

## برآورد دمای خاک با استفاده از مدل‌های ترکیبی بر پایه تبدیل موجک گسسته

علیرضا عراقی<sup>1</sup>، محمد موسوی بایگی<sup>2\*</sup>

تاریخ دریافت: 1396/2/30 تاریخ پذیرش: 1396/5/10

### چکیده

دمای خاک از جمله مهم‌ترین متغیرها در هواشناسی کشاورزی است و تأثیرات متعددی بر فرآیندهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک دارد. در این پژوهش، دمای روزانه خاک در عمق‌های 5، 10، 20 و 30 سانتی‌متری با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی، رگرسیون خطی چندگانه و نیز مدل‌های ترکیبی روش‌های فوق با تبدیل موجک گسسته برآورد شده است. برای ساخت مدل‌ها از داده‌های دمای کمینه و بیشینه هوا و دمای روزانه خاک در عمق‌های 5 تا 30 سانتی‌متری در ایستگاه‌های سینوپتیک قوچان و گناباد در بازه زمانی 2010 تا 2013 و برای آزمون عملکرد مدل‌ها از داده‌های سال‌های 2004 (سال مرطوب) و 2008 (سال خشک) استفاده شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های ترکیبی بر پایه تبدیل موجک گسسته توانسته‌اند دقت بهتری را در مدل‌سازی دمای روزانه خاک نسبت به مدل‌های غیرترکیبی ارائه نمایند. همچنین در اغلب موارد، مدل رگرسیون خطی چندگانه دارای ضعیف‌ترین عملکرد است.

**واژه‌های کلیدی:** تبدیل موجک گسسته، دمای خاک، مدل‌های ترکیبی.

### مقدمه

می‌شود و بر همین اساس، در هواشناسی کشاورزی، دمای خاک در بسیاری موارد مهم‌تر از دمای هوا است (محمدی، 1388؛ شریفان و هزارجریبی، 1390). علاوه بر مسایل کشاورزی، دمای خاک در بسیاری دیگر از علوم محیطی و مهندسی کاربرد دارد که یکی از مهم‌ترین آن‌ها، برآورد عمق یخبندان برای اهداف تاسیسات آبرسانی و سیستم‌های زه‌کشی است (نجفی‌مود و همکاران، 1387).

اهمیت فراوان دمای خاک از یک سو و دشواری‌های متعددی در خصوص اندازه‌گیری و ثبت آن باعث شده است که پژوهشگران تاکنون مطالعات مختلفی را برای مدل‌سازی دمای خاک در جهان و ایران به انجام برسانند. ماکلین و آیرتس ارتباط بین دمای خاک در عمق‌های 1 تا 10 سانتی‌متری را با متغیرهای هواشناسی از طریق رگرسیون خطی چندگانه مطالعه نمودند (Maclean and Ayers., 1985). میهالاکاکو نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی دمای هوا، رطوبت نسبی و تابش خورشیدی، نتایج مناسبی را برای برآورد دمای روزانه و سالانه خاک ارائه می‌نماید (Mihalakakou., 2002). بلگلی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی و غیرخطی، دمای ماهانه خاک را مدل‌سازی نمود و برای این کار از متغیرهای هواشناسی شامل دمای هوا، فشار جوی، رطوبت نسبی، سرعت باد، بارش، تابش خورشیدی و ساعات آفتابی به عنوان ورودی‌های مدل استفاده کرد. ایشان در نهایت نشان داد که روش شبکه عصبی نتایج بهتری را نسبت به

دمای خاک از جمله مهم‌ترین متغیرهای هواشناسی کشاورزی است و بسیاری از فرآیندهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی که در خاک انجام می‌شوند، به صورت مستقیم یا غیرمستقیم تحت تأثیر دمای خاک قرار دارند (علیزاده، 1389). از دیدگاه کشاورزی، حساس‌ترین مراحل رشد و تکامل گیاه، یعنی جوانه‌زنی و رشد اولیه ریشه‌ها، بیش از سایر مراحل رشد تحت تأثیر دمای خاک قرار دارند و نیز بسیاری از تنش‌های دمایی به ویژه سرمازدگی در این مراحل رشد می‌تواند تأثیرات منفی قابل توجهی بر کاهش میزان تولید نهایی محصول داشته باشد (کافی و همکاران، 1388). علاوه بر تأثیرات مستقیم دمای خاک بر بافت‌های گیاهی، در درجه حرارت‌های حدی کمینه و بیشینه که در خاک اتفاق می‌افتد، قابلیت جذب مواد معدنی و رطوبت برای گیاه به شدت کاهش می‌یابد بنابراین گیاه هم به لحاظ دمایی و هم به لحاظ تامین مواد غذایی و آب دچار مشکل می‌شود (علیزاده، 1389). حتی در مواردی برای پیش‌بینی سرما و برآورد میزان و شدت خسارت به محصولات کشاورزی از دمای خاک استفاده

1- دانشجوی دکتری هواشناسی کشاورزی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

2- استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد  
(\* - نویسنده مسئول: Email: mousavib@um.ac.ir)

این دو ایستگاه، تفاوت نسبی شرایط اقلیمی آن‌ها به لحاظ دما و بارش می‌باشد، به طوری که میانگین بلندمدت دمای سالانه در ایستگاه‌های قوچان و گناباد به ترتیب 12/7 و 18/6 درجه سانتی‌گراد و میانگین بلندمدت بارش سالانه در آن‌ها به ترتیب 315 و 127 میلی‌متر است. در این پژوهش، داده‌های دمای هوا کمینه و بیشینه روزانه به‌عنوان متغیرهای ورودی و دمای خاک در عمق‌های 5، 10، 20 و 30 سانتی‌متری به‌عنوان متغیرهای هدف در مدل‌های توسعه یافته مورد استفاده قرار گرفته‌اند. علت در نظر گرفتن این عمق‌های خاک، اهمیت بیش‌تر آن‌ها در مباحث هواشناسی کشاورزی است (علیزاده، 1389؛ محمدی، 1390). برای ساخت و آموزش مدل‌ها، از داده‌های روزانه در دوره آماری 2010 تا 2013 و برای آزمون و بررسی عملکرد مدل‌ها، از داده‌های سال‌های 2004 و 2008 استفاده شد. این دو سال در هر دو ایستگاه به ترتیب سال‌های مرطوب و خشک بوده‌اند، به طوری که بارش سال 2004 در ایستگاه‌های قوچان و گناباد به ترتیب 400/3 و 220/3 میلی‌متر و بارش سال 2008 به ترتیب 121/5 و 65/7 میلی‌متر بوده است. همچنین برای بررسی بیش‌تر عملکرد مدل‌های توسعه یافته در این پژوهش در شرایط دمای فصلی متفاوت، علاوه بر مقایسه کلی در مقیاس سالانه، نتایج عملکرد مدل‌ها در فصل‌های تابستان و زمستان نیز بررسی و مقایسه شده است. در این پژوهش، سعی شد که دوره آماری مورد استفاده برای ساخت و توسعه مدل‌ها، تا حد ممکن کوتاه انتخاب شود تا بدین ترتیب، برای تکرار روش‌های آرایه شده در سایر مناطق، نیاز به داده‌های هواشناسی با دوره‌های آماری طولانی مدت نباشد، چرا که کمبود داده، یکی از مشکلات اصلی به ویژه در ایستگاه‌های هواشناسی تازه تاسیس است.

