

## ارزیابی و مدل‌سازی شوری خاک با استفاده از سنجش از دور، مدل رگرسیون و جنگل تصادفی

محبوبه صادقی و مژگان احمدی ندوشن<sup>1</sup>

دانشجوی کارشناسی ارشد آلودگی محیط زیست، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران؛

m.sadeghi1984.1363@gmail.com

استادیار گروه محیط زیست، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران، مرکز تحقیقات پسماند و پساب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد

اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران؛ m.ahmadi1984@gmail.com

دریافت: 99/8/6 و 99/12/23

### چکیده

شور شدن خاک یکی از تهدیدات مهم جهان کنونی است که با تشدید فرآیند بیابان‌زایی و تخریب زمین‌های ارمغانی جز کاهش بهره‌وری خاک نخواهد داشت. از آنجا که تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی این پارامتر، عموماً وقت‌گیر و در مقیاس‌های وسیع هزینه‌بر است، تلاش‌های بسیاری برای مطالعه شوری با استفاده از روش سنجش از دور صورت گرفته است. در این راستا، مطالعه حاضر نیز به بررسی توان سنجش از دور در پیش‌بینی شوری سطحی خاک در شرق شهرستان لنجان پرداخته است. نقاط مرجع شوری با استفاده از تحلیل 50 نمونه خاک سطحی برداشت شده به روش تصادفی مشخص گردید. شاخص‌های ماهواره‌ای شامل  $NDVI$ ،  $DVI$ ،  $SAVI$ ،  $MSAVI$ ،  $EVI$ ،  $NDWI$ ،  $RVI$ ،  $SI1$ ،  $SI2$ ،  $SI3$  و  $SBI$  از تصویر ماهواره‌ی لندست-8 (ردیف و گذر 164 و 37) برداشت شده در تاریخ 13 آبان 1398 استخراج گردید و به همراه سه شاخص توپوگرافیکی ارتفاع، شیب و شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI) به مدل رگرسیون خطی چندگانه و جنگل تصادفی معرفی شد. مدل رگرسیون خطی با استفاده از باند 6،  $NDVI$ ،  $RVI$ ، ارتفاع و  $TWI$  و مقدار  $p$ -value برابر با 0/049 تولید گردید. در مدل جنگل تصادفی نیز باند 7، شیب، باند 5 و ارتفاع از جمله مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بودند. مقدار  $F2$  این مدل نیز برابر با 0/21 بدست آمد. نتایج این تحقیق نشان داد که شاخص‌های توپوگرافیکی نیز از اهمیت بالایی در پیش‌بینی شوری برخوردار هستند. همچنین مقایسه نظیر به نظیر نتایج نشان داد که جنگل تصادفی از دقت بالاتری نسبت به مدل رگرسیون برای تعیین شوری در منطقه مورد مطالعه برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: لندست-8، شاخص ماهواره‌ای، شاخص رطوبت توپوگرافیکی، زرین‌شهر

<sup>1</sup> نویسنده مسئول، آدرس: دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران

## مقدمه

شور شدن خاک یک مسئله جهانی در قرن بیست و یکم بشمار می‌رود که منابع خاک و سلامت اکوسیستم‌های زمینی را با تهدید روبرو کرده است (اعتصامی و نوری، 2019). این پدیده منجر به تشدید فرآیند بیابان‌زایی و تخریب زمین شده و در نتیجه ارمغانی جز کاهش شدید بهره‌وری خاک و از بین رفتن سلامت پوشش گیاهی و تنوع زیستی نخواهد داشت (آکور و اورسن، 2020). در حال حاضر، تقریباً 3 درصد از منابع خاکی در اختیار انسان تحت تأثیر نمک، شور شده است (گرچی و همکاران، 2017) و با سرعتی در حدود 2 میلیون هکتار در حال گسترش است (عباسی و همکاران، 2013). در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان، فرآیند شور شدن خاک تحت تأثیر کمبود باران، مقدار تبخیر زیاد، سطح تراز آبی بالا و محتوای نمک محلول در آب با سرعتی بیشتر از سایر نواحی جهان در حال گسترش است (ما و همکاران، 2018).

افزایش تقاضا برای مواد غذایی از سوی جمعیت رو به رشد جهان فشار بی سابقه‌ای بر منابع خاک که قبلاً تحت تأثیر شور شدگی قرار گرفته وارد کرده است (پنگ و همکاران، 2019). البته باید توجه داشت که خاک‌های شوری که برای عملیات کشاورزی دوباره احیا می‌شوند نیاز به آب برای آبیاری را به شدت افزایش می‌دهند. از طرف دیگر، تقاضای زیاد آب برای احیای خاک موجب فشار بر این منبع حیاتی شده و در نتیجه عملکرد اکوسیستم را تحت تأثیر قرار می‌دهد (دنگ و همکاران، 2013). این پدیده همچنین تهدید جدی برای توسعه پایدار کشاورزی و اقتصاد محلی بشمار می‌آید. بنابراین، نظارت پیوسته شور شدن خاک می‌تواند اطلاعات کمی لازم را برای مدیریت و در نتیجه احیای خاک فراهم کند.

تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی، عموماً وقت‌گیر بوده و با توجه به تنوع زمانی و مکانی بسیار زیاد شوری در مقیاس‌های وسیع هزینه بر است (خلوک و همکاران، 2020). این امر باعث می‌شود تا جمع‌آوری اطلاعات از نقاط نمونه‌برداری خاک همواره با چالش‌های بیشماری روبرو باشد (ئوزیز و همکاران، 2011؛ ال‌هارتی و همکاران، 2016). در مقایسه با روش‌های سنتی، فناوری سنجش از دور ماهواره‌ای از مزایای زیادی برای مشاهده خصوصیات زمین در مقیاس‌های بزرگ زمانی و مکانی برخوردار است. سنجش از دور می‌تواند اطلاعات طیفی مفیدی از شور شدن خاک را به طور مکرر و با فواصل زمانی کوتاه در اختیار قرار دهد. در حال حاضر، داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای بسیاری با وضوح مکانی و

زمانی متوسط یا زیاد وجود دارد که فرصت‌های جدیدی را برای مطالعه و بررسی ویژگی‌های خاک بخصوص پراکندگی شوری در خاک فراهم کرده است (فریفته و همکاران، 2007؛ تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2014). علاوه بر این، برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی شوری خاک با استفاده از سنجش از دور به مجموعه داده‌های نقطه‌ای کمی نیاز است.

مبنای نظری مطالعه شوری خاک با استفاده از سنجش از دور، شناسایی ویژگی‌های طیفی خاک‌های شور است. بازتاب خاک با افزایش شور شدن خاک در باندهای مادون قرمز با طول موج کوتاه افزایش می‌یابد (سیدیکه و همکاران، 2014). با این حال، در محیط‌های طبیعی، کسب اطلاعات طیفی مفید از خاک‌های شور با استفاده از سنجش از دور به دلیل تداخل عوامل دیگر مانند رطوبت خاک، پوشش گیاهی و زمان دستیابی به داده‌ها، بسیار دشوار است. به طور کلی، پوشش گیاهی با افزایش شوری خاک کاهش می‌یابد که باعث می‌شود پایش شوری در نواحی خشک از دقت بالاتری برخوردار باشد (دینگ و یو، 2014). بعلاوه، بیشتر مدل‌هایی که بر پایه‌ی لایه‌های اطلاعاتی محدود هستند معمولاً دچار ارب‌های بزرگی می‌شوند. برای حل این معضل، مطالعه حاضر به بررسی توانایی یک مدل رگرسیونی (رگرسیونی خطی چندگانه) و یک مدل ماشین یادگیری (جنگل تصادفی) برای تخمین شوری خاک در زمین‌شهر شهرستان لنجان اصفهان پرداخته است. لایه‌های اطلاعاتی از جمله خصوصیات توپوگرافیکی و شاخص‌های طیفی گیاهی، آب و خاک استخراج یافته از یک تصویر ماهواره‌ی لندست-8 به همراه مقادیر شوری محاسبه شده از 50 نمونه خاک به عنوان ورودی‌های مدل مورد استفاده قرار گرفتند.

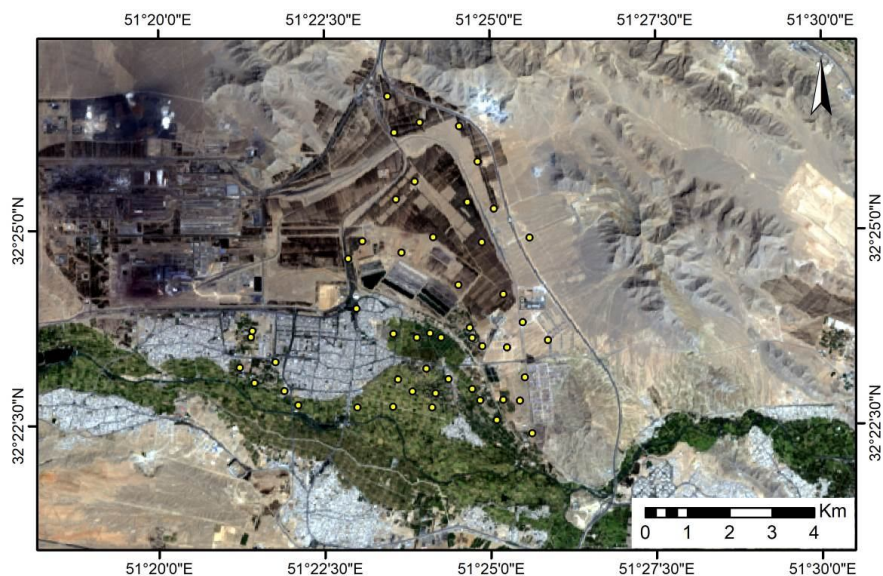
## مواد و روش‌ها

## منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه زرین شهر بود. زرین‌شهر مرکز شهرستان لنجان در 41 کیلومتری جنوب‌غربی استان اصفهان در 32 درجه و 24 دقیقه عرض شمالی خط استوا و 51 درجه و 22 دقیقه طول شرقی نصف النهار گرینویچ قرار دارد. ارتفاع منطقه مورد مطالعه از سطح دریا 1550 متر و مساحت آن 90 کیلومتر مربع است. آب و هوای این ناحیه خشک با فصول نامنظم است به طوری که در کل پوشش گیاهی آن فقیر و اغلب شامل گیاهان خودرو مانند انواع شیرمال و فریون است. همانطور که در طبقه بندی جدول 1 مشاهده می‌شود بر اساس کشت و زراعت وسیع، نواحی جنوبی منطقه مورد مطالعه که به رودخانه نزدیک‌ترند در طبقه با پوشش گیاهی زیاد و بخش‌هایی که

می‌باشد. انواع خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه در حالت مرطوب قهوه‌ای خاکستری، رسوبی و قهوه‌ای رنگ پریده است که از نوع بیابانی با رنگ قرمز یا قهوه‌ای تیره براق یا قهوه‌ای تیره، شور، قهوه‌ای کم‌رنگ، آهکی، خشک قهوه‌ای می‌باشد (اصلائی، 1390). شکل 1 نشان‌دهنده‌ی منطقه مورد مطالعه بر روی تصویر ماهواره‌ای لندست است.

کشت در منطقه‌ای کوچک و مجاورت زمین بایر است یا درختان با فاصله، دست کاشت شده اند، پوشش گیاهی متوسط و قسمت‌های فاقد کشت، در طبقه بایر دسته بندی شده اند. به‌طور متوسط درجه حرارت سالیانه +14 درجه‌ی سانتی‌گراد و متوسط میزان بارندگی سالیانه آن 115 میلی‌متر است. میزان فشار هوا نیز 470 میلی‌بار



شکل 1- منطقه مورد مطالعه و موقعیت جغرافیایی نقاط نمونه‌برداری

### جدول 1- وضعیت پوشش گیاهی در نقاط نمونه برداری

نقاط نمونه برداری	وضعیت پوشش گیاهی در هر نقطه
1	2 تا 3 جریب زمین زراعی گندم - زمین مرطوب است و برداشت شده است - کود اوره سالی 2 بار
2	2 جریب زمین گندم - برداشت شده و در حال آماده شدن است. سالی دو سری: هر سری طی 4 ماه 40 کیلو به هر جریب کود اوره داده می شود.
3	2 جریب زمین گندم - برداشت شده و در حال آماده شدن است. سالی دو سری: هر سری طی 4 ماه 40 کیلو به هر جریب کود اوره داده می شود. جریبی 10 کیلو در هر ماه.
4	3- 4 درخت سنجد - توت - عرعر - خشک مجاورت ساختمان سازی ها - 2 سال است خشک است و زراعتی نمی شود. در مجاورت باغهای میوه قرار داد.
5	1 جریب درختان میوه - توت - به - سیب - انگور - آبیاری شده - کود حیوانی داده می شود.
6	2000 متر - برنج - رو خشک و زیر خیس - کنار باغ میوه ی کوچکی که بعد از آن ساختمان اداری است.
7	5- 8 هکتار - تماما شالیزارهای برداشت شده ی برنج - رو خشک و زیر خیس و مرطوب - کود حیوانی - (کاشت سیفی جات اول سال که پاییز برداشت کنند: ترب - شلغم - اسفناج - سیر) - جریبی 25 کیلو اوره - 20 تا 25 کیلو پتاس
8	1 جریب (4 درخت در هر متر مربع) - باغ درختان هلو در مجاورت زمین های برنج
9	برنج - کود حیوانی و اکثرا مخلوط کود سولفات یا پتاس استفاده می شود.
10	برنج - کود حیوانی - سولفات یا پتاس استفاده می شود.
11	برنج - کود حیوانی - سولفات یا پتاس استفاده می شود.
12	یونجه - 1 جریب - کود حیوانی - سولفات یا پتاس استفاده می شود.
13	برنج - 1.5 جریب - اطراف تماما باغات میوه

برنج - 2 جریب - برداشت شده و زمین شخم زده شده بود	14
گندم - 1 هکتار	15
یونجه - 200 متر - یک سمت آن خشک و نزدیک راه آهن و از طرفین دیگر مجاور باغ و زمین کم تراکم	16
بایر	17
جو و درختان کاج - 7 تا 8 جریب - 2 درخت در هر 9 متر مربع	18
سبزیجات - 3 جریب - در دو طرف زمین، بایر و زمین های زراعی کوچک - در طرف های دیگر درختان با تراکم کم	19
درختان میوه و باغ ها در هر 9 متر مربع 20 درخت	20
تره - 50 متر - اطراف: باغ و زمین های زراعی	21
جو - 1 هکتار - اطراف: همگی زمین های زراعی	22
ارزن	23
گندم - 50 متر	24
برنج - 1 هکتار	25
پارک و چمن و درختان و در هر 9 متر مربع 1 درخت سرو و توت	26
کاج (بوته ای) و بوته های اسکانو، بینشان درختهای کاج و سرو، امکان عبور از بوته ها نبود.	27
درختان کاج کنار زمین های بایر - در هر 9 متر مربع 2 درخت	28
بایر - در نزدیکی دریاچه های پساب ذوب آهن (محل تصفیه پساب)	29
سرو در هر 9 متر مربع، 3 درخت	30
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	31
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	32
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	33
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	34
علف و درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	35
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	36
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت در مجاورت زمین بایر	37
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	38
درختان کاج در هر 9 متر مربع 2 درخت	39
درختان سرو نقره ای در هر 9 متر مربع 2 درخت	40
بایر	41
درختان کاج در هر 9 متر مربع 1 درخت	42
درختان سرو نقره ای	43
ارزن - 1 هکتار - بین باغ های میوه زمین های زراعی بود که اطرافشان با درختان توت و بید کرت بندی شده بود.	44
شیدر 3 جریب - اطراف باغ های میوه و کارگاه	45
2 درخت در هر متر مربع - انتهای باغ های میوه	46
بایر - در مجاورت آن ساختمان سازی شده بود.	47
بایر	48
بایر	49
بایر	50

روشدن و خردشدن روزانه در دمای اتاق (25) درجه سانتیگراد) خشک شده و از یک مش 2 میلی متر عبور داده شدند (فرهمند و همکاران، 1391). هدایت الکتریکی، شاخصی رایج برای اندازه گیری شوری خاک است. برای اندازه گیری هدایت الکتریکی خاک، آب مقطر به نمونه خاک فرآوری شده با نسبت 2 به 1 اضافه و با استفاده از shaker مخلوط شدند. آبشویه ی خاک، استخراج و

نمونه برداری و محاسبه هدایت الکتریکی (شوری) در مجموع 50 نمونه خاک از لایه 0-20 سانتی متری خاک جمع آوری گردید. در هر ایستگاه، نمونه های خاک از پنج نقطه، یکی در مرکز و چهار نقطه دیگر به طور مساوی در فاصله 0/5 متری از مرکز و حدود 70 سانتی متری از یکدیگر جمع آوری و سپس ترکیب شدند. در آزمایشگاه، نمونه ها با درب باز و زیر و

هدایت الکتریکی آن با هدایت سنج اندازه‌گیری شد (پیچ و همکاران، 1992؛ پنگ و همکاران، 2019). همچنین هدایت الکتریکی 25 درجه‌ی سانتی‌گراد با توجه به استاندارد دستگاه هدایت‌سنج (مدل مترام سوئیسی) مورد استفاده، با ضریب تصحیح الکتروود و تصحیح دمایی از معادله‌ی 1 محاسبه شد (کرم و همکاران، 1398).

$$EC_{25} = EC_t * K * Ft * Sd \quad \text{معادله‌ی 1}$$

در این معادله،  $EC_t$  = هدایت الکتریکی اندازه‌گیری شده در درجه حرارت  $t$ ،  $K$  = ضریب تصحیح الکتروود،  $Ft$  = ضریب تصحیح حرارتی،  $Sd$  = ضریب استاندارد دستگاه هدایت‌سنج استفاده شده است.

#### تولید لایه‌های توپوگرافیکی و شاخص‌های ماهواره‌ای

برای تهیه شاخص‌های ماهواره‌ای از تصویر ماهواره‌ی لندست-8 برداشت شده در ردیف و گذر 164 و 37 در تاریخ 13 آبان 1398 استفاده شد. به منظور سهولت در استفاده از باندها، این تصویر از سامانه متن باز با حافظه ابری گوگل ارث انجین 1 و با فرمت tiff تهیه شد. در این فرمت، تصاویر به دلیل اعمال اتوماتیک پیش‌پردازش‌های رادیومتریک و تبدیل ارزش خام سلول‌ها به بازتاب‌های نزدیک به سطح زمین، به صورت مستقیم برای تولید شاخص‌های ماهواره‌ای قابل استفاده هستند. با انجام مرور منابع و همچنین لزوم بهره‌گیری از مجموعه‌ای از شاخص‌های ماهواره‌ای، تعداد 6 شاخص گیاهی، یک شاخص آب و 4 شاخص خاک انتخاب شدند. علاوه بر آن، نقشه رقومی ارتفاعی منطقه با قدرت تفکیک مکانی 30 متر به همراه 2 شاخص مشتق از آن شامل شیب و شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI) برای غنای بیشتر تولید و به فرآیند مدل‌سازی وارد شدند. برای انطباق و استخراج داده‌های دورسنجی بر نقاطه نمونه برداری، تصحیح هندسی بر روی تصویر انجام شد و موقعیت نقاط نمونه برداری بر روی تصویر در ابتدا با استفاده از طول و عرض جغرافیایی کنترل شد. جدول 2 نشان‌دهنده‌ی شاخص‌ها، نوع طبقه‌بندی، معادله و مرجع هر یک از شاخص‌های مورد استفاده است.

#### مدل‌سازی پراکندگی شوری با استفاده از مدل رگرسیون و جنگل تصادفی

برای اجرای مدل رگرسیون، ابتدا توزیع نرمال پارامترها با استفاده از آزمون شاپیرو-ویلک (هانوسز و همکاران، 2016) مورد بررسی قرار گرفت. سپس از آزمون همبستگی اسپیرمن برای شاخص‌های غیر نرمال

آزمون پیرسون برای شاخص‌های نرمال استفاده شد تا موارد دارای همبستگی بالای 0/8 از فرآیند مدل‌سازی به روش رگرسیون خطی چندگانه کنار گذاشته شوند (ایسلام و توور، 2019). در نهایت با انتخاب روش stepwise (ژو و جیانگ، 2016) در ورود لایه‌های اطلاعاتی به مدل رگرسیونی خطی چندگانه، فرآیند مدل‌سازی در نرم‌افزار SPSS v.22 انجام شد. میزان معنی‌داری پارامترها و مدل تولید شده با استفاده از آزمون  $t$  در سطح 0/05 مورد بررسی قرار گرفت. همچنین میزان تورم واریانس (VIF) بین 0/2 تا 10 به عنوان معیاری از وجود هم‌خطی بین پارامترها در نظر گرفته شد (سالمرن-گومز و همکاران، 2020). برای اجرای مدل جنگل تصادفی نیز از افزونه مدل جنگل تصادفی در نرم‌افزار Quantum GIS بهره گرفته شد. تحلیل خروجی‌های این مدل بر اساس اهمیت نسبی پارامترها و دو شاخص  $r^2$  و RMSE مورد قضاوت قرار گرفت. علاوه بر موارد فوق، پیش‌بینی مدل‌های مورد استفاده با نقاط واقعی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه مقایسه شد تا دید بهتری از توان هر یک از مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی مقادیر شوری بدست آید.

#### ارزیابی صحت مدل

با توجه به موقعیت نقاط نمونه برداری در منطقه مورد مطالعه، تعداد 80 درصد از داده‌ها مربوط به موقعیت‌های معین، به عنوان داده‌های آموزشی و به منظور ایجاد مدل و 20 درصد دیگر داده‌ها، به طور کامل، مستقل از داده‌های آموزشی و متعلق به مناطق جدید به منظور داده‌های آزمون و ارزیابی اعتبار مدل‌های تولید شده، به کار رفت. برای مقایسه‌ی عملکرد مدل جنگل تصادفی از اهمیت نسبی پارامترها و شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا (Root Mean Squar Error) که از معادله‌ی 2 محاسبه می‌گردد و ضریب همبستگی ( $R^2$ ) استفاده شد. در معادله‌ی 2،  $Z$  برابر تعداد کل مشاهدات،  $Q_i$  برابر با مقدار مشاهده‌ای هر داده،  $P_i$  برابر با مقدار پیش‌بینی شده برای داده مورد نظر است. مقادیر RMSE منفی نیستند و از صفر تا بی نهایت متغیر می‌باشند. مقادیر کم RMSE نشانه‌ی دقت بالای مدل است.

<sup>1</sup> <https://code.earthengine.google.com/>

جدول 2- شاخص‌های مورد استفاده برای مدل‌سازی شوری خاک (عبارات R، G، B و NIR به ترتیب نشان دهنده‌ی باندهای قرمز، سبز، آبی و مادون قرمز نزدیک و a و b نشان‌دهنده‌ی شیب بالا دست و شیب محلی است)

نوع	شاخص	رابطه	مرجع
	DVI	NIR-R	
	NDVI	(NIR-R)/(NIR+R)	
	EVI	2.5*(NIR-R)/(NIR+6*R-7.5*B+1)	
گیاهی	MSAVI	(2*NIR+1-sqrt((2*NIR+1)^2-8*(NIR-R)))/2	سولیستو و همکاران، (2017)
	SAVI	(NIR-R)/(NIR+R+0.5)*(1.5)	
	RVI	NIR/R	
آب	NDWI	(NIR-SWIR)/(NIR+SWIR)	(خو، 2006)
	SI1	G*R	
خاک	SI2	(G^2+R^2+NIR^2)^0.5	(خان و عباس، 2007)
	SI3	(R^2+G^2)^0.5	
	SBI	(R^2+NIR^2)^0.5	
توپوگرافی	TWI	Ln (a/ tan (b))	نرم افزار SAGA GIS

معادله 2

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

RF در نرم افزار QuantumGIS استفاده شد. برای اجرای این دستور، میزان اهمیت پارامترهای ورودی به همراه R2 به عنوان معیاری از صحت مدل تولید گردید.

برای اعتبار سنجی روش با داده های زمینی، با تولید مدل‌های رگرسیونی و جنگل تصادفی برای شوری، به مقایسه نتایج آن‌ها با مقادیر به دست آمده در آزمایشگاه پرداخته شد.

### نتایج

نقشه‌لایه‌های اطلاعاتی تولید شده از تصویر ماهواره‌ای لندست 8 و نقشه رقومی ارتفاعی در شکل 2 نشان داده شده است. نقشه رقومی ارتفاعی منطقه مقادیری بین 1100 تا 2050 متر را در بر گرفته که روند افزایش به سمت قسمت‌های شمالی و شرقی دارد. شاخص TWI در نزدیکی مجاری آبی به 0/77 و در نواحی کوهسری و تخت سنگی که از توان بسیار پایینی برای نگهداشت آب برخوردار هستند برابر با 0/14 به دست آمد. با افزایش مقدار توده سبز در منطقه، مقادیر کلیه شاخص‌های گیاهی افزایش یافت. به طور مثال، شاخص DVI مقادیر بیشتر از 12 را در نواحی که از تراکم پوشش گیاهی بالایی برخوردار هستند از خود نشان داد. تفکیک دو ناحیه با پوشش گیاهی قوی و نواحی با پوشش گیاهی ضعیف به خوبی توسط شاخص RVI به تصویر کشیده شد. شاخص‌های خاک (شاخص SBI و شاخص‌های سه گانه شوری SI) واکنش بسیار کمی به تغییرات پوشش گیاهی نشان دادند.

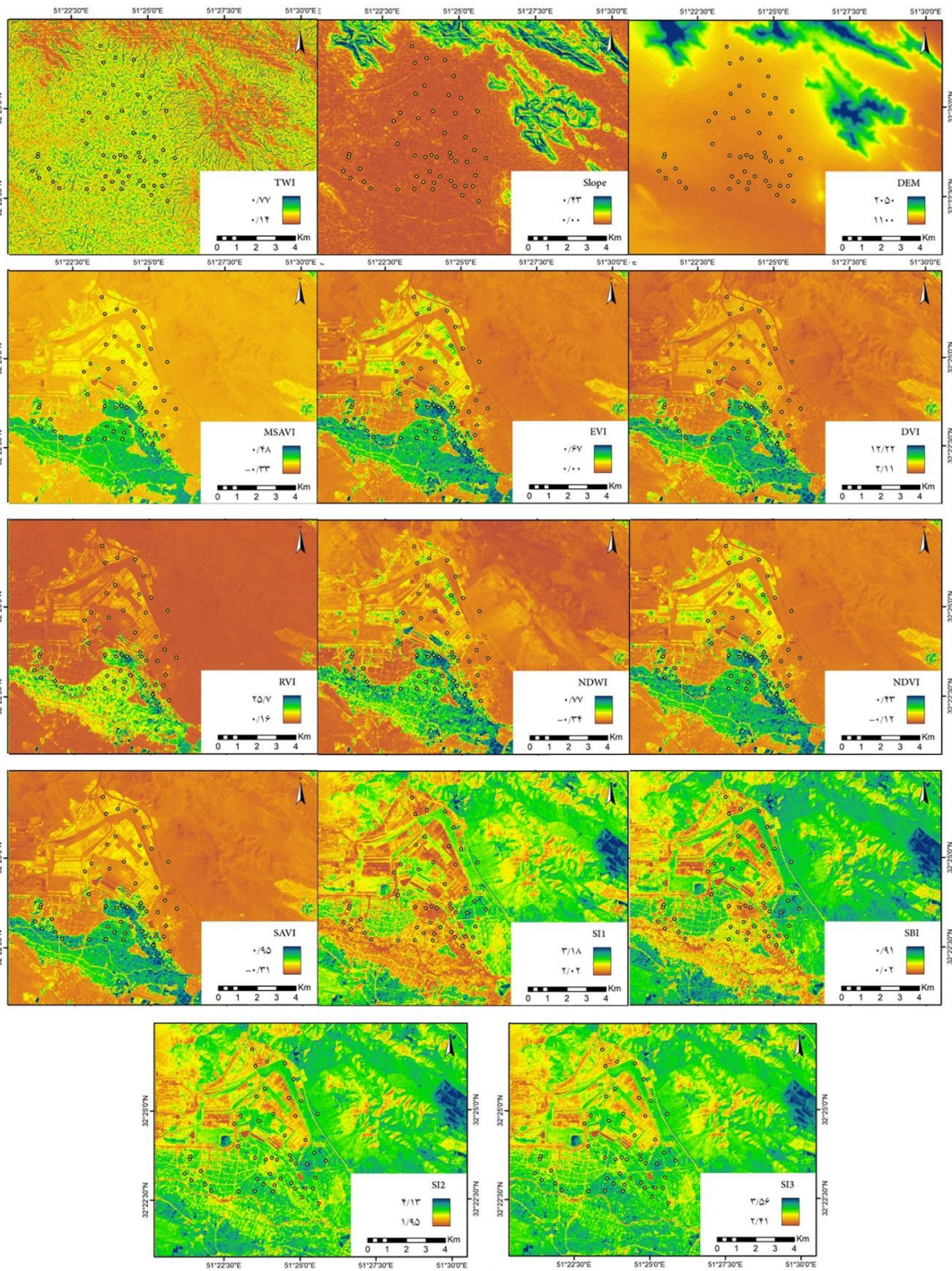
جنگل تصادفی، یک الگوریتم یادگیری ماشین با قابلیت استفاده آسان است که اغلب اوقات نتایج بسیار خوبی را حتی بدون تنظیم پارامترهای مورد نظر، فراهم می‌کند. هم برای دسته‌بندی و هم رگرسیون قابل استفاده می‌باشد و جنگلی را به صورت تصادفی می‌سازد که گروهی از درخت‌های تصمیم هستند. از تعداد زیادی درخت‌های تصمیم‌گیری برای رسیدن به نتیجه نهایی استفاده می‌کند. هر درخت با استفاده از یک نمونه تصادفی انتخاب می‌شود. یک زیرمجموعه تصادفی از پیش‌بینی‌های ورودی در هر مجموعه از درخت برای تقسیم کردن به یک گروه جدید ایجاد می‌شود (امینی‌خویی و عبدالله پوری، 1396). اگر در این روش هر نمونه X را به صورت جداگانه در نظر بگیریم، هر درخت یک پیش‌بینی را برای رده نمونه X ارائه می‌دهد و در نهایت با بیشترین تعداد رای درختان، روی ورودی X به عنوان رده نمونه انتخاب می‌گردد. بنابراین هر درخت به صورت جداگانه یک پیش‌بینی کلاس را نشان می‌دهد و به این صورت کلاسی که دارای بیشترین تعداد باشد پیش‌بینی مدل مورد نظر را انجام می‌دهد. از این رو این روش یکی از روش‌های سازگار با تغییرات بوده و سبب از بین رفتن بی‌ثباتی در الگوریتم‌های تصمیم‌گیری می‌گردد (نیزه و همکاران، 2012). برای اجرای این مدل از افزونه

دارای معنی‌داری سطح 5 درصد بودند. میزان VIF گزارش شده برای 5 شاخص مورد استفاده نیز کمتر از مقدار 10 تعیین گردید که نشان دهنده عدم وجود هم خطی بین پارامترهای مورد استفاده است. در نهایت با استفاده از شاخص‌های مورد استفاده به همراه مقدار ثابت، مقدار p-value معادله رگرسیون خطی چندگانه در محدوده معنی‌داری برابر با 0/049 بدست آمد. در مدل جنگل تصادفی (شکل 3)، باند 6 و باند 7 ماهواره‌ی لندست 8 علیرغم همبستگی بالا دارای اهمیت بسیار متفاوتی بودند به صورتی که باند 7 دارای بیشترین اهمیت و باند 6 دارای کمترین اهمیت در بین کلیه پارامترها بودند. همچنین صحت تولید شده این مدل برابر با  $r^2=0.21$  بدست آمد. بر اساس نتایج حاصل مقایسه عددی نتایج (شکل 4)، مدل جنگل تصادفی با دقت بیشتری توانست میزان شوری را پیش‌بینی کند. بدین معنا که در مدل جنگل تصادفی، میزان شوری پیش‌بینی شده به طور متوسط برابر با 1/58 (دسی زیمنس بر متر) بدست آمد حال آنکه این مقدار توسط مدل رگرسیونی برابر با 1/77 (دسی زیمنس بر متر) پیش‌بینی شد که اختلاف بیشتری با متوسط مقدار واقعی 1/55 (دسی زیمنس بر متر) دارد.

آزمون شاپیرو-ویلک (جدول 3) نشان داد که به جز RVI و MSAVI و دو شاخص توپوگرافیکی DEM و TWI، سایر پارامترهای مورد بررسی دارای توزیع نرمال بودند. بر اساس آزمون همبستگی (جدول 4)، بیشترین همبستگی با پارامترهای خاک را باند 3 و در شاخص‌های توپوگرافیکی، ارتفاع با باند 2 دارد. بالاترین همبستگی بین باندهای ماهواره‌ای 2 تا 7 بدست آمد، به صورتی که باندهای ماهواره‌ای نه تنها با یکدیگر بلکه با بسیاری از شاخص‌های محاسبه شده، مانند RVI و NDVI، همبستگی معنی‌داری در سطح یک درصد را نشان دادند. البته در ابتدا از روش آنالیز مولفه‌های اصلی استفاده شد ولی به دلیل عدم حصول نتیجه مطلوب تصمیم به استفاده از باند 6 شد. از این رو، تنها باند 6 ماهواره‌ی لندست برای اجرای مدل رگرسیون خطی چندگانه استفاده شد. این باند شبیه به باند 7 است و بیشترین تغییرپذیری بازتاب در پوشش‌های خاک را از خود نشان می‌دهد. مدل رگرسیونی خطی چندگانه شوری خاک در جدول 5 نشان داده شده است. در این مدل، باند 6 به عنوان پارامتر پیش‌بینی‌کننده شوری وارد مدل شد. به جز شاخص DEM و TWI، سایر مقادیر وارد شده در مدل

جدول 3- نتایج آزمون نرمالیتت شاپیرو-ویلک بر روی لایه‌های ورودی به مدل رگرسیونی

گروه شاخص	شاخص	شاپیرو-ویلک	
		آماره	درجه آزادی
باند ماهواره‌ای	باند 2	0/947	50
	باند 3	0/968	50
	باند 4	0/973	50
	باند 5	0/982	50
	باند 6	0/968	50
	باند 7	0/966	50
	EVI	0/956	50
شاخص ماهواره‌ای	RVI	0/893	50
	SAVI	0/939	50
	SBI	0/971	50
	SI1	0/926	50
	SI2	0/987	50
	SI3	0/987	50
	NDWI	0/931	50
	NDVI	0/956	50
	MSAVI	0/311	50
	DVI	0/926	50
شاخص توپوگرافیکی	DEM	0/898	50
	Slope	0/929	50
	TWI	0/806	50



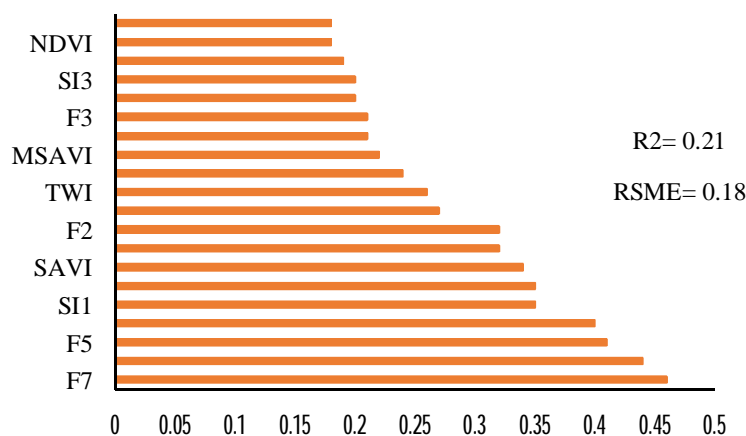
شکل 2- نقشه لایه‌های توپوگرافیکی و شاخص‌های ماهواره‌ای



جدول 4- همبستگی بین پارامترها، لایه‌ها و شاخص‌های ماهواره‌ای

SBI	SAVI	RVI	EVI	باند 7	باند 6	باند 5	باند 4	باند 3	باند 2	
0/997**	-0/704*	-0/747*	-0/798*	/975**	0/977**	0/966**	0/906**	0/012	1	باند 2
0/078	0/700**	0/594**	0/581**	0/016	0/182	0/039	0/316*	1	0/012	باند 3
0/920**	-0/424*	-0/514*	-0/546*	/884**	0/930**	0/938**	1	0/316*	0/906**	باند 4
0/968**	-0/65**	-0/692*	-0/747*	/968**	0/959*	1	0/938**	0/039	0/966**	باند 5
0/991**	-0/564*	-0/61**	-0/67**	/967**	1	0/959**	0/930**	0/182	0/977**	باند 6
0/981**	-0/678*	-0/70**	-0/76**	1	/976**	0/968**	0/884**	0/016	0/975**	باند 7
-0/754*	0/986**	0/974**	1	-0/764**	-0/672**	-0/747**	-0/546**	0/581**	-0/798**	EVI
0/700**	0/963**	1	0/974**	-0/703**	-0/615**	-0/692**	-0/514**	0/594**	-0/747**	RVI
-0/653*	1	0/963**	0/986**	-0/678**	-0/564**	-0/656**	-0/424**	0/700**	-0/704**	SAVI
1	-0/653*	-0/70**	-0/754*	0/981**	0/991**	0/968**	0/920**	0/078	0/997**	SBI
0/992**	-0/643*	-0/66**	-0/73**	0/981**	0/987**	0/964**	0/904**	0/076	0/987**	SI1
0/807**	-0/083	-0/181	-0/229	0/756**	0/862**	0/760**	0/887**	0/652**	0/765**	SI2
0/677**	0/109	0	-0/041	0/616**	0/746**	0/628**	0/806**	0/786**	0/628**	SI3
-0/728*	0/949**	0/947**	0/964**	-0/740**	-0/647**	-0/774**	-0/609**	0/552**	-0/772**	NDWI
-0/754*	0/986**	0/974**	1/000**	-0/764**	-0/672**	-0/747**	-0/546**	0/581**	-0/798**	NDVI
0/477**	-0/122	-0/114	-0/163	0/495**	0/509**	0/483**	0/474**	0/252	0/452**	MSAVI
-0/562*	0/991**	0/935**	0/957**	-0/598**	-0/468**	-0/574**	-0/318*	0/780**	-0/616**	DVI
0/151	-0/621*	-0/527*	-0/571*	0/183	0/075	0/203	-0/012	-0/665**	0/197	DEM
0/088	-0/102	-0/151	-0/129	0/009	0/066	0/05	0/098	-0/017	0/101	Slope
0/036	-0/029	-0/024	-0/028	0/114	0/043	0/154	0/12	-0/017	0/031	TWI
	TWI	DEM	DVI	MSAVI	NDVI	NDWI	SI3	SI2	SI1	
	0/031	0/197	-0/616**	0/452**	-0/798**	-0/772**	0/628**	0/765**	0/987**	باند 2
	-0/017	-0/665**	0/780**	0/252	0/581**	0/552**	0/786**	0/652**	0/076	باند 3
	0/12	-0/012	-0/318*	0/474**	-0/546**	-0/609**	0/806**	0/887**	0/904**	باند 4
	0/154	0/203	-0/574**	0/483**	-0/747**	-0/774**	0/628**	0/760**	0/964**	باند 5
	0/043	0/075	-0/468**	0/509**	-0/672**	-0/647**	0/746**	0/862**	0/987**	باند 6
	0/114	0/183	-0/598**	0/495**	-0/764**	-0/740**	0/616**	0/756**	0/981**	باند 7
	0/026	-0/081	-0/144	0/226	-0/152	-0/151	0/056	0/093	0/165	Temp
	-0/172	-0/205	0/352*	-0/064	0/322*	0/297*	0/152	0/089	-0/136	EC
	0/015	-0/033	0/112	-0/094	0/111	0/117	0/004	-0/026	-0/083	pH
	-0/188	0/301*	-0/411**	0/064	-0/379**	-0/323*	-0/047	0/031	0/308*	Density
	0/124	0/383**	-0/337*	-0/1	-0/298*	-0/318*	-0/196	-0/141	0/088	Sand
	-0/091	-0/454**	0/438**	-0/01	0/403**	0/409**	0/114	0/028	-0/26	Clay
	-0/109	-0/135	0/074	0/185	0/046	0/075	0/208	0/213	0/151	Silt
	0/241	-0/499**	0/711**	-0/038	0/613**	0/549**	0/352*	0/219	-0/262	Nitrogen
	-0/028	-0/571**	0/957**	-0/163	1/000**	0/964**	-0/041	-0/229	-0/735**	EVI
	-0/024	-0/527**	0/935**	-0/114	0/974**	0/947**	0	-0/181	-0/668**	RVI
	-0/029	-0/621**	0/991**	-0/122	0/986**	0/949**	0/109	-0/083	-0/643**	SAVI
	0/036	0/151	-0/562**	0/477**	-0/754**	-0/728**	0/677**	0/807**	0/992**	SBI
	0/031	0/15	-0/558**	0/545**	-0/735**	-0/705**	0/670**	0/800**	1	SI1
	0/017	-0/279*	0/034	0/512**	-0/229	-0/227	0/981**	1	0/800**	SI2

0/006	-0/396**	0/226	0/476**	-0/014	-0/048	1	0/981**	0/670**	SI3
-0/109	-0/561**	0/918**	-0/154	0/964**	1	-0/048	-0/227	-0/705**	NDWI
-0/028	-0/571**	0/957**	-0/163	1	0/964**	-0/041	-0/229	-0/735**	NDVI
0/08	-0/123	-084	1	-0/163	-0/154	0/476**	0/512**	0/545**	MSAVI
-0/033	-0/647**	1	-0/084	0/957**	0/918**	0/226	0/034	-0/558**	DVI
0/162	1	-0/647**	-0/123	-0/571**	-0/561**	-0/396**	-0/279*	0/15	DEM
0/036	0/156	0/6084	0/154*	0/613*	0/276	0/048	-0/228	-0/548	Slope
1	0/162	-0/033	0/08	-0/028	-0/109	0/006	0/017	0/013	TWI



شکل 3- اهمیت نسبی پارامترها در مدل جنگل تصادفی (F2 تا F7 نشان دهنده باندهای مختلف تصویر ماهواره ای هستند)

جدول 5- مدل رگرسیون خطی چندگانه تولید شده برای شوری

هم خطی		Sig.	t	ضرایب استاندارد	ضرایب غیر استاندارد		
VIF	حد				Std. Error	B	
		0/050	-1/455		6175/371	-8983/983	مقدار ثابت
4/109	0/243	0/035	2/177	0/589	5161/794	11236/999	باند 6
4/295	0/041	0/013	-1/264	-0/831	373/297	-471/814	RVI
8/317	0/026	0/041	2/102	1/735	2152/666	4524/462	NDVI
2/422	0/413	0/081	13150.00	0/282	3/336	4/536	DEM
1/134	0/882	0/077	-1/811	-0/257	29/677	-53/748	TWI
Sig.		F	میانگین مربعات	درجه آزادی	مجموع مربعات		
0/049		2/443	274432/4	5	1372162		رگرسیون
			112330/3	44	4942535		باقیمانده
				49	6314697		کل



شکل 4- متوسط و انحراف معیار مقادیر شوری در نمونه میدانی و توسط مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه و جنگل تصادفی

جدول 6- مقایسه نتایج حاصل از نمونه‌برداری و پیش‌بینی مدل‌سازی (بر حسب دسی زیمنس بر متر می‌باشد.)

نمونه میدانی شوری	مدل جنگل تصادفی شوری	مدل رگرسیونی شوری
1/44	0/97	1/00
0/67	0/39	0/37
0/81	0/55	0/53
2/58	3/20	3/62
2/28	2/84	3/02
1/00	0/60	0/44
0/49	0/27	0/30
0/83	0/50	0/50
0/37	0/21	0/27
0/35	0/21	0/19
1/50	2/14	2/68
0/41	0/26	0/29
0/51	0/27	0/31
0/77	0/46	0/40
0/90	0/54	0/57
1/06	1/31	1/21
0/21	0/19	0/13
2/23	2/48	2/87
0/97	0/57	0/59
0/32	0/19	0/15
1/46	2/12	2/53
1/69	2/39	2/86
2/77	3/24	3/69
0/99	0/59	0/61
1/02	1/27	1/06
0/56	0/32	0/36
3/36	3/26	3/75
1/36	1/96	2/35
1/69	2/31	2/86
2/45	3/00	3/38
1/05	1/31	1/20
4/45	3/43	3/98
5/75	3/51	4/02

3/14	3/25	3/71
1/28	1/88	2/24
2/35	2/87	3/12
0/84	0/51	0/51
2/38	2/90	3/14
0/70	0/45	0/37
1/42	2/08	2/51
0/37	0/23	0/29
1/00	0/60	0/65
1/11	1/40	1/46
1/22	1/44	2/14
1/21	1/42	1/80
4/41	3/40	3/78
2/70	3/20	3/66
2/46	3/06	3/56
0/32	0/20	0/15
2/52	3/18	3/57

## بحث

همچنین جریان و شدت عبور آب در آبراهه‌ها است نیز می‌تواند تأثیر مهمی بر میزان پارامترهای خاک بخصوص شوری ایفا کند (زن و همکاران، 2019). بر اساس مقایسه نظیر به نظیر اعداد واقعی و پیش‌بینی شده، نتایج این تحقیق نشان داد که مدل ماشین یادگیری جنگل تصادفی از دقت بالاتری نسبت به مدل رگرسیون برخوردار است. این نتیجه را می‌توان همسو با نتایج مطالعاتی از قبیل وو و همکاران (2018) دانست. آن‌ها نشان دادند که استفاده از مدل‌های ماشین یادگیری از توان بالاتری برای یافتن ارتباطات بین پارامترها برخوردار هستند.

امروزه ایده سنجش از راه دور توسط ماهواره‌ها گامی فراسوی تحلیل پوشش گیاهی گذاشته است که از این بین می‌توان به دستاوردهای مربوط به بررسی آلودگی ستون هوا (سرکانس و همکاران، 2017) و یا بررسی وضعیت خاک و رسوب (نووارا و همکاران، 2018) اشاره کرد. با این حال در بررسی وضعیت خاک، سنجش از دور هنوز با چالش‌های بیشماری روبرو است. از یک سو، برخی پارامترهایی که وضعیت خاک را تعیین می‌کنند، در صورت تغییر، علائم ناچیزی در بازتاب خود بروز می‌دهند. این امر باعث شده است تا نمونه‌برداری میدانی همچنان به قوت خود به عنوان یکی از راه‌های اساسی برای آگاهی از شرایط فیزیکی و شیمیایی خاک مورد استفاده قرار گیرد (لئی تائو و همکاران، 2018).

## نتیجه‌گیری

آنچه از مقایسه نتایج این مطالعه با سایر مطالعات دیگر بر می‌آید، اینطور می‌توان استنباط کرد که

این مطالعه به بررسی توان سنجش از دور به همراه برخی از داده‌هایی که در تعیین پارامترهای خاک اثرگذار هستند (بخصوص پارامترهای توپوگرافیکی) برای ایجاد مدل پیش‌بینی کننده شوری مورد استفاده قرار گرفت. یافته‌های این تحقیق نشان داد که مدل جنگل تصادفی با استفاده از کلیه لایه‌های ورودی می‌تواند برای پیش‌بینی شوری مورد استفاده قرار گیرد. در بخش استفاده از شاخص‌های ماهواره‌ای، نتایج به دست آمده در این تحقیق همسو با نتایج الهاگ و بهراوی (2017)، پریاسامی و شانموگام (2017) و الکساکیس و همکاران (2018) نشان داد که بازتاب زمینی در محدوده‌های مرئی و مادون قرمز نزدیک، علیرغم استفاده غالب در تحلیل پوشش‌های گیاهی (روبینسون و همکاران، 2017)، از توانایی بالایی برای تعیین شوری نیز برخوردار هستند. به طور مثال، رحمتی و رمضان‌پور (2017) و اسفاو و همکاران (2018) و ژنگ و همکاران (2019) بخوبی توانستند با استفاده از دو مجموعه از شاخص‌های گیاهی (شاخص‌های مبتنی بر باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز مانند RVI و NDVI) و همچنین شاخص‌های مبتنی بر خط خاک مانند (MSAVI) به مدل‌سازی میزان شوری خاک پردازند. علاوه بر شاخص‌های طیفی، ارتفاع و شاخص رطوبت توپوگرافیکی نیز به عنوان عامل کلیدی در میزان شوری تعیین گردید. همسو با این نتیجه، پنگ و همکاران (2019) نیز نشان دادند که وضعیت توپوگرافیکی یک منطقه عاملی مهم در تغییرپذیری خصوصیات خاک است. به طور مثال رطوبت خاک که شاخصی از شیب و

شود. از نتایج بسیار متفاوت از مدل‌ها و داده‌های ورودی متنوع در مناطق مختلف نیز این طور استنباط می‌شود که جمع‌آوری حجم بسیاری از داده‌ها به شرط عدم وجود هم‌خطی بین آن‌ها می‌تواند در نهایت به مدل‌های دقیق‌تری از پارامترهای خاک دست یافت. این امر را بخصوص می‌توان در زمینه استفاده از مدل‌هایی که بر پایه ماشین یادگیری هستند به خوبی مشاهده کرد. افزایش تعداد نقاط نمونه برداری در نواحی که تغییرات بالاتری دارند به همراه بررسی چند زمانه شوری در فصول مختلف و استفاده از ماهواره‌هایی با قدرت تفکیک مکانی بهتر می‌تواند به عنوان عواملی در ساخت مدل‌های دقیق‌تر شوری مورد استفاده قرار گیرد.

شرایط فیزیکی و شیمیایی منطقه نقش مؤثری در ساخت مدل پارامترهای خاک به خصوص شوری ایفا می‌کند. به عبارت دیگر، آگاهی از شرایط خاک در یک منطقه مورد مطالعه باعث می‌شود تا پارامترهای دخیل در مدل به شیوه‌ی بهینه، انتخاب شوند و در نتیجه به مدل دقیق‌تری دست یافت. در این مطالعه، تمرکز اصلی بر تعاملات بین باندهای مادون قرمز نزدیک و باند قرمز گسارده شد. از آنجا که این دو محدوده طیف الکترومغناطیس از توان بیشتری برای تعیین پارامترهای گیاهی برخوردار هستند انتظار می‌رود تا انتخاب محدوده‌هایی از طول موج مادون قرمز با طول موج کوتاه و تولید شاخص‌هایی که بر پایه این معیارها هستند به نتایج دقیق‌تری از شوری خاک منجر

### فهرست منابع:

1. اصلانی، ا. 1390. تحلیل و بررسی یخبندان‌های شدید حوضه زاینده‌رود. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه یزد. دانشکده جغرافیا. 8: 24-2.
2. امینی‌خویی، ز. عبدالله پوری، ع. 1396. طبقه‌بندی ترافیک شبکه با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی بهبودیافته. علوم رایانشی. 16: 2-17.
3. فرهمند، ا.، اوستان، ش.، جعفرزاده، ع. ا.، علی‌اصغرزاده، ن. 1391. پارامترهای شوری و سدیمی بودن در برخی خاک‌های متأثر از نمک دشت تبریز. نشریه‌ی دانش آب و خاک (دانش کشاورزی). 22 (1): 15-1.
4. کرم، ا.، کیانی، ط.، دادرسی‌سبزواری، ا.، داورزنی، ز. 1398. برآورد شوری خاک با استفاده از داده‌های دورسنجی و آمار مکانی در منطقه سبزواری. فصلنامه‌ی علمی - پژوهشی پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی. 7 (4): 53-31.
5. Abbas, A., S. Khan, N. Hussain, M. A. Hanjra and S. Akbar. 2013. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach. *Physics and Chemistry of the Earth. Parts A/B/C* 55: 43-52.
6. Alexakis, D., I. Daliakopoulos, I. Panagea and I. Tsanis. 2018. Assessing soil salinity using WorldView-2 multispectral images in Timpaki, Crete, Greece. *Geocarto International*. 33-4: 321-338.
7. Asfaw, E., K. Suryabhagavan and M. Argaw. 2018. Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*. 17-3: 250-258.
8. Bouaziz, M., J. Matschullat and R. Gloaguen. 2011. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. *Comptes Rendus Geoscience*. 343-11-12: 795-803.
9. Deng, X., Z. Yang and A. Long. 2013. Ecological operation in the Tarim River Basin based on rational allocation of water resources. *Journal of Glaciology and Geocryology*. 35-6: 1600-1609.
10. Ding, J. and D. Yu. 2014. Monitoring and evaluating spatial variability of soil salinity in dry and wet seasons in the Werigan-Kuqa Oasis, China, using remote sensing and electromagnetic induction instruments. *Geoderma*. 235: 316-322.
11. El Harti, A., R. Lhissou, K. Chokmani, J.-e. Ouzemou, M. Hassouna, E. M. Bachaoui and A. El Ghmari. 2016. Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla

- Plain. Morocco using satellite spectral indices. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 50: 64-73.
12. Elhag, M. and J. A. Bahrawi. 2017. Soil salinity mapping and hydrological drought indices assessment in arid environments based on remote sensing techniques. *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems*. 6-1: 149.
  13. Etesami, H. and F. Noori. 2019. Soil Salinity as a Challenge for Sustainable Agriculture and Bacterial-Mediated Alleviation of Salinity Stress in Crop Plants. *Saline Soil-based Agriculture by Halotolerant Microorganisms*, Springer: 1-22.
  14. Farifteh, J., F. Van der Meer, C. Atzberger and E. Carranza. 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods. PLSR and ANN. *Remote Sensing of Environment*. 110-1: 59-78.
  15. Gorji, T., E. Sertel and A. Tanik. 2017. Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey. *Ecological Indicators*. 74: 384-391.
  16. Hoffmann, JP., Shafer, K. 2015. *Linear regression analysis*. Washington, DC: NASW Press.
  17. Hanusz, Z., J. Tarasinska and W. Zielinski. 2016. Shapiro-Wilk test with known mean. *REVSTAT-Statistical Journal*. 14-1: 89-100.
  18. Islam, T. and E. Toor. 2019. Power Comparison of Autocorrelation Tests in Dynamic Models. *International Econometric Review* 11.
  19. Khan, S. and A. Abbas. 2007. Using remote sensing techniques for appraisal of irrigated soil salinity. *Int. Congr. Model. Simul.-MODSIM, Model. Simul. Soc. Aust. New Zealand, Bright-January*: 2632-2638.
  20. Khellouk, R., A. Barakat, A. Boudhar, R. Hadria, H. Lionboui, A. El Jazouli, J. Rais, M. El Baghdadi and T. Benabdelouahab. 2020. Spatiotemporal monitoring of surface soil moisture using optical remote sensing data: a case study in a semi-arid area. *Journal of Spatial Science*. 65-3: 481-499.
  21. Leitão, P., M. Schwieder, F. Pötzschner, J., R. Pinto, A., M. Teixeira, F. Pedroni, M. Sanchez, C. Rogass, S. van der Linden, M. Bustamante. 2018. From sample to pixel: multi-scale remote sensing data for upscaling aboveground carbon data in heterogeneous landscapes. *Ecosphere*. 9-8: e02298.
  22. Ma, Z., Y. Xu, J. Peng, Q. Chen, D. Wan, K. He, Z. Shi and H. Li. 2018. Spatial and temporal precipitation patterns characterized by TRMM TMPA over the Qinghai-Tibetan plateau and surroundings. *International journal of remote sensing*. 39-12: 3891-3907.
  23. Novara, A., A. Pisciotta, M. Minacapilli, A. Maltese, F. Capodici, A. Cerdà and L. Gristina. 2018. The impact of soil erosion on soil fertility and vine vigor. A multidisciplinary approach based on field, laboratory and remote sensing approaches. *Science of the Total Environment*. 622: 474-480.
  24. Okur, B. and N. Örcen. 2020. Soil salinization and climate change. *Climate Change and Soil Interactions*, Elsevier: 331-350.
  25. Page, AL. Miller, RH. Jeeney, DR. 1992. *Methods of soil analysis, part 2*. In: *Chemical and Mineralogical Properties*. Soil Science Society of American Publication. Pp: 1159.
  26. Peng, J., A. Biswas, Q. Jiang, R. Zhao, J. Hu, B. Hu and Z. Shi. 2019. Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang Province, China. *Geoderma*. 337: 1309-1319.
  27. Periasamy, S. and R. S. Shanmugam. 2017. Multispectral and microwave remote sensing models to survey soil moisture and salinity. *Land Degradation & Development*. 28-4: 1412-1425.

28. Rahmati, N., Hamzehpour. 2017. Quantitative remote sensing of soil electrical conductivity using ETM+ and ground measured data. *International Journal of Remote Sensing*. 38-1: 123-140.
29. Ren, D., B. Wei, X. Xu, B. Engel, G. Li, Q. Huang, Y. Xiong and G. Huang. 2019. Analyzing spatiotemporal characteristics of soil salinity in arid irrigated agro-ecosystems using integrated approaches. *Geoderma*. 356: 113935.
30. Robinson, W., Allred, M., Jones, A., Moreno, J. S., Kimball, D. E., Naugle, T. A., Erickson, Richardson. 2017. A dynamic Landsat derived normalized difference vegetation index (NDVI) product for the conterminous United States. *Remote Sensing*. 9-8: 863.
31. Salmerón Gómez, R., A. Rodríguez Sánchez, C. G. García and J. García Pérez. 2020. The VIF and MSE in Raise Regression. *Mathematics* 8-4: 605.
32. Sidike, A., S. Zhao and Y. Wen. 2014. Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 26: 156-175.
33. Sreekanth, V., B. Mahesh and K. Niranjana. 2017. Satellite remote sensing of fine particulate air pollutants over Indian mega cities. *Advances in Space Research*. 60-10: 2268-2276.
34. Taghizadeh-Mehrjardi, R., B. Minasny, F. Sarmadian and B. Malone. 2014. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*. 213: 15-28.
35. Wang, Z., W. Tan, D. Yang, K. Zhang, L. Zhao, Z. Xie, T. Xu, Y. Zhao, X. Wang and X. Pan. 2020. Mitigation of soil salinization and alkalization by bacterium-induced inhibition of evaporation and salt crystallization. *Science of The Total Environment*. 142-511.
36. Wu, W., C. Zucca, A. S. Muhaimed, W. M. Al-Shafie, A. M. Fadhil Al-Quraishi, V. Nangia, M. Zhu and G. Liu. 2018. Soil salinity prediction and mapping by machine learning regression in C entral M esopotamia, I raq. *Land Degradation & Development*. 29-11: 4005-4014.
37. Xu, H. 2006. Modification of normalised difference water index. NDWI to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International journal of remote sensing*. 27-14: 3025-3033.
38. Zhou, X. and T. Jiang. 2016. Metamodel selection based on stepwise regression. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 54-3: 641-657.

## Evaluation and Modeling Soil Salinity Using Remote Sensing, Regression Model and Random Forest

M. Sadeghi and M. Ahmadi Nadoushan<sup>1</sup>

MSc student, Environmental Sciences, Department of Environmental Sciences, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran; Email: m.sadeghi1984.1363@gmail.com  
Assistant Professor of Environmental Sciences, Department of Environmental Sciences, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran; Waste and Wastewater Research Center, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran;  
E-mail: m.ahmadi1984@gmail.com

Received: October, 2020 and Accepted: March, 2021

### Abstract

Nowadays, soil salinization is one of the world's major threats that reduce soil productivity by intensifying the process of desertification and land degradation. Since laboratory analysis is mostly time consuming and costly, especially in large scales, attempts have been made to study soil salinity using remote sensing techniques in recent years. The present study assessed the potential of remote sensing in predicting soil surface salinity in the east of Lenjan City. Salinity reference points were identified based on analyzing 50 randomly selected surface soil samples. Satellite indices including DVI, NDVI, EVI, MSAVI, SAVI, RVI, NDWI, SI1, SI2, SI3 and SBI were derived from a Landsat-8 satellite image (path and row of 164 and 37) acquired on September 13, 2019. These indices along with three topographic indices of elevation, slope and topographic wetness index (TWI) were introduced to the Multiple Linear regression and Random Forest models. The linear regression model was built using band 6, RVI, NDVI, elevation and TWI with a p-value of 0.049. In the Random Forest model, band 7, slope, band 5 and elevation were among the most important parameters. The  $r^2$  value of this model was 0.21. The results of this study showed that topographic indices had also great importance in salinity prediction. Moreover, comparison of the results indicated that Random Forest had a higher accuracy than the regression model for determining salinity in the study area.

**Keywords:** Landsat-8, Satellite Index, Zarrinshahr, Topographic wetness index

---

<sup>1</sup> Corresponding author: Department of Environmental Sciences, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran