نشریه علمی- پژوهشی جغرافیا و برنامه‌ریزی، سال ۱۹، شماره ۵۴، زمستان ۱۳۹٤، صفحات ۱۴۲-۱۲۷

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۳/۰۱ تاریخ پذیرش نهایی: ۱۳۹۲/۱۱/۲۰

تحلیل حساسیت پاراهای موثر بر میزان تبخیر روزانه با استفاده از الگوریتم Garson و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: شهر تبریز)

رسول دانشفراز[۱]

چکیده

پژوهش حاضر با هدف تحلیل حساسیت پاراهای موثر بر میزان تبخیر به ارزیابی پاراهای هواشناسی روزانه شامل میانگین دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی، میزان تشعشع و فشار سطح ایستگاه سینوپتیک تبریز در دوره آماری ۵ ساله (۱۳۸۶ الی ۱۳۹۰) پرداخته است. به این منظور در ابتدا به کمک شبکه عصبی مصنوعی وزن‌دار، مدلی برای تخمین میزان تبخیر توسعه داده شد. سپس به کمک ماتریس وزنی حاصل از بهترین معماری شبکه، از الگوریتم گارسن برای تحلیل حساسیت و تعیین اهمیت نسبی پاراهای ورودی استفاده گردید. نتایج حاصل نشان داد که میانگین دما و رطوبت نسبی بیش‌ترین تأثیر و ساعات آفتابی، میزان تشعشع، سرعت بادو فشار سطح ایستگاه کین تأثیر را بر روی میزان تبخیر از تشت شهر تبریز دارد.

واژگان کلیدی: الگوریتم گارسن، شبکه عصبی، تحلیل حساسیت، تبخیر، شهر تبریز.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۱ـ دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه.

Email:daneshfaraz@yahoo.com

مقدمه

فرآیند تبخیر یکی از اجزای چرخه هیدرولوژی و توازن آب در طبیعت به‌شمار می‌آید. در مناطق با بارندگی کم تلفات ناشی از این فرآیند سهم قابل توجهی از بیلان آبی را به‌خود اختصاص می‌دهد، لذا باید در طراحی سیستم‌های مختلف آبیاری و منابع آبی تلفات ناشی از تبخیر مورد توجه قرار گیرد.

تبخیر از تشت به‌علت سهولت تفسیر داده‌های آن در سراسر دنیا به‌عنوان شاخصی برای تعیین میزان تبخیر واقعی یک ناحیه استفاده می‌شود، ولی محدودیت‌های ابزاری و مشکلات عملی شامل خطای ناظر، کدورت آب و مشکلات نگهداری تشت تبخیر از میزان دقت این ابزار می‌کاهد (ایرماک[۲] و همکاران، ۲۰۰۲). بنابراین با توجه به مشکلات و محدودیت‌های تشت تبخیر ارائه روش‌هایی برای برآورد میزان تبخیر با استفاده از سایر متغیرهای هواشناسی ضروری است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از سیستم پردازش اطلاعات مغز طراحی و به عرصه ظهور رسیده‌اند که توانایی آن‌ها در تقریب الگوهای یک مساله سبب افزایش دامنه کاربرد این شبکه‌ها شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل چندین نرون یا گره‌های محاسباتی هستند و در مواردی که از ورودی‌های وزن‌دار بهره برده شود، این گره‌ها قادر به تولید خروجی‌های متناسب با آن با استفاده از توابع تبدیل خواهند نمود (خانا[۳]، ۱۹۹۰؛ دای هوف[۴]، ۱۹۹۰). تعیین اهمیت نسبی پاراهای ورودی شبکه عملی است که به ازای آن میزان و نحوه توزیع داده‌های ورودی با بیش‌ترین تأثیر بر روی خروجی مدل مشخص شده و سبب کاهش مراحل سعی و خطا و شناخت مهین پاراهای موثر بر پدیده مورد نظر می‌گردد. توانایی مشخص نمودن ترتیب اهمیت پاراهای ورودی، روش شبکه عصبی مصنوعی را به‌عنوان ابزار مفیدی برای تعیین اهمیت نسبی پاراهای ورودی در مسائل مختلف از جمله

2- Irmak
3- Khanna
4- Dayhoff

جهت تخمین میزان تبخیر تبدیل می‌کند. با توجه به کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان تبخیر از تشت می توان از این مدل با استفاده از ضرایب مخصوصی میزان تبخیر از سطح آب و یا تبخیر ـ تعرق پتانسیل را به‌دست آورد. تخمین میزان تبخیر از تشت و تعیین پاراهای مؤثر بر آن در طی دهه گذشته توجه بسیاری از محققان را به‌خود جلب نموده است. به‌عنوان مثال، سادهییر[5] و همکاران (۲۰۰۲)، مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی میزان تبخیر از تشتک در منطقه‌ای در هند با استفاده از متغیرهای مختلف هواشناسی نظیر رطوبت نسبی، دمای هوا، سرعت باد وساعات آفتابی در دوره آماری ۴ ساله (۱۹۹۰ تا ۱۹۹۳) به‌کار گرفتند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی بسیار تواناتر از مدل تجربی بوده و نیز در نظر گرفتن کلیه پاراها در فرآیند مدل‌سازی سبب عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی می‌شود. ترزی[6] و کسکین[7] (۲۰۰۵)، از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تبخیر روزانه از تشتک در دریاچه ایغدیر ترکیه با استفاده از داده‌های دمای هوا، دمای آب، تابش خورشیدی، فشار هوا، سرعت باد و رطوبت نسبی به بهره گرفتند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که در منطقه مورد مطالعه، سرعت باد و رطوبت نسبی اهمیت کی در میزان تبخیر دارند. دهقانی و همکاران (۱۳۸۹)، از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تبخیر از تشتک در ایستگاه هاشم‌آباد گرگان، با استفاده از داده‌های درجه حرارت هوا، سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی نمودند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که پاراهای دما و سرعت باد به‌ترتیب بیش‌ترین و کین تأثیر را در تخمین مقدار پارا تبخیر از تشت دارا هستند.

آنالیز حساسیت عملی است که به ازای آن میزان و نحوه توزیع داده‌های ورودی با بیش‌ترین تأثیر بر روی خروجی مدل مشخص می‌شود. درواقع، تحلیل حساسیت پاراهای و رودی، سبب کاهش مراحل سعی و خطا و شناخت مهین پاراهای موثر بر پدیده مورد نظر می‌گردد. یکی از روش‌های کاهش مراحل سعی و خطا به‌منظور شناسایی مهین ورودی‌های

5- Sudheer
6- Terzi
7- Keskin

شبکه‌های عصبی، استفاده از الگوریتم گارسن می‌باشد. روش کار این الگوریتم بر اساس وزن‌های شبکه عصبی است که در لایه‌های مختلف در بهترین ساختار شبکه تعیین شده است. این الگوریتم از مزیت ساده و کارا بودن برخوردار می‌باشد. با این حال، تعداد محدودی مطالعه با این الگوریتم صورت گرفته است که به چند مورد اشاره می‌گردد. کالته[8] (۲۰۰۸)، یک مدل بارش–رواناب با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم گارسن توسعه داد و به بررسی تأثیر مقادیر بارش و دما در پنج ایستگاه در سطح حوزه بر مقدار رواناب خروجی حوزه پرداخت. ناجاه[9] و همکاران (۲۰۱۱)، مقدار اکسیژن نامحلول رودخانه را با استفاده از متغیرهای کیفیت آب شامل دما، میزان اسیدی آب، هدایت الکتریکی، نیترات و نیتروژن آمونیکال به‌وسیله شبکه عصبی تخمین زدند و متغیرهای مؤثر را با استفاده از الگوریتم گارسن تعیین نمودند. قربانی و همکاران (۲۰۱۳)، به‌منظور تخمین سرعت باد و تحلیل حساسیت متغیرهای فشار هوا، دمای هوا، رطوبت نسبی و بارش در تبریز از شبکه‌های عصبی و الگوریتم گارسن استفاده نمودند. نتایج حاکی از تأثیر زیاد فشار هوا و تأثیر اندک مقدار بارش بر میزان سرعت باد بود. هم‌چنین، قربانی و همکاران (۱۳۹۲)، برای تخمین میزان ازن و تحلیل حساسیت متغیرهای هواشناسی و آلوده کننده هوا در شهر تبریز از شبکه‌های عصبی و الگوریتم گارسن استفاده کردند. نتایج نشان داد که متغیر حداکثر دما و غلظت مونواکسید کربن بیش‌ترین تأثیر را در غلظت ازن دارا هستند.

در این تحقیق، هدف اصلی انجام آنالیز حساسیت پاراهای هواشناسی مؤثر بر میزان تبخیر با استفاده از الگوریتم گارسن و بررسی کارآیی آن در ایستگاه سینوپتیک شهر تبریز می‌باشد. لذا به‌دلیل قابل کاربرد بودن الگوریتم گارسن برای مدل شبکه عصبی مصنوعی و با توجه به توانایی بالای شبکه عصبی، این مدل برای تعیین میزان تبخیر روزانه به‌کار برده می‌شود. به‌منظور انجام آنالیز حساسیت و ارزیابی تأثیر پاراهای مؤثر بر میزان تبخیر از پاراهای هواشناسی میانگین دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی، میزان

8- Kalteh
9- Najah

تشعشع و فشار هوا استفاده می‌گردد و درصد اهمیت نسبی این پاراها بر میزان تبخیر مشخص می‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

کلان شهر تبریز با وسعتی در حدود ۲۱۶۷ کیلو مربع و ۱۳۵۰ ارتفاع از سطح دریا بوده در موقعیت ۴۶ درجه و ۲۵ دقیقه شرقی، و ۳۸ درجه و ۲ دقیقه شمالی واقع شده است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه و ایستگاه مورد نظر نشان داده شده است. اطلاعات هواشناسی مورد بررسی در این تحقیق شامل میزان تبخیر برحسب میلی، میانگین دمای هوا برحسب درجه سانتی‌گراد، میانگین رطوبت نسبی برحسب درصد، میانگین فشار سطح ایستگاه برحسب میلی‌بار، میانگین سرعت باد برحسب بر ثانیه، ساعات آفتابی برحسب ساعت و میزان تشعشع بر حسب ژول است که این اطلاعات به‌صورت روزانه بوده و مربوط به ایستگاه سینوپتیک تبریز می‌باشد. بازه زمانی مورد استفاده برای داده‌ها از ۱ فروردین ۱۳۸۶ الی ۱۶ آبان ۱۳۹۰ می باشد، که از ۱۳۳۹رکورد ثبت شده برای آموزش و تعداد ۳۳۵ رکورد باقی مانده برای تست شبکه عصبی استفاده می‌گردد. مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در جدول (۱) منعکس شده است.

شکل (۱) موقعیت جغرافیایی منطقه و ایستگاه مربوط به اندازه‌گیری داده‌های هواشناسی

نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی مصنوعی با معرفی شبکه‌های پرسپترون چند لایه[10] انجام گرفت. برای آموزش این شبکه معمولاً از الگوریتم پس انتشار[11]استفاده می‌شود که اساس این الگوریتم بر پایه قانون یادگیری اصلاح خطا می‌باشد که از دو مسیر اصلی رفت و برگشت تشکیل می‌شود (خانا[12]، ۱۹۹۰). در طی آموزش شبکه MLP به‌کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی به‌سوی خروجی شبکه انجام می‌شود، سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. جهت کسب اطلاعات بیش‌تر در مورد مدل شبکه‌های عصبی می توان به منابع مختلف از جمله هایکین[13] (۱۹۹۹) مراجعه نمود.

جدول (۱) مشخصات آماری پاراهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک تبریز

		آموزش				
پارا	**واحد**	**میانگین**	**مینیمم**	**ماکزیمم**	**انحراف معیار**	**چولگی**
میزان تبخیر	mm	۶/۱۷۰	۰/۰۰۰	۲۱/۲۰۰	۵/۳۲۰	۰/۳۳۰
میانگین دما	°C	۱۴/۵۸۴	−۱۲/۲۰۰	۳۴/۰۰۰	۹/۹۶۷	−۰/۳۲۹
میانگین رطوبت نسبی	%	۴۹/۰۷۶	۱۵/۰۰۰	۹۶/۰۰۰	۱۶/۶۰۵	۰/۳۳۴
میانگین فشارسطح ایستگاه	mbar	۸۶۴/۲۳۸	۸۵۱/۸۰۰	۸۷۹/۸۰۰	۴/۱۹۷	۰/۲۹۹
میانگین سرعت باد	m/s	۳/۷۶۸	۰/۹۰۰	۱۰/۸۰۰	۱/۵۹۰	۰/۹۱۴
ساعات آفتابی	hr	۷/۷۹۱	۰/۰۰۰	۱۳/۱۰۰	۳/۶۳۶	−۰/۷۳۹
میزان تشعشع	J	۱۸۳۰/۰۸۳	۱۵۷/۰۰۰	۳۲۴۴/۰۰۰	۸۰۹/۹۰۲	−۰/۰۹۷
		تست				
پارا	**واحد**	**میانگین**	**مینیمم**	**ماکزیمم**	**انحراف معیار**	**چولگی**
میزان تبخیر	mm	۶/۱۹۴	۰/۰۰۰	۱۸/۷۰۰	۵/۱۹۹	۰/۳۷۴
میانگین دما	°C	۱۳/۹۵۲	−۶/۷۰۰	۳۴/۰۰۰	۱۰/۲۴۰	−۰/۱۰۶
میانگین رطوبت نسبی	%	۴۸/۹۵۵	۱۶/۰۰۰	۸۹/۰۰۰	۱۶/۴۲۴	۰/۳۳۹
میانگین فشار سطح	mbar	۸۶۳/۵۳۶	۸۵۳/۸۰۰	۸۷۵/۱۰۰	۴/۱۹۱	۰/۰۶۹

10- Multi-Layer Perceptron (MLP)
11- Back Propagation (BP)
12- Khanna
13- Haykin

ایستگاه						
میانگین سرعت باد	m/s	۳/۶۴۵	۰/۹۰۰	۱۰/۱۰۰	۱/۵۷۴	۰/۹۷۴
ساعات آفتابی	hr	۸/۱۰۲	۰/۰۰۰	۱۳/۱۰۰	۳/۶۲۵	-۰/۷۶۲
میزان تشعشع	J	۱۸۵۵/۳۴۳	۲۶۵/۰۰۰	۳۱۷۶/۰۰۰	۸۱۹/۷۳۶	-۰/۱۶۴

الگوریتم گارسن

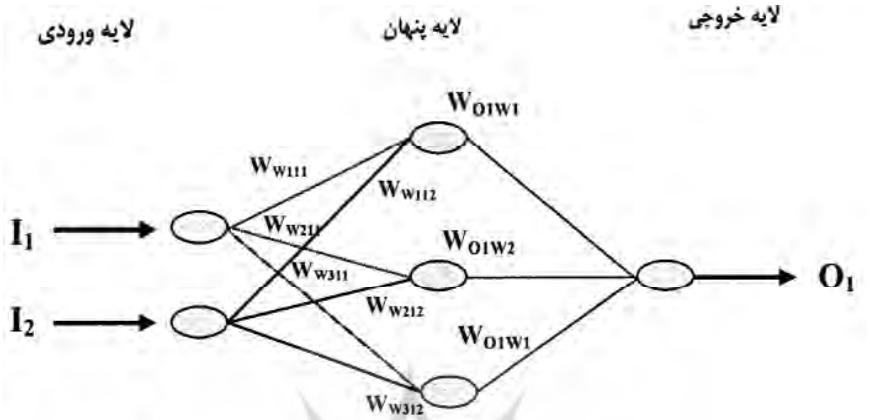
الگوریتم گارسن بر اساس ماتریس وزنی شبکه عصبی و معادله گارسن[۱۴]می‌باشد که معادله پیشنهاد شده براساس پارتیشن‌بندی وزن‌های اتصالی به‌صورت رابطه زیر است (گارسن[۱۵]، ۱۹۹۱):

$$Ij = \frac{\sum_{m=1}^{m=N_h}\left((W_{jm}^{ih}|/\sum_{k=1}^{Ni}|W_{km}^{ih})\times|W_{mn}^{ho}\right)}{\sum_{m=1}^{k=N_i}\left\{\sum_{m=1}^{m=N_h}(|W_{km}^{ih}|\sum_{k=1}^{Ni}|W_{km}^{ih}|)\times\right\}W_{mn}^{gi}} \quad (۱)$$

که در این رابطه، I_j اهمیت نسبی jامین متغیر ورودی بر روی متغیر خروجی، N_i و N_h به‌ترتیب تعداد نرون‌های ورودی و مخفی، W وزن بین لایه‌ها بوده که در آن، اندیس‌های ‘i’، ‘h’ و‘o’ به‌ترتیب به لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی اشاره دارد و اندیس‌های ‘k’،‘m’ و ‘n’ به‌ترتیب نرون‌های ورودی، مخفی و خروجی را نشان می‌دهند. شکل ۲ نمونه‌ای از کاربرد الگوریتم گارسن را برای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با یک لایه پنهان و یک لایه ورودی نشان می‌دهد. قابل ذکر است که الگوریتم گارسن فقط برای شبکه عصبی با یک نرون خروجی قابل کاربرد می‌باشد.

پرتال جامع علوم انسانی

14- Garson Equation
15- Garson



شکل (۲) مثالی از کاربرد الگوریتم گارسن

مراحل اصلی برای تعیین اهمیت نسبی متغیرهای ورودی به‌صورت زیر می‌باشد:

الف) تشکیل ماتریس حاوی وزن نرون‌های ورودی- پنهان و پنهان- خروجی.

ب) محاسبه میزان تأثیر نرون‌های ورودی بر روی خروجی شبکه از طریق هر کدام از نرون‌های پنهان (AH1I1). برای این منظور لازم است در ابتدا وزن لایه‌های پنهان - ورودی (WH1I1) و وزن لایه‌های خروجی- پنهان (WO1H1) تعیین شود (رابطه ۲).

$$AH1I1=WH1I1\times WO1H1 \qquad (۲)$$

ج) محاسبه تأثیر نسبی هر کدام از نرون‌های ورودی بر روی سیگنال خروجی به ازای نرون‌های پنهان (RH1I1) (رابطه ۳) و تعیین مجموع حاصل برای نرون‌های ورودی (SI1) (رابطه ۴).

$$RH1I1= |AH1I1|/(|AH1I1|+| AH1I2|) \qquad (۳)$$

$$SI1= RH1I1+ RH2I1+ RH3I1 \qquad (۴)$$

د) محاسبه اهمیت نسبی هر کدام از متغیرهای ورودی (II1) (رابطه ۵).

$$II1= SI1/((SI1+ SI2) \times 100) \quad (۵)$$

روش گارسن، روشی مناسب برای تعیین تأثیر کلی هر کدام از متغیرهای تخمینگر بر روی متغیر خروجی می‌باشد، ولی اطلاعات دقیقی در خصوص برهم کنش متغیرهای تخمینگر با همدیگر ارائه نمی‌دهد. علاوه‌بر این، الگوریتم گارسن زمانی که تأثیر نسبی متغیرهای ورودی را محاسبه می‌کند از مقدار مطلق وزن‌ها بهره می‌گیرد، در حالی که استفاده از این روش سبب می‌شود از تأثیر معکوس وزن‌های با مقدار منفی صرف‌نظر شود.

به‌منظور بررسی عملکرد دقت مدل، معیارهای جذر میانگین مربعات خطا (رابطه ۶)، ضریب همبستگی (رابطه ۷) و ضریب نش ساتکلیف (رابطه ۸) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum (y_i - x_i)^2} \quad (۶)$$

$$R2 = \frac{(\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2} \quad (۷)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2} \quad (۸)$$

در روابط (۶-۸) x_i و $\bar{x}$ به‌ترتیب مقادیر مشاهداتی تبخیر از تشت و میانگین این مقادیر می‌باشد. y_i و $\bar{y}$ نیز به‌ترتیب مقادیر محاسباتی تبخیر از تشت و میانگین این مقادیر و نهایتاً n تعداد داده‌ها می‌باشد. بازه تغییرات NS، $-\infty$ تا ۱ است و بهترین جواب برای مدل هنگامی ایجاد خواهد شد که مقادیر NS، RMSE و R^2 به‌ترتیب به یک، صفر و یک میل کنند.

یافته‌ها و بحث

در این تحقیق، برای مدل‌سازی میزان تبخیر از تشت ایستگاه سینوپتیک تبریز از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چندلایه با یک لایه پنهان و با تعداد نرون‌های متفاوت استفاده شد. علت انتخاب یک لایه پنهان عدم ارتباط مستقیم لایه‌های میانی با خروجی شبکه و تأثیر ناچیز تغییرات لایه میانی در تعدیل وزن‌ها است. تابع تانژانت سیگموئید متداول‌ترین شکل از توابع محرک است که از آن برای نگاشت اطلاعات از لایه ورودی به لایه پنهان و از تابع محرک خطی برای نگاشت اطلاعات از لایه پنهان به لایه خروجی استفاده گردید. آموزش شبکه‌های پرسپترون چند لایه نیز با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا به‌نام الگوریتم مارکوارت ـ لونبرگ به‌دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه استفاده شد. تعداد تکرارهای لازم در فرآیند یادگیری شبکه ۱۰۰ در نظر گرفته شده و به‌منظور انجام فرآیند مدل‌سازی از ۱۳۳۹رکورد ثبت شده در بازه زمانی ۱ فروردین ۱۳۸۶ الی ۱۵ آذر ۱۳۸۹ برای آموزش و تعداد ۳۳۵ رکورد باقی مانده در بازه زمانی ۱۶ آذر ۱۳۸۹ الی ۱۶ آبان ۱۳۹۰ برای تست شبکه عصبی استفاده گردید. عملکرد شبکه به کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار گرفت. در نهایت، ساختار بهینه مدل از طریق اجرای سه مدل M_1، M_2 و M_3 به‌دست آمد که این سه مدل بر اساس پیروی از تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان به‌ترتیب توسط تانگ و فیش ویک[16] (۱۹۹۳) با I نرون پنهان، وانگ[17] (۱۹۹۱) با 2I نرون پنهان و لیپمن[18] (۱۹۸۷) با 2I+1 نرون پنهان پیشنهاد شده‌اند که در این مدل‌ها I تعداد ورودی‌های مدل است. در این تحقیق، مقدار این پارا I=6 می‌باشد. لازم به ذکر است که برای اجرای این مدل‌ها داده‌ها بین ۱− و ۱ نرمال شدند. جدول۲ تأثیر تغییر تعداد نرون‌های لایه میانی را در عملکرد مدل در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهد. بر اساس نتایج حاصل از این جدول، مدل M_1 به‌عنوان مدل و ساختار بهینه انتخاب گردید که مقادیر معیارهای عملکرد NS، RMSE، و R^2 برای این ساختار بهینه

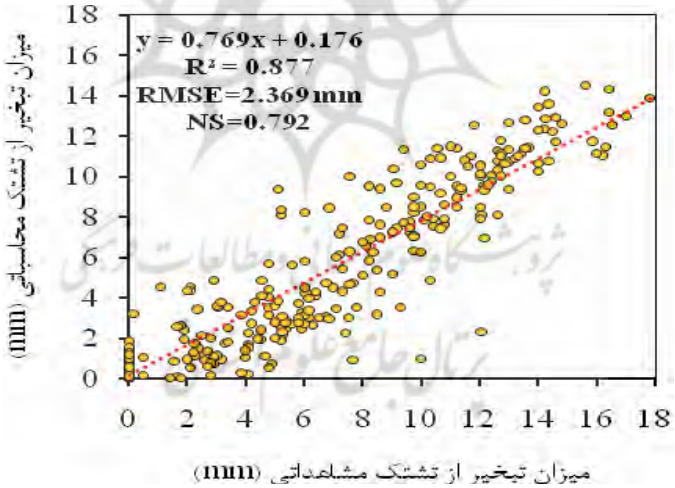
16- Tang and Fishwick
17- Wong
18- Lippmann

انتخاب شده در بخش آموزش به‌ترتیب برابر ۰/۸۶۷، ۱/۹۳۷ میلی و ۰/۸۶۸ و در بخش تست به‌ترتیب برابر ۰/۷۹۲، ۲/۳۶۹ میلی و ۰/۸۷۷ حاصل شده است.

در شکل ۳ نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی میزان تبخیر از تشت ایستگاه سینوپتیک شهر تبریز حاصل از بهترین شبکه به‌دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در مرحله تست ارائه شده است که نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل در تخمین میزان این پارا می‌باشد.

جدول (۲) نتایج شبکه عصبی برای مراحل آموزش و تست براساس معماری مختلف

مدل	تعداد نرون‌های لایه پنهان	آموزش				تست		
		NS	RMSE(mm)	R^2		NS	RMSE(mm)	R^2
M_1	**I**	۰/۸۶۷	۱/۹۳۷	۰/۸۶۸		۰/۷۹۲	۲/۳۶۹	۰/۸۷۷
M_2	2I	۰/۸۶۵	۱/۹۵۸	۰/۸۶۸		۰/۷۶۶	۲/۵۱۱	۰/۸۶۲
M_3	2I+1	۰/۸۷۹	۱/۸۵۳	۰/۸۷۹		۰/۷۵۵	۲/۵۶۸	۰/۸۴۵



شکل(۳) نمودار پراکنش مقادیر محاسباتی و مشاهداتی میزان تبخیر از تشت در مرحله تست برای بهترین معماری به‌دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی

به‌منظور تحلیل حساسیت و تعیین میزان اهمیت نسبی پاراها نیاز به وزن‌های مربوط به لایه‌ها است، که در جدول ۳ مقادیر وزن هر یک از لایه‌های ورودی و خروجی با لایه پنهان آورده شده است. این مقادیر در الگوریتم گارسن (رابطه ۱) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

جدول (۳) ماتریس وزن‌ها بین لایه‌ها

نرون	W_1						W_2
	پاراهای ورودی						پارا خروجی
	میانگین دما	رطوبت نسبی	فشار سطح ایستگاه	سرعت باد	ساعات آفتابی	میزان تشعشع	میزان تبخیر از تشت
۱	۲/۱۰۸	۲/۱۱۱	۰/۱۷۰	۰/۴۶۵	−۱/۸۹۹	۱/۰۶۹	۰/۱۰۳
۲	−۱/۳۰۸	−۰/۲۸۹	۰/۰۹۰	−۰/۲۶۸	−۰/۱۴۰	−۰/۱۶۷	−۰/۹۳۱
۳	−۰/۶۵۶	۱/۸۴۴	۱/۳۲۲	۰/۸۳۵	۰/۱۹۶	۱/۱۹۶	−۰/۰۱۰
۴	۰/۸۲۲	−۱/۳۲۸	۰/۵۶۸	۰/۷۲۳	۱/۸۵۶	−۱/۸۹۴	۰/۲۴۱
۵	−۰/۴۰۵	−۰/۵۶۱	۰/۱۹۰	−۰/۰۰۴	−۰/۲۸۸	۰/۴۰۷	۰/۳۲۸
۶	۱/۲۳۴	−۱/۰۹۸	−۰/۰۲۸	۰/۸۸۵	۲/۳۸۷	−۰/۱۰۴	۰/۰۵۶

W_1: وزن بین لایه ورودی و پنهان و W_2: وزن بین لایه پنهان و خروجی

بر اساس الگوریتم گارسن و مقادیر ارائه شده در جدول ۳ مقدار I_i با استفاده از رابطه (۱) برای هر پارا ورودی بر حسب درصد محاسبه می‌شود که نتایج حاصل در جدول ۴ نشان داده شده است. این نتایج بیانگر اینست که از میان پاراهای موجود، میانگین دما و رطوبت نسبی (به‌ترتیب با درصد اهمیت نسبی ۴۱٪ و ۱۸٪) بیش‌ترین و ساعات آفتابی، میزان تشعشع، سرعت باد و فشار سطح ایستگاه (به‌ترتیب با درصد اهمیت نسبی ۱۳٪، ۱۳٪ ، ۹٪ و ۶٪) کین تأثیر را بر روی میزان تبخیر از تشت دارند.

جدول (۴) اهمیت نسبی پاراهای مؤثر بر میزان تبخیر روزانه

اولویت پارا	اهمیت نسبی (٪)	پارا	نماد
۱	۴۱	میانگین دما	P1
۲	۱۸	رطوبت نسبی	P2
۵	۶	فشار سطح ایستگاه	P3
۴	۹	سرعت باد	P4
۳	۱۳	ساعات آفتابی	P5
۳	۱۳	میزان تشعشع	P6
	۱۰۰	مجموع	

بدیهی است که متغیر دما از جمله متغیرهای بسیار مؤثر بر میزان تبخیر در اغلب مناطق می‌باشد و شهر تبریز هم از این امر مستثنی نیست. میزان این تأثیر در فصول و ماه‌های گرم سال بیش‌تر است و در کل متغیر پر تأثیری بر مقدار تبخیر می‌باشد. در مورد متغیر رطوبت نسبی، به‌دلیل اینکه شهر تبریز دارای اقلیم نیمه‌خشکی است بنابراین، عدم وجود رطوبت کافی در هوا در اغلب ماه‌های سال به‌طور حتم در مقدار تبخیر مؤثر بوده و باعث افزایش آن می‌گردد. متغیرهای ساعات آفتابی و میزان تشعشع هم به نوعی در متغیر دما مستتر هستند و به‌عبارت دیگر مقادیر آن‌ها در مقدار دمای هوا مؤثر است و لذا اهمیت متغیر دما بیش‌تر از آن‌ها می‌باشد. کم اهمیت بودن نسبی متغیرهای سرعت باد و فشار هوا در تبریز تقریباً منطقی است. با این حال، به‌دلیل این‌که تبریز در فصل تابستان دارای بادهای نسبتاً تندی است و لذا اهیت باد در میزان تبخیر در فصل تابستان بیش‌تر به‌نظر می‌رسد ولی از آنجایی که این تحقیق بصورت سالانه انجام پذیرفته است لذا از اهمیت کلی متغیر باد تا حدی کاسته شده است. به‌طور کلی تبریز در طول یک سال دارای نوسانات فشار هوای زیادی نبوده و بنابراین، انتظار می‌رود اهمیت کی نسبت به سایر متغیرها داشته باشد. در نهایت، می‌توان نتیجه‌گیری نمود که الگوریتم گارسن از کارآیی بالایی در تحلیل حساسیت پاراهای هواشناسی موثر بر تبخیر در ایستگاه تبریز برخوردار است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، به‌منظور تخمین میزان تبخیر روزانه از تشت ایستگاه سینوپتیک شهر تبریز از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. برای این منظور، مقادیر روزانه پاراهای میانگین دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی، میزان تشعشع و فشار سطح ایستگاه مورد استفاده قرار گرفت. ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که ساختار مدل با تعداد نرون‌های پنهان برابر با تعداد نرون‌های لایه ورودی بهترین پیش‌بینی را ارائه می‌دهد. هم‌چنین، مقادیر معیارهای عملکرد ساختار منتخب در مرحله آموزش و تست و نیز نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی آن حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی

در پیش‌بینی میزان تبخیر از تشت بودند، لذا این مدل هوشمند می‌تواند به‌عنوان مدلی کارا جهت پیش‌بینی میزان تبخیر در منطقه مورد استفاده قرار گیرد.

انتخاب ترکیب مناسبی از پاراهای ورودی به‌عنوان یکی از مهین مراحل مدل‌سازی به شمار می‌آید که در این تحقیق از ماتریس وزنی شبکه عصبی به‌همراه معادله گارسن برای تحلیل حساسیت پاراهای ورودی به شبکه عصبی جهت تخمین میزان تبخیر روزانه استفاده گردید. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نشان داد که از میان پاراهای موجود، میانگین دما و رطوبت نسبی بیش‌ترین تأثیر و ساعات آفتابی، میزان تشعشع، سرعت بادو فشار سطح ایستگاه نیز کین تأثیر را بر روی میزان تبخیر از تشت شهر تبریز دارند. بنابراین، الگوریتم گارسون توانایی بالایی در تحلیل حساسیت و تشخیص بهترین ورودی‌های شبکه‌های عصبی را دارا می‌باشد. به‌طور کلی، به‌نظر می‌رسد ارائه و به‌کارگیری الگوهای نو و تکنیک‌های پیشرفته جهت تحلیل حساسیت پاراهای ورودی می‌تواند موجب کاهش مراحل سعی و خطا در یافتن ترکیب مناسب ورودی مدل و ایجاد تحول در مدل‌سازی پدیده‌ها با استفاده از روش‌های هوشمند گردد. در نهایت، به‌دلیل این‌که میزان تأثیر برخی متغیرهای اقلیمی نظیر سرعت باد بر مقدار تبـخیر در شهر تبریز در برخی فـصول یا ماه‌های سال متفاوت به‌نظر می‌رسد، لذا پیشنهاد می‌گردد که در تحقیقات آتی در شهر تبریز تأثیر متغیرهای اقلیمی بر میزان تبخیر به‌صورت فصلی یا ماهانه انجام گیرد و نتایج حاصل با نتایج این تحقیق مقایسه گردد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

ـ دهقانی، امیراحمد؛ پیری، مهدی؛ حسام، موسی؛ دهقانی، نوید (۱۳۸۹)، «تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، تابع پایه شعاعی و المانی»، ***مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک***، شماره دوم، جلد هفدهم، صص۶۷-۴۹.

ـ قربانی، محمدعلی، نقی پور، لیلا، کریمی، وحید، فرهودی، رضا (۱۳۹۲)، «آنالیز حساسیت پاراهای مؤثر بر غلظت ازن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی»، ***مجله سلامت و محیط***، دوره ششم، شماره اول، صص ۲۲-۱۱.

-Irmak, S., Haman, D.Z. and Jones, J.W., (2002), "Evaluation of class A pance coefficients forestimating reference evapotranspiration in humidlocation", ***Journal of Irrigation and Drain. Eng. ASCE***, 128. pp: 153-159.

-Khanna, T., (1990), "Foundation of neural networks: Addison-Wesley Series in New Horizons in Technology", 1st ed. New York: Addison-Wesley",

- Dayhoff, J.E. (1990) "***Neural Network Principles***", 1st ed. New York: Prentice-Hall International.

- Sudheer, K.P., Gosain, A.K., Mohana, R.D. and Saheb, S.M., (2002), "Modelling Evaporation Using an Artificial Neural Network Algorithm", ***Hydrological Processes***, 16, pp:3189-3202.

-Terzi, O. and Keskin, M.E., (2005), "Modeling of Daily Pan Evaporation", ***Journal of Applied Sciences***, 5, pp: 368-372.

-Kalteh, A.M., (2008), "Rainfall-Runoff Using Artificial Neural Networks (ANNs) and Understanding", ***Caspian Journal of Environmental Science***, 6(1), pp: 53-58.

-Najah, A.A., El-Shafie, A., Karim, O.A., and Jaafar, O., (2011), "Integrated versus isolated scenario forprediction dissolved oxygen atprogression of water quality monitoringstations", ***Hydrology and Earth System Sciences Discussions***, 8, pp: 6069-6112.

-Ghorbani, M.A., Khatibi, R., Hosseini, B., and Bilgili, M., (2013), "Relative importance of parameters affecting windspeed prediction using artificial neural networks", ***Theoretical and Applied Climatology***, 114, pp: 107–114.

-Haykin, S., "***Neural Networks: A Comprehensive Foundation***", Second Ed. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, (1999).

-Garson, G.D., (1991), "Interpreting neural network connection weights", ***Artificial Intelligence Expert***. 6, pp:47-51.

-Tang, Z. and Fishwick, P.A., (1993), "Feedforward neural nets as models for time 2 series forecasting", ***ORSA J Comput***, 5, pp: 374–385.

14- Wong, F.S., (1991). "Time series forecasting using back propagation neural network", ***Neurocomputing***; 2, 147–159.

-Lippmann, RP., (1987), "An introduction to computing with neural nets", ***IEEE ASSP Magazine****; April*, pp: 4–22.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی