

کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در شبیه‌سازی دمای روزانه خاک در اقلیم‌های خشک و نیمه‌خشک

فاطمه بهمنی^۱، حسین پیری صحراگرد^{۲*} و جمشید پیری^۳

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد بیابان‌زدایی، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، ایران

۲- نویسنده مسئول، استادیار، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، ایران، پست الکترونیک: hopiry@uoz.ac.ir

۳- مربی، گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، ایران

تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۹/۰۵

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۳/۱۰

چکیده

تخمین دمای خاک یکی از مسائل مهم در برنامه‌ریزی طرح‌های بیابان‌زدایی، مدیریت منابع آب و استقرار پوشش گیاهی در مناطق خشک است. هدف از این پژوهش، مقایسه دقت روش‌های هوش مصنوعی در برآورد دمای روزانه خاک با استفاده از داده‌های هواشناسی (دمای حداقل و حداکثر روزانه، ساعات آفتابی و تبخیر از تشتک) در شهرهای زابل و شیراز و شناخت عوامل دارای تأثیر بیشتر بر دمای خاک بود. بدین منظور با استفاده از داده‌های سال ۱۳۹۳-۱۳۹۰، دمای روزانه خاک در اعماق ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ سانتی‌متری با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، برنامه‌ریزی ژنتیک و روش ترکیبی شبکه عصبی- ژنتیک مدل‌سازی شد. نتایج حاصل با استفاده از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا و ضریب تعیین ارزیابی گردید. بر اساس نتایج، بین دمای هوا با دمای خاک در عمق‌های سطحی خاک وابستگی بیشتری وجود داشت، به طوری که بیشترین و کمترین میزان همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر برآورد شده در عمق‌های ۵ سانتی‌متری (میانگین $R^2=0/92$) و ۱۰۰ سانتی‌متری (میانگین $R^2=0/56$) مشاهده شد. همچنین دقت روش‌های مورد استفاده در برآورد دمای روزانه خاک در ایستگاه‌های مورد بررسی متفاوت بود. براساس نتایج، در ایستگاه زابل الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی- ژنتیک و در ایستگاه شیراز مدل شبکه عصبی مصنوعی برآورد دقیق‌تری را از دمای خاک ارائه دادند (میانگین RMSE به ترتیب ۳/۶۹ و ۲/۸۶؛ میانگین MAE به ترتیب ۳/۲۳ و ۲/۵۷). با توجه به نتایج این پژوهش پیشنهاد می‌گردد به منظور انتخاب زمان و عمق مناسب کاشت بذر در فعالیت‌های مرتبط با احیای پوشش گیاهی در مناطق خشک، با ملاحظه شرایط اقلیمی هر منطقه، از روش‌های هوش مصنوعی دقیق‌تر برای برآورد دمای خاک استفاده گردد.

واژه‌های کلیدی: بیابان‌زدایی، دمای خاک، داده‌های هواشناسی، هوش مصنوعی، شیراز، زابل.

مقدمه

تبخیر و تعرق، تهویه خاک، جوانه‌زنی بذر، رشد گیاه، توسعه ریشه‌ها، فعالیت میکروارگانیسم‌های خاک و فرسایش خاک نقش به‌سزایی دارد (Najafi-mood et al., 2008). دمای خاک و تغییرات آن در اعماق مختلف، پارامتر مفید و منحصر به فردی در فهم فرایندهای مرتبط با انرژی، شرایط اقلیمی و محیطی هر منطقه است (Hu & Feng, 2002) و نقش بسیار

خاک بستر اصلی برای رشد گیاه است و دمای خاک به‌عنوان یکی از خصوصیات مهم خاک، به دلیل تأثیر بر انتشار و جذب مواد غذایی، نقش ویژه‌ای در تعیین تناسب این بستر، برای رشد و نمو گیاه دارد (Napagoda & Tiakarantne, 2012). علاوه بر این، دمای خاک در فرایندهای

1996). از معایب ویژه سیستم عصبی - فازی تطبیقی نیز می‌توان به لزوم تساوی تعداد توابع عضویت با تعداد قواعد فازی، خطی یا ثابت بودن همه توابع عضویت و پشتیبانی انحصاری این روش از سیستم‌های درجه یک و صفر اشاره کرد (Piri & Kisi, 2015). از سوی دیگر، هر چند کاربرد اصلی الگوریتم‌های ژنتیک، حل مسائل بهینه‌سازی است، اما از این الگوریتم‌ها می‌توان در حل بهینه هر نوع مسئله‌ای که در فضای الگوریتم ژنتیک قابل پیاده‌سازی باشد، استفاده نمود (Ahmed & Simonovic, 2005). به دلیل اهمیت موضوع مورد پژوهش و لزوم دستیابی به نتایج دقیق، مدل‌سازی دمای خاک با استفاده از روش‌های مختلف مانند روش‌های رگرسیونی و مدل‌های هوش مصنوعی به‌طور روزافزون مورد توجه قرار گرفته است (Ozturk et al., 2011; Tabari et al., 2011; Bilgili et al., 2013; Hosseinzadeh Talaei, 2014; Kim & Singh, 2014). کاربرد مدل‌های شبکه عصبی، عصبی - فازی و روش‌های رگرسیونی در مطالعه رابطه بین درجه حرارت هوا و عمق‌های مختلف خاک نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل عصبی - فازی در برآورد دمای خاک از دقت بیشتری برخوردار است و رابطه بین دمای هوا با دمای خاک، در اعماق مختلف از یکدیگر متفاوت است (Parsafar & Maroufi, 2011). برتری روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی در مدل‌سازی دمای ماهانه خاک در مطالعات مقایسه‌ای دیگر نیز گزارش شده است (Bilgili, 2010; Wu et al., 2013). برخی از خصوصیات مانند نوع تابع عضویت مورد استفاده در مدل‌های هوش مصنوعی از عوامل تأثیرگذار در برآورد دمای خاک است، بر همین اساس مطالعات نشان داده است که در بیشتر موارد در صورت استفاده از مدل نروفازی (CANFIS (Coactive neuro-fuzzy inference system) بهترین برآورد از دمای خاک، با تابع عضویت گاوسی حاصل می‌شود. تفاوت در عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی مانند مدل CANFIS در اقلیم‌های مختلف گزارش شده است (Hosseinzadeh Talaei, 2014). در مناطق خشک

