

## Modeling Soil Organic Carbon Variations Using Remote Sensing Indices in Ardabil Balikhli Chay Watershed

SOLMAZ FATHOLOLOUMI<sup>1,2\*</sup>, ALI REZA VAEZI<sup>1</sup>, SEYED KAZEM ALAVIPANAH<sup>3</sup>, ARDAVAN GHORBANI<sup>2</sup>

1. Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Zanjan, Zanjan, Iran.

2. Department of Natural Resources, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardebili, Ardabil, Iran.

3. Department of Remote Sensing & GIS, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran.

(Received: March. 15, 2020- Revised: July. 13, 2020- Accepted: July. 25, 2020)

### ABSTRACT

Modeling and providing accurate information on the spatial distribution of soil properties is a key factor in many environmental and agricultural applications. Therefore, the purpose of the present study was to model and prepare a digital map of soil organic carbon using remote sensing indices in the Balikhli Chay watershed. At first, topographic and spectral characteristics affecting soil organic carbon content were extracted from digital elevation model and Landsat 8 satellite image. Then the performance of soil organic carbon modeling for different states was evaluated and compared based on random forest models. The states including 1) terrain covariates, 2) spectral indices, and 3) combination of terrain and spectral covariates, were evaluated and compared together. To this end, the correlation coefficient ( $R^2$ ) between the estimated and measured soil organic carbon and root mean square error (RMSE) were calculated for the different states. The results showed that the amount of organic carbon in the study area varied from 0.32 to 6.98 and the mean value was 3.04%. Carbon changes in the study area mostly dependent on changes in spectral indices. Elevation and Emissivity were respectively the most important terrain and spectral covariates in soil organic carbon modeling. The  $R^2$  values in the three models were 0.61, 0.62 and 0.75 and the RMSE values were 0.88, 0.67 and 0.57, respectively, which indicates the better performance of the third model. The use of a combination of terrestrial and spectral variables significantly increases the accuracy of soil organic carbon modeling.

**Keywords:** Digital Soil Map, Environmental Covariates, Random Forest Model, Remote Sensing, Soil Organic Carbon.

---

\*Corresponding author's Email: [fathololomi.s@znu.ac.ir](mailto:fathololomi.s@znu.ac.ir)

## مدل سازی تغییرات کربن آلی خاک با استفاده از شاخص های سنجش از دور در حوضه آبخیز بالیخلی چای اردبیل

سولماز فتح‌العلوم<sup>۱،۲\*</sup>، علی‌رضا واعظی<sup>۱</sup>، سید کاظم علوی‌پناه<sup>۲</sup>، اردوان قربانی<sup>۲</sup>

۱. گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.
  ۲. گروه منابع طبیعی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران.
  ۳. گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
- (تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۲۵ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۴/۲۳ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۵/۴)

### چکیده

مدل سازی و تهیه اطلاعات دقیق از توزیع مکانی خصوصیات خاک، یک عامل کلیدی در بسیاری از کاربردهای محیطی و کشاورزی است. از این رو، هدف از مطالعه حاضر، مدل سازی و تهیه نقشه رقوم کربن آلی خاک با استفاده از شاخص های سنجش از دور در حوضه آبخیز بالیخلی چای بود. ابتدا خصوصیات توپوگرافی و طیفی مؤثر بر مقدار کربن آلی خاک بر اساس شاخص های مکانی و طیفی مختلف از مدل رقوم ارتفاع و تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ استخراج شد. سپس بر مبنای مدل جنگل تصادفی، عملکرد مدل سازی رقوم کربن آلی خاک در مدل سازی کربن آلی خاک در حالت های استفاده از (۱) متغیرهای زمینی، (۲) شاخص های طیفی و (۳) ترکیب متغیرهای زمینی و شاخص های طیفی، ارزیابی و مقایسه شد. برای این منظور، مقدار ضریب همبستگی ( $R^2$ ) بین مقادیر برآوردی و اندازه گیری شده کربن آلی خاک و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در حالت های مختلف محاسبه شد. نتایج نشان داد که مقدار کربن آلی در منطقه از ۰/۳۲ تا ۶/۹۸ درصد متغیر و میانگین آن در منطقه ۳/۰۴ درصد بود. تغییرات کربن در منطقه عمدتاً وابسته به تغییرات شاخص های طیفی بود. در بین خصوصیات توپوگرافی، ارتفاع و در بین شاخص های طیفی، ضریب گسیلندگی (Emissivity)، مهم ترین خصوصیت در مدل سازی کربن آلی خاک بودند. مقدار  $R^2$  در سه مدل مذکور به ترتیب ۰/۵۱، ۰/۶۲ و ۰/۷۵ و مقدار RMSE به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۶۷ و ۰/۵۷ بود که نشان دهنده کارایی بهتر مدل سوم است. استفاده از ترکیب متغیرهای زمینی و طیفی سبب افزایش قابل توجه دقت مدل سازی کربن آلی خاک می شود.

**واژه های کلیدی:** سنجش از دور، کربن آلی خاک، متغیر محیطی، مدل جنگل تصادفی، نقشه رقوم خاک.

### مقدمه

شناخت و بررسی توزیع مکانی چنین ویژگی هایی از خاک، نیاز به بررسی های زیاد و پیاپی در خاک دارد (Ma et al., 2017). از طرفی به دلیل پویایی خاک و تغییرپذیری خصوصیات آن در اثر عملیات مدیریتی، نقشه های خاک نیاز به بروزرسانی دارند (Akpa et al., 2014). به طور کلی نقشه برداری سنتی خاک مستلزم کار دشوار صحرایی، صرف هزینه برای جمع آوری داده و نیروی انسانی است و قابلیت بروزرسانی در بازه های زمانی کوتاه را ندارد. این روش ها همچنین توان کمی سازی روابط بین خصوصیات خاک و متغیرهای محیطی مؤثر در تشکیل و تغییر خاک را ندارند (Goodman et al., 2012). بنابراین توسعه روش های جدید برای مدل سازی دقیق خصوصیات خاک با استفاده از داده های محدود زمینی برای غلبه بر معایب روش های سنتی ضروری است (Vidana Gamage et al., 2018).

در مطالعات متعددی برای حل این چالش ها، از روش های

کربن آلی خاک از خصوصیات مهم خاک محسوب می شود که بسیاری از فعالیت های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی آن را تحت تأثیر قرار می دهد (Gholizadeh et al., 2018). علاوه بر نقش مهم کربن آلی در خاک، این عنصر با غلظت دی اکسید کربن اتمسفر نیز در ارتباط است. با توجه به اینکه ۲۵ درصد کل کربن خاک در ۲۰ سانتی متر فوقانی سطح خاک ذخیره شده است، هرگونه تغییر در این منبع، باعث تغییرات غلظت  $CO_2$  اتمسفر می شود (Guo & Gifford, 2002). از این رو لازم است که پویایی ماده آلی در خاک مورد بررسی قرار گیرد تا بتوان پاسخ خاک در برابر تغییرات محیطی را شبیه سازی کرد. بنابراین برای بهبود تعیین مقدار کربن آلی خاک و مدل سازی تغییرات مکانی آن، نیاز به روش های بررسی توزیع مکانی قابل اعتماد است (Bogunovic et al., 2018).

مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه کاهش می‌یابد. با این وجود پژوهش‌های کمتری در زمینه مدل‌سازی کربن آلی خاک با استفاده از این داده‌ها انجام شده است (Croft *et al.*, 2012; Dharumarajan *et al.*, 2017; Gholizadeh *et al.*, 2018). Ramcharan *et al.* (2018) اطلاعات نقطه‌ای خصوصیات خاک و متغیرهای محیطی مؤثر بر کربن آلی خاک را برای تولید نقشه کربن با یکدیگر ترکیب کردند. این محققان از مدل‌های جنگل تصادفی و بوتسترپ<sup>۴</sup> برای مدل‌سازی کربن آلی استفاده و بیان کردند که مدل‌های استفاده شده کارایی لازم برای تولید نقشه کربن آلی خاک با توان تفکیک مکانی مناسب را دارند. روش بوتسترپ یک مدل تکرار شونده است که بر اساس تغییر متغیرهای ورودی در هر تکرار، یک پارامتر را برای حالت‌های مختلف مدل‌سازی می‌کند. انحراف معیار مقادیر مدل شده در تکرارهای مختلف بر اساس بوتسترپ نشان‌دهنده عدم قطعیت در مدل‌سازی پارامتر مورد نظر می‌باشد (Fatholouloumi *et al.*, 2020). Mahmoodi *et al.* (2018) کارایی برخی پارامترهای سنجش از دوری و بافت خاک در تعیین تغییرات مکانی ماده آلی خاک در دشت قروه کردستان را بررسی و بیان کردند که شاخص‌های پوشش گیاهی اصلاح شده (SAVI) و درصد رس رابطه معنی‌داری در سطح احتمال ۵ درصد با ماده آلی خاک داشتند (Mahmoodi *et al.*, 2018).

با توجه به اهمیت داده‌های سنجش از دوری در مطالعات مربوط به نقشه‌برداری خصوصیات خاک و اهمیت کربن آلی خاک، این پژوهش با هدف مدل‌سازی و تهیه نقشه رقومی کربن آلی خاک با استفاده از شاخص‌های سنجش از دور انجام گرفت. در این مطالعه بر مبنای مدل جنگل تصادفی (RF<sup>۵</sup>)، عملکرد نقشه‌برداری رقومی خاک در مدل‌سازی کربن آلی خاک در حالت‌های استفاده از (۱) متغیرهای زمینی به‌دست آمده از مدل رقومی ارتفاع (DEM<sup>۶</sup>)، (۲) متغیرهای مستخرج از تصویر ماهواره‌ای و (۳) ترکیب متغیرهای زمینی و سنجش از دوری ارزیابی و با یکدیگر مقایسه شدند.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

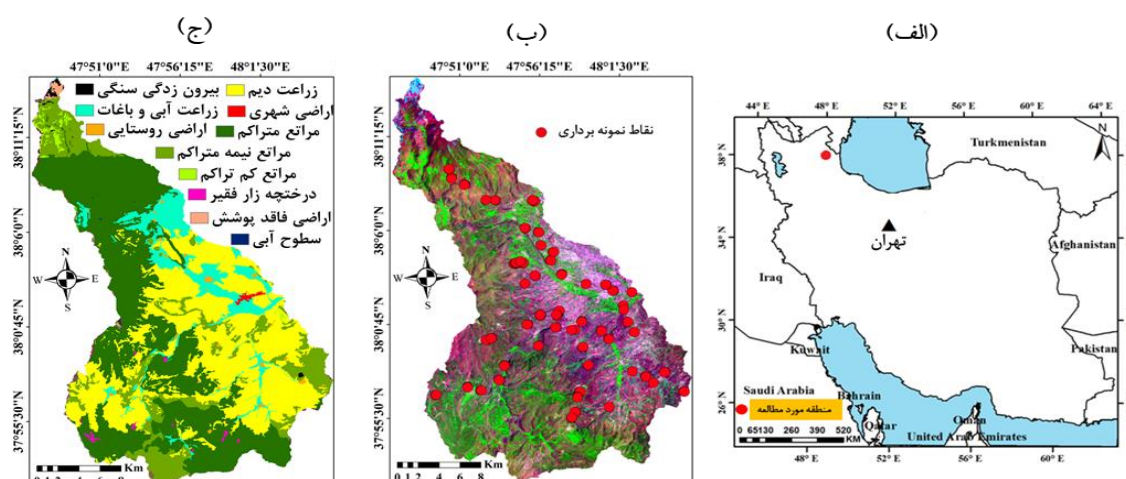
حوضه آبخیز بالخلی‌چای یکی از زیرحوضه‌های فرعی حوضه آبخیز بزرگ قره‌سو است که بخش اصلی آن در استان اردبیل و بخش دیگر در استان آذربایجان شرقی واقع شده است (شکل ۱).

زمین‌آمار برای مدل‌سازی خصوصیات خاک بر اساس داده‌های محدود زمینی استفاده شده است (Chen *et al.*, 2017; Imamoğlu & Sertel, 2016). با این حال استفاده از این روش‌ها برای مناطق با توزیع ناهمگن خصوصیات خاک، کارایی بالایی ندارد. در این مناطق دقت مدل‌سازی خصوصیات خاک بر اساس روش‌های زمین‌آمار وابستگی بالایی به تعداد داده‌های زمینی دارد. توسعه دانش فناوری اطلاعات و علوم رایانه در سال‌های اخیر، همراه با در دسترس بودن داده‌های سنجش از دوری با وضوح بالا و مدل‌های رقومی ارتفاع، منجر به کاهش فراوانی استفاده از تکنیک‌های درون‌یابی و افزایش فراوانی تکنیک‌هایی با قدرت تفکیک مکانی، دقت و سرعت مناسب‌تر در پیش‌بینی خصوصیات خاک شده است (Ma *et al.*, 2019). نقشه‌برداری رقومی خاک یکی از روش‌های جدید در پیش‌بینی خصوصیات خاک است که در سال‌های اخیر به‌صورت روزافزون در حال توسعه است. این تکنیک از طریق ترکیب اطلاعات زمینی مربوط به خصوصیات خاک با متغیرهای محیطی مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و داده‌های سنجش از دور، نقشه خاک را به‌صورت کمی تعیین می‌کند (McBratney *et al.*, 2003). این روش برای کمی‌سازی ارتباط بین خصوصیات خاک و متغیرهای محیطی، از روش‌های مختلف مانند یادگیری ماشین بردار<sup>۱</sup>، شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> و تصمیم‌گیری درختی<sup>۳</sup> بهره می‌برد (Behrens *et al.*, 2014; Carré *et al.*, 2007; Forkuor *et al.*, 2017). متغیرهای محیطی مورد استفاده در روش نقشه‌برداری رقومی شامل متغیرهای محیطی پویای مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای و همچنین متغیرهای فیزیوگرافیک ثابت مستخرج از مدل‌های رقومی ارتفاع می‌باشند (Mahmoudabadi *et al.*, 2017). داده‌های سنجش از دوری که پویا و در حال تغییر هستند نسبت به متغیرهای فیزیوگرافی پایدار، مزایای متعددی دارند. از جمله مزایای این متغیرها می‌توان به هزینه کمتر، سرعت بیشتر، قابلیت بروزرسانی این داده‌ها، پوشش نسبتاً کامل منطقه مطالعاتی و امکان استخراج اطلاعات مربوط به خاک اشاره کرد (Castaldi *et al.*, 2016). کیفیت و دقت متغیرهای ورودی و همچنین دقت اندازه‌گیری‌های زمینی خصوصیات خاک در این روش، بر دقت نتایج خروجی تأثیرگذار است (Costa *et al.*, 2018).

مطالعات اولیه سنجش از دوری برای مدل‌سازی کربن آلی خاک نشان دادند که به‌طور کلی در اثر افزایش کربن آلی خاک، مقدار انعکاس طیف الکترومغناطیس در محدوده نور مرئی،

حوضه به سد یامچی منتهی می‌گردد که در پایین‌دست آن دشت هموار اردبیل قرار گرفته است. بیشتر مساحت منطقه مورد مطالعه شامل اراضی مرتع و کشاورزی می‌باشد (شکل ۱-ج). شیب متوسط این حوضه ۱۷/۲ درصد می‌باشد. اقلیم منطقه در سیستم طبقه‌بندی آمبرژه نیمه‌خشک سرد، متوسط دمای بلندمدت منطقه ۸ درجه سانتی‌گراد، متوسط بارندگی سالانه برای دوره آماری ۲۰ ساله (از سال ۱۳۶۵ تا ۱۳۸۴)، ۳۶۰ میلی‌متر است (سایت اداره هواشناسی استان اردبیل). این حوضه به دلیل حاکم بودن شرایط کوهستانی و تغییرات ناگهانی شیب، دارای خصوصیات هیدرولوژیکی، ژئومورفولوژیکی خاص و ناهمگنی خصوصیات خاک می‌باشد.

این حوضه از شمال به محدوده شهرستان مشکین‌شهر، از جنوب و غرب به استان آذربایجان شرقی و از جنوب شرقی به حوضه آبخیز قوری‌چای محدود می‌شود. مساحت حوضه آبخیز بالخلی‌چای در بالادست سد یامچی از محل ایستگاه هیدرومتری یامچی علیا ۵۶۷ کیلومترمربع است. ارتفاع متوسط حوضه ۲۱۰۹ متر از سطح دریاست که مرتفع‌ترین نقطه آن، دارای ارتفاع ۴۳۶۳ متر و مربوط ارتفاعات کوهستان سبلان در قسمت شمالی حوضه می‌باشد. کوهستان بزقوش با ارتفاع ۲۶۷۲ متر از سطح دریا در قسمت‌های جنوبی و ارتفاعات باقرلوداغ در قسمت‌های شرق و جنوب شرق حوضه قرار گرفته است. پست‌ترین نقطه حوضه آبخیز مورد مطالعه ۱۵۵۰ متر از سطح دریاست که در قسمت خروجی



شکل ۱- (الف) موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در ایران، (ب) ترکیب رنگی RGB از باندهای انعکاسی لندست ۸ و موقعیت جغرافیایی نقاط نمونه‌برداری در سطح منطقه مورد مطالعه و (ج) نقشه کاربری منطقه مورد مطالعه

پراکندگی در منطقه، پوشش مناسبی از شرایط خصوصیات سطح از جمله انواع کاربری و پوشش‌های زمین و شرایط توپوگرافی منطقه داشته باشد. پس از نمونه‌برداری، نمونه‌ها به آزمایشگاه انتقال و در معرض هوا خشک شدند. سپس از الک ۲ میلی‌متر عبور داده شدند. میزان کربن آلی در نمونه‌ها به روش والکلی و بلک اندازه‌گیری شد (Walkley & Black, 1934).

#### استفاده از داده‌های سنجنش از دوری

در این مطالعه از مدل رقومی ارتفاع استر<sup>۲</sup> (GDEM) برای استخراج خصوصیات توپوگرافی مختلف استفاده شد. GDEM کامل‌ترین نقشه از زمین است که تاکنون تهیه شده و ۹۹ درصد سطح زمین را پوشش می‌دهد. GDEM، سطح زمین را از عرض جغرافیایی ۸۳ درجه شمالی تا ۸۳ درجه جنوبی پوشش می‌دهد که این میزان پوشش فراتر از محدوده پوشش SRTM<sup>۳</sup> (از ۶۰

#### نمونه‌برداری خاک و تجزیه‌های آزمایشگاهی

با استفاده از دستگاه موقعیت‌یاب جهانی (GPS)<sup>۱</sup> از ۱۴۲ نقطه مشخص شده در منطقه مطالعاتی، اقدام به نمونه‌برداری از عمق ۰ تا ۳۰ سانتی‌متری گردید (شکل ۱). برای تعیین تاریخ مناسب جهت نمونه‌برداری، اقدام به بررسی تاریخ‌های گذر ماهواره لندست ۸ از منطقه مورد مطالعه شد و با توجه به اینکه تصاویر لندست ۸ در هوای ابری قابل استفاده نمی‌باشند، در تاریخ ۹۸/۴/۱۰ که هوا صاف و مصادف با زمان گذر ماهواره بود، اقدام به نمونه‌برداری از منطقه گردید تا بیشترین ارتباط بین داده‌های سنجنش از دوری و اندازه‌گیری‌های زمینی برقرار شود. در این پژوهش به دلیل شرایط کوهستانی منطقه و دشوار بودن رفت و آمد به بخش‌هایی از منطقه، تعیین نقاط نمونه‌برداری به روش تصادفی و به‌گونه‌ای صورت گرفت که ضمن داشتن حداکثر

پیش‌پردازش آن بود. در مرحله پیش‌پردازش، خطاهای موجود بر روی داده‌های خام از قبیل خطاهای رادیومتری، اتمسفری، هندسی و غیره تصحیح گردید. لذا به‌منظور کنترل کیفیت داده‌ها و وجود خطاهای هندسی و رادیومتری، داده‌ها مورد بررسی اولیه قرار گرفتند. با توجه به زمین مرجع بودن این تصاویر، تصحیح هندسی به‌روش ثبت تصویر به تصویر انجام شد. تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ و مدل رقومی ارتفاع از نظر هندسی بر یکدیگر منطبق شدند. سپس با توجه به اهمیت تأثیر اثرات رادیومتریکی و جوی بر نتایج نهایی و محاسبه دمای سطح، از الگوریتم FLAASH<sup>۴</sup> برای تصحیح رادیومتریکی و اتمسفری تصویر لندست ۸ استفاده شد. این الگوریتم از مدل عبور اتمسفری MODTRAN<sup>۴</sup> برای تصحیح اتمسفری استفاده می‌کند که اطلاعاتی جانبی مانند زمان عبور ماهواره، ارتفاع سنجنده، موقعیت جغرافیایی منطقه، زاویه تابش خورشید و مدل اتمسفری منطقه را بکار می‌برد (Mishra *et al.*, 2014).

برای مدل‌سازی و تهیه نقشه خاک در این پژوهش از متغیرهای محیطی به‌عنوان ورودی مدل استفاده شد. برای تولید و استخراج این متغیرها از دو منبع مدل ASTER-GDEM و تصویر لندست ۸ استفاده شد. پس از آماده کردن مدل رقومی ارتفاع، متغیرهای مورد نظر شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب و ... توسط نرم‌افزار ساگا (SAGA)<sup>۵</sup> محاسبه و استخراج شدند. این شاخص‌ها در جدول (۱) آمده است. برخی دیگر از شاخص‌ها با استفاده از ترکیب‌های باندی مختلف تصویر لندست ۸ پس از پیش‌پردازش تصویر، محاسبه و استخراج شدند (جدول ۱). این متغیرها برای کلیه نقاط نمونه‌برداری شده خاک محاسبه و تهیه شدند. انتخاب متغیرهای محیطی مورد استفاده در پژوهش بر اساس مرور منابع و وابستگی‌شان با کربن آلی خاک صورت گرفت (Mahmoudabadi *et al.*, 2017; Müller *et al.*, 2016). در این مطالعه، از تابع VarImp در نرم‌افزار SAGA برای تعیین درجه اهمیت متغیرهای مؤثر در مدل‌سازی کربن آلی خاک استفاده شد. این تابع با ایجاد درخت‌های رگرسیون و همچنین و کمی-سازی رابط بین متغیرهای مورد استفاده و کربن آلی، درجه اهمیت هر متغیر در مدل‌سازی را تعیین می‌کند. این تابع نه تنها محاسبات مدل را امکان‌پذیر می‌سازد بلکه توابع داخلی برای پیش‌بینی مکانی کربن آلی را نیز بر اساس مدل RF ایجاد می‌کند (Wiesmeier *et al.*, 2011).

درجه شمالی تا ۵۶ درجه جنوبی) بوده و نخستین سامانه تهیه نقشه از زمین است که پوششی کامل از مناطق قطبی فراهم ساخته است. سنجنده ASTER با داشتن جفت باند استریو (3B, 3N) توانایی تولید مدل رقومی ارتفاع با توان تفکیک ۳۰ متر را دارد (Frey & Paul, 2012; Jarvis *et al.*, 2008). این نقشه به-صورت رایگان قابل دانلود از سایت سازمان نقشه‌برداری و زمین‌شناسی آمریکا (USGS)<sup>۱</sup> است. مدل‌های رقومی ارتفاع از اولین منابع داده سنجنش از دور، جهت پیش‌بینی ویژگی‌های خاک هستند (Croft *et al.*, 2012).

با توجه به اینکه وجود ابر در تصاویر لندست، امکان استفاده از آن را از بین می‌برد لذا در این مطالعه نیاز به تصاویر بدون ابر بود. به‌دلیل اینکه ارتفاع منطقه زیاد و منطقه وسیع است، بخش‌هایی از منطقه (بخصوص بخش‌های شمالی آن) اغلب در زمان‌های مختلف پوشیده از ابر بود. مناسب‌ترین تصویر از جهت عدم پوشش ابر برای منطقه، تصویر مربوط به تاریخ ۹۸/۴/۱۰ بود لذا در این پژوهش برای مدل‌سازی شاخص‌ها و خصوصیات طیفی مختلف از تصویر ماهواره لندست ۸ مربوط به تاریخ ۹۸/۴/۱۰ با پوشش ابر کمتر از ۱۰ درصد قابل دانلود به-صورت رایگان در سایت USGS استفاده شد. ماهواره لندست ۸ دارای دو سنجنده تصویربرداری زمینی عملیاتی<sup>۲</sup> (OLI) و مادون قرمز حرارتی<sup>۳</sup> (TIRS) می‌باشد. سنجنده OLI دارای ۹ باند طیفی شامل ۸ باند با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و یک باند با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر است و سنجنده TIRS دارای دو باند حرارتی ۱۰ و ۱۱ با قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰ متر است (Barsi *et al.*, 2014). همچنین در این مطالعه از محصول بخار آب (MOD07) با وضوح ۵۰۰۰ متر برای برآورد LST بر مبنای باندهای حرارتی تصویر لندست ۸ استفاده شد.

#### مدل‌سازی تغییرات کربن آلی خاک

در این مطالعه عملکرد نقشه‌برداری رقومی خاک در مدل‌سازی کربن آلی در حالت‌های استفاده از (۱) متغیرهای زمینی به‌دست آمده از مدل رقومی ارتفاع، (۲) متغیرهای مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای و (۳) ترکیب متغیرهای زمینی و سنجنش از دوری، ارزیابی و با یکدیگر مقایسه شدند (Grimm *et al.*, 2008; Ma *et al.*, 2019).

برای استخراج اطلاعات صحیح از تصویر ماهواره‌ای، نیاز به

4 Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes System for Automated Geoscientific Analyses

1 The United States Geological Survey  
2 Operational Land Imager  
3 Thermal Infrared Sensor

جدول ۱- متغیرهای محیطی مورد استفاده در پژوهش

نرم افزار	منبع	علامت اختصاری متغیر	نام متغیر	متغیرهای محیطی
	(Böhner <i>et al.</i> , 2001; Davy & Koen, 2014)	DEM	Elevation	مستخرج از DEM
SAGA GIS <sup>۱</sup>	(Zevenbergen & Thorne, 1987)	asp-sin	Aspect (sin)	
SAGA GIS	(Zevenbergen & Thorne, 1987)	asp-cos	Aspect (cos)	
SAGA GIS	(Freeman, 1991)	CATCHMENT	Catchment area	
SAGA GIS	(Böhner & Selige, 2006)	MSP	Mid Slope Position	
WhiteboxTools	(Lindsay, 2018)	DiffMax	Maximum Difference from Mean Elevation	
SAGA GIS	(Gallant & Dowling, 2003)	MRRTF	Multi Resolution Ridge Top Flatness	
SAGA GIS	(Zevenbergen & Thorne, 1987)	GenCurv	General Curvature	
SAGA GIS	(Zevenbergen & Thorne, 1987)	HILL	Hillshade	
SAGA GIS	(Köthe & Lehmeier, 1996)	CONV	Convergence index	
SAGA GIS	(Zevenbergen & Thorne, 1987)	TotCurv	Total Curvature	
SAGA GIS	(Desmet & Govers, 1996)	LS	Topographic Factor	
MATLAB <sup>۲</sup>	(Liang, 2001)	Albedo	Albedo	مستخرج از تصاویر ماهواره ای
MATLAB	(Weng <i>et al.</i> , 2019)	LST	Land Surface Temperature	
MATLAB	(Firozjaei <i>et al.</i> , 2018)	Emissivity	Emissivity	
MATLAB	(Firozjaei <i>et al.</i> , 2019)	Incidence	Incidence	

و سنجش از دوری انجام شد. دقت نتایج مدل سازی کربن آلی خاک در سه حالت مذکور با یکدیگر مقایسه شد. در نهایت بر اساس بهترین حالت، نقشه کربن آلی خاک منطقه مورد مطالعه تهیه شد.

#### ارزیابی مدل

برای ارزیابی دقت مدل در برآورد مقدار کربن آلی خاک از ۷۰ درصد داده ها (۹۹ داده) برای آموزش و از ۳۰ درصد آنها (۴۳ داده) برای ارزیابی مدل استفاده شد. برای تعیین دقت مدل، معیارهای ضریب همبستگی ( $R^2$ ) و RMSE با استفاده از رابطه های (۱) و (۲) محاسبه شدند.

(رابطه ۱)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{observed} - Y_{predicted})^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{Y}_{observed} - Y_{predicted})^2}$$

(رابطه ۲)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (observed_i - predicted_i)^2}{N}}$$

که در آن N تعداد نمونه ها،  $Y_{predicted}$  مقادیر برآورد شده،  $Y_{observed}$  مقادیر مشاهده شده و  $\bar{Y}_{observed}$  میانگین مقادیر مشاهده شده است.

#### تهیه نقشه رقومی خاک (DSM)<sup>۳</sup>

در روش نقشه برداری رقومی خاک، خصوصیات خاک با استفاده از متغیرهای کمکی و داده های زمینی و با استفاده از یک روش مدل سازی، پیش بینی و به صورت رقومی نقشه سازی می شوند (Ma *et al.*, 2019). در مطالعه حاضر از مدل RF برای مدل سازی و برآورد کربن آلی خاک استفاده شد (Breiman, 2001). جنگل تصادفی یکی از مدل های تصمیم گیری درختی بوده و در DSM پرکاربرد است چراکه محدودیت های موجود در سایر انواع تصمیم گیری ها و رگرسیون ها را ندارد. RF چندین مزیت دارد از جمله اینکه روابط غیرخطی به طور مؤثر مورد تجزیه و تحلیل قرار می گیرد، تفسیر کمی و کیفی داده ها با این روش آسان تر است، داده های گم شده در این روش مشکلی ایجاد نمی کنند، بیش برآورد مدل در این روش کم است و در نتیجه دقت پیش بینی بالاتر است (Zhao *et al.*, 2019). این روش در نرم افزار R پیاده سازی و اجرا شد. برای بررسی سطح معناداری تفاوت میانگین مقادیر کربن آلی اندازه گیری و برآورد شده بر اساس حالت های مختلف، از تحلیل Analysis of variance (ANOVA) استفاده شد. در این تحلیل بر اساس مقادیر محاسبه شده برای آماره F و p-value سطح معناداری تعیین می شود (Tabachnick & Fidell, 2007). در این مطالعه مدل سازی کربن آلی خاک در سه حالت استفاده از (۱) متغیرهای به دست آمده از DEM، (۲) متغیرهای مستخرج از تصاویر ماهواره ای و (۳) ترکیب متغیرهای به دست آمده از DEM

1 Geographic Information System

2 MATrix LABoratory

3 Digital Soil Mapping

## نتایج

### تغییرات کربن آلی در منطقه

نتایج نشان داد که خاک‌های منطقه از نظر کربن آلی نسبتاً غنی بودند اما پراکندگی آن در منطقه یکسان نبود. بیشترین مقدار اندازه‌گیری شده کربن ۵/۴ و کمترین آن ۰/۶ درصد بود. این منطقه به دلیل شرایط کوهستانی و برخورداری از بارش نسبتاً کافی و همچنین چرای دام و وجود پوشش گیاهی دارای خاک-های با مقدار مناسب کربن آلی می‌باشند. مقادیر بالای کربن آلی اغلب در مراتع و مقادیر پایین در زمین‌های زراعی دیده شد. این نتیجه به این دلیل بود که اغلب مراتع در منطقه مورد مطالعه تحت چرای دام قرار دارند و نه تنها توسط انسان مورد شخم و عملیات کشاورزی قرار نمی‌گیرند بلکه فضولات دام‌ها نیز دائماً در آن‌ها تجمع یافته و در نتیجه مقدار کربن آلی افزایش می‌یابد.

### تغییرات خصوصیات توپوگرافی و طیفی در منطقه

مقادیر آماره‌های مربوط به خصوصیات توپوگرافی و طیفی مورد استفاده در مدل‌سازی کربن آلی خاک در جدول (۲) ارائه شده است. مقدار انحراف معیار شاخص‌های مورد استفاده بسیار متفاوت بود که نشان‌دهنده توزیع مکانی ناهمگن این خصوصیات در منطقه مورد مطالعه است. بیشترین مقدار پراکندگی شاخص-های مستخرج از DEM مربوط به Catchment area و ارتفاع با انحراف معیار به ترتیب برابر ۶۳۵۱۳/۳۰ و ۴۵۴/۹۲ بود. میزان ناهمگنی توزیع مکانی شاخص‌های طیفی بدست آمده از تصویر ماهواره‌ای در مقایسه با شاخص‌های دیگر کمتر بود به طوری که بیشترین مقدار پراکندگی مربوط به شاخص Incidence با انحراف معیار برابر با ۶/۴۲ بود.

جدول ۲- مقادیر آماره‌های مربوط به خصوصیات توپوگرافی و طیفی مورد استفاده در مدل‌سازی کربن آلی خاک برای تاریخ ۹۷/۴/۱۰

متغیرهای محیطی	نام متغیر	میانگین	انحراف معیار	حداقل	حداکثر
مستخرج از DEM	Elevation	۲۱۰۵/۵۷	۴۵۴/۹۲	۱۵۵۰/۰۰	۴۳۶۳/۰۰
	Aspect (sin)	۰/۰۱۶	۰/۷۱	۱	-۱
	Aspect (cos)	۰/۰۰۱	۰/۷۱	-۱	۱
	Catchment Area	۱۷۵۱۲/۳۸	۶۳۵۱۳/۳۰	۹۰۰/۰۰	۴۳۷۱۷۲۷/۰۰
	Mid Slope Position	۰/۴۵	۰/۲۷	۰/۰۰	۰/۹۹
	Maximum Difference from Mean Elevation	-۰/۳۰	۷۸/۸۳	-۳۰۸/۰۰	۵۸۳/۰۰
	Multi Resolution Index of Ridge Top Flatness	۰/۴۸	۰/۷۴	۰/۰۰	۴/۹۸
	General Curvature	۰/۰۰	۰/۰۱	-۰/۴۸	۰/۴۰
	Hillshade	۰/۹۴	۰/۳۹	۰/۰۲	۲/۲۲
	Convergence Index	-۰/۰۶	۱۷/۳۱	-۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰
مستخرج از تصویر ماهواره‌ای	Total Curvature	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۳
	Topographic Factor (LS)	۳/۲۸	۲/۸۷	۰/۰۳	۲۱/۷۷
	Albedo	۰/۱۳	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۶۹
	LST	۴۳/۴۷	۵/۳۱	۵/۸۷	۵۶/۳۵
	Emissivity	۰/۹۸	۰/۰۱	۰/۹۴	۰/۹۹
	Incidence	۲۷/۰۱	۶/۴۲	۵/۴۹	۶۳/۸۰

### متغیرهای مؤثر در برآورد کربن آلی خاک

برای هر یک از حالت‌های مدل‌سازی کربن آلی خاک، درجه اهمیت شاخص‌های توپوگرافی و طیفی در جدول (۳) نشان داده شده است. برای حالت "استفاده از شاخص‌های مستخرج از DEM" شاخص‌های ارتفاع، LS, MRRTF، برای حالت "استفاده از شاخص‌های مستخرج از تصویر ماهواره‌ای" شاخص‌های

Incidence, Emissivity و LST و برای بهترین حالت "استفاده از ترکیب شاخص‌های مستخرج از DEM و تصویر ماهواره‌ای"، Incidence, Emissivity و LST مؤثرترین متغیرهای محیطی برای مدل‌سازی کربن آلی در تیر ماه بودند. میانگین درجه اهمیت شاخص‌های توپوگرافی ۲۸/۱۱ و برای شاخص‌های طیفی ۷۰/۱۲ در حالت ترکیب متغیرهای محیطی ثابت و پویا بود (جدول ۳).

جدول ۳- درجه اهمیت متغیرهای مورد استفاده برای حالت‌های مختلف در مدل‌سازی کربن آلی خاک در تاریخ ۹۷/۴/۱۰

متغیر	متغیرهای محیطی ثابت	متغیرهای محیطی پویا	ترکیب متغیرهای محیطی ثابت و پویا
Elevation	۱۰۰/۰	-	۵۰/۵
Aspect (sin)	۱۸/۱	-	۵/۴
Aspect (cos)	۰/۰	-	۸/۱
Catchment area	۲۹/۹	-	۱۴/۱
Mid Slope Position	۴۸/۷	-	۴۳/۵
Maximum Difference from Mean Elevation	۳۴/۱	-	۳۰/۳
Multi Resolution Ridge Top Flatness	۷۸/۸	-	۶۲/۳
General Curvature	۱۶/۴	-	۱۲/۳
Hillshade	۴۹/۱	-	۳۵/۱
Convergence index	۲/۴	-	۰/۰
Total Curvature	۲۸/۰	-	۳۴/۵
Topographic Factor	۵۷/۹	-	۴۱/۳
Albedo	-	۰/۰	۵۳/۳
Land Surface Temperature	-	۲۶/۲	۶۴/۱
Emissivity	-	۱۰۰/۰	۱۰۰/۰
Incidence	-	۷۴/۴	۶۳/۱

#### دقت مدل سنجش از دور

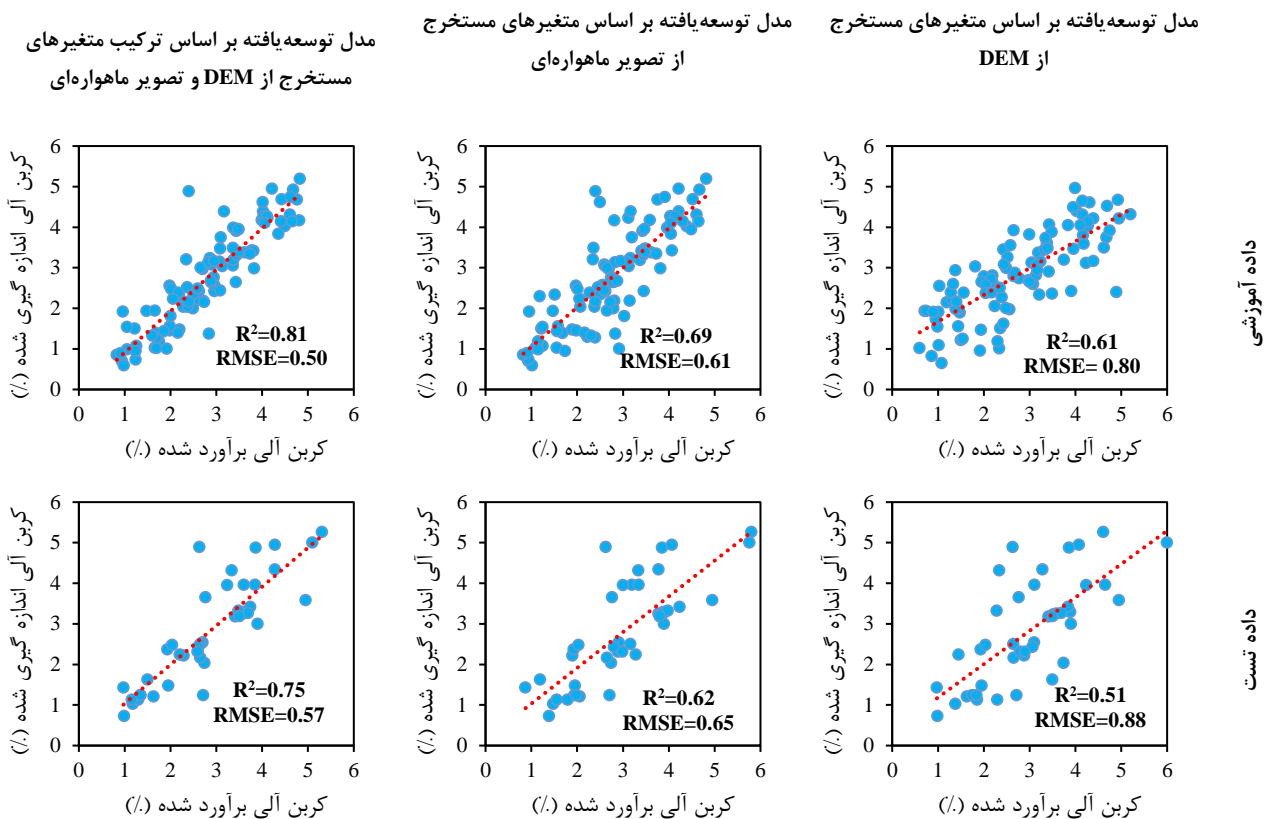
پس از مدل‌سازی و برآورد کربن آلی خاک بر اساس سه مدل توسعه‌یافته، برای انتخاب بهترین مدل نتایج  $R^2$  و RMSE بین حالت‌های مختلف بر اساس داده‌های آموزشی و تست مقایسه شد (شکل ۲). مدل اول (شاخص‌های مستخرج از DEM) به‌عنوان حالت مبنا در نظر گرفته شد و دو مدل دیگر نسبت به آن مقایسه شدند و در نهایت مشخص شد که ترکیب این شاخص‌ها با شاخص‌های حاصل از تصویر ماهواره‌ای که شاخص‌های پویا و دینامیک هستند، نتایج دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌ها داشت و با بیشترین  $R^2$  بر اساس مجموعه داده‌های آموزشی (۰/۸۱) و کمترین RMSE (۰/۵۰) به‌عنوان بهترین مدل برآورد کننده کربن آلی در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. میزان بهبود و افزایش  $R^2$  برای مدل دوم و سوم نسبت به حالت مبنا (شاخص‌های مستخرج از DEM) به ترتیب ۱۳٪ و ۳۲٪ بود. میزان کاهش RMSE برای حالت دوم و سوم نسبت به مدل اول ۲۳٪ و ۳۷٪ بود.

بیشترین  $R^2$  بر اساس مجموعه داده‌های تست (۰/۷۵) و کمترین RMSE (۰/۵۷) متعلق به حالت سوم بود که به‌عنوان بهترین مدل برآورد کننده کربن آلی در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. میزان بهبود و افزایش  $R^2$  برای مدل دوم و سوم نسبت به حالت مبنا (شاخص‌های مستخرج از DEM) بر اساس مجموعه داده‌های تست به ترتیب ۲۱٪ و ۴۷٪ بود. میزان کاهش RMSE برای حالت دوم و سوم نسبت به مدل اول ۲۶٪ و ۳۵٪ بود. در حالت کلی بر اساس نتایج شکل (۲)، میزان  $R^2$  و RMSE

در بهترین حالت، بر اساس مجموعه داده‌های آموزشی نسبت به مجموعه داده‌های تست بیشتر بود.

میانگین و انحراف معیار کربن آلی اندازه‌گیری شده خاک به ترتیب ۲/۸۰ و ۱/۲۲ درصد بود. این مقادیر نشان‌دهنده توزیع مکانی ناهمگن کربن آلی در منطقه مورد مطالعه است. میانگین کربن آلی برآورد شده با بهترین مدل (حالت سوم) (۳/۴۰٪) نسبت به دو حالت دیگر به میانگین کربن آلی اندازه‌گیری شده در منطقه (۲/۸۰٪) نزدیک‌تر بود. انحراف معیار کربن آلی اندازه‌گیری شده در خاک ۱/۲۲ بود در حالی که مقدار برآورد شده با مدل اول (۱/۴۹) مدل دوم (۱/۶۵) و مدل سوم (بهترین مدل) (۱/۵۳) بود. مقدار F و P-value به‌دست‌آمده از تحلیل ANOVA برای مقادیر کربن خاک برآورد شده در حالت‌های مختلف به ترتیب ۱۱/۲۵ و ۰/۰۰۸ بود. اختلاف بین مقادیر میانگین کربن خاک برآورد شده در حالت‌های مختلف در سطح اطمینان ۹۹ درصد بر اساس تحلیل ANOVA تأیید شد. می‌توان نتیجه گرفت که نتایج به‌دست‌آمده برای مدل‌سازی کربن آلی خاک بر اساس حالت‌های استفاده از (۱) متغیرهای زمینی، (۲) شاخص‌های طیفی و (۳) ترکیب متغیرهای زمینی و شاخص‌های طیفی، تفاوت معنی‌داری با یکدیگر دارند. از این‌رو، استفاده از شاخص‌های طیفی و ترکیب آن با متغیرهای زمینی در بهبود دقت مدل‌سازی کربن آلی خاک قابل ملاحظه است.





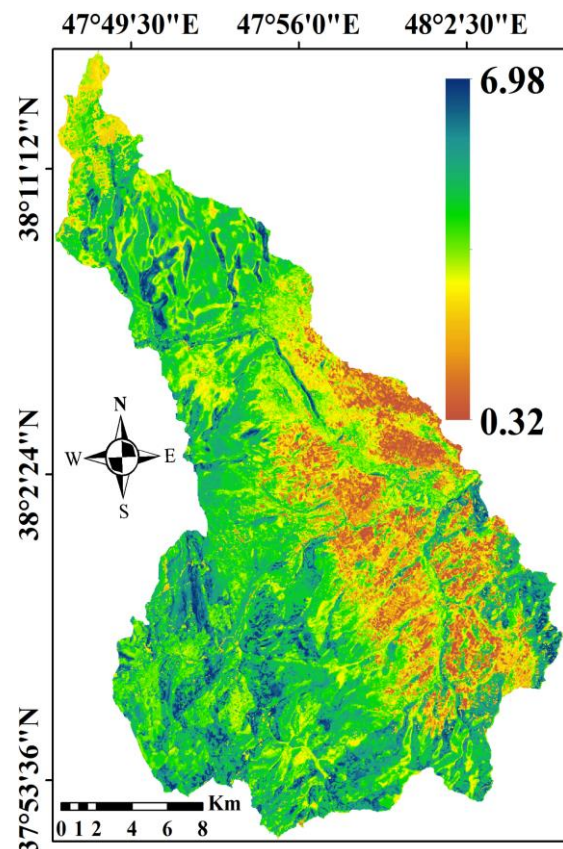
شکل ۲- ارزیابی مدل‌های مختلف با استفاده از آماره‌های  $R^2$  و RMSE بین مقادیر کربن آلی اندازه‌گیری شده و برآورد شده بر اساس مجموعه داده‌های آموزشی و تست

### توزیع مکانی کربن آلی خاک

نقشه کربن آلی خاک منطقه مورد مطالعه به دست آمده از بهترین مدل در شکل (۳) نشان داده شده است. بر اساس پیش‌بینی مدل، بیشترین و کمترین مقدار کربن آلی خاک در منطقه ۶/۹۸ و ۰/۳۲ درصد بود. بیشترین مقدار کربن در مناطق حاشیه‌ای منطقه (شمال و جنوب غرب) با کاربری مرتع و کمترین مقدار آن در نزدیکی خروجی حوضه (شرق) با کاربری زمین‌های شهری و کشاورزی دیده شد. میانگین و انحراف معیار مقدار کربن آلی برآورد شده در منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۰/۳۱ و ۰/۷۳ بود. مقدار انحراف معیار نشان داد که توزیع مکانی مقادیر کربن آلی خاک منطقه مورد مطالعه ناهمگن بود.

### بحث

نقشه‌سازی رقومی خاک یکی از روش‌های مفید برای برآورد و پیش‌بینی رقومی خصوصیات خاک است که در سال‌های اخیر توسعه یافته است. در این روش خصوصیات خاک با استفاده از داده‌های زمینی، آزمایشگاهی و همچنین متغیرهای محیطی و با استفاده از روش‌های مدل‌سازی از جمله روش‌های رگرسیون، شبکه عصبی و الگوریتم‌های ماشین‌بردار مدل‌سازی می‌شوند (Akpa et al., 2014; Ma et al., 2019). در این پژوهش کربن



شکل ۳- نقشه توزیع مکانی کربن آلی خاک بر اساس بهترین مدل بر مبنای ترکیب داده‌های سنجش از دور

مسخرج از DEM شناخته شد. بارش بیشتر در ارتفاعات بالاتر، رطوبت خاک را افزایش و دمای خاک در این مناطق را کاهش می‌دهد (Lloyd, 2005). درجه حرارت پایین باعث کاهش سرعت تجزیه مواد آلی در خاک، افزایش پوشش گیاهی و مواد آلی می‌شود. در ارتفاعات بالاتر، به دلیل غیرقابل دسترس و صعب‌العبور بودن، کشت غیرمعمول بود. عملیات کشت باعث تخریب ساختمان خاک شده و در نتیجه حرکت ذرات خاک به دلیل رواناب و فرسایش بیشتر شده و در نهایت باعث هدررفت می‌گردد. این نتایج با نتایج (Osunbitan *et al.*, 2005) شباهت داشت. در دو حالت دیگر ("استفاده از شاخص‌های مستخرج از تصویر ماهواره‌ای" و "استفاده از ترکیب شاخص‌های سنجش از دوری" متغیر Emissivity که بیان‌گر توانایی سطح زمین و پدیده‌ها در جذب و تابش انرژی در طول موج مادون قرمز حرارتی است و تابعی از خصوصیات بیوفیزیکی و توپوگرافی سطح است، نسبت به شاخص‌های دیگر تأثیر بیشتری در خواص خاک از جمله کربن آلی داشت. هرچه میزان کربن آلی خاک بیشتر باشد، جذب و نگهداری رطوبت در خاک بیشتر، رنگ خاک تیره‌تر و جذب انرژی تابشی توسط خاک بیشتر می‌شود (Kopacková *et al.*, 2018). (Gao *et al.*, 2017) بیان کردند که شیب، ارتفاع، رطوبت خاک و رس مهم‌ترین عوامل مؤثر بر کربن آلی خاک هستند.

در این مطالعه ترکیب شاخص‌های ثابت مستخرج از DEM و شاخص‌های پویا و دینامیک مستخرج از تصویر ماهواره‌ای به‌طور همزمان باعث افزایش دقت مدل‌سازی و عملکرد مدل در برآورد کربن آلی شد؛ به‌طوری‌که میزان  $R^2$  در حالت مذکور نسبت به حالت استفاده از شاخص‌های مستخرج از DEM ۲۱٪ و نسبت به حالت استفاده از شاخص‌های مستخرج از تصویر ماهواره‌ای به-تنهایی ۴۷ درصد افزایش نشان داد (جدول ۴). این نتیجه نشان داد که شاخص‌های پویا به‌دلیل ثبت تغییرات سطح خاک و خصوصیات بیوفیزیکی سطح در ترکیب با شاخص‌های ثابت می‌توانند نقش مؤثری در بهبود عملکرد مدل داشته باشند چراکه ترکیب این دو گروه متغیر محیطی می‌تواند پوشش مناسب‌تر و کامل‌تری از سطح خاک ارائه دهند. به‌عنوان مثال شاخص Emissivity می‌تواند منعکس‌کننده خصوصیات بافت، رنگ، رطوبت خاک باشد و اطلاعات مفیدی از خصوصیات خاک را دربر داشته و در نتیجه در بهبود توانایی مدل‌سازی مفید باشد (Liang, 2001; Ullah *et al.*, 2012).

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه متغیرهای محیطی با منشاء داده‌های سنجش از دور و اندازه‌گیری‌های زمینی خاک با یکدیگر ترکیب شدند تا

آلی خاک که یکی از متغیرهای مهم در خاک است با استفاده از روش DSM و به‌کمک الگوریتم جنگل تصادفی پیش‌بینی شد. بررسی توزیع مکانی کربن در مدیریت حاصلخیزی خاک و همچنین در مدیریت پایدار زمین‌های کشاورزی حائز اهمیت است (Goodman *et al.*, 2012). این ویژگی بر سایر خصوصیات خاک از جمله رنگ خاک، دمای خاک، رشد و فعالیت میکروارگانیسم-های خاک، ساختمان و خصوصیات فیزیکی و هیدرولیکی و سایر خصوصیات خاک تأثیر دارد (Davidson & Janssens, 2006).

شرایط توپوگرافی و خصوصیات فیزیوگرافی و بیوفیزیکی سطح در منطقه غیریکنواخت بود که این غیریکنواختی، توزیع کربن در منطقه را تحت تأثیر قرار داد (جدول ۲). محققان دیگری نیز به تأثیر غیریکنواختی متغیرهای محیطی بر توزیع مکانی غیر-یکنواخت خصوصیات خاک اشاره کردند (Gholizadeh *et al.*, 2018; Popescu *et al.*, 2005). Babaei *et al.* (2016) نیز در مطالعه خود به بررسی اثر شرایط توپوگرافی بر توزیع کربن آلی در دیم‌زارهای نیمه‌خشک پرداختند و بیان کردند که شاخص‌های توپوگرافی خبسی، تندی شیب و انحنای حداکثر، به‌ترتیب بیشترین همبستگی را با مقدار کربن آلی داشتند. همچنین تنوع و غیریکنواختی در کاربری، توپوگرافی و سایر خصوصیات خاک باعث غیریکنواختی خصوصیات خاک از نظر مکانی می‌گردند (Popescu *et al.*, 2005). مقدار میانگین ( $2/8\%$ ) و حداکثر ( $5/4\%$ ) کربن آلی خاک اندازه‌گیری شده در منطقه نشان داد که این منطقه دارای خاک غنی از ماده آلی است (جدول ۵). بیشترین مقدار آن در مراتع و کمترین مقدار علاوه بر زمین‌های شهری و روستایی در کاربری زمین‌های زراعی دیده شد (شکل ۳ و ۱-ج). کربن آلی مراتع به‌دلیل دست‌نخورده بودن زمین و عدم انجام شخم و زراعت در آنها کمتر مورد استفاده و تجزیه قرار می‌گیرد و از طرفی رها شدن فضولات ناشی از چرای دام‌ها به‌عنوان کود آلی در مراتع موجب افزایش این عنصر در خاک می‌گردد. مدیریت صحیح مراتع از طریق حفاظت خاک از فرسایش نیز سبب حفظ پتانسیل ذخیره‌ای کربن در اکوسیستم‌های مرتعی می‌شود. به-دلیل ارتفاع کمتر و یکنواختی شیب در بخش‌های مرکزی منطقه و در نتیجه سهولت دسترسی، زمین‌های کشاورزی تراکم بیشتری در این بخش دارد و از آنجاکه میزان شخم‌خوردگی این زمین‌ها و در نتیجه تجزیه کربن در آنها بیشتر است میزان کربن آلی نسبت به مراتع و بخش‌های حاشیه‌ای و جنوبی منطقه کمتر می-باشد (شکل ۳).

متغیر ارتفاع به‌دلیل تأثیر بر شرایط اقلیمی از جمله دمای هوا، بارش و دمای سطح زمین بر میزان کربن آلی خاک تأثیرگذار بود و جزو مؤثرترین متغیرها در حالت "استفاده از شاخص‌های

طرفی استفاده از داده‌های سنجش از دور می‌تواند هزینه نمونه-برداری‌های خاک و در نتیجه نقشه‌برداری خاک را کاهش دهد. منطقه مورد مطالعه در این پژوهش یک منطقه کوهستانی بود که به دلیل تغییرات ناگهانی شیب، دارای شرایط و خصوصیات خاص، هیدرولوژیکی و ناهمگنی در خصوصیات خاک بود و این ناهمگنی در میزان کربن آلی در خاک نیز مؤثر بود و سبب ناهمگنی توزیع کربن آلی در منطقه شد. در این پژوهش نشان داده شد که مدل ارائه شده برای تولید نقشه کربن آلی خاک برای مناطق با خصوصیات محیطی مشابه منطقه مورد مطالعه کارایی بالایی دارد. با این حال، پژوهش‌های بیشتری در مورد تأثیر متغیرهای محیطی بر دقت روش DSM همچنان مورد نیاز است.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

## REFERENCES

- Akpa, S. I., Odeh, I. O., Bishop, T. F., & Hartemink, A. E. (2014). Digital mapping of soil particle-size fractions for Nigeria. *Soil Science Society of America Journal*, 78(6), 1953-1966
- Barsi, J. A., Schott, J. R., Hook, S. J., Raqueno, N. G., Markham .B. L., & Radocinski, R. G. (2014). Landsat-8 thermal infrared sensor (TIRS) vicarious radiometric calibration. *Remote Sensing*, 6(11), 11607-11626
- Behrens, T., Schmidt, K., Ramirez-Lopez, L., Gallant, J., Zhu, A.-X., & Scholten, T. (2014). Hyper-scale digital soil mapping and soil formation analysis. *Geoderma*, 213, 578-588
- Bogunovic, I., Trevisani, S., Pereira, P., & Vukadinovic, V. (2018). Mapping soil organic matter in the Baranja region (Croatia): Geological and anthropic forcing parameters. *Science of the Total Environment*, 643, 335-345
- Böhner, J., Koethe, R., Conrad, O., Gross, J., Ringeler, A., & Selige, T. (2001). Soil regionalisation by means of terrain analysis and process parameterisation. *Soil classification*(7), 213
- Böhner, J., & Selige, T. (2006). Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalisation.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32
- Carré, F., McBratney, A. B., Mayr, T., & Montanarella, L. (2007). Digital soil assessments: Beyond DSM. *Geoderma*, 142(1-2), 69-79
- Castaldi, F., Palombo, A., Santini, F., Pascucci, S., Pignatti, S., & Casa, R. (2016). Evaluation of the potential of the current and forthcoming multispectral and hyperspectral imagers to estimate soil texture and organic carbon. *Remote Sensing of Environment*, 179, 54-65
- Chen, H., Fan, L., Wu, W., & Liu, H.-B. (2017). Comparison of spatial interpolation methods for soil moisture and its application for monitoring drought. *Environmental monitoring and assessment*, 189(10), 525
- Costa, E. M., Samuel-Rosa, A., & Anjos, L. H. C. d. (2018). Digital elevation model quality on digital soil mapping prediction accuracy. *Ciência e Agrotecnologia*, 42(6), 608-622
- Croft, H., Kuhn, N., & Anderson, K. (2012). On the use of remote sensing techniques for monitoring spatio-temporal soil organic carbon dynamics in agricultural systems. *Catena*, 94, 64-74
- Davidson, E. A., & Janssens, I. A. (2006). Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature*, 440(7081), 165
- Davy, M., & Koen, T. (2014). Variations in soil organic carbon for two soil types and six land uses in the Murray Catchment, New South Wales, Australia. *Soil Research*, 51(8), 631-644
- Desmet, P., & Govers, G. (1996). A GIS procedure for automatically calculating the USLE LS factor on topographically complex landscape units. *Journal of Soil and Water Conservation*, 51(5), 427-433
- Dharumarajan, S., Hegde, R., & Singh, S. (2017). Spatial prediction of major soil properties using Random Forest techniques-A case study in semi-arid tropics of South India. *Geoderma Regional*, 10, 154-162
- Fatholouloumi, S., Vaezi, A. R., Alavipanah, S. K., Ghorbani, A., & Biswas, A. (2020). Comparison of spectral and spatial-based approaches for mapping the local variation of soil moisture in a semi-arid mountainous area. *Science of the Total Environment*, 138319
- Firozjaei, M. K., Kiavarz, M., Alavipanah, S. K., Lakes, T., & Qureshi, S. (2018). Monitoring and forecasting heat island intensity through multi-temporal image analysis and cellular automata-

- Markov chain modelling: A case of Babol city, Iran. *Ecological indicators*, 91, 155-170
- Firozjaei, M. K., Kiavarz, M., Nematollahi, O., Karimpour Reihan, M., & Alavipanah, S. K. (2019). An evaluation of energy balance parameters, and the relations between topographical and biophysical characteristics using the mountainous surface energy balance algorithm for land (sebal). *International Journal of Remote Sensing*, 1-31
- Forkuor, G., Hounkpatin, O. K., Welp, G., & Thiel, M. (2017). High resolution mapping of soil properties using remote sensing variables in south-western Burkina Faso: a comparison of machine learning and multiple linear regression models. *PloS one*, 12(1), e0170478.
- Freeman, T. G. (1991). Calculating catchment area with divergent flow based on a regular grid. *Computers & geosciences*, 17(3), 413-422.
- Frey, H., & Paul, F. (2012). On the suitability of the SRTM DEM and ASTER GDEM for the compilation of topographic parameters in glacier inventories. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 480-490.
- Gallant, J. C., & Dowling, T. I. (2003). A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 3(12)9.
- Gao, Z., Tong, B., Horton, R., Mamtimin, A., Li, Y., & Wang, L. (2017). Determination of desert soil apparent thermal diffusivity using a conduction-convection algorithm. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(18), 9569-9578
- Gholizadeh, A., Žižala, D., Saberioon, M., & Borůvka, L. (2018). Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. *Remote Sensing of Environment*, 218, 89-103.
- Goodman, J., Owens, P., & Libohova, Z. (2012). Predicting soil organic carbon using mixed conceptual and geostatistical models. *Digital soil assessments and beyond*, 155-159.
- Grimm, R., Behrens, T., Märker, M., & Elsenbeer, H. (2008). Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island—Digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, 146(1-2), 102-113.
- Guo, L. B., & Gifford, R. (2002). Soil carbon stocks and land use change: a meta analysis. *Global change biology*, 8(4), 345-360
- İmamoğlu, M. Z., & Sertel, E. (2016). Analysis of different interpolation methods for soil moisture mapping using field measurements and remotely sensed data. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 3(3), 11-25
- Jarvis, A., Reuter, H. I., Nelson, A., & Guevara, E. (2008). (Hole-filled SRTM for the globe Version 4. available from the CGIAR-CSI SRTM 90m Database (<http://srtm.csi.cgiar.org>).
- Kopacková, V., Jelének, J., Koucká, L., Fárová, K., & Píkl, M. (2018). *Modelling soil Organic Carbon and mineral composition using reflectance and emissivity data*. Paper presented at the EGU General Assembly Conference Abstracts
- Köthe, R., & Lehmeier, F. (1996). SARA—System zur Automatischen Relief-Analyse, Benutzerhandbuch. *Department of Geography, University of Göttingen, Göttingen*
- Liang, S. (2001). Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I: Algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 76(2), 213-238
- Lindsay, J. B. (2018). WhiteboxTools User Manual. In: DOI
- Lloyd, C. (2005). Assessing the effect of integrating elevation data into the estimation of monthly precipitation in Great Britain. *Journal of Hydrology*, 308(1-4), 128-150
- Ma, Y., Minasny, B., Malone, B., & McBratney, A. (2019). Pedology and digital soil mapping (DSM). *European Journal of Soil Science*
- Ma, Y., Minasny, B., & Wu, C. (2017). Mapping key soil properties to support agricultural production in Eastern China. *Geoderma Regional*, 10, 144-153
- Mahmoodi, M. A., Mirzaie, M., & Bavaghar, M. P. (2018). Assessment of soil organic matter status using regression kriging technique and Landsat images. (In Farsi)
- Mahmoudabadi, E., Karimi, A., Haghnia, G. H., & Sepehr, A. (2017). Digital soil mapping using remote sensing indices, terrain attributes, and vegetation features in the rangelands of northeastern Iran. *Environmental monitoring and assessment*, 189(10), 500
- McBratney, A. B., Santos, M. M., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1-2), 3-52.
- Mishra, N., Haque, M. O., Leigh, L., Aaron, D., Helder, D., & Markham, B. (2014). Radiometric cross calibration of Landsat 8 operational land imager (OLI) and Landsat 7 enhanced thematic mapper plus (ETM+). *Remote Sensing*, 6(12), 12619-12638.
- Müller, B., Bernhardt, M., Jackisch, C., & Schulz, K. (2016). Estimating spatially distributed soil texture using time series of thermal remote sensing—a case study in central Europe. *Hydrology and Earth System Sciences*(9), 3765-3775.
- Osunbitan, J., Oyedele, D., & Adekalu, K. (2005). Tillage effects on bulk density, hydraulic conductivity and strength of a loamy sand soil in southwestern Nigeria. *Soil and Tillage Research*, 82(1), 57-64.
- Popescu, R., Deodatis, G., & Nobahar, A. (2005). Effects of random heterogeneity of soil properties on bearing capacity. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 20(4), 324-341.
- Ramcharan, A., Hengl, T., Nauman, T., Brungard, C., Waltman, S., Wills, S., & Thompson, J. (2018). Soil property and class maps of the conterminous United States at 100-meter spatial resolution. *Soil*

- Science Society of America Journal*, 82(1), 186-201
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Experimental designs using ANOVA*: Thomson/Brooks/Cole Belmont, CA.
- Ullah, S., Schlerf, M., Skidmore, A. K., & Hecker, C. (2012). Identifying plant species using mid-wave infrared (2.5–6  $\mu\text{m}$ ) and thermal infrared (814  $\mu\text{m}$ ) emissivity spectra. *Remote Sensing of Environment*, 118, 95-102
- Vidana Gamage, D. N., Biswas, A., Strachan, I. B., & Adamchuk, V. I. (2018). Soil water measurement using actively heated fiber optics at field scale. *Sensors*, 18(4), 1116
- Walkley, A., & Black, I. A. (1934). An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil science*, 37(1), 29-38
- Weng, Q., Firozjaei, M. K., Sedighi, A., Kiavarz, M., & Alavipanah, S. K. (2019). Statistical analysis of surface urban heat island intensity variations: A case study of Babol city, Iran. *GIScience & remote sensing*, 56(4), 576-604
- Wiesmeier, M., Barthold, F., Blank, B., & Kögel-Knabner, I. (2011). Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. *Plant and soil*, 340(1-2), 7-24
- Zevenbergen, L. W., & Thorne, C. R. (1987). Quantitative analysis of land surface topography. *Earth Surface Processes and Landforms*, 12(1), 47-56
- Zhao, W., Duan, S.-B., Li, A., & Yin, G. (2019). A practical method for reducing terrain effect on land surface temperature using random forest regression. *Remote Sensing of Environment*, 221, 635-649.