

کاربرد مدل‌های یادگیری ماشین در برآورد مکانی فسفر و پتاسیم خاک در بخشی از اراضی دشت آبیک

سید روح اله موسوی¹، فریدون سرمدیان¹، محمود امید و پاتریک بوگارت

دانشجوی دکتری گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران؛

r_mousavi@ut.ac.ir

استاد گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران؛

fsarmad@ut.ac.ir

استاد گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران؛

omid@ut.ac.ir

استاد دانشکده محیط زیست و علوم زمین، دانشگاه کاتولیک لوفن، لوفن، بلژیک؛ patrick.bogaert@uclouvain.be

دریافت: 1400/5/5 و پذیرش: 1400/9/29

چکیده

مدل‌سازی و نقشه‌برداری توزیع مکانی عناصر غذایی گیاه در خاک اهمیت ویژه‌ای در افزایش بهره‌وری بخش کشاورزی و نیل به توسعه پایدار دارد. این پژوهش باهدف تهیه نقشه‌های رقومی دو عنصر مغذی فسفر در دسترس (P_{av}) و پتاسیم قابل‌تبادل (K_{ex}) خاک با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین (MLM) شامل جنگل تصادفی (RF)، کوپیسست (CB)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و k -نزدیک‌ترین همسایگی (k -NN) در دو عمق 0-15 و 30-15 سانتی‌متر در بخشی از اراضی دشت آبیک صورت پذیرفت. در راستای این هدف 278 خاک رخ مطالعاتی در منطقه مورد مطالعه حفر و پس از نمونه‌برداری از افق‌های موردنظر، خاک‌ها برای انجام آزمایش‌های موردنیاز به آزمایشگاه منتقل شد. ارزیابی کارایی MLM بر اساس روش اعتبارسنجی متقابل با 10-گام صورت پذیرفت. نتایج مدل‌سازی حاکی از آن است که مدل RF نسبت به سه مدل دیگر در برآورد مکانی P_{av} و K_{ex} در دو عمق مورد مطالعه دارای بیشترین میزان صحت و حداقل مقدار خطا بود. در عمق 0-15 سانتی‌متر طبق آماره‌های ضریب همبستگی تطابق (CCC) برای P_{av} مقادیر 0/70، 0/74، 0/48، 0/35 و حداقل مقدار میانگین ریشه مربعات خطا نرمال شده (NRMSE) 0/38، 0/54، 0/70، 0/84 و 0/80 به ترتیب توسط مدل‌های RF، CB، SVR، k -NN و برای K_{ex} در همین عمق مقادیر CCC برابر 0/72، 0/70، 0/47، 0/36، 0/34، 0/25 و 0/45 به ترتیب توسط مدل‌های RF، CB، SVR، k -NN مشاهده گردید. نتایج مشابهی برای لایه 30-15 سانتی‌متر به دست آمد. اهمیت نسبی متغیرهای محیطی مؤید نقش مؤثرتر ویژگی‌های خاک نسبت به سایر متغیرهای محیطی در برآورد P_{av} و K_{ex} بود. با توجه به نقشه‌های پهنه‌بندی دو عنصر مغذی و غالب بودن کاربری زراعی در اراضی مورد مطالعه، بخش‌های عمده‌ای از منطقه بر اساس مقادیر استاندارد P_{av} دارای کمبود بود. بنا بر این، به‌منظور افزایش بهره‌وری و بهبود مدیریت حاصلخیزی خاک استفاده از کودهای فسفات با نظارت کارشناسان خاک توصیه می‌شود.

واژه‌های کلیدی: فسفر در دسترس، پتاسیم قابل‌تبادل، مدل‌سازی مکانی، نقشه‌برداری رقومی خاک

¹ نویسنده مسئول، آدرس: کرج، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، گروه علوم و مهندسی خاک.

مقدمه

نقشه‌ی ویژگی‌های خاک در اراضی کشاورزی با تعداد نمونه کمتر نسبت به روش‌های زمین‌آماري کارا تر هستند. از روش‌های MLM برای برآورد ویژگی‌های فیزیکی‌شیمیایی و هیدرولیکی خاک، بالأخص مدل‌های RF برای مدل‌سازی مکانی SOC (متین فر و همکاران، 2021؛ هنگل و همکاران، 2021) برای اجزا بافت خاک (ما و همکاران، 2017)، SVR در شوری خاک (تقی زاده و همکاران، 2021) و مدل k-NN برای چندین ویژگی‌های خاک سطحی (خال‌دیان و میلر، 2020) استفاده شده است، همچنین در پژوهش‌های اندکی از روش‌های MLM برای برآورد عناصر مغذی خاک استفاده شده است که در ایران و جهان می‌توان به مدل‌سازی نیتروژن کل خاک توسط (گائو همکاران، 2019؛ پارسایی و همکاران، 2021) اشاره نمود و عمده پژوهش‌های انجام شده معطوف به روش‌های زمین‌آماري یا درون‌یابی بوده- اند که به تحقیقات (خزائی و همکاران، 1396؛ طاعنی و همکاران، 1399) می‌توان اشاره نمود.

در مطالعه‌ای که باهدف نقشه‌برداری رقومی تعدادی از ویژگی‌های خاک (فسفر در دسترس، پتاسیم قابل‌تبادل، شوری خاک، واکنش خاک، درصد ماده آلی، کلسیم و منیزیم محلول، آهن، روی، مس و منگنز قابل‌جذب خاک) در تایلند توسط (سریسامکی و همکاران، 2021) با استفاده از متغیرهای کمکی محیطی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره⁵ (MLR) انجام گردید. محققین بیان داشتند که نقشه‌برداری رقومی خاک یک روش بسیار مناسب برای دستیابی به سطوح عناصر غذایی در منطقه مورد مطالعه هستند و متغیرهای کمکی محیطی از قبیل شاخص درخشندگی⁶، درجه اشباع⁷، شاخص تفاضلی نرمال شده آب⁸ و تنش رطوبتی⁹ مهم‌ترین پیش-بینی‌کننده‌های محیطی می‌باشند. همچنین سالیمانو و همکاران (2021) در بخشی از اراضی کشاورزی روسیه

دو عنصر فسفر در دسترس (P_{av}) و پتاسیم قابل‌تبادل (K_{ex}) به همراه نیتروژن کل (TN) به‌عنوان عناصر غذایی ماکرو خاک از مهم‌ترین شاخص‌های کیفیت خاک مطرح هستند (گائو و همکاران، 2021). از دیدگاه مکانی نقشه‌های توزیع عناصر غذایی خاک از اهمیت بالایی در مدیریت حاصلخیزی خاک و کنترل آلودگی‌های غیر نقطه‌ای برخوردار است (گائو و همکاران، 2021).

در سال‌های اخیر از روش‌های زمین‌آماري¹ به‌عنوان یک ابزار برآورد کننده مکانی ویژگی‌های خاک به نحو گسترده‌ای استفاده شده است (کینگزلی و همکاران، 2019؛ بوگانویک و همکاران، 2017). با این وجود، اغلب روش‌های زمین‌آماري به دلیل داشتن رویکرد خطی، به نحوه توزیع داده‌ها حساس و همچنین برای تهیه نیم-تغییرنماهای قابل‌اعتماد از ویژگی‌های خاک و برآورد آن‌ها به تعداد قابل‌توجهی از مشاهدات نیاز دارند (الیویر و بستر، 2014).

