

بزرگ‌مقیاس‌سازی مکانی در نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک با استفاده از داده‌های کمکی (مطالعه موردی: منطقه بانه)

روح‌اله تقی‌زاده مهرجردی

استادیار خاکشناسی دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه اردکان، ایران

تاریخچه مقاله	چکیده
دریافت: ۱۳۹۴/۰۹/۱۶ پذیرش نهایی: ۱۳۹۵/۰۷/۱۴	
کلمات کلیدی: مقیاس‌سازی، نقشه‌برداری رقومی خاک، داده‌های کمکی	
عهده دار مکاتبات Email: rtaghizadeh@ardakan.ac.ir	
	<p>مقیاس مکانی مورد نیاز اطلاعات منابع طبیعی با آن مقیاسی که در دسترس می‌باشد، بسیار متفاوت است. یک روش برای تطابق مقیاس‌ها، استفاده از مفهوم مقیاس‌سازی است. در این مطالعه با استفاده از روشی جدید بزرگ‌مقیاس‌سازی نقشه رقومی کربن آلی خاک از قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر به ۳۰ متر در منطقه‌ای به وسعت ۳۰۰۰ هکتار واقع در استان کردستان انجام شد. در ابتدا، نقشه رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر با استفاده از داده‌های نمونه‌برداری شده از سطح خاک، داده‌های کمکی (استخراج شده از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره لندست) و مدل درختی به‌دست آمد؛ سپس، با استفاده از روش کوچک‌مقیاس‌سازی ساده‌ای به نام میان‌گیری بلوکی نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر تهیه گردید. در مرحله بعد، با استفاده از الگوریتم بزرگ‌مقیاس‌سازی، نقشه کربن آلی خاک از قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر به ۳۰ متر تبدیل گردید. با فرض این‌که ارتباط داده‌های کمکی و کربن آلی خاک می‌تواند یک رابطه غیر خطی باشد، در این مطالعه از روش رگرسیون تعمیم داده شده و شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. برای ارزیابی الگوریتم بزرگ‌مقیاس‌سازی از ضریب تبیین بین نقشه حاصل از مدل درختی و نقشه بزرگ‌مقیاس‌سازی بهره گرفته شد. نتایج مدل‌سازی در مرحله اول نشان داد که بعضی از متغیرهای کمکی مانند شاخص گیاهی نرمال شده، شاخص خیزی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا و انحنای طولی شیب بیشترین تاثیر را بر پیش‌بینی کربن آلی خاک دارند. نتایج پیش‌بینی رگرسیون درختی در مرحله آزمون نیز نشان داد که مدل به خوبی توانسته کربن آلی خاک با دقت مکانی ۳۰ متر را مدل‌سازی کند (ریشه مربعات خطا برابر با ۰/۱۵ و ضریب تبیین ۰/۷۸ می‌باشد). نتایج بزرگ‌مقیاس‌سازی نیز نشان داد که روش مورد استفاده جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی (شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون تعمیم داده شده) به خوبی با ضریب تبیین ۰/۸۱ و ۰/۷۰ توانسته‌اند تغییرات مکانی کربن آلی خاک را در مقیاس بزرگ‌تر مدل‌سازی کنند.</p>

مقدمه

برای به دست آوردن داده‌های زیاد، پیوسته و نسبتاً دقیق کربن آلی خاک می‌توان از تکنیک نقشه‌برداری رقومی به جای روش‌های سنتی استفاده نمود. روش‌های سنتی نقشه-برداری متکی بر قابلیت‌های فردی و درک و فهم کارشناس از روابط خاک و محیط می‌باشد که معمولاً با خطا همراه است (۳۴). لذا برای غلبه بر محدودیت‌های مذکور، مک-براتی و همکاران^۱ (۱۵) با مروری بر مدل‌های مختلف و برآورد مکانی خاک، و با توجه به نکات کلیدی آن‌ها، اقدام به ارائه‌ی یک چارچوب تعمیم‌یافته (مدل اسکورپن^۲) برای تخمین و برآورد مکانی خاک از طریق کمی‌سازی و بهره‌مندی از مدل‌های رقومی ارتفاع، سنجش از دور، سنسورهای سنجنده خاک و دیگر تکنیک‌های پهنه‌بندی، نمودند. مدل اسکورپن در حال حاضر پایه و اساس رویکرد نوین نقشه‌برداری خاک را تشکیل می‌دهد و به‌طور وسیعی در تحقیقات نقشه‌برداری رقومی خاک در حال استفاده می‌باشد؛ اما همیشه نقشه‌برداری رقومی منجر به تولید داده‌هایی با مقیاس مکانی مورد نیاز کاربر نمی‌شود. یک روش برای تطابق مقیاس مکانی مورد نیاز و مقیاس موجود، استفاده از مفهوم مقیاس‌سازی (ریزمقیاس‌سازی و بزرگ‌مقیاس‌سازی) است (۲).

هدف از پژوهش حاضر نیز استفاده از یک روش عمومی برای بزرگ‌مقیاس‌سازی نقشه رقومی کربن آلی خاک می‌باشد. تعریف مقیاس در کارتوگرافی بسیار سخت می‌باشد. اما در پروسه اطلاعات دیجیتال به صورت قدرت تفکیک مکانی تعریف می‌شود. بنابراین بزرگ‌مقیاس‌سازی را می‌توان به عنوان فرآیند تبدیل اطلاعات از پیکسل بزرگ‌تر به پیکسل کوچک‌تر با استفاده از توابع تجربی یا ریاضی تعریف کرد (۴). بزرگ‌مقیاس‌سازی در تحقیقات اقلیم‌شناسی به طور وسیعی استفاده شده است؛ در جایی که خروجی‌های مدل‌های اقلیمی به طور مستقیم در مطالعات هیدرولوژی قابل

استفاده نیستند. به عنوان مثال اندازه پیکسل در مدل اقلیمی ده-هزار کیلومتر مربع می‌باشد (۳۱)؛ در حالی که، مدل‌های هیدرولوژی ورودی‌هایی با قدرت تفکیک مکانی ده کیلومتر مربع نیاز دارند. مطالعاتی توسط شومبرگ و همکاران^۳ (۲۲) و ویلی و همکاران^۴ (۲۹) به صورت خیلی جزئی روش‌های بزرگ‌مقیاس‌سازی را در داده‌های اقلیمی نشان داده است. در مطالعه‌ای دیگر توسط لیو و پو^۵ (۱۰) جهت برآورد دمای خاک از داده‌های حرارتی ماهواره استفاده نموده و از روش بزرگ‌مقیاس‌سازی بهره گرفته است. مرلین و همکاران^۶ (۱۶) و یو و همکاران^۷ (۳۳) هم به طور مشابه برای پیش‌بینی رطوبت خاک از بزرگ‌مقیاس‌سازی داده‌های ماهواره‌ای بهره گرفتند. مک‌براتی (۱۴) نیز روش‌های بزرگ‌مقیاس‌سازی را در مورد اطلاعات خاک برشمرده است.

