

کاربرد سیگنال‌های اقلیمی در پیش‌بینی تبخیر در غرب ایران

عنایت اله رحمتی^۱ دکتر مجید منتظری^۲، دکتر امیر گندمکار^۳، دکتر مهران لشنی زند^۴

۱- دانشجوی دکتری اقلیم‌شناسی دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

۲- استادیار گروه جغرافیا دانشگاه اصفهان

۳- استادیار گروه جغرافیا دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

۴- عضو هیئت علمی مرکز تحقیقات کشاورزی لرستان

چکیده

تبخیر یکی از متغیرهای اقلیمی است که پیش‌بینی آن نقش مهمی در برنامه ریزیهای مربوط به آب دارد. با توجه به بالا بودن نسبی میزان بارندگی در مناطق غرب ایران، آگاهی از میزان تبخیر برای مدیریت درست آب در این مناطق ضروری می‌باشد. از عوامل اثرگذار بر میزان تبخیر، سیگنال‌های اقلیمی می‌باشند که توجه به نقش آنها پیش‌بینی تبخیر را ممکن می‌کند. با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی تبخیر بر اساس این سیگنال‌ها اقدام شده که آمار مربوط به تبخیر از تشت در ۳ ایستگاه سینوپتیک با حداقل ۲۰ سال آمار ماهانه و نیز مهمترین سیگنال‌های اقلیمی با نرم افزار نروسولوشن (Neurosolution) تجزیه و تحلیل شده است. نتایج پژوهش نشان دهنده آن است که مهمترین سیگنال‌های مرتبط با تبخیر در منطقه شامل: Nina3، Nina1، SW Monsoon، Mei و Nina4 می‌باشد. مقایسه داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و خروجی شبکه عصبی، همبستگی بالا بین این داده را نشان می‌دهد. به گونه‌ای که میزان این همبستگی در ایستگاه کرمانشاه ۷۱ درصد، همدان ۸۲ درصد و سنندج ۸۰ درصد است. با در نظر گرفتن خروجی شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های مربوط به سیگنال‌های اقلیمی، میتوان با دقت بالایی ۹۷ درصد به پیش‌بینی تبخیر در منطقه مورد پژوهش اقدام نمود.

کلید واژه‌ها: مدیریت آب، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه‌سازی، ماتریس همبستگی، متغیرهای اقلیمی.

مقدمه

بررسی‌های صورت گرفته نشان دهنده آن است که اقلیم کره زمین به عنوان یک سامانه دینامیک، در حال دگرگونی است. پارامترهای تشکیل دهنده این سامانه بسیار زیاد بوده که در طی زمان، این پارامترها دچار دگرگونی می‌شوند. همچنین عناصر اقلیمی دارای روابط دو سویه بوده و از یکدیگر تاثیر متقابل می‌پذیرند. یکی از پارامترهای این سامانه، تبخیر می‌باشد که در مطالعات هیدرولوژیک از اهمیت زیادی برخوردار است. در اثر این پدیده بخش فراوانی از بارندگی سالانه در داخل حوضه‌های آبریز بویژه در آب و هوای خشک و نیمه خشک که ویژگی آب و هوایی

ایران است بدون درنگ وارد جو میگردد. بحران کم آبی در جهان و تنشهای آبی که در کشور ما پدید آمده، لزوم توجه به این پارامتر را ایجاد کرده است. پیش‌آگاهی از وضعیت تبخیر برنامه ریزی برای آب و رویارویی با بحران کمبود آنرا ممکن می‌سازد. بررسی تاثیر پذیری تبخیر از عوامل مختلف، موضوعی است که میتواند پیش‌بینی آنرا آسان نماید. عوامل زیادی بر تبخیر موثرند که باعث می‌شوند تبخیر به صورت پدیده‌ای غیرخطی و پیچیده جلوه کند. تا کنون تاثیر عواملی مانند دما، تابش، باد و ... بر این پدیده بررسی شده اما کمتر به ارتباط سیگنال‌های اقلیمی با آن پرداخته شده است. سیگنال‌های اقلیمی علائم و نشانه‌هایی هستند که متغیرهای آب و هوایی را در مناطق مختلف تحت تاثیر خود قرار میدهند. از میان این سیگنال‌ها میتوان به Sw monsoon, Pdo, Nino, Enso, NAO SST, و ... اشاره کرد (عراقی نژاد و میدانی، ۲۰۱۳). شبیه‌سازی تبخیر به عنوان یکی از پدیده‌های اقلیمی بر اساس سیگنال‌های اقلیمی، با مدل‌های خطی و ساده، همراه با خطای زیادی خواهد بود و ممکن است بیان‌کننده وضعیت واقعی و طبیعی آن نباشد. از این رو بکارگیری مدل‌هایی که میتوانند پدیده‌های غیر خطی و دینامیک اقلیم را شبیه‌سازی نمایند ضروری خواهد بود. یکی از مدل‌هایی که بوسیله آن میتوان متغیر تبخیر را شبیه‌سازی نموده و در مورد تغییرات و پیش‌یابی آن اظهار نظر نمود مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در این مدل با تقلید از شبکه عصبی مغز انسان، الگوهایی برای پردازش اطلاعات ساخته شده که سیستم پردازش اطلاعات دارای ساختاری جدید است (سلطانی و دیگران، ۱۳۸۹). شبکه‌های عصبی مصنوعی از اتصال عناصر پردازنده آن در دو مرحله یادگیری و کاربرد فعالیت میکند. در مرحله یادگیری عنصر پردازنده می‌آموزد که برای حالتی خاص برانگیخته شود و در مرحله کاربرد وقتی الگوی ورودی آموزش یافته‌ای شناسایی شود، خروجی مرتبط با آن تولید میگردد. از آنجا که شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل ترکیب ریاضیات کلاسیک با تفکر فازی، دارای ساختاری هوشمندانه میباشند، بکارگیری آن در شبیه‌سازی پدیده تبخیر و پیش‌بینی آن و نهایتاً تسهیل برنامه‌های مربوط به مدیریت آب سودمند خواهد بود. پژوهشهای زیادی در زمینه شناسایی عوامل موثر بر تبخیر صورت گرفته است که در این میان بررسی نقش سیگنال‌های اقلیمی بر این متغیر اقلیمی نیز مورد توجه بوده است. برای اولین بار نوسانات فشار سطح دریا که شکل دهنده سیگنال‌های اقلیمی است به وسیله برانسون^۱ (۱۸۹۸) مورد توجه قرار گرفت. بعدها افرادی مانند لاکیر^۲، واکر^۳، برکنس^۴ و ... به بررسی نوسانهای فشار سطح دریا پرداختند. کوئین^۵ و همکاران (۱۹۸۷) نوسانات فشار در اقیانوس آرام را مورد توجه قرار داده و ارتباط بارش در اندونزی را با پدیده النینو مطالعه کردند. آنها دریافتند که در اثر نوسانات فشار در اقیانوس آرام و سرد شدن سواحل غربی این اقیانوس مقدار بارش در اندونزی کاهش می‌یابد. پوزو^۶ و همکاران (۲۰۰۱) الگوهای تغییر فشار و دمای سطح دریا در ناحیه اطلس شمالی و ارتباط آن با پدیده انسو را مطالعه کردند. نتایج بررسی آنها نشان داد که بین رخدادهای گرم انسو و تغییر فشار دریا در این ناحیه رابطه معناداری وجود ندارد. کانوی^۷ (۲۰۰۳) نوسانات بارش در شرق آفریقا و تغییرات سطح آبها و از جمله دریاچه

