

ارزیابی روش‌های نقشه‌برداری رقومی در تهیه نقشه سه‌بعدی کربن آلی خاک

محمد جمشیدی، محمد امیر دلاور¹، روح اله تقی‌زاده مهرجردی و کلبی برانگارد

دانشجوی دکتری گروه علوم خاک، دانشگاه زنجان و مربی پژوهش موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی؛

mohammadjamshidi@yahoo.com

amir-delavar@znu.ac.ir، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان؛

استادیار گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان؛ rtaghizadeh@ardakan.ac.ir

دانشیار گروه علوم محیطی و گیاهی، دانشگاه نیومکزیکو؛ cbrung@nmsu.edu

دریافت: 97/10/2 و پذیرش: 97/12/18

چکیده

برنامه‌ریزی و مدیریت منابع اراضی نیاز به اطلاعات مکان‌دار تفصیلی و دقیق از خصوصیات خاک دارد. این در حالی است که در بسیاری از مناطق ایران این نوع اطلاعات در دسترس نیست. در این پژوهش کارایی روش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک، شامل رگرسیون خطی چند متغیره، کوپست و جنگل تصادفی برای پیش‌بینی تغییرات کربن آلی در سطح و عمق خاک اراضی دشت سعادت شهر مورد ارزیابی قرار گرفت. موقعیت نقاط مطالعاتی بر اساس روش مربعات لاتین تعیین و مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک در افق‌های ژنتیکی اندازه‌گیری شد. با کاربرد الگوریتم اسپلاین با نواحی یکسان، مقدار کربن آلی افق‌های ژنتیکی به مقدار آن در اعماق استاندارد نقشه جهانی خاک تبدیل و بر اساس تعیین رابطه بین مقدار کربن آلی خاک در نقاط مطالعاتی با داده‌های متغیرهای کمکی انتخابی از مجموعه متغیرهای اجزای سرزمین، شاخص‌های سنجش از دور و نقشه‌های خاک، واحدهای ژئوفرم و فاصله از رودخانه، در قالب مدل‌های مورد استفاده، نقشه پیوسته مقدار کربن آلی اعماق مختلف خاک تهیه شد. کارایی مدل‌ها با استفاده از شاخص ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ارزیابی نشان داد اگرچه اختلاف اندکی بین مقادیر خطای مدل‌های مختلف در تمام اعماق وجود داشت، روش جنگل تصادفی در عمق صفر تا پنج سانتی‌متری (RMSE=0/49) و 60 تا 100 سانتی‌متری (RMSE=0/13)، روش رگرسیون خطی چند متغیره در عمق پنج تا 15 سانتی‌متری (RMSE=0/41) و روش کوپست در عمق 15 تا 30 سانتی‌متری (RMSE=0/27) از خطای کمتری برخوردار بودند. برخلاف اختلاف اندک این مدل‌ها، با توجه به توانایی مدل جنگل تصادفی در نشان دادن توزیع مکانی مقادیر کربن آلی، این مدل برای تخمین کربن آلی در تمامی عمق‌ها انتخاب و نقشه‌های پراکنش کربن آلی در اعماق مختلف خاک دشت سعادت شهر در محیط سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) تهیه شد.

واژه‌های کلیدی: روش مربعات لاتین، رگرسیون خطی چند متغیره، کوپست، جنگل تصادفی

¹ نویسنده مسئول، آدرس: گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان

مقدمه

نسبت به روش‌های آماری به‌همراه دارند (جیو و همکاران، 2015؛ ور و همکاران، 2015؛ مارتین و همکاران، 2014؛ تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016؛ سیندائی هبورا و همکاران، 2017).

اسکندری و همکاران (1397) در مریوان استان کردستان، برای تهیه نقشه کربن آلی خاک سطحی، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده و مدل برازش داده شده را براساس مقدار شاخص‌های میانگین خطا و ریشه میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار دادند. هر دو نوع متغیرهای اجزای سرزمین و داده‌های تصاویر ماهواره‌ای به عنوان متغیرهای مهم شناخته شدند. در مطالعه ور و همکاران (2015)، روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان⁹، شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان داد روش رگرسیون بردار پشتیبان با توجه به مقدار ریشه میانگین مربعات خطا¹⁰، بهترین روش در بین روش‌های بکار رفته بود. این در حالی است که در مطالعه تقی‌زاده مهرجردی و همکاران (2016)، در بین شش روش مورد استفاده برای پیش‌بینی کربن آلی خاک در منطقه نیمه خشک ایران، روش شبکه عصبی مصنوعی دارای بهترین صحت پیش‌بینی بود.

در سال‌های اخیر تهیه نقشه‌های سه بعدی کربن آلی خاک در تمام مقیاس‌ها به این دلیل که مقدار آن به‌شدت متأثر از مدیریت خاک بوده و مقدار و روند تغییرات آن با عمق (میناسنی و همکاران، 2013) بر دیگر ویژگی و شاخص‌های فیزیکی، شیمیایی، هیدرولوژیکی و بیولوژیکی کل خاکرخ مؤثر است، بیش از پیش در فهرست الویت‌های پژوهشی متخصصین نقشه‌برداری رقومی خاک قرار گرفته است (مک براتنی و همکاران، 2014؛ کمپن و همکاران، 2011؛ لیو و همکاران، 2013؛ پوگیو و همکاران، 2014؛ تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016). آنچه که به عنوان یکی از وجوه تمایز این نوع مطالعات می‌توان به آن اشاره نمود، اجرای تابع اسپلاین¹¹ برای تقسیم دیواره خاکرخ به لایه‌های مختلف با ضخامت از پیش تعیین شده‌است. روش اسپلاین ملانو و همکاران (2009) که شکل توسعه یافته روش بیشاپ و همکاران (1999) است، به لحاظ کاربرد پارامتر کنترل‌کننده میزان توازن بین دقت برازش و حد مجاز پارامتر انحنای اسپلاین¹² (λ)، از انعطاف پذیری بیشتری در بین دیگر

کربن آلی خاک یکی از شاخص‌های کلیدی در عملکرد خاک در رابطه با تولید کشاورزی و کاهش اثرات تغییر اقلیم است (مک‌براتنی و همکاران، 2014). از اینرو ضرورت اطلاع از تغییرات مکانی مقدار کربن آلی خاک برای استفاده پایدار از منابع خاک به‌ویژه در شرایط تغییرات اقلیمی در مقیاس محلی (ملانو و همکاران، 2017)، منطقه‌ای (جیو و همکاران، 2015) و بین‌المللی (نقشه جهانی خاک، 2011) غیر قابل اغماض است. در دو دهه اخیر، روش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک¹ این امکان را فراهم آورده است تا بتوان به سبب دستیابی آسان و ارزان به اطلاعات و داده‌های سنجش از دور، ارتقاء سرعت پردازش رایانه‌ها و بهره‌گیری از الگوریتم‌های داده‌کاوی، نقشه‌های دقیق از ویژگی‌ها یا کلاس‌های خاک تهیه نمود (میناسنی و مک‌براتنی، 2016؛ کمرا و همکاران، 2017). اساس روش نقشه‌برداری رقومی خاک، مدل اسکورپن² (مک‌براتنی و همکاران، 2003)، شکل توسعه یافته معادله کلرپت³ (ینی، 1941) برای پیش‌بینی مکانی کلاس‌ها یا ویژگی‌های خاک است.

مدل‌های مختلفی در قالب روش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک از جمله کریجینگ (کمبول و همکاران، 2014؛ چابالا و همکاران، 2017)، مدل‌های خطی (کاروناراتن و همکاران، 2014)، شبکه‌های عصبی مصنوعی⁴ (ژائو و همکاران، 2010؛ تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016)، روش ماشین بردار پشتیبان⁵ (بالابو، 2009)، روش‌های درختی شامل کوبیست⁶ (روسل و همکاران، 2014) و جنگل تصادفی⁷ (هنگل و همکاران، 2015) برای تهیه نقشه کربن آلی خاک به کار رفته است. مدل‌های رگرسیون خطی⁸ یکی از شناخته شده‌ترین مدل‌های آماری است که برای تخمین کربن آلی خاک از همبستگی یا ارتباط خطی بین این ویژگی خاک و متغیرهای کمکی استفاده می‌کند (ژائو و همکاران، 2010). از آنجا که این ارتباط پیچیده و غیر خطی است، استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر داده‌کاوی و روش‌های یادگیری ماشینی بویژه در شرایطی که فضای پیچیده‌ای بر محیط طبیعی مورد مطالعه حاکم است، نتایج دقیق‌تری

1. Digital soil mapping, DSM

2. SCORPAN

3. CLORPT

4. Artificial neural network, ANN

5. Support vectore machine, SVM

6. Cubist

7. Random forest, RF

8. Linear regression, LR

9. Support Vector Regression, SVR

10. Root-mean-square error, RMSE

11. Spline functions

12. Smoothing parameter lambda (λ)

اصلی فیزیوگرافی شامل مخروط‌افکنه‌های آبرفتی¹، دشت‌های دامنه‌ای² و اراضی پست³ است (حسن‌شاهی، 1370). در این دشت، جنگل و مرتع حدود 4800 هکتار (28 درصد) از اراضی دشت را اشغال نموده و باقیمانده به ترتیب وسعت به کاشت گندم، جو، صیفی‌جات، چغندر قند، برنج و یونجه اختصاص یافته است.

نمونه‌برداری خاک و تجزیه‌های آزمایشگاهی

با توجه به توانایی روش نمونه‌برداری مربعات لاتین⁴ (میناسنی و مک‌برانتی، 2006) در لحاظ نمودن تغییرات عوامل محیطی، در این مطالعه از این روش برای مکان‌یابی موقعیت 77 خاکرخ مطالعاتی استفاده شد (شکل 2). این روش با استفاده از بسته chls در نرم‌افزار R (2015 R Core team) و متغیرهای محیطی اجزای سرزمین اجرا گردید. روش مربعات لاتین، متغیرهای کمکی را بر اساس تعداد نمونه از پیش تعیین شده خوشه‌بندی کرده و نمونه‌های تصادفی از داده‌های محیطی را طوری انتخاب می‌کند تا شرط مربع لاتین (در هر بعد a و b فقط یک نمونه می‌تواند وجود داشته باشد) در آن تأمین گردد. تشریح خاکرخ‌ها بر اساس روش‌های شوانبرگ و همکاران (2012) انجام و تعداد 304 نمونه خاک از افق‌های ژنتیکی جمع‌آوری شد. پس از عبور نمونه‌های خاک از الک دو میلی‌متری، مقدار کربن آلی خاک‌ها با روش اکسایش تر (والکلی و بلک، 1934) اندازه‌گیری شد. مقادیر کربن آلی افق‌های ژنتیکی به مقدار آن در اعماق 0-5، 5-15، 15-30، 30-60 و 60-100 سانتی‌متر استاندارد سازی شد (نقشه جهانی خاک، 2011). برای این منظور از الگوریتم اسپلین با نواحی یکسان (ملانو و همکاران، 2009) استفاده شد. بر اساس نتایج تشریح خاکرخ‌ها و تجزیه‌های آزمایشگاهی نمونه‌های خاک، خاک‌ها بر اساس سیستم جامع رده‌بندی خاک (هیات خاک‌شناسی ایالات متحده 2014)، طبقه‌بندی شدند.

روش‌ها برخوردار است (تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016). تقی‌زاده و همکاران (1393) در مطالعه‌ای با هدف تهیه نقشه سه بعدی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌ها در منطقه درود استان لرستان از معادلات عمق اسپلین و مدل رگرسیون درختی استفاده نمودند. نتایج نشان داد از سطح به عمق در عین حال که دقت مدل کاهش یافت به مرور از اهمیت متغیرهای تصاویر ماهواره‌ای کاسته و به اهمیت متغیرهای اجزای سرزمینی افزوده شد.

بخش وسیعی از منابع خاک‌های کشاورزی ایران در مناطق خشک و نیمه خشک واقع شده است و از این رو انجام پژوهش‌های خاک در این مناطق در قالب تعیین پراکنش مقدار کربن آلی خاک، گام نخست در مدیریت چالش‌هایی است که می‌تواند منابع خاک‌ها را به دلیل کمبود ماده آلی به مخاطره اندازد. تغییرات اندک کربن آلی خاک به دلیل حساسیت آن به تغییرات اقلیمی و فعالیت‌های بشری، می‌تواند اثرات بزرگی بر روی کیفیت و امنیت خاک (میناسنی و همکاران، 2010) بجا بگذارد. در ایران تاکنون برای تهیه نقشه کربن آلی خاک بویژه نقشه‌های سه بعدی مطالعات کم‌شماری انجام گرفته است (امیری‌چکان و همکاران، 2017؛ تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016). لذا با توجه به شرایط خاکی و اقلیمی متنوع در ایران، پژوهش حاضر با هدف ارزیابی توانایی مدل‌های مختلف نقشه‌برداری رقومی خاک در ترکیب با الگوریتم اسپلین با نواحی یکسان (ملانو و همکاران، 2009) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک دشت سعادت شهر در منطقه خشک تا نیمه خشک انجام گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

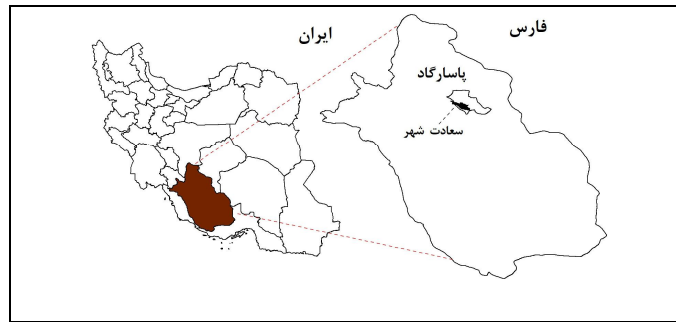
منطقه مورد مطالعه شامل اراضی دشت سعادت شهر واقع در شهرستان پاسارگاد در استان فارس با وسعت حدود 16 هزار هکتار در فاصله 120 کیلومتری شمال شهر شیراز مرکز استان در مختصات جغرافیایی بین 40° 52' 52" تا 53° 11' 54" طول شرقی و 30° 00' 28" تا 30° 9' 45" عرض شمالی قرار دارد (شکل 1). ارتفاع منطقه مورد مطالعه از حدود 1700 تا 2170 متر متغیر است. به استناد آمار هواشناسی موجود در یک دوره 40 ساله (1389-1349) در منطقه، متوسط دمای سالانه 15/1 درجه سلسیوس، متوسط بارندگی 380/8 و تبخیر-تعرق پتانسیل 1820 میلی‌متر در سال است. رژیم حرارتی خاک ترمیک و رژیم رطوبتی زیریک است. دشت سعادت شهر بر اساس تقسیم‌بندی ماهلر (1970) دارای سه واحد

