

ФИЗИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИССЛЕДОВАНИЯ ЗЕМЛИ ИЗ КОСМОСА

ОЦЕНКА НЕКОТОРЫХ ПАРАМЕТРОВ ВЕРХНЕГО СЛОЯ ПОЧВЫ ПО РАДАРНЫМ И ОПТИЧЕСКИМ ДАННЫМ СПУТНИКОВ SENTINEL 1/2 НА ПРИМЕРЕ НОВОСИБИРСКОЙ ОБЛАСТИ

© 2022 г. Н. В. Родионова^а, *, С. Я. Кудряшова^б, А. С. Чумбаев^б

^аИнститут радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Фрязинский филиал,
Фрязино, Московская обл., Россия

^бИнститут почвоведения и агрохимии СО РАН, Новосибирск, Россия

*e-mail: rnv@ire.rssi.ru

Поступила в редакцию 03.12.2020 г.

В работе рассматривается использование радарных и оптических данных спутников Sentinel 1 и Sentinel 2 за 2019–2020 гг. для оценки содержания гумуса, процентного содержания глины и влажности в верхнем слое почвы на примере черноземов и серых лесных почв Новосибирской области. Особое внимание уделено подбору спутниковых изображений, поскольку для количественной оценки содержания гумуса и глины в почве необходимо выполнение условий, чтобы почва была сухой и оголенной. Оценка содержания гумуса проведена для пяти тестовых участков на основе регрессионной модели (Караванова, Орлов, 1996), в которую входят коэффициенты отражения от поверхности на длине волны спектрального канала V6 спутника Sentinel 2. Проведена корректировка параметров модели для условий исследуемой территории отдельно для черноземов и серых лесных почв. Оценка процентного содержания физической глины в почве сделана на основе использования оптических данных Sentinel 2, наземных измерений и регрессионных моделей с экспоненциальной зависимостью содержания глины от коэффициентов отражения от почвы на длинах волн SWIR спектральных каналов Sentinel 2 (Bousbih et al., 2019; Shabou et al., 2015). Показано изменение за год процентного содержания гумуса и глины в почвах тестовых участков по данным Sentinel 2. Оценка влажности верхнего слоя почвы тестовых участков проведена на основе радарных, оптических и совместного использования радарных и оптических данных.

Ключевые слова: радарные данные С-диапазона, коэффициент обратного рассеяния, оптические данные, коэффициент отражения, содержание гумуса в почве, содержание глины в почве, влажность почвы

DOI: 10.31857/S0205961422010067

ВВЕДЕНИЕ

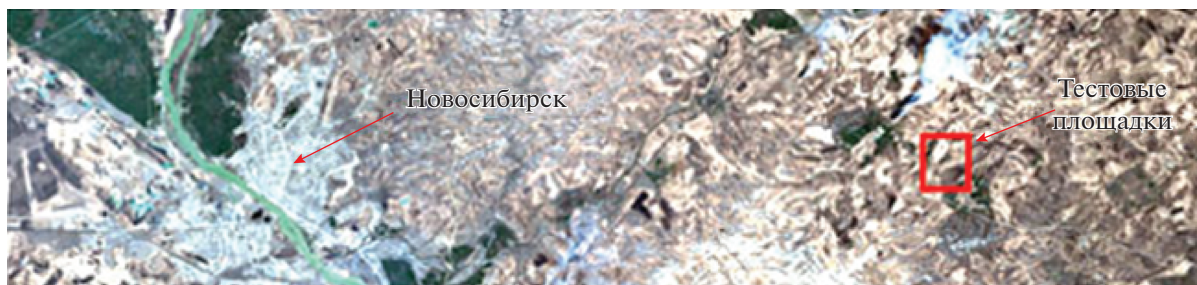
На оптические свойства почвы влияют в основном четыре важных фактора: минеральный состав, влажность почвы, содержание органического вещества и текстура почвы. Для дистанционного восстановления этих параметров используют различные группы спектральных индексов. Радарные данные позволяют получить информацию о шероховатости поверхности почвы и диэлектрической проницаемости, зависящей от влажности почвы и ее текстуры (содержание физической глины и физического песка).

В данной работе рассматривается возможность использования радарных данных спутника Sentinel 1 (S1) и оптических данных спутника Sentinel 2 (S2) за 2019–2020 гг. для оценки содержания влажности, гумуса (H) и глины (Clay) в верхнем слое почвы (0–10 см) на примере черноземов и серых лесных почв Новосибирской области.

Особое внимание уделено подбору спутниковых изображений, поскольку для подобной оценки есть определенные требования для почвы, а именно, почва должна быть сухой и без растительности.

ХАРАКТЕРИСТИКА РАЙОНОВ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объектом исследования являются почвы шести тестовых участков, расположенных в Новосибирской области. С 8 по 11 октября 2019 г. на территории тестовых площадок (рис. 1) были установлены температурные датчики на черноземах несмытых (пашня), слабосмытых (пашня), целине и серых лесных почвах несмытых (пашня), слабосмытых (пашня), лес. Датчики установлены для фиксации температуры воздуха (на высоте 2 м) и температуры по глубинам почвенного профиля: на поверхности почвы 0 см и на глубинах 5, 10, 15,



Склон северо-западной ориентации



Склон юго-западной ориентации



Рис. 1. Тестовые площадки в Новосибирской области.

20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 160 см. Интервал измерений 3 ч, измерения начаты 10 октября. Отобраны образцы почв для определения их основных физико-химических свойств.

На рис. 1 (вверху) показана область расположения тестовых площадок (выделена красным прямоугольником) на расстоянии порядка 55 км на восток от Новосибирска. Изображение получено по

Таблица 1. Описание тестовых площадок в Новосибирской области

Площадка	Координаты с.ш., в.д.	Гранулометрический состав почвы и содержание гумуса (%)			
		Глина	Песок	Ил	Гумус
1. Чернозем выщелоченный, несмытая пашня	55°02'12.3", 83°51'47.8"	25.6	53.7	20.7	9.9
2. Чернозем выщелоченный слабосмытая пашня	55°01'42.8", 83°50'41.8"	19.8	56.8	23.4	8.3
3. Чернозем выщелоченный, слабосмытая целина	55°01'55.4", 83°51'29.6"	22.1	51.8	26.1	8.6
4. Серая лесная почва, несмытая пашня	55°00'42.0", 83°53'01.1"	22.9	54.8	22.3	6.0
5. Серая лесная почва, слабосмытая пашня	55°00'40.5", 83°52'54.1"	24.4	55.1	20.5	5.2
6. Серая лесная почва, лес	55°00'37.8", 83°52'31.8"	25.0	54.2	20.8	6.6

данным Sentinel 2 дата съемки 23.4.2019 г. в естественных цветах (комбинация каналов В4–В3–В2). На рис. 1 (внизу) показана детальная карта расположения черноземов (склон юго-западной ориентации) и серых лесных почв (склон северо-западной ориентации) на тестовых площадках с номерами тестовых площадок.

