Мониторинг и прогноз динамики наземного покрова Среднего Поволжья по спутниковым данным в QGIS MOLUSCE

О. Н. Воробьёв¹, Э. А. Курбанов¹, Д. Ша², С. А. Лежнин¹, Д. Ван³, Д. М. Дергунов¹

¹ Поволжский государственный технологический университет Йошкар-Ола, 424000, Россия E-mail: kurbanovea@volgatech.net
² Фуцззяньский педагогический университет, Фучжоу, 350007, Китай

E-mail: jmsha@fjnu.edu.cn ³ Юньнаньский педагогический университет, Куньмин, 650500, Китай

E-mail: jlwang@ynnu.edu.cn

Оперативный дистанционный мониторинг и моделирование потенциальных изменений наземного покрова — важные мероприятия при принятии решений по устойчивому управлению территориями. В работе проведён прогнозный анализ пространственно-временной динамики семи классов наземного (растительного) покрова Среднего Поволжья до 2041 г. по данным спутниковых изображений Landsat за 2001 и 2021 гг. и тематическим картам местности. Моделирование динамики классов проводилось методом клеточных автоматов и искусственной нейронной сети CA-ANN (англ. Cellular Automata — Artificial Neural Network) в плагине MOLUSCE (англ. Modules for Land-Use Change Simulation — модули для моделирования изменений в землепользовании) программы QGIS (англ. Quantum GIS) при условии существующих за прошедшие 20 лет тенденций в земле- и лесопользовании, а также природных нарушений в исследуемом регионе. Проведён анализ интенсивности и вероятности пространственно-временных переходов между исследуемыми классами наземного покрова за моделируемый период времени. В результате создан набор картографических материалов в программном обеспечении ArcGIS Рго и матриц вероятности перехода и интенсивности изменений в наземном покрове Среднего Поволжья. Проведённый прогнозный пространственно-временной анализ позволил определить будущие тренды динамики наземного покрова до 2041 г. Результаты показывают, что большинство исследуемых классов наземного покрова за период 2021–2041 гг. будут подвержены изменениям по площади. В первую очередь это затронет субъекты Среднего Поволжья, имеющие высокую лесистость на своей территории, такие как Кировская и Нижегородская области, а также Республика Марий Эл. Прогнозный анализ свидетельствует о том, что площадь лесного покрова на исследуемой территории в 2041 г. может увеличиться по сравнению с 2001 г. на 23,8 %. Максимум по интенсивности изменений до 2041 г. демонстрирует класс «молодняки», динамика ежегодного прироста которого по площади может составить 1,6 % в год. Часть хвойных насаждений площадью 0,31 млн га может перейти в смешанные, а 0,357 млн га — в лиственные насаждения. Полученные результаты могут быть использованы для дальнейшего прогнозного мониторинга наземного покрова по спутниковым изображениям с учётом дополнительных факторов по меняющемуся климату и социально-экономической деятельности на региональном и локальном уровнях.

Ключевые слова: LUCC, CA-ANN, Среднее Поволжье, лесной покров, Landsat, MOLUSCE

Одобрена к печати: 26.09.2023 DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-5-176-193

Введение

Лесные экосистемы Российской Федерации имеют большое значение для народного хозяйства в качестве источника древесины, а также в обеспечении средообразующей, водоохранной, защитной, санитарно-гигиенической и оздоровительной функций в жизни человека (https://leskod.ru/). Они вносят огромный вклад в сохранение биоразнообразия, регулирование углеродного цикла, непосредственно с ними связано существование флоры и фауны. Лесные экосистемы стабилизируют почву и климат, очищают атмосферу, регулируют водосток, дают тень и укрытие, создают ареал обитания для опылителей и естественных врагов сельскохозяйственных вредителей (https://www.fao.org/publications/sofo/2022/en/). В связи с этим информация о состоянии, динамике и пространственно-временном распределении лесных экосистем Российской Федерации широко востребована для решения задач организации лесного хозяйства, в лесоустройстве, при оценке лесных пожаров и мониторинге запасов углерода (Воробьёв и др., 2022; Жарко и др., 2018; Сочилова и др., 2018; Терехин, 2020; Kurbanov et al., 2022).

Понимание процессов природного и антропогенного воздействия на лесо- и землепользование и возможности дистанционного мониторинга за изменениями во времени и пространстве позволяют обоснованно принимать решения по снижению последствий влияния изменения климата на планету и человека, а также на более современном уровне реализовывать концепцию устойчивого развития (Барталев и др., 2015; Kurbanov et al., 2020; Lai et al., 2022). Для решения этой задачи важно понимать тенденции динамики лесов, включая как нарушения и обезлесение, так и процессы лесовосстановления и вторичной сукцессии (Воробьёв, Курбанов, 2017; Ершов и др., 2017; Жирин и др., 2013; Федорчук и др., 2014).

Использование больших наборов спутниковых данных, находящихся в открытом доступе, позволило многим исследователям добиться значительного прогресса в обнаружении изменений в землепользовании и растительном покрове (анел. Land Use Land Cover Change – LUCC) (Елсаков, Щанов, 2019; Терехин, Чендев, 2018; Терехов и др., 2019; Decuyper et al., 2022; Talukdar et al., 2020; Wulder et al., 2018). Широкое применение получило комбинирование изображений спутниковых систем с разным пространственным разрешением (Али и др., 2020; Данилова и др., 2017; Zhang et al., 2021а). Использование серии разновременных спутниковых данных позволяет в ретроспективном анализе оценивать краткосрочные и долгосрочные закономерности LUCC на больших территориях (Зуев и др., 2019; Курбанов, Воробьёв, 2021; Миклашевич и др., 2019; Терехов и др., 2019). Полученные при этом закономерности и исторические тренды могут быть полезны для прогнозного моделирования и экстраполирования процессов LUCC при различных имитационных сценариях (рост населения, лесные пожары, изменение климата и т.п.) на длительные периоды времени, что позволит принимать обоснованные и рациональные решения для устойчивого развития территорий (Барталев и др., 2017; Коровин и др., 2011; Cong et al., 2021; Moss et al., 2010; Zhang et al., 2021b).

В современной научной литературе предлагается множество методов моделирования LUCC по массивам данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), имеющих разные методологические подходы, а также свои преимущества и недостатки (Mas et al., 2014). В этом плане имитационные модели представляются эффективными и воспроизводимыми методами для оценки прошлых, настоящих и будущих сценариев динамики LUCC. Наиболее используемые из них — стохастические модели цепи Маркова и клеточных автоматов СА (англ. cellular automata), описывающие нелинейную пространственную динамику LUCC (Ковязин и др., 2020; Akbar et al., 2019; Kumar et al., 2013; Yang et al., 2012). В последние годы при оценке и моделировании LUCC большой популярностью пользуются алгоритмы искусственной нейронной сети (англ. Artificial Neural Network — ANN), поскольку они адекватно отражают нелинейные пространственно-вероятные процессы в землепользовании (Pahlavani et al., 2017; Rahman et al., 2017; Zhang et al., 2021). Вышеприведённые модели для оценки LUCC успешно интегрированы в различные программные продукты, одним из которых является расширение/плагин (англ. plug-in) MOLUSCE (англ. Modules for Land-Use Change Simulation — модули для моделирования изменений в землепользовании), интегрированное в геоинформационную систему QGIS (англ. Quantum GIS) (https://plugins.qgis.org/plugins/molusce). Это расширение широко используется исследователями для анализа и моделирования текущего и прогнозируемого LUCC (Abbas et al., 2021; Guidigan et al., 2019; Yatoo et al., 2022).

Цель исследования — мониторинг и прогнозный анализ пространственно-временной динамики наземного покрова Среднего Поволжья за 2001—2041 гг. по спутниковым данным Landsat, а также физико-географическим и инфраструктурным картам исследуемой территории. Для достижения этой цели были решены следующие задачи:

- В плагине MOLUSCE программы QGIS разработан пространственно-временной сценарий LUCC с использованием метода CA-ANN (*англ.* Cellular Automata — Artificial Neural Network) для прогноза трендов изменений классов наземного покрова.
- Разработан прогноз динамики наземного покрова с временным шагом в 20 лет до 2041 г. с учётом вклада каждого исследуемого фактора в интегральные карты изменений при использовании существующих за прошедшие 2001–2021 гг. тенденций в LUCC.
- Проанализирована интенсивность и вероятность перехода между классами наземного покрова в прогнозируемый период времени.
- Создана комплексная система цифровых картографических материалов в ArcGIS Pro на территорию исследования, отражающая прогнозную динамику наземного покрова и вклад каждого фактора в интегральные карты изменений для 2041 г.

Объекты исследований

Объектом исследования стал наземный (растительный) покров на территории Среднего Поволжья России, расположенный в границах мозаики безоблачных снимков Landsat-8 за 2020 г. (earthexplorer.usgs.gov) (*puc. 1*). Исследования проводились на территории республик Марий Эл, Татарстан, Чувашия, а также Кировской и Нижегородской областей.



Рис. 1. Регион исследования Среднего Поволжья на мозаике безоблачных изображений Landsat-8 2020 г. (контур зелёного цвета)

Методика исследования

Для прогнозного моделирования LUCC были использованы ранее разработанные тематические карты Среднего Поволжья за 2001 и 2021 гг. на 14 классов наземного (лесного) покрова, полученные с применением метода пошаговой неуправляемой и управляемой классификации (Курбанов и др., 2015). Спутниковые данные были сформированы в виде мозаики растровых изображений Landsat-5, -7 за 2001 г. и Landsat-8 за 2018 и 2021 гг., полученных с сайта геологической службы США (USGS — *англ*. United States Geological Survey) (https://www. usgs.gov). Все подобранные мозаики изображений в виде тематических карт были получены на основе трансформации в формат BGW (brightness — *англ*. яркость, greenness — *англ*. зелень, wetness — англ. влажность) по методике «Колпачок с кисточкой» (англ. Tasseled Cap), которая способствует преобразованию спектральной информации спутниковых данных в спектральные индексы (Healey et al., 2005). Это позволило снизить влияние атмосферы и помех на изображения и провести качественную классификацию спутниковых данных (Курбанов, Воробьёв, 2020). После проведения процедуры переклассификации в ArcGIS Pro 14 тематических классов были объединены в семь доминирующих классов наземного (растительного) покрова (*табл. 1, рис. 2*).

Класс	Описание класса
1. «Хвойные»	Спелые и средневозрастные древостои с преобладанием хвойных пород: сосны обыкновенной (<i>Pinus sylvestris</i>) и ели обыкновенной (<i>Picea abies</i>)
2. «Лиственные»	Спелые и средневозрастные древостои с преобладанием лиственных пород: берёзы повислой (<i>Betula pendula</i>), липы мелколистной (<i>Tilia cordata</i>), осины обыкновенной (<i>Populus tremula</i>)
3. «Смешанные»	Спелые и средневозрастные смешанные древостои, состоящие из двух и более по- род: берёзы, осины, сосны, дуба черешчатого (<i>Quercus robur</i>), ольхи серой и чёрной (<i>Alnus incana, Alnus glutinosa</i>)
4. «Молодняки»	Молодняки хвойных и лиственных пород, включая кустарниковую растительность
5. «Трава»	Травянистый покров, представленный многолетними травами на лугах и расти- тельностью на землях сельскохозяйственного назначения
6. «Открытые»	Не покрытые растительностью (населённые пункты, песчаные карьеры, пляжи, вырубка, прогалины, пустыри)
7. «Вода»	Водные объекты (реки, болота, озёра)

Таблица 1. Тематические классы наземного (растительного) покрова LUCC



Рис. 2. Разновременные тематические карты наземного покрова Среднего Поволжья

Для получения прогнозных моделей динамики изменений наземного покрова Среднего Поволжья был использован плагин MOLUSCE в программе QGIS Desktop V. 2.18.16 с открытым исходным кодом. С помощью плагина разрабатывается матрица вероятности перехода с использованием подхода CA-MC (*англ.* Monte Carlo cellular automata) и выполняется моделирование LUCC на основе известных алгоритмов, таких как: искусственные нейронные сети ANN, логистическая регрессия LR (*англ.* logistic regression), многокритериальная оценка MCE (*англ.* multi-criteria evaluation) и вес доказательств WoE (*англ.* weights of evidence).

Модель CA-ANN, основанная на восходящем алгоритме (*англ.* bottom-up), анализирует как статические, так и динамические аспекты LUCC и обеспечивает более высокую точность прогнозирования изменений в наземном покрове (Losiri et al., 2016; Muhammad et al., 2022; Rahman et al., 2017). Программа MOLUSCE предлагает простой в использовании интерфейс со специальными модулями и функциями. Работа в плагине состоит из нескольких шагов, начиная с модуля ввода, далее идёт анализ изменения площади, выбор методов моделирования, построение имитационной модели и проверка её качества (валидация).

Клеточные автоматы СА представляют собой дискретную динамическую систему, состоящую из решётки ячеек (клеток) пространства, каждая из которых в определённый момент времени может принимать одно из конечного множества состояний (например, 1 или 0). Для каждой клетки определено множество клеток, называемых окрестностью. Основной принцип СА заключается в том, что состояние каждой ячейки определяется её предыдущим состоянием, а состояние свойств её окрестности — набором правил по мере перехода клеток из одного состояния в другое (Ванаг, 1999). СА способны воспроизводить и моделировать сложные пространственно-временные процессы, показывающие хаотическую нелинейную динамику (например, пространственное распределение растительного покрова, городских территорий и т.п.) (Barredo et al., 2003; Gharbia et al., 2016).



Прогнозное моделирование LUCC

Рис. 3. Блок-схема разработки прогнозной карты по модели CA-ANN

В качестве входных данных использовались растровые карты наземного покрова Landsat 2001 г. (исходная), 2021 г. (конечная), а также карта 2018 г. (Воробьёв и др., 2019) для кон-

трольной оценки (см. *рис. 2*). Другими используемыми факторами, влияющими на динамику LUCC в Среднем Поволжье, были растровые геофизические карты и инфраструктурные данные на исследуемой территории. Для этого в ArcGIS Pro были использованы: цифровая модель поверхности (ЦМП) (https://dwtkns.com/srtm30m/), карта водных объектов (производная от ЦМП), карты транспортных путей и населённых пунктов (данные Open street map, http://download.geofabrik.de/russia/volga-fed-district-latest-free.shp.zip). В плагине MOLUSCE оценивается вклад каждого из этих факторов в вероятность появления изменений в LUCC и формируется набор растровых тематических изображений, имеющих одинаковую пространственную привязку и идентичные границы, полученные с использованием единой маски контура территории исследования (*рис. 3*, см. с. 180).

Прогноз LUCC с использованием модели CA-ANN в плагине MOLUSCE состоит из пяти этапов:

- 1) поиск изменений (*анел*. change detection) на картах Landsat за 2001–2021 гг. по ANN с целью определения вероятности перехода;
- 2) построение модели для оценки вклада каждого фактора в вероятность появления изменений и формирование интегральной карты вклада всех факторов;
- 3) создание карты значимости вклада каждого фактора;
- 4) построение карт интегрального вклада всех факторов и прогноза LUCC до 2041 г.;
- 5) оценка точности модели/прогноза.

Поиск изменений по площади

На этом этапе используются карты начальных и конечных состояний наземного покрова, на основе которых производится поиск участков, где произошли изменения, а также проводится количественная оценка площади территорий, на которых произошли изменения. Таким образом, формируется карта изменений LUCC за 2001 и 2021 гг. и матрица вероятностей перехода, показывающая долю переходных пикселей от одного класса наземного покрова к другому. На основании этой матрицы плагин MOLUSCE при прогнозе оценивает возможные изменения в каждом типе класса («хвойные» → «лиственные», «трава» → «открытые» и т. п.). Матрица вероятностей перехода позволяет по данным динамики пикселей анализировать пространственные изменения между классами наземного покрова. Элементы каждой строки матрицы представляют собой вероятности возможных переходов, а элементы столбцов показывают вероятности всех переходов в заданное состояние. По диагонали матрицы задаются вероятности событий (стабильности класса). Значения по диагонали близкие к 1 свидетельствующего класса наземного покрова.

Оценка вклада факторов в вероятность изменений LUCC

В плагине MOLUSCE (QGIS) для оценки значимости исследуемых факторов применена модель многослойного персептрона (сигмовидная функция) искусственной нейронной сети MLP-ANN (*англ.* Multilayer Perceptron — Artificial Neural Networks). Для этого были использованы карта изменений и набор факторов (в виде растров), потенциально влияющих на вероятность проявления таких изменений. Процесс обучения MLP-ANN проводится с использованием 100 итераций с размером окрестности 3×3 пикселя, при котором считываются все её соседние пиксели. Скорость обучения составляет 0,001, используются 12 скрытых слоёв, каждый из которых включает 90 нейронов, при значении импульса 0,05 (https://wiki.gis-lab. info/w/Landscape_change_analysis_with_MOLUSCE_-_methods_and_algorithms).

В результате моделирования получены карты интенсивности факторов и значения их весов, влияющих на вклад в возможную вероятность появления изменений в соответствующих классах наземного покрова. При этом показатель веса может быть как положительным, что свидетельствует о связи между фактором и вероятностью появления изменений, так и отрицательным (фактор влияет на изменения, но они маловероятны). *Карта влияния фактора*. Далее формируется карта вклада влияния каждого из оцениваемых факторов путём произведения карт их интенсивности на весовые показатели. При этом если интенсивность фактора на фрагменте растра будет близка к минимальным значениям, то влияние фактора независимо от его веса будет незначительным. В случае если интенсивность фактора высокая, то его влияние на изменение будет существенным как в положительном, так и в отрицательном значении в зависимости от знака его веса.

Для формирования *интегральной карты вкладов*, которая в дальнейшем позволит сделать *прогноз* LUCC до 2041 г., все вновь полученные взвешенные карты вкладов каждого фактора суммируются. При этом чем выше значения интегральной величины, тем более вероятны изменения на исследуемых участках. Далее в плагине QGIS MOLUSCE на основе полученных матриц вероятности переходов и интегральной карты в алгоритме CA-ANN (по методу Монте-Карло) при моделировании вероятностей производится трансформация классов (пикселей) LUCC к варианту 2041 г. Карта для 2041 г. с глубиной прогноза в 20 лет получается во время второй итерации вышеприведённых данных в модуле CA-ANN.

После получения прогнозной тематической карты 2041 г. в плагине MOLUSCE проводится оценка её точности в сопоставлении с контрольной тематической картой LUCC 2018 г. Сравнение проводилось по статистике каппа *K overall* (общий каппа) и доли точности классификации (в %). По результатам оценки точности прогнозной карты принимается решение о проведении дальнейших работ по анализу динамики LUCC в программном пакете ArcGIS Pro.

Анализ интенсивности

Анализ интенсивности (*анел.* intensity analyses) в последние годы становится важным исследовательским аспектом при оценках LUCC в различных странах мира (Abbas et al., 2021; Aldwaik, Pontius, 2012; Quan et al., 2019; Sang et al., 2019). Он представляет собой количественный математический метод для выявления различий в ряде категорий (классов), существующих в разные интервалы (периоды) времени. Такой подход позволяет анализировать матрицу вероятного перехода между категориями (классами) и их стабильность в разные периоды времени. Для оценки пространственно-временной динамики и скорости изменения классов LUCC мы использовали следующее уравнение:

$$V = [(S_2 - S_1)/(S_1 t)] \times 100 \%,$$

где V — ежегодная скорость изменения (перехода) классов LUCC; S_1 и S_2 — площадь начального и конечного периода оценки; t — временной интервал.

Результаты и обсуждение

Анализ перехода классов LUCC

Для оценки прогнозируемых изменений классов наземного покрова на территории исследования Среднего Поволжья с помощь плагина MOLUSCE была получена матрица вероятностей перехода для 2021–2041 гг. на основе карт динамики за 2001–2021 гг. (*табл. 2*). По диагонали *табл. 2* представлены значения тематических классов LUCC, которые стабильны в течение прогнозируемого периода времени. Другие значения в *табл. 2* показывают возможные переходы между тематическими классами LUCC. Результаты оценки и моделирования переходов свидетельствуют о том, что большинство исследуемых классов наземного покрова за период 2021–2041 гг. будут подвержены изменениям. Для хвойных насаждений показатели значения стабильности класса составят 0,784, лиственных насаждений — 0,776, молодняков — 0,754, для смешанных — 0,674 (см. *табл. 2*).

Основные переходы прогнозируются для класса «хвойные» в «лиственные», класса «смешанные» в «хвойные» и класса «молодняки» в «смешанные». При прогнозном значение стабильности 0,832 класса «трава» его вероятный потенциал перехода в класс «молодняки» составляет 0,115. Значение стабильности 0,863 для класса «открытые» может быть связано с происходящими процессами естественного задернения почв. Водные объекты с максимальным показателем стабильности 0,985 имеют устойчивую тенденцию и практически не показывают динамику изменений по площади (см. *табл. 2*).