¹ - Branson

² - Locyer

¹ - Walker

² - Berknes

³ - Quen

⁴ - Pozo

⁵ - Conway

ویکتوریا را در ارتباط با نوسان اطلس شمالی مورد مطالعه قرار داد. وی در این بررسی نشان داد که نوسان اطلس شمالی در میزان بارش شرق آفریقا و تغییرات سطح آب دریاچه ویکتوریا نقش اساسی دارد. راثولت و همکاران (۲۰۰۴) اثرات پدیده انسو بر بارش تابستانه در جنوب هند و آفریقای جنوبی را مطالعه نموده و ضمن بررسیهای خود دریافتند که حوادث انسو با سرمای بالا در جنوب هند اثر کمتری بر شرایط اقلیمی آفریقای جنوبی دارد. سیرانو^۱ (۲۰۰۶) خشکسالی در شبه جزیره بالی را در ارتباط با پدیده‌های النینو و لانینو بررسی کرد. نتایج پژوهش وی نشان داد که شرایط خشکسالی در بالی تحت تاثیر پدیده‌های النینو و لانینو می باشد. هملت^۲ و همکاران (۱۹۹۹) جریان رودخانه کلمبیا را با استفاده از سیگنال‌های جوی مورد مطالعه قرار داده و جریان رودخانه را با ترکیب شاخصها برای هر اقلیم شبیه سازی و پیش بینی کردند. سونگ ون^۳ و همکار (۲۰۰۶) برای تخمین میزان تبخیر در مناطق روستایی کره جنوبی، پارامترهای اقلیمی را با بهره گیری از شبکه عصبی مصنوعی بکار گرفتند.

ناظم السادات و قاسمی (۱۳۸۱) خشکسالی و بارندگی مازاد استان سیستان و بلوچستان و ارتباط آن با پدیده انسو - نوسانات جنوبی را مورد مطالعه قرار دادند. کار آموز (۱۳۸۵) با استفاده از سیگنال‌های جوی پیش بینی بلند مدت بارش در منطقه جنوب شرق ایران را انجام داده است. فاتحی مرج (۱۳۸۶) برای پیش بینی جریان رودخانه های دریاچه ارومیه از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده نموده است. سبزی پرور و علیایی (۱۳۹۰) در بررسی تاثیر نوسانات اطلس شمالی بر نوسانات ماهانه تبخیر از تشت در چند ایستگاه سینوپتیک کشور به این نتیجه رسیدند که تاثیر پدیده نوسان اطلس شمالی در منطقه شمال غرب و غرب بیشتر از نواحی مرکزی کشور است. لشنی زند و همکاران (۱۳۹۰) در پیش بینی خشکسالی با استفاده از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در جنوب غرب ایران به این نتیجه رسیدند که استفاده از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه عصبی مصنوعی روش مناسبی برای پیش بینی خشکسالی می باشد. بسیاری دیگر از پژوهشگران در زمینه موضوع پژوهش کارهای گوناگونی را به انجام رسانده‌اند که از آن میان می توان به بررسیهای برادباری^۴ (۲۰۰۲)، نیکلسون^۵ (۲۰۰۲)، ساندرز^۶ (۲۰۰۱) و ... اشاره کرد.

نظر به اینکه غرب ایران پهنه‌های وسیعی از کانونهای آبگیر دائمی را در بر میگیرد، بررسی و پیش بینی تغییرات تبخیر در این منطقه، در مطالعات مربوط به آب و برنامه ریزی برای آن ضروری است. منطقه مورد مطالعه دارای موقعیت ویژه‌ای بوده و از نظر میزان بارندگی، حاصلخیزی خاک، فراوانی آبهای سطحی و زیر زمینی و ... جایگاه ممتازی دارد. از این رو شناسایی عوامل مرتبط با تبخیر به عنوان یکی از موضوعات مهم در بررسی های هیدرولوژیک از اهمیت زیادی برخوردار است.

6 - Serano

7- Homlet

8 -Songvon

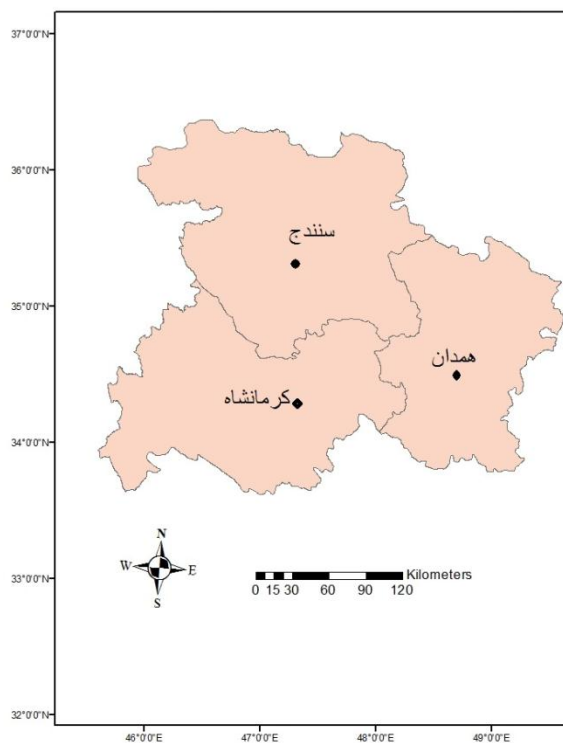
1 - Bradbary

2- Nicholson

5 - Saunders

داده‌ها و روشها

در این پژوهش سه ایستگاه تبخیرسنجی واقع در غرب کشور ایران شامل کرمانشاه، همدان و سنندج مورد مطالعه قرار گرفته، موقعیت این ایستگاهها در شکل شماره (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاههای مورد پژوهش

سه ایستگاه سینوپتیک که در مرکز استانهای غربی کشور واقع هستند به دلیل طول دوره آماری و پراکندگی مناسب، انتخاب و آمار مربوط به تبخیر در آنها از سازمان هواشناسی فراهم شده است. طول دوره آماری ۲۹ سال از ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۱ برای ایستگاههای کرمانشاه و همدان و ۲۰ سال از ۱۹۹۲ تا ۲۰۱۱ برای ایستگاه سنندج میباشد. آمار مربوط به سیگنال‌های بزرگ مقیاس اقلیمی با طول برابر با دوره آماری تبخیر از سایت نوا^۱ گرفته شده است. در مورد سیگنال‌های اقلیمی می‌توان گفت که آگاهی از دمای سطح آب و فشار سطح دریا از گذشته‌های نسبتاً دور مورد توجه پژوهشگران اقلیم‌شناسی بوده است. نوسانهای فشار و دمای سطح آب الگوهایی را به وجود می‌آورد که با بهره‌گیری از آنها می‌توان در مورد ناهنجاری‌های عناصر اقلیمی اظهار نظر نموده و از طریق همبستگی‌های زمانی به پیش‌بینی آنها پرداخت (عراقی نژاد و میدانی، ۲۰۱۳). پژوهشگران با توجه به تغییرات میدانهای فشار و شناسایی الگوهای یاد شده سیگنال‌هایی را در مناطق مختلف کره زمین یافته‌اند که به آنها سیگنال‌های اقلیمی گفته می‌شود. در واقع علامتها و پدیده‌های اقلیمی مانند تغییرات دوره‌ای فشار سطح دریا و تغییرات دوره‌ای دمای سطح آب و... الگوهایی را به وجود می‌آورد که با نام سیگنال‌های اقلیمی از آنها یاد خواهد شد. تغییرات در الگوهای جوی در

^۱ - National oceanic and atmospheric administration (Noaa)

یک بخش از جهان می تواند سبب تغییرات در دیگر بخشهای جهان گردد (مورون و وارد، ۱۹۹۸). النینو^۲، انسو^۳، شاخص چند متغیره انسو^۳، نوسان اطلس شمالی و... از جمله سیگنالهایی هستند که بر اساس سری زمانی آنها می توان به پیش بینی عناصر اقلیمی پرداخته و تغییرات و ناهنجاریهای این عناصر را مورد بررسی قرار داد (عراقی نژاد و میدانی، ۲۰۱۳، ۱۳۱). از بین این سیگنالها میتوان به نوسان جنوبی (SO) اشاره کرد که در اثر تغییرات فشار سطح دریا و تاثیر آن بر دما و بارش نیمکره جنوبی پدید می آید. این پدیده افت و خیز گسترده ای است که بر اثر جابجایی بین پرفشار جنوبشرق اقیانوس آرام و کم فشار استوایی اندونزی شکل می گیرد. برای محاسبه نوسان جنوبی از شاخص نوسان جنوبی استفاده می شود که بر اساس اختلاف فشار در دو نقطه تاهیتی (T) و جزایر داروین (D) بدست می آید و به شرح زیر است (همان):

$$\text{SOI} = P(T) - P(D) \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه P فشار سطح دریا می باشد. به طور کلی جهت بیان مؤلفه جوی این نوسان از اصطلاح نوسان جنوبی و برای بیان مؤلفه اقیانوسی آن از اصطلاح النینو استفاده می گردد. چنانچه مقدار SOI منفی شود، پدیده النینو و با مثبت شدن آن پدیده لانینو رخ خواهد داد. اندازه گیری این شاخص در موقعیتهای مختلف حوزه فعالیت النینو، تعیین کننده مقادیر نینوها می باشد. از دیگر سیگنالها، رخداد انسو می باشد که پدیده ای طبیعی از اثرات همزمان و دو سویه بین اقیانوس و جو در اقیانوس آرام است و یکی از نمودهای واقعی بر هم کنش جو و اقیانوس به شمار می آید. در واقع این پدیده بیانگر وقوع همزمان النینو و نوسان جنوبی است که سبب پیدایش آشفتگیهای شدید ناحیه ای می شود. برای بررسی پدیده انسو از شاخص چند متغیره انسو (MEI) استفاده می شود. این شاخص به دلیل اینکه عناصر بیشتری نسبت به شاخصهای نوسان جنوبی و نینوها برای بیان انسو در آن بکار گرفته شده است، بر آنها برتری دارد. عواملی که در این شاخص بکار برده میشوند عبارتند از: فشار سطح دریا (P)، مؤلفه باد سطحی (U)، مؤلفه نصف النهاری باد سطحی (V)، دمای سطح دریا (S)، دمای هوای سطحی (A) و اصطکاک در میزان ابرناکی کلی آسمان (C). این شاخص از رابطه زیر بدست می آید (همان).

رابطه (۲)

یکی دیگر از سیگنالهای اقلیمی، شاخص SW monsoon از سیگنالهای اقلیمی، شاخص $MEI = F(P + U + V + S + A + C)$ از میزان بارندگی ماهانه ای که توسط بادهای موسمی در آریزونا و نیومکزیکو ایجاد می شود، بدست می آید (همان). از آنجا که تاکنون ارتباط سیگنالها با عناصر جوی مانند دما، بارش و... به اثبات رسیده، در این پژوهش سعی می شود امکان پیش بینی تبخیر براساس این سیگنالها مشخص گردد. برای این منظور نخست از میان سیگنالهای بزرگ مقیاس، تعداد ۲۴ سیگنال که انتظار می رود بیشترین تاثیر بر تبخیر در ایستگاههای مورد مطالعه را داشته باشند، انتخاب و سپس با استفاده از ماتریس همبستگی، برای هر ایستگاه تعداد ۴ سیگنال مهم با بیشترین ارتباط با تبخیر

²- El Niño

³- Enso

⁴ MEI(Multi variat Enso Index)

مشخص می‌گردد. در مرحله بعد برای شبیه‌سازی، از مدل شبکه عصبی استفاده خواهد شد. شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازش اطلاعات است که از تعداد زیادی عنصر پردازنده به هم پیوسته با کارکردی هماهنگ تشکیل یافته است (سلطانی، ۱۳۸۹، ۹). از معروفترین شبکه‌های عصبی مصنوعی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته، شبکه پرسپترون است. حالت چند لایه (MLP)^۱ این شبکه‌ها از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند (لوران فاست، ۱۳۸۸). اجزاء این شبکه شامل ورودیها، برداروزن، تابع جمع، تابع فعالیت و خروجی شبکه است. ورودیها سیگنال‌های دریافت شده میباشند که از x_1 تا x_n را شامل میشوند. میزان تاثیر ورودی x_i بر خروجی، با مشخصه وزن اندازه‌گیری میشود. این بردار قابل تنظیم بوده و بر اساس تابع تبدیل و نوع الگوریتم تعیین می‌گردد. تابع جمع از رابطه (۳) تعریف میشود.

$$ad = \sum_{j=1}^n x_j w_{ij} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در این رابطه، ad تابع جمع، x_j ورودیهای واحد j و w_{ij} وزنهایی هستند که j را به i وصل میکنند. تابعی که مقادیر خروجی یک نرون را بر اساس مقادیر ورودی اش تعیین میکند، تابع فعالیت نامیده می‌شود، از مهمترین انواع تابع فعالیت، تابع سیکموئید است که از رابطه (۴) بدست می‌آید.

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad \text{رابطه (۴)}$$

پاسخ مسئله با خروجی شبکه مشخص شده که از رابطه (۵) محاسبه میشود.

$$y_i = AF \left(\sum_{j=1}^n x_j w_{ij} \right) \quad \text{رابطه (۵)}$$

در این رابطه AF تابع تبدیل می‌باشد.

هر شبکه عصبی معمولاً از چند لایه تشکیل شده که هر لایه نیز شامل تعدادی نرون است. تعداد لایه‌ها و نرونها با در نظر گرفتن مسئله، به وسیله طراح شبکه و با سعی و خطا مشخص می‌گردد. معمولاً هر شبکه دارای سه لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است که دریافت متغیرهای مسئله در لایه ورودی و پیش‌بینی آنها در لایه خروجی انجام میشود. در این پژوهش، در مدل سازی شبکه از نرم افزار نروسولوشن^۲ استفاده شده که نخست داده‌ها را تقسیم بندی نموده و ۷۰ درصد آنها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش در نظر گرفته میشود. پس از مشخص کردن نوع شبکه و تعیین تعداد نرون در هر لایه، شبکه را آموزش داده که در آن اطلاعات به شبکه معرفی و شبکه بر اساس تفاوت بین خروجی و عکس‌العمل مورد انتظار، وزنه‌های خود را اصلاح کرده، به گونه‌ای که با

^۱ - Multi Layer Perceptron

^۲ - Neuro Solution

$$nk = \sum_{j=1}^R w_{kj} x_j + b_k$$

دیدن اطلاعات جدید جواب مناسب می دهد، سپس به آزمایش شبکه اقدام نموده که در آن شبکه بر اساس اطلاعات معلوم، امتحان شده و نواقص احتمالی بر طرف میگردد. برای تعیین وزن داده‌ها و تعیین تعداد نرون در لایه پنهان از آزمون سعی و خطا استفاده شده و ورودی خالص از رابطه (۶) بدست می آید.

رابطه (۶)

در این رابطه، w_{kj} وزنه‌های اتصال ورودیها، x_j داده‌های ورودی و b_k بایاس میباشد. بایاس به عنوان یک جبران کننده عمل کرده و به شبکه کمک میکند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسد. در رابطه بالا هر ورودی در وزن متناظرش ضرب شده و سپس با یکدیگر جمع می شوند. به این عملیات تابع جمع بندی میگویند. عدد حاصل از رابطه بالا به تابع تحریک فرستاده شده تا آنرا به خروجی تبدیل کند و در واقع خروجی شبکه عبارت است از:

$$ak = f(nk) \quad \text{رابطه (۷)}$$

در این رابطه، nk ترکیب خطی ورودیها، f تابع تحریک و ak خروجی شبکه می باشد. پس از محاسبه اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی، خطای مربوطه دوباره به شبکه برگشت میخورد و مجدداً وزنها در جهت کاهش خطا، خود را با شرایط سازگار میکنند. برای کاهش خطا و رسیدن به خروجی مطلوب، این فرایند چندین بار تکرار شده تا آنجا که به هدف نهایی دست یابی شود.

برای ارزیابی و مقایسه نتایج از چند معیار استفاده شده که این معیارها عبارتند از: ضریب تبیین (R^2)^۱، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)^۲ و متوسط قدر مطلق خطا (MAE)^۳ که از رابطه‌های زیر بدست می آیند.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})(d - \bar{d})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (d - \bar{d})^2}} \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{x - d}{n} \right)} \quad \text{رابطه (۹)}$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{x} - \bar{d})}{N} \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

^۱ - Random error

^۲ - Root Mean Sqar Error

^۳ - Mean Absolut Error

در این رابطه‌ها، x مقادیر مشاهده‌ای، \bar{x} میانگین مقادیر مشاهده‌ای، d مقادیر پیش‌بینی، \bar{d} میانگین مقادیر پیش‌بینی و N تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از آزمونهای آموزش و آزمایش است. هرچه R^2 به یک و $RMSE$ و MAE به صفر نزدیک باشد، بیانگر دقت بودن جوابها و نزدیک بودن مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده به هم است (خوشحال دستجردی و حسینی، ۱۳۸۹).

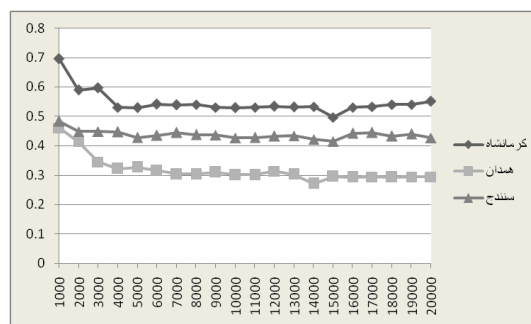
یافته‌های پژوهش

سیگنال‌های اقلیمی که از میان ۲۴ سیگنال بزرگ مقیاس، بیشترین ارتباط را با تبخیر در منطقه مورد پژوهش دارند به تعداد ۴ سیگنال، با استفاده از ماتریس همبستگی برای هر ایستگاه مشخص گردید که به شرح جدول شماره (۱) می‌باشند.

جدول ۱- مهمترین سیگنال‌های مرتبط با تبخیر در ایستگاههای غرب ایران، منبع: نویسندگان

سیگنال ایستگاه	۱	۲	۳	۴
کرمانشاه	Nina3	Mei	Swmosoon	Nina4
همدان	Nina3	Swmonsoon	Mei	Nina1
سنندج	Nina3	Swmonsoon	Mei	Nina1

جهت بررسی کارکرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی تبخیر، شبکه عصبی بهینه برای هر ایستگاه طراحی شد. جهت طراحی شبکه بهینه، نخست باید تعداد تکرار آموزش بهینه مشخص و سپس ساختار شبکه طراحی گردد. بدین منظور تعداد تکرار آموزش بهینه را از ۱۰۰۰ تا ۲۰۰۰۰ تغییر داده، جایی که کمترین میزان خطای آزمایش ($RMSE$) را داشت، به عنوان تعداد تکرار آموزش بهینه انتخاب گردید. بر این اساس تعداد تکرار آموزش بهینه برای ایستگاه کرمانشاه ۱۵۰۰۰، همدان ۱۴۰۰۰ و سنندج ۱۵۰۰۰ بوده که در شکل شماره (۳) نشان داده شده است. در این شکل محور افقی تعداد تکرار آموزش و محور عمودی، خطای آزمایش می‌باشد.



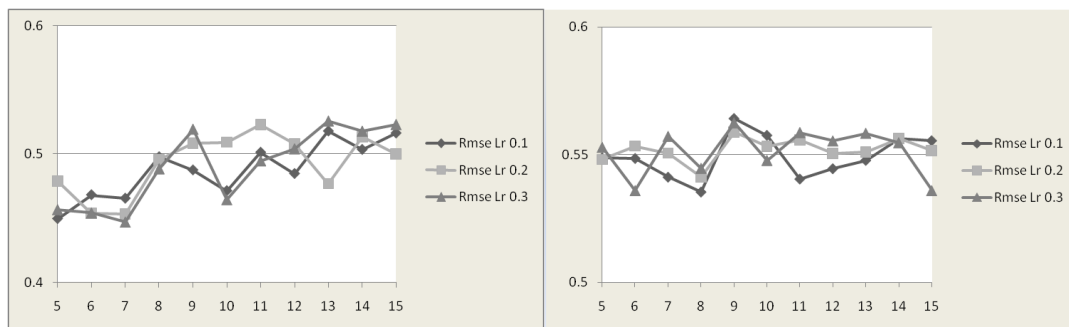
شکل ۳- تعداد تکرار آموزش بهینه در ایستگاههای مورد پژوهش

با تغییر دادن تعداد نرونها در لایه میانی از ۵ تا ۱۵ و نسبت یادگیری (LR)^۱ از ۱/ تا ۳/ نسبت به تعیین ساختار بهینه شبکه اقدام شد. جایی که میانگین مربعات خطا (RMSE) کمترین مقدار و ضریب تبیین (R^2) بیشترین مقدار را نشان می داد به عنوان ساختار بهینه تعیین، که برابر جدول شماره (۲) ساختار بهینه برای ایستگاه کرمانشاه ۸ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۱/، ایستگاه همدان ۷ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۳/ و ایستگاه سنندج ۷ نرون در لایه میانی و نسبت یادگیری ۲/ خواهد بود.

جدول ۲- مدل بهینه شبکه عصبی برای ایستگاه های مورد پژوهش

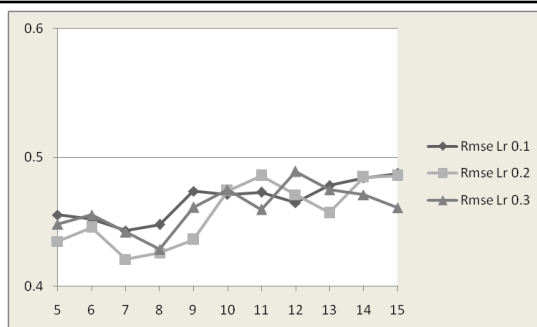
ایستگاه	تعداد نرون در لایه میانی	نسبت یادگیری	ضریب تبیین	RMSE
کرمانشاه	۸	۰/۱	۰/۵۱۶	/۵۳۵
همدان	۷	۰/۳	/۶۷۷	/۴۵۴
سنندج	۷	۰/۲	/۶۳۲	/۴۲۰

منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرونهای مختلف و ضریب یادگیری متفاوت برای هر یک از ایستگاههای مورد پژوهش در شکل های (۴) تا (۶) نشان داده شده است. در این شکلها محور افقی تعداد نرون در لایه میانی، محور عمودی میانگین مربعات خطا و منحنی ها نسبت یاد گیری می باشند.



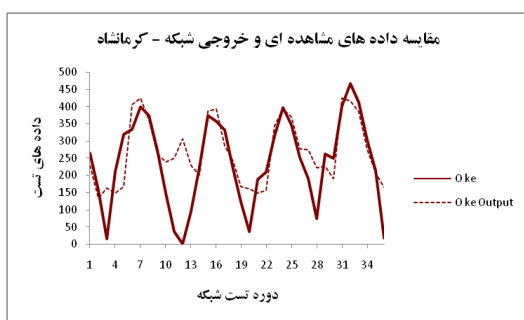
شکل ۴- منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرونهای شکل ۵- منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرونهای مختلف و ضرایب یاد گیری متفاوت (ایستگاه همدان)

¹ - Learning Rate

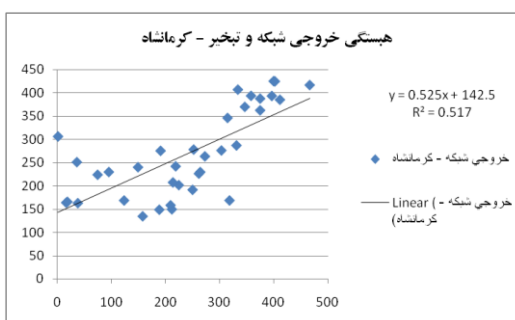


شکل ۶- منحنی کمترین خطای شبکه در تعداد نرونهاي مختلف و ضرایب یادگیری متفاوت (ایستگاه سندنج)

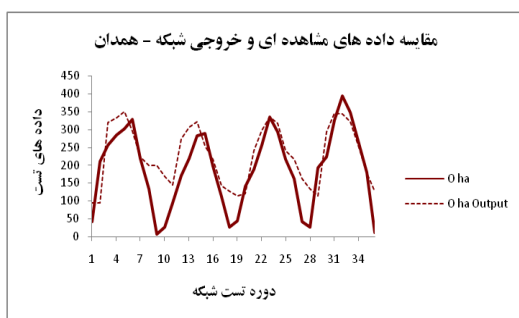
پس از مشخص شدن شبکه عصبی بهینه، در هر یک از ایستگاهها، داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و خروجی شبکه با هم مقایسه شده که این مقایسه همبستگی بالا بین داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه را نشان می‌دهد. میزان این همبستگی در ایستگاه کرمانشاه ۷۲ درصد، همدان ۸۲ درصد و سندنج ۷۹ درصد می‌باشد. همبستگی داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه و نیز نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و خروجی شبکه در شکل‌های شماره (۷) تا (۱۲) نشان داده شده است. در شکل‌های (۸)، (۱۰) و (۱۲) منحنی ممتد نشان دهنده داده‌های مشاهده‌ای تبخیر و منحنی منقطع خروجی شبکه می‌باشد. بر اساس این شکلها، میزان انطباق خروجی شبکه با داده‌های تبخیر در طول دوره تست شبکه، نشان داده شده است.



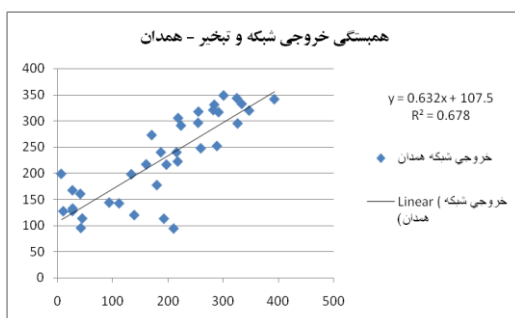
شکل ۸- نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای



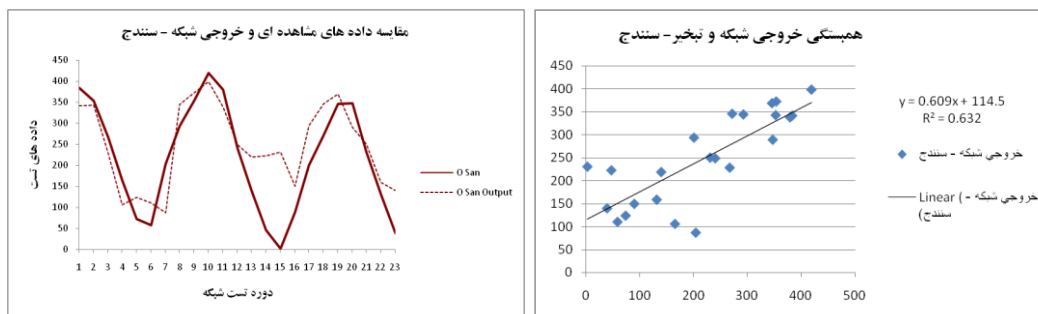
شکل ۷- همبستگی داده‌های مشاهده‌ای



شکل ۱۰- نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای



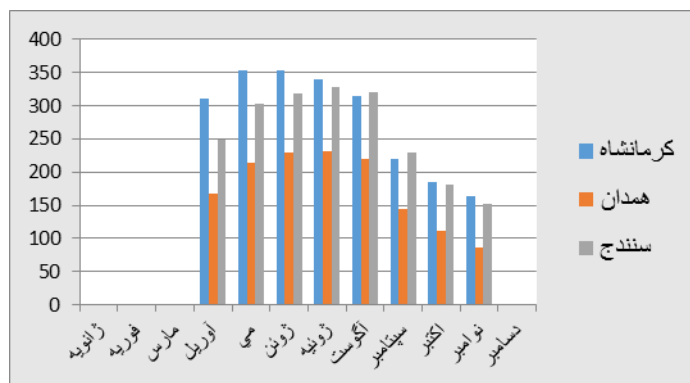
شکل ۹- همبستگی داده‌های مشاهده‌ای



شکل ۱۱- همبستگی داده‌های مشاهده‌ای

شکل ۱۲- نمودار مقایسه داده‌های مشاهده‌ای

برای پیش بینی تبخیر در ایستگاههای مورد پژوهش، بین داده‌های مربوط به خروجی شبکه به عنوان متغیر وابسته و داده‌های مربوط به سیگنال‌های اقلیمی به عنوان متغیر مستقل، همبستگی گرفته که نشان دهنده همبستگی بالا در هر سه ایستگاه می باشد. میزان این همبستگی در ایستگاه کرمانشاه ۹۹ درصد، همدان ۹۸/۹ درصد و سنندج ۹۷/۹ درصد است. با در نظر گرفتن معادله خط همبستگی، برای هر یک از ایستگاهها اقدام به پیش بینی تبخیر در یک سال آینده (۲۰۱۲) شده که نتیجه آن در شکل شماره (۱۳) و مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و داده‌های پیش بینی تبخیر نیز در جدول شماره (۳) نشان داده شده است.



شکل ۱۳- نمودار پیش بینی تبخیر ماهانه در سال ۲۰۱۲ برای ایستگاههای مورد پژوهش

نتیجه گیری

مهمترین سیگنال‌های اقلیمی مرتبط با تبخیر در منطقه مورد پژوهش که با استفاده از ماتریس همبستگی بین این سیگنال‌ها و داده‌های آماری تبخیر از میان ۲۴ سیگنال بزرگ مقیاس اقلیمی مشخص شده‌اند عبارتند از: Nina3، Nina4، Mei، SW monsoon و Nina1. شبکه عصبی مصنوعی بهینه که ریشه میانگین مربعات خطای کمتری دارد، شبکه ایست که تعداد تکرار آموزش آن در ایستگاه کرمانشاه ۱۵۰۰۰، همدان ۱۴۰۰۰ و سنندج ۱۲۰۰۰ می‌باشد. ساختار این شبکه که میزان ضریب تبیین (R^2) در آن بالا و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در آن کم است، در ایستگاه کرمانشاه ۸ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۳/، ایستگاه همدان ۸ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۲/ و ایستگاه سنندج ۸ نرون در لایه میانی با نسبت یادگیری ۲/ می باشد.

جدول ۳- مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و پیش بینی تبخیر در سال ۲۰۱۲ برای ایستگاههای مورد مطالعه

ماهها	کرمانشاه		همدان		سنندج	
	پیش بینی	مشاهده	پیش بینی	مشاهده	پیش بینی	مشاهده
ژانویه	۰	۲/۸	۰	۱/۲	۰	۱/۱
فوریه	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مارس	۰	۰	۰	۰	۰	۰
آوریل	۳۱۰/۸۳	۲۱۵/۲۵	۱۶۸/۱	۱۴۱/۶۸	۲۴۹/۲	۱۳۷/۴
مه	۳۵۵	۲۵۲/۴	۲۱۴/۹	۱۸۳/۹	۳۰۳/۳	۲۱۲/۲
ژوئن	۳۵۲/۶۸	۳۲۲/۳	۲۲۹/۵	۲۰۲/۵	۳۱۹/۰۳	۳۰۹
ژوئیه	۳۳۹/۲	۳۳۷/۳۶	۲۳۱/۷	۲۷۱/۱	۳۲۷/۶	۳۷۹
آگوست	۳۱۴/۷۸	۳۵۰/۶	۲۲۰/۲	۲۹۷/۱	۳۲۰/۰۴	۳۵۴/۲
سپتامبر	۲۲۰/۵۳	۳۰۴/۷	۱۴۵/۳۷	۲۱۹/۵	۲۳۰/۳	۲۵۷/۹
اکتبر	۱۸۵/۸۵	۲۱۴/۵	۱۱۰/۹۹	۱۸۳/۲	۱۸۱/۳	۱۷۸/۶
نوامبر	۱۶۳/۷	۱۶۴/۱	۸۷/۰۸	۱۱۲/۶	۱۵۲/۵	۵۸/۳
دسامبر	۰	۱۳/۱	۰	۲۷/۹	۰	۱۰/۰۳

خروجی شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های مشاهده‌ای تبخیر در هر سه ایستگاه با هم مقایسه شده که نشان دهنده همبستگی بالا بین داده‌های یاد شده است. میزان این همبستگی در ایستگاه کرمانشاه ۷۲ درصد، همدان ۸۲ درصد و سنندج ۷۹ درصد می‌باشد. به منظور پیش بینی تبخیر، بین داده‌های مربوط به سیگنال‌های اقلیمی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی همبستگی گرفته که میزان آن برای ایستگاه کرمانشاه ۹۹ درصد، همدان ۹۸/۹ درصد و سنندج ۹۷/۹ درصد است. براین اساس با توجه به بالا بودن ضریب همبستگی بین خروجی شبکه و سیگنال‌های اقلیمی و با در نظر گرفتن معادله خط همبستگی می‌توان با دقت بالای ۹۷ درصد نسبت به پیش بینی تبخیر برای ماههای سال بدون آمار تبخیر در ایستگاههای مورد پژوهش اقدام نمود. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که در غرب کشور ایران، با استفاده از سیگنال‌های جوی و بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی، امکان پیش بینی تبخیر ماهانه با دقت بالا وجود داشته و همانطوریکه تحقیقات مشابه، بیانگر ارتباط تنگاتنگ سیگنال‌های جوی با متغیرهایی نظیر بارش و دما و... می‌باشند، تغییرات متغیر تبخیر نیز می‌تواند همبستگی نزدیکی با این سیگنال‌ها داشته باشد.

منابع

- ۱- خوشحال دستجردی، ج و حسینی، م، ۱۳۸۹، کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه سازی عناصر اقلیمی و پیش بینی سیکل خشکسالی اصفهان، مجله جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، سال ۲۱، شماره ۳۹.
- ۲- دین پژوهی، ۱۳۸۹، بررسی روند تبخیر و تعرق ماهانه گیاه مرجع در زابل، مجله علمی و فنی نیوار شماره ۷۰.

- ۳ - سیزی پرور، ع و علیایی، ا، ۱۳۹۰، بررسی تاثیر پدیده نوسانات اطلس شمالی بر نوسانات ماهانه تبخیر از تشت در چند ایستگاه سینوپتیک، کنفرانس ملی هواشناسی و مدیریت آب کشاورزی.
- ۴ - سلطانی، سعید و همکاران، ۱۳۸۹، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تهران نشر نص.
- ۵ - عزیزی، ق، ۱۳۷۹، النینو و دوره‌های خشکسالی - ترسالی در ایران، پژوهشهای جغرافیایی شماره ۳۸.
- ۶ - غیور، ح و عساکره، ح، تاثیر پدیده انسو بر نا هنجاریهای بارش تابستانی و پاییزی منطقه جنوب شرق ایران، فصلنامه تحقیقات جغرافیایی شماره ۵۲۳.
- ۷ - فاتحی مرج، ا، ۱۳۸۶، پیش بینی جریان رودخانه های دریاچه ارومیه با استفاده از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه عصبی، رساله دکتری.
- ۸ - فاتحی مرج، ا و همکار، ۱۳۸۸، پیش بینی بارش پاییزه با استفاده از سیگنال و شبکه عصبی، مجله پژوهش و سازندگی شماره ۸۴.
- ۹ - کار آموز، م، ۱۳۸۵، پیش بینی بلند مدت بارش با استفاده از سیگنال‌های هواشناسی (منطقه جنوب شرق ایران).
- ۱۰ - لشنی زند، م و همکاران، ۱۳۹۰، پیش بینی خشکسالی با استفاده از سیگنال‌های اقلیمی و شبکه عصبی مصنوعی در جنوب غرب ایران، طرح تحقیقاتی، سازمان تحقیقات و آموزش کشاورزی.
- ۱۱ - مدرس پور، ا، ۱۳۷۶، تاثیر رویداد انسو بر بارندگی و دمای ایران، مجله نیوار شماره ۳۳.
- ۱۲ - ناظم السادات، م و قاسمی، ا، ۱۳۸۰، خشکسالی و بارندگی مازاد استان سیستان و بلوچستان و ارتباط آن با پدیده النینو - نوسانات جنوبی، کنفرانس بررسی راهکارهای مقابله با بحران منابع آب، کرمان.
- 13- Araghinejad, Sh. And Meidani, E. (2013), A Review of climat signals as predictors of long- term Hydro-climatic variability. <http://dx.doi.org/10.5772/56790>.
- 14- Araghinejad, Sh. And Meidani, E. 2013, A Review of climat signals as predictors of long-term Hydro-climatic variability. <http://dx.doi.org/10.5772/56790>.
- 15- Bradbury, J. and Dingman, A. and Keim, D. 2002, New England Drought and relation whit larg scale Atmospheric circulation pattern. j of the American water Resources Association. Vol.38.No.5.
- 16- Daniel, P.A. 1998, seasonal to inter annual steamflow forecasts using nonlinear time series University, Logan, UTAH. 17- Gong, D. and C. Hoi-HO. 2002, Detection of larg- scale claimat signals in spring vegtation index over the northern hemisphere- school of earth and environmental science- Seoul national Seoul, korea.
- 18- Hamlet, A. F. and Letenmaier, P.L. 1999, Colombia River streamflow forecasting based on ENSO and PDO climat signals. Jornal of water resources planing and management, 125 (6): 333-.
- 19- Hendon, H. 2003, indonosian rainfall variability: impact of ENSO and local Aire seintraction, international Journal of climatology, 16.
- 20- Irmak, S. Haman, D. Z. and Matyyac, S. 2002, Evaluation of class a pan coefficient for stimated refrence evapotranspiration in Homid location. irrig. Drain Eng. 128(3): 153-159.
- 21- Molnar, P. and Ramirez, J. 2001, resent trends in precipitation and streamflow in the Rio puerco basin, Journal of climat, 14. 22 - Morono. V, and Ward. M, 1998 ENSO teleconnection with climat variability in the European and African sectors, Weathers, 53.
- 23- Pozo, D. and Esteban, F. and Radrigo, Y. 2001, the association between ENSO and winter Atmospheric circulation and tempratur in the north Atlantic rigion, Journal of climat, 14. 24-

- Quinn, W. H. D. O. Zopf, K. S. Short and R. T. W. Kuo Yang. 1988, historical Trends and Statistics of the Southern Oscillation, El Nino and Indonesian Droughts, Fish. Bull., 76, 663-678.
- 25- Serrano, S. M. V. 2006, "EL Nino and La Nino influence on droughts at different timescales in the Iberian Peninsula", European Geosciences Union, Geophysical Research 8:1-18.
- 26- Stephen, J. and Stewart, E. 1963, a comparison of procedures for computing evaporation and evapotranspiration. International union of Geodinamics and Geophysics, Berkly, CA, P: 123-133.
- 27- Sungwon, K. Hongkee, J. 2006, an expansion of the ungeded pan evaporation using Neural Network model in rural region, South Korea world environmental and water resourses congress.