مهمی در مدل‌سازی هیدرولوژیکی و هواشناسی نیز ایفا می‌کند (Bilgili et al., 2013; Wu et al., 2013; H). رژیم‌های دمایی خاک نیز به وسیله عواملی مانند شرایط اقلیمی و توپوگرافی منطقه، کمیت و ساختار بیوماس و خصوصیات فیزیکی خاک کنترل می‌شود (Bond-Lamberty et al., 2005). مداوم نبودن اندازه‌گیری دمای سطح و عمق خاک، محدودیت دسترسی به داده‌های مرتبط با دمای خاک، تأثیرپذیری دمای خاک از عوامل متعدد محیطی و هزینه‌بر بودن روش‌های در دسترس برای برآورد دمای خاک، از جمله عواملی هستند که تخمین دقیق دمای خاک را با دشواری مواجه نموده‌است. از این رو درک دقیق عوامل و فرایندهای تأثیرگذار بر دمای خاک، نیازمند پردازش‌های پیچیده و پرهزینه است (Jackson et al., 2008). با توجه به نکات ذکر شده، ارائه روش‌های آماری و تجربی که قادر به ارائه نتایج قابل قبول در برآورد دمای خاک باشد، علاوه بر فراهم کردن راه‌حل مناسب برای برآورد این متغیر در نقاط فاقد اندازه‌گیری، می‌تواند در برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح خاک و فرایندهای مرتبط با آن مفید واقع شود (Plauborg, 2002; Karamouz et al., 2005). در دهه‌های اخیر به دلیل کاربرد موفق روش‌های هوش مصنوعی در مدل‌سازی سیستم‌های پویا، روش‌هایی مانند الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی و تئوری مجموعه‌های فازی که با الهام از فرایندهای طبیعی عمل می‌نمایند، به‌عنوان گزینه‌ای برتر در پیش‌بینی سری‌های زمانی مورد توجه قرار گرفته‌اند (Yadav et al., 2011). این مدل‌ها می‌توانند تغییرات متغیرهای پیچیده با نگاهت خطی و غیرخطی را با حداقل پارامترهای اندازه‌گیری شده و با دقت قابل قبول پیش‌بینی نمایند. توانایی حل مسائل فازی و تشخیص الگوها از دیگر قابلیت‌های این روش‌هاست (Piri & Kisi, 2015). با وجود دارا بودن این قابلیت‌ها، مواردی همانند عدم وجود دستور برای طراحی شبکه برای مقاصد مختلف، وابسته بودن دقت نتایج به اندازه مجموعه داده مورد استفاده برای آموزش مدل و محدودیت در تعمیم نتایج حاصل، از جمله محدودیت‌های روش‌های هوش مصنوعی هستند (Maier & Dandy, 2000).

اتخاذ نماید.

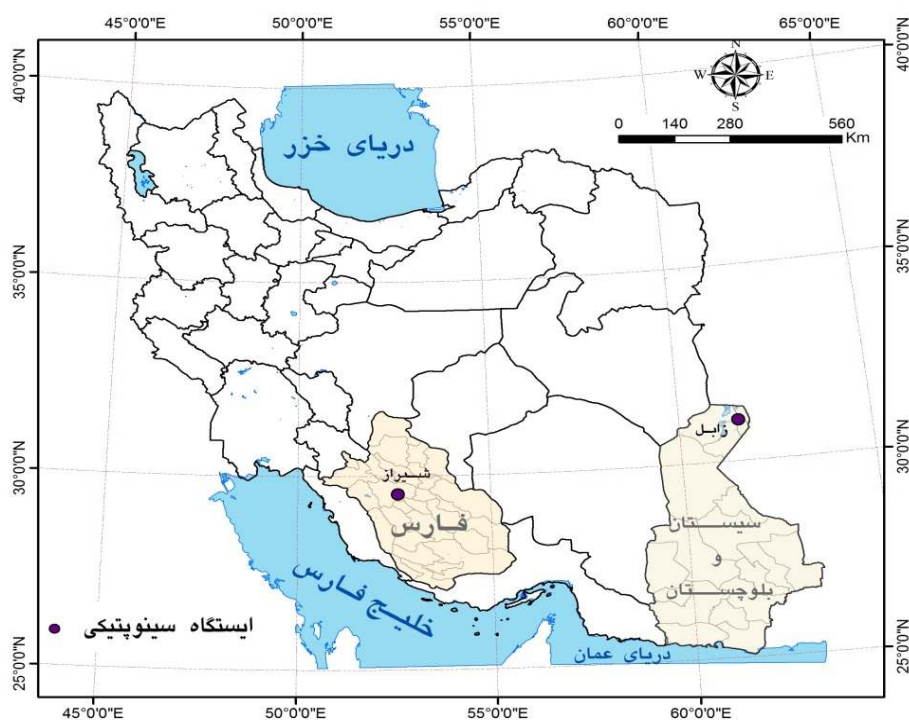
مواد و روش‌ها منطقه مورد مطالعه

منطقه سیستان با وسعت ۱۵۱۹۷ کیلومتر مربع (برابر ۸/۱ مساحت استان) در جنوب شرق ایران و قسمت شمالی استان سیستان و بلوچستان واقع شده است. این سرزمین شامل جلگه‌ای پست و هموار است که در قسمت انتهایی مرز جنوب شرقی ایران و شمالی‌ترین قسمت استان سیستان و بلوچستان قرار گرفته است. سیستان سرزمینی خشک با نزولات جوی بسیار کم است و با بارندگی کمتر از ۷۰ میلی‌متر یکی از نواحی خشک کشور به حساب می‌آید. یکی دیگر از مهمترین ویژگی‌های سیستان وزش بادهای ۱۲۰ روزه است که معمولاً از اوایل خرداد شروع و تا پایان شهریور ماه ادامه می‌یابد (Jamalizadeh Tajabadi *et al.*, 2010). شهر شیراز با ارتفاع حدود ۱۴۸۸ متر از سطح دریا در جنوب غربی ایران و در بخش مرکزی استان فارس واقع شده است. متوسط درجه حرارت سالانه شهر شیراز ۱۸ درجه سانتی‌گراد، میانگین بارندگی سالانه بیش از ۳۰۷ میلی‌متر و اقلیم منطقه مورد مطالعه گرم و نیمه‌خشک است (Arvin & Shojaeezadeh, 2014). موقعیت ایستگاه‌های مورد بررسی در شکل ۱ نشان داده شده است. همچنین مختصات جغرافیایی ایستگاه هواشناسی (سینوپتیک) زابل و شیراز در جدول ۱ آمده است.

تجزیه و تحلیل داده‌ها و انجام مدل‌سازی

پس از اخذ آمار مربوط به دمای خاک در عمق‌های ۵۰، ۳۰، ۲۰، ۱۰، ۵ و ۱۰۰ سانتی‌متری طی سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۹۰ از ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک زابل و شیراز، مقادیر ماهانه متغیرهای هواشناسی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، ساعات آفتابی و تبخیر از تشتک، به‌عنوان متغیرهای مستقل، در ایستگاه‌های مورد نظر مورد استفاده قرار گرفت.

فراهم‌کردن محیطی مناسب برای استقرار پوشش گیاهی در اراضی حساس به فرسایش بادی از اهمیت زیادی برخوردار است، زیرا افزایش بیش از حد دمای خاک در این مناطق می‌تواند با کاستن از میزان رطوبت و مواد آلی خاک و متعاقب آن کاهش نیروی چسبندگی بین ذرات خاک، منجر به ایجاد سطحی ناپایدار در مقابل وزش بادهای شدید و مداوم منطقه شده و وقوع فرسایش بادی را شدت بخشد. از سوی دیگر، کاهش بیش از حد دمای خاک نه تنها موجب کاهش رشد ریشه، سرمازدگی و صدمه به گیاهان می‌شود، بلکه انجماد آب در داخل خاک نیز سبب کاهش قابل توجه در نفوذپذیری خاک شده و با افزایش ضریب رواناب می‌تواند پدیده بیابان‌زایی را تشدید کند (Pierce *et al.*, 1958; Zuzel & Pikul, 1987; Todhunter, 2001). بنابراین کسب اطلاعات دقیق از دمای خاک و عوامل تأثیرگذار بر آن، برای اجرای پروژه‌های احیای پوشش گیاهی در مناطق خشک ضروری به نظر می‌رسد. از سوی دیگر، آگاهی از امکان مدل‌سازی خصوصیات خاک نیازمند آزمون قابلیت روش‌های مختلف مدل‌سازی در قالب ساختارهای متفاوت و مقایسه نتایج حاصل از آنهاست. به بیان بهتر، با افزایش روزافزون استفاده از روش‌های مختلف مدل‌سازی، لزوم استفاده از روش‌های دقیق‌تر به منظور افزایش اثربخشی تصمیمات مدیریتی به‌خوبی احساس می‌شود. با توجه به این موارد و نقش مهم دمای خاک در گسترش و وقوع پدیده بیابان‌زایی در شهرهای زابل و شیراز، این پژوهش با هدف شناخت عوامل دارای تأثیر بیشتر در دمای خاک و ارزیابی دقت روش‌های هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی، برنامه‌ریزی ژنتیک و روش ترکیبی شبکه عصبی - ژنتیک) در تخمین دقیق دمای خاک در دو شهر زابل (اقلیم خشک) و شیراز (اقلیم نیمه‌خشک) انجام شد. بدیهی است که شناخت روش‌های با دقت بالاتر، علاوه بر کاهش میزان خطا در برنامه‌ریزی‌های آینده، به بخش اجرا نیز کمک خواهد کرد تا تصمیمات مؤثرتری را برای انجام فعالیت‌های احیایی مرتبط با پوشش گیاهی و کاهش سرعت بیابان‌زایی در این مناطق



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد بررسی

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی و میانگین‌های سالانه اقلیمی ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک زابل و شیراز

ردیف	نام ایستگاه	نوع ایستگاه	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	ارتفاع (متر)	میانگین دما (سانتی‌گراد)	میانگین بارندگی	نوع اقلیم (دومارتن)
۱	زابل	فرودگاهی	۳۱۰°۰۲'	۶۱۰°۲۹'	۴۸۹	۲۲/۲	۵۵/۴	خشک
۲	شیراز	فرودگاهی	۲۹۰°۳۲'	۵۲۰°۳۶'	۱۴۸۴	۱۸	۳۲۴	نیمه‌خشک

اطلاعات آماری مربوط به متغیرهای مورد استفاده در برآورد دمای خاک در جدولهای ۲ و ۳ ارائه شده است. پس از پیش‌پردازش‌های ذکر شده، برآورد دمای خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، برنامه‌ریزی ژنتیک و روش ترکیبی شبکه عصبی-ژنتیک در نرم‌افزار MATLAB انجام شد. بعد از انجام مدل‌سازی، ارزیابی نتایج پیش‌بینی انجام شده با استفاده از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین انحراف خطا و ضریب تعیین انجام شد (جدول ۴).

میانگین روزانه دمای خاک نیز به‌عنوان متغیر پاسخ، در اعماق مورد بررسی در جدول ۲ آمده است. تعداد کل روزهای مورد مطالعه در دوره آماری مذکور برای بررسی داده‌های هواشناسی و دمای خاک ۱۰۹۵ روز بود. پیش‌پردازش‌های آماری لازم روی داده‌ها (استانداردسازی و تقسیم تصادفی داده‌ها به نسبت ۶۰،۲۰ و ۲۰ به سه مجموعه آموزش (۶۵۷ داده)، آزمون (۲۱۹ داده) و اعتبارسنجی (۲۱۹ داده)) انجام شد و داده‌های روزانه مربوط به دمای حداکثر، دمای حداقل، ساعات آفتابی و تبخیر از تشتک به‌عنوان ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شد.

جدول ۲- اطلاعات آماری متغیرهای مورد استفاده در برآورد دمای خاک در ایستگاه سینوپتیک زابل (۱۳۹۰-۱۳۹۳)

متغیرها	واحد	میانگین	ضریب تغییرات	انحراف معیار	کمترین	بیشترین	نقطه عطف
دمای حداکثر	C°	۳۱/۰۵	۱۰/۳	۰/۳۳	۳/۶	۴۷	۰/۵۶
دمای حداقل	C°	۱۵/۹۴	۹/۸۹	۰/۶۱	۶/۶	۳۳/۴	۰/۲۵
ساعات آفتابی	h	۱۱/۵۶	۸/۳	۰/۷۱	.	۳۰	۰/۴۲
تبخیر از	mm/day	۹/۳۹	۲/۸۱	۰/۳	.	۱۳/۲	۱/۶۱
S T ₅	C°	۲۳/۲۷	۱۱/۸	۰/۵	۰/۲	۴۴/۵	۰/۳۹
S T ₁₀	C°	۲۵/۹۷	۱۱/۱	۰/۴۲	۰/۶	۴۲/۶	۰/۳۸
S T ₂₀	C°	۲۵/۱۴	۹/۷	۰/۳۸	۴۳/۳	۳/۸	۰/۳۸
S T ₃₀	C°	۲۵/۱۳	۸/۵۷	۰/۳۴	۶/۷	۳۷/۹	۰/۳۸
S T ₅₀	C°	۲۵/۶۴	۷/۶	۰/۲۹	۱۰/۱	۳۶/۷	۰/۳۶
S T ₁₀₀	C°	۲۴/۸۹	۰/۲۱	۰/۰۰۸	۱۴/۷	۳۴/۳	۰/۳

جدول ۳- اطلاعات آماری متغیرهای مورد استفاده در برآورد دمای خاک در ایستگاه سینوپتیک شیراز (۱۳۹۰-۱۳۹۳)

متغیرها	واحد	میانگین	ضریب تغییرات	انحراف معیار	کمترین	بیشترین	نقطه عطف
دمای حداکثر	C°	۲۳/۶۹	۹/۵۷	۰/۴۰	۲	۳۹/۵	۰/۱۵
دمای حداقل	C°	۵/۰۷	۷/۵۶	۱/۴۹	۲۱/۴	۲۰/۶	۰/۲۶
ساعات آفتابی	h	۴/۸	۳/۸۹	۰/۸۱	.	۲۱/۶	۰/۲۵
تبخیر از تشتک	mm/day	۸/۸۴	۲/۸۲	۰/۳۱	.	۱۲/۵	۱/۴۵
S T ₅	C°	۲۱/۱۲	۱۱/۴۲	۰/۵۴	۱/۰	۴۱	۰/۰۳
S T ₁₀	C°	۱۸/۳۲	۹/۳۲	۰/۵۰	.	۳۸/۶	۰/۰۴
S T ₂₀	C°	۱۸/۰۳	۸/۹۲	۰/۵۰	۰/۲	۳۶/۸	۰/۰۴۵
S T ₃₀	C°	۱۷/۱۱	۸/۶۳	۰/۵۰	۱	۳۴/۴	۰/۰۵
S T ₅₀	C°	۱۷/۲۹	۰/۲۴	۰/۰۱۴	۲/۴	۳۸/۶	۰/۳۳
S T ₁₀₀	C°	۱۷/۲۲	۶/۵۳	۰/۳۷	۶/۵	۳۶/۵	۰/۰۸

جدول ۴- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد استفاده به همراه تعریف آنها

معیار ارزیابی	تعریف
ریشه میانگین مربعات خطا	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{N}}$
میانگین انحراف خطا	$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)}{N}$
مجذور ضریب همبستگی (ضریب تعیین)	$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \right]^2$

که در آن N تعداد نقاط، Y_i مقدار تخمین زده شده و X_i مقدار واقعی است.

نتایج

نتایج مربوط به تحلیل آماری داده‌های مربوط به متغیرهای مورد استفاده در ایستگاه زابل در جدول ۵ ارائه شده است. بررسی همبستگی بین دمای خاک و متغیرهای مورد بررسی در ایستگاه زابل نشان می‌دهد که در عمق ۵ سانتی‌متری (عمق سطحی) بیشترین همبستگی بین دمای خاک و دمای حداکثر روزانه وجود دارد و با افزایش عمق از میزان تأثیر دمای حداکثر بر دمای خاک کاسته می‌شود. در ایستگاه شیراز نیز در عمق ۵ و ۱۰ سانتی‌متری خاک، دمای حداکثر و پس از آن دمای حداقل بیشترین همبستگی را با

دمای خاک دارد. کمترین میزان همبستگی با مقدار دمای خاک در اعماق مورد بررسی در هر دو ایستگاه مربوط به ساعات آفتابی است (جدول ۶). بر این اساس، دمای حداقل و دمای حداکثر بیشترین تأثیر را در دو اقلیم داشته، بنابراین مهمترین عامل هواشناسی تأثیرگذار در افزایش دمای خاک شناخته می‌شود؛ به طوری که می‌توان گفت دمای حداقل و دمای حداکثر رابطه مستقیمی با دمای خاک دارد. همچنین با افزایش عمق خاک، ضریب همبستگی بین دمای خاک و متغیرهای دمای حداکثر، دمای حداقل و ساعات آفتابی کاهش یافته است.

جدول ۵- ضرایب همبستگی پیرسون بین دمای خاک و متغیرهای مستقل مورد بررسی در اعماق مختلف در ایستگاه زابل

عمق (سانتی‌متر)	دمای حداکثر	دمای حداقل روزانه	تبخیر از تشتک	ساعات آفتابی
۵	۰/۹۸	۰/۹۶	۰/۸۹	۰/۸۵
۱۰	۰/۹۶	۰/۹۷	۰/۸۷	۰/۵۳
۲۰	۰/۹۴	۰/۹۷	۰/۸۸	۰/۵۲
۳۰	۰/۹۳	۰/۹۵	۰/۸۹	۰/۵۶
۵۰	۰/۹۱	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۲۳
۱۰۰	۰/۸۵	۰/۶۹	۰/۵۳	۰/۵۳

جدول ۶- ضرایب همبستگی پیرسون بین دمای خاک و متغیرهای مستقل مورد بررسی در اعماق مختلف در ایستگاه شیراز

عمق (سانتی‌متر)	دمای حداکثر	دمای حداقل	تبخیر از تشتک	ساعات آفتابی
۵	۰/۹۶	۰/۸۶	۰/۷۵	۰/۵۴
۱۰	۰/۹۵	۰/۸۷	۰/۴۹	۰/۵۲
۲۰	۰/۸۴	۰/۸۵	۰/۵۶	۰/۵۱
۳۰	۰/۸	۰/۸۴	۰/۷۰	۰/۴۹
۵۰	۰/۷۵	۰/۷۸	۰/۶۴	۰/۴۶
۱۰۰	۰/۶	۰/۷۰	۰/۵۵	۰/۴۰۴

علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد که کمترین و بیشترین میزان خطا در همه روش‌های مدل‌سازی مورد استفاده به ترتیب مربوط به اعماق ۵ و ۱۰۰ سانتی‌متری است. به عبارت دیگر، دقیق‌ترین برآورد از دمای خاک توسط مدل‌های مورد استفاده (شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی، برنامه‌ریزی ژنتیک و روش ترکیبی شبکه عصبی - ژنتیک) در عمق ۵ سانتی‌متری انجام شده است و کارایی تمامی مدل‌ها در

لایه‌های سطحی بیشتر است. مقایسه کلی دقت مدل‌ها بر اساس ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا نشان‌دهنده آن است که در ایستگاه زابل حداکثر و حداقل دقت پیش‌بینی (کمترین و بیشترین خطا) مربوط به الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی - ژنتیک (ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا به ترتیب ۳/۶۹ و ۳/۲۳) و روش شبکه عصبی مصنوعی (ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا به ترتیب

افزایش عمق میزان خطای پیش‌بینی مدل‌ها افزایش یافته است. نکته حائز اهمیت دیگر آن است که به‌طور کلی در ایستگاه شیراز میزان خطای کمتری نسبت به ایستگاه سینوپتیک زابل وجود دارد. همچنین با توجه به نتایج آماری حاصل در این ایستگاه نیز کمترین خطا مربوط به روش شبکه عصبی مصنوعی (ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا به ترتیب ۲/۸۶ و ۲/۵۹) و بیشترین خطا در روش سیستم نروفازی (ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین انحراف خطا به ترتیب ۳/۵۳ و ۲/۸۲) مشاهده شد (جدول ۸). به‌عبارت‌دیگر، در این ایستگاه روش شبکه عصبی در تمام عمق‌ها دارای دقت بیشتری در برآورد دمای خاک بود.

اینستگاه، میزان خطا در الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی - ژنتیک کمتر از دیگر روش‌های مورد استفاده است. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد که با افزایش عمق مقدار ضریب تعیین کاهش و خطا افزایش یافته است. این امر بیانگر آن است که بین دمای هوا با دمای خاک در عمق‌های سطحی خاک وابستگی بیشتری وجود دارد. مقادیر ضریب تعیین در دو ایستگاه در مراحل آموزش، آزمون و اعتبارسنجی در شکل‌های ۲ و ۳ آمده است. بر اساس نتایج حاصل، در ایستگاه شیراز نیز با توجه به معیارهای ارزیابی مورد استفاده، دقیق‌ترین برآوردها مربوط به لایه‌های سطحی خاک است؛ به‌طوری که دقیق‌ترین برآورد همانند ایستگاه زابل در عمق ۵ سانتی‌متری مشاهده می‌شود و با

جدول ۷- آماره‌های خطا و ضریب تعیین حاصل از اجرای روش‌های مورد استفاده در مرحله اعتبارسنجی در برآورد دمای خاک در

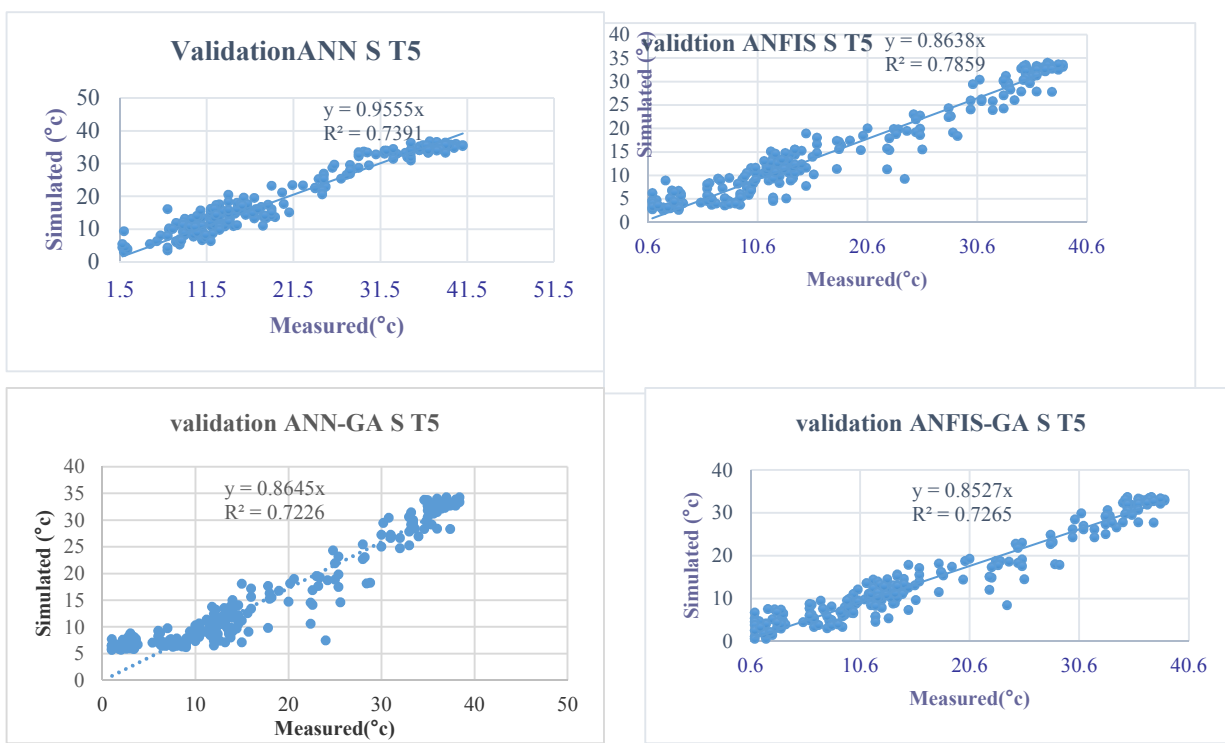
ایستگاه زابل

عمق/سانتی‌متر	شبکه عصبی مصنوعی			نروفازی			شبکه عصبی - ژنتیک			نروفازی - ژنتیک		
	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE
۵	۰/۷۴	۱/۹۷	۲/۸۷	۰/۷۸	۱/۱۸	۲/۴۳	۰/۷۲	۰/۴۳	۲/۴	۱/۳۰۵	۲/۴۸	
۱۰	۰/۷۲	۲/۲۶	۲/۵۷	۰/۸۹	۲/۱۱	۱/۵۶	۰/۸۸	۱/۴۹	۱/۴	۲/۲۵	۱/۵۳	
۲۰	۰/۸۲	۲/۵۴	۲/۸۱	۰/۸۷	۲/۰۹	۲/۵۲	۰/۸۶	۱/۹۹	۲/۴	۲/۴۷	۲/۷	
۳۰	۰/۸۱	۲/۴۲	۳/۱	۰/۸۱	۲/۰۴	۲/۶	۰/۸۳	۲/۱۸	۲/۵	۲/۰۷	۲/۶۲	
۵۰	۰/۶۱	۴/۹۹	۵/۷۱	۰/۶۲	۴/۹۷	۵/۶	۰/۶۲	۵/۲۵	۴/۸	۵/۰۰۸	۵/۵۷	
۱۰۰	۰/۴۱	۷/۵۸	۸/۳۳	۰/۴۶	۷/۹	۸/۶۲	۰/۴۶	۸/۰۴	۸/۶	۸/۰۸	۷/۸	
میانگین	۰/۶۸	۳/۶۲	۴/۲۳	۰/۷۳	۳/۳۸	۳/۸۸	۰/۷۲	۳/۲۳	۳/۶	۳/۵۳	۳/۹۵	

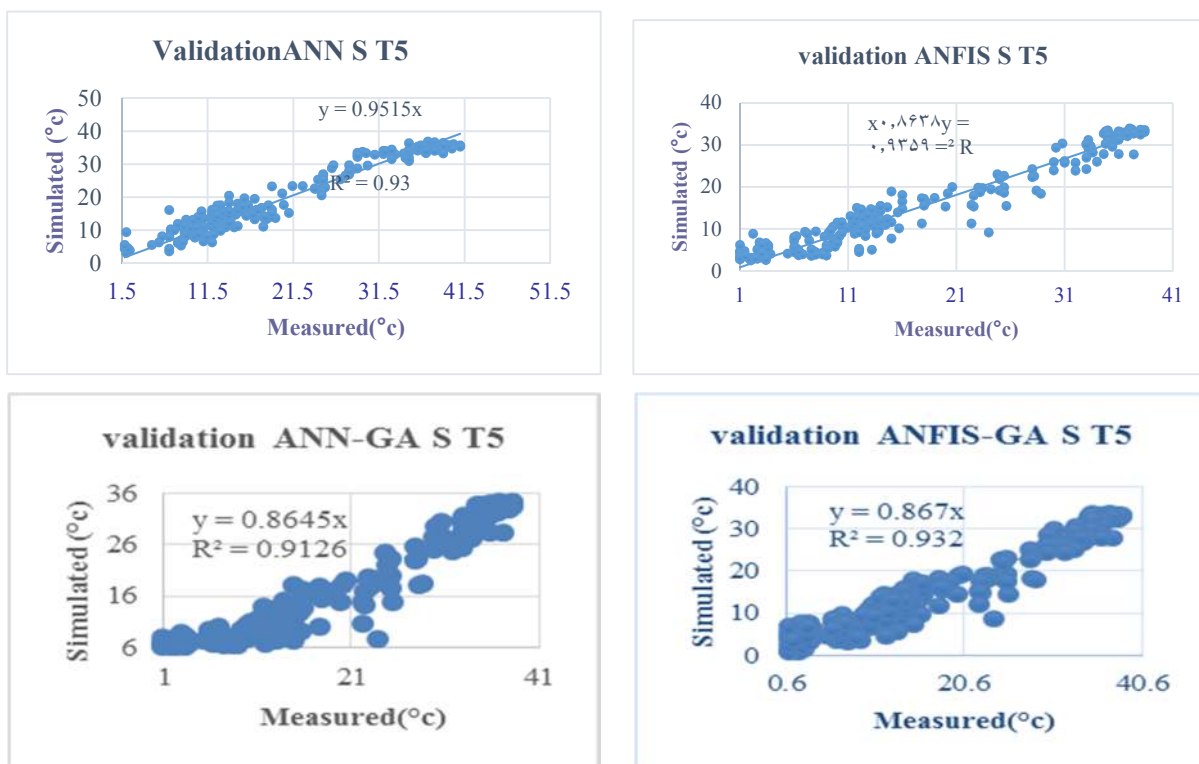
جدول ۸- آماره‌های خطا و ضریب تعیین حاصل از اجرای روش‌های مورد استفاده در مرحله اعتبارسنجی در برآورد دمای خاک در

ایستگاه شیراز

عمق/سانتی‌متر	شبکه عصبی مصنوعی			نروفازی			شبکه عصبی - ژنتیک			نروفازی - ژنتیک		
	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE
۵	۰/۹۳	۲/۴۶	۳/۰۰	۰/۹۳	۲/۹۷	۳/۰۸	۰/۹۱	۲/۴۹	۳/۱۵	۱/۹۸	۳/۱۳	
۱۰	۰/۹۲	۲/۰۶	۲/۲۷	۰/۹۲	۲/۰۳	۲/۵۸	۰/۸۱	۲/۸۹	۳/۵۶	۲/۴۹	۲/۵۱	
۲۰	۰/۹۱	۲/۰۵	۲/۳۳	۰/۹۲	۲/۰۲	۲/۶۰	۰/۸۳	۲/۶۴	۳/۴۹	۲/۰۹	۲/۵۹	
۳۰	۰/۹۰	۲/۱۷	۲/۳۹	۰/۹۱	۲/۰۴	۲/۶۲	۰/۸۵	۲/۴۲	۳/۱۵	۲/۰۷	۲/۶۲	
۵۰	۰/۸۲	۲/۵۰۱	۲/۰۷	۰/۸۳	۲/۴۸	۳/۰۶	۰/۸۳	۲/۵۲	۳/۱۲	۲/۵۵	۲/۰۸	
۱۰۰	۰/۷۷	۴/۳۳	۵/۱۲	۰/۷۷	۴/۲۳	۵/۰۳	۰/۷۳	۴/۰۰	۴/۸۱	۴/۲۴	۵/۰۹	
میانگین	۰/۸۷	۲/۵۹	۲/۸۶	۰/۸۸	۲/۶۲	۳/۱۶	۰/۷۴	۲/۸۲	۳/۵۳	۲/۵۷	۳	



شکل ۲- نمودار پراکنش مقادیر مشاهده شده و برآورد شده دمای خاک در عمق ۵ سانتی متری خاک در مرحله اعتبارسنجی در ایستگاه زابل



شکل ۳- نمودار پراکنش مقادیر مشاهده شده و برآورد شده دمای خاک در عمق ۵ سانتی متری خاک در مرحله اعتبارسنجی در ایستگاه شیراز

بحث

را دارا می‌باشد. بنابراین با توجه به نتایج حاصل می‌توان بیان کرد که شبکه عصبی مصنوعی در نواحی که نوسان‌های دمایی منظمی وجود نداشته باشد نتایج قابل قبولی را ارائه نمی‌کند. از سوی دیگر این اختلاف را می‌توان به وجود نداشتن مقادیر بهینه پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی و نیز تأثیر وجود عوامل هیدرولوژیکی و هواشناسی نامطلوب بر مقادیر برآورد شده در اجرای نمونه نسبت داد. همسو با یافته این پژوهش گزارش شده است که استفاده از شبکه‌های عصبی - فازی منجر به بهبود نتایج به‌دست آمده از شبکه‌های پرسپترون نمی‌شود، ولی استفاده از الگوریتم ژنتیک در ساختار شبکه‌های عصبی می‌تواند دقت نتایج حاصل را افزایش دهد (Haghverdi *et al.*, 2011). علاوه بر نکات اشاره شده، متغیرهای هواشناسی مورد بررسی ضرایب همبستگی متفاوتی را با دمای خاک از خود نشان دادند و میزان تأثیرگذاری متغیرهای هواشناسی بر دمای خاک، در هر دو اقلیم مورد بررسی با افزایش عمق کاهش یافت، هرچند این کاهش با افزایش عمق خاک یکسان نبود. بر این اساس، از بین متغیرهای مورد بررسی در هر دو ایستگاه، بیشترین و کمترین میزان تأثیر مربوط به متغیرهای دمای حداکثر روزانه و ساعات آفتابی بود. به‌عبارت‌دیگر، بیشترین همبستگی بین دمای حداکثر روزانه و دمای خاک وجود دارد و این عامل بیشترین تأثیر را بر دمای خاک دارد، به‌طوری‌که در برخی مطالعات ضریب همبستگی بین دمای هوا و دمای خاک بین ۰/۸۵ تا ۰/۹۶ گزارش شده است (Zheng *et al.*, 1993). یکی از دلایل این امر این است که در اقلیم‌های مختلف متغیرهای هواشناسی اثرهای کاملاً متفاوتی را بر دمای خاک نشان می‌دهند (Sabziparvar *et al.*, 2010). همسو با یافته این پژوهش، در مطالعات متعددی گزارش شده است که دمای هوا تأثیرگذارترین متغیر بر دمای خاک است (Jafari *et al.*, 2007; Tabari *et al.*, 2011; Hosseinzadeh Talaei, 2014). از سوی دیگر در این پژوهش، دقیق‌ترین و ضعیف‌ترین برآوردها از دمای خاک در اعماق ۵ و ۱۰ سانتی‌متری انجام شده است و با افزایش عمق خاک، کارایی تمامی مدل‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی

نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که قابلیت روش‌های مورد استفاده برای برآورد دمای خاک از یکدیگر متفاوت است. بر این اساس، در ایستگاه شیراز کمترین خطا مربوط به روش شبکه عصبی مصنوعی و بیشترین خطا مربوط به روش نروفازی است. یکی از دلایل این یافته این می‌تواند باشد که نوسانهای داده‌های واقعی در ایستگاه شیراز کمتر از ایستگاه زابل بوده و از یک الگوی منظم پیروی می‌کند، این امر شبکه عصبی را قادر می‌سازد تا بتواند برآورد دقیق‌تری از دمای خاک در سری‌های مختلف زمانی در این ایستگاه داشته باشد. از سوی دیگر، در طراحی شبکه عصبی نوع خاصی از معادلات لازم نیست، از این رو با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌توان به نتایج مناسبی دست یافت. همچنین به‌علت وجود روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و پیش‌بینی شونده، شبکه عصبی نسبت به مدل نروفازی در برآورد دمای خاک دارای عملکرد بهتری است (Schap *et al.*, 1998; Behyar & Kamali, 2007; Parsafar & Marofi, 2011). علاوه بر این، داده‌های واقعی و داده‌های مدل‌شده در مدل شبکه عصبی همبستگی بیشتری دارند (Yasin *et al.*, 2014). برتری روش شبکه عصبی مصنوعی بر روش نروفازی علاوه بر برآورد دمای خاک، در پیش‌بینی میزان تبخیر از تشتک و تغییرات سطح آب رودخانه نیز گزارش شده است (Bazartseren *et al.*, 2003; Moghaddamnia *et al.*, 2009). به‌طوری‌که در مغایرت با یافته این پژوهش گزارش شده است که مدل تطبیقی عصبی - فازی در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای کمتری است و قابلیت پیش‌بینی در هر منطقه جغرافیایی را نیز داراست (Kumar *et al.*, 2012). هرچند ممکن است انتخاب نوع مدل برای پیش‌بینی دمای خاک توسط محققان مختلف براساس عوامل دیگری مانند نیاز محقق، هدف پژوهش و داده‌های در دسترس انجام شود (Napagoda & Tiakarantne, 2012). نتایج همچنین نشان داد که در ایستگاه زابل روش الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی - ژنتیک کمترین میزان خطا و روش شبکه عصبی مصنوعی بیشترین میزان خطا

پیش‌بینی این روش‌ها در مناطق مختلف اقلیمی در گستره جغرافیایی کشور مورد ارزیابی قرار گیرد و بعد در مورد تناسب یا عدم تناسب این روش‌ها برای مناطق مشابه با منطقه مورد مطالعه و دیگر مناطق، نتیجه‌گیری شود. از سوی دیگر، با توجه به تعدد عوامل تأثیرگذار بر دمای خاک ضروری است در یک مطالعه جامع اثر مجموعه عوامل تأثیرگذار بر دمای خاک مانند سرعت باد، بارندگی، رطوبت نسبی، عرض جغرافیایی، تعداد روزهای بارش و بافت خاک در اقلیم‌های مختلف بر دمای خاک مورد بررسی قرار گیرد. سپس با شناخت دقیق عوامل مهمتر، بی‌بردن به الگوی نوسانهای دمای خاک و همچنین شناخت قابلیت روش‌های مختلف، اقدام به انتخاب بهترین روش برای انجام مطالعات مرتبط با دمای خاک شود. همچنین پیشنهاد می‌گردد در مطالعات آینده علاوه بر بررسی تأثیر افزایش بازه زمانی برای برآورد دمای خاک، اثر انواع پوشش گیاهی بر دمای خاک نیز مورد بررسی قرار گیرد.

سپاسگزاری

این پژوهش با حمایت مالی دانشگاه زابل انجام شده است. بدین‌وسیله از معاون محترم پژوهشی و فناوری دانشگاه زابل سپاسگزاری می‌شود (شماره گرت: ۲۴-۹۵۱۷-GR-UOZ).

منابع مورد استفاده

- Ahmed, S. and Simonovic, S. P., 2005. An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro meteorological parameters. *Journal of Hydrology*, 315: 236-251.
- Arvin, A. and Shojaezadeh, K., 2014. Assessment of climate tourism in Shiraz city using physiologic equivalence temperature and predicted mean vote indexes. *Journal of Physical Geography*, 7 (26): 87-98.
- Bazartseren, B., Hildebrand, G. and Holz, K., 2003. Short-term water level prediction using neural networks and neuro-fuzzy approach. *Neurocomputing*, 55: 439-450.
- Behyar, M. B. and Kamali, G., 2007. Relationship between air temperature and surface and depth temperature. *Geographical research*, 23 (3): 81-102.

دمای خاک کاهش یافته است. به عبارت دیگر، دقت همه مدل‌های مورد استفاده در لایه‌های سطحی بیشتر بود، به‌گونه‌ای که با افزایش عمق خاک مقدار ضریب همبستگی کاهش و جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق افزایش یافته است. این امر نشان‌دهنده وابستگی بیشتر بین دمای هوا با دمای خاک در اعماق سطحی خاک است (Parsafar & Marofi, 2011). همسو با یافته این پژوهش، گزارش شده است که به دلیل اثر پوششی مواد پوشاننده خاک، در اعماق بیشتر دمای خاک کمتر به وسیله متغیرهای تأثیرگذار بر شرایط سطح خاک تحت تأثیر قرار می‌گیرد (Braley & Zarling, 1991; Schaetzel & Tomczak, 2001; Tabari et al., 2015). به بیان دیگر، به دلیل کندبودن تغییرات دمای خاک به نوسانهای هوایی، دمای اعماق خاک کمتر تحت تأثیر این افت و خیزهای دمایی قرار گرفته است، در صورتی که این تأثیرپذیری در سطح خاک از سرعت بیشتری برخوردار است (Jafari Golstani et al., 2007). علاوه بر موارد ذکر شده، بالابودن دقت برآوردها در لایه‌های سطحی خاک می‌تواند متأثر از عوامل جوی و تأخیر زمانی کمتر برای انتقال حرارت از سطح خاک به لایه‌های ۵ و ۱۰ سانتی‌متری باشد (Sabziparvar et al., 2010). همسو با یافته این پژوهش، گزارش شده است که با افزایش عمق ضریب همبستگی کاهش می‌یابد. به بیان دیگر، به دلیل کاهش تأثیر متغیرهای هواشناسی بر دمای خاک، با افزایش عمق میزان خطا در برآورد دمای خاک افزایش می‌یابد (Najafi-mood et al., 2008; Sabziparvar et al., 2010; Parsafar & Marofi, 2011). با توجه به نتایج این پژوهش می‌توان بیان کرد که استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای برآورد دمای روزانه خاک می‌تواند ابزار مفیدی برای انتخاب زمان و عمق مناسب کاشت گونه‌های گیاهی در طرح‌های احیای پوشش گیاهی در مناطق خشک باشد. این مهم می‌تواند با افزایش شانس استقرار گونه‌های گیاهی و در نتیجه جلوگیری از فرسایش بیشتر خاک در این مناطق، روند بیابان‌زایی را در مناطق خشک کند سازد. هر چند ضروری است برای تعمیم نتایج حاصل از این روش‌ها به دیگر مناطق با شرایط اقلیمی مشابه، عملکرد

- temperature using data-driven models and spatial distribution. *Theoretical and Applied Climatology*, 118: 465-479.
- Kisi, O., Tombul, M. and Kermani, M. Z., 2014. Modeling soil temperatures in different depths by using three different neural computing techniques. *Theoretical and Applied Climatology*, 121: 377-387.
 - Kumar, P., Kumar, D., Jaipaul, A. and Tiwari, K., 2012. Evaporation estimation using Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system techniques. *Pakistan Journal of Meteorology*, 8 (16): 81-88.
 - Maier, H. R. and Dandy, G. C., 1996. The use of artificial neural network for the prediction of water quality parameters. *Journal of Water Research*, 32 (4): 1013-1022.
 - Moghaddamnia, A., Ghafari Gousheh, M., Piri, J., Amin, S. and Han, D., 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neurofuzzy inference system techniques. *Journal of Advances in Water Resources*, 32: 89-97.
 - Najafi-mood, M. H., Alizadeh, A., Mohamadian, A. and Mousavi, J., 2008. Investigation of relationship between air and soil temperature at different depths and estimation of the freezing depth (Case study: Khorasan Razavi). *Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Technology)*, 22 (2): 456-466.
 - Napagoda, N. A. D. N. and Tiakarantne, C. D., 2012. Artificial Neural Network approach for modeling of soil temperature: A case study for Bathalagoda Area, Sri Lankan. *Journal of Applied Statistics*, 13: 39-59.
 - Ozturk, M., Salman, O. and Koc, M., 2011. Artificial neural network model for estimating the soil temperature. *Canadian Journal of Soil Science*, 91: 551-562.
 - Parsafar, N. and Maroufi, S., 2011. Estimation of soil temperature from air temperature using regression models, Artificial Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system (Case study: Kermanshah region). *Water and Soil Science*, 21(3): 139-152.
 - Pierce, R. S., Lull, H. W. and Storey, H. C., 1958. Influence of land use and forest condition on soil freezing and snow depth. *Forestry Science*, 4: 246-263.
 - Piri, J. and Kisi, O., 2015. Modelling solar radiation reached to the earth using ANFIS, NNARX, and empirical models (Case studies: Zahedan and Bojnurd stations). *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 123: 39-47.
 - Plauborg, F., 2002. Simple model for 10 cm soil temperature in different soils with short grass.
 - Bilgili, M., 2010. Prediction of soil temperature using regression and artificial neural network models. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 110: 59-70.
 - Bilgili, M., Sahin, B. and Sangun, L., 2013. Estimating soil temperature using neighboring station data via multi-nonlinear regression and artificial neural network models. *Environmental Monitoring and Assessment*, 185: 347-358.
 - Bond-Lamberty, B., Wang, C. and Gower, S. T., 2005. Spatiotemporal measurement and modeling of stand-level boreal forest soil temperatures. *Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, 131: 27-40.
 - Bralley, W. A. and Zarling, J. P., 1991. MUTID: user-friendly one-dimensional thermal model. In cold regions engineering, US army cold regions research and engineering laboratory, Hanover, NH, Sodhi DC (ed). American Society of Civil Engineers: New York, 1-10.
 - Haghverdi, A., Ghahraman, B., Joleini, M., Khoshnud Yazdi, A. A. and Arabi, Z., 2011. Comparison of different Artificial Intelligence methods in modeling water retention curve (Case study: north and northeast of Iran). *Journal of Water and Soil Conservation*, 18 (2): 65-84.
 - Hosseinzadeh Talaei, P., 2014. Daily soil temperature modeling using neuro-fuzzy approach. *Theoretical and Applied Climatology*, 118: 481-489.
 - Hu, Q.S. and Feng, S., 2002. A daily soil temperature dataset and soil temperature climatology of the contiguous United States. *Climate and Bio-atmospheric Sciences Group, School of Natural Resource Sciences, University of Nebraska-Lincoln: Lincoln, Nebraska*, 42: 1139-1156.
 - Jackson, T., Mansfield, K., Saafi, M., Colman, T. and Romine, P., 2008. Measuring soil temperature and moisture using wireless MEMS sensors. *Journal of Measurement*, 41: 381-390.
 - Jafari Golstani, M., Raeini Sarjaz, M. and Tabarhamadi, M., 2007. Estimation of soil depth temperature using curve analyzing and correlation of regression methods for Sari city. *Journal of Agricultural and Natural Resources*, 1(5): 112-123.
 - Jamalizadeh Tajabadi, M. R., Moghaddamnia, A. R., Piri, J. and Ekhtesasi, M. R., 2010. Application of artificial neural networks in dust storm prediction (Case study: Zabol city). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 17 (2): 205-220.
 - Karamouz, M., Tabesh, M., Nazif, S. and Moridi, A., 2005. Estimation of hydraulic pressure in water networks using artificial neural networks and fuzzy logic. *Bimonthly Journal of Water and Wastewater*, 53 (1): 3-14.
 - Kim, S. and Singh, V. P., 2014. Modeling daily soil

- 37: 1263-1278.
- Wu, W., Tang, X. P., Guo, N. J., Yang, C., Liu, H. B. and Shang, Y. F., 2013. Spatio-temporal modeling of monthly soil temperature using artificial neural networks. *Theoretical and Applied Climatology*, 113: 481-494.
 - Yadav, D., Naresh, R. and Sharma, V., 2011. Stream flow forecasting using Levenberg-Marquardt algorithm approach. *International Journal of Water Resources and Environmental Engineering*, 3 (1): 30-40.
 - Yasin, Y., Ahmad, F., Ghaffari Moghaddam, M. and Khajeh, M., 2014. Application of a hybrid artificial neural network-genetic algorithm approach to optimize the lead ions removal from aqueous solutions using intercalated tartrate-Mg-Al layered double hydroxides. *Environmental Nanotechnology, Monitoring and Management*, 1(2): 2-7.
 - Zheng, D. Raymond Hunt J. E. and Running, S. W., 1993. A daily soil temperature model based on air temperature and precipitation for continental applications. *Journal of Climate Research*, 2: 183-191.
 - Zuzel, J. R. and Pikul, J. L., 1987. Infiltration into a seasonally frozen agricultural soil. *Journal of Soil Water Conservation*, 42: 447-450.
 - European Journal of Agronomy, 17: 173-179.
 - Sabziparvar, A. A., Zare Abyaneh, H. and Bayat Varkeshi, M., 2010. A model comparison between predicted soil temperatures using ANFIS model and regression methods in three different climates. *Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Technology)*, 24 (2): 274-285.
 - Schaetzl, R. J. and Tomczak, D. M., 2001. Winter time temperature in the fine-textured soils of the Saginaw valley, Michigan. *Great Lakes Geography*, 8: 87-98.
 - Schap, M. G., Leij, F. J. and Van Genuchten, M. T., 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Journal of Soil Science Society of America*, 62: 847-855.
 - Tabari, H., Hosseinzadeh Talaei, P. and Willems, P., 2015. Short-term forecasting of soil temperature using artificial neural network. *Journal of Meteorological Applications*, 22: 576-585.
 - Tabari, H., Sabzi parvar, A. A. and 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: 135-142.
 - Todhunter, P. E., 2001. A hydro- climatological analysis of the Red River of the North snowmelt flood catastrophe of 1997. *American Water Resources*,

Application of artificial intelligence methods to estimate soil daily temperature in arid and semi-arid climates

F. Bahmani¹, H. Piri Sahragard^{2*} and J. Piri³

1-Former M.Sc. Student in Combat Desertification, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Soil and Water, University of Zabol, Iran

2*-Corresponding author, Assistant Professor, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Soil and Water, University of Zabol, Iran, Email: hopiry@uoz.ac.ir

3- Faculty Member, Department of Water engineering, Faculty of Soil and Water, University of Zabol, Iran

Received:05/31/2018

Accepted:11/26/2018

Abstract

Estimation of the soil temperature in arid regions is one of the most important issues in planning the projects of desertification, water resource management, and establishment of vegetation. The present study aimed to compare the accuracy of artificial intelligence methods in order to estimate soil daily temperatures using meteorological data (daily minimum and maximum of temperatures, sunshine, and evaporation), as well as, identifying the most important factors on soil temperature in Zabol and Shiraz synoptic stations. For this purpose, soil daily temperature was estimated at 5, 10, 20, 30, 50 and 100 cm depths by using the three-year period data (2011-2014) and artificial neural network, neuro-fuzzy adaptive genetic programming, and combined neural network-genetic algorithm approaches. These results were evaluated using the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) and determination coefficient. Based on the results, there was more dependence between the air temperature and soil temperature at the topsoil so that, the highest and the lowest correlation between actual and simulated data were observed at 5 cm (mean $R^2=0.92$) and 100 cm depths (mean $R^2=0.56$), respectively. The accuracy of the methods used was different from each other in estimating the soil daily temperature. Based on results, in Zabol and Shiraz stations, combined neural networks - genetic algorithm approach and artificial neural network methods provided the most accurate estimation of soil daily temperature, respectively (the mean RMSE=3.69, 2.86 and mean MAE=3.23, 2.57 respectively). According to the results of the present study, it is suggested that in order to choose appropriate time and depth of seeding in the vegetation reclamation projects in arid regions, through considering of climatic conditions of each region, precise artificial intelligence techniques could be used to estimate the soil daily temperature.

Keywords: Desertification, soil temperature, meteorological data, artificial intelligence, Shiraz, Zabol.