



Почвоведение и агрохимия

Soil science and agrochemistry

DOI: 10.22363/2312-797X-2024-19-4-602-617

УДК 631.417.1:528.94(470.311)

EDN AWPWMA

Научная статья / Research article

Картографирование запасов органического углерода в почвах различного землепользования Южного Подмосковья на основе архивных данных и машинного обучения

Ю.А. Дворников^{1,2}  , Л.А. Мирный²,
Е.С. Муквич² , К.В. Иващенко² 

¹Российский университет дружбы народов, г. Москва, Российская Федерация²Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН, г. Пущино,
Российская Федерация
 ydvornikow@gmail.com

Аннотация. Приведены результаты картографирования запасов почвенного органического углерода (ПОУ) в верхнем 10-сантиметровом слое почв территориальных единиц Московской области (по сост. на 2007 г.) (1096 км² — территория Подольского района, 1101 км² — территория Серпуховского района). На основании данных почвенной съемки 2007 г. ($n = 282$) в пределах этих территориальных образований построена модель зависимости запасов ПОУ, кг/м², от различных предикторов, полученных на основе архивных карт и данных дистанционного зондирования. Предиктивная модель gradient boosting machines объяснила 56 % дисперсии запасов ПОУ. Различия в запасах в пределах различных типов землепользования были количественно показаны. В то же время, в пределах отдельных типов наибольший вклад в объяснения различий внесли данные спектральной отражательной способности в ближнем инфракрасном канале (B5) Landsat-5 TM (объясняет пространственную изменчивость ПОУ среди залежей и урбанизированных территорий) и спектральный индекс NDVI — показатель количества

© Дворников Ю.А., Мирный Л.А., Муквич Е.С., Иващенко К.В., 2024

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>

фотосинтетически активной биомассы (объясняет пространственную изменчивость ПОУ в лесных экосистемах). Среднеквадратическая ошибка кросс-валидации $RMSE_{cv} = 0,67 \text{ кг/м}^2$ выбрана для описания неопределенности предсказания запасов ПОУ. Полученные данные можно использовать при расчетах потенциала почв к секвестрации углерода вследствие динамики землепользования на региональном уровне.

Ключевые слова: Landsat, стохастический градиентный бустинг, рельеф, почвенный органический углерод, параметризация, спектральная трансформация, Московская область

Вклад авторов: Дворников Ю.А. — анализ и интерпретация данных, анализ данных дистанционного зондирования и моделирование, написание текста; Мирный Л.А., Муквич Е.С. — сбор и обработка материалов; Иващенко К.В. — концепция и дизайн исследования, написание текста. Все авторы прочитали окончательную версию рукописи и согласны с ней.

Финансирование. Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 122111000095-8) в рамках работы молодежной лаборатории.

Заявление о конфликте интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

История статьи: поступила 16 сентября 2024 г., принята к публикации 18 ноября 2024 г.

Для цитирования: Дворников Ю.А., Мирный Л.А., Муквич Е.С., Иващенко К.В. Картографирование запасов органического углерода в почвах различного землепользования Южного Подмосковья на основе архивных данных и машинного обучения // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Агрономия и животноводство. 2024. Т. 19. № 4. С. 602—617. doi: 10.22363/2312-797X-2024-19-4-602-617

Mapping soil organic carbon stocks of different land use types in the Southern Moscow region by applying machine learning to legacy data

Yury A. Dvornikov^{1,2}  , Lukyan A. Mirniy²,
Ekaterina S. Mukvich² , Kristina V. Ivashchenko² 

¹RUDN University, Moscow, Russian Federation

²Institute of Physicochemical and Biological Problems of Soil Science RAS, Pushchino, Russian Federation

 ydvornikow@gmail.com

Abstract. This study presents the result of topsoil (0–10 cm) soil organic carbon (SOC) mapping in two areas of Moscow Region (2007 status): 1096 km² — Podolsky District, and 1101 km² — Serpukhovsky District. Based on 2007 legacy soil sampling data ($n = 282$) within these areas, we have created a statistical model between the target variable (SOC stocks, kg/m²) and numerous covariates (legacy maps and remote sensing data). GBM model has explained 56% of soil organic carbon stocks variability. Differences in stocks within different land use types were shown quantitatively. At the same time, the spectral reflectance in the near infrared band (B5) of Landsat-5 TM made the greatest contribution in explaining the differences within individual types (among fallow lands and urbanized areas), and the spectral index NDVI has explained the spatial variability of soil organic carbon among forest ecosystems. The root mean square error of cross-validation ($RMSE_{cv} = 0.67 \text{ кг/м}^2$) was chosen to describe the uncertainty of soil organic carbon stock prediction. According to the model, the total soil organic carbon stocks in the upper 10 cm soil layer of the Podolsky District were $2.65 \pm 0.72 \text{ Tg}$, for the Serpukhovsky District — $2.77 \pm 0.73 \text{ Tg}$.

Key words: Landsat, stochastic gradient boosting, relief, soil organic carbon, parameterization, spectral transformation, Moscow region

Author's contribution: Dvornikov Y.A. — analysis and interpretation of results, remote sensing data analysis and modelling, scientific writing; Mirniy L.A., Mukvich E.S. — data collection and processing; Ivashchenko K.V. — study conception and design, scientific writing. All authors have read and approved the final version of the manuscript.

Funding. The study was carried out with the financial support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (No. 122111000095-8) as part of the work of the youth laboratory.

Conflict of interests. The authors declared no conflict of interests.

Article history: received 16 September 2024; accepted 18 November 2024.

For citation: Dvornikov YA, Mirniy LA, Mukvich ES, Ivashchenko KV. Mapping soil organic carbon stocks of different land use types in the Southern Moscow region by applying machine learning to legacy data. *RUDN Journal of Agronomy and Animal Industries*. 2024;19(4):602—617. (In Russ.). doi: 10.22363/2312-797X-2024-19-4-602-617

Введение

Почвенный органический углерод (ПОУ) или углерод органических соединений — одна из главных переменных, влияющих на климат (essential climate variable, ECV)¹. Его запасы обычно оцениваются для почвенных слоев: 0–100 см, 0–30 см и 0–10 см. Глобальные запасы ПОУ в почвах наземных экосистем составляют 1462...1548 Гт в первом метре и 684...724 Гт в верхнем 30 см слое [1]. Однако глобальные оценки пространственного распределения запасов ПОУ обладают недостаточной точностью из-за ограниченного количества данных на региональном уровне и высокой пространственной изменчивостью переменной [2].

Гумусово-аккумулятивный горизонт почвы обладает способностью сохранять и накапливать ПОУ, выполняя важную климаторегулирующую функцию [3]. Традиционно данные запасов ПОУ являются результатом почвенной съемки с отбором образцов [4] и их последующей обработки в лабораторных условиях. Однако часто детальные данные таких почвенных съемок на региональном уровне отсутствуют или ограничены [5]. При этом получение детальной информации о пространственном распределении запасов ПОУ необходимо для выявления их динамики во времени (мониторинг) [6]; моделирования и оценки потенциальной эмиссии парникового газа CO₂ в атмосферу на региональном уровне [7]; принятия решений по ландшафтному планированию. Для достижения этих целей активно применяются методы цифрового почвенного картографирования (ЦПК) [8, 9].

За последние двадцать лет ЦПК очень активно применяется для изучения пространственного распределения параметров физико-химических свойств почв [10]. При картографировании содержания и запасов ПОУ на разных масштабных уровнях применяются различные методы ЦПК — геостатистические (методы интерполяции), негеостатистические (линейные и нелинейные модели регрессии с набором пре-

¹ World Meteorological Organization. Soil Carbon: essential climate variable (ECV), factsheet. Режим доступа: <https://cos.wmo.int/en/essential-climate-variables/soil-carbon/> Дата обращения: 26.03.2024.

дикторов (объясняющих переменных) [11]) и комбинированные [12], набирающие большую популярность в связи с их потенциально большей точностью предсказания [13, 14]. Предикторами в негеостатистических и комбинированных подходах являются пространственные данные, количественно или качественно описывающие традиционные факторы почвообразования по В.В. Докучаеву [15]. В ЦПК выбор таких предикторов был в 2003 г. формализован принципом SCOPRAN: soil (S), climate (C), organisms (O), parent material (P), relief (R), age (A), and space (N) [8]. Частота использования различных предикторов определяется возможностью получить эти пространственные данные в цифровом виде на всю территорию картографирования (рельеф и его производные) [16–18], типы землепользования (land-use) и данные земной поверхности (land cover) [19, 20], метеорологические параметры, геологические и почвенные карты [9, 13, 21]). В особенности методы ЦПК актуальны для урбанизированных территорий, где высока пространственная изменчивость ПОУ на локальных участках вследствие хозяйственной деятельности [20].

Пример ЦПК на глобальном уровне — SoilGrids [22]. Для территории России (национальный уровень) построена карта запасов ПОУ (0–5 см, 5–15 см и глубже до 200 см) на основании негеостатистического подхода: в этом подходе применялось ансамблевое машинное обучение с набором предикторов и ограниченным набором почвенных профилей ($n = 863$) [23]. На региональном уровне — для территории Московской области (включая Москву) — на основе генерализованной модели линейной регрессии с учетом предикторов, отражающих степень урбанизации, посчитаны средние запасы ПОУ в почвах для верхнего слоя ($3,1 \pm 1,6$ кг/м²) и общие запасы для этого слоя (142 ± 74 Тг) [20]. Применение комбинированных методов ЦПК (Random Forest + Ordinary Kriging of residuals) с использованием спектральной отражательной способности данных Sentinel-2 в качестве предикторов показало наилучшее качество предсказания (наименьшее среднеквадратическое отклонение (СКО)) для содержания ПОУ на локальном участке в Ленинградской области [24]. Точность предсказания для разных масштабных уровней в основном относится к рангу незначительно удовлетворительной (36...41 % варьирования) [25] и обусловлена грамотно спланированным дизайном отбора в соответствии с выбранным методом картографирования [26, 27], качеством и оптимальностью выбранных предикторов, размером и качеством выборки для обучения, а также выбранным размером ячейки [17, 28].

Применение методов ЦПК особенно актуально в России ввиду большой территории, и неравномерности распределения и ограниченности доступных данных [2, 23]. Особенно это актуально для сельскохозяйственных областей и агрохозяйств [29], поскольку внедрение ресурсосберегающих технологий в практику земледелия является одним из подходов к сохранению плодородия почв, что требует детальных пространственных оценок запасов ПОУ на основе ограниченного набора данных опробования [16].

Цель исследования — оценка в 10-сантиметровом слое почв различного землепользования на территории двух административных районов МО (в границах

2007 г.) запасов ПОУ, выявление определяющих их пространственную изменчивость факторов, а также сравнение полученных данных с имеющимися данными других регионов. *Задачи:* 1) подготовка пространственных данных (предикторов) в виде многоканального растра; 2) создание статистической модели для ПОУ; 3) картографирование и выявление значимых факторов, определяющих пространственное распределение запасов ПОУ.

Материалы и методы исследования

Территория исследования включает: 1) территорию бывшего Серпуховского района Московской области вместе с городскими округами (ГО) Пущино, Протвино и Серпуховом — 1101 км² (с 2023 г. — эта территория принадлежит ГО); 2) территорию бывшего Подольского района, в т.ч. Подольск ГО и Климовск ГО — 1096 км² (с 2012 г. 757 км² этой территории входят в состав Троицкого административного округа г. Москвы (территории поселений Роговского, Клёновского, Вороновского, Михайлово-Ярцевского, Краснопахорского, Щаповского и Троицка), остальные 339 км² составляют (с 2015 г.) территорию Подольска ГО). Обе территории расположены в зоне умеренного-континентального климата (Dfb — Cold, no dry season, warm summer по классификации Кёппена [30]). Среднегодовая температура воздуха по данным метеостанции Серпухов с 1990 по 2023 г. — 19,2 °С в июле и –6,8 °С в январе. Рельеф расчлененный, абсолютные высоты составляют от 125 до 250 м н.у.м, доминирующие почвы — дерново-подзолистые и серые на покровных суглинках [31]. Значительная часть территории антропогенно-преобразованная — сельскохозяйственные поля, залежи, урбанизированные территории занимают 14, 31, и 2,5 % соответственно.

Архивные данные почвенной съемки. Образцы почвы отобраны осенью 2007 г. в соответствии с методикой² в рамках диссертационной работы [32]. На топографической карте территории изучаемых районов предварительно выделяли условные квадраты, сторона которых составляла 2 и 5 км для Серпуховского и Подольского районов соответственно. На местности в каждом намеченном квадрате выбирали ровную площадку (10 × 10 м), из пяти точек которой отбирали образцы почвы (метод «конверта») из верхнего органоминерального 10-сантиметрового слоя, готовили смешанный образец. В естественных экосистемах растительную подстилку в анализ не включали. При отборе образцов фиксировали тип землепользования (экосистему): лес, залежь (2–10 лет), пашня, земли поселений (урбанизированные территории); доминирующую растительность; географические координаты. Всего было отобрано 282 образца, из них 237 — в Серпуховском и 45 — в Подольском районах. До начала анализа смешанные образцы почвы просеивали через сито с диаметром ячеек 2 мм. В почвенных образцах были определены различные показатели, в т.ч. и содержание органического углерода $C_{\text{орг}}$ методом бихроматного окисления, что послужило основой для расчета его запасов. Данные объемного веса для расчетов запасов ПОУ были получены на основании модели ($R^2 = 0,78$),

² Почвенная съемка / под ред. И.В. Тюрина и др. М.: Российская Академия Наук, 1959. 346 с.

которая основана на связи содержания $C_{\text{орг}}$ и плотности почвы [33]. Детали методики отбора и подготовки почвенных образцов в [32].

Данные дистанционного зондирования (ДДЗ) и предикторы. Всего мы использовали 21 предиктор, напрямую или косвенно описывающий факторы почвообразования на основе принципа SCOPRAN [8] (табл. 1). Морфометрические показатели рассчитаны на основе цифровой модели рельефа SRTM с разрешением 30 м. Данные спектральной отражательной способности, %, а также производные результаты спектральной трансформации получены с использованием медианного композита данных Landsat-5 TM за летний период 2007 г. Карта типов землепользования получена на основе классификации с обучением (*smileRandomForest*) [34], общая точность на основании матрицы соответствия — 97%. Данные типов почв и гранулометрического состава получены с использованием цифровой почвенной карты Московской области [30]: векторные данные были растеризованы и приведены к разрешению данных Landsat-5 и SRTM — 30 м. Обработка пространственных данных выполнена с использованием платформы облачных вычислений Google Earth Engine [35].

Таблица 1

Список использованных предикторов для предсказания запасов ПОУ в слое почв 0–10 см

SCOPRAN	Предиктор (код)	Источник	Ссылка
R	Высота (elev)	ЦМР SRTM 30m	
R	Уклон (slope)	—	
R	Экспозиция (aspect)	—	
R, N	Топографический индекс влажности (twi)	—	[36]
R	Направление стока (flowdir)	—	[37]
R	Аккумуляция стока (flowacc)	—	[37]
P, A, N	B1_BLUE (b1)	Landsat-5 TM (медиана)	
P, A, N	B2_GREEN (b2)	—	
P, A, N	B3_RED (b3)	—	
P, A, N	B4_NIR1 (b4)	—	
P, A, N	B5_NIR2 (b5)	—	
P, A, N	B7_SWIR (b7)	—	
P, A, N	B3/B2 (b2b3_ratio)	—	[38]
P, A, N	B5/B4 (b5b4_ratio)	—	[38]
O	NDVI (ndvi)	—	[39]
O	SAVI (savi)	—	
C	MNDWI (mndwi)	—	[40]
P, N	NDBI (ndbi)	—	[41]
O, A, S	Карта типов землепользования (landcover)	—	
S	Тип почв (soils)	Почвенная карта МО	[31]
P, S	Гранулометрический состав (gms)	Почвенная карта МО	[31]

Примечание. R — рельеф; N — пространство; A — возраст; P — материнская порода; O — организмы; C — климат; S — почва.

Источник: составитель Ю.А. Дворников.

List of covariates used to predict SOC in the 0–10 cm of soils

SCOPRAN	Predictor (code)	Source	Link
R	elevation (elev)	DEM SRTM 30m	
R	slope (slope)	–	
R	aspect (aspect)	–	
R, N	Topographic Wetness Index (twi)	–	[38]
R	flow direction (flowdir)	–	[39]
R	flow accumulation (flowacc)	–	[39]
P, A, N	B1_BLUE (b1)	Landsat-5 TM (median)	
P, A, N	B2_GREEN (b2)	–	
P, A, N	B3_RED (b3)	–	
P, A, N	B4_NIR1 (b4)	–	
P, A, N	B5_NIR2 (b5)	–	
P, A, N	B7_SWIR (b7)	–	
P, A, N	B3/B2 (b2b3_ratio)	–	[40]
P, A, N	B5/B4 (b5b4_ratio)	–	[40]
O	NDVI (ndvi)	–	[41]
O	SAVI (savi)	–	
C	MNDWI (mndwi)	–	[42]
P, N	NDBI (ndbi)	–	[43]
O, A, S	land use map (landcover)	–	
S	soil type (soils)	Soil map of the Moscow region	[32]
P, S	grain-size composition (gms)	Soil map of the Moscow region	[32]

Note. R – relief; N – space; A – age; P – parent material; O – organisms; C – climate; S – soil.

Source: compiled by Yu.A. Dvornikov.

Моделирование. Для точек отбора образцов с рассчитанными запасами ПОУ (зависимая переменная, кг/м²) были получены значения предикторов в соответствующих пикселах растровой модели (21 независимая переменная). Моделирование проводилось с использованием модели gradient boosting machines

(GBM) пакета *caret* в среде RStudio³. Для оценки неопределенности применялась 10-размерная перекрестная проверка (кросс-валидация) с пятью повторами. Изменяемыми параметрами настройки приняты: 1) количество деревьев решений; 2) скорость обучения (*learning rate / shrinkage*); 3) количество листовых узлов (нодов) в одном дереве решений (*interaction depth*); 4) минимальное количество наблюдений в одном листовом узле. По результатам тестирования наилучшими значениями параметров настройки выявлены: 2000, 0.001, 5, 10 соответственно. Выбор оптимальных параметров основывался на метриках качества построенных моделей: коэффициент детерминации, СКО и средняя ошибка при кросс-валидации соответственно (R^2_{cv} , $RMSE_{cv}$, MAE_{cv}). $RMSE_{cv}$ являлась метрикой оценки неопределенности при предсказании ПОУ для территорий двух территориальных единиц. Расчет запасов для каждой территориальной единицы (района) производился суммированием предсказанных запасов ПОУ, $кг/м^2$, помноженных на разрешение растровой модели ($900 м^2$).

Результаты исследования и обсуждение

Запасы ПОУ для изученной территории варьировали в широких пределах от 0,54 до 7,1 $кг/м^2$ (рис. 1). Наибольшие запасы ПОУ отмечены для лесных и городских экосистем (в среднем 2,79 и 2,68 $кг/м^2$), наименьшие — залежных и пахотных (2,01 и 1,71 $кг/м^2$), что, в целом, согласуется с данными, полученными ранее [20] для этой территории, но с более низким пространственным разрешением.

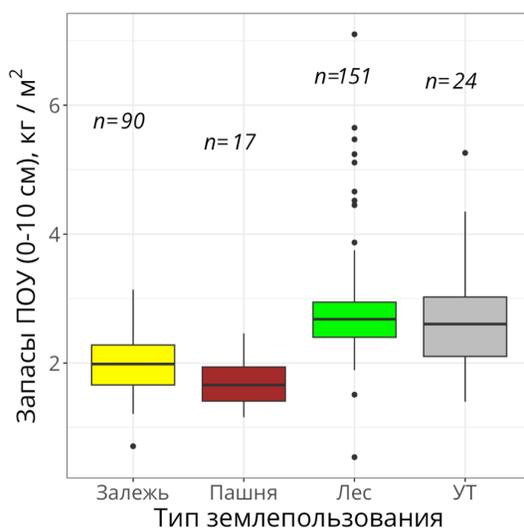


Рис. 1. Распределение запасов ПОУ разных типов землепользования по архивным данным почвенной съемки: УТ – урбанизированные территории

Источник: выполнил Ю.А. Дворников.

³ R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria. Режим доступа: <https://intro2r.com/citing-r.html> Дата обращения: 26.03.2024.

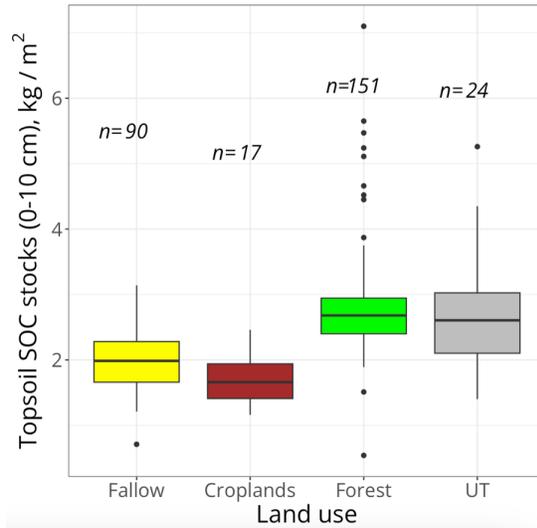


Fig. 1. Distribution of topsoil SOC stocks of different land use types according to legacy soil survey data: UT – urbanized territories

Source: compiled by Yu.A. Dvornikov.

Созданная предиктивная модель GBM с оптимальными параметрами настройки умеренно предсказывала запасы ПОУ в почве (56 % дисперсии). $RMSE_{cv}$ модели была оценена в $0,67 \text{ кг/м}^2$. В целом модель показала, что все предикторы вносят определенный вклад в объяснение пространственной изменчивости ПОУ. Основные предикторы, которые оказывали наибольшее влияние на зависимую переменную: значение спектральной яркости в ближнем инфракрасном диапазоне (b_5 — 18,2 %); $ndvi$ (14,1 %); значение спектральной яркости в зеленом диапазоне (6,8 %); экспозиция склона (6,4 %); тип землепользования (6,2 %). Вклад остальных параметров был менее значительный (< 6 %) (рис. 2, а).

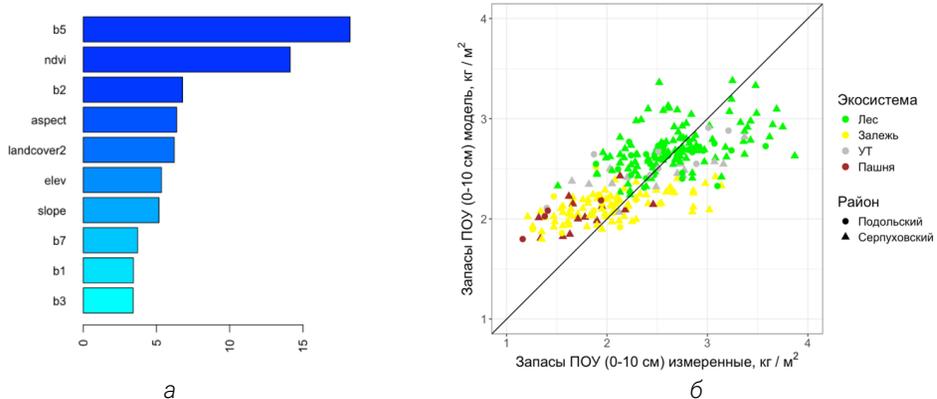


Рис. 2. Относительный вклад предикторов, %, в объяснение дисперсии ПОУ в верхнем 10-сантиметровом слое (а) и сопоставление измеренных и предсказанных величин запасов (0–10 см) ПОУ в двух районах Московской области (б).
Условное обозначение: УТ – урбанизированные территории

Источник: выполнил Ю.А. Дворников.

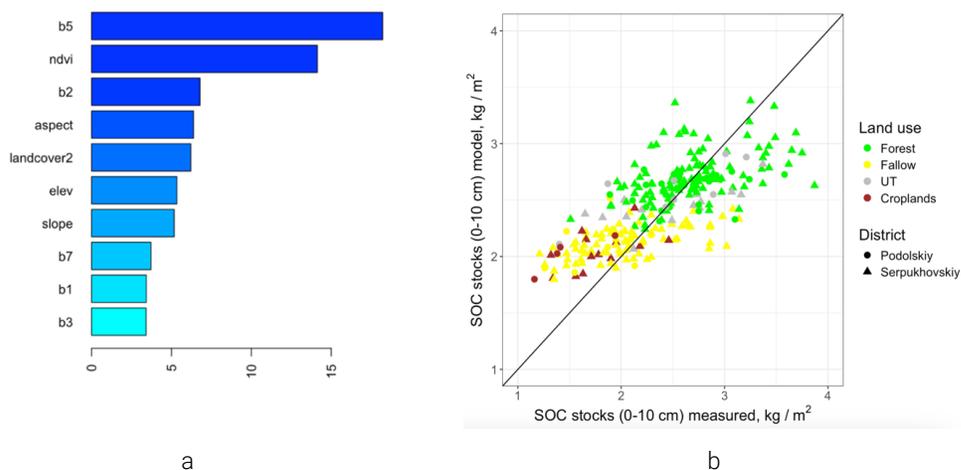


Fig. 2. Relative importance of predictors, %, explaining the variability of SOC in the upper 10cm layer (a), and comparison of measured and predicted SOC stocks values (0–10 cm) in two districts of the Moscow region (b).

UT – urbanized territories

Source: compiled by Yu.A. Dvornikov.

Установлено нелинейное влияние спектральной отражающей способности (СОС) в ближнем инфракрасном канале (b5, СОС в диапазоне от 1,55 до 1,75 мкм) на запасы ПОУ. Практически не наблюдалось влияние СОС при ее значениях менее 14 % (в основном, древесная растительность) (максимальные предсказанные значения — более 2,6 кг/м²) и выше 30 % (в основном пашни) (минимальные предсказанные значения — менее 2,3 кг/м²). Стабильное уменьшение запасов ПОУ с 2,7 до 2,3 кг/м² наблюдалось в диапазоне значений СОС от 14 до 20 % (обратная связь) — эти значения соответствуют, главным образом, урбанизированным территориям и части земель, относящихся к залежам. Эта зависимость показала, что увеличение доли растительного покрова (в пикселе) в пределах урбанизированных территорий и залежей положительно влияет на запасы ПОУ (озелененные территории в населенных пунктах закономерно отличаются по запасам от территорий, относящихся к ранним залежам). Прямая зависимость увеличения ПОУ выявлена для ndvi, но только на участке, большем 0,81 (здоровая растительность с высоким проективным покрытием): при увеличении ndvi с 0,81 до 1 наблюдалось среднее увеличение запасов ПОУ в пределах от 2,4 до 2,9 кг/м². Сам параметр «тип землепользования» показал четкие средние различия между четырьмя классами по запасам, однако эти средние различия не оказались столь значимыми, нежели кумулятивный эффект множества параметров рельефа и спектральных свойств. Очевидно, что этот параметр требует дополнительного разбиения на более дробные категории (тип древостоя, посевные культуры для пашен, время начала трансформации пашен в залежи и т.д.). Можно констатировать, что b5 и ndvi позволяют уточнить запасы ПОУ в пределах различных типов землепользования: b5 — внутри урбанизированных территорий и залежей; ndvi — в пределах лесных экосистем, как было четко показано по данным созданной модели GBM. Пространственные

различия в ПОУ в пределах пахотных экосистем использованные в работе предикторы практически не объясняют и, тем самым, вносят менее очевидный вклад в минимизацию ошибки предсказания.

Зависимость измеренных и смоделированных значений приведена на рис. 2, б. Основной недостаток полученной модели — недооценка значений с большими запасами ПОУ ($> 3,5 \text{ кг/м}^2$) из-за маленькой выборки для этих значений и переоценка низких значений ($< 2 \text{ кг/м}^2$). По данным модели, общие запасы ПОУ в верхнем 10-сантиметровом слое почв Подольского района составили $2,65 \pm 0,72 \text{ Тг}$, Серпуховского района — $2,77 \pm 0,73 \text{ Тг}$. Карты запасов ПОУ приведены на рис. 3.

Среди четырех основных типов землепользования наибольшие суммарные запасы определены в лесных экосистемах из-за большей площади распространения (~50 % территории) и наибольших предсказанных запасов ПОУ (табл. 2) — $3,16 \pm 0,76 \text{ Тг}$. Суммарные запасы ПОУ для залежей и пашен составили $1,46 \pm 0,45$ и $0,65 \pm 0,2 \text{ Тг}$ соответственно. Суммарные запасы ПОУ для урбанизированных территорий были наименьшими ($0,15 \pm 0,04 \text{ Тг}$) вследствие их небольшой площади (2,5 % от общей площади). Суммарные запасы ПОУ в верхнем 10-сантиметровом слое почв отдельно для Подольского и Серпуховского районов для четырех основных типов землепользования приведены в табл. 2.

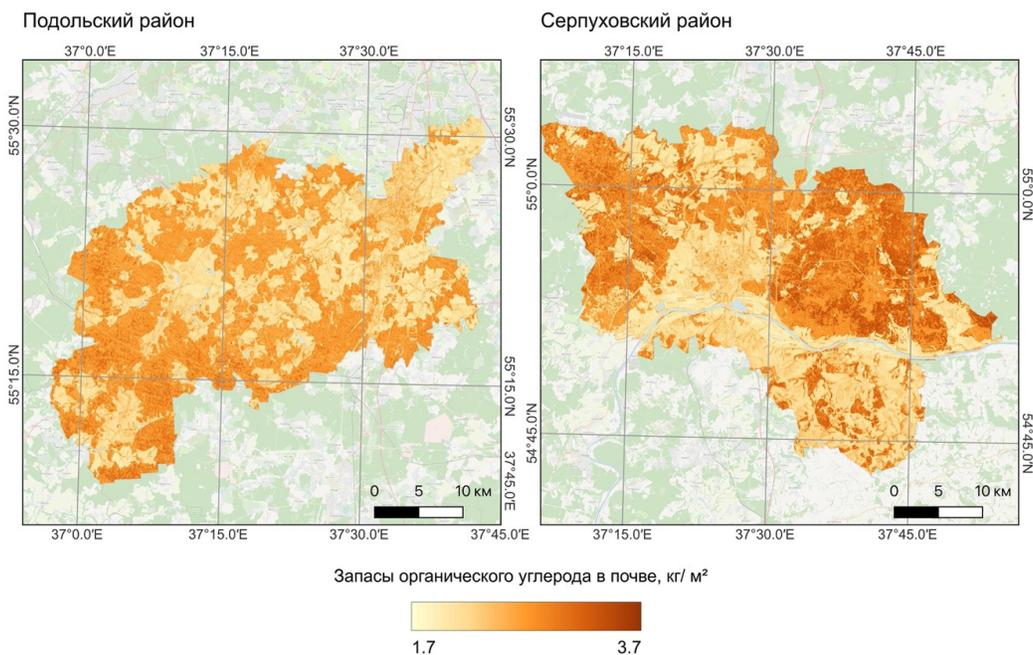


Рис. 3. Пространственное распределение запасов ПОУ в почвах (0–10 см) Подольского и Серпуховского районов Московская обл. (предсказанные значения по состоянию на 2007 г.)

Источник: выполнил Ю.А. Дворников.

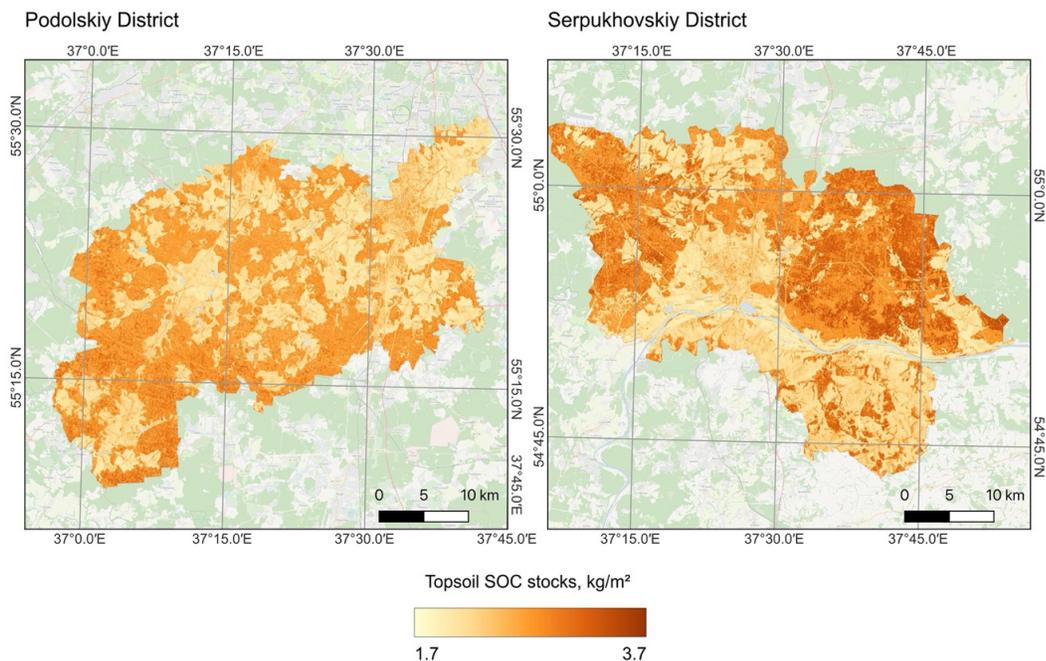


Fig. 3. Spatial distribution of SOC stocks in the topsoil (0–10 cm) for Podolskiy and Serpukhovskiy districts of Moscow region (predicted values as of 2007)

Source: compiled by Yu.A. Dvornikov.

Таблица 2

Суммарные запасы ПОУ в верхнем 10-сантиметровом слое почв Подольского и Серпуховского административных районов (по сост. на 2007 г.) для четырех основных типов землепользования

Район	Тип землепользования	Предсказанные запасы ПОУ, Тг	Пределы неопределенности, Тг	
			Нижний	Верхний
Подольский	Лесные экосистемы	1,48	1,11	1,84
	Залежные земли	0,62	0,43	0,81
	Урбанизированные территории	0,09	0,07	0,12
	С/Х угодья	0,46	0,32	0,6
Серпуховский	Лесные экосистемы	1,68	1,29	2,07
	Залежные земли	0,84	0,58	1,1
	Урбанизированные территории	0,05	0,04	0,07
	С/Х угодья	0,2	0,13	0,26

Источник: составитель Ю.А. Дворников.

Total SOC stocks in the upper 10 cm soil layer of Podolskiy and Serpukhovskiy administrative districts (as of 2007) for four main land use types

District	Land use	Predicted SOC stocks, Tg	Limit of uncertainty, Tg	
			Lower	Upper
Podolskiy	Forest ecosystems	1.48	1.11	1.84
	Fallow lands	0.62	0.43	0.81
	Urbanized territories	0.09	0.07	0.12
	Croplands	0.46	0.32	0.6
Serpukhovskiy	Forest ecosystems	1.68	1.29	2.07
	Fallow lands	0.84	0.58	1.1
	Urbanized territories	0.05	0.04	0.07
	Croplands	0.2	0.13	0.26

Source: compiled by Yu.A. Dvornikov.

Заключение

Получены результаты статистических исследований взаимосвязей запасов ПОУ с морфометрическими и спектральными параметрами. Применение нелинейной предиктивной модели GBM позволило проанализировать взаимосвязи между 21 предиктором и получить результат, объясняющий 56 % дисперсии запасов углерода при $RMSE_{cv} = 0,67 \text{ кг/м}^2$. Модель хорошо сработала для диапазона средних измеренных значений $1,5 \dots 3 \text{ кг/м}^2$, но недооценивала высокие ($> 3 \text{ кг/м}^2$) значения запасов ПОУ в почве и переоценивала более низкие значения — $< 1,5 \text{ кг/м}^2$. Применение полученной модели позволило рассчитать общие запасы для территорий двух районов Московской области и построить карты их распределения. По данным модели, общие запасы ПОУ в верхнем 10-сантиметровом слое почв Подольского района составили $2,65 \pm 0,72 \text{ Тг}$, для Серпуховского района — $2,77 \pm 0,73 \text{ Тг}$. Среди четырех основных типов землепользования наибольшие суммарные запасы определены в лесных экосистемах из-за большей площади распространения (~50 % территории) и наибольших предсказанных запасов ПОУ — $3,16 \pm 0,76 \text{ Тг}$. Суммарные запасы для залежей, урбанизированных территорий и пашен составляли $1,46 \pm 0,45$, $0,15 \pm 0,04$ и $0,65 \pm 0,2 \text{ Тг}$ соответственно.

Список литературы / References

1. Batjes NH. Total carbon and nitrogen in the soils of the world. *European Journal of Soil Science*. 1996;47(2):151—63. doi: 10.1111/j.1365-2389.1996.tb01386.x
2. Chernova OV, Golozubov OM, Alyabina IO, Schepaschenko DG. Integrated approach to spatial assessment of soil organic carbon in the Russian Federation. *Eurasian Soil Science*. 2021;54(3):325—336. doi: 10.1134/s1064229321030042

3. Minasny B, Malone BP, McBratney AB, Field DJ, Odeh I, Padarian J, et al. Soil carbon 4 per mille. *Geoderma*. 2017;292:59–86. doi: 10.1016/j.geoderma.2017.01.002
4. de Gruijter JJ, Brus DJ, Bierkens MFP, Knotters M. *Sampling for natural resource monitoring*. Berlin (Germany) etc.: Springer; 2006. doi: 10.1007/3-540-33161-1
5. Kudeyarov VN, Zavarzin GA, Blagodatskiy SA, Borisov AV, Voronin PY, Demkin VA, et al. *Puly i potoki ugleroda v nazemnykh ekosistemah Rossii* [Carbon pools and flows in terrestrial ecosystems of Russia]. Moscow: Nauka publ.; 2007. (In Russ).
6. Zhang Z, Xia L, Zhao Z, Zhao F, Hou G, Wu S, et al. How land use transitions contribute to the soil organic carbon accumulation from 1990 to 2020. *Remote Sensing*. 2024;16(7):1308. doi: 10.3390/rs16071308
7. Kurganova IN, Lopes de Gerenju VO, Mjakshina TN, Sapronov DV, Savin IJU, Shorohova EV. Carbon balance in forest ecosystems of Southern Moscow region under rising aridity of climate. *Lesovedenie*. 2016;(5):332–345. (In Russ).
Курганова И.Н., Лопес де Генерю В.О., Мьякина Т.Н., Сапронв Д.В., Савин И.Ю., Шорохова Е.В. Баланс углерода лесных экосистем южного Подмосквья в условиях усиления засушливости климата // Лесоведение. 2016. № 5. С. 332–345.
8. McBratney AB, Mendonça Santos ML, Minasny B. On digital soil mapping. *Geoderma*. 2003;117(1–2):3–52. doi: 10.1016/s0016-7061(03)00223-4
9. Minasny B, McBratney AB, Malone BP, Wheeler I. Digital Mapping of Soil Carbon. *Advances in Agronomy*. 2013;118:1–47. doi: 10.1016/b978-0-12-405942-9.00001-3
10. Savin IY, Zhogolev AV, Prudnikova EY. Modern Trends and Problems of Soil Mapping. *Eurasian Soil Science*. 2019;52(5):471–480. doi: 10.1134/s1064229319050107
11. Wadoux AMJC, Minasny B, McBratney AB. Machine learning for digital soil mapping: Applications, challenges and suggested solutions. *Earth-Science Reviews*. 2020;210:103359. doi: 10.1016/j.earscirev.2020.103359
12. Li J, Heap AD. Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software*. 2014;53:173–189. doi: 10.1016/j.envsoft.2013.12.008
13. Gopp NV, Meshalkina JL, Narykova AN, Plotnikova AS, Chernova OV. Mapping of soil organic carbon content and stock at the regional and local levels: the analysis of modern methodological approaches. *Forest science issues*. 2023;6(1):1–59. (In Russ.). doi: 10.31509/2658-607x-202361-120
Гопн Н.В., Мешалкина Ю.Л., Нарыкова А.Н., Плотникова А.С., Чернова О.В. Картографирование содержание и запасов органического углерода почв на региональном и локальном уровнях: анализ современных методиче-ских подходов // Вопросы лесной науки. 2023. Т. 6. № 1. С. 1–59. doi: 10.31509/2658-607x-202361-120
14. Veronesi F, Schillaci C. Comparison between geostatistical and machine learning models as predictors of topsoil organic carbon with a focus on local uncertainty estimation. *Ecological Indicators*. 2019;101:1032–1044. doi: 10.1016/j.ecolind.2019.02.026
15. Florinsky IV. The Dokuchaev hypothesis as a basis for predictive digital soil mapping (on the 125th anniversary of its publication). *Eurasian Soil Science*. 2012;45(4):445–451. (In Russ.). doi: 10.1134/S1064229312040047
Флоринский И.В. Гипотеза Докучаева как основа цифрового прогнозного почвенного картографирования (к 125-летию публикации) // Почвоведение. 2012. № 4. С. 500–506. doi: 10.1134/S1064229312040047
16. Ivashchenko KV, Sushko SV, Dvornikov YA, Mirny LA, Orlova LV, Ananyeva ND, et al. Soil Organic Carbon Stocks under No-Tillage in the Middle Volga Region. *Agrohimia*. 2023;(12):47–56. (In Russ.). doi: 10.31857/s0002188123110066
17. Dvornikov Y, Slukovskaya M, Yaroslavtsev A, Meshalkina J, Ryazanov A, Sarzhanov D, et al. High-resolution mapping of soil pollution by Cu and Ni at a polar industrial barren area using proximal and remote sensing. *Land Degradation & Development*. 2022;33(10):1731–1744. doi: 10.1002/ldr.4261
18. Florinsky IV, Eilers RG, Manning GR, Fuller LG. Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling and Software*. 2002;17(3):295–311. doi: 10.1016/s1364-8152(01)00067-6
19. Dvornikov YA, Vasenev VI, Romzaykina ON, Grigorieva VE, Litvinov YA, Gorbov SN, et al. Projecting the urbanization effect on soil organic carbon stocks in polar and steppe areas of European Russia by remote sensing. *Geoderma*. 2021;399:115039. doi: 10.1016/j.geoderma.2021.115039
20. Vasenev VI, Stoorvogel JJ, Vasenev II, Valentini R. How to map soil organic carbon stocks in highly urbanized regions? *Geoderma*. 2014;226–227:103–115. doi: 10.1016/j.geoderma.2014.03.007

21. Dobrovolsky GV, Urusevskaya IS. *Geografiya pochv* [Soil geography]. Moscow: Nauka publ.; 2006. (In Russ.).
Добровольский Г.В., Урусевская И.С. География почв. М. : МГУ, Наука, 2006. 464 с.
22. Poggio L, de Sousa LM, Batjes NH, Heuvelink GBM, Kempen B, Ribeiro E, et al. SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. *SOIL*. 2021;7(1):217–240. doi: 10.5194/soil-7-217-2021
23. Chinilin AV, Savin IY. Estimation of organic carbon content in Russian soils using ensemble machine learning. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 5, Geografiya*. 2022;(6):49–63. (In Russ.). doi:10.55959/MSU0579-9414-5-2022-6-49-63
Чинилин А.В., Савин И.Ю. Оценка содержания органического углерода почв России с помощью ансамблевого машинного обучения // Вестник Московского университета. Серия 5: География. 2022. № 6. С. 49–63. doi: 10.55959/MSU0579-9414-5-2022-6-49-63
24. Suleymanov A, Abakumov E, Nizamutdinov T, Polyakov V, Shevchenko E, Makarova M. Soil organic carbon stock retrieval from Sentinel-2A using a hybrid approach. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2024;196(1):23. doi: 10.1007/s10661-023-12172-y
25. Lado LR, Hengl T, Reuter HI. Heavy metals in European soils: A geostatistical analysis of the FOREGS Geochemical database. *Geoderma*. 2008;148(2):189–199. doi: 10.1016/j.geoderma.2008.09.020
26. Wadoux AMJC, Brus DJ. How to compare sampling designs for mapping? *European Journal of Soil Science*. 2020;72(1):35–46. doi: 10.1111/ejss.12962
27. Wadoux AMJC, Brus DJ, Heuvelink GBM. Sampling design optimization for soil mapping with random forest. *Geoderma*. 2019;355:113913. doi: 10.1016/j.geoderma.2019.113913
28. Hengl T. Finding the right pixel size. *Computers & Geosciences*. 2006;32(9):1283–1298. doi: 10.1016/j.cageo.2005.11.008
29. Romanenkov VA, Meshalkina JL, Gorbacheva AY, Krenke AN, Petrov IK, Golozubov OM, et al. Maps of Soil Organic Carbon Sequestration Potential in the Russian Croplands. *Eurasian Soil Science*. 2024;57(5):737–750. doi: 10.1134/s106422932360375x
30. Beck HE, Zimmermann NE, McVicar TR, Vergopolan N, Berg A, Wood EF. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. *Scientific Data*. 2018;5(1): 180214. doi: 10.1038/sdata.2018.214
31. Boldyreva VE, Golozubov OM, Litvinov YA, Minaeva EN, Pulin AV. *Tsifrovaya srednemashtabnaya Pochvennaya karta Moskovskogo regiona* [Digital meso-scale soil map of Moscow Oblast']. Mapping division of IS SSDB. Available from: <https://soil-db.ru/map?name=moscow-region> [Accessed 15th April 2024] (In Russ.).
Болдырева В.Э., Голозубов О.М., Литвинов Ю.А., Минаева Е.Н., Пулин А.В. Цифровая среднemashtabnaya Почвенная карта Московского региона в Картографическом блоке ИС ПГБД, Информационная система Почвенно-географическая база данных России. Режим доступа: <https://soil-db.ru/map?name=moscow-region>. Дата обращения: 15.04.2024.
32. Gavrilenko EG. *Biologicheskiye svoystva pochvy dlya ikh ekologo-ekonomicheskoi otsenki (na primere Serpukhovskogo i Podol'skogo raionov Moskovskoi oblasti)* [Biological properties of soil for their ecological and economic assessment (using the example of Serpukhov and Podolsk districts of the Moscow region)] [Dissertation] Moscow; 2013. (In Russ.).
Гавриленко Е.Г. Биологические свойства почвы для их эколого-экономической оценки (на примере Серпуховского и Подольского районов Московской области): дис. ... канд. биол. наук. М., 2013.
33. Prévost M. Predicting Soil Properties from Organic Matter Content following Mechanical Site Preparation of Forest Soils. *Soil Science Society of America Journal*. 2004;68(3):943–949. doi: 10.2136/sssaj2004.9430
34. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001;45:5–32. doi: 10.1023/A:1010933404324
35. Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D, Moore R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017;202:18–27. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031
36. Beven KJ, Kirkby MJ. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Sciences Bulletin*. 1979;24(1):43–69. doi: 10.1080/02626667909491834
37. Florinsky IV. An illustrated introduction to geomorphometry. *Electronic scientific Edition Almanac Space and Time*. 2016;11(1):18. (In Russ.).
Флоринский И.В. Иллюстрированное введение в геоморфометрию // Электронное научное издание Альманах Пространство и Время. 2016. Т. 11. № 1. С. 18.

38. Meddens AJH, Hicke JA, Vierling LA, Hudak AT. Evaluating methods to detect bark beetle-caused tree mortality using single-date and multi-date Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*. 2013;132:49–58. doi: 10.1016/j.rse.2013.01.002

39. Tucker CJ. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*. 1979;8(2):127–150. doi: 10.1016/0034-4257(79)90013-0

40. Xu H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2006;27(14):3025–3033. doi: 10.1080/01431160600589179

41. Zha Y, Gao J, Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2003;24(3):583–594. doi: 10.1080/01431160304987

Об авторах:

Дворников Юрий Александрович — кандидат геолого-минералогических наук, доцент лаборатория Smart Urban Nature, агроинженерный департамент, аграрно-технологический институт, Российский университет дружбы народов, Российская Федерация, 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 8, к. 2; научный сотрудник, лаборатория карбонмониторинга наземных экосистем, Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН, Российская Федерация, 142290, Московская область, г. Пушкино, ул. Институтская, д. 2, стр. 2; e-mail: ydvornikow@gmail.com

ORCID: 0000-0003-3491-4487 SPIN-код: 8020-3292

Мирный Лукьян Андреевич — инженер, лаборатория карбонмониторинга наземных экосистем, Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН, Российская Федерация, 142290, Московская область, г. Пушкино, ул. Институтская, д. 2, стр. 2; e-mail: mirluk@yandex.ru

Муквич Екатерина Сергеевна — аспирант, младший научный сотрудник, лаборатория карбонмониторинга наземных экосистем, Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН, Российская Федерация, 142290, Московская область, г. Пушкино, ул. Институтская, д. 2, стр. 2; e-mail: katerinamykvitc@mail.ru

ORCID: 0009-0004-5378-8775 SPIN-код: 2640-0913

Иващенко Кристина Викторовна — кандидат биологических наук, старший научный сотрудник, лаборатория карбонмониторинга наземных экосистем, Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН, Российская Федерация, 142290, Московская область, г. Пушкино, ул. Институтская, д. 2, стр. 2; e-mail: ivashchenko.kv@gmail.com

ORCID: 0000-0001-8397-158X SPIN-код: 1388-1561

About authors:

Dvornikov Yury Aleksandrovich — Candidate of Geological and Mineralogical Science, Associate Professor, Laboratory of Smart Urban Nature, Agroengineering department, Agrarian and Technological Institute, RUDN University, 8/2 Miklukho-Maklaya st., Moscow, 117198, Russian Federation; Researcher, Laboratory of Carbon Monitoring in Terrestrial Ecosystems, Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science RAS, 2 Institutskaya st., Pushchino, Moscow region, 142290, Russian Federation; e-mail: ydvornikow@gmail.com

ORCID: 0000-0003-3491-4487 SPIN-code: 8020-3292

Mirnyy Lukyan Andreevich — Engineer, laboratory of Carbon Monitoring in Terrestrial Ecosystems, Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science RAS, 2 Institutskaya st., Pushchino, Moscow region, 142290, Russian Federation; e-mail: mirluk@yandex.ru

Mukvich Ekaterina Sergeevna — PhD student, Junior Researcher, Laboratory of Carbon Monitoring in Terrestrial Ecosystems, Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science RAS, 2 Institutskaya st., Pushchino, Moscow region, 142290, Russian Federation; e-mail: katerinamykvitc@mail.ru

ORCID: 0009-0004-5378-8775 SPIN-code: 2640-0913

Ivashchenko Kristina Viktorovna — Candidate of Sciences in Biology, Senior Researcher, Laboratory of Carbon Monitoring in Terrestrial Ecosystems, Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science RAS, 2 Institutskaya st., Pushchino, Moscow region, 142290, Russian Federation; e-mail: ivashchenko.kv@gmail.com

ORCID: 0000-0001-8397-158X SPIN-code: 1388-1561