

Применение искусственного интеллекта для оптимизации процессов цифровизации в лесопромышленном комплексе

Н.А. Гончарова^{1а}, П.А. Федяев^{1б}, Ал.А. Федяев^{2с}

¹ Братский государственный университет, ул. Макаренко, 40, Братск, Россия

² Санкт-Петербургский лесотехнический университет, Институтский пер., д.5, Санкт-Петербург, Россия

^а goncharova-n@mail.ru, ^б vends@mail.ru, ^с vends1@mail.ru

^а <https://orcid.org/0000-0002-4231-0272>, ^б <https://orcid.org/0009-0008-9288-0514>,

^с <https://orcid.org/0000-0001-6233-3757>

Статья поступила 27.05.2026, принята 23.06.2026

Статья посвящена анализу возможностей применения искусственного интеллекта в лесопромышленном комплексе как одного из наиболее перспективных инструментов повышения эффективности, точности и устойчивости производственных процессов. Рассматривается постепенный переход от традиционных методов управления, основанных преимущественно на ручном учёте и экспертных оценках, к цифровым решениям, способным обрабатывать большие массивы данных, поступающих с дронов, спутников, IoT-датчиков и лесозаготовительной техники в режиме, близком к реальному времени. Такой подход позволяет существенно повысить оперативность принятия решений и сократить влияние человеческого фактора на ключевые производственные операции. Цель исследования заключается в выявлении наиболее результативных направлений использования искусственного интеллекта в ЛПК. В основу методики исследования положен анализ современных методов машинного обучения, среди которых рассмотрены средства предиктивной аналитики, сверточные нейронные сети и подходы edge-вычислений. Приведённые технологии проанализированы с точки зрения их применения на ключевых этапах лесопромышленного цикла. В работе систематизированы прикладные кейсы внедрения интеллектуальных решений в отрасли. Эмпирические данные свидетельствуют, что использование интеллектуальных методов ведёт к существенному сокращению производственных потерь и объёмов отходов, повышению точности таксационных измерений и сортировочной классификации, а также к снижению транспортно-организационных издержек. Отдельное внимание уделено условиям эксплуатации: показано, что модели на основе интеллектуальных алгоритмов наиболее эффективны в пространственно распределённых и инфраструктурно сложных лесных сетях, где необходимо учитывать сезонную доступность участков, погодные параметры и изменчивость качества сырья. Кроме того, применение таких технологий способствует более рациональному использованию ресурсов, повышению качества управленческого анализа и формированию устойчивой производственной модели. Практическая значимость работы состоит в том, что предложенные подходы могут быть использованы для повышения конкурентоспособности предприятий ЛПК, оптимизации производственных процессов и совершенствования системы принятия управленческих решений. Исследования подтверждают, что искусственный интеллект становится не вспомогательным, а системообразующим элементом цифровой трансформации лесной отрасли.

Ключевые слова: трансформация цифровых технологий; технологические цепочки; ресурсные потоки; предиктивная аналитика; компьютерное зрение.

Using artificial intelligence to optimize digitalization processes in the forestry industry

N.A. Goncharova^{1а}, P.A. Fedyaev^{1б}, Al.A. Fedyaev^{2с}

¹ Bratsk State University; 40, Makarenko St., Bratsk, Russia

² St. Petersburg Forest Engineering University; 5, Institutsky Lane, St. Petersburg, Russia

^а goncharova-n@mail.ru, ^б vends@mail.ru, ^с vends1@mail.ru

^а <https://orcid.org/0000-0002-4231-0272>, ^б <https://orcid.org/0009-0008-9288-0514>,

^с <https://orcid.org/0000-0001-6233-3757>

Received 27.05.2026, accepted 23.06.2026

The article analyzes the potential for using artificial intelligence in the forestry industry as one of the most promising tools for improving the efficiency, accuracy, and sustainability of production processes. It examines the gradual transition from traditional management methods, primarily based on manual accounting and expert assessments, to digital solutions capable of processing large amounts of data coming from drones, satellites, IoT sensors, and logging equipment in near real time. This approach significantly improves decision-making efficiency and reduces the impact of human error on key production operations. The aim of the study is to identify the most effective areas for using artificial intelligence in the forestry industry. The research methodology is based on an analysis of modern machine learning methods, including predictive analytics, convolutional neural networks, and edge computing approaches. These technologies are analyzed for their application at key stages of the forestry cycle. The paper systematizes applied cases of implementing intelligent solutions in the industry. Empirical data demonstrates that the use of intelligent methods leads to a significant reduction in production losses and waste volumes, increased accuracy of inventory measurements and sorting classification, and reduced transport

and organizational costs. Particular attention is paid to operational conditions: it is shown that models based on intelligent algorithms are most effective in spatially distributed and infrastructurally complex forest networks, where seasonal site availability, weather conditions, and variability in raw material quality must be taken into account. Furthermore, the use of such technologies facilitates more efficient resource use, improves the quality of management analysis, and develops a sustainable production model. The practical significance of this work lies in the fact that the proposed approaches can be used to enhance the competitiveness of forestry enterprises, optimize production processes, and improve management decision-making. The research confirms that artificial intelligence is becoming not an auxiliary, but a system-forming element of the digital transformation of the forestry industry.

Keywords: transformation of digital technologies; technological chains; resource flows; predictive analytics; computer vision.

Введение. В современном мире лесопромышленный комплекс (ЛПК) переживает трансформацию под влиянием цифровых технологий, где искусственный интеллект (ИИ) выступает ключевым драйвером оптимизации производственных процессов и обеспечения устойчивого развития. По данным Рослесхоза и результатов международных исследований за 2025 г., цифровизация лесопромышленного комплекса в среднем обеспечивает сокращение операционных расходов примерно на 25 %. Данный эффект реализуется за счёт применения методов анализа больших объёмов данных, моделирования технологических цепочек и прогнозирования потоков ресурсов с использованием интеллектуальных инструментов. Актуальность цифровых трансформаций усиливается под влиянием глобальных вызовов – дефицита древесины, климатических изменений и ужесточения экологических требований [1, с. 681].

Традиционные подходы к управлению лесопромышленным комплексом, опирающиеся на эмпирические практики и ручной учёт, оказываются недостаточно эффективными при возрастании сложности производственных процессов – от первичной заготовки до глубокой переработки древесины. Объёмы данных, поступающих от систем дистанционного зондирования Земли и встроенных IoT-датчиков на оборудовании, растут в экспоненциальном темпе и на крупных предприятиях достигают терабайт в сутки, что значительно превосходит возможности оперативной обработки и адекватной интерпретации человеческими ресурсами. В российском контексте, где лесные ресурсы являются важным элементом экспортного потенциала, цифровая трансформация с применением интеллектуальных технологий приобретает стратегическое значение: по оценке Минприроды РФ на 2026 г., внедрение таких систем способно повысить точность лесной инвентаризации примерно на 40 % и сократить потери, связанные с несанкционированными рубками [2, с. 21].

Искусственный интеллект, реализованный на базе методов машинного обучения, в том числе нейронных сетей, алгоритмов кластеризации и технологий глубокого обучения применяется на ключевых этапах функционирования лесопромышленного комплекса. Его использование охватывает предиктивную аналитику запасов, оптимизацию маршрутов заготовок, автоматизированный контроль качества на перерабатывающих предприятиях и прогнозирование спроса на продукцию. В частности, системы компьютерного зрения на основе свёрточных нейронных сетей обрабатывают снимки с беспилотников и спутников для определения сортамента и состояния древесины, тогда как рекуррентные архитектуры (RNN, LSTM) применяют для моделирования временных характеристик производственных пото-

ков с целью снижения отходов и энергозатрат. Описываемые подходы повышают ресурсную эффективность и поддерживают внедрение принципов циркулярной экономики: интеллектуальные модели позволяют обнаруживать новые свойства древесных материалов и оценивать их перспективы для инновационных применений.

В условиях реализации национальных проектов «Цифровая экономика» и «Экология» (продлённых до 2030 г.) и в ответ на мировые тренды разработка методик интеграции ИИ в лесопромышленный сектор носит междисциплинарный характер, требуя взаимодействия лесной инженерии, информационных технологий и экономики природопользования. Цель настоящей статьи – проанализировать современные алгоритмы и практики применения интеллектуальных методов в цифровизации ЛПК с акцентом на апробацию в российских условиях и формулирование рекомендаций, направленных на повышение конкурентоспособности отрасли и устойчивости лесных экосистем [3, с. 17].

Методы применения ИИ в ключевых процессах ЛПК. Искусственный интеллект всё глубже проникает в структуру лесопромышленного комплекса, охватывая весь производственный цикл – от первичной заготовки древесины в лесных массивах до этапов глубокой механической и химической переработки на специализированных заводах. Эта интеграция решает фундаментальную задачу обработки и анализа огромных массивов разнородных данных в реальном времени, где объёмы информации зачастую достигают терабайтов в сутки на крупных предприятиях. По данным Рослесхоза за 2025 г., в России ежегодно генерируется свыше 1 ТБ данных из источников вроде спутникового ДЗЗ, IoT-датчиков на харвестерах и видео с дронов, что делает традиционные методы анализа неэффективными.

Рассмотрим типичный сценарий лесозаготовок: современный харвестер оснащён мультиспектральными камерами, лидарами (LiDAR) и ультразвуковыми сенсорами, которые в процессе валки, обрезки и сортировки фиксируют параметры каждого ствола, а именно породу древесины, диаметр на обухе, длину сортимента, наличие дефектов (трещины, гниль, искривления), а также объём в кубометрах с точностью до 0,01 м³. За смену один харвестер производит до 5–10 ГБ сырых данных: видео 4K с частотой 30 fps, облака точек LiDAR (миллионы координат) и логи сенсоров. В России, где годовой объём заготовок превышает 200 млн м³, около 70 % техники крупных подрядных организаций уже оборудовано системами телеметрии; однако при отсутствии аналитической обработки эти массивы данных остаются слабо используемым и фактически «тёмным» хранилищем информации [4, с. 21].

Оператор харвестера наблюдает в кабине реальное дерево, в то время как параллельная обработка данных

на облачной платформе или локальном процессоре машины выполняет классификацию по признакам коры и ливствы с предполагаемой погрешностью менее 5 %. Подобные технологии уже показали практическую эффективность: в пилотных проектах Иркутской области (2025) внедрение автоматизированной классификации сократило время сортировочных операций примерно на 40 %.

В основе решения лежат свёрточные сети глубокого обучения (CNN), включая архитектуры уровня ResNet-50, EfficientNet и специализированные детекторы (YOLO, Faster R-CNN), предварительно обученные на общих наборах изображений и далее адаптированные под лесные датасеты (в том числе открытые ресурсы FAO и ведомственные коллекции Рослесхоза). Модели извлекают характерные признаки – текстурные контуры коры, градиенты яркости для выявления дефектов, геометрические параметры ствола для оценки объёма и демонстрируют высокую точность распознавания (порядка 92–96 %).

Практическая апробация подтверждает прикладной эффект: в Забайкальском крае нейронные модели проанализировали снимки с площади порядка 10 тыс. га и идентифицировали древесные породы с точностью около 94 %, что позволило ускорить процедуру экспортной сортировки ливственницы по сравнению с ручной проверкой почти на две трети. Обработка происходит в реальном времени: задержка <100 мс на кадр, благодаря GPU-ускорителям вроде NVIDIA Jetson на машинах.

На основе классифицированных данных ИИ генерирует рекомендации, учитывая тип груза, грунт (болотистость по LiDAR), погоду (интеграция с API МЧС) и загрузку дорог [5, с. 57].

Минимизация отходов критична: в РФ на лесозаготовках теряется 32–50 % объёма (листва, кора, вершинки: 68–74 млн м³/год), а на лесопилках – до 40 % сырья в опилки/горбыль. ИИ меняет это: точная оценка объёма и качества позволяет резать «под ноль», снижая отходы на 15–25 % (до 10–15 млн м³/год экономии). ROI от внедрения ИИ составляет 150–300 % за 2 года, с окупаемостью всего 6–12 мес. на харвестере стоимостью 50 млн руб. В глобальном масштабе фиксируется рост эффективности ЛПК на 28 % в проектах с ИИ (Канада, Швеция, 2025).

В лесозаготовке искусственный интеллект всё чаще используется не как вспомогательный цифровой инструмент, а как полноценный механизм поддержки управленческих решений на уровне предприятия и отрасли. Его основная задача заключается в том, чтобы объединить разрозненные массивы данных, такие как спутниковые снимки, сведения лесоустройства, телеметрию машин, погодные прогнозы, данные о дорожной сети и графики отгрузки в единую предиктивную модель, которая позволяет заранее определить, где и когда рубка будет экономически и технологически оправданной. Такой подход особенно важен для территорий со сложной пространственной структурой лесного фонда, где решение о начале работ зависит не только от наличия древесных запасов, но и от сезонной доступности участка, прочности грунта, расстояния до погрузочных

пунктов и пропускной способности транспортной инфраструктуры.

