



نشریه مدیریت خاک و تولید پایدار
جلد یازدهم، شماره اول، ۱۴۰۰
۱۰۱-۱۱۵

<http://ejms.gau.ac.ir>
DOI: 10.22069/ejsms.2021.18017.1950



(مقاله کامل علمی - پژوهشی)

پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی با استفاده از ماشین یادگیری جنگل تصادفی و داده‌های کمکی

بهاره زندی^۱، کمال نبی‌اللهی^{۲*}، سید محمد طاهر حسینی^۳ و محمد علی محمودی^۴

^۱دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان، آذاشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان،

^۲هیأت علمی گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان، استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۲۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۲۶

چکیده

سابقه و هدف: استفاده بی‌رویه از منابع اراضی به دلیل افزایش نیاز به غذا توسط انسان منجر به تخریب و کاهش سطح اراضی قابل کشت شده است. یکی از راه‌های افزایش تولید در واحد سطح، ارزیابی تناسب اراضی می‌باشد. ارزیابی تناسب اراضی عبارتست از تطابق یک تپ از اراضی برای استفاده تعریف شده. بررسی تغییرات مکانی کلاس‌های تناسب اراضی، جهت افزایش تولید و جلوگیری از تخریب اراضی ضروری می‌باشد. تعیین کلاس تناسب اراضی مستلزم اندازه‌گیری ویژگی‌های خاک، توپوگرافی، رطوبتی و اقلیم می‌باشد که اندازه‌گیری این ویژگی‌ها پرهزینه و زمان‌بر می‌باشد. یکی از راه‌های حل این مشکل، استفاده از ماشین‌های یادگیری و داده‌های کمکی می‌باشد. ماشین‌های یادگیری برای برقراری ارتباط ویژگی‌های مختلف با متغیرهای کمکی جهت بررسی تغییرات مکانی و زمانی آن‌ها به کار برده می‌شوند. ماشین یادگیری جنگل تصادفی یکی از معمول‌ترین و پرکاربردترین ماشین‌های یادگیری است. هدف از این پژوهش ارزیابی تناسب اراضی بر اساس چهارچوب تناسب اراضی فائو و روش پارامتریک برای سه محصول مهم آبی منطقه شامل یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی و پیش‌بینی کلاس‌های تناسب آن‌ها با استفاده از ماشین یادگیری جنگل تصادفی و داده‌های کمکی می‌باشد.

مواد و روش‌ها: ۱۲۲ پروفیل و مته خاک در منطقه قروه استان کردستان (با وسعت ۶۵۰۰ هکتار) حفر، تشریح و نمونه‌برداری برداشت شد. در همه نمونه‌های خاک خصوصیات بافت، اسیدیته، کربن آلی، آهک، گچ، ESP، هدایت الکتریکی و سنگریزه اندازه‌گیری شد. علاوه‌براین داده‌های اقلیم و توپوگرافی هم ثبت شد. با استفاده از خصوصیات اقلیم، خاک و توپوگرافی و بر اساس چهارچوب تناسب اراضی فائو و روش پارامتریک کلاس‌های تناسب اراضی تعیین گردید. متغیرهای محیطی استفاده شده در این پژوهش پارامترهای سرزمین، نقشه اجزاء واحد اراضی و داده‌های تصویر ETM+ بودند. جهت ارتباط بین کلاس تناسب اراضی و متغیرهای کمکی از ماشین یادگیری جنگل تصادفی استفاده شد و با استفاده از روش اعتبارسنجی تقاطعی و شاخص‌های آماری صحت کلی و شاخص کاپا مورد ارزیابی قرار گرفت.

* مسئول مکاتبه: k.nabiollahi@uok.ac.ir

یافته‌ها: نتایج نشان داد که که کلاس تناسب منطقه مورد مطالعه برای گندم آبی، یونجه و سیب‌زمینی به ترتیب دارای ۳۱، ۴۷ و ۵۷ درصد کلاس N2، ۲۱، ۳۴ و ۲۷ درصد کلاس N1 و ۴۸، ۱۹ و ۱۶ درصد کلاس S3 می‌باشد. محدودیت‌های اصلی منطقه برای کشت این محصولات شامل شیب زیاد، خاک کم عمق، سنگریزه و اسیدیته می‌باشد. برای پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی متغیرهای کمکی شامل شاخص بالای پشته با درجه تفکیک بالا، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، فاکتور LS، ارتفاع، شاخص خیزی و نقشه اجزاء واحد اراضی مهم‌ترین بودند. نتایج این پژوهش نشان داد که ماشین یادگیری جنگل تصادفی جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی گندم آبی با ۰/۷۸ و ۰/۷۱، یونجه با ۰/۷۵ و ۰/۷۰ و سیب‌زمینی با ۰/۷۹ و ۰/۷۲ به ترتیب برای صحت کلی و شاخص کاپا دارای دقت مناسب برای پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی می‌باشد.

نتیجه‌گیری: پستی و بلندی مهم‌ترین فاکتورهای خاک‌سازی بوده و در توزیع مکانی کلاس تناسب اراضی مؤثر می‌باشد. منطقه مورد مطالعه به علت محدودیت‌های خاک و توپوگرافی دارای تناسب کم تا نامناسب برای کشت این محصولات می‌باشد و عملیات اصلاح اراضی مناسب جهت افزایش تولید و مدیریت پایدار اراضی توصیه می‌شود. ماشین یادگیری جنگل تصادفی دقت مناسبی جهت برآورد کلاس تناسب اراضی داشت. بنابراین پیشنهاد می‌گردد جهت نقشه‌برداری کلاس تناسب اراضی تکنیک‌های ماشین یادگیری (هم‌چون جنگل تصادفی) و داده‌های کمکی مانند پارامترهای سرزمین، تصاویر ماهواره‌ای و نقشه اجزاء اراضی استفاده شود.

واژه‌های کلیدی: خصوصیات سرزمین، کردستان، لندست، نقشه اجزاء اراضی

مقدمه

رشد جمعیت و متعاقباً افزایش استفاده از منابع اراضی منجر به تخریب و کاهش سطح اراضی قابل کشت شده است. یکی از راه‌حل‌ها جهت جبران این کاهش سطح اراضی با توجه به محدودیت منابع موجود، افزایش میزان تولید در واحد سطح می‌باشد (۲۶) و یکی از راه‌های افزایش تولید در واحد سطح، ارزیابی تناسب اراضی می‌باشد (۳۵). ارزیابی تناسب اراضی یکی از مهم‌ترین روش‌های دستیابی به کشاورزی پایدار می‌باشد که پتانسیل اراضی را برای استفاده‌های مورد نظر قبل از به‌کارگیری اراضی جهت بهره‌وری‌های خاص مورد مطالعه و بررسی قرار می‌دهد (۳). چهارچوب تناسب اراضی فائو (۸، ۹) و روش ارزیابی فیزیکی سائز (۳۲) به طور گسترده‌ای برای ارزیابی تناسب اراضی به کار برده شده است (۳۷، ۷). ارزیابی تناسب اراضی شامل ارزیابی کیفی و

کمی می‌باشد که در ارزیابی کیفی اطلاعات پیرامون اقلیم، خاک، هیدرولوژی، توپوگرافی و پوشش گیاهی مورد توجه قرار می‌گیرد و در ارزیابی کمی نتایج تفصیلی‌تر می‌باشد و عملکرد هم تخمین زده می‌شود (۷، ۱۷).

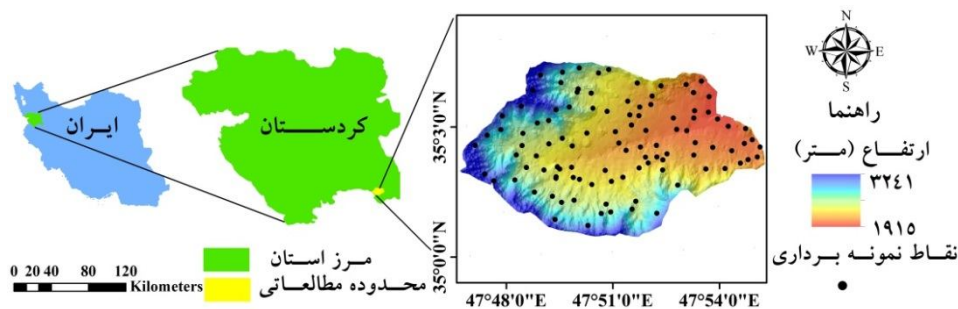
نقشه‌برداری کلاس تناسب اراضی با مشخص کردن مناطق با تناسب کم یا نامناسب، برای افزایش تولید محصولات زراعی و مدیریت بهتر اراضی ضروری می‌باشد. برای پایش و بررسی تغییرات مکانی کلاس تناسب اراضی در سطوح گسترده نیاز به روش‌هایی می‌باشد که بتواند براحتی در سطوح گسترده‌ای از مناطق روند کلاس تناسب اراضی را مورد بررسی قرار دهد. از طرفی هم بررسی تغییرات مکانی کلاس تناسب اراضی به شیوه سنتی به ویژه در سطوح وسیع، پرهزینه و زمان‌بر است. یکی از راه‌کارها استفاده از ماشین‌های یادگیری و داده‌های

استان کردستان به عنوان یکی از قطب‌های مهم کشاورزی در ایران دارای جایگاه مهمی در تولید محصولات کشاورزی در کشور می‌باشد. بنابراین تهیه نقشه کلاس تناسب اراضی می‌تواند با مشخص کردن اراضی مناسب برای کشت محصولات زراعی منجر به افزایش تولید محصولات و مدیریت بهتر اراضی شود. بنابراین هدف از این پژوهش ارزیابی تناسب اراضی براساس چهارچوب تناسب اراضی فائو برای سه محصول مهم آبی شامل یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی در استان کردستان و پیش‌بینی تغییرات مکانی کلاس‌های تناسب اراضی این محصولات با استفاده از ماشین یادگیری جنگل تصادفی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

محدوده مطالعاتی: منطقه مورد مطالعه در جنوب شرقی شهرستان قروه در استان کردستان واقع شده است که دارای وسعت ۶۵۰۰ هکتار بوده (شکل ۱) و محدوده ارتفاع بین ۱۹۲۰ و ۳۲۴۰ متر از سطح دریا است. میانگین درجه حرارت سالیانه ۱۰/۲۰ درجه سانتی‌گراد و بارندگی سالیانه ۳۶۹/۸ میلی‌متر می‌باشد. رژیم رطوبتی و حرارتی خاک منطقه به‌ترتیب زیرک و مزیک می‌باشد. کاربری‌های اصلی منطقه شامل زراعت و مرتع می‌باشد.

کمکی است. در نقشه‌برداری رقومی خاک، ماشین یادگیری برای قراری ارتباط مشاهدات خاک با متغیرهای کمکی جهت بررسی تغییرات مکانی و زمانی کلاس و خصوصیات به کار برده شده‌اند (۱۴). از جمله این ماشین‌های یادگیری می‌توان به ماشین یادگیری شبکه عصبی، رگرسیون درختی، ماشین برداری پشتیبان، الگوریتم ژنتیک، رگرسیون لاجستیک، جنگل تصادفی و نروفازی اشاره کرد (۱۶، ۲۷ و ۳۶). مهم‌ترین داده‌های کمی استفاده شده در نقشه‌برداری رقومی، نقشه مدل ارتفاع رقومی، نقشه ژئومورفولوژی و داده‌های تصاویر ماهواره‌ای هستند (۱، ۱۲، ۳۳ و ۳۴). ماشین یادگیری جنگل تصادفی به عنوان یکی از معمول‌ترین مدل‌های ماشین یادگیری در دهه گذشته، به دلیل دقت نسبتاً خوب، کارایی و سهولت استفاده (۳۹) در نقشه‌برداری رقومی مورد استفاده قرار گرفته است (۲۰، ۲۳، ۲۴، ۳۸ و ۴۰). جنگل تصادفی مدل توسعه‌یافته از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی می‌باشد که داده‌های مشاهداتی و متغیرهای کمکی را به‌طور تکراری برای به‌دست آوردن ارتباط پهنه بین متغیر پاسخ و متغیرهای مستقل و انجام تخمین جداسازی می‌کند. اگرچه در سال‌های اخیر پژوهش‌های مختلفی در زمینه نقشه‌برداری رقومی خاک انجام شده است اما مطالعات اندکی تاکنون در مورد نقشه‌برداری رقومی کلاس تناسب اراضی انجام شده است (۶، ۱۳ و ۳۷).



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعاتی و پراکنش مکانی نقاط نمونه‌برداری.

Figure 1. Location of study area and spatial variability of sampling points.

اقلیم برآورد و درجه نهایی اقلیم محاسبه گردید. سپس به کمک رابطه‌های ۲ و ۳ شاخص اقلیمی به مقیاس درجه تناسب تبدیل گردید.

$$CI = Rmin \sqrt{\frac{A}{100} \times \frac{B}{100} \times \frac{C}{100} \times \dots} \quad (۱)$$

که در آن، Rmin مشخصه‌ای اقلیمی با درجه حداقل، A، B و C درجات اختصاص داده شده به دیگر مشخصه‌های اقلیمی می‌باشد.

$$CR = 16.67 + 0.9CI \quad (25 > CI < 92.5) \quad (۲)$$

$$CR = 1.6CI \quad (CI < 25) \quad (۳)$$

که در آن‌ها، CR درجه تناسب اقلیم و CI شاخص اقلیم می‌باشد. همچنین خصوصیات خاک و توپوگرافی با جداول مربوط به نیازهای خاک و توپوگرافی هر کدام از محصولات مطابقت داده شد و درجه‌بندی گردید. (۱۱). در مرحله نهایی درجه مربوط به اقلیم همراه با درجات خصوصیات خاک و توپوگرافی با استفاده از فرمول ریشه دوم (رابطه ۱) ترکیب شده و شاخص اراضی محاسبه گردید. پس از محاسبه شاخص اراضی، کلاس‌های تناسب اراضی هر سه محصول بر اساس جدول ۱ مشخص گردید.

نمونه‌برداری و آنالیزهای آزمایشگاهی: در این پژوهش ۱۲۲ پروفیل و مته حفر، تشریح طبقه‌بندی و نمونه‌برداری شد (شکل ۱) (۳۰). در نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلی‌متری، هدایت الکتریکی و اسیدیته در عصاره گل اشباع به‌ترتیب با دستگاه‌های هدایت‌سنج الکتریکی (۱۵) و pH متر (۲۹)، کرنات کلسیم معادل به روش حجم‌سنجی (۳۱)، کربن آلی به روش والکلی-بلک (۲۱)، ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) به روش باور (۴)، بافت خاک به روش هیدرومتری (۱۰)، درصد سدیم تبدالی (ESP) از طریق نسبت سدیم تبدالی به ظرفیت تبادل کاتیونی و درصد سنگریزه به روش حجمی اندازه‌گیری شد. لازم به ذکر است که در منطقه هم گچ اندازه‌گیری و مقدار آن صفر بود.

ارزیابی تناسب اراضی: برای ارزیابی خصوصیات اقلیمی مقدار درجه حرارت و بارندگی در دوره سیکل رشد محصولات مورد مطالعه بررسی شد. برای محصولات مورد نظر به‌طور جداگانه با جداول نیازهای اقلیمی یونجه، سیب زمینی و گندم آبی (۱۱) انطباق داده شد و درجه هر یک از پارامترهای اقلیمی محاسبه شد. سپس درجات نهایی محاسبه شده برای خصوصیات اقلیمی به فرمول ریشه دوم محاسبه شاخص اقلیم وارد شده (رابطه ۱) و شاخص نهایی

جدول ۱- شاخص اراضی و کلاس تناسب اراضی.

Table 1. Land index and land suitability class.

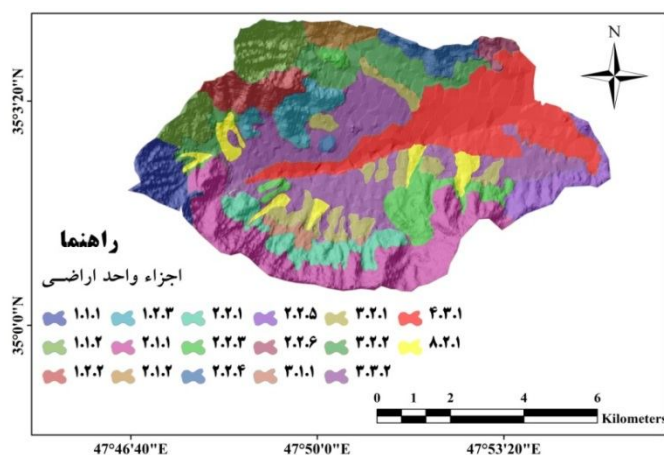
شاخص اراضی Land index	۱۰۰-۷۵	۷۵-۵۰	۵۰-۲۵	۲۵-۱۲/۵	۱۲/۵-۰
کلاس اراضی Land class	تناسب خوب S1	تناسب متوسط S2	تناسب بحرانی S3	موقتا نامناسب N1	به‌طورکامل نامناسب N2

نقشه اجزاء واحد اراضی: در منطقه مورد مطالعاتی نقشه اجزاء واحد اراضی به روش سنتی فیزیوگرافی ماهر تهیه گردید. ابتدا بر روی عکس‌های هوایی

نقشه‌برداری کلاس تناسب اراضی داده‌های کمکی: در این پژوهش از داده‌های کمکی زیر استفاده گردید:

شده و مرزهای ترسیم شده بر روکش عکس‌ها رقومی شدند. سپس در نهایت نقشه اجزاء واحد اراضی با استفاده تأثیر دادن فاکتورهای دیگری هم‌چون زمین‌شناسی، شیب و ارتفاع و غیره در مرزهای رقومی شده تهیه شد (شکل ۲ و جدول ۲).

منطقه روکش شفاف‌ی قرار داده شد تا مرز تیپ‌های اراضی روی آن‌ها ترسیم شود. برای تفکیک تیپ‌های اراضی از سیستم استریوسکوپی برای تشخیص تفاوت‌ها استفاده شد. در مراحل بعد، عکس‌ها و روکش‌های وارد سامانه جغرافیایی شده، زمین مرجع



شکل ۲- نقشه اجزاء واحد اراضی.

Figure 2. Land unit components map.

جدول ۲- راهنمای نقشه اجزاء واحد اراضی.

Table 2. Legend of land unit components map.

خاک Soil	سنگ‌شناسی Lithology	شیب Slope	تیپ Type	اجزاء واحد اراضی Land unit components
Lithic Xerorthent	منزودپوریت، کوارتز مونزوئیت و گرانیت اپیدوتیزه	شیب خیلی زیاد	کوه	۱،۱،۲
Lithic Xerorthent	دیوریت و گابرو و دیوریت	شیب خیلی زیاد	کوه	۱،۱،۲
Lithic Xerorthent	گابرو و دیوریت	شیب نسبتاً زیاد	کوه	۱،۲،۲
Lithic Xerorthent	گابرو و گابرو دیوریتو	شیب نسبتاً زیاد	کوه	۱،۲،۳
Lithic Xerorthent	منزودپوریت کوارتز مونزوئیت و گرانیت اپیدوتیز	شیب زیاد	تپه	۲،۱،۱
Lithic Xerorthent	گابرو و گابرو دیوریتو	شیب زیاد	تپه	۲،۱،۲
Lithic Xerorthent	منزودپوریت کوارتز مونزوئیت و گرانیت اپیدوتیز	شیب نسبتاً زیاد	تپه	۲،۲،۱
Typic Calcixerept	گرانیت، آمفیبول، گرانیت، گرانو دیوریت و کوارتز مونزوئیت	شیب نسبتاً زیاد	تپه	۲،۲،۳
Typic Xerorthent	گرانیت	شیب نسبتاً زیاد	تپه	۲،۲،۴
Lithic xerorthent	شیست	شیب نسبتاً زیاد	تپه	۲،۲،۵
Typic Xerorthent	آمفیبول، شیست و مرم	شیب نسبتاً زیاد	تپه	۲،۲،۶
Typic Calcixerept	پادگانه‌های مرتفع	شیب متوسط تا نسبتاً زیاد	فلات	۳،۱،۱
Typic Xerorthent	پادگانه‌های مرتفع	شیب متوسط	فلات	۳،۲،۱
Typic Calcixerept	گرانیت	شیب متوسط	فلات	۳،۲،۲
Typic Calcixerept	گرانیت	شیب کم	فلات	۳،۳،۲
Typic Haploxerept	رسوبات آبرفتی	شیب کم	دشت رودخانه‌ای	۵،۳،۱
Typic Xerorthent	آبرفت	شیب متوسط	فن	۸،۲،۱

(متغیر وابسته) به کار برده شد. تعداد زیادی درخت طبقه‌بندی در ماشین یادگیری جنگل تصادفی تولید می‌شوند و یک نمونه (n) تحت عنوان نمونه خودراه‌انداز به صورت تصادفی با جای‌گذاری از کل داده‌ها (N) انتخاب شده و روی این نمونه خودراه‌انداز یک درخت ساخته می‌شود. در هر گره درخت، گروهی از تخمین‌گر از کل تخمین‌گرها انتخاب می‌شود و بهترین انشعاب با استفاده از این تخمین‌زننده‌ها تعیین می‌گردد. دو پارامتر mtry و ntree که به ترتیب تعداد متغیرها و تعداد درخت می‌باشند در ماشین یادگیری جنگل تصادفی قابل تغییر بوده و توسط کاربر تعیین می‌شود که در این پژوهش به ترتیب از یک تا ۱۲ و ۱۰۰ تا ۱۰,۰۰۰ متغیر بودند. تمام لایه‌های داده‌های کمکی به فرمت رستری تهیه و برای انجام فرآیند مدل‌سازی در نرم‌افزار R جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی استفاده شدند.

ارزیابی نقشه: برای ارزیابی نقشه کلاس تناسب اراضی یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی از روش اعتبارسنجی تقاطعی^۷ استفاده شد. در این روش ارزیابی پایگاه داده (n) به n-1 موقعیت برای واسنجی و یک موقعیت برای اعتبارسنجی تقسیم می‌شود. در هر تکرار، مدل برای موقعیت حذف شده اجرا می‌گردد و متغیر حذف شده پیش‌بینی می‌گردد. این فرآیند برای همه موقعیت‌های نمونه‌برداری انجام می‌شود و داده‌های تخمینی به‌دست آمده با مقادیر واقعی با استفاده از دقت کلی نقشه (رابطه ۷) و شاخص کاپا (رابطه ۸) مقایسه و خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود.

$$\theta 1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m P_{ii} \quad (7)$$

$$K = \frac{\theta 1 - \theta 2}{1 - \theta 2} \quad (8)$$

7- Cross validation

پارامترهای سرزمین: پارامترهای زمین‌نما) شامل جهت شیب، ارتفاع، فاکتور LS^۱، شاخص خیزی، شاخص همواری‌دره با درجه تفکیک بالا^۲، شیب، انحنای طولی، انحنای عرضی، شاخص هم‌گرایی، شاخص بالای پشته با درجه تفکیک بالا^۳، فاصله عمودی تا کانال، عمق دره و ... در محیط سامانه جغرافیایی ساگا از نقشه مدل رقومی ارتفاع استخراج گردید (شکل ۱).

داده‌های تصاویر ماهواره‌ای: در این پژوهش از باندهای تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ با سنجنده OLI (۲۵ جولای ۲۰۱۷) به‌عنوان داده کمکی استفاده گردید. علاوه‌براین شاخص گیاهی تعدیل‌کننده اثر خاک (SAVI)^۴، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI)^۵ و شاخص روشنایی (BI)^۶ نیز با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.3 از ترکیب باندها محاسبه گردید (رابطه‌های ۴، ۵ و ۶).

$$SAVI = \frac{NIR - RED}{(NIR + RED + L)^{1+L}} \quad (4)$$

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (5)$$

$$Brightness Index = \sqrt{Red^2 + NIR^2} \quad (6)$$

که در آن‌ها، NIR باند مادون قرمز، RED باند قرمز و L فاکتور تعدیل‌کننده اثر خاک (پوشش تنک برابر ۱، پوشش متوسط برابر ۰/۵ و پوشش انبوه ۰ یا ۰/۲۵) می‌باشد.

ماشین یادگیری جنگل تصادفی: ماشین یادگیری جنگل تصادفی جهت برقراری ارتباط بین متغیرهای کمکی (متغیرهای مستقل) و کلاس تناسب اراضی

- 1- LS factor
- 2- Multi-resolution valley bottom flatness
- 3- Multi-resolution ridge top flatness
- 4- Soil Adjusted Vegetation Index
- 5- Normalized difference vegetative index
- 6- Brightness index

تغییرات آهک بین ۰ تا ۳۴ درصد می‌باشد که نشان‌دهنده میزان کم تا نسبتاً زیاد آهک است. اسیدیته دارای میانگین ۸/۲ می‌باشد که نشان‌دهنده بازی بودن pH خاک است. کربن آلی دارای میانگین ۰/۷۵ درصد است که نشان‌دهنده میزان نسبتاً کم آن در خاک است. کلاس‌های غالب بافت خاک در منطقه شامل لومی، لومرسی و لومرسی شنی می‌باشند.

که در آن‌ها، θ_1 دقت کلی، θ_2 توافق شانس، K شاخص کاپا، Pii عناصر قطر اصلی، m تعداد طبقه‌ها و N تعداد کل مشاهدات است.

نتایج و بحث

در جدول ۳ خلاصه آماری خصوصیات اندازه‌گیری شده آمده است. هدایت الکتریکی خاک منطقه دارای میانگین ۰/۴۴ دسی‌زیمنس بر متر است که نشان‌دهنده مقدار کم هدایت الکتریکی خاک است.

جدول ۳- پارامترهای آماری مربوط به ویژگی‌های خاک.

Table 3. Statistic parameters of soil properties.

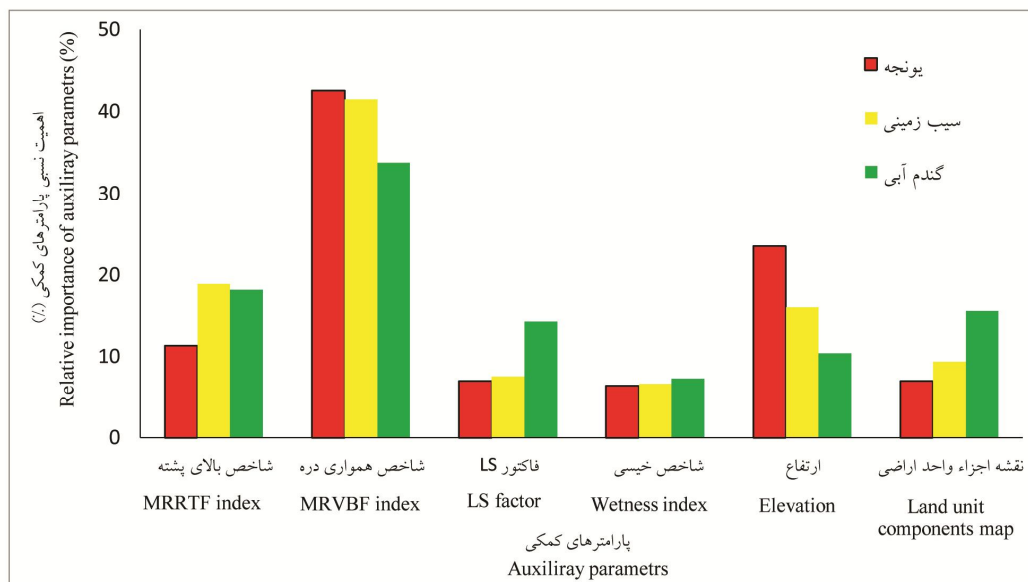
حداکثر Maximum	حداقل Minimum	میانگین Mean	واحد Unit	خصوصیت Characteristic
2.60	0.06	0.57	درصد (%) (%)	کربن آلی (Organic Carbon)
34.00	0	17.09	درصد (%) (%)	کربنات کلسیم (Carbonate Calcium)
44.36	7.60	26.64	درصد (%) (%)	رس (Clay)
75.67	5.70	50.72	درصد (%) (%)	شن (Sand)
64.16	5.21	22.62	درصد (%) (%)	سیلت (Silt)
64	1.00	24.72	درصد (%) (%)	سنگریزه (Gravel)
8.9	7.00	8.22		اسیدیته (pH)
1.51	0.02	0.44	دسی‌زیمنس بر متر (dSm^{-1})	هدایت الکتریکی (Electrical Conductivity)
37.82	4.97	14.33	سانتی‌مول بر کیلوگرم خاک ($\text{cmol}+\text{kg}^{-1}$)	ظرفیت تبادل کاتیونی (Cation Exchange Capacity)
12.00	0.34	2.97	درصد (%) (%)	درصد سدیم تبدلی (ESP)

بالاترین تأثیر را به ترتیب بر روی پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی سه محصول گندم آبی یونجه و سیب‌زمینی در منطقه مورد مطالعه دارند. شاخص بالای پشته با درجه تفکیک بالا، شاخص همواری‌دره با درجه تفکیک بالا و شاخص خیزی نشان‌دهنده مناطق مسطح هستند و مقادیر زیاد این شاخص‌ها نشان‌دهنده مناطق کم شیب و مسطح می‌باشد. مقادیر این شاخص‌ها در واحدهای فیزیوگرافی دشت دامنه‌ای و فلات با شیب کم در مقایسه با واحدهای فیزیوگرافی تپه و کوه با شیب زیاد بیشتر می‌باشند.

مهمترین متغیرهای کمکی: در شکل ۳ اهمیت نسبی مهم‌ترین متغیرهای کمکی استفاده شده در مدل‌سازی جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی سه محصول یونجه، سیب‌زمینی و گندم آبی نشان داده شده است. متغیرهای کمکی شاخص بالای پشته با درجه تفکیک بالا (۱۱/۳۴، ۱۸/۸۶ و ۱۸/۱۸)، شاخص همواری‌دره با درجه تفکیک بالا (۴۲/۵۵، ۴۱/۵۰ و ۳۳/۷۵)، فاکتور LS (۷، ۷/۵۴ و ۱۴/۲۸)، ارتفاع (۲۳/۵۳، ۱۶ و ۱۰/۳۸)، شاخص خیزی (۶/۳۸، ۶/۶۰ و ۷/۲۹)، و نقشه اجزاء واحد اراضی (۷، ۹/۴۳ و ۱۵/۵۸)

پیش‌بینی کردند و نتایج آن‌ها نشان داد که باند آبی تصویر ماهواره‌ای اسپات، شاخص خیسی، عمق دره، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، جایگاه میانه شیب، درصد شیب، فاکتور LS، جهت شیب، ارتفاع و شاخص NDVI مهم‌ترین پارامترهای کمکی جهت پیش‌بینی اندوخته کربن آلی خاک بودند (۲۵). بیش‌تر بودن اهمیت نسبی پارامترهای سرزمین نسبت به سایر داده‌های کمکی در منطقه مورد مطالعه نشان‌دهنده آن است که پستی و بلندی از مهم‌ترین فاکتورهای خاک‌سازی بوده و در توزیع مکانی کلاس تناسب اراضی مؤثر در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. توپوگرافی دارای اثرات معنی‌دار زیادی بر روی بیش‌تر فرایندهای که در تشکیل خاک مؤثرند می‌باشد. نبی‌اللهی و همکاران (۲۰۱۸) نشان دادند که میزان هدر رفت خاک در کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد در مقایسه با کلاس‌های با شیب کم‌تر، بیش‌تر بود. همچنین آن‌ها مقادیر کم‌تر شاخص کیفیت خاک در کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد را در مقایسه با کلاس‌های با شیب کم‌تر گزارش کردند (۱۹).

برعکس فاکتور LS در واحدهای فیزیوگرافی دشت دامنه‌ای و فلات با شیب کم در مقایسه با واحدهای فیزیوگرافی تپه و کوه با شیب زیاد، کم‌تر می‌باشند. نتایج مشابه توسط سایر پژوهش‌گرها گزارش شده است. دانگ و همکاران (۲۰۱۹) در نقشه‌برداری رقومی تناسب اراضی برای محصولات زراعی با استفاده از مدل هیبریدی نروفازی در ویتنام نشان دادند که مهم‌ترین پارامترهای کمکی شیب، ارتفاع، نسبت تبخیر تعرق به بارندگی، فرسایش خاک و راندمان آب بودند (۶). نبی‌اللهی و همکاران (۲۰۱۹) در بررسی تغییرات مکانی اندوخته کربن آلی خاک در کاربری‌های مختلف در منطقه مریوان استان کردستان نشان دادند که شاخص بالای پشته با درجه تفکیک بالا، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، شاخص خیسی، شاخص NDVI و باندهای ۳ و ۴ تصویر لندست ۸ مهم‌ترین پارامترهای کمکی جهت پیش‌بینی اندوخته کربن آلی خاک بودند (۱۸). پولادی و همکاران (۲۰۱۹) کربن آلی خاک را با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی و کیویست در دانمارک



شکل ۳- اهمیت نسبی مهم‌ترین متغیرهای کمکی استفاده شده جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی.

Figure 3. Relative influence of the most important auxiliary variables used to predict land suitability class.

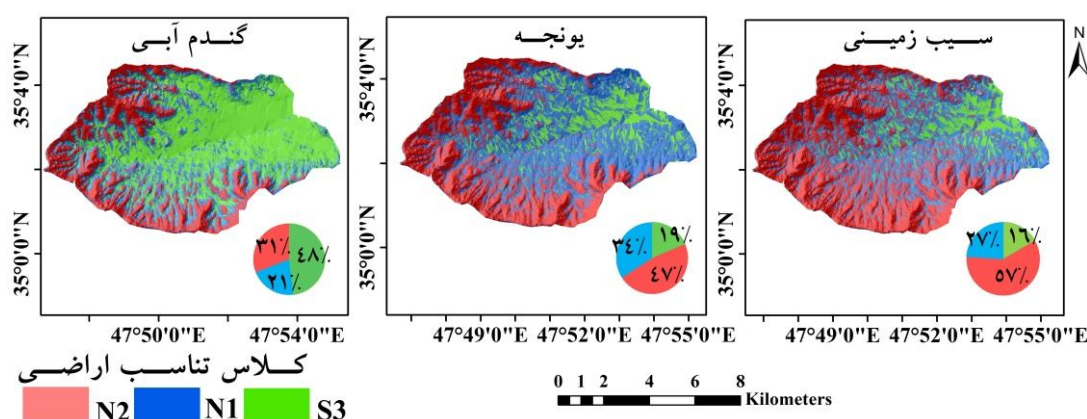
تهیه شد (شکل ۴). پژوهشگران دیگری نیز از مدل ماشین یادگیری جنگل تصادفی در نقشه برداری رقومی خاک استفاده کرده‌اند. پهلوان‌راد و همکاران (۲۰۱۴) جهت به‌روز کردن نقشه‌های قدیمی کلاس خاک تا سطح گروه بزرگ، تحت‌گروه و سری از مدل جنگل تصادفی استفاده کردند که به ترتیب خطای عمومی ۴۸/۵، ۵۱/۵ و ۵۶/۶ را نشان داد (۲۳). هم‌چنین پهلوان‌راد و همکاران (۲۰۱۸) جهت پیش‌بینی بافت خاک و pH در منطقه زاهک استان سیستان و بلوچستان از ماشین یادگیری جنگل تصادفی استفاده کردند که به‌ترتیب میانگین ریشه مربعات خطا ۶/۲۱، ۰/۶۷ و ۱۷/۴۵ و ۰/۴۵ را برای شن، سیلت، رس و pH گزارش کردند (۲۴). نبی‌اللهی و همکاران (۲۰۱۸) در بررسی توزیع مکانی شاخص کیفیت خاک در اراضی کشاورزی و جنگلی منطقه مریوان استان کردستان از ماشین یادگیری جنگل تصادفی استفاده کردند که نتایج آن‌ها ضرایب همبستگی ۰/۸۲ و ۰/۷۳ را جهت پیش‌بینی شاخص کیفیت خاک نشان داد (۲۰).

ماشین یادگیری جنگل تصادفی: نتایج شاخصه‌های آماری دقت کلی و شاخص کاپا برای ماشین یادگیری جنگل تصادفی جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی سه محصول گندم آبی یونجه و سیب‌زمینی در جدول ۴ نشان داده شده است. دقت کلی و شاخص کاپا برای ماشین یادگیری جنگل تصادفی به ترتیب جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی گندم آبی ۰/۷۸ و ۰/۷۱، یونجه ۰/۷۵ و ۰/۷۰ و سیب‌زمینی ۰/۷۹ و ۰/۷۲ بودند. مطابق با این نتایج ماشین یادگیری جنگل تصادفی دارای دقت قابل‌قبول به منظور پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی می‌باشد. ماشین یادگیری جنگل تصادفی ابزاری قدرتمند جهت پیش‌بینی خصوصیات خاک می‌باشد که از جمله قابلیت‌های آن می‌توان به توانایی آن جهت مدل کردن روابط غیر خطی با استفاده متغیرهای پیش‌بینی کمی و کیفی، عدم بیش برآوردی و شناسایی مهم‌ترین متغیرهای کمی اشاره کرد (۳۹). در نهایت نقشه کلاس تناسب اراضی گندم آبی یونجه و سیب‌زمینی با استفاده ماشین یادگیری جنگل تصادفی در محیط ArcGIS10.3

جدول ۴- نتایج ماشین یادگیری جنگل تصادفی برای پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی.

Table 4. Results of learning machine of random forest to predict land suitability class.

دقت کلی Overall accuracy	شاخص کاپا Kappa index	
0.75	0.70	یونجه (Alfalfa)
0.79	0.72	سیب‌زمینی (Potato)
0.78	0.71	گندم آبی (Irrigated wheat)



شکل ۴- نقشه کلاس تناسب اراضی گندم آبی، یونجه و سیب زمینی.

Figure 4. Land suitability class map of alfalfa, potato and irrigated wheat.

مساحت کلاس همیشه نامناسب (N2) برای گندم آبی، یونجه و سیب زمینی به ترتیب ۳۱، ۴۷ و ۵۷ درصد می باشد (شکل ۴). این کلاس اغلب در واحدهای فیزیوگرافی اراضی تپه و کوه (اجزاء واحد اراضی ۱،۱،۱، ۱،۱،۲، ۱،۲،۲، ۱،۲،۳، ۲،۱،۱، ۲،۱،۲، ۲،۱،۲، ۲،۲،۱، ۲،۲،۳، ۲،۲،۴، ۲،۲،۵، ۲،۲،۶ و ۲،۲،۶) واقع شده اند. از عمده ترین محدودیت های این اراضی می توان به داشتن شیب خیلی زیاد و خاک کم عمق اشاره کرد. به طور کلی می توان گفت که در منطقه مورد مطالعه، پستی و بلندی از مهم ترین فاکتورهای خاک سازی بوده و در توزیع مکانی کلاس تناسب اراضی مؤثر می باشد، چرا که توپوگرافی هر منطقه یکی از ویژگی های مهم و تأثیرگذار بر ویژگی های خاک آن منطقه می باشد. خاک های واقع در کوه ها و تپه ها کم عمق بوده و عمدتاً جزو راسته انتی سولز بوده (Typic Xerorthents و Lithic Xerorthents) که تکامل پروفیلی چندانی ندارند که دلیل این موضوع شیب زیاد و عدم پایداری سطوح ژئومورفیک است و اغلب با فرایندهای فرسایش و انتقال رسوبات همراه هستند. خاک های واقع در اراضی پست تر، دشت دامنه ای و فلات های کم شیب دارای خاک های عمیق تر بوده که جزو راسته اینسپتی سولز بوده

کلاس های تناسب اراضی: مساحت کلاس تناسب بحرانی (S3) برای گندم آبی، یونجه و سیب زمینی به ترتیب ۴۸، ۱۹ و ۱۶ درصد می باشد (شکل ۴). این کلاس اغلب در واحدهای فیزیوگرافی دشت دامنه ای و فلات با شیب و ارتفاع کم (اجزاء واحد اراضی ۴،۲،۱ و ۳،۲،۱) در قسمت مرکزی و جنوبی منطقه مورد مطالعه واقع شده اند. از عمده ترین محدودیت های این اراضی می توان به داشتن pH بازی و سنگریزه اشاره کرد. بنابراین جهت اصلاح این اراضی و افزایش عملکرد محصولات می توان به عملیات اصلاحی هم چون کاهش pH خاک، جمع آوری سنگریزه و افزایش مواد آلی خاک از طریق کودهای حیوانی و سبز اشاره کرد. مساحت کلاس تناسب بحرانی (N1) برای گندم آبی، یونجه و سیب زمینی به ترتیب ۲۱، ۳۴ و ۲۷ درصد می باشد (شکل ۴). این کلاس اغلب در واحدهای فیزیوگرافی اراضی بادبزی شکل سنگریزه دار و فلات با شیب متوسط تا زیاد (اجزاء واحد اراضی ۱،۲،۱، ۱،۲،۱، ۳،۱،۱ و ۳،۲،۱) واقع شده اند. اگرچه بخش های از واحدهای فیزیوگرافی دشت دامنه ای و فلات با شیب و ارتفاع کم برای یونجه و سیب زمینی هم جزء این کلاس واقع شده اند که عمدتاً به دلیل محدودیت داشتن pH بازی می باشد.