1. Alluvial fans

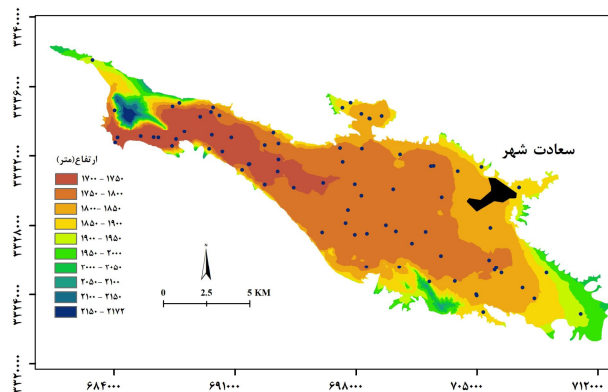
2. Alluvial plains

3. Lowland

4. Latin hypercube sampling, LHS



شکل 1- موقعیت دشت سعادت شهر در استان فارس و در شهرستان پاسارگاد



شکل 2- جانمایی نقاط نمونه‌برداری بر روی مدل رقومی ارتفاع دشت سعادت شهر

اتمسفری تصاویر ماهواره‌ای در نرم‌افزار ENVI 5.3 تولید شدند. با توجه به کوچک بودن مقیاس نقشه‌های اقلیمی در دسترس، از نقشه دمای سطح زمین⁶ مستخرج از تصاویر دریافت شده از سنجنده ماهواره لندست 8 استفاده شد (هو و همکاران، 2014).

نقشه خاک دشت سعادت شهر با مقیاس 1:50000 (حسن‌شاهی، 1370) در نرم‌افزار ArcGIS نسخه 10.4، زمین مرجع و به فرمت رقومی تبدیل شد. نقشه واحدهای ژئوform منطقه با روش زینک (1989) بر اساس تفسیر داده‌های عکس‌های هوایی منطقه و نقشه فاصله از رودخانه با استفاده از داده‌های نقشه توپوگرافی 1:25000 تولید شدند. برای روی هم اندازی لایه‌ها، با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS نسخه 10.4، نقشه‌های با فرمت برداری به فرمت رستری تبدیل و کلیه متغیرها دارای سیستم مختصاتی یکسان و مقیاس یکسان با قدرت تفکیک 10 متر شدند.

مدل‌های پیش‌بینی

از سه روش مختلف نقشه‌برداری رقومی خاک شامل رگرسیون خطی چند متغیره، کوپست و جنگل تصادفی

متغیرهای کمکی محیطی

در این مطالعه بر اساس مفاهیم روش اسکورپن (مک- برانتی و همکاران، 2003)، 29 متغیر کمکی شامل اجزای سرزمین، متغیرهای سنجنش از دور و داده‌های نقشه‌های خاک، واحدهای ژئوform و فاصله از رودخانه تولید و به عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بینی کربن آلی خاک بکار رفتند. متغیرهای اجزای سرزمین (گالانت و همکاران، 2015) با استفاده از داده‌های لایه رقومی ارتفاع¹ با قدرت تفکیک 10 متر در محیط نرم‌افزار ساگا جی‌ای‌اس (SAGA Development Team, 2011) تهیه شدند. نقشه کاربری اراضی، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده²، شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده خاک³ و شاخص اختلاف رطوبتی نرمال شده⁴ بر اساس تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-2⁵ و پس از انجام تصحیحات رادیومتریک و

1. Digital elevation model, DEM

2. Normalized vegetative difference index, NDVI

3. Modified soil-adjusted vegetation index II, MSAVI2

4. Normalized Difference Moisture (Water) Index, NDMI

5. Sentinel- 2

6. Land surface temperature, LST

آموزشی، آموزش می‌بیند. همچنین انتخاب متغیرهای پیش‌بینی کننده نیز که برای تقسیم‌بندی گره‌ها استفاده می‌شود، به صورت تصادفی انجام می‌گیرد. در این روش، تعداد متغیرهای کمکی (mtry) (از یک تا کل متغیرها) در هر زیر مجموعه و تعداد درختان مورد استفاده (ntree) از 500 تا 1000 تعیین و در مدل لحاظ می‌شود (برانگارد و همکاران، 2015). در این نوع الگوریتم، امکان انتخاب مهمترین و موثرترین متغیرهای کمکی امکان‌پذیر است.

با استفاده از مدل‌های فوق و بر اساس نتایج تعمیم واسنجی مقدار کربن آلی خاک در 77 نقطه مشاهداتی با داده‌های مهمترین متغیرهای کمکی در منطقه، نقشه پیوسته مقدار کربن آلی در اعماق استاندارد خاک دشت سعادت شهر در نرم‌افزار R (R Core 2015) (team, تهیه شد.

انتخاب مؤثرترین پارامترهای محیطی

برای انتخاب مؤثرترین متغیرهای کمکی در پیش‌بینی کربن آلی خاک در عمق‌های مختلف، برای مدل رگرسیون خطی چند متغیره از روش رگرسیون خطی گام به گام (ونابلس و رپلی، 2013؛ مصلح و همکاران، 2016)، در روش کویبست از دستور بسته cubist و در روش جنگل تصادفی از دستور varImp در نرم‌افزار R (R Core 2015) (team, استفاده شد. روش کویبست بر اساس درصد مشارکت هر متغیر در قواعد مدل (ادهیکاری و همکاران، 2014) و مدل جنگل تصادفی در یک آنالیز درخت رگرسیون از معیار افزایش در میانگین مربعات خطا¹ (بریمان، 2001) برای نشان دادن اهمیت متغیرها کمکی استفاده می‌کنند.

اعتبارسنجی مدل

برای راه‌اندازی هر مدل دو مجموعه تصادفی از کل داده‌های مشاهده‌ای شامل داده‌های آموزشی (70 درصد) و داده‌ای آزمون² (30 درصد) تعیین شد (برانگارد و همکاران، 2015). این انتخاب تصادفی برای هر مدل 20 مرتبه تکرار و متوسط نتایج آماره‌های دقت سنجی شامل ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطا³ برای ارزیابی و مقایسه کارایی مدل‌ها استفاده شد. مقدار ریشه میانگین مربعات خطا از طریق معادله زیر میزان خطای بین دو مجموعه داده را اندازه‌گیری می‌کند. مدلی که دارای مقدار کوچکتری از ریشه میانگین مربعات خطا می‌باشد، از دقت بیشتری در برآورد کربن آلی خاک برخوردار است.

برای تهیه نقشه پراکنش کربن آلی در اعماق خاک منطقه سعادت شهر استفاده شد. در ادامه شرح هر کدام از مدل‌ها به اختصار آمده است.

روش رگرسیون خطی چند متغیره

در این روش، بر اساس رگرسیون، رابطه بین متغیر هدف (کربن آلی خاک) و بیش از یک متغیر کمکی ارزیابی می‌شود. برای پیش‌بینی پراکنش جغرافیایی متغیر پیوسته می‌توان کلیه متغیرهای محیطی یا متغیرهایی که بیشترین وابستگی آماری را با متغیر هدف و کمترین وابستگی را با سایر متغیرها دارند، در مدل قرار داد. در روش رگرسیون خطی چند متغیره فرض بر خطی بودن تابع رگرسیون یا روابط بین متغیرهای کمکی و متغیر هدف است که ممکن است همیشه معتبر نباشد. معادله 1 شکل عمومی رابطه رگرسیون چند متغیره را نشان می‌دهد (هاستی و همکاران، 2001):

(1)

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^P \beta_k x_{ik}$$

در معادله فوق، y_i مقدار متغیر هدف در یک مشاهده معین، β_0 مقدار عرض از مبدا، β_k ضریب رگرسیون، x_{ik} داده‌های هر متغیر کمکی مورد نظر مربوط به نقطه مشاهداتی و P تعداد متغیرهای کمکی است.

روش کویبست: کویبست یک الگوریتم پیشرفته رگرسیون درختی است که ساختارهای (مدل‌های) مختلفی را از داده‌های آموزشی می‌سازد (هولمز و همکاران، 1999). هر مدل متشکل از چندین قاعده است و هر قاعده در یک یا چندین شرط خلاصه می‌شود. وقتی همه شرایط یک قاعده تامین می‌گردد، فرمول خطی مربوطه برای پیش‌بینی متغیر هدف بکار گرفته می‌شود. قواعد مدل بر اساس روند کاهشی اهمیت بوسیله الگوریتم کویبست رتبه بندی می‌شود. این بدان معنی است که اولین قاعده بیشترین و آخرین آن کمترین مشارکت را در دقت مدل دارا می‌باشد. بسته کویبست خود بصورت خودکار اهمیت متغیرهای کمکی را بصورت درصد مشارکت بیان و بر اساس متغیرهای مؤثر مقدار متغیر هدف را پیش‌بینی می‌کند. تعداد قواعد بر اساس بهترین مدل رگرسیون برازش داده شده، تعیین می‌شود.

روش جنگل تصادفی

در این روش چندین درخت تصمیم آموزش داده می‌شود تا دقت مدل را افزایش دهند. نتیجه حاصل پیش-بینی گروهی از درختان تصمیم‌گیری است (بریمان، 2001). در روش یادگیری جنگل تصادفی هر درخت تصمیم‌گیری با استفاده از یک نمونه تصادفی از داده‌های

¹ Mean-square error, MSE

² Test data

³ Mean error, ME

(2)

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

میانگین خطا، اریبی¹ پیش‌بینی در هر مدل را اندازه‌گیری می‌کند و مقدار نزدیک به صفر آن دلالت بر دقت بالاتر مدل دارد. این آماره از معادله زیر قابل محاسبه است:

(3)

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^n pred_i - obs_i}{n}$$

در معادلات فوق، Pred، مقدار پیش‌بینی شده متغیر هدف توسط مدل یا برآوردگر آماری، abs مقدار مشاهده‌ای یا مقدار واقعی و n تعداد مشاهدات است.

آماره‌های فوق با استفاده از دستور goof در بسته R (Core team, 2015) تعیین شدند (ملانو و همکاران، 2017). همچنین از ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده² بر اساس معادله زیر برای ارزیابی صحت مدل‌هایی که بهترین عملکرد را در پیش‌بینی مقدار کربن آلی در هر عمق خاک داشتند، استفاده شد (هنگل و همکاران، 2004).

(4)

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}} \times 100$$

\bar{x} متوسط مقدار مشاهدات است.

در نهایت، برای کارآمدترین مدل انتخاب‌شده در هر عمق، نقشه کربن آلی خاک با فرمت رستری در نرم‌افزار R (Core team, 2015) با قدرت تفکیک 10 متر تولید شد.

نتایج و بحث

تجزیه و تحلیل داده‌ها

بر اساس نتایج تشریح و رده بندی نیمرخ‌های مطالعاتی (هیات خاک‌شناسی ایالات متحده، 2014)، در حاشیه‌های دشت در واحد مخروط افکنه‌های آبرفتی و واریزه‌ای، خاک‌ها در زیر گروه تیپیک زراورتنز و تیپیک هاپلوزرپتیز، در مناطق نسبتاً هموار میانی در کلاس‌های تیپیک هاپلوزرپتیز، کلسیک هاپلوزرپتیز، تیپیک کلسی زرپتیز، فلوونتییک هاپلوزرپتیز و کلسیک هاپلوزرالفز و در پست‌ترین مناطق، در کلاس تیپیک ناتریزرالفز طبقه‌بندی شدند. بیشترین مقدار کربن آلی در افق‌های مشخصه سطحی در خاک‌های جنگلی اندازه‌گیری شد، به طوری که حداکثر آن (4/3 درصد) مربوط به یک خاک جنگلی تیپیک زراورتنز بود. این در حالی است که حداقل مقدار کربن آلی در افق سطحی (0/13 درصد) در

یک خاک فلوونتییک هاپلوزرپتیز بر روی رسوبات رودخانه ای اندازه‌گیری شد. پوشش گیاهی طبیعی و دست نخورده مناطق مرتفع جنگلی که بقایای آنها منجر به افزایش کربن آلی خاک می‌شود، در مقایسه با دیگر نواحی دشت، دلیل نتایج یادشده است. در کل دشت و در همه افق‌ها، حداقل مقدار کربن آلی 0/07 درصد و متعلق به عمق 90 تا 120 سانتی‌متری یک خاک تیپیک کلسی‌زرپتیز بر روی فیزیوگرافی دشت دامنه‌ای با کاربری زراعت است. در بخش‌های میانی دشت با کاربری کشاورزی آبی، مواد آلی کم و در قسمت‌های محدودی به بیش از یک درصد می‌رسد. روند کاهشی کربن آلی با عمق که در اغلب خاک‌های کشاورزی پدیده‌ای معمول است، در اراضی شیب‌دار پیرامون دشت با کاربری جنگل و مرتع نسبت به نواحی هموار دشت با کاربری کشاورزی شدیدتر است. به‌نظر می‌رسد عوامل متفاوت تشکیل و تکامل خاک‌ها در ژئوگراف‌های مناطق مرتفع و پست و همچنین مدیریت خاک‌ورزی و زراعی دلیل این اختلاف باشد.

آماره‌های توصیفی مقدار کربن آلی خاک در دشت کشاورزی سعادت شهر پس از تفکیک نیمرخ به اعماق استاندارد نشان می‌دهد بیشترین انحراف معیار و ضریب تغییرات مربوط به لایه سطحی پنج سانتی‌متری خاک بوده و روند آن با عمق خاک کاهشی است (جدول 1). بر اساس گروه‌بندی وایلدینگ (1985)، ضریب تغییرات کربن آلی خاک در تمام اعماق در دامنه تغییرات زیاد (بیش از 35%) قرار می‌گیرد که نشان دهنده غیریکنواختی شدید است و می‌تواند در درون‌یابی مقدار کربن آلی خاک در روش‌های تهیه نقشه محدودیت ایجاد نماید. خطای استاندارد متغیر بوده و از سطح به عمق روند کاهشی دارد.

¹ Bias

² Normalized root-mean-square error, NRMSE

جدول 1- آمار توصیفی کربن آلی خاک در مجموعه داده‌های مشاهداتی

عمق (سانتی‌متر)	کمینه	بیشینه	میانگین	میان	انحراف معیار	ضریب تغییرات	خطای استاندارد
0-5	0/12	4/43	1/15	0/95	0/74	64/85	0/08
5-15	0/16	3/64	1/04	0/91	0/59	56/18	0/08
15-30	0/21	2/00	0/77	0/7	0/34	43/8	0/04
30-60	0/18	1/71	0/47	0/42	0/28	59/5	0/03
60-100	0/15	0/88	0/32	0/28	0/16	51/28	0/02

ارزیابی کارایی مدل‌ها

جدول 2 نتایج ارزیابی دقت مدل‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی کربن آلی در عمق‌های مختلف خاک را نشان می‌دهد.

جدول 2- آماره‌های ارزیابی دقت مدل‌ها برای پیش‌بینی کربن آلی خاک

عمق (سانتی‌متر)	جنگل تصادفی		رگرسیون خطی چند متغیره		کوئیبست	
	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین خطا	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین خطا	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین خطا
0-5	0/49	0/03	0/55	0/1	0/59	0/003
5-15	0/47	0/33	0/41	0/067	0/43	-0/052
15-30	0/42	-0/02	0/36	-0/02	0/27	-0/02
30-60	0/22	0/027	0/21	0/06	0/21	0/01
100-60	0/13	0/028	0/17	0/01	0/17	-0/04

تفاضلی نرمال شده، دمای سطح زمین و واحدهای ژئوفرم بودند (جدول 3). در جدول 2، مقدار مثبت آماره میانگین خطا نشان دهنده بیش‌برازشی¹ و مقدار منفی آن نشان دهنده کم‌برازشی² است. نزدیکی این متغیر به صفر در مدل‌هایی که بهترین کارایی را در برآورد کربن آلی خاک داشته‌اند، نشان دهنده دقت بالای مدل است.

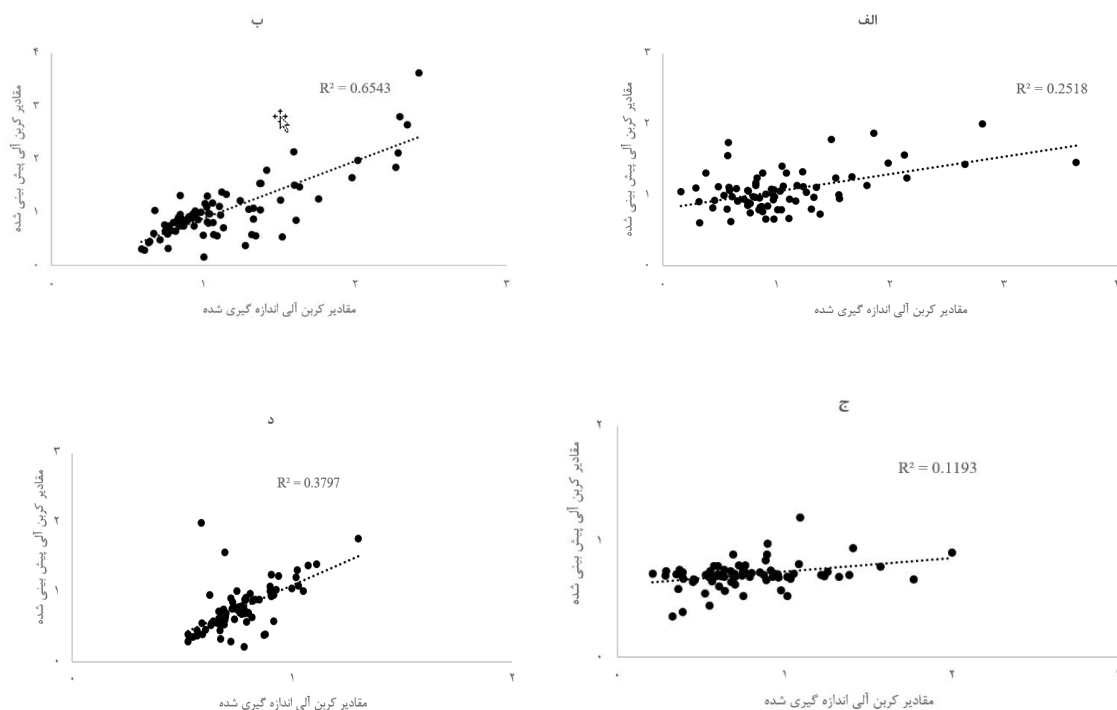
ویژگی‌های انحنا³، فاصله از رودخانه، مولفه-های نقشه خاک و نقشه‌های کاربری اراضی از متغیرهای کمکی بودند که در پیش‌بینی مدل‌های مورد استفاده در عمق‌های مختلف به عنوان متغیر مؤثر تشخیص داده نشدند. عدم انتخاب بسیاری از متغیرهای محیطی مورد استفاده که انتظار می‌رفت بتوانند در مدل‌های پیش‌بینی در عمق‌های مختلف، تغییرات کربن آلی خاک را به خوبی رصد نمایند، نشان دهنده پیچیدگی پراکنش این متغیر در خاک‌های منطقه مطالعاتی می‌باشد. تحقیقات و پژوهش-هائی که پیش‌تر بر روی تخمین مقدار و تغییرات کربن آلی خاک‌ها انجام شده است، به دلیل تغییرات مکانی بسیار زیاد این متغیر، همواره با محدودیت‌هائی روبرو بوده است (میناسنی و همکاران، 2010).

بر اساس مقایسه آماره‌های دقت‌سنجی مدل‌های مورد استفاده در برآورد کربن آلی خاک در دشت سعادت شهر، در عمق صفر تا پنج سانتی‌متری، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا از 0/49 تا 0/59 متغیر است. در این عمق از میان مدل‌های مورد استفاده، کمترین خطا متعلق به مدل جنگل تصادفی است که نشان‌دهنده دقت بیشتر این مدل نسبت به دیگر مدل‌ها در این عمق است. این نتایج با استفاده از متغیرهای کمکی عمق دره، تحدب، ارتفاع شیب و ناهمواری‌های توپوگرافی بدست آمد (جدول 3). در عمق پنج تا 15 سانتی‌متر، بالاترین دقت مربوط به مدل رگرسیون خطی چند متغیره بود. در این مدل، متغیرهای کمکی جهت شیب و تحدب مهمترین متغیرهای کمکی انتخاب شده در عمق مورد نظر بودند. پیش‌بینی‌های انجام شده در عمق 15 تا 30 سانتی‌متری نشان داد مدل کوئیبست با استفاده از متغیرهای طول شیب و ارتفاع شیب از دقت بالاتری برخوردار است. در عمق 30 تا 60 سانتی‌متری، متغیرهای کمکی شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده، دمای سطح زمین و واحدهای ژئوفرم با استفاده از مدل کوئیبست مهم شناخته شدند. در عمق 60 تا 100 سانتی‌متری، روش جنگل تصادفی از دقت بیشتری نسبت به دو روش دیگر برخوردار بودند. در این عمق، مهمترین متغیرهای کمکی داده‌های شاخص گیاهی

¹ Overestimation

² Underestimation

³ Curvature attributes



شکل 3- مقادیر کربن آلی اندازه‌گیری شده در مقابل مقادیر پیش‌بینی شده بر اساس مدل‌های (الف) رگرسیون خطی چند متغیره (عمق 5 تا 15 سانتی‌متر)، (ب) مدل جنگل تصادفی (عمق 5 تا 15 سانتی‌متر)، (ج) مدل کویبست (عمق 15 تا 30) و (د) مدل جنگل تصادفی (عمق 15 تا 30 سانتی‌متر)

قبولی از تغییرات کربن آلی خاک بوده‌اند. از سوی دیگر، اگرچه دقت مدل‌های رگرسیون خطی چند متغیره و کویبست برای پیش‌بینی کربن آلی خاک در عمق‌های 5 تا 15، 15 تا 30 و 30 تا 60 اندکی نسبت به مدل جنگل تصادفی بالاتر می‌باشد، اما بررسی نقشه‌های پیش‌بینی حاصل از این مدل‌ها گویای آن است که این دو مدل قابلیت خوبی برای تخمین این ویژگی ندارد (شکل 3). از این رو، علی‌رغم توانایی یکسان این مدل‌ها با توجه به شناخت از منطقه و آگاهی از تغییرات مقادیر کربن آلی خاک، مدل جنگل تصادفی به عنوان بهترین مدل برای تخمین کربن آلی در تمامی عمق‌ها در نظر گرفته شد.

صحت پیش‌بینی مدل‌ها

برای ارزیابی صحت پیش‌بینی هر مدل به صورت مستقل، از ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده استفاده شد (جدول 4). بر اساس مطالعات هنگل و همکاران (2004)، مقدار نزدیک به 40 این شاخص نشان از صحت قابل قبول مدل دارد و مقدار بیش از 70 نشان‌دهنده عدم قبول مدل پیش‌بینی کننده است.

اراضی کشاورزی، تغییرات کربن آلی خاک متأثر از عواملی از جمله کاربری اراضی، شکل اراضی، پایداری زمین‌نما¹ و نوع و دامنه رفتارهای مدیریتی کشاورزان است (مک‌براتی و همکاران، 2014). در دشت سعادت شهر متوسط مساحت مزارع کشاورزان به‌ندرت به چند ده هکتار می‌رسد. لذا الگوی کشت و مدیریت مزارع در فواصل کوتاه بسیار متغیر است. همچنین دستکاری شکل اراضی تا عمق خاک‌رخ از جمله تراس-بندی و جابجائی گسترده خاک‌ها با توجه به این که بخش وسیعی از خاک‌های دشت متأثر از فعالیت رودخانه‌های قدیمی می‌باشد، از جمله عوامل مهمی است که پیش‌بینی تغییرات کربن آلی خاک‌ها را با متغیرهای کمکی بکار رفته در سطح و عمق خاک با محدودیت روبرو ساخته است. بر اساس مطالعات مک‌براتی و همکاران (2014)، متغیرهای کمکی که در مطالعات نقشه‌برداری رقومی بکار رفته‌اند، تنها تا عمق 50 سانتی‌متری قادر به بیان قابل

¹Landscape stability

جدول 3- متغیرهای محیطی انتخاب‌شده برای برآورد کربن آلی در اعماق مختلف

عمق (سانتی‌متر)	پارامترهای محیطی
0-5	عمق دره، تحدب، ارتفاع شیب و ناهمواری‌های توپوگرافی
5-15	جهت شیب و تحدب
15-30	طول شیب و ارتفاع شیب
30-60	واحدهای ژئوفرم، دمای سطح زمین و شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده
60-100	واحدهای ژئوفرم، دمای سطح زمین و شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده

جدول 4- مقدار ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده در برآورد کربن آلی در اعماق مختلف خاک با استفاده از مدل جنگل تصادفی

عمق (سانتی‌متر)	ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده
0-5	42
5-15	45
15-30	54
30-60	46
60-100	41

شدیدتر بوده و لذا الگوی پراکنش مقدار کربن آلی خاک در عمق متفاوت از لایه سطحی است.

نتیجه‌گیری کلی

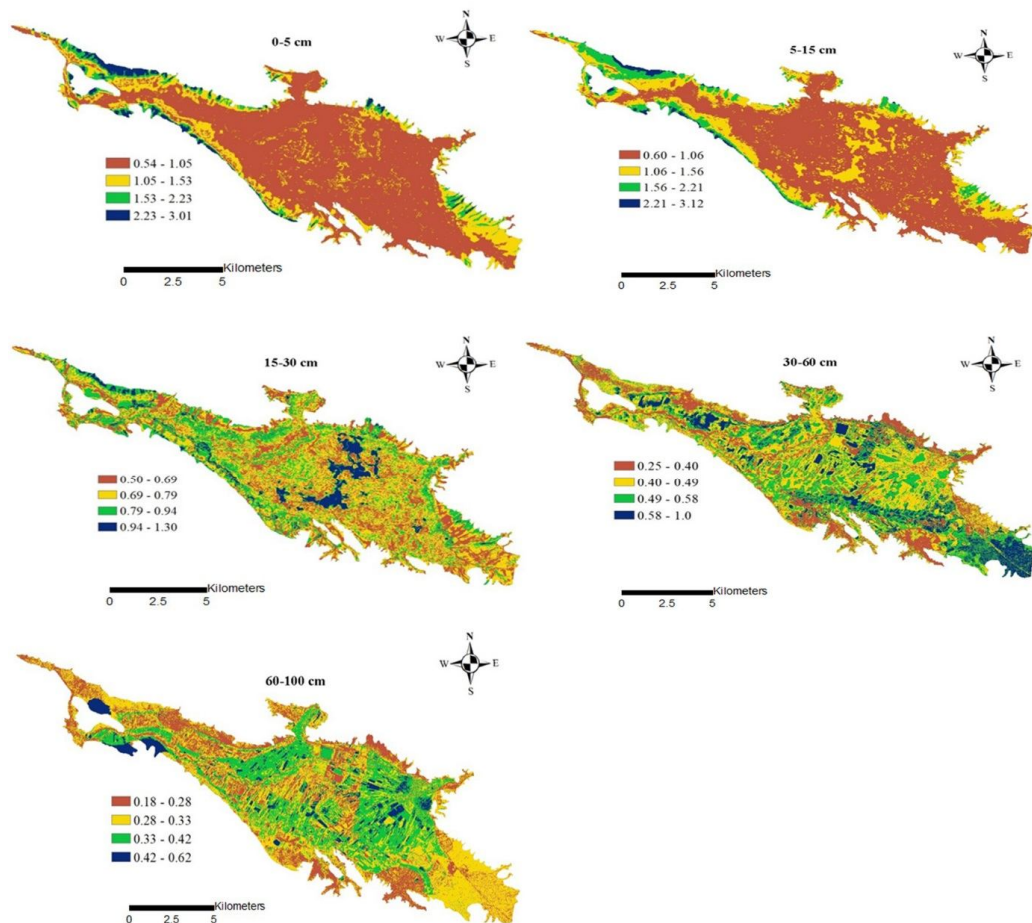
در این مطالعه، با توجه به اهمیت ماده آلی در خاک-های کشاورزی، کارائی سه مدل مختلف نقشه‌برداری رقومی خاک به منظور تهیه نقشه کربن آلی در عمق‌های مختلف خاک‌های دشت سعادت مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد در عمق‌های مختلف، متغیرهای کمکی متفاوتی مهم شناخته شدند. در لایه‌های سطحی، متغیرهای کمکی مربوط به اجرای سرزمین و در لایه‌های پائینی، لایه‌های شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده و دمای سطح زمین و واحدهای ژئوفرم مهم‌تر از سایر متغیرها تشخیص داده شدند. دامنه وسیع تغییرات کربن آلی در خاک‌های منطقه که متأثر از نوع کاربری اراضی، رسوبی بودن خاک‌ها، دستکاری شکل اراضی تا عمق خاکرخ (از جمله تراسبندی) و رفتارهای مدیریتی کشاورزان است، باعث شده بسیاری از متغیرهای محیطی که انتظار می‌رفت در عمق مشخص، بخش قابل توجهی از تغییرات کربن آلی خاک را در مدل‌های مورد استفاده پیش‌بینی نمایند، از اهمیت برخوردار نشدند. از سوی دیگر، نتایج گویای آن است که در تمامی عمق‌های مورد

بر اساس نتایج بدست آمده، مدل جنگل تصادفی در تمامی عمق‌ها، کارائی متوسطی برای پیش‌بینی کربن آلی خاک داشته‌است. همانگونه که پیش‌تر گفته شد با توجه به این که ضریب تغییرات کربن آلی خاک در تمام اعماق در دامنه تغییرات زیاد قرار می‌گیرد و این نشان دهنده غیریکنواختی شدید این ویژگی خاک در منطقه است، لذا این نتایج دور از انتظار نیست. همچنین بر اساس نتایج این مطالعه مشخص شد که بهترین مدل برای تخمین ویژگی‌های خاک الزاماً نمی‌تواند در همه شرائط و عمق‌ها تخمین صحیحی از آن ویژگی داشته باشد و این موضوع باید در فرایند مدل‌سازی در نظر گرفته شود. همین نتیجه توسط مصلح و همکاران (2016) در ارزیابی کاربرد روش‌های شبکه‌های عصبی-مصنوعی، رگرسیون درختی توسعه یافته، مدل خطی تعمیم یافته و رگرسیون خطی چند متغیره برای پیش‌بینی ویژگی‌های خاک در دشت شهرکرد استان چهارمحال بختیاری گزارش شده‌است.

شکل 4، نقشه‌های پیش‌بینی پراکنش کربن آلی خاک در اعماق مختلف خاک منطقه مطالعاتی را با استفاده از بهترین مدل انتخاب‌شده نشان می‌دهد. همانگونه که پیش‌تر گفته شد، روند کاهش کربن آلی در اراضی شیب-دار پیرامون دشت نسبت به نواحی مرکزی و هموار دشت

شهر، پیشنهاد می‌شود برای تهیه نقشه ویژگی‌های خاک در دشت‌های هموار کشاورزی ایران همچون دشت مورد بررسی در این مطالعه که ویژگی‌های پویای خاک علاوه بر عوامل تشکیل و تکامل خاک‌ها به شدت متأثر از مدیریت خاک است، پژوهش‌های آتی با محوریت دستیابی به متغیرهای کمکی انجام شود تا بتواند تغییرات ویژگی‌های خاک از جمله کربن آلی را بر پایه استفاده از الگوریتم‌های متنوع نقشه‌برداری رقومی خاک با صحت قابل قبول رصد نماید.

مطالعه، مدل‌های مختلف تقریباً صحت کم و بیش یکسانی در برآورد کربن آلی خاک داشته‌اند اگرچه نقشه‌های تخمین کربن آلی برتری مدل جنگل تصادفی نسبت به سایر مدل‌ها را اثبات می‌کند. در عین حال که روش‌های مورد استفاده در این تحقیق می‌توانند برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک در مناطقی که با محدودیت داده‌های خاک مواجه هستند، مورد استفاده قرار گیرند، اما با توجه به پیچیدگی روابط بین پراکنش کربن آلی خاک با عوامل کنترل‌کننده مقدار این ویژگی در خاک‌های دشت سعادت



شکل 4- پراکنش کربن آلی در اعماق مختلف خاک دشت سعادت شهر با استفاده از مدل جنگل تصادفی

فهرست منابع:

1. اسکندری، ش.، ک. نبی‌اللهی. و ر. تقی‌زاده مهرجردی. 1397. نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک (مطالعه موردی: مریوان، استان کردستان). نشریه آب و خاک، جلد 32، شماره 4، 737-750.

2. تقی زاده مهرجردی، ر.، ع. امیریان چکان. و ف. سرمدیان. 1397. نقشه‌برداری رقومی سه بعدی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در منطقه دورود استان لرستان. نشریه آب و خاک. جلد 28، شماره 5. 998-1010.
3. حسن‌شاهی، ح. 1370. مطالعات خاک‌شناسی نیمه تفضیلی دشتهای سعادت‌شهر، سیوند، سیدان و ارسنجان (استان فارس). موسسه تحقیقات خاک و آب، نشریه شماره 838، 145 صفحه. تهران. ایران.
4. Adhikari, K., Hartemink, A.E., Minasny, B., Bou Kheir, R., Greve, M.B., and M.H. Greve. 2014. Digital mapping of soil organic carbon contents and stocks in Denmark. *PLoS One* 9(8).
5. Amirian-Chekan, A., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Kerry, R., Kumar, S., Khordehbin, S., and S. Yusefi-Khanghah. 2017. Spatial 3D distribution of soil organic carbon under different land use types. *Environ. Monit. Assess.* 189:131.
6. Ballabio, C. 2009. Spatial prediction of soil properties in temperate mountain regions using support vector regression. *Geoderma*. 151 (3–4):338–350.
7. Bishop, T.F.A., McBratney, A.B., and G.M. Laslett. 1999. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*. 91 (1–2): 27–45.
8. Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine Learning*. 45:5-32.
9. Brungard, C. W., Boettinger, J. L., Duniway, M. C., Wills, S. A., and T. C. Edwards. 2015. Machine learning for predicting soil classes in three semi-arid landscapes. *Geoderma*. 239- 240:68–83.
10. Cambule, A.H., Rossiter, D.G., Stoorvogel, J.J., and E.M.A. Smaling. 2014. Soil organic carbon stocks in the Limpopo National Park, Mozambique: amount, spatial distribution and uncertainty. *Geoderma*. 213:46–56.
11. Camera, C., Zomeni, Z., Noller, J.S., Zissimos, A.M., Christoforou, I.C., and A. Bruggeman. 2017. A high resolution map of soil types and physical properties for Cyprus: A digital soil mapping optimization. *Geoderma*. 285:35-49.
12. Chabala, L. M., Mulolwa, A., and O. Lungu. 2017. Application of ordinary kriging in mapping soil organic carbon in Zambia. *Pedosphere*. 27 (2):338-343.
13. Gallant, J.C., and J.M. Austin. 2015. Derivation of terrain covariates for digital soil mapping in Australia. *Soil Research*. 53:895–90.
14. Global Soil Map. 2011. Specifications, Version 1 Global Soil Map.net products. Release 2.1.
15. Guo, P.T., Li, M.F., Luo, W., Tang, Q.F., Liu, Z.W., and Z.M. Lin. 2015. Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: an application of Random Forest plus residual kriging approach. *Geoderma*. 237-238:49-59.
16. Hastie, T., Tibshirani, R., and J. Friedman. 2001. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer, New York.
17. Hengl, T., Huvelink, G.B.M., and A. Stein. 2004. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*. 120 (1–2):75–93.
18. Hengl, T., Heuvelink, G.B., Kempen, B., Leenaars, J.G., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., de Jesus, J.M., Tamene, L., and J.E. Tondoh. 2015. Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: random forests significantly improve current predictions. *PLoS One*. 10:1–26.
19. Ho, H.C., Knudby, A., Sirovyak, P., Xu, Y., Hodul, M., and S.B. Henderson. 2014. Mapping maximum urban air temperature on hot summer days. *Remote Sens Environ.* 154:38-5.
20. Holmes, G., Hall, M., and E. Frank. 1999. Generating rule sets from model trees. In: Foo, N. (Ed.), *Advanced Topics in Artificial Intelligence*. Lecture Notes in Artificial Intelligence. 1–12.

21. Jenny, H. 1941. *Factors of Soil Formation, A System of Quantitative Pedology*. McGraw-Hill, New York.
22. Karunaratne, S.B., Bishop, T.F.A., Baldock, J.A., and I.O.A. Odeh. 2014. Catchment scale mapping of measureable soil organic carbon fractions. *Geoderma*. 219:14–23.
23. Kempen, B., Brus, D. J., and J.J. Stoorvogel. 2011. Three dimensional mapping of soil organic matter content using soil type-specific depth functions. *Geoderma*, 162 (1–2), 107–123.
24. Liu, F., Zhang, G. L., Sun, Y. J., Zhao, Y. G., and D.C. Li. 2013. Mapping the three-dimensional distribution of soil organic matter across a subtropical hilly landscape. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 77(4):1241–1253.
25. Mahler, P. J (ED). 1970. *Manual of Multipurpose Land Classification*. Report no. 212. Soil and Water Research Institute (SWIR), Tehran. Iran.
26. Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., and G.M. Laslett. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*. 154:138–152.
27. Malone, B.P., Minasny, B., and A.B. McBratney. 2017. *Using R for digital soil mapping*. Netherlands, Springer.
28. Martin, M.P., Orton, T.G., Lacarce, E., Meersmans, J., Sably, N.P.A., Paroissien, J.B., Jolivet, C., Boulonne, L., and D. Arrouays. 2014. Evaluation of modeling approaches for predicting the spatial distribution of soil organic carbon stocks at the national scale. *Geoderma* 223–225:97–107.
29. McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., and B. Minasny. 2003. on digital soil mapping. *Geoderma*. 117:3–52.
30. McBratney, A.B., Stockmann, U., Angers, D., Minasny, B., and D. Field. 2014. Challenges for Soil Organic Carbon Research. In Alfred E. Hartemink, Kevin McSweeney (Eds.), *Soil Carbon*, (pp. 3-16). Cham: Springer.
31. Minasny, B., and A.B. McBratney. 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Comput. Geosci.* 32:1378–1388.
32. Minasny, B., McBratney, A. B., Malone, B. P., and I. Wheeler. 2010. Digital mapping of soil carbon. 19th World Congress of Soil Science. Brisbane, Australia.
33. Minasny, B., McBratney, A. B., Malone, B. P., and I. Wheeler. 2013. Digital mapping of soil carbon. *Adv. Agron.* 118:1–47.
34. Minasny, B., and A.B. McBratney. 2016. Digital soil mapping: a brief history and some lessons. *Geoderma*. 264:301-311.
35. Mosleh, Z., Salehi, M.H., Jafari, A., Borujeni, I.E., and A. Mehnatkesh. 2016. The effectiveness of digital soil mapping to predict soil properties over low-relief areas. *Environ. Monit. Assess.* 188: 1–13.
36. Poggio, L., and A. Gimona. 2014. National scale 3D modelling of soil organic carbon stocks with uncertainty propagation — an example from Scotland. *Geoderma*. 232–234:284–299.
37. Rossel, R.A.V., Webster, R., Bui, E.N., and J.A. Baldock. 2014. Baseline map of organic carbon in Australian soil to support national carbon accounting and monitoring under climate change. *Glob Chang Biol.* 20 (9):2953–2970.
38. R Development Core Team. 2015. *R: a language and environment for statistical computing*. R. Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <http://www>.
39. Saga Development Team. 2011. *System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA)*. Available at <http://saga-gis.org/en/index.html>.
40. Schoeneberger, P.J., Wysocki, D.A., Benham, E.C., and W.D. Broderson. 2012. *Field book for describing and sampling soils, version 3.0*. USDA Natural Resources Conservation Service, National Soil Survey Center, Lincoln, NE.

41. Sindayihebura, A., Ottoy, S., Dondeyne, S., and M.V. Meirvenne. 2017. Comparing digital soil mapping techniques for organic carbon and clay content: Case study in Burundi's central plateaus. *Catena*. 156:161-175.
42. Soil Survey Staff. 2014. Keys to soil taxonomy, 12th edition. USDA Natural Resources Conservation Service.
43. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., and R. Kerry. 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 266:98–110.
44. Venables, W.N., and B.D. Ripley. 2013. Modern applied statistics with S-PLUS. Springer.
45. Walkly, A., and I. A. Black. 1934. An examination of digestion method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration. *Soil Sci*. 37:29-38.
46. Were, K., Bui, D.T., Dick, Ø.B., and B.R. Singh. 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. *Ecol. Ind.* 5:394–403.
47. Wilding, L.P. 1985. Spatial variability: its documentation, accommodation and implication to soil surveys. In: Nielsen, D.R., Bouma, J. (Eds.), *Soil Spatial Variability*. Pudoc, Wageningen, the Netherlands. 166–194.
48. Zhao, Z., Yang, Q., Benoy, G., Chow, T.L., Xing, Z., Rees, H.W., and F.R. Meng. 2010. Using artificial neural network models to produce soil organic carbon content distribution maps across landscapes. *Soil Sci*. 90 (1):75–87.
49. Zinck, J.A. 1989. *Physiography and soils. Lecture-notes for soil students*. Soil Science Division. Soil survey courses subject matter: K6 ITC, Enschede, The Netherlands.

Evaluating Digital Soil Mapping Approaches for 3D Mapping of Soil Organic Carbon

M. Jamshidi, M. A. Delavar¹, R. Taghizadehe-Mehrjerdi, and C. Brungard

PhD. Student, Soil Science Department, University of Zanjan and Agricultural Research, Education and Extension Organization, Soil and Water Research Institute (SWRI);

E-mail: mohammadjamshidi@yahoo.com

Associate Professor, Dept. of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Zanjan;

E-mail: amir-delavar@znu.ac.ir

Assistant Professor, Dept. of Soil Science, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Ardakan; E-mail: rtaghizadeh@ardakan.ac.ir

Associate Professor, Dept. of Plant and Environmental Sciences, New Mexico State University;

E-mail: cbrung@nmsu.edu

Received: December, 2018 and Accepted: March, 2019

Abstract

While land resource management needs detailed and accurate information about soil properties and distribution, this kind of data is limited in Iran. In this research, we tested performance of three digital soil mapping (DSM) approaches including Multiple Linear Regression (MLR), Cubist (CU) and Random Forest (RF) to map the spatial 3D distribution of soil organic carbon (SOC) in Saadat Shahr plain in Fars Province. Latin hypercube sampling (LHS) was used to determine locations of soil profiles in the field. The soil profiles were sampled and SOC was measured. Different environmental covariates including terrain attributes, remote sensing auxiliary variables, and maps of soil, geofom and distance from rivers were used in this research as auxiliary data. According to the link of the environmental covariates and soil organic carbon contents in the framework of each model in combination with equal-area spline algorithm, soil organic carbon maps were produced at five standard depths of soils in the whole study area. Model performance was evaluated by root-mean-square error (RMSE), mean error (ME) and normalized root-mean-square error (NRMSE). Among the used models, RF model showed the highest performance to predict organic carbon in depths of 0-5 and 60-100 cm. Meanwhile, MLR and CU had the lowest error for prediction in depths of 5-15 and 15-30 cm, respectively. In spite of these results, RF model was considered as the best model for its power to explain the spatial distribution of soil organic carbon in all soil depths in the study area.

Keywords: Latin Hypercube Sampling, Multiple Linear Regression, Cubist, Random Forest

¹ Corresponding author: Soil Science Department, Faculty of Agriculture, University of Zanjan