اکثر روش‌های بزرگ‌مقیاس‌سازی مرسوم در دو کلاس قرار می‌گیرند: تجربی و مکانیستیک^۸. در هر دو روش مذکور، مدل کردن تغییرات پارامتر مورد نظر (کربن آلی خاک) در پیکسل‌های کوچک‌تر بسیار مشکل می‌باشد؛ زیرا هیچ نوع اطلاعاتی از متغیر هدف در پیکسل کوچک موجود نمی‌باشد (۲ و ۳۲). اخیراً روش بزرگ‌مقیاس‌سازی بر اساس تابع توازن انرژی معرفی شده است (۱۲)؛ این روش‌ها به طور ساده این روش‌ها سعی دارند که میانگین وزنی پارامتر مورد نظر را در پیکسل کوچک‌تر به دست آورند. توابع خطی، اسپیلاین و مدل‌های تعمیمی همه مثال‌هایی از روش‌های تجربی هستند و توسط **پوش** هرناندز و همکاران^۹ (۲۰) برای اولین بار مورد استفاده قرار گرفت. ایشان یک اسپیلاین یک بعدی را برای گسترش دادن داده‌های نقطه‌ای خاک به طور پیوسته استفاده نمودند. روش‌های مکانیستی در اقلیم‌شناسی کاربردهای بیشتری را دارند (۳۱). اما یک زیرکلاس محبوب

3- Schomburg *et al.*

4- Wilby *et al.*

5- Liu and Pu

6- Merlin *et al.*

7- Yu *et al.*

8- Mechanistic

9- Ponce-Hernandez *et al.*

1- McBratney *et al.*

2- SCORPAN

شده است (شکل ۱). میانگین ۲۰ ساله بارندگی و دمای سالیانه منطقه به ترتیب ۷۰۰ میلی‌متر و ۱۳/۸ درجه سلسیوس می‌باشد. رژیم رطوبتی و حرارتی خاک منطقه به ترتیب زیریک و مزیک می‌باشد (۱). واحدهای ژئومورفولوژیک منطقه شامل دشت‌های دامنه‌ای، فلات و تپه است. کاربری‌های اصلی منطقه شامل زراعت (عمدتاً گندم و جو)، جنگل (عمدتاً درخت بلوط) و مرتع است و از لحاظ سنگ‌شناسی شامل شیست و سنگ آهک می‌باشد (۹). در منطقه مورد مطالعه بر اساس تکنیک هایپرکیوب، مکان هندسی نقاط مشخص گردید و سپس از خاک نمونه‌برداری انجام گرفت. این روش، یک طرح تصادفی طبقه‌بندی شده‌ای است که باعث نمونه‌برداری مؤثری به کمک توزیع چند متغیر می‌شود. یک شبکه مربع حاوی موقعیت‌های نمونه، یک شبکه لاتین است؛ اگر و تنها اگر فقط یک واحد نمونه‌برداری در هر ردیف و هر ستون وجود داشته باشد. یک هایپرکیوب لاتین، تعمیم این مفهوم به تعداد اختیاری از ابعاد است؛ به طوری که هر واحد نمونه‌برداری فقط در یک صفحه آن قرار گرفته باشد. هایپرکیوب لاتین شامل نمونه‌برداری n مقدار از توزیع تشریح شده هر متغیر است. توزیع تجمعی هر متغیر به n فاصله با احتمال مساوی تقسیم می‌شود و یک مقدار از هر فاصله به طور تصادفی انتخاب می‌شود؛ سپس، n مقدار به دست آمده برای هر متغیر با متغیرهای دیگر جفت می‌شود. این روش یک پوشش کاملی از هر متغیر را ایجاد می‌کند (۱۷). در کلیه نمونه‌های خاک (در حدود ۳ کیلوگرم) پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلیمتری بافت خاک به روش هیدرومتری (۸)، هدایت الکتریکی عصاره گل اشباع (۲۴)، کرنات کلسیم به روش حجم سنجی (۱۹)، ماده آلی به روش تیتراسیون (۲۶) اندازه‌گیری شد.

پهنه‌بندی رقومی

فرآیند انجام تحقیق حاضر را می‌توان در چهار مرحله خلاصه نمود که در شکل (۲) مشاهده می‌شود.

روش‌های تجربی و مکانیستی در بزرگ‌مقیاس‌سازی استفاده از داده‌های کمکی یا داده‌های محیطی می‌باشد (۲۸). فرضیه اصلی در روش مذکور این است که داده‌های کمکی ارتباط بسیار قوی و معنی‌داری با پارامتر مورد نظر دارند. همچنین چنین اطلاعات کمکی که معمولاً از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاع قابل استخراج می‌باشند، باید دارای قدرت تفکیک مکانی بهتری نسبت به متغیر هدف باشند (۲، ۲۲ و ۲۸). ملانو و همکاران^۱ (۱۳) از روشی مشابه جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی نقشه رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر به ۹۰ متر استفاده کردند. ایشان جهت ارتباط دادن داده‌های محیطی و کربن آلی خاک و در نهایت بزرگ‌مقیاس‌سازی از روش رگرسیون چند متغیره تعمیمی استفاده نمودند و بیان داشتند که روش مورد استفاده دارای کارایی قابل قبول می‌باشد.

در تحقیق حاضر نیز روش کلی برای بزرگ‌مقیاس‌سازی بر اساس استفاده از داده‌های کمکی با قدرت تفکیکی مکانی بالا می‌باشد. این امر یک روشی تجربی است و با فرآیند تکراری و با در نظر گرفتن توازن جرم^۲ سعی در بزرگ‌مقیاس‌سازی اطلاعات دارد؛ البته در تحقیق حاضر علاوه بر روش رگرسیون چند متغیره تعمیمی ارائه شده توسط ملانو و همکاران (۱۳)، از شبکه عصبی مصنوعی نیز جهت ارتباط دادن داده‌های محیطی و کربن آلی خاک و در نهایت بزرگ‌مقیاس‌سازی نقشه نهایی استفاده شده است؛ همچنین در تحقیق حاضر سعی شده تا کارایی مدل رگرسیون چند متغیره تعمیمی و شبکه عصبی مصنوعی جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی از نقشه‌هایی با قدرت تفکیک ۱۵۰ به ۳۰ متر مورد بررسی قرار گیرد.