نتیجه گیری کلی

در این پژوهش بر اساس چهارچوب تناسب اراضی فائو و روش پارامتریک کلاس تناسب اراضی گندم آبی، یونجه و سیبزمینی تعیین و از ماشین یادگیری جنگل تصادفی و داده‌های کمکی جهت بررسی تغییرات مکانی کلاس تناسب اراضی این محصولات استفاده شد. واحدهای فیزیوگرافی دشت دامنه‌ای و فلات با شیب و ارتفاع کم عمدتاً دارای کلاس تناسب بحرانی و واحدهای فیزیوگرافی کوه و تپه با شیب زیاد و عمق کم خاک دارای کلاس تناسب نامناسب می‌باشند. مهم‌ترین متغیر کمکی در پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی در منطقه پارامترهای سرزمین می‌باشد. نتایج بر اساس شاخصه‌های آماری (صحت کلی و شاخص کاپا) نشان داد که ماشین یادگیری جنگل تصادفی دارای دقت مناسب جهت پیش‌بینی کلاس تناسب اراضی می‌باشد و پیشنهاد می‌گردد جهت بررسی تغییرات مکانی ویژگی‌های خاک در سایر مناطق نیز به کار برده شود.

(Typic Calcixerepts و Typic Haploxerepts)

می‌باشند که معمولاً محیط‌های رسوبی هستند که رسوبات در آن‌ها رسوب می‌کنند. نتایج پژوهش‌های زیادی بیانگر اثر اجزاء توپوگرافی بر ویژگی‌های خاک هم‌چون بافت خاک، ماده آلی، ضخامت خاک و کلاس خاک، درصد سنگریزه می‌باشند (۵). رضایی و گیلکز (۲۰۰۵) نشان دادند که بسیاری از ویژگی‌های خاک مانند ضخامت خاک، ظرفیت نگهداری، درصد سنگریزه درشت، رس، شن، کربن آلی به‌طور معنی‌داری به جهت و درصد شیب وابسته است (۲۸). درجه شیب با تأثیر بر میزان رواناب تولیدی، زهکشی، درجه حرارت خاک و میزان فرسایش آن، در فرآیند تشکیل خاک مؤثر است.

استواری و همکاران (۲۰۱۹) هم نقشه تناسب اراضی ۵۱,۸۳۱ هزار هکتار را در استان آذربایجان شرقی برای کشاورزی تهیه کردند و نتایج آن‌ها نشان داد که ۰/۸۱، ۴۲/۳۳، ۱۱/۷۸، ۳۹/۷۲ و ۰/۹۵ درصد منطقه به ترتیب در کلاس‌های S1، S2، S3، N1 و N2 قرار گرفتند و پارامترهای خاکی و توپوگرافی (شیب و ارتفاع) مهم‌ترین عوامل مؤثر در توزیع مکانی کلاس‌های تناسب اراضی بودند (۲۲).

منابع

- Adhikari, K., Minasny, B., Greve, B.G., and Greve, M.H. 2014. Constructing a soil class map of Denmark based on the FAO legend using digital techniques. *Geoderma*. 214-215: 101-113.
- Akpa, S.I.C., Odeh, I.O.A., Bishop, F.A., Hartemink, A.E., and Amapu, I.Y. 2016. Total soil organic carbon and carbon sequestration potential in Nigeria. *Geoderma*. 271: 202-215.
- Ayobi, Sh., and Jalalian, A. 2013. *Modern concepts in Soil Science (Pedometric)*. Isfahan University of Technology. Press, 385p. (In Persian)
- Bower, C.A., Reitemeier, R.F., and Fireman, M. 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil Science*, 73: 251-262.
- Ceddia, M.B., Vieira, S.R., Villela, L.O., Mota, L.S., Anjos, H.C., and Carvalho, F.D. 2009. Topography and spatial variability of soil physical properties. *Scientia Agricola*. 66: 338-352.
- Dang, K.B., Burkhard, B., Windhorst, W., and Muller, F. 2019. Application of a hybrid neural-fuzzy inference system for mapping crop suitability areas and predicting rice yields. *Environmental Modelling and Software*. 114: 166-180.
- El Baroudy, A.A. 2016. Mapping and evaluating land suitability using a GIS-based model. *Catena*. 140: 96-104.
- FAO. 1976. *A Framework for Land Evaluation*; Soils Bulletin No.32. FAO; Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy.

9. FAO. 1985. Guidelines: Land Evaluation for Irrigated Agriculture; Soil Bulletin No.55. FAO; Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy.
10. Gee, G.W., and Bauder, J.W. 1986. Particle size analysis, P 383-411. In: A. Klute. (ed). Methods of Soil Analysis. Part 1: Physical and mineralogical methods, second edition. American Society of Agronomy, Inc., Soil Science Society of America, Inc., Madison, WI.
11. Givi, J. 1997. Qualitative Evaluation of Land Suitability for Field and Fruit Crops. Iranian Soil and Water Research Institute, Tehran, Iran. (In Persian)
12. Jafari, A., Finke, P.A., de Wauw, J.V., Ayoubi, S., and Khademi, H. 2012. Spatial prediction of USDA-great soil groups in the arid Zarand region, Iran: comparing logistic regression approaches to predict diagnostic horizons and soil types. *European J of Soil Science*. 63: 284-298.
13. Kidd, D., Webb, M., Malone, B., Minasny, B., and McBratney, A. 2015. Digital soil assessment of agricultural suitability, versatility and capital in Tasmania, Australia. *Geoderma Reg*. 6: 7-21.
14. McBratney, A.B., Santos, M.L.M., and Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*. 117: 3-52.
15. McLean, E.O. 1982. Soil pH and lime requirement, P 199-224.9. In: A.L. Page, R.H. Miller, and D.R. Keeney (eds.), *Methods of Soil Analysis, Part 2 Chemical and Microbiological Properties*, 2nd ed. ASA-SSSA, Madison, WI.
16. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2016. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. *Geoderma*. 264: 301-311.
17. Mosleh, Z., Salehi, M.H., Fasakhodi, A.A., Jafari, A., Mehnatkesh, A., and Borujeni, I.E. 2017. Sustainable allocation of agricultural lands and water resources using suitability analysis and mathematical multi-objective programming. *Geoderma*. 303: 52-59.
18. Nabiollahi, K., Eskandari, Sh., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Kerry, R., and Triantafilis, J. 2019. Assessing soil organic carbon stocks under land use change scenarios using random forest models. *Carbon Management*. 10: 1. 63-77.
19. Nabiollahi, K., Golmohammadi, F., Taghizadeh-Mehrjardi, M., Kerry, R., and Davari, M. 2018a. Assessing the effects of slope gradient and land use change on soil quality degradation through digital mapping of soil quality indices and soil loss rate. *Geoderma*. 318: 482-494.
20. Nabiollahi, K., Taghizadeh-Mehrjardi, M., and Eskandari, Sh. 2018b. Assessing and monitoring the soil quality of forested and agricultural areas using soil-quality indices and digital soil-mapping in a semi-arid environment. *Archive of Agronomy and Soil Science*. 64: 5. 482-494.
21. Nelson, D.W., and Sommers, L.E. 1982. Total carbon, organic carbon, and organic matter. P 539-594 In: A.L. Page, D.R., Keeney (eds.), *Methods of Soil Analysis, Part 2-Chemical and Microbiological Properties*. ASA-SSSA, Madison, WI.
22. P Ostovari, Y., Honarbakhsh, A., Sangoony, H., Zolfaghari, F., Maleki, K., and Ingram, B. 2019. GIS and multi-criteria decision-making analysis assessment of land suitability for rapeseed farming in calcareous soils of semi-arid regions. *Ecological Indicators*. 103: 479-487.
23. Pahlavan-Rad, M.R., Toomanian, N., Khormali, F., Brungard, C.W., Komaki, C.B., and Bogaert, P. 2014. Updating soil survey maps using random forest and conditioned Latin hypercube sampling in the loess derived soils of northern Iran. *Geoderma*. 232-234: 97-106.
24. Pahlavan-Rad, M.R., Akbarimoghaddam, A. 2018. Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (case study from eastern Iran). *Catena*. 160: 275-281.

