

## بررسی توانایی سنجنده‌های ماهواره‌های لندست 8 و سنتینل 2A در تخمین ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک در دشت سمنان

مریم رئیسی، علی اصغر ذوالفقاری<sup>1</sup>، محمدرضا یزدانی و مرمر ثابتی زاده

کارشناس ارشد هواشناسی کشاورزی، دانشکده کویرشناسی، دانشگاه سمنان؛ m.raeesi718@semnan.ac.ir

دانشیار گروه مدیریت مناطق خشک، دانشکده کویرشناسی، دانشگاه سمنان؛ azolfaghari@semnan.ac.ir

دانشیار گروه بیابانزدایی، دانشکده کویرشناسی، دانشگاه سمنان؛ m\_yazdani@semnan.ac.ir

گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی مهندسی و فناوری کشاورزی، دانشگاه تهران؛ m.sabetizade@gmail.com

دریافت: 98/10/18 و پذیرش: 99/4/25

### چکیده

شناسایی تغییرات مربوط به کیفیت خاک از جمله مقدار ماده آلی خاک (SOM) از مهم‌ترین کاربردهای سنجنده‌های دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی است. فسفر قابل استفاده نیز عنصر اصلی برای رشد مناسب گیاهان است. هدف از این تحقیق، بررسی قابلیت داده‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای و مقایسه دقت نقشه‌های پیش‌بینی ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک تهیه‌شده با استفاده از تصاویر لندست 8 و سنتینل 2A بود. مکان نقاط نمونه‌برداری با استفاده از روش ابر مکعب لاتین مشروط (CLHS) برای 84 نمونه خاک در اراضی کشاورزی دشت سمنان تعیین شد. مقادیر ماده آلی به روش اکسیداسیون تر، و اندازه ذرات شن، رس و سیلت به روش هیدرومتری و فسفر قابل استفاده خاک به روش اولسن و سامرز اندازه‌گیری شد. متغیرهای کمکی شامل باندها و ترکیب باندها بودند. نتایج نشان داد که فسفر قابل استفاده خاک بیشترین همبستگی را با مقدار ماده آلی خاک داشت. نتایج حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی نشان داد که متغیرهای کمکی مستخرج از سنجنده تصویربردار چندطیفی (ماهواره سنتینل 2) نسبت به متغیرهای کمکی حاصل از ماهواره لندست 8 مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک را با دقت بیشتری برآورد کرده بود. همچنین، روش غیرخطی جنگل تصادفی با مقدار خطای اندک و ضریب تبیین مناسب، مقادیر مربوط به ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک را به خوبی برآورد کرد. مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) در برآورد SOM برای سنجنده تصویربردار چندطیفی (ماهواره سنتینل 2) به ترتیب 0/413 و 0/758 و برای سنجنده عملیاتی تصویربردار (ماهواره لندست 8) از زمین به ترتیب 0/432 و 0/736 به دست آمد. افزون بر آن، مقدار RMSE و  $R^2$  در برآورد فسفر قابل استفاده برای سنجنده تصویربردار چندطیفی به ترتیب 5/96 و 0/74 و برای سنجنده عملیاتی تصویربردار از زمین به ترتیب 7/24 و 0/56 به دست آمد.

واژه های کلیدی: نقشه‌برداری رقومی خاک، تصاویر ماهواره ای، مدل غیرخطی

<sup>1</sup> نویسنده مسئول، آدرس: سمنان، دانشگاه سمنان، دانشکده کویرشناسی، گروه مدیریت مناطق خشک

## مقدمه

ماده آلی خاک (SOM)<sup>1</sup> نقشی کلیدی در فرآیندهای مختلف کشاورزی و اکولوژیکی مربوط به حاصلخیزی خاک، چرخه ماده و تعاملات اتمسفری خاک نظیر ترسیب کربن ایفا می‌کند (لومباردو و همکاران، 2018). هم‌چنین، مقدار ماده آلی خاک به عنوان یکی از مهم‌ترین شاخص‌های مرتبط با کیفیت خاک مطرح است (آرشاد و مارتین، 2002). فسفر قابل استفاده نیز نقشی اساسی در زیست بوم‌های<sup>2</sup> کشاورزی داشته و بخش مهمی از زیست بوم‌های زمینی و آبی است. این عنصر در بسیاری از فعالیت‌های بیولوژیکی نقش دارد (ویتوسک و همکاران، 2010). جامعه علمی تلاش‌های قابل توجهی روی نقشه‌برداری مقدار ماده آلی خاک، مدل‌سازی تغییرات مکانی و تأیید نقش اصلی آن در عملکرد زیست بوم‌ها ایفاء نموده است (شیلای و همکاران 2017a). درحالی‌که برآورد مقدار فسفر قابل استفاده و تهیه نقشه آن کمتر مورد توجه بوده است.

امروزه داده‌های سنجنش‌ازدور و تصاویر ماهواره‌ای به دلیل سرعت، دقت و به‌روز بودن و هم‌چنین توانایی زیاد در تجزیه و تحلیل تصاویر، مورد توجه بسیاری از متخصصان در زمینه‌های مختلف علوم به‌ویژه بخش کشاورزی و منابع طبیعی قرار گرفته است. راسل و بوما (2016) اهمیت سنجنش‌ازدور را در علوم خاک و کشاورزی گزارش نموده اند. از این‌رو طی چند دهه‌ی گذشته، استفاده از روش‌های نقشه‌برداری برای پهنه‌بندی ویژگی‌های خاک افزایش یافته است (ریال و همکاران، 2015). نقشه‌برداری رقومی خاک<sup>3</sup> را می‌توان به‌صورت سامان‌دهی و طبقه‌بندی ویژگی‌های خاک به‌وسیله مدل‌های ریاضی مبتنی بر آمار با کمک دانش کارشناسی و متغیرهای کمکی تعریف کرد (لاگاجری و همکاران، 2007). نقشه‌برداری رقومی خاک برای پیش‌بینی توزیع مکانی ماده آلی خاک با استفاده از تکنیک‌های محاسباتی نرم‌افزاری مانند جنگل تصادفی<sup>4</sup>، رگرسیون بردار پشتیبان<sup>5</sup> و شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>6</sup> انجام می‌شود (وایسه و لاگاجری، 2015؛ بالاییو، 2009؛ تقی زاده مهرجردی و همکاران، 2016). الگوریتم‌های آماری هم چون جنگل تصادفی به شناسایی تأثیرگذارترین باندهایی می‌انجامد که

باعث افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی شده می‌شود (ناکس و همکاران، 2015). روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی<sup>7</sup> نیز از شناخته‌شده‌ترین روش‌های دسته‌بندی داده‌ها به شمار می‌آید (مصدیقی، 2005). با به‌کارگیری روش مذکور می‌توان بیشترین اطلاعات اولیه را تا حد امکان حفظ نمود. کاهش ابعاد داده‌ها با تبدیل مجموعه اصلی متغیرها به متغیرهای جدید انجام می‌شود که مؤلفه‌های اصلی به هم مرتبط نبوده و فقط چند مؤلفه اصلی اول (PCs)<sup>8</sup> بیشترین تغییرات موجود در متغیرهای اصلی را حفظ می‌کنند (سینگ و همکاران، 2011). مطالعات بسیاری برای نقشه‌برداری رقومی مقدار ماده آلی خاک صورت گرفته است، درحالی‌که مطالعات مشابه برای نقشه‌برداری مقدار فسفر قابل استفاده خاک اندک است. به‌عنوان مثال، چنگ و همکاران (2018)، عوامل مؤثر بر کل منابع فسفر خاک را مورد بررسی قرار داده اند.

نتایج آن‌ها نشان داده است که مقدار کل فسفر خاک<sup>9</sup> به‌طور مثبت و معنی داری با مقدار ماده آلی خاک همبستگی داشته اما در کلیه مناطق دارای همبستگی منفی با مقدار شن بوده است. جنونگ و همکاران (2017) مقدار ماده آلی، مقدار پتاسیم قابل‌جذب و فسفر قابل استفاده خاک را با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی و متغیرهای کمکی مانند شاخص‌های تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده<sup>10</sup>، تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده سبز<sup>11</sup> و ارتفاع به‌عنوان متغیرهای ورودی برآورد نموده اند. آن‌ها با اجرای مدل جنگل تصادفی همبستگی مناسبی بین مقدار ماده آلی پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده به دست آورده اند (0/42 در 100 بار اجرای مدل) و چنین نتیجه گرفته اند که جنگل تصادفی دارای بهترین عملکرد بوده است. کامرا و همکاران (2017) در پژوهشی از دو مدل رگرسیون لجستیک چندمتغیره و جنگل تصادفی استفاده کرده و نقشه رقومی کلاس‌های انواع خاک، عمق و بافت خاک و نیز ویژگی‌هایی مانند هدایت الکتریکی، پ‌هاش و ماده آلی خاک را تهیه کرده اند. نتایج آن‌ها نشان داده است که مدل جنگل تصادفی نسبت به مدل دیگر عملکرد بهتری برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک منطقه داشته و پیش‌بینی آن نسبت به مدل دیگر خطای کمتری داشته است.

