

## ریزمقیاس سازی نقشه رقومی کربن آلی خاک

شاهرخ فاتحی<sup>۱\*</sup> - جهانگرد محمدی<sup>۲</sup> - محمد حسن صالحی<sup>۳</sup> - عزیز مومنی<sup>۴</sup> - نورایر تومانیان<sup>۵</sup> - اعظم جعفری<sup>۶</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۲/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۶/۰۸

### چکیده

ریزمقیاس سازی نقشه های رقومی خاک یک گزینه ی مطرح برای تهیه داده های با قدرت تفکیک مکانی ریز در شرایطی است که تنها داده های با قدرت تفکیک مکانی درشت وجود دارد. با توجه به اهمیت نقشه هایی رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ریز برای بررسی اثر تغییر اقلیم بر روی اکوسیستم، امنیت غذایی، آب و خاک و عدم وجود چنین داده هایی در کشور، در این مطالعه، امکان ریزمقیاس سازی نقشه ی رقومی کربن آلی خاک از اندازه پیکسل ۵۰ متر به ۱۰ متر با استفاده از دو روش مستقیم و نمونه برداری نقطه ای در قالب مدل های خطی تعمیم یافته، درختان رگرسیون و شبکه ی عصبی مصنوعی در زیرحوضه ی آبخیز مرک به وسعت ۲۴۰۰۰ هکتار واقع در استان کرمانشاه مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور ۳۲۰ نقطه مشاهداتی منتج از داده های میراثی خاک و همچنین متغیرهای کمکی شامل ۲۳ متغیر از مشتقات مدل رقومی ارتفاع، شاخص های تصاویر لندست تی ام مانند شاخص رس، پوشش گیاهی نرمال شده و اندازه ذرات و متغیرهای کیفی ژئومورفولوژی، سنگ شناسی و کاربری اراضی در فرآیند ریزمقیاس سازی استفاده شدند. نتایج نشان داد عملکرد روش ریزمقیاس سازی نمونه برداری نقطه ای تا حدودی از روش مستقیم بهتر است. همچنین در هر دو روش ریزمقیاس سازی، الگوریتم مدل سازی با درختان رگرسیون ( $RMSE = 0.22 - 0.23$ ,  $Adjusted R^2 = 0.57$ ) دارای صحت و کارایی بالاتری نسبت به مدل های خطی تعمیم یافته ( $RMSE = 0.22 - 0.26$ ,  $Adjusted R^2 = 0.49 - 0.57$ ) و شبکه ی عصبی ( $RMSE = 0.45 - 0.47$ ,  $Adjusted R^2 = 0.27 - 0.28$ ) است. با وجود این، در آینده به اجرای پژوهش های بیشتری در زمینه ی روش های مختلف ریزمقیاس سازی نقشه های رقومی خاک نیاز است.

### واژه های کلیدی: روش مستقیم، ریزمقیاس سازی، کربن آلی خاک، نمونه برداری نقطه ای

### مقدمه

استفاده از مقیاس سازی مکانی<sup>۸</sup> است<sup>۲۱</sup> (۲۱). مقیاس سازی مکانی فرآیند تبدیل اطلاعات در دامنه ای از مقیاس های مکانی مختلف است. از آنجایی که در نقشه برداری رقومی خاک، مدل سازی بر اساس داده های رقومی رستری انجام می گیرد، مقیاس توسط واژه "اندازه پیکسل"<sup>۹</sup> تعریف می گردد. بنابراین، می توان مقیاس سازی را به عنوان فرآیند انتقال اطلاعات میان اندازه پیکسل های مختلف توسط توابع تجربی یا مکانیستی تعریف نمود. بسته به جهت گیری فرآیند مقیاس سازی، دو شیوه ی مقیاس سازی شامل درشت مقیاس سازی<sup>۱۰</sup> و ریزمقیاس سازی<sup>۱۱</sup> قابل تمایز است. در درشت مقیاس سازی اقدام به انتقال اطلاعات از قدرت تفکیک مکانی ریز به قدرت تفکیک مکانی درشت می شود. این در حالی است که در ریزمقیاس سازی، اطلاعات از اندازه پیکسل درشت به اندازه پیکسل ریز تبدیل می شوند (۳۵).

مسئله عدم تطابق مقیاس (قدرت تفکیک مکانی) موجود و مقیاس مورد نیاز کاربران تنها مختص علوم خاک نیست. در

امروزه، نقشه های رقومی خاک با استفاده از روش های مختلف پدومتری و در قدرت تفکیک مکانی<sup>۷</sup> مختلف تهیه می گردند (۱۰). اما در بسیاری موارد قدرت تفکیک مکانی اطلاعات رقومی موجود با اهداف پروژه و سیاست گذاری های لازم برای ناحیه ی مورد مطالعه مطابقت ندارد. به عبارتی دیگر، ممکن است کاربران به داده هایی از خاک در مقیاس درشت تر یا ریزتر از آنچه که موجود است نیاز داشته باشند. یک راه به دست آوردن داده ها در مقیاس مکانی مورد نظر

۱، ۲ و ۳- به ترتیب دانشجوی دکتری و استادان، گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد  
(\* نویسنده مسئول: Email: shahrokh.fatehi@gmail.com)

۴- دانشیار، موسسه تحقیقات خاک و آب، مشکین دشت  
۵- استادیار، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، اصفهان

۶- استادیار، گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کرمان، کرمان

7- Spatial resolution

8- Spatial scaling  
9- Pixel size  
10- Upscaling  
11- Downscaling

ملانو و همکاران (۲۱) ضمن اشاره به پژوهش‌های اندک صورت گرفته در مورد ریزمقیاس‌سازی ویژگی‌های خاک، بحث مقیاس‌سازی در نقشه‌برداری رقومی خاک را به طور مبسوط شرح دادند. آن‌ها انواع ریزمقیاس‌سازی نقشه‌های رقومی خاک را به سه دسته‌ی شبکه‌بندی ریز<sup>۵</sup>، کاهش ساپورت<sup>۶</sup> و پیچیدگی زدائی<sup>۷</sup> تقسیم‌بندی نمودند.

با توجه به اهمیت نقشه‌ی رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ریز برای بررسی اثر تغییر اقلیم بر روی اکوسیستم، امنیت غذایی، آب و خاک و عدم وجود چنین داده‌هایی در کشور، در این پژوهش امکان ریزمقیاس‌سازی نقشه‌ی رقومی کربن آلی خاک از اندازه پیکسل ۵۰ متر به اندازه ۱۰ متر با استفاده از دو روش مستقیم<sup>۸</sup> و نمونه‌برداری نقطه‌ای<sup>۹</sup> و در قالب مدل‌های خطی تعمیم یافته<sup>۱۰</sup>، درختان رگرسیون<sup>۱۱</sup> و شبکه‌ی عصبی<sup>۱۲</sup> مورد بررسی قرار گرفت. همچنین دو روش اعتبارسنجی برای نقشه‌های حاصل از ریزمقیاس‌سازی ارائه و بررسی شده است. روش ریزمقیاس‌سازی مستقیم و نمونه‌برداری نقطه‌ای، راهبردهایی هستند که پیش از این توسط اراجو و همکاران (۱)، باربوسا و همکاران (۲)، لیوید و پالمیر (۱۶) مک فرسون و همکاران (۲۳) برای پیش‌بینی توزیع گونه‌های پرندگان در قدرت تفکیک مکانی ریز بر اساس داده‌های موجود و توزیع آن‌ها در قدرت تفکیک مکانی درشت و لوتو و جورت (۱۸) برای تهیه‌ی داده‌های ژئومورفولوژی در قدرت تفکیک مکانی ریز مورد استفاده قرار گرفته است.

## مواد و روش‌ها

### مشخصات عمومی ناحیه‌ی مورد مطالعه و نمونه‌برداری

زیر حوضه‌ی آبخیز مرک با وسعتی حدود ۲۴۰۰۰ هکتار در بیست کیلومتری جنوب‌شرقی شهر کرمانشاه و در بین مختصات جغرافیائی ۳۱° ۴۷' تا ۳۲° ۴۷' طول شرقی و ۳۴° تا ۳۴° ۹' عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱). میانگین دمای سالانه ۱۳/۲ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارندگی سالانه ۴۸۱/۴ میلی‌متر است. سازندهای زمین‌شناسی محدوده مطالعاتی عمدتاً از سنگ آهک، دولومیت، مارن، سنگ رس و ماسه سنگ تشکیل شده‌اند. رده‌های اینسپتی سولز ۷۶ درصد، انتی سولز ۷/۴ و ورتی سولز ۵/۴ درصد خاک‌های منطقه را تشکیل می‌دهند (۸).

از داده‌های میراثی خاک شامل ۳۲۰ نمونه خاک سطحی (عمق

پژوهش‌های اقلیم‌شناسی، خروجی‌های شبیه‌سازی مدل‌های گردش عمومی<sup>۱</sup> نمی‌تواند مستقیماً برای مطالعات هیدرولوژی و تغییرات اقلیمی به کار رود، چون قدرت تفکیک مکانی آن‌ها مشابه هم نیست. قدرت تفکیک مکانی مدل‌های گردش عمومی ده‌ها کیلومتر مربع است در حالی که قدرت تفکیک مکانی داده‌های لازم برای ورود به مدل‌های هیدرولوژی بایستی ده‌ها یا صدها متر مربع باشد (۵). این مسئله سبب گردید طی سال‌های اخیر ریزمقیاس‌سازی در تحقیقات اقلیمی توسعه زیادی پیدا کند. به عنوان مثال، ولی و همکاران (۳۴) برای بهره‌گیری از مدل‌های گردش عمومی در مدل‌های هیدرولوژی و انتقال گیاه-خاک در قدرت تفکیک مکانی ریزتر، از برخی روش‌های ریزمقیاس‌سازی برای افزایش قدرت تفکیک مکانی مدل‌های گردش کلی استفاده نمودند.

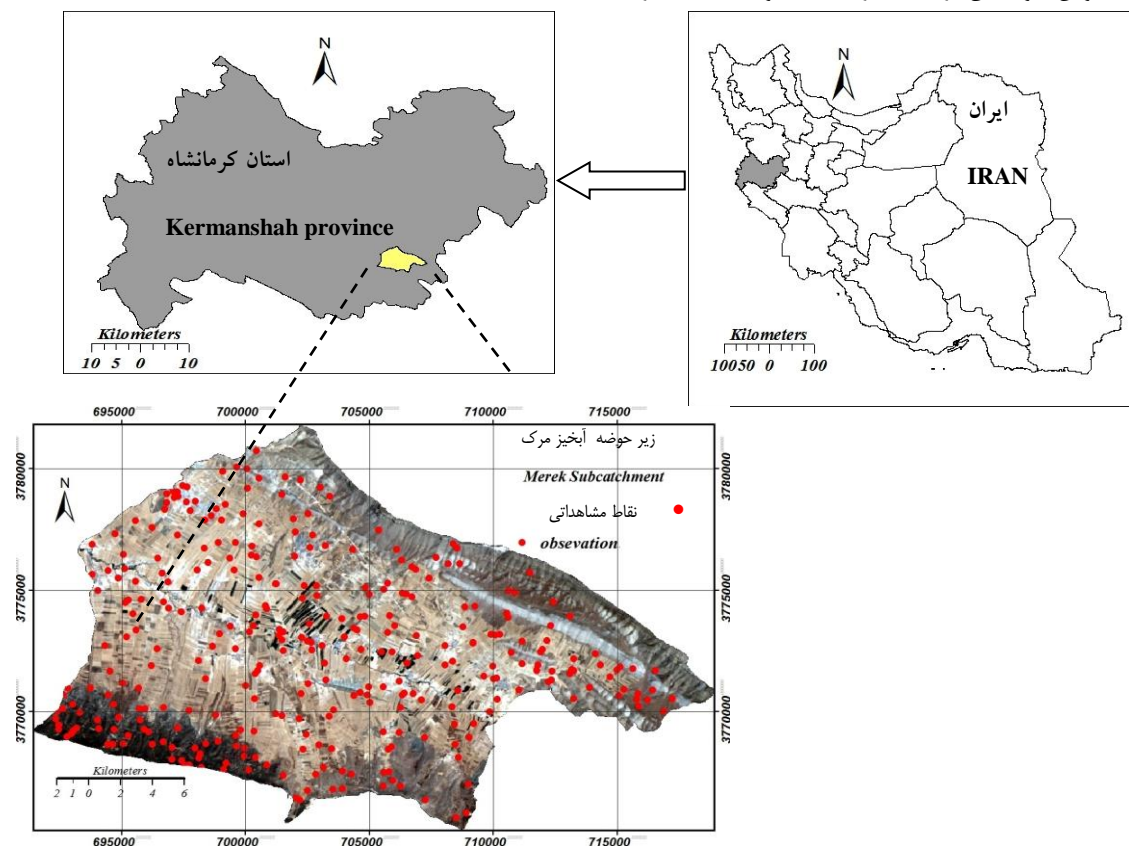
از آنجا که داده‌های خاک با قدرت تفکیک مکانی ریز در جهان اندک است و مدیریت چالش‌های موجود در زمان ما از قبیل امنیت غذایی، امنیت آب، تغییر اقلیم، گرمایش زمین و تخریب محیط زیست که نیازمند این گونه اطلاعات می‌باشد (۲۹). بنابراین، در دو دهه اخیر ریزمقیاس‌سازی داده‌های موجود خاک، مورد توجه برخی پژوهشگران علوم خاک قرار گرفته است. برای اولین بار در علوم خاک، مک برتنی (۲۳) به تشریح برخی روش‌های ریزمقیاس‌سازی اطلاعات خاک پرداخت. کری و همکاران (۱۴) از داده‌های موجود در واحدهای نقشه‌ی خاک، با استفاده از روش کریجینگ ناحیه به نقطه<sup>۲</sup>، نقشه‌های ریزمقیاس کربن آلی تهیه نمودند. تایلور و همکاران (۳۲) نیز با استفاده از روش آماری رگرسیون چندمتغیره و متغیر محیطی پوشش اراضی، نقشه‌ی تبخیر تعرق حاصل از تجزیه تحلیل تصاویر ماهواره‌ی آستر با قدرت تفکیک ۹۰ متر را به نقشه‌ی با قدرت تفکیک ۱۵ متر تبدیل نمودند.

ملانو و همکاران (۲۰) یک برنامه به اسم دیسیور<sup>۳</sup> در محیط برنامه‌نویسی R برای تسهیل ریزمقیاس‌سازی اطلاعات منابع زمینی با قدرت تفکیک مکانی درشت با استفاده از داده‌های کمکی با قدرت تفکیک مکانی ریز نوشتند. در این برنامه از مدل‌های جمع‌پذیر تعمیم یافته<sup>۴</sup> برای رسیدن به تابع تجربی و از یک الگوریتم تکرارپذیر شامل تطبیق و برازش برای بهینه کردن ریزمقیاس‌سازی استفاده شده است. این پژوهشگران کاربردی بودن این برنامه را به وسیله ریزمقیاس‌سازی نقشه کربن آلی خاک از یک شبکه ۱۰۰۰\*۱۰۰۰ متر به یک شبکه ۹۰ متر در ۹۰ متر با استفاده از اطلاعات مدل رقومی ارتفاع و اطلاعات ماهواره لندست ETM و اطلاعات رادیومتری گاما مورد بررسی قرار دادند.

5- Fine gridding  
6- Dissection  
7- Deconvolution  
8- Direct approach  
9- Point sampling approach  
10- Generalized linear models  
11- Regression trees  
12- Artificial neural network

1- General Circulation Models (GCMs)  
2- Area to point kriging  
3- Dissection  
4- Weighted Generalized Additive Models

(۸) ۳۰-۰ سانتی‌متر) در سطح ۲۴۰۰۰ هکتار (شکل ۱) که درصد کربن آلی آن‌ها با روش سوزاندن تر اندازه‌گیری شده بود؛ استفاده گردید



شکل ۱- موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه در ایران و استان کرمانشاه و محل نقاط مشاهداتی

Figure 1- The region under study in Iran and the province of Kermanshah and location of observation points

تصادفی کامل مکانی یا همان فرآیند پواسون همگن<sup>۳</sup> به صورت زیر بیان می‌شود:

$$G(r) = G_{theo} = 1 - e^{-\lambda \pi r^2} \quad (1)$$

در این جا  $r$  فاصله و  $\lambda$  میانگین تعداد نقاط در واحد سطح (شدت فرآیند<sup>۴</sup>) می‌باشد

در فرآیند پواسون همگن، نقاط به طور مستقل و همگن در سراسر ناحیه مورد نظر توزیع می‌یابند. بنابراین محل یک نقطه بر محل قرارگیری محل نقطه دیگر اثر نمی‌گذارد و مناطقی با توزیع خوشه‌ای یا خالی از نقاط تشکیل نمی‌شود، مگر اینکه به طور تصادفی این عمل اتفاق بیافتد. فرآیند پواسون همگن همانطور که گفته شد از نظر تئوری به فرم معادله (۱) می‌باشد. بنابراین اگر  $G_{obs} < G_{theo}$  باشد الگوی نقاط خوشه‌ای و اگر  $G_{obs} > G_{theo}$  الگوی نقاط پخشیده

### تجزیه تحلیل الگوی مکانی نقاط<sup>۱</sup>

از آنجا که در این تحقیق از داده‌های میراثی خاک استفاده شده است قبل از استفاده از این داده‌ها در فرآیندهای مختلف مدل‌سازی بایستی مشخص شود آیا نقاط نمونه‌برداری موجود نماینده‌ی کل ناحیه مورد مطالعه هستند؟ تجزیه تحلیل الگوی مکانی نقاط این امکان را فراهم می‌کند که نحوه‌ی توزیع نقاط در محدوده‌ی مورد مطالعه را شناسائی شود. توزیع نقاط از نظر مکانی می‌تواند به صورت کاملاً تصادفی، خوشه‌ای، پخشیده و یا منظم باشد. فرض صفر در تجزیه تحلیل الگوی مکانی نقطه‌ای این است که هیچگونه الگوی مکانی در توزیع نقاط وجود ندارد. یعنی نقاط به طور تصادفی توزیع یافته‌اند که به آن الگوی تصادفی کامل مکانی<sup>۲</sup> گفته می‌شود (۴).

ارزیابی الگوی تصادفی کامل نقاط از طریق تابع تئوری الگوی تصادفی کامل مکانی  $G(r)$  صورت می‌گیرد. تابع تئوری الگوی

3- Homogeneous Poisson process  
4- Intensity of the process

1- Spatial Point Pattern Analysis  
2- Complete Spatial Randomness

۷ بیان می‌شود؛ نیز تهیه گردید. علاوه بر این، شاخص اندازه ذرات<sup>۱۵</sup> نیز به عنوان یک متغیر کمکی در عملیات مدل‌سازی به کار رفت (۳۶). این شاخص از نسبت اختلاف باند ۱ و باند ۳ به مجموع باند ۱، ۲ و ۳ به دست می‌آید. این سه شاخص دارای اندازه پیکسل ۳۰ متر هستند که با استفاده از دستور بازچینی<sup>۱۶</sup> به نقشه‌های با اندازه پیکسل ۱۰ متر تبدیل شدند. تمام لایه‌های اطلاعاتی کمکی که در اندازه پیکسل ۱۰ متری تهیه شده بودند با دستور انبوه‌سازی<sup>۱۷</sup> و فیلتر میانگین در محیط آرک جی آی اس به نقشه‌ی با اندازه پیکسل ۵۰ متری تبدیل شدند.

### تهیه‌ی نقشه‌های موضوعی

نقشه‌های متغیرهای کیفی ناحیه مورد مطالعه شامل نقشه سنگ شناسی، ژئومورفولوژی و کاربری اراضی که به ترتیب معرف مواد مادری، شکل اراضی و مدیریت انسان بر اراضی هستند، پس از رقومی‌سازی در فرآیند مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفتند. نقشه زمین‌شناسی موجود برای محدوده‌ی مورد مطالعه، نقشه‌ی ۱:۱۰۰۰۰۰ است. نقشه کاربری اراضی بر اساس روش طبقه‌بندی نظارت شده حداکثر احتمال و با استفاده از تصاویر ماهواره لندست تهیه گردید. با استفاده از تفسیر عکس‌های هوایی ۱:۲۰۰۰۰ و روش زینک (۳۸)، نقشه‌ی ژئومورفولوژی منطقه‌ی مورد مطالعه تهیه شد. پس از زمین مرجع نمودن، از این نقشه‌های کیفی، نقشه‌های رستری با اندازه پیکسل ۱۰ و ۵۰ متر تولید گردید.

### ریزمقیاس‌سازی

در این پژوهش از رویکردهای ریزمقیاس‌سازی شامل روش‌های مستقیم و نمونه‌برداری نقطه‌ای استفاده گردید (۱، ۲، ۱۵، ۱۶ و ۲۳). از الگوریتم آماری مدل‌های خطی تعمیم یافته و دو روش داده‌کاوی درختان رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی برای استخراج یا کشف قواعد لازم برای ریزمقیاس‌سازی استفاده شد که در زیر به شرح آنها پرداخته شده است.

### روش ریزمقیاس‌سازی مستقیم

این رویکرد به سادگی روابط آماری در داخل پیکسل‌های درشت را شناسائی می‌کند و پارامترهای واسنجی شده در پیکسل‌های درشت را برای ویژگی‌های کمکی با قدرت تفکیک مکانی ریز به کار می‌برد. و در پنج مرحله مشخص زیر اجرا می‌شود (شکل ۲): مرحله‌ی اول: تبدیل متغیر هدف از ساپورت نقطه‌ای به ساپورت بلوکی (۵۰ متری)

است. در اینجا (Gobs) الگوی تصادفی کامل مکانی نقاط مشاهداتی واقعی است. برای تجزیه تحلیل مکانی الگوی نقاط نمونه‌برداری شده (یا همان داده‌های میراثی نقطه‌ای) از بسته نرم افزاری spatstat در محیط R استفاده شد.

### تهیه‌ی نقشه‌های کریجینگ بلوکی

پس از بررسی‌های اولیه آماری مرسوم، پردازش‌های زمین آماری شامل واریوگرافی و کریجینگ انجام گرفت. در این مطالعه از نرم‌افزار variowin2.1، برای تعیین ساختار مکانی داده‌های کربن آلی (۳۲۰ نقطه مشاهداتی)، ترسیم تغییرنا، بررسی ناهمسانگردی و برازش مدل تغییرنا مورد استفاده قرار گرفت. با استفاده از بسته gstat در محیط نرم‌افزار R نقشه کریجینگ بلوکی کربن آلی خاک با ساپورت بلوکی (اندازه پیکسل) ۵۰ متر تهیه گردید.

### تهیه‌ی مشتقات مرتبه‌ی اول و دوم مدل رقومی ارتفاع

در این پژوهش، با استفاده از مدل‌های رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک ۱۰ متر، مشتقات مراتب اول و دوم مدل رقومی ارتفاع شامل ارتفاع، درصد شیب، جهت شیب، انحنای میانگین، انحنای کمینه، انحنای بیشینه، انحنای مماسی، انحنای نیمرخ و انحنای شکل سطح، جهت جریان<sup>۱</sup>، تجمع جریان<sup>۲</sup>، تابش مستقیم<sup>۳</sup>، مدت پخشیدگی<sup>۴</sup>، تابش پخشیده<sup>۵</sup>، تابش کل<sup>۶</sup>، شاخص قدرت جریان<sup>۷</sup>، شاخص رسوب<sup>۸</sup> و شاخص همواری دره<sup>۹</sup> با درجه تفکیک بالا<sup>۱۰</sup>، شاخص خیزی<sup>۱۱</sup>، عمق دره<sup>۱۱</sup> و فاصله عمودی تا شبکه آبراهه<sup>۱۲</sup> با استفاده از نرم‌افزار Arc GIS 10، ILWIS3.8 و SAGA2.2 تهیه گردید.

### داده‌های سنجش از دور

با استفاده از تصاویر چند طیفی ماهواره‌ای لندست TM، شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (۲۸)<sup>۱۳</sup> (نسبت اختلاف باند ۴ و ۳ به جمع این دو باند) و شاخص رس<sup>۱۴</sup> (۳۳) که به صورت نسبت باند ۵ به باند

- 1- Flow direction
- 2- Flow accumulation
- 3- Direct radiation
- 4- Diffuse duration
- 5- Diffuse radiation
- 6- Area solar radiation
- 7- Stream power index
- 8- Sediment index
- 9- Multi-resolution index of valley bottom flatness
- 10- Topographic wetness index
- 11- Valley Depth
- 12- Vertical Distance To Channel Network
- 13- Normalized Difference Vegetation Index
- 14- Clay index

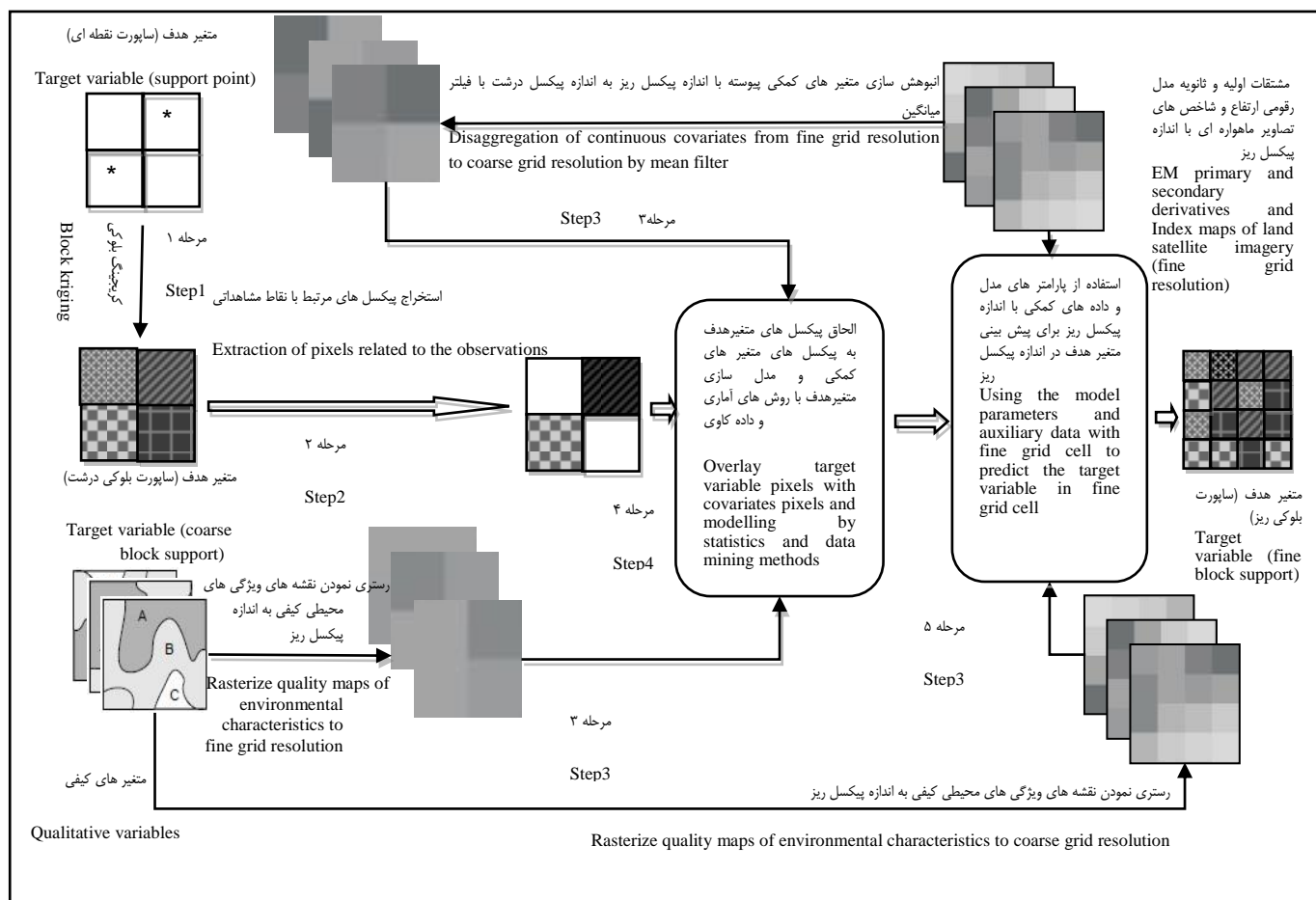
15- Grain Size Index

16- Resampling

17- Aggregation

برقراری رابطه آماری بین متغیرهای کمکی با متغیر هدف در سطح پیکسل‌های درشت (۵۰ متری) و مرحله پنجم: بهره‌گیری از مقادیر پارامترهای حاصل از مرحله ۴ در ترکیب با متغیرهای کمکی با اندازه پیکسل ریز (۱۰ متر) به منظور پیش‌بینی توزیع متغیر هدف در این اندازه پیکسل (۲۳).

توسط کریجینگ بلوکی. مرحله دوم: استخراج پیکسل‌های مرتبط با نقاط مشاهداتی. مرحله سوم: انبوه‌سازی متغیرهای کمکی پیوسته با اندازه پیکسل ریز به اندازه پیکسل درشت با فیلتر میانگین. مرحله چهارم: استفاده از پارامترهای مدل و داده‌های کمکی با اندازه پیکسل ریز برای پیش‌بینی متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز. مرحله پنجم: استفاده از پارامترهای مدل و داده‌های کمکی با اندازه پیکسل ریز برای پیش‌بینی متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت (۵۰ متر) و رستری نمودن متغیرهای کیفی به اندازه پیکسل ۱۰ و ۵۰ متر، مرحله چهارم:

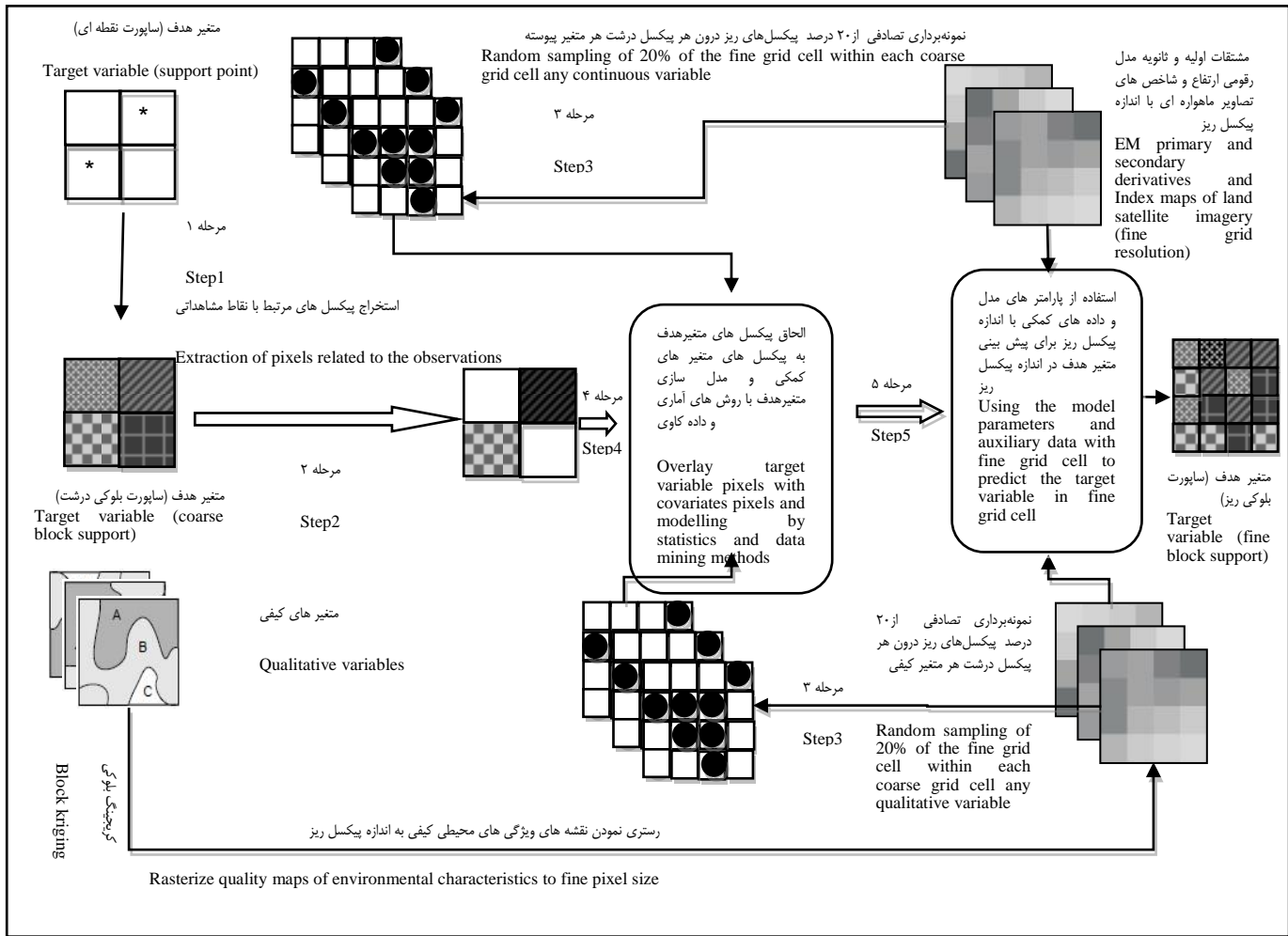


شکل ۲- رویکرد مستقیم برای پیش‌بینی متغیر هدف در قدرت تفکیک مکانی ریز  
Figure 2- Direct approach to predict the target variable in fine spatial resolution.

بلوکی (۵۰ متری) توسط کریجینگ بلوکی. مرحله دوم: استخراج پیکسل‌های مرتبط با نقاط مشاهداتی. مرحله سوم: نمونه‌برداری تصادفی از پیکسل‌های ریز درون هر پیکسل درشت برای هر متغیر پیوسته و کیفی، مرحله چهارم: برقراری رابطه آماری بین متغیر هدف در سطح پیکسل‌های درشت (۵۰ متری) با میانگین مقدار متغیرهای کمکی با اندازه پیکسل ریز نمونه‌برداری شده در درون هر پیکسل درشت و مرحله پنجم: بهره‌گیری از مقادیر پارامترهای حاصل از مرحله ۴ با استفاده از متغیرهای کمکی با اندازه پیکسل ریز (۱۰ متر) به منظور پیش‌بینی توزیع متغیر هدف در این اندازه پیکسل (۲۳).

### روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای

روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای برخلاف رویکرد مستقیم، از تلفیق متغیرهای کمکی پیوسته در سطح پیکسل‌های درشت خودداری می‌کند. در داخل پیکسل‌های درشت هر متغیر کمکی، به طور تصادفی تعدادی پیکسل ریز گزینش و میانگین‌گیری می‌گردد (در این مطالعه ۲۰ درصد پیکسل‌های ریز که توسط هر پیکسل درشت در بر گرفته شده‌اند به طور تصادفی با استفاده از نرم‌افزار آرک جی ای اس نسخه ۱۰ گزینش شدند). روش نمونه-برداری نقطه‌ای در پنج مرحله مشخص زیر اجرا می‌شود (شکل ۳): مرحله اول: تبدیل متغیر هدف از ساپورت نقطه‌ای به ساپورت



شکل ۳- رویکرد نمونه‌برداری نقطه‌ای برای پیش‌بینی متغیر هدف در قدرت تفکیک مکانی ریز  
Figure 3- Point sampling approach to predict the target variable in fine spatial resolution

مدل‌ها از نرم افزار R و بسته‌ی نرم افزاری stats استفاده شد.

### درختان رگرسیون

برای اولین بار این روش توسط بریمن و همکاران (۶) توسعه یافت. مزیت درختان رگرسیون بر مدل‌های خطی، توانایی آن در مواجه شدن با رفتار و شرایط غیرخطی متغیرهای پاسخ و توضیحی و عدم نیاز به فرضیات مدل‌های خطی کلاسیک می‌باشد. درختان بر اساس یک‌سری قواعد مبتنی بر روابط موجود در یک مجموعه از داده‌ها تشکیل می‌شوند و هر شاخه به یک گره نهایی که می‌تواند یک عدد حقیقی باشد ختم می‌شود. اجازه داده می‌شود درخت به اندازه کافی رشد کند و در نهایت پیرایش درخت بر اساس پارامتر

### مدل‌های خطی تعمیم یافته

مدل‌های خطی تعمیم یافته نگارش ریاضی توسعه یافته از مدل‌های خطی هستند. هنگامی که فرضیات اصلی مدل‌های خطی کلاسیک مانند نرمال بودن توزیع و ثابت بودن واریانس متغیر پاسخ<sup>۱</sup> برقرار نیست، از مدل‌های خطی تعمیم استفاده می‌شود. بنابراین این مدل در جایی که توزیع متغیر پاسخ پواسن، دو جمله‌ای، گاما و... است؛ نیز به کار می‌رود. رابطه‌ی بین متغیر پاسخ و متغیر (های) توضیحی<sup>۲</sup>، توسط یک‌سری توابع ربطی<sup>۳</sup> (مانند تابع یکنواخت، لگاریتمی، معکوس و...) صورت می‌گیرد (۱۱). برای اجرای این

- 1- Response variable
- 2- Explanatory variables
- 3- Link function

پیکسل‌های ریز (نقشه ریزمقیاس شده) که منطبق بر پیکسل‌های درشت مذکور هستند، برای اعتبارسنجی استفاده می‌شود. برای ارزیابی صحت از ریشه میانگین مربعات خطای تخمین<sup>۳</sup> استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [z_{x_i}^* - z_{x_i}]^2}{n}} \quad (2)$$

در این معادله،  $RMSE =$  ریشه میانگین مربعات خطای تخمین،  $\bar{z}_{x_i} =$  مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت،  $z_{x_i}^* =$  متغیر هدف پیش‌بینی شده در اندازه پیکسل ریز منطبق بر پیکسل درشت و  $n =$  تعداد نمونه است. یک مدل خوب، دارای حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطای تخمین می‌باشد (۱۰).

معیار دیگر برای تخمین دقت مدل، ضریب تبیین تعدیل شده<sup>۴</sup> است. این ضریب به دلیل به حساب آوردن درجه آزادی تعداد نمونه‌ها و متغیرهای کمکی بر ضریب تبیین برتری دارد.

$$Adjusted R^2 = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p}\right) * (1-R^2) \quad (3)$$

در معادله‌ی فوق  $R^2$ ،  $n$  و  $p$  به ترتیب نشان‌دهنده‌ی ضریب تبیین، تعداد نمونه و تعداد متغیرهای کمکی هستند.

۳- روش اعتبارسنجی بر اساس مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت و میانگین مقادیر پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل‌های ریز احاطه شده توسط پیکسل درشت.

در این روش اعتبارسنجی، از مقادیر متغیر هدف با اندازه پیکسل ریز حاصل از فرآیند ریزمقیاس‌سازی در درون هر پیکسل درشت، میانگین گرفته می‌شود تا مقدار متغیر هدف در سطح اندازه پیکسل درشت به دست آید (در واقع نوعی صعود مقیاسی انجام می‌شود). سپس ریشه میانگین مربعات خطای بین این مقادیر میانگین‌گیری شده و مقادیر متغیر هدف در پیکسل‌های درشت نقشه‌ی کریجینگ بلوکی منطبق بر آن‌ها محاسبه می‌گردد. هر چه مقدار ریشه میانگین مربعات خطا کمتر باشد و فرآیند ریزمقیاس‌سازی از صحت بیشتری برخوردار خواهد بود. در این شیوه، فرض مهم فرآیند ریزمقیاس‌سازی که بیان می‌کند میانگین مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز برابر با مقدار عددی آن متغیر در پیکسل درشتی است که پیکسل‌های ریز را احاطه نموده است، نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (۳۴). مقدار ریشه میانگین مربعات خطا در این حالت به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$RMSE2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k [T_i - T_i^*]^2}{k}} \quad T_i, i=1, \dots, k \quad (4)$$

$$T_i^* = \frac{\sum_{j=0}^n \hat{t}_j}{n} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$T_i^*$   $i$  امین اندازه پیکسل درشت حاصل از میانگین‌گیری اندازه پیکسل‌های ریز (حاصل از ریزمقیاس‌سازی).

$\hat{t}_j =$   $j$  امین اندازه پیکسل‌های ریز در درون  $i$  امین اندازه پیکسل

پیچیدگی<sup>۱</sup> انجام می‌شود. برای اجرای این مدل از بسته نرم افزاری rpart در محیط R استفاده شد.

### شبکه‌ی عصبی مصنوعی

در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه<sup>۲</sup> استفاده شد. یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه شامل یک لایه ورودی، حداقل یک لایه پردازشگر (پنهان) و یک لایه خروجی می‌باشد. برای اجرای مدل شبکه‌ی عصبی بسته‌ی نرم افزاری RSNNS استفاده گردید (۳). معمولاً بهترین تعداد نرون، نرخ یادگیری و تعداد تکرار در هر لایه پنهان با سعی خطا به دست می‌آید. بنابراین برای تعیین مطلوب‌ترین ترکیب تعداد نرون و نرخ یادگیری برنامه‌ای با در نظر گرفتن یک لایه‌ی پنهان و دامنه‌ی از ۱۰ و ۳۰ نرون در لایه‌ی پنهان، نرخ یادگیری ۰/۱، ۰/۰۱ و ۰/۰۰۱ تا ۲۰۰ تکرار در محیط نرم‌افزار R برای اجرا توسط بسته نرم‌افزاری RSNNS نوشته شد تا بهترین ترکیب از تعداد نرون، نرخ یادگیری و تکرار به دست آید. همچنین، همه‌ی داده‌ها قبل از ورود به مدل استاندارد شدند.

### ارزیابی صحت مدل‌های پیش‌بینی‌کننده ویژگی‌های خاک

#### در مقیاس ریز

یکی از چالش‌های مهم در مبحث ریزمقیاس‌سازی، اعتبارسنجی نقشه‌های رقومی حاصل از این فرآیند می‌باشد (۲۱). سه رویکرد برای ارزیابی نقشه‌های حاصل از ریزمقیاس‌سازی وجود دارد:

۱- استفاده از داده‌هایی مشاهده‌ای در اندازه پیکسل ریز

در صورتی که داده‌های مشاهده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز وجود داشته باشد می‌توان آن را با داده‌های حاصل از ریزمقیاس‌سازی مورد مقایسه قرار داد و کارائی روش‌های ریزمقیاس‌سازی و مدل‌های به کار رفته را تعیین نمود. معمولاً این شیوه غیرعملی است زیرا نیازمند نمونه‌های زیادی است و با اهداف ریزمقیاس‌سازی که از داده‌های موجود استفاده می‌کند هم‌خوانی ندارد.