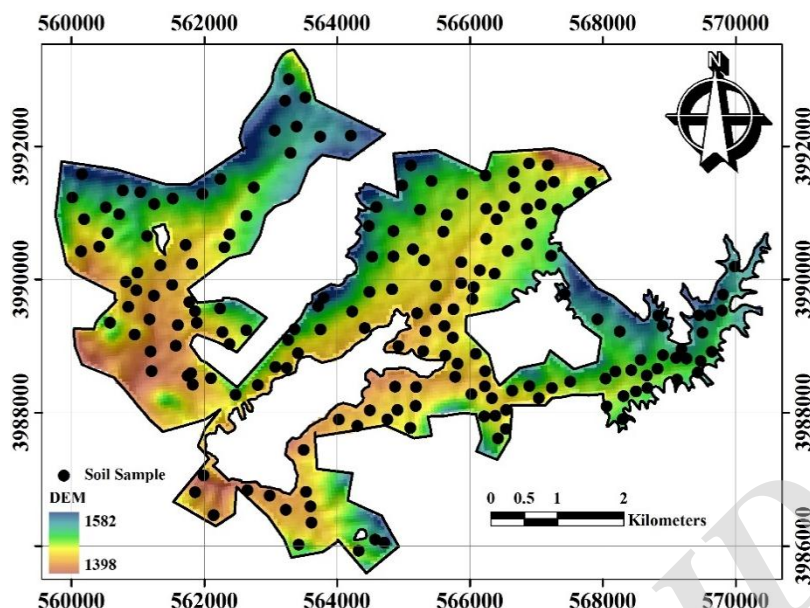
مواد و روش‌ها

معرفی محدوده‌ی مطالعاتی

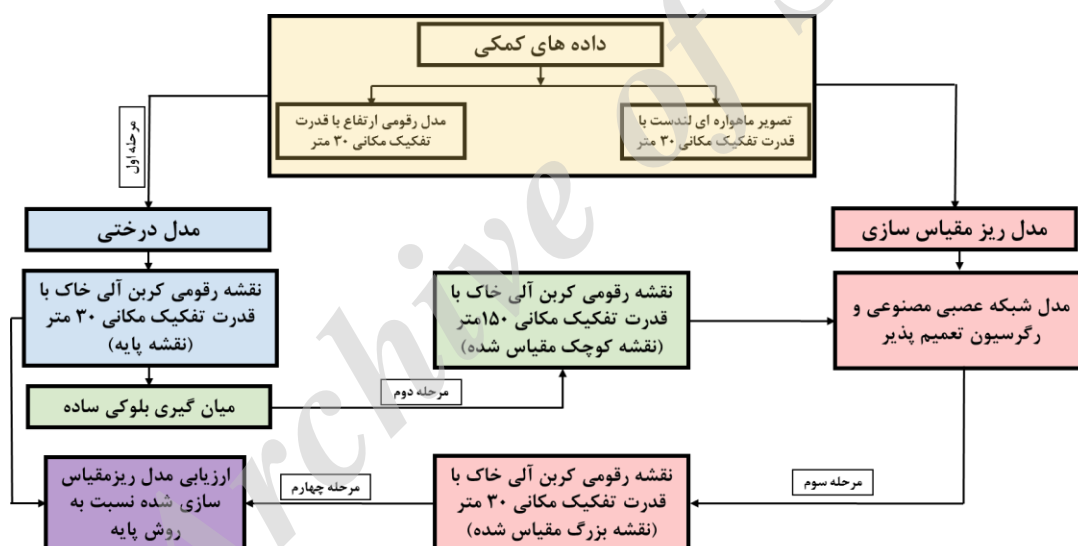
منطقه مورد مطالعه با وسعت ۳۰۰۰ هکتار در ۱۲ کیلومتری شمال غربی شهرستان بانه در استان کردستان واقع

1- Malone *et al.*
2- Mass Balance

تقی زاده مهرجردی: بزرگ مقیاس سازی مکانی در نقشه برداری...



شکل (۱) منطقه مورد مطالعه و پراکنش نقاط نمونه برداری که محل آن‌ها بر اساس تکنیک هایپر کیوب انتخاب گردیده است
Figure (1) Study area and spatial distribution of soil samples based on conditional hypercube method.



شکل (۲) روند انجام مطالعه در چهار مرحله (چهار رنگ) (۱. نقشه پایه؛ ۲. کوچک مقیاس سازی؛ ۳. بزرگ مقیاس سازی؛ ۴. ارزیابی مدل).

Figure (2) Flowchart of research presented in four steps (1. Base map; 2. Upscaling; 3. Downscaling; 4. Evaluation).

مدل رقومی ارتفاع مستخر شده از تصاویر استر (قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر) استفاده گردید. بعد از انجام پیش-پردازش‌های آغازین و آماده کردن مدل رقومی ارتفاع، آن برای استخراج اطلاعات کمی استفاده گردید. پارامترهای زمین‌نما از قبیل شیب، انحنای سطح، انحنای طولی شیب، شاخص خیسی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، جهت شیب، ارتفاع، مساحت حوزه

انتخاب داده‌های کمی

در مرحله اول، بر اساس مدل اسکورین و اطلاعات کمی موجود که همگی دارای قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر می‌باشند، اقدام به تهیه نقشه رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر گردید. برای نیل به این هدف، علاوه بر داده‌های کربن آلی خاک نیاز به داده‌های کمی یا محیطی می‌باشد. در مطالعه حاضر از

میانگین گیری بلوکی ساده گردید (۱۲). نقشه کوچک- مقیاس شده از روی نقشه حاصل مدل درختی با قدرت تفکیک ۳۰ متر به دست آمد. در این مرحله بسیاری از اطلاعات از نقشه رقومی خاک حذف خواهد شد. در مرحله سوم، با استفاده از روش بزرگ مقیاس سازی ارائه شده توسط ملانو و همکاران (۱۳)، نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر به نقشه‌ای با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تبدیل گردید. هدف این است که کارایی روش بزرگ مقیاس سازی در بازگرداندن اطلاعات حذف شده مورد ارزیابی قرار گیرد. لازم به ذکر می‌باشد که در واقعیت نقشه رقومی با قدرت تفکیک مکانی بالاتر وجود نخواهد داشت و در مقاله حاضر نقشه رقومی با تفکیک مکانی ۳۰ متر به عنوان نقشه پایه در نظر گرفته می‌شود. در مرحله چهارم، نقشه رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر که با استفاده از مدل درختی به دست آمده بود (مرحله اول) با نقشه رقومی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر حاصل از فرآیند بزرگ مقیاس سازی (مرحله سوم) مقایسه گردید تا کارایی این روش بزرگ مقیاس سازی مورد ارزیابی قرار گیرد.

$$NDVI = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3} \quad (1)$$

$$RVI = \frac{B_4}{B_3} \quad (2)$$

$$SAVI = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3 + L} (1 + L) \quad (3)$$

$$Gypsum\ Index = \frac{B_5 - B_4}{B_5 + B_4} \quad (4)$$

$$Carbonate\ Index = \frac{B_3}{B_2} \quad (5)$$

$$Clay\ Index = \frac{B_5}{B_7} \quad (6)$$

بزرگ مقیاس سازی

انتقال اطلاعات بین مقیاس‌های مختلف می‌تواند با استفاده از روابط آماری و یا روابط ریاضی صورت گیرد.

اصلاح شده، در محیط سامانه جغرافیایی ساگا^۱ محاسبه و استخراج گردید (۱۴)؛ همچنین در این مطالعه از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده ETM⁺ مربوط به سال ۱۳۹۲ (۲۱ آگوست) استفاده گردید. با استفاده از تجزیه به مولفه‌های اصلی، تعداد شش باند تصویر ماهواره‌ای لندست (باند ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۷) به سه مولفه اول، دوم و سوم (PC1، PC2 و PC3) کاهش پیدا کرد (۵)؛ همچنین شاخص‌های نسبت گیاهی نرمال شده (۲۳)، شاخص نسبت گیاهی (۵)، شاخص گیاهی تعدیل کننده اثر خاک (۶)، شاخص گچ (۵)، شاخص کربنات (۵)، و شاخص رس (۵) نیز محاسبه شد. (به ترتیب معادلات ۱ الی ۶). در مطالعه حاضر، در کل از ۱۷ لایه اطلاعاتی کمکی که همگی دارای قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر می‌باشند، بهره گرفته شد. پس از آماده سازی این لایه‌های اطلاعاتی به صورت پیکسلی (۳۰ متر)، داده‌ها وارد نرم‌افزار کویست^۲ گردید و مدل درختی محاسبه گردید. روش مدل درختی یک روش سلسله مراتبی یا چند مرحله‌ای است که به صورت بازگشتی مجموعه داده‌ها به روش دودویی به تقسیمات فرعی و کوچکتر تقسیم‌بندی می‌شود؛ تا زمانی که تقسیمات فرعی نهایی نتوانند بیشتر از آن تجزیه شوند. درختان تصمیم استقرایی مجموعه‌ای از داده‌های معلوم را می‌گیرد و یک درخت تصمیم را از آن استنتاج می‌کند؛ سپس درخت می‌تواند به صورت مجموعه قوانینی برای پیش‌بینی نتیجه ویژگی‌های معلوم استفاده شود (۲۱). با استفاده از قوانین مدل درختی، نقشه رقومی کربن آلی خاک در کل منطقه با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تهیه گردید. برای ارزیابی نقشه رقومی تولید شده در این مرحله، داده‌های خاک به دو دسته برای آموزش (۸۰ درصد) و آزمون (۲۰ درصد) به طور تصادفی تقسیم گردیدند.