Если раньше планирование рубок во многом строилось на статических картах и экспертной оценке, то сейчас ИИ способен обновлять прогноз почти в режиме реального времени. Это означает, что субъект хозяйствования может учитывать не только исходные характеристики лесосеки, но и оперативные изменения: осадки, температуру, промерзание почвы, вероятность распутицы, рост уровня воды в малых реках и состояние подъездных дорог. В результате формируется более гибкая схема освоения лесного фонда, при которой техника направляется не на «самые доступные» участки по привычке, а на те, где в данный момент соотношение затрат, качества сырья и транспортной целесообразности является наилучшим [6, с. 140].

Предиктивное планирование в лесозаготовке.

Данное планирование строится на использовании машинного обучения, прежде всего алгоритмов Random Forest, градиентного бустинга и нейросетевых моделей, которые сопоставляют пространственные и временные данные. Такие модели анализируют не один показатель, а сразу несколько групп факторов: породный состав насаждений, запас древесины, уклон местности, плотность дорожной сети, сезонную проходимость грунта, пожарную опасность и удалённость от пунктов переработки. Благодаря этому можно заранее выделить участки, разработка которых принесёт наибольший эффект при наименьших издержках.

Практическая значимость рассматриваемого подхода особенно ярко проявляется в субъектах РФ, характеризующихся значительной площадью лесных ресурсов, в первую очередь в сибирских регионах и на территориях Дальнего Востока. Объёмы заготовки древесины в России в период 2022–2025 годов претерпели глубокие структурные изменения, обусловленные санкционными ограничениями и вынужденной перестройкой логистических цепочек поставок. После резкого спада, зафиксированного в 2022 г., ключевые показатели отрасли смогли выйти на стадию относительной стабилизации к 2024 г. Тем не менее уже в 2025 г. лесозаготовительный комплекс снова столкнулся с выраженным снижением объёмов деятельности, что указывает на сохраняющиеся системные риски, динамика показателей представлена на рис. 1. Дальневосточные и сибирские регионы сохраняют ключевую роль в формировании сырьевой базы лесопромышленного комплекса. Логистика в отрасли представляет собой более широкий набор задач: она охватывает вывоз сортиментов, распределение потоков между перерабатывающими предприятиями, координацию железнодорожных и автомобильных перевозок, а также учёт ограничений по грузоподъёмности, сезонности и пропускной способности инфраструктуры. Для Сибири и Дальнего Востока эта проблематика особенно остро стоит: отраслевые источники отмечают значительную удалённость лесосек от перерабатывающих предприятий, при которой отдельные логистические участки достигают сотен километров. В таких условиях даже небольшая погрешность в маршрутизации приводит к увеличению себестоимости продукции и снижению маржинальной прибыли организаций.