۲- روش اعتبارسنجی بر اساس مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت (نقشه‌ی اولیه) و مقدار پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز (نقشه‌ی ریزمقیاس شده) منطبق بر پیکسل درشت.

در این روش، از مقادیر متغیر هدف در پیکسل‌های درشت (نقشه‌ی کریجینگ بلوکی) که داده‌های مشاهده‌ای کربن آلی به آن‌ها مرتبط است و مقادیر پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در

3- Root Mean Squared Error

4- Adjusted R2

1- Complexity parameter

2- Multi-layer perceptron

درشت

$$n = \text{مجموع پیکسل‌های ریز احاطه شده توسط یک پیکسل}$$

درشت

$$i = T_i \text{ امین اندازه پیکسل درشت نقشه اولیه (کریجینگ بلوکی).}$$

$$k = \text{تعداد کل پیکسل‌های درشت منطقه مورد مطالعه.}$$

البته در این مطالعه، این روش‌های اعتبار سنجی برای پیکسل‌های مرتبط با نقاط مشاهداتی اجرا گردید. همچنین از روش اعتبارسنجی دوجانبه‌ی کای مرتبه<sup>۱</sup> استفاده شد (کای برابر با ۴ در نظر گرفته شد) بدین منظور ۳۲۰ داده حاصل از تبدیل ساپورت نقطه‌ای به ساپورت بلوکی با اندازه پیکسل ۵۰ متر از نقشه‌ی کریجینگ بلوکی استخراج و به طور تصادفی به ۴ دسته با اندازه نمونه یکسان ۸۰ تائی تقسیم شد که در هر بار اجرای مدل یک دسته ۸۰ نمونه‌ای از داده‌ها کنار گذاشته شده و برای محاسبه خطای مدل از آن‌ها استفاده شد. خطای نهائی مدل، از میانگین خطاهای حاصل از ۴ بار اجرای مدل به دست آمد (۱۱).

## نتایج و بحث

در شکل ۴- الف مقایسه برآورد توزیع نقاط نمونه‌برداری شده ( $G_{obs}$ ) با تابع تئوری الگوی تصادفی مکانی کامل ( $G_{theo}$ ) نشان داده شده است. در فواصل کمتر از ۲۰۰ متر نقاط از الگوی توزیع تصادفی کامل پیروی می‌کنند و در فواصل ۲۰۰ تا ۹۰۰ متر دارای توزیع پخشیده هستند چون کمی خارج از محدوده خاکستری قرار گرفته‌اند و بالای خط تابع تئوری توزیع تصادفی کامل قرار دارد. این شکل نشان می‌دهد که نقاط مشاهده‌ای ما نماینده‌ی فضای جغرافیائی مورد مطالعه هستند و به طور کلی توزیع آن‌ها به یک توزیع تصادفی کامل، نزدیک بوده و برای فرآیند مدل‌سازی مناسب هستند.

تغییرنمای رویه‌ای کربن آلی نشان می‌دهد که این متغیر در محدوده‌ی مورد مطالعه فاقد ناهمسانگردی است. همچنین نسبت اثر قطعه‌ای به آستانه‌ی کل ۰/۴۹ بیانگر این است که کربن آلی دارای ساختار مکانی نسبتاً قوی می‌باشد (جدول ۱). در شکل ۴- ب) تغییرنمای همه جهته، ۴- ج) تغییرنمای رویه‌ای کربن آلی و ۴- پ) نقشه‌ی کریجینگ بلوکی کربن آلی با ساپورت بلوکی ۵۰ متر ارائه شده است. نیاز به ریزمقیاس‌سازی از اینجا ناشی می‌شود که حداقل فاصله جفت نقاط ۲۸/۶ متر است؛ لذا نمی‌توان نقشه‌های کریجینگ بلوکی یا ساپورت کمتر از ۳۰ متر تهیه کرد. زیرا در فاصله‌ی کمتر از ۳۰ متر فاقد هر گونه اطلاعات (مشاهده) بوده و ساختار مکانی در کمتر از این فاصله ناشناخته است.

## انتخاب متغیرهای کمکی برای فرآیند ریزمقیاس‌سازی

در این مطالعه داده‌های ۲۲ متغیر به دست آمده از مشتقات اولیه و ثانویه مدل رقومی ارتفاع، سه شاخص حاصل از تصاویر لندست و TM شامل شاخص پوشش گیاهی نرمال شده، شاخص رس و شاخص اندازه ذرات و همچنین چهار متغیر کیفی نقشه ژئومورفولوژی، سنگ‌شناسی، کاربری اراضی و جهت جریان در دو اندازه پیکسل ۱۰ و ۵۰ متر تهیه گردید. از ضریب همبستگی پیرسن بین کربن آلی خاک متغیرهای کمکی پیوسته برای انتخاب موثرترین متغیرهای کمکی برای ورود به مدل‌ها استفاده شد. به این ترتیب در ابتدا متغیرهایی که در سطح ۰/۰۱ درصد معنی‌دار بودند مشخص گردید و سپس متغیرهایی که ضریب همبستگی حداقل ۰/۵ را داشتند یعنی بیش از ۲۵٪ تغییرات متغیر هدف را توضیح می‌دهند برای ورود به مدل‌ها انتخاب شدند (جدول ۲). بر این اساس، متغیرهای ارتفاع، تحذب، مدت تابش، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا انتخاب و به همراه متغیرهای کیفی سنگ‌شناسی، ژئومورفولوژی، کاربری اراضی و جهت جریان در فرآیند ریزمقیاس‌سازی وارد شدند.

## نتایج تکنیک‌های مدل‌سازی

از آنجا که توزیع متغیر کربن آلی و متغیرهای کمکی نزدیک به نرمال بود برای اجرای مدل خطی تعمیم یافته از خانواده‌ی توزیع نرمال و تابع ربطی یکنواخت<sup>۲</sup> استفاده شد. همانطور که جدول ۳ نشان می‌دهد نتایج اجرای این مدل در روش نمونه‌برداری نقطه‌ای (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۵۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۲) بهتر از روش مستقیم (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۹ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۶) است. در مدل‌سازی با درختان رگزیون به درختان اجازه داده شد که به اندازه کافی رشد کنند و سپس بر اساس حداقل مقدار پارامتر پیچیدگی درختان هرس شدند. نتایج اجرای این مدل در روش نمونه‌برداری نقطه‌ای (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۵۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۳) بسیار نزدیک به روش مستقیم (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۵۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۲) بود.

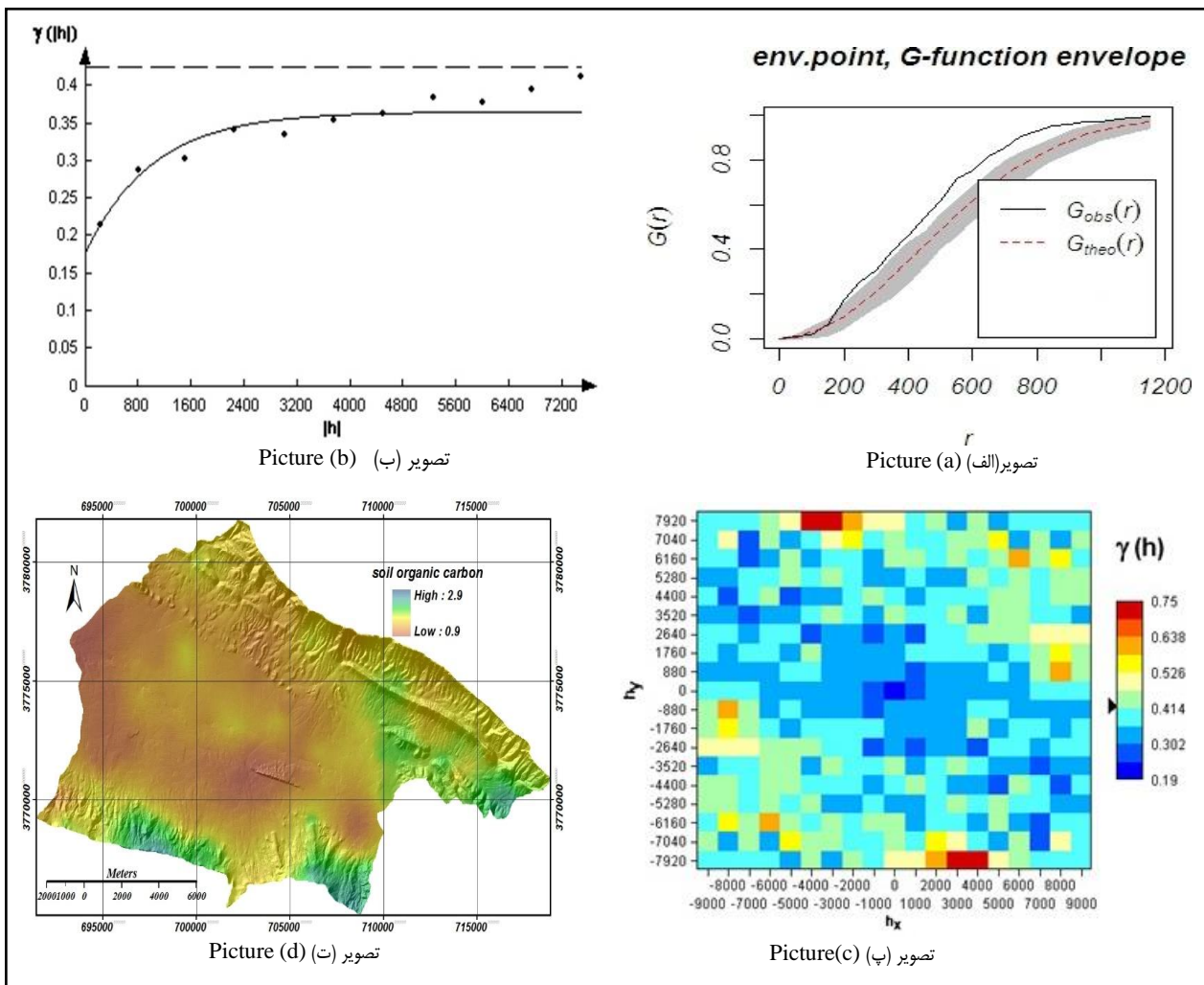
در اجرای شبکه عصبی، بهترین ترکیب از تعداد نرون و نرخ یادگیری برای روش ریزمقیاس‌سازی مستقیم به ترتیب ۱۰ و ۰/۱ و برای روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای به ترتیب ۲۰ و ۰/۱ به دست آمد و نتایج ارزیابی حاصل از اجرای این مدل در روش نمونه‌برداری نقطه‌ای (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۵ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۷) بسیار نزدیک به روش مستقیم (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۸) بود.



جدول ۱- پارامترهای تغییرنمای متغیر کربن آلی خاک

Table 1- Variogram parameters of soil organic carbon

متغیر Variable	گام (متر) Lag (m)	اثر قطعه ای ای Nugget (c0)	دامنه (متر) Range (m)	آستانه جزئی Partial sill (c)	مدل تغییرنما Variogram model	اثر قطعه ای اثر قطعه ای + آستانه جزئی $\frac{c_0}{c_0 + c}$
کربن آلی (%) Organic carbon	750	0.179	3039	0.188	نمایی Exponential	0.49



شکل ۴- تصویر (الف) مقایسه حدود اطمینان در تابع توزیع تصادفی کامل مکانی  $G_{theo}$  و تابع توزیع داده‌های نقطه‌ای مشاهده شده  $G_{obs}$ ، تصویر (ب) تغییرنمای همه جهته کربن آلی خاک و مدل نمایی برازش یافته بر آن، تصویر (پ) تغییر نمای رویه ای کربن آلی خاک، تصویر (ت) نقشه کریجینگ بلوکی با ساپورت بلوکی (اندازه پیکسل) ۵۰ متر

Figure 4- Picture (a) Comparison of the confidence bands for the  $G_{theo}$  function(Complete Spatial Randomness) and  $G_{obs}$  function( the actual observed distribution), picture (b) omnidirectional variogram of soil organic carbon and exponential model fitted to it, picture (c) variogram surface of soil organic carbon, picture (d) block kriging map of soil organic carbon(pixel size= 50m)

جدول ۲- ضریب همبستگی پیرسن بین کربن آلی و متغیرهای کمکی پیوسته

Table 2- Pearson correlation coefficient between organic carbon and continuous auxiliary variable

متغیر کمکی Auxiliary variable	کربن آلی (Organic carbon)
عمق دره Valley Depth	0.435**
شاخص خیسب توپوگرافی Topographic Wetness	0.292**
شاخص رسوب Sediment Index	-0.434**
انحنای حداقل Min Curvature	0.254**
موقعیت شیب میانی Midslope Position	-0.287**
انحنای حداکثر Maximum Curvature	0.225**
انحنای نیرخری Profile Curvature	0.387**
شیب Slope	0.222**
شاخص پوشش گیاهی NDVI	0.442**
شاخص همواری با درجه MPVRENI	0.206**
انحنای میانگین Meanc	-0.519**
شاخص اندازه ذرات Grain Size Index	0.151**
تابش مستقیم Direct Radiation	-0.433**
مدت تابش Direct Duration	-0.252**
ارتفاع Elevation	-0.5**
تحدب Convexity	0.635**
تابش کل Area Solar Radiation	0.5**
	-0.243**

(\*\* Significant at 0.01)

(\*\* معنی‌دار در سطح ۰/۰۱)

همکاران (۱) و باربوسا و همکاران (۲) از این روش برای ریزمقیاس‌سازی توزیع گونه‌های پرندگان استفاده نمودند و عملکرد این روش را رضایت بخش اعلام نمودند. اما مک فرسون و همکاران (۲۳) نتایج ضعیفی برای ریزمقیاس‌سازی توزیع گونه‌های پرندگان با این روش به دست آورد که آن را ناشی از کیفیت پایین متغیرهای کمکی مورد استفاده در فرآیند مدل‌سازی دانستند.

#### نتایج روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای

در روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای نتایج کارایی و صحت مدل‌سازی با درختان رگرسیون و مدل‌های خطی تعمیم یافته (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۵۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۲) یکسان بوده و از شبکه‌ی عصبی (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۵ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۸) بیشتر است.

به طور کلی با توجه به نتایج جداول ۳ و ۴ می‌توان بیان نمود که کارایی و صحت روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای از روش مستقیم کمی بهتر است. مک فرسون و همکاران (۲۳) و جورت و لوتو (۱۸) همین نتیجه را در استفاده از این دو روش ریزمقیاس‌سازی به دست آوردند. مقایسه‌ی نتایج استفاده از مدل‌های خطی تعمیم یافته، درختان رگرسیون و شبکه عصبی در پیش‌بینی کربن آلی خاک در هر دو روش ریزمقیاس‌سازی بیانگر این است که روش درختان رگرسیون از صحت و کارایی بالاتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار است. توانائی درختان رگرسیون در مدل‌سازی ویژگی‌ها و کلاس‌های خاک توسط جعفری و همکاران (۱۲ و ۱۳)، لوتو و جورت (۱۷)، نبی و الهی و همکاران (۲۷)، تقی‌زاده و همکاران (۲۸ و ۳۱) و ژائو و همکاران (۳۷) نشان داده شده است.

مقایسه نتایج ریشه‌ی میانگین مربعات خطا در جدول ۳ و ۴ نشان می‌دهد اعتبارسنجی بر اساس مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت و مقدار پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز منطبق بر پیکسل درشت و روش اعتبارسنجی بر اساس مقدار متغیر

ملانو و همکاران (۱۹) بیان نمودند که در نقشه‌برداری و مدل‌سازی رقومی خاک ضریب تبیین کمتر از ۰/۷ بیشتر معمول است. مینانسی و همکاران (۲۴) و ملانو و همکاران (۱۹) ضریب تبیین (۰/۲۶ تا ۰/۴۴) در مدل‌سازی کربن آلی خاک با شبکه‌ی مصنوعی به دست آوردند. همچنین در تحقیقات مختلف دامنه‌ی ضریب تبیین در مدل‌سازی کربن آلی خاک با درختان تصمیم بین ۰/۴۱ تا ۰/۸ (۶،۲۳) و مدل‌های خطی بین ۰/۴۱ تا ۰/۸ (۴) به دست آمده است.

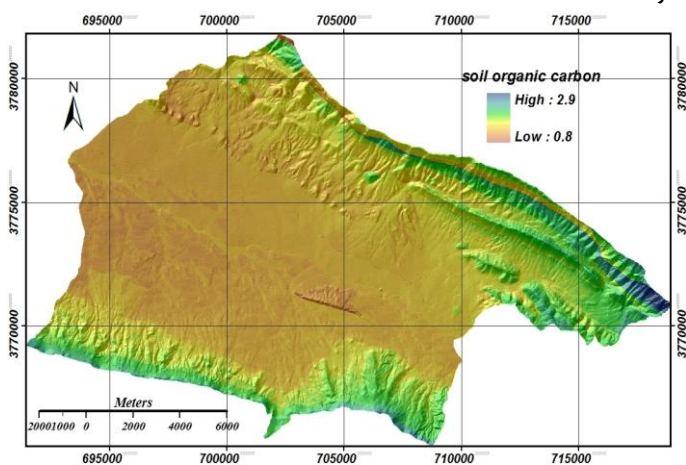
متغیرهای موثر در مدل‌سازی با مدل خطی تعمیم یافته بر اساس آماره‌ی تی و در درختان رگرسیون بر اساس مجموع مربعات خطا در طول رشد درخت با استفاده از بسته‌ی نرم‌افزاری caret تعیین شد (۱۵). در شبکه‌ی عصبی بر اساس اوزان نرون‌ها در لایه‌ی پنهان با به کار بردن بسته‌ی نرم‌افزاری neural net tools متغیرهای مهم مشخص گردید (۹). در شکل (۶) درجه اهمیت متغیرهای کمکی و نقشه‌های ریزمقیاس‌سازی کربن آلی خاک برای هر سه مدل نشان داده شده است. ارتفاع و ژئومورفولوژی (لندفرم) مهمترین متغیرهای کمکی در هر سه مدل بودند. برخی از پژوهشگران بر اهمیت متغیر کیفی ژئومورفولوژی در نقشه‌برداری رقومی خاک تاکید کرده‌اند (۱۲، ۱۳، ۲۷ و ۲۸)

#### نتایج روش ریزمقیاس‌سازی مستقیم

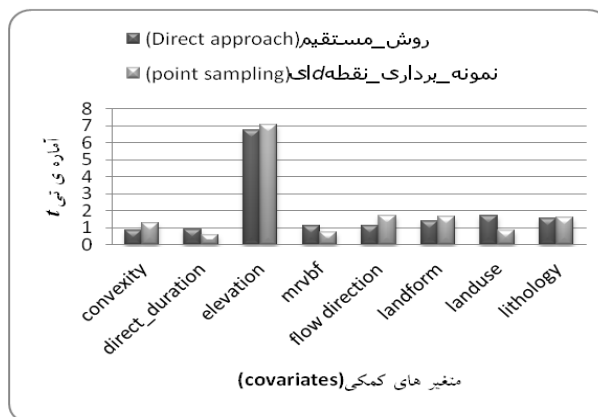
همانطور که در جدول ۳ آمده است در فرآیند ریزمقیاس‌سازی کربن آلی از ساپورت بلوکی ۵۰ متر به ۱۰ متر با روش مستقیم، ضریب تبیین تعدیل شده‌ی (۰/۵۷) و ریشه‌ی میانگین مربعات خطا برای درختان رگرسیون (۰/۲۳) به دست آمد که نشان دهنده‌ی عملکرد بهتر این روش داده کاوی نسبت به روش مدل‌های خطی تعمیم یافته (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۹ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۶) و شبکه‌ی عصبی (ضریب تبیین تعدیل شده = ۰/۴۷ و ریشه میانگین مربعات خطا = ۰/۲۷) می‌باشد. آراجو و

دو روش اعتبارسنجی کارائی یکسانی برای اعتبارسنجی نتایج حاصل از ریزمقیاس سازی دارند.

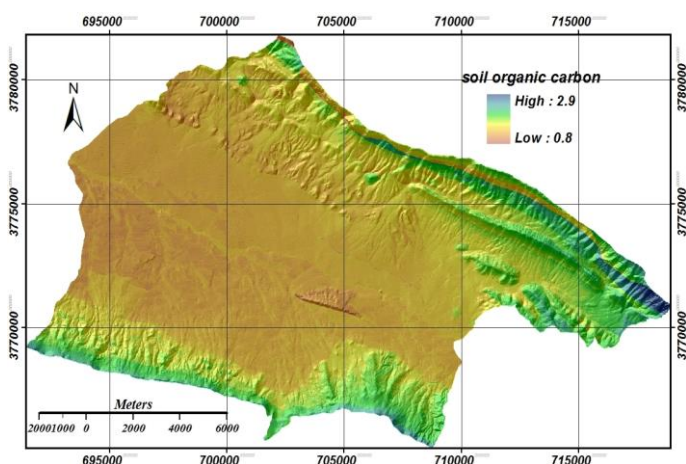
هدف در اندازه پیکسل درشت و میانگین مقادیر پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل‌های ریز احاطه شده توسط پیکسل درشت. دارای نتایج مشابه بوده که دلالت بر این موضوع دارد که هر



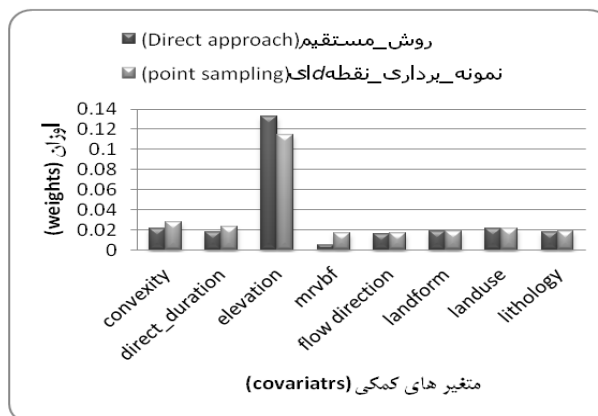
تصویر (ب) Picture (b)



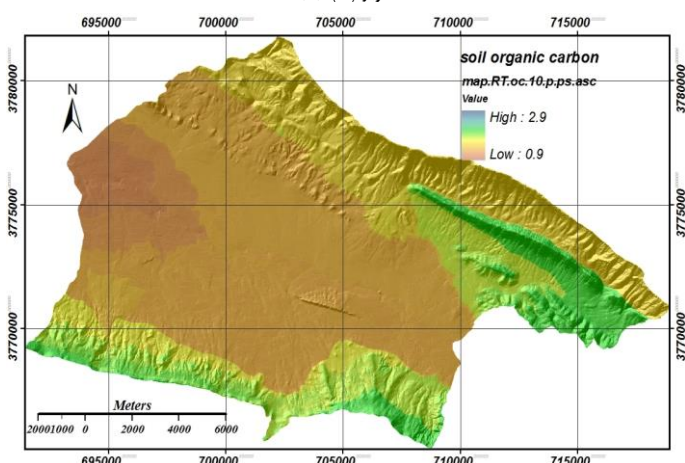
تصویر (الف) Picture (a)



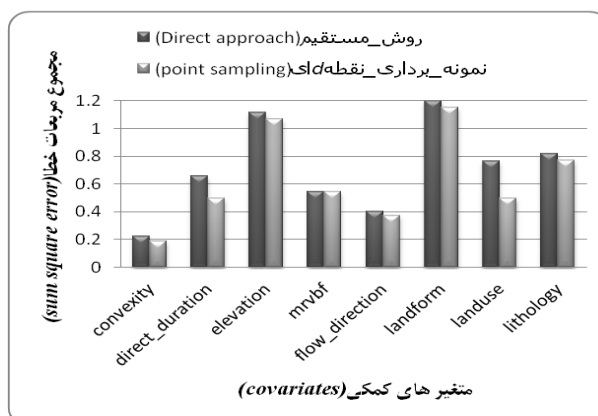
تصویر (ت) Picture (d)



تصویر (پ) Picture (c)



تصویر (و) Picture (f)



تصویر (ه) Picture (e)

شکل ۵- تصویر الف) متغیرهای مهم در مدل‌سازی با مدل‌های خطی تعمیم یافته، تصویر ب) نقشه‌ی ریزمقیاس شده کربن آلی خاک (مدل‌های خطی تعمیم یافته و روش نمونه برداری نقطه‌ای)، تصویر ج) متغیرهای مهم در مدل‌سازی با شبکه عصبی، تصویر د) نقشه‌ی ریزمقیاس شده کربن آلی خاک (شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش مستقیم)، تصویر ه) متغیرهای مهم در مدل‌سازی با درختان رگرسیون، تصویر و) نقشه‌ی ریزمقیاس شده کربن آلی خاک (درختان رگرسیون و روش نمونه برداری نقطه‌ای)

Figure 5- Picture a) important variables in modeling with generalized linear models, - picture b) downscaled map of soil organic carbon (generalized linear models and point sampling), picture c) important variables of in modeling with the artificial neural network, picture d) downscaled map of soil organic carbon (artificial neural network and direct method), picture e) important variables of in modeling with regression tree, picture f) downscaled map of soil organic carbon (regression trees and point sampling)

جدول ۳- نتایج ارزیابی ریزمقیاس‌سازی کربن آلی به دو روش مستقیم و نمونه‌برداری نقطه‌ای و با استفاده مدل‌های خطی تعمیم یافته، درختان رگرسیون و شبکه‌ی عصبی بر اساس مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت و مقدار پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل ریز در درون پیکسل درشت

Table 3- The results of downscaled organic carbon validation (both direct and point sampling approaches) using generalized linear models, regression trees and artificial neural networks based on value of the original target variable in coarse grid resolution and the predicted value of the target variable in fine grid resolution within coarse grid resolution .

معیار ارزیابی Validation criterion	روشن ریزمقیاس‌سازی Downscaling approach					
	رویکرد مستقیم Direct approach			نمونه‌برداری نقطه‌ای Point sampling		
	مدل‌های خطی تعمیم یافته Generalized linear models	درختان رگرسیون Regression tree	شبکه‌ی عصبی Neural networks	مدل‌های خطی تعمیم یافته Generalized linear models	درختان رگرسیون Regression tree	شبکه‌ی عصبی Neural networks
ضریب تبیین تعدیل شده Adjusted R	0.49	0.57	0.47	0.57	0.57	0.45
ریشه میانگین مربعات خطا ۱ RMSE1	0.26	0.23	0.27	0.22	0.22	0.28

جدول ۴- نتایج ارزیابی ریزمقیاس‌سازی کربن آلی به دو روش مستقیم و نمونه‌برداری نقطه‌ای و با استفاده مدل‌های خطی تعمیم یافته، درختان رگرسیون و شبکه‌ی عصبی مصنوعی بر اساس مقدار متغیر هدف در اندازه پیکسل درشت و میانگین مقادیر پیش‌بینی شده‌ی متغیر هدف در اندازه پیکسل‌های ریز احاطه شده توسط پیکسل درشت

Table 4- The results of downscaled organic carbon validation (both direct and point sampling approaches) using generalized linear models, regression trees and artificial neural networks based on average the predicted value of the target variable in the fine pixel size encapsulated by coarse pixel size and value of the target variable in coarse pixel size

معیار ارزیابی Validation criterion	روشن ریزمقیاس‌سازی Downscaling approach					
	رویکرد مستقیم Direct approach			نمونه‌برداری نقطه‌ای Point sampling		
	مدل‌های خطی تعمیم یافته Generalized linear models	درختان رگرسیون Regression tree	شبکه‌ی عصبی Neural networks	مدل‌های خطی تعمیم یافته Generalized linear models	درختان رگرسیون Regression tree	شبکه‌ی عصبی Neural networks
ریشه میانگین مربعات خطا ۲ RMSE2	0.25	0.19	0.26	0.23	0.18	0.26

بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد عملکرد روش ریزمقیاس‌سازی نمونه‌برداری نقطه‌ای از روش مستقیم تا حدودی بهتر است. همچنین مشخص شد الگوریتم مدل‌سازی با درختان رگرسیون در هر دو روش ریزمقیاس‌سازی، دارای صحت و کارایی بیشتری نسبت به مدل‌های خطی تعمیم یافته و شبکه‌ی عصبی است. علاوه بر این، مشخص شد علاوه بر متغیرهای کمی ارتفاع، مدت تابش مستقیم و شاخص همواری با درجه تفکیک بالا، متغیرهای کیفی مانند ژئومورفولوژی نقش مهمی در پهنه‌بندی کربن آلی دارند. لازم به ذکر است به دلیل

## نتیجه‌گیری

مدیریت چالش‌های موجود در زمان حاضر از قبیل امنیت غذایی، امنیت خاک، تغییر اقلیم، گرمایش زمین و تخریب محیط زیست نیازمند اطلاعات محیطی با قدرت تفکیک مکانی بالا می‌باشد. ویژگی‌های خاک مانند کربن آلی یکی از مهمترین اطلاعات محیطی مورد نیاز در این زمینه است. به همین منظور در این مطالعه دو شیوه‌ی ریزمقیاس‌سازی برای تولید نقشه‌های رقومی کربن آلی با اندازه پیکسل ۱۰ متر از نقشه‌های اولیه با اندازه پیکسل ۵۰ متر مورد

کمبود داده‌های خصوصیات خاک با قدرت تفکیک مکانی ریز در کشور، نیاز به استفاده از تکنیک‌های مختلف ریزمقیاس‌سازی و تحقیق در این زمینه گریزناپذیر است.

## منابع

- 1- Araújo M. B., Thuiller W., Williams P. H., and Reginster I. 2005. Downscaling European species atlas distributions to a finer resolution: implications for conservation planning. *Global Ecology and Biogeography*, 14 (1): 17– 30.
- 2- Barbosa A.M., Real R., Olivero J., and Vargas J.M. 2003. Otter (*Lutra lutra*) distribution modeling at two resolution scales suited to conservation planning in the Iberian Peninsula. *Biological Conservation*, 114: 377– 387.
- 3- Bergmeir C., and Benitez Jose M. 2012. Artificial neural networks in R Using the Stuttgart Neural Network Simulator: RSNNS. *Journal of Statistical Software*, 46:1- 26.
- 4- Bivan R. S., Pebesma E. J., and Rubi V. G. 2008. *Applied Spatial Data Analysis with R. User!* Springer.
- 5- Bloschl G. 2005. Statistical upscaling and downscaling in hydrology. In: Anderson M.G., and Mc Donnell J.J., editors, *Encyclopaedia of hydrological sciences*. John Wiley & Sons, Chichester, West Sussex, England.
- 6- Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., and Stone C.J. 1984. *Classification and regression*. Tress. Wadsworth, Belmont, CA.
- 7- Bui E., Henderson B., and Viergever K. 2009. Using knowledge discovery with data mining from the Australian Soil Resource Information System database to inform soil carbon mapping in Australia. *Global Biogeochem. Cycles* 23.
- 8- Fatehi Sh. 2008. Semi-detailed soil survey of Merek plain in Kharkeh river basin. *Soil and Water Research Institute*. (In Persian with English abstract)
- 9- Garson G.D. 1991. Interpreting neural network connection weights. *Artificial Intelligence Expert*, 6(4):46- 51.
- 10- Grunwald S. 2009. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modelling approaches. *Geoderma*, 152: 195– 207.
- 11- Hastie T., Tibshirani R., and Friedman J. 2009. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction (Second Edition)*.
- 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 Journal Soil Science*, 63: 284– 298.
- 13- Jafari A., Ayoubi Sh., and Khademi H. 2012. Application of regression models for prediction of soil classes in some regions of central Iran (Zarand district, Kerman Province). *Journal of Water and Soil*, 25(6): 1353-1364. (In Persian with English abstract).
- 14- Kerry R., Goovaerts P., Rawlins B.G., and Marchant B.P. 2012. Disaggregation of legacy soil data using area to point kriging for mapping soil organic carbon at the regional scale. *Geoderma*, 170: 347– 358.
- 15- Kuhn M. 2008. Building Predictive Models in using the caret Package. *Journal of Statistical Software*, 28(5): 1: 26.
- 16- Lloyd P., and Palmer A.R. 1998. Abiotic factors as predictors of distribution in southern African Bulbuls. *Auk*, 115: 404– 411.
- 17- Luoto M., and Hjort J. 2005. Evaluation of current statistical approaches for predictive geomorphological mapping. *Geomorph*, 67: 299- 315.
- 18- Luoto M., and Hjort J. 2008. Downscaling of coarse-grained geomorphological Data. *Earth Surface Processes and Landforms*, 33: 75– 89.
- 19- Malone B.P., Mc Bratney A.B., Minasny B., and Laslett G.M. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma* 154, 138– 152.
- 20- Malone B.P., McBratney A.B., Minasny B., and Wheeler I. 2012. General method for downscaling earth resource information. *Computers & Geosciences*, 41: 119– 125.
- 21- Malone B.P., McBratney A.B., and Minasny B. 2013. Spatial Scaling for Digital Soil Mapping. *Soil Science Society American Journal*, 77: 890– 902.
- 22- Mc Bratney A.B. 1998. Some considerations on methods for spatially aggregating and disaggregating soil information. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 50: 51– 62.
- 23- Mc Pherson J.M., Jetz W., and Rogers D.J. 2006. Using coarse-grained occurrence data to predict species distributions at finer spatial resolutions—possibilities and limitations. *Ecological Modeling*, 192: 499– 522.
- 24- Miklos M., Short M.G., Mc Bratney A.B., and Minasny B. 2010. Mapping and comparing the distribution of soil carbon under cropping and grazing management practices in Narrabri, north-west New South Wales. *Australian Journal Soil Research*, 48: 248– 257.
- 25- Minasny B., McBratney A.B., Mendonça-Santos M.L., Odeh I.O.A., and Guyon B. 2006. Prediction and digital mapping of soil carbon storage in the Lower Namoi Valley. *Australian Journal Soil Research*, 44: 233– 244.

- 26- Minasny B., McBratney A. B., Malone B. P., and Wheeler I. 2013. Digital Mapping of Soil Carbon. Pp.1–47. In D. L. Sparks (Ed.), *Advances in Agronomy*. Elsevier Inc.
- 27- Nabiollahi K., Haidari A., and Taghizadeh Mehrjerdi R. 2014. Digital Mapping of Soil Texture Using Regression Tree and Artificial NeuralNetwork in Bijar, Kurdistan. *Journal of Water and Soil*, 28(5): 1025-1036. (in Persian with English abstract)
- 28- Rouse J. W., Hass R. H.J., Schell A., and Deering D. W. 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium, NASA SP-351, Vol. 1, Washington, DC. PP. 309- 317.
- 29- Sanchez P.A., Ahamed S., Carré F., Hartemink A.E., Hempel J., and Huising J. 2009. Digital soil map of the world. *Science*, 325: 680- 681.
- 30- Taghizadeh-Mehrjardi R., Minasny B., Sarmadian F., and Malone P.B. 2013. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*, 213: 15- 28.
- 31- Taghizadeh Mehrjerdi R., Amirian Chekan A., and Sarmadian F. 2014. 3D Digital Mapping of Soil Cation Exchange Capacity in Dorud, Lorestan Province. *Journal of Water and Soil*, 28(5): 998- 1010. (In Persian with English abstract).
- 32- Taylor J.A., Jacob F., Galleguillos M., Prevot L., Guix N., and Lagacherie P. 2013. The utility of remotely-sensed vegetative and terrain covariates at different spatial resolutions in modelling soil and watertable depth (for digital soil mapping). *Geoderma*, 193: 83- 93.
- 33- Van Deventer A.P., Ward A.D., Gowda P.H., and Lyon J.G. 1997. Using Thematic Mapper Data to Identify Contrasting Soil Plains and Tillage Practices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63: 87- 93.
- 34- Wilby R.L., and Wigley T.M.L. 1997. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations. *Progress in Physical Geography*, 21: 530– 548.
- 35- Wu J., Jones K.B., Li H., and Locks O.L. 2006. *Scaling and Uncertainty Analysis in Ecology*. Springer. Printed in the Netherlands.
- 36- Xiao J., Shen Y., Tateishi R., and Bayaer W. 2006. Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 27: 2411– 2422.
- 37- Zhao Y-C., and Shi X-Z. 2010. Spatial Prediction and Uncertainty Assessment of Soil Organic Carbon in Hebei Province, China. pp. 227– 240. In: Boettinger J.L., Howell D.W., Moore A.C., Hartemink A.E., Kienast-Brown S. (Eds.), *Digital Soil Mapping. Bridging Research, Environmental Application, and Operation*, Springer, Heidelberg.
- 38- Zink J. A. 1989. *Physiography and soils. Lecture notes for K6 course*. Soils Division, (ITC), Enschede, the Netherlands.

## Downscaling Digital Soil Organic Carbon Map

Sh. Fatehi<sup>1\*</sup>- J. Mohammadi<sup>2</sup>- M. H. Salehi<sup>3</sup>- A. Momeni<sup>4</sup>- N. Toomanian<sup>5</sup>- A. Jafari<sup>6</sup>

Received: 22-04-2015

Accepted: 30-08-2015

**Introduction:** Spatial scale is a major concept in many sciences concerned with human activities and physical, chemical and biological processes occurring at the earth's surface. Many environmental problems such as the impact of climate change on ecosystems, food, water and soil security requires not only an understanding of how processes operates at different scales and how they can be linked across scales but also gathering more information at finer spatial resolution. This paper presents results of different downscaling techniques taking soil organic matter data as one of the main and basic environmental piece of information in Merkesubcatchment (covered about 24000 ha) located in Kermanshah province. Techniques include direct model and point sampling under generalized linear model, regression tree and artificial neural networks. Model performances with respect to different indices were compared.

**Materials and Methods:** legacy soil data is used in this research, 320 observation points were randomly selected. Soil samples were collected from 0-30 cm of the soil surface layer in 2008 year. After preliminary data processing and point pattern analysis, spatial structure information of organic carbon determined using variography. Then, the support point data were converted to block support of 50 m by using block ordinary kriging. Covariates obtained from three resources including digital elevation model, TM Landsat imagery and legacy polygon maps. 23 relief parameters were derived from digital elevation model with 10m × 10m grid-cell resolution. Environmental information obtained from Landsat imagery included, clay index, normalized difference vegetation index, grain size index. The image data were re-sampled from its original spatial resolution of 30\*30m to resolution of 10m\*10m. Geomorphology, lithology and land use maps were also included in modelling process as categorical auxiliary variables. All auxiliary variables aggregated to 50\*50 grid resolutions using mean filtering. In this study Direct and point sampling downscaling techniques were used under different statistical and data mining algorithms, including generalized linear models, regression trees and artificial neural networks. The direct approach was implemented here using generalized linear models, regression trees and artificial neural networks in following three steps, (i) creating the spatial resolution of 50m\*50m averaged over 10m\*10m grid resolution environmental variables within each coarse grid resolution, (ii) establishing relationships between these coarse grid resolutions of 50m\*50m environmental variables and soil organic carbon using GLMs, regression tree and neural networks and (iii) using parameter values gained in step 2 in combination with the original 10m\*10m grid resolution environmental variables to produce predictions of soil organic carbon with 10m\*10m grid resolution. In point sampling approach, within each coarse resolution (50m\*50m), a fixed number of fine grid resolution (10m\*10m) were randomly selected to calibrate models at high resolution. In this study, 5 fine grid resolutions (20% fine grid cell within each coarse grid cell) randomly were sampled at. Then, each selected point overlaid on an underlying fine-resolution grid and recorded its environmental variables and averaged fine grid resolution (10m\*10m) within their corresponding coarse grid resolution (50m\*50m). To calibrate model parameters, these averaged environmental variables were used. The calibrated parameters applied to fine-resolution environmental data in order to predict soil organic carbon at spatial resolution of 10m\*10m. The prediction accuracy of the resulting soil organic carbon maps was evaluated using a K-fold validation approach. For this purpose, the entire dataset was divided into calibration (n = 240) and validation (n = 80) datasets four times at random. Prediction of soil organic carbon using calibration datasets and their validation was conducted for each split, and the average validation indices are reported here. The obtained values of the observed and predicted SOC were interpreted by calculating Adjusted R<sup>2</sup> and the root mean square

1, 2 and 3- Ph.D. and Professors Student of Soil Science, College of Agriculture, Shahr-e-Kord University, Shahr-e-Kord  
(\*Corresponding Author Email: shahrokh.fatehi@gmail.com)

4- Associate Professor of Soil Science, Soil and Water Research Institute, Meshkin Dasht

5- Assistance Professor of Soil Science, Agriculture and Natural Resource Research Center of Esfahan, Esfahan

6- Assistance Professor of Soil Science, College of Agriculture, Shahid Bahonar Kerman University, Kerman



error (RMSE).

**Results and Discussion:** Point pattern analysis showed the sampling design is, generally, representative relative to geographical space. A semi-variogram was used to drive the spatial structure information of soil organic carbon. We used an exponential model to map soil organic carbon using block kriging. Grid resolution block kriging map was 50m\*50m. Since the distribution of organic carbon variable and covariates were normal or close to normal for run generalized linear models selected Gaussian families and identity link function. The validation results of this model in point sampling was slightly (Adjusted R2=0.57 and RMSE=0.22) better than the direct method (Adjusted R2 =0.47 and RMSE=0.26). The results of modelling using regression tree in point sampling approach (Adjusted R2 =0.57 and RMSE=0.22) is very close to the direct method (Adjusted R2 =0.57 and RMSE=0.23). In implementation of neural networks, the combination of the number of neurons and learning rate for direct downscaling method were obtained 10 and 0.10, respectively and for point sampling downscaling method were, 20 and 0.1. The results of validation obtained from the implementation of this model in point sampling approach (Adjusted R2 =0.45 and RMSE=0.27) is very close to the direct method (Adjusted R2 =0.47 and RMSE=0.28). Validation results indicated that in both downscaling approaches, regression tree (Adjusted R2=0.57, root mean square root (RMSE) =0.22-0.23) has higher accuracy and efficiency better than generalized linear models (Adjusted R2=0.49-0.57, RMSE=0.22-0.26) and neural network (Adjusted R2=0.45-0.47, RMSE=0.27-0.28).

**Conclusion:** In general, the results showed that the efficiency and accuracy of the sampling point approach is slightly better than the direct approach. Validation results indicated that in both downscaling approaches, regression tree has higher accuracy and performed better than neural network and generalized linear models. However, it is required to perform more research on the different ways of downscaling digital soil maps in the future.

**Keywords:** Direct approach, Downscaling, Point sampling approach, Soil organic carbon