

Прогнозный анализ лесного покрова Среднего Поволжья на основе временных рядов и климатических сценариев

О. Н. Воробьёв¹, С. А. Лежнин¹, Э. А. Курбанов¹, А. Б. Яхьяев²,
Д. М. Дергунов¹, Л. В. Тарасова¹, А. В. Ястребова¹

¹ Поволжский государственный технологический университет
Йошкар-Ола, 424000, Россия

² Западно-Каспийский университет, Баку, AZ1001, Азербайджан
E-mail: kurbanovea@volgatech.net

Проведён прогнозный анализ лесного покрова Среднего Поволжья с 2021 по 2050 г. по данным вегетационного индекса NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index), среднемесячной температуры атмосферы LST (*англ.* Land Surface Temperature) и осадков Pr (*англ.* Precipitation). Для прогнозирования изучаемых данных была применена модель временной свёрточной сети TCN (*англ.* Temporal Convolutional Networks) и разработана модель множественной линейной регрессии, описывающая связь NDVI с LST и Pr на исследуемой территории. Полученная модель была использована для моделирования динамики NDVI лесного покрова в зависимости от показателей трёх сценариев изменения климата межправительственной группы экспертов по изменению климата IPCC (*англ.* Intergovernmental Panel on Climate Change), которые основаны на репрезентативных траекториях концентрации парниковых газов в атмосфере RCP (*англ.* Representative Concentration Pathway). Анализ трендов NDVI до 2050 г., полученных по всем трём климатическим сценариям IPCC, в целом демонстрирует устойчивый рост лесного покрова на территории Среднего Поволжья, что особенно характерно для сценария RCP8.5 (высокий уровень выбросов парниковых газов). Максимальные значения пространственного тренда NDVI характерны для центральной и восточной части исследуемой территории. Тренд LST также показывает тенденцию к увеличению к середине XXI столетия по всем трём сценариям. Пространственный тренд осадков до 2050 г., особенно для сценария RCP8.5, имеет явную тенденцию к снижению. Анализ данных показывает, что интервал между засушливыми периодами в исследуемом регионе сократился с 10 лет до 4–6 лет, что представляет серьёзные риски для лесных экосистем исследуемой территории. Полученные зависимости и тренды могут быть использованы при планировании долгосрочного устойчивого лесопользования на территории Среднего Поволжья.

Ключевые слова: лесные экосистемы, прогнозный анализ, IPCC, RCP, MODIS, NDVI, LST, Pr

Одобрена к печати: 20.06.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-4-115-130

Введение

Лесные насаждения Российской Федерации являются важными компонентами наземной экосистемы, влияющими на глобальный климат и баланс углерода (<https://leskod.ru/>). Они играют ключевую роль в обмене энергии между атмосферой и земной поверхностью посредством процессов эвапотранспирации, фотосинтеза и отражения солнечной радиации. Лесные насаждения также стабилизируют почву, очищают атмосферу, регулируют водосток, обеспечивают тень и укрытие, а также создают среду обитания для опылителей и естественных врагов сельскохозяйственных вредителей (<https://www.fao.org/publications/sofo/2022/en/>). Данные о состоянии, динамике и пространственно-временном распределении лесных насаждений Российской Федерации являются ключевыми для управления лесами, при планировании лесоустройства, для обеспечения противопожарной безопасности и противодействия изменениям климата (Барталев и др., 2017; Елсаков, Щанов, 2019; Терехин, 2020).

Современные методы и технологии дистанционного зондирования Земли обеспечивают оперативный и долгосрочный мониторинг пространственно-временных изменений лесных насаждений с учётом климатических факторов (Терехин, 2023; Desuyper et al., 2022; Lai

et al., 2022; Zhou et al., 2020). Данные о тенденциях динамики лесного покрова, включая нарушения и обезлесение, а также процессы лесовосстановления и вторичной сукцессии, имеют практическое значение для лесного хозяйства (Алексеев, Черниковский, 2020; Ершов и др., 2017; Терехов и др., 2019). Результаты мониторинга используются для принятия обоснованных решений по снижению последствий изменения климата и более эффективной реализации целей устойчивого развития (<https://www.un.org/sustainabledevelopment/ru/sustainable-development-goals/>).

При исследовании пространственно-временной динамики и биологической продуктивности лесных насаждений (Елсаков 2012; Tang et al., 2022) наиболее широко используемым является вегетационный индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index). Временные ряды NDVI, полученные на основе серии разновременных спутниковых данных, позволяют анализировать изменения в землепользовании (*англ.* Land Use Land Cover Change — LUCS), а также выявлять сезонные, постепенные и внезапные изменения лесного покрова в разные периоды времени (Им и др., 2020; Мамедалиева 2022; Tian et al., 2022). При ретроспективном анализе они способствуют определению краткосрочных и долгосрочных закономерностей LUCS на больших территориях (Зуев и др., 2019; Курбанов, Воробьёв, 2021; Миклашевич и др., 2019). Это также помогает выявлять и прогнозировать изменения в лесных насаждениях, учитывая как климатические, так и антропогенные факторы (Коломыц, Шарая, 2020; Cong et al., 2021; Touhami et al., 2022).

Для прогнозирования временных рядов NDVI используются различные спутниковые данные и методы моделирования. К наиболее используемым имитационным моделям относятся: авторегрессионное интегрированное скользящее среднее (*англ.* Autoregressive Integrated Moving Average — ARIMA) (Fernandez-Manso et al., 2011; Tian et al., 2016); стохастические модели цепи Маркова и клеточных автоматов (*англ.* cellular automata), описывающие нелинейную пространственную динамику LUCS (Lan et al., 2022); нейронные сети, которые стали чаще применяться с ростом доступности спутниковых данных (Talukdar et al., 2020; Zhang et al., 2019). В последние годы часто применяется технология глубокого обучения (как разновидность машинного обучения), основанная на алгоритмах искусственной нейронной сети (*англ.* artificial neural network), которые адекватно отражают нелинейные пространственно-вероятные процессы в LUCS (LeCun et al., 2015; Pahlavani et al., 2017). При анализе и моделировании временных рядов спутниковых данных применяется рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью (*англ.* Long Short-Term Memory — LSTM), которая имеет внутреннюю память для длительного хранения информации. Процедура LSTM особенно востребована при оценке данных с неопределённой продолжительностью и границами (Chen et al., 2021; Reddy, Prasad, 2018).

Актуальность настоящего исследования обусловлена необходимостью оценки последствий, вызванных сменой земле- и лесопользования и изменением климата, на больших площадях лесного фонда Российской Федерации. Оценка и прогнозирование воздействия таких последствий (температурный режим, засуха, осадки, повышение концентрации CO₂ и т.п.) на продуктивность и адаптацию лесных экосистем, а также возможные риски нарушений насаждений, лесные пожары и увеличение числа вредителей/болезней, может иметь важное научно-практическое значение на региональном уровне. Понимание этих процессов и возможности дистанционного мониторинга за изменениями во времени и пространстве позволяют обоснованно принимать решения по снижению последствий влияния изменения климата на лесные экосистемы и человека.

Цель данного исследования заключается в прогнозном анализе динамики лесного покрова региона Среднего Поволжья до 2050 г. по трём сценариям изменения климата IPCC. Для достижения данной цели выполнены следующие задачи:

- Проведён прогнозный анализ, до 2050 г., динамики NDVI (продуктивности) лесного покрова, среднемесячной температуры и осадков на исследуемой территории с использованием модуля Forecast_CSFMS&RS.
- Разработана модель связи значений NDVI и климатических показателей до 2050 г. на основе полученных прогнозных данных.

- Осуществлено прогнозное моделирование динамики NDVI в связи с температурой и осадками в зависимости от трёх климатических сценариев IPCC.
- Проведена оценка пространственно-временных трендов NDVI лесного покрова и климатических показателей по трём сценариям IPCC.

Объект исследования

Объектом исследования явился лесной покров на территории Среднего Поволжья, расположенный в границах мозаики снимков Landsat-8 за 2020 г. (earthexplorer.usgs.gov) (рис. 1). Выделенная территория охватывает лесные насаждения республик Марий Эл, Татарстана, Чувашии, а также Кировской и Нижегородской областей. По лесорастительному районированию она расположена в нескольких зонах лесов европейской части Российской Федерации: хвойно-широколиственных, южно-таёжных и лесостепной (<https://docs.cntd.ru/document/420224339>).

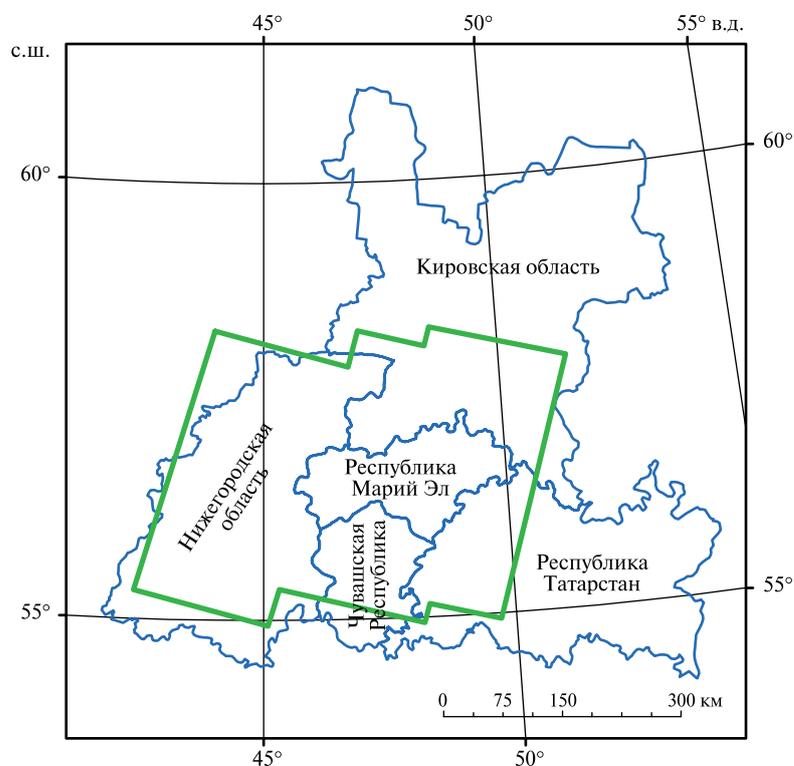


Рис. 1. Регион исследования Среднего Поволжья на мозаике безоблачных изображений Landsat-8 за 2020 г.

Преобладающая порода в регионе — сосна обыкновенная (*Pinus sylvestris* L.). Кроме сосняков в составе хвойных присутствуют ель европейская (*Picea abies* (L.) Karst.) и ель сибирская (*Picea obovata* Ledeb.). Наиболее широкое распространение среди лиственных лесов Республики Марий Эл получили берёзовые насаждения, представленные берёзой пушистой (*Betula pubescens* Ehrh) и берёзой повислой (*Betula pendula* Roth). По распределению берёзовые насаждения занимают третье место после сосняков и ельников. Чуть меньшее распространение получили осинники различных возрастов, образованные осинкой (*Populus tremula* L.), которая сменяет хвойные и широколиственные леса после рубок главного пользования и пожаров. В меньшей степени представлены ольха серая (*Alnus incana* (L.) Moench.) и чёрная (*Alnus glutinosa* (L.) Gaertn.), липа мелколистная (*Tilia cordata* Mill.) и дуб черешчатый (*Quercus robur* L.) (Воробьев и др., 2019).

Методика исследования

Обучение модели и прогноз данных NDVI до 2050 г. по сценариям IPCC

Технология глубокого обучения основывается на обучении модели с использованием большого объёма исторических (ретроспективных) данных, а затем на применении этой модели для составления прогнозов, при которых точность модели достигает определённого уровня. В рамках нашего исследования проведено моделирование данных лесного покрова (NDVI) и климата для исследуемой территории. Для этого в геоинформационной программе QGIS (*англ.* Quantum Geographic Information System) была создана векторная регулярная сеть точечных данных (78 916 точек) на изучаемую территорию с шагом 1×1 км. Размер пространственного разрешения сети был выбран с учётом соответствия пространственного разрешения прогнозных карт климатических показателей по данным сценариев IPCC и используемых данных NDVI. В качестве кумулятивной метрики продуктивности использовалось среднее значение NDVI за вегетационный период.

Для каждой точки (узла) регулярной сети были собраны данные NDVI с геопортала НАСА (Национальное управление по аэронавтике и исследованию космического пространства, *англ.* NASA — National Aeronautics and Space Administration) (<https://lpdaac.usgs.gov>). В работе использовались композитные изображения NDVI с пространственным разрешением 250 м и 16-дневной временной периодичностью, основанные на продукте MODIS/Terra (MOD13Q1) (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) за вегетационные периоды с мая по сентябрь с 2000 по 2020 г. (Воробьёв и др., 2022). Среднемесячные значения температуры поверхности LST (*англ.* Land Surface Temperature) и осадков Pr (*англ.* Precipitation) были получены по модели GPM_3IMERGM_v06 для всех вегетационных периодов исследуемой территории (<https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/>).

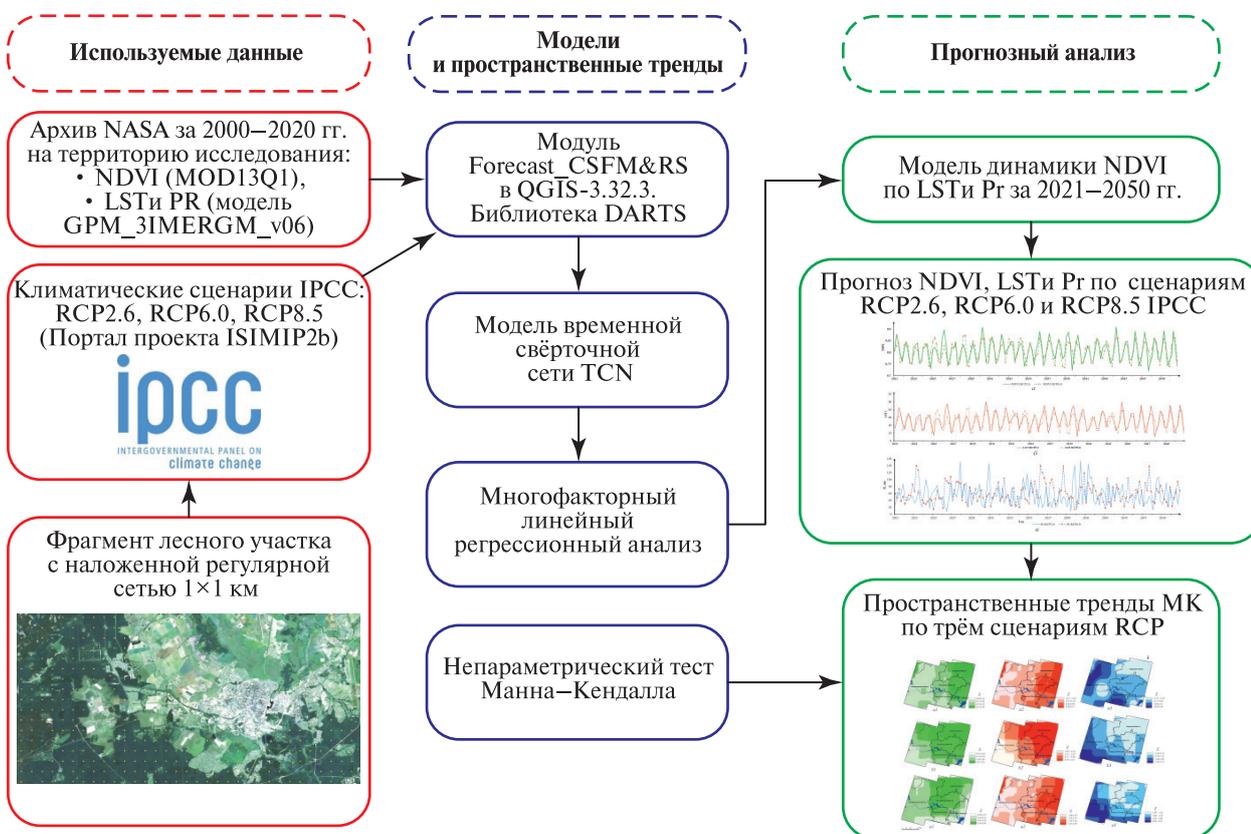


Рис. 2. Блок-схема выполнения прогнозного анализа

Прогнозное моделирование данных NDVI для периода с 2021 по 2050 г. было выполнено в QGIS-3.32.3 с использованием модуля Forecast_CSFМ&RS, разработанного коллективом ЦУДМЛ ПГТУ (Центром устойчивого управления и дистанционного мониторинга лесов Поволжского государственного технологического университета) для прогнозирования сезонных параметров дистанционного зондирования (Губаев и др., 2023). Модуль основан на библиотеке Darts (<https://unit8co.github.io/darts/>), которая позволяет анализировать и прогнозировать временные ряды с помощью языка Python. Библиотека Darts поддерживает различные методы прогнозирования, включая классические статистические модели, такие как авторегрессионное интегрированное скользящее среднее ARIMA (*англ.* Autoregressive Integrated Moving Average) и экспоненциальное сглаживание, а также новые методы, основанные на машинном и глубоком обучении (Лежнин и др., 2022; Herzen et al., 2022). Для прогнозного анализа была выбрана широко используемая в современных исследованиях (van Duynhoven, Dragicevic, 2022; Yli-Heikkilä et al., 2022; Yuan et al., 2020) модель временной свёрточной сети TCN (*англ.* Temporal Convolutional Networks), которая является частью семейства свёрточных нейронных сетей CNN (*англ.* convolutional neural networks). Временной шаг модели равен 12, что позволяет TCN генерировать прогноз сезонных колебаний индекса NDVI в течение всего года. Общая последовательность выполнения работ представлена в виде блок-схемы (рис. 2, см. с. 118).

Климатические параметры (осадки и температура)

В работе анализируются данные климатических сценариев IPCC, которые подробно описаны в 5-м Оценочном докладе Межправительственной группы экспертов по изменению климата (Climate..., 2013). Эти сценарии, используемые для моделирования изменения климата, основаны на репрезентативных траекториях концентрации парниковых газов в атмосфере RCP (*англ.* Representative Concentration Pathway). Каждый сценарий включает в себя наборы геопространственных данных об изменениях в землепользовании, источниках выбросов загрязнителей воздуха, а также прогнозирует ежегодную концентрацию парниковых газов и антропогенную эмиссию до 2100 г. Траектории RCP основаны на комбинировании моделей комплексной оценки, простых моделей климата, химии атмосферы и глобального цикла углерода. Прогнозы вариантов изменения климата основаны на сценариях RCP2.6 (смягчение последствий), RCP4.5 и RCP6.0 (стабилизация) и RCP8.5 (высокий уровень выбросов парниковых газов) (Climate..., 2013, см. описание RCP на с. 29).

В нашем исследовании использованы климатические данные (температура и осадки) для сценариев RCP2.6, RCP6.0 и RCP8.5. Согласно этим сценариям, между 2046 и 2065 г. величина глобального потепления может достигнуть в среднем 1,0; 1,3 и 2,0 °C с вариациями от 0,4 до 2,6 °C в зависимости от сценария (Climate..., 2013, см. табл. TS. 1 на с. 90). Климатические данные, соответствующие сценарию RCP2.6, были выбраны из-за их максимальной совместимости с трендами климатических изменений в изучаемом регионе за период с 2000 по 2020 г. по временным рядам спутниковых наблюдений (Воробьёв и др., 2022).

Прогнозные карты климатических показателей (температура и осадки) до 2050 г. были получены с портала проекта взаимного сравнения моделей межсекторального воздействия ISIMIP2b (*англ.* Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project) (www.isimip.org), который предоставляет данные для прогнозирования последствий изменения климата при альтернативных сценариях и для различных пространственных масштабов (Frieler et al., 2017). Для анализа сценариев RCP2.6, RCP6.0 и RCP8.5 в ISIMIP2b были применены данные глобальной метеорологической климатической модели HadGEM2-ES, обеспечивающей наилучший спектр интересующих нас показателей температуры и осадков для исследуемого региона (Collins et al., 2011). Для корректного сравнения влияния разных климатических факторов на производительность лесных экосистем все полученные данные были нормализованы. В результате для каждого узла разработанной векторной сети на изучаемую территорию по всем трём сценариям были получены средние прогнозные значения температуры и осадков за 2021–2050 гг. (май – сентябрь).

Пространственные тренды NDVI и климатических данных

Для получения пространственно-временных трендов исследуемых показателей в QGIS использовался непараметрический тест корреляции Манна–Кендалла (МК, *англ.* Mann–Kendall) (Kendall, 1955; Mann, 1945), широко используемый в современных исследованиях для анализа трендов временных рядов (Frazier et al., 2018; Yuan et al., 2020). Этот тест позволил также провести графическую визуализацию распределения прогнозной динамики показателей NDVI, LST и Pr. Для оценки силы соответствующего тренда теста МК использовалась статистика Z , которая указывает на его отсутствие при значении, равном нулю. Значения $Z > 0$ и $Z < 0$ соответствуют тенденциям к увеличению и снижению трендов соответственно.

Результаты и обсуждение

Прогнозная модель связи значений NDVI и климатических данных

В результате нескольких итераций с данными NDVI, LST и Pr за 2001–2020 гг. на исследуемую территорию в модуле Forecast_CSF&RS QGIS-3.32.3 были получены прогнозные данные этих показателей на последующие 30 лет. С использованием этих прогнозных нормализованных данных была разработана множественная линейная модель регрессии, описывающая динамику NDVI растительного покрова Среднего Поволжья на период с 2021 по 2050 г.:

$$\text{NDVI} = 0,611 + 0,01\text{LST} + 0,00003\text{Pr}, R^2 = 0,52. \quad (1)$$

Из анализа модели (1) следует, что показатель NDVI в значительной мере определяется температурой (LST), что согласуется с работами других учёных (Зуев и др., 2019; Na et al., 2021). В то время как осадки, не показывающие чёткой сезонной закономерности в течение вегетационного периода на исследуемой территории, оказывают менее значимое воздействие на лесной покров. Этот факт подтверждается низким значением коэффициента константы для Pr в полученной формуле (1). В регионе Среднее Поволжье осадки, которые непосредственно связаны с температурными условиями, выпадают неравномерно в период с мая по октябрь.

Сравнение прогнозных данных по LST и Pr показало их согласованность с прогнозными климатическими данными сценария RCP2.6, который предполагает минимальные колебания глобального климата и низкие выбросы углекислого газа (990 Гт CO₂) в атмосферу планеты (Climate..., 2013). Такое соответствие свидетельствует о корректности выбора модели, использованной нами для прогнозирования NDVI в рамках других сценариев IPCC.

Прогноз NDVI и климатических данных

Разработанная модель (1) множественной линейной регрессии была применена для прогнозирования данных NDVI на 2021–2050 гг. с использованием данных LST и Pr климатических сценариев RCP6.0 и RCP8.5, предоставленных проектом ISIMIP2b. Полученные прогнозные данные до 2050 г. по всем исследуемым климатическим сценариям были представлены в виде динамики NDVI лесного покрова Среднего Поволжья, LST и Pr. Исследование выявило, что в течение следующих 30 лет прогнозируется относительно стабильные линейные тренды значений NDVI для сценариев RCP2.6 и RCP6.0. В то время как тренд NDVI для сценария RCP8.5, как ожидается, будет демонстрировать заметный рост (*рис. 3*, см. с. 121).

Значения NDVI демонстрируют наиболее значительные колебания в рамках сценариев RCP2.6 и RCP8.5 на протяжении прогнозируемого периода. В случае сценария RCP2.6 пиковые значения NDVI ожидаются в 2026, 2030, 2036, 2039, 2044, 2049 и 2050 гг., как это видно на *рис. 4a* (см. с. 121). Сценарий RCP6.0 предсказывает пиковые показатели NDVI в 2025, 2028, 2044 и 2050 гг. (см. *рис. 4a*). В свою очередь, сценарий RCP8.5 предполагает максимальные значения NDVI в 2029, 2037 и 2044 гг., как это показано на *рис. 5a* (см. с. 122).

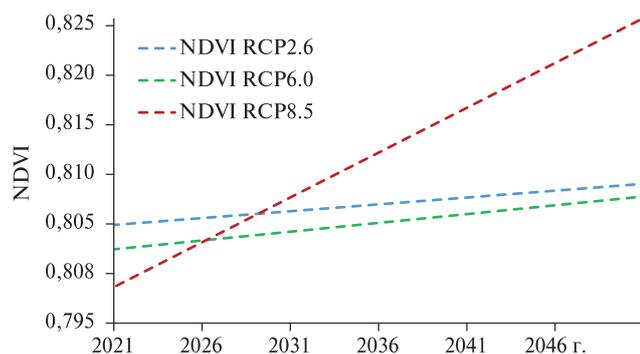
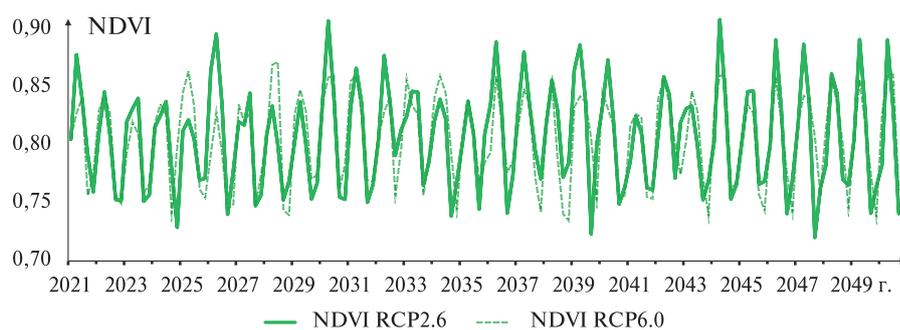
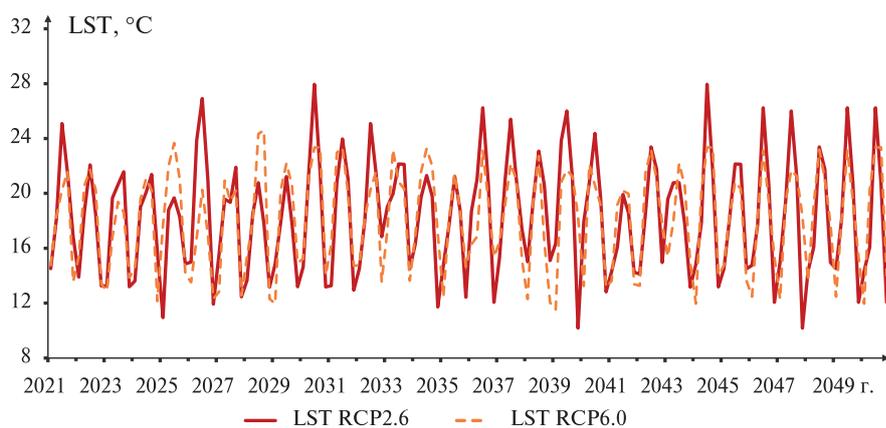


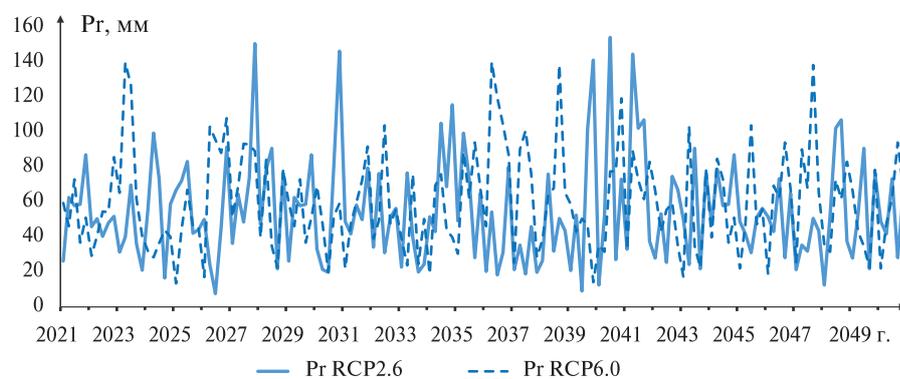
Рис. 3. Прогноз линейных трендов NDVI по трём сценариям IPCC до 2050 г.



a



б



в

Рис. 4. Прогноз исследуемых показателей по сценариям RCP2.6 и RCP6.0 до 2050 г.: *a* — NDVI; *б* — LST; *в* — Pr

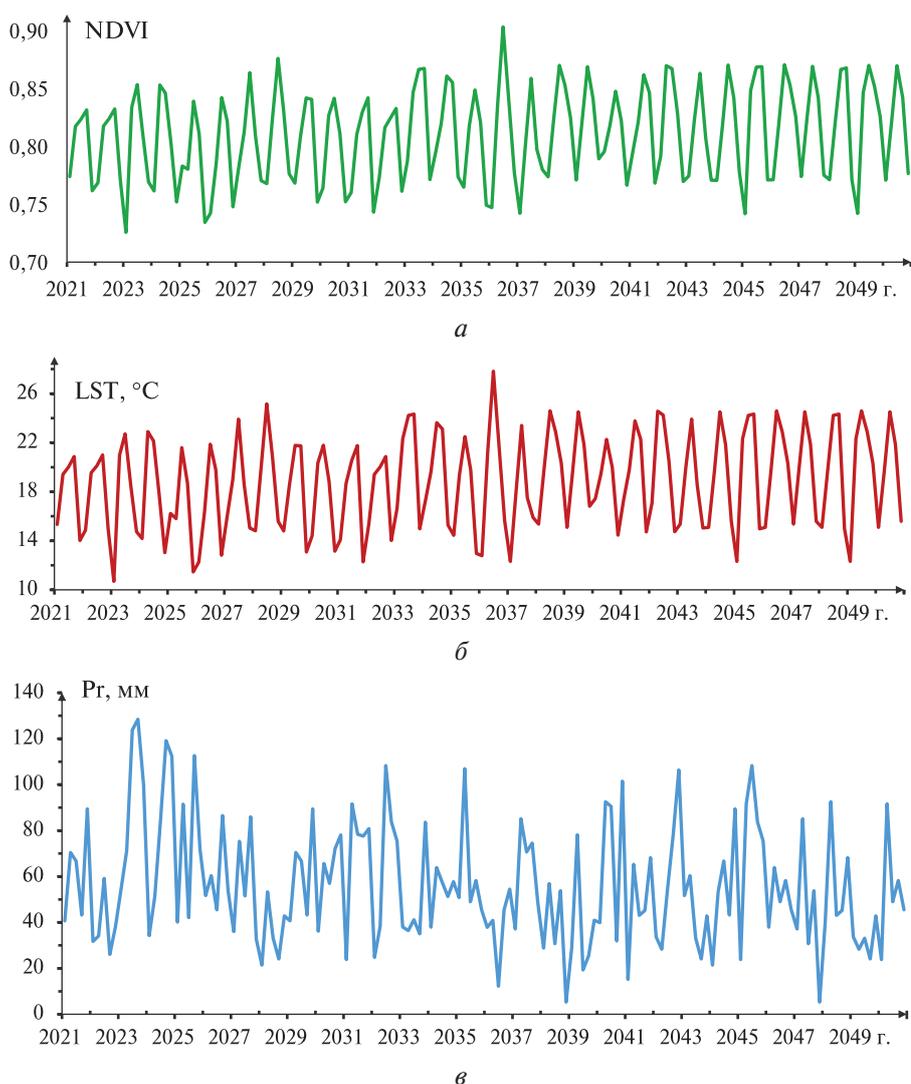


Рис. 5. Прогноз исследуемых показателей по RCP8.5: а — NDVI; б — LST; в — Pr

Минимальные значения NDVI лесного покрова распределены неравномерно, что, скорее всего, связано с более ранней сентябрьской осенью. В соответствии со сценарием RCP2.6, низкие значения NDVI ожидаются в 2025, 2034, 2039, 2044, 2047 и 2050 гг., что отражено на рис. 4а. Сценарий RCP6.0 прогнозирует минимальные значения NDVI в 2021, 2029, 2039, 2044 и 2050 гг., что частично совпадает с прогнозами для сценария RCP2.6 (см. рис. 4а). В рамках сценария RCP8.5 минимумы показателя NDVI ожидаются в 2023, 2025, 2037, 2045 и 2049 гг., как это представлено на рис. 5а.

Динамика LST в сценариях RCP2.6 и RCP6.0 незначительно меняется на протяжении изучаемого периода (рис. 4б). Однако средняя температура в RCP6.0 слегка ниже, чем в RCP2.6. В тоже время в сценарии RCP8.5 с 2030 г. наблюдается плавное повышение средней температуры на территории исследования (рис. 5б). Максимальные значения температуры и их продолжительность в RCP2.6 приходятся на 2021, 2026, 2030, 2036, 2039, 2044, 2046–2047 и 2049–2050 гг. В сценарии RCP6.0 пики LST ожидаются в 2025, 2028, 2034, 2036, 2044 и 2046–2050 гг. В RCP8.5 пиковая температура прогнозируется на 2024, 2028, 2036 и 2044–2050 гг. (см. рис. 5б). Возрастание частоты максимальных значений LST в период с 2040 по 2050 г. во всех рассматриваемых сценариях RCP может указывать на потенциальную вероятность возникновения засушливых условий на территории Среднего Поволжья в течение этого времени.

Динамика показателей осадков в сценариях RCP2.6 и RCP6.0 демонстрирует относительную стабильность на протяжении исследуемого периода (рис. 4в). Однако средний уровень

осадков в RCP6.0 выше, чем в сценарии RCP2.6. В сценарии RCP8.5 наблюдается тенденция к снижению количества осадков на исследуемой территории, особенно начиная 2035 г. Минимальные значения осадков для сценария RCP2.6 прогнозируются в 2023–2024, 2026, 2030, 2033, 2036–2037, 2039–2040, 2043, 2047–2049 гг. Для сценария RCP6.0: 2025–2026, 2028, 2030–2031, 2033–2034, 2039, 2043, 2045–2046, 2049–2050 гг. (см. рис. 4в). Для сценария RCP8.5 минимальные осадки прогнозируются в 2021–2022 гг. (подтверждено прошедшими засушливыми летними периодами), 2028, 2031–2032, 2036, 2038–2039, 2041, 2043–2044, 2047, 2049 и 2050 гг. (рис. 5в). В целом все рассматриваемые сценарии RCP предполагают усиление засушливости на исследуемой территории с течением времени.

Анализ пространственных трендов

В ходе проведённого исследования было получено пространственное распределение прогнозируемых значений NDVI и климатических показателей на исследуемой территории по трём сценариям IPCC до 2050 г., с применением теста Манна – Кендалла (рис. 6). Анализ полученных данных выявил общую тенденцию к увеличению лесного покрова в восточной части исследуемого региона.

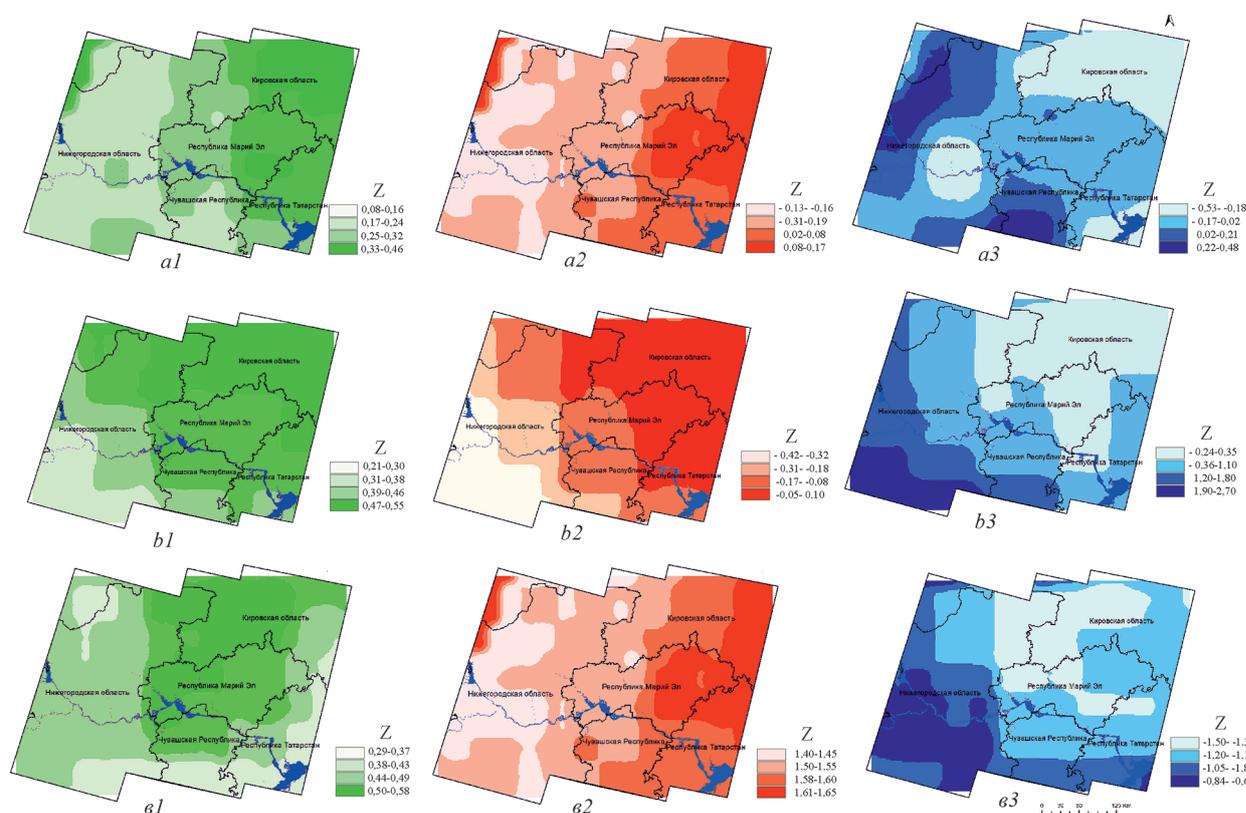


Рис. 6. Пространственное распределение прогнозируемых значений исследуемых показателей по трём сценариям IPCC: a1 – NDVI RCP2.6; b1 – NDVI RCP6.0; v1 – NDVI RCP8.5; a2 – LST RCP2.6; b2 – LST RCP6.0; v2 – LST RCP8.5; a3 – Pr RCP2.6; b3 – Pr RCP6.0; v3 – Pr RCP8.5

Согласно сценарию RCP2.6 до 2050 г., положительный тренд NDVI наблюдается в центральной и восточной части исследуемой территории (см. рис. 6a1). Максимально положительные тренды МК ($Z > 0,24$) характерны для юго-восточной части Кировской обл. и Республики Марий Эл. Такое распределение NDVI может быть обусловлено тем, что для обучения модели были использованы данные за период 2001–2020 гг., в течение которого на исследуемой территории наблюдались процессы активного зарастания земель сельскохозяй-

ственных угодий древесными породами. Возможно, этот фактор в сочетании с ростом LST по сценарию RCP2.6 (см. *рис. 6a2*) оказал влияние на прогнозируемый пространственный тренд лесного покрова до 2050 г.

По сценарию RCP2.6 в западной и южной части исследуемой территории, несмотря на высокую лесистость, наблюдается умеренный пространственный тренд МК NDVI с показателями Z в диапазоне от 0,08 до 0,24 (см. *рис. 6a1*). Этот тренд обусловлен отсутствием зарастания сельскохозяйственных земель и высокой фрагментированностью лесного покрова на территории Чувашской Республики, а также активным лесопользованием на юге Нижегородской обл. в период 2001–2020 гг. В сценарии RCP6.0 заметно увеличение площади лесного покрова на большей части исследуемой территории, за исключением юго-западной части (см. *рис. 6b1*). Сценарий RCP8.5 демонстрирует аналогичный тренд увеличения NDVI ($Z > 0,24$) (см. *рис. 6b1*), что может быть связано с ростом LST на этой территории (см. *рис. 6b2*).

В соответствии со сценарием RCP2.6 отмечается тенденция к росту тренда LST в течение ближайших 30 лет, особенно выраженному в восточной части Среднего Поволжья (см. *рис. 6a2*). В центральной и западной части региона этот тренд проявляется в виде умеренно положительных изменений LST. Для сценария RCP6.0 наблюдается пространственный тренд незначительного снижения LST по сравнению с другими сценариями (см. *рис. 6b2*). При рассмотрении сценария RCP8.5 наиболее высокие и средние положительные тренды LST прогнозируются для значительной части центральной и юго-восточной части территории (см. *рис. 6b2*). Минимальные значения тренда LST ($Z < 1,4$) отмечены в северо-западной части региона (см. *рис. 6b2*), что согласуется с минимальными значениями пространственного тренда NDVI в этой же области (см. *рис. 6b1*).

Анализ пространственно-временного тренда МК до 2050 г. свидетельствует о противоположных тенденциях в распределении осадков на территории исследования по сравнению с NDVI и LST. Начальные градации показателя Z для сценариев RCP2.6 и RCP6.0 свидетельствуют об отрицательной пространственной динамике осадков на исследуемой территории (см. *рис. 6a3* и *6b3*). Тем не менее по этим сценариям со временем в целом наблюдаются положительные тренды P_T за счёт западных и юго-западных территорий. Прогноз по сценарию RCP8.5 показывает отрицательные тренды P_T (см. *рис. 6b3*), что подтверждает вышеприведённые данные линейной зависимости о снижении количества осадков на территории исследования до 2050 г. (см. *рис. 5в*).

Средние и максимальные значения Z трендов P_T для сценария RCP2.6 наблюдаются в западной и южной части территории исследования (см. *рис. 6a3*). Средний тренд осадков для сценария RCP2.6 охватывает республики Марий Эл, Татарстана и частично Нижегородскую обл. В то же время Кировская обл. и центральная часть Нижегородской обл. демонстрируют отрицательные тренды. Для сценария RCP6.0 пространственное распределение трендов P_T имеет некоторые отличия (см. *рис. 6b3*). Максимальные значения этих трендов представлены в юго-западной части, в то время как средние значения наблюдаются в центральной и восточной части исследуемой территории. Кировская обл. и центральная часть Республики Марий Эл попадают в зону низких и отрицательных трендов.

В сценарии RCP8.5 наблюдается всеобщий отрицательный тренд в количестве осадков на изучаемой территории (см. *рис. 6b3*). Кировская обл. и север Республики Марий Эл попадают в зону повышенного риска засухи. В то же время тенденции к уменьшению осадков для Нижегородской обл., Республик Чувашия и Татарстан имеют менее выраженное распределение.

Заключение

В работе проведён прогнозный анализ и оценка воздействия средней температуры и осадков на динамику лесного покрова Среднего Поволжья до 2050 г. по спутниковым данным. С помощью многофакторного регрессионного анализа получена прогнозная линейная модель

связи NDVI, LST и P_г. Кроме того, были выявлены и проанализированы пространственно-временные тренды значений параметров NDVI, LST и P_г до 2050 г. с использованием непараметрического теста Манна – Кендалла для трёх сценариев RCP IPCC.

В целом для исследуемой территории Среднего Поволжья характерны следующие тенденции: 1) прогнозируется рост NDVI лесного покрова при увеличении LST по сценариям RCP2.6, RCP6.0 и RCP8.5; 2) во всех трёх случаях наблюдается снижения P_г в центральной и восточной части региона, особенно заметное в сценарии RCP8.5. При всестороннем анализе следует учитывать совпадение прогнозных тенденций по нескольким климатическим сценариям, что повышает точность оценки.

Результаты исследования до 2050 г., основанные на анализе исторических климатических данных за 2000–2020 гг. с использованием глубокого обучения модели временной свёрточной сети TCN, были подтверждены фактическими данными о LST и P_г за 2021–2023 гг. на лесной территории региона. Полученные тренды указывают на сокращение временного интервала между засушливыми сезонами с 10 до 4–6 лет, что представляет значительные риски для лесных насаждений исследуемого региона. Анализ данных показывает, что, согласно прогнозам, наиболее уязвимыми к засухе и, как следствие, лесным пожарам являются лесные насаждения в центральной и южной части Кировской обл., а также в центральной и северной части Республики Марий Эл. Для предотвращения последствий и адаптации к меняющимся климатическим условиям необходимо учитывать эти факторы при формировании лесной политики, проведении противопожарных и других лесохозяйственных мероприятий в республиках и областях Среднего Поволжья на долгосрочный период.

Результаты прогнозных исследований по NDVI и ключевым климатическим параметрам не включают в себя другие значимые аспекты окружающей среды и антропогенного воздействия: условия местообитания, типы леса, состав древостоя, скорость ветра, транспортная инфраструктура, расположение населённых пунктов и прочее. Для уточнения прогнозов влияния будущих климатических изменений на лесные экосистемы требуются дополнительные исследования с учётом указанных факторов.

Исследование выполнено за счёт гранта Российского научного фонда № 22-16-00094 (<https://rscf.ru/project/22-16-00094/>).

Литература

1. *Алексеев А. С., Черниковский Д. М.* Анализ связей структуры и продуктивности лесов с морфометрическими характеристиками рельефа на примере ландшафтов Ленинградской области // *Лесоведение*. 2020. № 2. С. 99–114. DOI: 10.31857/S0024114820020035.
2. *Барталев С. А., Стыценко Ф. В., Хвостиков С. А., Лупян Е. А.* Методология мониторинга и прогнозирования пирогенной гибели лесов на основе данных спутниковых наблюдений // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2017. Т. 14. № 6. С. 176–193. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-6-176-193.
3. *Воробьев О. Н., Курбанов Э. А., Полевицкова Ю. А., Лежнин С. А.* Пространственно-временной анализ динамики лесного покрова в Среднем Поволжье по спутниковым данным / под общ. ред. проф. Э. А. Курбанова. Йошкар-Ола: Поволжский гос. технол. ун-т, 2019. 200 с.
4. *Воробьев О. Н., Курбанов Э. А., Ша Д. и др.* Анализ трендов временных рядов вегетационных индексов по данным MODIS для оценки влияния засух на лесные насаждения Среднего Поволжья с 2000 по 2020 год // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2022. Т. 19. № 4. С. 181–194. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-4-181-194.
5. *Губаев А. В., Лежнин С. А., Воробьев О. Н., Курбанов Э. А., Дергунов Д. М., Тарасова Л. В.* Модуль QGIS Forecast_CSFM&RS для прогнозирования сезонных параметров. Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2023684190. Рег. 14.11.2023.
6. *Елсаков В. В.* Спутниковая съемка в оценке продуктивности экосистем Европейского Севера // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2012. Т. 9. № 1. С. 71–79.
7. *Елсаков В. В., Шанов В. М.* Современные изменения растительного покрова пастбищ северного оленя Тиманской тундры по результатам анализа данных спутниковой съёмки // *Современные*

- проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 2. С. 128–142. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-128-142.
8. *Ершов Д. В., Бурцева В. С., Гаврилюк Е. А. и др.* Диагностика современного сукцессионного состояния лесных экосистем Печоро-Ильчского заповедника по спутниковым тематическим продуктам // *Лесоведение*. 2017. № 5. С. 3–15. DOI: 10.7868/S0024114817050011.
 9. *Зуев В. В., Короткова Е. М., Павлинский А. В.* Климатически обусловленные изменения растительного покрова тайги и тундры Западной Сибири в 1982–2015 гг. по данным спутниковых наблюдений // *Исслед. Земли из космоса*. 2019. № 6. С. 66–76. DOI: 10.31857/S0205-96142019666-76.
 10. *Им С. Т., Харук В. И., Ли В. Г.* Миграция северной границы вечнозелёных хвойных древостоев в Сибири в XXI столетии // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2020. Т. 17. № 1. С. 176–187. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-176-187.
 11. *Коломыц Э. Г., Шарая Л. С.* Вегетационный индекс NDVI как индикатор фотосинтетического потенциала бореальных лесов Волжского бассейна // *Лесоведение*. 2020. № 4. С. 301–313. DOI: 10.31857/S0024114820040075.
 12. *Курбанов Э. А., Воробьёв О. Н.* Ретроспективный анализ потери растительного покрова в республиках Марий Эл и Чувашия после затопления Чебоксарского водохранилища по данным Landsat/MSS // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2021. Т. 18. № 1. С. 127–137. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-127-137.
 13. *Лежнин С. А., Губаев В. А., Воробьёв О. Н. и др.* Прогноз состояния лесных экосистем Среднего Поволжья с использованием самообучающихся моделей // *Лесные экосистемы в условиях изменения климата: биолог. продуктивность и дистанц. мониторинг*. 2022. № 8. С. 106–118. DOI: 10.25686/10.25686.2022.48.81.010.
 14. *Мамедалиева В. М.* Изменение лесных массивов северо-восточного региона Азербайджана по космическим снимкам // *Лесной журн*. 2022. № 1. С. 88–97. DOI: 10.37482/0536-1036-2022-1-88-97.
 15. *Миклашевич Т. С., Барталев С. А., Плотников Д. Е.* Интерполяционный алгоритм восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений растительного покрова // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2019. Т. 16. № 6. С. 143–154. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154.
 16. *Терехин Э. А.* Пространственный анализ особенностей формирования древесной растительности на залежах лесостепи Центрального Черноземья с использованием их спектральных признаков // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2020. Т. 17. № 5. С. 142–156. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-142-156.
 17. *Терехин Э. А.* Оценка влияния типов нарушенности хвойных лесов лесостепи на спектрально-отражательные характеристики // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2023. Т. 20. № 3. С. 164–175. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-164-175.
 18. *Терехов А. Г., Витковская И. С., Абаев Н. Н., Долгих С. А.* Многолетние тренды в состоянии растительности хребтов Тянь-Шаня и Джунгарского Алатау по данным eMODIS NDVI C6 (2002–2019) // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2019. Т. 16. № 6. С. 133–142. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-133-142.
 19. *Chen Z., Liu H., Xu C. et al.* Modeling vegetation greenness and its climate sensitivity with deep-learning technology // *Ecology and Evolution*. 2021. V. 11(12). P. 7335–7345. DOI: 10.1002/ece3.7564.
 20. *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change/ Eds. T.F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner et al., Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2013, 1535 p.*
 21. *Collins W.J., Bellouin N., Doutriaux-Boucher M. et al.* Development and evaluation of an Earth-System model — HadGEM2 // *Geoscientific Model Development*. 2011. V. 4(4). P. 1051–1075. DOI: 10.5194/gmd-4-1051-2011.
 22. *Cong X., Du S., Li F., Ding Y.* Study of mesoscale NDVI prediction models in arid and semiarid regions of China under changing environments // *Ecological Indicators*. 2021. No. 131. Article 108198. P. 1–18. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108198.
 23. *Decuyper M., Chávez R. O., Lohbeck M. et al.* Continuous monitoring of forest change dynamics with satellite time series // *Remote Sensing of Environment*. 2022. V. 269. Article 112829. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112829.
 24. *Fernández-Manso A., Quintano C., Fernández-Manso O.* Forecast of NDVI in coniferous areas using temporal ARIMA analysis and climatic data at a regional scale // *Intern. J. Remote Sensing*. 2011. V. 32(6). P. 1595–1617. DOI: 10.1080/01431160903586765.
 25. *Frazier R.J., Coops N.C., Wulder M.A. et al.* Analyzing spatial and temporal variability in short-term rates of post-fire vegetation return from Landsat time series // *Remote Sensing of Environment*. 2018. V. 205. P. 32–45. DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.007.
 26. *Frieler K., Lange S., Piontek F. et al.* Assessing the impacts of 1.5 °C global warming — simulation protocol of the Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project (ISIMIP2b) // *Geoscientific Model Development*. 2017. V. 10(12). P. 4321–4345. DOI: 10.5194/gmd-10-4321-2017.

27. *Herzen J., Lässig F., Piazzetta S. G. et al.* Darts: user-friendly modern machine learning for time series // *J. Machine Learning Research*. 2022. No. 23. P. 1–6 DOI: 10.48550/arXiv.2110.03224.
28. *Kendall M. G.* Rank correlation methods. Oxford: Charles Griffin, 955. 196 p.
29. *Lai S., El-Adawy A., Sha J. et al.* Towards an integrated systematic approach for ecological maintenance: Case studies from China and Russia // *Ecological Indicators*. 2022. V. 140. Article 108982. DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108982.
30. *Lan H., Stewart K., Sha Z. et al.* Data gap filling using cloud-based distributed Markov chain cellular automata framework for land use and land cover change analysis: inner Mongolia as a case study // *Remote Sensing*. 2022. V. 14(3). Article 445. DOI: 10.3390/rs14030445.
31. *LeCun Y., Bengio Y., Hinton G.* Deep learning // *Nature*. 2015. V. 521(7553). P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.
32. *Mann H. B.* Nonparametric tests against trend // *Econometrica*. 1945. V. 13. P. 245–259. DOI: 10.2307/1907187.
33. *Na R., Na L., Du H. et al.* Vegetation greenness variations and response to climate change in the arid and semi-arid transition zone of the Mongolian plateau during 1982–2015 // *Remote Sensing*. 2021. V. 13(20). Article 4066. DOI: 10.3390/rs13204066.
34. *Pahlavani P., Askarian O. H., Bigdeli B.* A multiple land use change model based on artificial neural network, Markov chain, and multi objective land allocation // *Earth Observation and Geomatics Engineering*. 2017. V. 1(2). P. 82–99. DOI: 10.22059/eoge.2017.220342.1006.
35. *Reddy D. S., Prasad P.* Prediction of vegetation dynamics using NDVI time series data and LSTM // *Modeling Earth Systems and Environment*. 2018. V. 4(5). P. 409–419. DOI: 10.1007/s40808-018-0431-3.
36. *Talukdar S., Singha P., Mahato S. et al.* Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations — a review // *Remote Sensing*. 2020. V. 12(7). Article 1135. DOI: 10.3390/rs12071135.
37. *Tang Z., Xia X., Huang Y. et al.* Estimation of national forest aboveground biomass from multi-source remotely sensed dataset with machine learning algorithms in China // *Remote Sensing*. 2022. V. 14(21). Article 5487. DOI: 10.3390/rs14215487.
38. *Tian M., Wang P., Khan J.* Drought forecasting with vegetation temperature condition index using ARIMA models in the Guanzhong plain // *Remote Sensing*. 2016. V. 8. Iss. 9. Article 690. DOI: 10.3390/rs8090690.
39. *Tian L., Tao Y., Fu W. et al.* Dynamic simulation of land use/cover change and assessment of forest ecosystem carbon storage under climate change scenarios in Guangdong Province, China // *Remote Sensing*. 2022. No. 14(10). Article 2330. DOI: 10.3390/rs14102330.
40. *Touhami I., Moutahir H., Assoul D. et al.* Multi-year monitoring land surface phenology in relation to climatic variables using MODIS-NDVI time-series in Mediterranean forest, Northeast Tunisia // *Acta Oecologica*. 2022. V. 114. Article 103804. DOI: 10.1016/j.actao.2021.103804.
41. *van Duynhoven A., Dragicevic S.* Assessing the impact of neighborhood size on temporal convolutional networks for modeling land cover change // *Remote Sensing*. 2022. V. 14(19). Article 4957. DOI: 10.3390/rs14194957.
42. *Yli-Heikkilä M., Wittke S., Luotamo M. et al.* Scalable crop yield prediction with Sentinel-2 time series and temporal convolutional network // *Remote Sensing*. 2022. V. 14(17). Article 4193. DOI: 10.3390/rs14174193.
43. *Yuan J., Bian Z., Yan Q. et al.* An approach to the temporal and spatial characteristics of vegetation in the growing season in Western China // *Remote Sensing*. 2020. V. 12(6). Article 945. DOI: 10.3390/rs12060945.
44. *Zhang C., Sargent I., Pan X. et al.* Joint deep learning for land cover and land use classification // *Remote Sensing of Environment*. 2019. V. 221. P. 173–187. DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.014.
45. *Zhou Z., Ding Y., Shi H. et al.* Analysis and prediction of vegetation dynamic changes in China: Past, present and future // *Ecological Indicators*. 2020. V. 117. Article 106642. P. 1–11. DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106642.

Predictive analysis of forest cover in the Middle Volga Region based on time series and climate scenarios

O. N. Vorobyov¹, S. A. Lezhnin¹, E. A. Kurbanov¹, A. B. Yahyayev²,
D. M. Dergunov¹, L. V. Tarasova¹, A. V. Yastrebova¹

¹ Volga State University of Technology, Yoshkar-Ola 424000, Russian Federation

² Western Caspian University, Baku AZ1001, Azerbaijan
E-mail: kurbanovea@volgatech.net

In this study, a comprehensive predictive analysis of Middle Volga Region's forest cover was conducted from 2021 to 2050, utilizing data from the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), average monthly Land Surface Temperature (LST), and Precipitation (Pr). A temporal convolutional network model was employed for data predicting. A multiple linear regression model was subsequently developed to examine the relationship between NDVI, LST, and Pr within the study area. The model was then used to simulate the dynamics of NDVI in response to three climate change scenarios from the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), which are based on representative concentration pathways (RCPs) for greenhouse gases. To assess the spatial-temporal trends of the indicators within QGIS (Quantum Geographic Information System), the non-parametric Mann-Kendall correlation test was applied. The NDVI analysis, covering all three IPCC scenarios, revealed a generally increasing trend in forest cover within the Middle Volga Region by 2050, with the RCP8.5 (high emissions) scenario demonstrating the most pronounced growth. The central and eastern areas of the study region displayed the highest NDVI spatial trends. LST trends indicated an upward trajectory by mid-21st century across all scenarios, while precipitation trends, particularly under the RCP8.5, showed a noticeable decrease. The observed trends indicate a reduction in the time interval between drought seasons from 10 to 4–6 years, which poses significant risks for the forest plantations in the Middle Volga. The models and trends obtained provide valuable insights for long-term sustainable forest management planning in the Middle Volga Region.

Keywords: forest ecosystems, predictive analyses, IPCC, RCP, MODIS, NDVI, LST, Pr

The study was supported by the grant of Russian Science Foundation No. 22-16-00094 (<https://rscf.ru/project/22-16-00094/>).

Accepted: 20.06.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-4-115-130

References

1. Alekseev A. S., Chernikhovskii D. M., Analysis of relations between the landscape morphometric characteristics and forest productivity (using the example of Leningrad oblast), *Contemporary Problems of Ecology*, 2020, Vol. 13, No. 7, pp. 730–741, DOI: 10.1134/S1995425520070021.
2. Bartalev S. A., Stytsenko F. V., Khvostikov S. A., Loupian E. A., Methodology of post-fire tree mortality monitoring and prediction using remote sensing data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 6, pp. 176–193 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-6-176-193.
3. Vorobyov O. N., Kurbanov E. A., Polevshchikova Yu. A., Lezhnin S. A., *Spatio-temporal analysis of forest cover dynamics in Middle Volga region on the base of satellite data*, Yoshkar-Ola: Volga State University of Technology, 2019, 200 p. (in Russian).
4. Vorobyov O. N., Kurbanov E. A., Sha J. et al., Trend analysis of MODIS time series vegetation indices to assess the impact of droughts on forest stands in the Middle Volga from 2000 to 2020, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 19, No. 4, pp. 181–194 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-4-181-194.
5. Gubayev A. V., Lezhnin S. A., Vorobyov O. N., Kurbanov E. A., Dergunov D. M., Tarasova L. V., *QGIS Forecast_CSF&RS for predicting seasonal parameters*, Certificate of state registration of software No. 2023684190 (RU), Reg. 14.11.2023 (in Russian).
6. Elsakov V. V., The remote sensing data in European North productivity estimation, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2012, Vol. 9, No. 1, pp. 71–79 (in Russian).