از دیدگاه مفهومی روش‌های یادگیری ماشین به‌عنوان بخشی از دانش هوش مصنوعی در عصر فناوری و اطلاعات به‌طور فزاینده‌ای در زمینه‌های مختلف علمی به‌ویژه نقشه‌برداری رقومی خاک² (DSM) توسعه یافته است (هنگل و همکاران، 2018، میناسنی و مک براتنی، 2016). یکی از کاربردهای عمده روش‌های یادگیری ماشین عمدتاً شناسایی و پیش‌بینی الگوهای موجود در چندین مجموعه داده بزرگ حاصل داده‌های ماهواره‌ای یا پارامترهای مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع³ (DEM) است. این داده‌ها به‌عنوان کنترل‌کننده‌ها یا پیش‌بینی‌کننده‌های محیطی که نماینده فاکتورهای خاکسازي هستند نقش دارند (هنگل و همکاران، 2018؛ پادارین و همکاران، 2020). در همین راستا (مندز و همکاران، 2020) گزارش کرده‌اند که روش‌های یادگیری ماشین⁴ (MLM) برای تهیه

⁵ Multiple linear regression

⁶ Brightness

⁷ Saturation degree

⁸ Normalized difference water index

⁹ Moisture stress

¹ Geostatistical approaches

² Digital soil mapping

³ Digital elevation model

⁴ Machine learning methods

طبق نقشه زمین‌شناسی منطقه مواد با منشأ آبرفتی واقع در پادگان‌های جوان، مارن‌های قرمز با لایه‌های گچ و نمک، کفه‌های رسی و سیلتی مهم‌ترین مواد مادری تشکیل‌دهنده خاک‌های منطقه هست. خاک‌ها در 13 کلاس زیرگروه و 22 کلاس فامیل خاک قرار دارند (موسوی و همکاران، 1398) که در سطح تاکسونومیک زیرگروه، Calcixerepts Typic دارای بیشترین فراوانی در بین واحدهای خاک منطقه می‌باشد (اداره‌ی شناسایی خاک آمریکا، 2014).

عملیات صحرائی و تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی

556 نمونه از مجموع 278 خاک رخ حفرشده در منطقه مورد مطالعه با متوسط فاصله 1500 متر از دو عمق زراعی 0-15 و 30-15 سانتی‌متر بر اساس روش طبقه‌بندی تصادفی برداشت شد که موقعیت مکانی نقاط نمونه‌برداری در شکل (1) ارائه شده است. پس از نمونه‌برداری و انتقال نمونه‌ها به آزمایشگاه، هوا خشک نمودن و عبور آن‌ها از الک دو میلی‌متری غلظت فسفر در دسترس، (P_{av}) و پتاسیم تبادلی خاک (K_{ex}) به همراه سایر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک بر اساس روش‌های استاندارد (کارتر و گرگوریچ، 2007) اندازه‌گیری شد. محدوده‌های مناسب برای طبقه‌بندی مقدار فسفر در دسترس و پتاسیم قابل‌تبادل در خاک‌های مورد مطالعه بر اساس مطالعه (خزائی و همکاران، 1396) تنظیم گردیده که به ترتیب به شرح جداول (1) و (2) است.

متغیرهای محیطی کمکی و اهمیت آن‌ها

در این تحقیق، متغیرهای محیطی کمکی شامل مشتقات اولیه و ثانویه مدل رقومی ارتفاع، داده‌های سنجش‌ازدور، پارامترهای اقلیمی، ویژگی‌های خاک، به همراه سه متغیر دسته‌بندی نقشه کلاس‌های خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی بودند که بر اساس سه رویکرد دانش خاک‌شناس² به همراه دو روش نیمه‌خودکار³- نظارت‌نشده تجزیه مؤلفه‌های اصلی⁴ (PCA) و ضریب ضریب همبستگی پیرسون⁵ (r) صورت پذیرفت (کوهن و جانسون، 2013).

به بررسی تغییرات مکانی برخی از ویژگی‌های زراعی - شیمیایی خاک¹ (درصد کربن آلی، نیتروژن کل خاک، فسفر در دسترس، پتاسیم قابل‌تبادل، کلسیم و منیزیم محلول، واکنش خاک و ضخامت سولوم) با استفاده از مدل‌های SVR و MLR به منظور اعمال سیاست‌های کشاورزی پایدار پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل SVR نسبت به MLR دقت بالاتری را نشان داد و پارامترهای توپوگرافی نقش تعیین‌کننده‌ای در برآورد ویژگی‌های مورد اشاره داشتند. با این حال مطالعات کمتری معطوف به به‌کارگیری روش‌های ML در مدل‌سازی مکانی عناصر مغذی خاک از جمله P_{av} و K_{ex} در مناطق خشک و نیمه‌خشک بوده است؛ بنابراین پژوهش حاضر با اهداف (1) بررسی کارایی چهار مدل غیرخطی و نا پارامتریک یادگیری ماشین RF، CB، SVR و k-NN در مدل‌سازی و برآورد تغییرات مکانی دو عنصر غذایی P_{av} و K_{ex} در اعماق سطحی 0-15 و 30-15 سانتی‌متر و (2) همچنین استفاده از رویکرد نظر کارشناس در کنار دو رویکرد نظارت‌نشده انتخاب متغیر کمکی برای معرفی مهم‌ترین فاکتورهای محیطی پیش‌بینی کننده P_{av} و K_{ex} در بخشی از اراضی دشت آبیک صورت پذیرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه بخشی از اراضی زراعی و مرتعی واقع در حد واسط دو استان قزوین و البرز و در دشت آبیک و بخشی از دشت نظرآباد واقع شده است (شکل 1). این منطقه با مساحت حدود 60000 هکتار با دامنه تغییرات ارتفاعی آن از 1140 متر تا 1750 متر نسبت به سطح دریا متغیر است. چهار کاربری زراعت آبی (52%)، مراتع شور (22%)، اراضی دیم (16%) و مراتع غیر شور (8%) مهم‌ترین کاربری‌های منطقه هستند و مابقی شامل مناطق مسکونی و صنعتی (2%) می‌باشند (شکل 4 ج). این اراضی با سطح مکانیزاسیون متوسط عمدتاً تحت کشت محصولات زراعی گندم پاییزه، جو، یونجه و ذرت هستند. بخش‌های شمالی منطقه عمدتاً دارای کلاس بافت متوسط تا سبک (لوم تا لوم شنی) و بخش‌های جنوبی دارای کلاس بافتی سنگین (رسی تا لوم رسی) هست.

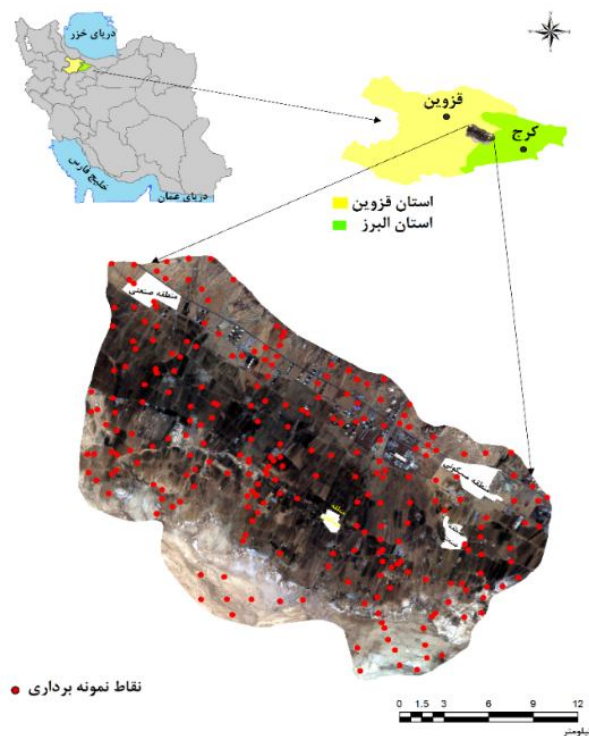
¹ Agrochemical soil properties

² Pedological knowledge

³ Semi-automated

⁴ Principal component analysis

⁵ Pearson correlation coefficient



شکل 1- موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری

جدول 1- حدود بهینه فسفر در دسترس (P_{av}) و پتاسیم قابل تبادل (K_{ex}) در خاک

عنصر مغذی خاک	واحد	کمبود شدید	کمبود خفیف	بهینه	بیش بود
P_{av}		کمتر از 12	24-12	36-24	بیش از 36
K_{ex}	$mg.kg^{-1}$	کمتر از 250	400-250	600-400	بیش از 600

رقومی حاصل از انعکاس طیف در مناطق صنعتی و مسکونی و ایجاد نویز و افزایش خطا در نتایج برآورد ویژگی‌های حاصلخیزی خاک، موقعیت آن‌ها در لایه‌های محیطی مورد استفاده حذف شد. در این پژوهش برای نمایش اهمیت نسبی متغیرهای محیطی کمکی در برآورد فسفر در دسترس و پتاسیم قابل تبادل، از تابع درصد افزایش میانگین مربعات خطا³ (Percent increase in mean square error) در مدل RF استفاده شد.

سه متغیر دسته‌بندی¹ شامل نقشه کلاس‌های خاک، زمین‌شناسی (1:100000) و نقشه کاربری اراضی نیز بر اساس رویکرد دانش خاک‌شناس برای ورود به فرآیند مدل‌سازی مکانی انتخاب شد. در مجموع 29 متغیر کمکی خاک- محیطی برای برآورد P_{av} و K_{ex} در منطقه مورد مطالعه تهیه شدند (جدول 2). در نهایت، کلیه لایه‌های محیطی تهیه شده در نرم‌افزار R با استفاده از تابع نزدیک‌ترین همسایه در قدرت تفکیک مکانی 15 متر بازنمونه‌گیری² شد. برای جلوگیری از تأثیر منفی مقادیر

1. Categorical variable
2. Resampling

3. Percent increase in mean square error

جدول 2- متغیرهای کمکی خاک-محیطی مورد استفاده برای مدل‌سازی مکانی P_{av} و K_{ex}

فاکتور خاک‌سازی	متغیر کمکی محیطی	نام متغیر و نماد
در مدل اسکورپان ¹	مدل رقومی ارتفاع	Digital elevation model
	شاخص اثر باد	Wind effect (WE)
	شاخص همواری دره با وضوح مکانی بالا	Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness (MrVBF)
	شدت تابش پخشیده	Diffuse insolation
	فاصله تا شبکه آبراهه	Channel network base level (CNBL)
توپوگرافی (t)	شاخص موقعیت توپوگرافی	Topographic position index
	مساحت حوضه آبخیز	Catchment area
	طول در درجه شیب	LS-Factor
	موقعیت نسبی شیب	Relative slope position
	شاخص خیسگی توپوگرافی	Topographic wetness index
	شیب	Slope
	جهت شیب	Aspect
اقلیم (c)	میانگین دمای سالانه	Mean annual temperature (MAT)
	میانگین بارندگی سالانه	Mean annual precipitation
	شاخص تفاضلی پوشش گیاهی	$DVI = NIR - RED$
	شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده	$NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED)$
	شاخص پوشش گیاهی نسبی	$RVI = RED - NIR$
ارگانسیم (o)	شاخص پوشش گیاهی تعدیل یافته خاک	$SAVI = [(NIR - R) / (NIR + R)] * (1 + S)$
	شاخص سبزیگی	$Greenness = -0.2848 (B2) - 0.2435 (B3) - 0.5436 (B4) + 0.7243 (B5) + 0.0840 (B6) - 0.1800 (B7)$
	شاخص روشنایی	$Brightness = 0.3037 (B2) + 0.2793 (B3) + 0.4743 (B4) + 0.5585 (B4) + 0.5082 (B6) + 0.1863 (B7)$
	کاربری اراضی	Land use
	جرم مخصوص ظاهری	BD ($g \cdot cm^{-3}$)
	کربن آلی خاک	SOC (%)
خاک (s)	قابلیت هدایت الکتریکی خاک	EC ($dS \cdot m^{-1}$)
	کربنات کلسیم معادل	CCE (%)
	اجزا بافت خاک (رس)	Clay (%)
	نقشه کلاس‌های خاک	Soil map
مواد مادری (p)	نقشه زمین‌شناسی	Geology
	شاخص رس	$Clayindex = SWIR1 / SWIR2$

عموماً برابر مقدار 5/0 برای تعدیل اثر خاک پس‌زمینه S: B2: Blue, B3: Green, B4: RED, B5: NIR, B6: SWIR1, B7: SWIR2.

¹ scorpan

مدل‌سازی مکانی

ویژگی به ترتیب برای فسفر 9/68 و 73/30 درصد و برای پتاسیم 192 و 57 درصد محاسبه شده است. در عمق دوم (15-30 سانتی‌متر) میانگین مقادیر P_{av} و K_{ex} 10 و 220 میلی‌گرم بر کیلوگرم بوده و مقادیر دو شاخص آماری انحراف معیار و ضریب تغییرات نیز به ترتیب 7/65، 76/50 درصد، 147 و 66/81 درصد به ترتیب برای P_{av} و K_{ex} در این عمق مشاهده شد. بر اساس طبقه‌بندی ارائه شده توسط ویل‌دینگ (1985) دو ویژگی فسفر (57 درصد و 66/81 درصد) و پتاسیم (73/3 درصد و 76/5 درصد) در دو عمق مورد مطالعه دارای تغییرپذیری زیاد⁴ (بیش از 35 درصد) است.

متغیرهای محیطی منتخب

بر اساس ضریب همبستگی پیرسون، در عمق 0-15 سانتی‌متر به‌طور جداگانه چهار ویژگی Clay، CCE، BD و همبستگی قوی در سطح یک درصد و SOC در سطح 5 درصد با P_{av} در عمق اول نشان دادند؛ اما K_{ex} با Clay و EC به ترتیب در سطوح معنی‌داری یک و 5 درصد همبستگی داشت. در عمق 15-30 سانتی‌متر نیز P_{av} با دو ویژگی Clay و CCE در سطح یک درصد و BD در سطح یک درصد همبستگی قوی نشان داد و K_{ex} در این عمق با Clay همبستگی قوی و معنی‌دار در سطح یک درصد دارا بود.

به‌منظور مدل‌سازی پراکنش مکانی P_{av} و K_{ex} خاک در دو عمق (0-15 سانتی‌متر و 15-30 سانتی‌متر) کارایی چهار مدل یادگیری ماشین رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR)، k-نزدیک‌ترین همسایه (k-NN)، کویست (CB) و جنگل تصادفی (RF) در بسته تخصصی "caret" و تابع "train" در محیط نرم‌افزار متن‌باز R¹ مورد ارزیابی قرار گرفت. ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین بر اساس روش اعتبارسنجی متقابل با 10-گام² انجام شد. صحت سنجی بر اساس سه شاخص آماری ضریب تطبیق همبستگی³ (CCC)، میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین مربعات خطا نرمال شده (NRMSE) انجام شد.

$$CCC = \frac{2r\partial_a\partial_b}{\partial_a^2 + \partial_b^2 + (a+b)^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (2)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{a} \quad (3)$$

در آن‌ها: $a, b, \bar{a}, \bar{b}, \partial_a, \partial_b$ و n به ترتیب مقادیر مشاهده شده، برآورد شده، میانگین مقادیر مشاهده شده، میانگین برآورد شده، واریانس مقادیر مشاهده شده، واریانس برآورد شده و تعداد کل نمونه‌ها است.

نتایج

تجزیه و تحلیل آماری

توصیف آماری فسفر در دسترس و پتاسیم قابل تبادل در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر برای همه نقاط مشاهده شده (278 عدد) در جدول 3 ارائه شده است. میانگین مقادیر P_{av} و K_{ex} در عمق اول (0-15 سانتی‌متر) به ترتیب برابر 13/20 و 331 میلی‌گرم بر کیلوگرم است. انحراف معیار و ضریب تغییرات این دو

¹ Open source

² 10-fold cross validation

³ Concordance Correlation Coefficient

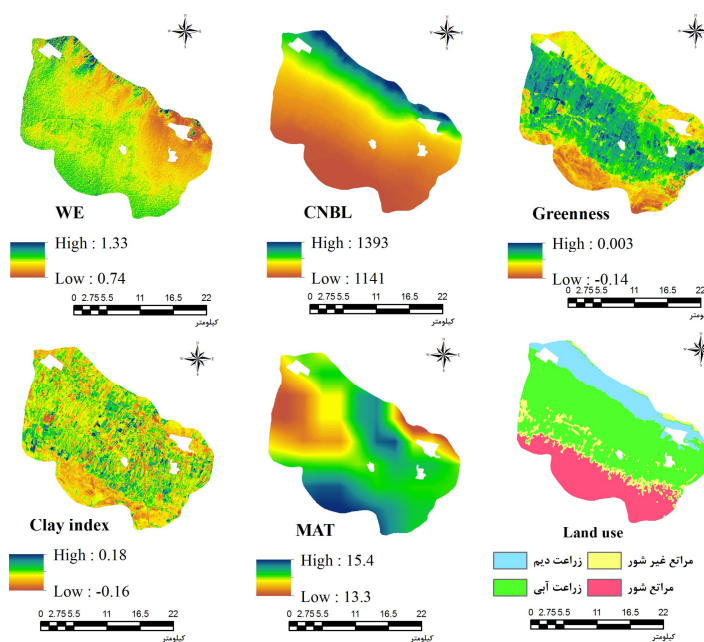
⁴ High variable

جدول 3- خلاصه برخی آماره‌های P_{av} و پتاسیم K_{ex} در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر

ویژگی	عمق (cm)	واحد	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
P_{av}	15-0	$(mg.kg^{-1})$	2/00	70/3	13/2	9/68	73/3
K_{ex}	15-0		11/8	950	331	192	57/0
P_{av}	15-30	$(mg.kg^{-1})$	2/00	70/3	13/2	9/68	73/3
K_{ex}	15-30		1/00	45/0	10/0	7/65	76/5

همبستگی با سایر متغیرهای محیطی مورد بررسی در این پژوهش بودند. همچنین بر اساس نظر کارشناس نیز سه متغیر دسته‌بندی نقشه خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی نیز انتخاب و در کنار سایر متغیرهای کمکی به-عنوان برآورد کننده‌های محیطی مورد P_{av} و K_{ex} مورد استفاده قرار گرفت. در مجموع، 13 متغیر کمکی خاک- محیطی از مجموع 29 متغیر اولیه برای برآورد مکانی P_{av} و K_{ex} انتخاب شدند. در شکل 4 تعدادی از متغیرهای محیطی کمکی مورد استفاده برای برآورد مکانی P_{av} و K_{ex} در این پژوهش ارائه شده است.

در ادامه بر اساس مقادیر ارزش ویژه بالاتر از یک در روش PCA، مؤلفه‌های اصلی اول تا پنجم 81 درصد از واریانس موجود در متغیرهای کمکی مستخرج از منابع توپوگرافی، سنجش‌ازدور و اقلیم را توجیه نمودند. نتایج همبستگی متغیرهای محیطی با مؤلفه‌های اصلی بارزش ویژه بالاتر از یک نشان داد که در مؤلفه‌های اول تا پنجم به ترتیب متغیرهای کمکی فاصله تا شبکه آبراهه (35/65 درصد)، شاخص سبزیگی (24/79 درصد)، شاخص اثر باد (7/52 درصد)، میانگین دمای سالیانه (6/62 درصد) و شاخص رس (6/41 درصد) دارای بالاترین مقدار واریانس منفرد و حداقل



شکل 4 - تغییرپذیری شش متغیر محیطی مورد استفاده برای برآورد مکانی P_{av} و K_{ex} در دشت آبیک.

ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین

اهمیت را نشان دادند. برای K_{ex} در عمق اول EC, Clay, MAT و CNBL مهم‌ترین بودند در حالی که در عمق دوم متغیرهای کمکی Geology, Land use, Clay و CHNL دارای بیشترین اهمیت بودند که به ترتیب در مجموع، 66 درصد و 60 درصد از تغییرات K_{ex} را در دو عمق مورد-نظر تبیین می‌کنند (شکل 5).

پراکنش مکانی فسفر در دسترس و پتاسیم قابل تبادل خاک

نقشه‌های برآورد P_{av} و K_{ex} در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر بر اساس مدل RF در شکل 6 ارائه شده است. مقادیر بهینه P_{av} به ترتیب در بازه‌های کمتر از 12 میلی‌گرم بر کیلوگرم (کمبود خفیف)، 24 تا 36 میلی‌گرم (بهینه) و بیشتر از 36 میلی‌گرم (بیش‌بود) و برای K_{ex} و مقادیر کمتر از 250 میلی‌گرم (کمبود شدید)، 250 تا 400 میلی‌گرم بر کیلوگرم (کمبود خفیف)، 400 تا 600 میلی‌گرم بر کیلوگرم (بهینه) و بیش از 600 میلی‌گرم بر کیلوگرم (بیش‌بود) طبقه‌بندی گردید (خزائی و همکاران، 1395). جهت تفسیر بهتر، نتایج حاصل از سطوح مناسب مربوط به هریک از محدوده‌های تعریف‌شده برای P_{av} و K_{ex} در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر در جدول 5 ارائه شده است.

در جدول 4 نتایج اعتبارسنجی برآورد مکانی P_{av} و K_{ex} بر اساس شاخص‌های آماری ارزیابی مدل‌های ML شامل CCC، RMSE و NRMSE در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر ارائه شده است. بر اساس شاخص‌های آماری، مدل‌های SVR و k-NN نتایج ضعیف‌تر و توافق کمتری را بین مقادیر برآورد و مشاهده‌شده برای تخمین P_{av} و K_{ex} در دو عمق موردنظر ارائه کردند، در حالیکه مدل RF و CB در مقایسه با دو مدل (SVR و k-NN) نتایج دقیق‌تر و با توافق بالاتری را بین مقادیر برآورد و مشاهده شده ارائه نمودند (جدول 4). نتایج اعتبارسنجی بر اساس آماره CCC برای P_{av} در عمق 0-15 سانتی‌متر برابر 0/84، 0/74، 0/35 و 0/48 بود که به ترتیب بر اساس مدل‌های RF، CB، SVR و k-NN حاصل گردید. در عمق 15-30 سانتی‌متر مقادیر CCC به ترتیب 0/75، 0/60، 0/36 و 0/30 بودند که در این عمق مدل‌های RF و k-NN بیشترین و کمترین میزان صحت را نشان دادند. در مورد K_{ex} نیز مقادیر CCC در عمق اول 0/82، 0/72، 0/70 و 0/48 و در عمق دوم 0/80، 0/70، 0/78 و 0/40 به ترتیب بر اساس مدل‌های RF، CB، SVR و k-NN مشاهده گردید.

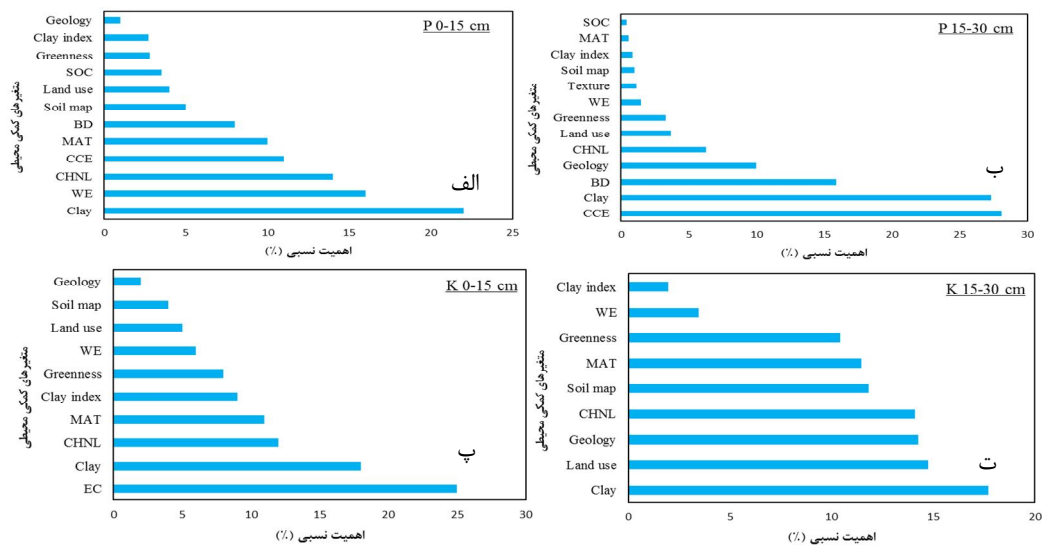
اهمیت نسبی متغیرهای محیطی

مقدار اهمیت نسبی متغیرهای محیطی بر اساس درصد افزایش میانگین خطای مربعات¹ (increase in MSE) در مدل RF تهیه و در شکل (5) ارائه شده است. مقادیر بالای درصد افزایش میانگین خطای مربعات در مدل RF نشان‌دهنده متغیرهای محیطی با اهمیت بیشتر است (ژانگ و همکاران، 2018). متغیرهای محیطی Clay، WE، CHBL و CCE، که در مجموع حدود 65 درصد از تغییرات P_{av} را در عمق 0-15 سانتی‌متر توجیه نمودند و Geology و Clay index، کمترین میزان اهمیت را داشتند. در عمق 15-30 سانتی‌متر، متغیرهای Clay، CCE و BD و Geology دارای بیشترین و SOC و MAT کمترین میزان

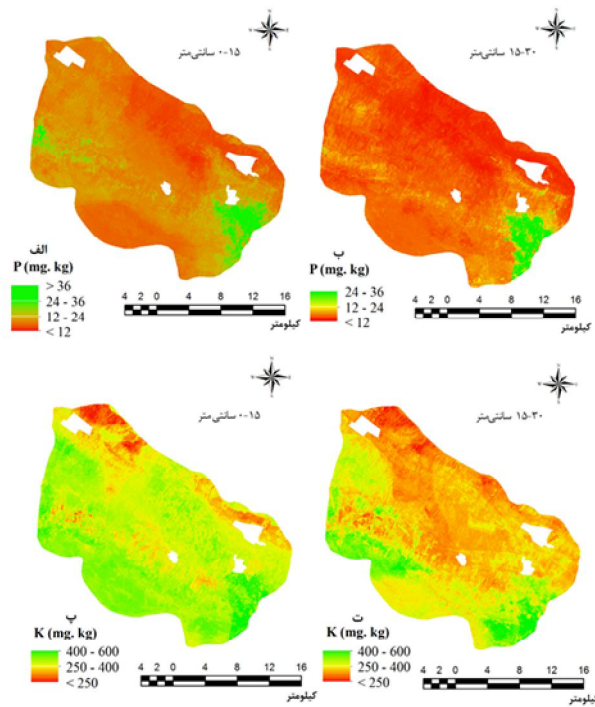
¹ Percent increase in mean square error

جدول 4- نتایج ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین در برآورد مکانی فسفر در دسترس و پتانسیم قابل تبادل

k-NN	SVR	CB	RF	شاخص آماری	ویژگی خاک	عمق خاک
6/80	7/76	5/23	3/74	RMSE		0-15 سانتی‌متر
0/70	0/80	0/54	0/38	NRMSE	P_{av}	
0/48	0/35	0/74	0/84	CCC		
152	122	115	86	RMSE		
0/45	0/36	0/34	0/25	NRMSE	K_{ex}	
0/47	0/70	0/72	0/82	CCC		
6/50	6/25	4/45	4/20	RMSE		15-30 سانتی‌متر
0/84	0/80	0/58	0/54	NRMSE	P_{av}	
0/30	0/36	0/60	0/75	CCC		
130	92	95	89	RMSE		
0/59	0/41	0/43	0/40	NRMSE	K_{ex}	
0/40	0/78	0/70	0/80	CCC		



شکل 5- اهمیت نسبی متغیرهای محیطی کمکی در پیش‌بینی P_{av} و K_{ex} در دو عمق 0-15 و 15-30 بر اساس روش افزایش درصد میانگین خطای مربعات در مدل RF در دشت آبیک.



شکل 6-پهنه‌بندی مکانی P_{av} و K_{ex} در دو عمق سطحی (0-15 سانتی‌متر) و (15-30 سانتی‌متر) در دشت آبیک

جدول 5- مساحت منطقه مورد مطالعه با توجه به محدوده‌های مناسب تعریف شده برای K_{ex} و P_{av} در دو عمق 0-15 و 15-30 سانتی‌متر

مساحت 15-30 سانتی‌متر		مساحت 0-15 سانتی‌متر		محدوده‌های نقشه	عناصر غذایی خاک
درصد	هکتار	درصد	هکتار		
57	34200	18	10800	12 >	P_{av}
3	18000	60	36000	12-24	
13	7800	10	6000	24-36	
-	-	12	7200	>36	
20	12000	8	4800	<250	k_{ex}
45	27000	12	7200	250-400	
35	21000	80	48000	400-600	
-	-	-	-	>600	

بحث

است، که نتایج بررسی منابع حاکی از آن است که اکثر آن‌ها با استفاده از روش‌های زمین‌آماری و درون‌یابی صورت پذیرفته است؛ اما در پژوهشی که توسط هنگل و

در مطالعات معدودی به مقایسه کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین (RF, CB, k-NN) در مدل‌سازی و برآورد عناصر مغذی P_{av} و K_{ex} پرداخته شده

