

پیش‌بینی پتانسیل تبخیر با حذف نویز داده‌ها در ایستگاه سینوپتیک تبریز

علی محمد خورشید دوست^۱، سعید جهانبخش اصل^۲، حامد عباسی^۳، سعید فرزین^{۴*}، حمید میرهاشمی^۵

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۷/۲۶ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۴/۲۸

۱ و ۲- استاد گروه آب و هواشناسی، دانشکده جغرافیا و برنامه‌ریزی، دانشگاه تبریز

۳- استادیار گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه لرستان

۴- استادیار گروه مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

۵- دانشجوی دکتری آب و هواشناسی، دانشکده جغرافیا و برنامه‌ریزی، دانشگاه تبریز

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: saeed.farzin@semnan.ac.ir

چکیده

تبخیر پتانسیل از جمله مؤلفه‌های چرخه آب در طبیعت است که پیش‌بینی آن یک کار پیچیده و غیرخطی است. بنابراین، برای تخمین آن بایستی از مدل‌های پیشرفته ریاضی استفاده نمود. مطالعه حاضر، با هدف ارائه مدل پیش‌بینی سری زمانی پتانسیل تبخیر روزانه ایستگاه تبریز با استفاده از دو رویکرد شبکه عصبی و شبکه عصبی - موجکی همراه با نویززدایی داده‌ها انجام گرفت. سری زمانی روزانه مقدار تبخیر تشک تبخیرسنج ایستگاه تبریز مشتمل بر ۴۳۰۹ داده روزانه، به‌عنوان داده‌های خام این دو مدل در نظر گرفته شدند. مدل پیش‌بینی شبکه عصبی بر پایه سه سری زمانی با تأخیرهای زمانی ۴، ۷ و ۱۰ روز از سیگنال اصلی نرمال‌شده انجام گرفت. در روش دوم، سیگنال سری زمانی اصلی با استفاده از موجک مادر میر به ۱۲ سطح تجزیه و بیشترین فرکانس آن به‌عنوان نویز از سیگنال اصلی حذف شد. در ادامه، مدل شبکه عصبی - موجکی بر پایه ۳۶ سری زمانی با تأخیرهای زمانی ۴، ۷ و ۱۰ روز اجرا شد. با ارزیابی نتایج هر یک از این مدل‌ها توسط معیارهای آماری و گرافیکی، ساختار ۳-۱۰-۱ با مقدار ضریب همبستگی ۰/۸۰ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۱۲۵ میلی‌متر در روز و ساختار ۳۶-۸-۱ با ضریب همبستگی ۰/۹۱۷ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۸۵۸ میلی‌متر در روز تحت عنوان مناسب‌ترین ساختارها به‌ترتیب برای مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی - موجکی شناسایی شدند.

واژه‌های کلیدی: پتانسیل تبخیر، تبدیل موجک، تبریز، شبکه عصبی، نویززدایی

Prediction of Evaporation Potential through Data De-noising in Tabriz Synoptic Station

AM Khorshiddoust¹, S Jahanbakhsh Asl², H Abbasi³, S Farzin^{*4}, H Mirhashemi⁵

Received: 18 October 2015 Accepted: 18 July 2016

1,2- Prof., Dept. of Climatology, Univ. of Tabriz, Iran

3- Assist Prof., Dept. of Geography, Univ. of Lorestan, Iran

4- Assist Prof., Dept. of Water Engineering and Hydraulic Structures, Univ. of Semnan, Iran

5- PhD. Student., Dept. of Climatology, Univ. of Tabriz, Iran

*Corresponding Author, Email: saeed.farzin@semnan.ac.ir

Abstract

Potential evaporation is a component of the water cycle in nature and its prediction is a complicated and nonlinear practice. In this regard, the purpose of the present study was to provide the time-series prediction model of daily evaporation potential of Tabriz station using the two approaches of neural network and neural network-wavelet through de-noising. Daily time-series data of pan evaporation in Tabriz station consisted of 4309 days for the period of 1992-2011 were considered as the data base for running the above-mentioned models. Neural network prediction model was routed based on the three time series with 4, 7 and 10 days lag time of the normalized original signal. In the second approach, the main time series signal using Meyer wavelet was decomposed to 12 levels and the highest-frequency signal was removed as noise from the time series. Then, Neural network-wavelet model was implemented based on 36 time series with 4, 7 and 10 days delays. The evaluation of the results of these models by statistical and graphical criteria, indicated following results: A structure of 3-10-1 with correlation coefficient of 0.80 and mean square error of 0.125, and another structure of 36-8-1 with the correlation coefficient 0.917 and mean square error of 0.0858 were known as suitable structures in neural network and neural network-wavelet approaches, respectively.

Keywords: De-Noising, Evaporation potential, Neural network, Tabriz, Wavelet transform

مقدمه

کشاورزی در آن نسبت به برخی از مناطق ایران با مشکلات کمتری روبه‌رو بوده است. با این حال، در چند سال اخیر به تناسب پدیده گرمایش جهانی، دخالت‌های بی‌رویه انسان در محیط، عدم برنامه‌ریزی - های متناسب با پتانسیل‌های طبیعی موجود و برداشت - های غیراصولی از منابع آبی و خاکی مزید بر علت شده که این منطقه با مخاطرات طبیعی و انسانی روبه‌رو شود. در

منطقه آذربایجان و به‌تبع آن دشت تبریز یکی از قطب‌های کشاورزی سرزمین ایران محسوب می‌شود که هرگونه جرح و تعدیل در شرایط طبیعی این منطقه ممکن است سبب مشکلات روزافزونی برای مردم آن و کل سرزمین ایران شود. از سویی شرایط دمایی - رطوبتی و بارشی این شهرستان شرایطی را مهیا کرده که عملیات

راهبردهای کشاورزی - مدیریتی و بهره‌گیری - های کنونی از پتانسیل‌های موجود محیطی در تبریز متناسب با افزایشی که در میزان تبخیر، در چند سال اخیر اتفاق افتاده، نیست. زیرا سیستم کشاورزی اعم از نوع کشت، شبکه آبرسانی و زهکشی در این ناحیه متناسب با پتانسیل‌های محیطی سال‌های پیش شکل گرفته است. لذا با تداوم سیستم کنونی، علاوه بر پایین آمدن راندمان واحد کشت در سطح، خسارات جبران - ناپذیری نیز به زیست بوم وارد خواهد شد. به طوری که در سال‌های آتی نه تنها عملیات کشاورزی در این ناحیه مقرون به صرفه نبوده و منتج به ارزش اقتصادی نخواهد شد، بلکه ممکن است با تداوم آن دیگر منابع انسانی - اجتماعی و فرهنگی نیز با مشکلات جبران‌ناپذیری روبه‌رو شوند. بنابراین ضرورت دارد که قدرت تبخیر جو تبریز که یک عامل بسیار تأثیرگذار در میزان این ذخیره آبی است هر چند دقیق‌تر با استفاده از روش‌های ریاضیاتی برای سال‌های آتی پیش‌بینی و مدل‌سازی شود.

از این گذشته، در جهان مطالعات گسترده‌ای در مورد پیش‌بینی سری زمانی، پارامترسازی، واسنجی معادلات تجربی مرتبط با تبخیر با استفاده از روش‌های آماری، تجربی، آزمایشگاهی، هوش مصنوعی انجام گرفته است که حجم و تاریخچه این مطالعات نشان از اهمیت و توجه جوامع علمی از دیرباز به پدیده تبخیر و مؤلفه‌های مرتبط با آن دارد چرا که این پدیده به طور مستقیم با بسیاری از جنبه‌های حیات بشر رابطه تنگاتنگی دارد. تراکوپیچ و همکاران (۲۰۰۳) در مطالعه‌ای به مقایسه نتایج مدل‌سازی تبخیر - تعرق به دست آمده از یک تابع شعاعی شبکه عصبی با معادلات هارگریوز - سامانی، تورنت وایت و فائو - پنمن - مونتیث پرداختند. نتایج این مقایسه نشان داد که شبکه عصبی بر مبنای تابع‌های شعاعی با دقتی بیشتر از دیگر مدل‌های شبکه عصبی تبخیر - تعرق را تخمین می‌زند. لندراس و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های تجربی و نیمه‌تجربی، میزان تبخیر - تعرق را

این خصوص مطالعات صورت گرفته نشان داده‌اند که جریان رودخانه‌ها (میرعباسی نجف‌آبادی و دین‌پژوه ۱۳۸۹) نم‌نسی (قره‌خانی و قهرمان ۱۳۸۹) بارش سالانه (عساکره ۱۳۸۶، کتیرائی و همکاران ۱۳۸۵) و تعداد روزهای بارانی (کتیرائی و همکاران ۱۳۸۶) در این منطقه روند نزولی و عناصر هواشناختی همچون دما (زاهدی و همکاران ۱۳۸۶، جهانبخش و همکاران ۱۳۹۳)، سرعت باد، اختلاف فشار بخار اشباع و تبخیر - تعرق گیاه مرجع (جهانبخش و همکاران ۱۳۹۳) روند افزایشی معناداری داشته‌اند. پرواضح است که عناصر رطوبتی یا ذخیره آبی این ناحیه رو به کاهش بوده درحالی که عناصر دمایی یا عناصر کاهنده رطوبتی رو به افزایش است. بنابراین، از یک سو بار رطوبتی و بارشی این ناحیه در طی زمان کاهش و از سوی دیگر بار دمایی آن در طی زمان افزایش یافته است. در نتیجه، از آنجایی که پتانسیل تبخیر جو برآیند اثر ترکیبی موارد یاد شده است (آلن و همکاران ۱۹۹۸). به طور مشخص می‌توان استدلال نمود که پتانسیل تبخیر جو در تبریز افزایش یافته است. افزون بر این، سدهای مهمی همچون سد آمدن ۱ و ۲، سد داش اسپران، سد سفیدان عتیق، سد ملک کیان و سد نهند در حومه تبریز قرار دارند که آب ذخیره شده در مخزن دریاچه این سدها تأمین کننده حجم قابل توجهی از آب مصرفی در بخش‌های شهری، صنعتی و کشاورزی است. به طوری که برنامه‌ریزی‌های مبتنی به تأمین آب شرب شهری و آب مصرفی در بخش صنعتی و کشاورزی و تخصیص میزان آب به هر کدام از بخش‌های یادشده بر پایه میزان آب ذخیره شده در دریاچه‌های این سدها صورت می‌گیرد. با حصول اینکه میزان تبخیر پتانسیل جو نقش بسیار تعیین‌کننده‌ای در میزان انباشت آب دریاچه پشت این سدها و آب مورد نیاز برای گیاه و طراحی شبکه‌های آبرسانی یا زهکشی ایفا می‌کند (سنفورد و سلینک ۲۰۱۳) و به طور کلی اهمیتی که این پدیده در چرخه هیدرولوژی بر عهده دارد (علیزاده ۱۳۸۵)، می‌توان ادعا نمود که نوع کاربری زمین،

یادشده برای روز ۱۱ خردادماه به این نتیجه رسید که مقدار تبخیر - تعرق پتانسیل در منطقه تحت بررسی از ۰ تا ۱۵ میلی‌متر در ساعت در نوسان است. در این خصوص، نامبرده در مطالعه خود نشان داد که ارتفاع و جهت شیب به‌عنوان مهمترین عامل در ایجاد نوسان مکانی تبخیر - تعرق پتانسیل در آذربایجان شرقی محسوب می‌شوند. حامی کوچه‌باغی و همکاران (۱۳۹۵) با توجه به چارچوب ریاضی رابطه فائو - پنمن - مونتیت، اثر تغییرات سرعت باد بر میزان تبخیر - تعرق در سه ایستگاه تبریز، اصفهان و رشت را مورد بررسی قرار دادند. نتایج این مطالعه نشان از تأثیر غیرخطی سرعت باد بر میزان تبخیر - تعرق داشت. به‌طوری‌که با افزایش سرعت باد، میزان تبخیر - تعرق به مقدار حدی تابع هموگرافیک گرایش نموده و شدت تبخیر - تعرق کمتر می‌شود.

به‌طورکلی هدف از این مطالعه ارائه مدل پیش‌بینی سری زمانی تبخیر پتانسیل روزانه با ضریب خطای نسبتاً پایین بر پایه روش‌های ریاضیاتی و هوش مصنوعی است.

مواد و روش‌ها

تحلیل سری‌های زمانی به‌صورت نظری و کاربردی از سال ۱۹۷۰ برای پیش‌بینی و کنترل با رشد روزافزونی توسعه یافته‌اند. این تحلیل‌ها عمدتاً منوط به داده‌های هستند که به‌طور متوالی به همدیگر وابسته‌اند. همین وابستگی بین مشاهدات متوالی است که مورد توجه قرار گرفته و بیشترین کاربرد آن در پیش‌بینی است. به‌طوری‌که توابع سری‌های زمانی برای یک مجموعه از داده به‌طور متوالی به‌دست آمده‌اند (نیکو و همکاران ۱۳۸۸). از این رو در مطالعه حاضر نیز مدل پیش‌بینی سری زمانی روزانه پتانسیل تبخیر جو تبریز با دو رویکرد شبکه عصبی و شبکه عصبی - موجکی همراه با نویززدایی داده‌ها انجام گرفت.

در شمال اسپانیا برآورد نمودند. ایشان با مقایسه نتایج حاصل از هر یک از روش‌های یادشده دریافتند که دقت شبکه عصبی در تخمین میزان تبخیر - تعرق بسیار بیشتر از دو روش تجربی و نیمه‌تجربی است. تولین و همکاران (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای تحت عنوان تبخیر - تعرق عامل تقویت‌کننده خشکسالی تابستانه اروپا، اقدام به بازسازی ناهنجاری‌های انبارش آب کرده و محرک‌های تکامل ناهنجاری انبارش را در طی خشکسالی مورد مطالعه قرار دادند. نتایج این مطالعه نشان داد که افزایش تبخیر - تعرق در طی رخدادهای خشکسالی به‌صورت تقویت ناهنجاری‌های آب انبارش و کاهش رواناب به‌صورت محدودکردن ناهنجاری‌های آب انبارش ایفای نقش می‌کنند. رحیمی خوب و محمودی (۱۳۹۰) جهت برآورد نمودن تبخیر - تعرق بر پایه کمینه داده‌های هواشناسی در حوضه امامه از چهار نوع شبکه عصبی استفاده کردند. ایشان پارامترهای چون دمای بیشینه و کمینه، نم نسبی و سرعت باد را به‌عنوان کمینه داده‌های هواشناسی مورد نیاز برای برآورد تبخیر - تعرق معرفی کردند. سلطانی و همکاران (۱۳۹۲) کارآیی دو مدل تلفیق غیرخطی سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی و مدل شبکه عصبی - خود رگرسیونی را جهت تخمین میزان تبخیر روزانه از تشنگ تبخیر برای شرایط آب و هوایی خشک و گرم (ایران‌شهر)، خشک و گرم ساحلی (چابهار) و نیمه‌خشک و معتدل گرم (سراوان) واقع در استان سیستان و بلوچستان مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان با استفاده از الگوریتم ژنتیک و گاماتست از بین پارامتری‌های ورودی همچون دما، نم نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی و فشار هوا، بهترین ترکیب ورودی مدل‌های شبکه عصبی را برای هر یک از مناطق مذکور انتخاب نمودند. نتایج این مطالعه حاکی از توانایی مطلوب دو مدل یاد شده در شرایط آب و هوایی خشک و گرم نسبت به دو شرایط آب و هوایی دیگر است. ولیزاده کامران (۱۳۹۳) با محاسبه تبخیر - تعرق پتانسیل به‌روش استنفزا در آذربایجان شرقی و ترسیم نقشه پدیده

دسترس نیستند و همچنین جهت افزایش دقت مدل پیش‌بینی از تحلیل موجک جهت پیش‌پردازش و تجزیه سیگنال اصلی سری زمانی استفاده شد. چرا که تحلیل موجک قادر است بسیاری از منظرهای پنهان داده‌هایی که دیگر روش‌های تحلیل سیگنال در شناسایی آنها ناتوان هستند را شناسایی کند. به عبارتی تبدیلات موجک قادر هستند تا اطلاعات مفیدی را که به‌سادگی از سیگنال اصلی قابل بازیابی نیستند را به‌دست آورند (دابچیز ۱۹۹۲). در این خصوص چون تبدیل گسسته موجکی جهت پیش‌پردازش و تحلیل سری‌های زمانی مناسب‌تر از تبدیل پیوسته موجکی می‌باشد، بدین‌ترتیب که داده‌های تبدیل یافته با DWT اجزای اضافی نداشته و بنابراین، تبدیل معکوس را می‌توان برای هر دسته از داده‌های زمان - بسامد به‌کار برد (طوفانی و همکاران ۱۳۸۹، حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱)، از تبدیلات موجک گسسته برای تجزیه سیگنال اصلی سری زمانی تبخیر استفاده شد.

اولین گام در تجزیه موجکی سیگنال سری زمانی، شناسایی موج مادر است. که به‌صورت رابطه ۲ تعریف می‌شود (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).

$$\Psi(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad [2]$$

که $\psi(t)$ تابع موجک مادر است که توابع مورد استفاده در تحلیل با دو عمل ریاضی انتقال و مقیاس در طول سیگنال مورد بررسی، تغییر اندازه و محل می‌یابند (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).

$$\Psi_{s,t}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-t}{s}\right) \quad [3]$$

در رابطه ۳: τ پارامتر انتقال و s پارامتر مقیاس است. برای محاسبه موجک گسسته بایستی به جای مقادیر τ و s در رابطه ۳ مقدار گسسته آنها به‌ترتیب ks_0^j و s_0^j جای‌گذاری شود (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).

با احتساب اینکه میزان تبخیر اندازه‌گیری شده توسط تشنگ تبخیر یا حوضه‌های آزمایشی و سفره‌های آزاد آب کم‌عمق نیز می‌توانند با وجود اینرسی حرارتی کم و بیش زیاد این وسایل، تا اندازه‌ای معرف پتانسیل تبخیر جو باشند (صدقی ۱۳۶۳)، در مطالعه پیش‌رو، داده‌های تشنگ تبخیرسنج ایستگاه همدید تبریز در بازه زمانی ۱۹۹۲-۲۰۱۱ در مقیاس روزانه مشتمل بر ۴۳۰۹ روز به‌عنوان سری زمانی پتانسیل تبخیر جو تبریز قلمداد شدند. همچنین به‌واسطه اینکه سری زمانی یاد شده به‌عنوان داده‌های خام جهت پیش‌بینی در شبکه عصبی به‌کار می‌روند، ضرورت داشت که جهت بهبود آهنگ یادگیری تابع فعال‌سازی آموزش در شبکه عصبی، این داده‌ها هم‌معیار شده و در بازه عملکرد تابع فعال‌سازی تان‌سیگموئید قرار گیرند. بدین‌ترتیب قبل از هر گونه عملیاتی، نخست سری زمانی تبخیر با استفاده از تابع لوجستیک به‌شرح زیر نرمال شد (رابطه ۱).

$$\tilde{x}_i = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}\right)} \quad [1]$$

در رابطه فوق \tilde{x}_i مقدار نرمال شده هر متغیر، x_i مقدار هر متغیر، \bar{x} و σ به‌ترتیب میانگین و واریانس سری زمانی هستند. چنان‌که ذکر شد رهیافت این مطالعه مبتنی بر دو رویکرد بوده، در رویکرد اول از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزشی لوئینبرگ - مارکوئت استفاده شد. تعبیه مدل پیش‌بینی در این روش بدین‌ترتیب انجام گرفت که زمان‌های تأخیر ۴، ۷ و ۱۰ روز سیگنال نرمال شده سری زمانی تبخیر در قالب سه نرون به‌عنوان ورودی شبکه عصبی و سیگنال نرمال شده آن با زمان تأخیر ۱۰ روز به‌عنوان خروجی شبکه عصبی قلمداد شدند.

در گامی دیگر، جهت بهره‌گیری از کلیه اطلاعات سیگنال اصلی سری زمانی که از داده‌های خام در

از آنجا که هدف از تجزیه موجک، ساده‌سازی سیگنال تا حد ممکن است (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱، شفائی و همکاران ۱۳۹۲) بنابراین با تجزیه موجکی سیگنال اصلی سری زمانی روشن شد که در سطح تجزیه ۱۲، زیرسری فرکانس پایین یا کلیات فاقد بسامد می‌شود. به‌طوری‌که موج‌های تجزیه‌شده در این سطح از ساده‌ترین شکل ممکن برخوردارند. از آنجای که وجود نویز در سری زمانی روزانه امری بدیهی بوده و این موضوع سبب مدل‌سازی ضعیف با ضریب دقت کمتری می‌شود، به‌عبارتی داده‌های نویزدار صحت پیش‌بینی و دقت آن را خدشه‌دار می‌کنند، از این رو سیگنال سری زمانی سطح ۱ که دارای بالاترین فرکانس زمانی بوده تحت عنوان نویز از سری سیگنال‌های ۱۳ گانه حذف شد که در مجموع ۱۲ سیگنال سری زمانی (از سیگنال ۲ تا ۱۲ سیگنال فرکانس بالا و ۱۲ امین سیگنال فرکانس پایین) به‌عنوان معرف سیگنال اصلی در نظر گرفته شدند. به‌طوری‌که این سیگنال‌ها علاوه بر دارا بودن خصوصیات مشهود سیگنال اصلی، خصوصیات پنهان و غیرمشهود آن را نیز نشان می‌دهند. در گام آخر از این رویکرد، تأخیرهای زمانی ۴، ۷ و ۱۰ این ۱۲ سیگنال محاسبه شد که در مجموع ۳۶ سیگنال سری زمانی به‌دست آمد. آنگاه این ۳۶ سیگنال به‌عنوان ورودی شبکه عصبی در قالب ۳۶ نرون ایفای نقش کردند. سیگنال خروجی یا هدف در شبکه عصبی با تأخیر زمانی ۱۰ روز بعد، از سیگنال اصلی ترتیب داده شد. شایان ذکر است که به‌منظور ارزیابی، مقایسه و تعیین دقیق‌ترین ساختار مدل شبکه عصبی هر دو روش یاد شده از معیارهای آماری ضریب همبستگی، ضریب تعیین، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، نمودار برازش زمانی مقادیر خطا و نمودار عملکرد بهینه در کلیه بخش‌ها اعم از آموزش، اعتبارسنجی و آزمون در هنگام اجرای شبکه عصبی، استفاده شد.

$$\psi_{\kappa,j}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{t - \kappa s_0^j \tau_0}{s_0^j}\right) \quad [4]$$

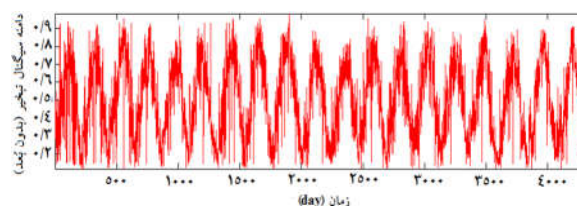
در رابطه ۴: j و κ هر دو عدد صحیح هستند. $s_0 > 1$ یک گام تاخیری ثابت شده است. τ_0 فاکتور تبدیل است که به گام تأخیر وابسته است. با ساده کردن رابطه فوق رابطه ۵ به‌صورت زیر حاصل می‌شود (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).

$$\psi_{\kappa,j}(t) = s_0^{-j/2} \psi(s_0^{-j}t - \kappa\tau_0) \quad [5]$$

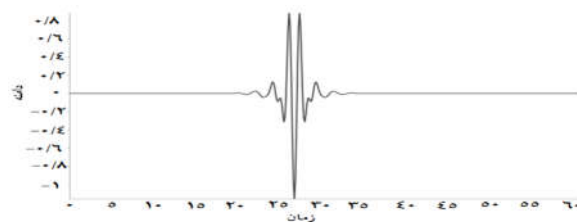
با کاربرد رابطه ۵، ضرایب گسسته موجک طبق رابطه ۶ به‌دست می‌آیند (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).

$$DWT_s^\psi(t) = \sum S(t) \psi_{\kappa,j}(t) dt \quad [6]$$

در تبدیل موجک گسسته، سیگنال از یک سری فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر عبور داده می‌شود که بخش به‌دست آمده از فیلتر بالاگذر حاوی اطلاعات فرکانس بالا از جمله نویز است که جزئیات^۲ نامیده می‌شود. از سویی بخش حاصل از فیلتر پایین‌گذر حاوی اطلاعات فرکانس پایین و در بردارنده ویژگی‌های اصلی سیگنال است که کلیات^۳ نامیده می‌شود (حسن‌زاده و همکاران ۱۳۹۱). در ادامه با ترسیم سیگنال سری زمانی تبخیر (شکل ۱)، مشاهده شد که این سری زمانی شباهت زیادی با سیگنال موج مادر میر^۴ (شکل ۲) دارد.



شکل ۱- سیگنال اصلی نرمال‌شده سری زمانی تبخیر.



شکل ۲- پنجره تصادفی تابع تبدیل موجک میر.

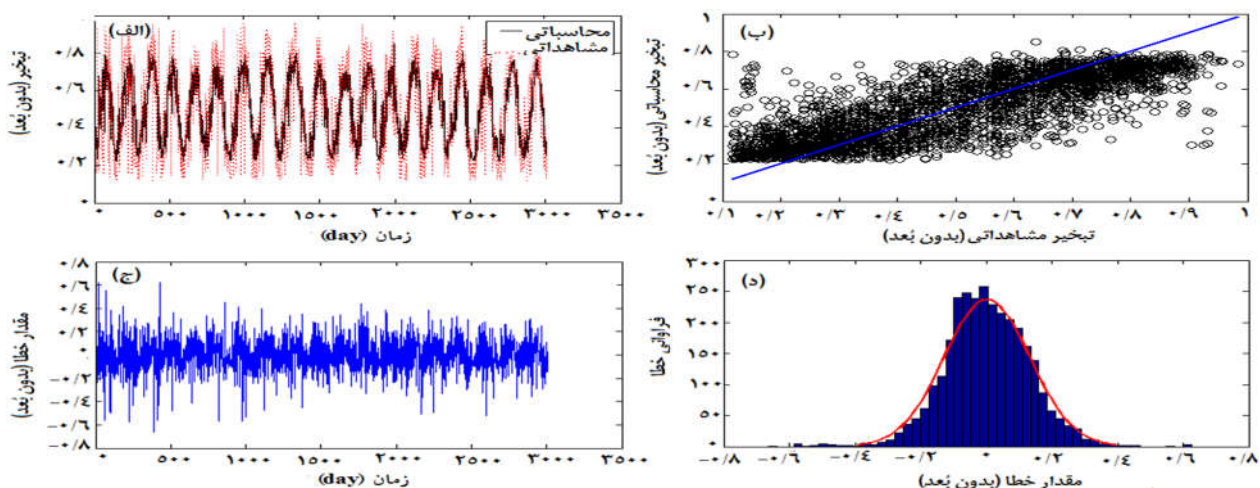
نتایج و بحث

همچنان‌که اشاره شد جهت مدل‌سازی سری زمان پتانسیل تبخیر روزانه تبریز از دو روش شبکه عصبی و شبکه عصبی - موجکی همراه با نویززدایی داده‌ها استفاده شده است. بر این اساس در ادامه نتایج به‌دست آمده از هر یک از این رویکردها مورد بحث قرار می‌گیرد.

رویکرد اول، شبکه عصبی بدون پیش پردازش و تجزیه مراتب این مدل‌سازی بدین‌صورت انجام گرفت که بعد از نرمال‌سازی سری زمانی ۴۳۰۹ روز، سری‌های زمانی با تأخیر ۴، ۷ و ۱۰ روز سیگنال اصلی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی و سری زمانی با تأخیر ۱۰ روز بعد به‌عنوان سری زمانی هدف یا خروجی شبکه عصبی قلمداد شدند. با انجام آزمون صحیح و خطا و بررسی معیارهای سنجش مدل بهینه، مانند ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، نمودار برازش زمانی مقادیر خطا و نمودار عملکرد بهینه یا روند خطا مشخص شد که بهینه‌ترین ساختار برای مدل شبکه عصبی ساختار ۳-۱۰-۱ است که ۳ و ۱ به ترتیب معرف تعداد نرون‌های ورودی و خروجی و ۱۰ معرف تعداد

نرون‌های لایه پنهان است. شایان ذکر است که در مجموع با افزایش و کاهش تعداد نرون‌های لایه پنهان، نتایج به‌دست آمده، نسبت به ۱۰ نرون از دقت کمتری برخوردار می‌شدند. نتایج حاصل از این مدل بهینه شامل داده‌های آموزش و آزمون به‌ترتیب در شکل‌های ۳ و ۴ نمایش داده شده است.

همچنان‌که از شکل‌های ۳ الف و ج، و ۴ الف و ج، و جداول ۱ و ۲ پیداست، مقدار همبستگی‌ها و جذر میانگین مربعات خطا در هر دو بخش آموزش و آزمون برازش مدل بسیار به همدیگر نزدیک می‌باشند. براساس این دستاورد می‌توان اظهار داشت که مدل دچار خطای ناشی از اعتبارسنجی و تعمیم‌دهی نمی‌شود. بنابراین ساختار مدل ۳-۱۰-۱ بر حسب داده‌های موجود، ساختار مناسبی جهت پیش‌بینی است. با احتساب به شکل‌های ۳ ج و د، ۴ ج و د مشاهده می‌شود علاوه بر این که بین جذر میانگین مربعات خطا و واریانس خطا، اختلافی وجود ندارد، مقادیر خطای باقی‌مانده به صورت نرمال توزیع شده‌اند. بنابراین، مدل دچار خطای محاسباتی نمی‌شود و می‌توان به پیش‌بینی مدل بر حسب خطای پذیرفته شده اعتماد ورزید.



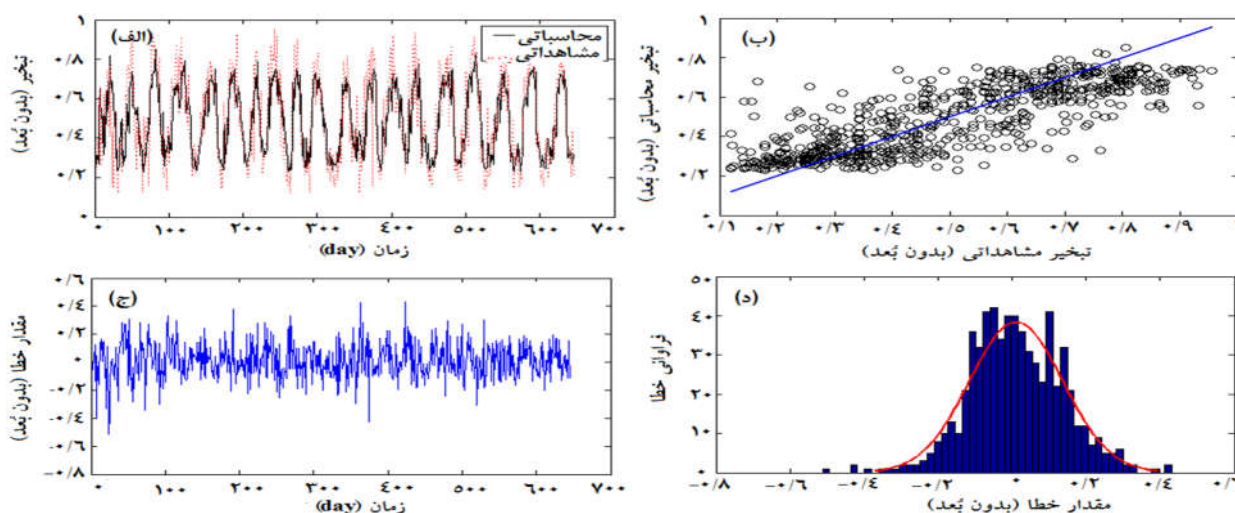
شکل ۳- نمودارهای آموزش داده‌ها. الف) نمودار مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. ب) نمودار همبستگی بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. ج) نمودار مقدار خطای مشاهده شده بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. د) نمودار توزیع خطای مشاهده شده.

جدول ۱- خصوصیات آماری داده‌های حاصل از آموزش مدل شبکه عصبی.

همبستگی (بدون بُعد)	میانگین (بدون بُعد)	واریانس (بدون بُعد)	میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)	جذر میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)
۰/۷۹	۰/۰۰۲۲	۰/۱۳۱	۰/۰۱۷۱	۰/۱۳۱

جدول ۲- خصوصیات آماری داده‌های حاصل از آزمون مدل شبکه عصبی.

همبستگی (بدون بُعد)	میانگین (بدون بُعد)	واریانس (بدون بُعد)	میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)	جذر میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)
۰/۸۰	۰/۰۰۴۹	۰/۱۲۵	۰/۰۱۵۷	۰/۱۲۵

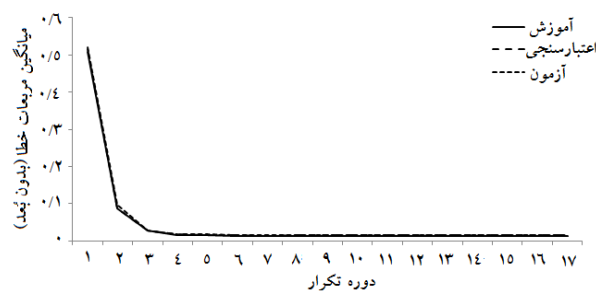


شکل ۴- نمودارهای آزمون داده‌ها، الف) نمودار مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. ب) نمودار همبستگی بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. ج) نمودار مقدار خطای مشاهده شده بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. د) توزیع خطای مشاهده شده.

از شکل ۵ محرز است بهترین عملکرد مدل در مرحله ۶ اتفاق افتاده است. بررسی روند میزان خطای هر سه بخش نشان می‌دهد که از مرحله ۱ تا مرحله ۶ روند آنها یکسان و کاهشی است. این دستاورد مبین آن است که مدل به طرز بسیار مناسب و دقیقی آموزش، اعتبارسنجی و مورد آزمون قرار گرفته است.

رویکرد دوم، شبکه عصبی - موجکی همراه با نوپززدایی سری زمانی

در این بخش به منظور افزایش دقت مدل پیش - بینی پتانسیل تبخیر از شبکه عصبی - موجکی و نوپززدایی سری زمانی استفاده می‌شود. چنان‌که در بخش روش‌شناسی بررسی شد، سری زمانی داده‌های



شکل ۵- نمودار روند عملکرد مدل برحسب بخش‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون.

یکی از مناسب‌ترین معیارها جهت بررسی صحت مدل، نمودار عملکرد مدل است، زیرا این نمودار روند مقادیر خطای بخش‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون مدل را در کلیه مراحل انجام مدل‌سازی نشان می‌دهد. چنان‌که

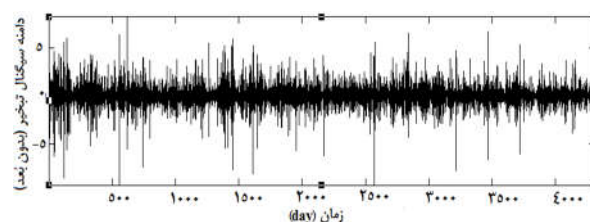
افزایش و کاهش تعداد نرون‌ها نسبت به ۸ نرون در لایه پنهان، مدل‌های به‌دست آمده از دقت کمتری برخوردار بودند.

در مدل‌سازی شبکه عصبی - موجکی نیز مقادیر همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا در تمامی قسمت‌های مدل اعم از آموزش، اعتبارسنجی و آزمون برازش مدل، بسیار به همدیگر نزدیک هستند (شکل‌های ۷ و ۸ و جداول ۳ و ۴). بنابراین، مدل‌سازی در یکی از بخش‌ها قوی نبوده و در عین حال در بخشی دیگر ضعیف، بلکه مدل به‌خوبی آموزش دیده و با همان دقت مورد آزمون و اعتبارسنجی قرار گرفته است. چرا که در حین اجرای مدل مشاهده شد که به سبب خطاهای برون‌سو مانند انتخاب نامناسب تعداد نرون، تعداد نامناسب مراحل اعتبارسنجی و...، مدل به‌خوبی آموزش یافت و دارای ضریب همبستگی بالا و خطای اندکی در بخش آموزش بود ولی همان معیارها در بخش اعتبارسنجی نسبتاً ضعیف بودند (این موارد به‌وضوح در مطالعه حاضر مشاهده شد). بنابراین، قدرت تعمیم‌دهی این مدل‌ها اندک است. بدین‌ترتیب می‌توان اظهار داشت که مدل‌سازی شبکه عصبی - موجکی ضمن افزایش میزان دقت و قدرت پیش‌بینی نسبت به مدل شبکه عصبی، دچار خطای ناشی از اعتبارسنجی و تعمیم‌دهی نمی‌شود. در نتیجه، ساختار مدل ۱-۸-۳۶ برحسب داده‌های موجود مناسب جهت پیش‌بینی تشخیص داده شد.

بررسی نمودارهای برازش باقی‌مانده‌ها و یا خطای پیش‌بینی نشان می‌دهد که مقادیر خطا نسبت به زمان به‌صورت نرمال توزیع شده‌اند. این مورد بر پایه مقایسه مقدار واریانس خطا و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) نیز مستند می‌شود. چرا که یکسان بودن این دو نشان از نرمال بودن توزیع خطای پیش‌بینی دارد. بر پایه این دستاورد، مدل از قابلیت پیش‌بینی دقیقی برحسب مقدار خطای تعیین شده برخوردار است. زیرا اگر میزان خطا نسبت به زمان دارای توزیع نرمال نباشد، نمی‌توان

تبخیر پتانسیل متشکل از ۴۳۰۹ روز بیشترین شباهت را با موجک مادر میر دارد. بنابراین، تجزیه سری زمانی توسط موجک میر انجام گرفت. بدین‌ترتیب با استفاده از موجک میر، سری زمانی سیگنال اصلی داده‌های تبخیر به ۱۲ سری زمانی فرکانس بالا و ۱۲ سری زمانی فرکانس پایین تجزیه شد. علت استفاده از سطح ۱۲ در تجزیه موجک، ساده‌تر شدن سری زمانی و رسیدن به روند کامل در این سطح است. به‌طوری‌که همه جزئیات سیگنال در زیرسری‌های ۱۲ گانه فرکانس بالا و هویثش در ۱۲ اُمین زیرسری فرکانس پایین نشان داده شده است. در مرحله بعد، بالاترین فرکانس سری زمانی (شکل ۶) که دارای بیشترین بسامد بود تحت عنوان نویز از داده‌ها حذف شد. بدین‌ترتیب در مجموع ۱۲ سری زمانی که متشکل از ۱۱ زیرسری فرکانس بالا و یک زیرسری فرکانس پایین هستند به‌عنوان معرف سیگنال اصلی نویززدایی شده در نظر گرفته شدند.

با محاسبه زمان‌های تأخیر ۴، ۷ و ۱۰ روز این ۱۲ سیگنال، مجموعاً ۳۶ سیگنال سری زمانی به‌دست آمد که در قالب ۳۶ نرون، داده‌های ورودی شبکه عصبی را تشکیل می‌دهند. از سویی سیگنال خروجی با زمان تأخیر ۱۰ روز متشکل از ۴۲۹۹ روز نیز به‌دست آمد.



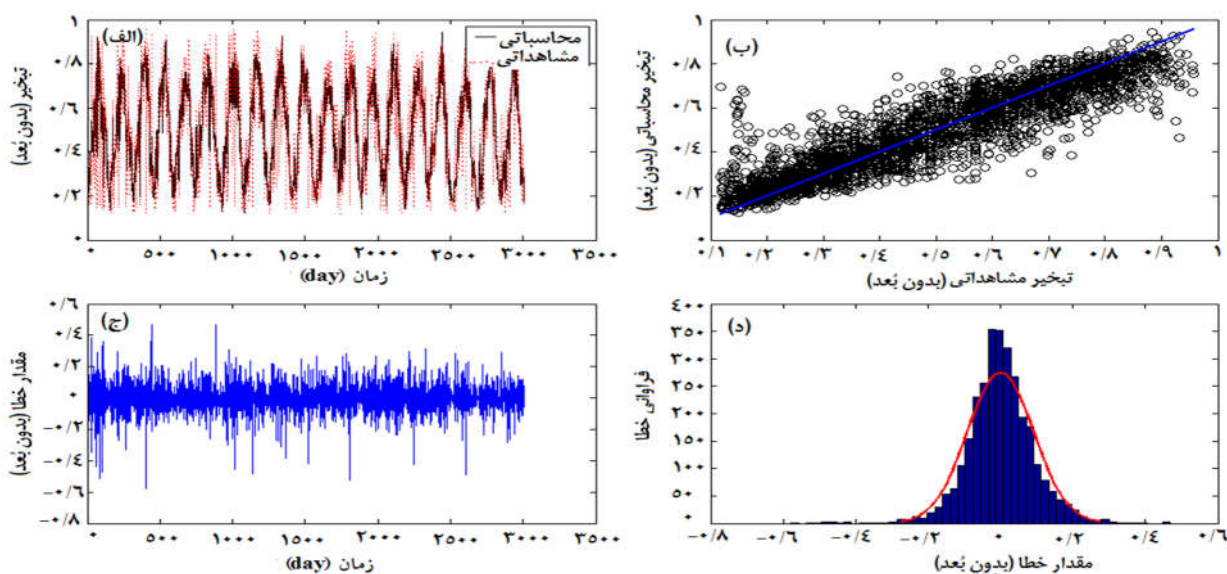
شکل ۶- سیگنال فرکانس پایین سطح ۱.

با بررسی معیارهای صحت‌سنجی مدل در بخش‌های آموزش و آزمون ساختار ۱-۸-۳۶ به‌عنوان مناسب‌ترین ساختار برای مدل پیش‌بینی تشخیص داده شد که عدد ۳۶ و ۱ در این ساختار به‌ترتیب میان تعداد نرون‌های ورودی و خروجی و عدد ۸ معرف تعداد نرون موجود در لایه پنهان هستند. شایان ذکر است که با

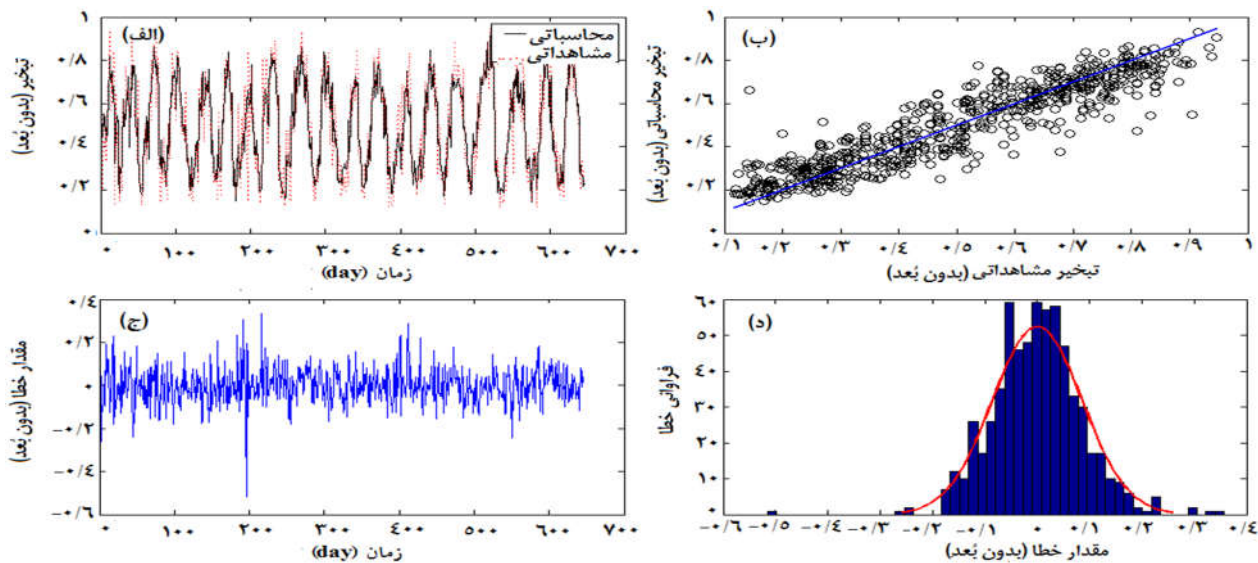
مرحله ۴ تا ۷ مقدار خطای هر سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمون افزایشی بوده و پس از آن، مدل برازش مناسبی یافته و مقادیر خطای هر سه بخش، روندی کاهشی به دست می‌آورد. ارزیابی معیارهای محاسبه شده و نمودارهای خروجی مدل شبکه عصبی - موجکی نسبت به مدل شبکه عصبی نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی - موجکی از ضریب دقت بیشتری برخوردار است به طوری که میزان همبستگی و یا ضریب تعیین در کلیه بخش‌های مدل تا حدود ۱۳٪ افزایش یافته است. بنابراین، مدل شبکه عصبی موجکی توانسته تا ۱۳٪ همبستگی بین داده‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی را افزایش دهد.

به میزان دقت و تعمیم‌دهی مدل اعتماد ورزید (شریفی و صالحی‌سده ۱۳۸۴).

چنان‌که اشاره شد یکی از بهترین معیارها جهت سنجش مدل نمودار عملکرد مدل است چرا که ممکن است مدل دارای همبستگی یکسان و بالا در کلیه بخش‌ها و ضریب خطای اندکی در تمامی بخش‌ها باشد ولی روند این خطاها در برخی قسمت‌ها متفاوت باشد. این موضوع نشان از آن دارد که مدل به طور مناسبی ایجاد نشده است. بنابراین، یکی از موارد صحت‌سنجی مدل، بررسی روند خطا است. به هر حال، در مدل پیش‌رو براساس شکل ۹ مشاهده می‌شود که بهترین اعتبارسنجی مدل در مرحله ۱۰ اتفاق افتاده و از آن به بعد، مقدار خطای اعتبارسنجی روندی افزایشی پیدا کرده است. همچنین در



شکل ۷- نمودارهای آموزش داده‌ها، (الف) نمودار مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. (ب) نمودار همبستگی بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. (ج) نمودار مقدار خطای مشاهده شده بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی. (د) توزیع خطای مشاهده شده.



شکل ۸- نمودارهای آزمون داده‌ها، الف) نمودار مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی، ب) نمودار همبستگی بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی، ج) نمودار مقدار خطای مشاهده‌شده بین مقادیر تبخیر مشاهداتی و محاسباتی، د) توزیع خطای مشاهده‌شده.

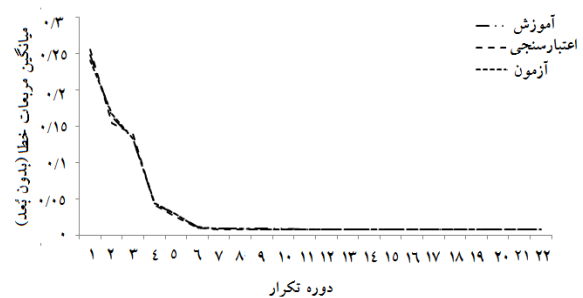
جدول ۳- خصوصیات آماری داده‌های حاصل از آموزش مدل شبکه عصبی - موجکی.

همبستگی (بدون بُعد)	میانگین (بدون بُعد)	واریانس (بدون بُعد)	میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)	جذر میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)
۰/۹۰	۰/۰۰۰۲۷	۰/۰۹۱	۰/۰۰۸۳۷	۰/۰۹۲

جدول ۴- خصوصیات آماری داده‌های حاصل از آزمون مدل شبکه عصبی - موجکی.

همبستگی (بدون بُعد)	میانگین (بدون بُعد)	واریانس (بدون بُعد)	میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)	جذر میانگین مربعات خطا (بدون بُعد)
۰/۹۱۷	۰/۰۰۰۲۱	۰/۰۸۶	۰/۰۰۷۴	۰/۰۸۶

انجام گرفت. مطالعه ادبیات انجام گرفته در این خصوص نشان داد که پدیده تبخیر دارای ماهیتی پیچیده و غیرخطی است. لذا، روش‌های پیشرفته آماری از توانایی بالقوه‌ای برای مدل‌سازی سری زمانی دقیقی برای آن برخوردار نیستند. از سویی امروزه روش‌های هوش مصنوعی به سبب دارا بودن قابلیت‌های فراوانی همچون کشف و مدل‌سازی روابط خطی و پیچیده غیرخطی، به‌عنوان روشی مناسب برای مدل‌سازی سری زمانی چنین پدیده‌های معرفی شده‌اند. البته در مدل‌سازی داده‌های روزانه تبخیر پتانسیل محدودیت‌ها و پیچیدگی‌های بسیاری دیگر وجود دارد که به‌نظر می‌رسد



شکل ۹- نمودار روند عملکرد مدل بر حسب بخش‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون.

نتیجه‌گیری کلی

این مطالعه به دنبال یافتن روشی نسبتاً دقیق، برای پیش‌بینی سری زمان تبخیر پتانسیل جو تبریز

کاهش عدم قطعیت مدل می‌شود که این موضوع نه تنها به سبب تجزیه سیگنال اصلی توسط موجک به زیر سیگنال‌های مختلف و نویزدایی آن است بلکه علت آن می‌تواند به خاطر توجه به تأثیر هر زیر سیگنال تجزیه‌ای به وسیله بزرگنمایی نسبی وزن آن زیر سیگنال باشد.

همچنین در این مطالعه برای ارزیابی و شناسایی بهترین مدلی که علاوه بر داشتن ضریب خطای کمتر از قابلیت تعمیم‌دهی بالای نیز برخوردار باشد از چندین معیار شامل ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا، نمودار برازش زمانی مقادیر خطا و نمودار عملکرد بهینه یا روند خطا در کلیه بخش‌ها اعم از آموزش، اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد که این معیارها به طرز شایسته‌ای اهداف یادشده را نمایندگی می‌کنند. در واقع مرحله‌گزینش بهترین ساختار مدل یکی از دشوارترین مراحل اجرای شبکه عصبی است چرا که ممکن است مدلی به خوبی آموزش ببیند ولی نتایج مرحله آزمون یا اعتبارسنجی نسبت به مرحله آموزش، چندان مناسب مدل بهینه نباشد یا برعکس. به طوری که در مطالعه حاضر، ارزیابی این معیارها برای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی نشان دادند که گاهی داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی در برخی ساختارها دارای ضریب همبستگی بالا و جذر میانگین مربعات خطای اندکی هستند، با این حال بررسی روند خطا در هر سه بخش چنین ساختاری نشان داد که مدل‌سازی آن دارای خطای محاسباتی بوده و نمی‌توان به قابلیت تعمیم‌دهی آن اعتماد ورزید. بنابراین جهت تعیین بهینه‌ترین مدل، توجه به کلیه معیارهای در نظر گرفته شده در این مطالعه ضرورت دارد.

بدون اعمال پیش‌پردازش‌های مناسب، آنها نیز قادر به کاهش قابل‌توجه خطای پیش‌بینی نسبت به روش‌های آماری نیستند، چرا که غالباً داده‌های سری زمانی روزانه تبخیر دارای نویز بوده و همچنین سیگنال سری زمانی آن دارای خصوصیت‌های پنهان و پیچیده فروانی هستند که بایستی کشف و ساده شوند. در این خصوص روش تحلیل موجک به سبب برخورداری از قابلیت‌های فروانی همچون کشف، ساده‌سازی و آشکار نمودن خصوصیات پنهان سیگنال‌ها، روشی مناسب برای تشخیص نویز و ساده‌سازی سیگنال‌های سری زمانی تبخیر به شمار می‌رود.

بنابراین، در مطالعه حاضر، با استفاده از دو رویکرد شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی - موجکی همراه با نویزدایی داده‌ها، سری زمان تبخیر پتانسیل روزانه تبریز مدل‌سازی شد. علت استفاده از رویکرد دوم بر این اصل استوار بود که احتمالاً تجزیه و نویزدایی سیگنال اصلی سری زمانی، موجب تولید مدلی با ضریب خطای پیش‌بینی کمتر نسبت به مدل شبکه عصبی می‌شود. بدین لحاظ، مقایسه نتیجه بخش‌ترین مدل شبکه عصبی با ساختار ۳-۱۰-۱ و شبکه عصبی - موجکی همراه با نویزدایی با ساختار ۳۶-۸-۱ نشان داد که ضریب همبستگی مدل در رویکرد اول از مقدار ۰/۸۰ به مقدار ۰/۹۱۷ در رویکرد دوم ارتقاء یافته و مقدار خطای پیش‌بینی در مدل شبکه عصبی از ۰/۱۲۵ به ۰/۰۸۵۸ در مدل شبکه عصبی - موجکی کاهش یافت. این دستاورد با نتایج عبقری و همکاران (۲۰۱۲) در لار، اون‌دلک (۲۰۱۲) در ترکیه، پاتل (۲۰۰۹) در ترکیه، و وانگ و لیو (۲۰۰۷) در چین همخوانی دارد. بنابراین، مشخص شد که تجزیه و نویزدایی سیگنال سری زمانی باعث کاهش خطا و

منابع مورد استفاده

جهانبخش س، خورشیددوست عم، میرهاشمی ح، خرمی ه و تدینی م، ۱۳۹۳. روندیابی تغییرات نیاز آبی گیاه مرجع و متغیرهای هواشناختی مرتبط با آن در آذربایجان شرقی. نشریه آب و خاک مشهد، جلد ۲۸، شماره ۲، صفحه‌های ۲۹۶ تا ۳۰۶.

- حامی کوچه باغی م، ناظمی اح، اشرف صدرالدینی ع و دلیر حسن‌نیا ر، ۱۳۹۵. نگرش ریاضی به نقش مؤلفه سرعت باد در رابطه فائو - پنمن - مونتیث برای محاسبه تبخیر - تعرق مرجع. نشریه دانش آب و خاک، جلد ۲۶، شماره ۱/۲، صفحه‌های ۱ تا ۱۴.
- حسن‌زاده ی، لطف اللهی یقین م، شاهوردی س، فرزین س و فرزین ن، ۱۳۹۱. نوپززدایی و پیش‌بینی سری زمانی بر پایه الگوریتم موجک و نظریه آشوب (مطالعه موردی: شاخص پایش خشکسالی SPI شهر تبریز). نشریه تحقیقات منابع آب، شماره ۳، صفحه‌های ۱ تا ۱۳.
- رحیمی خوب ع و محمودی ع، ۱۳۹۰. برآورد تبخیر - تعرق واقعی از سطح حوضه آبریز با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و حداقل داده‌های هواشناسی - مطالعه موردی حوضه معرف امامه. نشریه تحقیقات منابع آب، شماره ۴، صفحه‌های ۵۱ تا ۶۱.
- زاهدی م، ساری صراف ب و جامعی ج، ۱۳۸۶. تحلیل تغییرات زمانی - مکانی دمای منطقه شمال‌غرب ایران. جغرافیا و توسعه، شماره ۱۰، صفحه‌های ۱۸۳ تا ۱۹۸.
- سلطانی ج، مقدم نیا ع، پیری ج، میرمردزهی ج، ۱۳۹۲. مقایسه کارایی مدل‌های تلفیقی NN-ARX و ANFIS با GA-GT جهت تخمین تبخیر روزانه از تشت در شرایط اقلیمی خشک و گرم بلوچستان. نشریه آب و خاک مشهد، جلد ۲۷، شماره ۲، صفحه‌های ۳۸۱ تا ۳۹۳.
- شریفی م ب و صالحی‌سده ر، ۱۳۸۴. کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی جریان رودخانه در حوضه معرف کارده. کمیته تحقیقات شرکت سهامی آب منطقه‌ای خراسان، دفتر فنی و پژوهش‌های کاربردی شرکت مدیریت منابع آب ایران.
- شفائی م، فاخری فرد ا، دربندی ص و قربانی م، ۱۳۹۲. پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه با استفاده از مدل هیبرید موجک و شبکه عصبی، مطالعه موردی ایستگاه هیدرومتری و نیار در حوضه آبریز آبی‌چای. نشریه مهندسی آبیاری و آب ایران، شماره ۱۴، صفحه‌های ۱۱۳ تا ۱۲۸.
- صدقی ح، ۱۳۶۳. اصول هیدرولوژی مهندسی جلد اول (ترجمه). انتشارات مرکز نشر و ترجمه امور آب وزارت نیرو- تهران، چاپ سوم.
- طوفانی پ، مساعدی ا، فاخری فرد ا، دهقانی ا و موسوی ح، ۱۳۸۹. پیش‌بینی بارش‌های ماهانه با استفاده از تئوری موجک و سری‌های زمانی. اولین همایش توسعه منابع آب. دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز، ۲۵ آبان‌ماه ۱۳۸۹.
- عساکره ح، ۱۳۸۶. تغییرات زمانی - مکانی بارش ایران زمین طی دهه‌های اخیر. نشریه جغرافیا و توسعه، شماره ۱۰، صفحه‌های ۱۴۵ تا ۱۶۴.
- علیزاده ا، ۱۳۸۵. اصول هیدرولوژی کاربردی، انتشارات آستان قدس رضوی، چاپ بیست و سوم.
- قره‌خانی ا و قهرمان ن، ۱۳۸۹. بررسی روند تغییرات فصلی و سالانه رطوبت نسبی و نقطه شبنم در چند نمونه اقلیمی ایران. نشریه آب و خاک مشهد، جلد ۲۴، شماره ۴، صفحه‌های ۶۳۶ تا ۶۴۶.
- کتیرایی پس، حجام س و ایران‌نژاد پ، ۱۳۸۶. سهم تغییرات فراوانی و شدت بارش روزانه در روند بارش در ایران طی دوره ۱۹۶۰ تا ۲۰۰۱. مجله فیزیک زمین و فضا، شماره ۱، صفحه‌های ۶۷ تا ۸۳.
- میرعباسی نجف‌آبادی ر و دین پژوه ی، ۱۳۸۹. تحلیل روند تغییرات آبدی رودخانه‌های شمال غرب ایران در سه دهه اخیر. نشریه آب و خاک، جلد ۲۴، شماره ۴، صفحه‌های ۷۵۷ تا ۷۶۸.
- نیکو م، فتحیان ح و کمان‌بدست ا، ۱۳۸۸. استفاده از سری‌های زمانی و الگوریتم ژنتیک در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تکاملی برای روندیابی سیلاب در رودخانه. هشتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز، ۶ تا ۸ بهمن‌ماه ۱۳۸۸.
- ولیزاده کامران خ، ۱۳۹۳. برآورد تبخیر تعرق پتانسیل در آذربایجان شرقی به روش استنفز با استفاده از GIS. نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی دانشگاه تبریز، شماره ۴۹، صفحه‌های ۳۱۷ تا ۳۳۴.
- Abghari H, Ahmadi H., Besharat S and Rezaverdinejad V, 2012. Prediction of daily pan evaporation using wavelet neural networks. *J. Water. Resour. Manag* 26: 3639-3652.
- Allen RG, Pereira LS, Raes D and Smith M, 1998. Crop Evapotranspiration: guidelines for computing crop water

- requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56, Rome, Italy, 300 p.
- Daubechies I, 1992, Ten lectures on wavelets. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Evrendilek F, 2012. Assessing neural networks with wavelet denoising and regression models in predicting diel dynamics of eddy covariance-measured latent and sensible heat fluxes, and evapotranspiration. *J. Neural. Comput. Appl* 24: 327-337.
- Landeras G, Ortiz-Barredo A and Lopez JJ, 2008. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *J. Agri. Water. Manag* 95: 553– 565.
- Partal T, 2009, Modelling evapotranspiration using discrete wavelet transform and neural networks. *J. Hydrol. Process* 23: 3545–3555.
- Sanford WA, Selnick DL, 2013. Estimation of Evapo-transpiration across the conterminous United State. *JAWRA* 49: 217-230.
- Teuling AJ, Van Loon AF, Seneviratne SI, Lehner I, Aubinet M, Heinesch B, Bernhofer C, Grünwald T, Prasse H and Spank U, 2013. Evapotranspiration amplifies European summer drought. *J. Geophys. Res. Lett* 40: 2071-2075.
- Trajkovic S, Todorovic B and Stankovic M, 2003, Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks. *J. Irrig. Drain. Eng* 129: 454- 457.
- Wang WG and Luo YF, 2007. Wavelet network model for reference crop evapotranspiration forecasting. Pp. 751-755. Wavelet Analysis and Pattern Recognition International Conference. 2-4 Nov, Beijing, China.