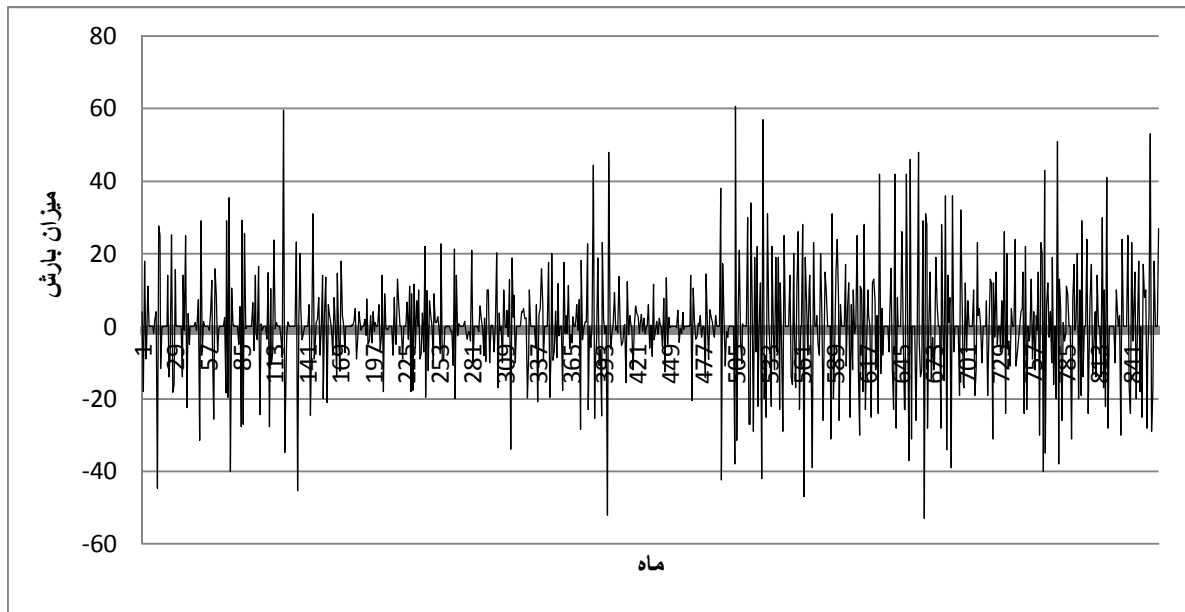
اولین گام در پیش‌بینی این سری، بررسی ایستایی سری است. با توجه به آزمون ریشه واحد، با استفاده از آزمون دیکی فولر ایستایی این سری در سطح اطمینان ۹۵٪ رد می‌شود. برای ایستاد کردن این سری، با توجه به ماهیت داده‌ها با یک بار تفاضل‌گیری و یک بار فصل‌زدایی ۱۲ ماهه بار دیگر آزمون ریشه واحد انجام شده است، شکل (۴) نشان‌دهنده داده‌های فصلی‌زدایی شده یکپارچه است.



شکل ۲: ناحیه‌بندی اقلیمی استان با استفاده از روش تحلیل خوشه‌ای [۱۲]



شکل ۳: داده‌های خام



شکل ۴: داده‌های فصلی زدایی شده یکپارچه

جدول ۱: میزان بارش ماهیانه ثبت شده در ایستگاه هواشناسی سینپتیک زابل

YEAR	JAN	FEB	MAR	APR	MAY	JUNE	JULY	AUG	SEP	OCT	NOV	DEC	ANNUAL
1939	0	59	9	9	11	0	0	0	0	0	2	0	90
1940	4	45	13	4	0	0	0	0	0	0	0	0	66
1941	8	4.4	0	16	0.4	0	0	0	0	0	14	0	42.8
1942	1	22.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23.6
1943	0	46.6	1.5	5	0	0	0	0	0	1	0	0.8	54.9
1944	8.1	23.2	7.2	3.6	0	0	0	0	0	0	2.5	16	60.6
1945	17	6.5	6.3	11.1	0.5	0	0	0	0	0	4.9	0	46.3
1946	30.1	0	35.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	66
1947	3	2.2	10.5	0.8	0	0	0	0	0	0	6.5	0.4	23.4
1948	16.8	14	18.6	25.5	0.3	1	0	0	0	0	3	11.7	90.9
1949	0.4	8	2	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	11.9
1950	48.2	21	3	0.3	0	0	0	0	0	0	0	23.2	95.7
1951	26	2	4	6	2	0	0	0	0	0	6	4.6	50.6
1952	4	11	4	3	0.1	0	8	0	0	14	0	2	46.1
1953	15	1	0	2	1	0	0	0	0	0	0.6	0.4	20
1954	1	5	7	9.2	1	0	0	0	0	0	1	1	25.2
1955	3	12	5	4.2	0	1	0	0	0	2	0.5	8	35.7
1956	5	10	6	0.6	0.5	0	0	0	0	8	0	5	35.1
1957	16	3	8	2	1	0	0	0	0	0	0	0	30
1958	6	6	17	11	10	0	0	0	0	6.6	3	14	73.6
1959	2	11	4.4	10	3	0	0	10	1	0	0	4	45.4
1960	14	3.4	6.6	0	0	0	0	0	0	0	1	7.6	32.6
1961	17	0	26	10	0.6	0	0	0	0	0	0	5	58.6
1962	3.6	8	14	12	0	0	0	0	0	0.2	1.6	5	44.4
1963	0	3	7	1	10	0	0	0	0	0	0	9	30
1964	6	8.5	4.4	0.7	0	0	10	0	0	0.4	0	2	32
1965	0.2	23	2	2	0	0	0	0	0	0	4	3.1	34.3
1966	14.1	3	0.8	3.3	10	0	0	0	0	0	8	11	50.2
1967	27	18	18	0.8	0	0	0	0	0	0	2	11	76.8
1968	6.2	0.3	5.3	4	9.2	0	0	0	0	17.6	0	2	44.6
1969	17.2	2	0.5	3.4	0	2.6	0	0	0	0	0	0	25.7
1970	18.2	1.1	10.8	7.5	2	0	0	0	0	6	5	12.3	62.9
1971	2	3	9	5.2	0.8	0.2	23	0	0	0.1	0.2	52	95.5
1972	16.2	7	9	24.1	9	2	0	0	1.8	0	0.2	0	69.3
1973	12.1	6.2	2	15	0.6	3	0	0	0	12	12	6.4	69.3
1974	14	8.2	4.5	2	0	0.1	0	0	0	0	0	0	28.8
1975	11.1	8	2.3	0	1.3	0	2.2	0	0	0	6	0	30.9

YEAR	JAN	FEB	MAR	APR	MAY	JUNE	JULY	AUG	SEP	OCT	NOV	DEC	ANNUAL
1976	11.5	0.1	6.1	0	0	0	0	0	0	0	0.3	2	20
1977	1	3	4	0.3	0	0	0	0	0	0	0	6	14.3
1978	0.5	2	1	1.2	0	0	0	0	0	0.4	14.5	0	19.6
1979	5	7.5	3	0.3	0	0	3	0	0	0	0	0	18.8
1980	6.7	0	0	0	0.7	0	0	0	0	0	0	38	45.4
1981	2.3	12.8	16	5	4.3	0.6	0	0.1	0	0	0	0	41.1
1982	25	4	9	19	14	0	0	0	0	0	30	3	104
1983	1	14	26	7	21	0	22	0	0	12	0	30	133
1984	8	13	0	12	28	0	0	0	0	0	7	30	98
1985	27	9	8	16	3	0	0	0	0	0	21	30	114
1986	11	13	11	2	0	23	0	0	0	28	2	30	120
1987	18	12	20	25	16	0	0	0	0	31	0	20	142
1988	28	25	7	1	7	0	0	0	0	0	0	0	68
1989	2	14	20	21	1	0	0	0	0	17	6	11	92
1990	25	12	24	13	3	0	0	25	13	0	0	15	130
1991	11	26	15	0	0	0	0	0	0	0	7	10	69
1992	9	0	31	3	8	0	0	0	0	0	0	6	57
1993	21	1	9	23	0	0	0	0	0	26	25	8	113
1994	0	22	31	8	31	0	0	0	0	0	0	31	123
1995	19	27	24	30	0	0	28	0	0	15	0	28	171
1996	4	2	18	30	0	0	0	0	0	0	21	15	90
1997	5	4	28	1	7	0	0	0	0	0	2	28	75
1998	26	9	16	1	0	0	0	0	0	0	12	19	83
1999	5	11	21	11	10	0	0	0	0	7	0	6	71
2000	5	23	2	4	0	5	0	0	0	0	0	0	39
2001	25	19	18	14	6	0	0	0	0	24	13	5	124
2002	26	20	23	24	31	1	23	0	0	20	7	12	187
2003	24	22	13	17	23	8	0	0	20	0	30	0	157
2004	18	28	16	24	20	24	0	0	0	31	23	6	190
2005	29	13	2	6	0	15	0	0	0	0	0	0	65
2006	22	7	16	0	4	0	14	0	0	0	24	0	87
2007	10	3	29	0	0	0	0	0	0	0	10	16	68
2008	9	12	16	28	0	0	0	0	0	0	0	16	81
2009	12	15	22	4	0	0	0	0	0	25	8	0	86
2010	19	18	27	24	0	0	18	0	0	0	0	0	106
2011	29	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	27	85

آزمون ریشه واحد برای داده‌های فصلی‌زدایی‌شده یکپارچه، تأییدکننده ایستایی است (جدول (۲)). شکل (۵) نشان دهنده خودهمبستگی این داده‌ها و شکل (۶)، نشان دهنده خودهمبستگی جزئی است. با توجه به این دو نمودار، مدل اولیه پیش‌بینی به صورت رابطه (۴) است. در این مدل از ۹۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۱۰٪ باقیمانده به عنوان داده‌های آزمون استفاده شده است. با حذف لگ‌هایی که ارتباط معنی‌دار در سطح اطمینان ۹۵٪ ندارند، مدل نهایی SARIMA به صورت رابطه (۵) است. نتایج حاصله در جدول (۳) آمده است.

$$Y_t = \alpha_1 MA(1) + \alpha_2 MA(11) + \alpha_3 MA(12) + \alpha_4 MA(13) + \alpha_5 AR(1) + \alpha_6 AR(2) + \alpha_7 AR(3) + \alpha_8 AR(4) + \alpha_9 AR(5) + \alpha_{10} AR(6) + \alpha_{11} AR(11) + \alpha_{12} AR(12) + \alpha_{13} AR(13) + \alpha_{14} AR(14) + \alpha_{15} AR(15) + \alpha_{16} AR(24) + \alpha_{17} AR(35) + \alpha_{18} AR(48) + \varepsilon_t$$

(۴)

جدول ۲: آزمون ریشه واحد برای تأیید ایستایی

Null Hypothesis: Unit root (individual unit root process)
Series: E

Sample: 1939M01 2012M01

Exogenous variables: Individual effects

Automatic selection of maximum lags

Automatic lag length selection based on SIC:

14

Total (balanced) observations: 820

Cross-sections included: 1

Prob.**	Statistic	Method
0.0000	138.292	ADF - Fisher Chi-square
0.0000	-11.4700	ADF - Choi Z-stat

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Intermediate ADF test results UNTITLED

Obs	Max Lag	Lag	Prob.
820	18	14	0.0000

جدول ۳: نتایج پیش‌بینی مدل SARIMA

Dependent Variable: E				
Method: Least Squares				
Date: 06/22/12 Time: 14:51				
Sample (adjusted): 1940M02 2010M12				
Included observations: 851 after adjustments				
Convergence achieved after 46 iterations				
MA Backcast: OFF (Roots of MA process too large)				
Prob.	t-Statistic	Std. Error	Coefficient	Variable
0.0000	-1.253491	0.022451	-0.028142	C
0.0000	-5.281690	0.079446	-0.419608	AR(1)
0.0000	-5.111120	0.064943	-0.331932	AR(2)
0.0000	-5.252932	0.069944	-0.367411	AR(12)
0.0000	4.152068	0.068418	0.284078	AR(13)
0.0000	-5.528683	0.044380	-0.245361	AR(24)
0.0000	-5.819855	0.079146	-0.460620	MA(1)
0.0415	-2.041770	0.032309	-0.065969	MA(11)
0.0000	-5.616773	0.073637	-0.413602	MA(12)
0.0000	-5.375258	0.059759	-0.321219	MA(13)
0.0270	27	Mean dependent var	0.660488	R-squared
14.866	55	S.D. dependent var	0.656854	Adjusted R-squared
7.1781	86	Akaike info criterion	8.708623	S.E. of regression
7.2339	60	Schwarz criterion	63781.54	Sum squared resid
7.1995	49	Hannan-Quinn criter.	-3044.318	Log likelihood
2.0512	86	Durbin-Watson stat	181.7868	F-statistic
			0.000000	Prob(F-statistic)

$$Y_t = \alpha_1 MA(1) + \alpha_2 MA(11) + \alpha_3 MA(12) + \alpha_4 MA(13) + \alpha_5 AR(1) + \alpha_6 AR(2) + \alpha_7 AR(12) + \alpha_8 AR(13) + \alpha_9 AR(24) + \varepsilon_t \quad (\Delta)$$

و پارامترهای این مدل به صورت زیر است:

Estimation Command:

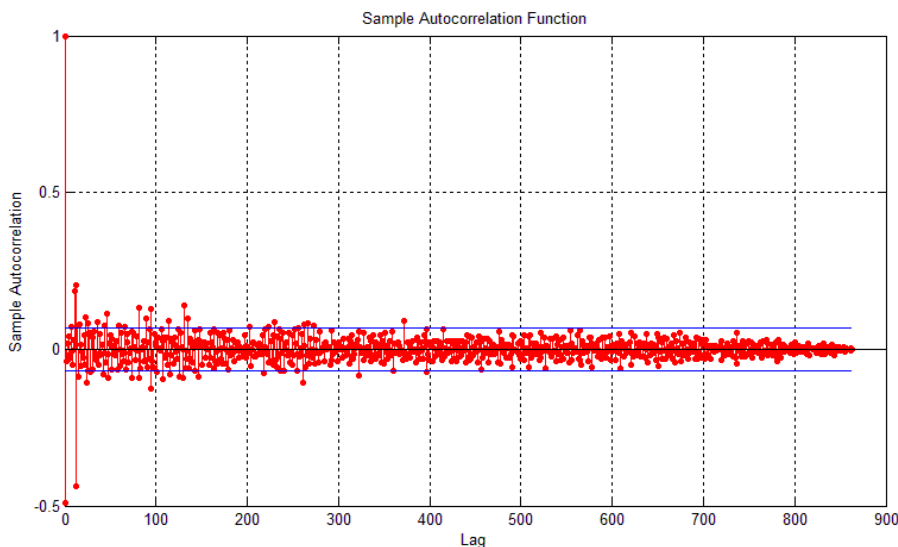
```
=====  
LS(DERIV=AA) E C MA(1) MA(11) MA(12)  
MA(13) AR(1)MA(2) AR(12)AR(13) AR(24)
```

Estimation Equation:

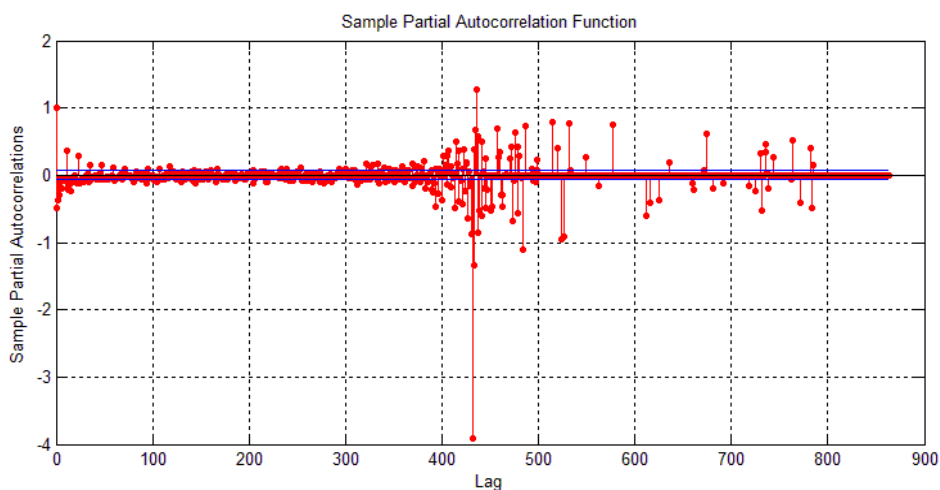
```
=====  
E = C(1) +  
[MA(1)=C(2),MA(11)=C(3),MA(12)=C(4),MA(13)=C(5),  
AR(1)=C(6),AR(2)=C(7),AR(12)=C(8),AR(13)=C(9),  
AR(24)=C(10),INITMA=1940M02 ,ESTSMPL="1940M02 2010M12"]
```

Substituted Coefficients:

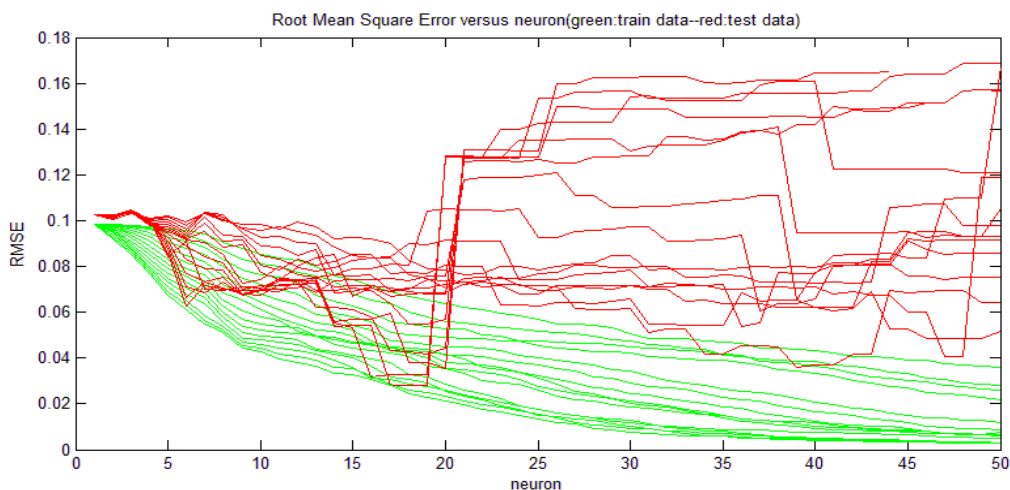
```
=====  
E = -0.0281423988391 + [MA(1) = -0.460619913017,  
MA(11)=-0.0659685205117,MA(12)=-0.413602279858,  
MA(13)=-0.32121930164,AR(1)=-0.419607850174,  
AR(2)=-0.331931966714,AR(12)=-0.367411458046,  
AR(13)=0.28407776382,AR(24)=-0.245360624007,  
INITMA=1940M02,ESTSMPL="1940M02 2010M12"]
```



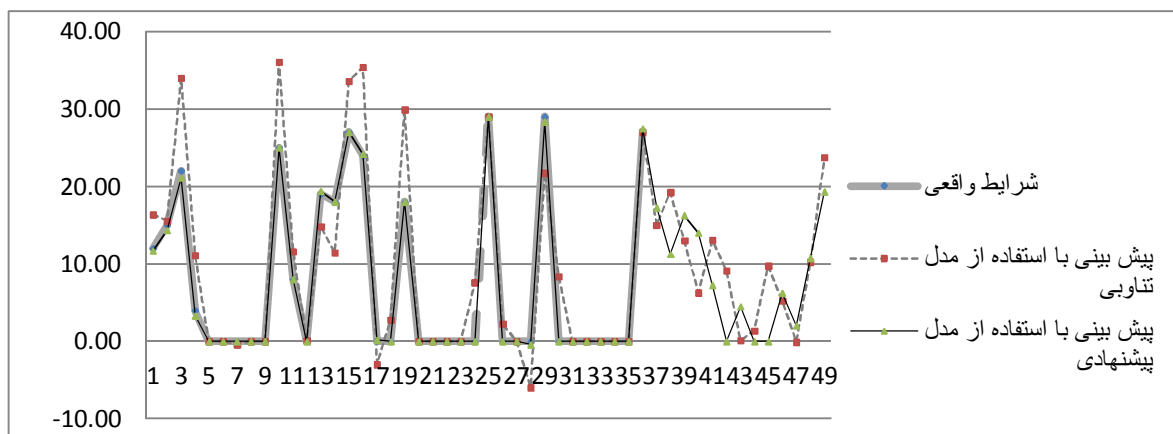
شکل ۵: خود همبستگی داده‌های فصلی زدایی شده یکپارچه



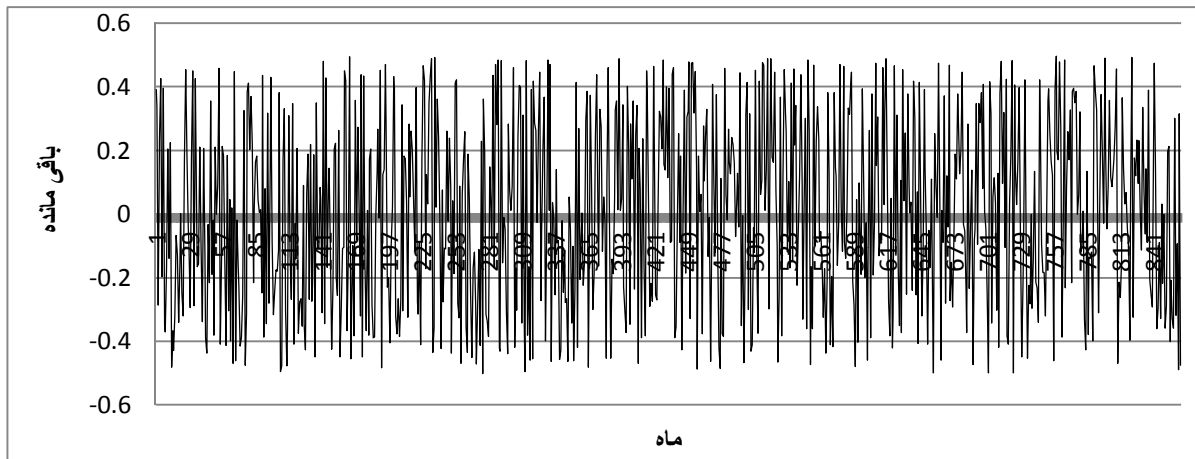
شکل ۶: خود همبستگی جزئی داده‌های فصلی زدایی شده یکپارچه



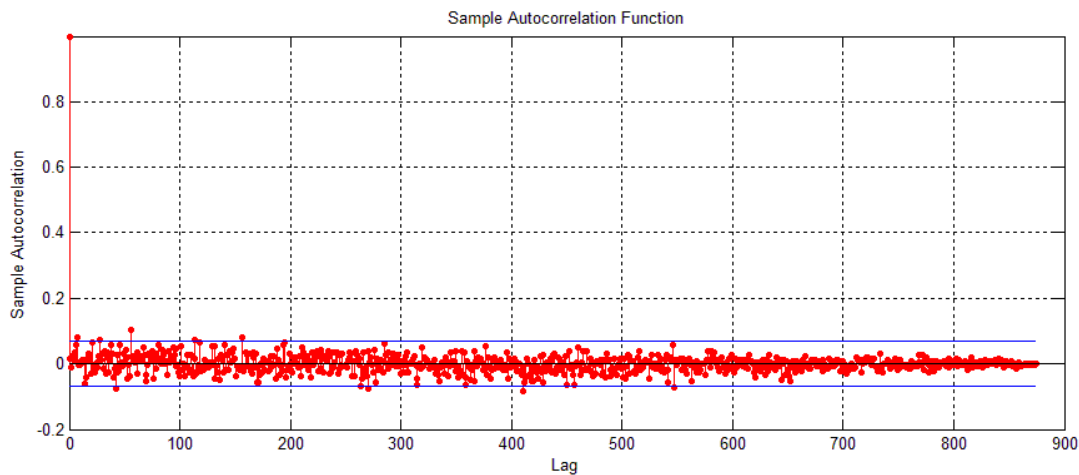
شکل ۷: آموزش شبکه نرو - فازی خطی محلی با الگوریتم آموزش LoLiMot



شکل ۸: مقایسه مدل پیشنهادی و مدل تناوبی با شرایط واقعی



شکل ۹: باقیمانده‌های مدل پیشنهادی



شکل ۱۰: خود همبستگی باقیمانده‌های مدل پیشنهادی

جدول ۴: مقایسه روش پیشنهادی با روش تناوبی

داده‌های آزمون				داده‌های آموزش				معیار
R	MAE	MAPE	RMSE	R	MAE	MAPE	RMSE	
۰/۹۹۹۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۹۸۵۹	۰/۰۴۴۳	۰/۰۵۴۳	۰/۰۲۱۹	مدل پیشنهادی
۰/۸۱۳۳	۰/۴۸۹۲	۳۷/۲۲۱	۳/۰۷۷۵	۰/۸۲۳۳	۰/۴۵۳۳	۴۴/۳۲۴	۲/۹۶۴۱	مدل تناوبی

شده است.

از میان این شبکه‌ها، با توجه به معیار خطای RMSE شبکه دارای ۱۷ نرون در سطح اعتبار گوسی ۲,۲۵ با معیار خطای $RMSE=0.0219$ و $MAE=0.0443$ و $MAPE=0.0543$ و $R=0.98599$ بهترین شبکه مشاهده شده است.

گام دوم روش پیشنهادی تحلیل باقیمانده‌ها با استفاده از شبکه نرو - فازی خطی - محلی است. در این مرحله، شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی با الگوریتم آموزش LoLiMot در سطح اعتبار گوسی‌های از ۰/۱ تا ۵ با گام ۰/۱ دارای یک لایه ورودی با ۹ نرون، یک لایه پنهان با ۲ تا ۷۰ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون آموزش داده شده‌اند. نتایج حاصله در شکل (۶) نشان داده

بحث

$$P_t = a_1 + a_2 \sin(a_3 P_{t-3}) \cos(a_4 P_{t-3}) + a_5 \sin(a_6 P_{t-2}) \cos(a_7 P_{t-2}) + a_8 \sin(a_9 P_{t-1}) \cos(a_{10} P_{t-1}) + a_{11} \sin(a_{12} P_{S_{t-1}}) \cos(a_{13} P_{S_{t-1}})$$

(۱۰)

جدول (۴) به مقایسه روش پیشنهادی با روش تناوبی پرداخته است. نتایج، نشان‌دهنده دقت بسیار بالاتر مدل پیشنهادی است.

شکل (۸) نیز مقایسه‌ای از پیش‌بینی با استفاده از مدل پیشنهادی و مدل تناوبی در ۴۸ دوره آخر و همچنین شرایط واقعی در ۳۶ دوره آخر است. این نمودار به خوبی نمایش‌دهنده دقت بسیار بالای مدل پیشنهادی است.

شکل (۹)، نشان‌دهنده باقیمانده‌ها و شکل (۱۰) نشان از خودهمبستگی باقیمانده‌های مدل پیشنهادی دارد. این دو نمودار، به خوبی، نبود ارتباط در باقیمانده‌ها را تأیید کرده و در نتیجه اعتبار مدل نیز تأیید می‌شود. با توجه به دقت بسیار بالا، این مدل می‌تواند راهگشای محققان در انجام تحقیقات بعدی باشد. استفاده از این مدل برای پیش‌بینی دیگر مدل‌های به شدت غیرخطی و همچنین سری‌های زمانی که پیش‌بینی آن‌ها با استفاده از روش‌های متداول بسیار مشکل است، مناسب به نظر می‌رسد.

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی دقیق شرایط اقلیمی، برای ایجاد آمادگی در راستای مقابله با بحران‌های احتمالی و همچنین بهره‌برداری از منابع و نیز برنامه‌ریزی اجرای فعالیت‌ها در آینده، اهمیت بسیاری دارد. در این پژوهش، مدلی ترکیبی با استفاده از شبکه‌های نرو - فازی خطی - محلی و میانگین متحرک خودگردان فصلی ارائه شد. این رویکرد دو مرحله‌ای، شامل پیش‌بینی ابتدایی مدل با استفاده از ARIMA و تحلیل باقیمانده‌ها با استفاده از شبکه عصبی است.

مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از میزان بارش در ایستگاه سینپتیک شهر زابل آموزش

با توجه به معیار خطای مشاهده شده از نتایج حاصل از مدل پیشنهادی، کارایی مدل مورد تأیید است. برای بررسی این مدل از چهار معیار خطا به شرح روابط (۶) تا (۹) استفاده شده است.

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{p_i - \hat{p}_i}{p_i} \right| \quad (۶)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i - \hat{p}_i| \quad (۷)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \hat{p}_i)^2} \quad (۸)$$

$$R = \frac{\sum (p_i - \bar{p}_i)(\hat{p}_i - \bar{\hat{p}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p}_i)^2 \sum_{i=1}^N (\hat{p}_i - \bar{\hat{p}}_i)^2}} \quad (۹)$$

برای بررسی دقیق‌تر، نتایج حاصله با مدل تناوبی سینوسی - کسینوسی مقایسه شده است. از آنجایی که ماهیت بارندگی نسبت به زمان، به شکل تناوبی تغییر می‌کند، می‌توان بارندگی را تابعی از زمان دانست. به همین دلیل استفاده از توابع تناوبی با استفاده از داده‌های ماه‌های گذشته برای مدل کردن میزان بارش در پژوهش‌های متعددی به اثبات رسیده است [۱۳]. یکی از بهترین مدل‌ها به منظور بررسی مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر بارندگی از توابع تناوبی و میزان بارندگی از ماه‌های گذشته، به صورت رابطه (۱۰) است.

فرض کنید:

$$P_{t-3}, P_{t-2}, P_{t-1} : \text{میزان بارندگی یک، دو و سه ماه}$$

قبل

$$P_{S_{t-1}} : \text{میزان بارندگی یک فصل قبل}$$

$$a_1, a_2, \dots, a_{13} : \text{ضرایب مدل}$$

تقدیر و تشکر

مؤلفان بر خود لازم می‌دانند از مساعدت‌های ارزنده جناب آقای دکتر جعفر رزمی کمال تشکر و قدردانی را به عمل آورند.

داده شد و شرایط بعدی مورد پیش‌بینی قرار گرفت. نتایج حاصل از این مدل، در مقایسه با سایر مدل‌ها، نشان از دقت و کارایی بسیار بالای این مدل در پیش‌بینی میزان بارندگی است.

مراجع

- 1- Petit, R. A. Humberto, Ruiloba, M. Bressani, R. Barnola, J.-M. Basile, I. Bender, M. Chappellaz, J. Davis M. et al. (1999). "Climate and atmospheric history of the past 420,000 years from the Vostok ice core, Antarctica." *Nature*, Vol. 399, No. 1, PP. 429-436.
- 2- Stern, N. (2006). "Report's Stark Warning on Climate." Landon: British Broadcasting Corporation.
- 3- Babai, M. Z., Ali, M. M., Boylan, J. E. and Syntetos, A. A. (2011). "Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA (0, 1, 1) demand: Theory and empirical analysis." *International Journal of Production Economics*, Vol. 143, No. 2, PP. 463-471.
- 4- Rusamee, N. (1999). "Forecasting of Rainfall for Corp Modeling Plan in Northeast Thailand." Master Thesis, Chulalongkorn University.
- 5- Weesakul, U. (2005). "Rainfall Forecasting for Agriculture Water Allocation Planning in Thailand." *International Journal of science and technology*, Vol. 10, No. 3, PP. 18-27.
- 6- Somvanshi, V. K. Pandey, O. P. Agrawal, P. K. Kalanker, N. V. Prakash, M. R. Chand, R. (2006). "Modeling and Prediction of Rainfall Using Artificial Neural Network and ARIMA Techniques." *Journal of Indian Geophysical Union*, Vol. 10, No. 2, PP. 141-151.
- 7- Vamsidhar, E. Varma, K. V. S. R. P. Rao, P. S. Satapati, R. (2010). "Prediction of Rainfall Using Back Propagation Neural Network Model." *International Journal on Computer and Engineering*, Vol. 2, No. 4, PP. 1119-1121.
- 8- Harris, C., Hong, X. and Gan, Q. "Adaptive Modeling, Estimation and Fusion from Data: A Neuro-Fuzzy Approach." Verlag Berlin Heidelberg New York: Springer, 2002.
- 9- Nelles, O. And Isermann, R. (1996). "Basis Function Network for interpolation of local linear model." *Proceeding of IEEE Conference on Decision and Control*, Kobe, Japan, PP. 470-475.
- 10- Nelles, O., Sineel, S. and Isermann, R. (1996). "Local Basis Function Networks." UKACC International Conference on Control, 2-5 September.
- 11- Nelles, O. (2001). "Nonlinear System Identification." Springer, Berlin, Germany.
- 12- <http://www.sbmet.ir/spSBMet/default.aspx?page=Document&app=Documents&docId=11719>
- 13- Eyvazi, m. and Mosaedi, A. (2011) "Compering and Forecasting monthly Raining Based on Nonlinear Functions and ARMA Time Series in NaharKhoran Synoptic Station." 2nd Water Supplies Management Conference, Kerman.

واژه‌های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

- 1- Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)
- 2- Auto Regressive Moving Average (ARMA)
- 3- BOX JENKINS
- 4- Locally Linear Model
- 5- Locally Linear Model Tree
- 6- Weighted Least Square