

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

УДК 631.421

doi: 10.26907/2542-064X.2022.3.438-456

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОТРАЖАТЕЛЬНОЙ СПОСОБНОСТИ КАК КОВАРИАТЫ СОДЕРЖАНИЯ ОРГАНИЧЕСКОГО ВЕЩЕСТВА В ЗАЛЕЖНЫХ ПОЧВАХ

*К.Г. Гиниятуллин¹, И.А. Сахабиев¹, Е.В. Смирнова¹, А.А. Валеева¹,
С.С. Рязанов², Л.И. Латыпова¹*

¹Казанский (Приволжский) федеральный университет, г. Казань, 420008, Россия

²Институт проблем экологии и недропользования АН РТ, г. Казань, 420087, Россия

Аннотация

В работе дана оценка возможности использования показателей отражательной способности воздушно-сухих измельченных (< 0.25 мм) образцов почвы в видимой и инфракрасной области спектра как ковариаты содержания почвенного органического вещества (ПОВ) в старопашотных горизонтах залежей. Выявлена значимая корреляция содержания ПОВ только с интенсивностью полосы поглощения 1630 см^{-1} и площадью полосы поглощения $1706\text{--}1537\text{ см}^{-1}$. Невысокие корреляции в инфракрасном диапазоне связываются с химической неоднородностью ПОВ, унаследованного из пахотной почвы и новообразованного под залежами. Более тесные корреляции наблюдаются между ПОВ и отражением в красном канале видимого спектра, коэффициент корреляции равен -0.76 для слоя $0\text{--}5$ см и -0.73 для слоя $5\text{--}10$ см. Показано, что использование отражения в красном канале для кокригинга позволяет получить более точный пространственный прогноз распределения ПОВ при минимальном наборе данных по сравнению с ординарным кригингом. Уточненные карты содержания ПОВ могут обеспечить получение более реалистичного прогноза секвестрации CO_2 в залежных почвах, а также эмиссии его из залежей при смене землепользования.

Ключевые слова: залежные почвы, органическое вещество, спектральные характеристики почв, пространственный прогноз, кокригинг

Введение

Казанский федеральный университет является базовым научным центром проекта по созданию на территории Республики Татарстан одного из карбоновых полигонов по разработке и испытанию технологий контроля углеродного баланса для предотвращения глобальных изменений климата. Эта задача имеет большое значение в решении вопросов биогеохимии и оценки состояния экосистем. Так, по данным Батджэса [1], почвенный покров Земли содержит около 1500 Pg ($1\text{ Pg} = 10^{15}\text{ г}$) органического углерода, это в три раза больше, чем содержится в растительном покрове и в два раза больше, чем в атмосфере. Увеличение содержания почвенного органического вещества (ПОВ) рассматривается как важнейший потенциальный сток CO_2 из атмосферы, а почвы, подвергающиеся деградации, напротив, являются одним из основных потенциальных источников его поступления [2–4]. Значительный вклад в поддержание баланса углерода

на территории современной России вносят залежные почвы [3, 5, 6]. В работе [6] отмечается, что общий дополнительный сток углерода на заброшенных пахотных землях России (45.5 млн га) оценивается в 155 ± 27 Мт С в год. Это может покрыть около 18% глобального выброса CO_2 из-за потери лесов и других изменений в землепользовании или ежегодно компенсировать около 36% текущих выбросов от сжигания ископаемого топлива.

Общий характер и направленность количественных и качественных изменений гумусного состояния почв под влиянием залежной растительности известны по результатам целого ряда исследований (см., например, [7–9]). Вместе с тем надежный прогноз масштабов секвестрации углерода на отдельных массивах залежей и перенос данных на почвенный покров более крупных объектов возможны только с учетом пространственной неоднородности накопленных запасов ПОВ. Важность картографирования залежных земель отмечается в работе [10]. Ранее нами с помощью специальных схем пробоотбора и геостатистических методов было показано, что аккумуляция ПОВ в верхней части старопахотных горизонтов (Аспах) серых лесных почв за 15 лет нахождения под залежной растительностью может составлять 21% от общего запаса, но количество накопленного органического вещества (ОВ) на отдельных участках отличается при этом более чем в два раза [11].

Очевидно, что при таком уровне пространственной неоднородности надежная и объективная оценка масштабов секвестрации углерода в них может строиться только на результатах пространственного картографирования и моделирования с применением современных методов пространственного анализа.

Методы пространственного моделирования почвенных свойств на различных уровнях масштабирования достаточно хорошо отработаны и широко используются в цифровой почвенной картографии [12]. С учетом актуальности изучения баланса углерода в последние десятилетия особый интерес исследователей сосредоточен на моделировании пространственной неоднородности содержания ОВ в почвах. Моделирование содержания ПОВ проводится как в национальных, региональных масштабах [13–15], так и в масштабах одних отдельно взятых полей или массивов [16–18]. Наряду с традиционными геостатистическими подходами [19, 20] для решения данных задач все шире привлекаются методы машинного обучения, а также различные гибридные методы [14–17]. Применение специальных геостатистических и машинных методов позволяет получить высокую точность пространственного прогноза за счет аналитического определения ПОВ и косвенных предикторов его содержания [12]. В качестве таких предикторов обычно используются данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). В основном используются спектральные индексы отражательной способности открытой поверхности почвы, часто в совокупности с дополнительными предикторами (вегетационными индексами, морфометрическими атрибутами рельефа, картами почвенных свойств, климатическими показателями и др.) [18, 21–23].

Цифровое картографирование, отработанное на пахотных землях и территориях с высокой долей пахотных угодий, связано с определенными сложностями на залежных участках с развитой растительностью. Прежде всего, это невозможность получения из дистанционных источников показателей отражательной способности открытой поверхности почвы под развитой залежной растительностью.

В данном случае для создания точных карт содержания ПОВ может возникать необходимость использования в качестве предикторов показателей отражающей способности почвенного материала в различных диапазонах спектров, получаемых прямым полевым или лабораторным измерением [24]. Данные прямого измерения отражательной способности могут быть достаточно показательными для пространственного прогноза ряда почвенных свойств [25–28].

Наличие корреляционных связей цветовых характеристик с химическим составом почвенного материала общеизвестно и систематизировано в ряде работ [29, 30]. В качестве ковариат химических свойств почв традиционно используют характеристики отражательной способности почв в видимой, ближней и средней ИК-областях спектра, полученные с применением спектроскопических методов [25, 31–35]. Основными преимуществами прямого измерения отражательной способности почв являются быстрота и дешевизна, а также возможность одновременно проводить анализ различных почвенных свойств [31, 36]. Считается, что совершенствование современной спектрометрической техники и методов обработки результатов позволяет использовать данные измерения спектральных характеристик почв не только как количественные ковариаты ПОВ, но и как показатели его качественного состава [37].

Предварительная обработка спектров диффузного отражения в средней ИК-области (мультипликативная коррекция рассеяния, сглаживание и нормализация спектральных показателей) позволяет добиться корреляции (r) между эталонными и прогнозируемыми по спектральным показателям значениями содержания ОВ в почвенных образцах равной 0.97–0.98 [38]. Применение данного метода рассматривается авторами как альтернатива химическим методам определения ОВ. Примерно такого же порядка оказались показатели корреляции, полученные в работах [39–40], а также в обзорной статье [41]. Большинство исследователей [36, 40, 41] сходятся во мнении, что использование ближнего и среднего ИК-диапазона для оценки содержания ПОВ наиболее перспективно.

Известны исследования, в которых оценивается возможность использования спектральных характеристик почв не только в ИК-, но и в видимой области спектра. В работе [37] показано, что почвенный органический углерод и отражательная способность почв характеризуются отрицательной корреляцией в пределах широкого диапазона длин волн (400–2400 нм). Высокие коэффициенты корреляции были обнаружены в области между 500–800 нм с наиболее сильным значением при 610 нм ($r = -0.84$), то есть в красном (R) канале видимого спектра. Результаты анализа искусственных почвенных смесей также свидетельствуют о том, что при определении содержания органического углерода и азота могут продуктивно использоваться как видимая, так и ИК-область спектра [33].

При использовании в качестве предикторов содержания ПОВ ограниченного количества показателей отражательной способности почвенного материала определенные преимущества может иметь достаточно простой подход для построения точных карт – ковариационный кригинг (кокригинг) [34]. Кокригинг – это многомерное развитие кригинга, когда в процесс предсказания почвенного свойства включается дополнительная переменная (ковариата), которая легче измеряется или по которой можно без особых затруднений получить многочисленные данные [42, 43]. Кокригинг может применяться в случае, если пространственное

распределение одного почвенного свойства определяется распределением другого свойства или их распределение обусловлено действием одного и того же фактора варьирования, то есть строится на тех же принципах, что и методы регрессии в традиционной статистике [42]. В отличие от регрессионного кригинга и методов машинного обучения, реализация которых основана на линейных и нелинейных регрессионных моделях зависимости целевой переменной от большого количества потенциальных разнородных предикторов [44], кокригинг строится только на анализе кросс-вариограмм.

Цель настоящей работы – оценить возможности использования характеристик отражательной способности почв в видимой, ближней и средней ИК-областях спектра, определенных в лабораторных условиях в качестве показателей содержания разнородного ПОВ в старопашотных горизонтах залежных почв в целях создания карт пространственного распределения методом кокригинга.

1. Объекты и методы

Для исследования был выбран участок светло-серых лесных почв (Retisols) площадью 10,2 га, расположенный в Предкамье Республики Татарстан и находящийся под 15–20-летней залежной растительностью, представленной луговым разнотравьем, зарастающим лесом. Отбор образцов проводился согласно стратифицированной рандомизированной схеме, которая была получена с использованием пакета *spcosa* [45] статистической среды R (рис. 1). Участок пробоотбора делился на страты произвольной формы, примерно одинакового размера, в пределах каждой ячейки рандомизировано располагались две точки пробоотбора. Данная схема места отбора проб позволяет получить близко расположенные точки, что является одним из условий корректного применения методов геостатистики.

Первая группа точек (Т1, 50 шт.) закладывалась для определения содержания ПОВ и отражательной способности почв в видимом и ИК-диапазоне спектра, вторая (Т2, 50 шт.) – только для оценки отражательной способности. Содержание ПОВ фиксировалось в 50 точках, обозначенных на схеме отбора как Т1. Отражательная способность почв в видимом и ИК-диапазоне спектра измерялась в 100 точках (Т1 и Т2). Точки отбора определялись на местности с помощью полевого GPS-контроллера TRIMBLE JUNO 5D с точностью геопозиционирования до 1 м. Образцы отбирались из слоев 0–5 и 5–10 см горизонта Аспах, поскольку в этих слоях обычно наблюдается накопление ПОВ под залежной растительностью. Образцы были доведены до воздушно-сухого состояния и пропущены через сито диаметром 0,25 мм.

Отражательную способность в средней и ближней областях ИК-спектра ($4000\text{--}660\text{ см}^{-1}$) измеряли на спектрометре Spectrum Two (Perkin Elmer, США) с приставкой PIKE (MIRacle™, США), используемой для установления обратного внутреннего отражения твердофазных образцов. Приставка позволяет получать ИК-спектры отражения растертых порошкообразных почвенных проб без сложных процедур их предварительной подготовки. ИК-спектры интерпретировали на основе работы [46]. Получение цветовых характеристик в видимой области спектра проводилось также в воздушно-сухих растертых образцах с использованием цифровой камеры при унификации условий освещения и калибровки

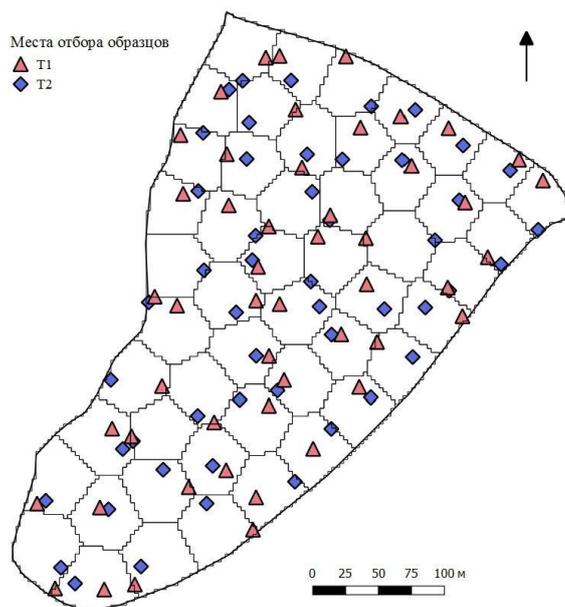


Рис. 1. Схема пробоотбора. T1 – точки, в которых отбирались образцы для определения содержания ПОВ и измерения отражательной способности, T2 – точки только для измерения отражательной способности

камеры с помощью цветowych мишеней Color Checker. Количественный анализ цвета проводился в программе Adobe Photoshop в цветowych пространствах RGB и CIE Lab по методике, описанной в работе [47]. Содержания ПОВ определяли методом мокрого сжигания по Тюрину.

Связь между содержанием ПОВ и показателями отражательной способности почв оценивалась по коэффициенту корреляции Пирсона (r). Данные обрабатывали в статистической среде R [48]. Вариограммный анализ и пространственная интерполяция данных была осуществлена при помощи пакета gstat языка R по методике Pebesмы [49]. Для пространственного прогноза содержания ПОВ по спектральным характеристикам образцов в видимом и ИК-диапазонах спектра использовали кокригинг. В качестве оценки кокригинга использовали линейную комбинацию двух переменных в следующем виде:

$$\hat{z}_0 = \sum_{i=1}^n a_i u_i + \sum_{i=1}^m b_i v_i, \quad (1)$$

где \hat{z}_0 – оценка целевой переменной в местоположении 0; u_1, \dots, u_n – первичная переменная в n ближайших местоположениях; v_1, \dots, v_m – вторичная переменная в m ближайших местоположениях; a_1, \dots, a_n и b_1, \dots, b_m – веса кокригинга [50].

Сравнительная оценка точности пространственного прогноза проводилась относительно результатов ОК. Точность интерполяции оценивалась по результатам перекрестной проверки. В качестве критериев оценки выступали значения усредненной ошибки (2), среднеквадратичного отклонения (3) и значения MSDR (4), которое характеризуется как среднее значение отношения остатков модели к дисперсии кригинга [51]:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i, \quad (2)$$

$$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \right)^{1/2}, \quad (3)$$

$$MSDR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sigma^2}, \quad (4)$$

где y_i – наблюдаемое значение целевой переменной, \hat{y}_i – прогнозируемое значение целевой переменной, σ^2 – дисперсия кригинга.

Оформление полученных карт было проведено с помощью геоинформационной системы QGIS [52].

2. Результаты и их обсуждение

В табл. 1 представлены статистические показатели пространственного варьирования содержания ПОВ в слоях Аспах. Данные показывают значительную дифференциацию верхней части Аспах по содержанию ПОВ, что можно связать с преимущественным его накоплением в верхних слоях [53, 54]. В целом по изучаемому массиву залежи содержание ПОВ в отдельных точках отбора проб характеризуется высокой пространственной вариабельностью во всех слоях Аспах.

Табл. 1

Статистические показатели пространственного варьирования содержания ПОВ в Аспах залежной светло-серой лесной почвы

Показатели	Содержание ПОВ, %	
	0–5	5–10
Слой, см	0–5	5–10
Объем выборки (n)	50	50
Минимальное значение	1.40	0.83
Среднее значение	2.03	1.27
Максимальное значение	3.20	2.06
Размах варьирования	1.80	1.23
Коэффициент вариации, %	16.7	19.3

Анализ ИК-спектров выявил наличие характеристических полос поглощения валентных колебаний ОН-группы ($3500\text{--}3300\text{ см}^{-1}$), симметричных и асимметричных валентных колебаний метиленовых групп (2926 и 2852 см^{-1}), валентных колебаний карбонильной группы (1725 см^{-1}), валентных колебаний двойной углерод-углеродной связи (1630 см^{-1}), валентных колебаний Si–O–Si (1009 см^{-1}) и внеплоскостных деформационных колебаний C–H (780 см^{-1}). Значимая средняя корреляция была обнаружена только между показателями содержания ПОВ и интенсивностью полос поглощения при длинах волн 1630 см^{-1} ($r = -0.49$) и площадью полос поглощения в области $1706\text{--}1537\text{ см}^{-1}$ ($r = -0.56$) (табл. 2). Разница статистически значимых коэффициентов корреляции не является существенной ($p = 0.73$) при уровне значимости $\alpha = 0.05$.

Табл. 2

Показатели корреляции между содержанием ПОВ и интенсивностью и площадью поглощения в ИК-диапазоне спектров в образцах из слоя 0–5 см Аспах ($n = 28$)

Волновые числа, см ⁻¹	r	p
3395	-0.36	0.06
2926	-0.31	0.11
2852	-0.21	0.28
1725	0.19	0.33
1630	-0.49	0.01
1009	0.06	0.77
780	-0.10	0.62
3726–2970	-0.35	0.07
1706–1537	-0.56	0.00

Примечание. Полужирным шрифтом выделены значимые коэффициенты при $\alpha = 0.05$.

Для большинства почв отмечается достаточно высокая корреляция между содержанием ПОВ и полосами поглощения в ближнем и среднем ИК-диапазонах [39, 40, 55]. Высокие значения корреляции (> 0.9) между отдельными пиками и полосами поглощения в ИК-области и содержанием ПОВ наблюдаются обычно только после специальной обработки спектров, полученных с применением специального спектрального оборудования [38]. При простой спектральной обработке с применением метода линейной регрессии прогноз агрохимических показателей пахотных угодий, как правило, значительно ниже ($r = 0.7–0.8$) [24]. В нашем случае слабые значения корреляции между пиками поглощения в ИК-диапазоне и содержанием ПОВ могут быть связаны также с разнородным химическим составом ОВ залежных почв. В отличие от пахотных почв, где ОВ представлено в основном устойчивыми к окислению гумусовыми веществами, старопахотные горизонты залежных почв содержат значительное количество новообразованного органического вещества, обогащенного легкими денсиметрическими фракциями с высокой долей алифатических соединений [8, 9, 56]. По всей видимости, для разнокачественного ПОВ залежей не представляется возможным подобрать функциональную группу, а соответственно, и индивидуальную полосу поглощения, которая количественно отражает пул разнородного ОВ, накапливающегося в Аспах под залежной растительностью, и ОВ, унаследованного от пахотной почвы.

Анализ результатов определения в послойных образцах Аспах отражательной способности в видимом диапазоне показывает обратную корреляцию с содержанием ПОВ во всех каналах (от красного до синего) цветового пространства RGB (табл. 3). Максимальная обратная корреляция характерна для красного канала спектра (R), которая составляет $r = -0.76$ и $r = -0.73$ для слоев 0–5 см и 5–10 см соответственно. Сравнение коэффициентов корреляции между содержанием ПОВ и интенсивностью отражения в каналах видимого спектра показало, что коэффициенты корреляции по глубинам не различаются при уровне значимости $\alpha = 0.05$. Наблюдается также обратная корреляция содержания ПОВ и показателя освещенности (L) в цветовом пространстве CIE Lab, однако значение коэффициента корреляции несколько ниже, чем в канале R. Максимальная корреляция содержания ПОВ и отражения в канале R вполне ожидаема и отмечалась ранее в ряде работ [37, 57].

Табл. 3

Показатели корреляции между ПОВ и отражением в каналах видимого спектра в цветовых пространствах RGB и CIE Lab

Компоненты цветовой модели	Корреляция между содержанием ПОВ и интенсивностью отражения в каналах видимого спектра		Значимость разности коэффициентов корреляции (<i>p</i> -value)
	Слой Аспах, см		
	0–5	5–10	
R	$r = -0.76$ $p = 0.00$	$r = -0.73$ $p = 0.00$	0.79
G	$r = -0.62$ $p = 0.00$	$r = -0.52$ $p = 0.00$	0.42
B	$r = -0.49$ $p = 0.00$	$r = -0.59$ $p = 0.00$	0.48
L	$r = -0.68$ $p = 0.00$	$r = -0.63$ $p = 0.00$	0.65
Объем выборки (<i>n</i>)	50	50	

Примечание. R – красный канал, B – синий канал, G – зеленый канал в цветовом пространстве RGB; L – показатель освещенности в цветовом пространстве CIE Lab.

На основе результатов оценки корреляций при построении карт содержания ПОВ по данным аналитического определения в качестве вспомогательного предиктора использовали показатель отражения почвенного материала в красном канале R. Для оценки пространственных закономерностей автокорреляции содержания ПОВ и отражательной способности проводили вариограммный анализ. Данные стандартизировали через *z*-преобразование по формуле

$$z = \frac{x - m}{s}, \quad (5)$$

где *m* – среднее значение целевой и вспомогательной переменной, *s* – стандартное отклонение, *x* – значение целевой и вспомогательной переменной в точке пространства.

На рис. 2 представлены модельные вариограммы стандартизированных значений содержания ПОВ и значений красного канала, а в табл. 4 – параметры вариограмм. В качестве модельных использовались сферические модели вариограмм.

Анализ вариограмм показывает, что пространственная изменчивость содержания ПОВ в верхних слоях Аспах имеет близкие параметры автокорреляции с показателями канала R в цветовом пространстве RGB как по радиусу корреляции, так и по величине порога. Таким образом, показатель отражательной способности образцов почв, доведенных до воздушно-сухого состояния, в R-диапазоне в видимой области спектра может выступать ковариатой содержания ПОВ в Аспах залежных почв.

Полученные вариограммы нестандартизированных значений ПОВ и канала R, а также кросс-вариограммы (ПОВ + канал R) представлены на рис. 3, а их параметры – в табл. 4.

Кросс-переменная, состоящая из значений ПОВ и показателя отражения канала R (табл. 5, ПОВ_(0–5 см) + R_(0–5 см)) в верхнем слое (0–5 см), по оценке С.А. Камбарделлы [58], имеет умеренную пространственную зависимость. Кросс-переменная (табл. 5, ПОВ_(5–10 см) + R_(5–10 см)) в нижележащем слое (5–10 см) старопахотного

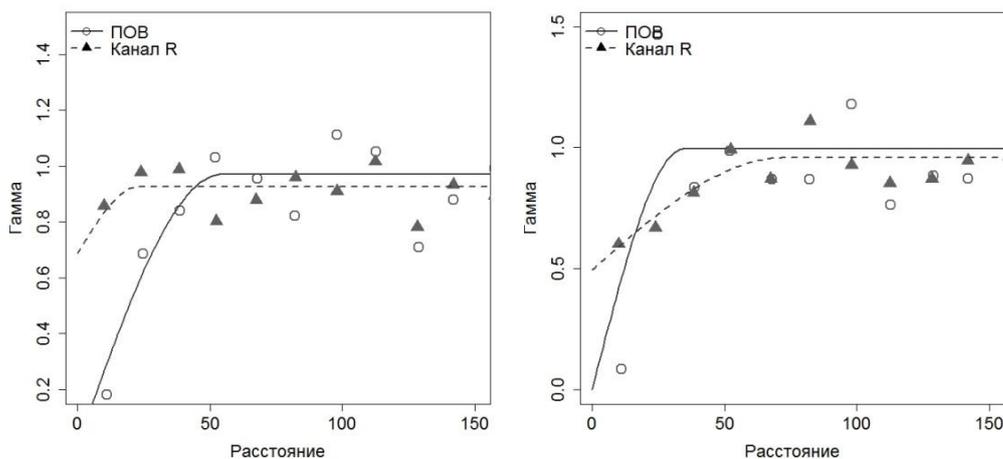


Рис. 2. Вариограммы стандартизованных значений содержания ПОВ и интенсивности отражения в красном канале (R) в верхних слоях Аспах

Табл. 4

Параметры вариограмм стандартизованных значений содержания ПОВ и показателя отражения в красном канале цветового пространства RGB

Показатель	Модель	SSEгг	Радиус корреляции, м	C_0	C_1	$C_0 + C_1$	$\frac{C_0}{C_0 + C_1}$
ПОВ _(0–5 см)	Sph	$1.1 \cdot 10^{-3}$	54.06	0.00	0.97	0.97	0.00
R _(0–5 см)	Sph	$1.7 \cdot 10^{-3}$	23.05	0.69	0.24	0.93	0.74
ПОВ _(5–10 см)	Sph	0.011	28.50	0.00	0.98	0.98	0.00
R _(5–10 см)	Sph	0.002	71.98	0.49	0.46	0.98	0.50

Примечание. SSEгг – ошибка подгонки, C_0 – наггет, C_1 – частичный порог, $C_0 + C_1$ – порог.

горизонта имеет сильную пространственную зависимость. Содержание ПОВ в слое 0–5 см характеризуется сильной пространственной зависимостью, а зависимость, характерная спектральному показателю, является умеренной. В слое 5–10 см пространственная зависимость содержания ПОВ ослабевает, а канала R усиливается. Анализ кросс-вариограмм показывает, что значения порога для содержания ПОВ и интенсивности канала R (табл. 5, $ПОВ_{(0–5 см)} + R_{(0–5 см)}$) для слоя 0–5 см имеют такое же или более высокое значение, чем для вариограмм каждого показателя в отдельности (табл. 4). Для слоя 5–10 см порог кросс-вариограммы (табл. 5, $ПОВ_{(5–10 см)} + R_{(5–10 см)}$) выше, чем для ПОВ, и ниже, чем для значений канала R. В целом порог кросс-вариограмм для слоя 0–5 см превышает порог кросс-вариограмм для слоя 5–10 см. Результаты перекрестной проверки представлены в табл. 6.

Из табл. 6, в которой обобщены результаты перекрестной проверки, видно, что значения ME и RMSE при использовании кокригинга для обоих слоев меньше, чем при применении ОК. Наименьшие значения ME и RMSE указывают на наилучший пространственный прогноз. Однако оценка по показателю MSDR не столь однозначна. В целом кокригинг при использовании отражательной способности в канале R видимого спектра в качестве косвенного предиктора позволяет

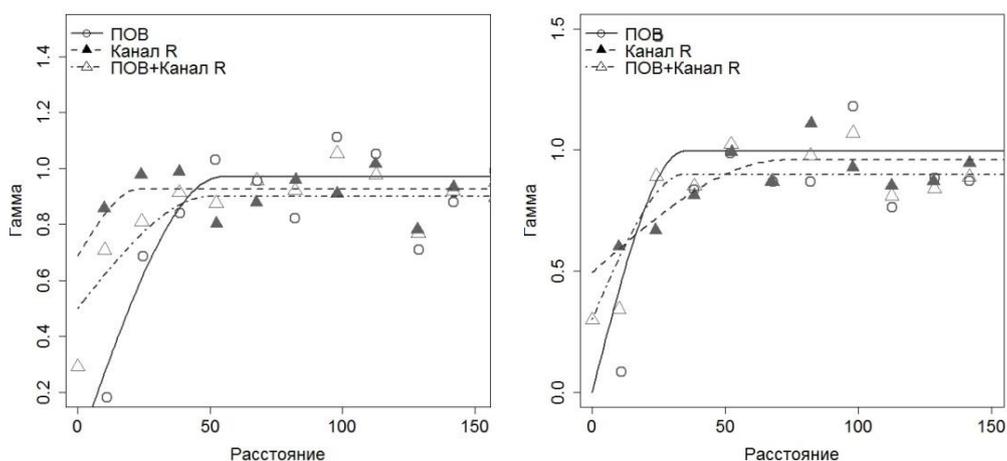


Рис. 3. Кросс-вариограммы содержания ПОВ и показателя отражения в красном канале (R) цветового пространства RGB в верхних слоях Аспах

Табл. 5

Параметры вариограмм и кросс-вариограммы

Показатель	Модель	Диапазон, м	C_0	C_1	$C_0 + C_1$	$\frac{C_0}{(C_0 + C_1)}$
ПОВ _(0-5 см)	Sph	54	0.27	0.93	1.20	0.23
R _(0-5 см)	Sph	54	0.10	0.09	0.19	0.52
ПОВ _(0-5 см) + R _(0-5 см)	Sph	54	0.51	0.29	0.80	0.64
ПОВ _(5-10 см)	Sph	35	0.51	0.73	1.24	0.41
R _(5-10 см)	Sph	35	0.20	0.94	1.14	0.17
ПОВ _(5-10 см) + R _(5-10 см)	Sph	35	0.00	0.81	0.81	0.00

Примечание. См. обозначения к табл. 4.

Табл. 6

Результаты перекрестной проверки точности интерполированных карт содержания ПОВ, полученных методами ординарного и ковариационного кригинга

Показатель	Ординарный кригинг			Кокригинг		
	ME	RMSE	MSDR	ME	RMSE	MSDR
ПОВ _(0-5 см)	0.012	1.09	1.36	$3.4 \cdot 10^{-4}$	0.69	0.85
ПОВ _(5-10 см)	0.014	1.00	1.00	0.001	0.68	0.61

улучшить точность пространственного прогноза по сравнению с результатами использования ординарного кригинга при минимальном наборе пространственных данных.

Заключение

Исследование отражательной способности залежных почв показало, что для материала Аспах достаточно трудно подобрать индивидуальные полосы поглощения в ближнем и среднем диапазонах ИК-спектра, которые бы позволяли с высокой надежностью количественно отразить пул разнородного ОВ, накапливающегося под залежной растительностью, и ОВ, унаследованного от пахотной почвы. Более надежными ковариатами содержания ПОВ в залежах являются показатели отражения в видимом диапазоне, представленные в цветовом пространстве

RGB и CIE Lab. Установлено, что интенсивность канала R в цветовом пространстве RGB имеет более высокие значения корреляции и близкие пространственные закономерности с содержанием ПОВ. Использование данного параметра в качестве косвенного предиктора позволяет уточнить пространственный прогноз при ковариационном кригинге по сравнению с ординарным кригингом с помощью ограниченного набора пространственных данных без увеличения количества точек отбора для измерения целевой переменной.

Благодарности. Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках научного проекта № 22-24-00242.

Литература

1. *Batjes N.H.* Total carbon and nitrogen in the soils of the world // *Eur. J. Soil Sci.* – 1996. – V. 47, No 3. – P. 151–163. – doi: 10.1111/EJSS.12114_2.
2. *Kudeyarov V.N.* Current state of the carbon budget and the capacity of Russian soils for carbon sequestration // *Eurasian Soil Sci.* – 2015. – V. 48, No 9. – P. 923–933. – doi: 10.1134/S1064229315090070.
3. *Kudeyarov V.N.* Soil-biogeochemical aspects of arable farming in the Russian Federation // *Eurasian Soil Sci.* – 2019. – V. 52, No 1. – P. 94–104. – doi: 10.1134/S1064229319010095.
4. *Козут Б.М., Семенов В.М., Артемьева З.С., Данченко Н.Н.* Дегумусирование и почвенная секвестрация углерода // *Агрохимия* – 2021. – № 5. – С. 3–13. – doi: 10.31857/S0002188121050070.
5. *Kalinina O., Goryachkin S., Karavaeva N.A., Lyuri D., Giani L.* Dynamics of carbon pools in post-agrogenic sandy soils of southern taiga of Russia // *Carbon Balance Manage.* – 2010. – V. 5. – Art 1, P. 1–9. – doi: 10.1186/1750-0680-5-1.
6. *Kurganova I., Lopes de Gerenyu V., Kuzyakov Y.* Largescale carbon sequestration in post-agrogenic ecosystems in Russia and Kazakhstan // *Catena.* – 2015. – V. 133. – P. 461–466. – doi: 10.1016/j.catena.2015.06.002.
7. *Guo L.B., Gifford R.M.* Soil carbon stock and land use change: A meta analysis // *Global Change Biol.* – 2002. – V. 8, No 4. – P. 345–360. – doi: 10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x.
8. *Mueller C.W., Koegel-Knabner I.* Soil organic carbon stocks, distribution, and composition affected by historic land use changes on adjacent sites // *Biol. Fertil. Soils.* – 2009. – V. 45. – P. 347–359. – doi: 10.1007/s00374-008-0336-9.
9. *Ovsepyan L.A., Kurganova I.N., Lopes de Gerenyu V.O., Rusakov A.V., Kuzyakov Ya.V.* Changes in the fractional composition of organic matter in the soils of the forest–steppe zone during their postagrogenic evolution // *Eurasian Soil Sci.* – 2020. – V. 53, No 1. – P. 50–61. – doi: 10.1134/S1064229320010123.
10. *Sorokina N.P., Kozlov D.N., Kuznetsova I.V.* Assessment of the postagrogenic transformation of soddy-podzolic soils: Cartographic and analytic support // *Eurasian Soil Sci.* – 2013. – V. 46, No 10. – P. 1007–1019. – doi: 10.7868/S0032180X13100134.
11. *Гиниятуллин К.Г., Рязанов С.С., Смирнова Е.В., Латыпова Л.И., Рыжих Л.Ю.* Использование геостатистических методов для оценки запасов органического вещества в залежных почвах // *Учен. зап. Казан. ун-та. Сер. Естеств. науки.* – 2019. – Т. 161, кн. 2. – С. 275–292. – doi: 10.26907/2542-064X.2019.2.275-292.
12. *Wadoux A.M.J.-C., Minasny B., McBratney A.B.* Machine learning for digital soil mapping: Applications, challenges and suggested solutions // *Earth-Sci. Rev.* – 2020. – V. 210. – Art. 103359, P. 1–17. – doi: 10.31223/osf.io/8eq6s.

13. *Wiesmeier M., Barthold F., Blank B.* Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem // *Plant Soil*. – 2011. – V. 340. – P. 7–24. – doi: 10.1007/s11104-010-0425-z.
14. *Martin M.P., Orton T.G., Lacarce E., Meersmans J., Saby N.P.A., Paroissien J.B., Jolivet C., Boulonne L., Arrouays D.* Evaluation of modelling approaches for predicting the spatial distribution of soil organic carbon stocks at the national scale // *Geoderma*. – 2014. – V. 223–225. – P. 97–107. – doi: 10.1016/j.geoderma.2014.01.005.
15. *Mahmoudzadeh H., Matinfar H.R., Taghizadeh-Mehrzardi R., Kerry R.* Spatial prediction of soil organic carbon using machine learning techniques in western Iran // *Geoderma Reg.* – 2020. – Art. e00260, P. 1–16. – doi: 10.1016/j.geodrs.2020.e00260.
16. *Jafari A., Khademi H., Finke P.A., Van de Wauw J., Ayoubi S.* Spatial prediction of soil great groups by boosted regression trees using a limited point dataset in an arid region, southeastern Iran // *Geoderma*. – 2014. – V. 232–234. – P. 148–163. – doi: 10.1016/j.geoderma.2014.04.029.
17. *Matinfar H.R., Maghsodi Z., Mousavi S.R., Rahmani A.* Evaluation and Prediction of Topsoil organic carbon using Machine learning and hybrid models at a Field-scale // *Catena*. – 2021. – V. 202. – Art. 105258, P. 1–13. – doi: 10.1016/j.catena.2021.105258.
18. *Sahabiev I., Smirnova E., Giniyatullin K.* Spatial prediction of agrochemical properties on the scale of a single field using machine learning methods based on remote sensing data // *Agronomy*. – 2021. – V. 11, No 11. – Art. 2266, P. 1–16. – doi: 10.3390/agronomy11112266.
19. *Kerry R., Goovaerts P., Rawlins B.G., Marchante B.P.* Disaggregation of legacy soil data using area to point kriging for mapping soil organic carbon at the regional scale // *Geoderma*. – 2012. – V. 170. – P. 347–358. – doi: 10.1111/j.1365-2753.2012.01908.x.
20. *Dai F., Zhou Q., Lv Z., Wang X., Liu G.* Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau // *Ecol. Indic.* – 2014. – V. 45. – P. 184–194. – doi: 10.1016/j.ecolind.2014.04.003.
21. *Mirzaee S., Ghorbani-Dashtaki S., Mohammadi J., Asadi H., Asadzadeh F.* Spatial variability of soil organic matter using remote sensing data // *Catena*. – 2016. – V. 145. – P. 118–127. – doi: 10.1016/j.catena.2016.05.023.
22. *Žižala D., Minarik R., Zádorová T.* Soil organic carbon mapping using multispectral remote sensing data: prediction ability of data with different spatial and spectral resolutions // *Remote Sens.* – 2019. – V. 1, No 24. – Art. 2947, P. 1–23. – doi: 10.3390/rs11242947.
23. *Chen L., Chunying R., Zhang B. Wang Z.* Multi-sensor prediction of stand volume by a hybrid model of support vector machine for regression kriging // *Forests*. – 2020. – V. 11, No 3. – Art. 296, P. 1–18. – doi: 10.3390/f11030296.
24. *Okunev R., Smirnova E., Giniyatullin K.* Application of ATR-FTIR spectrometry for express prediction of the organic matter properties of arable leached chernozem // *20th Int. Multidiscip. Sci. GeoConf. SGEM 2020*. – 2020. – V. 20, No 3.1. – P. 381–386. – doi: 10.5593/sgem2020/3.1/s13.049.
25. *Докучаев П.М., Мешалкина Ю.Л.* Определение содержания органического углерода с помощью портативного спектро-радиометра // *Вестн. Оренбург. гос. ун-та*. – 2016. – Т. 10, Вып. 198. – С. 58–62.
26. *Bangelesa F., Adam E., Knight J., Dhau I., Ramudzuli M., Mokotjomela T.M.* Predicting soil organic carbon content using hyperspectral remote sensing in a degraded mountain landscape in Lesotho // *Appl. Environ. Soil Sci.* – 2020. – V. 2020. – Art. 2158573, P. 1–11. – doi: 10.1155/2020/2158573.
27. *Savin I.Y., Vindeker G.V.* Some specifics in using optical properties of soil surface for moisture detection // *Eurasian Soil Sci.* – 2021. – V. 54, No 7. – P. 1019–1027. – doi: 10.31857/S0032180X21070121.

28. Prudnikova E., Savin I. Some peculiarities of arable soil organic matter detection using optical remote sensing data // *Remote Sens.* – 2021. – V. 13, No 12. – Art. 2313, P. 1–26. – doi: 10.3390/rs13122313.
29. Орлов Д.С., Суханова Н.И., Розанова М.С. Спектральная отражательная способность почв и их компонентов. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 2001. – 176 с.
30. Караванова Е.И. Оптические свойства почв и их природа. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 2003. – 151 с.
31. Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., McBratney A.B., Janik L.J., Skjemstad J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties // *Geoderma.* – 2006. – V. 131, No 1–2. – P. 59–75. – doi: 10.1016/j.geoderma.2005.03.007.
32. Vasques G.M., Grunwald S., Sickman J.O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra // *Geoderma.* – 2008. – V. 146, No 1–2. – P. 14–25. – doi: 10.1016/j.geoderma.2008.04.007.
33. Ludwig B., Nitschke R., Terhoeven-Urselmans T., Michel K., Flessa H. Use of midinfrared spectroscopy in the diffuse-reflectance mode for the prediction of the composition of organic matter in soil and litter // *J. Plant Nutr. Soil Sci.* – 2008. – V. 171, No 3. – P. 384–391. – doi: 10.1002/jpln.200700022.
34. Samsonova V.P., Meshalkina Yu.L., Blagoveshchenskii Yu.N. Effect of errors in positioning the sampling points on the assessment of the relationships between the remote sensing data and the soil properties // *Eurasian Soil Sci.* – 2013. – V. 46, No 5. – P. 484–490. – doi: 10.1134/S1064229313050104.
35. Mohamed E.S., Ali A.M., El Shirbeny M.A., Abd El Razek A.A., Savin I.Yu. Near infrared spectroscopy techniques for soil contamination assessment in the Nile Delta // *Eurasian Soil Sci.* – 2016. – V. 49, No 6. – P. 632–639. – doi: 10.7868/S0032180X1606006X.
36. Bellon-Maurel V., McBratney A. Near-infrared (NIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopic techniques for assessing the amount of carbon stock in soils – critical review and research perspectives // *Soil Biol. Biochem.* – 2011. – V. 43, No 7. – P. 1398–1410. – doi: 10.1016/j.soilbio.2011.02.019.
37. Conforti M., Matteucci G., Buttafuoco G. Using laboratory Vis-NIR spectroscopy for monitoring some forest soil properties // *J. Soils Sediments.* – 2018. – V. 18, No 3. – P. 1009–1019. – doi: 10.1007/s11368-017-1766-5.
38. Masserschmidt I., Cuelbas C.J., Poppi R.J., de Andrade J.C., de Abreu C.A., Davanzo C.U. Determination of organic matter in soils by FTIR/diffuse reflectance and multivariate calibration // *J. Chemom.* – 1999. – V. 13, No 3. – P. 265–273. – doi: 10.1002/(sici)1099-128x(199905/08)13:3/43.0.
39. McCarty G.W., Reeves J.B., Reeves V.B., Follett R.F., Kimble J.M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon management // *Soil Sci. Soc. Am. J.* – 2002. – V. 66, No 2. – P. 640–646. – doi: 10.2136/sssaj2002.6400a.
40. McCarty G.W., Reeves J.B. III Comparison of near infrared and mid infrared diffuse reflectance spectroscopy for field-scale measurement of soil fertility parameters // *Soil Sci.* – 2006. – V. 171, No 2. – P. 94–102. – doi: 10.1097/01.ss.0000187377.84391.54.
41. Reeves J.B. Near- versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done? // *Geoderma.* – 2010. – V. 158, No 1–2. – P. 3–14. – doi: 10.1016/j.geoderma.2009.04.005.
42. Васенев И.И., Мешалкина Ю.Л., Грачев Д.А. Геоинформационные системы в почвоведении и экологии. Интерактивный курс. – М.: РГАУ – МСХА, 2010. – 212 с.

43. *Goovaerts P., Kerry R.* Using ancillary data to improve prediction of soil and crop attributes in precision agriculture // *Geostatistical Applications for Precision Agriculture* / Ed. by M.A. Oliver. – Dordrecht: Springer, 2010. – P. 167–194. – doi: 10.1007/978-90-481-9133-8_7.
44. *Keskin H., Grunwald S.* Regression kriging as a workhorse in the digital soil mapper's toolbox // *Geoderma*. – 2018. – V. 326. – P. 22–41. – doi: 10.1016/j.geoderma.2018.04.004.
45. *Walvoort D.J.J., Brus D.J., de Gruijter J.J.* An R package for spatial coverage sampling and random sampling from compact geographical strata by *k*-means // *Comput. Geosci.* – 2010. – V. 36, No 10. – P. 1261–1267. – doi: 10.1016/j.cageo.2010.04.005.
46. *Smith A.L.* *Applied Infrared Spectroscopy*. – London: John Wiley & Sons, 1979. – 336 p.
47. *Valeeva A.A., Aleksandrova A.B., Kuposov G.F.* Color estimation of forest-steppe soils by digital photography under laboratory conditions // *Eurasian Soil Sci.* – 2016. – V. 49, No 9. – P. 1033–1037. – doi: 10.7868/S0032180X16090136.
48. R Core Team. *R: A language and environment for statistical computing*. R foundation for statistical computing. – Vienna, Austria, 2021. – URL: <http://www.R-project.org/>, свободный.
49. *Pebesma E.J.* Multivariable geostatistics in S: The *gstat* package // *Comput. Geosci.* – 2004. – V. 30, No 7. – P. 683–691. – doi: 10.1016/j.cageo.2004.03.012.
50. *Isaaks E.H., Srivastava R.M.* *An Introduction to Applied Geostatistics*. – N. Y.: Oxford Univ. Press, 1989. – 592 p.
51. *Webster R., Oliver M.A.* Sample adequately to estimate variograms of soil properties // *Eur. J. Soil Sci.* – 1992. – V. 43, No 1. – P. 177–192. – doi: 10.1111/j.1365-2389.1992.tb00128.x.
52. QGIS Development Team. *QGIS Geographic Information System*. Open Source Geospatial Foundation Project. – 2021. – URL: <https://qgis.org/ru/site/>, свободный.
53. *Kuznetsova I.V., Tikhonravova P.I., Bondarev A.G.* Changes in the properties of cultivated gray forest soils after their abandoning // *Eurasian Soil Sci.* – 2009. – V. 42, No 9. – P. 1062–1070. – doi: 10.1134/S1064229309090142.
54. *Kurganova I.N., Kuderyarov V.N., De Gereny L.* Updated estimate of carbon balance on Russian territory // *Tellus*. – 2010. – V. 62, No 5. – P. 497–505. – doi: 10.1111/j.1600-0889.2010.00467.x.
55. *Jahn B.R., Upadhyaya S.K.* Determination of soil nitrate and organic matter content using portable, filter-based mid-infrared spectroscopy // *Viscarra Rossel R., McBratney A., Minasny B. (Eds.) Proximal Soil Sensing*. Progress in Soil Science. – Dordrecht: Springer, 2010. – P. 143–152. – doi: 10.1007/978-90-481-8859-8_12.
56. *Giniyatullin K.G., Smirnova E.V., Ryzhikh L.Yu., Latipova L.I.* Spectral characteristics of water-soluble and alkaline-soluble organic substance of fallow light-gray forest soils // *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* – 2019. – V. 315. – Art. 052021, P. 1–6. – doi: 10.1088/1755-1315/315/5/052021.
57. *Кротов Д.Г., Самсонова В.П., Кротова Е.А., Лавринова Е.Ю.* Связь между содержанием гумуса в пахотном горизонте серой лесной почвы и яркостью в красном канале спутникового изображения // *Агрехимический вестн.* – 2017. – № 1. – С. 11–14.
58. *Cambardella C.A., Moorman T.B., Novak J.M., Parkin T.B., Karlen D.L., Turco R.F., Konopka A.E.* Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils // *SoilSci. Soc. Am. J.* – 1994. – V. 58, No 5. – P. 1501–1511. – doi: 10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x.

Поступила в редакцию
05.04.2022

Гиниятуллин Камиль Гашикович, кандидат биологических наук, доцент кафедры почвоведения

Казанский (Приволжский) федеральный университет

ул. Кремлевская, д. 18, г. Казань, 420008, Россия

E-mail: giniyatullin@mail.ru

Сахабиев Ильназ Алимович, старший преподаватель кафедры почвоведения

Казанский (Приволжский) федеральный университет

ул. Кремлевская, д. 18, г. Казань, 420008, Россия

E-mail: ilnasoil@yandex.ru

Смирнова Елена Васильевна, кандидат биологических наук, заведующий кафедрой почвоведения

Казанский (Приволжский) федеральный университет

ул. Кремлевская, д. 18, г. Казань, 420008, Россия

E-mail: elenavsmirnova@mail.ru

Валева Альбина Альбертовна, кандидат биологических наук, заместитель директора Института фундаментальной медицины и биологии

Казанский (Приволжский) федеральный университет

ул. Кремлевская, д. 18, г. Казань, 420008, Россия

E-mail: valeyabc@mail.ru

Рязанов Станислав Сергеевич, кандидат биологических наук, старший научный сотрудник лаборатории экологии почв

Институт проблем экологии и недропользования АН РТ

ул. Даурская, д. 28, г. Казань, 420087, Россия

E-mail: erydit@yandex.ru

Латыпова Лейсан Илдаровна, старший лаборант кафедры почвоведения

Казанский (Приволжский) федеральный университет

ул. Кремлевская, д. 18, г. Казань, 420008, Россия

E-mail: leisana-2009@mail.ru

ISSN 2542-064X (Print)

ISSN 2500-218X (Online)

UCHENYE ZAPISKI KAZANSKOGO UNIVERSITETA. SERIYA ESTESTVENNYE NAUKI
(Proceedings of Kazan University. Natural Sciences Series)

2022, vol. 164, no. 3, pp. 438–456

ORIGINAL ARTICLE

doi: 10.26907/2542-064X.2022.3.438-456

**Using the Reflectance Parameters
as Covariates of the Organic Matter Content in Fallow Soils**

K.G. Giniyatullin^{a}, I.A. Sahabiev^{a**}, E.V. Smirnova^{a***}, A.A. Valeeva^{a****},
S.S. Ryzanov^{b*****}, L.I. Latypova^{a*****}*

^a*Kazan Federal University, Kazan, 420008 Russia*

^b*Institute of Ecology and Subsoil Use, Tatarstan Academy of Sciences, Kazan, 420087 Russia*

E-mail: *giniyatullin@mail.ru, **ilnasoil@yandex.ru, ***elenavsmirnova@mail.ru,
****valeyabc@mail.ru, *****erydit@yandex.ru, *****leisana-2009@mail.ru

Received April 5, 2022

Abstract

This article estimates whether the reflectance parameters of air-dried (< 0.25 mm) soil samples in the visible and infrared (IR) spectral regions can be used as a covariate of the soil organic matter content (SOM) in old-arable horizons of fallows. A significant correlation of the SOM content was revealed only

with the intensity of the absorption band 1630 cm^{-1} and the area of the absorption band $1706\text{--}1537\text{ cm}^{-1}$. Low correlations in the IR range were associated with the chemical heterogeneity of the SOM inherited from the arable soil and the newly formed SOM under the fallows. Closer correlations were observed between the SOM and reflectance in the red (R) band of the visible spectrum, the obtained correlation coefficient (r) was -0.76 for the $0\text{--}5\text{ cm}$ layer and -0.73 for the $5\text{--}10\text{ cm}$ layer. It was shown that the use of reflectance in the R-band for cokriging results in a more accurate spatial prediction of the SOM distribution with a minimal sample compared to ordinary kriging. Improved maps of the SOM content can provide a more realistic prediction of the sequestration of CO_2 in fallow soils, as well as its emission from fallows during land-use change.

Keywords: fallow soils, organic matter, spectral characteristics of soils, spatial prediction, cokriging

Acknowledgments. This study was supported by the Russian Science Foundation (project no. 22-24-00242).

Figure Captions

Fig. 1. Sampling scheme. T1 – points at which samples were taken to determine the SOM content and measure the reflectance, T2 – points at which only the reflectance was measured.

Fig. 2. Variograms of the standardized values of the SOM content and the intensity of reflectance in the red band (R) in the upper layers of $A_{p\text{ old}}$.

Fig. 3. Crossvariograms of the SOM content and reflectance in the red band (R) of the RGB color space in the upper layers of $A_{p\text{ old}}$.

References

1. Batjes N.H. Total carbon and nitrogen in the soils of the world. *Eur. J. Soil Sci.*, 1996, vol. 47, no. 3, pp. 151–163. doi: 10.1111/EJSS.12114_2.
2. Kuderyarov V.N. Current state of the carbon budget and the capacity of Russian soils for carbon sequestration. *Eurasian Soil Sci.*, 2015, vol. 48, no. 9, pp. 923–933. doi: 10.1134/S1064229315090070.
3. Kuderyarov V.N. Soil-biogeochemical aspects of arable farming in the Russian Federation. *Eurasian Soil Sci.*, 2019, vol. 52, no. 1, pp. 94–104. doi: 10.1134/S1064229319010095.
4. Kogut B.M., Semenov V.M., Artemyeva Z.S., Danchenko N.N. Humus depletion and soil carbon sequestration. *Agrokhimiya*, 2021, no. 5, pp. 3–13. doi: 10.31857/S0002188121050070. (In Russian)
5. Kalinina O., Goryachkin S., Karavaeva N.A., Lyuri D., Giani L. Dynamics of carbon pools in post-agrogenic sandy soils of southern taiga of Russia. *Carbon Balance Manage.*, 2010, vol. 5, art. 1, pp. 1–9. doi: 10.1186/1750-0680-5-1.
6. Kurganova I., Lopes de Gerenyu V., Kuzyakov Y. Largescale carbon sequestration in post-agrogenic ecosystems in Russia and Kazakhstan. *Catena*, 2015, vol. 133, pp. 461–466. doi: 10.1016/j.catena.2015.06.002.
7. Guo L.B., Gifford R.M. Soil carbon stock and land use change: A meta analysis. *Global Change Biol.*, 2002, vol. 8, no. 4, pp. 345–360. doi: 10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x.
8. Mueller C.W., Koegel-Knabner I. Soil organic carbon stocks, distribution, and composition affected by historic land use changes on adjacent sites. *Biol. Fertil. Soils*, 2009, vol. 45, pp. 347–359. doi: 10.1007/s00374-008-0336-9.
9. Ovsepyan L.A., Kurganova I.N., Lopes de Gerenyu V.O., Rusakov A.V., Kuzyakov Ya.V. Changes in the fractional composition of organic matter in the soils of the forest–steppe zone during their postagrogenic evolution. *Eurasian Soil Sci.*, 2020, vol. 53, no. 1, pp. 50–61. doi: 10.1134/S1064229320010123.
10. Sorokina N.P., Kozlov D.N., Kuznetsova I.V. Assessment of the postagrogenic transformation of soddy-podzolic soils: Cartographic and analytic support. *Eurasian Soil Sci.*, 2013, vol. 46, no. 10, pp. 1007–1019. doi: 10.7868/S0032180X13100134.
11. Giniyatullin K.G., Ryazanov S.S., Smirnova E.V., Latypova L.I., Ryzhikh L.Yu. Using geostatistical methods for evaluating organic matter reserves in fallow soils. *Uchenye Zapiski Kazanskogo Universiteta. Seriya Estestvennye Nauki*, 2019, vol. 161, no. 2, pp. 275–292. doi: 10.26907/2542-064X.2019.2.275-292. (In Russian)

12. Wadoux A.M.J.-C., Minasny B., McBratney A.B. Machine learning for digital soil mapping: Applications, challenges and suggested solutions. *Earth-Sci. Rev.*, 2020, vol. 210, art. 103359, pp. 1–17. doi: 10.31223/osf.io/8eq6s.
13. Wiesmeier M., Barthold F., Blank B., Kögel-Knabner I. Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. *Plant Soil*, 2011, vol. 340, pp. 7–24. doi: 10.1007/s11104-010-0425-z.
14. Martin M.P., Orton T.G., Lacarce E., Meersmans J., Saby N.P.A., Paroissien J.B., Jolivet C., Bouillon L., Arrouays D. Evaluation of modelling approaches for predicting the spatial distribution of soil organic carbon stocks at the national scale. *Geoderma*, 2014, vol. 223–225, pp. 97–107. doi: 10.1016/j.geoderma.2014.01.005.
15. Mahmoudzadeh H., Matinfar H.R., Taghizadeh-Mehrjardi R., Kerry R. Spatial prediction of soil organic carbon using machine learning techniques in western Iran. *Geoderma Reg.*, 2020, art. e00260, pp. 1–16. doi: 10.1016/j.geodrs.2020.e00260.
16. Jafari A., Khademi H., Finke P.A., Van de Wauw J., Ayoubi S. Spatial prediction of soil great groups by boosted regression trees using a limited point dataset in an arid region, southeastern Iran. *Geoderma*, 2014, vol. 232–234, pp. 148–163. doi: 10.1016/j.geoderma.2014.04.029.
17. Matinfar H.R., Maghsodi Z., Mousavi S.R., Rahmani A. Evaluation and Prediction of Topsoil organic carbon using Machine learning and hybrid models at a Field-scale. *Catena*, 2021, vol. 202, art. 105258, pp. 1–13. doi: 10.1016/j.catena.2021.105258.
18. Sahabiev I., Smirnova E., Giniyatullin K. Spatial prediction of agrochemical properties on the scale of a single field using machine learning methods based on remote sensing data. *Agronomy*, 2021, vol. 11, no. 11, art. 2266, pp. 1–16. doi: 10.3390/agronomy11112266.
19. Kerry R., Goovaerts P., Rawlins B.G., Marchante B.P. Disaggregation of legacy soil data using area to point kriging for mapping soil organic carbon at the regional scale. *Geoderma*, 2012, vol. 170, pp. 347–358. doi: 10.1111/j.1365-2753.2012.01908.x.
20. Dai F., Zhou Q., Lv Z., Wang X., Liu G. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau. *Ecol. Indic.*, 2014, vol. 45, pp. 184–194. doi: 10.1016/j.ecolind.2014.04.003.
21. Mirzaee S., Ghorbani-Dashtaki S., Mohammadi J., Asadi H., Asadzadeh F. Spatial variability of soil organic matter using remote sensing data. *Catena*, 2016, vol. 145, pp. 118–127. doi: 10.1016/j.catena.2016.05.023.
22. Žižala D., Minarik R., Zádorová T. Soil organic carbon mapping using multispectral remote sensing data: Prediction ability of data with different spatial and spectral resolutions. *Remote Sens.*, 2019, vol. 1, no. 24, art. 2947, pp. 1–23. doi: 10.3390/rs11242947.
23. Chen L., Chunying R., Zhang B., Wang Z. Multi-sensor prediction of stand volume by a hybrid model of support vector machine for regression kriging. *Forests*, 2020, vol. 11, no. 3, art. 296, pp. 1–18. doi: 10.3390/f11030296.
24. Okunev R., Smirnova E., Giniyatullin K. Application of ATR-FTIR spectrometry for express prediction of the organic matter properties of arable leached chernozem. *Proc. 20th Int. Multidiscip. Sci. GeoConf. SGEM 2020*, 2020, vol. 20, no. 3.1, pp. 381–386. doi: 10.5593/sgem2020/3.1/s13.049.
25. Dokuchaev P.M., Meshalkina Yu.L. Determination of the organic carbon content using a portable spectroradiometer. *Vestn. Orenb. Gos. Univ.*, 2016, vol. 10, no. 198, pp. 58–62. (In Russian)
26. Bangelesa F., Adam E., Knight J., Dhau I., Ramudzuli M., Mokotjomela T.M. Predicting soil organic carbon content using hyperspectral remote sensing in a degraded mountain landscape in Lesotho. *Appl. Environ. Soil Sci.*, 2020, vol. 2020, art. 2158573, pp. 1–11. doi: 10.1155/2020/2158573.
27. Savin I.Y., Vindeker G.V. Some specifics in using optical properties of soil surface for moisture detection. *Eurasian Soil Sci.*, 2021, vol. 54, no. 7, pp. 1019–1027. doi: 10.31857/S0032180X21070121.
28. Prudnikova E., Savin I. Some peculiarities of arable soil organic matter detection using optical remote sensing data. *Remote Sens.*, 2021, vol. 13, no. 12, art. 2313, pp. 1–26. doi: 10.3390/rs13122313.
29. Orlov D.S., Sukhanova N.I., Rozanova M.S. *Spektral'naya otrazhatel'naya sposobnost' pochv i ikh komponentov* [Spectral Reflectance of Soils and Their Components]. Moscow, Izd. Mosk. Univ., 2001. 176 p. (In Russian)
30. Karavanova E.I. *Opticheskie svoistva pochv i ikh priroda* [Optical Properties of Soils and Their Nature]. Moscow, Izd. Mosk. Univ., 2003. 151 p. (In Russian)

31. Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., McBratney A.B., Janik L.J., Skjemstad J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 2006, vol. 131, nos. 1–2, pp. 59–75. doi: 10.1016/j.geoderma.2005.03.007.
32. Vasques G.M., Grunwald S., Sickman J.O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. *Geoderma*, 2008, vol. 146, nos. 1–2, pp. 14–25. doi: 10.1016/j.geoderma.2008.04.007.
33. Ludwig B., Nitschke R., Terhoeven-Urselmans T., Michel K., Flessa H. Use of midinfrared spectroscopy in the diffuse-reflectance mode for the prediction of the composition of organic matter in soil and litter. *J. Plant Nutr. Soil Sci.*, 2008, vol. 171, no. 3, pp. 384–391. doi: 10.1002/jpln.200700022.
34. Samsonova V.P., Meshalkina Yu.L., Blagoveshchenskii Yu.N. Effect of errors in positioning the sampling points on the assessment of the relationships between the remote sensing data and the soil properties. *Eurasian Soil Sci.*, 2013, vol. 46, no. 5, pp. 484–490. doi: 10.1134/S1064229313050104.
35. Mohamed E.S., Ali A.M., El Shirbeny M.A., Abd A.A., Razek El., Savin I.Y. Near infrared spectroscopy techniques for soil contamination assessment in the Nile Delta. *Eurasian Soil Sci.*, 2016, vol. 49, no. 6, pp. 632–639. doi: 10.7868/S0032180X1606006X.
36. Bellon-Maurel V., McBratney A. Near-infrared (NIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopic techniques for assessing the amount of carbon stock in soils – critical review and research perspectives. *Soil Biol. Biochem.*, 2011, vol. 43, no. 7, pp. 1398–1410. doi: 10.1016/j.soilbio.2011.02.019.
37. Conforti M., Matteucci G., Buttafuoco G. Using laboratory Vis-NIR spectroscopy for monitoring some forest soil properties. *J. Soils Sediments*, 2018, vol. 18, no. 3, pp. 1009–1019. doi: 10.1007/s11368-017-1766-5.
38. Masserschmidt I., Cuelbas C.J., Poppi R.J., de Andrade J.C., de Abreu C.A., Davanzo C.U. Determination of organic matter in soils by FTIR/diffuse reflectance and multivariate calibration. *J. Chemom.*, 1999, vol. 13, no. 3, pp. 265–273. doi: 10.1002/(sici)1099-128x(199905/08)13:3/43.0.
39. McCarty G.W., Reeves J.B., Reeves V.B., Follett R.F., Kimble J.M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon management. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 2002, vol. 66, no. 2, pp. 640–646. doi: 10.2136/sssaj2002.6400a.
40. McCarty G.W., Reeves J.B. III Comparison of near infrared and mid infrared diffuse reflectance spectroscopy for field-scale measurement of soil fertility parameters. *Soil Sci.*, 2006, vol. 171, no. 2, pp. 94–102. doi: 10.1097/01.ss.0000187377.84391.54.
41. Reeves J.B. Near- versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done? *Geoderma*, 2010, vol. 158, nos. 1–2, pp. 3–14. doi: 10.1016/j.geoderma.2009.04.005.
42. Vasenev I.I., Meshalkina Yu.L., Grachev D.A. *Geoinformatsionnye sistemy v pochvovedenii i ekologii. Interaktivnyi kurs* [Geoinformation Systems in Soil Science and Ecology. An Interactive Course]. Moscow, RGAU – MSKhA, 2010. 212 p. (In Russian)
43. Goovaerts P., Kerry R. Using ancillary data to improve prediction of soil and crop attributes in precision agriculture. In: Oliver M.A. (Ed.) *Geostatistical Applications for Precision Agriculture*. Dordrecht, Springer, 2010, pp. 167–194. doi: 10.1007/978-90-481-9133-8_7.
44. Keskin H., Grunwald S. Regression kriging as a workhorse in the digital soil mapper’s toolbox. *Geoderma*, 2018, vol. 326, pp. 22–41. doi: 10.1016/j.geoderma.2018.04.004.
45. Walvoort D.J.J., Brus D.J., de Gruijter J.J. An R package for spatial coverage sampling and random sampling from compact geographical strata by *k*-means. *Comput. Geosci.*, 2010, vol. 36, no. 10, pp. 1261–1267. doi: 10.1016/j.cageo.2010.04.005.
46. Smith A.L. *Applied Infrared Spectroscopy*. London, John Wiley & Sons, 1979. 336 p.
47. Valeeva A.A., Aleksandrova A.B., Kuposov G.F. Color estimation of forest-steppe soils by digital photography under laboratory conditions. *Eurasian Soil Sci.*, 2016, vol. 49, no. 9, pp. 1033–1037. doi: 10.7868/S0032180X16090136.
48. R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R foundation for statistical computing. Vienna, Austria, 2021. Available at: <http://www.R-project.org/>.
49. Pebesma E.J. Multivariable geostatistics in S: The gstat package. *Comput. Geosci.*, 2004, vol. 30, no. 7, pp. 683–691. doi: 10.1016/j.cageo.2004.03.012.

50. Isaaks E.H., Srivastava R.M. *An Introduction to Applied Geostatistics*. New York, Oxford Univ. Press, 1989. 592 p.
51. Webster R., Oliver M.A. Sample adequately to estimate variograms of soil properties. *J. Soil Sci.*, 1992, vol. 43, no. 1, pp. 177–192. doi: 10.1111/j.1365-2389.1992.tb00128.x.
52. QGIS Development Team. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project, 2021. Available at: <https://qgis.org/ru/site/>.
53. Kuznetsova I.V., Tikhonravova P.I., Bondarev A.G. Changes in the properties of cultivated gray forest soils after their abandoning. *Eurasian Soil Sci.*, 2009, vol. 42, no. 9, pp. 1062–1070. doi: 10.1134/S1064229309090142.
54. Kurganova I.N., Kudiyarov V.N., De Gereny L. Updated estimate of carbon balance on Russian territory. *Tellus*, 2010, vol. 62, no. 5, pp. 497–505. doi: 10.1111/j.1600-0889.2010.00467.x.
55. Jahn B.R., Upadhyaya S.K. Determination of soil nitrate and organic matter content using portable, filter-based mid-infrared spectroscopy. In: Viscarra Rossel R., McBratney A., Minasny B. (Eds.) *Proximal Soil Sensing. Progress in Soil Science*. Dordrecht, Springer, 2010, pp. 143–152. doi: 10.1007/978-90-481-8859-8_12.
56. Giniyatullin K. G., Smirnova E.V., Ryzhikh L.Yu., Latipova L.I. Spectral characteristics of water-soluble and alkaline-soluble organic substance of fallow light-gray forest soils. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, 2019, vol. 315, art. 052021, pp. 1–6. doi: 10.1088/1755-1315/315/5/052021.
57. Krotov D.G., Samsonova V.P., Krotova E.A., Lavrinova E.Yu. The relationship between the humus content in the arable horizon of gray forest soil and brightness in the red channel of satellite image. *Agrokhim. Vestn.*, 2017, no. 1, pp. 11–14. (In Russian)
58. Cambardella C.A., Moorman T.B., Novak J.M., Parkin T.B., Karlen D.L., Turco R.F., Konopka A.E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1994, vol. 58, no. 5, pp. 1501–1511. doi: 10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x.

Для цитирования: Гиниятуллин К.Г., Сахабиев И.А., Смирнова Е.В., Валева А.А., Рязанов С.С., Латыпова Л.И. Использование показателей отражательной способности как ковариаты содержания органического вещества в залежных почвах // Учен. зап. Казан. ун-та. Сер. Естеств. науки. – 2022. – Т. 164, кн. 3. – С. 438–456. – doi: 10.26907/2542-064X.2022.3.438-456.

For citation: Giniyatullin K.G., Sahabiev I.A., Smirnova E.V., Valeeva A.A., Ryazanov S.S., Latypova L.I. Using the reflectance parameters as covariates of the organic matter content in fallow soils. *Uchenye Zapiski Kazanskogo Universiteta. Seriya Estestvennye Nauki*, 2022, vol. 164, no. 3, pp. 438–456. doi: 10.26907/2542-064X.2022.3.438-456. (In Russian)