نگهداشت پتاسیم در سطح کانی‌های رسی ایجاد کند، مرتبط دانست (شکل 5 پ و ت). زارعیان و همکاران (1396) بیشترین مقدار پتاسیم تبدلی را در خاک‌هایی که مقدار قابل توجه رس در افق‌های زیرسطحی خود دارند را گزارش نمودند. در مورد اهمیت فاکتورهای محیطی CHNL و Land use بر روی تغییرات پتاسیم تبدلی (وانگ و همکاران، 2001) بر این باورند که پاسخ و تغییرپذیری عناصر مغذی خاک در یک زمین‌نما وابسته به شکل سرزمین و نوع کاربری اراضی متفاوت است. در مدل‌سازی پتاسیم تبدلی (سولیمان و همکاران، 2021) متغیر محیطی CNBL و پس‌از آن دو متغیر طول در درجه شیب (LS-Factor) و ارتفاع (Elevation) را به‌عنوان مهم‌ترین پارامترهای توپوگرافی در بخشی از خاک‌های روسیه گزارش نمودند. در همین راستا، سایر پژوهشگران نیز بر اهمیت و نقش متغیرهای کمکی محیطی توپوگرافی، اقلیم، کاربری اراضی بر روی تغییرپذیری مکانی و نقشه-برداری رقوم و ویژگی‌های شیمیایی و مغذی خاک تأکید نموده‌اند (گائو و همکاران، 2019؛ وانگ و همکاران، 2018؛ ادھیکاری و همکاران، 2018).

همان‌گونه که در شکل (6 الف) و سپس جدول (5) مشاهده می‌شود بخش‌های اعظمی در قسمت‌های شمالی و جنوبی و همچنین در نواحی مرکزی منطقه که به ترتیب دارای کاربری‌های زراعت دیم، مراتع شور و زراعت آبی می‌باشند در عمق 0-15 سانتی‌متر دارای فسفر در دسترس کمتر از 12 میلی‌گرم بر کیلوگرم و 12 تا 24 میلی‌گرم بر کیلوگرم بود، درحالی‌که صرفاً در بخش‌های شرقی و غربی مقادیر 24-36 و بیش از 36 میلی‌گرم بر کیلوگرم می‌باشند که به ترتیب وسعت مناطق مربوط به این محدوده‌ها 18، 60، 10 و 12 درصد از کل مساحت منطقه را شامل می‌شوند (جدول 5). به نظر می‌رسد که میزان این عنصر مغذی و ضروری در خاک‌های این نواحی (شمالی، جنوبی و مرکزی) برای تأمین نیاز گیاهان در کلاس کمبود و کمبود خفیف قرار دارند و نسبت به افزودن کودهای فسفرِ پاسخ‌شدید تا متوسط نشان

همکاران (2021) با هدف مدل‌سازی تغییرات مکانی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک (0-20 سانتی‌متر) از جمله P_{av} و K_{ex} در قاره آفریقا انجام شد، نتایج نشان داد که از میان مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده، در نهایت مدل RF بالاترین میزان دقت را داشت که با نتایج این پژوهش نیز همسو است. در همین راستا، پارسائی و همکاران (2021) در اراضی زراعی منطقه قروه-دهگلان استان کردستان به مدل‌سازی و برآورد مکانی نیتروژن کل در عمق سطحی خاک (0-30 سانتی-متر) با استفاده از سه مدل یادگیری ماشین RF، CB و رگرسیون درختی (DT) پرداختند و گزارش نمودند که مدل RF نسبت به دو مدل دیگر کارایی نسبتاً بهتری است. همچنین، نتایج اهمیت نسبی متغیرهای کمکی در پژوهش ایشان نشان داد که دو پارامتر توپوگرافی موقعیت میانی شیب و ارتفاع استاندارد شده و سپس دو متغیر کمکی سنجش از دوری شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده و شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌یافته خاک بیشترین اثرگذاری را در برآورد مکانی نیتروژن کل خاک در آن منطقه داشتند.

در این پژوهش نیز دو ویژگی محیطی WE و CNBL که از مشتقات مدل رقوم ارتفاع می‌باشند، در عمق 0-15 سانتی‌متر بعد از ویژگی خاک (Clay) نقش مهمی را در برآورد فسفر در دسترس خاک نسبت به سایر فاکتورهای محیطی داشتند. فاکتورهای مربوط به توپوگرافی با تأثیر بر روی شرایط توزیع رطوبت خاک و میزان درجه حرارت و تهویه خاک‌ها در سطح سیمای اراضی¹ بر روی میزان تغییرپذیری عناصر غذایی خاک نقش دارند (وانگ و همکاران، 2018؛ تو و همکاران، 2018). اهمیت زیاد EC و Clay در برآورد مکانی K_{ex} در بخش‌های جنوبی منطقه می‌تواند به ترتیب به دلیل بالا بودن مقدار EC و همبستگی مثبت آن با K_{ex} (سولیمان و همکاران، 2021) و در ادامه وجود خاک‌های باکلاس بافت رسی و لوم رسی می‌تواند شرایط ویژه‌ای را برای

¹ Landscape

زراعی در این مناطق پاسخ شدیدی را به افزودن کودهای پتاس نشان خواهند داد. بر اساس جدول 5، نتایج نشان داد که در عمق 30-15 سانتی‌متر به ترتیب 20 درصد، 45 درصد و 35 درصد از مساحت کل منطقه در محدوده‌های کمبود شدید، کمبود خفیف و بهینه قرار دارند. شعبانی و دلاور (1395) گزارش نمودند که در خاک‌های آهکی و با بافت سبک به‌ویژه کلاس‌های بافتی دارای مقادیر توجه شن به دلیل اینکه ذرات آهک و شن فاقد سطوح تبدالی برای جذب کاتیون‌ها از جمله پتاسیم می‌باشند، در نتیجه مقدار کاتیون‌های تبدالی مثل پتاسیم در این خاک‌ها کاهش می‌یابد که این نتایج در مورد مقادیر پتاسیم تبدالی در عمق 30-15 سانتی‌متر در بخش‌های شمالی و شمال شرق منطقه مورد مطالعه در این پژوهش نیز همخوانی دارد.

نتیجه‌گیری

به‌کارگیری ترکیبی از رویکردهای مؤثر انتخاب متغیر در کنار دانش خاک‌شناس منجر به ارتقاء نتایج مدل‌سازی‌های مکانی ویژگی‌های دینامیک خاک می‌شود. همچنین، استفاده از ویژگی‌های خاک به‌عنوان یک متغیر کمکی مهم و اثرگذار در فرآیند مدل‌سازی رقومی باید لحاظ شود. چنانکه در این پژوهش نیز مورد تأیید واقع شد، اهمیت نسبتی ویژگی‌های خاک نسبت به فاکتورهای محیطی (توپوگرافی، پوشش گیاهی، اقلیم) مورد استفاده از درجه بالاتری در برآورد P_{av} و K_{ex} برخوردار بود. علی‌رغم توانایی بالای الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده، در نهایت مدل RF با ارائه نتایج دقیق‌تر در مقایسه با بقیه روش‌های برآورد مکانی، کارایی بالاتری را در تهیه نقشه‌های پراکنش مکانی P_{av} و K_{ex} نشان داد. در نقشه‌برداری رقومی خاک به دلایلی از قبیل عدم نیاز به تفسیر چشمی عکس‌های هوایی، استفاده از لایه‌های محیطی با قدرت تفکیک مکانی بالا و با قابلیت دسترس بالا و رایگان منجر به کاهش زمان تهیه نقشه‌های خاک می‌شود. علاوه بر این توجه به داشتن قابلیت به‌روزرسانی سریع، تبدیل مقیاس و از همه مهم‌تر ارائه تغییرات پیوسته ویژگی‌های خاک از کارایی بالاتری

خواهند داد. لودویک (1989) خاک‌های دارای 34-18 میلی‌گرم بر کیلوگرم فسفر را خاک‌های با پاسخ محتمل و خاک‌های دارای مقادیر بیش از 34 میلی‌گرم بر کیلوگرم را به‌عنوان خاک‌های بدون پاسخ معرفی نمودند. در شکل (6) پراکنش مکانی فسفر در دسترس در عمق (15-30) مشابه عمق اول در بخش‌های شمالی، جنوبی، غربی و مرکزی منطقه دارای کمبود شدید و خفیف می‌باشند و صرفاً بخش شرقی منطقه در محدوده بهینه مشاهده شد.