7. Elsakov V.V., Shchanov V.M., Current changes in vegetation cover of Timan tundra reindeer pastures from analysis of satellite data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 2, pp. 128–142 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-128-142.
8. Ershov D.V., Burtseva V.S., Gavriluk E.A. et al., Recognizing the recent succession stage of forest ecosystems in Pechora-Ilych Nature Reserve with thematic satellite products, *Lesovedenie*, 2017, No. 5, pp. 3–15 (in Russian), DOI: 10.7868/S0024114817050011.
9. Zuev V.V., Korotkova E.M., Pavlinsky A.V., Climate-related changes in the vegetation cover of the taiga and tundra of Western Siberia in 1982–2015 according to satellite observations, *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2019, No. 6, pp. 66–76 (in Russian), DOI: 10.31857/S0205-96142019666-76.
10. Im S.T., Kharuk V.I., Lee V.G., Migration of the northern evergreen needleleaf timberline in Siberia in the 21st century, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 1, pp. 176–187 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-176-187.
11. Kolomyts E.G., Sharaya L.S., NDVI vegetation index as a photosynthetic potential indicator in boreal forests of the Volga basin, *Lesovedenie*, 2020, No. 4, pp. 301–313 (in Russian), DOI: 10.31857/S0024114820040075.
12. Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., Retrospective analysis of vegetation cover loss in Republics of Mari El and Chuvashia after flooding of Cheboksarskaya dam from Landsat/MSS data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 1, pp. 127–137 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-127-137.
13. Lezhnin S.A., Gubaev A.V., Vorobev O.N. et al., Forecasting the state of forest ecosystems in the Middle Volga region using self-learning models, *Forest ecosystems under climate change: biological productivity and remote monitoring*, 2022, No. 8, pp. 106–118 (in Russian), DOI: 10.25686/10.25686.2022.48.81.010.
14. Mamedaliyeva V.M., Changes in forested areas of the north-eastern region of Azerbaijan revealed by satellite images, *Lesnoi zhurnal*, 2020, No. 1, pp. 88–97 (in Russian), DOI: 10.37482/0536-1036-2022-1-88-97.
15. Miklashevich T.S., Bartalev S.A., Plotnikov D.E., Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 6, pp. 143–154 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154.
16. Terekhin E.A., Spatial analysis of tree vegetation of abandoned arable lands using their spectral response in forest-steppe zone of Central Chernozem Region, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 5, pp. 142–156 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-142-156.
17. Terekhin E.A., Estimation of forest disturbance in the forest-steppe zone at the beginning of the XXI century using satellite data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 3, pp. 164–175 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-134-146.
18. Terekhov A.G., Vitkovskaya I.S., Abayev N.N., Dolgikh S.A., Long term trends in vegetation in Tien-Shan and Dzungarian Alatau from eMODIS NDVI C6 data (2002–2019), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 6, pp. 133–142 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-133-142.
19. Chen Z., Liu H., Xu C. et al., Modeling vegetation greenness and its climate sensitivity with deep-learning technology, *Ecology and Evolution*, 2021, Vol. 11(12), pp. 7335–7345, DOI: 10.1002/ece3.7564.
20. *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, T. F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner et al. (eds.), Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2013, 1535 p.
21. Collins W.J., Bellouin N., Doutriaux-Boucher M. et al., Development and evaluation of an Earth-System model — HadGEM2, *Geoscientific Model Development*, 2011, Vol. 4(4), pp. 1051–1075, DOI: 10.5194/gmd-4-1051-2011.
22. Cong X., Du S., Li F., Ding Y., Study of mesoscale NDVI prediction models in arid and semiarid regions of China under changing environments, *Ecological Indicators*, 2021, No. 131, Article 108198, pp. 1–18, DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108198.
23. Decuyper M., Chávez R.O., Lohbeck M. et al., Continuous monitoring of forest change dynamics with satellite time series, *Remote Sensing of Environment*, 2022, Vol. 269, Article 112829, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112829.
24. Fernández-Manso A., Quintano C., Fernández-Manso O., Forecast of NDVI in coniferous areas using temporal ARIMA analysis and climatic data at a regional scale, *Intern. J. Remote Sensing*, 2011, Vol. 32(6), pp. 1595–1617, DOI: 10.1080/01431160903586765.
25. Frazier R.J., Coops N.C., Wulder M.A. et al., Analyzing spatial and temporal variability in short-term rates of post-fire vegetation return from Landsat time series, *Remote Sensing of Environment*, 2018, Vol. 205, pp. 32–45, DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.007.
26. Frieler K., Lange S., Piontek F. et al., Assessing the impacts of 1.5 °C global warming — simulation protocol of the Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project (ISIMIP2b), *Geoscientific Model Development*, 2017, Vol. 10(12), pp. 4321–4345, DOI: 10.5194/gmd-10-4321-2017.
27. Herzen J., Lässig F., Piazzetta S.G. et al., Darts: user-friendly modern machine learning for time series, *J. Machine Learning Research*, 2022, No. 23, pp. 1–6, DOI: 10.48550/arXiv.2110.03224.

28. Kendall M. G., *Rank correlation methods*, Oxford: Charles Griffin, 1955. 196 p.
29. Lai S., El-Adawy A., Sha J. et al., Towards an integrated systematic approach for ecological maintenance: Case studies from China and Russia, *Ecological Indicators*, 2022, Vol. 140, Article 108982, DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108982.
30. Lan H., Stewart K., Sha Z. et al., Data gap filling using cloud-based distributed Markov chain cellular automata framework for land use and land cover change analysis, Inner Mongolia as a case study, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14(3), Article 445, DOI: 10.3390/rs14030445.
31. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G., Deep learning, *Nature*, 2015, Vol. 521(7553), pp. 436–444, DOI: 10.1038/nature14539.
32. Mann H. B., Nonparametric tests against trend, *Econometrica*, 1945, Vol. 13, pp. 245–259, DOI: 10.2307/1907187.
33. Na R., Na L., Du H. et al., Vegetation greenness variations and response to climate change in the arid and semi-arid transition zone of the Mongolian plateau during 1982–2015, *Remote Sensing*, 2021, Vol. 13(20), Article 4066. DOI:10.3390/rs13204066.
34. Pahlavani P., Askarian O. H., Bigdeli B., A multiple land use change model based on artificial neural network, Markov chain, and multi objective land allocation, *Earth Observation and Geomatics Engineering*, 2017, Vol. 1(2), pp. 82–99, DOI: 10.22059/eoge.2017.220342.1006.
35. Reddy D. S., Prasad P., Prediction of vegetation dynamics using NDVI time series data and LSTM, *Modeling Earth Systems and Environment*, 2018, Vol. 4(5), pp. 409–419, DOI: 10.1007/s40808-018-0431-3.
36. Talukdar S., Singha P., Mahato S. et al., Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations — a review, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12(7), Article 1135, DOI: 10.3390/rs12071135.
37. Tang Z., Xia X., Huang Y. et al., Estimation of national forest aboveground biomass from multi-source remotely sensed dataset with machine learning algorithms in China, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14(21), Article 5487, DOI: 10.3390/rs14215487.
38. Tian M., Wang P., Khan J., Drought forecasting with vegetation temperature condition index using ARIMA models in the Guanzhong plain, *Remote Sensing*, 2016, Vol. 8, Issue 9, Article 690, DOI: 10.3390/rs8090690.
39. Tian L., Tao Y., Fu W. et al., Dynamic simulation of land use/cover change and assessment of forest ecosystem carbon storage under climate change scenarios in Guangdong Province, China, *Remote Sensing*, 2022, No. 14(10), Article 2330, DOI: 10.3390/rs14102330.
40. Touhami I., Moutahir H., Assoul D. et al., Multi-year monitoring land surface phenology in relation to climatic variables using MODIS-NDVI time-series in Mediterranean forest, Northeast Tunisia, *Acta Oecologica*, 2022, Vol. 114, Article 103804, DOI: 10.1016/j.actao.2021.103804.
41. van Duynhoven A., Dragicevic S., Assessing the impact of neighborhood size on temporal convolutional networks for modeling land cover change, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14(19), Article 4957, DOI:10.3390/rs14194957.
42. Yli-Heikkilä M., Wittke S., Luotamo M. et al., Scalable crop yield prediction with Sentinel-2 time series and temporal convolutional network, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14(17), Article 4193, DOI: 10.3390/rs14174193.
43. Yuan J., Bian Z., Yan Q. et al., An approach to the temporal and spatial characteristics of vegetation in the growing season in Western China, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12(6), Article 945, DOI: 10.3390/rs12060945.
44. Zhang C., Sargent I., Pan X. et al., Joint deep learning for land cover and land use classification, *Remote Sensing of Environment*, 2019, Vol. 221, pp. 173–187, DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.014.
45. Zhou Z., Ding Y., Shi H. et al., Analysis and prediction of vegetation dynamic changes in China: Past, present and future, *Ecological Indicators*, 2020, Vol. 117, Article 106642, pp. 1–11, DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106642.