### تبدیل موجک گسسته

هدف اصلی از پیاده‌سازی تبدیلات ریاضی، دستیابی به اطلاعاتی است که با روش‌های کلاسیک آماری قابل استخراج نباشد. تبدیل موجک<sup>1</sup> که در سال‌های اخیر در مسایل تحلیل سیگنال و سری‌های زمانی کاربرد فراوانی داشته و حتی در مواردی به‌عنوان بهترین روش در این خصوص معرفی شده است (Oikkonen., 2011)، در حقیقت شکل پیشرفته و اصلاح شده تبدیل فوریه زمان کوتاه می‌باشد. در واقع به دلیل محدودیت‌های کاربردی تبدیل فوریه زمان کوتاه به ویژه در سیگنال‌های ناپایستا، پژوهشگران تبدیل موجک را آرایه نمودند (Ruch and Van Fleet., 2009). تبدیل موجک مشابه تبدیل فوریه زمان کوتاه است، با این تفاوت که تابع پنجره آن ثابت نبوده و قابلیت تغییر مقیاس دارد. این تبدیل دارای دو حالت پیوسته و گسسته است که به دلیل ساختار گسسته اغلب داده‌های هیدرواقلمی (رحیم‌زاده،

روش‌های رگرسیونی آرایه می‌نماید (Bilgili., 2010). پژوهش‌هایی نیز با هدف مدل‌سازی دمای خاک در کشور انجام شده است. جعفری گلستانی و همکاران (1386) معادلاتی تجربی بر پایه روش‌های رگرسیونی برای تخمین دمای خاک در عمق‌های 7 و 20 سانتی‌متری ایستگاه ساری آرایه نمودند. سبزی‌پرور و همکاران (1389) با استفاده از روابط رگرسیون چندگانه، میانگین روزانه دمای خاک را بر اساس داده‌های هواشناسی در چند نمونه اقلیمی ایران برآورد کردند و نشان دادند که این روابط برای تخمین دمای خاک در عمق‌ها و اقلیم‌های مورد نظر قابل اطمینان می‌باشند. در پژوهشی دیگر، سبزی‌پرور و همکاران (1389) نشان دادند که سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه نتایج بهتری را در تخمین دمای روزانه خاک دارد. طبری و همکاران نیز با مطالعات خود نشان دادند که روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه با دقت بهتری دمای روزانه خاک را برآورد می‌نماید (Tabari et al., 2011). در پژوهش اسدی و همکاران (1393) این نتیجه حاصل شد که روش الگوریتم نزدیک‌ترین  $k$ -همسایگی نتایج بهتری نسبت به روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون در تخمین دمای خاک داشته است.

همان‌گونه که در بررسی پیشینه مطالعات مشاهده می‌شود، پژوهشگران با رویکردهای مختلفی به موضوع تخمین دمای خاک پرداخته‌اند، اما تاکنون پژوهشی با هدف تخمین دمای خاک با استفاده از مدل‌های ترکیبی بر پایه تبدیل موجک گسسته انجام نشده است. در پژوهش حاضر، سعی شده است تا برخی از روش‌های متداول هوش مصنوعی (شامل شبکه عصبی و سیستم استنتاج عصبی فازی)، روش آماری رگرسیون خطی چندگانه و نیز ترکیب این روش‌ها با تبدیل موجک گسسته برای تخمین دمای خاک مورد استفاده قرار گیرد تا به این ترتیب میزان تأثیر تبدیل موجک بر مدل‌سازی مورد ارزیابی قرار گیرد. در این پژوهش، تنها از دمای کمینه و بیشینه روزانه هوا به‌عنوان متغیرهای ورودی استفاده شده است، زیرا تعداد زیاد متغیرهای ورودی می‌تواند قابلیت کاربردی مدل‌ها را به ویژه در مناطقی که با کمبود داده مواجه هستند، به شدت کاهش دهد.

### مواد و روش‌ها

در این پژوهش، از داده‌های روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک قوچان و گناباد که به ترتیب در شمال‌غربی و جنوب‌غربی استان خراسان رضوی قرار دارند، استفاده شده است. ایستگاه قوچان در موقعیت طول جغرافیایی 58 درجه و 30 دقیقه شرقی، عرض جغرافیایی 37 درجه و 4 دقیقه شمالی و ارتفاع 1287 متر قرار دارد و ایستگاه گناباد در طول جغرافیایی 58 درجه و 41 دقیقه شرقی، عرض جغرافیایی 34 درجه و 21 دقیقه شمالی و ارتفاع 1056 متر واقع شده است. علت استفاده از

پر کاربردترین آن‌ها، شبکه‌های پرسپترون چندلایه<sup>2</sup> (MLP) است که به صورت معمول، از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان تشکیل می‌شود. لایه(های) پنهان در واقع محل اصلی انجام محاسبات آزمون و خطا در شبکه‌های عصبی مصنوعی است. برای انجام مرحله آزمون و خطا در بهینه‌سازی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی، از الگوریتم‌های مختلفی استفاده می‌شود که الگوریتم لوینبرگ-ماکواریت<sup>3</sup> به دلیل سرعت و انعطاف بیش‌تر، متداول‌ترین الگوریتم در این زمینه است (میرصالحی و تقی‌زاده کاخکی، 1388). این الگوریتم در واقع حالت اصلاح شده الگوریتم نیوتن برای یافتن جواب بهینه می‌باشد. شبکه عصبی مصنوعی از مجموعه‌ای از اجزای ساده به نام نورون تشکیل می‌شود که هر یک از طریق یک تابع غیرخطی محرک که معمولاً تابع سیگموئید است، ورودی را به خروجی تبدیل می‌کند. تابع سیگموئید به صورت رابطه 2 تعریف می‌شود (میرصالحی و تقی‌زاده کاخکی، 1388):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (2)$$

نورون‌های هر لایه با نورون‌های لایه قبل و بعد در ارتباط هستند، اما با سایر نورون‌های همان لایه، ارتباطی ندارند. به دلیل معماری پیچیده و اتصالات فراوانی که میان نورون‌ها وجود دارد، با یک شبکه عصبی مصنوعی می‌توان سیستم‌های غیرخطی پیچیده‌ای را شبیه‌سازی نمود که این موضوع یکی از مهم‌ترین قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

#### سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی<sup>4</sup>

سیستم‌های فازی، یکی دیگر از روش‌های بسیار متداول در حوزه هوش مصنوعی است. در یک سیستم استنتاج فازی، ارتباط میان ورودی و خروجی از طریق مجموعه‌ای از قواعد یا گزاره‌های شرطی به صورت «اگر... آنگاه...» برقرار می‌شود. چنانچه بخش مقدم و تالی این گزاره‌های شرطی هر دو به صورت فازی باشد، آن سیستم فازی از نوع ممدانی و چنانچه قسمت تالی به صورت یک رابطه خطی از متغیرهای ورودی باشد، آن سیستم فازی از نوع تاکاگی-سوگونکانگ خواهد بود (وحیدیان کامیاد و طارقیان، 1392) که در این نوع از سیستم فازی، پارامترهای رابطه خطی باید به صورت مناسبی برآورد شوند. بر این اساس، می‌توان با استفاده از ترکیب سیستم استنتاج فازی نوع تاکاگی-سوگونو و شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزار بهتری را برای اهداف مدل‌سازی ایجاد نمود (Jang., 1993). در واقع در سیستم‌های استنتاج فازی عصبی، پارامترهای سیستم از جمله ضرایب

(1390)، استفاده از نوع گسسته این تبدیل در مطالعات آب و هواشناسی برتری دارد. در تبدیل موجک گسسته، مقیاس‌ها به صورت توان‌های 2 تعریف می‌شوند. رابطه تبدیل موجک گسسته به صورت رابطه 1 است (Olkkonen., 2011):

$$DWT(\tau, s) = \frac{1}{(2)^{\frac{s}{2}}} \sum_{t=0}^{n-1} x(t) \psi\left(\frac{t}{2^s} - \tau\right) \quad (1)$$

در این رابطه،  $s$  و  $\tau$  و  $x(t)$  به ترتیب معرف پارامترهای مقیاس، انتقال و سری زمانی مورد مطالعه می‌باشند. همچنین  $n$  و  $t$  و  $\psi$  بیانگر طول سری زمانی، زمان و تابع موجک هستند. توابع موجک متعددی وجود دارد که از پرکاربردترین توابع موجک در حوزه مطالعات هواشناسی و هیدرولوژی، تابع دابچیز (db) می‌باشد. این تابع موجک انواع متنوعی از جمله db1، db2 و ... دارد که هر چه شماره نوع آن بالاتر برود، میزان پیچیدگی آن نیز افزایش می‌یابد (Misiti et al., 2013). محصول تجزیه سیگنال با تبدیل موجک گسسته در هر مرحله، دو مولفه (سیگنال جدید) به نام مولفه تقریب و مولفه جزئیات می‌باشد. مولفه تقریب، در برگیرنده بسامدهای پایین (دوره تناوب زیاد) و مولفه جزئیات حاوی بسامدهای بالا (دوره تناوب کم) می‌باشد. در مراحل بعدی تجزیه، مولفه تقریب مرحله قبلی، خود مجدداً به مولفه‌های تقریب و جزئیات جدیدی تجزیه می‌شود. تعداد بهینه مراحل تجزیه بر اساس نوع تابع موجک و تعداد داده‌ها تعیین می‌گردد که البته هنوز روش کامل و جامعی برای این موضوع ارایه نشده است. در این پژوهش، بر اساس تجربیات علمی و عملی نگارندگان (عراقی و همکاران، 1393؛ Araghi et al., 2015) از تابع موجک db5 و پنج مرحله تجزیه استفاده شده است. همچنین، با توجه به محدودیت‌های رابط کاربر جعبه ابزار تبدیل موجک در نرم‌افزار MATLAB، کلیه مراحل محاسبات با استفاده از توابع موجود در این نرم‌افزار و از طریق کدنویسی انجام شده است.

#### شبکه عصبی مصنوعی<sup>1</sup>

شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از جمله متداول‌ترین روش‌ها در حوزه هوش مصنوعی بوده و در واقع با الگوبرداری از عملکرد و ساختار سیستم‌های عصبی بیولوژیکی ساخته شده است. یک شبکه عصبی مصنوعی، ابتدا با استفاده از مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی آموزش دیده و سپس آمادگی خواهد داشت که به ازای ورودی جدید، نتایجی را به عنوان خروجی تولید نماید (میرصالحی و تقی‌زاده کاخکی، 1388). پارامترهای شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس مقایسه خروجی شبکه و مقادیر هدف، در هر مرحله تعدیل می‌شود تا زمانی که خروجی شبکه و مقادیر هدف تا حد ممکن به هم نزدیک شوند. شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارند که

2- Multi-Layer Perceptron (MLP)

3- Levenberg-Marquardt

4- Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS)

1- Artificial Neural Network (ANN)

می‌شود و سپس بر اساس مجموعه دیگری از داده‌ها، مورد آزمون قرار می‌گیرد.

### ارزیابی عملکرد مدل‌ها

برای ارزیابی مدل‌ها، از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) استفاده شده است (رحیم‌زاده، 1390):

$$e_i = T_i - O_i \quad (6)$$

$$p_i = 100 \frac{e_i}{y_i} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e_i| \quad (9)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i| \quad (10)$$

### نتایج و بحث

در شکل 1، سری زمانی دمای هوا کمینه روزانه و مولفه‌های حاصل از تجزیه آن با تبدیل موجک گسسته ارائه شده است. در واقع در مدل‌های مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، این مولفه‌ها به جای سری زمانی اصلی به مدل داده شده است. آماره‌های توصیفی برای خروجی مدل‌ها و مشاهدات، در عمق‌های مختلف خاک در جدول 1 ارائه شده است. بر اساس مقادیر ارائه شده در این جدول، مدل‌ها در برآورد مقدار کمینه دمای خاک در سال خشک در هر دو ایستگاه عملکرد مناسبی نداشته‌اند، اما در سایر مشخصات آماری، تطابق نسبتاً خوبی میان خروجی مدل‌ها و مقادیر مشاهداتی وجود داشته است. آماره‌های بررسی عملکرد مدل‌ها به تفکیک ایستگاه‌ها و سال‌های خشک و مرطوب در جداول 2 تا 5 ارائه شده است. در ایستگاه قوچان و در سال خشک، عملکرد مدل‌ها در فصل تابستان بهتر از فصل زمستان است. در این شرایط، مدل‌های WANN و WANFIS دارای بهترین عملکرد و مدل MLR دارای ضعیف‌ترین عملکرد بوده‌اند. همچنین، تبدیل موجک گسسته در اغلب موارد بر عملکرد مدل‌ها تأثیر مثبت داشت، هر چند این موضوع در فصل تابستان بهتر قابل مشاهده می‌باشد (جدول 2). در ایستگاه قوچان و در سال مرطوب، عملکرد اغلب مدل‌ها در فصل زمستان بهتر از فصل تابستان است. در این حالت نیز در اغلب موارد تأثیر مثبت تبدیل موجک گسسته بر عملکرد مدل‌ها قابل مشاهده است. همچنین مدل‌های WANN و WMLR بهترین عملکرد را در بین کلیه مدل‌ها داشتند

رابطه خطی در قسمت تالی گزاره‌های شرطی و ... با استفاده از ساختاری مشابه شبکه‌های عصبی مصنوعی بدست می‌آید. یک سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) به طور معمول از پنج لایه تشکیل می‌شود. در لایه اول، بر اساس قوانین فازی، میزان درجه عضویت هر یک از مقادیر ورودی تعیین می‌شود. برای این کار، توابع عضویت مختلفی وجود دارد که متداول‌ترین آن تابع گوسی است که در پژوهش حاضر نیز مورد استفاده قرار گرفته است (Jang., 1993):

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left(\frac{-(x - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3)$$

در رابطه 3، درجه عضویت متغیر ورودی  $x$  در مجموعه فازی  $A$  از طریق تابع گوسی تعیین می‌شود. در لایه دوم، وزن قوانین از طریق ضرب مقادیر خروجی لایه اول محاسبه شده و سپس در لایه سوم، این وزن‌ها تبدیل به وزن‌های نسبی می‌شوند (Jang., 1993). خروجی لایه چهارم، مطابق با استاندارد سیستم فازی تاکاگی-سوگنو، از طریق ضرب وزن‌های نسبی ( $\bar{w}_i$ ) محاسبه شده در لایه سوم در ترکیب خطی متغیرهای ورودی سیستم بدست می‌آید:

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

در این رابطه،  $x$  و  $y$  بیانگر متغیرهای ورودی می‌باشند. در نهایت، در لایه پنجم خروجی نهایی سیستم از طریق محاسبه میانگین وزنی خروجی‌های لایه چهارم بدست می‌آید. مرحله آزمون و خطا در سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، بسیار شبیه به شبکه عصبی مصنوعی است، چرا که در هر مرحله، خروجی سیستم با مقادیر هدف مقایسه شده و پارامترهای سیستم برای رسیدن به نتیجه‌ای بهتر در خروجی، تعدیل می‌شوند.

### رگرسیون خطی چندگانه<sup>1</sup>

روش‌های آماری، همواره در مطالعات آب و هواشناسی کاربرد وسیعی داشته‌اند (رحیم‌زاده، 1390). رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، بیانگر رابطه‌ای خطی میان یک متغیر پاسخ ( $Y$ ) و دو یا چند متغیر پیشگو ( $X_p$ ) است که در اهداف مدل‌سازی کاربرد فراوانی دارد (نیرومند، 1389):

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (5)$$

در این رابطه، پارامترهای  $\alpha$  و  $\beta$  ضرایب رگرسیون می‌باشند که از طریق روش‌هایی از جمله کم‌ترین مربعات خطا و ... محاسبه می‌شوند.  $\varepsilon$  نیز نشان دهنده خطای رگرسیون است که در حالت عادی، سری زمانی کاملاً تصادفی می‌باشد. رابطه رگرسیون خطی چندگانه نیز مشابه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، بر اساس مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی برازش داده

ساده، دارای عملکرد بهتری بود و در این میان، مدل WMLR در اغلب موارد بهترین کارایی را داشت. در این وضعیت نیز مشابه کلیه حالات بررسی شده قبل، مدل MLR دارای ضعیف‌ترین عملکرد در میان کلیه مدل‌ها داشت (جدول 5). بر اساس موارد ذکر شده، به نظر می‌رسد که در ایستگاه دارای دمای بالاتر و بارش کمتر (ایستگاه گناباد) عملکرد مدل‌ها کمتر تحت تاثیر شرایط بارش قرار دارد و در چنین ایستگاهی، مدل‌ها در سال خشک و در سال مرطوب، در فصل تابستان دارای عملکرد بهتری هستند.

(جدول 3). در ایستگاه گناباد و در سال خشک، مشابه با ایستگاه قوچان در سال خشک، عملکرد مدل‌ها در فصل تابستان بهتر بود. در این حالت، WANN در فصل زمستان و همچنین در مقیاس سالانه، دارای بهترین عملکرد بود و مدل WANFIS در فصل تابستان کم‌ترین خطا را در میان مدل‌ها داشت. همچنین، مدل MLR نیز در اغلب موارد ضعیف‌ترین عملکرد را نشان داد (جدول 4). در ایستگاه گناباد و در سال مرطوب، بر خلاف ایستگاه قوچان در سال مرطوب، عملکرد مدل‌ها در فصل تابستان بهتر از زمستان است. در این حالت نیز مدل‌های مبتنی بر تبدیل موجک گسسته نسبت به مدل‌های

جدول 1- آماره‌های توصیفی برای نتایج خروجی مدل و مقادیر مشاهداتی در ایستگاه‌های قوچان و گناباد

عمق 5 سانتی متری																
مدل	قوچان (سال خشک)				قوچان (سال مرطوب)				گناباد (سال خشک)				گناباد (سال مرطوب)			
	Std.	Max.	Min.	Avg.	Std.	Max.	Min.	Avg.	Std.	Max.	Min.	Avg.	Std.	Max.	Min.	Avg.
مشاهدات	11/6	32/3	-5/8	15/4	11/7	39/8	0/2	21/1	14	48/5	-1/5	24	11/5	41/3	3/1	23/9
ANN	10/7	31	-4/3	15/4	10/7	34/4	0/2	20/1	14/6	43	-8/8	23/8	11/5	42	4	24/1
ANFIS	10/6	30/6	-0/9	15/4	10/1	31	0/5	19/5	14/1	42/9	-5/8	24/1	11/5	41/8	3/1	24
MLR	11/9	31/4	-17	14/5	10/5	38/4	-0/4	21/1	15/4	45	-16/2	23/3	11/2	44/3	-0/4	24
WANN	11/2	31/4	-6/2	15/2	12/1	40/1	2/3	21/6	15	43/6	-11/2	23/7	11	40/9	3/4	24/1
WANFIS	11/6	32/1	-11/1	15/1	10/7	36/3	2/1	20/8	15/1	42/6	-12/6	23/7	11/4	41/9	1/7	24
WMLR	12/3	30/1	-14	14/5	10/9	36/8	1/3	21/3	15/8	43/7	-14/7	23/3	11/3	42/1	1/2	24
عمق 10 سانتی متری																
مشاهدات	11/5	32/1	-6/3	15/4	11	36	1/4	20/1	13/1	43/1	-1/4	23	10/7	38/5	2/9	22/9
ANN	10/1	30/1	-1/7	15/1	9/7	30/6	1/5	19/2	13/1	40/9	-0/8	23/4	10/9	40/3	3/2	23/3
ANFIS	10	29/9	-0/5	15/1	10/3	35/1	0/8	19/7	13/2	40/9	-3/3	23/3	10/9	40/5	3/5	23/2
MLR	11/3	30/2	-16	14/3	9/9	36/8	0/2	20/4	14/6	43/2	-14/9	22/6	10/7	42/6	0/2	23/3
WANN	10/3	30/6	-7/2	15/1	10/6	37/3	2/8	20/2	13/7	41/2	-7	23/3	10/8	40/5	3/5	23/3
WANFIS	11/2	30/6	-11	14/6	9/8	33/6	2/2	19/9	14/1	40/7	-12/1	23/1	10/7	40	2/3	23/3
WMLR	11/6	28/9	-12/8	14/3	10/3	35/2	1/7	20/5	15	41/6	-13/3	22/6	10/7	40	1/2	23/3
عمق 20 سانتی متری																
مشاهدات	10/6	30/3	-4/9	14/7	10/4	34/8	2/2	19/9	12	37/3	-0/8	22/1	10	36/5	4/4	22/2
ANN	9/3	28/8	-0/3	14/8	9/3	30	1/9	18/7	11/5	37/1	1/9	22/5	9/8	37/5	5/3	22/2
ANFIS	9/3	28/5	0/5	14/8	9/4	31/9	1/6	18/9	12/3	37/7	-9/3	22/1	9/8	37/2	5	22/3
MLR	10/5	29	-14	14/1	9/3	35/1	1	19/8	13/1	40/2	-12/1	21/7	9/6	39/9	1/8	22/3
WANN	9/5	29/3	-2/5	14/8	10	33/9	2/9	19/4	12/6	37/4	-5/9	22/2	9/8	36/3	3/3	22/4
WANFIS	10/1	28/8	-5/9	14/4	9/1	33	1/7	18/8	13/1	37/6	-12/8	22	9/6	36/6	4/1	22/4
WMLR	10/8	27/6	-10/5	14/1	9/7	33/3	2/4	19/8	13/5	38/2	-10/3	21/7	9/8	37/1	2	22/3
عمق 30 سانتی متری																
مشاهدات	10/1	28/3	-3/9	14/5	9/7	33/7	4/5	19/9	11/6	36/1	-0/9	21/6	9/8	36/1	5/6	22/2
ANN	8/9	28/5	-1/7	14/9	9/2	32/9	2/8	18/9	11/5	36/7	-5/9	22/1	9/2	36/1	5/7	22/4
ANFIS	8/9	28/1	0/4	14/9	8/9	31/6	2/1	18/7	12	36/7	-10/6	21/9	9/4	36/3	5/8	22
MLR	10	28/3	-12	14/2	8/8	34/1	1/8	19/7	12/6	39/3	-10/9	21/5	9/2	39	2/5	22/1
WANN	8/9	27/3	-2/5	15/1	12/1	42/3	2/6	21/2	12/2	37/1	-4/6	22/1	9/4	37/5	5/1	22
WANFIS	9/6	28/4	-6	14/5	8/6	32	2/1	18/5	13/1	36/9	-15/3	21/5	9/2	35/4	4/6	22/2
WMLR	10/3	26/9	-8/8	14/3	9/2	32/2	2/8	19/5	13	36/9	-9	21/5	9/5	36	2/3	22/1

جدول 2- آماره‌های بررسی عملکرد مدل‌ها در برآورد دمای خاک در عمق‌های مختلف در ایستگاه قوچان در سال خشک

عمق 5 سانتی متری												
مدل	زمستان				تابستان				سالانه			
	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE
ANN	0/94	131/5	2/7	3/2	0/79	5/6	1/5	1/9	0/96	46/5	2/0	2/5
ANFIS	0/94	138/2	2/9	3/4	0/78	5/8	1/5	1/9	0/96	47/7	2/1	2/6
MLR	0/87	220/7	3/9	5/1	0/82	7/9	2/2	2/4	0/93	69/8	2/5	3/3
WANN	0/97	86/6	1/2	1/6	0/91	3/8	1	1/3	0/98	32/2	1/4	1/8
WANFIS	0/95	79/6	1/4	1/8	0/89	3/5	0/9	1/2	0/97	33/7	1/5	1/9
WMLR	0/89	170	4/1	4/9	0/93	5/2	1/4	1/6	0/95	52/1	2/1	2/9
عمق 10 سانتی متری												
ANN	0/94	165	3/1	3/5	0/76	8/1	2/2	2/5	0/95	58/1	2/3	2/8
ANFIS	0/93	169/6	3/1	3/6	0/75	8/4	2/3	2/6	0/95	60/3	2/4	2/8
MLR	0/84	239/4	3/9	4/9	0/78	10/4	2/8	3/1	0/92	84/6	2/7	3/4
WANN	0/89	193/8	2/5	3/2	0/94	4/8	1/4	1/6	0/96	67/8	1/9	2/6
WANFIS	0/89	168/4	2/3	2/9	0/93	5/3	1/5	1/6	0/96	53/3	1/9	2/3
WMLR	0/88	262/8	3/7	4/4	0/93	7/4	2/1	2/3	0/95	79	2/2	2/8
عمق 20 سانتی متری												
ANN	0/91	393/5	3/8	4/2	0/72	7/5	1/9	2/3	0/92	110/2	2/5	3/1
ANFIS	0/91	389/8	3/8	4/1	0/70	7/1	1/8	2/2	0/92	109/3	2/5	3/1
MLR	0/77	623/5	4/5	5/4	0/74	9/3	2/4	2/7	0/90	175/9	2/8	3/5
WANN	0/94	319/7	2/9	3/2	0/92	4/4	1/1	1/3	0/96	89/5	1/8	2/2
WANFIS	0/87	323/3	2/6	3/1	0/91	3/8	1	1/2	0/94	102/2	2	2/5
WMLR	0/82	590/3	4/3	4/7	0/93	5/8	1/5	1/6	0/94	154/7	2/2	2/8
عمق 30 سانتی متری												
ANN	0/87	478/7	4/3	4/7	0/68	6/4	1/6	2/1	0/90	129/1	2/7	3/3
ANFIS	0/88	450	4/2	4/6	0/65	6/6	1/6	2/1	0/90	122/6	2/7	3/3
MLR	0/73	674	4/8	5/6	0/68	8/8	2/2	2/6	0/87	180/4	2/9	3/7
WANN	0/85	510/2	3/9	4/4	0/93	4/6	1/2	1/3	0/92	136/1	2/2	2/9
WANFIS	0/79	454/1	3/1	3/7	0/95	3/6	0/9	1/1	0/93	123/1	2/1	2/7
WMLR	0/78	696/9	4/5	4/8	0/93	4/9	1/2	1/3	0/92	179/1	2/2	2/8

روش‌های هوش مصنوعی بهتر از روش آماری رگرسیون خطی چندگانه است که این موضوع با نتایج مطالعات انجام شده پیشین (سبزی پرور و همکاران، 1389؛ اسدی و همکاران، 1393) تطابق دارد. بر اساس استانداردهای موجود، عمق 10 سانتی متری، مناسب‌ترین عمق برای اندازه‌گیری دمای خاک به ویژه برای اهداف کشاورزی است (علیزاده، 1389). چنانچه به نتایج این پژوهش در جداول 1 تا 5 توجه شود، ملاحظه خواهد شد که با استفاده از مدل‌های مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، می‌توان دمای خاک در این عمق را در شرایط دمایی و رطوبتی مختلف، با خطایی کمتر از 1/5 درجه سانتی‌گراد و تنها با استفاده از دمای هوای کمینه و بیشینه روزانه برآورد نمود که این موضوع می‌تواند دستاورد قابل توجهی در مدل‌سازی و برآورد دمای خاک محسوب شود، چرا که از یک سو،

در نقطه مقابل، در ایستگاه دارای دمای پایین‌تر و بارش بیش‌تر (ایستگاه قوچان)، شرایط بارش بر عملکرد مدل‌ها موثر به نظر می‌رسد، به گونه‌ای که عملکرد بهتر مدل‌ها در سال مرطوب در فصل زمستان و در سال خشک، در فصل تابستان مشاهده شده است که این موضوع با نتایج مطالعات پیشین (سبزی پرور و همکاران، 1389) مطابقت دارد.

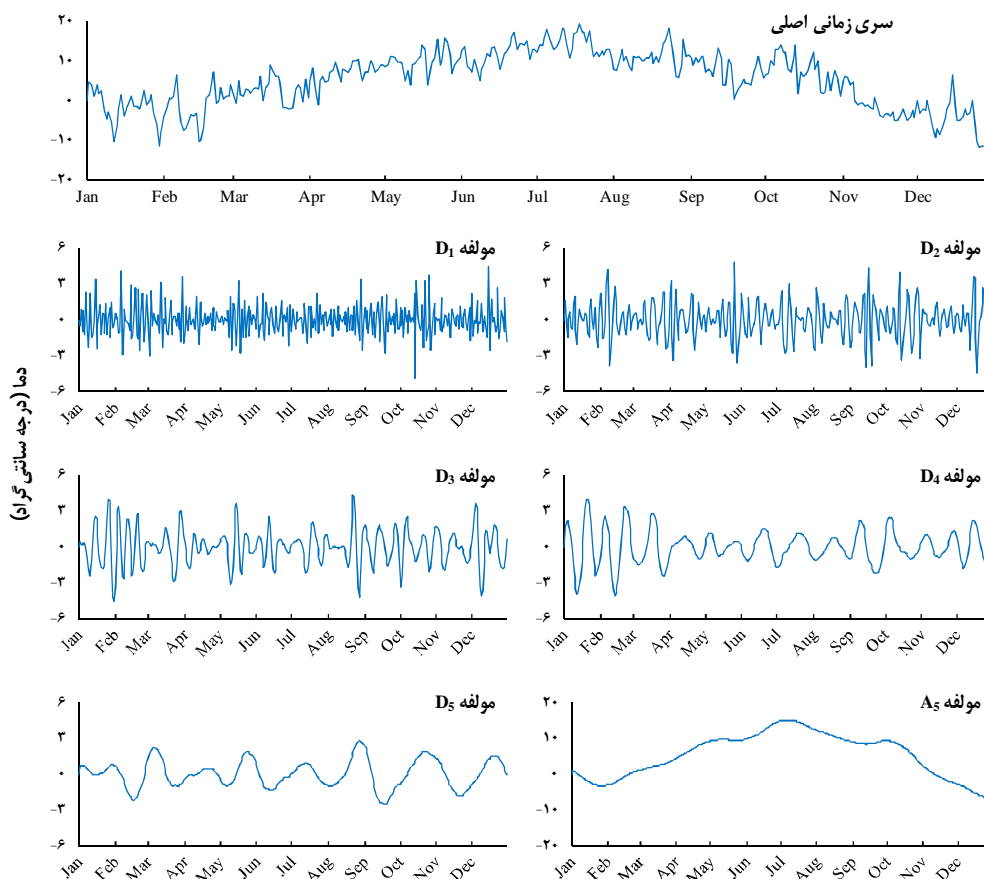
بر اساس نتایج ارائه شده در جداول 1 تا 5، می‌توان افزایش کیفیت عملکرد مدل‌ها پس از ترکیب آن‌ها با تبدیل موجک گسسته به‌عنوان یک مرحله پیش پردازشی را در تمام عمق‌های مطالعه شده خاک مشاهده نمود که این موضوع بیانگر توانایی و تاثیر مثبت تبدیل موجک گسسته در بهبود مدل‌سازی دمای خاک است. همچنین، بر اساس نتایج ارائه شده، در مدل‌های ساده (غیرترکیبی)، عملکرد

این دماسنج‌ها بیش‌تر از دماسنج‌های عمق‌های 50 و 100 سانتی‌متری می‌باشد (علیزاده، 1389؛ شریفان و هزارجریبی، 1390). همچنین، در برخی از مطالعات کشاورزی که نیاز به دمای خاک وجود دارد، می‌توان با برآورد آن با دقتی مناسب، مطالعات قابل اطمینان‌تری را به انجام رساند. در خصوص تفاوت‌های مشاهده شده در عملکرد مدل‌ها در شرایط دمایی و رطوبتی مختلف، توضیح این مطلب ضروری است که در حالت کلی، رژیم حرارتی خاک در نتیجه بسیاری از عوامل از جمله تغییرات روزانه انرژی، تغییرات دمای فصلی، وضعیت تابش و ابرناکی، پدیده‌های نامنظم مانند ورود جبهه‌های گرم و سرد هوا، تغییرات بارش، دوره‌های خشک و مرطوب و به طور کلی وضعیت آب و هوایی، به طور دایم در حال تغییر است (علیزاده، 1389؛ قهرمان، 1390؛ اسدی و همکاران، 1393؛ علیزاده، 1394).

کم‌ترین داده‌های ورودی مورد استفاده قرار گرفته‌اند و از سویی دیگر، خطای کم‌تر از 1/5 درجه سانتی‌گراد می‌تواند دقت بسیار مطلوبی باشد. البته همان‌گونه که قبلاً نیز اشاره شد، دقت مدل‌ها تا حدودی بر اساس شرایط دمایی و رطوبتی منطقه، دارای تغییراتی بوده است. به علاوه، دقت مدل‌های هوش مصنوعی و به ویژه مدل‌های مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، در سایر عمق‌ها (5، 20 و 30 سانتی‌متری) نیز قابل قبول و مناسب است. به این ترتیب، در بسیاری موارد از جمله در زمان‌هایی که به دلیل مشکلات مختلف (آسیب دیدن دماسنج‌های خاک و...)، دمای خاک فاقد داده ثبت شده باشد، می‌توان از مدل‌های ارائه شده برای برآورد مقدار دمای خاک استفاده نمود، چرا که به دلیل ساختار دماسنج‌های عمق‌های 30 سانتی‌متری و کم‌تر که محافظ خاصی نداشته و بدون جابجایی قرائت می‌شوند، معمولاً آسیب دیدگی

جدول 3- آماره‌های بررسی عملکرد مدل‌ها در برآورد دمای خاک در عمق‌های مختلف در ایستگاه قوچان در سال مرطوب

عمق 5 سانتی‌متری													
مدل	زمستان			تابستان			سالانه			R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE
	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>				
ANN	0/92	23/4	1/5	1/8	0/70	8/9	3/2	3/6	0/97	12/6	1/9	2/4	
ANFIS	0/92	27/4	1/5	1/8	0/79	13/3	4/8	5/4	0/95	15/2	2/5	3/4	
MLR	0/94	27/1	1/7	2/1	0/83	5/5	1/9	2/2	0/98	15/1	1/6	2	
WANN	0/93	39/8	1	1/4	0/86	5/1	1/7	2/1	0/98	16/6	1/3	1/6	
WANFIS	0/88	40/9	1/4	1/8	0/80	5/9	2/1	2/5	0/98	17/9	1/6	2/1	
WMLR	0/91	31/5	1/4	1/8	0/85	2/9	1	1/3	0/98	15	1/3	1/7	
عمق 10 سانتی‌متری													
ANN	0/89	20/5	1/9	2/4	0/83	10/5	3/5	3/8	0/96	12/3	2/1	2/7	
ANFIS	0/88	21/5	1/9	2/3	0/87	6/3	2/1	2/3	0/97	11/4	1/6	2/1	
MLR	0/89	31/4	2/4	2/8	0/86	4/8	1/5	1/9	0/97	15/4	1/7	2/1	
WANN	0/90	17/9	1/2	1/5	0/63	4/1	1/3	1/9	0/98	9/4	1/1	1/5	
WANFIS	0/87	21/2	1/6	1/9	0/88	5/7	1/9	2/2	0/98	11/9	1/6	2	
WMLR	0/88	21/7	1/7	2/1	0/90	2/2	0/7	0/9	0/99	10/5	1/1	1/5	
عمق 20 سانتی‌متری													
ANN	0/81	21/4	2/1	2/6	0/83	11/9	3/9	4/1	0/94	14/2	2/4	2/9	
ANFIS	0/81	22/4	2/1	2/6	0/84	10/6	3/5	3/6	0/95	13/8	2/2	2/7	
MLR	0/81	32/5	2/7	3/1	0/82	6/7	2/1	2/5	0/96	15/2	1/9	2/4	
WANN	0/88	13/3	1/1	1/4	0/88	3/2	1	1/2	0/99	8/5	1/1	1/4	
WANFIS	0/75	22/6	1/9	2/4	0/53	10/2	3/3	3/6	0/96	12/9	2/1	2/6	
WMLR	0/81	21/8	1/7	2/1	0/91	3/7	1/2	1/3	0/98	10/2	1/3	1/6	
عمق 30 سانتی‌متری													
ANN	0/70	22/5	2/2	2/8	0/61	8/6	2/7	3/1	0/93	14/5	2/3	2/8	
ANFIS	0/70	23/9	2/3	2/9	0/76	11	3/5	3/6	0/92	15/4	2/5	2/9	
MLR	0/68	30/9	2/8	3/3	0/75	7/2	2/2	2/7	0/93	14/9	2/1	2/6	
WANN	0/79	13/4	1/2	1/6	0/79	16/5	5/3	5/8	0/93	14/5	2/9	3/9	
WANFIS	0/70	18/7	1/7	2/2	0/50	11/1	3/5	3/8	0/94	14	2/4	2/9	
WMLR	0/76	19/8	1/7	2/1	0/89	4/4	1/4	1/5	0/97	10/9	1/5	1/7	



شکل 1- سری زمانی دمای هوای کمینه روزانه ایستگاه قوچان در سال 2010 و مولفه‌های حاصل از پنج مرحله تجزیه آن با تبدیل موجک گسسته

است، با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، رگرسیون خطی چندگانه و ترکیب این مدل‌ها با تبدیل موجک گسسته برآورد گردید. برای انجام این کار، از داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک قوچان و گناباد که به لحاظ دما و بارش متفاوت هستند، استفاده شد. برای ساخت مدل‌ها از دوره آماری 2010 تا 2013 و برای بررسی عملکرد آن‌ها از داده‌های سال 2004 (سال مرطوب) که بارش بیش‌تر از میانگین بلندمدت و سال 2008 (سال خشک) که بارش کم‌تر از میانگین بلندمدت داشتند، بهره گرفته شد. همچنین عملکرد مدل‌ها در فصل‌های تابستان و زمستان نیز مقایسه گردید. نتایج این پژوهش نشان داد که تبدیل موجک گسسته در اغلب موارد، تاثیر مثبت قابل توجهی بر عملکرد مدل‌ها داشته است، به طوری که پس از اضافه شدن تبدیل موجک گسسته به‌عنوان یک مرحله پیش پردازشی به کلیه مدل‌ها، شاهد افزایش کیفیت عملکرد آن‌ها در تمامی عمق‌های مطالعه شده خاک بودیم. در نهایت، مدل رگرسیون خطی چندگانه و مدل‌های ترکیبی بر پایه تبدیل موجک گسسته، به ترتیب به‌عنوان ضعیف‌ترین و بهترین مدل‌ها در این پژوهش انتخاب شدند. برتری کیفیت مدل‌های هوش مصنوعی نسبت به مدل‌های رگرسیونی در حالت غیرترکیبی آن‌ها با تبدیل موجک

هر یک از این عوامل به صورت مستقیم یا غیرمستقیم بر هدایت و پخشیدگی حرارتی خاک و نیز بیلان انرژی سطح زمین که مهم‌ترین عامل در رژیم حرارتی خاک است، تاثیر می‌گذارند. به‌علاوه، عوامل دیگری از جمله بافت و پروفیل خاک، وضعیت پوشش گیاهی و ... نیز می‌تواند تاثیرات خاص خود را بر دمای خاک داشته باشند. در این پژوهش، با بررسی عملکرد مدل‌ها در دو منطقه دارای شرایط دمایی و بارشی متفاوت، در سال‌های خشک و مرطوب و در فصول گرم و سرد سال، میزان خطای مدل‌های مختلف در شرایط دمایی و رطوبتی متفاوت تا حدودی مشخص گردید، اما بدون شک، برای بررسی دقیق‌تر علت تفاوت‌های مشاهده شده در دقت و عملکرد مدل‌ها در شرایط آب و هوایی مختلف، مطالعات بیش‌تر و جامع‌تری مورد نیاز خواهد بود که می‌تواند به‌عنوان موضوع پژوهش‌های آتی مدنظر قرار گیرد.

### نتیجه گیری

در این پژوهش، دمای خاک در عمق‌های 5، 10، 20 و 30 سانتی‌متری که به لحاظ هواشناسی کشاورزی دارای اهمیت فراوان



مدل در سال خشک، در فصل تابستان و در سال مرطوب، در فصل زمستان مشاهده شده است. باید به این نکته توجه داشت که در این پژوهش، برای ساخت مدل‌ها فقط از داده‌های دمای هوا کمینه و بیشینه روزانه و در یک دوره چهار ساله استفاده شده است، این در حالی است که در اغلب مطالعات پیشین نامبرده شده، از متغیرهای متعدد در دوره‌های آماری 10 سال و بیش‌تر، برای مدل‌سازی بهره گرفته شده است. این موضوع نیز نشان دهنده برتری نتایج بدست آمده در پژوهش حاضر نسبت به مطالعات پیشین است. بدون شک، متغیرهای ورودی متعدد و دوره آماری بلندمدت، هر دو باعث افزایش دقت عملکرد مدل‌ها می‌شوند.

گسسته، نتیجه‌ای است که در اغلب پژوهش‌های پیشین از جمله جعفری گلستانی و همکاران (1386)، سبزی‌پرور و همکاران (1389) و اسدی و همکاران (1393) بدست آمده و با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد. اما در خصوص استفاده از مدل‌های ترکیبی بر پایه تبدیل موجک گسسته برای تخمین دمای خاک که رویکرد نوین پژوهش حاضر است، گزارشی یافت نشده است تا مقایسه‌ای میان نتایج انجام شود. بررسی‌های انجام شده در این پژوهش نشان می‌دهد که عملکرد بهتر مدل‌ها در منطقه دارای دمای بالاتر و بارش کم‌تر، فارغ از مرطوب و خشک بودن سال، بیش‌تر در فصل تابستان مشاهده می‌شود، اما در منطقه دارای دمای کم‌تر و بارش بیش‌تر، عملکرد بهتر

جدول 4- آماره‌های بررسی عملکرد مدل‌ها در برآورد دمای خاک در عمق‌های مختلف در ایستگاه گناباد در سال خشک

عمق 5 سانتی متری												
مدل	زمستان				تابستان				سالانه			
	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE
ANN	0/93	488/6	2/9	3/7	0/62	4/9	1/8	2/5	0/97	126/5	2	2/7
ANFIS	0/95	233/9	2/1	2/6	0/62	4/8	1/8	2/5	0/97	63/5	1/8	2/3
MLR	0/93	849	4/5	6	0/61	5/5	2	2/7	0/95	216/7	2/5	3/7
WANN	0/95	486/7	2/5	3/6	0/75	3/9	1/5	2	0/98	124/8	1/7	2/4
WANFIS	0/95	568/6	2/9	4/2	0/78	3/5	1/3	1/9	0/97	144/6	1/7	2/6
WMLR	0/95	949/1	4/4	6/1	0/72	4/3	1/6	2/1	0/96	238/9	2/1	3/4
عمق 10 سانتی متری												
ANN	0/96	116/5	1/8	2/2	0/68	4	1/4	2	0/98	34/1	1/6	2
ANFIS	0/96	185/9	2	2/4	0/69	4/1	1/4	2	0/98	51/3	1/6	2/1
MLR	0/92	836/6	4/2	5/6	0/67	4/9	1/7	2/2	0/95	213/1	2/4	3/4
WANN	0/96	335/5	2	2/7	0/82	3/3	1/1	1/5	0/98	87/8	2/5	2
WANFIS	0/91	584/4	2/7	1/4	0/84	2/8	1	1/3	0/97	148/4	1/6	2/5
WMLR	0/95	894/1	4/1	5/7	0/80	3/4	1/2	1/5	0/97	224/9	1/9	3/1
عمق 20 سانتی متری												
ANN	0/95	310/7	2/7	3/1	0/66	4/3	1/4	1/9	0/96	83	1/8	2/3
ANFIS	0/89	346	3/1	3/8	0/65	4/3	1/4	1/8	0/96	91/8	1/9	2/6
MLR	0/90	551/2	4/1	5/2	0/66	5/4	1/8	2/2	0/95	144	2/3	3/2
WANN	0/96	283/5	2/2	2/7	0/82	2/9	1	1/1	0/98	74/9	1/5	1/9
WANFIS	0/87	663/1	3/6	4/9	0/88	2/5	0/8	1	0/96	170	1/9	2/8
WMLR	0/93	608/8	4/1	5/1	0/81	3/1	1	1/2	0/97	156/2	2	2/8
عمق 30 سانتی متری												
ANN	0/88	267/3	3/3	3/8	0/61	4/1	1/3	1/8	0/95	71/2	2	2/7
ANFIS	0/83	280/6	3/8	4/7	0/60	4/1	1/3	1/8	0/94	74/6	2/2	3
MLR	0/87	247/8	4/3	5/3	0/61	5/5	1/8	2/1	0/93	67/7	2/5	3/3
WANN	0/94	169	2/8	3/2	0/77	2/9	0/9	1/2	0/97	45/8	1/7	2/1
WANFIS	0/82	368/9	4/8	6/2	0/86	2/3	0/7	1	0/94	95/5	2/2	3/4
WMLR	0/90	340/7	4/5	5/1	0/80	2/9	1	1/2	0/96	88/2	2/1	2/9

جدول 5- آماره‌های بررسی عملکرد مدل‌ها در برآورد دمای خاک در عمق‌های مختلف در ایستگاه گناباد در سال مرطوب

عمق 5 سانتی متری												
مدل	زمستان				تابستان				سالانه			
	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE	RMSE
ANN	0/84	15	1/8	2/4	0/85	4/1	1/4	1/7	0/85	9/4	1/7	2/2
ANFIS	0/84	14/7	1/7	2/4	0/86	4/1	1/4	1/7	0/86	9/3	1/7	2/2
MLR	0/87	16/9	1/9	2/5	0/81	4/7	1/7	2/1	0/81	10/9	1/9	2/3
WANN	0/92	17	1/7	2	0/93	3/1	1/1	1/3	0/93	9/2	1/3	1/6
WANFIS	0/92	11/7	1/3	1/7	0/93	2/7	1	1/2	0/93	6/6	1/1	1/4
WMLR	0/96	9/6	1	1/3	0/95	2/2	0/8	1	0/95	6/3	1	1/2
عمق 10 سانتی متری												
ANN	0/83	17	1/9	2/5	0/86	3/8	1/3	1/5	0/86	10	1/7	2/2
ANFIS	0/84	16/8	1/9	2/5	0/87	4/1	1/4	1/7	0/87	9/9	1/7	2/2
MLR	0/86	19/2	2/1	2/7	0/81	4/9	1/7	2	0/81	11/4	1/9	2/4
WANN	0/95	12/3	1/1	1/3	0/92	2/7	1	1/1	0/92	6/6	1	1/3
WANFIS	0/93	13/9	1/4	1/7	0/95	2/3	0/8	1	0/95	6/6	1	1/3
WMLR	0/95	11/6	1/2	1/4	0/96	1/9	0/7	0/8	0/96	6/8	1	1/2
عمق 20 سانتی متری												
ANN	0/80	19	2/1	2/7	0/82	5/3	1/7	2/1	0/82	11/2	1/9	2/5
ANFIS	0/79	20	2/2	2/8	0/84	4/7	1/5	2	0/84	11/2	1/9	2/4
MLR	0/81	22/9	2/5	3	0/78	6/1	2	2/3	0/78	12/4	2/1	2/5
WANN	0/90	16/9	1/6	1/9	0/92	2/9	0/9	1/1	0/92	8/2	1/2	1/5
WANFIS	0/91	17/9	1/7	2	0/95	2	0/7	0/8	0/95	7/3	1	1/3
WMLR	0/92	13/4	1/4	1/7	0/96	2/7	0/9	1	0/96	7/8	1/1	1/4
عمق 30 سانتی متری												
ANN	0/77	23/8	2/6	3/1	0/83	5/2	1/7	2/1	0/83	12/3	2	2/6
ANFIS	0/76	21/1	2/3	2/9	0/84	5/5	1/7	2/3	0/84	11/8	2	2/6
MLR	0/78	24/5	2/6	3/2	0/76	6/8	2/2	2/6	0/76	13	2/2	2/7
WANN	0/83	15/8	1/7	2	0/86	3/5	1/1	1/4	0/86	8/3	1/3	1/7
WANFIS	0/90	18/8	1/9	2/1	0/94	2/8	0/9	1/1	0/94	8/1	1/2	1/5
WMLR	0/89	14/7	1/5	1/9	0/96	3/5	1/1	1/3	0/96	8/7	1/3	1/6

جعفری گلستانی، م.، رائینی سرجاز، م.، ضیا تبار احمدی، م. 1386. برآورد دمای ژرفای خاک با بهره‌گیری از روش تجزیه منحنی و همبستگی‌های رگرسیونی برای شهرستان ساری. مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. 5: 112-123.

رحیم‌زاده، ف. 1390. روش‌های آماری در مطالعات هواشناسی و اقلیم شناسی. انتشارات سید باقر حسینی. 436 صفحه.

سبزی پرور، ع.، زارع ابیانه، ح.، بیات ورکشی، م. 1389. مقایسه یافته‌های مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی با مدل‌های رگرسیونی به منظور برآورد دمای خاک در سه اقلیم متفاوت. مجله علوم و صنایع کشاورزی، آب و خاک، جلد 24: 274-285.

سبزی پرور، ع.، طبری، ح.، آیینی، ع. 1389. برآورد میانگین روزانه

به این ترتیب، با رویکرد ارایه شده در این پژوهش، به قابلیت کاربردی و عملیاتی مدل‌ها به ویژه در مناطق فاقد داده‌های ثبت شده بلندمدت برای متغیرهای متعدد هواشناسی، توجه ویژه‌ای شده است. همچنین لازم به ذکر است که بررسی دقیق تر تفاوت نتایج عملکرد مدل‌ها در شرایط دمایی و رطوبتی مختلف و نیز شناسایی و تحلیل علت‌های آن، مطالعات جامع‌تری را در این خصوص می‌طلبد که می‌تواند به‌عنوان موضوع پژوهش‌های آینده مورد توجه قرار گیرد.

## منابع

اسدی، ل.، هزارجریبی، ا.، قربانی، خ.، ذاکری‌نیا، م.، آقا شریعتمداری، ز. 1393. تخمین دمای خاک با استفاده از روش‌های نوین داده‌کاوی. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. 8: 145-152.

فردوسی مشهد. 384 صفحه.

وحیدیان کامیاد، ع.، طارقیان، ح. 1392. مقدمه‌ای بر منطق فازی برای کاربردهای عملی. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد. 214 صفحه.

Araghi, A., Mousavi-Baygi, M., Adamowski, J., Malard, J., Nalley, D., Hashemina, S.M. 2015. Using wavelet transforms to estimate surface temperature trends and dominant periodicities in Iran based on gridded reanalysis data. *Atmospheric Research*. 155: 52-72.

Bilgili, M. 2010. Prediction of soil temperature using regression and artificial neural network models. *Meteorology and Atmospheric Physics*. 110.1: 59-70.

Jang, J. 1993. ANFIS: Adaptive-Neural-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 23.3: 665-685.

Mallat, S. 2009. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 3rd ed. Academic Press.

Maclean, J and Ayers, M. 1985. Estimation of soil temperature from climate variables at Barrow, Alaska., USA. *Article and Alpine Research*. 17: 425-432.

Mihalakakou, G. 2002. On estimating soil surface temperature profiles. *Energy and Buildings*. 34: 251-259.

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G and Poggi, J.M. 2016. *Matlab Wavelet Toolbox User's Guide*. MathWorks, US.

Olkkonen, H. 2011. *Discrete Wavelet Transforms - Biomedical Applications*. InTech, Croatia.

Ruch, D.K and Van Fleet, P.J. 2009. *Wavelet Theory: an Elementary Approach with Applications*. Wiley Publications, New Jersey.

Tabari, H., Sabziparvar, A., Ahmadi, M. 2011. Comparison of artificial neural network and multivariate linear regression methods for estimation of daily soil temperature in an arid region. *Meteorology and Atmospheric Physics*. 110.3: 135-142.

دمای خاک در چند نمونه اقلیمی ایران با استفاده از داده‌های هواشناسی. *مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک*. 52: 125-137.

شریفان، ح.، هزارجریبی، ا. 1390. اصول و عملیات هوا و اقلیم‌شناسی از دیدگاه کشاورزی. نشر آژند.

عراقی، ع.، موسوی بایگی، م.، هاشمی‌نیا، م. 1393. به کارگیری تبدیل موجک گسسته برای تحلیل همبستگی بسامدی رطوبت نسبی. *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*. 2.8: 257-265.

عراقی، ع.، موسوی بایگی، م.، هاشمی‌نیا، م. 1393. بررسی تشابه الگوهای نوسانی دما و فشار بخار آب با استفاده از تبدیل موجک گسسته. *نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)*. 4.28: 854-846.

علیزاده، ا. 1389. اقلیم و هواشناسی کشاورزی. انتشارات دانشگاه امام رضا (ع). 504 صفحه.

علیزاده، ا. 1394. فیزیک خاک. انتشارات دانشگاه صنعتی سجاد. 626 صفحه.

قهرمان، ب. 1390. فیزیک خاک. انتشارات دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان. 407 صفحه.

کافی، م.، کامکار، ب.، مهدوی دامغانی، ع. 1390. واکنش گیاهان زراعی به محیط رشد. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد. 298 صفحه.

محمدی، ب. 1390. آب و هواشناسی کشاورزی، اصول و کاربردهای مطالعات آب و هواشناسی در کشاورزی. انتشارات دانشگاه تهران. 426 صفحه.

میرصالحی، م.، تقی‌زاده کاخکی، ح. 1388. شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد. 282 صفحه.

نجفی‌مود، م.، علیزاده، ا.، محمدیان، آ.، موسوی، ج. 1387. بررسی رابطه دمای خاک و دمای اعماق مختلف خاک و برآورد عمق یخبندان. *مجله آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)*. 2.22: 466-456.

نیرومند، ح. 1389. تحلیل رگرسیون با مثال. انتشارات دانشگاه

## Estimating Soil Temperature Using Hybrid Models Based on Discrete Wavelet Transform

A. Araghi<sup>1</sup>, M. Mousavi-Baygi<sup>2\*</sup>

Received: May.20, 2017

Accepted: Aug.01, 2017

### Abstract

Soil temperature is one of the most important variables in agricultural meteorology and has various effects on physical, chemical and biological processes in soil. In this study, daily soil temperature at depths of 5, 10, 20 and 30 cm were estimated using artificial neural network, adaptive network-based fuzzy inference system, multiple linear regression and also hybrid models based on the mentioned methods and discrete wavelet transform. To develop the models, daily minimum and maximum air temperature and daily soil temperature at depths of 5 to 30 cm in Ghoochan and Gonabad synoptic stations during 2010 to 2013 were employed, and for testing the performance of models, data of 2004 (wet year) and 2008 (dry year) were employed. Results of this study showed that hybrid models based on discrete wavelet transform could produce more accurate results compared to non-hybrid models in estimating daily soil temperature. Also, in most of the cases, the multiple linear regression (MLR) model had the weakest performance.

**Keywords:** Discrete wavelet transform, Hybrid models, Soil temperature

---

1- PhD Candidate in Agricultural Meteorology, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad

2- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad

(\*- Corresponding Author Email: mousavib@um.ac.ir)