

برآورد تغییرات فصلی دمای عمق خاک دشت یزد - اردکان با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی

- ۱- فهیمه عربی علی‌آباد، دانشجوی دکتری مدیریت و کنترل بیابان، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
 ۲- محمد زارع، استادیار گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
 mzernani@yazd.ac.ir
 ۳- محمدحسین مختاری، استادیار گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

دریافت: ۱۳۹۸/۰۳/۰۲

پذیرش: ۱۳۹۸/۱۰/۲۱

چکیده

دمای خاک عامل کلیدی است که فرآیندها و ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک را کنترل نموده و بر کمیت و کیفیت تولید محصولات کشاورزی تأثیر است. به این منظور، داده‌های روزانه دمای خاک در عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ سانتیمتری مربوط به ایستگاه‌های سینوپتیک یزد، میبد و مهریز در سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۶ و همچنین ۳۰ تصویر از ماهواره لندست ۸ برای سال‌های مذکور تهیه شد. سپس با استفاده از روش پنجره مجزا، دمای سطح زمین محاسبه شد. تغییرات دما از سطح خاک تا عمق ۱۰۰ سانتیمتری به صورت فصلی بررسی شد. در ادامه، به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی، ارتباط بین دمای سطح خاک و عمق‌های مذکور بررسی و دمای عمق خاک تخمین زده شد. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با کمک دمای سطح زمین استخراجی از تصاویر لندست ۸، دمای خاک را تا عمق ۱۰۰ سانتیمتری، در تمام فصل‌ها، به خوبی تخمین زند. کمترین دقت در این روش مربوط به دمای عمق‌های ۵ و ۱۰۰ سانتیمتری خاک است. برای بررسی صحت نتایج، دمای خاک تا عمق ۳۰ سانتیمتری در ۱۵ نقطه اندازه‌گیری و با دمای پیش‌بینی شده به کمک تصاویر و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. نتایج خطای مطلق نشان داد که بیشینه خطا تا عمق ۳۰ سانتیمتری ۳/۷ درجه سانتیگراد رخ می‌دهد. بنابراین، به کمک دمای سطح اندازه‌گیری شده به وسیله روش پنجره مجزا و شبکه عصبی مصنوعی می‌توان دمای عمق خاک را با دقت قابل قبولی برآورد کرد.

واژگان کلیدی: دمای سطح زمین؛ سنجش از دور حرارتی؛ سری‌های زمانی؛ الگوریتم پنجره مجزا؛ یزد.

مقدمه

ذرات خاک، منجر به ایجاد سطحی ناپایدار در مقابل وزش بادهای شدید و مداوم منطقه شده و فرسایش بادی را تشدید می‌کند [۵۰]. دما همچنین پخش مواد مغذی خاک، جذب آن‌ها توسط گیاه و سرعت تجزیه مواد آلی که خود منجر به تغییر در ساختمان و حرکت آب در خاک می‌شود، را تحت تأثیر قرار می‌دهد [۵۱]. بنابراین، آگاهی از نوسان‌های دمایی خاک در کشاورزی، از خسارت‌های احتمالی جلوگیری کرده و موجب افزایش بازدهی محصول می‌شود [۳۶]. اطلاعات دمای خاک برای تعیین تبادل انرژی سطح زمین، پیش‌بینی عمق یخبندان، تعیین تاریخ تقریبی کشت محصولات و غیره می‌تواند مفید باشد [۸]. اهمیت دمای خاک در علوم کشاورزی و هیدرولوژی از یک سو و وجود مشکلات فراوان در ثبت این متغیر پژوهشگران را بر آن داشته است تا به دنبال برآورد دمای

خاک یک منبع ضروری برای چرخه مواد و تبادل انرژی بین موجودات زنده و محیط زیست است و در تنظیم خدمات اکوسیستم بسیار ضروری است [۱۴]. دمای خاک یکی از مهمترین مولفه‌های تبادل انرژی سطح زمین است و نقش مهمی در اقلیم، کشاورزی، اکوسیستم، هیدرولوژی و محیط زیست ایفا می‌کند [۴۵]. تمام فرآیندهای فیزیکی خاک به صورت مستقیم یا غیرمستقیم وابسته به دما است [۳۸]. دماهای حدی خاک تأثیر مخربی بر حیات گیاه دارد و ممکن است باعث مرگ جوانه‌ها، کاهش استقرار نهال‌ها، افزایش نیاز آبی و شیوع آفات و تشدید بیماری‌های گیاهی شود [۲۱]. افزایش بیش از حد دمای خاک در مناطق خشک با کاستن از میزان رطوبت و مواد آلی خاک و در پی آن کاهش نیروی چسبندگی بین

روش پنجره مجزا^۴ [۷]، روش چند کاناله^۵ [۴۵]، روش مبتنی بر زوایای دید چندگانه^۶ [۱۸]، روش عملیاتی روز/شب مبتنی بر فیزیک^۷ [۵۴]، روش جداسازی گسیلمندی و دما^۸ [۱۹]، روش فیزیکی فیلتر کالمن^۹ [۳۵] و روش بازیابی دو مرحله‌ای^{۱۰} [۳۳] است. نتایج پژوهش‌ها در زمینه‌ی بررسی دقت الگوریتم‌های مذکور نشان داده است که الگوریتم پنجره مجزا از دقت بالاتری نسبت به سایرین برخوردار است [۴۴ و ۱۷]. به این علت از الگوریتم پنجره مجزا برای برآورد دمای سطح زمین در این پژوهش استفاده می‌شود.

هدف از پژوهش حاضر استفاده از تکنیک سنجش از دور برای برآورد دمای سطح زمین و برآورد دمای عمق خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و دمای سطح زمین است. استفاده از تصاویر دمای سطح زمین حاصل از داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند امکان پیش‌بینی دمای عمق خاک در تمام سطح را فراهم کند. تمایز بارز پژوهش حاضر نسبت به تحقیقات گذشته، استفاده از شاخص دمای سطح زمین ماهواره لندست ۸ در پیش‌بینی دمای عمق است، در صورتی که در مطالعات پیشین از دمای هوا، و در مطالعات محدودی از محصول دمای ماهواره مودیس برای پیش‌بینی دمای عمق استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

دشت یزد - اردکان با مساحتی بالغ بر ۱۱۷۴۰ کیلومتر مربع در جنوب غربی استان یزد و در مختصات جغرافیایی "۴۸' ۲۳" ۵۲° تا "۱۱' ۵۰" ۵۴° طول شرقی و "۵۰' ۱۸" ۳۱° تا "۰۰' ۲۰" ۳۲° عرض شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). این دشت در برگیرنده شهرهای مهریز، تفت، اشکذر، میبد، اردکان، یزد است و به ارتفاعات سیاه کوه، شیرکوه و خرانق محدود می‌شود.

خاک با دقت مطلوب باشند [۲]. پژوهشگران زیادی به پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از دمای هوا پرداخته‌اند [۱، ۶، ۱۵، ۲۹ و ۳۱]. تا کنون روش‌های مختلفی از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی [۳۲، ۳۷، ۵۳] و [۱۵]، سری فوریه [۱۷]، روش‌های مبتنی بر رگرسیون [۴۶ و ۴۳]، فازی [۴۹] و غیره برای مدل سازی دمای خاک به کار گرفته شده است. زادمهر و فرخیان [۵۶] به برآورد دمای خاک با استفاده از داده‌های هواشناسی و به کمک مدل‌های یادگیری ماشین سریع، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندگانه پرداختند. نتایج نشان داد که دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و ماشین یادگیری سریع دارای عملکردی تقریباً مشابه و بهتر از مدل رگرسیون خطی چندگانه بودند. عراقی و همکاران [۴] به پیش‌بینی دمای خاک بر پایه دمای هوا، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد شبکه عصبی قابلیت پیش‌بینی دما تا عمق ۳۰ سانتیمتر را دارد. هانگ و همکاران [۲۴]، به تخمین دمای عمق خاک با استفاده از سنجش از دور پرداختند و از تصاویر دمای سطح زمین مودیس، اطلاعات دمای عمق خاک در ایستگاه‌های هواشناسی و روش رگرسیون خطی برای برآورد دمای خاک استفاده کردند. نتایج نشان داد که دمای برآورد شده در عمق‌های ۵، ۱۰ و ۱۵ سانتیمتر نسبت به اعماق ۰، ۲۰ و ۴۰ سانتیمتر از دقت بیشتری برخوردار است.