وسعت این محدوده‌ها به ترتیب از درجات کمبود شدید تا بهینه برابر 57 درصد، 30 درصد و 13 درصد بود (جدول 5). بر اساس شکل (6) و جدول (5)، نقشه پراکنش مکانی پتاسیم تبدالی در عمق 15-0 سانتی‌متر بیانگر این است که تغییرات آن در سه محدوده درجات کمبود شدید (کمتر از 250 میلی‌گرم بر کیلوگرم)، کمبود خفیف (250-400 میلی‌گرم بر کیلوگرم) و بهینه (400-600 میلی‌گرم بر کیلوگرم) قرار دارد، اما در هیچ قسمتی از منطقه بیش‌بود (>600 میلی‌گرم بر کیلوگرم) آن مشاهده نگردید. درصد پراکنش مکانی محدوده‌های استاندارد به ترتیب از درجات کمبود شدید تا بهینه برابر 8 درصد، 12 درصد و 80 درصد بود. به نظر می‌رسد بالا بودن مقدار پتاسیم تبدالی در عمق اول به دلیل مصرف بالای کودهای پتاس توسط کشاورزان و در بخش‌های جنوب و جنوب غرب منطقه در ارتباط با مقادیر بالای رس و وجود خاک‌های باکلاس بافتی رسی، رس سیلتی و لوم رسی است. همچنین، در مطالعات سایر محققین نیز به ارتباط بین اشکال پتاسیم و نوع کانی‌های رسی در خاک‌های مناطق خشک و نیمه‌خشک اشاره شده است (هاشمی و عباس‌لو، 2016؛ علمداری و همکاران، 1394). در مورد عمق 30-15 سانتی‌متر طبق شکل (6) به‌طور قابل توجهی در بخش‌های شمال شرقی، شمال و به سمت مرکز که عمدتاً دارای کلاس‌های بافتی شنی لومی، لوم شنی تا حتی لوم رسی شنی (در قسمت مرکزی) می‌باشند، خاک‌ها برای تأمین نیاز گیاهان در کلاس کمبود شدید و کمبود خفیف قرار دارند که گیاهان

گردد. از دیدگاه کاربردی نقشه‌های تهیه‌شده در این مقیاس مکانی (15 متر) با توجه به اینکه قابلیت تبدیل شدن به مقیاس مدیریت پذیر و قابل کاربرد در سطح مزرعه نیز دارند، می‌توانند، برای کشاورزان، کارشناسان خاک و آب و مسئولین پهنه‌های زراعی در راستای مدیریت تلفیقی حفظ حاصلخیزی خاک و تغذیه گیاه مفید باشد.

نسبت به نقشه‌های تهیه‌شده به روش معمول برخوردارند که این مزیت‌ها در کاهش هزینه و زمان انجام پروژه‌های تحقیقاتی و مطالعاتی تأثیرگذار است. بنابراین، رویکرد مورد استفاده در این پژوهش برای تهیه نقشه‌های سایر عناصر مغذی خاک در دیگر مناطق کشور با شرایط اقلیمی و توپوگرافی مشابه می‌تواند مورد بررسی و ارزیابی قرار

فهرست منابع:

۱. خزائی، ا.، ع. بستانی و ن. دواتگر. 1396. تغییرات مکانی نیتروژن، فسفر و پتاسیم و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در اراضی شرکت کشت و صنعت شریف‌آباد قزوین. پژوهش‌های خاک (علوم خاک و آب)، 31 (2)، 195-213.
۲. زارعیان، غ. ر.، م. ه. فرپور، م. حجازی و ا. جعفری. 1396. ارتباط شکل‌های مختلف پتاسیم با خصوصیات فیزیکی شیمیایی و کانی‌شناسی رسی خاک‌های دشت قره‌باغ در استان فارس. پژوهش‌های خاک، 31 (2)، 315-327.
۳. طاعتی، ع.، ف. سرمیدان، ح. ر. متقیان و س. ر. موسوی. 1399. پهنه‌بندی برخی ویژگی‌های سطحی و عمقی پروفیل خاک با استفاده از تکنیک زمین‌آمار در بخشی از اراضی دشت قزوین. انسان و محیط‌زیست، 18 (1)، 67-81.
۴. شعبانی، ح. و م. دلاور. 1395. ارزیابی تغییرات مکانی عناصر غذایی پر مصرف در اراضی دانشگاه زنجان. پژوهش‌های کاربردی زراعی (پژوهش و سازندگی)، 29 (110)، 75-82.
۵. موسوی، س. ر.، ف. سرمیدان و ا. رحمانی. 1398. مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی کلاس خاک با استفاده از الگوریتم یادگیری رگرسیون درختی توسعه‌یافته و جنگل‌های تصادفی در بخشی از اراضی دشت قزوین. تحقیقات آب و خاک ایران (علوم کشاورزی ایران)، 50 (10)، 2525-2538.
۶. علمداری، پ. و. کامرانی و م. ح. محمدی. 1394. ارتباط بین اشکال مختلف پتاسیم و کانی‌های رسی در واحدهای فیزیوگرافی متفاوت آب و خاک، 29 (6)، 1578-1589.
7. Adhikari, K., P.R., Owens, A.J., Ashworth, T.J., Sauer, Z., Libohova, J.L. Richter., & D.M., Miller. 2018. Topographic controls on soil nutrient variations in a silvopasture system. *Agrosystems, Geosciences & Environment*, 1(1):1-15.
8. Bogunovic, I., P., Pereira, & E.C., Brevik. 2017. Spatial distribution of soil chemical properties in an organic farm in Croatia. *Science of the Total Environment*, 584:535-545.
9. Carter, M.R. & E.G., Gregorich. 2007. Soil sampling and methods of analysis. CRC press.
10. Gao, L., M., Huang, W., Zhang, L., Qiao, G., Wang, & X., Zhang. 2021. Comparative Study on Spatial Digital Mapping Methods of Soil Nutrients Based on Different Geospatial Technologies. *Sustainability*, 13(6): p.3270.
11. Gao, X.S., X.I.A.O., Yi, L.J., Deng, Q.Q., LI, C.Q., Wang, L.I., Bing, O.P., Deng, & Z.E.N.G., Min. 2019. Spatial variability of soil total nitrogen, phosphorus and potassium in Renshou County of Sichuan Basin, China. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(2):279-289.
12. Hashemi, S.S, & H., Abbaslou. 2016. Potassium reserves in soils with arid and semi-arid climate in southern Iran: a perspective based on potassium fixation. *Iran Agricultural Research*, 35(2): 88-95.
13. Hengl, T., M., Nussbaum, M.N., Wright, G.B., Heuvelink, & B., Gräler. 2018. Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *Peer Journal*, 6:5518.

14. Hengl, T., M.A., Miller, J., Križan, K.D., Shepherd, A., Sila, M., Kilibarda, O., Antonijević, L., Glušica, A., Dobermann, S.M., Haefele, & S.P., McGrath. 2021. African soil properties and nutrients mapped at 30 m spatial resolution using two-scale ensemble machine learning. *Scientific Reports*, 11(1):1-18.
15. Khaledian, Y. & B.A., Miller. 2020. Selecting appropriate machine learning methods for digital soil mapping. *Applied Mathematical Modelling*, 81, 401-418.
16. Kingsley, J., S.O., Lawani, A.O., Esther, K.M., Ndiye, O.J., Sunday, & V., Penizek. 2019. Predictive Mapping of Soil Properties for Precision Agriculture Using Geographic Information System (GIS) Based Geostatistics Models. *Modern Applied Science*, 13(10): 60-77.
17. Kuhn, M. & K., Johnson. 2013. *Applied predictive modeling*. New York: Springer, Vol. 26:13.
18. Ludwick, A.E., L.C., Bonezkowski, C.A., Bruice, K.B., Campbell, R.M., Millaway, S.E., Petrie, I.L., Phillips, & J.J., Smith. 1998. *Western fertilizer handbook*.
19. Ma, Y., B., Minasny, & C., Wu. 2017. Mapping key soil properties to support agricultural production in Eastern China. *Geoderma Regional*, 10:144-153.
20. Matinfar, H.R., Z., Maghsodi, S.R., Mousavi, & A., Rahmani. 2021. Evaluation and Prediction of Topsoil organic carbon using Machine learning and hybrid models at a Field-scale. *Catena*, 202 ,105258.
21. Mendes, W.D.S., J.A.M., Dematte, D.F.U., Salazar, & M.T.A., Amorim. 2020. Geostatistics or machine learning for mapping soil attributes and agricultural practices. *Revista Ceres*, 67(4):330-336.
22. Minasny, B. & A.B., McBratney. 2016. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. *Geoderma*, 264:301-311.
23. Oliver, M. A, & R., Webster. 2014. A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. *Catena*, 113: 56-69.
24. Padarian, J., B., Minasny, & A.B., McBratney. 2020. Machine learning and soil sciences: A review aided by machine learning tools. *Soil*, 6(1):35-52.
25. Parsaie, F., A.F., Firouzi, S.R., Mousavi, A., Rahmani, M.H. Sedri, & M., Homae. 2021. Large-scale digital mapping of topsoil total nitrogen using machine learning models and associated uncertainty map. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(4): 1-15.
26. Staff, S.S., 2014. *Keys to Soil Taxonomy*, 12th Edn Washington. DC: Natural Resources Conservation Service, United States Department of Agriculture.
27. Suleymanov, A., E., Abakumov, R., Suleymanov, I., Gabbasova, & M., Komissarov. 2021. The Soil Nutrient Digital Mapping for Precision Agriculture Cases in the Trans-Ural Steppe Zone of Russia Using Topographic Attributes. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(4): 243.
28. Srisomkiew, S., M., Kawahigashi, & P., Limtong. 2021. Digital mapping of soil chemical properties with limited data in the Thung Kula Ronghai region, Thailand. *Geoderma*, 389, 114942.
29. Taghizadeh-Mehrjardi, R, K., Schmidt, N., Toomanian, B., Heung, T., Behrens, A.H., Mosavi, S. S., Band, A., Amirian-Chakan, A., Fathabadi, & T., Scholten. 2021. Improving the spatial prediction of soil salinity in arid regions using wavelet transformation and support vector regression models. *Geoderma*, 383:114793.
30. Tu, C., T., He, X., Lu, Y., Luo, & P., Smith. 2018. Extent to which pH and topographic factors control soil organic carbon level in dry farming cropland soils of the mountainous region of Southwest China. *Catena*, 163: 204-209.
31. Wang, J., B., Fu, Y., Qiu, & L., Chen. 2001. Soil nutrients in relation to land use and landscape position in the semi-arid small catchment on the loess plateau in China. *Journal of Arid Environments*, 48(4):537-550.

32. Wang, S., X., Jin, K., Adhikari, W., Li, M., Yu, Z., Bian, & Q., Wang. 2018. Mapping total soil nitrogen from a site in northeastern China. *Catena*, 166:134-146.
33. Wilding, L.P. 1985. Spatial variability: its documentation, accomodation and implication to soil surveys. In *Soil spatial variability*, Las Vegas NV, 166-194.
34. Zhang, B., D.A., MacLean, R.C., Johns. & E.S., Eveleigh. 2018. Effects of hardwood content on balsam fir defoliation during the building phase of a spruce budworm outbreak. *Forests*, 9(9) :530.
35. Zhou, T., Y., Geng, J., Chen, C., Sun, D., Haase, & A., Lausch. 2019. Mapping of Soil Total Nitrogen Content in the Middle Reaches of the Heihe River Basin in China Using Multi-Source Remote Sensing-Derived Variables. *Remote Sensing*. 11(24): 2934.

Application of Machine Learning Models in Spatial Estimation of Soil Phosphorus and Potassium in Some Parts of Abyek Plain

S. R. Mousavi, F. Sarmadian¹ M. Omid, and P. Bogaert

Ph.D. Student, Soil Science and Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran;
E-mail: r_mousavi@ut.ac.ir

Professor, Soil Science and Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran; E-mail: fsarmad@ut.ac.ir

Professor, Agricultural Machinery Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, University of Tehran, Karaj, Iran;
E-mail: omid@ut.ac.ir

Professor, Earth and Life Institute (ELI), Universite catholique de Louvain (UCL), Louvain-la-Neuve, Belgium; E-mail: patrick.bogaert@uclouvain.be

Received: July, 2021, and Accepted: December, 2021

Abstract

Modeling and mapping of plants nutrient elements in soil has importance in increasing the productivity of agriculture and achieving sustainable development. The aim of this research was to prepare digital maps of two nutrients, namely, available phosphorus (P_{av}) and exchangeable potassium (K_{ex}) using machine learning models (MLM) i.e., random forest (RF), cubist (CB), support vector regression (SVR) and k-nearest neighborhood (k-NN) at two depths of 15-30 and 0-15 cm in a part of Abyek Plain. In this regard, 278 soil profiles were dug, sampled from the desired horizons, and samples were analyzed. MLM performance was implemented by 10-fold cross-valuation. The modeling results demonstrated that the RF model had the highest accuracy and minimum error compared to the other three models in spatial estimation of available P_{av} and K_{ex} at the two studied depths. According to the results, for P_{av} at a depth of 0-15 cm, CCC statistics values of 0.84, 0.74, 0.48 and 0.35 and NRMSE values of 0.38, 0.54, 0.70, and 0.80 belonged to RF, CB, k-NN, and SVR, respectively. For K_{ex} at the same depth, CCC values were 0.82, 0.72, 0.70, 0.47 and NRMSE 0.25, 0.34, 0.36 and 0.45, by RF, CB, SVR, and k-NN models, respectively. Similar results were obtained for 15-30 cm layer. The relative importance of environmental variables showed that soil covariates had a more effective role in the spatial estimation of P_{av} and K_{ex} than other environmental variables. According to the estimated maps of the two elements and the predominance of agricultural land uses, major parts of the area are P_{av} deficient based on standard amounts. Therefore, to increase productivity and improve management of soil fertility, use of phosphate fertilizers is recommended under the supervision of soil experts.

Keywords: Available phosphorus, Exchangeable potassium, Spatial modeling, Digital soil mapping

¹ Corresponding author: Soil Science and Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj.