

تغییرات مکانی ذرات معدنی خاک با استفاده از زمین آمار و سنجش از دور جهت پهنه‌بندی بافت خاک

فرخ اسدزاده^۱ - کمال خسروی اقدم^{۲*} - نفیسه یغمائیان مهابادی^۳ - حسن رمضان پور^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۵/۰۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۷/۱۸

چکیده

شناخت توزیع فضایی و تغییرپذیری مکانی بافت خاک به عنوان یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های خاک‌شناخت، ویژگی اساسی جهت مدیریت بهینه اراضی تلقی می‌شود که آگاهی دقیق از این تغییرات مکانی به استفاده بهینه از زمین و در نهایت افزایش تولیدات کشاورزی منجر خواهد شد؛ بنابراین این مطالعه با هدف افزایش دقت تخمین بافت خاک به کمک تصاویر ماهواره تراه، سنجنده مادیس انجام شد. در این راستا، نمونه‌برداری برای تخمین بافت خاک سطحی در ۶۰ نقطه به روش تصادفی سیستماتیک در منطقه مطالعاتی واقع در شرق آذربایجان شرقی، انجام شد. بعد از تجزیه آزمایشگاهی ذرات معدنی با روش هیدرومتري، بافت خاک تعیین گردید، سپس به بررسی همبستگی اجزای معدنی خاک با باندهای SWIR ماهواره تراه، سنجنده مادیس با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر در جهت کاهش خطای RMSE و MAE در تخمینگر زمین آماری کوکریجینگ پرداخته شد و رابطه رگرسیونی گام به گام چندگانه خطی بین باندهای SWIR و ذرات معدنی خاک ارائه شد، همچنین رابطه رگرسیونی بین سطوح تخمینی کوریجینگ و کوکریجینگ از طریق تفاضل آن‌ها به دست آمد. در انتها پهنه‌بندی بافت خاک به کمک پیش‌بینی کوکریجینگ از سه جزء معدنی خاک انجام شد. نتایج نشان داد که از بین باندهای SWIR، باند سه دارای بیشترین همبستگی با ذرات معدنی خاک می‌باشد و استفاده از این متغیر کمکی، مقدار خطای تخمین RMSE را برای ذرات شن، سیلت و رس را به ترتیب ۲/۸۱، ۲/۷۳ و ۲/۰۶ و خطای تخمین MAE را به ترتیب ۰/۰۱۱، ۰/۰۲۵ و ۰/۱۳۶ کاهش می‌دهد. برازش مدل‌های تئوریک نشان داد که بهترین مدل نیم تغییرنا برای رس، سیلت و شن به ترتیب کروی، کروی، نمایی و برای نیم تغییرنمای متقابل به ترتیب کروی، نمایی و نمایی می‌باشد، همچنین بیشترین خطای تخمین مربوط به شن و کمترین خطای تخمین مربوط به رس می‌باشد، که متغیر کمکی باند ۳ سنجنده مادیس در پایین آوردن خطای تخمین بیشترین و کمترین اثر را به ترتیب در تخمین مربوط به شن و رس دارد، همچنین نتایج نقشه کوکریجینگ بافت خاک، با بافت‌های خاک تعیین شده در آزمایشگاه به میزان ۷۰ درصد همخوانی دارد.

واژه‌های کلیدی: توزیع اندازه ذرات، رگرسیون گام به گام چند چندگانه خطی، سنجنده مادیس، کوریجینگ، کوکریجینگ

مقدمه

سطح فامیل و برای شناسایی افق‌های آرچلیک^۶، کندیک^۷ و ناتریک^۸ استفاده می‌شود (۳۴). داده‌های مربوط به توزیع اندازه ذرات نهایی سازنده خاک، جزء اطلاعات ورودی به اغلب مدل‌های هیدرولوژیکی، اکولوژیکی، اقلیمی و زیست محیطی هستند (۲۵). افزون بر این، برای تخمین خواصی از خاک مانند قابلیت هدایت آبی و نگهداری آب خاک، از بافت خاک و مقدار برخی از ذرات نهایی سازنده خاک نظیر سیلت و شن استفاده می‌شود (۳۰). بنابراین تهیه نقشه بافت خاک با قدرت تفکیک مکانی بالا برای مدل‌سازی هیدرولوژیکی و زیست محیطی و همچنین سایر فعالیت‌های مدیریتی کشاورزی و حفاظت محیطی ضروری است (۳۵).

بافت خاک نسبت ذرات شن، سیلت و رس در نمونه‌های خاک

بافت خاک^۵ عاملی اثرگذار بر رفتار فیزیکی و شیمیایی خاک‌ها از قبیل توان نگه‌داری آب، ظرفیت تبادل کاتیونی، حاصلخیزی و باروری خاک، زهکشی و ویژگی‌های جذبی خاک می‌باشد (۲۷)؛ همچنین عاملی مؤثر در فرسایش‌پذیری و به تبع آن کاهش حاصلخیزی خاک می‌باشد (۴۱). بافت خاک در همه سطوح در سیستم جامع رده‌بندی خاک، برای شناسایی رده‌ها و همچنین برای طبقه‌بندی خاک‌ها در

۱- دانشیار، گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۲، ۳ و ۴- به ترتیب دانشجوی دکتری، استادیار و دانشیار گروه علوم خاک، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان

*- نویسنده مسئول: (Email: K.Khosraviqdam@gmail.com)

DOI: 10.22067/jsw.v32i6.74046

5- Soil texture

6- Argillic horizon
7- Natric horizon
8- Kandic horizon

است (۳۳). بافت خاک عامل بسیار تعیین کننده‌ای در میزان رطوبت خاک است. رطوبت خاک، موجب کاهش بازتاب در بخش مرئی و مادون قرمز می‌شود؛ بنابراین خاک رسی که مقدار زیادی رطوبت را جذب می‌کند، انعکاس کمتری در طول موج‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک و میانی دارد، زیرا آن‌ها را به شدت جذب می‌نمایند و همبستگی بالایی با تابش امواج الکترومغناطیس دارد (۳) ولی ذرات سیلت که مخلوطی از ذرات معدنی خاک می‌باشند همبستگی کمتری با بازتابش طیف الکترومغناطیس دارند (۳۵).

زمین‌آمار^۱ یکی از شاخه‌های علم آمار می‌باشد که شامل روش‌های مختلفی برای تخمین تغییرپذیری مکانی یک متغیر توسعه یافته است و امروزه به طور گسترده توسط دانشمندان علوم خاک مورد استفاده قرار می‌گیرد (۲۳) که ابزاری قدرتمند برای ترسیم نقشه‌های تغییرات مکانی ویژگی‌های خاک است (۷). کریجینگ^۲ به عنوان یکی از روش‌های اساسی درونیایی، تخمینگر خطی نآریب برای تغییرات مکانی یک متغیر وابسته است. کوکریجینگ^۳ روش دیگر درونیایی است که از یک متغیر ثانویه دارای همبستگی با متغیر اولیه، جهت افزایش دقت و کاهش واریانس خطای تخمین استفاده می‌کند (۴۴). اگر متغیر ثانویه دارای همبستگی کمی با متغیر اولیه باشد، کوکریجینگ برتری کمی نسبت به کریجینگ معمولی دارد (۳۸). بیتس و واریک (۴۵) پیشنهاد کردند که کوکریجینگ نسبت به کریجینگ برای متغیرهایی که دارای همبستگی بیشتر از ۰/۵ هستند، برتری بیشتری در برقراری ارتباط دارد. تغییرات مکانی بافت خاک را بعد از نمونه‌برداری مناسب از منطقه، می‌توان با استفاده از تخمینگر کریجینگ با دقت بالا پهنه‌بندی کرد، همچنین کوکریجینگ نیز می‌تواند با استفاده از داده‌هایی که همبستگی بالایی با ذرات خاک داشته باشند، بهتر از کریجینگ برای مطالعه تغییرات مکانی بافت خاک عمل کند (۲۴).

در دو دهه اخیر، مقایسه بازتابش طیفی خاک به کمک پردازش تصاویر ماهواره‌ای با آنالیز پارامترهای آزمایشگاهی نمونه‌های خاک پیشرفت‌های چشم‌گیری داشته است (۱۱). مطالعات بسیار زیادی در مورد استفاده از داده‌های ماهواره‌ای برای تخمین دقیق‌تر پارامترهای خاک در دنیا انجام شده است (۴۶) و از داده‌های ماهواره‌هایی از قبیل ایکونوس^۴ (۳۶)، ای‌وی‌اچ‌آر‌آر^۵ (۳۱)، لندست^۶ ۷ و مادیس^۷ (۲۹ و ۲۶) استفاده شده است که سبب برقراری ارتباط بین داده‌های ماهواره‌ای و آنالیزهای آزمایشگاهی خاک‌شناسان شده که باعث تخمین دقیق‌تر و

جزئی‌تری از پارامترهای خاک شده است، مطالعات زیادی نشان داده است که بافت خاک همبستگی معناداری با بازتابش طیف الکترومغناطیس در محدوده نور مرئی و مادون قرمز نزدیک^۸ (۲۵۰-۴۰۰ نانومتر) دارد (۳۶ و ۴۶). بنابراین رابطه بین بازتابش طیفی و روابط آماری از قبیل رگرسیون خطی می‌تواند به برآورد دقیق‌تر بافت خاک بیانجامد (۲۱). لاگسری و همکاران (۲۱) دریافتند که بافت خاک با بازتابش طیفی خاک همبستگی بالایی دارد و تعیین بافت خاک از طریق ترکیب زمین آمار و سنجش از دور بسیار ساده‌تر از مطالعات میدانی می‌باشد، بنابراین داده‌های سنجش از دور می‌توانند برای دستیابی دقیق‌تر به بافت خاک و تغییرات مکانی آن مورد استفاده قرار گیرند.

با وجود اهمیت زیاد بافت خاک، برای مدل‌سازی‌های زیست محیطی در مقیاس‌های مورد نیاز، با کمبود داده‌های آن مواجه هستیم و در بیشتر نقشه‌های خاک تغییرات مکانی بین کلاس‌ها و تغییرات تدریجی این متغیر کمتر مورد توجه قرار گرفته است (۱) که این مشکل در کشورهایی با داده‌های کم، که تلاش برای داده‌های بیشتر با محدودیت‌های مالی مواجه است، بیشتر مشهود است (۲). بنابراین این پژوهش با هدف بررسی همبستگی داده‌های SWIR^۹ سنجنده مادیس با آنالیزهای آزمایشگاهی ذرات معدنی خاک، جهت تعیین روابط رگرسیونی بین آنها و افزایش دقت تخمین تغییرات مکانی ذرات معدنی خاک جهت پهنه‌بندی بافت خاک بر اساس روش USDA^{۱۰} صورت گرفت.

مواد و روش‌ها

توصیف منطقه مورد مطالعه

این پژوهش در قسمتی از استان آذربایجان شرقی به مساحت $13154/58 \text{ km}^2$ در بین $36^{\circ} 22'$ تا $48^{\circ} 02'$ طول شرقی و $36^{\circ} 45' 04''$ تا $38^{\circ} 25' 08''$ عرض شمالی در ۴۰ کیلومتری شرق شهرستان تبریز که بخشی از مناطق کوهستانی زاگرس و دارای آب و هوای خشک و نیمه‌خشک می‌باشد، انجام شد (شکل ۱). متوسط ارتفاع منطقه ۱۸۴۶ متر از سطح دریا و شیب منطقه ۲ تا بیش از ۶۰ درصد می‌باشد. از نظر کاربری اراضی این منطقه دارای انواع کاربری‌ها شامل باغ، کشت آبی و دیم، مراتع و مناطق شهری می‌باشد. از لحاظ مواد مادری عمدتاً شامل مارن^{۱۱}، سنگ‌های آهکی^{۱۲}، آندزیت^{۱۳} و گرانیت^{۱۴} می‌باشد و منطقه شامل اراضی متفرقه

8- Visible and near infrared region

9- Short wave infrared

10- United States Department of Agriculture

11- Marl

12- limestone

13- Andesitic

14- Granite

1- Geostatistics

2- Kriging

3- Co Kriging

4- Ikonos

5- AVHRR

6- Landsat

7- Modis

معدنی خاک با دو روش کریجینگ و کوکریجینگ انجام گرفت که از مقادیر DN استخراج شده به عنوان متغیر کمکی جهت پهنه‌بندی بافت خاک استفاده شد (۲۴).

کریجینگ و کوکریجینگ

در این پژوهش از دو روش زمین آماری کریجینگ معمولی و کوکریجینگ برای تخمین بافت خاک استفاده شد، زیرا هر دو روش، با کمترین خطای تخمین شناخته شده‌اند (۴۲). کریجینگ یک روش درون‌یابی زمین آماری است که از تابع نیم تغییرنا^۳ جهت بیان همبستگی مکانی استفاده می‌کند، نیم تغییرنا به بررسی و شناخت ویژگی‌های ساختاری متغیر ناحیه‌ای می‌پردازد و چگونگی تغییرات آن را بیان می‌کند، اگر نیم تغییرنا به سقف معینی برسد و دامنه تأثیر مشخصی داشته باشد، ساختار فضایی و شرایط صدق فرضیه ذاتی می‌تواند وجود داشته باشد (۷). گوارتس (۱۴) نیم تغییرنا را به صورت معادله ۱ تعریف کرد.

$$\lambda(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

در این رابطه $\lambda(h)$ مقدار نیم تغییرنا در فاصله h ، $N(h)$ جفت نمونه‌های به کار رفته در محاسبه $\lambda(h)$ به ازای هر فاصله مانند h است. $Z(x_i)$ و $Z(x_i+h)$ به ترتیب مقادیر متغیر در موقعیت‌های نمونه‌برداری x_i و x_i+h است. معادله تخمین که برای کریجینگ ارائه شده به صورت معادله ۲ می‌باشد.

$$Z^*(x) = \sum_{i=1}^I \lambda_i Z(x_i) \quad (2)$$

در این رابطه $Z^*(x)$ مقدار مشاهده شده متغیر Z^* در نقطه x_i و λ_i وزن یا اهمیت نسبت داده شده به متغیر Z در نقطه x_i و I تعداد مشاهدات می‌باشد که برای دستیابی به تخمین درست شرط معادله ۳ باید رعایت شوند.

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^I \lambda_i \gamma(x_i, x_j) - \mu = \gamma(x_i, x_j) \\ \sum_{i=1}^I \lambda_i = 1 \end{cases} \quad (3)$$

در این رابطه $\gamma(x_i, x_j)$ مقداری از واریوگرام است که متناظر با بردار کمیت x_i و شدت x_j باشد و μ ضریب لانگ‌راژ می‌باشد. کوکریجینگ رویکرد دیگر زمین آماری است که از نیم تغییرنمای متقابل^۴ (معادله ۴) برای توصیف همبستگی مکانی استفاده می‌کند (۲۸).

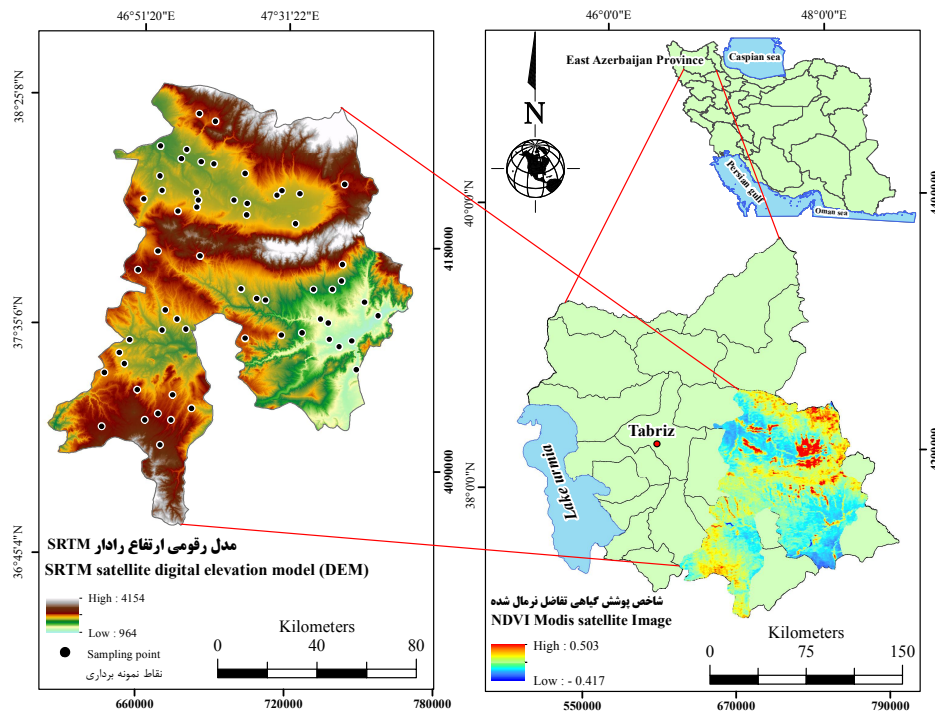
به شکل رخنمون سنگی و بدلدن و خاک‌های رده‌های انتی‌سولز و اینسیتی‌سولز می‌باشد.

گزینش نقاط نمونه‌برداری و آنالیز آزمایشگاهی ذرات معدنی خاک

به‌منظور نمونه‌برداری از خاک‌های منطقه مورد مطالعه در طبقات ارتفاعی مختلف و به تبع آن در شیب‌های متفاوت، ابتدا مدل رقومی ارتفاعی رادار SRTM در چهار سین ۳۰ متری هم‌زمان، برای منطقه مورد مطالعه تهیه شدند. بعد از موزائیک‌سازی لایه‌های ارتفاعی، با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه با خطای کمتر از ۰/۵ پیکسل، لایه نهایی موزائیک شده و به سیستم مختصات UTM ZON-38 انتقال و GIS - Ready شد (شکل ۱). برای جداسازی بازتابش طیف الکترومغناطیس پوشش گیاهی و خاک، شاخص پوشش گیاهی تفاضل نرمال شده^۱ از باندهای ۱ و ۲ سنجنده مادیس (۱۳) تهیه شد (شکل ۱). سپس مدل رقومی ارتفاعی موزائیک شده نهایی، به طبقات ارتفاعی مختلف تقسیم‌بندی شد تا از کلیه طبقات ارتفاعی برای ارزیابی دقیق‌تر بافت خاک سطحی استفاده شود، در نهایت تعداد ۶۰ موقعیت مکانی از نقاط فاقد پوشش گیاهی متراکم انتخاب شد همچنین با توجه به این‌که بازتابش امواج الکترومغناطیس از ۰/۰۰۲ میلی‌متری سطح خاک می‌باشد و همبستگی رگرسیونی بین عمق صفر تا ۱۵ سانتی‌متری خاک با لایه ۰/۰۰۲ میلی‌متر خاک برقرار می‌شود، ارزش پیکسل‌ها به عدد آنالیز بافت خاک تغییر می‌کند (۱۹)؛ به همین دلیل نمونه‌برداری از عمق صفر تا ۱۵ سانتی‌متری خاک سطحی انجام شد (شکل ۱). برای انجام این پژوهش پس از انتقال نمونه‌های خاک به آزمایشگاه و هوا خشک کردن، جهت همگن کردن ذرات خاک از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شد سپس بافت خاک به روش هیدرومتری اندازه‌گیری شد. با توجه به اینکه بیشترین همبستگی برای باندهای مادون قرمز نزدیک و ویژگی‌های خاک گزارش شده است (۳۵ و ۴۳). باندهای SWIR سنجنده مادیس با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر برای تاریخ نمونه‌برداری انتخاب شدند. پس از انجام تصحیحات، مقدار^۲ DN باندهای SWIR در نقاط نمونه‌برداری استخراج شد و بعد از انجام تحلیل همبستگی پیرسون، روابط رگرسیونی گام به گام چندگانه خطی بین DN باند SWIR سنجنده مادیس با بالاترین همبستگی و مقادیر اندازه‌گیری شده آزمایشگاهی برای اجزاء معدنی خاک به دست آمد (۲۴، ۲۱، ۳۶، ۵، ۱۲ و ۱۰) در این روابط درصد ذرات معدنی به عنوان متغیر وابسته و DN تصاویر ماهواره‌ای به عنوان متغیر مستقل در نرم‌افزار SPSS لحاظ شد و روابط رگرسیونی به دست آمد. در انتها درون‌یابی ذرات

3- Semivariogram
4- Cross-semivariogram

1- Normalized Difference Vegetation Index
2- Digital number



شکل ۱- نمای اجمالی از منطقه مورد مطالعه، شاخص پوشش گیاهی نرمال شده، مدل رقومی ارتفاع و پراکنش نقاط نمونه برداری
 Figure 1- The Overview of the study area, Normalized Difference Vegetation Index, Digital Elevation Model and Distribution of sampling points

$$\gamma_{uv}(b) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(b)} \{ [z_u(x_i + b) - z_u(x)] [z_u(x_i + b) - z_v(x)] \} \quad (4)$$

استفاده از تکنیک کمترین مربعات با استفاده از همه یا بخشی از سطح، مورد مقایسه قرار گرفته و رابطه رگرسیون خطی بین آن‌ها را ارائه می‌دهد (۱۷). در انتها لایه با کمترین خطا به نرم‌افزار QGIS انتقال و بعد از تعریف CSR^۱ پهنه‌بندی بافت خاک بر اساس روش USDA انجام گرفت.

معیارهای ارزیابی روش‌های درونیابی

جهت بررسی دقت هر روش و یا انتخاب پارامتر مناسب در آن نیاز به ارزیابی می‌باشد، برای دستیابی به میزان خطا میان مقادیر واقعی و تخمینی معیارهای مختلفی وجود دارد که مهم‌ترین آن‌ها میانگین قدر مطلق خطا^۲ (MAE) و خطای مربع میانگین^۳ (RMSE) می‌باشد. در این پژوهش برای ارزیابی دقت تخمین‌های زمین آماری کریجینگ و کوکریجینگ از معیارهای ذکر شده بر طبق معادلات ۷ و ۸ استفاده شد (۱۶).

در این معادله $N(h)$ تعداد جفت نمونه‌های به کار رفته در محاسبه، z_u و z_v به ترتیب مقدار متغیرهای اصلی و همراه در موقعیت مکانی x و $x_i + b$ هستند که پس از محاسبه نیم تغییرنمای متقابل، مدل‌های نیم تغییرنما بر آن برازش داده می‌شود. معادله کوکریجینگ می‌تواند به صورت معادله ۵ فرموله شود.

$$\bar{Z}(x) = \sum_{i=1}^l a_i z(x_i) + \sum_{j=1}^l b_j y(x_j) \quad (5)$$

در رابطه ۵، $\bar{Z}(x)$ تخمین کوکریجینگ و a_i و b_j وزن‌هایی از Z (متغیر اولیه) در مکان x_i و y (متغیر ثانویه) در مکان x_j می‌باشد که این وزن‌ها به وسیله معادله کوکریجینگ قابل مقایسه می‌باشد (۱۸). پس از برازش مدل‌های تئوریک مناسب بر نیم تغییرنما و نیم تغییرنمای متقابل در نرم‌افزار GS+، درونیابی به روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ برای ذرات معدنی خاک در نرم‌افزار Arc GIS انجام شد. سپس لایه‌های درونیابی شده به نرم‌افزار IDRISI انتقال داده شده تا بین سطوح تخمینی کریجینگ و کوکریجینگ رابطه رگرسیونی برقرار شود. در این روش روابط رگرسیونی بین دو سطح ایجاد و ضرایب معادله رگرسیونی خطی با

1- Coordinate System Reference
 2- Mean Absolute Error
 3- Root Mean Square Error

عمودی باشد، آن متغیر اهمیت بیشتری دارد (شکل ۲) طبق این نمودار باند ۳ سنجنده مادیس دارای بیشترین اهمیت می باشد که این اهمیت را همبستگی پیرسون به خوبی نشان می دهد (جدول ۱). این اهمیت و همبستگی نشان می دهد که ذرات رس، سیلت و شن با داده های مادون قرمز باند ۳، ۴ و ۷ سنجنده مادیس، ماهواره ترا دارای رابطه قوی هستند که از بین آن ها این رابطه با DN باند ۳ نسبت به دیگر باندها بیشتر می باشد (جدول ۱). احتمالاً دلیل اصلی آن، طول موج مادون قرمز کوتاه تر مقادیر DN باند ۳ می باشد که به مقدار آب در دسترس خاک حساس تر است، زیرا مقدار این آب به بافت خاک بستگی دارد. علاوه بر این، اثر مستقیمی بر روی بازتابش طیفی خاک در محدوده مادون قرمز کوتاه تر دارد (۲۱، ۶، ۹). در میان سه جزء بافتی خاک همبستگی ذرات رس و شن نسبت به سیلت با باندهای مادون قرمز بیشتر مشاهده شد (۲۸، ۱۶، ۴) که دلیل این همبستگی کم سیلت را، ویتلایند و ستندبگ (۴۳) مخلوطی از شن و رس بودن ذرات سیلت بیان کردند که باعث کاهش تشخیص این ذره در محدوده مادون قرمز می شود.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Z^*(u_i) - Z(u)| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(u_i) - z^*(u_i)]^2} \quad (8)$$

در این روابط $Z(u_i)$ و $Z^*(u_i)$ مقادیر اندازه گیری شده Z در مکان (u_i) می باشد.

نتایج و بحث

آنالیز همبستگی و تجزیه و تحلیل رگرسیون چندگانه خطی

جهت شناسایی روابط بین اجزای تشکیل دهنده بافت خاک سطحی با باندهای SWIR سنجنده مادیس (باند ۳ تا ۷) ابتدا همبستگی پیرسون به دست آمد، سپس نمودار اهمیت بر حسب متغیر ترسیم شد. در این نمودار متغیرها بر اساس اهمیت شان روی محور Y نشان داده می شود و خطوط عمودی نیز مقادیر بحرانی برای تعیین اهمیت هر متغیر را علامت گذاری می کنند، بدین معنی، زمانی که آماره t (چه در جهت مثبت و چه در جهت منفی) بزرگ تر از خط

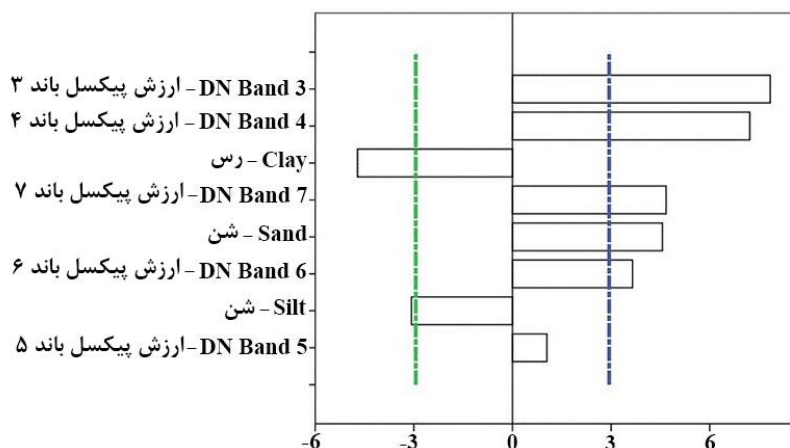
جدول ۱- همبستگی پیرسون بین ذرات معدنی اولیه با DN باندهای SWIR ماهواره ترا سنجنده مادیس

Table 1- Pearson correlations between primary mineral particles with digital numbers (DNs) terra satellite modis sensor

ذرات معدنی خاک Soil mineral particle	ارزش پیکسل باند ۳ DN band 3	ارزش پیکسل باند ۴ DN band 4	ارزش پیکسل باند ۵ DN band 5	ارزش پیکسل باند ۶ DN band 6	ارزش پیکسل باند ۷ DN band 7
شن Sand	0.522 **	0.431 **	0.078	0.214	0.306 *
سیلت Silt	-0.324 *	-0.256 *	-0.119	-0.143	-0.205
رس Clay	-0.525 **	-0.442 **	-0.016	-0.233	-0.313 *

* معنی داری در سطح ۰/۰۵ درصد و ** معنی داری در سطح ۰/۰۱

* Correlation is significant at the 0.05 level, ** Correlation is significant at the 0.01 level



شکل ۲- دیاگرام اهمیت متغیرهای مستقل و وابسته

Figure 2- Importance of dependent and independent variables

غیراین صورت، بیانگر وجود روند در داده‌های مورد بررسی است که در صورت بزرگ مقیاس بودن روند می‌توان آن را قبل از محاسبات حذف کرد که در تحلیل‌های زمین آماری فرض بر فراگیر بودن روند داده‌هاست (۲۰) که با توجه به کم بودن مقدار روند در هر سه جزء معدنی خاک (شکل ۳)، این مقدار در محاسبه واریوگرام‌ها حذف نشد. وجود روند می‌تواند به دلیل تغییرات شیب و مواد مادری منطقه مورد مطالعه باشد (۲۲).

یکی از روش‌های بررسی ناهمسانگردی بیضی همسانگردی^۲ است. هر چند که شاخص دقیقی برای کمی کردن میزان ناهمسانگردی وجود ندارد، ولی در صورتی که نسبت بزرگترین شعاع این بیضی بر کوچکترین شعاع آن کمتر از ۲/۵ باشد می‌توان از ناهمسانگردی صرفنظر کرد (۳۲). این نسبت برای ذرات شن، سیلت و رس به ترتیب ۱/۵۳، ۱/۹۳ و ۲/۹۱ می‌باشد (جدول ۲). با توجه به مقادیر بیضی همسانگردی، واریوگرام شن و سیلت همسانگرد و واریوگرام رس ناهمسانگرد در نظر گرفته شدند. در بیضی همسانگردی، قطر بزرگ بیضی نشان دهنده جهتی است که دارای بیشترین پیوستگی مکانی و قطر کوچک آن نشان دهنده کمترین پیوستگی مکانی است. بیضی ناهمسانگردی برای اجزای معدنی خاک در شکل ۵ نشان داده شده است که درصد اجزای معدنی خاک در جهت شمال شرقی- جنوب غربی دارای بیشترین پیوستگی و در جهت شمال غربی- جنوب شرقی دارای کمترین پیوستگی است. مقادیر دامنه واریوگرام (قطرهای بیضی) در جهت‌های مختلف به عواملی از قبیل فرسایش، رسوب‌گذاری، پوشش اراضی، توپوگرافی، مواد مادری و فعالیت‌های انسان بستگی دارد (۳۷).

نتایج برازش مدل تئوریک ذرات معدنی خاک بر نیم تغییر نما در نرم افزار GS+ نشان داد که واریوگرام رس و سیلت با مدل کروی و شن با مدل نمایی بیشترین همخوانی را دارد، همچنین برازش مدل تئوریک بر نیم تغییرنمای متقابل با متغیر کمکی باند ۳ سنجنده مادیس نشان داد که بهترین مدل برای برازش رس، سیلت و شن به ترتیب مدل‌های کروی، نمایی و نمایی می‌باشد (شکل ۶)، زیرا دارای بیشترین مقدار R^2 و کمترین مقدار RSS می‌باشد (جدول ۳)، مدل نمایی از مبدأ مختصات شروع شده و در نزدیکی مبدأ رفتار خطی دارد، ولی آهنگ صعود آن آرام‌تر از مدل کروی است و عملاً به حد آستانه یا سقف معینی نمی‌رسد، به همین دلیل دامنه تأثیر این مدل نامعلوم است. علت پیدایش داده‌هایی با چنین مدلی، می‌تواند به دلیل وجود روند در محدوده مورد بررسی و یا بزرگی قابل ملاحظه دامنه تأثیر نسبت به ابعاد محدوده تحت پوشش نمونه برداری باشد (۲۰ و ۳۹).

جهت به دست آوردن رابطه رگرسیونی بین اجزای معدنی خاک و باند ۳ سنجنده مادیس، رگرسیون گام به گام چندگانه خطی بین سه ذره معدنی خاک و باند ۳ در نرم افزار SPSS اجرا و معادلات رگرسیونی برای آن‌ها، طبق معادلات ۹، ۱۰ و ۱۱ به دست آمد، که این روابط رگرسیونی توسط دانشمندی از قبیل (۲۴، ۲۱، ۳۶، ۵، ۱۲ و ۱۰) برای به دست آوردن رابطه رگرسیونی بین داده‌های ماهواره‌ای و اجزای معدنی خاک استفاده شده است. لیائو و همکاران (۲۴) پیشنهاد کردند که در استفاده از روابط رگرسیونی بین اجزای معدنی خاک و داده‌های سنجنش از دور در مناطق با وسعت بالا، باید مراتب احتیاط را رعایت کرد. در روابط رگرسیونی به دست آمده برای اجزای معدنی خاک، ضرایب DN روابط رگرسیونی برای ذرات رس و سیلت منفی و برای شن مثبت است در این حالت، دو احتمال وجود دارد اولاً به دلیل وجود رطوبت بیشتر ذرات رس و سیلت بازتابش کمتر و ذرات شن به دلیل وجود رطوبت کمتر بازتابش بیشتری دارند (۳). ثانیاً در صورت کمبود یا جزئی بودن رطوبت، هنگامی که پرتو الکترومغناطیس به سطح خاک می‌تابد به دلیل درشت بودن ذرات شن قسمتی زیادی از پرتو الکترومغناطیس بازتاب و قسمتی به داخل این ذرات نفوذ کرده که در اثر برخورد مجدد پرتوهای نفوذی به ذرات شن، بازتابش دوباره پیدا می‌کند (۴۰). این دو حالت باعث کاهش و افزایش بازتاب و به تبع آن دخالت در علامت ضرایب DN در معادله رگرسیونی می‌شوند.

$$Clay = 19.87 - 0.825 \text{ DNBand } 3 \quad (9)$$

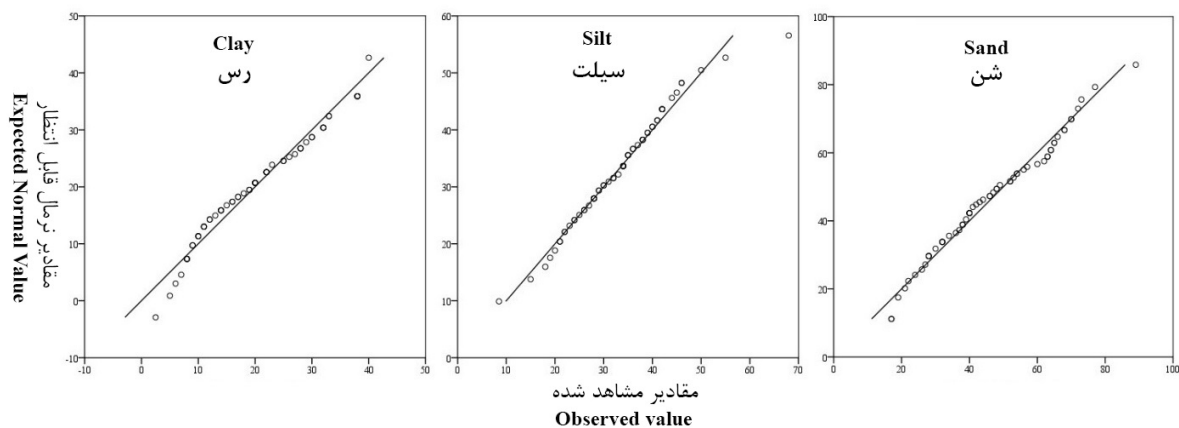
$$Silt = 33.22 - 0.523 \text{ DNBand } 3 \quad (10)$$

$$Sand = 46.56 + 1.41 \text{ DNBand } 3 \quad (11)$$

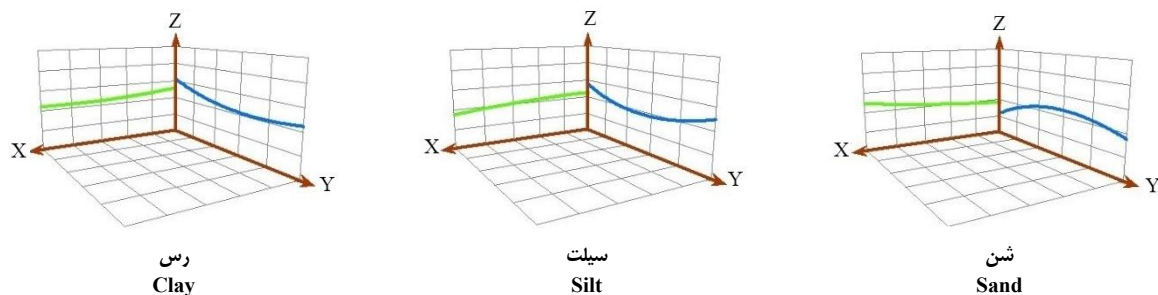
آنالیزهای زمین آماری

جهت انجام تجزیه و تحلیل‌های زمین آماری اطلاع از توزیع آماری داده‌ها امری ضروری است، به منظور آگاهی از توزیع کمی نرمال داده‌های ذرات معدنی تشکیل‌دهنده بافت خاک، جهت انجام تخمین‌های زمین آماری از نمودار^۱ Q-Q استفاده شد (شکل ۳). طبق این نمودار که باعث الگوبندی داده‌های تجربی در یک توزیع نظری می‌شود، مشاهده می‌شود که نقاط حول یک خط با شیب ۴۵ درجه می‌باشد، بنابراین داده‌ها دارای توزیع نرمال می‌باشند (۲۴).

در شکل ۴ وضعیت روند مقادیر شن، سیلت و رس نشان داده شده است. روند در جهت شرقی- غربی (خطوط سبز) و شمالی و جنوبی (خطوط آبی) توسط نمودارهای سه‌بعدی از داده‌ها در راستای محور XZ و YZ نشان داده می‌شود. در صورتی که این خطوط مسطح و ثابت باشند بیانگر عدم وجود روند در داده‌ها می‌باشد در



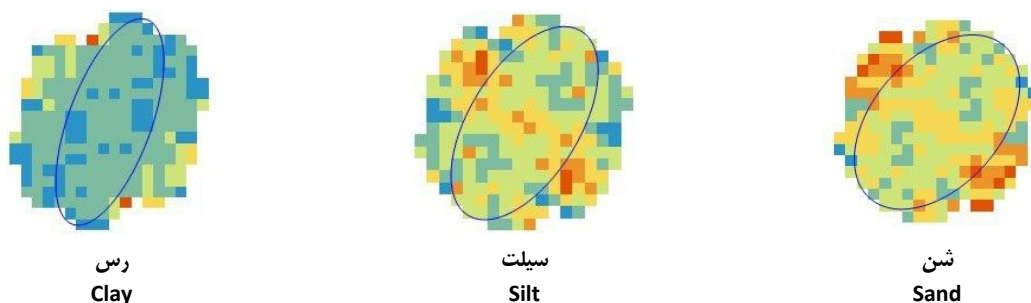
شکل ۳- نمودار Q-Q ذرات معدنی خاک
Figure 3- Q-Q diagram of soil mineral particles



شکل ۴- وضعیت روند در اجزای معدنی خاک
Figure 3- Trend analysis of soil mineral particles

جدول ۲- مقادیر نسبت ناهمسانگردی واریوگرام‌های اجزای معدنی خاک
Table 2- Anisotropy ratio of soil mineral particle

اجزای معدنی خاک Soil mineral particle	نسبت ناهمسانگردی Anisotropy ratio
شن Sand	1.53
سیلت Silt	1.95
رس Clay	2.91



شکل ۵- بیضی‌های ناهمسانگردی اجزای معدنی خاک
Figure 4- Anisotropy ellipses of soil mineral particles

جدول ۳- مقادیر نیم تغییرنما و نیم تغییرنمای متقابل برای ذرات معدنی و باند ۳ ماهواره ترا، سنجنده مادیس

Table 3- Semivariogram and cross semivariogram for soil mineral particles and band 3 of the terra satellite modis sensor

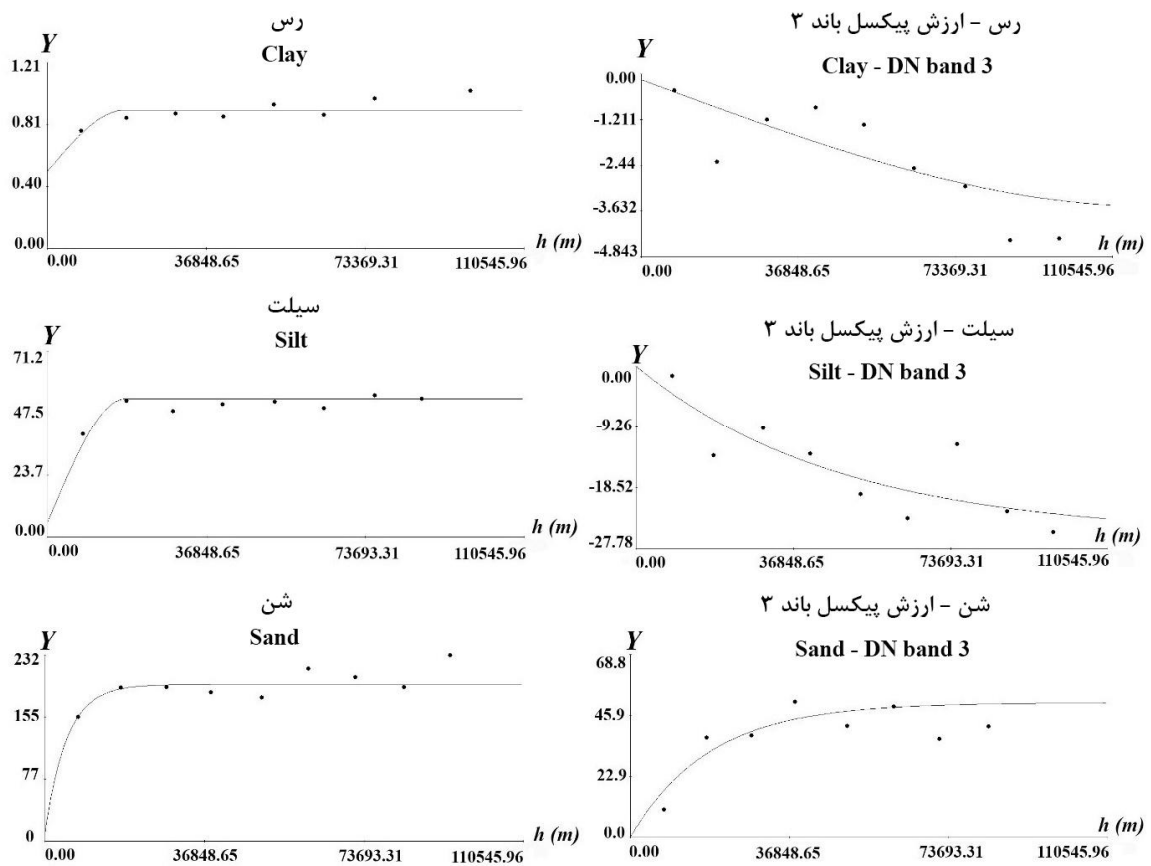
پارامتر Parameter	مدل Model	اثر قطعه‌ای Nugget	آستانه Sill	اثر قطعه‌ای/آستانه (%) Nugget/Sill (%)	شعاع تأثیر Range (Km)	R ²
نیم تغییرنما (Semivariogram)						
رس Clay	کروی Spherical	0.5	0.95	52.63	18	0.23
سیلت Silt	کروی Spherical	5.7	53.01	10.7	18	0.34
شن Sand	نمایی Exponential	10.1	195.3	5.17	15	0.47
نیم تغییرنمای متقابل (Cross Semivariogram)						
رس - ارزش پیکسل باند ۳ Clay - DN band 3	کروی Spherical	-0.25	-3.5	7.14	20	0.66
سیلت - ارزش پیکسل باند ۳ Silt - DN band 3	نمایی Exponential	-0.01	-25	0.04	43	0.68
شن - ارزش پیکسل باند ۳ Sand - DN band 3	نمایی Exponential	0.1	80	0.12	54	0.62

کوکرینجینگ نسبت به کورینجینگ کمتر است، همچنین محاسبات نشان داد که مقدار حداکثر برای تخمین کورینجینگ بیشتر و مقدار تخمین آن برای مقادیر مینیمم کمتر می‌باشد (جدول ۴)؛ بنابراین رنج برازش این مدل نسبت به روش کورینجینگ بیشتر بوده و نقشه‌های تخمینی این روش نسبت به روش کورینجینگ دارای دامنه تخمین بیشتری خواهند بود (شکل ۸)، همچنین مقادیر خطای استاندارد برای هر سه ذره معدنی خاک در روش کورینجینگ نسبت به روش کورینجینگ کمتر می‌باشد (جدول ۴ و شکل ۸). همچنین نقشه‌های تخمینی کورینجینگ و کورینجینگ برای ذرات رس، سیلت و شن بسیار شبیه یکدیگر می‌باشد (شکل ۶)، بنابراین استفاده از داده‌های ماهواره‌ای برای تخمین نقشه‌های کورینجینگ ذرات رس، سیلت و شن باعث افزایش دامنه تغییرات مکانی شده و مطالعه این تغییرات مکانی در منطقه مورد مطالعه با دقت بیشتری صورت می‌گیرد (۲۴). استفاده از داده‌های سنجنده از دور از قبیل سنجنده مادیس می‌تواند به عنوان متغیر کمکی قدرتمند جهت برآورد دقیق‌تر، افزایش صحت و قدرت تخمین کورینجینگ برای بیان تغییرات مکانی بافت خاک و دیگر متغیرهای خاک شود (۳۶، ۴ و ۴۶).

وابستگی مکانی ویژگی‌های خاک از طریق نسبت اثر قطعه‌ای به حد آستانه (Nugget/Sill) تعریف می‌شود. هرگاه این نسبت کمتر از ۲۵ درصد باشد وابستگی مکانی قوی است، اگر بین ۲۵ تا ۷۵ درصد باشد وابستگی مکانی متوسط و هنگامی که بالاتر از ۷۵ درصد باشد وابستگی مکانی ضعیف می‌باشد (۳۹). غالباً وابستگی مکانی قوی در اثر فرآیندهای داخلی (ذاتی) و وابستگی مکانی ضعیف در اثر فرآیندهای خارجی (مدیریتی) حاصل می‌شود (۸). همان‌طور که از جدول ۳ مشخص است، وابستگی مکانی برای ذرات معدنی خاک در نیم تغییرنمای روش کورینجینگ برای رس متوسط و برای سیلت و شن قوی می‌باشد همچنین این نسبت برای نیم تغییرنمای روش کورینجینگ برای همه متغیرها، قوی می‌باشد.

عملکرد تخمین گرهای زمین آماری کورینجینگ و کورینجینگ

نتایج آنالیزهای زمین آماری نشان داده که استفاده از داده‌های سنجنده مادیس به عنوان متغیر کمکی جهت تخمین بافت خاک، مقدار خطای RMSE و MAE هر سه ذره رس، سیلت و شن، برای



شکل ۶- بهترین مدل نیم تغییرنما و نیم تغییرنمای متقابل برازش یافته به ذرات رس، سیلت و شن

Figure 6- The best fitted semivariogram and cross-semivariogram model of soil sand, silt and clay content

جدول ۴- آماره‌های توصیفی و اعتبارسنجی روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ برای نقشه‌های زمین آماری رس، سیلت و شن

Table 4- Descriptive statistics and efficiency of kriging and cokriging methods for surface clay, silt and sand map

ذرات معدنی خاک Soil mineral particles	پارامتر Parameter	مینیمم MIN	ماکزیمم MAX	میانگین Mean	انحراف استاندارد Standard Deviation	RMSE	MEA
رس Clay	اندازه‌گیری شده Measured	2.5	40	19.87	9.85		
	تخمین کریجینگ Kriging	9.027	30.54	19.88	5.09	11.09	0.168
	تخمین کوکریجینگ CO Kriging	3.93	39.57	19.9	9.46	9.03	0.032
سیلت Silt	اندازه‌گیری شده Measured	8.5	68	33.22	10.09		
	تخمین کریجینگ Kriging	14.64	62.07	33.28	8.49	13.55	0.039
	تخمین کوکریجینگ CO Kriging	12.55	65.175	33.3	9.22	10.82	0.014
شن Sand	اندازه‌گیری شده Measured	22	73	48.47	14.04		
	تخمین کریجینگ Kriging	35.56	61.04	48.3	6.27	15.69	0.027
	تخمین کوکریجینگ CO Kriging	35.74	64.81	48.83	6.5	12.88	0.016

پایین را شکل ۷ که با استفاده از مقادیر آنالیز بافت خاک و مقادیر استخراج شده از نقشه‌های کریجینگ و کوکریجینگ رس، سیلت و شن رسم شده است، به خوبی نشان می‌دهد و احتمالاً مقدار کم R^2 مربوط به خطای RMSE نقشه‌های تخمینی کریجینگ و کوکریجینگ می‌باشد، همان‌طور که این نمودارها نشان می‌دهند، پیش‌بینی سطوح تخمینی برای کوکریجینگ نسبت به کریجینگ از دقت بالاتری نسبت به تخمین کریجینگ برخوردار است.

روابط رگرسیونی بین نقشه‌های کریجینگ و کوکریجینگ

جهت به دست آوردن رابطه رگرسیونی بین نقشه‌های تخمینی کریجینگ و کوکریجینگ بعد از وارد کردن سطوح تخمینی به نرم‌افزار ادریسی، روابط رگرسیونی با استفاده از تفاضل نقشه‌های کریجینگ و کوکریجینگ در معادله ۱۳، ۱۲ و ۱۴ برای ذرات رس، سیلت و شن به دست آمد، همان‌طور که از ضرایب R^2 این روابط مشخص است کمترین همبستگی مربوط به ذرات شن می‌باشد که این همبستگی

$$Kriging\ Clay = 0.92\ COKriging\ Clay + 1.5$$

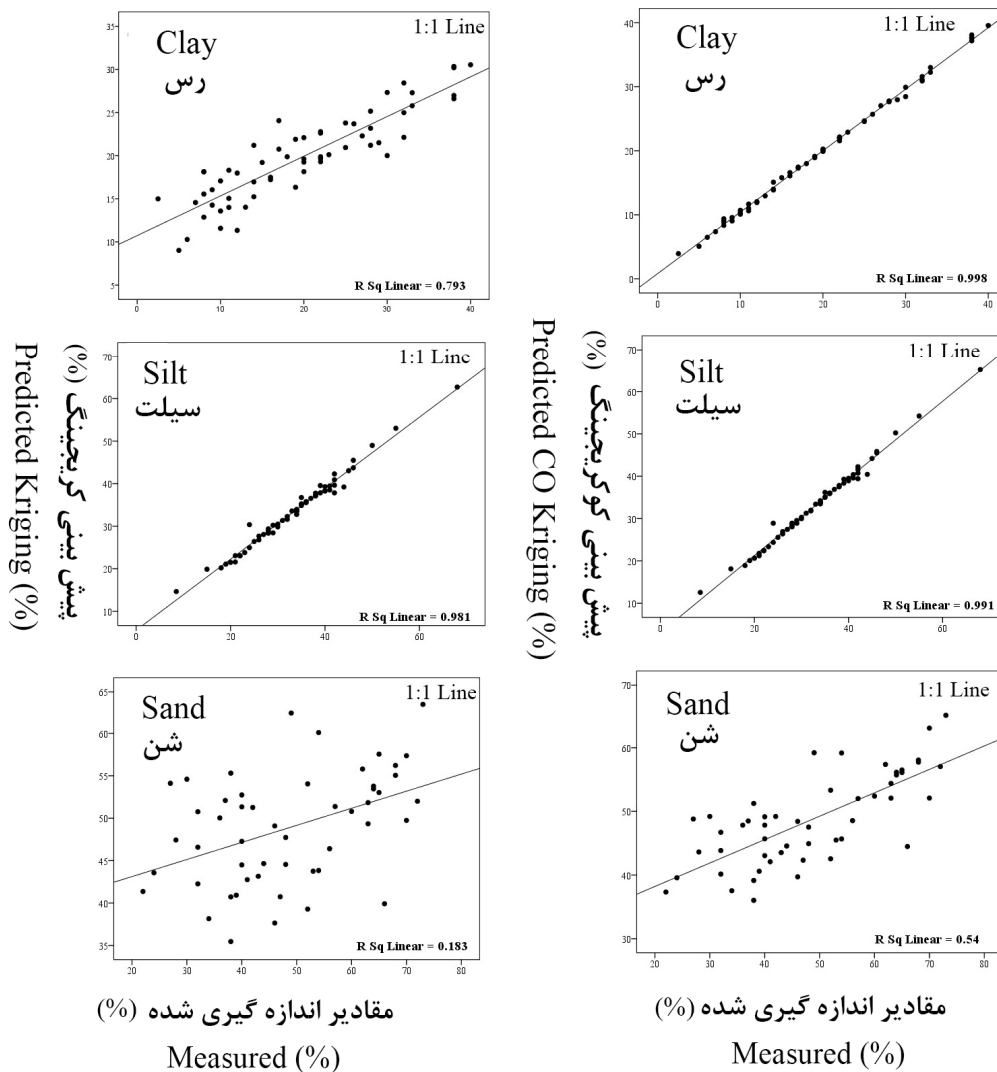
$$R^2 = 94.52 \quad (12)$$

$$Kriging\ Silt = 0.92\ COKriging\ Silt + 2.69$$

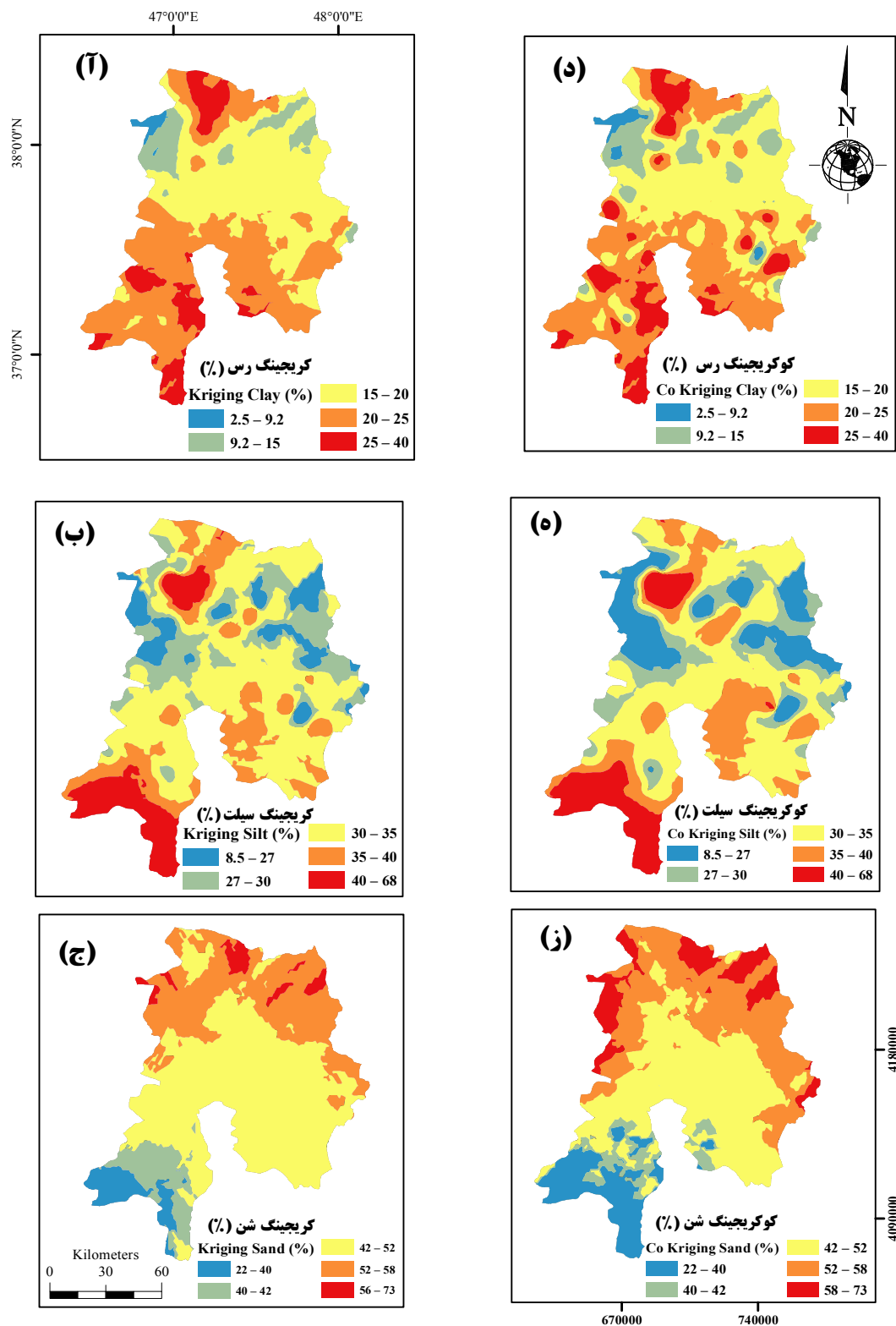
$$R^2 = 96.82 \quad (13)$$

$$Kriging\ Sand = -1.81\ COKriging\ Sand - 3.8$$

$$R^2 = 74.3 \quad (14)$$



شکل ۷- مقایسه داده‌های اندازه‌گیری شده با تخمین کریجینگ و کوکریجینگ ذرات رس، سیلت و شن
Figure 7- Comparison of observed sand, silt and clay contents with predicted values by kriging cokriging



شکل ۸- نقشه‌های کریجینگ (الف، ب و ج) و کوکریجینگ (د، ه و ز) ذرات رس، سیلت و شن
 Figure 8- Predicted soil sand, silt and clay content by kriging and cokriging

مطالعه به ۵ کلاس بافتی تقسیم‌بندی و داده‌های اندازه‌گیری شده آزمایشگاهی در هشت کلاس بافتی قرار دارند. مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و نقشه به دست‌آمده از روش کوکریجینگ نشان داد که ۷۰ درصد از بافت خاک تشخیص داده شده به روش کوکریجینگ با کلاس بافتی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه مطابقت دارد و در این نقاط کوکریجینگ تخمین درستی از بافت خاک را ارائه داده است (جدول ۵). این همبستگی در مطالعه لیائو و همکاران (۲۴) حدود ۸۵ درصد بود که بالاتر بودن پیش‌بینی آن‌ها، احتمالاً کمتر بودن وسعت منطقه مورد مطالعه و بالاتر بودن قدرت تفکیک مکانی داده‌های سنجش از دور مورد استفاده می‌باشد. بنابراین می‌توان بیان کرد که استفاده از سطوح تخمینی کوکریجینگ با متغیر کمکی داده‌های سنجنده مادیس برای پهنه‌بندی بافت خاک باعث ایجاد نقشه با یکسانی زیادی با داده‌های آزمایشگاهی بافت خاک می‌شود.

مقایسه نتایج به دست آمده از سه روش برآوردی رگرسیون گام به گام چندگانه خطی، کریجینگ و کوکریجینگ برای تخمین اجزای معدنی خاک در منطقه مورد مطالعه نشان داد که استفاده از روش کوکریجینگ برای پهنه‌بندی بافت خاک نسبت به دیگر روش‌ها داری صحت و دقت بالاتری می‌باشد (۲۴ و ۴۴).

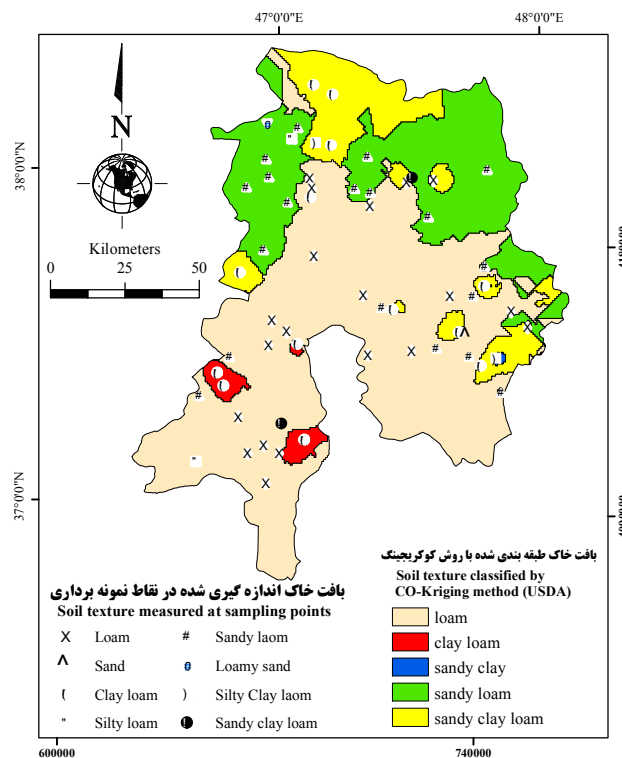
تخمین نقشه بافت خاک

پس از به دست آوردن روابط رگرسیونی، همچنین برآزش مدل تئوریکی بر نیم تغییرنما و نیم تغییرنمای متقابل و تخمین ذرات رس، سیلت و شن توسط روش‌های درون‌یابی شامل کریجینگ و کوکریجینگ (شکل ۸)، از کوکریجینگ به‌عنوان مبنا برای پهنه‌بندی بافت خاک منطقه مورد مطالعه در نرم‌افزار QGIS استفاده شد و پهنه‌بندی نهایی بافت خاک برای منطقه مورد مطالعه طبق روش USDA انجام شد. شکل ۹ نشان دهنده توزیع بافت خاک به دست‌آمده از روش کوکریجینگ می‌باشد، طبق این نقشه، منطقه مورد

جدول ۵- مقایسه بافت خاک تعیین شده در آزمایشگاه و بافت تشخیص داده شده با روش کوکریجینگ

Table 5- Comparison of soil texture determined in the lab with cokriging predictions

بافت خاک Soil texture	بافت آزمایشگاهی در نقاط نمونه‌برداری Laboratory soil texture in sampling point	بافت تشخیص داده شده به روش کوکریجینگ در نقاط نمونه برداری Soil texture detected by Cokriging method in sampling points	درصد تشابه Percentage of Similarity
لومی رسی سیلتی Silty clay loam	2	0	0 %
لومی سیلتی Silty loam	2	0	0 %
لومی شنی Sandy loam	19	15	78.9 %
لومی رسی شنی Sandy clay loam	2	1	50 %
شنی Sand	1	0	0 %
شنی لومی Loamy sand	1	0	0 %
لومی Loam	20	19	95 %
لومی رسی Clay loam	13	7	53.8 %
مجموع SUM	60	42	70 %



شکل ۹- نقشه بافت خاک به دست آمده از تخمین کوکریجینگ به همراه توزیع بافت خاک اندازه گیری شده در نقاط نمونه برداری
 Figure 9- The spatial distribution of surface soil texture generated from cokriging-predicted and black Different symbols on the map denote the measured textures in sampling points

نتیجه گیری

بیاورد؛ بنابراین از این داده‌ها، می‌توان به عنوان متغیر کمکی جهت تخمین هر چه دقیق‌تر بافت خاک استفاده کرد. همچنین نتایج بیانگر این واقعیت است که از بین سه روش رگرسیون گام به گام چندگانه خطی، کریجینگ و کوکریجینگ، روش کوکریجینگ تخمین دقیق‌تری از تغییرات مکانی ذرات معدنی خاک دارد. با توجه به اینکه بافت خاک به عنوان یک ویژگی مهم و ایستا نقش مهمی در شناخت خواص فیزیکی و شیمیایی خاک دارد، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی اجزای معدنی خاک و داده‌های SWIR سنجنده مادیس می‌توان نقشه پیوسته‌ای با دقت بالاتر برای بافت خاک ترسیم کرد.

این پژوهش با هدف بررسی همبستگی باندهای SWIR سنجنده مادیس با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ با داده‌های آزمایشگاهی اجزای معدنی خاک در قسمتی از شرق استان آذربایجان شرقی انجام شد. نتایج کلی این پژوهش نشان داد که بین اجزای معدنی خاک و باند ۳ ماهواره ترا سنجنده مادیس بیشترین همبستگی وجود دارد که بهره‌گیری از توان اطلاعاتی داده‌های مادون قرمز نزدیک (SWIR) سنجنده مادیس با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر می‌تواند خطای تخمین RMSE و MAE ذرات معدنی خاک را تا حد زیادی، پایین

منابع

1. Adhikari K., Kheir R.B., Greve M.B., Bocher P.K., Malone B.P., Minasny B., McBratney A.B., and Greve M.H. 2013. Soil Science Society of America Journal. 77, 860-876.
2. Akpa S.I., Odeh I.O., Bishop T.F., and Hartemink A.E. 2014. Digital mapping of soil particle-size fractions for Nigeria. Soil Science Society of America Journal 78(6), 1953-1966.
3. Alavipanah S.A. 2016. Application of remote sensing in the earth sciences (soil). university of Tehran press. Tehran (In Persian).
4. Bishop T., and McBratney A. 2001. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. Geoderma 103(1-2), 149-160.
5. Broge N.H., Thomsen A.G., and Greve M.H. 2004. Prediction of topsoil organic matter and clay content from

- measurements of spectral reflectance and electrical conductivity. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B-Soil & Plant Science* 54(4), 232-240.
6. Brown D.J., Shepherd K.D., Walsh M.G., Mays M.D., and Reinsch T.G. 2006. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma* 132(3-4), 273-290.
 7. Burgess T.M., and Webster R. 1980. Optimal interpolation., and isarithmic mapping of soil properties. *European Journal of Soil Science* 31(2), 315-331.
 8. Cambardella C., Moorman T., Parkin T., Karlen D., Novak J., Turco R., and Konopka A. 1994. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil science society of America journal* 58(5), 1501-1511.
 9. Clark R.N. 1999. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. *Manual of remote sensing* 3(3-58), 2.2-4.
 10. Coleman T., Agbu P., Montgomery O., Gao T., and Prasad S. 1991. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils. *Soil Science* 151(5), 355-361.
 11. D'acqui L., Pucci A., and Janik L. 2010. Soil properties prediction of western Mediterranean islands with similar climatic environments by means of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *European journal of soil science* 61(6), 865-876.
 12. Dematte J.A.M., and Garcia G.J. 1999. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. *Soil Science Society of America Journal* 63(2), 327-342.
 13. Gong Z., Kawamura K., Ishikawa N., Goto M., Wulan T., Alatang D., Yin T., and Ito Y. 2015. MODIS normalized difference vegetation index (NDVI) and vegetation phenology dynamics in the Inner Mongolia grassland. *Solid Earth* 6(4), 1185.
 14. Goovaerts P. 1999. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. *Geoderma* 89(1-2), 1-45.
 15. Isaaks E., and Srivastava R. 1989. *Applied geostatistics.* (Oxford University Press: New York). Google Scholar, 561.
 16. Islam K., Singh B., and McBratney A. 2003. Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. *Soil Research* 41(6), 1101-1114.
 17. JHA C.S., and Unni N. 1994. Digital change detection of forest conversion of a dry tropical Indian forest region. *International Journal of Remote Sensing* 15(13), 2543-2552.
 18. Journel A.G., and Huijbregts C.J. 1978. *Mining geostatistics.* Academic press.
 19. Jensen J. R., and Lulla K. 1987. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective.*
 20. Khosravi Y., and Esmail A. 2017. *Spatial analysis of environmental data using geostatistics.* Azarlak press. 282pp (In Persian).
 21. Lagacherie P., Baret F., Feret J.-B., Netto J.M., and Robbez-Masson J.M. 2008. Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. *Remote Sensing of Environment* 112(3), 825-835.
 22. Lark R.M. 2010. Two contrasting spatial processes with a common variograms: inference about spatial models from higher-order statistics. *European Journal of Soil Science*, 61: 479-492.
 23. Li J., and Heap A.D. 2011. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: performance and impact factors. *Ecological Informatics* 6(3-4), 228-241.
 24. Liao K., Xu S., Wu J., and Zhu Q. 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil science and plant nutrition* 59(4), 488-500.
 25. Lieb M., Glaser B., and Huwe B. 2012. Uncertainty in the spatial prediction of soil texture: comparison of regression tree and random forest models. *Geoderma* 170(4), 70-79.
 26. Lobell D.B., and Asner G.P. 2002. Moisture effects on soil reflectance. *Soil Science Society of America Journal* 66(3), (722-727).
 27. Makabe S., KAKUDA K.i., Sasaki Y., Ando T., Fujii H., and Ando H. 2009. Relationship between mineral composition or soil texture and available silicon in alluvial paddy soils on the Shounai Plain, Japan. *Soil Science & Plant Nutrition* 55(5), (300-308).
 28. McBratney A., and Webster R. 1983. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. V. Co-regionalization and multiple sampling strategies *J Soil Sci* (34), 137-167.
 29. Menut L., Pérez C., Hausteine K., Bessagnet B., Prigent C., and Alfaro S. 2013. Impact of surface roughness and soil texture on mineral dust emission fluxes modeling. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 118(12), 6505-6520.
 30. Minasny B., and Hartemink A.E. 2011. Predicting soil properties in the tropics. *Earth-Science Reviews* 106(1-2), 52-62.
 31. Odeh I.O., and McBratney A.B. 2000. Using AVHRR images for spatial prediction of clay content in the lower Namoi Valley of eastern Australia. *Geoderma* 97(3-4), 237-254.
 32. Oliver M.A., and Webster R. 1990. Kriging: a method of interpolation for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information System*, 4: 313-332.
 33. Page A.L. 1992. *Methods of Soil Analysis.* ASA and SSSA Publishers: Madison, WI.

34. Soil Survey Staff F. 2014. Keys to soil taxonomy (11th ed). Washington: USDA-NRCS.
35. Stenberg B., Rossel R.A.V., Mouazen A.M., and Wetterlind J. 2010. Visible and near infrared spectroscopy in soil science, *Advances in agronomy*. Elsevier, pp. 163-215.
36. Sullivan D.G., Shaw J., and Rickman D. 2005. IKONOS imagery to estimate surface soil property variability in two Alabama physiographies. *Soil Science Society of America Journal* 69(6), 1789-1798.
37. Tesfahunegn G.B., Tamene L., and Vlek P.L.G. 2011. Catchment-scale spatial variability of soil properties and implications on site-specific soil management in northern Ethiopia. *Soil and Tillage Research*, 117:124–139.
38. Triantafyllis J., Odeh I., and McBratney A. 2001. Five geostatistical models to predict soil salinity from electromagnetic induction data across irrigated cotton. *Soil Science Society of America Journal* 65(3), 869-878.
39. Vieira S.R., and Paz Gonzalez A. 2003. Analysis of the spatial variability of crop yield and soil properties in small agricultural plots. *Bragantia* 62(1), (127-138).
40. Vincent R. K. (1997). *Fundamentals of geological and environmental remote sensing* (Vol. 366). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
41. Warrington D., Mamedov A., Bhardwaj A., and Levy G. 2009. Primary particle size distribution of eroded material affected by degree of aggregate slaking and seal development. *Eur. J. Soil Sci* 60, 84–93.
42. Western A.W., Zhou S.-L., Grayson R.B., McMahon T.A., Blöschl G., and Wilson D.J. 2004. Spatial correlation of soil moisture in small catchments and its relationship to dominant spatial hydrological processes. *Journal of Hydrology* 286(1-4), 113-134.
43. Wetterlind J., and Stenberg B. 2010. Near-infrared spectroscopy for within-field soil characterization: small local calibrations compared with national libraries spiked with local samples. *European Journal of Soil Science* 61(6), 823-843.
44. Wu C., Wu J., Luo Y., Zhang L., and DeGloria S.D. 2009. Spatial prediction of soil organic matter content using cokriging with remotely sensed data. *Soil Science Society of America Journal* 73(4), 1202-1208.
45. Yates S., and Warrick A. 1987. Estimating Soil Water Content Using Cokriging 1. *Soil Science Society of America Journal* 51(1), 23-30.
46. Zhang R., Warrick A., and Myers D. 1992. Improvement of the prediction of soil particle size fractions using spectral properties. *Geoderma* 52(3-4), 223-234.
47. Zhao Z., Chow T.L., Rees H.W., Yang Q., Xing Z., and Meng F.R. 2009. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. *Computers and electronics in agriculture* 65(1), 36-48.

Spatial Variation of Mineral Particles of the Soil using Remote Sensing Data and Geostatistics to the Soil Texture Interpolation

F. Asadzadeh¹- K. Khosraviaqdam^{2*}-N. Yaghmaeian Mahabadi³- H. Ramezanzpour⁴

Received: 29-07-2018

Accepted: 10-10-2018

Introduction: Soil texture is the average size of soil particles which depends on the relative proportion of sand, silt and clay contents. Soil texture is one of the most important features used by soil and environmental scientists to describe soils. Soil texture directly affects the soil porosity, which in turn, determines water-retention and flow characteristics, nutrient-holding capacity, internal drainage, sorption characteristics and long-term soil fertility. High-resolution soil maps are essential for land-use planning and other activities related to forestry, agriculture and environment protection. Given the soil texture roles in controlling the soil functions, it is necessary to understand the spatial distribution of this feature in regional scale. As soil texture is a static property, regional scale soil texture maps can thus help environmental scientists to predict different soil-related processes. The objective of this study was to develop a soil textural class map using Terra satellite MODIS sensor images.

Material and Methods: To achieve this goal, the digital elevation model SRTM radar of the studied area for soil samples from different altitudes and slopes was prepared in four consecutive 30 meters time frame. The nearest neighbor method with an error of less than 0.5 pixels was used and the elevation layers were mosaicked and transmitted to the UTM ZON-38 coordinate system and GIS Ready Became. The normalized difference vegetation index of bands 1 and 2 of the matrix was obtained to isolate the reflection of the electromagnetic spectrum of vegetation and soil. This final mosaicked digital elevation model was then divided into different altitudes to accurately evaluate the surface texture. The 60 spatial points were selected to estimate the texture of surface soil in the studied area with systematic randomized sampling. In the current study, soil texture was determined for the air-dried samples using hydrometer. The SWIR bands of MODIS with resolution of 500 meters were selected for sampling dates. After corrections, DN values of the bands for sampling points were extracted. The Pearson correlation coefficient and step wise regression techniques were used to establish proper relationships between the DN values of the SWIR bands and the soil particles. Kriging and cokriging methods were also employed to create a spatially distributed map of the soil textural classes.

Results and Discussion: The results showed that there is a close correlation between the SWIR bands of the terra satellite and the MODIS sensor with band 3, and using this auxiliary variable significantly reduces the estimation error. The best model for fitting semivariogram for clay, silt and sand contents were spherical, spherical and exponential models and the best fitting Cross-semivariogram for clay, silt and sand contents were spherical, exponential and exponential models, respectively. The highest and lowest error estimation was, respectively, related to sand and clay content. The maximum and minimum decrease of estimation error by the auxiliary variables was found for sand and clay content, respectively. The nugget/sill ratio of the kriging semivariograms was greater than 25% for sand and clay content and lower than 25% for sand and silt content. This indicates that sand and silt contents had a strong spatial dependency, and clay content had a moderate spatial dependency. These ratios for cokriging cross-semivariograms of sand, silt and clay contents were less than 25%. The interpolation of estimated soil texture was also determined using the cokriging method with 70% of the soil texture measured in the laboratory.

Conclusions: Our results indicated that cokriging method estimated the soil particles more accurately as compared with linear multi-variable stepwise regression and kriging methods. Application of cokriging method also reduces the number of sampling points and the estimation error of soil texture zoning. Therefore, cokriging method seems to be better suited in impact assessments for data-scarce regions such as Iran.

Keywords: Cokriging, Kriging, MODIS sensor, Multiple stepwise regression, Particle size distribution

1- Associate Professor, Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran

2, 3 and 4-Ph.D Students, Associate Professor and Associate Professor, Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, Guilan University, Rasht, Iran

(*- Corresponding Author Email: K.Khosraviaqdam@gmail.com)