Год	2021							
	Класс	«Хвойные»	«Лиственные»	«Смешанные»	«Молодняки»	«Трава»	«Открытые»	«Вода»
2041	«Хвойные»	0,784	0,073	0,064	0,039	0,014	0,023	0,003
	«Лиственные»	0,049	0,776	0,162	0,006	0,004	0,001	0,002
	«Смешанные»	0,113	0,085	0,674	0,047	0,039	0,038	0,004
	«Молодняки»	0,041	0,045	0,064	0,754	0,036	0,058	0,002
	«Трава»	0,006	0,005	0,026	0,115	0,832	0,014	0,002
	«Открытые»	0,005	0,014	0,007	0,037	0,072	0,863	0,002
	«Вода»	0,002	0,002	0,003	0,002	0,003	0,003	0,985

Таблица 2. Матрица вероятности переходов классов LUCC до 2041 г.

Анализ вновь полученных карт и табличных данных в результате моделирования в плагине MOLUSCE свидетельствует о том, что за исследуемый 40-летний период времени на территории Среднего Поволжья наблюдается разнонаправленная тенденция переходов и пространственной динамики изучаемых классов наземного покрова LUCC. При наметившейся тенденции нарушений растительного (лесного) покрова (в основном за счёт пожаров в Среднем Поволжье), полученной по фактическим спутниковым данным за 2001–2021 гг., согласно прогнозным данным в исследуемом регионе, произойдёт снижение площади хвойных насаждений с 2,29 млн га в 2001 г. до 1,93 млн га в 2041 г., которое может составить 15,7 % на исследуемой территории (*табл. 3, рис. 4*, см. с. 184). Такая тенденция для класса «хвойные» наблюдается в течение каждого исследуемого периода времени. Снижение площади хвойных насаждений на 7,0 % также наблюдалось в 2001–2021 гг.

Класс	2001 г.		2021 г.		2041 г.		Vза 40 лет	
	млн га	%	млн га	%	млн га	%	млн га	%
«Хвойные»	2,29	18,0	2,13	16,8	1,93	15,2	-0,36	-0,39
«Лиственные»	2,50	19,7	3,49	27,5	3,51	27,6	1,01	1,01
«Смешанные»	0,94	7,4	0,94	7,4	1,31	10,3	0,37	0,98
«Молодняки»	0,53	4,2	0,79	6,2	0,86	6,8	0,33	1,56
«Трава»	2,46	19,3	2,28	17,9	2,13	16,8	-0,33	-0,34
«Открытые»	3,72	29,3	2,80	22,0	2,71	21,3	-1,01	-0,68
«Вода»	0,27	2,1	0,27	2,1	0,26	2,0	-0,01	-0,09
Итого	12,71	100,0	12,71	100,0	12,71	100,0		

Таблица 3. Динамика классов наземного покрова LUCC с 2001 по 2041 г.

В то же время намечается тенденция перехода площадей хвойных насаждений в классы «лиственные» и «смешанные». Доля лиственных пород, в первую очередь берёзовых и осиновых насаждений, увеличивается с 2001 по 2041 г. на 40,4 % (см. *табл. 3*). Среди причин такой динамики в 2001–2021 гг., помимо естественных процессов сукцессии на месте гарей хвойных насаждений, можно также отметить процессы зарастания бывших земель сельхозугодий (земель запаса) берёзой, осиной и ивой (Курбанов и др., 2010).



Рис. 4. Прогнозная карта LUCC на 2041 г.

Площадь смешанных насаждений к 2041 г. может увеличиться по сравнению с 2021 г. на 39,4 %. Прогноз динамики класса «молодняки» с 2001 по 2041 г., в который также входит кустарниковая растительность, показывает умеренный рост его площади с 0,53 млн га в 2001 г. до 0,86 млн га в 2041 г., что может составить до 7,0 % лесного покрова (см. *табл. 3*).

Прогноз на 2001—2041 гг. для тематического класса «трава», в который также входят земли сельскохозяйственного назначения, отражает тенденцию к последовательному снижению его площади с 2,46 до 2,13 млн га (см. *табл. 3*). В целом это составляет 13,4 % от 2001 г., что, вероятно, можно объяснить продолжением процесса зарастания земель запаса древесными породами, начавшегося в конце прошлого века. Тем не менее этот прогноз может не сбыться в связи с современной национальной политикой по активному развитию сельского хозяйства в Поволжье России. Класс «открытые» демонстрирует существенное снижение на 24,7 % по площади с 3,72 млн га в 2001 г. до 2,80 млн га в 2021 г. (см. *табл. 3*). Прогноз по этому классу до 2041 г. показывает дальнейшее его снижение до 2,71 млн га.

Скорость (интенсивность) изменения для каждого оцениваемого класса наземного покрова в 2001–2041 гг. также имеет свои закономерности. Хвойные насаждения до 2041 г. имеют тенденцию к потере в год 0,39 % своей площади (см. *табл. 3*). Максимальный ежегодный прирост 1,56 % по площади приходится на класс «молодняки». Скорость роста класса «смешанные» за 40-летний период может достичь 0,98 %. Для лиственных насаждений ежегодное расширение площади может составить 1,01 %. Согласно полученному прогнозу в плагине MOLUSCE, классы «трава» и «открытые» могут терять ежегодно 0,34 и 0,68 % своей площади на исследуемой территории. В целом, оценивая прогнозную динамику лесного покрова, включающего хвойные, лиственные, смешанные и молодые насаждения, можно отметить его устойчивый рост по площади на 21,6 % с 6,26 млн га в 2001 г. до 7,61 млн га в 2041 г. (см. *табл. 3*).

Прогнозный пространственный анализ

Прогнозный пространственный анализ был проведён на базе вновь полученной интегральной карты LUCC в Среднем Поволжье (см. *рис. 4*) с выделением в ArcGIS Pro потенциальных участков перехода классов LUCC за 2021–2041 гг. (*рис. 5*, см. с.185).



Рис. 5. Пространственная динамика LUCC за 2021-2041 гг.

В части пространственных изменений в структуре наземного (растительного) покрова может наблюдаться существенная динамика как лесных насаждений, так и нелесных земель (см. *рис. 5, табл. 4*). В первую очередь это затронет субъекты Среднего Поволжья, имеющие высокую лесистость на своей территории, такие как Кировская и Нижегородская области, а также Республика Марий Эл. Часть хвойных насаждений площадью 0,31 млн га может перейти в смешанные, а 0,357 млн га — в лиственные. Также возможен обратный процесс перехода лиственных насаждений в хвойные на площади 0,049 млн га, что может быть связано с естественными сукцессионными процессами и лесохозяйственной деятельностью (посадка хвойных пород).

Классы	Площадь, млн га	Классы	Площадь, млн га
«Хвойные» в «лиственные»	0,357	«Молодняки» в «хвойные»	0,009
«Хвойные» в «смешанные»	0,310	«Молодняки» в «лиственные»	0,010
«Хвойные» в «молодняки»	0,036	«Молодняки» в «смешанные»	0,011
«Хвойные» в «трава»	0,013	«Молодняки» в «открытые»	0,014
«Хвойные» в «открытые»	0,021	«Трава» в «лиственные»	0,005
«Лиственные» в «хвойные»	0,049	«Трава» в «смешанные»	0,035
«Лиственные» в «смешанные»	0,262	«Трава» в «молодняк»	0,113
«Смешанные» в «хвойные»	0,142	«Открытые» в «хвойные»	0,007
«Смешанные» в «лиственные»	0,032	«Открытые» в «лиственные»	0,021
«Смешанные» в «молодняки»	0,018	«Открытые» в «молодняк»	0,055
«Смешанные» в «трава»	0,015	«Открытые» в «трава»	0,171
Итого	1,260		0,450

Таблица 4. Площади переходов классов наземного покрова за 2021-2041 гг.

Нелесные земли также могут переходить в классы лесного покрова. Например, «открытые» и «трава» могут перейти в «лиственные» или «трава» в «хвойные» за счёт зарастания земель сельскохозяйственного назначения. Вероятная площадь зарастания для класса «открытые» может дойти до 0,083 млн га, а класса «трава» — до 0,153 млн га. Кроме того, классы «трава» и «открытые» могут периодически меняться местами (например, при обработке сельскохозяйственных земель).

Значение каппа статистики, полученной по матрице различий между прогнозной картой 2041 г. и контрольной картой 2018 г., показывает достаточный уровень точности и согласования. Данные по *Koverall* = 0,81 и общей точности, равной 76,7 %, свидетельствуют о том, что прогноз по классам наземного (растительного) покрова до 2041 г. является адекватным при существующем уровне хозяйственной деятельности в исследуемом регионе и при прогнози-руемых природных нарушениях.

Заключение

В работе рассмотрен один из возможных сценариев динамики LUCC наземного покрова Среднего Поволжья с горизонтом прогноза до 2041 г. на основе пространственно-временного анализа. Для этого была использована модель CA-ANN (метод многослойного персептрона) в плагине MOLUSCE программного обеспечения QGIS, которая позволила провести количественную оценку перехода на основе матриц вероятности перехода для исследуемого периода и прогнозное моделирование динамики семи классов наземного покрова на территории исследования. Для количественной оценки прогнозируемой динамики классов LUCC также был использован метод анализа интенсивности, позволивший определить стабильность классов, а также потенциальные переходы между ними по площади и скорость этих изменений.

Результаты показывают, что наиболее значимые изменения в виде снижения почти на 15,7 % площади хвойных пород вероятны за период 2001–2041 гг. В то же время площади классов лиственных и смешанных древостоев имеют тенденцию к увеличению и могут достичь 40,4 и 39,6 % соответственно. Также прогнозируется рост доли площади молодняков к 2041 г. на 62 %. Площади классов «трава» и «открытые» могут снизиться на 13,4 и 27,2 % соответственно. Класс водных объектов практически не меняется. Максимум по интенсивности изменений за оцениваемый период демонстрирует класс «молодняки», динамика ежегодного прироста которого по площади может составить почти 1,6 % в год. Результаты исследования свидетельствуют о том, что площадь лесного покрова на исследуемой территории в 2041 г. может увеличиться по сравнению с 2001 г. на 23,8 %.

Следует отметить, что проведённое моделирование в плагине MOLUSCE представляется одним из вариантов прогнозного анализа динамики наземного покрова LUCC. В качестве входных факторов для прогноза использовались фактические спутниковые изображения по LUCC наземного покрова за 2001–2021 гг., а также картографические данные по исследуемой территории. Для повышения адекватности и точности прогноза необходимо увеличивать количество входных факторов в используемую модель (например, изменение климата, экономические показатели и т.п.), что позволит увеличить число и качество сценариев динамики растительного покрова. Кроме того, при наличии дополнительных достоверных картографических и эмпирических данных на территорию исследования в моделировании прогноза следует добавить ещё один шаг прогноза на последующие 20 лет (до 2061 г.).

Полученные пространственно-временные прогнозы и тематические карты динамики наземного покрова LUCC могут быть полезны специалистам и профильным организациям при разработке лесных планов, политики землепользования и в решении вопросов по обеспечению выполнения обязательств по целям устойчивого развития на территории Среднего Поволжья Российской Федерации.

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

Литература

- 1. Али М. С., Лежнин С.А., Воробьёв О. Н., Курбанов Э.А. Мониторинг растительного покрова мухафаза Латакия Сирийской Арабской Республики по снимкам Landsat // Вестн. Поволжского гос. технолог. ун-та. Сер.: Лес. Экология. Природопользование. 2020. № 3. С. 19–31. DOI: 10.25686/2306-2827.2020.3.19.
- 2. Барталев С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А. Состояние и перспективы развития методов спутникового картографирования растительного покрова России // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 5. С. 203–221.
- 3. 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.
- 4. *Ванаг В. К.* Исследование пространственно распределенных динамических систем методами вероятностного клеточного автомата // Успехи физ. наук. 1999. Т. 169. № 5. С. 481–505.
- 5. *Воробьёв О. Н., Курбанов Э. А.* Дистанционный мониторинг восстановительной динамики растительности на гарях Марийского лесного Заволжья // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 2. С. 124–134. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-2-84-97.
- 6. Воробьёв О. Н., Курбанов Э. А., Полевщикова Ю. А., Лежнин С. А. Пространственно-временной анализ динамики лесного покрова в Среднем Поволжье по спутниковым данным: монография. Йошкар-Ола: Поволжский гос. технолог. ун-т, 2019. 200 с.
- 7. Воробьёв О. Н., Курбанов Э. А., Ша Дж. 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.
- 8. Данилова И.В., Корец М.А., Рыжкова В.А. Картографирование возрастных стадий лесной растительности на основе анализа разносезонных спутниковых изображений Landsat // Исслед. Земли из космоса. 2017. № 4. С. 12–24. DOI: 10.7868/S0205961417040029.
- 9. *Елсаков В. В., Щанов 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.
- 10. *Ершов Д. В., Бурцева В. С., Гаврилюк Е.А. и др.* Диагностика современного сукцессионного состояния лесных экосистем Печоро-Илычского заповедника по спутниковым тематическим продуктам // Лесоведение. 2017. № 5. С. 3–15. DOI: 10.7868/S0024114817050011.
- 11. Жарко В. О., Барталев С. А., Егоров В. А. Исследование возможностей оценки запасов древесины в лесах Приморского края по данным спутниковой системы Proba-V // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 1. С. 157–168. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-1-157-168.
- 12. *Жирин В. М., Князева С. В., Эйдлина С. П.* Эколого-динамическое исследование лесообразовательного процесса по космическим снимкам // Лесоведение. 2013. № 5. С. 76–85.
- 13. *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.
- 14. *Ковязин В. Ф., Данг Т. Л. А., Данг В. Х.* Прогноз состояния растительного покрова лесных угодий заповедника Донг Най Вьетнама // Вестн. Сибирского гос. ун-та геосистем и технологий. 2020. Т. 25. № 3. С. 214–228. DOI: 10.33764/2411-1759-2020-25-3-214-228.
- 15. *Коровин Г. Н., Корзухин М. Д. Бутусов О. Б., Голованов А. С.* Долгосрочное прогнозирование динамики породно-возрастной структуры лесов // Лесоведение. 2011. № 6. С. 94–109.
- 16. Курбанов Э.А., Воробьёв О.Н. Дистанционные методы в лесном хозяйстве: учебное пособие. Йошкар-Ола: Поволжский гос. технолог. ун-т, 2020. 266 с.
- 17. *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.
- 18. *Курбанов Э.А., Воробьёв О.Н., Губаев А.В., Лежнин С.А., Незамаев С.А., Александрова Т.А.* Оценка зарастания земель запаса Республики Марий Эл лесной растительностью по спутниковым сним-кам // Вестн. Марийского гос. техн. ун-та. Сер.: Лес. Экология. Природопользование. 2010. № 2. С. 14–20.

- 19. *Курбанов Э.А., Воробьёв О. Н., Лежнин С.А., Губаев А. В., Полевщикова Ю.А.* Тематическое картирование растительного покрова по спутниковым снимкам: валидация и оценка точности: монография. Йошкар-Ола: ПГТУ, 2015. 131 с.
- 20. *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.
- 21. *Сочилова Е. Н., Сурков Н. В., Ершов Д. В. и др.* Картографирование классов бонитета лесов Приморского края на основе спутниковых изображений и данных о характеристиках рельефа // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 5. С. 96–109. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-96-109.
- 22. *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.
- 23. *Терехин Э.А., Чендев Ю. Г.* Оценка изменения лесистости в современный период на юге Среднерусской возвышенности с использованием материалов разновременных космических съёмок // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 3. С. 114–126. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-3-114-126.
- 24. *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.
- 25. *Федорчук В. Н., Шорохов А. А., Шорохова Е. В., Кузнецова М. Л.* Динамика коренных еловых лесов европейской России // Лесоведение. 2014. № 2. С. 11–19.
- 26. *Abbas Z., Yang G., Yuanjun Zhong Y., Zhao Y.* Spatiotemporal change analysis and future scenario of LULC using the CA-ANN approach: a case study of the Greater Bay area, China // Land. 2021. V. 10. Iss. 6. Article 584. DOI: 10.3390/land10060584.
- 27. *Akbar T.A.*, *Hassan Q.K.*, *Ishaq S. et al.* Investigative spatial distribution and modelling of existing and future urban land changes and its impact on urbanization and economy // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 2. Article 105. DOI: 10.3390/rs11020105.
- 28. *Aldwaik S.Z., Pontius R.G.J.* Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition // Landscape Urban Planning. 2012. V. 106. P. 103–114. DOI: 10.1016/j.landurbplan.2012.02.010.
- Barredo J. I., Kasanko M., McCormick N., Lavalle C. Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata // Landscape and Urban Planning. 2003. V. 64. Iss. 3. P. 145–160. DOI: 10.1016/S0169-2046(02)00218-9.
- 30. *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. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108198.
- 31. *Decuyper M., Chavez 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.
- 32. *Gharbia S. S., Alfatah S. A., Gill L. et al.* Land use scenarios and projections simulation using an integrated GIS cellular automata algorithms // Modelling Earth Systems and Environment. 2016. V. 2. Article 151. DOI: 10.1007/s40808-016-0210-y.
- Guidigan M. L. G., Sanou C. L., Ragatoa D. S. et al. Assessing land use/land cover dynamic and its impact in Benin republic using land change model and CCI-LC products // Earth Systems and Environment. 2019. V. 3. P. 127–137. DOI: 10.1007/s41748-018-0083-5.
- Healey S. P., Healey S. P., Cohen W. B. et al. Comparison of tasseled cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection // Remote Sensing of Environment. 2005. V. 97. Iss. 3. P. 301–310. DOI: 10.1016/j.rse.2005.05.009.
- 35. *Kumar S.*, *Radhakrishnan N.*, *Mathew S.* Land use change modelling using a Markov model and remote sensing // Geomatics, Natural Hazards and Risk. 2013. V. 5. Iss. 2. P. 145–156. DOI: 10.1080/19475705.2013.795502.
- 36. *Kurbanov E., Vorobiev O., Sha J. et al.* A survey on the use of GIS and remote sensing for sustainable forestry and ecology in Russia and China // Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa. 2020. V. 17. No. 5. P. 9–20. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-9-20.
- 37. *Kurbanov E., Vorobev O., Lezhnin S. et al.* Remote sensing of forest burnt area, burn severity, and post-fire recovery: a review // Remote Sensing. 2022. V. 14. Iss. 19. Article 4714. DOI: 10.3390/rs14194714.

- 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.
- 39. Losiri C., Nagai M., Ninsawat S., Shrestha R. P. Modeling urban expansion in Bangkok metropolitan region using demographic-economic data through Cellular Automata-Markov Chain and multi-layer Perceptron-Markov Chain models // Sustainability. 2016. V. 8. Iss. 7. Article 686. DOI: 10.3390/su8070686.
- 40. *Mas J. F., Kolb M., Paegelow M. et al.* Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages // Environmental Modelling and Software. 2014. V. 51. P. 94–111. DOI: 10.1016/j.envsoft.2013.09.010.
- 41. *Moss R., Edmonds J., Hibbard K. et al.* The next generation of scenarios for climate change research and assessment // Nature. 2010. V. 463. P. 747–756. DOI: 10.1038/nature08823.
- 42. *Muhammad R., Zhang W., Abbas Z. et al.* Spatiotemporal change analysis and prediction of future land use and land cover changes using QGIS MOLUSCE plugin and remote sensing big data: a case study of Linyi, China // Land. 2022. V. 11. Iss. 3. Article 419. DOI: 10.3390/land11030419.
- 43. *Pahlavani P., Askarian Omran 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. No. 2. P. 82–99. DOI: 10.22059/eoge.2017.220342.1006.
- 44. *Quan B., Pontius R. G., Song H.* Intensity analysis to communicate land change during three time intervals in two regions of Quanzhou City, China // GIScience and Remote Sensing. 2019. V. 57. No. 1. P. 21–36. DOI: 10.1080/15481603.2019.1658420.
- 45. *Rahman M. T. U., Tabassum F., Rasheduzzaman Md. et al.* Temporal dynamics of land use/land cover change and its prediction using CA-ANN model for southwestern coastal Bangladesh // Environmental Monitoring Assessment. 2017. V. 189. Article 565. DOI: 10.1007/s10661-017-6272-0.
- 46. *Sang X., Guo Q., Wu X. et al.* Intensity and stationarity analysis of land use change based on CART algorithm // Scientific Reports. 2019. V. 9. Article 12279. DOI: 10.1038/s41598-019-48586-3.
- 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. No. 7. Article 1135. DOI: 10.3390/rs12071135.
- 48. *Wulder M.A., Coops N.C., Roy D. P. et al.* Land cover 2.0 // International J. Remote Sensing. 2018. V. 39. No. 12. P. 4254–4284. DOI: 10.1080/01431161.2018. 1452075.
- 49. *Yang X., Zheng X. Q., Lv L. N.* A spatiotemporal model of land use change based on ant colony optimization, Markov chain and cellular automata // Ecological Modelling. 2012. V. 233. P. 11–19. DOI: 10.1016/j. ecolmodel.2012.03.011.
- 50. *Yatoo S.A., Sahu P., Kalubarme M.H., Kansara B.B.* Monitoring land use changes and its future prospects using cellular automata simulation and artificial neural network for Ahmedabad city, India // GeoJournal. 2022. V. 87. P. 765–786. DOI: 10.1007/s10708-020-10274-5.
- 51. *Zhang Y., Ling F., Wang X. et al.* (2021a) Tracking small-scale tropical forest disturbances: Fusing the Landsat and Sentinel-2 data record // Remote Sensing of Environment. 2021. V. 261. Article 112470. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112470.
- 52. *Zhang Y., Yang J., Wang D. et al.* (2021b) An Integrated CNN model for reconstructing and predicting land use/cover change: a case study of the Baicheng area, northeast China // Remote Sensing. 2021. V. 13. No. 23. Article 4846. DOI: 10.3390/rs13234846.

Monitoring and prediction of land cover dynamics in the Middle Volga using satellite data with QGIS MOLUSCE

O. N. Vorobyov¹, E. A. Kurbanov¹, J. Sha², S. A. Lezhnin¹, J. Wang³, D. M. Dergunov¹

 ¹ Volga State University of Technology, Yoshkar-Ola 424000, Russia E-mail: kurbanovea@volgatech.net
 ² Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China E-mail: jmsha@fjnu.edu.cn
 ³ Yunnan Normal University, Kunming 650500, China E-mail: jlwang@ynnu.edu.cn

Operational remote monitoring and land cover models are essential components for decision making on how to manage territories in a sustainable way. In this research, a predictive analysis of the spatio-temporal dynamics for seven land cover classes in the Middle Volga region was carried out until 2041 with the use of local thematic maps and Landsat images acquired in 2001–2021. The dynamics of these classes were modelled using the cellular automata and artificial neural network (CA-ANN) methods with the MOLUSCE (Modules for Land-Use Change Simulation) plugin in the Quantum GIS software, subject to the trends in land and forest management over the past 20 years, as well as natural disturbances in the study region. The intensity and probability of spatio-temporal transitions between the examined classes of land cover have been analysed over the simulated time period. As a result, a set of thematic maps was created in ArcGIS and matrices for the transition probability and intensity of changes in the land cover of the Middle Volga region. The predictive spatiotemporal analysis made it possible to determine future trends in dynamics of land cover until 2041. The research findings indicate that the majority of the land cover classes will have changes in area between 2021–2041. This will have an impact on the areas of the Russian Federation located in the Middle Volga region, particularly Republic of Mari El, Kirov and Nizhny Novgorod Regions, all of which have extensive forested areas. According to the predictive analysis, the study area's forest cover might increase by 23.8 % between 2001 and 2041. The "young forest" class, whose annual increase in area may equal 1.6 % each year, serves as a good example of the maximum intensity of changes until 2041. As much as 0.31 million hectares of coniferous plantations can be converted to mixed forest, while 0.357 million hectares of coniferous plantations can be converted to deciduous forest. The findings may be used in predictive monitoring of land cover using satellite images, taking into account other variables such as changing climate and socioeconomic activities at the regional and local levels.

Keywords: LUCC, CA-ANN, Middle Volga, forest cover, Landsat, MOLUSCE

Accepted: 26.09.2023 DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-5-176-193

References

- Ali M. S., Lezhnin S. A., Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Vegetation monitoring of Latakia Governorate, Syrian Arab Republic, based on Landsat images, *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo univepsiteta. Ser.: Les. Ehkologiya. Prirodopol'zovanie*, 2020, No. 3, pp. 19–31 (in Russian), DOI: 10.25686/2306-2827.2020.3.19.
- 2. Bartalev S.A., Egorov V.A., Zharko V.O., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Khvostikov S.A., Current state and development prospects of satellite mapping methods of Russia's vegetation cover, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, Vol. 12, No. 5, pp. 203–221 (in Russian).
- 3. 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, *Sovremennye 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.
- 4. Vanag V.K., Investigation of spatially distributed dynamical systems by methods of probabilistic cellular automaton, *Uspekhi fizicheskikh nauk*, 1999, Vol. 169, No. 5, pp. 481–505 (in Russian).
- Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Remote monitoring of vegetation regeneration dynamics on burnt areas of Mari Zavolzhje forests, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 2, pp. 124–134 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-2-84-97.

- 6. Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Polevshchikova Yu. A., Lezhnin S. A., *Prostranstvenno-vremennoi analiz dinamiki lesnogo pokrova v Srednem Povolzh'e po sputnikovym dannym: monografiya* (Spatio-temporal analysis of forest cover dynamics in middle Volga region on the base of satellite data: monograph), Yoshkar-Ola: Povolzhskii gosudarstvennyi tekhnologicheskii universitet, 2019, 200 p. (in Russian).
- Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Sha Dzh. 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, *Sovremennye 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.
- 8. Danilova I. V., Korets M.A., Ryzhkova V.A., Mapping the age stages of forest vegetation based on the analysis of different-season Landsat satellite images, *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2017, No. 4, pp. 12–24 (in Russian), DOI: 10.7868/S0205961417040029.
- Elsakov V. V., Shchanov V. M., Current changes in vegetation cover of Timan tundra reindeer pastures from analysis of satellite data, *Sovremennye 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.
- 10. Ershov D. V., Burtseva V. S., Gavrilyuk 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.
- 11. Zharko V.O., Bartalev S.A., Egorov V.A., Investigation of forest growing stock volume estimation possibilities over Russian Primorsky Krai region using Proba-V satellite data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 1, pp. 157–168 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-1-157-168.
- 12. Zhirin V. M., Knyazeva S. V., Ehidlina S. P., Ecological and dynamic study of the forest formation process based on satellite images, *Lesovedenie*, 2013, No. 5, pp. 76–85 (in Russian).
- 13. Zuev V. V., Korotkova E. M., Pavlinskii 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.
- 14. Kovyazin V.F., Dang T.L.A., Dang V.Kh., Predicting forest land cover changes of Dong Nai reserve, Vietnam, *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo universiteta geosistem i tekhnologii*, 2020, Vol. 25, No. 3, pp. 214–228 (in Russian), DOI: 10.33764/2411-1759-2020-25-3-214-228.
- 15. Korovin G. N., Korzukhin M. D., Butusov O. B., Golovanov A. S., Long-term forecasting of dynamics of forest species-age structure, *Lesovedenie*, 2011, No. 6. pp. 94–109 (in Russian).
- 16. Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., *Distantsionnye metody v lesnom khozyaistve: uchebnoe posobie* (Remote sensing in forestry: textbook), Yoshkar-Ola: Povolzhskii gosudarstvennyi tekhnologicheskii universitet, 2020, 266 p. (in Russian).
- 17. 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, *Sovremennye 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.
- Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., Gubaev A.V., Lezhnin S.A., Nezamaev S.A., Aleksandrova T.A., Estimation of reforestation on abandoned agricultural lands in Republic Mari El by satellite images, *Vestnik Mariiskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser.: Les. Ehkologiya. Prirodopol'zovanie*, 2010, No. 2, pp. 14–20 (in Russian).
- 19. Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., Lezhnin S.A., Gubaev A.V., Polevshchikova Yu.A., *Tematicheskoe kartirovanie rastitel'nogo pokrova po sputnikovym snimkam: validatsiya i otsenka tochnosti: monografiya* (Thematic mapping of vegetation cover with the use of satellite images: validation and accuracy assessment), Yoshkar-Ola: PGTU, 2015, 131 p. (in Russian).
- 20. Miklashevich T. S., Bartalev S. A., Plotnikov D. E., Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation, *Sovremennye 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.
- Sochilova E. N., Surkov N. V., Ershov D. V. et al., Mapping of forest site index classes in Primorskiy Krai based on satellite images and terrain characteristics, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 5. pp. 96–109 (in Russian). DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-96-109.
- 22. Terekhin E.A., Spatial analysis of tree vegetation of abandoned arable lands using their spectral response in forest-steppe zone of Central Chernozem Region, *Sovremennye 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.
- 23. Terekhin E.A., Chendev Yu.G., Estimation of forest cover changes during modern period in the south of the Central Russian Upland using multiyear remote sensing data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 3, pp. 114–126 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-3-114-126.

- 24. Terekhov A. G., Vitkovskaya I. S., Abaev N. N., Dolgikh S. A., Long term trends in vegetation in Tien-Shan and Dzungarian Alatau from eMODIS NDVI C6 data (2002–2019), *Sovremennye 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.
- 25. Fedorchuk V. N., Shorokhov A. A., Shorokhova E. V., Kuznetsova M. L., Dynamics of primary spruce forests in European Russia, *Lesovedenie*, 2014, No. 2, pp. 11–19 (in Russian).
- 26. Abbas Z., Yang G., Yuanjun Zhong Y., Zhao Y., Spatiotemporal change analysis and future scenario of LULC using the CA-ANN approach: a case study of the Greater Bay area, China, *Land*, 2021, Vol. 10, Issue 6, Articel 584, DOI: 10.3390/land10060584.
- 27. Akbar T.A., Hassan Q.K., Ishaq S. et al., Investigative spatial distribution and modelling of existing and future urban land changes and its impact on urbanization and economy, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, No. 2, Article 105, DOI: 10.3390/rs11020105.
- 28. Aldwaik S. Z., Pontius R. G. J., Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition, *Landscape Urban planning*, 2012, Vol. 106, pp. 103–114, DOI: 10.1016/j.landurbplan.2012.02.010.
- 29. Barredo J. I., Kasanko M., McCormick N., Lavalle C., Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata, *Landscape and urban planning*, 2003, Vol. 64, Issue 3, pp. 145–160, DOI: 10.1016/S0169-2046(02)00218-9.
- 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, DOI: 10.1016/j. ecolind.2021.108198.
- 31. Decuyper M., Chavez 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.
- 32. Gharbia S. S., Alfatah S. A., Gill L. et al., Land use scenarios and projections simulation using an integrated GIS cellular automata algorithms, *Modelling Earth Systems and Environment*, 2016, Vol. 2, Article 151, DOI: 10.1007/s40808-016-0210-y.
- Guidigan M. L. G., Sanou C. L., Ragatoa D. S. et al., Assessing land use/land cover dynamic and its impact in Benin republic using land change model and CCI-LC products, *Earth Systems and Environment*, 2019, Vol. 3, pp. 127–137, DOI: 10.1007/s41748-018-0083-5.
- 34. Healey S. P., Healey S. P., Cohen W. B. et al., Comparison of tasseled cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection, *Remote Sensing of Environment*, 2005, Vol. 97, Issue 3, pp. 301–310, DOI: 10.1016/j.rse.2005.05.009.
- 35. Kumar S., Radhakrishnan N., Mathew S., Land use change modelling using a Markov model and remote sensing, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2013, Vol. 5, Issue 2, pp. 145–156, DOI: 10.1080/19475705.2013.795502.
- 36. Kurbanov E., Vorobiev O., Sha J. et al., A survey on the use of GIS and remote sensing for sustainable forestry and ecology in Russia and China, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 5. pp. 9–20, DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-9-20.
- 37. Kurbanov E., Vorobev O., Lezhnin S. et al., Remote sensing of forest burnt area, burn severity, and postfire recovery: a review, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14, Issue 19, Article 4714, DOI: 10.3390/rs14194714.
- 38. 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.
- 39. Losiri C., Nagai M., Ninsawat S., Shrestha R. P., Modeling urban expansion in Bangkok metropolitan region using demographic-economic data through Cellular Automata-Markov Chain and multi-layer Perceptron-Markov Chain models, *Sustainability*, 2016, Vol. 8, Issue 7, Article 686, DOI: 10.3390/ su8070686.
- 40. Mas J. F., Kolb M., Paegelow M. et al., Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages, *Environmental Modelling and Software*, 2014, Vol. 51, pp. 94–111, DOI: 10.1016/j.envsoft.2013.09.010.
- 41. Moss R., Edmonds J., Hibbard K. et al., The next generation of scenarios for climate change research and assessment, *Nature*, 2010, Vol. 463, pp. 747–756, DOI: 10.1038/nature08823.
- 42. Muhammad R., Zhang W., Abbas Z. et al., Spatiotemporal change analysis and prediction of future land use and land cover changes using QGIS MOLUSCE plugin and remote sensing big data: a case study of Linyi, China, *Land*, 2022, Vol. 11, Issue 3, Article 419, DOI: 10.3390/land11030419.
- 43. Pahlavani P., Askarian Omran 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, No. 2, pp. 82–99, DOI: 10.22059/eoge.2017.220342.1006.
- 44. Quan B., Pontius R. G., Song H., Intensity analysis to communicate land change during three time intervals in two regions of Quanzhou City, China, *GIScience and Remote Sensing*, 2019, Vol. 57, No. 1, pp. 21–36, DOI: 10.1080/15481603.2019.1658420.

- 45. Rahman M. T. U., Tabassum F., Rasheduzzaman Md. et al., Temporal dynamics of land use/land cover change and its prediction using CA-ANN model for southwestern coastal Bangladesh, *Environmental Monitoring Assessment*, 2017, Vol. 189, Article 565, DOI: 10.1007/s10661-017-6272-0.
- 46. Sang X., Guo Q., Wu X. et al., Intensity and stationarity analysis of land use change based on CART algorithm, *Scientific reports*, 2019, Vol. 9, Article 12279, DOI: 10.1038/s41598-019-48586-3.
- 47. 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, No. 7, Article 1135, DOI: 10.3390/rs12071135.
- 48. Wulder M. A., Coops N. C., Roy D. P. et al., Land cover 2.0, *International J. Remote Sensing*, 2018, Vol. 39, No. 12, pp. 4254–4284, DOI: 10.1080/01431161.2018.1452075.
- 49. Yang X., Zheng X. Q., Lv L. N., A spatiotemporal model of land use change based on ant colony optimization, Markov chain and cellular automata, *Ecological Modelling*, 2012, Vol. 233, pp. 11–19, DOI: 10.1016/j. ecolmodel.2012.03.011.
- 50. Yatoo S.A., Sahu P., Kalubarme M.H., Kansara B.B., Monitoring land use changes and its future prospects using cellular automata simulation and artificial neural network for Ahmedabad city, India, *GeoJournal*, 2022, Vol. 87, pp. 765–786, DOI: 10.1007/s10708-020-10274-5.
- 51. Zhang Y., Ling F., Wang X. et al. (2021a), Tracking small-scale tropical forest disturbances: Fusing the Landsat and Sentinel-2 data record, *Remote Sensing of Environment*, 2021, Vol. 261, Article 112470, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112470.
- 52. Zhang Y., Yang J., Wang D. et al. (2021b), An Integrated CNN model for reconstructing and predicting land use/cover change: a case study of the Baicheng area, northeast China, *Remote Sensing*, 2021, Vol. 13, No. 23, Article 4846, DOI: 10.3390/rs13234846.