

ДИСТАНЦИОННОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ АТМОСФЕРЫ, ГИДРОСФЕРЫ
И ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ

УДК 551.510.41

Оценки стока CO₂ в лесную экосистему по результатам наземного гиперспектрального зондирования атмосферы и нейросетевой модели

А.П. Розанов^{✉1,2}, И.В. Задворных¹, К.Г. Грибанов¹, В.И. Захаров^{1,3*}

¹Уральский федеральный университет
620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, 19

²Университет ИТМО

197101, г. Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49А

³Институт математики и механики УрО РАН
620108, г. Екатеринбург, ул. Софьи Ковалевской, 16

Поступила в редакцию 20.07.2023 г.;

после доработки 1.09.2023 г.;

принята к печати 16.10.2023 г.

Приведены результаты гиперспектрального зондирования атмосферы на Уральской атмосферной станции в пос. Коуровка Свердловской обл. за период 2012–2022 гг. Показано, что средняя скорость роста CO₂ в атмосфере данного региона составляет ~ 2,5 ppm/год. Двумя независимыми методами оценено количество поглощаемого из атмосферы углекислого газа лесной экосистемой на единицу площади за вегетационный период (апрель – сентябрь) в окрестности карбонового полигона в Коуровке. Первый метод основан на использовании данных о содержании CO₂ в атмосферном столбе, полученных при зондировании атмосферы наземным ИК-Фурье-спектрометром высокого разрешения, а во втором методе применяется оригинальная нейросетевая модель, на вход которой подаются данные спектральных каналов спутникового сенсора MODIS. Полученные результаты демонстрируют хорошее согласие: количество CO₂, поглощенного лесной экосистемой из атмосферы, в окрестности карбонового полигона за вегетационный период 2022 г. составляет ~ 1,5 т/га (первый метод) и ~ 1,3 т/га (второй метод).

Ключевые слова: атмосфера, углекислый газ, гиперспектральное зондирование, нейронные сети, MODIS; atmosphere, carbon dioxide, hyperspectral sounding, artificial neural network, MODIS.

Введение

Вследствие роста концентрации парниковых газов в атмосфере, главным образом углекислого газа и метана (CO₂ и CH₄), в настоящее время наблюдается усиление парникового эффекта, приводящее к глобальному потеплению [1, 2]. В мире обсуждается необходимость перехода к низкоуглеродной экономике с целью предотвращения глобального изменения климата. Россия как полноправный член Рамочной конвенции ООН об изменении климата (РКИК ООН) и Парижского соглашения по климату взяла на себя обязательства по ограничению выбросов парниковых газов.

Стратегия социально-экономического развития РФ [3] предусматривает рост экономики при уменьшении выбросов парниковых газов. Согласно Стратегии к 2050 г. их чистая эмиссия снизится на 60%

от уровня 2019 г. и на 80% от уровня 1990 г. Дальнейшая реализация этого сценария позволит России достичь углеродной нейтральности к 2060 г. Однако очевидно, что только за счет снижения выбросов достичь углеродной нейтральности в РФ не удастся. Для этого потребуются климатические проекты и уточненная методика оценки поглощающей способности экосистем. Согласно Стратегии для достижения углеродной нейтральности необходимо утилизировать 1,5 млрд т эквивалента CO₂ с помощью наземных экосистем в результате реализации климатических проектов. Именно эту важнейшую стратегическую задачу по строгому количественному верифицированному расчету баланса углерода в природных экосистемах и в искусственно созданных сообществах призваны решать карбоновые полигоны, организуемые по всей стране.

В регуляции содержания парниковых газов атмосферы важную роль играют леса, что признано ключевыми международными соглашениями по сохранению глобального климата: РКИК ООН и Киотским протоколом [2, 4]. Существуют разные подходы к оценке углеродного бюджета российских лесов, при этом в зарубежной литературе приводится

* Алексей Павлович Розанов (alexey.rozanov@urfu.ru); Илья Викторович Задворных (ilia.zadvornyh@urfu.ru); Константин Геннадьевич Грибанов (kgribanov@remotesensing.ru); Вячеслав Иосифович Захаров (v.zakharov@remotesensing.ru).

явная недооценка их секвестрационной способности. В связи с этим возникла проблема «максимального возможного учета поглощающей способности лесов» Российской Федерации [5].

Цель настоящей работы – оценка объемов углекислого газа, поглощаемого лесной экосистемой из атмосферы, на единицу площади за вегетационный период в окрестности карбонового полигона «Урал–Карбон» Уральского федерального университета двумя независимыми методами. Первый использует данные наземного гиперспектрального зондирования атмосферы, второй – оригинальную нейросетевую модель с входными данными спутникового сенсора MODIS.

1. Гиперспектральное зондирование атмосферы

Уральская атмосферная станция (УАС) предназначена для измерения спектров пропускания атмосферой солнечного излучения в ближнем ИК-диапазоне и решения обратных задач гиперспектрального зондирования атмосферы. При их решении определяется полное содержание парниковых газов в атмосферном столбе с целью накопления временных рядов данных о концентрации основных парниковых газов (H_2O , CO_2 , CH_4 и др.) в атмосфере и верификации спутниковых данных [6–9]. УАС расположена на участке карбонового полигона на территории Коуровской астрономической обсерватории (КАО) Уральского федерального университета (УрФУ), ее координаты – $57,038^\circ$ с.ш., $59,545^\circ$ в.д., высота над уровнем моря около 300 м. Для зондирования атмосферы используется инфракрасный (ИК) Фурье-спектрометр высокого разрешения Bruker IFS 125M, размещенный в павильоне горизонтального солнечного телескопа и сопряженный с автоматизированным солнечным трекером A547N, который принимает солнечное излучение и направляет его на входное устройство спектрометра. Спектры пропускания безоблачной атмосферы измеряются в соответствии с рекомендациями международной сети TCCON [10] (<https://tcccon-wiki.caltech.edu>). Используемый спектральный диапазон прибора: $4000\text{--}11000\text{ см}^{-1}$, разрешение $0,02\text{ см}^{-1}$. Спектры пропускания безоблачной атмосферой солнечного излучения, измеренные Bruker IFS 125M,

сохраняются программой OPUS на управляющем компьютере в собственном формате вместе с интерферограммой и некоторыми конфигурационными параметрами спектрометра.

Для решения обратной задачи по определению среднего содержания искоемых газов в атмосферном столбе (XCO_2 , XCH_4 и др.) используется алгоритм, реализованный в стандартном ПО GFIT и основанный на методе масштабирования профилей начального приближения искоемых газов [11]. Метод базируется на минимизации квадратичной целевой функции

$$J = \sum_i \frac{y_i - F(\alpha, \beta, v_i + \delta, \gamma_1 \mathbf{x}_1, \dots, \gamma_m \mathbf{x}_m)}{\sigma_i^2}, \quad (1)$$

где y_i – измеренный спектр; F – спектр пропускания атмосферы, рассчитанный прямой моделью; α и β – уровень и наклон континуальной подложки спектра соответственно; v_i – волновое число в i -м спектральном канале; δ – частотный сдвиг измеренного спектра; $\gamma_1, \dots, \gamma_m$ – коэффициенты масштабирования вертикальных профилей концентраций начального приближения искоемых газов $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m$, m – число подгоняемых газов; σ_i – неопределенность величины пропускания в i -м спектральном канале.

Необходимым условием для обработки спектров и решения обратной задачи является получение атмосфер начального приближения, т.е. модельных данных для вертикальных профилей концентрации искоемых парниковых газов для координат УАС и дней, когда регистрировались спектры пропускания атмосферы. Получение файлов начальных атмосфер осуществляется на основании учетной записи в международной сети TCCON [10]. Сама процедура состоит из трех этапов: отправка файла запроса (содержит координаты пункта наблюдения и даты наблюдений), ожидание и загрузка сформированных моделей.

На рис. 1. показаны графики среднемесячного содержания CO_2 в атмосферном столбе над КАО, полученные в результате наземного (УАС в Коуровке) и спутникового (OCO-2 [12]; данные взяты с сайта <https://disc.gsfc.nasa.gov/>) зондирования атмосферы в 2022 г. Данные спутника OCO-2 демонстрируют хорошее согласие с результатами

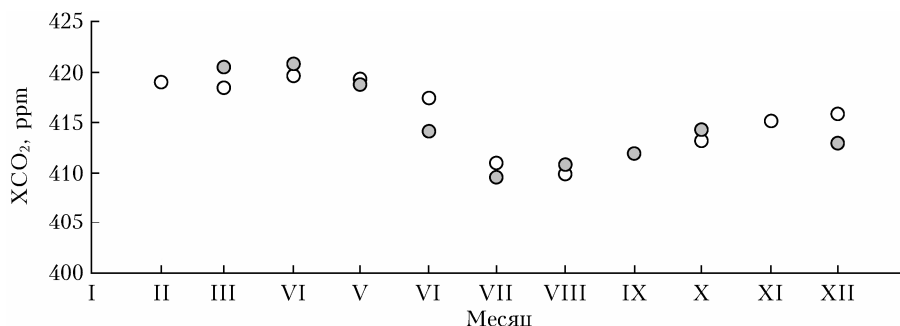


Рис. 1. Среднемесячное содержание CO_2 в атмосферном столбе над КАО, полученное на основе данных наземного (светлые кружки) и спутникового (темные кружки) зондирования атмосферы в 2022 г. Характерная ошибка определения XCO_2 на УАС составляет 2,7 ppm

наземного зондирования атмосферы на УАС. Это свидетельствует о достоверности данных по CO_2 в атмосфере Среднего Урала, получаемых со спутника ОСО-2.

В результате гиперспектрального зондирования атмосферы наземным ИК-Фурье-спектрометром высокого разрешения на площадке карбонового полигона УрФУ в Коуровке получен прерывистый временной ряд данных о содержании CO_2 в атмосферном столбе за 2012–2022 гг. (рис. 2).

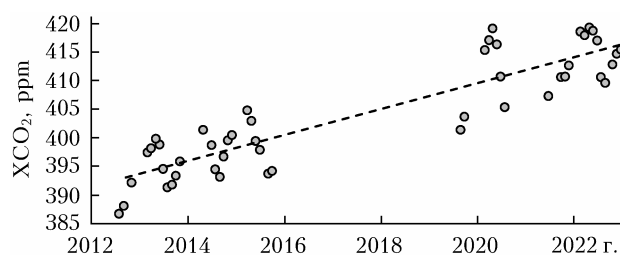


Рис. 2. Среднемесячное содержание CO_2 в атмосферном столбе в районе площадки карбонового полигона УрФУ в Коуровке (точки); пунктирная линия — линейная аппроксимация МНК, демонстрирующая текущий региональный тренд накопления углекислого газа в атмосфере (~2,5 ppm/год)

По среднемесячной концентрации CO_2 в атмосферном столбе над КАО видно, что на фоне временного тренда роста содержания углекислого газа в атмосфере со скоростью около 2,5 ppm в год наблюдаются его сезонные вариации с чередующимися максимумами и минимумами. Ежегодно максимумы CO_2 в атмосфере над КАО наблюдаются в апреле-мае, а минимумы — в августе-сентябре (в зависимости от года). Единицы измерения на рис. 2 (ppm) можно перевести в килограммы на единицу площади (килограммы на квадратный метр ($\text{кг}/\text{м}^2$), тонны на гектар ($\text{т}/\text{га}$) и т.п.). Это позволит оценить количество поглощенного из атмосферы углекислого газа на единицу площади за вегетационный период (апрель — сентябрь) каждого года, посчитав разницу между наблюдаемым максимумом CO_2 и последующим минимумом.

Количество CO_2 , поглощенного из атмосферы лесной экосистемой, в окрестности карбонового полигона в пос. Коуровка варьируется в зависимости от года (инсоляция, температурный режим, осадки) в диапазоне от 1,41 до 2,35 т/га, что в пересчете на поглощенный из атмосферы углерод соответствует диапазону от 0,39 до 0,64 т/га.

2. Искусственная нейронная сеть для оценки потоков CO_2 по спектральным данным спутникового сенсора MODIS

В последнее десятилетие много работ было посвящено исследованию применимости методов машинного обучения для оценки потоков углерода в лесных экосистемах, например [13–16]. Искусст-

венные нейронные сети (ИНС) являются одним из самых широко распространенных и точных методов машинного обучения [17], решающих задачи классификации и регрессии. Современные программные пакеты и библиотеки позволяют создавать сети разной степени сложности, использовать параллельные вычисления при обучении [18].

Мы разработали ИНС [19] вида многослойный перцептрон [20]. Она представляет собой нелинейную параметрическую модель, обеспечивающую отображение входного вектора произвольной заданной размерности на выходной вектор произвольной заданной размерности с заданной точностью. Такую ИНС называют универсальным аппроксиматором [21], обучаемую на наборе входных и выходных векторов. Большое количество нейронов в скрытых слоях, формирующих сжимающее отображение, дает более высокую точность аппроксимации при наличии достаточного учебного набора данных. Для оценок чистого экосистемного обмена (NEE, Net Ecosystem Exchange) наиболее высокую точность на тестовом наборе данных продемонстрировала модель следующей архитектуры с двумя скрытыми слоями.

I. Слой входных данных (63 нейрона).

II. Первый скрытый слой (1000 нейронов) с инициализацией весов по распределению Кайминга [22], ReLU-функцией [23] активации и исключением весов с вероятностью 0,3.

III. Второй скрытый слой (800 нейронов) с инициализацией весов по распределению Кайминга, функцией активации вида тригонометрический тангенс и исключением весов с вероятностью 0,2.

VI. Слой выходных данных (3 нейрона).

На рис. 3 представлена принципиальная схема разработанной нами оригинальной нейросетевой модели, где показан только один выходной нейрон для оценки чистого экосистемного обмена.

В качестве выходных переменных в ИНС использовались временные ряды среднедневных значений NEE, накопленные на 180 станциях FLUXNET, выполнявших наблюдения в Северном полушарии методом турбулентных пульсаций (eddy covariance), за 2000–2014 гг. [24]. Для анализируемых данных станций сети FLUXNET были отобраны согласованные по времени измерения MODIS (MOD09 CMG [25], дающий оценку спектрального отражения поверхности со спутника Terra, и MCD12C1 [26], состоящий из совмещенных оценок типов подстилающей поверхности со спутников Terra и Aqua), которые служили входными переменными.

Структура обучающего набора данных для ИНС представлена на рис. 4. Кроме спектральных данных сенсора MODIS в качестве входных также были использованы данные реанализа ERA5, представленные компонентами ветра (u_wind , v_wind), температурой воздуха на высоте 2 м ($2m_tem$), точкой росы на высоте 2 м ($2m_dew$), температурой поверхности ($skin_tem$), уровнем осадков в день наблюдения (tp), суммарным количеством осадков

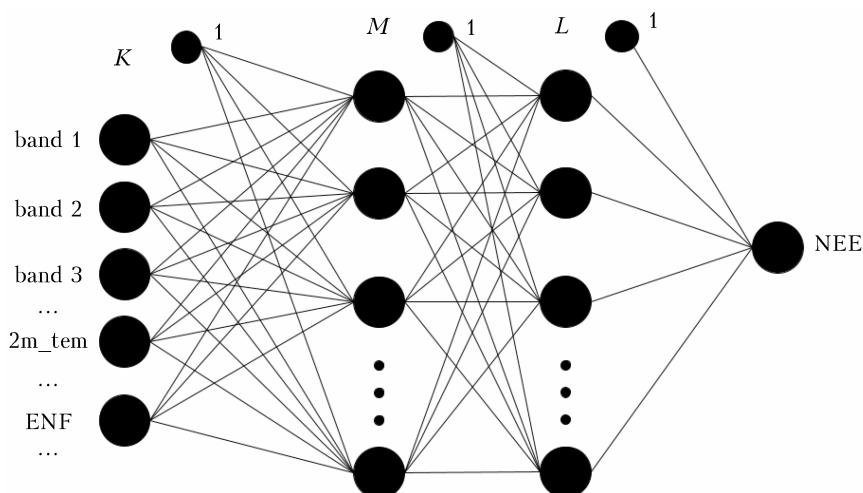


Рис. 3. Схема ИНС для оценки чистого углеродного обмена (NEE), характеризующего эмиссию и сток CO_2 в экосистеме, где K , M , L – количество нейронов в соответствующих слоях; 1 – входной параметр для смещения отображения

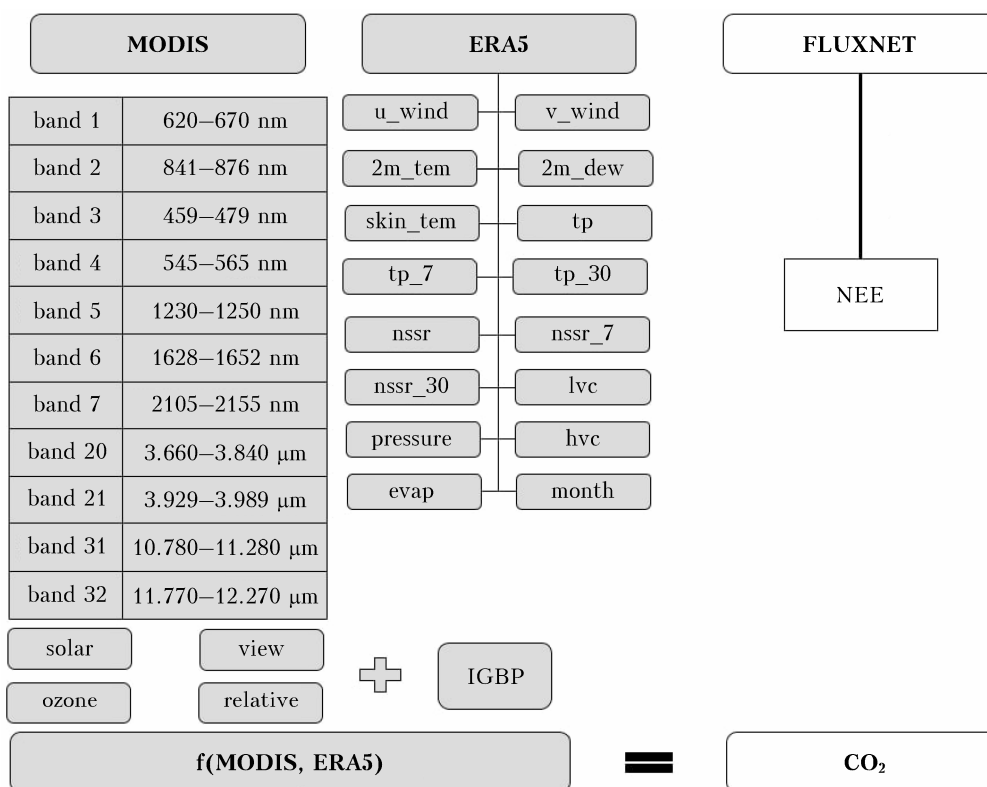


Рис. 4. Архитектура обучающего и тестового наборов данных: слева представлены входные, а справа – выходные переменные для модели машинного обучения ИНС для оценки NEE

за предыдущие 7 дней (tp_7) и 30 дней (tp_30), чистым радиационным балансом поверхности в день наблюдения ($nssr$), суммарным радиационным балансом поверхности за предыдущие 7 дней ($nssr_7$) и 30 дней ($nssr_30$), уровнем испарения ($evap$), давлением на поверхности ($pressure$), покрытиями верхнего hvc и нижнего lvc ярусов растительности.

Качество разрабатываемой ИНС для оценки NEE оценивалось на тестовом наборе данных с помощью нескольких метрик, таких как коэффициент

детерминации R^2 , наклон Slope, среднеквадратичная ошибка MSE (рис. 5).

Из приведенного графика на рис. 5 и полученных метрик следует, что модель ИНС хорошо воспроизводит наблюдаемые значения NEE для смешанных лесов ($R^2 = 0,862$) и может быть применена для оценки потоков CO_2 в лесных экосистемах.

Рассматриваемая модель была апробирована для оценки потоков CO_2 на участке карбонового полигона в Коуровке. На рис. 6 приведены полу-

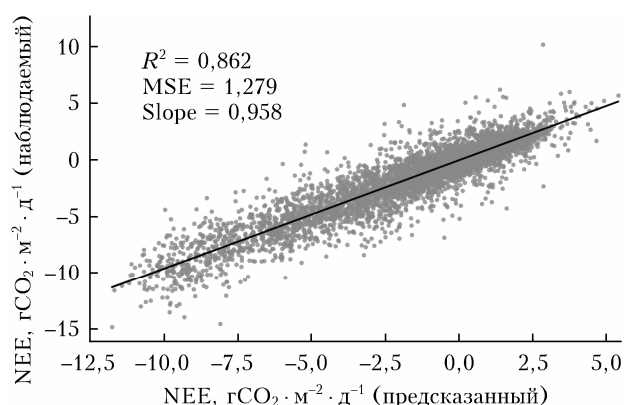


Рис. 5. Диаграмма рассеяния для анализа предсказанных и наблюдаемых значений NEE в смешанных лесах на тестовом наборе данных

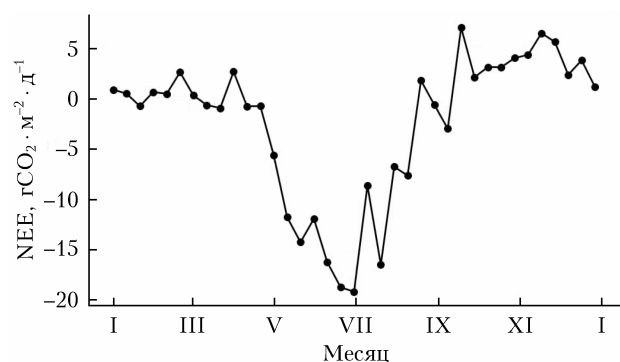


Рис. 6. Вариации NEE на участке карбонового полигона в Коуровке с 1.01 по 31.12.2022 г., полученные нейросетевой моделью [19]; точки – интегральные значения NEE за 10 дней. Ошибка определения NEE равна $1,28 \text{ гСО}_2 \cdot \text{м}^{-2} \cdot \text{д}^{-1}$ (характеризуется значением среднеквадратичной ошибки MSE на рис. 5)

ченные значения NEE за весь 2022 г. В качестве входных используются спектральные данные сенсора MODIS и данные реанализа ERA-5 для карбонового полигона в Коуровке, а также метеопараметры, измеряемые метеостанцией на карбоновом полигоне.

Положительные значения NEE означают, что поток CO_2 направлен из экосистемы в атмосферу (идет эмиссия CO_2 из экосистемы), а отрицательные – что поток CO_2 направлен из атмосферы в экосистему (идет сток CO_2 из атмосферы).

Интегральное значение NEE, посчитанное за вегетационный период (1.04–30.09.2022 г.) на основе данных (рис. 6), полученных с помощью предложенной модели ИНС, позволяет оценить количество CO_2 , поглощенного экосистемой карбонового полигона в Коуровке, – $1,29 \text{ т/га}$. Этот результат хорошо согласуется с оценкой, сделанной в разд. 1 на основе данных гиперспектрального зондирования атмосферы ИК-Фурье-спектрометром наземного базирования, которая составила $1,51 \text{ т/га CO}_2$ за апрель – сентябрь 2022 г.

Заключение

Анализ временного ряда данных гиперспектрального зондирования атмосферы на Уральской атмосферной станции в Коуровке за 2012–2022 гг. показывает, что средняя скорость роста концентрации CO_2 в атмосфере региона составляет $\sim 2,5 \text{ ppm/год}$. Это согласуется с общим трендом накопления CO_2 в атмосфере.

С помощью двух независимых методов дана оценка количества поглощаемого лесной экосистемой из атмосферы углекислого газа на единицу площади ($\text{тCO}_2/\text{га}$) за вегетационный период (апрель – сентябрь) 2022 г. в окрестности карбонового полигона в Коуровке. Результаты показывают, что количество поглощенного из атмосферы CO_2 составляет $\sim 1,51 \text{ т/га}$ (первый метод) и $\sim 1,3 \text{ т/га}$ (второй метод), что в пересчете на поглощенный из атмосферы углерод (тC/га) равно $0,41$ и $0,35 \text{ т/га}$ соответственно. Результаты, полученные двумя методами, демонстрируют хорошее согласие, что свидетельствует о достоверности сделанных оценок потоков поглощенного из атмосферы углекислого газа.

В дальнейшем планируется верификация нейросетевой модели данными измерений потоков углекислого газа методом турбулентных пульсаций на 32-метровой мачте, оборудованной для измерений потоков CO_2 на участке карбонового полигона «Урал–Карбон» в Коуровке. В перспективе верифицированная таким образом ИНС может быть использована для оценки потоков углерода в лесных экосистемах Урала и других регионов России.

Финансирование. Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ, проект № FEUZ-2023-0023 (теоретические исследования) и проект № FEUZ-2023-0022 (экспериментальные работы).

Список литературы

1. *Summary for Policymakers // Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.* Cambridge: Cambridge University Press., 2021. P. 4–5.
2. *Pan Y., Birdsey R.A., Fang J., Houghton R., Kauppi P.E., Kurz W.A., Phillips O.L., Shvidenko A., Lewis S.L., Canadell J.G., Ciais P., Jackson R.B., Pacala S.W., McGuire A.D., Piao S., Rautiainen A., Sitch S., Hayes D.* A large and persistent carbon sink in the world's forests // *Science.* 2011. V. 333. P. 988–993.
3. *Стратегия социально-экономического развития РФ с низким уровнем выбросов парниковых газов до 2050 года.* Утверждена распоряжением Правительства РФ № 3052р от 29 октября 2021 г.

4. *Замолодчиков Д.Г.* Системы оценки и прогноза запасов углерода в лесных экосистемах // Устойчивое лесопользование. 2011. Т. 29, № 4. С. 15–22.
5. *Романовская А.А., Трунов А.А., Коротков В.Н., Карабань Р.Т.* Проблема учета поглощающей способности лесов России в Парижском соглашении // Лесоведение. 2018. № 5. С. 323–334.
6. *Грибанов К.Г., Захаров В.И., Береснев С.А., Рокотян Н.В., Поддубный В.А., Имасу Р., Чистяков П.А., Скорик Г.Г., Васин В.В.* Зондирование HDO/H₂O в атмосфере Урала методом наземных измерений ИК-спектров солнечного излучения с высоким спектральным разрешением // Оптика атмосфер. и океана. 2011. Т. 24, № 2. С. 124–127; *Gribanov K.G., Zakharov V.I., Beresnev S.A., Rokotyan N.V., Poddubny V.A., Imasu R., Chistyakov P.A., Skorik G.G., Vasin V.V.* Sensing HDO/H₂O in the Ural's atmosphere using ground-based measurements of IR solar radiation with a high spectral resolution // Atmos. Ocean. Opt. 2011. V. 24, N 4. P. 369–372.
7. *Рокотян Н.В., Имасу Р., Захаров В.И., Грибанов К.Г., Хаматнурова М.Ю.* Амплитуда сезонного цикла CO₂ в атмосфере Уральского региона по результатам наземного и спутникового ИК-зондирования // Оптика атмосфер. и океана. 2014. Т. 27, № 9. С. 819–825; *Rokotyan N.V., Imasu R., Zakharov V.I., Gribanov K.G., Khamatnurova M.Yu.* The amplitude of the CO₂ seasonal cycle in the atmosphere of the Ural Region retrieved from ground-based and satellite near IR measurements // Atmos. Ocean. Opt. 2015. V. 28, N 1. P. 49–55.
8. *Чеснокова Т.Ю., Макарова М.В., Ченцов А.В., Воронина Ю.В., Захаров В.И., Рокотян Н.В., Langerock B.* Определение содержания монооксида углерода в атмосфере из атмосферных спектров высокого разрешения // Оптика атмосфер. и океана. 2019. Т. 32, № 4. С. 257–265; *Chesnokova T.Yu., Makarova M.V., Chentsov A.V., Voronina Yu.V., Zakharov V.I., Rokotyan N.V., Langerock B.* Retrieval of carbon monoxide total column in the atmosphere from high resolution atmospheric spectra // Atmos. Ocean. Opt. 2019. V. 32, N 4. P. 378–386. DOI: 10.1134/S1024856019040031.
9. *Chesnokova T.Yu., Makarova M.V., Chentsov A.V., Kostov V.S., Poberovskii A.V., Zakharov V.I., Rokotyan N.V.* Estimation of the impact of differences in the CH₄ absorption line parameters on the accuracy of methane atmospheric total column retrievals from ground-based FTIR spectra // J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer. 2020. V. 254. P. 107187. DOI: 10.1016/j.jqsrt.2020.107187.
10. *Wunch D., Toon G.C., Blavier J.F.L., Washenfelder R.A., Notholt J., Connor B.J., Griffith D.W.T., Sherlock V., Wennberg P.O.* The total carbon column observing network // Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci. 2011. V. 369. P. 2087–2112.
11. *Wunch D., Toon G.C., Wennberg P.O., Wofsy S.C., Stephens B.B., Fischer M.L., Uchino O., Abshire J.B., Bernath P., Biraud S.C., Blavier J.-F.L., Boone C., Bowman K.P., Browell E.V., Campos T., Connor B.J., Daube B.C., Deutscher N.M., Diao M., Elkins J.W., Gerbig C., Gottlieb E., Griffith D.W.T., Hurst D.F., Jimenez R., Keppel-Aleks G., Kort E.A., Macatangay R., Machida T., Matsueda H., Moore F., Morino I., Park S., Robinson J., Roehl C.M., Sawa Y., Sherlock V., Sweeney C., Tanaka T., Zondlo M.A.* Calibration of the total carbon column observing Network using aircraft profile data // Atmos. Meas. Technol. 2010. V. 3, N 5. P. 1351–1362.
12. *Feldman A.F., Zhang Z., Yoshida Y., Chatterjee A., Poulter B.* Using Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2) column CO₂ retrievals to rapidly detect and estimate biospheric surface carbon flux anomalies // Atmos. Chem. Phys. 2023. V. 23. P. 1545–1563.
13. *Alemohammad S.H., Fang B., Konings A.G., Green J.K., Kolassa J., Prigent C., Aires F., Gonzalez Miralles D., Gentile P.* Water, Energy, and Carbon with Artificial Neural Networks (WECANN): A statistically based estimate of global surface turbulent fluxes and gross primary productivity using solar-induced fluorescence // Biogeosci. 2017. V. 14, N 18. P. 4101–4124.
14. *Dou X., Yang Y.* Comprehensive evaluation of machine learning techniques for estimating the responses of carbon fluxes to climatic forces in different terrestrial ecosystems // Atmosphere. 2018. V. 9, N 3. P. 83.
15. *Dou X., Yang Y., Luo J.* Estimating forest carbon fluxes using machine learning techniques based on eddy covariance measurements // Sustainability. 2018. V. 10, N 1. P. 203.
16. *Zeng J., Matsunaga T., Tan Zh.-H., Saigusa N., Shirai T., Tang Y., Peng Sh., Fukuda Y.* Global terrestrial carbon fluxes of 1999–2019 estimated by upscaling eddy covariance data with a random forest // Scientific Data. 2020. V. 7, N 1. P. 1–11.
17. *Haykin S.* Neural networks: A comprehensive foundation. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1998.
18. *Paszke A., Gross S., Massa F., Lerer A., Bradbury J., Chanan G., Killeen T., Lin Z., Gimelshein N., Antiga L., Desmaison A., Köpf A., Yang E., DeVito Z., Raison M., Tejani A., Chilamkurthy S., Steiner B., Fang L., Bai J., Chintala S.* Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library // Advances in Neural Information Processing Systems 32 (Neur/IPS 2019). Vancouver, Canada. 2019. V. 1–20.
19. *Розанов А.П.* Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023682424 North Flux. Дата регистрации в Реестре программ для ЭВМ 25 октября 2023 г.
20. *Gardner M.W., Dorling S.R.* Artificial neural networks (the multilayer perceptron) – a review of applications in the atmospheric sciences // Atmos. Environ. 1998. V. 32, N 14–15. P. 2627–2636.
21. *Hornik K., Stinchcombe M., White H.* Multilayer feed-forward network are universal approximators // Neural Networks. 1989. N 2. P. 359–366.
22. *He K., Zhang X., Ren S., Sun J.* Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on ImageNet classification // Proc. IEEE. 2015. P. 1026–1034.
23. *Schmidt-Hieber J.* Nonparametric regression using deep neural networks with ReLU activation function // Ann. Statist. 2020. V. 48, N 4. P. 1875–1897. DOI: 10.1214/19-AOS1875.
24. *Baldocchi D., Falge E., Gu L., Olson R., Hollinger D., Running S., Anthoni P., Bernhofer C., Davis K., Evans R., Fuentes J., Goldstein A., Katul G., Law B., Lee X., Malhi Y., Meyers T., Munger W., Oechel W., Paw K.T., Pilegaard K., Schmid H., Valentini R., Verma S., Vesala T., Wilson K., Wofsy S.* FLUXNET: A new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities // Bul. Am. Meteorol. Soc. 2001. V. 82, N 11. P. 2415–2434.

25. *Vermote E.* MODIS/Terra Surface Reflectance Daily L3 Global 0.05Deg CMG V061. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. 2021. DOI: 10.5067/MODIS/MOD09CMG.061 (last access: 7.10.2023).

26. *Friedl M., Sulla-Menashe D.* MCD12C1 MODIS/Terra+Aqua Land Cover Type Yearly L3 Global 0.05Deg CMG V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. 2015. DOI: 10.5067/MODIS/MCD12C1.006 (last access: 7.10.2023).

A.P. Rozanov, I.V. Zadvornyykh, K.G. Gribanov, V.I. Zakharov. **Estimates of CO₂ flux into the forest ecosystem based on the results of ground-based hyperspectral sounding of the atmosphere and an artificial neural network model.**

The results of hyperspectral sounding of the atmosphere at the Ural Atmospheric Station in Kourovka from 2012–2022 are presented. It is shown that the average rate of CO₂ growth in the atmosphere of this region is about 2.5 ppm per year. The amount of carbon dioxide absorbed from the atmosphere by the forest ecosystem per unit area during the growing season (April–September) in the vicinity of the carbon landfill in Kourovka is estimated using two independent methods. One method is based on the data on the CO₂ total column obtained from sounding the atmosphere with a ground-based high-resolution infrared Fourier spectrometer. The second method is based on the use of an artificial neural network with data from spectral channels of the MODIS satellite sensor as input. The results obtained by both methods demonstrate good agreement. The estimates made show that the amount of CO₂ absorbed from the atmosphere by the forest ecosystem in the vicinity of the carbon landfill site during the growing season of 2022 is about 1.5 t/ha (the first method) and about 1.3 t/ha (the second method).