ناهمگونی شدید خصوصیات سطح زمین از جمله پوشش گیاهی، توپوگرافی و خاک باعث شده تا دمای سطح زمین به سرعت در واحد زمان و مکان تغییر کند [۴۱]. با توجه به محدودیت دستگاه‌های زمینی برای اندازه‌گیری دمای سطح زمین در سطح وسیع، تنها روش برآورد دمای سطح زمین با قدرت تفکیک زمانی و مکانی مناسب، سنجش از دور حرارتی است [۳۱]. از دهه ۱۹۷۰، برآورد LST^۱ با استفاده از داده‌های TIR^۲ مورد توجه بسیاری قرار گرفته است [۳۷]. روش‌های مختلفی برای برآورد دمای سطح زمین با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای وجود دارد که شامل روش تک کاناله^۳ [۲۲]،

4- Split-Window

5- Multi-channel

6- Multi-angle

7- Physics-based

8- Temperature and emissivity separation

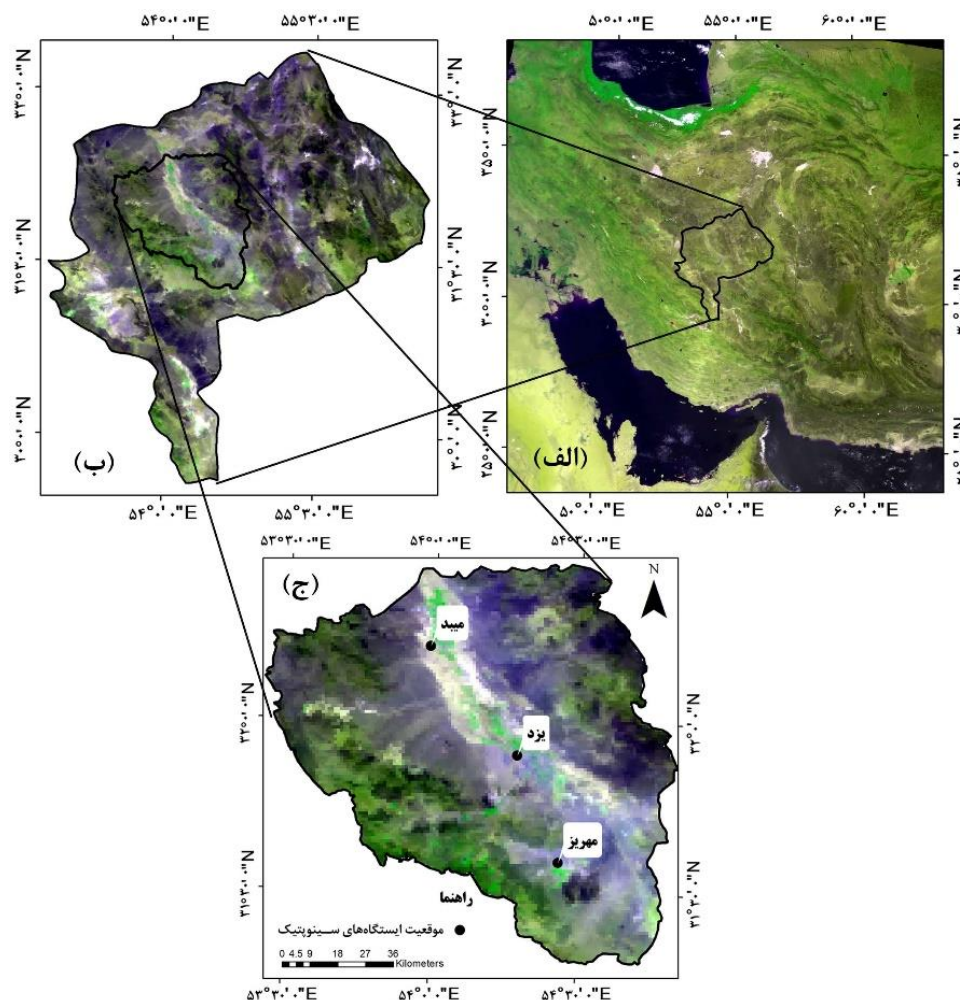
9- Kalman filter physical

10- Two-step physical algorithm

1- Land Surface Temperature

2- Thermal Infrared

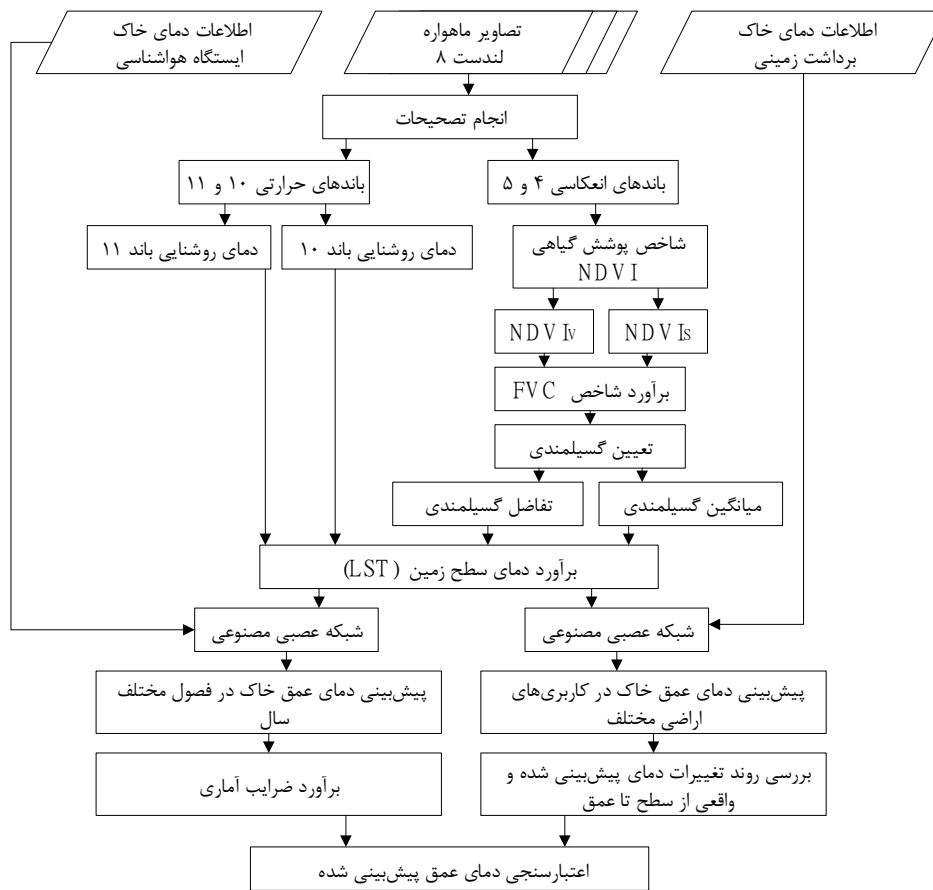
3- Single channel



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در الف) ایران، ب) استان یزد و ج) دشت یزد-اردکان

دمای سطح زمین برای اعتبارسنجی استفاده شد. با استفاده از دمای سطح زمین، دمای اعماق مختلف خاک پیش‌بینی و با دمای ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی مقایسه شد و ضرایب آماری برای بررسی کمی دقت شبکه عصبی مصنوعی به دست آمد. با توجه به این که سه ایستگاه هواشناسی موجود در منطقه مورد مطالعه در یک نوع کاربری اراضی واقع شده‌اند، برای بررسی دقت برآورد دمای عمق خاک در سایر کاربری‌ها، در روز تصویربرداری ماهواره لندست، دمای سطحی و عمق خاک تا ۳۰ سانتیمتری در ۱۵ نقطه در کاربری‌های مختلف برداشت شد. سپس با استفاده از دمای سطح زمین حاصل از تصویر ماهواره لندست و شبکه عصبی مصنوعی، دمای عمق خاک پیش‌بینی و با دمای اعماق خاک اندازه‌گیری شده، مقایسه گردید. نمودار جریانی مراحل پژوهش حاضر در شکل ۲ نشان داده شده است.

در این پژوهش برای پیش‌بینی دمای عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ سانتیمتری خاک از تصاویر دمای سطح زمین استفاده شد. دمای سطح زمین با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و الگوریتم پنجره مجزا برآورد شد. اطلاعات دمای عمق خاک اخذ شده از ایستگاه‌های هواشناسی و دمای سطح زمین حاصل از تصاویر ماهواره‌ای به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی تعریف شد. با استفاده از بررسی الگوریتم غیرخطی بین دمای سطح زمین و دمای اعماق خاک، امکان پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از تصاویر دمای سطح زمین فراهم می‌شود. الگوی تغییر دمای سطح تا اعماق مختلف خاک در فصول مختلف سال متفاوت است. بنابراین، قابلیت پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و شبکه عصبی در فصل‌های مختلف به طور مجزا بررسی شد. قسمتی از اطلاعات دمای عمق خاک و



شکل ۲- نمای کلی از مراحل پژوهش

داده‌های مورد استفاده

تصاویر ماهواره‌ای

در پژوهش حاضر از تصاویر ماهواره لندست ۸ در سال‌های ۲۰۱۴، ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ مربوط به دشت یزد اردکان استفاده شد (جدول ۱). این تصاویر از درگاه

EarthExplorer وابسته به سازمان زمین شناسی ایالات متحده گرفته شد [۲۳]. بعد از حذف تصاویر ابری و دارای گپ، در مجموع ۳۰ تصویر برای برآورد دمای سطح زمین مورد استفاده قرار گرفت.