В табл. 1 даны координаты тестовых площадок, а также измеренные значения процентного содержания гумуса и гранулометрический состав образцов почв на глубине 0–10 см (данные 2019 г.) (ГОСТ 26213–91 Методы определения органического вещества почв (Soils. Methods for determination of organic matter) и ГОСТ 12536–2014 Методы лабораторного определения гранулометрического (зернового) и микроагрегатного состава (Soils. Methods of laboratory granulometric (grain-size) and microaggregate distribution)).

ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ДАННЫЕ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Радарные данные Sentinel 1

В работе использованы находящиеся в открытом доступе Sentinel 1 радарные данные С-диапазона IW (interferometric wide swath) моды с поляризацией VV и VH и пространственным разрешением 10 м и временным разрешением 12 дней. Угол обзора составляет 42.66°–42.81°. Количество рассмотренных сеансов съемки равно 18 с 14.10.2019 по 5.5.2020, что определялось временем нахождения температурных датчиков в почве. Работа с изображениями S1 осуществлялась с помощью программы SNAP (<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/toolboxes/sentinel-1>). Предварительная обработка данных включала выделение фрагмента с

исследуемой областью и радиометрическую калибровку.

На рис. 2 приведены графики изменения коэффициента обратного рассеяния (КОР) для обеих поляризаций за период 14.10.2019 по 5.5.2020 для 6 тестовых площадок. Отметим особенности поведения графиков: для кросс-поляризации характерна дифференциация значений КОР для разных тестовых площадок, а именно, в порядке убывания значений КОР: лес, целина, серые лесные почвы, черноземы. Для согласованной поляризации максимумы КОР (лес) и минимумы КОР (черноземы) сохраняются (за исключением 2–3 сеансов из 18), однако четкой дифференциации значений КОР между серыми лесными почвами и целиной нет.

Корреляция радарных данных с температурой воздуха, температурой поверхности почвы и температурой почвы на глубине 5 см представлена на примере тестовых площадок №№ 2 и 3 (табл. 2, размер выборки $N = 18$).

Получилось, что для целины (площадка № 3) корреляция выше для всех трех случаев. Построим регрессионное соотношение для случая с наибольшим коэффициентом корреляции Спирмена $\rho_S = 0.81$ (целина) между КОР кросс-поляризации и температурой воздуха (рис. 3, а) и температурой почвы на глубине 5 см (рис. 3, б).

Мультиспектральные данные Sentinel 2

В работе использованы мультиспектральные данные Sentinel 2 с высоким временным, пространственным и спектральным разрешением. Периодичность мультиспектральной съемки каждым спутником составляет 10 дней, а при работе двух аппаратов – 5 дней. В мультиспектраль-

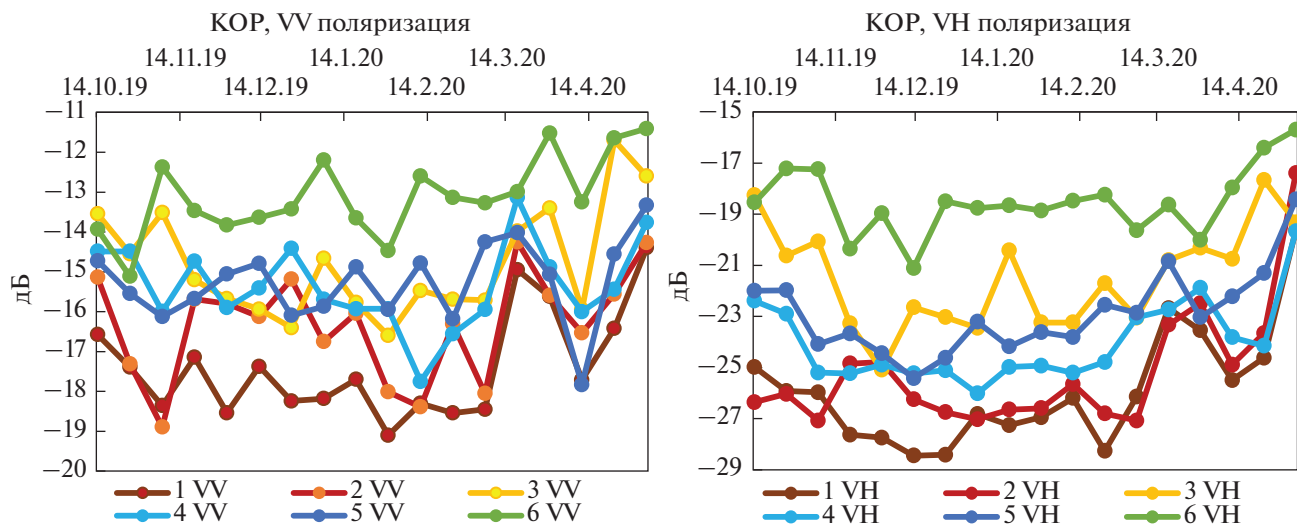


Рис. 2. Графики изменений КОР за период с 14.10.2019 по 5.5.2020 для тестовых площадок в Новосибирской области.

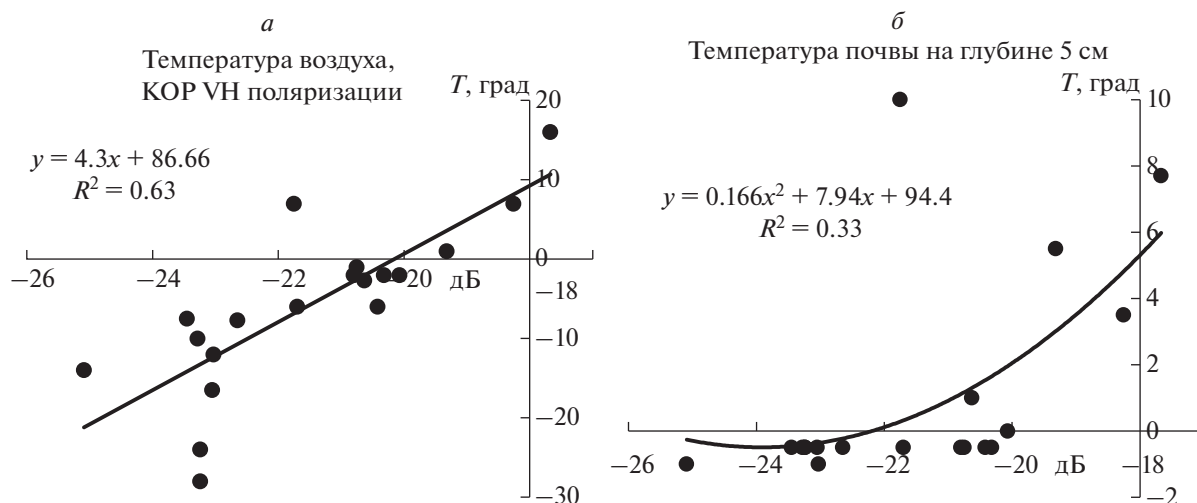


Рис. 3. Регрессионные соотношения между КОР (дБ) и температурой воздуха (а) и КОР и температурой почвы на глубине 5 см (б) (площадка № 3).

ной камере 13 каналов с разным пространственным разрешением от 10 до 60 м. Использовались данные съемочной системы S2 с уровнем обра-

ботки L2A в виде альbedo на нижней границе атмосферы (с атмосферной коррекцией). Работа с изображениями S2 осуществлялась программой

Таблица 2. Коэффициент корреляции Спирмена ρ_S между КОР и температурой воздуха и почвы

Площадка	КОР	T° , воздух	T° , поверхность почвы	T° , почва 5 см
2. Чернозем выщелоченный, слабосмытая пашня	σ_{VV}^0	$\rho_S = 0.46, p = 0.03$	$\rho_S = 0.36, p = 0.07$	$\rho_S = 0.15, p = 0.27$
	σ_{VH}^0	$\rho_S = 0.47, p = 0.02$	$\rho_S = 0.28, p = 0.12$	$\rho_S = 0.32, p = 0.01$
3. Чернозем выщелоченный, слабосмытая целина	σ_{VV}^0	$\rho_S = 0.69, p = 0.0005$	$\rho_S = 0.41, p = 0.04$	$\rho_S = 0.61, p = 0.003$
	σ_{VH}^0	$\rho_S = 0.81, p = 0.00002$	$\rho_S = 0.44, p = 0.03$	$\rho_S = 0.6, p = 0.004$

SNAP. Использованы безоблачные сеансы съемки за апрель–май 2019 и 2020 гг.

Выбор исходных изображений S2

Для спутниковой оценки содержания органического вещества и глины в почве накладываются ограничения на выбор мультиспектральных изображений, связанные с выделением на изображениях сухих почв без растительности (оголенных почв). В работе (Dematte et al., 2018) приведены такие условия, которые для каналов S2 представлены следующим образом (Castaldi et al., 2019): 1) нулевая облачность в районе исследования, 2) значение вегетационного индекса $NDVI = (B8 - B4)/(B8 + B4) < 0.35$ для исключения зеленой растительности, 3) разность коэффициентов отражения (КО) между каналами B3 и B2 и каналами B4 и B3 должна быть больше 0 (использование данных фильтров улучшает выделение почвы (Dematte et al., 2018)), 4) значение $NBR = (B11 - B12)/(B11 + B12)$ должно быть $NBR < 0.05$, что позволяет выделить на изображении пиксели с сухой оголенной почвой. Почвенная влага усиливает поглощение света, и КО резко снижается. Спектральные каналы B11 и B12 сильно коррелируют с влажностью почвы (Musick, Pelletier, 1988), и их разность позволяет различать спектры сухой, влажной почвы, а также спектры, связанные с растительностью. Выбор порога для NBR сильно влияет на количество пикселей на изображении, удовлетворяющих условиям сухой почвы. Увеличение порога NBR до 0.15 приводит к уменьшению числа “нужных” пикселей в 2 раза (Castaldi et al., 2019), т.е. увеличение NBR приводит к ухудшению точности моделей для определения параметров почвы по спутниковым данным.

В результате для исследуемой территории были выбраны оптические снимки S2 L2A за 23.4.2019 и 22.4.2020, для которых выполнено условие отсутствия облачности, NDVI меняется от 0.17 до 0.24, разность КО между каналами B3 и B2 и каналами B4 и B3 больше 0, значения NBR несколько превышают порог 0.05, а именно, NBR меняется от 0.1 до 0.158. Приведенные значения выполняются для всех площадок, кроме площадки № 6 (лес), для которой значение $NDVI > 0.5$ и $NBR > 0.17$.

Оценка содержания гумуса в верхнем слое почвы по данным S2

Потери органического углерода почвы (SOC- soil organic carbon) являются одной из главных причин деградации пахотных земель. Таким образом, пространственный и временной мониторинг SOC является чрезвычайно важной задачей, решению которой посвящены многочисленные работы (Орлов и др., 2001; Караванова, Орлов, 1996;

Castaldi et al., 2019; Gholizadeh et al., 2018 и многие другие). Данными авторами получены регрессионные модели с экспоненциальной связью содержания SOC и коэффициента отражения (КО), и разной степенью отрицательной корреляции между содержанием SOC и значениями КО в зависимости от спектрального канала.

Для создания регрессионной модели связи КО с Н необходимы как спутниковые, так и наземные данные, причем количество образцов почв должно быть не меньше 20 для определения корреляции. Кроме того, исследуемые тестовые участки должны иметь близкий гранулометрический состав. Дело в том, что чем более мелкие частицы почвы, тем больше КО от этих почв (Караванова, 2003). То есть модели для определения Н являются локальными, и использование имеющихся в литературе моделей требует корректировки для исследуемой территории.

В работах (Castaldi et al., 2019; Gholizadeh et al., 2018) показано, что наилучшую корреляцию между содержанием гумуса в почве и КО имеют спектральные каналы S2 B4–B6 и B11, B12. Для качественной оценки изменений содержания гумуса в почвах исследуемых тестовых участков приведем графики разности значений КО спектральных каналов S2 B4–B6, B11, B12 для сеансов съемки 23.4.2019 и 22.4.2020 (рис. 4) для каждой тестовой площадки, и оценим изменения КО за год.

Учитывая тот факт, что КО данных каналов имеет отрицательную корреляцию с содержанием гумуса в почве, оценим по знаку разности в какую сторону произошло изменение за год содержания гумуса. Разность значений КО положительна для площадки № 1 (чернозем, несмытая пашня) для всех каналов, кроме B12. Это свидетельствует о том, что значения КО для площадки № 1 увеличились в 2020 г. в сравнении с 2019 г., т.е. содержание Н уменьшилось. Для чернозема смытого (площадка № 2) есть уменьшение разности для четырех каналов и увеличение разности для одного. Для площадки № 3 (целина) разность КО для всех каналов отрицательная, что может свидетельствовать об увеличении содержания Н. Аналогичная ситуация и для площадки № 4 (серые лесные почвы несмытые). Для слабосмытых серых почв (площадка № 5) для трех каналов есть положительная разность, для двух — отрицательная.

Для количественной оценки Н необходима локальная модель для тестируемой территории, либо использование существующих моделей с корректировкой для локальной территории со своим гранулометрическим составом почвы.

Покровским в 1927 г. впервые было предложено уравнение экспоненты, определяющее связь содержания гумуса и значений КО (по Орлов и др., 2001):

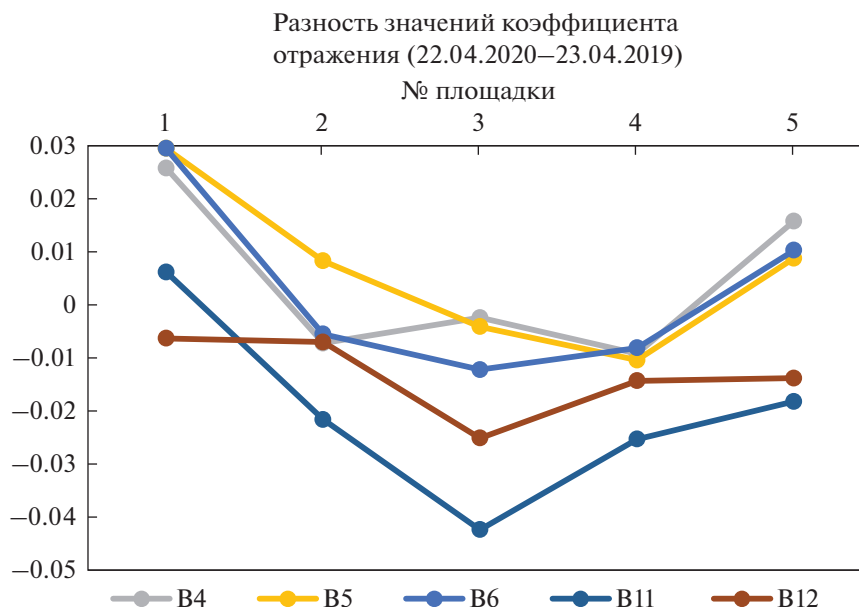


Рис. 4. Разность значений коэффициента отражения от почв пяти тестовых площадок для сеансов съемки 22.4.2020 и 23.4.2019.

$$\rho_{750} = \rho_{750,h} + Ae^{-kH}, \quad (1)$$

где ρ_{750} – КО на длине волны 750 нм, $\rho_{750,h}$ – КО многогумусной почвы, $\rho_{750,0} = (\rho_{750,h} + A)$ – КО безгумусной почвы, H – содержание гумуса, k – коэффициент, определяющий крутизну экспоненциального графика.

При использовании экспоненциальной зависимости КО от содержания гумуса в сухой оголенной почве следует учитывать три момента: 1) при небольшом содержании гумуса (до 3%) его определение наиболее точное, но разброс значений КО, соответствующих данному содержанию гумуса, велик, 2) при значениях содержания гумуса 6–7% и более определение содержания гумуса по КО неточное, влияние оказывают при одинаковом содержании гумуса влажность почвы, условия обработки (Караванова, 2003), 3) решающим фактором является выбор дат спутниковой съемки, позволяющих выявить пиксели с сухой оголенной почвой.

В настоящей работе выяснить корреляционную связь КО с содержанием гумуса на 5 тестовых участках Новосибирской области не представляется возможным из-за недостаточного числа наземных точек измерений. Судя по имеющимся наземным измерениям содержания гумуса в почвах тестовых участков (табл. 1), предполагаем, что кривые зависимости КО от H (гумус) представлены выположивающимися участками, где точность определения содержания H от КО невелика.

В данной работе для определения содержания H по спутниковым данным используется экспоненциальная модель с параметрами для черноземов и серых лесных почв, представленная в (Караванова, Орлов, 1996).

Отметим, что для соответствия этой модели надо взять данные оптики для длины волны 750 нм. Для S2 – это канал B6 с длиной волны 740 нм, шириной полосы 15 нм и пространственным разрешением 20 м. Для использования параметров уравнения экспоненты по (Караванова, Орлов, 1996) в локальных условиях исследуемых тестовых участков необходима корректировка этих параметров. Одним из возможных вариантов для оценки содержания гумуса в почвах тестовых участков является использование для черноземов следующих параметров: $\rho_{750,h} = 8.0$, $A = 29.1$ и $k = 0.1256$. Для серых лесных почв $\rho_{750,h} = 8.5$, $A = 40.5$ и $k = 0.28$. В табл. 3 приведены вычисленные значения содержания гумуса H для пяти тестовых площадок при данных коэффициентах уравнения экспоненты.

Отличие полученных значений процентного содержания гумуса H по уравнению (табл. 3) от значений, полученных в лабораторных условиях (табл. 1), составляет по абсолютной величине не более 1.5% для 2019 г. Источники погрешностей лежат в первую очередь в недостаточном количестве наземных данных. Для каждого типа почв (черноземы, серые лесные почвы) необходимо порядка 20 и более наземных измерений, одна часть которых используется для получения параметров экспоненты и вторая часть для валидации полученного уравнения. Чем больше таких наземных данных, тем надежнее формула. Вторым

Таблица 3. Параметры уравнения экспоненты и определенное по уравнению процентное содержание гумуса в почве тестовых площадок Новосибирской области

Почвы	Значения параметров уравнения экспоненты			№ площадки	Н, % 2019	Н, % 2020
	$\rho_{750,h}$	A	k			
Серые лесные	8.5	40.5	0.28	4	6.0	6.4
				5	5.8	5.4
Черноземы: выщелоченные, обыкновенные, типичные, лугово-черноземные почвы	8.0	29.1	0.126	1	9.9	7.5
				2	6.8	7.1
				3	7.7	8.6

моментом, приводящим к погрешностям, является выбор исходного оптического снимка, для которого наиболее важным параметром является значение спектрального индекса NBR. Увеличение значения $NBR > 0.05$ значительно сокращает число пикселей, удовлетворяющих условию сухой оголенной почвы. И тем не менее некоторые выводы о количественном содержании гумуса в почве сделать можно, прежде всего, об изменении значений Н за год (2019–2020 гг.). Наибольшее отличие получено для площадки № 1 – уменьшение содержания гумуса за год на 2.4%. Для остальных площадок изменения за год незначительные от 0.3 до 0.9% (см. табл. 3).

Оценка содержания глины в верхнем слое почвы по оптическим данным спутника S2

Многочисленные работы посвящены оценке компонентов текстуры почвы с использованием дистанционных оптических данных (Украинский, Чепелев, 2011; Shabou et al., 2015; Bousbih et al., 2019; Vaudouret et al., 2019; Gholizadehet al., 2018 и другие). Так в работе (Gholizadehet al., 2018) показано, что наилучшей корреляцией с содержанием глины в почве обладает коэффициент отражения канала В7 спутника S2, а также спектральные индексы $V = B8/B4$ (Vegetation index), $SAVI = 1.5 \times (B8 - B4)/(B8 - B4 + 0.5)$ (Soil Adjusted Vegetation Index) и другие. Отмечена слабая корреляция S2 с илом и песком. Авторы (Bousbih et al., 2019) получили, что каналы В11 (SWIR1) и В12 (SWIR2) S2 наиболее чувствительны к изменениям содержания глины в почве, и обладают отрицательной корреляцией с этим содержанием. Причем, для использования этих каналов условием для получения количественной оценки содержания глины является сухая оголенная почва. В работе (Hengl, 2007) введен спектральный индекс глины $CI = B11/B12$ (Clay Index), который отличается сильной отрицательной корреляцией с содержанием глины в почве. Следует отметить,

что количественная оценка содержания глины в почве проводится локально для исследуемой территории, и точность оценки напрямую связана с числом тестовых измерений образцов почвы.

На рис. 5, а приведены графики значений $CI = B11/B12$ для двух сеансов съемки S2 23.04.2019 и 22.04.2020, что позволяет сделать качественное сравнение изменений за год в содержании глины в верхнем слое почвы исследуемых тестовых площадок № 1–№ 5. Изменения за год по содержанию глины не коснулись площадки № 5, для площадок № 2–№ 4 есть небольшое увеличение содержания глины, и небольшое уменьшение для площадки № 1.

Количественной оценкой процентного содержания глины в почве может стать регрессионная модель (Castaldi et al., 2019) экспоненциальной связи содержания в почве органического углерода с КО. Для случая с глиной в качестве переменной в экспоненте используем индекс глины $CI = B11/B12$, имеющий отрицательную корреляцию с содержанием глины в почве. Формула для количественной оценки процентного содержания глины в почве такая: $Clay(\%) = 802 \times \exp(-2.69CI) -$ для черноземов, $Clay(\%) = 5123.6 \times \exp(-4.29CI) -$ для серых лесных почв. Часть наземных измерений содержания глины в почве тестовых участков Новосибирской области была использована для получения параметров экспоненты, а оставшаяся часть – для валидации. Полученные формулы носят локальный характер, и точность полученных коэффициентов в них напрямую зависит от числа наземных измерений.

Проверка на наличие корреляции CI с элементами текстуры почвы показала, что отрицательная корреляция CI с илом и физической глиной отсутствует. В формулах Clay – это частицы с диаметром больше 0.001 мм и меньше 0.01 мм.

На рис. 5, б приведены графики значений процентного содержания глины в почвах пяти тестовых

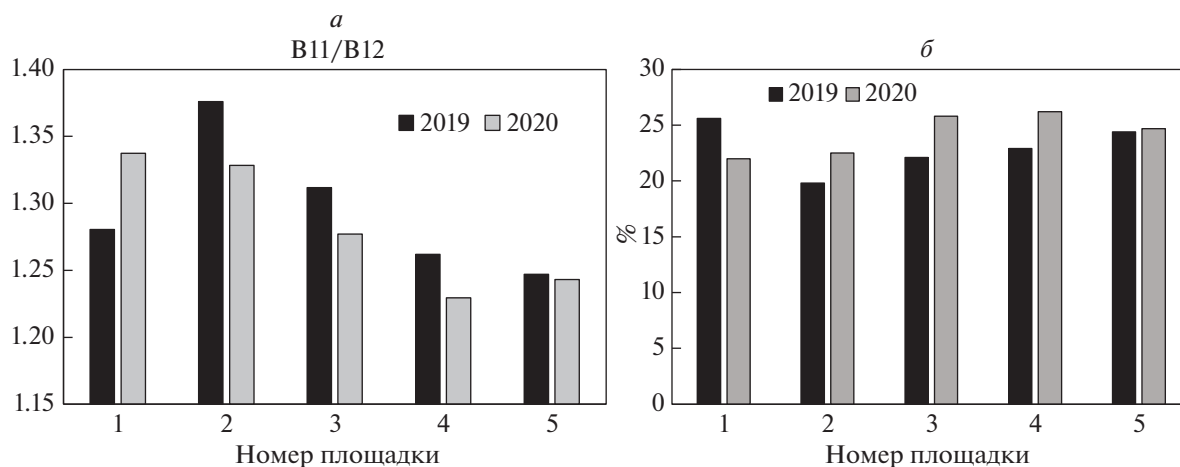


Рис. 5. Качественная оценка изменений значений индекса глины CI за год (а) и количественная оценка изменений значений процентного содержания глины в почвах тестовых площадок (б)

вых участков (измеренные значения) и подсчитанные по формулам выше для 2020 г.

Качественная оценка содержания глины в почвах тестовых участков по значению индекса глины не противоречит количественной оценке по регрессионной модели.

Оценка влажности в верхнем слое почвы по оптическим и радарным данным S1 и S2

Рассмотрим возможность оценки влажности почвы по оптическим данным, радарным данным, а также по совместному использованию оптических и радарных данных.

Оптические данные. В работе (Bugarapol, Nagasawa, 2016) используется индекс NDDI (normalized difference drought index) для оценки влажности почвы:

$$NDDI = \frac{NDVI - NDWI}{NDVI + NDWI}, \quad (2)$$

где $NDWI = \frac{B8A - B11}{B8A + B11}$ или $NDWI = \frac{B8A - B12}{B8A + B12}$ (normalized difference wet index), B8A, B11 и B12 – спектральные каналы S2. Авторами показано, что большие значения NDDI соответствуют меньшим значениям влажности почвы. В данной работе для вычисления NDWI использовался канал B12. График NDDI для исследуемых площадок с черноземами (площадки № 1, № 2, № 3 (целина)) и серыми лесными почвами (№ 4, № 5, № 6 (лес)) показан на рис. 6 для сеансов оптической съемки за апрель (20, 27 и 30) и май (10, 12 и 17) 2020 г.

Выявилась сильная дифференциация значений NDDI для разных площадок для сеанса съем-

ки 20.4.2020 и группировка тестовых участков по близким значениям влажности почвы. Самой большой влажностью обладает почва площадки № 6 (лес). Самой малой влажностью отличаются площадки №№ 4, 5 (серые лесные почвы, пашня) и № 3 (черноземы, целина). Между этими крайними значениями группируются площадки №№ 1 и 2 (черноземы несмытые и смытые, пашня). При переходе от апреля к маю дифференциация площадок по значениям NDDE значительно уменьшается, приводя к близости значений влажности почвы для всех тестовых площадок.

Радарные данные. В работе (N. Baghdadi et al., 2016) предложена полу-эмпирическая модель для определения влажности оголенной почвы, основанная на модели Dubois (Dubois et al., 1995). Параметры модели получены на базе большого числа измерений для сенсоров X, C и L диапазонов длин волн с углами обзора 20° – 45° . Авторы (Baghdadi et al., 2016) демонстрируют более точную оценку влажности почвы. Приведем формулы этой модели для поляризации VV и VH, что соответствует поляризациям моды IW GRD Sentinel 1:

$$\sigma_{VV}^0 = 10^{-1.138} (\cos \theta)^{1.528} 10^{0.008 \text{ctg}(\theta) m_v} f(h)^{0.71 \sin(\theta)}, \quad (3)$$

$$\sigma_{VH}^0 = 10^{-2.325} (\cos \theta)^{-0.01} 10^{0.011 \text{ctg}(\theta) m_v} f(h)^{0.44 \sin(\theta)}, \quad (4)$$

где σ_{VV}^0 и σ_{VH}^0 – коэффициенты обратного рассеяния для поляризаций VV и VH, θ – угол обзора, m_v – объемная влажность почвы в %, $f(h)$ – функция, зависящая от шероховатости поверхности почвы. Напомним, что для применимости модели Dubois (Dubois et al., 1995) необходимо выпол-

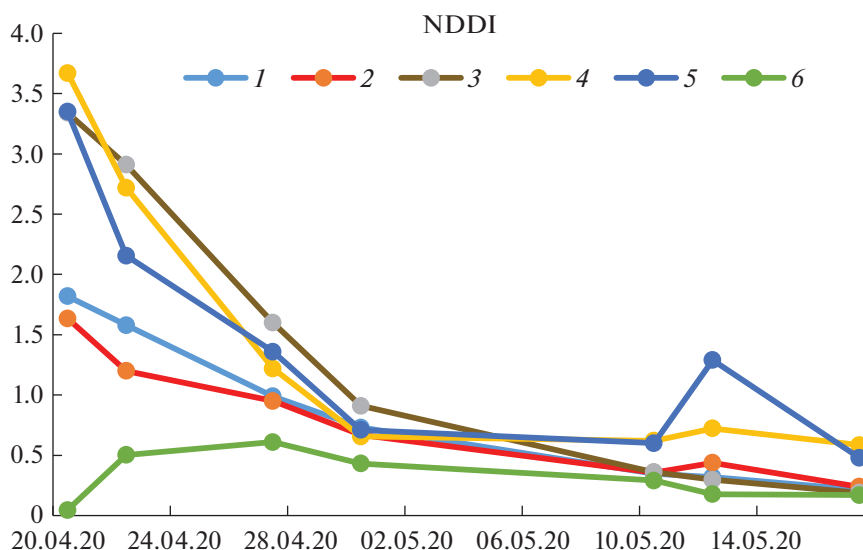


Рис. 6. Графики NDDI для исследуемых площадок с черноземами и серыми лесными почвами за апрель, май 2020 г.

нение ряда условий, а именно, шероховатость поверхности $kh \leq 2.5$, $m_v \leq 35\%$, $\theta \geq 30^\circ$, $k = 2\pi/\lambda$.

Из формул (3), (4) для определения m_v получаем следующее выражение:

$$m_v = (\lg_{10} A - \lg_{10} B)/C, \quad (5)$$

где $A = 10^{1.15} (\cos \theta)^{0.6794}$, $B = (\sigma_{VV}^0)^{0.44} / (\sigma_{VH}^0)^{0.71}$, $C = 0.00429 \operatorname{ctg} \theta$, (6)

Для угла обзора 43° значение $A = 11.4204$ ($\lg_{10} A = 1.05768$), $C = 0.0046$.

Из полученных численных значений влажности почвы можно использовать только значения $\leq 35\%$.

Совместное использование радарных и оптических данных. Авторами (Y. Bao et al., 2018) предложен новый метод восстановления поверхностной влажности почвы SSM (surface soil moisture) в условиях частичной растительности на основе совместного использования радарных данных Sentinel 1 и оптических данных Landsat 8 OLI и модели водяного облака (water cloud model). Авторами показано, что 1) для поверхности, покрытой растительностью, $NDWI = (B8A - B11)/(B8A + B11)$ наиболее подходит для устранения влияния растительности при оценке влажности почвы, 2) данные Sentinel 1 VV поляризации более подходят для восстановления SSM в сравнении с HV поляризацией в том числе из-за большей точности, 3) модель позволяет получать SSM с высокой точностью, о чем свидетельствует коэффициент корреляции $R = 0.911$ со среднеквадратичной ошибкой $0.053 \text{ см}^3/\text{см}^3$ между измеренной и полученной по модели SSM. С учетом положений 1)–3) формула для определения объемной влажности почвы SSM в слое 0–5 см такова:

$$\begin{aligned} SSM = & 0.539 + 0.044\sigma_{VV}^0 + \sigma_{VV}^0 \sec \theta \times \\ & \times (-0.008 + 0.016NDWI + 0.031NDWI^2) + \\ & + NDWI(0.444 + 2.964NDWI + \\ & + 11.15NDWI^2 - 33.75NDWI^3), \end{aligned} \quad (6)$$

где SSM измеряется в $\text{см}^3/\text{см}^3$, σ_{VV}^0 в дБ. Следует отметить (Bao et al., 2018), что модель (7) игнорирует влияние шероховатости поверхности и типа растительности.

В данной работе для вычисления NDWI в (7) использовался канал B12, как и выше при вычислении NDDI. Для вычисления SSM использовались радарные данные за 23 апреля и 5 мая 2020 г., а оптические, соответственно, за 22 апреля и 10 мая 2020 г. В последнем случае из-за отсутствия безоблачных сеансов с 30 апреля по 10 мая. На рис. 7 показаны графики изменения SSM ($\text{см}^3/\text{см}^3$) для двух соседних дат радарной съемки 23 апреля и 5 мая 2020 г. Отметим отрицательное значение SSM для площадки № 1, которое является следствием ограниченной точности модели (Bao et al., 2018).

Полученные оценки влажности верхнего слоя почвы как качественные по оптическим данным (рис. 6), так и количественные по радарным данным (учитывая значения, не превышающие 35%) и совместном использовании радарных и оптических данных (рис. 7) показали их непротиворечивость, общие тренды и возможность сравнить степень влажности верхнего слоя почвы для разных участков дистанционно при отсутствии наземных измерений.

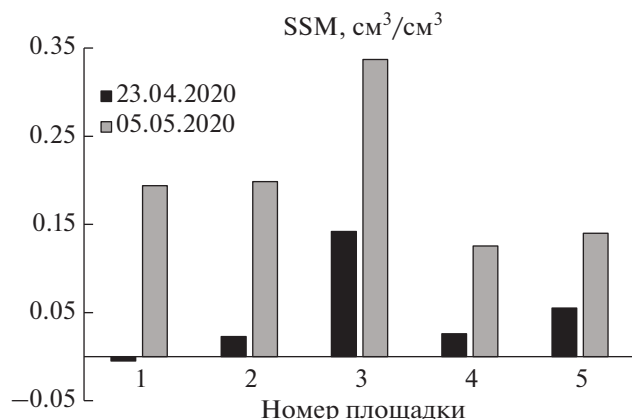


Рис. 7. Графики изменения SSM (cm^3/cm^3) для двух соседних дат радарной съемки 23 апреля и 5 мая 2020 г.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрено использование радарных и оптических данных спутников Sentinel 1 и Sentinel 2 за 2019–2020 г. для оценки содержания гумуса, процентного содержания глины и влажности в верхнем слое почвы на примере черноземов и серых лесных почв Новосибирской области. На основе показаний температурных датчиков, установленных на тестовых площадках и данных спутника Sentinel 1, показано наличие положительной корреляции КОР со значениями температуры воздуха, поверхности почвы и температуры почвы на глубине 5 см с коэффициентом корреляции Спирмена, соответственно, 0,8, 0,44 и 0,6 для VH поляризации и 0,69, 0,41 и 0,6 для VV поляризации (площадка № 3).

Сделана оценка влажности верхнего слоя почвы тестовых участков на основе радарных и оптических данных, а также на основе их совместного использования на базе существующих моделей.

Качественная и количественная оценка изменения за год содержания гумуса и глины в верхнем слое почвы тестовых участков на основе мультиспектральных данных Sentinel 2 и регрессионных моделей, показала наибольшее изменение в процентном содержании гумуса и глины для площадки № 1 (чернозем выщелоченный, несмытая пашня), а именно, уменьшение процентного содержания гумуса на 2,4% и глины на 3,6%. Для остальных площадок изменение за год процентного содержания гумуса в сравнении с площадкой № 1 незначительное, а глины несколько увеличенное в 2020 г. в сравнении с 2019 г. Сравнить изменения за год в процентном содержании гумуса и глины в почвах тестовых участков по данным ДЗЗ с наземными измерениями не уда-

лось из-за приостановки полевых работ в 2020 г. вследствие пандемии.

ИСТОЧНИК ФИНАНСИРОВАНИЯ

Работа выполнена в рамках государственного задания по теме 0030-2019-0008 “Космос”, а также в рамках государственного задания ИПА СО РАН.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Караванова Е.И., Орлов Д.С. Оценка содержания гумуса в почвах по их спектральной отражательной способности // *Агрохимия*. 1996. № 1. С. 3–9.
- Караванова Е.И. Оптические свойства почв и их прихода. М.: Изд-во МГУ, 2003. 151 с.
- Качинский Н.А. Механический и микроагрегатный состав почвы, методы его изучения. М.: Изд-во АН СССР, 1958. 192 с.
- Орлов Д.С., Суханова Н.И., Розанова М.С. Спектральная отражательная способность почв и их компонентов. М.: МГУ, 2001. 175 с.
- Украинский П.А., Ченелев О.А. Изучение гранулометрического состава почв Поосколья по данным дешифрирования космических снимков// *Изв. Самарского науч. центра РАН*. 2011. Т. 13. № 1(5). С. 1225–1229.
- Baghdadi N., Choker M., Zribi M., El Hajj M., Paloscia S., Verhoest N.E.C., Lievens H., Baup F., Mattia F. A New Empirical Model for Radar Scattering from Bare Soil Surfaces // *Remote Sens*. 2016. V. 8. 920. P. 1–14. <https://doi.org/10.3390/rs8110920>
- Bao Y., Lin L., Wu Sh., Deng Kh.A.K., Petropoulos G.P. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model // *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*. 2018. V. 72. P. 76–85.
- Burapapol K., Nagasawa R. Mapping Soil Moisture as an Indicator of Wildfire Risk Using Landsat 8 Images in Sri Lanna National Park, Northern Thailand // *J. Agricultural Science*. 2016. V. 8. № 10. P. 107–119. ISSN 1916-9752 E-ISSN 1916-9760.
- Bousbih S., Zribi M., Pelletier Ch., Gorrab A., Lili-Chabaane Z., Baghdadi N., Ben Aissa N. and Mougnot B. Soil Texture Estimation Using Radar and Optical Data from Sentinel-1 and Sentinel-2 // *Remote Sens*. 2019. 11. 1520. P. 1–20. <https://doi.org/10.3390/rs11131520>
- Castaldi F., Chabrilat S., Don A., van Wesemael B. Soil Organic Carbon Mapping Using LUCAS Topsoil Database and Sentinel-2 Data: An Approach to Reduce Soil Moisture and Crop Residue Effects // *Remote Sensing*. 2019. V. 11. 18. P. 1–15. <https://doi.org/10.3390/rs11182121>
- Demattêa J.A.M., Fongaroa C.T., Rizzob R., Safanellia J.L. // *Remote Sensing of Environment*. 2018. 212. P. 161–175.
- Dubois P.C., Van Zyl J., Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars // *IEEE Trans. GRS*. 1995. V. 33. P. 915–926.
- Gholizadeh A., Žižala D., Saberioon M., Borůvka L. Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging // *Rem. Sens. of Environment*. 2018. V. 218. P. 89–103.

Hengl T. A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables. 2007. EUR (Luxembourg). EUR. Scientific and technical research series (V. 22904). Publications Office. 2007. 143 p. ISBN 9279069047.

Musick H.B., Pelletier R.E. Response to soil moisture of spectral indexes derived from bidirectional reflectance in thematic mapper wavebands // *Remote Sens. Environ.* 1988. V. 25. P. 167–184.

Shabou M., Mougenot B., Lili-Chabaane Z., Walter C., Boulet G., Aissa N., Zribi M. Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands // *Remote Sens.* 2015. V. 7. P. 6059–6078.

Vaudour E., Gomez C., Fouad Y., Lagacherie P. Sentinel-2 image capacities to predict common topsoil properties of temperate and Mediterranean agroecosystems // *Remote Sens. Environ.* 2019. V. 223. P. 21–33.

Estimation of Some Parameters of the Upper Soil Layer by Radar and Optical Data of Sentinel 1/2 Satellites in Conditions of the Novosibirsk Region

N. V. Rodionova¹, S. Ya. Kudryashova², and A. S. Chumbaev²

¹*Institute of Radioengineering and Electronics, RAS, Fryazino, Moscow Region, Russia*

²*Institute of Soil Science and Agrochemistry, Siberian branch of RAS, Novosibirsk, Russia*

This paper considers the use of radar and optical data from the Sentinel 1 and Sentinel 2 satellites for 2019–2020 to assess the content of humus, clay and humidity in the upper (0–10 cm) soil layer on the example of chernozems and gray forest soils of the Novosibirsk region. Special attention is paid to the selection of satellite images, it is necessary to meet the conditions for the soil to be dry and bare. The humus content was estimated for five test sites based on a regression model (Karavanova and Orlov, 1996) and S2 spectral band B6 (740 nm). The model parameters were adjusted for the conditions of the study area separately for chernozems and gray forest soils. The clay content in the soil was estimated using S2 optical data, ground-based measurements, and regression models with an exponential dependence of the clay content on the reflection coefficients from the soil at the SWIR channels of S2 (Bousbih et al., 2019; Shabou et al., 2015). The change in the percentage of humus and clay content in the test sites soils per the year is shown. The topsoil moisture content is estimated for radar, optical and combined use of radar and optical data.

Keywords: C-band radar data, backscattering coefficient, multispectral optical data, reflection coefficient, soil humus, soil clay content, soil moisture

REFERENCES

Baghdadi N., Choker M., Zribi M., El Hajj M., Paloscia S., Verhoest N.E.C., Lievens H., Baup F., Mattia F. A New Empirical Model for Radar Scattering from Bare Soil Surfaces // *Remote Sens.* 2016. V. 8. P. 920. P. 1–14. DOI: 10.3390/rs8110920.

Bao Y., Lin L., Wu Sh., Deng Kh. A.K., Petropoulos G.P. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model // *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation.* 2018. V. 72. P. 76–85.

Burapapol K., Nagasawa R. Mapping Soil Moisture as an Indicator of Wildfire Risk Using Landsat 8 Images in Sri Lanna National Park, Northern Thailand // *J. Agricultural Science.* 2016. V. 8. № 10. P. 107–119. ISSN 1916-9752 E-ISSN 1916-9760.

Bousbih S., Zribi M., Pelletier Ch., Gorraab A., Lili-Chabaane Z., Baghdadi N., Ben Aissa N. and Mougenot B. Soil Texture Estimation Using Radar and Optical Data from Sentinel-1 and Sentinel-2 // *Remote Sens.* 2019. 11. 1520. DOI: 10.3390/rs11131520. P. 1–20.

Castaldi F., Chabrillat S., Don A., van Wesemael B. Soil Organic Carbon Mapping Using LUCAS Topsoil Database and Sentinel-2 Data: An Approach to Reduce Soil Moisture and Crop Residue Effects // *Remote Sensing.* 2019. V. 11. 18. P. 1–15.

<http://doi.org/10.3390/rs11182121>

Demattêa, J.A.M., Fongaroa C. T., Rizzob R., Safanellia J.L. // *Remote Sensing of Environment.* 2018. 212. P. 161–175.

Dubois P. C., Van Zyl J., Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars // *IEEE Trans. GRS.* 1995. V. 33. P. 915–926.

Gholizadeh A., Žižala D., Saberioon M., Borůvka L. Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging // *Rem. Sens. of Environment.* 2018. V. 218. P. 89–103.

Hengl T. A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables. 2007. EUR (Luxembourg). EUR. Scientific and technical research series (V. 22904). Publications Office. 2007. 143 p. ISBN 9279069047.

Kachinskij N.A. Механический и микроагрегатный состав почвы, методы его изучения [Mechanical and micro-aggregate composition of soil, methods of its study]. М.: Изд-во АН СССР. 1958. 192 с. (In Russian)

Karavanova E.I., Orlov D.S. Otsenka soderzhaniya gumusa v pochvakh po ikh spektral'noi otrazhatel'noi sposobnosti [Assessment of humus content in soils by their spectral reflectivity] // *Agrokhimiya.* 1996. № 1. P. 3–9. (In Russian)

Karavanova E.I. Opticheskie svoystva pochv i ikh priroda [Optical properties of soils and their nature]. MGU, Moscow. 2003. 151 с. (In Russian)

Musick H.B., Pelletier R.E. Response to soil moisture of spectral indexes derived from bidirectional reflectance in

- thematic mapper wavebands // *Remote Sens. Environ.* 1988. V. 25. P. 167–184.
- Orlov D.S., Sukhanova N.I., Rozanova M.S.* Spektral'naya otrazhatel'naya sposobnost' pochv i ikh komponentov [Spectral reflectivity of soils and their components]. MGU, Moscow. 2001. 175 s. (In Russian)
- Shabou M., Mougnot B., Lili-Chabaane Z., Walter C., Boulet G., Aissa N., Zribi M.* Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands // *Remote Sens.* 2015. V. 7. P. 6059–6078.
- Ukrainskii P.A., Chepelev O.A.* Izuchenie granulometricheskogo sostava pochv Pooskol'ya po dannym deshifirovaniya kosmicheskikh snimkov [Study of the granulometric composition of the soils of Pooskolya according to the data of decoding satellite images] // *Izv. Samarskogo nauch. tsentra RAN.* 2001. V. 13. № 1(5). P. 1225–1229. (In Russian)
- Vaudour E., Gomez C., Fouad Y., Lagacherie P.* Sentinel-2 image capacities to predict common topsoil properties of temperate and Mediterranean agroecosystems // *Remote Sens. Environ.* 2019. V. 223. P. 21–33.