

## مقایسه سه روش زمین آمار برای پیش بینی گروه‌های بافتی در اراضی زراعی و باغی استان گیلان

سینا ملاح، بهاره دلسوز خاکی، ناصر دوات‌گر<sup>1</sup>، کامبیز بازرگان، میر ناصر نویدی، لیلا رضائی،  
مریم شکوری کتیگری، حسن شکری واحد، هادی شیخ الاسلام، احمد شیرین فکر و احسان کهنه

محقق، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران؛ s.mallah@areeo.ac.ir

محقق، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران؛ b.delsooz@yahoo.com

دانشیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران؛ n.davatgar@areeo.ac.ir

دانشیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران؛ k.bazargan@areeo.ac.ir

استادیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران؛ nasernavidi@yahoo.com

کارشناس ارشد آزمایشگاه فیزیک خاک، موسسه تحقیقات برنج کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، رشت، ایران؛

l.rezaee77@gmail.com

کارشناس ارشد آزمایشگاه شیمی خاک، موسسه تحقیقات برنج کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، رشت، ایران؛

maryamshakouri@gmail.com

مریی پژوهش، موسسه تحقیقات برنج کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، رشت، ایران؛ shokri\_v@yahoo.com

کارشناس ارشد آزمایشگاه خصوص؛ guilansoillab@gmail.com

مریی پژوهشی علوم خاک، پژوهشکده چای، موسسه تحقیقات علوم باغبانی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، لاهیجان، ایران؛

a.shirinfekr@areeo.ac.ir

استادیار پژوهش، پژوهشکده چای، موسسه تحقیقات علوم باغبانی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، لاهیجان، ایران؛

e.kahneh@areeo.ac.ir

دریافت: 97/5/15 و پذیرش: 98/4/12

### چکیده

بافت خاک یک خصوصیت ایستای خاک است و بر بیشتر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک تأثیر می‌گذارد. از این رو، تقاضا برای اطلاعات مکانی آن رو به افزایش است. کمبود اینگونه اطلاعات می‌تواند منجر به اتخاذ سیاست‌های غلط در مدیریت و تخریب منابع زمین و آب شود. در ایران داده‌های پراکنده بسیاری در مورد خاک وجود دارد که هزینه‌های بسیاری صرف تولید آن‌ها شده است. در صورت پهنه‌بندی صحیح، این داده‌ها به صورت نقشه در دامنه وسیعی از کاربردها قابل استفاده هستند. در این پژوهش، روش‌های کریجینگ معمولی، وزن‌دهی عکس فاصله و طبقه‌بندی پیکسل مینا برای پهنه‌بندی ذرات معدنی و گروه‌های بافت خاک (سبک، سنگین و متوسط) در 4665 نمونه خاک سطحی با مختصات جغرافیایی معین در اراضی زراعی و باغی استان گیلان که عمدتاً در دشت‌های ساحلی و پست قرار داشتند، مقایسه گردید و با استفاده از آماره‌های صحت سنجی ضریب تبیین ( $R^2$ )، میانگین اریب خطا (MBE)، ریشه میانگین نرمال‌شده مربعات خطا (NRMSE)، ضریب کاپا (KIA) و درصد صحت طبقه‌بندی پیکسل‌ها (Pa) ارزیابی شد. نتایج نشان داد که روش وزن‌دهی عکس فاصله در برآورد درصد رس ( $R^2 = 0/64$  و  $NRMSE = 0/22$ ) و شن ( $R^2 = 0/67$  و  $NRMSE = 0/25$ ) از صحت بالاتری برخوردار بود. اما در برآورد گروه‌های بافتی سبک، سنگین و متوسط روش طبقه‌بندی پیکسل مینا بر پایه آماره‌های ضریب کاپا و صحت طبقه‌بندی (به ترتیب برابر 0/46 و 73%) از صحت بیشتری نسبت به دیگر روش‌ها برخوردار بود؛ اما این برتری نسبت به روش کریجینگ معمولی ( $KIA = 0/43$  و 71%) جزئی بود. در طبقه‌بندی پیکسل مینا از مولفه‌های داده‌های رقومی خاک به عنوان متغیر ورودی در شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد اجزای معدنی در پیکسل‌های مجهول استفاده شد. برای تصمیم‌گیری با قطعیت بیشتر در رابطه با کارایی طبقه‌بندی پیکسل مینا در برآورد گروه‌های بافتی خاک لازم است این روش در شرایطی با تنوع بیشتر در فیزیوگرافی نیز ارزیابی شود.

واژه‌های کلیدی: کریجینگ معمولی، وزن‌دهی عکس فاصله، طبقه‌بندی پیکسل مینا، شبکه عصبی مصنوعی، پهنه‌بندی

<sup>1</sup> نویسنده مسئول، آدرس: موسسه تحقیقات خاک و آب، مشکین دشت، کرج، کد پستی 3177993545

## مقدمه

متغیرهای کمی تمرکز دارند و داده‌های کیفی برعکس داده‌های کمی، نمی‌توانند با استفاده از روش‌های خطی از مشاهدات نقاط همسایه تخمین زده شوند. یکی از روش‌های مؤثر در ارتباط با تولید نقشه‌های موضوعی کیفی روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مینا از طریق باندهای طیفی متفاوت و یا داده‌های مدل رقومی ارتفاع است. در این روش هر یک از پیکسل‌ها به یک کلاس خاص اختصاص می‌یابد. از روش پیکسل مینا در ارزیابی ویژگی‌های خاک کم استفاده شده و مطالعات محدود نیز عمدتاً بر فرسایش و طبقه‌بندی تیپ و شوری خاک متمرکز بوده است (جعفری و همکاران، 2012، چن و همکاران، 2011، تقی‌زاده مهرجردی و همکاران، 2016، زینالی و همکاران، 1395). بر پایه بررسی‌های به عمل آمده، از روش پیکسل مینا برای تعیین کلاس و گروه‌های بافتی خاک استفاده نشده است. ژانگ و همکاران (2013) با استفاده از روش کریجینگ ترکیبی و رگرسیون کریجینگ و متغیرهای محیطی نشان دادند که اگر متغیرهای محیطی به شکل مناسبی به عنوان متغیر کمکی انتخاب شود، می‌توان بافت خاک را به صورت منطقی و رضایت‌بخشی برآورد کرد. پاترسون و همکاران (2018) در ارزیابی تغییرات مکانی بافت خاک استرالیا با استفاده از پایگاه داده خاک آن کشور با چالش خوشه‌بندی داده‌ها، افزایش تغییرات با عمق و وقوع بخش معنی‌داری از تغییرات در فواصل کوتاه مواجه شدند. آن‌ها برای مدیریت این چالش‌ها از تکنیک خوشه‌زدایی و آنالیز چند مقیاسه استفاده کردند. هنگل و همکاران (2007) کلاس-های بافتی خاک کشور ایران را با استفاده از چهار روش درون‌یابی طبقه‌بندی نظارت شده با استفاده از حداکثر تشابه، رگرسیون لجستیک چند متغیره، رگرسیون کریجینگ و طبقه‌بندی فواصل طبقه‌ها، پهنه بندی کردند. شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>1</sup> یک روش جایگزین برای روش‌های مدل‌سازی عددی دارای محدودیت مفروضاتی مانند نرمال بودن، خطی بودن و استقلال متغیرها هستند. شبکه عصبی مصنوعی قادر به استخراج الگوها و تشخیص روند در داده‌های پیچیده و غیر دقیق است (هایکین، 1999). به علت توانایی ANN در توصیف روابط غیر خطی، این روش در سطح وسیعی در هیدرولوژی و علوم خاک استفاده می‌شود (راجور کار و همکاران، 2004، مردون و همکاران، 2006 و نوروزیان عزیز و همکاران، 1396). استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای توصیف مکانی متغیرها در تلفیق با روش-

نقشه‌های خاک منابع مهمی از اطلاعات درباره منابع اراضی هستند. بنابراین، در اختیار داشتن اطلاعات دقیق از منابع خاک برای توسعه کشاورزی و مدیریت محیطی ضروری است. دستیابی به اینگونه اطلاعات با سرعت و دقت زیاد یکی از چالش‌های کلیدی است که علم خاک با آن رو به رو است (ونگ و همکاران، 2015). بافت خاک از داده‌های مرکب است که کاربرد زیاد در علوم زمین و خاک دارد (والفورت و گرویزتر، 2001) و به عنوان یکی از عوامل اصلی تعیین‌کننده نواحی مدیریتی در کشاورزی دقیق در نظر گرفته می‌شود (گزدوفسکی و همکاران، 2014)، زیرا بافت خاک اثر مهمی بر بهره‌وری خاک دارد (باکمن و بردی، 1960، هی و همکاران، 2013، گزدوفسکی و همکاران، 2014) و یکی از ویژگی‌های اصلی خاک محسوب شده که بر رفتار و کمیت دیگر ویژگی‌های خاک از جمله ظرفیت نگهداری آب و عناصر غذایی، ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، توزیع اندازه منافذ، حفاظت از ماده آلی خاک، میزان تخلیه نیتروژن و استعداد فرسایش‌پذیری خاک اهمیت بسیار زیادی دارد (ریچارد و تیم، 2004). آگاهی از کلاس‌های بافت خاک برای تعیین عملیات حفاظتی مناسب و امنیت محیط زیست ضروری است (بوما و استورولگل، 1999). از این رو نقشه بافت خاک می‌تواند در طیف وسیعی از کاربردها استفاده داشته باشد (باکر، 2012). برای آگاهی از بافت خاک در مقیاس دشت و حوضه به تعداد زیادی نمونه خاک نیاز بوده و روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری توزیع اندازه ذرات معدنی خاک و تلفیق آن‌ها در متغیر کیفی بافت خاک وجود دارند (بیگانوفسکی و ریزاک، 2011).

هر چند روش اندازه‌گیری توزیع اندازه ذرات در آزمایشگاه برای تعیین بافت خاک چندان گران نیست، اما هزینه زیاد نمونه‌برداری و زمان بر بودن روش اندازه‌گیری در آزمایشگاه از چالش‌های تعیین و آگاهی از این ویژگی در مقیاس ناحیه‌ای است تا توزیع مکانی بافت خاک در یک منطقه وسیع بدست آید (لیائو، 2013 و ونگ و همکاران، 2015). برای غلبه بر این مشکل استفاده از پهنه‌بندی و برآورد بر اساس روش‌های درون‌یابی از جمله زمین آمار و سنجش از دور پیشنهاد می‌شود (ونگ و همکاران، 2015).

هر چند بافت خاک یک متغیر کیفی است اما تهیه نقشه آن از گستردگی زیادی برخوردار نیست. زائری و همکاران (2013) گزارش کردند درون‌یابی داده‌های کیفی با استفاده از روش‌های زمین‌آمار سستی مشکل است، زیرا این روش‌ها عموماً بر توصیف و تعیین

<sup>1</sup> Artificial Neural Networks

دقیقه طول شرقی از نصف النهار گرینویچ واقع شده است. این استان از شمال به دریای خزر، از جنوب به استان‌های قزوین و زنجان، از غرب به استان اردبیل و از شرق به استان مازندران محدود شده است. براساس طبقه بندی اقلیمی نواحی شمالی و مرکزی دارای اقلیم خیلی مرطوب معتدل و گرم و در مناطق جنوبی دارای اقلیم نیمه مرطوب و سرد است. همچنین، مساحت اراضی آبی و دیم استان به ترتیب 476 هزار هکتار و 142 هکتار است.

تعداد 4665 نمونه خاک سطحی با موقعیت مکانی مشخص از منابع مختلف (موسسه تحقیقات برنج کشور، پژوهشکده چای، آزمایشگاه‌های خاکشناسی خصوصی استان گیلان و برخی پایان‌نامه‌های دانشجویی) حاوی داده‌های شن، سیلت و رس جمع‌آوری شد. روش اندازه‌گیری اجزای بافت خاک در تمامی نمونه‌ها یکسان و با روش هیدرومتری (جی و بودر، 1986) اندازه‌گیری شد. کلاس بافتی خاک برای هر یک از نمونه‌ها با استفاده از مثلث بافت خاک آمریکا تعیین شد. توزیع جغرافیایی نمونه‌ها در شکل (1) نشان داده شده است. بیشتر نمونه‌های جمع‌آوری شده از اراضی شالیزار و به تعداد محدود از باغات چای، زیتون و مرکبات بود. گیاه برنج بیشتر در دشت‌های آبرفتی پست و ساحلی کشت شده و گیاهان باغی بیشتر در اراضی کوهپایه و مخروط افکنه قرار دارند.

های زمین آماری هرچند در مطالعات هیدرولوژی دارای سابقه بوده، اما در پهنه‌بندی ویژگی‌های خاک جدید است (ژنگ و همکاران، 2009 و سونگ و همکاران، 2017)

بیشتر اراضی استان گیلان به شالیزار اختصاص دارد که در آن برای نگهداری بهتر آب در خاک و مبارزه با علف هرز عملیات گلخراپی انجام می‌شود. با توجه به لزوم تخصیص آب به این اراضی برای عملیات یاد شده و همچنین مطالعات شبکه آبیاری و زهکشی، نیاز آبی و مدیریت آبیاری و مکانیزاسیون کشاورزی، تعیین کلاس‌ها و گروه‌های بافتی سبک، متوسط و سنگین دارای اهمیت است. با توجه به دسترسی به داده‌های کافی از توزیع اندازه ذرات استان گیلان در صورتیکه بتوان با صحت مناسب نقشه بافت خاک را پهنه‌بندی نمود، می‌توان با جلوگیری از اتلاف وقت و هزینه، مدیران و بهره‌برداران را در مدیریت مطلوب نهاده‌ها در مقیاس مزرعه و دشت اراضی شالیزاری یاری کرد. این بررسی با هدف دستیابی به روش مناسب پهنه‌بندی گروه‌های بافتی سبک، متوسط و سنگین در اراضی زراعی و باغی استان گیلان انجام شد.

#### مواد و روش

منطقه مورد مطالعه در اراضی کشاورزی استان گیلان با حدود 675 هزار هکتار در بین مختصات جغرافیایی 38 درجه و 26 دقیقه تا 36 درجه و 35 دقیقه عرض شمالی و 48 درجه و 52 دقیقه تا 49 درجه و 46



شکل 1- موقعیت نمونه‌های خاک جمع‌آوری شده استان گیلان

## درون‌یابی ذرات معدنی تشکیل دهنده خاک

برای درون‌یابی ذرات معدنی تشکیل دهنده بافت (شن، سیلت و رس) از روش‌های درون‌یابی کریجینگ معمولی و وزن‌دهی عکس فاصله استفاده شد. کریجینگ معمولی ( $OK^1$ ) یکی از چند روش درون‌یابی زمین آماری است که در پهنه‌بندی داده‌های خاک استفاده شد که در آن میانگین وزنی داده‌ها در نقاط همسایه نقطه نمونه‌برداری نشده با در نظر گرفتن ساختار مکانی توزیع داده‌ها بر پایه تابع همبستگی مکانی نقطه‌ها (تحلیل تغییرنما<sup>2</sup>) مشخص می‌شود (گوورتز، 1997).

متغیرها از نظر وضعیت مرکزیت، پراکندگی، داده پرت و نرمال بودن توزیع فراوانی ارزیابی شد. در این رابطه، وضعیت متغیرهای شن، سیلت و رس با استفاده از آماره‌های توصیفی کرانه‌ای حداقل و حداکثر، آماره‌های مرکزیت میانگین ریاضی، میانگین هندسی، میانه، مد و آماره‌های پراکندگی، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی و ضریب تغییرات مشخص شد. برای تعیین نرمال بودن توزیع فراوانی متغیرها از آزمون معنی‌داری چولگی و کشیدگی و برای تعیین داده‌های پرت از آزمون نورفل استفاده شد. متغیرهایی که از توزیع نرمال برخوردار نبودند، با استفاده از تبدیل لگاریتمی نرمال شدند. ارزیابی ساختار مکانی با استفاده از مدل‌های نیم‌تغییرنما در نرم-افزار  $GS^+$  نسخه 5 انجام شد. مدل‌هایی که از بیشترین ضریب تبیین ( $R^2$ ) و کمترین مجموع مربعات باقیمانده ( $RSS$ ) برخوردار بودند به عنوان مدل مناسب انتخاب شدند. علاوه بر تعیین مولفه‌های نیم‌تغییرنما، دامنه تأثیر<sup>3</sup> ( $A_0$ )، آستانه<sup>4</sup> ( $C + C_0$ ) و اثر قطعه‌ای<sup>5</sup> ( $C_0$ ) وضعیت همسانگردی متغیرها در جهت‌های مختلف تعیین شد.

از نسبت همبستگی مکانی  $(\frac{C_0}{C_0+C})$  برای ارزیابی شدت وابستگی مکانی استفاده شد. اگر مقدار این نسبت کمتر از 25 درصد باشد، متغیر دارای وابستگی مکانی قوی، اگر بین 25 تا 75 درصد باشد، وابستگی مکانی متوسط و اگر این نسبت بیشتر از 75 درصد باشد، وابستگی مکانی ضعیف می‌باشد (سان و همکاران، 2003).

در این پژوهش از روش وزن دادن عکس فاصله با استفاده از مقایسه نزدیک‌ترین نقاط به تعداد 8 تا 30 نقطه و پارامتر نمایی در دامنه 1 تا 4 ارزیابی شدند (کراوچنکو و بالوک، 1999). در روش طبقه‌بندی پیکسل

مبنا، برای دستیابی به بیشترین صحت برآورد ابتدا در نرم-افزار SAGA GIS سلول (پیکسل)‌هایی با ابعاد 30 در 30 متر تهیه شد. در پیکسل‌های مجهول که نمونه معلوم خاک وجود نداشت، از مقدار برآورد شده شن، سیلت و رس با استفاده از روش مناسب درون‌یابی استفاده شد. سپس، از کل این داده‌ها (مقادیر شن، سیلت و رس) به همراه مولفه‌های داده‌های رقومی خاک (شیب، شکل زمین، ژئومورفولوژی منطقه و سایر اطلاعات مستخرج از مدل رقومی ارتفاع) به عنوان متغیر ورودی و کلاس‌های بافتی خاک به عنوان متغیر خروجی در شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. برای انجام شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار JMP استفاده شد. در این شبکه از تابع فعال سیگموئید و از تابع مارکوات لونیبرگ برای بهینه‌سازی استفاده شد. برای واسنجی شبکه 67 درصد داده‌های ورودی برای آموزش و از 33 درصد مابقی برای آزمون و اعتبارسنجی استفاده شد. در مرحله آموزش آرایه‌های متفاوتی از متغیرهای ورودی، لایه‌های میانی و تعداد گره‌ها ارزیابی شد. بهترین برازش شبکه عصبی مصنوعی بر پایه بیشترین ضریب تبیین ( $R^2$ ) و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا ( $RMSE^6$ ) ایجاد شد. برای تعمیم مکانی، فایل بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده با فایل‌های رستری سلول (پیکسل) مبنا برای تعیین کلاس‌های بافتی در نقاط (پیکسل‌های) مجهول منطقه با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS اجرا شد.

پهنه‌بندی گروه‌های بافتی و ارزیابی صحت درون‌یابی‌ها پس از تهیه نقشه‌های رستری ذرات معدنی و تعیین 12 کلاس بافت خاک نمونه‌ها، این کلاس‌ها به سه گروه سبک، متوسط و سنگین تقسیم‌بندی شد. بدین منظور کلاس‌های بافت شنی، شنی لومی و لومی شنی در گروه سبک (با کد 1) و بافت سیلتی، لومی سیلتی و لومی در گروه متوسط (با کد 2) و در نهایت بافت‌های رسی، رسی سیلتی، لومی رسی سیلتی، لومی رسی شنی و رسی شنی در گروه سنگین (با کد 3) قرار گرفتند (شیرازی و همکاران، 2001). برای پهنه‌بندی گروه‌های بافتی از روش‌های وزن‌دهی عکس فاصله، کریجینگ معمولی و طبقه‌بندی پیکسل مبنا استفاده شد. برای ارزیابی صحت درون‌یابی ذرات شن، سیلت و رس از آماره‌های ضریب تبیین ( $R^2$ )، میانگین اریب خطا ( $MBE^7$ ) و ریشه میانگین نرمال شده مربعات خطا ( $NRMSE^8$ ) و برای ارزیابی صحت برآورد گروه‌های بافتی سبک، متوسط و

1. Ordinary Kriging

2. Variogram

3. Range

4. Sill

5. Nugget

6. Root Mean Square Error

7. Mean Bias Error

8. Normalized Root Mean Square Error

مثبت آن نشان‌دهنده بیش برآورد و مقادیر منفی آن نشان-دهنده کم برآورد است. NRMSE به صورت درصد ارایه می‌شود و نشان دهنده تفاوت نسبی مقادیر واقعی و برآورد شده است. بر اساس نظر جامیسون و همکاران (1991) اگر مقدار NRMSE کمتر از 10% باشد، مدل عالی، بین 10 تا 20 درصد خوب، بین 20 تا 30 درصد نسبتاً خوب و بیش از 30% ضعیف محسوب می‌شود. شاخص کاپا یک شاخص آماری توافق است که صحت نسبت احتمال حضور یا عدم احتمال حضور کلاس که بوسیله مدل برآورد شده باشد را محاسبه می‌کند. دامنه تغییرات آماره کاپا بین صفر تا یک است. آماره کاپا بالاتر از 0/8، 0/6 تا 0/6، 0/4 تا 0/4، 0/2 تا 0/2 و کمتر از 0/2، به ترتیب نشان‌دهنده توافق خیلی خوب، خوب، متوسط، ناچیز و ضعیف است (لندیس و کچ، 1977). درصد صحت طبقه‌بندی پیکسل‌ها در دامنه صفر تا صد قرار دارد و هر اندازه بیشتر باشد، صحت طبقه‌بندی بیشتر است (هنگل و همکاران، 2007).

#### نتایج و بحث

نتایج حاصل از آنالیز آمار توصیفی ذرات شن، رس و سیلت در استان گیلان در جدول (1) نشان داده شده است.

سنگین از آماره‌های ضریب کاپا (KIA) و درصد صحت طبقه‌بندی پیکسل‌ها (Pa) استفاده شد. علاوه بر آن، برازش مقادیر برآورد شده در مقابل مقادیر مشاهداتی ذرات معدنی در نمودار 1:1 انجام شد. روابط NRMSE، MBE، KIA و Pa در روابط (2) تا (5) نشان داده شده است:

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \times \frac{100}{\bar{O}} \quad (2)$$

$$MBE = \frac{\sum (P_i - O_i)}{n} \quad (3)$$

$$KIA = \frac{n}{(p_o - p_c)(1-p_c)} \quad (4)$$

$$Pa = \frac{\sum_{j=1}^m (C_{(sj)}^o = C_{(sj)})}{m} \quad (5)$$

که در آنها  $O_i$  مقدار مشاهده،  $P_i$  مقدار برآورد شده،  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهده و  $n$  تعداد مشاهدات است. KIA شاخص کاپا،  $p_o$  درستی مشاهده شده و  $p_c$ : توافق تصادفی است. Pa شاخص صحت برآورد گروه‌های طبقه‌بندی شده،  $C_{(sj)}^o$  گروه برآورد شده در موقعیت ارزیابی  $S_j$  و  $C_{(sj)}$  گروه مشاهده شده در موقعیت  $S_j$  است.

شاخص MBE معیاری از خطا است و هر اندازه به صفر نزدیک‌تر باشد، مقدار اریب کمتر است. مقادیر

جدول 1 - آمار توصیفی ذرات معدنی تشکیل دهنده خاک استان گیلان

ذره	حداقل	حداکثر	میانگین ریاضی	میانگین هندسی	مد	میان	انحراف معیار	کشیدگی	چولگی	ضریب تغییرات
رس (درصد)	1	66	26/93	29/31	24	29/73	10/6	-0/408*	-0/049	36%
شن (درصد)	1	99	27/63	30/81	24	30	13/5	-1/197*	-0/709*	43%
سیلت (درصد)	1	81	38/61	39/8	40	39/6	9/2	-1/287*	-0/103*	23%

\*. معنی‌دار در سطح 5 درصد

ضریب تغییرات شن نشان‌دهنده غیر یکنواختی زیاد در این متغیر بوده که می‌تواند ناشی از وقوع همزمان سه پدیده رسوبات ساحلی، واریزه‌های کوهستانی و رسوبات آبرفتی رودخانه‌ای باشد که عمدتاً با تأثیر بیشتر بر انتقال ذرات درشت مانند شن همراه است.

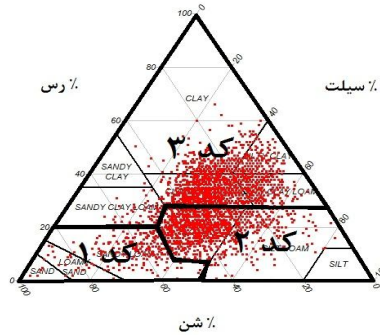
#### ارزیابی کلاس‌های بافت خاک

توزیع نمونه‌ها در مثلث کلاس بافت خاک در شکل (2) نشان داده شده است. علاوه بر آن در این مثلث مرز محدوده کلاس‌های بافت سبک، متوسط و سنگین پیشنهادی مشخص شد. بر اساس طبقه‌بندی 12 گانه کلاس و گروه‌های بافت خاک بیشتر نمونه‌ها

در ذرات سیلت علی‌رغم آنکه مقادیر میان، میانگین هندسی و مد به هم نزدیک هستند، چولگی و کشیدگی در سطح پنج درصد معنی‌دار و توزیع فراوانی آن غیر نرمال است. در ذرات شن مقدار میان، میانگین هندسی و مد نزدیک به هم نبوده و چولگی و کشیدگی در سطح پنج درصد معنی‌دار و توزیع فراوانی آن غیر نرمال است. ذرات رس دارای چولگی غیرمعنی‌دار و توزیع فراوانی نرمال است. ذرات رس علی‌رغم دارا بودن توزیع فراوانی نرمال، اما با توجه به علامت منفی کشیدگی دارای توزیع از نوع پلاتی کورتیک هستند که می‌تواند نشان‌دهنده تلفیق دو جامعه با میانگین‌های متفاوت باشد. بالا بودن

تا ریز (سنگین) قرار دارند.

در محدوده کلاس‌های بافتی لوم و لومی رسی، رسی سیلتی و لومی رسی سیلتی و محدوده گروه متوسط



شکل 2- توزیع نمونه‌ها در مثلث کلاس بافت و تقسیم‌بندی گروه‌های بافت خاک ریز (سنگین)، متوسط و درشت (سبک) ساختار مکانی و پهنه‌بندی متغیرهای ذرات معدنی خاک

فراوانی غیر نرمال بودند، پس از تبدیل لگاریتمی نرمال شدند. نتایج ارزیابی ساختار مکانی متغیرها با استفاده از مؤلفه‌های بهترین مدل مناسب نیم‌تغییرنما در جدول (2) نشان داده شده است.

برای انجام آنالیز آمار مکانی لازم است ابتدا متغیرها از نظر داده پرت، نرمال بودن و همسانگردی بررسی شوند. بر پایه آزمون نورفل به تعداد 172 نمونه به عنوان داده پرت در نظر گرفته و از مجموعه داده‌ها کنار گذاشته شد. متغیرهای سیلت و شن که دارای توزیع

جدول 2- مؤلفه‌های مدل‌های مناسب نیم‌تغییرنما برآزش شده بر متغیرهای ذرات رس، سیلت و شن

RSS	R <sup>2</sup>	$\frac{C_0}{C_0+C}$	دامنه تأثیر A <sub>0</sub>	آستانه C <sub>0</sub> + C	اثر قطعه‌ای C <sub>0</sub>	مدل	ذره
86	0/91	0/56	4000	110	60	نمایی	رس
0/001	0/94	0/56	6000	0/24	0/13	نمایی	شن
16/8	0/93	0/7	8000	89	62	نمایی	سیلت

افزایش تغییرات تصادفی مؤثر هستند. از سوی دیگر، متغیرهای ذرات معدنی خاک غیر همسانگردی منطقه-ای نشان دادند (نتایج نشان داده نشد). از این رو، در شعاع جستجو برای روش درون‌یاب کریجینگ معمولی جهت غیرهمسانگردی در نظر گرفته شد.

ارزیابی صحت برآورد متغیرهای رس و شن با استفاده از دو روش درون‌یابی کریجینگ معمولی و وزن-دهی عکس فاصله در جدول (3) و برآزش آن‌ها در نمودار 1:1 در شکل (3) نشان داده شده است (نتایج برای متغیر سیلت نشان داده نشدند). برای هر دو متغیر روش وزن‌دهی عکس فاصله بر پایه آماره‌های ضریب تبیین (R<sup>2</sup>) و ریشه میانگین نرمال شده مربعات خطا (NRMSE) از صحت بیشتری در درون‌یابی برخوردار بودند. مقایسه مقدار برآورد شده و واقعی دو روش درون-یابی در نمودار 1:1 برای ذرات شن و رس نیز نشان داد که روش وزن‌دهی عکس فاصله نسبت به کریجینگ

مدل نیم‌تغییرنمای نمایی با کمترین RSS و بیشترین R<sup>2</sup> دارای برآزش مناسب بود (جدول 2). هر چند بر پایه شاخص نسبت همبستگی مکانی  $(\frac{C_0}{C_0+C})$  هر سه متغیر دارای ساختار مکانی متوسط بودند، اما شدت وابستگی مکانی در رس و شن بیشتر از سیلت بود. ژانگ و همکاران (2013) با مطالعه در رابطه با ساختار مکانی بافت خاک نشان دادند که نسبت همبستگی مکانی  $(\frac{C_0}{C_0+C})$  در اراضی مورد مطالعه این محققین نزدیک به 50 درصد بوده که نشان دهنده تأثیرپذیری غیریکنواختی آن‌ها از تغییرات نظامدار و نقش غالب مواد مادری در کل تغییرات است. اما در اراضی استان گیلان به نظر می‌رسد توزیع مکانی ذرات معدنی خاک علاوه بر مواد مادری تحت تأثیر رسوبات دریایی، رسوبات آورد رودخانه سپیدرود و واریزه‌های کوهستانی رشته کوه‌های البرز قرار دارد که هر یک با شدت و مقیاس متفاوتی عمل می‌کنند و در نتیجه بر یکنواختی و

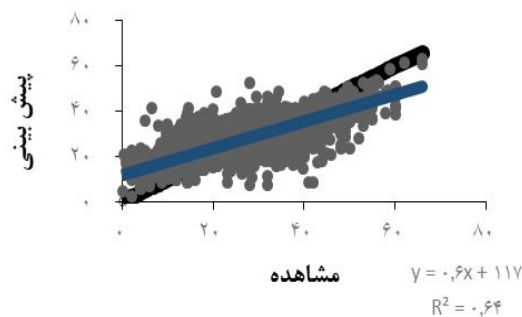
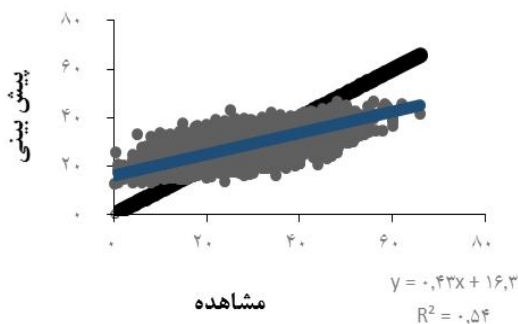
وزن‌دهی عکس فاصله در دامنه 5 تا 92 درصد قرار داشت که به مقادیر واقعی ذرات شن در استان گیلان در دامنه 1 تا 99 درصد نزدیک بود. بیشترین مقدار رس در اراضی مرکز استان گیلان که متأثر از آورد رسوبات رودخانه سپیدرود است، قرار دارد. در این اراضی مقدار شن کم است. از سوی دیگر، در اراضی واقع در شرق و غرب استان گیلان که در آن ناحیه فاصله اراضی کوهستانی تا دریا کم است، مقدار شن زیاد بود.

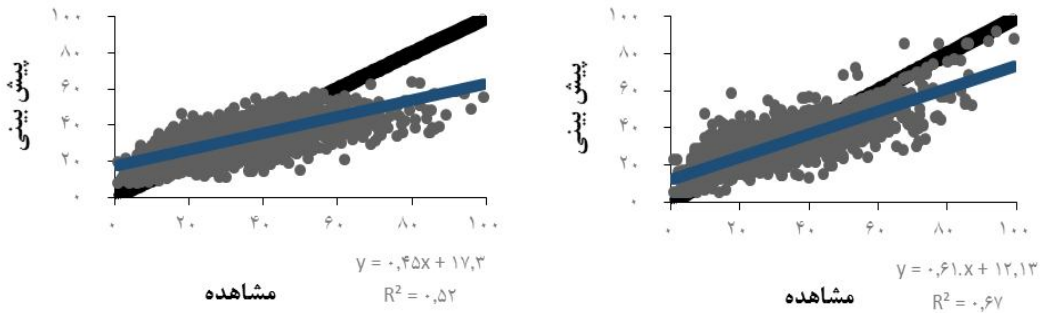
هر چند متغیرهای رس و شن از مدل نیم تغییر نمای نمایی دارای سقف پیروی نمودند، اما بر پایه نسبت همبستگی مکانی  $(\frac{CO}{CO+T})$  برابر با 0/54 سهم ساختار تصادفی در قالب اثر قطعه‌ای نسبت به ساختار نظام‌دار ناشی از همبستگی مکانی بیشتر است. در این شرایط روش‌های درون‌یابی زیر مجموعه آمار مکانی که مبتنی بر همبستگی مکانی متغیرها هستند، کارایی کمتری دارند.

دارای عرض از مبدأ نزدیک به صفر، شیب نزدیک‌تر به یک و ضریب تبیین بیشتر بوده است. دلبری و شهریاری (1395) به منظور بررسی توزیع مکانی و تهیه نقشه‌های مکانی ویژگی‌های شن، سیلت و رس خاک منطقه سیستم، روش‌های میان‌یابی کریجینگ معمولی و روش وزن‌دهی عکس فاصله را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج ایشان نشان داد که وزن‌دهی عکس فاصله از صحت بیشتری نسبت به روش کریجینگ برخوردار است. بازنمایی توزیع مکانی متغیرهای رس و شن با استفاده از دو روش کریجینگ معمولی و وزن‌دهی عکس فاصله در شکل (4) نشان داده شده است. برآورد روش درون‌یاب کریجینگ معمولی برای ذرات رس در دامنه 12 تا 46 درصد بود، این در حالی است که در روش وزن‌دهی عکس فاصله این برآورد در دامنه بین 2 تا 63 درصد قرار داشت که با مقادیر مشاهده‌ای (بین 1 تا 66 درصد) نزدیک‌تر است. به همین ترتیب برآورد کریجینگ معمولی برای ذرات شن در دامنه 7 تا 60 درصد و برای روش

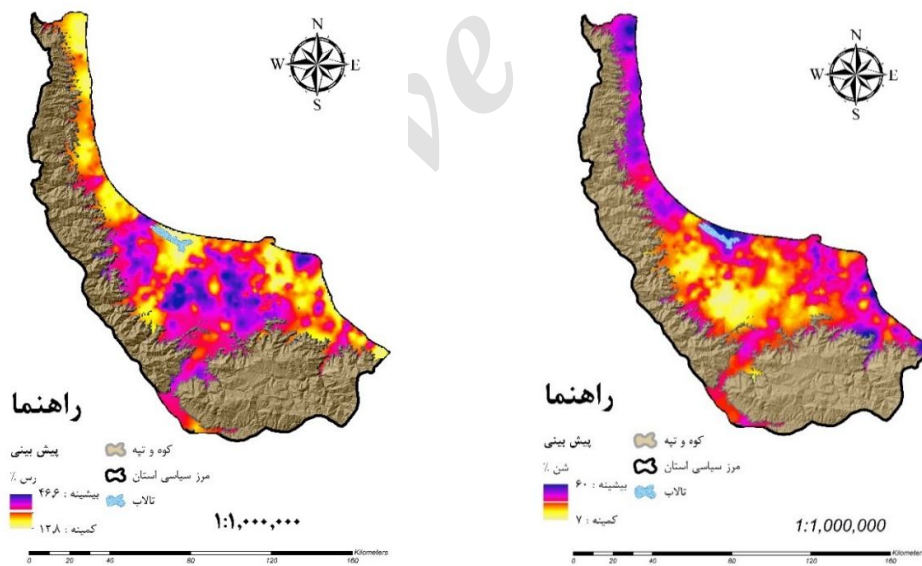
جدول 3- آماره‌های ارزیابی روش‌های درون‌یابی متغیرهای رس و شن

متغیر	روش درون‌یابی	R <sup>2</sup>	NRMSE	MBE
رس	کریجینگ	0/54	0/25	-0/006
	وزن‌دهی عکس فاصله	0/64	0/22	0/02
شن	کریجینگ	0/52	0/29	0/29
	وزن‌دهی عکس فاصله	0/67	0/25	0/03

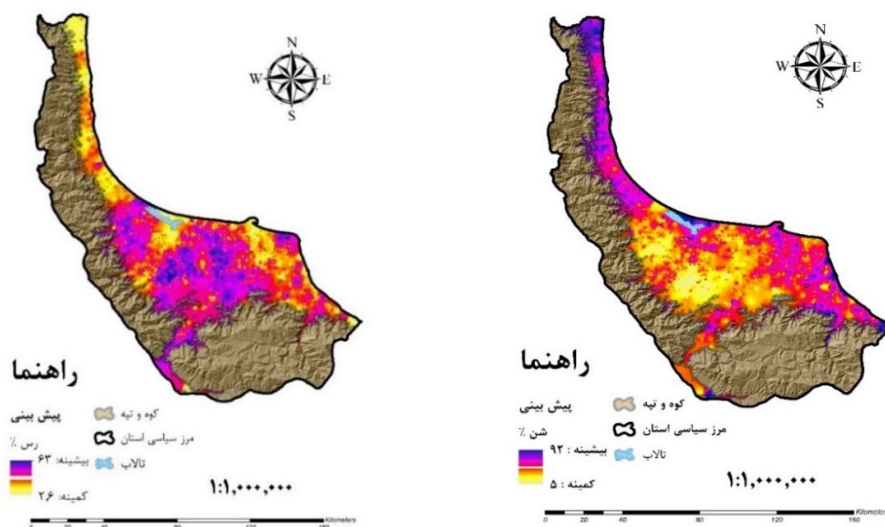




شکل 3- توزیع مقدار واقعی و برآورد ذرات معدنی خاک در نمودار 1:1 و برازش مدل رگرسیون خطی بر آن الف) وزن دهی عکس فاصله - رس، ب) کریجینگ - رس، ج) وزن دهی عکس فاصله - شن و د) کریجینگ - شن







د

ج

شکل 4- نقشه پراکنش برآورد ذرات معدنی خاک (%) در استان گیلان: الف) کریچینگ - شن، ب) کریچینگ - رس، ج) وزن دهی عکس فاصله - شن و د) وزن دهی عکس فاصله - رس

جدول 4- آماره‌های ارزیابی صحت برآورد کلاس بافت خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مرحله	مجموع	R <sup>2</sup>	RMSE
آموزش	2995	0/98	0/07
آزمون	1498	0/94	0/08

جدول 5- نتایج ارزیابی صحت روش‌های پیش‌بینی گروه‌های بافت خاک استان گیلان

مدل	KIA <sup>2</sup>	سنگین	متوسط	سبک	مجموع
وزن دهی عکس فاصله	0/29	%48	%12	%33	%34
کریچینگ معمولی	0/43	%81	%66	%1	%71
طبقه‌بندی پیکسل مینا	0/46	%83	%64	%11	%73

<sup>1</sup> شاخص صحت برآورد گروه‌های طبقه‌بندی شده

<sup>2</sup> ضریب کاپا

تشخیص صحیح کلاس پیکسل هدف مؤثر باشند (دویت و کلوز، 2004). بازنمایی گروه‌های بافتی خاک تهیه شده به سه روش در شکل 5 نشان داده شده است. مقایسه این نقشه‌ها با نقشه ذرات شن و رس (شکل 4) نشان می‌دهد که استفاده از طبقه‌بندی پیکسل مبنای نسبت روش‌های کریجینگ معمولی و بویژه وزن‌دهی عکس فاصله دارای صحت بیشتری است. در شرق و غرب استان که با غالبیت ذرات شن همراه است، روش وزن‌دهی عکس فاصله از عدم قطعیت بیشتری در برآورد گروه بافتی متوسط برخوردار بود. روش وزن‌دهی عکس فاصله بر این فرض استوار است که اندازه همبستگی و شباهت بین نمونه‌های مجاور متناسب با فاصله آن‌ها است که می‌توان بر پایه یک تابع عکس فاصله بین هر نقطه از نقاط مجاور تعریف کرد. از این رو تعیین اندازه شعاع همسایگی و پارامتر مناسب برای تابع عکس فاصله از مهمترین عوامل محدودکننده در اجرای صحیح این روش هستند. انتظار می‌رفت هنگامی که متغیرهای کمی شن، سیلت و رس به متغیرهای کیفی گروه‌های بافتی تبدیل می‌شوند بر شباهت مکانی داده‌ها اضافه و کارایی روش وزن‌دهی عکس فاصله نیز افزایش یابد که در این مطالعه این فرض رد شد. از سوی دیگر، طبقه‌بندی پیکسل مبنای در برآورد گروه‌های بافتی سنگین بویژه در نواحی مرکزی که از رس بیشتر و شن کمتری برخوردار بوده است نسبت به کریجینگ معمولی موفق‌تر نشان داد (جدول 5).

### نتیجه‌گیری

داده‌های بافت خاک در کشور بسیار پراکنده بوده و تهیه نقشه ویژگی‌های پایدار خاک از جمله بافت خاک می‌تواند سبب کاهش هزینه‌های آزمایشگاه‌های خاک، ذینفعان و کشاورزان شده و همچنین اطلاعات بسیار مفید و ارزشمندی را در مقیاس ناحیه‌ای در اختیار مدیران در رابطه با مدیریت آبیاری و زهکشی و مکانیزاسیون کشاورزی قرار دهد. در این بررسی، روش وزن‌دهی عکس فاصله در برآورد هر یک از ذرات معدنی تشکیل‌دهنده خاک (رس، سیلت و شن) از صحت بالایی برخوردار بود اما در برآورد گروه‌های بافتی، بویژه در گروه‌های بافتی سبک، متوسط و سنگین، روش طبقه‌بندی پیکسل مبنای دارای صحت بیشتری بود. به نظر می‌رسد استفاده از داده‌های مدل رقومی ارتفاع شبکه عصبی مصنوعی (با توجه به در نظر گرفتن روابط غیر خطی بین متغیرها) در طبقه‌بندی پیکسل مبنای سبب بهبود صحت برآورد این روش نسبت به کریجینگ معمولی و وزن‌دهی عکس فاصله شده باشد. در استان گیلان بیشتر اراضی کشاورزی که این نمونه‌ها از آن جمع‌آوری شده بود

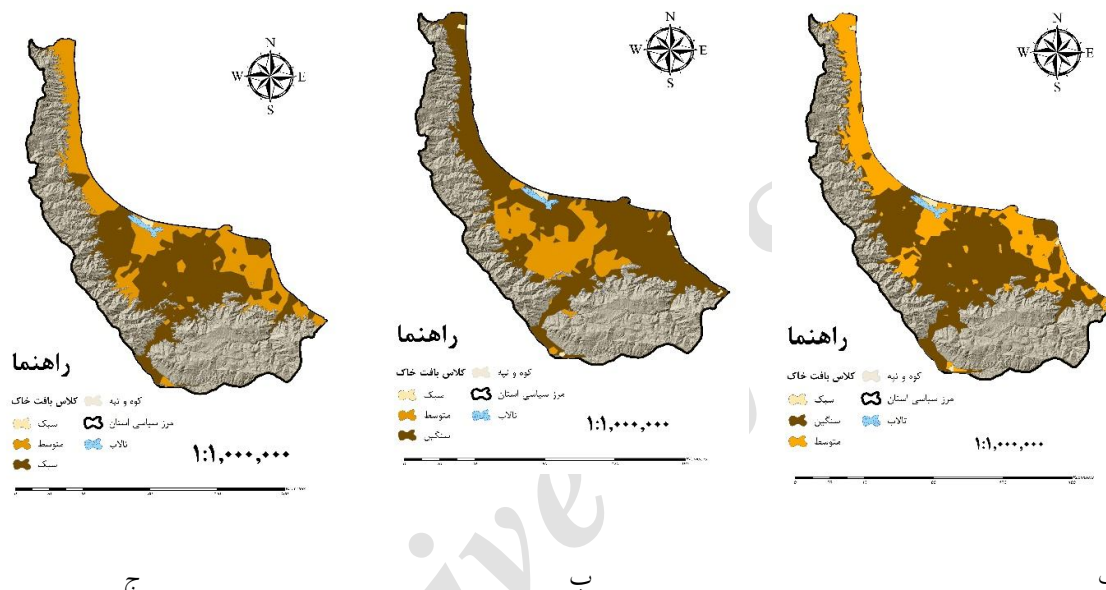
بازنمایی گروه‌های بافتی خاک: در طبقه‌بندی پیکسل مبنای از شبکه عصبی برای برآورد کلاس‌های بافتی سبک، سنگین و متوسط در پیکسل‌های فاقد نمونه استفاده شد. با توجه به برتری روش وزن‌دهی عکس فاصله در برآورد مقادیر شن، سیلت و رس در نقاط نامعلوم، از برآوردهای این روش نیز به عنوان داده ورودی در شبکه استفاده شد. شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش و آزمون با توجه به آماره‌های ارزیابی صحت بسیار خوب تعلیم دیده و قابل کاربرد در هر سلول (پیکسل) برای مناطق فاقد اطلاعات بافت خاک را دارد (جدول 4). ارزیابی صحت برآورد گروه‌های بافتی سبک، متوسط و سنگین با استفاده از سه روش وزن‌دهی عکس فاصله، کریجینگ معمولی و پیکسل مبنای در جدول (5) نشان داده شده است. مقایسه ضرایب کاپا نشان داد روش‌های کریجینگ معمولی و طبقه‌بندی پیکسل مبنای از صحت بیشتری نسبت به وزن‌دهی عکس فاصله برخوردار بودند. روش وزن‌دهی عکس فاصله بر خلاف انتظار که در برآورد توزیع مکانی اندازه ذرات برتر بود، از صحت کمتری در برآورد گروه بافت خاک غالب منطقه برخوردار بود. با همپوشانی گروه بافت خاک در 4478 نقطه مشاهده‌ای و نقشه تهیه شده از روش IDW نشان داد که در 34% موارد برآورد صحیح است (جدول 5)، اما در روش کریجینگ معمولی علیرغم آنکه برآورد مناسبی از ذرات معدنی اولیه خاک نشان نداد (جدول 3)، در 71% موارد گروه بافت خاک مشاهداتی با برآورد شده متناظر بودند. هرچند این موضوع نیازمند تحقیق بیشتر است اما کریجینگ روشی با قابلیت نرم‌سازی<sup>1</sup> برآوردها است (محمدی، 1385) و به نظر می‌رسد با ادغام داده‌های شن، سیلت و رس در کلاس‌های بافتی و سپس ادغام کلاس‌ها و تبدیل به گروه‌های بافتی از غیریکنواختی داده‌ها کاسته و بر همگنی و تشابه داده‌ها افزوده می‌شود و در نتیجه بر کارایی روش کریجینگ معمولی با توجه به توان نرم‌سازی آن افزوده می‌شود.

روش طبقه‌بندی پیکسل مبنای بر پایه ضریب کاپا و شاخص صحت برآورد گروه‌های طبقه‌بندی شده دارای توافق بیشتر و در 73% موارد گروه‌های بافت خاک‌ها را به شکل صحیح برآورد کرد که نشان دهنده برتری نسبت به دو روش دیگر بویژه در بافت‌های متوسط تا سنگین است. اما این برتری نسبت به روش کریجینگ معمولی چندان چشمگیر نیست. به نظر می‌رسد یکی از محدودیت‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنای در نظر نگرفتن اطلاعات پیکسل‌های مجاور است که ممکن است در

<sup>1</sup> Smoothing

برآورد متغیرهای اولیه توزیع اندازه ذرات از طریق شبکه عصبی مصنوعی وجود دارد، پیشنهاد می‌شود که این مطالعه در چند منطقه‌ای با شرایط فیزیوگرافی غیریکنواخت‌تر نیز انجام شود تا به نتیجه جامعی از کارایی روش طبقه‌بندی پیکسل مینا در برآورد گروه‌های بافتی خاک دست یافت.

متعلق به اراضی شالیزاری و به نسبت مسطح بود؛ از این رو به نظر می‌رسد بخشی از این برتری جزئی نسبت به کریجینگ معمولی مرتبط با عدم تفاوت زیاد در داده‌های مدل رقومی ارتفاع منطقه و بخشی دیگر نیز مرتبط با همگون شدن و نرم‌سازی داده‌ها در اثر تبدیل توزیع اندازه ذرات به کلاس و سپس گروه‌های بافتی است که بر توان برآورد کریجینگ معمولی افزوده باشد. با توجه به آنکه در روش طبقه‌بندی پیکسل مینا یک مرحله اضافی از انجام



شکل 5- نقشه بافت خاک غالب استان گیلان: الف) طبقه‌بندی پیکسل مینا، ب) وزن‌دهی عکس فاصله و ج) کریجینگ معمولی

### فهرست منابع:

1. دلبری، م و م، شهریاری. 1395. بررسی تغییرات مکانی برخی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک منطقه سیستان. دومین کنگره ملی آبیاری و زهکشی ایران، اصفهان.
2. زینالی، م، جعفرزاده، ع، ا، شهبازی، ف و ش، اوستان. 1395. ارزیابی شوری خاک سطحی باروش پیکسل مینا براساس داده های سنجنده TM مطالعه موردی: اراضی شرق شهرستان خوی - استان آذربایجان غربی. مجله اطلاعات جغرافیایی. 25 (99): 127-139.
3. نوروزیان عزیز، ز، م، قاجار سپانلو، عمار، س، م و ف، صادقزاده. 1396. ارزیابی مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هدایت هیدرولیکی اشباع خاک در مازندران. مجله پژوهش‌های خاک. 31(1): 75-87.
4. Bakker, A. 2012. Soil texture mapping on a regional scale with remote sensing data. SI: sn.
5. Buckman, H. O, and N.C. Brady. 1960. The Nature and Properties of Soils. New York: Macmillan.

6. Bieganski, A., and M. Ryzak. 2011. Soil Texture: Measurement Methods. In: Encyclopedia of Agrophysics Springer Netherlands, pp: 791–794.
7. Bouma, J., J. Stoorvogel, B. J. van Alphen, and H. W. G. Booltink. 1999. Pedology, precision agriculture, and the changing paradigm of agricultural research. *Soil Sci Soc Am J*, 63:1763–1768. <https://doi.org/10.2136/sssaj1999.6361763x>
8. Chen, T., R. Niu, Y. Wang, P. Li, L. Zhang, and B. Du. 2011. Assessment of spatial distribution of soil loss over the upper basin of Miyun reservoir in China based on RS and GIS techniques. *Environmental Monitoring and Assessment*, 179: 605-617.
9. De Wit, A. J. W., and G. P. W. Clevers. 2004. Efficiency and accuracy of per-field classification for operational crop mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (20): 4091-4112.
10. Gee, G. W., and J. W. Bauder. 1986. Particle-size analysis. In: Klute A, editor. *Methods of soil analysis*, Part 1. 2th ed. pp. 383-411. Madison, WI, ASA/SSSA.
11. Gooverats, P. 1997. *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford university press, New York.
12. Haykin, S. 1999. *Neural Computing*, second ed. Prentice Hall, Princeton, NJ.
13. Hengel, T., N. Toomanian, I. R. Hannes, and M. J. Malakouti. 2007. Methods to interpolate soil categorical variables from profile observations: Lessons from Iran. *Geoderma*, 140:417-427.
14. He, Y., Y. Wei, R. DePauw, B. Qian, R. Lemke, A. Singh, R. Cuthbert, B. McConkey, and H. Wang. 2013. Spring wheat yield in the semiarid Canadian prairies: Effects of precipitation timing and soil texture over recent 30 years. *Field Crop. Res*, 149: 329–337.
15. Gozdowski, D., M. Stępień, S. Samborski, E. S. Dobers, J. Szatyłowicz, and J. Chormański. 2014. Determination of the most relevant soil properties for the delineation of management zones in production fields. *Commun Soil Sci Plan*, 45(17): 2289-2304.
16. Jamieson, P. D., J. R. Porter, and D. R. Wilson. 1991. A test of the computer simulation model ARC-WHEAT1 on wheat crops grown in New Zealand. *Field Crops Research*, 27: 337–350.
17. Jafari, A., P. A. Finke, J. Vande Wauw, S. Ayoubi, and H. Khademi. 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. *Eur. J. Soil Sci*, 63: 284-298.
18. Kravchenko, A., and D.G. Bullock. 1999. A comparative study of interpolation methods for mapping soil properties. *Agron J*, 91: 393-400.
19. Landis J.R., and G. Koch. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*: 33:159-174.
20. Liao, K., S. Xu, J. Wu, and Q. Zhu. 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil science and plant nutrition*, 59(4): 488-500.
21. Paterson, S., B. Minasny, and A. Mc Barteny. 2018. Spatial variability of Australian soil texture: A multiscale analysis. *Geoderma*, 309: 60-74.
22. Merdun, H., O. Cinar, R. Meral, and M. Apan. 2006. Comparison of artificial neural network of soil water retention and saturated hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 90: 108-116.
23. Rajurkar, M. P., U. C. Kothiyari, and U. C. Chaube. 2004. Modeling of the daily rainfall runoff relationship with artificial neural network. *J. Hydrol*, 285 (1-4): 96-113.
24. Reichardt, R., and L. C. Timm. 2004. Solo planta atmosfera: conceitos, processos e aplicações. Manole, Barueri, E-Book, pp: 478.
25. Shirazi, M. A., Boesma, and C. Burch Johnson. 2001. Particle size distributions: Comparing texture systems, adding rock and predicting soil properties. *Soil Sci. Soc. Am J*, 6S: 300-310.

26. Song, Y. Q., L. A. Yang, b. Li, Y. M. Hu, A. L. Wang, W. Zhou, X. S. Cui, and Y. L. Liu. 2017. Spatial prediction of soil organic matter using a hybrid geostatistical model of an extreme learning machine and ordinary kriging. *Sustainability*, 9, 754; doi:10.3390/su9050754.
27. Sun, B., Z. Shenglu, and Z. Qigou. 2003. Evaluation of spatial and temporal changes of soil quality based on geostatistical analysis in the hill region of subtropical China. *Geoderma*, 115:85-99.
28. Taghizadeh-Mehrjardi, R., S. Ayoubi, Z. Namazi, B. P. Malone, A. A. Zolfaghari, and F. R. Sadrabadi. 2016. Prediction of soil surface salinity in arid region of central Iran using auxiliary variables and genetic programming. *Arid Land Research and Management*, 30 (1): 44-64.
29. Wang, D. C., G. L. Zhang, M. S. Zhao, X. Z. Pan, Y. G. Zhao, D. C. Li, and B. Macmillan. 2015. Retrieval and mapping of soil texture based on land surface diurnal temperature range data from MODIS. *PloS one*, 10(6): e0129977.
30. Zaeri, K., S. Hazbavi, N. Toomanian, and J. T. Zadeh. 2013. Creating surface soil texture map with indicator kriging technique: A case study of central Iran soils. *International Journal of Agriculture and Crop Sciences*, 6(9): 518-521.
31. Zhang, S. W., C. Y. Shen, X. Y. Chen, H. C. Ye, Y. F. Huang, and S. Lai. 2013. Spatial interpolation of soil texture using compositional kriging and regression kriging with consideration of the characteristics of compositional data and environmental variables. *Journal of integrative agriculture*, 12 (9): 1673-1683.
32. Zheng, Z., F. Zhang, X. Chai, Z. Zhu, and F. Ma. 2009. Spatial estimation of soil moisture and salinity with neural kriging. In *IFIP International federation for information processing, Volume 294, Computer and Computing Technologies in Agriculture II, Volume 2*, eds. D. Li, Z. Chunjiangv (Boston:Springer), pp: 1227-1237.
33. Walvoort, D. J., and J. J. de Gruijter. 2001. Compositional kriging: a spatial interpolation method for compositional data. *Mathematical Geology*, 33(8), 951-966.

Archive

## Comparison of Three Geostatistics Methods for Prediction of Soil Texture Classes in Crop and Orchard Lands of Guilan Province

S. Mallah, B. Delsouz Khaki, N. Davatgar<sup>1</sup>, K. Bazargan, M. N. Navidi, L. Rezaee, M. Shakouri Katigari, H. Shokri Vahed, H. Sheikholeslam, A. Shirinfekr and H. Kahneh

Researcher, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran; E-mail s.mallah@areeo.ac.ir  
Researcher, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran; E-mail: b\_delsooz@yahoo.com  
Associate Professor, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran; E-mail: n.davatgar@areeo.ac.ir  
Associate Professor, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran; E-mail: k.bazargan@areeo.ac.ir  
Assistant Professor, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran; E-mail: nasernavidi@yahoo.com  
Expert of soil physic laboratory, Rice Research Institute of Iran (RRII), Agricultural Research, Education and Extension Organization, Rasht, Iran; E-mail: l.rezaee77@gmail.com  
Expert of soil chemistry laboratory, Rice Research Institute Of Iran (RRII), Agricultural Research, Education and Extension Organization, Rasht, Iran; E-mail: maryamshakouri@gmail.com  
Researcher Instructor, Rice Research Institute of Iran (RRII), Agricultural Research, Education and Extension Organization, Rasht, Iran; E-mail: shokri\_v@yahoo.com  
Expert of personal laboratory, Rasht, Iran; E-mail: guilansoillab@gmail.com  
Tea Research Center, Horticultural Science Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization, (AREEO), Lahijan, Iran; E-mail: a.shirinfekr@areeo.ac.ir  
Assistant Prof., Tea Research Center, Horticultural Science Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Lahijan, Iran; E-mail: e.kahneh@areeo.ac.ir

Received: August, 2018 and Accepted: July, 2019

### Abstract

Soil texture is a static soil property that has great effects on soil physico-chemical properties. Therefore, global demands are increasing for a high spatial resolution map of soil texture. Lack of intrinsic soil data can lead to wrong policies regarding management and degradation of soil and water resources. Iran has many scattered soil data that have been collected at great cost. These data can be useful in a wide range of applications if presented accurately in digital map format. In this study, Ordinary Kriging, Pixel-Based Classification (PBC), and Inverse Distance Weighted (IDW) methods were investigated using 4665 soil surface samples collected from croplands and orchards to map Guilan soil texture groups (fine, medium and coarse) and soil mineral particles. MBE, NRMSE, KIA,  $R^2$  and Pa statistics were used for verification. The results indicated that IDW could provide higher accuracy for clay ( $R^2 = 0.64$  and  $NRMSE = 0.22$ ) and sand ( $R^2 = 0.67$  and  $NRMSE = 0.25$ ) particles prediction, but PBC had higher accuracy for predicting fine, medium and coarse soil texture groups according to KIA and Pa of 0.46 and 0.73, respectively. However, superiority of PBC was minor (KIA = 0.43 and Pa = 0.71) compared to Ordinary Kriging. PBC used auxiliary soil data as inputs for Artificial Neural Network to predict soil mineral particles of unvisited pixels. For more certainty regarding efficiency of PBC in predicting soil texture groups, it is recommended to test the mentioned methods in areas with more physiographic diversity.

**Keyword:** Ordinary Kriging, Pixel-Based Classification, Inverse Distance Weighted, Artificial Neural Network, Mapping

<sup>1</sup> Corresponding author: Soil and Water Research Institute of Iran, Meshkindasht, Karaj, Postal Code: 3177993545