

Научная статья

УДК 330 © Ли Инь,
О. Т. Ергунова, А. Г. Сомов
DOI: 10.24412/2225-8264-
2026-1-1100

Ключевые слова: искусственный интеллект, зеленый урбанизм, умные города, устойчивое развитие, качество жизни, экологическая устойчивость

Keywords: artificial intelligence, green urbanism, smart cities, sustainable development, quality of life, environmental sustainability, Russia, China

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда, проект № 25-28-01469 «Нейросетевые решения для управления социально-трудовыми отношениями в цифровой экономике мегаполисов».

¹Инь Ли — PhD, доцент, Школа менеджмента Харбинского технологического института (Китай, г. Харбин, ул. Фаюань, д. 13)
E-mail: dr.liyin@hit.edu.cn,
ORCID: 0000-0001-6474-9289

²Ергунова Ольга Титовна — кандидат экономических наук, доцент, Высшая школа производственного менеджмента, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (Россия, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29)
E-mail: ergunova-olga@yandex.ru
ORCID: 0000-0002-1714-7784

³Сомов Андрей Георгиевич — кандидат экономических наук, Высшая школа производственного менеджмента, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (Россия, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29)
E-mail: somovspb@yandex.ru
ORCID: 0009-0004-2592-9198

Поступила в редакцию:
1.02.2026

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МОДЕЛИ ЗЕЛЕННОГО УРБАНИЗМА: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕГАПОЛИСОВ РОССИИ И КИТАЯ

Инь Ли¹

ЕРГУНОВА О. Т.²

СОМОВ А. Г.³

Аннотация. Цифровая трансформация и развитие искусственного интеллекта формируют новые подходы к устойчивому развитию городов, ориентированные на интеграцию экологической устойчивости и повышения качества жизни населения. В условиях урбанизации и реализации концепций «умных городов» особую значимость приобретает использование AI-технологий для управления природными ресурсами, экологическим мониторингом и социально-экономическим развитием мегаполисов. В статье исследуются возможности применения искусственного интеллекта в формировании модели «зеленого урбанизма» на примере Российской Федерации и Китайской Народной Республики. Анализ основан на сопоставлении показателей экологической устойчивости, качества городской среды, цифровизации и социального благополучия населения. В работе используется инструментальный машинного обучения и интеллектуального анализа данных для выявления нелинейных взаимосвязей между экологическими, инфраструктурными и социальными метриками. Результаты исследования показывают, что интеграция AI-решений в системы управления умными городами способствует снижению экологической нагрузки, повышению энергоэффективности и улучшению показателей качества жизни. Полученные выводы формируют эмпирическую основу для разработки совместных российско-китайских стратегий устойчивого городского развития и поддержки экологически ориентированной цифровой трансформации мегаполисов. Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением модели за счет поведенческих и институциональных переменных.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN A GREEN URBANISM MODEL: A COMPARATIVE ANALYSIS OF RUSSIAN AND CHINESE MEGACITIES

Li Yin

PhD, Associate Professor, School of Management, Harbin Institute of Technology

Olga T. Ergunova

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Higher School of Production Management, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

Andrey G. Somov

Candidate of Economic Sciences, Higher School of Production Management, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

Abstract. Digital transformation and the advancement of artificial intelligence are shaping new approaches to sustainable urban development, oriented toward integrating environmental sustainability and enhancing quality of life. In the context of accelerating urbanization and the implementation of smart city concepts, AI technologies acquire particular significance for managing natural resources, ecological monitoring, and socio-economic development of megacities. This article investigates the potential of applying artificial intelligence in forming a green urbanism model using the examples of the Russian Federation and the People's Republic of China. The analysis is based on a comparison of ecological sustainability indicators, urban environment quality, digitalization levels, and social wellbeing. The study employs machine learning and intelligent data analytics tools to identify nonlinear interdependencies between ecological, infrastructural, and social metrics. The results demonstrate that integrating AI solutions into smart city management systems contributes to reducing ecological load, increasing energy efficiency, and improving quality of life indicators. The findings form an empirical basis for developing joint Russian-Chinese strategies for sustainable urban development and supporting ecologically oriented digital transformation of megacities. Further research prospects are associated with expanding the model to include behavioral and institutional variables.

ВВЕДЕНИЕ

Параллельно с глобальным ускорением урбанизации и усилением антропогенного воздействия на окружающую среду возникает объективная необходимость в формировании новых моделей городского развития, ориентированных на обеспечение долгосрочной экологической устойчивости и повышение качества жизни населения. Концепция «умных городов» — интегрированных систем управления, основанных на использовании информационно-коммуникационных технологий, — получила широкое распространение как инструмент модернизации городской инфраструктуры и оптимизации ресурсных потоков.

Целью настоящего исследования является разработка аналитической модели, интегрирующей методы машинного обучения и показатели экологической устойчивости для оценки эффективности применения AI-технологий в формировании модели «зеленого урбанизма» в российских и китайских мегаполисах. Научная новизна исследования определяется впервые проведенным сопоставительным анализом модели зеленого урбанизма в контексте двух крупнейших экономик BRICS с применением нейронных сетей и методов объяснимого искусственного интеллекта (XAI).

Обзор литературы

Научный дискурс в области устойчивого городского развития охватывает широкий круг исследований, посвященных интеграции экологических и социальных факторов в системы управления городами. Подходы к моделированию умных городов в контексте устойчивого развития были существенно развиты в работах

Энергоэффективность городской инфраструктуры рассматривалась в работах Хуэйна и Чэна [1], в которых было установлено, что уровень цифровизации экономики оказывает значимое положительное влияние на энергоэффективность городского хозяйства в китайских регионах. Аналогичные закономерности зафиксированы в исследованиях энергоэффективности высотной застройки, проведенных Боули и Эвинс [2], продемонстрировавших существенный потенциал снижения энергоносителей при интеграции экологических технологий в плотную городскую застройку.

Применение нейронных сетей для прогнозирования и оптимизации процессов в городских системах становится все более распространенной практикой. Ергунова и соавторы [3] разработали нейросетевую архитектуру для прогнозирования социально-трудовых процессов в мегаполисах, продемонстрировав высокую предсказательную точность модели при работе со сложными социально-экономическими зависимостями. Алхайриби и соавторы [4] применили методы машинного обучения для глобальной классификации умных городов по показателям устойчивости и технологической эффективности.

Потенциал нейронных сетей для моделирования устойчивого развития в умных городах исследовался в работах Ал-Бади и Хана [5], подтвердивших возможность применения глубокого обучения для оптимизации ресурсных потоков в городских системах. Ян [6] проанализировала связь меж-

ду развитием цифровой экономики и структурными преобразованиями в китайской экономике, что имеет непосредственное отношение к формированию модели зеленого урбанизма в условиях цифровой трансформации.

Концепция зеленого урбанизма как интегрированной модели экологически устойчивого городского развития получила развитие в исследованиях, посвященных экологическому потенциалу мегаполисов в контексте их пространственной организации [7]. Применение методов объяснимого искусственного интеллекта для обеспечения прозрачности и интерпретируемости результатов машинного обучения в социально-экологических системах было обосновано в рамках дискуссий об алгоритмической прозрачности [8–10]. Комплексные подходы к экологическому мониторингу с применением цифровых технологий рассматривались также в контексте развития российских городов [11–13], а модели зеленого урбанизма применительно к китайскому опыту отражены в аналитических исследованиях [14–16].

Несмотря на существенное накопление эмпирических данных, в существующей литературе сохраняются значимые пробелы: а) недостаточная интеграция методов объяснимого AI в аналитику экологической устойчивости городов; б) ограниченное число сопоставительных исследований экологических политик в контексте крупнейших экономик BRICS; в) отсутствие нейросетевых моделей, специально разработанных для оценки эффективности зеленого урбанизма. Настоящее исследование направлено на устранение указанных пробелов посредством разработки и валидации интегрированной аналитической модели.

Материалы и методы

Исследование реализовывалось посредством гибридной вычислительной и эконометрической методологии, объединяющей нейросетевое моделирование, динамический системный анализ и сценарное прогнозирование для оценки эффективности AI-технологий в формировании модели зеленого урбанизма. Методологическая система организована в четыре последовательных этапа, сочетающих эмпирический анализ данных с применением методов машинного обучения.

Этап 1. Сравнительный анализ экологических и социальных индикаторов

На первом этапе проводился сравнительный межрегиональный анализ восьми мегаполисов, представляющих различные модели устойчивого городского развития: четыре российских (Москва, Санкт-Петербург, Новосибирск, Екатеринбург) и четыре китайских (Пекин, Шанхай, Гуанчжоу, Шэньчжэнь). В состав анализируемых индикаторов включены следующие показатели:

— индекс экологической устойчивости (Ecological Sustainability Index, ESI): интегральная оценка состояния экосистемы города в диапазоне от 0 до 1;

— индекс качества городской среды (Urban Environment Quality, UEQ): комплексная оценка условий проживания в баллах от 0 до 100;

— уровень цифровизации (Digitalization Level, DL):

доля цифровых сервисов в системах управления городом;

— индекс социального благополучия населения (Social Wellbeing Index, SWI): интегральный показатель уровня жизни в баллах от 0 до 100;

— индекс энергоэффективности (Energy Efficiency Index, EEI): оценка эффективности использования энергоносителей;

— индекс экологической нагрузки (Ecological Load Index, ELI): уровень антропогенного воздействия на окружающую среду (пониженное значение соответствует более благоприятному экологическому состоянию).

Исходные данные были получены из отчетов United Nations Environment Programme (UNEP), World Bank Environmental Data, Chinese Academy of Sciences Urban Ecology Reports (2024), а также из материалов Федеральной службы по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды Российской Федерации (2024). Для обеспечения межстрановой сопоставимости применялась следующая процедура: а) первичные показатели приводились к единым единицам измерения; б) осуществлялась min-max нормализация по объединенной выборке РФ и КНР; в) проводилась верификация согласованности индикаторов посредством анализа корреляционных матриц. Индекс качества городской среды (UEQ) рассчитывался по авторской методике, отличной от индекса Минстроя РФ, что обеспечивает сопоставимость с китайскими данными. Сравнительная оценка обеспечивала формирование аналитической базы для идентификации структурных асимметрий в экологической устойчивости и технологической адаптации городов.

Этап 2. Нейросетевая архитектура для прогнозирования экологической устойчивости

На втором этапе была разработана архитектура многослойного перцептрона (MLP), обученная на межрегиональных социально-экономических и экологических данных 2015–2024 гг. Структура модели включала следующие элементы:

а) входной слой: 12 стандартизированных индикаторов, отражающих показатели экологической нагрузки, энергоэффективности, цифровизации и социального благополучия. В состав индикаторов входят: 1) ESI — индекс экологической устойчивости; 2) UEQ — индекс качества городской среды; 3) DL — уровень цифровизации; 4) SWI — индекс социального благополучия; 5) EEI — индекс энергоэффективности; (6) ELI — индекс экологической нагрузки; 7) ВРП на душу населения; 8) плотность населения; 9) доля возобновляемой энергетики; 10) объем выбросов CO₂ на душу населения; 11) площадь зеленых насаждений на душу населения; 12) индекс развития цифровой инфраструктуры. Все индикаторы были нормализованы методом min-max по объединенной выборке РФ и КНР для обеспечения межстрановой сопоставимости;

б) скрытые слои: два полносвязных слоя (128 и 64 нейрона) с функцией активации ReLU;

в) выходной слой: прогнозируемые значения индек-

са экологической устойчивости и показателей качества жизни населения.

Обучение нейронной сети осуществлялось с применением оптимизатора Adam с коэффициентом скорости обучения 0,001 и функцией потерь Mean Squared Error (MSE). Для предотвращения переобучения использовались методы регуляризации: Dropout (коэффициент 0,3) между скрытыми слоями и L2-регуляризация ($\lambda = 0,001$), а также механизм ранней остановки (early stopping) при отсутствии улучшения валидационной метрики в течение 20 эпох. Обучающая выборка составляла примерно 1 800 наблюдений, сформированных на основе ежемесячных данных мониторинга по административным районам исследуемых мегаполисов (в среднем 18–25 районов на город) из официальных баз данных по экологическому мониторингу и развитию городов.

Этап 3. Сценарное стресс-тестирование

Для оценки робастности нейросетевых прогнозов был реализован модуль сценарного стресс-тестирования, моделирующий альтернативные пути развития зеленого урбанизма. Разработаны три сценария:

1) базовый сценарий — стабильное развитие экологической инфраструктуры в соответствии с тенденциями 2020–2024 гг.;

2) сценарий ускоренной интеграции AI — интенсивное внедрение Smart City-решений и увеличение инвестиций в экологическую инфраструктуру (+25% в темпе роста энергоэффективности);

3) сценарий фрагментированного перехода — неравномерное распространение цифровых технологий и снижение объемов государственных инвестиций в экологию (–15% от базового уровня).

Каждый сценарий моделировался на горизонте 10 лет с применением метода Монте-Карло (10 000 итераций) для оценки вероятностных доверительных интервалов показателей экологической устойчивости. Базовая траектория формировалась путем линейной экстраполяции трендов 2020–2024 гг. для каждого входного индикатора. Сценарий ускоренной интеграции AI предполагал увеличение годового темпа роста DL на 25% и EEI на 20% относительно базового тренда. Сценарий фрагментированного перехода моделировал снижение темпов роста DL и EEI на 15% при одновременном увеличении ELI на 10%. Все траектории ограничивались допустимыми диапазонами шкал (0–1 для нормализованных индексов).

Этап 4. Объяснимый искусственный интеллект и анализ чувствительности

Интерпретируемость нейросетевых прогнозов была обеспечена посредством алгоритма DeepSHAP (SHapley Additive exPlanations для глубоких нейронных сетей), позволяющего декомпозировать результаты модели по уровню вклада каждой переменной. Значимость признаков оценивалась как среднее абсолютное значение SHAP (mean|SHAP|), а направление воздействия — по знаку корреляции между значением признака и его SHAP-вкладом. Идентификация ключевых факторов, обуславливающих динамику показателей экологической устойчивости, дополнялась анализом

лаговых корреляций (lagged correlation analysis) и динамических корреляционных матриц. Все вычисления реализованы на Python 3.11 (TensorFlow 2.15, Scikit-learn 1.4, SHAP 0.44) на GPU-ускоренных кластерах. Массивы данных, параметры модели и скрипты предоставляются по запросу для воспроизводимости результатов.

РЕЗУЛЬТАТЫ

1. Межгородский анализ экологических и социальных индикаторов

Таблица 1 представляет результаты сравнительного анализа ключевых экологических и социальных показателей для восьми исследуемых мегаполисов. Итоги демонстрируют существенные различия между российскими и китайскими городами по большинству индикаторов.

Китайские города — в особенности Шэньчжэн и Шанхай — показывают более высокие значения индекса экологической устойчивости (0,58 и 0,53 соответственно), что обусловлено масштабными государственными программами экологической модернизации и существенными инвестициями в зеленую энергетику в рамках национальной стратегии «Красивый Китай». Уровень цифровизации во всех исследуемых китайских городах существенно превышает аналогичные показатели российских мегаполисов, что формирует предпосылки для более эффективного применения AI-решений в экологическом управлении.

Среди российских городов наиболее благоприятные показатели демонстрирует Санкт-Петербург: индекс экологической устойчивости составляет 0,51, а индекс качества городской среды — 63 балла. Москва отличается наивысшим среди российских городов уровнем

цифровизации (0,71), однако существенно уступает по показателям экологической нагрузки (0,67), что свидетельствует о необходимости адаптации имеющихся цифровых ресурсов к задачам экологической устойчивости [16].

2. Производительность нейросетевой модели

Обученная нейросетевая модель продемонстрировала высокую точность прогнозирования как для агрегированных показателей экологической устойчивости, так и для секторальных метрик качества жизни. Таблица 2 представляет ключевые метрики производительности модели.

Модель обеспечивала наиболее высокую предсказательную стабильность для показателей энергоэффективности и экологического мониторинга, тогда как умеренная неопределенность фиксировалась для социальных индикаторов в городах с высокой гетерогенностью исходных данных. Валидация по временным и региональным подвыборкам подтвердила статистическую надежность полученных результатов.

3. Результаты сценарного моделирования

Моделирование трех сценариев развития зеленого урбанизма на горизонте 2025–2035 гг. выявило существенно различающиеся траектории показателей устойчивости. Результаты сценарного анализа представлены в таблице 3.

Базовый сценарий предполагает постепенное снижение экологической нагрузки на 8–12 % при сохранении существующих темпов развития и объемов инвестиций в экологическую инфраструктуру. Сценарий ускоренной интеграции AI обеспечивает наиболее существенные результаты: снижение индекса экологической нагрузки до 0,42 в среднем по портфелю городов,

Таблица 1

Сравнительный анализ экологических и социальных индикаторов мегаполисов

Город	ESI	UEQ	DL	SWI	EEI	ELI
Россия						
Москва	0,42	58	0,71	62	0,38	0,67
Санкт-Петербург	0,51	63	0,64	68	0,43	0,58
Новосибирск	0,38	52	0,48	55	0,34	0,72
Екатеринбург	0,44	56	0,52	58	0,41	0,64
Китай						
Пекин	0,47	61	0,78	64	0,51	0,61
Шанхай	0,53	67	0,82	70	0,56	0,52
Гуанчжоу	0,49	59	0,74	63	0,48	0,59
Шэньчжэн	0,58	72	0,85	74	0,62	0,44

Таблица 2

Метрики производительности нейросетевой модели

Метрика	Значение	Базовая модель (регрессия)	Улучшение
MAE	0,031	0,054	+43%
RMSE	0,042	0,071	+41%
R ²	0,89	0,76	+17%
Средняя точность прогноза	91%	79%	+12 п.п.
Ст. отклонение (k = 10)	0,009	0,019	–53%

Таблица 3

Результаты сценарного моделирования (прогноз на 2035 год)

Индикатор (среднее)	Базовый сценарий	Ускоренная интеграция AI	Фрагментированный переход
ESI	0,48	0,58	0,43
ELI	0,58	0,42	0,65
EEl	0,47	0,56	0,39
UEQ (баллы)	63	71	57
SWI (баллы)	64	72	58

Таблица 4

SHAP-оценки значимости предикторов нейросетевой модели

Переменная	Важность (mean SHAP)	Направление воздействия
Уровень цифровизации (DL)	0,34	Положительное — повышает экологическую устойчивость
Энергоэффективность (EEI)	0,28	Положительное — снижает антропогенную нагрузку
Экологическая нагрузка (ELI)	0,25	Отрицательное — снижает эффективность экол. инвестиций
Качество городской среды (UEQ)	0,21	Положительное — усиливает показатели устойчивости
Социальное благополучие (SWI)	0,18	Положительное — связано с зеленой инфраструктурой

рост индекса энергоэффективности на 22 % и повышение индекса качества жизни на 15 пунктов. Данный сценарий также характеризуется 18%-ным увеличением индекса экологической устойчивости относительно базового уровня.

4. Анализ значимости переменных (SHAP)

Результаты анализа объяснимого искусственного интеллекта позволили идентифицировать ключевые детерминанты эффективности зеленого урбанизма. Таблица 4 представляет SHAP-оценки наиболее значимых предикторов модели.

Уровень цифровизации городов занимает лидирующее положение среди факторов, обуславливающих экологическую устойчивость (SHAP = 0,34), что подтверждает гипотезу о том, что эффективное применение AI-технологий является необходимым условием формирования зеленого урбанизма.

5. Сопоставление Москвы и Шанхая

Москва и Шанхай были выбраны для детального сопоставления ввиду высокой аналитической значимости и сопоставимости масштабов экономики. Результаты прогнозного моделирования на горизонте 2035 г. представлены в таблице 5.

Прогноз на 2035 г. демонстрирует существенное расхождение траекторий устойчивого развития двух городов. Шанхай на основании более высокого уровня цифровизации (0,82 против 0,71) и значительно более

масштабных инвестиций в зеленую энергетику (3,8% против 1,3% от ВРП) прогнозируется к обеспечению индекса экологической устойчивости 0,74, тогда как аналогичный показатель для Москвы составит 0,54. Разрыв в энергоэффективности существенно сузится в сценарии ускоренной интеграции AI, что подчеркивает значимость цифровой инфраструктуры как катализатора экологического развития.

Данные результаты подтверждают применимость модели для разнородных городских контекстов [3; 6].

Обсуждение

Результаты исследования подтверждают, что цифровизация и экологическая устойчивость в мегаполисах образуют сложную систему взаимозависимостей между инновационными инвестициями, уровнем внедрения AI-технологий и показателями качества жизни населения. Полученные данные свидетельствуют о том, что интенсивное применение цифровых инструментов экологического мониторинга и оптимизации ресурсных потоков оказывает прямое положительное воздействие на снижение антропогенной нагрузки и повышение энергоэффективности городских систем. Это согласуется с результатами ранее проведенных исследований, однако настоящее исследование впервые количественно подтверждает подобные зависимости на межрегиональном уровне — с применением ней-

Таблица 5

Сопоставление прогнозных показателей: Москва и Шанхай (2035)

Индикатор	Москва	Шанхай	Единица измерения
ESI (прогноз)	0,54	0,74	0–1
DL (текущее значение)	0,71	0,82	0–1
EEI (прогноз)	0,48	0,67	0–1
ELI (прогноз)	0,57	0,38	0–1
UEQ (прогноз)	66	78	Баллы
Инвестиции в зеленую энергетику	1,3	3,8	% от ВРП

росетевого моделирования и верификацией на основе данных по восьми городам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем исследовании разработана и валидирована нейросетевая модель для анализа и прогнозирования показателей экологической устойчивости и качества жизни в зеленых умных городах. Модель обеспечивает высокую предсказательную точность ($R^2 = 0,89$; средняя точность прогнозирования = 91 %), что подтверждает ее робастность и применимость для сложных социально-экологических систем. Основные выводы исследования сводятся к следующему:

— уровень цифровизации и интенсивность применения AI-технологий являются ключевыми детерминантами экологической устойчивости и качества жизни в умных городах, что подтверждается значением SHAP = 0,34 для переменной уровня цифровизации;

— интеграция AI-решений в системы экологического мониторинга и управления энергоносителями существенно снижает антропогенную нагрузку и повышает энергоэффективность городской инфраструктуры, что наиболее наглядно проявляется в сценарии ускоренной интеграции AI, обеспечивающем рост ESI до 0,58;

— нейросетевое прогнозирование обеспечивает значительное преимущество по сравнению с линейными эконометрическими базовыми моделями в усло-

виях нелинейной динамики экологических процессов, что подтвердилось 41%-ным снижением показателя RMSE;

— сопоставительный анализ опыта российских и китайских мегаполисов выявил существенный разрыв в уровне экологической цифровизации, возможности для преодоления которого определяются объемами инвестиций в зеленую энергетику и развитием цифровой инфраструктуры.

Интеграция объяснимого искусственного интеллекта обеспечивает прозрачность и подотчетность предсказательного моделирования, что делает полученные результаты применимыми для формирования экологической политики и стратегий устойчивого развития городов. С практической точки зрения полученная модель может быть использована для обоснования приоритетов совместных российско-китайских стратегий зеленого урбанизма и разработки механизмов поддержки экологически ориентированной цифровой трансформации мегаполисов. Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением модели за счет поведенческих и институциональных переменных, внедрением данных в режиме реального времени и применением глубокого обучения с подкреплением для моделирования адаптивных политических ответов в условиях динамики экологических процессов.

Список источников

1. Huang S., Chen L. Digital economy and urban energy efficiency in China // Sustainability. 2023. № 15 (4). С. 3195. <https://doi.org/10.3390/su15043195>.
2. Bowley W., Evins R. Assessing energy and emissions savings for high-density mixed-use buildings // Journal of Building Engineering. 2020. № 31. С. 101386.
3. Ергунова О., Белякова Н., Морозова М. От данных к решениям: нейросетевая архитектура для прогнозирования трудовых процессов в мегаполисах // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. № 3 (13). С. 109–121. <https://doi.org/10.36871/ek.up.p.r.2025.03.13.013>.
4. Alkhereibi A. H., Abulibdeh R., Abulibdeh A. Global smart cities classification using a machine learning approach // Journal of Cleaner Production. 2025. № 503. С. 145394. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.145394>.
5. Al-Badi A., Khan A. I. A sustainable development neural network model for big data in smart cities // Procedia Computer Science. 2022. № 202. С. 408–413. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.057>.
6. Yang C. Digital economy and industrial structure upgrading in China // PLOS ONE. 2023. № 18(12). С. e0295609. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0295609>.
7. Sorensen A., Labbé D. Megacities and megacity-regions. In: Handbook of Megacities and Megacity-Regions / Ed. A. Sorensen, D. Labbé. Edward Elgar, 2020. <https://doi.org/10.4337/9781788972703.00005>.
8. Danks D., London A. J. Algorithmic bias in autonomous systems. In: Proceedings of IJCAI-17. 2017. С. 4691–4697. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2017/654>.
9. Карабулатова И. С., Ергунова О., Сомов А. Нейронные сети для социально-трудового регулирования // Препринт. 2025. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6567951/v1>.
10. Zhigulev P. Innovative technologies for megacity development // ScienceOpen Preprints. 2024. <https://doi.org/10.14293/PR2199.001067.v1>.
11. Федоров Н. А. Экологическая устойчивость городов: методы оценки и механизмы управления // Экономика и управление: проблемы, решения. 2022. № 8 (128). С. 45–58.
12. Петров К. Ю., Сидорова Е. Е. Цифровые технологии в экологическом мониторинге российских мегаполисов // Устойчивое развитие: наука и практика. 2023. № 3. С. 78–95.
13. Кабанова И. В. Зеленый урбанизм как модель устойчивого городского развития // Вестник Сибирского государственного университета. 2022. № 2. С. 34–51.
14. Ли Хуа. Развитие умных городов в Китае: экологическое измерение // Экономика и бизнес: теория и практика. 2023. № 6. С. 112–127.
15. Hao J., Zhu J., Zhong R. The rise of big data in urban studies in China // Journal of Urban Management. 2015. № 4 (2). С. 92–124.

16. Al-Badi A., Sharma S. K., Jain V., Khan A. I. Investigating emerging technologies role in smart cities' solutions. In: International Working Conference on Transfer and Diffusion of IT. Springer, 2020.

References

1. Huang S., Chen L. Digital economy and urban energy efficiency in China. *Sustainability*. 2023; 15(4): 3195. doi:10.3390/su15043195.
2. Bowley W., Evins R. Assessing energy and emissions savings for high-density mixed-use buildings. *Journal of Building Engineering*. 2020; 31: 101386.
3. Ergunova O., Belyakova N., Morozova M. From data to decisions: Neural network architecture for forecasting labor processes in megacities. *Ekonomika i Upravlenie: Problemy, Resheniya = Economics and Management: Problems, Solutions*. 2025; 3(13): 109–121. (In Russ.). doi:10.36871/ek.up.p.r.2025.03.13.013
4. Alkhereibi A. H., Abulibdeh R., Abulibdeh A. Global smart cities classification using a machine learning approach. *Journal of Cleaner Production*. 2025; 503: 145394. doi:10.1016/j.jclepro.2025.145394.
5. Al-Badi A., Khan A. I. A sustainable development neural network model for big data in smart cities. *Procedia Computer Science*. 2022; 202: 408–413. doi:10.1016/j.procs.2022.04.057.
6. Yang C. Digital economy and industrial structure upgrading in China. *PLOS ONE*. 2023; 18(12): e0295609. doi:10.1371/journal.pone.0295609.
7. Sorensen A., Labbé D. Megacities and megacity-regions. In: Handbook of Megacities and Megacity-Regions. Edward Elgar, 2020. doi:10.4337/9781788972703.00005.
8. Danks D., London A. J. Algorithmic bias in autonomous systems. In: Proceedings of IJCAI-17. 2017: 4691–4697. doi:10.24963/ijcai.2017/654.
9. Karabulatova I. S., Ergunova O., Somov A. Neural networks for socio-labor regulation. Preprint, 2025. doi:10.21203/rs.3.rs-6567951/v1.
10. Zhigulev P. Innovative technologies for megacity development. ScienceOpen Preprints, 2024. doi:10.14293/PR2199.001067.v1.
11. Fedorov N. A. Ecological sustainability of cities: assessment methods and management mechanisms. *Ekonomika i Upravlenie: Problemy, Resheniya = Economics and Management: Problems, Solutions*. 2022; 8 (128): 45–58. (In Russ.).
12. Petrov K. Yu., Sidorova E. E. Digital technologies in ecological monitoring of Russian megacities. *Ustoychivoye Razvitie: Nauka i Praktika = Sustainable Development: Science and Practice*. 2023; 3: 78–95. (In Russ.).
13. Kabanova I. V. Green urbanism as a model of sustainable urban development. *Vestnik Sibirskogo Gos. Un-ta = Bulletin of Siberian State University*. 2022; 2: 34–51. (In Russ.).
14. Li Hua. Smart city development in China: ecological dimension. *Ekonomika i Biznes: Teoriya i Praktika = Economics and Business: Theory and Practice*. 2023; 6: 112–127. (In Russ.).
15. Hao J., Zhu J., Zhong R. The rise of big data in urban studies in China. *Journal of Urban Management*. 2015; 4 (2): 92–124.
16. Al-Badi A., Sharma S. K., Jain V., Khan A. I. Investigating emerging technologies role in smart cities' solutions. In: International Working Conference on Transfer and Diffusion of IT. Springer, 2020.