جدول ۱- مشخصات ماهواره لندست ۸

باند طیفی	طول موج (میکرومتر)	قدرت تفکیک مکانی (متر)
باند ۱- باند هواویز/ساحلی	۰/۴۳۳ - ۰/۴۵۳	۳۰ متر
باند ۲- آبی	۰/۴۵۰ - ۰/۵۱۵	
باند ۳- سبز	۰/۵۲۵ - ۰/۶۰۰	
باند ۴- قرمز	۰/۶۳۰ - ۰/۶۸۰	
باند ۵- مادون قرمز نزدیک	۰/۸۴۵ - ۰/۸۵۵	
باند ۶- مادون قرمز طول موج کوتاه	۱/۵۶۰ - ۱/۶۶۰	۱۵ متر
باند ۷- مادون قرمز طول موج کوتاه	۲/۱۰۰ - ۲/۳۰۰	
باند ۸- پانکروماتیک ۱	۰/۵۰۰ - ۰/۶۸۰	
باند ۹- سیروس	۱/۳۶۰ - ۱/۳۹۰	۳۰ متر
باند ۱۰- مادون قرمز حرارتی	۱۰/۳۰ - ۱۱/۳۰	۱۰۰ متر
باند ۱۱- مادون قرمز حرارتی	۱۱/۵۰ - ۱۲/۵۰	

داده های دمای خاک

به منظور پیش‌بینی دمای اعماق خاک در دشت یزد، اردکان، از اطلاعات دمای عمق خاک ایستگاه‌های سینوپتیک یزد، مهریز، و میبد در سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۶ استفاده شد. دمای خاک در ایستگاه‌های مذکور در ساعات ۶:۳۰، ۱۲:۳۰ و ۱۸:۳۰ به وقت محلی در عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ سانتیمتری اندازه‌گیری می‌شود. از این داده‌ها برای آموزش به شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. با توجه به این که ایستگاه‌های سینوپتیک در یک نوع کاربری واقع شده بودند، برای اعتبارسنجی پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تصاویر لندست ۸ در سطوح مختلف، اندازه‌گیری زمینی دمای خاک در عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰ و ۳۰ سانتیمتری در روزهای گذر ماهواره لندست از منطقه مورد مطالعه، انجام شد. در این پژوهش سعی شد از تمام رخساره‌ها، و نقاط قابل دسترس با پراکنش مناسب در کل منطقه، نمونه برداشت دمایی صورت گیرد. داده‌های دمای خاک با استفاده از دماسنج تماسی برداشت شد. به علت محدودیت زمانی (تصویر ساعت ۱۰ صبح) و وسعت زیاد منطقه مورد مطالعه، نمونه‌برداری در سه روز با دمای حداکثر و حداقل نزدیک به دمای روز تصویر، انجام شد. به این منظور در مناطق تپه ماسه‌ای، اراضی بایر و با خاک رسی، سنگفرش بیابان، بستر رودخانه (رسوبات آبرفتی)، مخروط افکنه و مراتع، دمای خاک اندازه‌گیری شد. موقعیت مناطق برداشت دما و چند تصویر از مناطق نمونه‌برداری شده در شکل ۳ نشان داده شده است.

محاسبه دمای سطح خاک (LST) با استفاده از الگوریتم پنجره مجزا

اساس این الگوریتم بر پایه تفاوت دمای تابشی دو باند حرارتی است که در مجاورت همدیگر قرار دارند [۵۲]. روش‌های پنجره مجزا با استفاده از تلفیق باندهای حرارتی مجاور سعی در کاهش تاثیر اتمسفری داشته و بر همین مبنا طراحی شده‌اند [۲۵]. این الگوریتم‌ها مقدار دمای سطح زمین را از طریق تلفیق خطی دمای درخشندگی در دو باند حرارتی تخمین می‌زنند [۲۷].

در تمامی روش‌های برآورد دمای سطح زمین با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، نیاز به محاسبه تابش طیفی و دمای درخشندگی باندهای حرارتی است. همه اجسامی که دمای آن‌ها بالاتر از صفر مطلق باشد، از خود حرارت گسیل می‌کنند [۱۳]. برای برآورد دمای سطح زمین با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸، نخست مقادیر رقومی باندهای حرارتی براساس رابطه ۱ به رادیانس تبدیل شد:

$$L_{\lambda} = M_L \times Q_{cal} + A_L \quad (1)$$

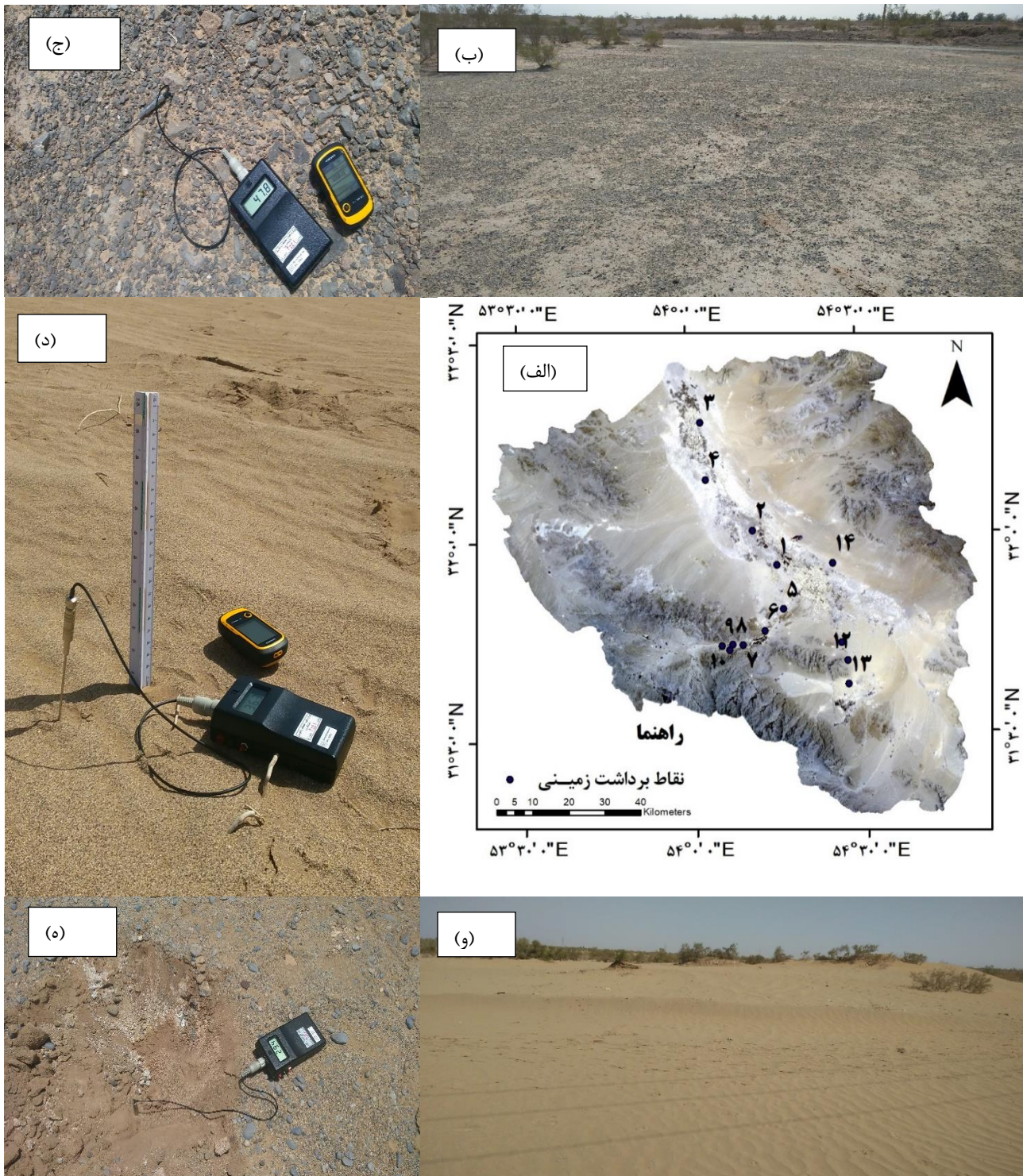
که در آن:

L_{λ} انرژی طیفی در سنجنده، ML فاکتور تبدیل ضربی، A_L ضریب تبدیل جمع‌کننده و Qcal ارزش پیکسل تصویر خام حرارتی است. سپس با معکوس کردن تابع رادیانس پلانک مطابق رابطه ۲ به دمای درخشندگی تبدیل شد [۱۰].

$$BT = \frac{K_2}{\ln\left[\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}}\right) + 1\right]} \quad (2)$$

BT دمای تابشی ثبت شده بر سطح سنجنده (بر حسب درجه کلونین)، L_{λ} تابش طیفی ($W/(m^2 \text{ ster})$)، K_1 و K_2 اعداد ثابتی هستند که توسط طول موج موثر دریافت شده از حسگر ماهواره محاسبه و برای لندست‌های مختلف متفاوت هستند. مقادیر ضریب K_1 در باندهای ۱۰ و ۱۱ ماهواره لندست ۸ به ترتیب، ۷۷۴/۸۹ و ۴۸۰/۸۹ ($W/(m^2 \text{ ster } \mu m)$) و مقادیر ضریب K_2 در باندهای ۱۰ و ۱۱ به ترتیب ۱۳۲۱/۰۸ و ۱۲۰۱/۱۴ (بر حسب درجه کلونین) هستند [۵۳].

برای محاسبه گسیلمندی در حالت کلی دو روش وجود دارد که عبارتند از: (۱) استخراج گسیلمندی با استفاده از طبقه‌بندی تصویر؛ و (۲) استخراج گسیلمندی با استفاده از شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) [۳۸].



شکل ۳- الف) موقعیت نقاط نمونه برداری زمینی. ب) برداشت ۱۲ ج) برداشت ۷ د) برداشت ۱ ه) برداشت ۵ و) برداشت ۲

که در آن:

NIR و RED به ترتیب بازتاب زمینی باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز هستند. مقادیر شاخص NDVI بین ۱- و ۱+ متغیر است [۱۲]. در شاخص پوشش گیاهی NDVI مقادیر بالای ۰/۲ نشان دهنده پوشش گیاهی است. درحالی که مقادیر کمتر از ۰/۲ نشان دهنده خاک، سنگ و اشیای انسان ساز است. آب دارای مقادیر NDVI منفی

در پژوهش حاضر گسیلمندی سطح زمین با استفاده از آستانه گذاری شاخص NDVI و برآورد شاخص کسر پوشش گیاهی محاسبه شد. شاخص پوشش گیاهی NDVI با استفاده از رابطه ۳ محاسبه شد:

$$NDVI = \left(\frac{NIR - RED}{NIR + RED} \right) \quad (3)$$

پس از محاسبه گسیلمندی، مقادیر میانگین و تفاضل گسیلمندی با استفاده از روابط ۶ و ۷ محاسبه شد.

$$m = \frac{LSE_{10} - LSE_{11}}{2} \quad (۶)$$

$$\Delta m = LSE_{10} - LSE_{11} \quad (۷)$$

که در آن:

LSE_{10} و LSE_{11} به ترتیب گسیلمندی سطح زمین باند ۱۰ و ۱۱ است [۴۷]. در آخر، برای برآورد دمای سطح زمین از رابطه ۸ استفاده شد:

$$LST = BT_{10} + C_1(BT_{10} - BT_{11}) + C_2(BT_{10} - BT_{11})^2 + C_0 + (C_3 + C_4w)(1 - m) + (C_5 + C_6w)\Delta m \quad (۸)$$

که در آن:

BT_{10} و BT_{11} به ترتیب دمای روشنایی باندهای ۱۰ و ۱۱، m و Δm میانگین و تفاضل گسیلمندی و ضرایب C_1 الی C_6 ضرایب ثابتی هستند که طی مطالعاتی از طریق شبیه‌سازی با اعداد مختلف در شرایط اتمسفر و سطح (جدول ۳) به دست آمده است [۲۶]. w میزان بخار آب اتمسفری است که در واقع تجمع عمودی بخار آب در واحد سطح است و در این الگوریتم 0.13 $gr.cm^{-2}$ در نظر گرفته شده است [۲۵].

است. برای برآورد گسیلمندی با استفاده از شاخص پوشش گیاهی، نیاز به تفکیک شاخص NDVI خاک و گیاه است. به این منظور، با استفاده از آستانه‌گذاری این شاخص‌ها برآورد گردید. به طوری که نواحی با شاخص NDVI کمتر از 0.2 ، خاک بدون پوشش گیاهی ($NDVI_s$) و مناطقی با NDVI بیشتر از 0.2 ، پوشش گیاهی ($NDVI_v$) در نظر گرفته شد و شاخص FVC با استفاده از رابطه ۴ برآورد شد [۱۲].

$$FVC = \left(\frac{NDVI - NDVI_s}{NDVI_v - NDVI_s} \right) \quad (۴)$$

در این مرحله ضریب انتشار سطح زمین تخمین زده شد. با ضریب انتشار سطح زمین، ویژگی‌های ذاتی سطح زمین اندازه‌گیری گردید. LSE برای تبدیل انرژی حرارتی یا گرمایی به انرژی تابشی استفاده شد. محاسبه LSE با سه مؤلفه ضریب انتشار خاک، ضریب انتشار پوشش گیاهی و FVC انجام گرفت.

$$LSE = \varepsilon_s \times (1 - FVC) + \varepsilon_v \times FVC \quad (۵)$$

در این رابطه ε_s و ε_v به ترتیب مقادیر ثابت ضریب انتشار خاک و پوشش گیاهی هستند [۹]. این ضرایب ثابت برای لندست ۸ در جدول ۲ ذکر گردیده است [۲۶].

جدول ۲- مقادیر ضریب انتشار خاک و پوشش گیاهی

باند ۱۱	باند ۱۰	گسیلمندی
۰/۹۷۷	۰/۹۷۱	ضریب انتشار خاک (ε_s)
۰/۹۸۹	۰/۹۸۷	ضریب انتشار گیاه (ε_v)

جدول ۳- مقادیر عددی ضرایب الگوریتم پنجره مجزا

ضرایب	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6
مقدار	-۰/۲۶۸	۱/۳۷۸	۰/۱۸۳	۵۴/۳۰۰	-۲/۲۳۸	-۱۲۹/۲۰۰	۱۶/۴۰۰

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، مدل ساده شده‌ای از مغز انسان است که توانایی بررسی فرآیندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی برای ارتباط بین ورودی و خروجی‌های هر سیستمی را داراست [۲۸]. هر شبکه عصبی دارای سه لایه ورودی^۱، مخفی^۲ و خروجی^۳ است. لایه ورودی می‌تواند شامل چند نورون باشد و در واقع لایه‌ای است برای تهیه داده‌هایی که به عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود. لایه خروجی شامل مقادیری است که توسط شبکه پیش‌بینی شده ولی لایه میانی (مخفی) محل تجزیه و تحلیل داده است. معمولاً تعداد نرون‌های انتخابی این لایه با روش آزمایش و خطا به دست می‌آید [۵] و [۲۰]. ماهیت و ذات تجربی این روش باعث می‌شود تا در مسائلی مانند پیش‌بینی دمای عمق خاک که چنین نگرشی در ساختار آن‌ها مشاهده می‌شود و از رفتاری غیرخطی برخوردار هستند، به خوبی قابل استفاده باشد. این مدل براساس یادگیری فرآیند حل مسئله و به عبارتی رسیدن به خروجی از طریق یافتن رابطه نهفته در فرآیند مورد نظر، عمل می‌کند. به این منظور، الگو با دسته‌ای از داده‌ها آموزش داده شده تا در مورد ورودی‌های جدید با توجه به رابطه کشف شده در مرحله آموزش، خروجی مناسب را محاسبه نماید [۳].

در پژوهش حاضر کل داده‌ها به سه دسته آموزش، صحت‌سنجی و آزمون تقسیم شد، به طوری که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت‌سنجی و ۱۵ درصد برای آزمون استفاده شد. در شبکه عصبی مصنوعی، یک دور (تکرار) معادل یک‌بار ارائه کل بردارهای آموزش است که معمولاً دوره‌های زیادی در نظر گرفته می‌شود. در این پژوهش به منظور دستیابی به همگرایی تا ۱۰۰ تکرار الگوریتم صورت گرفته است. اطلاعات دمای سطح و عمق خاک برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد تا با داشتن دمای سطح خاک، امکان پیش‌بینی دمای عمق خاک فراهم شود. برای اعمال

شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار NeuroSolutions استفاده گردید.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی دقت دمای پیش‌بینی شده عمق خاک از مولفه‌های آماری حداقل و حداکثر خطای مطلق^۴، ضریب همبستگی^۵، میانگین خطای مطلق^۶، میانگین مربعات^۷ استفاده شد که این مولفه‌ها طبق معادلات ۹ تا ۱۱ برآورد شد [۳۰].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (LST_A - LST_F)^2 \quad (9)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |LST_F - LST_A|}{n} \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (LST_A - LST_F)^2}{\sum_{i=1}^N (LST_A - \overline{LST_A})^2} \quad (11)$$

در این معادلات، LST_A و LST_F به ترتیب دمای واقعی، دمای پیش‌بینی شده در واحد درجه سانتیگراد و N تعداد نقاط انتخاب شده است.

بحث و نتایج

پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

قابلیت پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تصویر دمای سطح زمین ماهواره لندست در فصول مختلف سال به صورت مجزا، بررسی شد. نتایج مقایسه مقدار پیش‌بینی دمای عمق خاک و مقدار واقعی مورد بررسی قرار گرفت. لازم به ذکر است باتوجه به تغییرات مکانی ویژگی‌های سطح زمین و تغییرات مکانی-زمانی دما، اندازه‌گیری دمای مرجع در

4- Minimum and maximum absolute error

5- Correlation coefficient

6- Mean absolute error

7- Mean squared error

1- Input Layer

2- Hidden Layer

3- Output Layer

به عمق ۵ و ۱۰۰ سانتیمتر به میزان ۷/۰۲ و ۷/۵۷ °C می‌باشد. کمترین خطای مطلق مربوط به عمق ۱۰ سانتیمتری به میزان ۰/۳۰°C برآورد شد. بنابراین، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌توان دمای عمق خاک را تا ژرفای ۵۰ سانتیمتری با دقت زیاد پیش‌بینی کرد، ولی برای عمق‌های ۵ و ۱۰۰ سانتیمتر کمترین دقت را دارد (جدول ۴).

میزان خطا در مقابل تکرار آموزش برای تعیین بهترین شبکه در شکل ۴ نشان داده شده است. براساس شکل مذکور، ۳۷ تکرار برای داشتن کمترین خطا، کافی است. کمترین خطا و خطای نهایی برای آموزش و اعتبارسنجی، همچنین بهترین شبکه برای پیش‌بینی در عمق ۱۰ سانتیمتر، آموزش ۱۰۰ و تکرار اعتبارسنجی ۱۱ است.

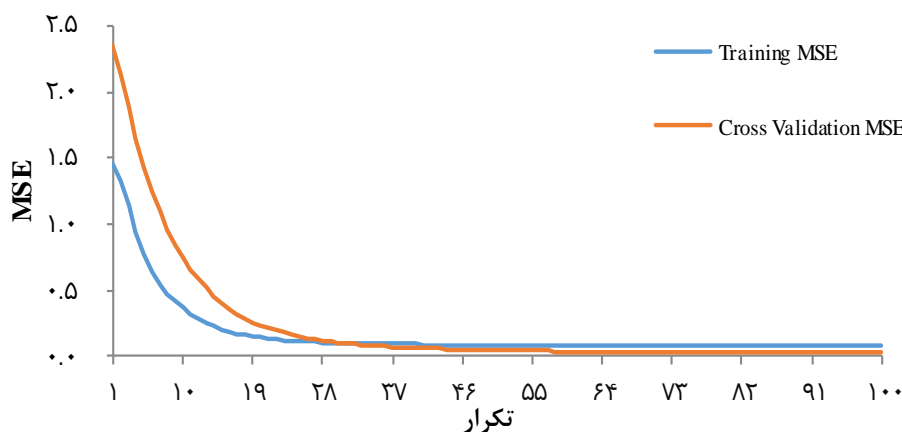
یک نقطه، نمی‌تواند به خوبی بیان گر دمای یک پیکسل باشد. زیرا هر پیکسل تصویر مساحتی حدود چند صد متر یا کیلومتر را پوشش می‌دهد.

الف) فصل بهار

نتایج حاصل از پیش‌بینی دمای عمق‌های مختلف خاک در فصل بهار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تصاویر ماهواره لندست ۸ نشان داد که ضریب تعیین در عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰ و ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ سانتی‌متر به ترتیب ۰/۹۲، ۰/۹۳، ۰/۹۷، ۰/۹۷، ۰/۹۳ و ۰/۲۷ است. در عمق‌های ۵ تا ۵۰ سانتیمتر میزان همبستگی بیش از ۰/۹۲ است. کمترین ضریب تعیین مربوط به عمق ۱۰۰ سانتیمتر به میزان ۰/۲۷ است. بررسی خطای مطلق نشان داد که حداکثر خطای مطلق در فصل بهار مربوط

جدول ۴- بررسی قابلیت پیش‌بینی دمای عمق ۵ سانتیمتر با استفاده از شبکه عصبی در بهار

عمق (cm)	R2	MSE	MAE	حداقل خطای مطلق	حداکثر خطای مطلق
۵	۰/۹۲	۱۹/۵۵	۴/۰۲	۲/۱۰	۷/۰۲
۱۰	۰/۹۳	۶/۴۳	۱/۷۴	۰/۳۰	۴/۹۰
۲۰	۰/۹۷	۱۱/۷۰	۳/۳۵	۲/۵۴	۴/۴۰
۳۰	۰/۹۷	۱۳/۵۲	۳/۰۴	۱/۵۲	۶/۶۰
۵۰	۰/۹۳	۳/۸۰	۱/۷۱	۰/۶۶	۲/۹۵
۱۰۰	۰/۲۷	۲۳/۵۲	۳/۸۹	۰/۶۸	۷/۵۷



شکل ۴- میزان خطا در مقابل تکرار آموزش برای تعیین بهترین شبکه

(ب) فصل تابستان

نتایج مقایسه دمای عمق پیش‌بینی شده و دمای واقعی نشان داد که در تابستان به علت گرم شدن سطح زمین در ساعات اولیه روز و از دست دادن حرارت خاک در عمق‌های اولیه در شب، در عمق ۵ سانتیمتر میزان ضریب تعیین ۰/۲۰، و خطای جذر میانگین مربعات 13°C است. کمترین خطای مطلق در این عمق کمتر از ۰/۰۰۵ و حداکثر آن 6°C است. برآورد دمای خاک به وسیله روش شبکه عصبی بیشترین دقت را در عمق ۲۰ سانتیمتر دارد، چون با وجود ضریب تعیین ۰/۶۵ خطای جذر میانگین مربعات $1/4^{\circ}\text{C}$ و حداکثر خطای مطلق 10°C است. کمترین دقت برآورد دما مربوط به عمق ۱۰ سانتیمتر است که هم دمای خود را در شب از دست داده و تا ساعت ۱۰ صبح (ساعت دریافت تصویر ماهواره) گرمای از دست داده، را دریافت نکرده است. بنابراین، در این فصل، روش شبکه عصبی، به جز در عمق ۱۰ سانتیمتر با حداکثر خطای بین 2°C تا 6°C ، قادر به پیش‌بینی دمای عمق خاک تا ۱۰۰ سانتیمتر است (جدول ۵). بهترین شبکه برای پیش‌بینی در عمق ۵

سانتیمتر، شبکه‌ای با ۱۰۰ تکرار آموزش و ۲۲ تکرار اعتبارسنجی است.

(ج) فصل پاییز

نتایج مقایسه دمای عمق پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و دمای واقعی در فصل پاییز نشان می‌دهد که کمترین ضریب تعیین متعلق به دما در عمق‌های ۵ و ۱۰۰ سانتیمتری خاک به میزان ۰/۷۴ و ۰/۸۸ است. بیشترین خطای مطلق نیز برای عمق ۵ سانتیمتر به میزان ۸/۱۹ است. بنابراین، پیش‌بینی دمای عمق خاک در پاییز در تمام عمق‌ها قابل پیش‌بینی است اما در عمق ۵ سانتیمتر کمترین دقت را دارد (جدول ۶).

(د) فصل زمستان

نتایج پیش‌بینی دمای عمق خاک در فصل زمستان به روش شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که بیشترین ضریب تعیین برای عمق‌های ۵، ۱۰ و ۳۰ سانتیمتر خاک است (جدول ۷). حداکثر خطای مطلق در فصل زمستان $3/88^{\circ}\text{C}$ و در عمق ۲۰ سانتیمتری است.

جدول ۵- بررسی قابلیت پیش‌بینی دمای عمق با استفاده از شبکه عصبی در فصل تابستان

عمق (CM)	R ²	MSE	MAE	حداقل خطای مطلق	حداکثر خطای مطلق
۵	۰/۲۰	۱۳/۰۹	۲/۹۱	۰/۰۰	۶/۱۲
۱۰	۰/۹۰	۴۳/۴۵	۵/۷۷	۱/۶۳	۱۱/۲۰
۲۰	۰/۹۹	۱	۱/۰۳	۰/۰۹	۲/۱۴
۳۰	۰/۶۷	۱۹/۷۴	۴/۰۹	۱/۵۱	۶/۵۴
۵۰	۰/۸۸	۳/۴۸	۱/۲۹	۰/۱۲	۴/۴۲
۱۰۰	۰/۲۲	۴	۱/۵۳	۰/۲۱	۳/۹۵

جدول ۶- پیش‌بینی دمای عمق با استفاده از شبکه عصبی در پاییز

عمق (CM)	R ²	MSE	MAE	حداقل خطای مطلق	حداکثر خطای مطلق
۵	۰/۷۴	۲۹/۶۵	۴/۶۱	۱/۳۶	۸/۱۹
۱۰	۱	۲	۱/۲۱	۰/۳۲	۲/۷۴
۲۰	۰/۹۲	۲/۷۷	۱/۵۱	۰/۵۴	۲/۷۲
۳۰	۰/۹۲	۳/۷۹	۱/۶۶	۰/۷۷	۳/۶۶
۵۰	۱	۵	۱/۸۶	۰/۶۸	۳/۱۸
۱۰۰	۰/۸۸	۰/۸۷	۰/۸۵	۰/۰۷	۱/۲۸

جدول ۷- بررسی قابلیت پیش‌بینی دمای عمق با استفاده از شبکه عصبی در زمستان

عمق (CM)	R ²	MSE	MAE	حداقل خطای مطلق	حداکثر خطای مطلق
۵	۱	۲	۰/۹۲	۰/۱۲	۲/۳۰
۱۰	۰/۹۴	۱/۸۴	۱/۲۶	۰/۵۳	۱/۹۸
۲۰	۰/۷۳	۴/۷۴	۱/۷۰	۰/۲۲	۳/۸۸
۳۰	۱	۲	۱/۲۸	۰/۳۵	۲/۰۴
۵۰	۰/۱۷	۳/۶۰	۱/۶۲	۰/۵۵	۳/۳۲
۱۰۰	۰/۲۸	۳/۶۷	۱/۶۵	۰/۷۲	۳/۴۲

مقایسه نتایج دمای خاک اندازه‌گیری شده در عرصه و دمای عمق خاک برآورد شده به کمک تصویر ماهواره‌ای

برای بررسی صحت نتایج به دست آمده و همچنین صحت داده‌های هواشناسی، اندازه‌گیری زمینی دمای خاک تا عمق ۳۰ سانتیمتری در ۱۵ نقطه به‌طور تصادفی انجام شد. با استفاده از روش پنجره مجزا و با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، دمای سطح زمین برآورد شد. سپس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، دمای عمق خاک پیش‌بینی شده با دمای اندازه‌گیری شده مقایسه شد. خطای مطلق به دست آمده کمتر از $0.7/3^{\circ}\text{C}$ بود؛ بنابراین نتایج برداشت زمینی صحت نتایج را تایید می‌کند.

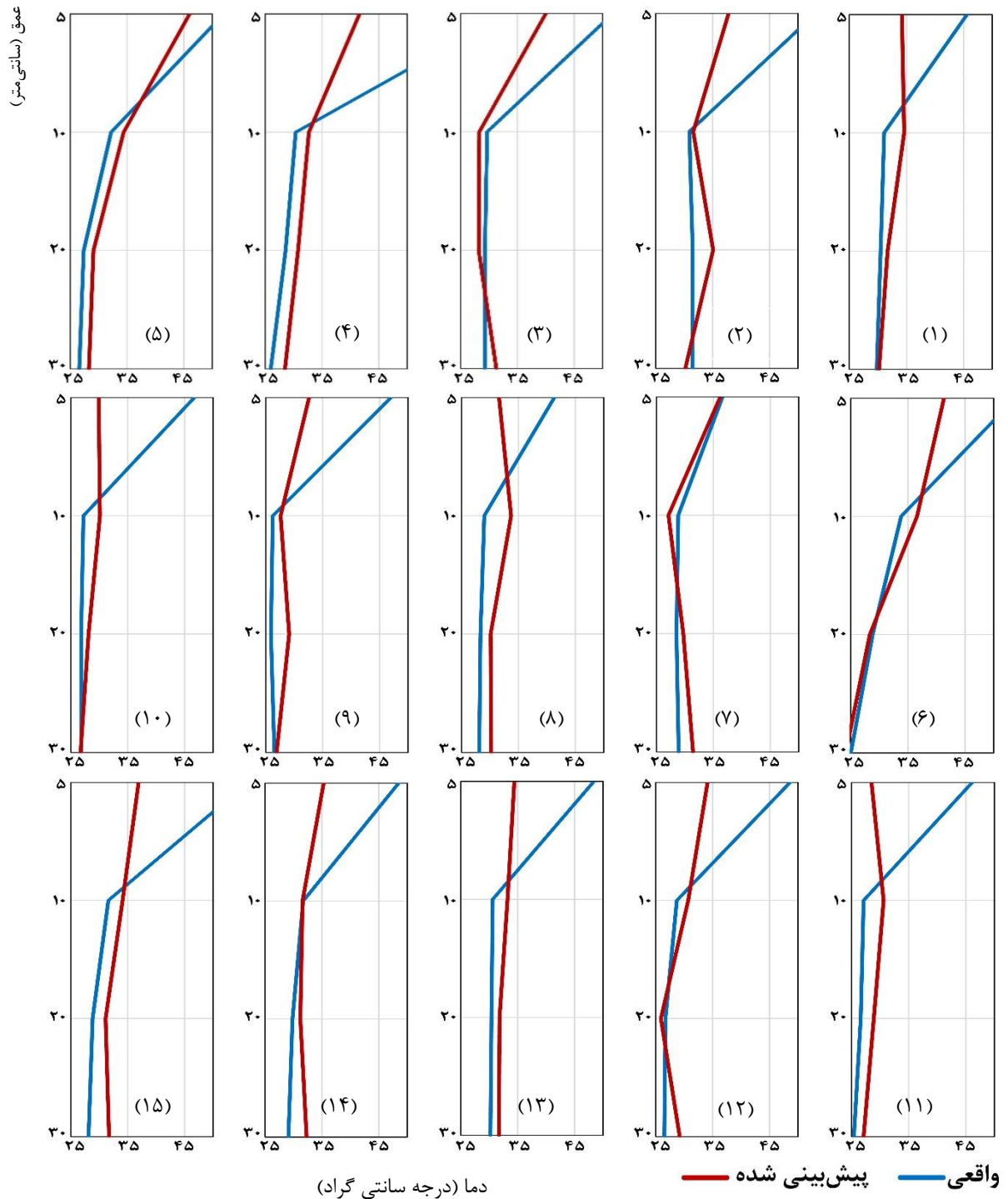
نتایج مقایسه دمای پیش‌بینی شده به وسیله شبکه عصبی و دمای اندازه‌گیری شده خاک در عمق‌های ۵، ۱۰، ۲۰ و ۳۰ سانتیمتر خاک نشان داد که میزان ضریب تعیین در این اعماق به ترتیب، ۰/۸۸، ۰/۸۴، ۰/۸۶ و ۰/۸۲ و میزان حداقل خطا بین ۰/۱ تا 0.5°C و حداکثر خطا $0.7/3^{\circ}\text{C}$ است. بنابراین، برداشت زمینی اختلاف زیادی با داده‌های تهیه شده از اداره هواشناسی نداشته و

صحت برآوردها با استفاده از آن داده‌ها را در فصل‌های پیشین تایید می‌کند (شکل ۵).

بررسی روند تغییرات دمای خاک پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده به صورت زمینی، از سطح تا عمق ۳۰ سانتیمتری نشان داد که در تمام نقاط نمونه‌برداری، بیشترین تفاوت بین دمای پیش‌بینی شده و دمای برداشت شده مربوط به عمق ۵ سانتیمتری است. با افزایش عمق تا ۳۰ سانتیمتری، دقت پیش‌بینی دما افزایش یافته است. تاثیر کاربری اراضی بر دقت پیش‌بینی دمای عمق خاک در نقاط نمونه‌برداری مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که در کاربری اراضی تپه ماسه‌ای و اراضی سنگفرش بیابان دمای پیش‌بینی شده در عمق ۵ سانتیمتر نسبت به سایر نقاط نمونه‌برداری دقت پایین‌تری داشته است. علت آن تفاوت زیاد دمای سطح زمین با عمق ۵ سانتیمتری در این نقاط نسبت به سایر سطوح است. در اراضی سنگفرش بیابان به علت پوشش تیره رنگ، دمای سطح زمین نسبت به سایر کاربری‌های اراضی بالاتر است. در تپه‌های ماسه‌ای به دلیل حفظ رطوبت خاک در لایه‌های زیرسطحی دمای عمق ۵ سانتیمتری به طور قابل توجهی از دمای سطح زمین کمتر است.

جدول ۸- میزان خطا و همبستگی در بررسی قابلیت برآورد دمای عمق خاک بوسیله تصاویر ماهواره‌ای

عمق (CM)				متغیر آماری
۳۰	۲۰	۱۰	۵	
۰/۸۲	۰/۸۶	۰/۸۴	۰/۸۸	R ²
۰/۱	۰/۵	۰/۱	۰/۲	حداقل خطای مطلق
۳/۶	۳/۶	۳/۵	۳/۷	حداکثر خطای مطلق



شکل ۵- مقایسه دمای برآورد شده به وسیله شبکه عصبی و دمای اندازه‌گیری در عمق ۵، ۱۰، ۲۰ و ۳۰ سانتیمتر خاک در فصل بهار

نتیجه‌گیری

دمای خاک یکی از متغیرهای کلیدی در مطالعات منابع طبیعی و به ویژه، مطالعات هیدرولوژی و برآورد مولفه‌های هیدرولوژیکی از جمله جریان‌های سطحی و مقادیر تبخیر و تعرق است. در پژوهش حاضر مدل شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی دمای خاک در لایه‌های

مختلف خاک مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد برای برآورد دمای عمق خاک به وسیله تصاویر ماهواره‌ای، روش شبکه عصبی مصنوعی، روش کارآمدی است و قابلیت پیش‌بینی دمای خاک را تا عمق ۱۰۰ سانتیمتر در تمام فصول دارد. هرچند این روش در بهار و تابستان و پاییز در عمق ۵ سانتیمتر کمترین دقت را دارد. دلیل آن

تمام سطوح را فراهم می‌کند. اما باتوجه این که دما در واحد زمان و مکان به سرعت تغییر می‌کند و در تصاویر دمای سطح زمین، هر پیکسل مساحتی حدود چند صد متر یا کیلومتر را پوشش می‌دهد، اعتبارسنجی زمینی به صورت نقطه‌ای باعث کاهش دقت می‌گردد، هر چند اطلاعاتی از دمای خاک در سطح وسیع در کمترین زمان و بدون صرف هزینه به دست می‌آید. مقایسه نتایج پژوهش حاضر با مطالعه سبزی‌پرور و همکاران که به مقایسه یافته‌های مدل شبکه عصبی در برآورد دمای عمق خاک در سه اقلیم متفاوت پرداختند [۴۳] نشان داد که در مناطق خشک بر خلاف مناطق مرطوب، با افزایش عمق دقت برآورد دما کاهش می‌یابد، همخوانی دارد. با توجه به این که منطقه مورد مطالعه در منطقه خشک قرار دارد با افزایش عمق، دقت برآورد دما نیز افزایش یافته است. پیش‌بینی دمای اعماق مختلف خاک در تمام مناطق حتی نقاط صعب‌العبور و همچنین تخمین آن بدون اندازه‌گیری مستقیم، می‌تواند از مزایای بهره‌گیری از مدل شبکه عصبی مصنوعی باشد.

نیز از دست دادن حرارت در شب تا این عمق و گرم شدن سطح خاک تا ساعت ۱۰ صبح (زمان دریافت تصویر) است. تحلیل خطای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی داده‌های دمای عمق‌های مختلف خاک نشان‌دهنده این است که مدل شبکه عصبی دقت بیشتری در شبیه‌سازی داده‌های دمای عمق‌های ۱۰ تا ۵۰ سانتیمتر نسبت به عمق‌های ۵ و ۱۰۰ سانتیمتر دارد.

مقایسه نتایج پژوهش حاضر با پژوهش‌های دیگر نشان داد که کمترین دقت پیش‌بینی دمای عمق خاک با استفاده از اطلاعات دمای هوا و شبکه عصبی مصنوعی مربوط به عمق ۱۰۰ سانتیمتر است [۴۲]. این در حالی بود که در پژوهش فوق از دمای هوا برای پیش‌بینی استفاده نموده اند و چون دمای هوا فقط در ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود، بنابراین، فقط امکان پیش‌بینی دمای عمق خاک را در ایستگاه‌های هواشناسی ایجاد کردند. با این حال، در این پژوهش از تصاویر دمای سطح زمین برای پیش‌بینی دمای عمق خاک استفاده شده است. این فناوری، امکان برآورد دمای عمق خاک در

References

- [1]. Alizamir, M., Kisi, O., Ahmed, A., Mert, C., Fai, C., Kim, S., & El-Shafie, A. (2020). Advanced machine learning model for better prediction accuracy of soil temperature at different depths. *Plos One*, 15(4), e0231055.
- [2]. Amir Moradi, K., & Bahmani, O. (2014). Prediction of Daily Soil Temperatures with Artificial Neural Network. *Soil Research*, 28(3), 543-556. (in Farsi)
- [3]. Amini, F. Z., Ghorbani, M. A., & Darbandi, S. (2014). Evaluation of Genetic Programming in Estimation of Soil Temperature, *Geographic Space*, 4(47), 19-38. (in Farsi)
- [4]. Araghi, A., Mousavi-Baygi, M. Adamowski, J. Martinez, C. & VanderPloeg, M. (2017). Forecasting soil temperature based on surface air temperature using a wavelet artificial neural network. *Meteorological Applications*, 24(4), 603-611.
- [5]. Asakereh, H., & Sayadi, F. (2017). Analysis and Forecasting Drought Days Using Artificial Neural Networks Model (Case Study: Station Tehran). *Geography and Planning*, 21(60), 161-167. (in Farsi)
- [6]. Baaghdeh, M., Entezari, A., & Kordi, A. (2019). Investigation of the Relationship between Soil Temperature and Climate Parameters in the Northwest of Iran (1992-2015). *Geography and Regional Development*, 16(1), 307-279.
- [7]. Becker, F., & Li, Z. (1990). Towards a local split window method over land surfaces. *Remote Sensing*, 11, 369-393.

- [8]. Behyar, M., & Kamali, G. (2001). Projection of minimum soil temperature and frost and frost control methods in Chaharmahal Bakhtiari province, *Meteorological and Baroque Research Institute* 3(23), 81-102. (in Farsi)
- [9]. Carlson, T., & Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index, *Remote Sensing of Environment*, 62, 241-252.
- [10]. Chander, G., Markham, B., & Helder, D. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893-903
- [11]. Chedin, A., Scott, N., & Berroir, A. (1982). A single-channel, double-viewing angle method for sea surface temperature determination from coincident Meteosat and TIROS-N radiometric measurements, *Applied Meteorology*, 4(21), 613-618.
- [12]. Dymond, J., Stephens, P., & Newsome, P. (1992). Percentage vegetation cover of a degrading rangeland from SPOT. *Remote Sensing*. 13, 1999-2007.
- [13]. Ebrahimi Heravi, B., Rangzan, K., Riahi Bakhtiari, H., & Taghizadeh, A. (2015). Determination of urban surface temperature using Landsat images (Case study: Karaj). *RS and GIS for Natural Resources*, 6(2), 19-32. (in Farsi)
- [14]. Fangueiro, D., Kidd, P.S., Alvarenga, P., Beesley, L., & Varennes, A. (2018). Chapter 10 Strategies for Soil Protection and Remediation, in: "Soil Pollution: From Monitoring to Remediation", Edited by: Duarte, A.C., Cachada, A. and Rocha-Santos, T.A.P. Elsevier. 251-281.
- [15]. Feng, Y., Cui, N., Hao, W., Gao, L., & Gong, D. (2019). Estimation of soil temperature from meteorological data using different machine learning models. *Geoderma*, 338, 67-77
- [16]. Gao, Z., Bian, L., Hu, Y., Wang, L., & Fan, J. (2007). Determination of soil temperature in an arid region, *Arid Environments*. 71, 157-168.
- [17]. García-Santos, V., Cuxart, J., Martínez-Villagrasa, D., Jiménez, M.A., & Simó, G. (2018). Comparison of Three Methods for Estimating Land Surface Temperature from Landsat 8-TIRS Sensor Data. *Remote Sensing*. 10, 1450.
- [18]. Ghuman, B.S., & Lal, R. (1982). temperature regime of a tropical soil in relation to surface condition and air temperature and its Fourier analysis, *Soil Science*, 134, 133-140.
- [19]. Gillespie, A., Rokugawa, S., Matsunaga, T., Cothren, J.S., Hook, S., & Kahle, A.B. (1998). A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 4(36), 1113-1126.
- [20]. Hagan, MT., & Menhaj, MB. (1994). Training feedforward network with the Marquardt algorithm. *IEEE Trans on Neural Networks*. 5, 989-993
- [21]. Harrison-murray, R., & Lal, R. (1979). High soil temperatures and response of maize to mulching in the lowland humid tropics. In: Greenland, D.J., Lal, R. (Eds), *Soil Conservation and Management in the Humid Tropics*. Wiley, New York.
- [22]. Hook, S., Gabell, A., Green, A., & Kealy, P. (1992). A comparison of techniques for extracting emissivity

- information from thermal infrared data for geologic studies, *Remote sensing of Environment*, 2(42), 123-135.
- [23]. <https://earthexplorer.usgs.gov/>.
- [24]. Huang, R., Huang, J. X., Zhang, C., Wen, Z., Chen, Y., Zhu, D., & Mansaray, L. (2020). Soil temperature estimation at different depths, using remotely-sensed data. *Integrative Agriculture*, 19(1), 277-290.
- [25]. Jiménez-Muñoz, J., & Sobrino, J. (2010). Split-Window Coefficients for Land Surface Temperature retrieval from Low-Resolution Thermal Infrared Sensors, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5, 806–809.
- [26]. Jiménez-Muñoz, J., Sobrino, J., Jiménez, D., Mattar, C., & Cristóbal, J. (2014). Land Surface Temperature Retrieval Methods from Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11, 1840–1843.
- [27]. Jouybari, Y., Moghaddam, M., Akhoondzadeh, M., & Saradjian, R. (2015). A Split-Window Algorithm for Estimating LST from Landsat-8 Satellite Images. *Geomatics Science and Technology*. 5(1), 215-226. (in Farsi)
- [28]. Khoshhal dastjerdi, J., & Hosseini, S. (2010). Application of Artificial Neural Network in Climatic Elements Simulation and Drought Cycle Predication (Case Study: Isfahan Province). *Geography and Environmental Planning*, 21(3), 107-120. (in Farsi)
- [29]. Kisi, O., Tombul, M., & Kermani, M. (2015). Modeling soil temperatures at different depths by using three different neural computing techniques. *Theoretical and applied climatology*, 121(1-2), 377-387.
- [30]. Kuenzer, C., & Dech, S. (2013). Thermal Infrared Remote Sensing, *Sensord, Methods, Applications*, 17. Springer, 546.
- [31]. Li, Q., Hao, H., Zhao, Y., Geng, Q., Liu, G., Zhang, Y., & Yu, F. (2020). GANs-LSTM model for soil temperature estimation from meteorological: A new approach. *IEEE Access*.
- [32]. Li, Z.-L., Tang, B.-H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., Sobrino, J. A. (2013). Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131, 14-37.
- [33]. Ma, X.L., Wan, Z., Moeller, C., Menzel, W.P., & Gumley, L.E. (2002). Simultaneous retrieval of atmospheric profiles, land- surface temperature and surface emissivity from moderate-resolution imaging spectroradiometer thermal infrared data: Extension of a two-step physical algorithm, *Applied Optics*, 5(41) , 909-924.
- [34]. Mamdani, E.H., & Assilian, S., (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.
- [35]. Masiello, G., Serio, C., De Feis, I., Amoroso, M., Venafra, S., Trigo, I., & Watts, P. (2013). Kalman filter physical retrieval of surface emissivity and temperature from geostationary infrared radiances, *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(6), 3613-3634.
- [36]. Mazidi, A., & Falahzade, F. (2010). Annual soil temperature trend at Yazd station, *geography and development*, 24, 39-50. (in Farsi)
- [37]. McMillin, L. M. (1975). Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with

- different absorption. *Geophysical Research*, 80(36), 5113-5117.
- [38]. Nafaji mod, M., Alizade, A., Mohamadian, A., & Mosavi, j. (2009). Investigation of relationship between air and soil temperature at different depths and estimation of the freezing depth (Case study: Khorasan Razavi). *Water and Soil*, 22(2), 456-466. (in Farsi)
- [39]. Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Rangan, D.M., & Ramasatri, K.S. (2004). A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Hydrology*, 291, 52-66.
- [40]. Neinavaz, E., Skidmore, A. K., & Darvishzadeh, R. (2020). Effects of prediction accuracy of the proportion of vegetation cover on land surface emissivity and temperature using the NDVI threshold method. *Applied Earth Observation and Geoinformation*, 85, 1-13.
- [41]. Neteler, M. (2010). Estimating daily land surface temperatures in mountainous environments by reconstructed MODIS LST data. *Remote Sensing*, 2(1), 333-351.
- [42]. Parsafar, N., & Marofi, 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. (in Farsi)
- [43]. Sabziparvar, A., Zare-Abyaneh, H., & Bayat-Varkeshi, M. (2010). A model Comparison between Predicted Soil Temperatures Using ANFIS Model and Regression Methods in Three Different Climates. *Water and Soil*, 24(2), 274-285. (in Farsi)
- [44]. Salih, M., Jasim, O., Hassoon, K., & Abdalkadhum, A. (2018). Land Surface Temperature Retrieval from LANDSAT-8 Thermal Infrared Sensor Data and Validation with Infrared Thermometer Camera. *International Engineering & Technology*, 7(4.20), 608-612.
- [45]. Shati, F., Prakash, S., Norouzi, H., & Blake, R. (2018). Assessment of differences between near-surface air and soil temperatures for reliable detection of high-latitude freeze and thaw states. *Cold Regions Science and Technology*, 145, 86-92.
- [46]. Singh, V.K., Singh, B.P., Kisi, O., & Kushwaha, D.P. (2018). Spatial and multi-depth temporal soil temperature assessment by assimilating satellite imagery, artificial intelligence and regression-based models in arid area. *Computers and Electronics in Agriculture*, 150, 205-219.
- [47]. Sobrino, J., Li, Z., Stoll, M., & Becker, F. (1996). Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data. *Remote Sensing*, 17(11), 2089-2114.
- [48]. Sun, D., & Pinker, R. (2007). Retrieval of surface temperature from the MSG- SEVIRI observations: Part I. Methodology, *Remote Sensing*, 23(28), 5255- 5272.
- [49]. Talae, P. H. (2014). Daily soil temperature modeling using neuro-fuzzy approach. *Theoretical and applied climatology*, 118(3), 481-489.
- [50]. Tiba, C. H., & Raquel, G. (2006), Numerical Procedure for Estimating Temperature in Solarized Soils, *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 3, 533 – 537.
- [51]. Van Wambeke, A., (1992). Soils of the Tropics, Properties and Appraisal. Donnelley and Sons, Mexico.

- [52]. Veysi, S., Naseri, A., Hamzeh, S., & Moradi, P. (2016). Estimation of sugarcane field temperature using Split Window Algorithm and OLI LandSat 8 satellite images. *RS and GIS for Natural Resources*, 7(1), 27-40. (in Farsi)
- [53]. Vlassova, L., Perez-Cabello, F., Nieto, H., Martín, P., Riaño, D., & Riva, J. (2014). Assessment of methods for land surface temperature retrieval from Landsat-5 TM images applicable to multiscale tree-grass ecosystem modeling. *Remote Sensing*, 6(5), 4345-4368.
- [54]. Wan, Z., & Li, Z.L., (1997). A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 35(4), 980-996.
- [55]. Yang, C. C., Parsher, S. O., Mehuys, G. R., & Panti, N. K. (1997). Application of artificial neural networks for simulation of soil temperature. *Agricultural Engineering*. 40(3), 649-656.
- [56]. Zadmehr, H., & Farrokhian Firouzi, A. (2020). Estimation of Soil Temperature from Metrological Data Using Extreme Learning Machine, Artificial Neural Network, and Multiple Linear Regression Models. *Soil and Water Research*. (in Farsi)

Predicting seasonal soil depth temperature changes in the Yazd- Ardakan plain using Landsat 8 satellite images and Artificial Neural Network technique

- 1- F. Arabi Aliabad, Ph.D. Student of Combating Desertification, Department of Arid Lands Management, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran.
- 2- M. Zare, Assistant Professor of Department of Arid Lands Management, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran.
mzernani@yazd.ac.ir
- 3- M.H. Mokhtari, Assistant Professor of Department of Arid Lands Management, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran.

Received: 23 May 2019

Accepted: 11 Jan 2020

Abstract

Soil temperature is a key factor that controls physical, chemical and biological properties of soil and its processes. Since soil temperature is measured at synoptic stations and data availability, especially in arid lands, is limited, capability of satellite images to estimate soil temperature at different depths evaluated in the Yazd-Ardakan basin, as the study area. Daily soil temperature at 5, 10, 20, 30, 50 and 100 cm depth measured at synoptic stations of Yazd, Meybod, and Mehriz for the periods of 2014 to 2016, and Landsat 8 satellite images of were used as the main data in this research. Then, using split-window surface temperature, Land Surface Temperature (LST) maps were estimated. Temperature trend from soil surface to a depth of 100 cm were examined seasonally. Using simple linear regression and artificial neural network techniques, the relationship between temperature of surface soil and soil temperatures at different depths were predicted. Results showed that the artificial neural networks had greater accuracy than the linear regression method in all seasons. The lowest accuracy of this method is related to the soil temperature at 5 cm depth. Artificial neural networks can be used for predicting of soil temperature till depth of 100 cm, using land surface temperature obtained by Landsat 8 images. To validate the results, soil temperatures at depth of 30 cm for 16 selected points in the study area were compared with estimated soil temperature using Landsat images and artificial neural network. Absolute error of measurements show that the maximum error was observed to depth of 30 cm (3.7 °C). Therefore, using the measured soil surface temperature by applying the split-windows and artificial neural network can be used to predict soil temperature.

Keyword: Land Surface Temperature; Remote Sensing; Time Series; Split Window Algorithm.