1. Soil organic matter

2. ecosystems

3. Digital soil mapping

4. Random forest (RF)

5. Support vector regression (SVR)

6. Artificial neural network (ANN)

7. Principal component analysis

8. Principal components

9. Soil total phosphorus (STP)

10. Normalized difference vegetation index

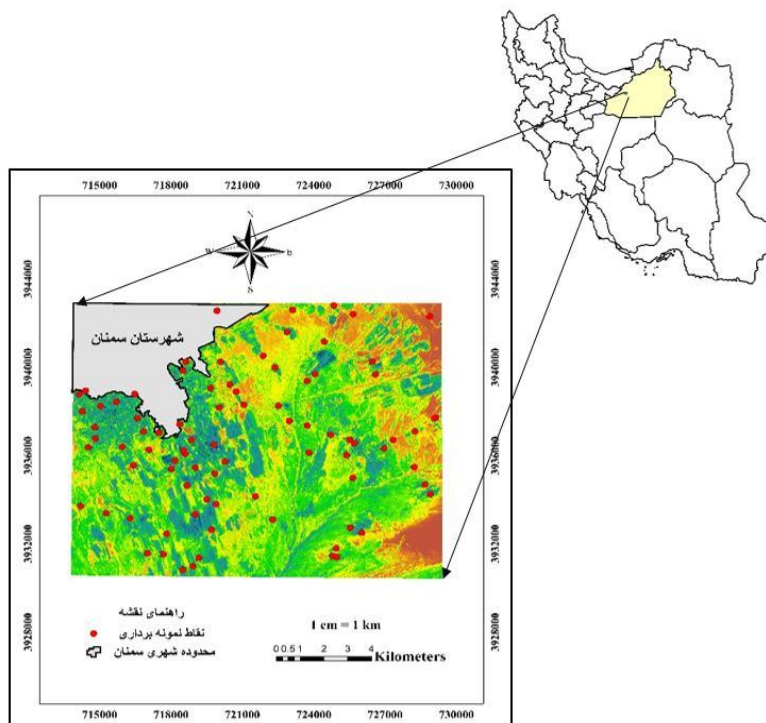
11. Green normalized difference vegetation index

## مواد و روش‌ها

### مشخصات منطقه مورد مطالعه

منطقه مطالعاتی در استان سمنان واقع در بخش مرکزی ایران بین مختصات جغرافیایی  $35^{\circ} 30'$  تا  $55'$  عرض شمالی و  $53^{\circ} 21'$  تا  $53^{\circ} 34'$  طول شرقی قرار دارد (شکل 1). مساحت این منطقه حدوداً 12000 هکتار در منطقه‌ی خشک است که تقریباً 90 درصد آن به تولید گندم، جو و ذرت آبی اختصاص یافته است (بابایی و همکاران، 2018). دمای متوسط (میانگین درجه حرارت)، مقدار بارندگی و تبخیر و تعرق پتانسیل به ترتیب  $18/5$  درجه سانتی گراد، 138 میلی متر و 2500 میلی متر در سال است. این منطقه دارای اقلیم خشک با تبخیر زیاد و بارش کم است (رئیزی و همکاران، 2019).

با توجه به اینکه بیشتر مطالعات صورت گرفته در برآورد ویژگی‌های خاک با استفاده از تصاویر لندست انجام شده است، بنابراین ضروری است تا تصاویر مربوط به سایر ماهواره‌ها نظیر سنتینل نیز مورد توجه قرار گرفته و خروجی‌های حاصل از آن‌ها ارزیابی شود. در این مطالعه افزون بر استفاده از تصاویر ماهواره لندست 8، داده‌های حاصل از سنجنده تصویربردار چندطیفی ماهواره سنتینل 2A نیز به کار گرفته شد. اهداف این مطالعه، برآورد تغییرات مکانی ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک با استفاده از روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی و الگوریتم جنگل تصادفی در منطقه جنوب سمنان، مقایسه دقت نقشه‌های پیش‌بینی تولیدشده ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده خاک با استفاده از شاخص‌های کمی و داده‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌های لندست 8 و سنتینل 2A با یکدیگر بود.



شکل 1- موقعیت منطقه مطالعاتی در استان سمنان و جابجایی نقاط نمونه‌برداری اراضی کشاورزی دشت سمنان

2006) تعیین شد. با توجه به اینکه روش ابر مکعب لاتین مشروط بر اساس تغییرات و واریانس متغیرهای ورودی، نقاط نمونه‌برداری را تعیین می‌کند بهتر است که از مجموع چند متغیری که همبستگی زیادی با یکدیگر دارند فقط یک متغیر به‌عنوان ورودی برای تعیین نقاط نمونه‌برداری استفاده شود. لذا در ابتدا متغیرهای مربوط به

### نمونه‌برداری و عملیات آزمایشگاهی

در مهرماه 1396 اقدام به جمع‌آوری 84 نمونه خاک از منطقه‌ی مطالعاتی شد. مکان نقاط نمونه‌برداری به روش ابر مکعب لاتین مشروط<sup>1</sup> (میانسی و مک برانتی،

<sup>1</sup> Conditional latin hypercube sampling (CLHS)

مادون قرمز نزدیک آن شامل باندهای 2، 3، 4 و 8 با قدرت تفکیک مکانی 10 متر در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت (جدول 1). دانلود تصاویر ماهواره‌ای در اردیبهشت ماه سال 1396 و با توجه به شرایط بدون ابر انجام شد.

#### پردازش تصاویر و روند استخراج متغیرهای کمکی

انتخاب مناسب‌ترین ورودی‌ها با دقت و صحت نتایج حاصل از مدل‌سازی رابطه‌ای مستقیم دارد. در صورت انتخاب بهترین ورودی‌ها، خطای مدل‌سازی به حداقل می‌رسد، عمل پیش‌بینی با اطمینان بیشتری صورت گرفته و نقشه‌ی حاصل دارای دقت بیشتری خواهد بود. در این مطالعه، به منظور افزایش دقت پیش‌بینی ماده آلی و میزان فسفر قابل استفاده خاک چندین متغیر کمکی (طبق جدول 1) به وسیله ترکیب باندها با استفاده از تصاویر سنجنده تصویربردار چند طیفی ماهواره سنتینل 2A و سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین ماهواره لندست 8 به دست آمد. برای این کار، باندهای 2 تا 8، باند 8a، باندهای 11 و 12 سنجنده تصویربردار چند طیفی و نیز باندهای 2 تا 8 سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین مورد استفاده قرار گرفت. جدول (1) نمایانگر نحوه محاسبه هریک از این شاخص‌ها است.

در این مطالعه، از شاخص‌های کمکی مربوط به پوشش گیاهی نظیر شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده و شاخص نسبت پوشش گیاهی استخراج شده از باندها تخمینی از سلامت پوشش گیاهی بوده و معیاری برای پایش تغییرات پوشش گیاهی محسوب می‌شوند، مورد استفاده قرار گرفت. افزون بر آن، باندهای تصاویر هر دو سنجنده مورد مطالعه و نیز شاخص‌های کمکی حاصل از این باندها که مربوط به خاک می‌باشند نظیر شاخص‌های رس، گچ، شوری و تفاوت شوری نرمال شده برای مدل‌سازی استفاده شدند.

برای محاسبه شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده با استفاده از تصاویر سنجنده تصویربردار چند طیفی، از باندهای 8 و 4 که به ترتیب نمایانگر باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز هستند، استفاده شد. درحالی‌که برای محاسبه همین ویژگی با استفاده از تصاویر سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین به ترتیب باندهای 5 و 4 مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، برای شاخص‌هایی مانند NDSI<sup>6</sup>، GI<sup>7</sup> و CI<sup>8</sup> باند SWIR<sup>9</sup> 1 و 2 در سنجنده تصویربردار چند طیفی به ترتیب باندهای 11 و 12 و در

باندهای تصاویر و نیز متغیرهای کمکی حاصل از ترکیب باندها در منطقه مورد مطالعه تعیین شد. سپس با استفاده از روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی کلیه متغیرها به دستگاه مختصات جدیدی انتقال یافتند، به طوری که در دستگاه مختصات جدید هیچ ارتباطی آماری بین متغیرها وجود نداشت. در انتها، از چهار مؤلفه اول که بیشترین واریانس تغییرات را دارا بودند به عنوان ورودی‌های مدل ابر مکعب لاتین مشروط برای تعیین نقاط نمونه‌برداری استفاده شد. در واقع، روش نمونه‌برداری ابر مکعب لاتین مشروط، متغیرهای کمکی را براساس تعداد نمونه‌های از پیش تعیین شده طبقه‌بندی نموده و نمونه‌های تصادفی از داده‌های محیطی را به گونه‌ای انتخاب می‌کند که شرط مکعب لاتین در آن اجرا گردد (جمشیدی و همکاران، 1398).

نمونه‌برداری از عمق 0-20 سانتی متری سطح خاک انجام شد سپس، هر نمونه خاک در کیسه مخصوص به خود با درج مختصات مربوطه قرار گرفت و به آزمایشگاه منتقل شد. نمونه‌های خاک در سطح گسترانیده شده و در دمای آزمایشگاه (20-25 درجه سلسیوس) خشک شدند. پس از آن، کلیه نمونه‌ها از الک دو میلی متری عبور داده شدند. سپس، اندازه‌گیری توزیع اندازه ذرات خاک (بافت خاک) به روش هیدرومتری (گی<sup>1</sup> و همکاران، 1986)، فسفر قابل استفاده خاک به روش اولسن و سامرز (اولسن و سامرز<sup>2</sup>، 1982) و مقادیر مربوط به مقدار ماده آلی نمونه‌های خاک به روش اکسیداسیون تر (والکلی و بلک<sup>3</sup>، 1934) اندازه‌گیری شدند. اعداد به دست آمده به عنوان مقادیر اندازه‌گیری شده ماده آلی خاک ثبت شد.

#### داده‌های کمکی مورد استفاده

در این تحقیق، سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین<sup>4</sup> و سنجنده تصویربردار چند طیفی<sup>5</sup> به ترتیب از ماهواره‌های لندست 8 و سنتینل 2A مورد استفاده قرار گرفت. ماهواره لندست 8 دارای 11 باند است که باندهای آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک آن شامل باندهای 2، 3، 4 و 5 با قدرت تفکیک مکانی 30 متر و ماهواره سنتینل 2A با 13 باند که باندهای آبی، سبز، قرمز و

1. Gee

2. Olsen and Sommers

3. Walkley and Black

4. Operational land imager

5. Multi spectral instrument

6. Normalized difference salinity index

7. Gypsum index

8. Clay index

9. Shortwave infrared

سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین به ترتیب شامل باندهای 6 و 7 بود. کلیه محاسبات مربوطه با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS 6.0 انجام شد.

جدول 1- مشخصات متغیرهای کمکی و نحوه محاسبه شاخص های کمکی حاصل از سنجنده های تصویربرداری چند طیفی (MSI) و تصویربرداری از زمین (OLI) در پیش بینی مقادیر ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک

منابع مورد استفاده	محاسبات	شاخص های کمکی محاسبه شده	متغیرهای کمکی (باندها)
رز و همکاران (1974) تقی زاده مهرجردی و همکاران (2016)	(NIR)/(Red)	شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) شاخص نسبت پوشش گیاهی (شاخص ساده) (RVI)	مشخصات باندهای سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین (قدرت تفکیک مکانی بر حسب متر) باندهای 2 (آبی مرئی)، 3 (سبز مرئی)، 4 (قرمز مرئی) و 5 (مادون قرمز) 30 متر
تقی زاده مهرجردی و همکاران (2016)	(shortwave IR-1-shortwave IR-2)/(shortwave IR-1+shortwave IR-2)	شاخص تفاوت شوری نرمال شده (NDSI)	باندهای 6 و 7 (به ترتیب مادون قرمز با طول موج کوتاه 1 و 2) 30 متر
مترینخت و زینک (2003)	$\sqrt{(Red)^2 + (NIR)^2}$	شاخص روشنایی (BI)	باند 8 (پانکروماتیک) (مادون قرمز با طول موج کوتاه 1) 15 متر
بوتینگر و همکاران (2008) نیلد و همکاران (2007)	(Red)/(Green) $\frac{SWIR - NIR}{(SWIR1 + NIR)}$	شاخص کربنات (CrI) شاخص گچ (GI)	مشخصات باندهای سنجنده تصویربرداری چند طیفی (قدرت تفکیک مکانی بر حسب متر) باند 2 (آبی مرئی)، 3 (سبز مرئی) و 4 (قرمز مرئی) 10 متر
بوتینگر و همکاران (2008)	(SWIR1)/(Panchromatic)	شاخص رس (CI)	باند 5، 6 و 7 (پوشش گیاهی در حاشیه رنگ قرمز برای طبقه بندی پوشش گیاهی <sup>1</sup> ) 20 متر
لئو و همکاران (2013)	$((Green^2) + (Red^2))^{0.5}$	شاخص شدت (IN)	باند 8 (مادون قرمز نزدیک) و 8a (مادون قرمز باریک برای طبقه بندی پوشش گیاهی <sup>2</sup> ) 20 متر
تقی زاده مهرجردی و همکاران (2016)	$\frac{Red - NIR}{(Red + NIR)}$	شاخص شوری (SI)	باند 11 و 12 (مادون قرمز با طول موج کوتاه <sup>3</sup> ) 20 متر

<sup>1</sup> Vegetation red edge

<sup>2</sup> Narrow near infrared

<sup>3</sup> Short wave infrared (SWIR)

## تخمین مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده با استفاده

## از مدل‌سازی مکانی

استخراج شاخص‌ها از ترکیب باندها به‌عنوان متغیرهای کمکی و انجام پردازش‌های لازم در نرم‌افزار مطلب<sup>1</sup> انجام شد. با افزودن مقدار اندازه‌گیری شده ماده آلی و فسفر قابل استفاده به‌طور جداگانه به مقادیر متغیرهای کمکی، روند انتخاب بهترین متغیرهای کمکی مؤثر برای تخمین مقدار ویژگی موردنظر انجام شد. سپس، متغیرهای جدید تولید شده برای پیش‌بینی مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک به مدل‌سازی وارد شدند. رابطه بین مؤلفه‌های به‌دست‌آمده از تحلیل باندها با مقدار ماده آلی خاک و فسفر قابل استفاده با استفاده از روش جنگل تصادفی به دست آمد. سپس، متغیرهای جدید به‌دست‌آمده از روش مذکور وارد رگرسیون گام به گام شده و از متغیرهای به‌دست‌آمده برای پیش‌بینی مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک استفاده شد. بدین‌صورت که متغیرهای مستقل وارد تحلیل رگرسیون شده و در پردازش محاسبات، متغیر مستقلی که تأثیر معنی‌داری بر متغیر وابسته نداشت، از تحلیل رگرسیون و معادله نهایی حذف شد. پس‌از آن، با توجه به تأثیرگذارترین متغیر کمکی بر متغیر هدف، مدل‌سازی به روش جنگل تصادفی انجام شد. در مدل جنگل تصادفی که مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم است، بردارهای تصادفی مستقل توزیع یکسان دارند و هر درخت به تأثیرگذارترین متغیر ورودی ارزشی جداگانه می‌دهد. برای افزایش عملکرد مدل باید تعداد درختان جنگل اولویت‌بندی شود و از آنجایی‌که درختان به‌طور مستقل به جنگل اضافه می‌شوند برخی می‌توانند عملکرد جنگل را تخریب کنند. هم‌چنین، برای افزایش دقت مدل جنگل تصادفی باید همبستگی بین متغیرها به حداقل برسد (گوئل و آبیلاشا، 2017). بر اساس مطالعه بریمن (2001) جنگل‌ها شامل ورودی‌های انتخابی تصادفی یا ترکیبی از ورودی‌ها در هر گره بوده است. این مدل نسبتاً ساده و دارای دقت مطلوبی بوده است.

## ارزیابی الگوریتم جنگل تصادفی

برای دستیابی به کارایی الگوریتم جنگل تصادفی، آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا<sup>2</sup>، ضریب همبستگی پیرسون<sup>3</sup>، ضریب تبیین<sup>4</sup> و میانگین قدر مطلق خطا<sup>5</sup> طبق

معادلات زیر محاسبه شد. مقدار فسفر قابل استفاده خاک، ذرات خاک شن، رس و سیلت منطقه با استفاده از متغیرهای کمکی استخراج‌شده از باندهای هر دو سنجنده تصویربرداری چند طیفی و سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین به دست آمد و مقادیر پیش‌بینی‌شده مقدار ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده از حداقل تا حداکثر تجمع آن در خاک منطقه به 5 کلاس طبقه‌بندی شد. در آخر، نقشه‌های نهایی خروجی گرفته شد.

(1)

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}}{n}$$

(2)

$$r = \frac{n(\sum O_i P_i) - (\sum O_i)(\sum P_i)}{\sqrt{[n\sum O_i^2 - (\sum O_i)^2][n\sum P_i^2 - (\sum P_i)^2]}}$$

(3)

$$MAE = \frac{\sum P_i - O_i}{n}$$

که در معادلات (1)، (2) و (4) تعداد کل نمونه‌ها،  $P_i$  بیانگر مقادیر پیش‌بینی‌شده و  $O_i$  نشان‌دهنده مقادیر مشاهداتی (اندازه‌گیری شده) ویژگی‌های مورد نظر است.

## نتایج و بحث

## ویژگی‌های خاک‌های مورد مطالعه

خصوصیات آماری نمونه‌های خاک مورد استفاده در منطقه مورد مطالعه در جدول (3) گزارش شده است. متوسط مقدار ماده آلی خاک 1/197 بود و از 0/067 تا 3/695 درصد متغیر بود. هم‌چنین، مقادیر حداقل و حداکثر فسفر قابل استفاده خاک در منطقه به ترتیب برابر با 0/111 و 53/689 میلی‌گرم بر هر کیلوگرم خاک اندازه‌گیری شد. متوسط مقدار فسفر قابل استفاده خاک اندازه‌گیری شده 7/240 میلی‌گرم بر کیلوگرم به دست آمد. دامنه تغییرات مقادیر مربوط به ذرات خاک شن و سیلت نسبت به سایر ویژگی‌ها بیشتر و روند تغییرات مقادیر حداقل و حداکثر ذرات شن و سیلت به ترتیب برابر با 5 و 93.6 و 80 بود. روند تغییرات مقادیر رس پراکندگی کمتری داشته و مقادیر حداقل و حداکثر آن به ترتیب برابر با 1 و 38 اندازه‌گیری شد. افزون بر این، چارک اول ویژگی ماده آلی که 25 درصد کل داده‌ها را نشان می‌دهد، برابر با 0/722 و چارک سوم که نشان‌دهنده 75 درصد داده‌ها بوده و 25 درصد داده‌ها از آن کوچک‌تر است، برابر با 1/612 به دست آمد. مقادیر به‌دست‌آمده برای چارک اول و سوم ویژگی فسفر قابل استفاده خاک به ترتیب برابر با 1/650 و 7/156 محاسبه شد.

1. MATrix Laboratory

2. Root mean square error (RMSE)

3. Pearson correlation coefficient

4. Coefficient of determination (R-square)

5. Mean absolute error (MAE)

به عبارت دیگر، 25 درصد کل داده‌های ویژگی فسفر قابل استفاده خاک از مقدار 1/650 کوچک‌تر و 25 درصد کل داده‌ها از مقدار 7/156 بزرگ‌تر بودند.

جدول (2) نشان می‌دهد که مجموعه‌ی داده‌ها انواع خاک‌ها را در بر می‌گیرند

جدول 2- خلاصه‌ای از آماره‌های نمونه‌های خاک در منطقه مطالعاتی

متغیر	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	چارک اول	چارک سوم	کشیده‌گی	چولگی
درصد شن	5	93	38/630	17/944	24	51/5	0/043	0/749
درصد رس	1	38	16/976	8/416	11	22	-0/376	0/010
درصد سیلت	6	80	44/392	13/304	37/75	54	0/276	-0/642
ماده آلی (درصد)	0/067	3/695	1/197	0/736	0/722	1/612	1/236	0/978
فسفر قابل استفاده (میلی گرم بر کیلوگرم خاک)	0/111	53/689	7/240	9/729	1/650	7/156	6/242	2/331

### بررسی همبستگی بین متغیرهای مورد مطالعه

نشان‌دهنده بیشترین مقدار همبستگی با ماده آلی خاک است و با افزایش مقدار ماده آلی خاک در منطقه مطالعاتی، مقدار فسفر قابل استفاده افزایش می‌یافت. پس از آن، سیلت و شن با مقدار 0/897- و رس و شن با مقدار 0/715- دارای همبستگی نسبتاً زیادی در جهت عکس بودند. به عبارت بهتر، با افزایش مقدار شن در منطقه مقدار ویژگی‌های سیلت و رس رو به کاهش می‌گذاشت

جدول (3) ماتریس همبستگی میان ویژگی‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همبستگی هر ویژگی با خودش، برابر با 1 است که قطر اصلی ماتریس همبستگی را به وجود آورده است. همبستگی بین مقدار ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده خاک حدوداً 52 درصد در سطح معنی‌داری 0/01 بوده که نسبت به سایر ویژگی‌های خاک،

جدول 3- مقادیر همبستگی میان ویژگی‌های مورد مطالعه

متغیر	ماده آلی	فسفر قابل استفاده	شن	سیلت	رس
ماده آلی	1	0/523**	-0/347**	0/353**	0/181
فسفر قابل استفاده	0/523**	1	-0/015	0/058	-0/060
شن	-0/347**	-0/015	1	-0/897**	-0/715**
سیلت	0/353**	0/058	-0/897**	1	0/331**
رس	0/181	-0/060	-0/715**	0/331**	1

\*\* سطح معنی‌داری 0/01 را نشان می‌دهد.

باند‌های مورد استفاده، شاخص‌های کمکی حاصل از تصاویر هر دو ماهواره لندست 8 و سنتینل 2A نیز همبستگی نسبتاً قابل قبولی با مقادیر اندازه‌گیری شده ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک داشتند. نتایج همبستگی با استفاده از نرم‌افزار مطلب در جدول‌های (4) و (5) گزارش شده است

کلیه ویژگی‌های خاک به جز شن با مقدار 0/347- دارای همبستگی مثبت با ماده آلی خاک بودند. ویژگی‌های با همبستگی مثبت رابطه‌ای مستقیم با مقدار تغییرات ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک در منطقه داشتند. درحالی‌که ویژگی شن با مقدار همبستگی منفی دارای رابطه‌ای معکوس با مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک بود و با کاهش مقدار ماده آلی و یا فسفر قابل استفاده در خاک، مقدار شن افزایش می‌یافت. افزون بر

جدول 4- همبستگی بین مقدار ماده آلی اندازه‌گیری شده خاک و شاخص‌های به‌دست‌آمده از سنجنده‌های عملیاتی تصویربرداری از زمین (OLI) و تصویربرداری چند طیفی (MSI)

متغیرهای کمکی	BI <sup>1</sup>	IN <sup>2</sup>	NDVI <sup>3</sup>	CI <sup>4</sup>	SI <sup>5</sup>	NDSI <sup>6</sup>
ماده آلی (سنجنده OLI)	-0/37	-0/41	0/32	0/30	-0/36	0/36
ماده آلی (سنجنده MSI)	-0/25	-0/31	0/25	0/24	-0/25	0/26
فسفر قابل استفاده (سنجنده OLI)	-0/21	-0/19	0/13	0/05	-0/13	0/07
فسفر قابل استفاده (سنجنده MSI)	-0/31	-0/30	0/22	0/13	-0/22	0/15

با توجه به جدول (5)، بیشترین مقدار همبستگی میان ماده آلی و شاخص شدت به‌دست‌آمده از سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین با مقدار منفی 0/41 و کمترین مقدار همبستگی میان ماده آلی و شاخص رس به‌دست‌آمده از سنجنده تصویربرداری چند طیفی با مقدار مثبت 0/24 بود. افزون بر این، شاخص‌های تفاضل پوشش گیاهی و رس حاصل از هر دو ماهواره دارای مقادیری مثبت بوده و دارای رابطه مستقیم با مقادیر ماده آلی بودند. این به آن معنی است که با افزایش مقدار ماده آلی خاک در منطقه، مقادیر شاخص‌های تفاضل پوشش گیاهی و رس نیز افزایش دارد.

فسفر قابل استفاده خاک نیز دارای بیشترین همبستگی با شاخص روشنایی به‌دست‌آمده از سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین با مقدار 0/21- بود و همبستگی آن با شاخص روشنایی حاصل از سنجنده تصویربرداری چند طیفی برابر با 0/31- و حدوداً 10 درصد بیشتر بود. شاخص‌هایی مانند تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده، رس و تفاوت شوری نرمال شده حاصل از هر دو سنجنده مذکور، با مقادیری مثبت دارای رابطه مستقیم با مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک بودند. از بین شاخص‌های کمکی، شاخص تفاوت شوری نرمال شده حاصل از هر دو سنجنده مطالعاتی دارای همبستگی اندکی با مقدار فسفر قابل استفاده اندازه‌گیری شده خاک بوده است. در جدول (6) مقادیر حاصل از همبستگی بین مقادیر ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک را با باندهای تصاویر هر دو سنجنده مورد مطالعه نشان داده شده است.

با توجه به جدول (5)، نتایج حاصل از همبستگی میان ویژگی‌های مطالعاتی خاک و باندهای 2، 3 و 4 از هر دو سنجنده که نمایانگر باندهای RGB هستند، قابل توجه است. با توجه به مقادیر منفی بدست آمده از باندهای می توان گفت که مقدار بازتاب ثبت شده از هر باند مشخص با مقادیر ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک رابطه ای عکس دارد. سنجنده تصویربرداری چند طیفی توانسته است همبستگی بیشتری با ویژگی های اندازه‌گیری شده خاک ایجاد کند. همبستگی باندهای مذکور از هر دو سنجنده با مقدار ماده آلی خاک بیشتر از 40 درصد بر آورد شده است. همبستگی سایر باندها با ماده آلی خاک نیز نسبتاً قابل قبول است. هم چنین، در برآورد ماده آلی خاک توسط سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین، باندهای 4، 5 و 6 به عنوان بهترین مؤلفه‌های شرکت کننده در تهیه نقشه پیش بینی ماده آلی خاک بوده‌اند.

این در حالی است که بهترین مؤلفه‌ها برای تهیه نقشه پیش بینی ماده آلی خاک با استفاده از سنجنده تصویربرداری چند طیفی شاخص‌های کمکی حاصل از باندها شامل شاخص های تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده و تفاوت شوری نرمال شده هستند. باندهای 4 و 6 از سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین همبستگی نسبتاً مناسبی با مقدار فسفر قابل استفاده خاک به ترتیب 0/22- و 0/21- دارد. مقادیر همبستگی باندهای 3، 4 و 5 از سنجنده تصویربرداری چند طیفی با فسفر قابل استفاده خاک به ترتیب 0/28-، 0/33- و 0/29- برآورد شده است. افزون بر آن، بهترین مؤلفه‌های شناخته شده در تهیه نقشه پیش بینی فسفر قابل استفاده توسط تصاویر سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین باندهای 3، 4 و 5 و برای سنجنده تصویربرداری چند طیفی شاخص‌های کمکی حاصل از باندها از جمله شاخص‌های روشنایی، شدت، تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده بوده اند.

1. Brightness index

2. Intensity index

3. Normalized difference vegetation index

4. Clay index

5. Salinity index

6. Normalized difference salinity index



جدول 5- برآورد همبستگی بین مقادیر ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک و باندهای سنجنده تصویربرداری عملیاتی از زمین (OLI) و سنجنده تصویربرداری چند طیفی (MSI)

مقادیر همبستگی باندها	باند 2	باند 3	باند 4	باند 5	باند 6	باند 7
ماده آلی خاک (سنجنده OLI)	-0/42	-0/45	-0/41	-0/22	-0/31	-0/30
ماده آلی خاک (سنجنده MSI)	-0/43	-0/46	-0/45	-0/35	-0/33	-0/31
فسفر قابل استفاده (سنجنده OLI)	-0/18	-0/22	-0/23	-0/17	-0/21	-0/20
فسفر قابل استفاده (سنجنده MSI)	-0/20	-0/28	-0/33	-0/29	-0/27	-0/26

### بررسی دقت الگوریتم جنگل تصادفی در برآورد توزیع مکانی ویژگی‌های خاک

مطلق خطا با استفاده از نرم‌افزار مطلب در جدول (6) ارائه شده است. دقت مدل جنگل تصادفی برای هر دسته از داده‌های ماهواره‌ای مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج ارزیابی دقت مدل‌سازی در روند پیش‌بینی مقادیر مورد نظر با استفاده از آماره‌هایی نظیر ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب تبیین، حداکثر خطا و میانگین قدر

جدول 6- مقادیر آماری ویژگی‌های مورد مطالعه سنجنده تصویربرداری چندطیفی (MSI) و سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین (OLI) به دست آمده از مدل جنگل تصادفی

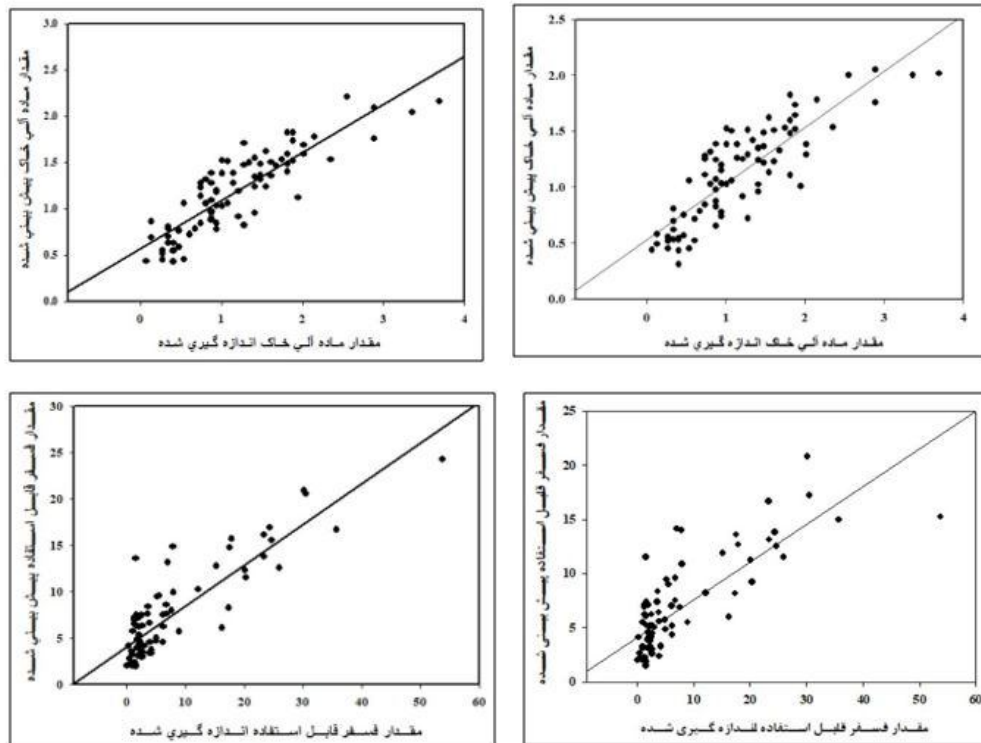
خصوصیات	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین قدر مطلق خطا	حداکثر خطا	ضریب همبستگی	ضریب تبیین (R <sup>2</sup> )
ماده آلی (سنجنده MSI)	0/413	0/307	1/537	0/871	0/758
فسفر قابل استفاده (سنجنده MSI)	5/963	3/946	29/439	0/863	0/745
ماده آلی (سنجنده OLI)	0/432	0/316	1/738	0/858	0/736
فسفر قابل استفاده (سنجنده OLI)	7/243	5/006	34/337	0/749	0/561

ضریب تبیین به دست آمده از الگوریتم جنگل تصادفی و سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین برای ویژگی ماده آلی خاک به ترتیب برابر با 0/858 و 0/736 و برای ویژگی فسفر قابل استفاده خاک برابر با 0/749 و 0/561 محاسبه شد. هم‌چنین، ریشه میانگین مربعات خطای محاسبه شده با استفاده از تصاویر سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین برای ویژگی مقدار ماده آلی خاک کمتر از ویژگی مقدار فسفر قابل استفاده خاک و برابر با 0/432 بود. نتایج نشان داد که سنجنده تصویربرداری چندطیفی نسبت به سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین مقدار ضرایب خطا را به حداقل رسانیده و در برآورد ضرایب همبستگی و تبیین بهتر عمل نموده است که همین عامل ممکن است سبب دقت بیشتر نقشه‌های خروجی ویژگی‌های خاک مورد مطالعه باشد. هیونگ و

نتایج نشان داد که سنجنده تصویربرداری چندطیفی مقادیر خطا را نسبت به سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین کمتر برآورد کرده است و مقدار خطای برآورد شده با استفاده از تصاویر تصویربرداری چندطیفی و الگوریتم جنگل تصادفی در ماده آلی خاک نسبت به سایر ویژگی‌های برآورد شده دارای مقداری کمینه بود. هم‌چنین، ویژگی ماده آلی با مقدار تقریبی 87 درصد و ویژگی فسفر قابل استفاده خاک با ضریب همبستگی 86 درصد از سنجنده تصویربرداری چندطیفی دارای مقدار بیشینه میزان ضریب همبستگی بودند. ضریب تبیین برای مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک با استفاده از سنجنده تصویربرداری چندطیفی به ترتیب برابر با 0/76 و 0/74 محاسبه شد که نسبت به سایر ضرایب تبیین محاسبه شده، دارای دقت بیشتری بود. مقادیر ضریب همبستگی و

پس از بررسی دقت روش جنگل تصادفی و تعیین روابط کلی بین داده‌ها، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده ویژگی‌های مورد مطالعه خاک به دست آمده از تصاویر تصویربرداری چند طیفی ماهواره سنتینل 2A و نیز سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین لندست 8 رسم گردید. نتایج نمودار پراکنندگی برای هر ویژگی در شکل (2) ارائه شده است.

همکاران (2016)، در مطالعه‌ای اشاره کرده اند که مدل جنگل تصادفی به دلیل سرعت در پردازش پارامتری و تفسیر آسان داده‌های خروجی، برای استفاده در اهداف طبقه‌بندی مناسب است. هم‌چنین، کامپیچلر و همکاران (2010)، پنج روش یادگیری ماشین را باهم مقایسه کرده اند و استفاده از مدل جنگل تصادفی را به دلیل عملکرد مدل‌سازی، ساخت مدل و تفسیرپذیری بهتر پیشنهاد نموده اند.



شکل 2- رابطه بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده مقدار ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (سمت راست: لندست 8، سمت چپ: سنتینل 2A)

تهیه نقشه پراکنش ماده آلی و فسفر قابل استفاده خاک در شکل‌های (3) و (4) نقشه‌های پراکنش مقدار ماده آلی و فسفر خاک به دست آمده توسط سنجنده‌های هر دو ماهواره سنتینل 2A و لندست 8 ارائه شده است. برای مدل سازی و تهیه نقشه پیش بینی مقدار ماده آلی با استفاده از تصاویر سنجنده تصویربرداری چند طیفی از مهم‌ترین متغیرهای کمکی شامل شاخص‌های روشنایی، تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده و تفاوت شوری نرمال شده استفاده شد. باندهای 13<sup>1</sup>، 4<sup>2</sup> و 15<sup>1</sup> نیز دارای بیشترین

با توجه به شکل (2)، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نزدیک به خط یک به یک پراکنده شده اند. در نتیجه، می‌توان استدلال نمود که همبستگی مثبت و کاملی بین داده‌ها برقرار است و مدل از دقت زیادی برخوردار است. نتایج مشابه توسط جئونگ و همکاران (2017) ارائه شده است. برطبق یافته‌های این محققان، مدل جنگل تصادفی می‌تواند نتایج خوبی برای پیش‌بینی مواد مغذی خاک ارائه دهد. بر اساس مدل جنگل تصادفی، کاربری اراضی از متغیرهایی نسبتاً ضعیف برای پیش‌بینی مقدار ماده آلی خاک در مقایسه با سایر تخمین گرها بود (ژانگ و همکاران، 2017).

1. green  
2. red

همکاران (2014) و نیز پژوهش هیونگ و همکاران (2014)، که مدل جنگل تصادفی را در پیش‌بینی کلاس‌ها و ویژگی‌های خاک با درصد خطای کم مطلوب دانسته‌اند، مطابقت داشت.

### نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که استخراج مؤلفه‌های مربوط به باندها همراه با محاسبه شاخص‌هایی مانند تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده، شاخص شوری، شاخص روشنایی و شاخص تفاوت شوری نرمال شده به‌عنوان متغیرهای کمکی، نقش مهمی در برآورد صحیح‌تر مقدار ماده آلی خاک دارند. شاخص‌هایی مانند شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده با مقداری مثبت، شاخص روشنایی، شاخص شدت و نیز باندهای 3 و 4 از سنجنده تصویربردار چند طیفی، همبستگی قابل قبولی با مقدار فسفر قابل استفاده خاک داشته‌اند. ماده آلی خاک اندازه‌گیری شده دارای بیشترین همبستگی با باند 3 (سبز) و شاخص شدت با مقادیر به ترتیب 0/45- و 0/41- از سنجنده عملیاتی تصویربردار از زمین است. شاخص شدت، روشنایی، تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده و باندهایی نظیر باند 3 (سبز) و 4 (قرمز) از سنجنده تصویربردار چند طیفی به ترتیب با مقادیر 0/31-، 0/25-، 0/25-، 0/46- و 0/45- با ماده آلی خاک اندازه‌گیری شده ارتباط داشته‌اند. شاخص روشنایی و مقادیر مربوط به باند 4 بدست آمده از هر دو سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین و سنجنده تصویربردار چند طیفی دارای بیشترین همبستگی با مقدار فسفر قابل استفاده اندازه‌گیری شده خاک بوده‌اند. همچنین، در برآورد مقادیر ویژگی‌های خاک از جمله مقدار ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده خاک با استفاده از تصاویر سنجنده تصویربردار چند طیفی، مدل جنگل تصادفی دارای خطای کم و ضرایب همبستگی و تبیین بیشتری نسبت به تصاویر سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین بود. نتایج نشان داد متغیر کمکی شاخص تفاضل پوشش گیاهی و تفاوت شوری نرمال شده رابطه مستقیمی با مقدار ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده خاک به‌دست آمده توسط هر دو سنجنده داشت.

همبستگی با مقدار ماده آلی خاک بودند. با توجه به این که باندهای مرئی قرمز، سبز و آبی نقش مهمی در برآورد مقدار ماده آلی خاک دارند، به عنوان بهترین مؤلفه‌ها در خروجی نهایی مقادیر ماده آلی با استفاده از داده‌های لندست 8 از باندهای 2، 3<sup>3</sup> و 4<sup>4</sup> استفاده شد. با توجه به شکل‌ها، در تصاویر ماهواره سنتینل 2A پراکندگی مقدار ماده آلی خاک از 0/41 تا 2/27 و در تصاویر ماهواره لندست 8، دامنه تغییرات این ویژگی بین 0/41 تا 2/25 بود و در پیش‌بینی این ویژگی تفاوت جزئی مشاهده شد. این در حالی است که نقشه تهیه‌شده به وسیله داده‌های ماهواره سنتینل 2A دارای وضوح تصویر بهتری است.

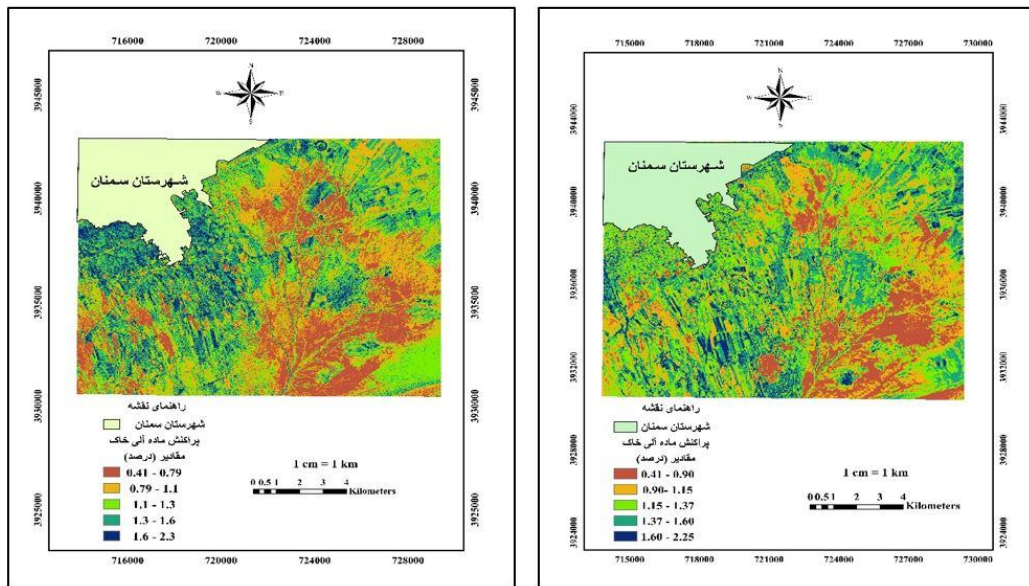
نقشه پیش‌بینی تهیه‌شده به‌وسیله تصاویر سنتینل 2A، کمینه و بیشینه مقدار ماده آلی خاک را به ترتیب 1/71 و 26/41 برآورد نمود. پراکنش آن بیشتر در جهات شمال شرقی (NE)، مرکزی، غرب (W) و شمال غربی (NW) مشاهده شد. از آنجایی که چرخه فسفر قابل استفاده در ارتباط نزدیک با مقدار ماده آلی خاک و چرخه ماده است (مرینو و همکاران، 2019)، جهت‌های گفته‌شده تقریباً با نقشه توزیع ماده آلی برآورد شده برابری می‌کند. این در حالی است که در تصاویر سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین مقادیر کمینه و بیشینه ماده آلی به ترتیب 2/93 تا 20/75 پیش‌بینی شده است. چاستین و همکاران (2019) قدرت تفکیک مکانی تصاویر حاصل از ماهواره‌های لندست 7 و 8 و نیز سنتینل 2 را در تصویری گرفته‌شده از شمال فلوریدا مورد مقایسه قرار داده‌اند. بر اساس نتایج آن‌ها، تصاویر حاصل از سنجنده تصویربردار چند طیفی ماهواره سنتینل 2A دارای دقت بهتری نسبت به دو سنجنده ETM<sup>+</sup> و OLI بود. در تعدادی از مطالعات استفاده از متغیرهای محیطی و سنجش از دور جهت پیش‌بینی ماده آلی خاک مورد استفاده قرار گرفته است. ژانگ و همکاران (2017) مدل‌های جنگل تصادفی و رگرسیون خطی چندگانه را برای پیش‌بینی توزیع ماده آلی خاک به کار برده‌اند. بر اساس نتایج به دست آمده از تحقیق آن‌ها، روش جنگل تصادفی شاخص‌های خطای بسیار کم و ضریب تبیین بیشتری (0/97) نسبت به مدل رگرسیون خطی چندگانه داشته است (RMSE=0/662). نتایج این تحقیق با نتایج سایر پژوهشگران مانند کامرا و همکاران (2017)، تقی زاده مهرجردی و همکاران (2014)، پهلوان راد و

1. Vegetation red edge

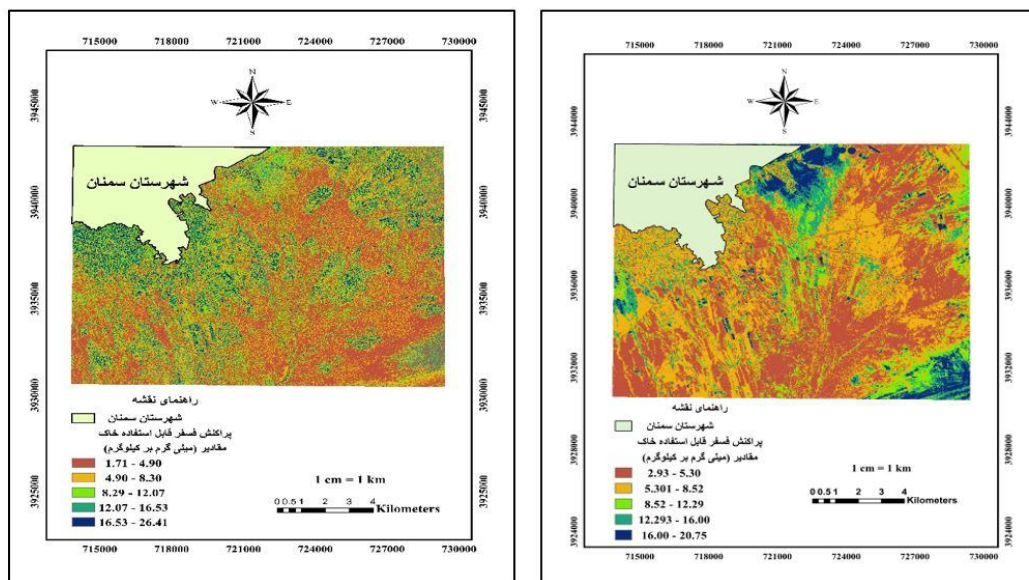
2. blue

3. green

4. red



شکل 3- نقشه پیش بینی مقدار ماده آلی خاک (درصد) در محدوده مطالعاتی (سمت چپ: تصویر تهیه شده توسط سنجنده تصویربرداری چند طیفی ماهواره سنتینل 2A و سمت راست تصویر تهیه شده توسط سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین ماهواره لندست 8)



شکل 4- نقشه پیش بینی مقدار فسفر قابل استفاده خاک (میلی گرم بر کیلوگرم) در محدوده مطالعاتی (سمت چپ: تصویر تهیه شده توسط سنجنده تصویربرداری چند طیفی ماهواره سنتینل 2A و سمت راست تصویر تهیه شده توسط سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین ماهواره لندست 8)

توسط سنجنده تصویربرداری چند طیفی و باندهای 2، 3، 4 نمایانگر باندهای (RGB) و شاخص پوشش گیاهی به دست آمده توسط سنجنده عملیاتی تصویربرداری از زمین بیشترین تأثیر را در پیش بینی محتوی ماده آلی

افزون بر آن، رابطه بین باندهای انتخاب شده و متغیرهای کمکی استخراج شده از روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی نشان داد که باندهای 3، 4، 5 نشان دهنده باندهای (RGB) و شاخص پوشش گیاهی به دست آمده

می‌توان گفت که متغیرهای کمکی حاصل از هر دو سنجنده به‌خوبی توانستند از طریق طول موج‌های منعکس‌شده در منطقه مطالعاتی ایجاد تفاوت کرده و در نتیجه، نقش مهمی در تخمین مقادیر مربوط به ویژگی‌های مقدار ماده آلی و مقدار فسفر قابل استفاده خاک ایفاء کنند.

خاک در منطقه‌ی مورد مطالعه داشتند و سایر متغیرهای کمکی مانند باندهای 1، 6، 7، GI، IN و CI نقش کمتری در پیش‌بینی مقدار تجمع ماده آلی خاک در منطقه مورد مطالعه داشتند. افزون بر آن، رابطه‌ی باند 4 در هر دو سنجنده مورد مطالعه با مقدار فسفر قابل استفاده خاک بیشتر از سایر باندها بود. با توجه به نتایج ارائه شده

### فهرست منابع:

1. جمشیدی، م.، ا. دلاور، م. تقی‌زاده مهرجردی، ر.ک. او برانگارد. 1398. ارزیابی روش‌های نقشه‌برداری رقومی در تهیه نقشه سه‌بعدی ماده آلی خاک، نشریه پژوهش‌های خاک (علوم خاک و آب)، الف، جلد 32، شماره 2.
2. Arshad, M.A., and S. Martin. 2002. Identifying critical limits for soil quality indicators in agro-ecosystems. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 88: 2. 153-160.
3. Babaei, F., A.A. Zolfaghari, M.R. Yazdani, and A. Sadeghipour, 2018 Spatial analysis of infiltration in agricultural lands in arid areas of Iran. *Catena* 170 25-35.
4. Ballabio, C. 2009. Spatial prediction of soil properties in temperate mountain regions using support vector regression. *Geoderma*, 151, 338–350.
5. Boettinger, J.L., R.D. Ramsey, J.M. Bodily, N.J. Cole, S. Kienast-Brown, S.J. Nield, A.M. Saunders, and A.K. Stum. 2008. Landsat spectral data for digital soil mapping. In: Hartemink, A.E., A.B. McBratney, and M.L. Mendonca-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Springer Science, Australia, pp. 193–203.
6. Camera, C., Z. Zomeni, J.S. Noller, A.M. Zissimos, I.C. Christoforou, and A. Bruggeman. 2017. A high resolution map of soil types and physical properties for Cyprus: A digital soil mapping optimization. *Geoderma*. 285:35-49.
7. Chastain, R., I. Housman, J. Goldstein, M. Finco, and K. Tenneson. 2019. Empirical cross sensor comparison of Sentinel-2A and 2B MSI, Landsat-8 OLI, and Landsat-7 ETM+ top of atmosphere spectral characteristics over the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment* 221, 274-285.
8. Cheng, Y., P. Li, G. Xu, Z. Li, K. Yu, S. Cheng, B. Zhao, and F. Wang. 2018. Factors that influence soil total phosphorus sources on dam fields that are part of ecological construction programs on the Loess Plateau, China. *Catena* 171:107–114.
9. Gee, G.W., J.W. Bauder, and A. Klute. 1986. Particle-size analysis. *Methods of soil analysis. Part 1. Physical and mineralogical methods*. 383-411.
10. Goel, E., and E.R. Abhilasha. 2017. Random Forest: A Review. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*. Volume.7, Issue 1. DOI: 10.23956/ijarcsse/V7I1/01113
11. Heung, B., C.E. Bulmer., and M.G. Schmidt. 2014. Predictive soil parent material mapping at a regional-scale: a random forest approach. *Geoderma*. 214:141-154.
12. Heung, B., H.C. Ho., J. Zhang., A. Knudby, C.E. Bulmer., and M.G. Schmidt. 2016. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. *Geoderma*. 265:62-77.
13. Jeong, G, H. Oeverdieck, S.J. Park, B. Huwe, and M. Ließ. 2017. Spatial soil nutrients prediction using three supervised learning methods for assessment of land potentials in complex terrain. *Catena*, 154: 73-84.
14. Kampichler, C.H., R. Wieland, S. Calmé, H. Weissenberger, and S. Arriaga-Weiss. 2010. Classification in conservation biology: A comparison of five machine-learning methods. *Ecological Informatics*, 5, 441-450.

15. Knox, N.M., S. Grunwald, M.L. McDowell, G.L. Bruland, D.B. Myers, and W.G. Harris. 2015. Modelling soil carbon fractions with visible near-infrared (VNIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopy. *Geoderma*, 239-240:229–239.
16. Lagacherie, P., A.B. McBratney, and M. Voltz, 2007. Digital soil mapping: an introductory perspective. Elsevier.
17. Liao, K., S. Xu, J. Wu, and Q. Zhu. 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil science and plant nutrition*, 59(4), 488-500.
18. Lombardo, L., S. Saia, C. Schillaci, P.M. Mai, and R. Huser. 2018. Modeling soil organic carbon with Quantile Regression: Dissecting predictors' effects on carbon stocks. *Geoderma*, 318: 148-159.
19. Mesdaghi, M. 2005. Plant Ecology, Jihad Daneshgahi of Mashhad, pp: 184 (In Persian).
20. Metternicht, G.I., and J.A. Zinck. 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing of Environment*, 85: 1-20.
21. Minasny, B., and A.B. McBratney. 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computers and geosciences*, 32 (9), 1378-1388.
22. Nield, S.J., J.L. Boettinger, and R.D. Ramsey. 2007. Digitally Mapping Gypsic and Natric Soil Areas Using Landsat ETM Data, *Soil Sci. Soc. Am. J.* 71:245-252, doi: 10.2136/sssaj2006-0049.
23. Olsen, S.R., and Sommers, L.E. 1982. Phosphorus. p. 403-430. In A.L. Page et al. (ed.) *Methods of Soil Analysis, Part 2 Chemical and Biological Properties*, Soil Science Society of America, Madison, Wisconsin.
24. Olsen, S. R., C. V. Cole, F. S. Watanabe, and L. A. Dean. 1954. Estimation of available phosphorus in soils by extraction with NaHCO<sub>3</sub>, USDA Cir.939. U.S. Washington.
25. Pahlavan Rad, M.R., N. Toomanian, F. Khormali, C.W. Brungard, C. Bayram Komaki, and P. Bogaert. 2014. Updating soil survey maps using random forest and conditioned Latin hypercube sampling in the loess derived soils of northern Iran. *Geoderma*, 232(97-106), 232-234.
26. Raeesi, M., A.A. Zolfaghari, M.R. Yazdani, M. Gorji, and M. Sabetizade. 2019. Prediction of soil organic matter using an inexpensive colour sensor in arid and semiarid areas of Iran, *Soli Research*, 57(3), 276-286. <https://doi.org/10.1071/SR18323>.
27. Riala, M., A. Martínez Cortizasa, and L. Rodríguez-Ladoa. 2015. A novel approach to map soil organic carbon content using spectroscopic and environmental data. *Procedia Environmental Sciences*, 27: 49–52.
28. Rossel, R.A.V., J. Bouma. 2016. Soil sensing: A new paradigm for agriculture. *Agric. Syst.* 148, 71–74.
29. Rouse, J.W., R.H. Haas, D.W. Deering, and J.A. Sehell. 1974. Monitoring the vernal advancement and retro gradation (Green wave effect) of natural vegetation. Final Rep. RSC 1978-4, Remote Sensing Center, Texas A&M Univ., College Station.
30. Schillaci, C., M. Acutis, L. Lombardo, A. Lipani, M. Fantappiè, M. Märker, and S. Saia. 2017a. Spatio-temporal topsoil organic carbon mapping of a semi-arid Mediterranean region: the role of land use, soil texture, topographic indices and the influence of remote sensing data to modelling. *Sci. Total Environ.* 601, 821–832.
31. Singh, V., H.M. Agrawal, G.C. Joshi, M. Sudershan, and A.K. Sinha. 2011. Elemental profile of agricultural soil by the EDXRF technique and use of the Principal Component Analysis (PCA) method to interpret the complex data. *Applied Radiation and Isotopes* 69: 969–974.
32. Taghizadeh-Mehrjardi, R., B. Minasny, F. Sarmadian, and B.P. Malone. 2014. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*. 213:15-28.

33. Taghizadeh-Mehrjardi, R., K. Nabiollahi, and R. Kerry. 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*, 266, 98–110.
34. Vaysse, K. and P. Lagacherie. 2015. Evaluating digital soil mapping approaches for mapping Global Soil Map soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional*, 4, 20–30.
35. Vitousek, P.M., S. Porder, B.Z. Houlton. and O.A. Chadwick. 2010. Terrestrial phosphorus limitation: mechanisms, implications, and nitrogen-phosphorus interactions. *Ecol. Appl.* 20, 5–15.
36. Walkley, A., and I.A. Black. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil science*. 37:29-38.
37. Zhang, H., P. Wu, A. Yin, X. Yang, M. Zhang, and C.H. Gao. 2017. Prediction of soil organic carbon in an intensively managed reclamation zone of eastern China: A comparison of multiple linear regressions and the random forest model. *Science of the total Environment*, J.592: 704-713.

## Investigating the Ability of Landsat 8 and Sentinel 2A Satellite Images for Estimating Soil Organic Matter and Available Phosphorus in Semnan Plain

**M. Raesi, A. A. Zolfaghari<sup>1</sup>, M. R. Yazdani, and M. Sabetizade**

MSc of Agrometeorology, Faculty of Desert Science, Semnan University;

E-mail: m.raesi718@semnan.ac.ir

Associate Professor, Dep. of Arid lands management, Faculty of Desert Science; Semnan University. E-mail: azolfaghari@semnan.ac.ir

Associate Professor, Dep. of Desertification, Faculty of Desert Science; Semnan, University; E-mail: m\_yazdani@semnan.ac.ir

Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, University of Tehran; E-mail: m.sabetizade@gmail.com

Received: January, 2020 and Accepted: July, 2020

### Abstract

Identification of soil quality changes, including soil organic matter (SOM), is one of the most important usages of remote sensing and geographical information system. Available phosphorus is also an important nutrient for optimal growth of plants. The purposes of this study were to investigate the capability of satellite images data and to compare the accuracy of SOM and available phosphorus maps by using Landsat 8 and Sentinel 2A satellite images. The location of sampling points was determined by using conditional Latin hypercube sampling for 84 soil samples in agricultural lands of Semnan plain. The SOM content, the particle size fractions including sand, clay, and silt were measured using wet oxidation and hydrometer methods, respectively, and available phosphorus was measured by the Olsen method. The auxiliary variables included the bands and combination of bands. The results showed that soil available phosphorus had the highest correlation with SOM content. Results of Random Forest algorithm indicated that auxiliary variables derived from multi-spectral instruments (Sentinel 2A satellite) evaluated the amount of SOM and available phosphorus more accurately than the auxiliary variables extracted by Landsat 8 satellite images. The random forest nonlinear method estimated the amounts of SOM and available phosphorus with low error values and a relatively high coefficient of determination. The root means square error (RMSE) and coefficient of determination ( $R^2$ ) for prediction of SOM were 0.413 and 0.758 for the multi-spectral instrument, and 0.432 and 0.736 for the operational land imager, respectively. Also, the RMSE and  $R^2$  for prediction of available phosphorus were 5.96 and 0.74, for the multi-spectral instrument, and 7.24 and 0.56 for the operational land imager, respectively.

**Keywords:** Digital soil mapping (DSM), Satellite images, Non-linear model

<sup>1</sup> Corresponding author: Assistant Professor, Dep. of Desertification, Faculty of Desert science, Semnan University