در مرحله دوم، اقدام به تهیه نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر با استفاده از روش

1- SAGA GIS
2- Cubist

به عنوان مثال نقشه خاک در سطح جهانی، قاره‌ای، کشور، استان یا حتی مزرعه می‌تواند تهیه گردد. مفهوم حامی یا ساپورت پیچیده‌تر از مفاهیم قدرت تفکیک و گستردگی می‌باشد. برای روشن شدن مفاهیم مقیاس می‌توان به شکل ۲ دقت نمود. در این شکل اندازه پیکسل با حرف G و حامی با حرف B نشان داده شده است و سه حالت مختلف ممکن است ایجاد شود. حالت اول: G و B برابر باشند، حالت دوم: G بزرگتر از B باشد، و حالت سوم: G کوچکتر از B باشد. معمولاً در مطالعات نقشه‌برداری رقمی خاک، حامی و اندازه پیکسل برابر می‌باشد (۳).

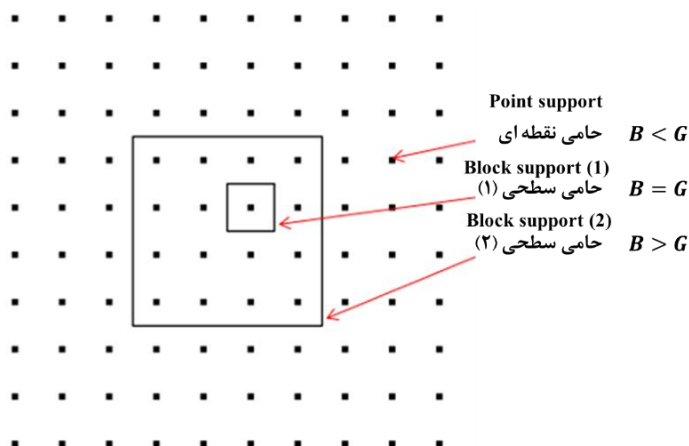
برای بیان و توصیف ریاضیاتی رابطه‌ی بین دو مقیاس، می‌توان یک واحد حامی یا ساپورت ۱۵۰ متر S_2 که در برگیرنده N_{25} واحد حامی یا ساپورت S_1 است، در نظر گرفت. همچنین، ویژگی Z در واحد حامی i و برای ساپورت S_1 را می‌توان به صورت $Z(S_1, i)$ نشان داد و ارزش متوسط ویژگی مورد نظر در ساپورت S_2 را به صورت $Z(S_2)$ بیان کرد. در این صورت، مقدار $Z(S_2)$ و $Z(S_1, i)$ تحت رابطه‌ی ۷ به یکدیگر وابسته خواهند بود:

$$Z(S_2) = \frac{1}{N_{25}} \sum_{i=1}^{N_{25}} Z(S_1, i) \quad (7)$$

مقیاس‌بندی می‌تواند به دو شکل مقیاس‌افزایی^۱ و یا ریزمقیاس‌سازی^۲ صورت پذیرد. طبق تعریف، به انتقال اطلاعات از مقیاس کوچک (ذره و گستردگی کم) به مقیاس‌های بزرگ (ذره و گستردگی بالا) مقیاس‌افزایی، و به عکس این عمل نیز مقیاس‌کاهی اطلاق می‌شود. البته در منابع علمی واژه‌های مختلفی که دارای مفاهیم مشترکی با مقیاس‌بندی هستند نیز به کار می‌رود، برای مثال کلمات درون‌یابی^۳ و برون‌یابی^۴ به معنی تغییر مقیاس با تکیه بر جزء گستردگی آن هستند. هرچند مقیاس‌بندی امری ضروری در مطالعات علوم زمین است، اما در عمل و تئوری مشکلات فراوانی وجود دارد. غیریکنواختی مکانی، فرآیندهای مقیاس‌بندی را به شدت پیچیده می‌نماید. این ناهمسانی در علوم زمین می‌تواند خود را به شکل‌های مختلفی اعم از پوشش زمین، توپوگرافی، هیدرولوژی خاک و فاکتورهای آب و هوایی نشان دهد (۱۴).

برای کمی کردن مقیاس و توسعه‌ی روش‌های مقیاس‌بندی نیاز است که تعاریف کمی و قابل اندازه‌گیری ارائه شود و از آن‌ها تحت عنوان اجزای مقیاس یاد می‌شود. اجزای مقیاس در نقشه‌برداری رقمی خاک شامل قدرت تفکیک^۵، گستردگی^۶ و حامی^۷ است (شکل ۳) (۱۲). مفهوم قدرت تفکیک مکانی عبارت است از کوچکترین حد تفکیک‌پذیری یک پدیده یا یک سلسله داده در مکان به نحوی که بتوان یکنواختی^۸ را در داخل آن فرض نمود. قدرت تفکیک مکانی همان اندازه پیکسل می‌باشد. به عنوان مثال نقشه‌ای با اندازه پیکسل ۱۰ متر دارای قدرت تفکیک ۱۰ متر می‌باشد. مفهوم گستردگی نیز وسعت مکانی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد (۲۷).

- 1- Up-Scaling
- 2- Down-Scaling
- 3- Interpolation
- 4- Extrapolation
- 5- Resolution
- 6- Extent
- 7- Support
- 8- Homogeneity



شکل (۳) سه حالت ارتباط حامی (B) و اندازه پیکسل (G) نشان داده شده است. حالت اول: G و B برابر باشند، حالت دوم: G بزرگتر از B باشد، و حالت سوم: G کوچکتر از B باشد (۴).

Figure(3) Support and pixel size relationship presented in three states. 1: $G=B$; 2: $G>B$; $G<B$ (4).

تکرار می‌باشد. الگوریتم حاضر سعی در تبدیل مقیاس کوچکتر به بزرگتر دارد که مقیاس نهایی را داده‌های کمکی مشخص می‌کنند. به عنوان مثال در منطقه مورد مطالعه، مقیاس نهایی ۳۰ متر می‌باشد. این الگوریتم بر اساس روش اولیه‌ای لی و پو (۱۰) است؛ ولی ملانو و همکاران (۱۳) ارتباط غیر خطی را بین متغیر هدف و کمکی را مدل‌سازی کردند. متغیر هدف در پیکسل بزرگتر را به صورت \hat{T}_k تعریف می‌کنیم که k از یک تا B می‌باشد. بنابراین تعداد کل پیکس‌های بزرگتر در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. \hat{T}_m مقدار تخمین زده شده کربن آلی خاک در پیکسل کوچک‌تر و m از یک تا D متغیر می‌باشد. در تئوری تعداد زیادی m در داخل k قرار می‌گیرد که تعداد آن بر اساس قدرت تفکیک مکانی مشخص می‌شود و با حرف E نشان داده می‌شود و در منطقه مورد مطالعه ۳۰ می‌باشد. برای شروع، در مرحله تکرار یک، \hat{T}_m دقیقاً برابر با \hat{T}_k در نظر گرفته می‌شود. در اینجا یک رگرسیون خطی تعمیم داده شده و شبکه عصبی مصنوعی بین \hat{T}_m و داده‌های کمکی به دست می‌آید.

$$\hat{T}_m = \alpha + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_p(x_p) \quad (8)$$

که α مقدار ثابت می‌باشد، x ها مقادیر داده‌های کمکی، و f_j اسپیلاین غیر پارامتری می‌باشد که ارتباط بین \hat{T}_m و متغیرهای کمکی را به دست می‌آورد. با فرض

بیان رابطه‌ی بین دو مقیاس به صورت معادله (۷)، مبتنی بر دو اصل و قاعده‌ی بدیهی می‌باشد: اول آن که ارزش و مقدار واحد حامی عبارت از میانگین حسابی مقادیر موجود در واحدهای حامی کوچک‌تر می‌باشد. به طور معمول از رابطه‌ی (۷) به عنوان رابطه‌ی پایه و مبنایی بین دو مقیاس استفاده می‌گردد. در این صورت مقادیر در واحد حامی بزرگ‌تر به صورت خطی ترکیب می‌شود تا میانگین حسابی محاسبه گردد. دومین اصل بدیهی آن است که واحدهای حامی در مقیاس مورد نظر دارای اندازه‌ی یکسان می‌باشند.