25. Pouladi, N., Møller, A.B., Tabatabai, S., and Greve, M.H. 2019. Mapping soil organic matter contents at field level with Cubist, Random Forest and kriging. *Geoderma*. 342: 85-92.
26. Prakash, T.N. 2003. December. Land suitability analysis for agricultural crops: a fuzzy multicriteria decision making approach. M.Sc. Thesis, The International Institute for Geo-information Science and Earth Observation (ITC), Enschede, The Netherlands.
27. Rentschler, T., Gries, P., Behrens, T., Bruelheide, H., Kühn, P., Seitz, S., Shi, X., Trogisch, S., Scholten, T., and Schmidt, K. 2019. Comparison of catchment scale 3D and 2.5 D modelling of soil organic carbon stocks in Jiangxi Province, PR China. *PLoS ONE*. 14: e0220881.
28. Rezaei, S., and Gilkes, R. 2005. The effects of landscape attributes and plant community on soil physical properties in rangelands. *Geoderma*. 125: 167-176.
29. Rhoades, J.D. 1982. Soluble salts. P 167-179. In: A.L. Page, (ed.), *Methods of Soil Analysis, Part II, 2nd ed.*, ASA, Monograph No. 9, Madison, WI.
30. Soil Survey Staff. 2014. *Keys to Soil Taxonomy, 12th edn.* United States Department of Agriculture, Washington, 372p.
31. Sparks, D.L., Page, A.L., Helmke, P.A., Leppert, R.H., Soltanpour, P.N., Tabatabai, M.A., Johnston, G.T., and summer, M.E. 1996. *Methods of Soil Analysis*. Soil Science Society of American Journal. Book Series No. 5. ASA and SSSA, Madison, Wisconsin, WI, USA.
32. Sys, C., Van Ranst, E., and Debaveye, J. 1991. *Land Evaluation. Part I: Principles in land evaluation and crop production calculations*. Agricultural Publications No. 7. General Administration for Development Cooperation Place, Brussels, Belgium.
33. Taghizadeh-Mehrjardi, R. 2016. *Modern concepts in Soil Science (Pedometric)*. Ardakan Univ. Press, 311p. (In Persian)
34. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., and Kerry, R. 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 253-254: 67-77.
35. Tang, H. 1993. *Land suitability classification based on fuzzy set theory and modelling of land production potential of maize and winter wheat in different zones of China* (Doctoral dissertation, Ghent University).
36. Teng, T., Viscarra Rossel, R.A., Shi, Z., and Behrens, T. 2018. Updating a national soil classification with spectroscopic predictions and digital soil mapping. *Catena*. 164: 125-134.
37. Vasu, D., Srivastava, R., Patil, N.G., Tiwary, P., Chandran, P., and Singh, S.K. 2018. A comparative assessment of land suitability evaluation methods for agricultural land use planning at village level. *Land Use Policy*. 79: 146-163.
38. Were, K., Bui, D.T., Dick, Q.B., and Singh, B.R. 2015. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afromontane landscape. *Ecological Indicators*. 52: 394-403.
39. Zeraatpisheh, M., Ayoubi, Sh., Jafari, A., and Finke, P. 2017. Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. *Geomorphology*. 285: 186-204.
40. Zeraatpisheh, M., Bakhshandeh, E., Hosseini, and Alavi, S.M. 2020. Assessing the effects of deforestation and intensive agriculture on the soil quality through digital soil mapping. *Geoderma*. 363: 114-139.



Prediction of land suitability class of alfalfa, potato and irrigated wheat using random forest learning machine and auxiliary data

B. Zandi¹, K. Nabiollahi^{*2}, S.M.T. Hossaini³ and M.A. Mahmoodi⁴

¹M.Sc. Graduate, Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan,

²Associate Prof., Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan,

³Faculty of Member, Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan,

⁴Assistant Prof., Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan

Received: 05.17.2020; Accepted: 09.16.2020

Abstract

Background and Objectives: Improper use of land resources due to increased human food needs has led to the destruction and reduction of arable land. One way to increase production per unit area is to land suitability assessment. Land suitability assessment is the fitness of a type of land for defined use. Assessing spatial variability of land suitability class is necessary to increase production and prevent land degradation. Determining the land suitability class requires measuring soil, topography, moisture and climate properties, which are costly and time consuming. One solution to this problem is to use learning machines and auxiliary data. Learning machines are used to relate various properties with auxiliary variables to assess their spatial and temporal variability. Random forest learning machine is one of the most common and widely used learning machines. The aim of this study is to assess land suitability based on FAO land suitability framework and parametric method for three important irrigated crops of the region, including alfalfa, potato and irrigated wheat, and to predict their land suitability classes using random forest learning machine and auxiliary data.

Materials and Methods: 122 soil profiles and augers were dug, described and sampled in the Ghorveh area of Kurdistan Province (covers 6500 ha). Soil texture, acidity, organic carbon, CaCO₃, gypsum, ESP, electrical conductivity and gravel were measured in all soil samples. Moreover, topography and climate data were also recorded. Environmental variables in this research were terrain attributes, land unit components map, and data of OLI image. To make a relationship between land suitability class and auxiliary data, random forest (RF) learning machine were applied and using cross validation method and statistic indices including overall accuracy and kappa index was validated.

Results: The results showed that suitability class of the study area has 37, 41 and 57% N2 class, 21, 34 and 27% N1 class and 48, 19 and 16% S3 class for irrigated wheat, alfalfa and potato, respectively. The major limitations of the study area to plant the crops are included high slope, shallow soil depth, high pH and gravel. To predict land suitability class of alfalfa, potato and irrigated wheat, auxiliary variables including MRRTF index, MRVBF index, wetness index, LS factor, elevation and land unit components map were the most important. The results of this study showed that the random forest learning machine for prediction of land suitability class of irrigated wheat with 0.78, and 0.71, alfalfa with 0.75 and 0.70 and potato with 0.79 and 0.72 for overall accuracy and kappa index, respectively, had a suitable accuracy.

* Corresponding Author; Email: k.nabiollahi@uok.ac.ir

Conclusion: Topography is the most important soil forming factor and is effective in distribution of land suitability class. The study area, because of limitation of soil and topography has low to non-suitable suitability to plant these crops and it is suggested proper land improvement operations to increase production and land sustainability management. Random forest learning machine had suitable accuracy for predicting land suitability class. Therefore, it is suggested to map land suitability class learning machine techniques (such as randomized forest) and auxiliary data such as terrain attributes, land unit components map and satellite images were applied.

Keywords: Kurdistan, Landsat, Land unit components map, Terrain attributes

