

## ارزیابی عملکرد مدل‌های هوشمند در تخمین دمای نقطه شبنم با استفاده از پارامترهای هواشناسی

سید فرهنگ حسینی<sup>۱</sup>، جواد بهمنش<sup>۲\*</sup>، وحید رضاوردی‌نژاد<sup>۳</sup>، ندا خانمحمدی<sup>۴</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۱/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۲۴

۱ - دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۲ - استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۳ - استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۴ - دانش‌آموخته دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: [j.behmanesh@urmia.ac.ir](mailto:j.behmanesh@urmia.ac.ir)

### چکیده

دمای نقطه شبنم دمایی است که در آن هوا تحت فشار ثابت به صورت اشباع از بخار آب شود. هدف از تحقیق حاضر، ارزیابی توانایی مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره (MARS) در تخمین دمای نقطه شبنم با استفاده از پارامترهای هواشناسی در ایستگاه سینوپتیک خوی واقع در شمال غرب ایران می‌باشد. پارامترهای هواشناسی استفاده شده شامل دمای حداقل ( $T_{min}$ )، دمای حداکثر ( $T_{max}$ )، دمای متوسط ( $T$ )، رطوبت نسبی ( $RH$ )، رطوبت نسبی حداقل ( $RH_{min}$ )، رطوبت نسبی حداکثر ( $RH_{max}$ )، ساعات آفتابی ( $S$ )، سرعت باد ( $W$ )، فشار ایستگاه ( $P_a$ )، فشار بخار واقعی ( $e_a$ ) و فشار بخار اشباع ( $e_s$ ) بودند. پارامترهای مذکور با ترکیب‌های مختلفی به عنوان ورودی به مدل‌های مورد استفاده وارد شدند. برای ارزیابی نتایج خروجی مدل‌ها از میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مطلق خطا (MAE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) به عنوان معیارهای ارزیابی استفاده گردید. بر اساس نتایج حاصله فشار بخار واقعی ( $e_a$ ) و دمای حداقل ( $T_{min}$ )، مؤثرترین پارامترها در تخمین دمای نقطه شبنم بودند. همچنین نتایج نشان داد که دو مدل مورد استفاده از دقت خوبی جهت تخمین دمای نقطه شبنم با استفاده از پارامترهای هواشناسی برخوردار هستند. با این وجود، مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره عملکرد بهتری نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین دمای نقطه شبنم داشت. در مجموع، در بین همه پارامترها و مدل‌ها، مدل MARS با ورودی فشار بخار واقعی و  $RMSE=0.633^\circ C$ ،  $MAE=0.480^\circ C$  و  $R^2=0.991$  برای حالت آزمون دقیق‌ترین تخمین را از دمای نقطه شبنم نتیجه داد.

**واژه‌های کلیدی:** پارامترهای هواشناسی، خوی، دمای نقطه شبنم، رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره، شبکه عصبی مصنوعی

## Evaluating the Intelligence Models Performance in Estimating Dew Point Temperature Using Meteorological Parameters

S F Hosseini<sup>1</sup>, J Behmanesh<sup>2\*</sup>, V Rezaverdinejad<sup>3</sup>, N Khanmohammadi<sup>4</sup>

Received: January 30, 2021 Accepted: May 14, 2021

<sup>1</sup>M.Sc. Grad., Dept. of Water Engineering, University of Urmia, Urmia, Iran

<sup>2</sup> Prof., Dept. of Water Engineering, University of Urmia, Urmia, Iran

<sup>3</sup> Prof., Dept. of Water Engineering, University of Urmia, Urmia, Iran

<sup>4</sup>Ph.D. Grad., of Water Engineering, University of Urmia, Urmia, Iran

\*Corresponding Author, E-mail: j.behmanesh@urmia.ac.ir

### Abstract

Dew point temperature is the temperature to which under constant pressure, air becomes saturated with water vapor. The goal of the present research is to evaluate the capability of Artificial Neural Networks (ANN) and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) for estimating the dew point temperature using meteorological parameters in Khoy Synoptic station located in northwest of Iran. Used meteorological data were including maximum air temperature ( $T_{max}$ ), minimum air temperature ( $T_{min}$ ), mean air temperature ( $T$ ), relative humidity (RH), maximum relative humidity ( $RH_{max}$ ), minimum relative humidity ( $RH_{min}$ ), solar radiation ( $S$ ), wind speed ( $W$ ), station atmospheric pressure ( $P_a$ ), actual vapor pressure ( $e_a$ ) and saturate vapor pressure ( $e_s$ ). The mentioned parameters were entered to the used models with various combinations as inputs. To assess the models outputs, root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) and coefficient of determination ( $R^2$ ) were employed. On the basis of the obtained results, the actual vapor pressure ( $e_a$ ) and minimum temperature ( $T_{min}$ ) were the most effective parameters in estimating dew point temperature. Also, the results showed that two used models have adequate accurate to estimate dew point temperature using meteorological parameters. However, the MARS had better performance than ANN in estimating dew point temperature. In general, among the used models and parameters, the MARS with single input of the actual vapor pressure and  $RMSE= 0.343^\circ C$ ,  $MAE= 0.480^\circ C$ ,  $R^2=0.991$ , gave the best estimation for of dew point temperature in the test state.

**Keywords:** Artificial neural networks, Dew point, Khoy, Meteorological parameters, Multivariate adaptive regression splines.

### مقدمه

گفت که دمای نقطه شبنم دمایی است که در آن رطوبت موجود در هوا تحت فشار ثابت هوا به آب مایع تبدیل می‌شود. تخمین دقیق دمای نقطه شبنم می‌تواند برای پیش‌بینی سرمازدگی، یخ‌زدگی، باران، برف، شبنم، تبخیر- تعرق و دیگر پارامترهای هواشناسی مفید باشد (شانک ۲۰۰۸). علاوه بر این تخمین دقیق این دما می‌تواند در کنترل سرمازدگی، میزان تبخیر و نوسانات رطوبتی مؤثر باشد (لاورنس ۲۰۰۵). تغییرات بلند مدت این دما می‌تواند در تنظیم انرژی نزدیک سطح زمین و تعادل آبی و گازهای گلخانه‌ای بسیار تاثیرگذار باشد

آب اصلی ترین فاکتور محدود کننده فعالیت‌های کشاورزی در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران می‌باشد. در این مناطق هر نوع منبع آبی چه آب بارشی و چه غیر بارشی بسیار حائز اهمیت می‌باشد (شفیعی و همکاران ۲۰۱۱، آگام و برلینز ۲۰۰۶). یکی از منابع آبی که در این مناطق نقش حیاتی را برای ادامه زندگی گیاهان ایفا می‌کند، شبنم می‌باشد (هیل و همکاران ۲۰۱۵). شبنم زمانی تشکیل می‌شود که دمای محیط کمتر یا برابر با دمای نقطه شبنم باشد (امیرمجاهدی و همکاران ۲۰۱۶). در تعریف دمای نقطه شبنم می‌توان

مصنوعی (ANN) و مدل تجربی ایرماک را در تخمین تابش خالص خورشیدی روزانه در اقلیم سرد و نیمه خشک در ایستگاه همدان، نتایج آنها نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی دقت بیشتری در تخمین تابش خالصی خورشیدی داشته است. شیری و همکاران (۲۰۱۴) دو مدل مختلف شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن را برای تخمین دمای نقطه شبنم در دو ایستگاه آب و هوایی سنول و اینچئون در کشور کره جنوبی را استفاده کردند و نشان دادند که مدل برنامه ریزی بیان ژن نسبت به شبکه عصبی مصنوعی این دما را بهتر پیش‌بینی کرده است. دانگ و همکاران (۲۰۲۰) از چندین مدل مبتنی بر مدل ماشین آموزش نیرومند (ELM) جهت تخمین دمای نقطه شبنم در ایستگاه یانگینگ در کشور چین استفاده کردند، نتایج آنها نشان داد که تمامی مدل‌ها از دقت مناسبی جهت تخمین دمای نقطه شبنم در ایستگاه مورد مطالعه برخوردار بوده‌اند. آنتونوپولوس و همکاران (۲۰۱۹) از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل‌های تجربی جهت تخمین تابش آفتاب در دو ایستگاه هواشناسی در شمال یونان استفاده کردند، مطابق با نتایج آنها مدل‌های مذکور از دقت مناسبی جهت تخمین تابش آفتاب برخوردار بوده‌اند. گورنیک و وینیسزنکو (۲۰۱۷) به تخمین دمای نقطه شبنم با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های تجربی با دو پارامتر رطوبت نسبی و دما پرداختند و دریافتند که مدل شبکه عصبی مصنوعی بهتر از مدل‌های تجربی این دما را پیش‌بینی می‌کند. بر اساس پیش‌بینی ویلیامز و همکاران (۲۰۱۵) شبکه عصبی مصنوعی قوی‌تر از ریگرسیون خطی در تخمین دمای نقطه شبنم به کمک پارامترهای هواشناسی در ۱۴ ایستگاه در شمال غربی گرجستان عمل کرده است. دکا و همکاران (۲۰۱۸) از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و ماشین آموزش نیرومند با هدف تخمین دمای نقطه شبنم در مناطق نیمه خشک در کشور هندوستان استفاده کردند. نتایج آنها حاکی از برتری ماشین

(رابینسون ۲۰۰۰). دسترسی صحیح و قابل اعتماد به دمای نقطه شبنم در بسیاری از علوم نظیر کشاورزی، هیدرولوژی و آب و هوایی حائز اهمیت می‌باشد (دکا و همکاران ۲۰۱۸، امیر مجاهدی و همکاران ۲۰۱۶). علاوه بر این چندین مدل برای پیش‌بینی تبخیر، تبخیر-تعرق مرجع، متغیرهای هواشناسی و هیدرولوژیکی به عنوان یک ورودی به دمای نقطه شبنم احتیاج دارند (محمود و همکاران ۲۰۰۵). در چند دهه اخیر بطور گسترده ای از مدل‌های هوشمند برای تخمین دمای نقطه شبنم و دیگر مسایل هیدرولوژیکی استفاده شده است. دو نمونه از

مدل‌های پرکاربرد شامل مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره (MARS) می‌باشند. چرا که این مدل‌ها توانایی تشخیص روابطی بین ورودی‌های شبکه و خروجی‌های آن بدون هیچ فرایند فیزیکی قابل درک می‌باشند. فتح الله‌زاده و همکاران (۲۰۱۸) از مدل‌های ماشین بردار پشتیبانی (SVM)، برنامه ریزی بیان ژن (GEP) و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره (MARS) برای تخمین دمای نقطه شبنم استفاده کردند و پی بردند که مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره موفق‌تر از مدل‌های دیگر عمل کرده است. شریفی و همکاران (۲۰۱۶)، در مطالعات خود جهت تخمین تابش آفتاب به کمک مدل‌های هوشمند موجک<sup>۱</sup>، شبکه عصبی مصنوعی، برنامه ریزی بیان ژن و مدل‌های تجربی به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر مدل‌ها نتایج بهتری داشته است. عیسی زاده و همکاران (۲۰۱۷) توانایی مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه عصبی مصنوعی را در برآورد تبخیر روزانه تشت در دو ایستگاه تبریز و مراغه ارزیابی کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد که دو مدل دقت خوبی در پیش‌بینی تبخیر داشته‌اند. سبزی پرور و همکاران (۲۰۱۵) ارزیابی کردند توانایی مدل شبکه عصبی

### انتخاب داده ها

برای انجام تحقیق حاضر داده‌های ماهانه ایستگاه هواشناسی خوی برای یک دوره ۵۵ ساله (۲۰۱۴-۱۹۶۰) از سازمان هواشناسی استان آذربایجان غربی اخذ شد. داده های استفاده شده شامل دمای هوای حداقل ( $T_{min}(^{\circ}C)$ )، دمای هوای حداکثر ( $T_{max}(^{\circ}C)$ )، دمای متوسط ( $T(^{\circ}C)$ )، رطوبت نسبی ( $RH(\%)$ )، رطوبت نسبی حداقل ( $RH_{min}(\%)$ )، رطوبت نسبی حداکثر ( $RH_{max}(\%)$ )، ساعات آفتابی ( $S(hur)$ )، سرعت باد ( $w(m/s)$ )، فشار ایستگاه ( $P_a (mb)$ ) و دمای نقطه شبنم ( $T_{dew}(^{\circ}C)$ ) می باشد. برای تعیین سناریوها و ترکیب‌های ورودی ابتدا پارامترها به چهار دسته تقسیم گردیدند. این دسته‌ها شامل ۱- پارامترهای پایه دمایی ۲- پارامترهای پایه رطوبتی ۳- پارامترهای با پایه فشار بخار و ۴- پارامترهای با پایه متفرقه می‌باشد. با کنار هم قرار دادن ترکیب‌های مختلف از پارامترهای هواشناسی به کمک مدل‌های ذکر شده، سعی گردید تا بهترین ترکیب برای پیش بینی دمای نقطه شبنم انتخاب شود. در انتها نیز بهترین پارامتر از هر پایه انتخاب و با کنار هم قرار دادن بهترین پارامترهای پایه ها ترکیب‌های جدیدی ایجاد شد. از مجموع داده‌های بکار برده شده، ۷۰ درصد آنها به آموزش و ۳۰ درصد به آزمون تخصیص داده شده است. برای محاسبه فشار بخار واقعی از معادله ۱ استفاده شده است که در آن  $e_s(T_{min})$  و  $e_s(T_{max})$  فشار بخار اشباع به ترتیب در درمای  $T_{min}$  و  $T_{max}$  می‌باشد که توسط معادلات ۲ و ۳ محاسبه شده است.

$$e_a = \frac{RH}{\frac{e_s(T_{min})}{e_s(T_{max})} + \frac{e_s(T_{max})}{e_s(T_{min})}} \quad [1]$$

$$e_s(T_{min}) = 0.611 \exp\left(\frac{17.27 T_{min}}{T_{min} + 237.4}\right) \quad [2]$$

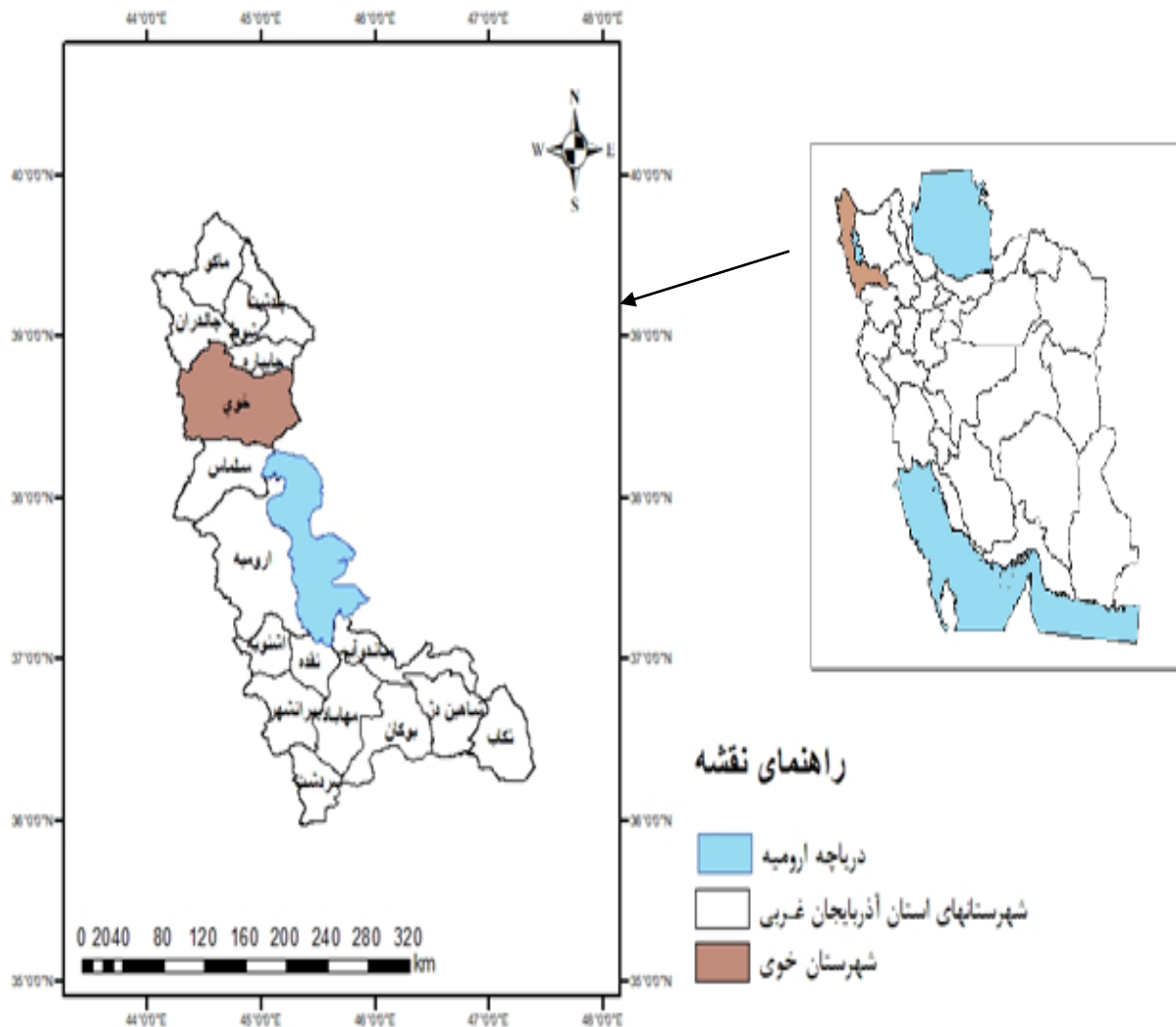
$$e_s(T_{max}) = 0.611 \exp\left(\frac{17.27 T_{max}}{T_{max} + 237.4}\right) \quad [3]$$

آموزش نیرومند نسبت به ماشین بردار پشتیبان در تخمین دمای نقطه شبنم می‌باشد. الشماری و همکاران (۲۰۱۶) پیش بینی کردند دمای نقطه شبنم را با استفاده از ترکیب کردن مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم کرم شب تاب برای شهر اصفهان و نشان دادند مدل ترکیبی SVM-FFA دقت مدل SVMs را افزایش داده است. مرور منابع نشان می‌دهد که طی سالهای اخیر، تخمین دمای نقطه شبنم با روش‌های مختلف، از موضوعات مورد توجه متخصصان هواشناسی و هیدرولوژی بوده است. اما با توجه به تعدد مدل‌های شبیه سازی و پیش‌بینی، مقایسه مدل‌های مختلف می‌تواند زمینه‌ساز شروع یک مطالعه جدید باشد. بر این اساس، هدف از تحقیق حاضر استفاده کردن از مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون کم‌انرژی تطبیقی چند متغیره برای تخمین دمای نقطه شبنم با ترکیب‌های مختلف از پارامترهای هواشناسی می‌باشد. نتایج این تحقیق، قابلیت این دو مدل را در تخمین دمای نقطه شبنم نشان خواهد داد. همچنین استفاده از معیارهای ارزیابی، منتج به انتخاب بهترین ترکیب و نیز مناسب‌ترین پارامتری را که بیشترین تأثیر را در تخمین دمای نقطه شبنم دارد، خواهد شد.

### مواد و روش‌ها

#### منطقه مورد مطالعه

در تحقیق حاضر از داده‌های هواشناسی ایستگاه خوی واقع در شمال غرب کشور استفاده شد. ایستگاه خوی در طول جغرافیایی  $14^{\circ}$  و  $44^{\circ}$  شرقی و عرض جغرافیایی  $15^{\circ}$  و  $38^{\circ}$  شمالی واقع شده و ارتفاع از سطح دریای ۱۱۳۰ متر می‌باشد. لازم به ذکر است که این ایستگاه براساس روش دومارتن، دارای اقلیم نیمه خشک است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت ایستگاه مورد مطالعه.

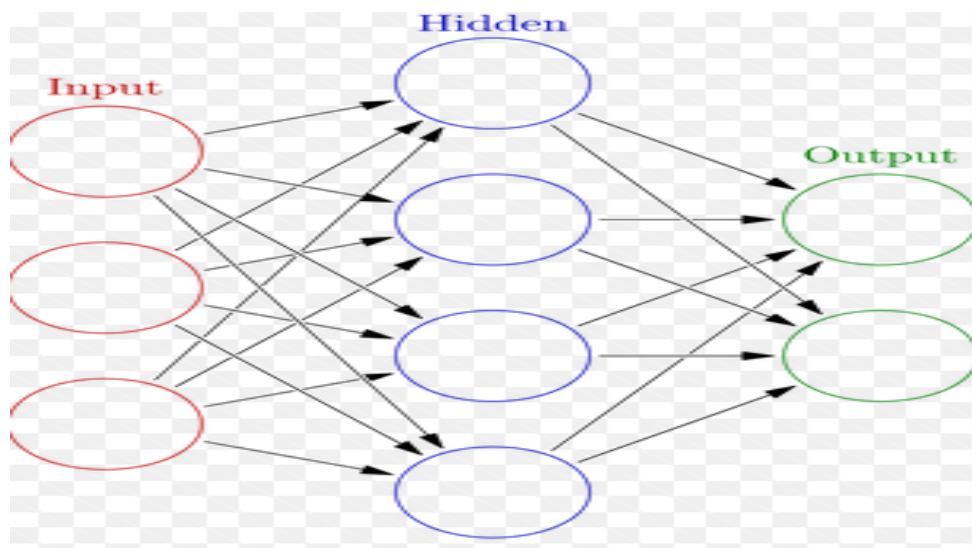
### شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)

مصنوعی می‌باشد. هر کدام از لایه های شبکه عصبی مصنوعی دارای چندین نرون می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای لایه ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد متغیرهای لایه خروجی می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه پنهان در مدل به کار رفته در تحقیق حاضر با آزمون و خطا بین ۴ تا ۱۰ برای سناریوهای متفاوت، متنوع در نظر گرفته شده است. هر کدام از نرون‌ها در هر لایه به وسیله اتصالاتی به تمام نرون‌های لایه بعد از خود متصل می‌باشد. که هر کدام از این اتصالات دارای وزنی می‌باشد. شبکه عصبی مصنوعی قادر به تشخیص رابطه

شبکه عصبی مصنوعی همان‌گونه که از اسمش پیداست از ساختار شبکه عصبی مغز انسان الگوبرداری شده است. یکی از معمول ترین روش‌های شبکه عصبی روش شبکه پیشخور با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا می‌باشد که در این تحقیق نیز استفاده شده است. این شبکه از سه لایه، ورودی، خروجی و پنهان تشکیل شده است که در شکل ۲ ساختار کلی یک شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. در شبکه عصبی مصنوعی نیز وظیفه انتقال داده‌ها بر عهده نرون‌ها می‌باشد نرون کوچکترین واحد سازنده یک شبکه عصبی

تعداد نرون های لایه پنهان که با آزمون و خطا بدست می آید، در میزان دقت و توانایی مدل در برآورد خروجی ها تاثیرگذار باشد.

غیر خطی بین متغیرهای ورودی و خروجی می باشد البته دقت این شبکه به طراح آن نیز بستگی دارد چرا که طراح می تواند با انتخاب مناسب ورودی های مدل و



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی سه لایه.

رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره از اعتبار سنج متقابل تعمیم یافته (GCV) استفاده می شود.

#### معیارهای ارزیابی نتایج مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی از سه معیار ارزیابی استفاده شده است که شامل:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} \quad [5]$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|}{N} \quad [6]$$

$$R^2 = \left( \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \right)^2 \quad [7]$$

روابط ۵، ۶ و ۷ به ترتیب مجذور میانگین مربعات خطاها، میانگین مطلق خطا و ضریب تبیین را نشان می دهند که در این روابط:  $X_i$  مقدار دمای نقطه شبنم تخمین زده شده توسط مدل برای ماه  $i$ ،  $Y_i$  مقدار دمای نقطه شبنم ثبت شده در ایستگاه هواشناسی برای ماه  $i$

#### رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره (MARS)

مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره که برای اولین بار توسط فریدمن معرفی شده است از یک سری تابع پایه برای یافتن ارتباط بین ورودی ها و خروجی - های مدل استفاده می کند از این مدل برای مدلسازی داده های با ابعاد و اندازه های بزرگ استفاده می - شود (فریدمن ۱۹۹۱). تابع پایه این مدل را می توان به کمک معادله شماره ۴ بیان کرد.

$$f(x) = b_0 + \sum_{n=1}^N b_n \alpha_n(x) \quad [4]$$

که در این معادله  $f(x)$  داده های تخمین زده شده توسط مدل،  $b_0$  و  $b_n$  ضرائب تخمین برای دستیابی به بهترین و مناسب ترین تخمین،  $x$  متغیر توصیفی،  $M$  تعداد مدل - های پایه گنجانده شده در مدل و  $\alpha_n(x)$  تابع پایه شماره  $n$  می باشد که شامل یک یا چند تابع کمانکی برای متغیرهای توصیفی است، و برای انتخاب بهترین مدل

های ورودی به مدل اشاره کرد. در بین سناریوهای با پایه رطوبتی، رطوبت نسبی حداقل تاثیر گذارترین پارامتر برای پیش‌بینی دمای نقطه شبنم توسط دو مدل استفاده شده شناخته شد. بنابراین مانند آنچه که برای سناریوهای با پارامتر دمائی انجام شد رطوبت حداقل، به عنوان یک پارامتر ثابت برای همه سناریوها در نظر گرفته شد. قابل ذکر است که در بین سناریوهای با پارامتر رطوبتی برای مدل شبکه عصبی مصنوعی بهترین عملکرد مربوط به زوج دو پارامتری رطوبت حداقل و رطوبت متوسط ( $R_{hmin}, R_h$ ) می‌باشد، اما برای مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره بهترین عملکرد مربوط به سناریوی با همه پارامترهای رطوبتی می‌باشد. بهترین عملکرد در بین تمام سناریوهای تک پارامتری داده شده به مدل‌ها، مربوط به سناریوهای با پایه فشار بخار می‌باشد که در بین پارامترهای این پایه فشار بخار واقعی بیشترین دقت را در پیش‌بینی دمای نقطه شبنم داشته است. در بین سناریوهای ترکیبی، بهترین عملکرد برای مدل شبکه عصبی مصنوعی مربوط به سناریوی با دو پارامتر ورودی  $e_2, e_3 - e_2$  می‌باشد، اما برای مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره، بهترین عملکرد مربوط به سناریوی با همه پارامترهای ورودی این پایه می‌باشد. برای سناریوهای با پارامترهای متفرقه، بهترین عملکرد برای دو مدل مربوط به ساعات آفتابی می‌باشد و در بین پارامترهای ترکیبی این پایه بهترین عملکرد برای دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره مربوط به سناریوی آخر می‌باشد. در بین سناریوهای دو پارامتری پایه پارامترهای ترکیبی برای هر دو مدل به کار برده شده، سناریویی که شامل دمای حداقل و فشار بخار واقعی می‌باشد بیشترین دقت را در تخمین دمای نقطه شبنم داشته است. و در انتها بهترین عملکرد ثبت شده برای هر دو مدل مربوط به سناریوی با تمام پارامترهای ورودی می‌باشد. بصورت کلی با توجه به نتایج مدل‌های استفاده شده در پژوهش حاضر

$\bar{X}$  میانگین دمای نقطه شبنم تخمین زده شده توسط مدل برای تمام ماه‌ها،  $\bar{Y}$  میانگین دمای نقطه شبنم ثبت شده در ایستگاه هواشناسی برای تمام ماه‌ها و  $N$ : تعداد کل داده های کاربردی می‌باشد.

## نتایج و بحث

در این قسمت از تحقیق حاضر به بررسی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی کمانکی تطبیقی چند متغیره برای تخمین دمای نقطه شبنم به کمک معیارهای ارزیابی پرداخته شده است.

نتایج ارزیابی عملکرد توسط معیارهای ارزیابی برای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره برای داده های آموزش و آزمون به ترتیب در جداول شماره ۱ و ۲ نشان داده شده است در میان سناریوهای با پایه دمایی و یک پارامتر ورودی بهترین عملکرد برای دو مدل مربوط به  $T_{min}$  می‌باشد. بنابراین دمای حداقل به عنوان یکی از پارامترهای ثابت برای سناریوهای ترکیبی دو و سه پارامتری با پایه دمایی در نظر گرفته شد که طبق نتایج با این کار عملکرد مدل در تخمین دمای نقطه شبنم نسبت به سناریوهای با یک پارامتر، بهتر شد. در مجموع در بین سناریوهای با پایه دمایی بهترین عملکرد برای مدل شبکه عصبی مصنوعی مربوط به سناریویی می‌شود که از همه پارامترهای دمایی استفاده شده - است ( $T_{min}, T, T_{max}$ ) اما برای مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چندمتغیره بهترین عملکرد مربوط به سناریوی با دو پارامتر ورودی  $T_{min}, T_{max}$  می‌باشد. مهدی‌زاده و همکاران (۲۰۱۷) نیز در تحقیق خود در سناریوهای دمایی با یک پارامتر ورودی به نتایج مشابه با نتایج تحقیق حاضر دست پیدا کرده بودند اما در سناریوهای ترکیبی دو پارامتری نتایج دو تحقیق اندکی با یکدیگر متفاوت می‌باشد که از جمله دلایل این تفاوت‌ها می‌توان به تفاوت در شرایط آب و هوایی ایستگاه، نوع مدل استفاده شده برای پیش‌بینی، تعداد داده‌ها و نوع داده-

همکاران (۲۰۱۸) نیز در تحقیق خود برای تخمین دمای نقطه شبنم مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره را به عنوان بهترین مدل معرفی کرده‌اند.

می‌توان بیان داشت که مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغیره عملکرد بهتری نسبت به مدل دیگر یعنی شبکه عصبی مصنوعی داشته است. فتح‌الله زاده و

جدول ۱- نتایج تخمین دمای نقطه شبنم توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب‌های مختلف از پارامترهای هواشناسی.

R <sup>2</sup>		MAE(°C)		RMSE(°C)		ترکیب‌های ورودی	پایه سناریوها
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش		
<b>0.927</b>	<b>0.930</b>	<b>1.875</b>	<b>1.347</b>	<b>2.258</b>	<b>1.729</b>	T <sub>min</sub>	دما
0.904	0.911	1.851	1.553	2.320	1.959	T <sub>max</sub>	
0.925	0.928	1.714	1.399	2.126	1.757	T	
0.929	0.932	1.803	1.348	2.204	1.710	T <sub>min</sub> ,T	
0.930	0.932	1.783	1.345	2.186	1.706	T <sub>min</sub> ,T <sub>max</sub>	
<b>0.930</b>	<b>0.932</b>	<b>1.742</b>	<b>1.345</b>	<b>2.134</b>	<b>1.707</b>	T <sub>min</sub> ,T,T <sub>max</sub>	
0.360	0.378	4.419	4.075	5.479	5.188	RH	رطوبت
0.158	0.154	5.209	5.043	6.199	6.115	RH <sub>max</sub>	
<b>0.429</b>	<b>0.466</b>	<b>4.135</b>	<b>3.819</b>	<b>5.129</b>	<b>4.800</b>	RH <sub>min</sub>	
<b>0.432</b>	<b>0.482</b>	<b>4.147</b>	<b>3.787</b>	<b>5.076</b>	<b>4.725</b>	RH <sub>min</sub> ,RH	
0.432	0.482	4.149	3.785	5.122	4.727	RH <sub>min</sub> ,RH <sub>max</sub>	
0.428	0.483	4.242	3.793	5.277	4.727	RH <sub>min</sub> ,RH,RH <sub>max</sub>	
<b>0.966</b>	<b>0.961</b>	<b>1.181</b>	<b>1.008</b>	<b>1.659</b>	<b>1.292</b>	e <sub>a</sub>	فشاربخار
0.847	0.857	2.288	1.988	2.906	2.542	e <sub>s</sub>	
0.714	0.719	2.922	2.753	3.582	3.486	e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
0.966	0.961	1.244	0.989	1.727	1.295	e <sub>a</sub> ,e <sub>s</sub>	
<b>0.966</b>	<b>0.961</b>	<b>1.148</b>	<b>1.030</b>	<b>1.606</b>	<b>1.292</b>	e <sub>a</sub> ,e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
0.959	0.958	1.693	1.049	2.143	1.421	e <sub>a</sub> ,e <sub>s</sub> ,e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
<b>0.716</b>	<b>0.724</b>	<b>2.759</b>	<b>2.687</b>	<b>3.602</b>	<b>3.462</b>	s	پارامترهای متفرقه
0.001	0.013	5.920	5.611	6.714	6.540	w	
0.290	0.327	4.965	4.514	6.286	5.706	p	
0.742	0.743	2.753	2.575	3.483	3.334	s,p	
0.721	0.727	2.744	2.659	3.582	3.448	s,w	
<b>0.754</b>	<b>0.751</b>	<b>2.701</b>	<b>2.546</b>	<b>3.398</b>	<b>3.279</b>	s,p,w	
<b>0.978</b>	<b>0.979</b>	<b>1.274</b>	<b>0.758</b>	<b>1.582</b>	<b>0.952</b>	e <sub>a</sub> ,T <sub>min</sub>	پارامترهای ترکیبی
0.968	0.966	1.252	0.921	1.652	1.201	e <sub>a</sub> ,RH <sub>min</sub>	
0.966	0.961	1.223	0.984	1.703	1.284	e <sub>a</sub> ,s	
0.979	0.981	1.262	0.720	1.555	0.907	e <sub>a</sub> ,T <sub>min</sub> ,RH <sub>min</sub>	
<b>0.980</b>	<b>0.981</b>	<b>1.227</b>	<b>0.728</b>	<b>1.555</b>	<b>0.934</b>	e <sub>a</sub> ,T <sub>min</sub> ,s	
<b>0.980</b>	<b>0.981</b>	<b>1.297</b>	<b>0.699</b>	<b>1.579</b>	<b>0.896</b>	e <sub>a</sub> ,T <sub>min</sub> ,RH <sub>min</sub> ,s	
<b>0.990</b>	<b>0.993</b>	<b>0.925</b>	<b>0.407</b>	<b>1.188</b>	<b>0.542</b>	T,RH	سناریوی تجربی
<b>0.997</b>	<b>0.998</b>	<b>0.690</b>	<b>0.210</b>	<b>0.867</b>	<b>0.284</b>	All Parameters	همه پارامترها

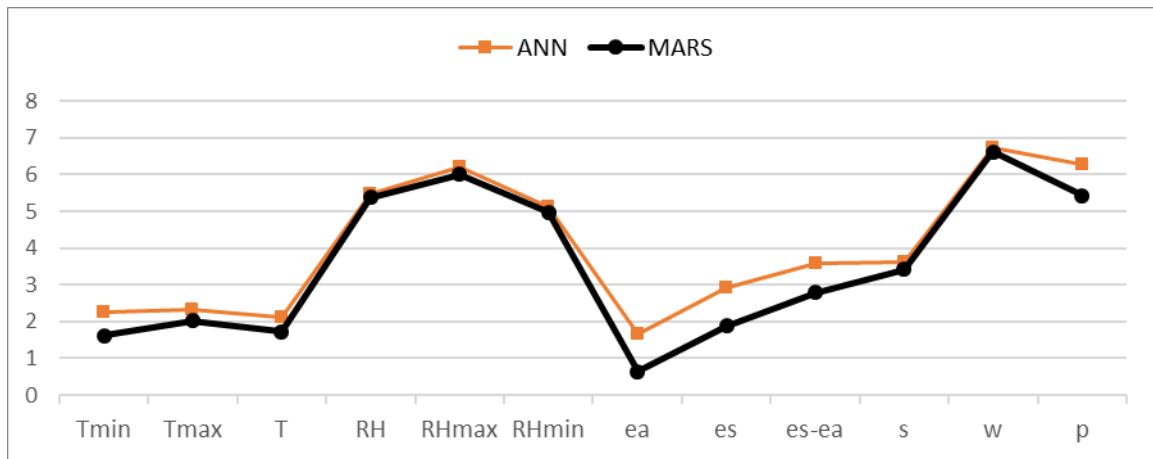


جدول ۲- نتایج تخمین دمای نقطه شبنم توسط مدل رگرسیون کمانکی تطبیقی چند متغییره و ترکیب‌های مختلف از پارامترهای هواشناسی.

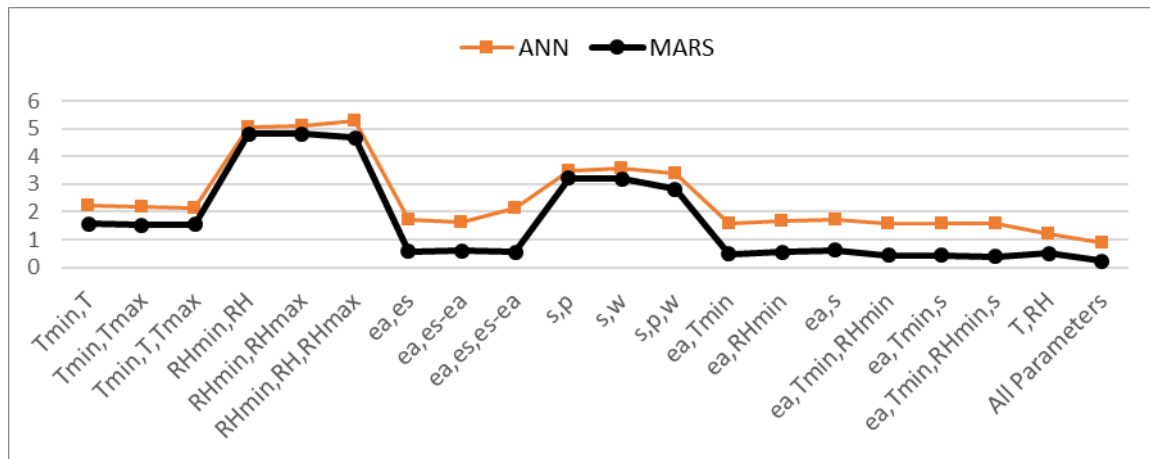
R <sup>2</sup>		MAE(°C)		RMSE(°C)		ترکیب‌های ورودی	پایه سناریوها
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش		
<b>0.941</b>	<b>0.935</b>	<b>1.275</b>	<b>1.292</b>	<b>1.619</b>	<b>1.665</b>	T <sub>min</sub>	دما
0.908	0.914	1.573	1.522	2.028	1.924	T <sub>max</sub>	
0.933	0.930	1.352	1.371	1.725	1.727	T	
0.946	0.937	1.191	1.270	1.555	1.640	T <sub>min</sub> , T	
<b>0.948</b>	<b>0.943</b>	<b>1.172</b>	<b>1.201</b>	<b>1.514</b>	<b>1.564</b>	T <sub>min</sub> , T <sub>max</sub>	
0.947	0.941	1.173	1.231	1.532	1.593	T <sub>min</sub> , T, T <sub>max</sub>	
0.357	0.412	4.441	4.000	5.366	5.037	RH	رطوبت
0.195	0.183	4.987	4.802	6.004	5.938	RH <sub>max</sub>	
<b>0.449</b>	<b>0.474</b>	<b>3.975</b>	<b>3.792</b>	<b>4.965</b>	<b>4.764</b>	RH <sub>min</sub>	
0.484	0.520	3.873	3.567	4.803	4.551	RH <sub>min</sub> , RH	
0.485	0.529	3.825	3.558	4.802	4.506	RH <sub>min</sub> , RH <sub>max</sub>	
<b>0.514</b>	<b>0.544</b>	<b>3.718</b>	<b>3.460</b>	<b>4.665</b>	<b>4.433</b>	RH <sub>min</sub> , RH, RH <sub>max</sub>	
<b>0.991</b>	<b>0.990</b>	<b>0.480</b>	<b>0.491</b>	<b>0.633</b>	<b>0.650</b>	e <sub>a</sub>	فشاربخار
0.921	0.919	1.430	1.498	1.874	1.861	e <sub>s</sub>	
0.826	0.834	2.117	2.114	2.791	2.675	e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
0.992	0.992	0.436	0.451	0.566	0.588	e <sub>a</sub> , e <sub>s</sub>	
0.992	0.992	0.447	0.456	0.583	0.589	e <sub>a</sub> , e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
<b>0.993</b>	<b>0.992</b>	<b>0.418</b>	<b>0.445</b>	<b>0.536</b>	<b>0.572</b>	e <sub>a</sub> , e <sub>s</sub> , e <sub>s</sub> -e <sub>a</sub>	
<b>0.738</b>	<b>0.723</b>	<b>2.567</b>	<b>2.638</b>	<b>3.420</b>	<b>3.396</b>	s	پارامترهای متفرقه
0.021	0.030	5.802	5.522	6.623	6.469	w	
0.344	0.332	4.640	4.410	5.418	5.364	p	
0.768	0.769	2.550	2.424	3.220	3.157	s, p	
0.773	0.733	2.424	2.640	3.186	3.396	s, w	
<b>0.822</b>	<b>0.775</b>	<b>2.162</b>	<b>2.403</b>	<b>2.817</b>	<b>3.112</b>	s, p, w	
<b>0.994</b>	<b>0.993</b>	<b>0.375</b>	<b>0.391</b>	<b>0.487</b>	<b>0.514</b>	e <sub>a</sub> , T <sub>min</sub>	پارامترهای ترکیبی
0.993	0.993	0.424	0.415	0.547	0.545	e <sub>a</sub> , RH <sub>min</sub>	
0.991	0.991	0.467	0.462	0.617	0.612	e <sub>a</sub> , s	
0.995	0.995	0.334	0.348	0.437	0.459	e <sub>a</sub> , T <sub>min</sub> , RH <sub>min</sub>	
<b>0.996</b>	<b>0.995</b>	<b>0.335</b>	<b>0.345</b>	<b>0.425</b>	<b>0.465</b>	e <sub>a</sub> , T <sub>min</sub> , s	
<b>0.996</b>	<b>0.994</b>	<b>0.297</b>	<b>0.352</b>	<b>0.389</b>	<b>0.467</b>	e <sub>a</sub> , T <sub>min</sub> , RH <sub>min</sub> , s	
<b>0.994</b>	<b>0.995</b>	<b>0.389</b>	<b>0.345</b>	<b>0.496</b>	<b>0.457</b>	T, RH	سناریوی تجربی
<b>0.999</b>	<b>0.998</b>	<b>0.168</b>	<b>0.177</b>	<b>0.214</b>	<b>0.222</b>	All Parameters	همه پارامترها

متغیره به استثنای چند سناریو به یکدیگر نزدیک می- باشد، اما در بین سناری‌های چند پارامتری این تفاوت بیشتر شده‌است.

با توجه به شکل ۳ می‌توان مشاهده کرد که در بین سناریوهای با یک پارامتر ورودی دقت دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون کمانکی تطبیقی چند



الف- آزمون - تک پارامتری.

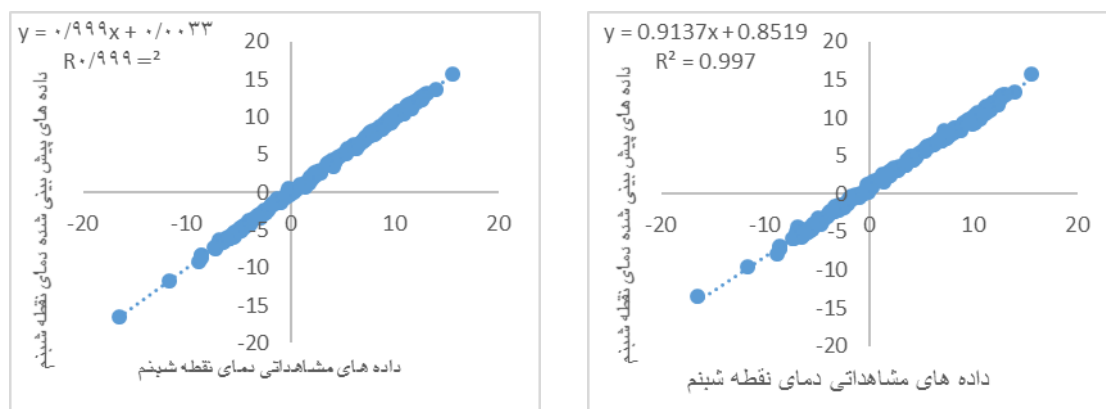


ب- آزمون - چند پارامتری.

شکل ۳- مقایسه نتایج مدل‌های کاربردی در تخمین دمای نقطه شبنم در مرحله آزمون.

گرفت که دقت دو مدل در این سناریو تقریباً برابر می- باشد.

در شکل ۴ نمودار توزیع پراکندگی برای سناریویی که شامل تمام پارامترها می‌باشد، برای دو مدل نشان داده شده است. با توجه به این نمودارها می‌توان نتیجه



ب- MARS-آزمون

الف- ANN-آزمون

شکل ۴- توزیع پراکندگی برای سناریوی شامل همه پارامترها برای دو مدل استفاده شده.

### نتیجه گیری کلی

مربوط به پایه خود داشته‌اند و در بین همه پارامترها فشار بخار واقعی بیشترین دقت را در پیش‌بینی دمای نقطه شبنم داشته است. توصیه‌ای که می‌توان برای پژوهش‌هایی که در آینده انجام می‌شوند ارائه داد، این است که از پارامترهای مربوط به رطوبت مانند دمای تر نیز استفاده گردد.

در این پژوهش از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون کم‌انرژی تطبیقی چند متغیره برای تخمین دمای نقطه شبنم استفاده شد. نتایج نشان داد که در بین پارامترهای ورودی هر کدام از پارامترهای دمای هوای حداقل ( $T_{min}$ )، فشار بخار واقعی ( $e_a$ ) ساعات آفتابی (S) و رطوبت نسبی حداقل ( $RH_{min}$ ) به ترتیب بیشترین تاثیر را در تخمین دمای نقطه شبنم در بین پارامترهای

### منابع مورد استفاده

- Agam N and Berliner PR, 2006. Dew formation and water vapor adsorption in semi-arid environments-A review. *Journal of Arid Environments* 65: 572-590.
- Al-Shammari ET, Mohammadi K, Keivani A, Ab Hamid SH, Akib S, Shamshirband S and Petkovic D, 2016. Prediction of daily dew point temperature using a model combining the support vector machine with firefly Algorithm. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 142 (5):040160131-9.
- Amirmojahedi M, Mohammadi K, Shamshirband S, Seyed Danesh A, Mostafaeipour A and Kamsin A, 2016. A hybrid computational intelligence method for predicting dew point temperature. *Journal of Environmental Earth Sciences* 75:415-426.
- Antonopoulos VZ, Papamichail DM, Aschonitis VG and Antonopoulos AV, 2019. Solar radiation estimation methods using ANN and empirical models. *Computers and Electronics in Agriculture* 160:160-167.
- Dong J, Wu L, Liu X, Li Z, Gao Y, Zhang Y and Yang Q, 2020. Estimation of daily dew point temperature by using bat algorithm optimization based extreme learning machine. *Applied Thermal Engineering* 165: 114569.
- Deka PC, Patil AP, Kumar PY and Naganna RS, 2018. Estimation of dew point temperature using SVM and ELM for humid and semi-arid regions of India. *Journal of Hydraulic Engineering* 24:190-197.

- Fathollahzadeh Attar N, Khalili K, Behmanesh J and Khanmohammadi N, 2018. On the reliability of soft computing methods in the estimation of dew point temperature: The case of arid regions of Iran. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture* 153: 334-336.
- Friedman JH, 1991. Multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics* 19:1-67.
- Gornicki K and Winiczenko R, 2017. Evaluation of models for the dew point temperature determination. *Technical Sciences* 20(3): 241-257.
- Hill AJ, Dawson TE, Shelef O and Rachmilevitch S, 2015. The role of dew in Negev Desert plants. *Oecologia* 178(2): 317-327.
- Isazadeh M and Rezaei Banafshe M, 2017. Evaluating of the artificial neural network and support vector machine performance in determining daily evaporation values (Case study: Tabriz and Maragheh Meteorological Stations). *Natural Geographical Research* 49:151-168.
- Lawrence MG, 2005. The relationship between relative humidity and the dew point temperature in moist air. Pp.225-233, American Meteorological Society.
- Mehdizadeh S, Behmanesh J and Khalili K, 2017. Application of gene expression programming to predict daily dew point temperature. *Applied Thermal Engineering* 112: 1097-1107.
- Mahmood R and Hubbard KG, 2005. Assessing bias in evapotranspiration and soil moisture estimate due to the use of modeled solar radiation and dew point temperature data. *Agricultural and Forest Meteorology* 25(2): 71-84.
- Rabinson PR, 2000. Temporal trends in United States dew point temperature. *Journal of Climatology* 20: 985-1002.
- Sabziparvar AA and Khattar B, 2015. Evaluated the artificial neural networks and Irmak Empirical Model in estimation net daily solar radiation in cold and semi arid area (Case study: Hamadan). *Water and Soil Science- University of Tabriz* 25: 37-50. (In Persian with English abstract).
- Shank DB, Hoogenboom G and Mcclendon RW, 2008. Dew point temperature prediction using artificial neural networks. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 47: 1757-1769
- Shafei A, Ebrahimi H and Golkar Hamzehi HR, 2011. Determination of the optimum tillage pattern of crop using linear programming (Bashrouieh city). *The First Conference of Meteorology and Agricultural Water Management*, Nov.21-22, Tehran University, Tehran. (In Persian with English abstract).
- Sharifi SF, Rezaverdinejad V and Nourani V, 2016. Estimation of daily global solar radiation using wavelet regression, ANN, GEP and empirical models: A comparative study of selected temperature-based approaches. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 149: 131- 145
- Shiri J, Kim S and Kisi O, 2014. Estimation of daily dew point temperature using soft computing techniques. *Hydrology Research* 45:165-181.
- Williams MD, Goodrick SL, Grundstein A and Shepherd M, 2015. Comparison of dew point temperature estimation methods in Southwestern Georgia. *Journal of Physical Geography* 36: 255-267.