در مقاله حاضر از الگوریتم توسعه داده شده توسط ملانو و همکاران (۱۳) برای بزرگ‌مقیاس‌سازی استفاده گردید. این الگوریتم بزرگ‌مقیاس‌سازی سعی در تعیین الگوی تغییرات مکانی متغیر هدف (کربن آلی خاک) در مقیاس کوچک‌تر با استفاده از اطلاعات کمکی که دارای قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر هستند، دارد. در این روش، به جای در نظر گرفتن ارتباط خطی بین متغیر هدف و لایه‌های کمکی از رگرسیون تعمیم داده شده، استفاده می‌کند (۲). البته بنا به پیشنهاد ملانو و همکاران (۱۳) می‌توان از مدل‌های دیگر از جمله شبکه عصبی مصنوعی نیز بهره گرفت که در مقاله حاضر از هر دو روش استفاده شده است. الگوریتم ارائه شده توسط ملانو و همکاران (۱۳) دارای دو مرحله مقاداردهی اولیه و

تقی زاده مهرجردی: بزرگ‌مقیاس‌سازی مکانی در نقشه‌برداری...

تغییرات در حدود ۳۶٪ می‌باشد. این عدد مقدار زیاد تغییرات کربن آلی خاک را در منطقه نشان می‌دهد. ویلدینگ (۳۰) گزارش نمود که مقدار ضریب تغییرات را می‌توان در سه کلاس قرار داد. ضریب تغییرات بیش از ۳۵٪ (تغییرات شدید)، ۳۵٪ تا ۱۵٪ (تغییرات متوسط) و کمتر از ۱۵٪ (تغییرات کم) طبقه‌بندی می‌شوند.

متغیرهای محیطی

برای انتخاب متغیرهای محیطی موثر در پیش‌بینی کربن آلی خاک از معیار ضریب همبستگی استفاده گردید. نتایج نشان داد که از ۱۷ شاخص محاسبه شده و استخراج گردیده از مدل رقومی ارتفاع (۱۸) و تصویر ماهواره‌ای لندست (۲۵)، فقط ۸ لایه اطلاعاتی رابطه معنی‌داری را با کربن آلی خاک نشان می‌دهد. در شکل (۴) شاخص گیاهی نرمال شده و شاخص هواری دره با درجه تفکیک بالا نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، بیشترین مقدار شاخص گیاهی نرمال شده (۰/۵۵) در قسمت‌های میانی در جایی که پوشش گیاهی فراوان وجود دارد، دیده می‌شود. در مقابل مناطق غربی و جنوبی منطقه که دارای پوشش گیاهی ضعیف‌تری می‌باشند، کمترین مقدار شاخص گیاهی نرمال شده (۰/۰۲) را دارند. همچنین شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا دارای محدوده تغییرات صفر تا ۵/۳۶ می‌باشد. مقادیر بیشتر این لایه کمکی در قسمت‌های میانی منطقه مشاهده می‌شود (۷).

این که \hat{t}_m مجموعه‌ای از توابع غیرخطی متغیرهای کمکی است، معادله (۸) را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\hat{t}_m = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j) \quad (9)$$

با فرآیند تکراری پس‌خور، همه f_j ها بوسیله ارتباط بین \hat{t}_m و متغیرهای کمکی x_j محاسبه می‌شود. این فرآیند تکراری ادامه می‌یابد تا مجموع مربعات خطا به حداقل برسد.

نتایج و بحث

خلاصه آماری داده‌ها

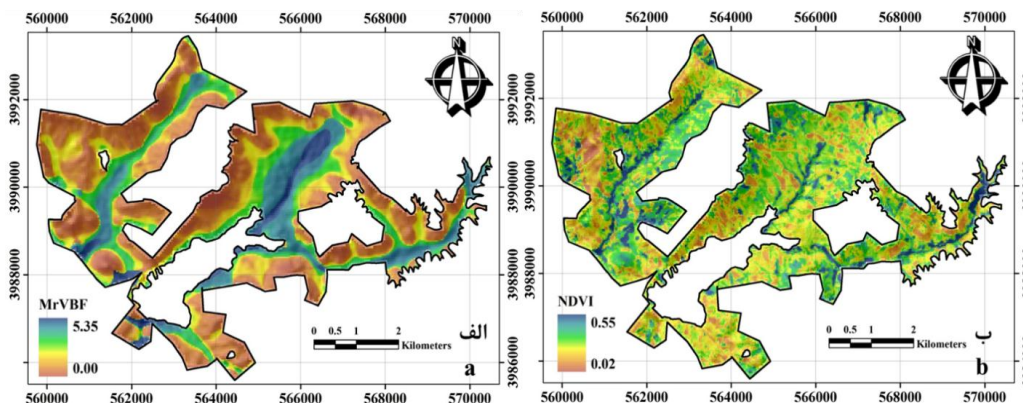
خلاصه آماری داده‌های کربن آلی در عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری خاک در جدول (۱) ارائه شده است. اولین قدم در مطالعات آماری معمولاً بررسی وضعیت توزیع داده‌ها می‌باشد. نزدیک بودن مقادیر میانگین (۰/۸۹) و میانه (۰/۸۳) نشان از نرمال بودن کربن آلی خاک دارد. نتایج چولگی و کشیدگی کربن آلی نیز از نرمال بودن داده‌ها حکایت دارد. علاوه بر این آزمون کولموگروف-اسمیرنوف نیز نرمال بودن توزیع داده‌ها را تایید نمود. مطابق با جدول (۱) مقدار میانگین کربن آلی ۰/۸۹ است. مقدار حداقل و حداکثر آن به ترتیب ۰/۲۱ تا ۱/۸۳ می‌باشد. بیشترین مقدار کربن آلی خاک مربوط به مناطق کشاورزی و مراتع و کمترین مقدار آن مربوط به مناطق با پوشش گیاهی ضعیف‌تر (مرتع) می‌باشد. ضریب

جدول (۱) خلاصه آماری کربن آلی در عمق ۰-۳۰ سانتیمتری خاک

Table(1) Statistical summary of soil organic carbon in 0-30 cm of soil.

تعداد	کمینه	بیشینه	ضریب تغییرات	چارک اول	چارک دوم	چارک سوم	کشیدگی	برافراشتگی
Number	Min	Max	Coefficient of Variation	First Quintile	Second Quintile	Third Quintile	skewness	Kurtosis
188	0.21	1.83	36.00	0.66	0.83	1.09	0.11	0.36

کربن آلی (%)
Organic Carbon



شکل (۴) پراکنش مکانی شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا (الف) و شاخص گیاهی نرمال شده (ب).
Figure (4) Spatial distribution of multi-resolution valley bottom flatness index (a) and normalized differences vegetation index (b).

می‌باشد.

اجزاء سرزمین در توزیع مکانی خاک و خصوصیاتش بسیار مؤثر هستند؛ زیرا توزیع مکانی تابش خورشیدی، درجه حرارت، رطوبت و جریان مواد را تحت تأثیر قرار می‌دهند. یکی از اجزاء اراضی، شاخص خیزی یا رطوبتی است که برای تعیین توزیع مکانی نفوذ و جریان آب سطحی به کار می‌رود. در واقع تأثیر توپوگرافی بر مکان و میزان تجمع رطوبت در خاک و یا آب در سطح زمین‌نما را نشان می‌دهد. این پارامتر با متغیرهای وابسته‌ای که با رطوبت ارتباط دارند و تحت تأثیر رطوبت قرار دارند، همبستگی بیشتری نشان می‌دهد؛ به طوری که در مطالعه حاضر، شاخص خیزی به عنوان یک متغیر پیش‌بینی‌کننده معنی‌دار در مدل پیش‌بینی کننده کربن آلی خاک وارد شد. لیو و همکاران (۱۱) نیز ارتباط معنی‌داری را بین شاخص خیزی و کربن آلی خاک تایید کردند. شاخص خیزی و همواری دره با درجه تفکیک زیاد مناطق مستعد برای دریافت رسوبات را (نواحی میانی) نشان داده و حاکی از این است که خاک‌های این قسمت‌ها، کربن آلی بیشتری را دارند. نتایج پیش‌بینی در مرحله آموزش نشان داد که مدل رگرسیون درختی به خوبی توانسته کربن آلی خاک را مدل‌سازی کند (ریشه مربعات خطا برابر با ۰/۱۱ و ضریب تبیین ۰/۸۹، می‌باشد). محققان مختلفی کارایی

پهنه‌بندی رقومی

همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، فرآیند انجام تحقیق حاضر در چهار مرحله شامل: ۱. نقشه پایه؛ ۲. کوچک‌مقیاس‌سازی؛ ۳. بزرگ‌مقیاس‌سازی؛ ۴. ارزیابی مدل خلاصه می‌شود که نتایج نیز به همین ترتیب ارائه خواهد شد.

مرحله اول: آنالیز درخت تصمیم نشان داد که بعضی از متغیرهای کمکی مانند شاخص گیاهی نرمال شده، شاخص خیزی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا و انحنای طولی شیب بالاترین تأثیر را بر روی پیش‌بینی کربن آلی خاک را دارند (شکل ۵ الف). این شکل تأثیر هر متغیر کمکی به صورت درصد بر روی مدل درختی بیشتر را نشان می‌دهد. با توجه به این شکل، استنباط می‌شود که شاخص گیاهی نرمال شده موثرترین متغیر کمکی در مدل می‌باشد؛ به گونه‌ای که تأثیر این شاخص در مدل استفاده شده ۷۸ درصد است. محققان مختلفی ارتباط معنی‌دار شاخص گیاهی نرمال شده و کربن آلی خاک را نشان داده‌اند (۶). همچنین، متغیرهای کمکی مهم دیگر شاخص خیزی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا و انحنای طولی شیب می‌باشد که به ترتیب ۵۷، ۳۹ و ۲۸ درصد در مدل وارد شده است. این موضوع می‌تواند مؤید این مطلب باشد که در این منطقه، پستی و بلندی یکی از مهم‌ترین فاکتورهای خاک‌سازی

و خطا بهینه گردید و نتایج نشان داد که تعداد ۷ نرون بهترین می‌باشد؛ بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با ساختار یک لایه مخفی، ۷ نرون مخفی و ۱۴۰۰ تکرار (اپوک) بهترین ساختار جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی است.

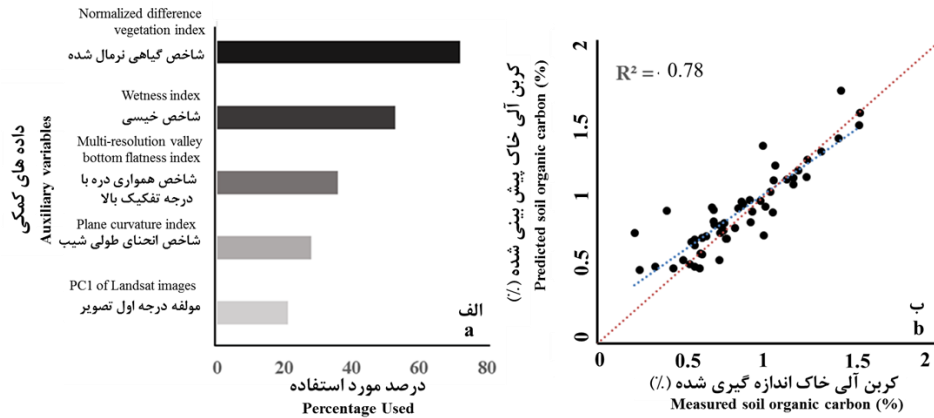
مرحله چهارم: برای ارزیابی دو مدل مذکور از همبستگی بین نقشه‌های حاصل شده از فرآیند بزرگ-مقیاس‌سازی و نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک ۳۰ متر که از مدل درختی (نقشه پایه) به دست آمده بود (شکل ۶ الف)، استفاده شدند. نتایج ارزیابی در شکل (۷) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون تعمیم داده شده دارای دقت قابل قبولی می‌باشند. در حقیقت هر دو مدل توانسته‌اند روند تغییرات کربن آلی خاک را در پیکسل‌های کوچک‌تر محاسبه کنند؛ اما با دقت در شکل (۷) متوجه می‌شویم که مدل شبکه عصبی مصنوعی (۰/۸۱) دارای ضریب تبیین بالاتری از رگرسیون تعمیم داده شده (۰/۷۰) می‌باشد که علت آن مربوط به ماهیت و ریاضیات شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

پس از مشخص شدن کارایی مدل، نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر به روش بزرگ-مقیاس‌سازی بر اساس روش شبکه عصبی مصنوعی تهیه گردید (شکل ۸ الف). همچنین تفاوت بین نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر حاصل شده از مدل درختی و نقشه کربن آلی خاک حاصل شده از فرآیند بزرگ‌مقیاس‌سازی در شکل (۸ ب) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، الگوریتم به کار رفته جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی در بعضی از قسمت‌های منطقه مقدار کربن آلی خاک را بیش‌برازش و در سایر پیکسل‌ها آن را کم‌برازش کرده است.

رگرسیون درختی را در نقشه‌برداری خاک تایید کرده‌اند (۶). بعد از به دست آوردن قوانین مرتبط، مدل درختی حاصل را بر روی داده‌های آزمون آزمایش کردند تا دقت این مدل برای پیش‌بینی کربن آلی خاک مشخص شود (شکل ۵ ب)؛ سپس با استفاده از قوانین، نقشه رقمی کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تهیه گردید (شکل ۶ الف). این نقشه به عنوان نقشه پایه برای ارزیابی مدل‌های ریزمقیاس‌سازی در مراحل بعدی استفاده شد.

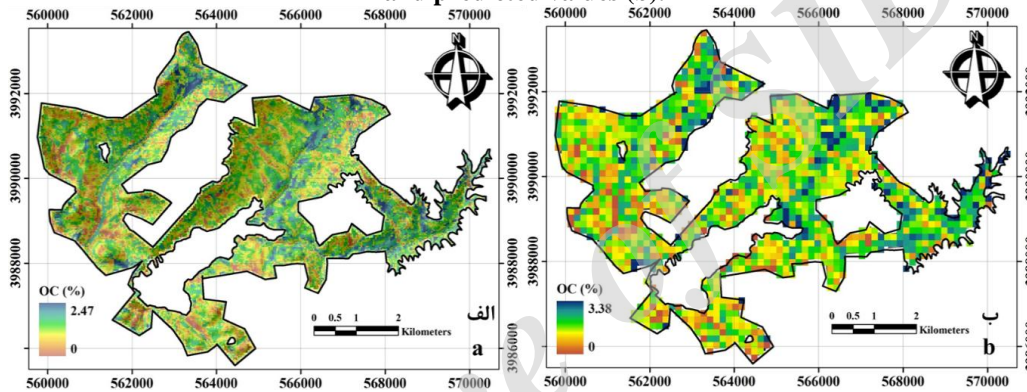
مرحله دوم: با استفاده از روش میانگین‌گیری بلوکی که یکی از ساده‌ترین روش‌ها برای کوچک‌مقیاس‌سازی می‌باشد (۱۲ و ۱۳)، نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر به نقشه‌ای با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر تبدیل گردید (شکل ۶ ب). همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، قدرت تفکیک مکانی نقشه رقمی کربن آلی خاک نسبت به نقشه پایه بسیار کاهش پیدا کرده است. به عبارت دیگر بسیاری از اطلاعات در این مرحله کوچک‌مقیاس‌سازی حذف شده‌اند (۱۲).

مرحله سوم: با استفاده از الگوریتم بزرگ‌مقیاس‌سازی نقشه کربن آلی خاک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر به نقشه‌ای با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تبدیل گردید. در این مرحله از دو رویکرد رگرسیون تعمیم داده شده و شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. تعداد نرون در لایه ورودی شبکه عصبی مصنوعی برابر با تعداد ورودی (۱۷ لایه رستری) می‌باشد. در لایه خروجی تعداد نرون برابر با خروجی مدل برابر با یک تعیین گردید. لیو و همکاران (۱۱) که بیان داشتند تعداد زیاد نرون در لایه مخفی، باعث بیش از حد آموزش دیدن و تعداد کم آن باعث فرآیند کند آموزش می‌شود. همچنین بهترین راه برای به دست آوردن تعداد نرون بهینه روش سعی و خطا می‌باشد؛ بنابراین تعداد نرون در لایه مخفی با روش سعی



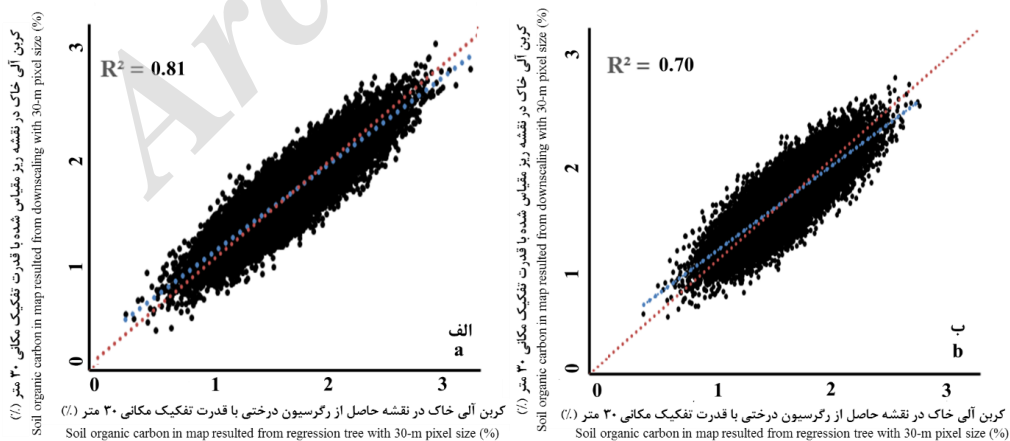
شکل (۵) مهمترین متغیرهای کمکی مورد استفاده در مدل درختی (الف) و نمودار پراکنش مقادیر واقعی و مقادیر پیش-بینی شده (ب)

Figure (5) The most important parameters used in tree model (a) and scattergram of measured and predicted values (b).



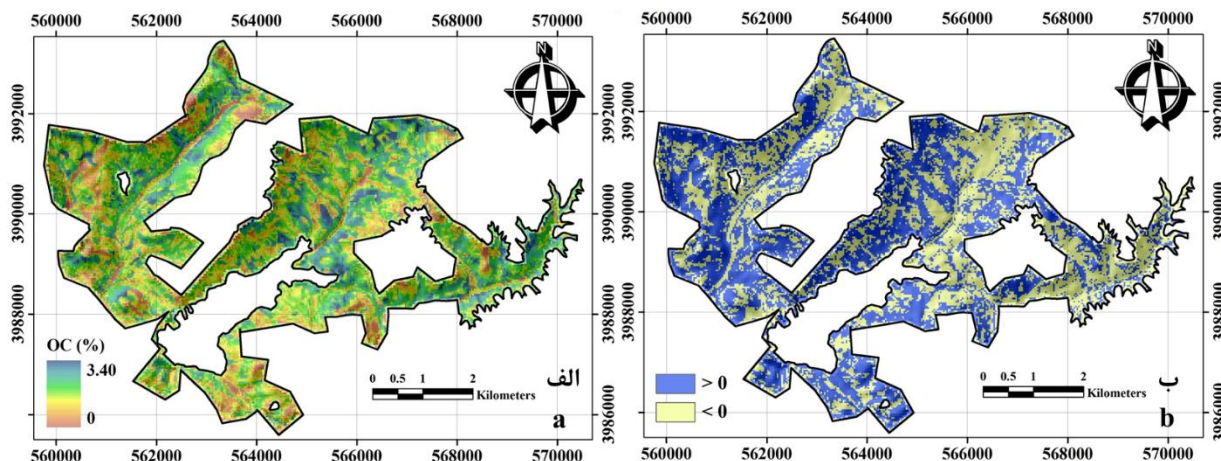
شکل (۶) نقشه رقمی کربن آلی خاک با استفاده از مدل رگرسیون درختی با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر (الف) و نقشه کربن آلی خاک با استفاده از روش کوچک مقیاس سازی میان گیری بلوکی با قدرت تفکیک مکانی ۱۵۰ متر (ب)

Figure (6) Digital soil organic carbon map using tree model with pixel size of 30 m (a) and soil organic carbon map using up-scaling termed averaged blocking model with pixel size of 150 m (b).



شکل (۷) مقادیر کربن آلی خاک با استفاده از مدل درختی در مقابل مقادیر کربن آلی با استفاده از الگوریتم ریزمقیاس سازی بر اساس شبکه عصبی مصنوعی (الف) و رگرسیون تعمیم داده شده (ب)

Figure (7) Concordance plot between the 30-m SOC maps generated by tree model and ANN (a) GAM (b).



شکل (۸) نقشه رقومی کربن آلی خاک با استفاده از الگوریتم بزرگ‌مقیاس‌سازی با مقیاس ۳۰ متر (الف) و پراکنش پیکسل‌هایی که کم برآزش و بیش برآزش شده‌اند (ب)

Figure (8) Digital soil organic carbon map using downscaling method with pixel size of 30-m (a) and spatial distribution of over and under estimated pixels (b).

