

علمی - تخصصی

پیش‌بینی بارش روزانه با استفاده از روش شبکه عصبی Deep ESN و بر اساس

داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی استان هرمزگان

خاطره اصغری طاهرگورابی^۱، امیررجبی بهجت^۲، هدایت الله دلاکی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی و مهندسی، گروه کامپیوتر، واحد بندرعباس، دانشگاه آزاد اسلامی بندرعباس، ایران

۲- استادیار دانشکده فنی و مهندسی، واحد رفسنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، رفسنجان، ایران

۳- دانشجوی دکتری، دانشکده فنی و مهندسی، واحد بندرعباس، دانشگاه آزاد اسلامی، بندرعباس، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۲۶، پذیرش: ۱۴۰۰/۱۰/۰۴)

چکیده

در این پژوهش دقت مدل پیش‌بینی روزانه بارش توسط شبکه عصبی DeepESN و روش رگرسیون چندمتغیره خطی مورد مقایسه قرار گرفته است. در همین راستا داده‌های واقعی بارش و همچنین دیگر پارامترهای تأثیرگذار بر آن را با فاصله زمانی روزانه مربوط به ۳۰ سال گذشته از اداره تحقیقات هواشناسی استان هرمزگان دریافت و از طریق هردو روش فوق مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته‌اند. این داده‌ها مربوط به شهرهای بندرعباس، قشم و میناب بوده و به جهت نزدیکی شرایط آب و هوایی این سه شهر، داده‌ها قبل از ورود به شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره، میانگین‌سازی شده‌اند. پیاده‌سازی شبکه عصبی DeepESN در نرم‌افزار متلب و پیاده‌سازی روش رگرسیون چندمتغیره خطی در نرم‌افزار SPSS صورت پذیرفته است. در پایان نتایج نشان داد که مدل پیش‌بینی بارش روزانه مربوط به شبکه عصبی DeepESN نسبت به رگرسیون چندمتغیره خطی دارای مدل پیش‌بینی بهتری با استفاده از خروجی توابع ارزیابی بوده است.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی بارش روزانه، شبکه عصبی DeepESN، رگرسیون چندمتغیره خطی، توابع ارزیابی، رگرسیون همبستگی

۱- مقدمه

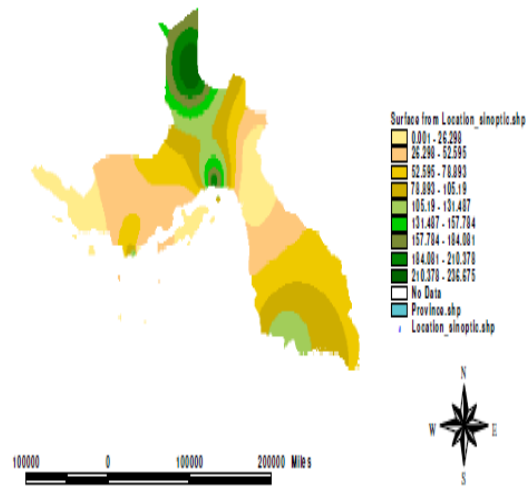
تأثیرگذار باشد، تعداد عوامل اصلی و مستقل که ارتباط نزدیک‌تری با پارامتر وابسته بارش دارند از طریق رگرسیون همبستگی [۱]، مشخص و پیش‌بینی‌ها تنها بر اساس پارامترهای مستقل دارای عدد وابستگی بالاتر در روش مدل‌سازی رگرسیون چند متغیره خطی در نرم‌افزار SPSS صورت پذیرفته است. داده‌های به‌کار گرفته شده شامل اطلاعات تجربی ۳۰ ساله ایستگاه‌های منتخب هواشناسی استان هرمزگان می‌باشند که مدل‌سازی تابع پیش‌بینی دما و بارش را با توجه به داده‌های واقعی در این بررسی، ارتقاء می‌دهد.

۲- روش تحقیق

از زمان ظهور روش‌های نرم‌افزاری و آماری پیش‌بینی خصوصیات آب و هوایی، تحقیقات و پیشرفت‌های فراوانی در این زمینه حاصل شده است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به روش تحلیل سری‌های زمانی به کمک شبکه عصبی عمیق برگشتی اشاره نمود. با توجه به موضوع و پیشینه موضوع، تعدادی از بررسی‌های صورت گرفته در چند سال اخیر و نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیقات به اختصار در این بخش آمده است.

پیش‌بینی پارامترهای هواشناسی، همواره یک موضوع مهم و کاربردی در علوم مرتبط با مدیریت منابع آبی، کشاورزی، مدیریت بحران و محیط‌زیست بوده است. امروزه با ظهور روش‌های نوین داده‌کاوی و بهره‌گیری از ساختارهای هوشمند رایانه‌ای مانند شبکه‌های عصبی، دقت این پیش‌بینی‌ها با پیشرفت زیادی همراه بوده است. بدین‌منظور ابتدا داده‌های تجربی مرتبط با پارامترهای هواشناسی که توسط تجهیزات مستقر در ایستگاه‌های هواشناسی بندرعباس، میناب و قشم به ثبت رسیده است را از سازمان تحقیقات هواشناسی دریافت و به‌صورت سری‌های زمانی روزانه مرتب شده‌اند. همچنین با الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی موردآنالیز قرار گرفته است. در مرحله بعد با علم به اینکه در مورد بارش پارامترهای مستقل متنوعی شامل دما، رطوبت، سرعت باد، جهت باد، ارتفاع از سطح دریا، طول و عرض جغرافیایی، فشار هوا، دمای میانگین، آب قابل بارش، دمای حداکثر، دمای حداقل، رطوبت ویژه جو، شاخص‌های ناپایداری، نسبت اختلاط و رطوبت کل سطح زمین می‌تواند

سه روش پیش‌بینی بارش را مورد مقایسه قرار دادند. این سه روش شامل همسایگی نزدیک‌ترین K (KNN)، شبکه عصبی مصنوعی ANN و ماشین یادگیری عمیق ELM بودند. پیش‌بینی بارش در بازه‌های زمانی فصلی با استفاده از داده‌های سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶ صورت پذیرفت، نهایتاً مشخص گردید که روش ELM کمترین خطای پیش‌بینی را باعث می‌شود. جینگ لین دو [۶] و یابان لیو، یک روش جدید بر اساس یادگیری عمیق پیشنهاد دادند. در این کار برای پیش‌بینی از شبکه باور عمیق استفاده گردید. نتایج نشان داد که در مقایسه با دیگرهای روش‌های پیش‌بینی، روش باور عمیق امکان‌سنجی و دقت بالاتری داشته است. شوفا لیو [۷] و چائو ژانگ، سری‌های زمانی را به بخش‌های مختلف قسمت‌بندی نموده و یک استاندارد برای بررسی داده‌ها به وجود آوردند. نتایج نشان داد که در موردی که سری‌های زمانی طولانی می‌باشد تفکیک این سری‌ها در حل به‌وسیله شبکه عصبی ارقام پیش‌بینی‌شده را به مقدار واقعی نزدیک‌تر کرده و خطای پیش‌بینی را کاهش داد. ژونگ وو [۸] و همکاران، به بررسی پیش‌بینی بارش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند که نتایج با ۵ الگوی متفاوت شامل آتلانتیک شرقی^۱، مشاهده آتلانتیک شمالی^۲، جنبش اقیانوس آرام^۳، اقیانوس شمالی/اقیانوس آرام^۴ و مدار شمالی آتلانتیک^۵ مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج خروجی از مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN نشان داد که در مقایسه با ۵ الگوی دیگر دارای خطای پیش‌بینی کمتری در رابطه با مقادیر بارشی بوده است. پورنیما [۹] و پاشپالاتا، یک روش بر اساس حافظه کوتاه ماندگار LSTM طبق شبکه عصبی برگشتی RNN به‌منظور پیش‌بینی بارش ارائه دادند. شبکه عصبی از طریق داده‌های استاندارد بارشی مورد تست و بررسی قرار گرفت. صحت نتایج از طریق تابع مربع میانگین ریشه RMSE سنجیده شده و محاسبات با نتایج حاصل از روش‌های ELM و میانگین حرکت پیوسته رگرسیون ARIMA، مورد مقایسه قرار گرفت. شبکه عصبی بازگشتی به همراه روش LSTM نسبت به روش‌های دیگر ذکرشده خطای کمتری را در پیش‌بینی به همراه داشتند. سحر هادی‌پور [۱۰] و احمد خیری، در بررسی خود یک مدل فیزیکی-تجربی ارائه دادند. در این تحقیق با استفاده از سه روش یادگیری ماشین ML، شامل مدل‌های ماشین جهت محور SVM، رندوم فارست RF و شبکه



شکل (۱): توزیع بارندگی در شهرهای استان هرمزگان در دوره آماری (۱۳۸۵-۱۳۵۶) [۱۷]

پابلو رومن [۱] و فرانسیسکو مارتینز، یک تحقیق در مورد کاربرد روش‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی سری‌های زمانی در مورد دما انجام دادند. نتایج نشان داد که استفاده از مدل‌های عمیق کارایی مطلوب‌تری داشته و نزدیکی رقم‌های پیش‌بینی‌شده به اعداد تجربی در این مدل بیشتر است.

امیلیسی هراندر [۲] و همکاران، یک ساختار بر اساس مدل یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بارش به‌صورت روزانه برای پیش‌بینی در روز بعد طرح‌ریزی کردند. این ساختار با دیگر مدل‌های پیشین مورد مقایسه قرار گرفت و مشخص گردید بهبود در ارقام پیش‌بینی‌شده در این مدل حاصل شده است. کی چنگ ژانگ [۳] و همکاران، با استفاده از الگوریتم ترکیبی برای بهبود روش‌های یادگیری ماشین و همچنین با ایجاد روش‌های متنوع در استفاده از شبکه عصبی و روش‌های رگرسیون، بررسی مرتبط با پیش‌بینی دما را انجام دادند. نتایج حاصله بهبود در نتایج پیش‌بینی را تأیید نمود. کرامر سام [۴]، در پایان‌نامه خود در رابطه با بهبود نتایج پیش‌بینی باران از دو روش زنجیره مارکوف و مدل پویسون نام برده که هر دو روش در پیش‌بینی بارش دارای نقطه‌ضعف‌هایی می‌باشند، به همین علت سری‌های زمانی غیرخطی و ناهمگون بارشی را به‌وسیله الگوریتم ژنتیک حل نمود و نتایج حاصله را با نتایج خروجی دو روش دیگر مورد مقایسه قرار داده است. همچنین در این تحقیق به عدم کارایی الگوریتم ژنتیک در مورد پارامترهای دما و باد به علت نوسانات زیاد اشاره شده است، اما در مقایسه با دو روش دیگر توانایی بهتری جهت پیش‌بینی بارش داشته است. یاناسن داش [۵] و ساروج میشر،

^۱EA

^۲NAO

^۳PDO

^۴EP/NP

^۵TNA

سازمان تحقیقات هواشناسی استان هرمزگان و بنا به درخواست این سازمان، در تحقیق انجام‌شده جهت بهبود و نوآوری در کارهای تحقیقاتی صورت گرفته و به این دلیل که تاکنون مقایسه‌ای بین روش رگرسیون چندمتغیره خطی و شبکه عصبی عمیق حالت اکو صورت نپذیرفته است، مدل‌های پیش‌بینی روزانه بارش با توجه به اطلاعات ۳۰ ساله دریافتی از ایستگاه‌های منتخب سینوپتیک استان هرمزگان و توسط روش‌های رگرسیون چند متغیره خطی در نرم‌افزار SPSS و شبکه عصبی عمیق برگشتی DeepESN در نرم‌افزار متلب، به‌دست آمده و دقت پیش‌بینی دو مدل به کمک توابع ارزیابی مورد مقایسه قرار خواهد گرفت.

۲-۱- نوع پژوهش

در مطالعه حاضر که هدف اصلی از انجام آن، بالا بردن دقت پیش‌بینی بارش در کارهای تحقیقاتی مرتبط با شرایط آب و هوایی استان هرمزگان می‌باشد، از داده‌های تجربی برداشتی ایستگاه‌های هواشناسی و مطالعه مقالات مرتبط پیشین و همچنین نرم‌افزاری SPSS و Matlab بهره گرفته شده است.

۲-۲- جامعه و نمونه آماری

نمونه آماری در بررسی داده‌های هواشناسی استان هرمزگان که شامل اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی شهرهای بندرعباس، میناب قشم می‌باشد، این مجموعه طوری انتخاب شده که اطلاعات این شهرها دارای شباهت و نزدیکی در روزهای مختلف سال باشند لذا این داده‌ها مربوط به ایستگاه‌های هواشناسی سه شهر هم‌جوار بندرعباس، قشم و میناب انتخاب شده است، همچنین حجم نمونه و داده‌های هواشناسی استفاده شده به جهت بالا بردن هرچه بیشتر دقت مدل، مربوط به کل داده‌های ۳۰ ساله گذشته مربوط به ایستگاه‌های هواشناسی سه شهر فوق می‌باشد.

۲-۳- اعتبار سنجی نتایج پژوهش

اعتبارسنجی به این سوال پاسخ می‌دهد که مدل به‌دست‌آمده از طریق روش‌های شبکه عصبی تا چه حد، ویژگی‌های مورد نظر را شبیه‌سازی می‌کند. جهت آزمون دو مدل پیش‌بینی و مقایسه دقت آن دو، بازه زمانی بیست درصد به‌عنوان داده‌های تست را به‌وسیله مدل پیش‌بینی و با اعداد واقعی دریافتی که به‌عنوان داده‌های تست منظور کرده‌ایم مقایسه می‌کنیم. در این مرحله به کمک توابع میانگین خطای مطلق MAE (Mean Absolute Error) و جذر میانگین مربعات خطا RMSE (Root Mean Square)

عصبی بایسین BANN پیش‌بینی‌های سری‌های زمانی انجام و ارقام حاصله مورد مقایسه قرار گرفت. پس از مقایسه بهتر بودن مدل BANN در پیش‌بینی‌های بارشی نسبت به دو مدل دیگر به اثبات رسید که نشان‌دهنده دقت بالاتر روش بایسین در انواع سری‌های زمانی بلندمدت می‌باشد. میلایاله یاش وانت [۱۱]، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون خطی چندگانه، رگرسیون RF و رگرسیون آدابوست به بررسی مساله پیش‌بینی بارش پرداخته‌اند که تنوع در مدل‌ها باعث دقت بیشتر در بررسی نتایج با استفاده از روش‌های داده‌کاوی شد و مقایسه ارقام پیش‌بینی برای داده‌های بارشی بهتر بودن روش رگرسیون خطی چندگانه را مشخص نمود. دونگ تران آن [۱۲] و تان دوک دانگ، یک مدل دوگانه جدید برای پیش‌بینی ماهانه بارندگی به‌صورت ترکیب با دو روش پیش‌فرآیندی شامل تفکیک فصلی و تبدیل جزئی کوچک و دو روش شبکه عصبی پیش‌رو شامل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی مصنوعی فصلی به‌دست آوردند. نتایج حاصل از پیش‌بینی به روش‌های ترکیبی مختلف نشان داد که هر دو مدل تفکیک فصلی و تبدیل جزئی به‌صورت ترکیب با مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به طرز مطلوبی مسائل دارای سری‌های زمانی غیرخطی و ناپایدار از قبیل ارقام مرتبط با پیش‌بینی را شبیه‌سازی کند. بین وانگ [۱۳] و ژو لی، یک روش داده‌کاوی طراحی کردند که با ساز و کار تمرکز بر اطلاعات یادگیری ماشین از طریق داده‌های مرتبط با سابقه آب و هوایی، بهینه‌سازی نتایج پیش‌بینی صورت می‌پذیرد. در این روش مساله پیش‌بینی بارش به‌عنوان یک مساله یادگیری عمیق و به‌وسیله تابع زیان خطای احتمالی لگاریتمی NLE، ریشه‌یابی و تشریح شده است. نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با داده‌های تجربی نشان داد که تابع زیان NLE در مقایسه با دیگر توابع تخمین خطا شامل مربع خطای ریشه MSE و میانگین خطای ریشه MAE نتایج را به مقدار ۴۷/۷۹ درصد بهبود می‌بخشد که دستاوردی برجسته در فرآیند داده‌کاوی به شمار می‌آید. منگ هوا یین [۱۴] و دینگ وی لیو، از الگوریتم‌های شبکه حالت اکو ESN و شبکه حالت اکوی عمیق DeepESN برای آنالیز داده‌های زمانی هواشناسی از سال ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۴ استفاده کردند. نتایج نشان داد که استفاده از الگوریتم شبکه عصبی حالت اکوی عمیق بهتر از الگوریتم شبکه حالت اکو می‌باشد و دقت پیش‌بینی بارش در روش شبکه حالت عمیق می‌تواند بهبود یابد. تمامی کارهای تحقیقاتی صورت گرفته در جهت بهبود پیش‌بینی پارامترهای آب‌وهوایی از طریق مقایسه دو یا چند روش بوده است. لذا با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده در

شبکه عصبی DeepESN یک حالت خاص از شبکه‌های عصبی برگشتی است که خصوصیات اصلی آن در ادامه شرح داده شده است:

- شبکه شامل لایه ورودی، لایه مخفی (مخزن) و لایه خروجی می‌باشد.
- وزن میان لایه ورودی و لایه مخفی W_{in} و وزن میان لایه‌های مخفی W قابل آموزش نیستند. برای این وزن‌ها به‌وسیله استفاده از داده‌های تصادفی مناسب مقداردهی اولیه صورت می‌گیرد.
- تنها وزن‌های آموزش‌پذیر، وزن‌های لایه‌های خروجی است. این وزن‌ها به‌وسیله داده‌های فایبل ورودی خاص آموزش داده می‌شوند.
- ارتباط بین واحدهای مخفی بسیار کم است. (به‌طور معمول کمتر از ده درصد)
- لایه‌های مخفی یک الگوی غیرخطی برگشتی بی بعد یا تعبیه ورودی‌هایی که از طریق وزن‌های آموزش‌پذیر به خروجی دلخواه اتصال یافته‌اند را ایجاد می‌کنند.
- این امکان وجود دارد که مدل‌های پیش‌بینی مختلف به‌دست آمده به خروجی موردنظر ارتباط داده شوند.
- ثابت شده است که در روش‌های آموزش شبکه‌های عصبی برگشتی که تمامی وزن‌ها بهینه می‌گردند، وزن‌های خروجی تغییرات قابل ملاحظه‌ای می‌یابند. شبکه‌های عصبی نوع ESN این مزیت را دارند که از وزن‌های ثابت در ورودی و خروجی استفاده می‌کنند که باعث کاهش تعداد پارامترهای آموزش‌پذیر شبکه عصبی می‌شود.

۲-۵-۱- جزئیات شبکه عصبی ESN [۱۵]

در این قسمت عملکرد یک شبکه عصبی ESN مرحله به مرحله شرح داده می‌شود:

۱. ورودی به‌وسیله ماتریسی به ابعاد (V, T) نمایش داده می‌شود که T تعداد مراحل زمانی و V تعداد خصوصیات است. دیگر پارامترهای که شبکه را مشخص می‌کنند در زیر توضیح داده شده‌اند:

- اندازه حافظه N ، تعداد واحدها در لایه مخفی را تعیین می‌کند.
- پراکندگی اتصالات، کسری از ورودی‌های غیرصفر در ماتریس وزن لایه مخفی W را نشان می‌دهد.

۲. وزن‌های ورودی W_{in} به ابعاد $(N \times V)$ به‌وسیله نمونه‌گیری از توزیع دوجمله‌ای مقداردهی اولیه می‌شوند.

(Error)، نرمال جذر میانگین مربعات خطا (Normal Root Mean Square Error) و به‌دست آمده مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌دهیم. که معادلات مربوط به هر تابع طبق معادلات (۲ تا ۴) می‌باشد:

معادله (۱): تابع میانگین خطای مطلق MAE: [۱۳]

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |Rain_{obs} - Rain_{mod}| \quad (1)$$

معادله (۲): تابع جذر میانگین مربعات خطا RSME: [۱۳]

$$RMSE = (\sum |Rain_{obs} - Rain_{mod}| / N)^{1/2} \quad (2)$$

معادله (۳): تابع نرمال جذر میانگین مربعات خطا NRSME: [۱۳]

$$NRMSE = RMSE / (Y_{max} - Y_{min}) \quad (3)$$

- $Rain_{obs}$: مقادیر واقعی بارش

- $Rain_{mod}$: بارش پیش‌بینی شده توسط مدل

- Y_{max} : مقدار بیشینه بارش

- Y_{min} : مقدار کمینه بارش

- N : تعداد داده‌های تست

۲-۴- روش تجزیه و تحلیل اطلاعات

در ابتدا داده‌های به‌دست آمده با استفاده از اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک استان هرمزگان، از طریق از توابع نرمال‌سازی در نرم‌افزار متلب به شکل استاندارد و قابل ارجاع مرتب می‌شوند. سپس با استفاده از تابع رگرسیون همبستگی در نرم‌افزار SPSS عدم وابستگی متغیرهای مستقل با یکدیگر به اثبات می‌رسد، همچنین متغیرهای مستقل که بیشترین همبستگی را با متغیر وابسته دارند در این فرآیند مشخص و انتخاب می‌گردند. سپس متغیرهای مستقل و متغیر وابسته را در رگرسیون چندمتغیره در نرم‌افزار SPSS وارد کرده تا وزن‌های مرتبط با این متغیرها به‌دست آید. در نهایت با استفاده از داده‌های به‌دست آمده می‌توان مدل موردنظر جهت پیش‌بینی را استخراج کرد و با استفاده از ۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های تست مورد آزمون قرار دهیم.

در ادامه بررسی و روش دوم مدل‌سازی، شبکه عصبی عمیق حالت اکورا در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی می‌کنیم. سپس با استفاده از تعریف داده‌ها در این الگوریتم، مدل پیش‌بینی از طریق شبکه عصبی DeepESN به‌دست می‌آید. در این روش نیز ۲۰ درصد داده‌ها را به‌عنوان داده‌های تست را جهت اعتبار سنجی مدل مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲-۵- شبکه عصبی DeepESN [۱۵]

در رابطه بالا، متغیرهای x_1 تا x_p نقش متغیرهای مستقل را دارند. از طرفی متغیر y نیز متغیر وابسته است. در انتها نیز ε جمله خطای مدل رگرسیونی محسوب می‌شود. ضرایب β_1 تا β_p نیز ضرایب مدل رگرسیونی برای متغیرهای متناظر محسوب می‌شوند. البته توجه داشته باشید که منظور از β_0 مقدار ثابت یا متوسط کارایی متغیر وابسته بدون در نظر گرفتن هر یک از متغیرهای مستقل است.

۳- نتایج و بحث

در این مرحله تمامی نمودارها و نتایج به‌دست‌آمده در روش‌های شبکه عصبی DeepESN و رگرسیون چندمتغیره خطی در فرآیند پیش‌بینی مدل بارشی روزانه که در مراحل قبل به‌دست آمده، تشریح خواهند شد.

۳-۱- پیاده‌سازی DeepESN

داده‌های واقعی بارش مربوط به شهرهای بندرعباس، میناب و قشم از سایت اداره تحقیقات هواشناسی ایران دریافت و در بازه ۳۰ ساله و با فاصله روزانه مرتب‌سازی گردید.

با توجه به اختلاف بالای حداقل و حداکثر دیتاهای بارشی و به‌منظور تسهیل محاسبات این داده‌ها به‌وسیله کد نرمال‌سازی در نرم‌افزار متلب در بازه صفر و یک قرار گرفتند. همچنین در برنامه محاسباتی مقدار ۸۰ درصد داده‌های بارشی به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد این داده‌ها به‌عنوان داده‌های تست جهت صحت‌سنجی نتایج معرفی شد. پس حل برنامه نمودار مربوط به پیش‌بینی داده‌های تست و همچنین مقدار MSE مربوط به مقایسه داده‌های خروجی شبکه به شرح زیر به‌دست آمده است.

```
MSE = mse(output, tsY);
fprintf('Test error: %g\n', MSE);
MAE=mae(output, tsY);
fprintf('Test error: %g\n', MAE);
plot(1:length(output), output,
1:length(tsY), tsY);
legend('Output', 'Target');
```

```
>> rain_forecasting
```

```
MSE: 0.0054
```

```
MAE: 0.014
```

طبق ارقام به‌دست‌آمده می‌توان صحت‌سنجی نتایج را از طریق همپوشانی نمودار داده‌های خروجی شبکه و مقایسه نتایج

۳. وزن‌های لایه مخفی W ، با ابعاد $(N \times V)$ به‌وسیله نمونه‌گیری تصادفی توزیع یک شکل با تراکم داده شده، تولید می‌شوند. تراکم پارامتری است که مقدار پراکندگی را تنظیم می‌کند.

۴. نماد حالت ابعادی x_k ، به‌عنوان یک تابع غیرخطی (به‌طور معمول \tanh) مجموع ورودی‌ها در بازه زمانی جاری محاسبه k محاسبه می‌گردد، که معادل با ضرب (s_k) در وزن ورودی و ضرب X_{k-1} در ماتریس وزن لایه مخفی W محاسبه می‌باشد.

$$a_k = W X_{k-1} + W_{in} s_k \quad (4)$$

$$x_k = \Phi \square(a_k) \quad (5)$$

تابع فعال‌سازی Φ می‌تواند یکی از حالت‌های زیر باشد:

- تابع همانی برای شبکه‌های خطی
- تابع تانزانت هیپربولیک \tanh

۵. یک نماد از ماتریس ورودی به‌وسیله لایه مخفی ایجاد می‌شود. این نماد می‌تواند به شکل یک ماتریس از مراحل محاسبه شده یا متوسط تمام مراحل و یا مقدار نهایی مرحله x_k ایجاد می‌گردد.

۶. این پارمترها به خروجی دلخواه اتصال داده می‌شوند، بستگی به کاربرد شبکه عصبی یا دیگر انواع پیش‌بینی کننده‌ها که به‌وسیله فایل ورودی خاص موردنظر آموزش داده می‌شوند.

$$y_k = W_{out} x_k \quad (6)$$

۲-۶- رگرسیون و انواع آن [۱۶]

رگرسیون خطی یکی از روش‌های پیچیده آماری برای داده‌هایی است که معمولاً در سطح سنجش فاصله‌ای می‌باشند. رگرسیون خطی به دو صورت رگرسیون خطی ساده و رگرسیون خطی چند متغیره مطرح می‌گردد. رگرسیون خطی ساده به پیش‌بینی مقدار یک متغیر وابسته بر اساس مقدار یک متغیر مستقل می‌پردازد. اما رگرسیون چند متغیره روشی است برای تحلیل مشارکت جمعی و فردی دو یا چند متغیر مستقل (X_i) در تغییرات یک متغیر وابسته (Y) .

رابطه (۷): رگرسیون چند متغیره خطی

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon_y \quad (7)$$

داشته و از پارامترهای دیگر مستقل باشند مورد بررسی قرار می‌گیرد به این صورت که دو به دو همبستگی آن‌ها نسبت به هم سنجیده می‌گردد در صورتی که آن دو پارامتر نسبت به هم مستقل باشند، عدد پیرسون آن دو نزدیک به صفر می‌گردد و در حالتی که عدد پیرسون آن دو پارامتر نزدیک به یک باشد آن دو پارامتر با هم در یک رابطه رگرسیونی به‌عنوان پارامترهای وابسته به حساب می‌آیند. طبق ارقام به‌دست‌آمده از جدول فوق و با نظر به اینکه نباید عدد تصحیح پیرسون پارامترها نزدیک به یک باشد و همچنین ضریب اطمینان عدد پیرسون توسط عدد sig تأیید گردد نیاز است عدد تصحیح پیرسون با *# مشخص گردد. با توجه به داده‌های به‌دست‌آمده خروجی رگرسیون همبستگی می‌توان U_m, P_m, t_{max} که به ترتیب دمای ماکزیمم روزانه، فشار کمینه روزانه، سرعت کمینه باد می‌باشند، را به‌عنوان داده‌های مستقل جهت پیش‌بینی بارش انتخاب نمود. سپس توسط رگرسیون چند متغیره خطی در نرم‌افزار SPSS وزن‌های این پارامترهای مستقل نسبت به پارامتر بارش روزانه با کمک داده‌های ۳۰ ساله آموزش داده شده و سپس درستی پیش‌بینی خروجی رگرسیون چندمتغیره خطی در رابطه با بارش روزانه مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

در حل تابع بارش از طریق رگرسیون چندمتغیره برای توابع ارزیابی نتایج زیر به‌دست آمده‌اند.

MAE: 0/۳۰۱۸۴۶

MSE: ۰/۶۵۰۰۷۵

RMSE: 0/۸۰۶۲۷۲

NRMSE: ۰/۰۰۶۲۹۹

با توجه به مقادیر جدول (۱) مربوط به توابع ارزیابی دو روش برای توابع ارزیابی می‌توان دقت شبکه عصبی DeepESN نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره در پیش‌بینی بارش روزانه را مشاهده نمود.

جدول (۱): مقایسه توابع ارزیابی بارش

مقادیر توابع ارزیابی مدل بارش در رگرسیون		مقادیر توابع ارزیابی مدل بارش در شبکه عصبی	
MAE	۰/۳۰۱۸۴۶	MAE	۰/۰۱۴
MSE	۰/۶۵۰۰۷۵	MSE	۰/۰۰۵۴
RMSE	۰/۸۰۶۲۷۲	RMSE	۰/۰۷۳۶۸
NRMSE	۰/۰۰۶۲۹۹	NRMSE	۰/۰۰۰۵۷۴۹۷

به‌دست‌آمده از توابع ارزیابی مورد بررسی قرار داد.

با توجه به شکل (۲) که داده‌های تست به روشن و خروجی‌های شبکه به رنگ تیره آمده‌اند، می‌توان دید که داده‌های خروجی شبکه به خوبی تغییرات نوسانی داده‌های تست را دنبال می‌کنند، تنها در نقاط ماکزیمم که این داده‌ها دارای جهش هستند در بعضی موارد جهش داده‌های خروجی شبکه کمتر می‌باشد. همچنین جهت صحت سنجی نتایج می‌توان به اعداد ارزیابی خطا شامل MAE, MSE, RMSE و NRMSE مراجعه و مقادیر آن‌ها را تحلیل نمود. طبق محاسبات صورت گرفته در فصل چهارم این ارقام برای پیش‌بینی بارش روزانه به شرح ذیل به‌دست آمده‌اند.

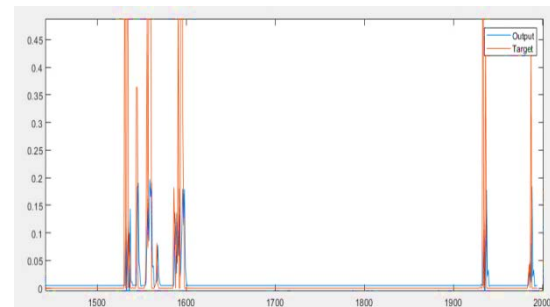
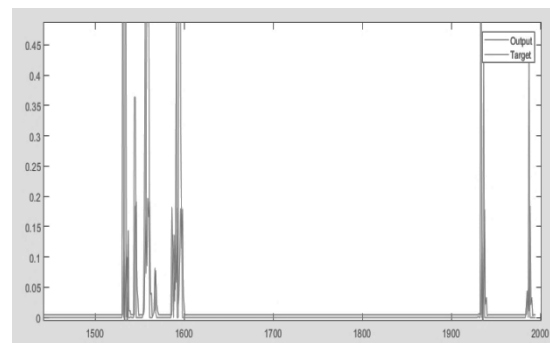
MAE: ۰/۰۱۴

MSE: ۰/۰۰۵۴

RMSE : ۰/۰۷۳۶۸

NRMSE: ۰/۰۰۰۵۷۴۹۷

با توجه به ارقام به‌دست‌آمده برای توابع ارزیابی دقت و همگرایی مدل پیش‌بینی به‌دست‌آمده در این مرحله مشخص می‌گردد.



شکل (۲): همپوشانی داده‌های تست و خروجی شبکه

۳-۲- تحلیل نتایج رگرسیون چندمتغیره در پیش‌بینی بارش روزانه

در این روش پارامترهایی که وابستگی بیشتری به پارامتر بارش

۴- نتیجه‌گیری

- [10] Sahar. Hadi Pour, Ahmad. Khairi Abd Wahab, "Physical-Empirical Models for Prediction Seasonal Rainfall Extreme of Peninsular Malaysia", Pre-proof, 2019.(In Persian)
- [11] Mylaplalle. Yashwanth, Palla. Ratna Sai Kumar, "Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Rainfall Prediction", Trend Scientific in Research and Development, 2019.
- [12] Duong. Tran Anh, Thanh. Duc Dang, "Improved Rainfall Prediction Using Combined Pre-Processing Methods and Feed-Forward Neural Networks", Multidisciplinary Scientific Journal, 2019.
- [13] Bin. Wang, Jie. Lu, Zheng. Yan, " Deep Uncertainly Quantification: A Machine Learning Approach For Weather Forecasting", Applied Data Science Track Paper, 2019.
- [14] Meng-Hua. Yen, Ding-Wei. liu, Yi-Chia. Hsin, Chu-En Lin, Chii-Chang. Chen, "Application of the Deep Learning For the Prediction Rainfall in Southern Taiwan", Nature search, 2019.
- [15] Yoanchao, Xu, "A Review of Machine Learning With Echo State Network", 2020 .
- [16] Karam. Habibi pour, Reza. Safari Shali, "Comperhensive Guid to survey Research", Section 2, Page 29-30, 1395.(In Persian)
- [17] <http://www.hormozganmet.ir/>, 2020.

داشتن یک مدل پیش‌بینی پارامترهای هواشناسی قابل اطمینان، می‌تواند یک سازمان را در گرفتن بهترین تصمیمات برنامه‌ریزی و جلوگیری از حوادث طبیعی یاری رساند. لذا نیاز است در آزمون ارزیابی، مدل به‌دست‌آمده خطای کمتری نسبت به دیگر مدل‌ها داشته باشیم. طبق نتایج به‌دست‌آمده در رابطه با مقادیر توابع ارزیابی درج‌شده در جدول ()مدل‌های پیش‌بینی بارش و دمای روزانه می‌توان اطمینان حاصل نمود که روش شبکه عصبی DeepESN دارای دقت بیشتری نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره در پیش‌بینی این پارامتر می‌باشد و از آن به‌عنوان یک مدل قابل اطمینان جهت اخذ تصمیمات مرتبط با مسائل مرتبط و تحت تأثیر علوم هواشناسی بهره گرفت.

۵- مراجع

- [1] Pablo. Romeo, Francisco. Zamora, "Time-series Forecasting of Indoor Temperature Using Pre-trained Deep Neural Network", Springer, 2013.
- [2] Emily Juliana Hernandez, Victor Sanches Anguix, "Rainfall Prediction: A Deep Learning Approach", Research Gate, 2016.
- [3] Keicheng. Zhang, Akhil. Guliani, "Machine Learning-Based Temperature Prediction For Run-Time Thermal Management Across System Components", IEEE, 2016.
- [4] Cramer, Sam, "New Genetic Programming Methods for Rainfall Prediction of Kent", 2017.
- [5] Yajnaseni. Dash, Saroj K. Mishra, Bijaya. K, Panigrahi, "Rainfall Prediction for the Kerala State of India Using Artificial Intelligence Approaches", Elsevier, 2018.
- [6] Jinglin. Du, Yayun. Liu, "Study of Precipitation Forecast Based on Deep Belief Networks", Algorithms, 2018.
- [7] Xuefei. Liu, Chao. Zhang, "Application of Temperature Prediction Based on Neural Network in Instruction Detection of IoT", Wiley, 2018.
- [8] Jeongwoo. Lee, Chul-Gyum. Kim, "Application of Artificial Neural Networks to Rainfall Forecasting in the Geum River Basin Korea", Water, 2018.
- [9] S. Poornima and M. Pushpalatha, "Prediction of Rainfall Using Intensified LSTM Based Recurrent Neural Network With Weighted Linear Units", Atmosphere, 2019.

Daily Rainfall Forecasting with Deep ESN Neural Network Based on Experimental Data from Meteorological Station in Hormozgan Province

Kh. Asghari Tahergorabei, A. Rajabi Behjat^{*}, H. Dallaki

Engineering Faculty, Bandar Abbas Branch, Islamic Azad University, Bandar Abbas, Iran.

Abstract

In this study, the daily rain prediction accuracies of two methods namely the DeepESN neural network and the linear multivariate regression have been compared. For this purpose, the actual daily data for rain and other affective parameters for a period of thirty years have been obtained from the Hormozgan Meteorological Research Institute and analyzed by the two mentioned methods. This data is from Bandar Abbas, Minab, and Qeshm cities, and because of the proximity of these cities the data have been averaged before being input to the DeepESN neural network and linear multivariate regression methods. The DeepESN neural network and the linear multivariate regression method have been implemented in Matlab and SPSS respectively. The final results show that the daily rain forecast model in the DeepESN neural network using estimation functions has higher accuracy compared with the model produced with linear multivariate regression.

Keywords: Daily Rainfall Forecasting, Deepesn Neural Network, Linear Multivariate Regression, Estimation Functions, Correlated Regression.

^{*} Corresponding author E-mail: a_rajabii@yahoo.com