

УДК 631.4

DOI: 10.19047/0136-1694-2025-123-65-99



Ссылки для цитирования:

Савин И.Ю., Прудникова Е.Ю., Виндекер Г.В., Соболев Н.С. Стратегия спутникового мониторинга содержания органического углерода в пахотных горизонтах почв России // Бюллетень Почвенного института имени В.В. Докучаева. 2025. Вып. 123. С. 65-99. DOI: 10.19047/0136-1694-2025-123-65-99

Cite this article as:

Savin I.Yu., Prudnikova E.Yu., Windecker G.V., Sobolev N.S., Strategy of satellite monitoring of organic carbon content in arable horizons of soils in Russia, Dokuchaev Soil Bulletin, 2025, V. 123, pp. 65-99, DOI: 10.19047/0136-1694-2025-123-65-99

Благодарность:

Работа выполнена в рамках реализации важнейшего инновационного проекта государственного значения “Разработка системы наземного и дистанционного мониторинга пулов углерода и потоков парниковых газов на территории Российской Федерации, обеспечение создания системы учета данных о потоках климатически активных веществ и бюджете углерода в лесах и других наземных экологических системах” (рег. № 123030300031-6).

Acknowledgments:

The work was carried out within the framework of the implementation of the innovative project of state importance “Development of a system of ground-based and remote sensing monitoring of carbon pools and greenhouse gas fluxes on the territory of the Russian Federation, ensuring the creation of a system of accounting data on the fluxes of climatically active substances and carbon budget in forests and other terrestrial ecological systems” (registration No. 123030300031-6).

Стратегия спутникового мониторинга содержания органического углерода в пахотных горизонтах почв России

© 2024 г. И. Ю. Савин^{1,2*}, Е. Ю. Прудникова^{1**},
Г. В. Виндекер^{1***}, Н. С. Соболев^{1,3****}

¹ФИЦ “Почвенный институт им. В.В. Докучаева”, Россия,
119017, Москва, Пыжевский пер, 7, стр. 2,

*<https://orcid.org/0000-0002-8739-5441>, e-mail: savin_iyu@esoil.ru,
**<https://orcid.org/0000-0001-7743-8607>,
***<https://orcid.org/0000-0002-0463-4241>,
****<https://orcid.org/0000-0001-5231-902X>.

²Институт экологии РУДН, Россия,
115093, Москва, Подольское ш., 8, стр. 5.

³МГУ им. М.В. Ломоносова, Россия,
119991, Москва, Ленинские горы, 1.

*Поступила в редакцию 11.09.2024, после доработки 01.10.2025,
принята к публикации 03.06.2025*

Резюме: В мире накоплен достаточно большой опыт дистанционной оценки содержания органического углерода в почвах. Но, если не считать достаточно схематичных глобальных подходов, мониторинг на детальном уровне до сих пор имеет локальный характер, и построенные модели не могут быть экстраполированы на другие территории. Целью исследования было разработать стратегию унифицированного дистанционного мониторинга содержания органического углерода в пахотных горизонтах почв для всей территории России и провести ее апробацию. Стратегия опирается на анализ архивов спутниковых данных Landsat 8-9 OLI. Регрессионные модели (линейные или экспоненциальные) связи отражения открытой поверхности почв в ближнем инфракрасном диапазоне с содержанием органического углерода в пахотном горизонте почв, строятся на основе литературных данных и их параметры подбираются индивидуально для каждого выдела районирования страны, в качестве которого выступает геометрическая часть Единого государственного реестра почвенных ресурсов России. На основе моделей строится базовая карта содержания углерода в пахотных горизонтах почв за период пять лет. После этого на основе тех же методических подходов строится карта содержания углерода на конец текущего года. Сравнение карт позволяет оценить изменения в текущем году относительно базового периода. Демонстрация использования данного подхода проведена для двух контрастных выделов районирования в Тверской и Тульской областях России. Подход показал невысокую, но сопоставимую с аналогами точность для детектирования небольших изменений в содержании углерода (ошибка предсказания составила 0.8–1.0%) и позволил уверенно выявить участки с резкими изменениями. Предполагается, что точность моделирования будет ежегодно возрастать с накоплением полевых данных о содержании углерода в пахотном горизонте почв, а также с уточнением моделей в каждом выделе районирования. Подобный подход может быть

использован для организации ежегодного дистанционного мониторинга изменения содержания углерода в пахотных почвах в рамках климатических проектов страны.

Ключевые слова: содержание углерода в почвах; Landsat; мониторинг почв; пахотные почвы; Россия.

Strategy of satellite monitoring of organic carbon content in arable soil horizons in Russia

© 2024 I. Yu. Savin^{1,2*}, E. Yu. Prudnikova^{1**},
G. V. Windecker^{1***}, N. S. Sobolev^{1,3****}

¹Federal Research Centre “V.V. Dokuchaev Soil Science Institute”,
7 Bld. 2 Pyzhevskiy per., Moscow 119017, Russian Federation,
*<https://orcid.org/0000-0002-8739-5441>, e-mail: savin_iyu@esoil.ru,

**<https://orcid.org/0000-0001-7743-8607>,

***<https://orcid.org/0000-0002-0463-4241>,

****<https://orcid.org/0000-0001-5231-902X>.

²Environmental engineering Institute of RUDN University,
5 Bld. 8 Podolskoe shosse, Moscow 115093, Russian Federation.

³Lomonosov Moscow State University,
1 Leninskie Gori, Moscow 119234, Russian Federation.

Received 11.09.2024, Revised 01.10.2024, Accepted 03.06.2025

Abstract: The world has accumulated quite a lot of experience in remote assessment of organic carbon content in soils. But, except for rather schematic global approaches, monitoring at the detailed level is still localized, and the constructed models cannot be extrapolated to other territories. The aim of the study was to develop a strategy for unified remote sensing monitoring of organic carbon content in arable soil horizons for the whole territory of Russia and to test it. The strategy is based on the analysis of Landsat 8-9 OLI satellite data archives. Regression models (linear or exponential) of the relationship between the reflectance of the open surface of soils in the near infrared range and the content of organic carbon in arable soil horizons are built on the basis of literature data and their parameters are selected individually for each unit of the country regionalization, which is the geometric part of the Unified State Register of Soil Resources of Russia. On the basis of models, a base map of carbon content in arable soil horizons for a period of five years was constructed. After that, a map of carbon content at the end of the current year was built on the basis of the same methodological approaches. Comparison of

the maps allows estimation of changes in the current year relative to the base period. Demonstration of the use of this approach was carried out for two contrasting regionalization units in the Tver and Tula regions of Russia. The approach showed low, but comparable to analogs, accuracy for detecting small changes in carbon content (prediction error was 0.8–1.0%), but allowed to confidently identify areas with abrupt changes. It is assumed that the accuracy of modeling will increase annually with the accumulation of field data on carbon content in the arable horizon of soils, as well as with the refinement of models in each regionalization unit. Such an approach can be used to organize annual remote sensing monitoring of carbon content changes in arable soils within the framework of climate projects of the country.

Keywords: soil carbon content; Landsat; soil monitoring; arable soils; Russia.

ВВЕДЕНИЕ

Органический углерод почвы (ОУП) имеет основополагающее значение для устойчивости сельскохозяйственных почв, играющих важную роль в глобальном углеродном балансе. При этом одним из крупнейших резервуаров углерода на Земле является органическое вещество почвы (Ciais et al., 2013; Jackson et al., 2017).

Существующие методы мониторинга ОУП основаны главным образом на повторяющемся во времени отборе образцов почв по сетке. Затраты, связанные со сбором, подготовкой и хранением образцов почвы, и определением содержания углерода при прямых измерениях ОУП могут быть очень высокими. Дистанционные данные при этом рассматриваются как более дешевая и оперативная альтернатива прямым измерениям ОУП.

Опубликовано достаточно большое количество работ по дистанционной оценке содержания ОУП. Так в обзорной статье 2019 г. (Angelopoulou et al., 2019) по дистанционным методам для оценки ОУП указано, что за период 2008–2018 гг. по данной тематике было опубликовано 382 статьи (анализ проводился только для статей, включенных в базу данных Scopus). На примере 28 статей, которые в рамках данного обзора были отобраны для детального анализа, было показано, что в зависимости от сенсора и выбранного метода моделирования при использовании спутниковых данных R^2 варьирует в диапазоне 0.23–0.67, RMSE – в районе 0.08–25.2

г·кг⁻¹, RPD – в районе 1.1–2.6; при использовании аэрофотоснимков – R² варьирует в диапазоне 0.25–0.89, RMSE – в районе 0.19–8.7 г·кг⁻¹, RPD – в районе 1.14–3.15. Следует отметить, что на момент выхода обзора была найдена только одна статья по использованию БПЛА для дистанционной оценки ОУП. Значение R² для полученной модели составило 0.95, RMSE – 0.21 г·кг⁻¹.

При этом речь идет, как правило, о дистанционных данных, полученных за определенный срок. Также есть отдельные работы по использованию разновременных данных для оценки ОУП. Так Guo et al. (2021) оценивали возможность оценки ОУП на основе временных серий спутниковых данных в областях с небольшим перепадом высот. При этом в зависимости от спутниковых данных и выбранного метода моделирования R², по результатам валидации, варьирует в диапазоне 0.14–0.56, RMSE – в районе 0.2–0.33 г·кг⁻¹, RPD – в районе 1.18–1.45.

В работе Dou et al. (2019) рассматривается моделирование ОВП в почвах равнины Соннен (Китай) по разновременным спутниковым данным. При этом R² полученных моделей варьирует в диапазоне 0.57–0.76, RMSE – в районе 0.77–1.16 г·кг⁻¹.

Преимущественно в рассмотренных выше работах содержание ОУП определяется напрямую – в результате моделирования связей между спектральной отражательной способностью (COC) почв, полученной по дистанционным данным, и содержанием ОУП по результатам лабораторных анализов.

Также возможно картографирование содержания ОУП в рамках подходов цифровой почвенной картографии, когда спутниковые изображения и их производные используются в качестве одной из ковариат. Так вегетационные индексы, рассчитанные по спутниковым данным Landsat 5 TM, оказались наиболее важными параметрами при моделировании ОУП в естественных альпийских пастбищах на северо-востоке Тибетского нагорья в Китае (Yang et al., 2016). Mahmoudabadi et al. (2017) показали, что вегетационные индексы, включая NDVI, полученные по спутниковым данным, оказались более эффективными, чем отдельные каналы, при моделировании почвенных свойств, включая ОУП. Однако Schillaci et al. (2017) в полупустынном средиземном регионе обнаружили, что панхроматический канал Landsat 7 ETM+ оказался более эффек-

тивным при моделировании ОУП, чем NDVI. Kalambukattu et al. (2018) использовали спектральные индексы, рассчитанные на основе данных Landsat 8 совместно с топографической информацией для моделирования содержания ОУП и других питательных веществ.

В обзорной статье Lamichhane et al. (2019), посвященной использованию подхода SCORPAN при картографировании ОУП в рамках цифровой картографии почв, указано, что за период с 2013 по 28.02.2019 гг. по данной тематике было опубликовано 120 статей (анализ проводился для англоязычных статей, включенных в Scopus и WoS).

Однако все рассмотренные выше работы предполагают “разовое” определение содержания ОУП, которое может потенциально использоваться как точка отсчета для отслеживания изменений количества ОУП в рамках его мониторинга, но не решает саму проблему мониторинга.

Ряд работ, упоминающих мониторинг почвенного углерода с помощью дистанционных данных, также предполагает “разовое” определение ОУП и рассматривает получение моделей, описывающих связи между СОС и анализируемым свойством, с потенциальной возможностью повторного применения этих моделей.

Например, Rosero-Vlasova et al. (2019) рассматривают моделирование содержания органического вещества почв на основе лабораторных данных о СОС почвенных образцов, отобранных в районах лесных пожаров и заброшенных земель в провинции Арагон на севере Испании. Для моделирования используются такие методы, как CCR-SD (регрессия скоррелированных компонентов с пошаговым отбором переменных) и PLSR (регрессия частичных наименьших квадратов).

Shen et al. (2022) упоминают локальный мониторинг почвенного углерода. При этом в статье они главным образом рассматривают применение глубокого обучения с переносом опыта (deep transfer learning) для локализации спектроскопических моделей, полученных на основе крупных спектральных библиотек (на национальном уровне).

Таким образом, на настоящий момент накоплен достаточно большой опыт дистанционной оценки содержания ОУП. Но, если

не считать достаточно схематичные глобальные подходы, мониторинг на детальном уровне до сих пор имеет локальный характер, и построенные модели не могут быть экстраполированы на другие территории.

Цель исследования состояла в разработке стратегии унифицированного дистанционного мониторинга содержания органического углерода в пахотных горизонтах почв для всей территории России и в ее апробации.

ОБЪЕКТЫ И МЕТОДЫ

Стратегия дистанционного мониторинга содержания органического углерода в пахотных почвах

Анализ научных публикаций показывает, что оценка содержания ОУП по дистанционным данным в настоящее время возможна только для пахотного горизонта. Модели связи содержания органического углерода в пахотном горизонте почв со спецификой изображения их открытой поверхности должны быть региональными. Построение качественных глобальных моделей на данном этапе развития науки практически невозможно. Это связано с тем, что на отражательную способность поверхности пахотных почв может оказывать влияние не только содержание органического вещества, но и другие свойства почв, такие, например, как содержание легкорастворимых солей, карбонатов, особенности минералогического состава почвы и т. п. Именно поэтому оценка содержания органического углерода в пахотном горизонте почв должна опираться на районирование, в выделах которого перечень других свойств почв, потенциально способных влиять на спектральную отражательную способность их поверхности, априори известен.

Оптимальным для территории России на данный момент выглядит использование в качестве подобного районирования контурной части Единого государственного реестра почвенных ресурсов России (ЕГРПР, 2014).

Для каждого выдела подобного районирования (по сути – выдела ЕГРПР) строится базовая карта содержания органического углерода в пахотном горизонте почв, которая является стартовой точкой дистанционного мониторинга данного компонента баланса

углерода. Для построения такой карты используется спутниковая информация за последние 3–5 лет.

На основе базовой карты содержания углерода в пахотном горизонте почв осуществляется его ежегодный дистанционный мониторинг. То есть, каждый год на основе спутниковых данных в рамках вышеизложенной стратегии проводится создание новой карты содержания углерода в пахотных горизонтах почв, и ее разница с базовой картой используется как карта изменений в содержании углерода в пахотном горизонте в текущем году относительно базового уровня.

Таким образом, многолетняя динамика содержания углерода в пахотном горизонте почв определяется на основе анализа временных рядов изображения открытой поверхности почв на спутниковых данных.

Регион исследования

Апробация стратегии проводилась на примере двух почвенных выделов Единого государственного реестра почвенных ресурсов России (ЕГРПР, 2014). Первый почвенный выдел (“Богословское”) площадью 283 199.5 га включает в себя тяжелосуглинистые и глинистые светло-серые лесные, серые лесные и темно-серые лесные почвы. Он охватывает Московскую, Тульскую и Рязанскую области (рис. 1а). Второй почвенный выдел (“Эммаусс”) площадью 93 627.8 га включает в себя дерново-подзолистые иллювиально-железистые почвы и находится на территории Тверской области (рис. 1б).

Подбор и подготовка спутниковых данных

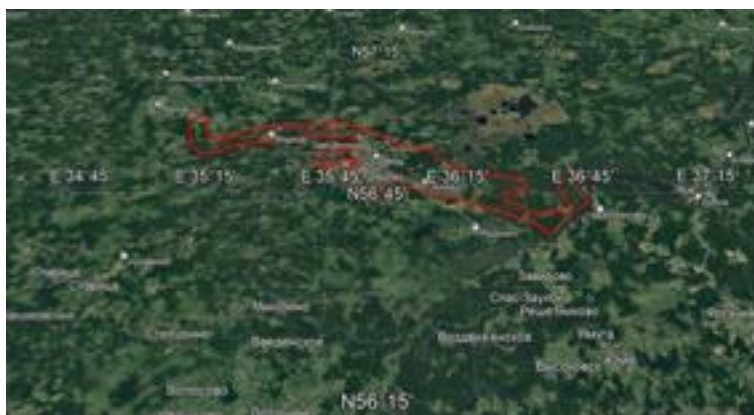
Для почвенных выделов “Богословское” и “Эммаусс” было отобрано по 9 сцен Landsat 8-9 OLI (продукт Landsat Collection 2 Level-2) за период 2017–2022 гг. (табл. 1) для построения базовой карты содержания органического углерода. Для построения карты содержания ОУП за 2023 г. для почвенного выдела “Богословское” было отобрано 4 сцены, для почвенного выдела “Эммаусс” – 3 (табл. 1).

Продукт Landsat Collection 2 Level-2 содержит атмосферно

скорректированные данные (<https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2>), поэтому дополнительной коррекции спутниковых данных не требовалось.



а)



б)

Рис. 1. Географическое расположение тестовых почвенных выделов (границы выделов показаны красным цветом): **а)** “Богословское”, **б)** “Эммаусс”.

Fig. 1. Geographical location of test soil units (boundaries of units are shown in red color): **а)** “Bogoslovskoye”, **б)** “Emmauss”.

Таблица 1. Отобранные для анализа сцены Landsat 8-9 OLI
Table 1. Selected for analysis Landsat 8-9 OLI scenes

Номер п/п	Path/row	Срок съемки	Наличие облаков (% от площади сцены)
“Богословское”			
1	178/022	17/04/2021	61.1
2	178/022	10/10/2021	<1
3	178/022	22/05/2022	12.3
4	178/022	14/11/2022	11.3
5	177/022	07/04/2020	<1
6	177/022	10/04/2021	10.7
7	176/022	02/05/2020	23.5
8	176/022	23/09/2020	<1
9	176/022	12/08/2022	<1
10	177/022	23/09/2023	<1
11	177/022	08/04/2023	7
12	178/022	30/09/2023	<1
13	178/022	17/05/2023	<1
“Эммаусс”			
1	179/020	07/09/2018	1.3
2	179/020	10/09/2019	27.7
3	179/020	10/05/2021	0
4	179/020	19/04/2022	1.6
5	179/020	25/08/2022	<1
6	180/020	16/10/2018	23.1
7	180/020	08/10/2021	0
8	180/020	18/04/2022	<1
9	180/020	11/10/2022	<1
10	179/020	16/05/2023	<1
11	179/020	25/09/2023	42
12	180/020	28/09/2023	7.8

Для маскирования облаков и их теней при их наличии использовался файл с оценкой качества в пикселе – *QA_PIXEL*. Расшифровка значений, представленных в данном файле, приведена в соответствующем руководстве (<https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-9-collection-2-level-2-science-product-guide>).

Выделение открытой поверхности пахотных почв

В качестве критерия отделения открытой поверхности почв от растительности для большинства сцен использовался NDVI. Пороговое значение, отделяющее открытую поверхность почвы от поверхности с растительностью, варьировало в диапазоне от 0.3 до 0.48 в зависимости от сцены. Маскирование населенных пунктов проводилось для почвенного выдела “Богословское” в основном на основе индекса MBI (Nguyen et al., 2021). Пороговое значение составило 0.27. Для почвенного выдела “Эммаус” использовались векторные маски населенных пунктов, дорог и водных объектов.

Создание базовой карты содержания органического углерода в пахотном горизонте почв

Для создания базовой карты содержания органического углерода использовался ближний инфракрасный канал Landsat 8-9 OLI. Этот канал съемки считается наиболее информативным для детектирования содержания углерода в поверхностном слое почв (Datta et al., 2022; Jin et al., 2024). Это также подтверждается и результатами наших собственных экспериментов (Грубина и др., 2020; Прудникова и др., 2023). Для каждого анализируемого выдела процедура выглядела следующим образом. Сначала для всех выбранных сцен в ближнем ИК канале были замаскированы пиксели, не относящиеся к открытой поверхности пахотных почв. Затем для пикселей, относящихся к открытой поверхности почв, определялось среднее, минимальное, максимальное значение отражения в данном канале за анализируемый период, а также стандартное отклонение. Для исключения попадания выбросов, если в пикселе отражение не попадало в диапазон “среднее $\pm$ 2 стандарт-

ных отклонения”, оно не учитывалось при определении минимума и максимума для этого пикселя. Также проводилась корректировка карты средних значений отражения в ближнем ИК канале.

После чего для анализируемого выдела районирования определялось минимальное и максимальное отражение в ближнем ИК канале. Полученные значения использовались для моделирования содержания органического углерода. При этом считалось, что при минимальном отражении содержание органического углерода находится на таком уровне, когда органическое вещество полностью обволакивает минеральные зерна (6% и выше), а при максимальном – содержание органического углерода близко к 0% (например, участки выхода почвообразующих пород или безгумусного горизонта почв на поверхность).

В нашем подходе анализируются два варианта регрессионной зависимости между отражением в ближнем ИК диапазоне и содержанием органического углерода: 1) линейная; 2) экспоненциальная. Это обусловлено тем, что именно эти два вида зависимости наиболее широко используются в научной литературе. Линейная модель достаточно часто и успешно использовалась в разных исследованиях при построении локальных моделей для определения содержания органического вещества и органического углерода (Datta et al., 2022; Jin et al., 2024). В то же время в ряде исследований было показано, что на больших территориях на разных почвах на территории России оптимальная зависимость имеет экспоненциальный вид (Орлов и др., 2001; Караванова, 2003):

$$\rho\text{NIR} = A \cdot e^{-k \cdot H} + \rho\text{H},$$

где ρNIR – отражение в ближнем ИК диапазоне (%), A – разница между отражением при нулевом содержании ОУП и отражением при его максимальном содержании, когда гумус полностью обволакивает минеральные частицы (%), H – содержание органического углерода (%), k – выражает скорость снижения отражательной способности по мере увеличения содержания ОУП, ρH – отражение при максимальном содержании ОУП, когда гумус полностью обволакивает минеральные частицы.

Откуда содержание органического углерода выражается следующим образом:

$$OC = (-1/k) \cdot \ln((pNIR - pH)/A).$$

Подбор параметров моделей в обоих случаях проводился на двух точках в программе MS Excel. В случае линейной функции использовались коэффициенты линии тренда, проведенной через две точки. В случае экспоненциальной функции учитывался установленный для параметров функции диапазон значений для разных почв (Орлов и др., 2001). В частности, по литературным данным, параметр А изменяется в диапазоне 20–50%, k – от 0.06 до 0.15 (снижаясь от черноземов к дерново-подзолистым почвам), pH – от 6 до 9%.

Полученные модели использовались для построения базовой карты содержания органического углерода в пахотных почвах анализируемых выделов. Модели применялись к картам среднего скорректированного отражения открытой поверхности пахотных почв в ближнем ИК канале. Для каждого выдела районирования выбиралась наиболее надежная модель, которая могла быть или линейной, или экспоненциальной.

Работа со спутниковыми данными велась в пакете программ ILWIS v.3.3 (<https://www.itc.nl/ilwis/>). Для обработки спутниковых данных на территорию всей страны используется Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/>).

Верификация базовой карты содержания органического углерода

Для верификации базовых карт анализируемых выделов использовались полевые данные, собранные на территории анализируемых выделов (63 точки с данными о содержании органического углерода пахотного горизонта почв для выдела “Богословское” и 5 точек – для выдела “Эммаусс”). Оценивалась разница между содержанием органического углерода, полученным по результатам лабораторных анализов, и содержанием органического углерода на базовой карте. Для чего рассчитывалась среднеквадратическая ошибка предсказания.

Ежегодный дистанционный мониторинг содержания органического углерода в пахотном горизонте почв

Основой мониторинга выступала базовая карта содержания органического углерода. Для создания карты за 2023 г. для анализируемых выделов использовались спутниковые данные за весенний и осенний периоды года исследований, прошедшие предобработку (атмосферная коррекция, маскирование облаков и их теней). Открытая поверхность почв по отобранным спутниковым данным выделялась так же, как и при создании базовой карты. Затем для пикселей с открытой поверхностью почв определялось среднее значение отражения в ближнем ИК канале за анализируемый год, которое пересчитывалось в содержание органического углерода на основе тех же моделей, которые использовались при создании базовой карты. После чего определялась арифметическая разница между содержанием органического углерода на базовой карте и в анализируемом году.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Базовая карта содержания органического углерода в пахотном горизонте почв выдела “Богословское”

На основе анализа спутниковых данных было установлено, что минимальное значение отражения в ближнем ИК диапазоне для данного почвенного выдела, соответствующее содержанию органического углерода, при котором гумус полностью обволакивает минеральные частицы (6%), составило 0.0384, а максимальное значение отражения, соответствующее 0% органического углерода – 0.5206. С учетом данных значений модели для пересчета скорректированного среднего отражения в ближнем ИК диапазоне в содержание органического углерода выглядели следующим образом:

1) линейная функция:

$$\text{ОУП} = -12.18 \cdot \rho\text{NIR} + 6.34,$$

где ОУП – содержание органического углерода (%), ρNIR – отражение в ближнем ИК диапазоне (доли от 1).

2) экспоненциальная функция:

$$\rho\text{NIR} \cdot 100 = 55 \cdot e^{-0.55 \cdot \text{ОУП}} + 2.1.$$

На основе предыдущего уравнения содержание ОУП рассчитывалось по формуле:

$$\text{ОУП} = (-1/0.55) \cdot \ln((\rho\text{NIR} \cdot 100 - 2.1)/55).$$

Построенные на основе линейной и экспоненциальной функций базовые карты содержания органического углерода в пахотном горизонте почв анализируемого выдела представлены ниже (рис. 2).

Анализ гистограмм распределения количества пикселей по значениям содержания органического углерода показал, что при применении линейной функции преобладают пиксели с более высоким значением содержания ОУП (4–6%), чем при использовании экспоненциальной функции (2–3%) (рис. 3).

Выдел “Эммаусс”

По результатам анализа спутниковых данных минимальное значение отражения в ближнем ИК диапазоне, соответствующее содержанию ОУП, при котором гумус полностью обволакивает минеральные частицы (6%), составило 0.0204, а максимальное значение отражения, соответствующее 0% ОУП, – 0.4495. Пересчет скорректированного среднего отражения в ближнем ИК диапазоне в содержание ОУП с учетом данных значений проводился на основе следующих функций:

1) линейная функция:

$$\text{ОУП} = -13.98 \cdot \rho\text{NIR} + 6.29,$$

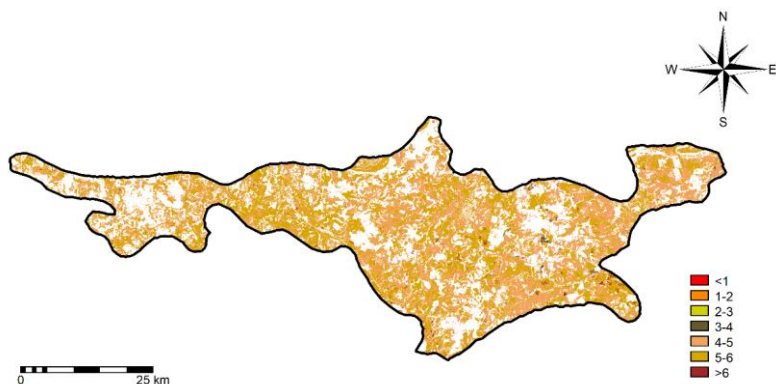
где ОУП – содержание органического углерода (%), ρNIR – отражение в ближнем ИК диапазоне (доли от 1).

2) экспоненциальная функция:

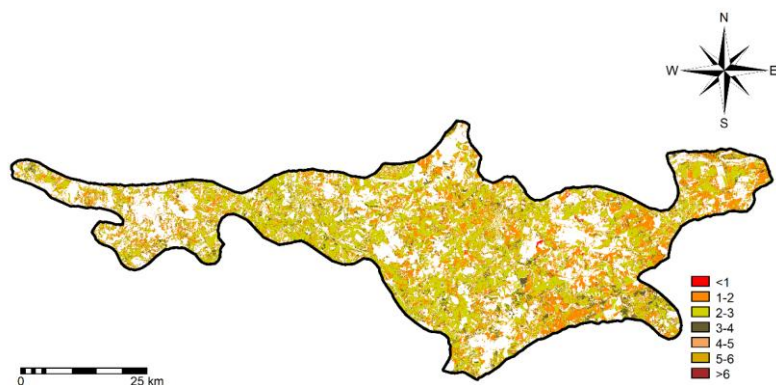
$$\rho\text{NIR} \cdot 100 = 43 \cdot e^{-0.95 \cdot \text{ОУП}} + 1.9,$$

На основе предыдущего уравнения содержание ОУП рассчитывалось следующим образом:

$$\text{ОУП} = (-1/0.95) \cdot \ln((\rho\text{NIR} \cdot 100 - 1.9)/43).$$



а)



б)

Рис. 2. Базовая карта содержания ОУП в пахотном горизонте почв участка “Богословское”, построенная на основе а) линейной функции, б) экспоненциальной функции.

Fig. 2. Basic map of SOC content in arable soil horizon of test site “Bogoslovskoye”, compiled based on а) linear function; б) exponential function.

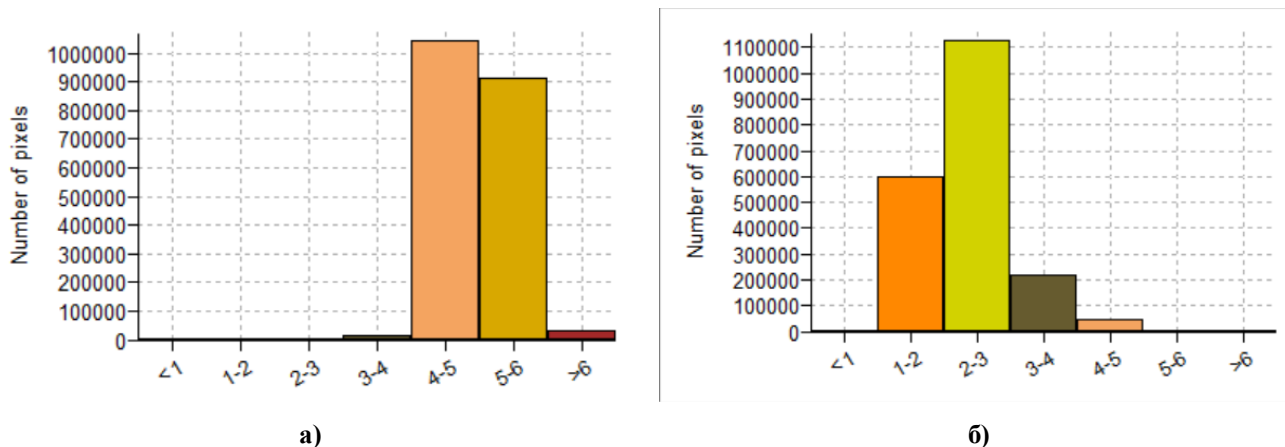


Рис. 3. Гистограммы распределения количества пикселей по значениям содержания ОУП на базовых картах участка “Богословское”, построенных на основе **а)** линейной и **б)** экспоненциальной функций.

Fig. 3. Histograms of the distribution of the number of pixels according to the values of SOC content on the basic maps of test site “Bogoslowskoe”, compiled base on **a)** linear and **б)** exponential functions.

В результате на основе линейной и экспоненциальной функций были построены базовые карты содержания органического углерода в пахотном горизонте почв анализируемого выдела (рис. 4).

Анализ гистограмм распределения количества пикселей по значениям содержания ОУП показал, что при применении линейной функции преобладают пиксели с более высоким значением содержания ОУП (2–3%), чем при использовании экспоненциальной функции (<1–2%) (рис. 5).

Верификация базовой карты содержания органического углерода

Выдел “Богословское”

Для анализируемого почвенного выдела ошибка предсказания в случае использования экспоненциальной функции составила 1.02% ОУП, при использовании линейной функции – 2.36% ОУП (рис. 6).

Выдел “Эммаусс”

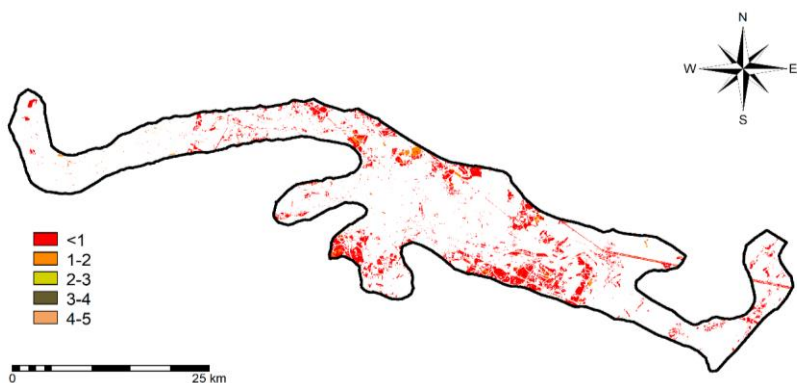
Для почвенного выдела “Эммаусс” ошибка для экспоненциальной функции составила 1.65% ОУП, для линейной – 0.79% ОУП (рис. 7).

Карта изменения содержания органического углерода

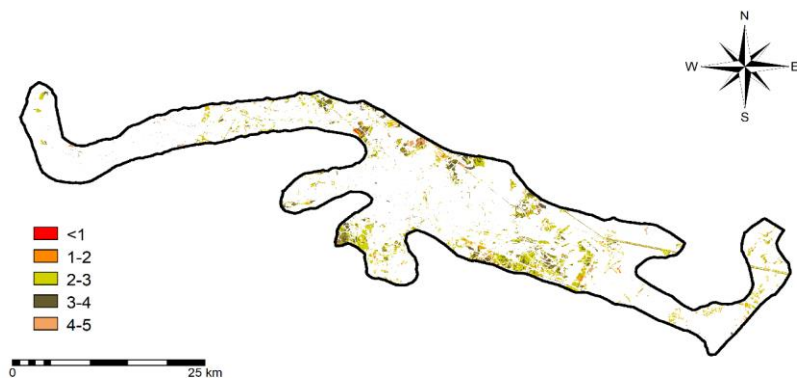
Выдел “Богословское”

Карта изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г., по сравнению с базовой картой для почвенного выдела “Богословское”, представлена ниже (рис. 8). При построении этой карты использовалась более качественная экспоненциальная модель.

По результатам проведенной оценки на территории почвенного выдела “Богословское” преобладают участки, на которых изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г., по сравнению с базовой картой, не превышают 1% (рис. 9).



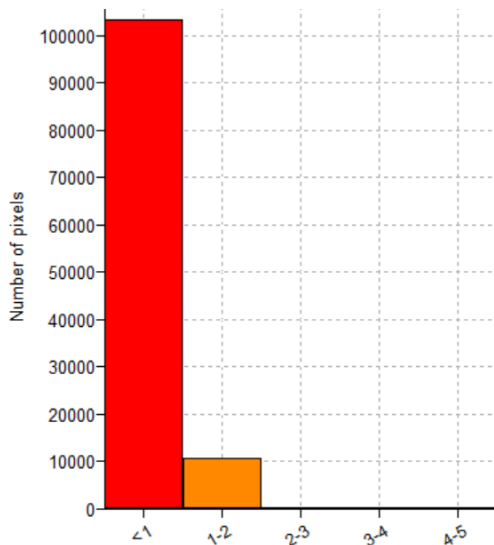
а)



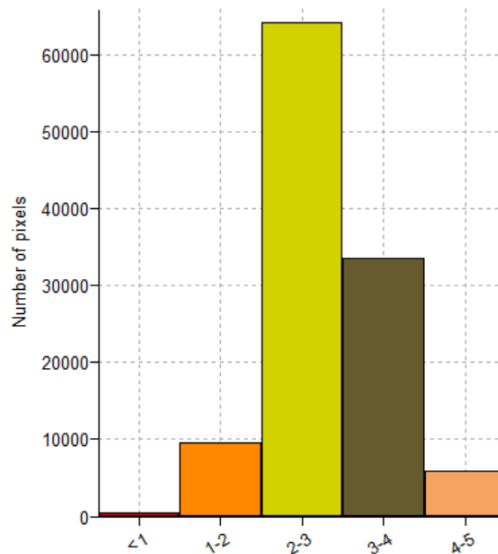
б)

Рис. 4. Базовая карта содержания ОУП в пахотном горизонте почвучастка “Эммаусс”, построенная на основе а) линейной функции, б) экспоненциальной функции.

Fig. 4. Basic map of SOC content in arable soil horizon of test site “Emmauss”, compiled based on а) linear function; б) exponential function.



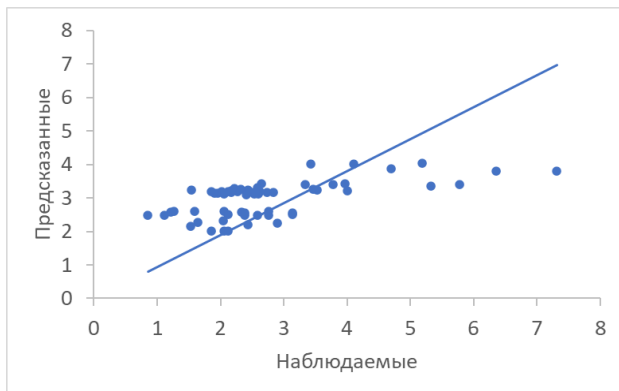
а)



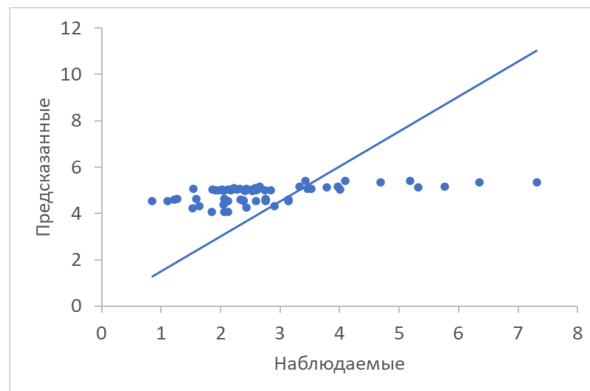
б)

Рис. 5. Гистограммы распределения количества пикселей по значениям содержания ОУП на базовых картах участка “Эммаусс”, построенных на основе **а)** линейной и **б)** экспоненциальной функций.

Fig. 5. Histograms of the distribution of the number of pixels according to the values of SOC content on the basic maps of test site “Emmauss”, compiled base on **а)** linear and **б)** exponential functions.



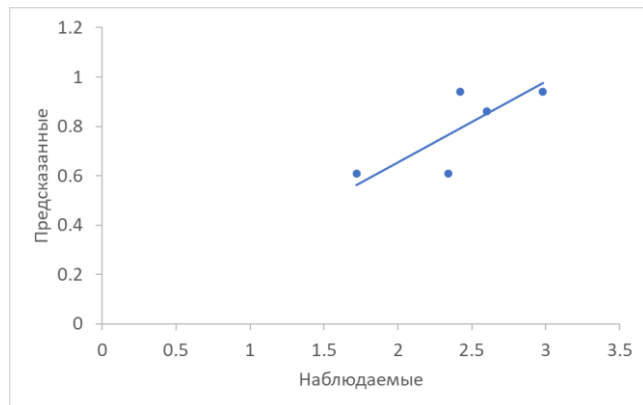
а)



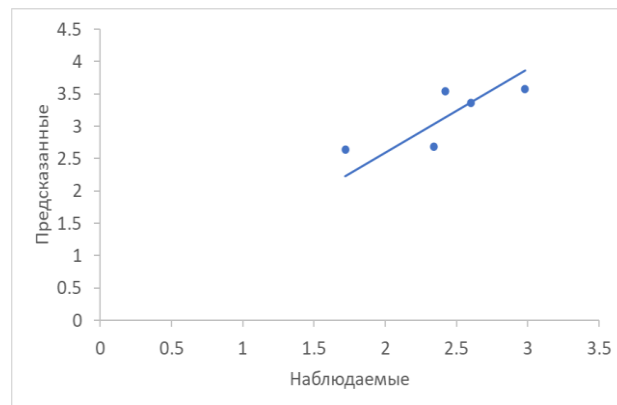
б)

Рис. 6. Графики Наблюдаемые-Предсказанные значения содержания ОУП («Богословское») для **а)** экспоненциальной функции; **б)** линейной функции.

Fig. 6. Graphs Observed-Predicted values of SOC content (“Bogoslovskoye”) for **a)** exponential function; **b)** linear function.



а)



б)

Рис. 7. Графики Наблюдаемые-Предсказанные значения содержания ОУП (“Эммаусс”) для **а)** экспоненциальной функции; **б)** линейной функции.

Fig. 7. Graphs Observed-Predicted values of SOC content (“Emmauss”) for **a)** exponential function; **b)** linear function.

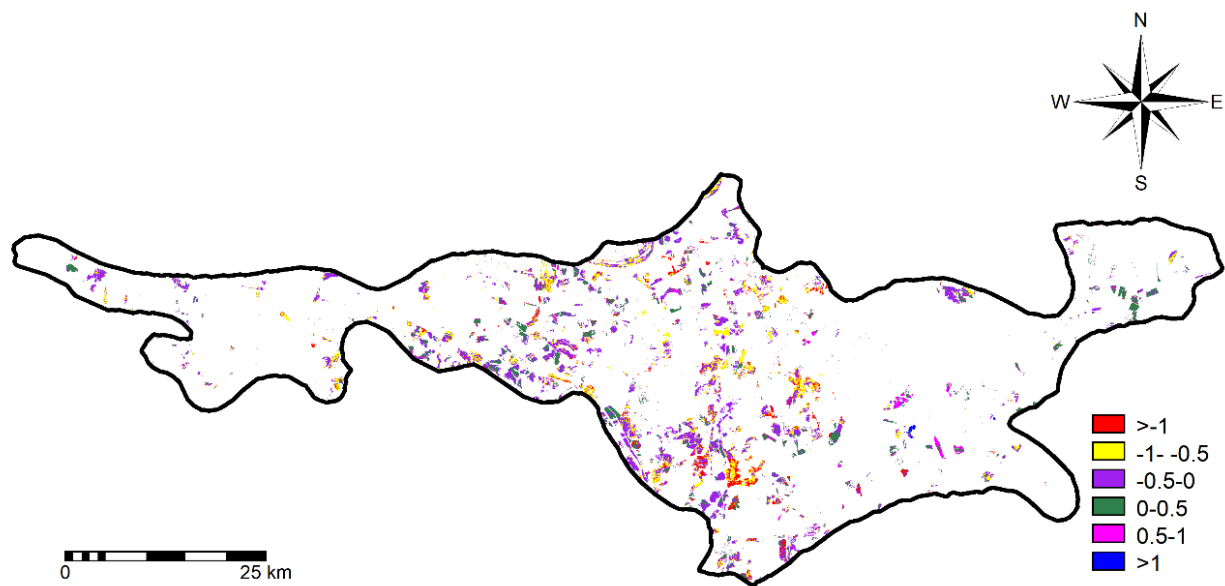


Рис. 8. Карта изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г. по сравнению с базовой картой для выдела “Богословское”.

Fig. 8. Map of change in the organic carbon content in the arable layer of soils in 2023 compared to the baseline map for the “Bogoslovskoye” unit.

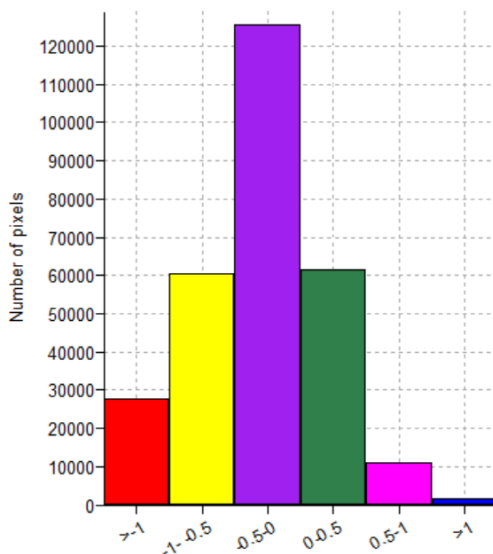


Рис. 9. Гистограмма распределения количества пикселей по классам изменения содержания ОУП в текущем году по сравнению с базовой картой для выдела “Богословское”.

Fig. 9. Histogram of pixel number distribution by classes of SOC content change in the current year compared to the base map for the “Bogoslovskoye” unit.

Выдел “Эммаусс”

Карты изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г. по сравнению с базовой картой для почвенного выдела “Эммаусс” представлены ниже (рис. 10). При построении этой карты использовалась более качественная линейная модель.

По результатам проведенной оценки на территории почвенного выдела “Эммаусс” в целом преобладают участки, на которых изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г., по сравнению с базовой картой, не превышают 1% (рис. 11).

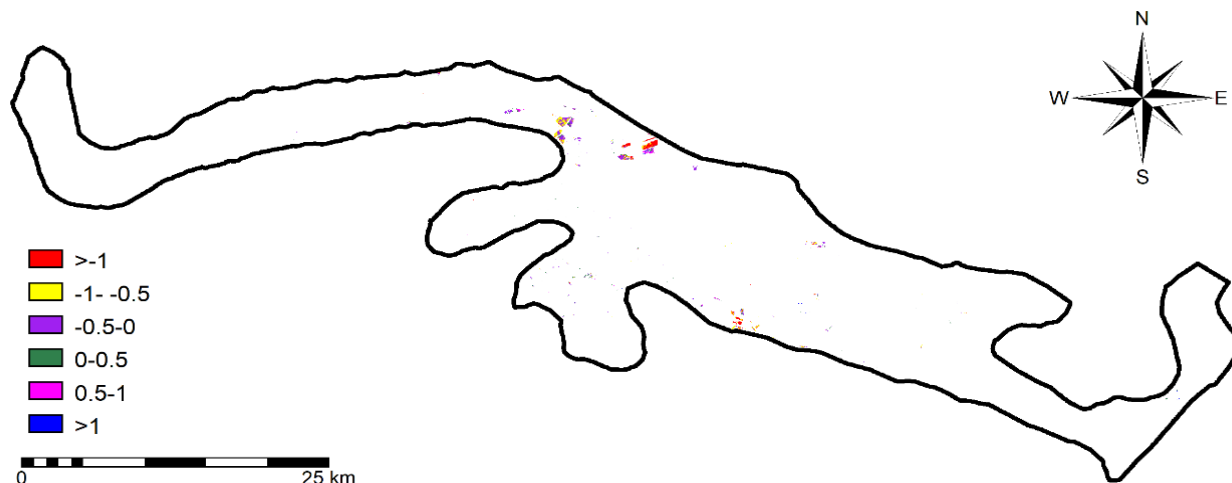


Рис. 10. Карта изменения содержания органического углерода в пахотном слое почв в 2023 г. по сравнению с базовой картой для выдела “Эммаусс”.

Fig. 10. Map of the change in organic carbon content in the tillage layer of soils in 2023 compared to the baseline map for the “Emmauss” unit.

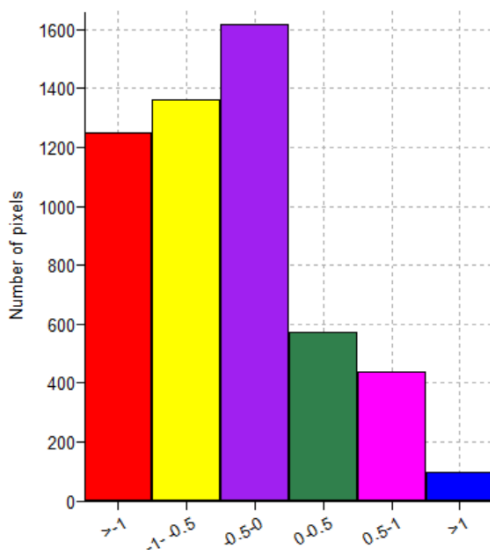


Рис. 11. Гистограмма распределения количества пикселей по классам изменения содержания ОУП в текущем году по сравнению с базовой картой для выдела “Эммаусс”.

Fig. 11. Histogram of the distribution of the number of pixels by class of change in SOC content in the current year compared to the base map for the “Emmauss” unit.

Апробация стратегии на примере двух выделов ЕГРПР показала, что она вполне может быть использована в качестве основы для построения системы спутникового мониторинга содержания углерода в пахотных почвах России. Она отличается простотой, оперативностью и дешевизной. Конечно, погрешность получаемой информации достаточно велика по сравнению с данными наземных обследований (Хитров и др., 2023), или при построении локальных моделей для предсказания содержания углерода в почвах (Le Noë et al., 2023). Но она может быть постепенно уменьшена при накоплении данных полевых обследований.

Наиболее надежно на основе предложенных подходов дектируются сильные изменения в содержании углерода, связанные, например, с активной эрозией почв, с глубокой вспашкой, или с антропогенным нарушением поверхности почв в результате проведения мелиоративных мероприятий, планировкой поверхности и т. п.

Использование стандартных моделей связи отражательной способности почв с содержанием органического вещества для каждого выдела ЕГРПР позволяет уже на данном этапе построить базовую карту на пахотные земли всей страны. Фрагмент такой карты показан на рисунке 12.

Безусловно, качество этой карты не может быть очень высоким, но, по предварительным данным, оно лучше, чем оценки, получаемые на основе традиционно составленных почвенных карт (например, ЕГРПР или FAO, 2022). Но, конечно же, такой вывод требует дополнительных подтверждений фактическими данными. Более того, качество карт может быть существенно улучшено при уточнении моделей в каждом конкретном выделе ЕГРПР и при сборе дополнительных полевых данных.

Основным недостатком разработанной стратегии является то, что отсутствует возможность одновременного анализа всех пахотных полей страны. Несмотря на то, что при анализе используются данные весенней и осенней съемки, тем не менее часть полей и в эти периоды года остается под растительностью, и оценка отражательной способности поверхности почв для этих полей невозможна. При осреднении результатов, получаемых в конкретном году для выделов районирования, данная проблема может быть частично элиминирована, но не до конца. Это является одним из источников ошибок при использовании данной стратегии.

Другим источником может быть то, что при уточнении моделей для каждого выдела используются полевые данные для отдельных точек, а моделирование ведется для пикселей размером 30·30 м на местности. Известно, что содержание углерода в пахотных горизонтах почв достаточно сильно варьирует в пространстве даже на коротких расстояниях (Самсонова и др., 2019; Đurđević et al., 2019; Schuster et al., 2023).

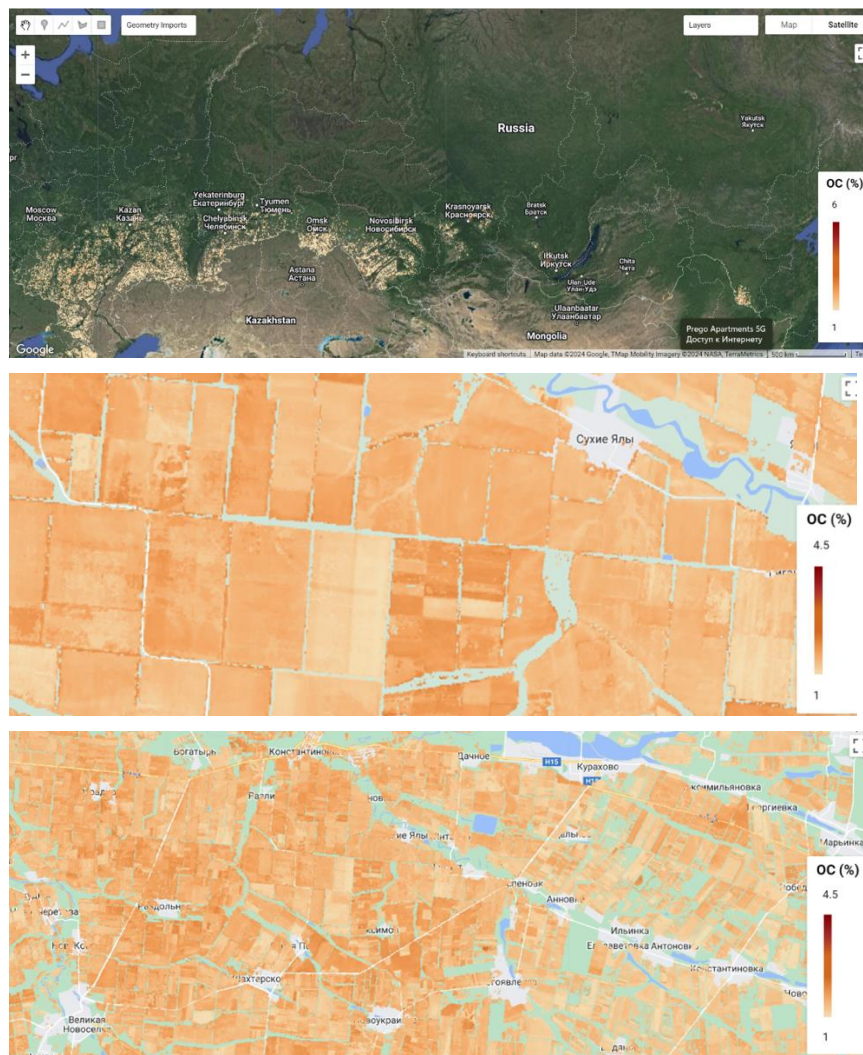


Рис. 12. Фрагменты базовой карты содержания органического углерода в пахотных почвах России, построенной на основе разработанных подходов.

Рис. 12. Fragments of the base map of organic carbon content in arable soils of Russia, built on the basis of the developed approaches.

И это варьирование в предложенном подходе теоретически можно учесть путем сбора большого количества полевых данных, но трудоемкость и затратность при этом делают подобную работу для больших территорий практически невыполнимой.

Еще одним источником ошибок может являться недостаточная точность выделения полей с открытой поверхностью почв. Некоторые авторы рекомендуют для этого подходы, базирующиеся не на использовании NDVI, а на других принципах (Dematté et al., 2020; Panahi et al., 2024). Теоретически использование других подходов может повысить точность выделения открытой поверхности почв, но это требует дополнительных исследований.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На примере двух тестовых участков была проведена демонстрация использования стратегии дистанционного мониторинга содержания органического углерода в пахотном горизонте почв. На основе анализа спутниковых данных за период 2017–2022 гг. для каждого из тестовых участков были построены карты, отражающие базовое содержание органического углерода, которое является точкой отсчета для дальнейшего мониторинга данного параметра бюджета углерода. Верификация базовых карт показала, что ошибка предсказания составляет 1.02% для почвенного выдела “Богословское” и 0.79% для почвенного выдела “Эммаусс”. Также по спутниковым данным были построены карты содержания органического углерода за 2023 г. и была проведена оценка изменения в содержании данного параметра по сравнению с базовым. В целом для обоих тестовых участков большая часть изменений находилась в пределах 1%.

Предполагается, что точность моделирования будет ежегодно возрастать с накоплением полевых данных о содержании углерода в пахотном горизонте почв, а также с уточнением моделей в каждом выделе районирования.

Подобный подход может быть использован для организации ежегодного дистанционного мониторинга баланса углерода в пахотных почвах в рамках климатических проектов страны (Иванов и др., 2021).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Грубина П.Г., Савин И.Ю., Прудникова Е.Ю. Возможности использования данных тепловой съемки для детектирования основных параметров плодородия пахотных почв // Бюллетень Почвенного института имени В.В. Докучаева. 2020. Вып. 105. С. 146–172. DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2020-105-146-172>.
2. Единый государственный реестр почвенных ресурсов России / гл. ред. А.Л. Иванов, С.А. Шоба). М.: Почвенный институт им. В.В. Докучаева, 2014. 760 с.
3. Иванов А.Л., Савин И.Ю., Столбовой В.С., Духанин Ю.А., Козлов Д.Н. Методологические подходы формирования единой Национальной системы мониторинга и учета баланса углерода и выбросов парниковых газов на землях сельскохозяйственного фонда Российской Федерации // Бюллетень Почвенного института имени В.В. Докучаева. 2021. Вып. 108. С. 175–218. DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2021-108-175-218>.
4. Караванова Е.И. Оптические свойства почв и их природа. М.: МГУ, 2003. 153 с.
5. Орлов Д.С., Суханова Н.И., Розанова М.С. Спектральная отражательная способность почв и их компонентов. М.: Изд-во Моск. ун-та, 2001. 175 с.
6. Прудникова Е.Ю., Савин И.Ю., Грубина П.Г. Спутниковая оценка агрономически важных свойств пахотных почв с учетом состояния их поверхности // Бюллетень Почвенного института имени В.В. Докучаева. 2023. Вып. 115. С. 129–159. DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2023-115-129-159>.
7. Самсонова В.П., Кондрашкина М.И., Кротов Д.Г. Пространственное многообразие агрохимических свойств пахотных почв (на примере Трубчевского района Брянской области) // Вестник Московского Университета. Серия 17. Почвоведение. 2019. № 2. С. 28–35.
8. Хитров Н.Б., Никитин Д.А., Иванова Е.А., Семенов М.В. Пространственно-временная изменчивость содержания и запасов органического вещества почвы: аналитический обзор // Почвоведение. 2023. № 12. С. 1493–1521.
9. Angelopoulou T., Tziolas N., Balafoutis A., Zalidis G., Bochtis D. Remote sensing techniques for soil organic carbon estimation: A review // Remote Sensing. 2019. Vol. 11(6). P. 676.
10. Ciais P., Gasser T., Paris J.D., Caldeira K., Raupach M.R., Canadell J.G., Gitz V. Attributing the increase in atmospheric CO₂ to emitters and absorbers // Nature Climate Change. 2013. Vol. 3(10). P. 926–930.
11. Datta D., Paul M., Murshed M., Teng S.W., Schmidtke L. Soil moisture,

organic carbon, and nitrogen content prediction with hyperspectral data using regression models // *Sensors (Switzerland)*. 2022. Vol. 22(20). Article 7998. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22207998>.

12. Demattê J.A., Safanelli J.L., Poppel R.R., Rizzo R., Silvero N.E.Q., Mendes W.D.S., Lisboa C.J.D.S. Bare earth's surface spectra as a proxy for soil resource monitoring // *Scientific reports*. 2020. Vol. 10(1). P. 1–11.

13. Dou X., Wang X., Liu H., Zhang X., Meng L., Pan Y., Cui Y. Prediction of soil organic matter using multi-temporal satellite images in the Songnen Plain, China // *Geoderma*. 2019. Vol. 356. 113896.

14. Đurđević B., Jug I., Jug D., Bogunović I., Vukadinović V., Stipešević B. et al. Spatial variability of soil organic matter content in Eastern Croatia assessed using different interpolation methods // *Int. Agrophys.* 2019. Vol. 33(1). P. 31–39. DOI: <https://doi.org/10.31545/intagr/104372>.

15. FAO. 2022. Global Soil Organic Carbon Map – GSOCmap v.1.6. Technical report. Rome. DOI: <https://doi.org/10.4060/cb9015en>.

16. Guo L., Fu P., Shi T., Chen Y., Zeng C., Zhang H., Wang S. Exploring influence factors in mapping soil organic carbon on low-relief agricultural lands using time series of remote sensing data // *Soil and Tillage Research*. 2021. Vol. 210. 104982.

17. Jackson R.B., Lajtha K., Crow S.E., Hugelius G., Kramer M.G., Piñeiro G. The ecology of soil carbon: pools, vulnerabilities, and biotic and abiotic controls // *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*. 2017. Vol. 48(1). P. 419–445.

18. Jin Y., Sharifi A., Li Z., Chen S., Zeng S., Zhao S. Carbon emission prediction models: A review // *Science of The Total Environment*. 2024. Vol. 927. 172319. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172319>.

19. Kalambukattu J.G., Kumar S., Arya Raj R. Digital soil mapping in a Himalayan watershed using remote sensing and terrain parameters employing artificial neural network model // *Environmental earth sciences*. 2018. Vol. 77(5). P. 1–14.

20. Lamichhane S., Kumar L., Wilson B. Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review // *Geoderma*. 2019. Vol. 352. P. 395–413.

21. Le Noë J., Manzoni S., Abramoff R. et al. Soil organic carbon models need independent time-series validation for reliable prediction // *Commun Earth Environ*. 2023. Vol. 4(158). DOI: <https://doi.org/10.1038/s43247-023-00830-5>.

22. Mahmoudabadi E., Karimi A., Haghnia G.H., Sepehr A. Digital soil mapping using remote sensing indices, terrain attributes, and vegetation features in the rangelands of northeastern Iran // *Environmental monitoring and assessment*. 2017. Vol. 189(10). P. 1–20.

23. *Nguyen C.T., Chidthaisong A., Kieu Diem P., Huo L-Z.* A Modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia Using Landsat 8 // *Land*. 2021. Vol. 10(3). P. 231. DOI: <https://doi.org/10.3390/land10030231>.
24. *Panahi H., Azizi Z., Kiadaliri H., Almodaresi S.A., Aghamohamadi H.* Bare soil detecting algorithms in western Iran woodlands using remote sensing // *Smart Agricultural Technology*. 2024. Vol. 7. 100429. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100429>.
25. *Rosero- Vlasova O.A., Vlassova L., Pérez- Cabello F., Montorio R., Nadal- Romero E.* Soil organic matter and texture estimation from visible–near infrared–shortwave infrared spectra in areas of land cover changes using correlated component regression // *Land Degradation & Development*. 2019. Vol. 30(5). P. 544–560.
26. *Schillaci C., Lombardo L., Saia S., Fantappiè M., Märker M., Acutis M.* Modelling the topsoil carbon stock of agricultural lands with the Stochastic Gradient Treeboost in a semi-arid Mediterranean region // *Geoderma*. 2017. Vol. 286. P. 35–45.
27. *Schuster J., Mittermayer M., Maidl F.X. et al.* Spatial variability of soil properties, nitrogen balance and nitrate leaching using digital methods on heterogeneous arable fields in southern Germany // *Precision Agric*. 2023. Vol. 24. P. 647–676. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09967-3>.
28. *Shen Z., Ramirez-Lopez L., Behrens T., Cui L., Zhang M., Walden L., ... Rossel R.A.V.* Deep transfer learning of global spectra for local soil carbon monitoring // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2022. Vol. 188. P. 190–200.
29. *Yang R.M., Zhang G.L., Liu F., Lu Y.Y., Yang F., Yang F., ... Li D.C.* Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem // *Ecological Indicators*. 2016. Vol. 60. P. 870–878.

REFERENCES

1. Grubina P.G., Savin I.Yu., Prudnikova E.Yu., The possibilities of using thermal infrared imaging data for detecting the main parameters of arable soil fertility, *Dokuchaev Soil Bulletin*, 2020, Vol. 105, pp. 146–172, DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2020-105-146-172>.
2. Ivanov A.L., Shoba S.A. (Eds.), *Edinyj gosudarstvennyj reestr pochvennyh resursov Rossii* (The Unified State Register of Soil Resources of Russia), Moscow: Pochvennyj institut im. V.V. Dokuchaeva, 2014, 760 p.
3. Ivanov A.L., Savin I.Yu., Stolbovoy V.S., Dukhanin Yu.A., Kozlov D.N. Methodological approaches to the formation of a unified national system of

monitoring and accounting of carbon balance and greenhouse gas emissions on lands of the agricultural fund of the Russian Federation, *Dokuchaev Soil Bulletin*, 2021, Vol. 108, pp. 175–218, DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2021-108-175-218>.

4. Karavanova E.I., *Opticheskie svojstva pochv i ih priroda* (Optical properties of soils and their nature), Moscow: MSU, 2003, 153 p.

5. Orlov D.S., Sukhanova N.I., Rozanova M.S., *Spektral'naja otrazhatel'naja sposobnost' pochv i ih komponentov* (Spectral reflectivity of soils and their components) Moscow: Izd-vo Mosk. un-ta, 2001, 175 p.

6. Prudnikova E.Yu., Savin I.Yu., Grubina P.G., Satellite based assessment of agronomically important properties of agricultural soils with consideration of their surface state, *Dokuchaev Soil Bulletin*, 2023, Vol. 115, pp. 129–159, DOI: <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2023-115-129-159>.

7. Samsonova V.P., Kondrashkina M.I., Krotov D.G., Prostranstvennoe mnogoobrazie agrohimičeskikh svojstv pahotnyh pochv (na primere Trubčevskogo rajona Brjanskoj oblasti) (Spatial diversity of agrochemical properties of arable soils (on the example of Trubchevsky district of Bryansk region)), *Vestnik Moskovskogo Universiteta. Serija 17. Pochvovedenie*, 2019, No. 2, pp. 28–35.

8. Khitrov N.B., Nikitin D.A., Ivanova E.A., Semenov M.V., Prostranstvenno-vremennaja izmenčivost' soderžanija i zapasov organičeskogo veshhestva pochvy: analitičeskij obzor (Spatial and temporal variability of the content and reserves of soil organic matter: an analytical review), *Pochvovedenie*, 2023, No. 12, pp. 1493–1521.

9. Angelopoulou T., Tziolas N., Balafoutis A., Zalidis G., Bochtis D., Remote sensing techniques for soil organic carbon estimation: A review, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11(6), pp. 676.

10. Ciais P., Gasser T., Paris J.D., Caldeira K., Raupach M.R., Canadell J.G., Gitz V., Attributing the increase in atmospheric CO₂ to emitters and absorbers, *Nature Climate Change*, 2013, Vol. 3(10), pp. 926–930.

11. Datta D., Paul M., Murshed M., Teng S.W., Schmidtke L., Soil moisture, organic carbon, and nitrogen content prediction with hyperspectral data using regression models, *Sensors* (Switzerland), 2022, Vol. 22(20), Article 7998, DOI: <https://doi.org/10.3390/s2207998>.

12. Demattê J.A., Safanelli J.L., Poppiel R.R., Rizzo R., Silvero N.E.Q., Mendes W.D.S., Lisboa C.J.D.S., Bare earth's surface spectra as a proxy for soil resource monitoring, *Scientific reports*, 2020, Vol. 10(1), pp. 1–11.

13. Dou X., Wang X., Liu H., Zhang X., Meng L., Pan Y., Cui Y., Prediction of soil organic matter using multi-temporal satellite images in the Songnen Plain, China, *Geoderma*, 2019, Vol. 356, 113896.

14. Đurđević B., Jug I., Jug D., Bogunović I., Vukadinović V., Stipešević B. et

- al., Spatial variability of soil organic matter content in Eastern Croatia assessed using different interpolation methods, *Int. Agrophys.*, 2019, Vol. 33(1), pp. 31–39, DOI: <https://doi.org/10.31545/intagr/104372>.
15. FAO. Global Soil Organic Carbon Map – GSOCmap v.1.6. Technical report, Rome, 2022, DOI: <https://doi.org/10.4060/cb9015en>.
16. Guo L., Fu P., Shi T., Chen Y., Zeng C., Zhang H., Wang S., Exploring influence factors in mapping soil organic carbon on low-relief agricultural lands using time series of remote sensing data, *Soil and Tillage Research*, 2021, Vol. 210, 104982.
17. Jackson R.B., Lajtha K., Crow S.E., Hugelius G., Kramer M.G., Piñeiro G., The ecology of soil carbon: pools, vulnerabilities, and biotic and abiotic controls, *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 2017, Vol. 48(1), pp. 419–445.
18. Jin Y., Sharifi A., Li Z., Chen S., Zeng S., Zhao S., Carbon emission prediction models: A review, *Science of The Total Environment*, 2024, Vol. 927, 172319, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172319>.
19. Kalambukattu J.G., Kumar S., Arya Raj R., Digital soil mapping in a Himalayan watershed using remote sensing and terrain parameters employing artificial neural network model, *Environmental earth sciences*, 2018, Vol. 77(5), pp. 1–14.
20. Lamichhane S., Kumar L., Wilson B., Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review, *Geoderma*, 2019, Vol. 352, pp. 395–413.
21. Le Noë J., Manzoni S., Abramoff R. et al., Soil organic carbon models need independent time-series validation for reliable prediction, *Commun Earth Environ.*, 2023, Vol. 4(158), DOI: <https://doi.org/10.1038/s43247-023-00830-5>.
22. Mahmoudabadi E., Karimi A., Haghnia G.H., Sepehr A., Digital soil mapping using remote sensing indices, terrain attributes, and vegetation features in the rangelands of northeastern Iran, *Environmental monitoring and assessment*, 2017, Vol. 189(10), pp. 1–20.
23. Nguyen C.T., Chidthaisong A., Kieu Diem P., Huo L-Z., A Modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia Using Landsat 8, *Land*, 2021, Vol. 10(3), pp. 231, DOI: <https://doi.org/10.3390/land10030231>.
24. Panahi H., Azizi Z., Kiadaliri H., Almodaresi S.A., Aghamohamadi H., Bare soil detecting algorithms in western Iran woodlands using remote sensing, *Smart Agricultural Technology*, 2024, Vol. 7, 100429, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100429>.
25. Rosero- Vlasova O.A., Vlassova L., Pérez- Cabello F., Montorio R., Nadal- Romero E., Soil organic matter and texture estimation from visible–

near infrared–shortwave infrared spectra in areas of land cover changes using correlated component regression, *Land Degradation & Development*, 2019, Vol. 30(5), pp. 544–560.

26. Schillaci C., Lombardo L., Saia S., Fantappiè M., Märker M., Acutis M., Modelling the topsoil carbon stock of agricultural lands with the Stochastic Gradient Treeboost in a semi-arid Mediterranean region, *Geoderma*, 2017, Vol. 286, pp. 35–45.

27. Schuster J., Mittermayer M., Maidl F.X. et al., Spatial variability of soil properties, nitrogen balance and nitrate leaching using digital methods on heterogeneous arable fields in southern Germany, *Precision Agric.*, 2023, Vol. 24, pp. 647–676, DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09967-3>.

28. Shen Z., Ramirez-Lopez L., Behrens T., Cui L., Zhang M., Walden L., ... Rossel R.A.V., Deep transfer learning of global spectra for local soil carbon monitoring, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, Vol. 188, pp. 190–200.

29. Yang R.M., Zhang G.L., Liu F., Lu Y.Y., Yang F., Yang F., ... Li D.C., Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem, *Ecological Indicators*, 2016, Vol. 60, pp. 870–878.