توازن جرم، سعی در مدل‌سازی تغییرات مکانی کربن آلی خاک در مقیاس ۳۰ متر با استفاده از داده‌های کمکی را دارد. نتایج تحقیق حاضر نشان داد که الگوریتم حاضر به خوبی می‌تواند فرآیند بزرگ‌مقیاس‌سازی را انجام دهد؛ همچنین نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بالاتری نسبت به روش رگرسیون تعمیم‌پذیر جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی می‌باشد.

نتیجه‌گیری

مسئله همیشگی و اساسی در ارتباط با داده‌های مکانی این است که مقیاس مکانی مورد نیاز با آنچه که در دسترس می‌باشد، همخوانی ندارد. برای حل مشکل، روش‌های مختلفی برای بزرگ‌مقیاس‌سازی و بزرگ‌مقیاس‌سازی ارائه شده است. در این پژوهش از روش جدید بزرگ‌مقیاس‌سازی معرفی شده جهت بزرگ‌مقیاس‌سازی اطلاعات مکانی کربن آلی خاک از مقیاس ۱۵۰ متر به ۳۰ متر استفاده گردید و همانند روش‌های تجربی قبلی این الگوریتم نیز با در نظر گرفتن حفظ

منابع

1. Banaei, M.H. 1998. Soil moisture and temperature regime map of Iran. Soil and Water Research Institute. Ministry of Agriculture, Tehran, Iran.
2. Bierkens, M.F.P., Finke, P.A., and de-Willigen, P. 2000. Up-scaling and Down-scaling Methods for Environmental Research. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands.
3. Bishop, T.F.A., McBratney, A.B., and Whelan, B.M. 2001. Measuring the quality of digital soil maps using information criteria. Geoderma, 103:95–111.

4. Blochl, G. 2005. Statistical up-scaling and downscaling in hydrology. In Anderson M.G., and McDonnell J.J. (ed.) *Encyclopedia of Hydrological Sciences*. John Wiley & Sons, Chichester, West Sussex, England.
5. Boettinger, J.L., Ramsey, R.D., Bodily, J.M., Cole, N.J., Kienast-Brown, S., Nield, S.J., Saunders, A.M., and Stum, A.K. 2008. Landsat spectral data for digital soil mapping. p. 193–203. In A.E. Hartemink et al. (ed.) *Digital soil mapping with limited data*. Springer Science, Rio de Janeiro, Brazil.
6. Bou-Kheir, R., Greve, M.H., Bøcher, P.K., Greve, M.B., Larsen, R., and McCloy, K. 2010. Predictive mapping of soil organic carbon in wet cultivated lands using classification-tree based models: the case study of Denmark. *Journal of Environment and Management*, 91:1150–1160.
7. Gallant, J.C., and Dowling, T.I. 2003. A multi-resolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 39:1347-1360.
8. Gee, G.W., and Bauder, J.W. 1986. Particle size analysis. p. 383-411. In: A. Klute. (ed.) *Methods of Soil Analysis*. Part 1. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.
9. Geological Survey of Iran. 2014. Research Institute of GSI, Tehran, Iran. Available at www.gsi.ir (visited 5 September 2014).
10. Liu, D.S., and Pu, R.L. 2008. Downscaling thermal infrared radiance for sub-pixel land surface temperature retrieval. *Sensors*, 8:2695–2706.
11. Liu, F., Zhang, G., Sun, Y., Zhao, Y., and Li, D. 2013. Mapping the Three-Dimensional Distribution of Soil Organic Matter across a Subtropical Hilly Landscape. *Soil Science Society America Journal*, 77:1241-1253.
12. Malone, B.P., McBratney, A.B., and Minasny, B. 2014. Spatial scaling for digital soil mapping. *Soil Science Society America Journal*, 77:890-902.
13. Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., and Wheeler, I. 2012. A general method for downscaling earth resource information. *Computers and Geosciences*, 41:119–125.
14. McBratney, A.B. 1998. Some considerations on methods for spatially aggregating and disaggregating soil information. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 50:51–62.
15. McBratney, A.B., Mendonça-Santos, M.L., and Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117:3– 52.
16. Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J.P., and Kerr, Y. 2009. A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Remote Sensing and Environment*, 113:2275–2284.
17. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computer and Geoscience*, 32:1378–1388.

18. National Cartographic Center. 2014. Research Institute of NCC, Tehran, Iran. Available at www.ncc.org.ir (visited 5 September 2014).
19. Nelson, R.E. 1982. Carbonate and gypsum. p. 181-196. In A.L. Page et al. (ed.) *Methods of soil analysis. Part 2. Agron. Monogr. 9.* ASA and SSSA, Madison, WI.
20. Ponce-Hernandez, R., Marriott, F.H.C., and Beckett, P.H.T. 1986. An improved method for reconstructing a soil-profile from analysis of a small number of samples. *Journal of Soil Science*, 37:455–467.
21. Quinlan, J.R. 2001. *Cubist: An Informal Tutorial.* Available at <http://www.rulequest.com> (visited 10 October 2014).
22. Schomburg, A., Venema, V., Lindau, R., Ament, F., and Simmer, C. 2010. A downscaling scheme for atmospheric variables to drive soil-vegetation-atmosphere transfer models. *Tellus*, 62:242–258.
23. Simbahan, G.C., Dobermann, A., Goovaerts, P., Ping, J., and Haddix, M.L. 2006. Fine-resolution mapping of soil organic carbon based on multivariate secondary data. *Geoderma*, 132:471–489.
24. 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.* SSSJA, Madison, WI.
25. United States Geological Survey. 2014. Research Institute of GSI, Tehran, Iran. Available at <http://earthexplorer.usgs.gov/> (visited 5 September 2014).
26. Walkey, A., and Black, I.A. 1934. An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid in soil analysis. 1. Experimental. *Soil Science Society America Journal*, 79:459-465.
27. Western, A.W., and Blöschl, G. 1999. On the spatial scaling of soil moisture. *Journal of Hydrology*, 217:203–224.
28. 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.
29. Wilby, R.L., Wigley, T.M.L., Conway, D., Jones, P.D., Hewitson, B.C., Main, J., and Wilks, D.S. 1998. Statistical downscaling of general circulation model output: a comparison of methods. *Water Resources Research*, 34:2995–3008.
30. Wilding, L.P. 1985. *Spatial Variability: Its Documentation, Accommodation and Implication to Soil Surveys.* p. 166-194. In D.R. Nielsen and Bouma J. (ed.) *Soil Spatial Variability.* Pudoc, Wageningen, The Netherlands.
31. Yarnal, B., Comrie, A.C., Frakes, B., and Brown, D.P. 2001. Developments and prospects in synoptic climatology. *International Journal of Climatology*, 21:1923–1950.

32. Yoo, K., Amundson, R., Heimsath, A.M., and Dietrich, W.E. 2006. Spatial patterns of soil organic carbon on hillslopes: integrating geomorphic processes and the biological C cycle. *Geoderma*, 130:47–65.
33. Yu, G., Di, L., and Yang, W. 2008. Downscaling of global soil moisture using auxiliary data. p. 230-233. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., Boston, Massachusetts, USA.
34. Zhang, S., Huang, Y., Shen, C., Ye, H., and Du, Y. 2012. Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information. *Geoderma*, 171:35–43.
35. Zhao, M.S., Rossiter, D.G., Li, D.C., Zhao, Y.G., Liu, F., and Zhang, G.L. 2014. Mapping soil organic matter in low-relief areas based on land surface diurnal temperature difference and a vegetation index. *Ecological Indicators*, 39:120–133.

Archive of SID