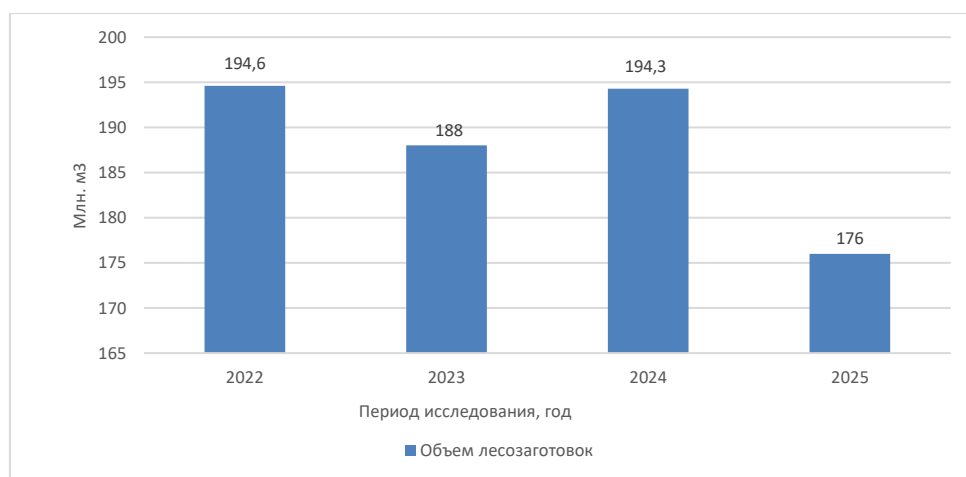


Рис. 1. Динамика объёмов лесозаготовки в России, млн

Применение цифровизации в лесной отрасли представляет собой направление, объединяющее методы геоинформационного анализа, алгоритмы машинного обучения, инструментарием транспортной логистики и экономикой природопользования. Такое сочетание расширяет возможности для построения моделей оценки ресурсного потенциала, оптимизации логистических цепочек и разработки экономически обоснованных стратегий управления лесными ресурсами, а также формирует платформу для теоретических исследований в областях прогнозирования, валидации моделей и учёта пространственной неопределённости. В отличие от классических управленческих подходов, интеллектуальные методы позволяют работать с высокой степенью неопределённости и неполноты данных, что особенно важно для лесной отрасли, где сезонные и климатические факторы регулярно вносят дополнительные ограничения и риски. На практике это означает переход от реактивного управления к проактивному: предприятие не только реагирует на уже возникшие проблемы, но и заранее прогнозирует их.

Сверточные нейронные сети (CNN) занимают центральное место в задачах автоматического распознавания объектов в лесопромышленном комплексе, потому что они умеют выделять устойчивые визуальные признаки даже при сильной вариативности освещения, угла съёмки, плотности кроны и качества исходного изображения. В лесной отрасли это особенно важно: одна и та же порода может выглядеть по-разному в зависимости от возраста дерева, сезона, освещённости, влажности коры и состояния поверхности ствола. Именно поэтому CNN-модели, такие как ResNet-50, EfficientNet, YOLO и Faster R-CNN, стали основой для задач, связанных с распознаванием пород, дефектов древесины, повреждённых участков леса и параметров стволов [7, с. 82].

На первом этапе такие модели обычно обучаются на больших универсальных наборах изображений, а затем дообучаются на специализированных лесных данных. Это позволяет им перенести базовые навыки распознавания контуров, текстур и объектов на задачу анализа древесины. В прикладном смысле CNN анализируют не «дерево как целое», а совокупность визуальных паттернов: структуру коры, рисунок годичных слоев, геометрию ствола, контраст между здоровой и повреждённой

тканью, следы грибкового поражения, трещины и кривизну. Такой подход делает алгоритмы востребованными не только в научных исследованиях, но и в задачах производственного контроля на лесозаготовке и в деревообработке. Результаты отечественных и зарубежных работ свидетельствуют: сверточные сети достигли уровня, соответствующего практическим требованиям отрасли. Это означает, что модели способны с достаточной надёжностью выявлять ветровалы, усохшие деревья и участки, поражённые вредителями, опираясь лишь на общедоступные снимки в видимом диапазоне.

В исследованиях по распознаванию пород по спутниковым изображениям нейросетевые подходы также показали высокую эффективность. Применение иерархических архитектур и учёт дополнительных пространственных признаков позволило существенно повысить качество классификации: средняя точность распознавания пород превышала 90 %. Это особенно важно, поскольку различия между породами могут быть неочевидны для человека на больших массивах данных, а для модели они становятся формализуемыми визуальными признаками [8, с. 32].

Для промышленной сортировки древесины похожие результаты показывают и корпоративные разработки. Так, в патентованном решении многопрофильной компании «Свеза» для выявления дефектов древесины точность определения и распознавания превышала 90 %, а в ряде экспериментальных сценариев достигала почти 100 %. В другой отраслевой разработке, связанной со станками и автоматизированным контролем распила, приводятся оценки точности сортировки досок по дефектам в диапазоне 92–98 %. Всё это показывает, что CNN уже перешли из стадии лабораторной демонстрации в область прикладного промышленного применения.

Практическая ценность CNN в ЛПК состоит в том, что модель способна одновременно решать несколько задач. Во-первых, она может классифицировать породу древесины по визуальным признакам коры, окраски и текстуры. Во-вторых, такие системы позволяют выявлять дефекты древесины: гниение, трещины, сучки, искривления, а также признаки повреждений, вызванных насекомыми или грибами. В-третьих, в задачах компьютерного зрения возможна семантическая сегментация

изображения с выделением ствола, его контуров и зон повреждений, что представляет практическую ценность для таксации и оценки качества сырья.

В отношении харвестеров и другой лесозаготовительной техники сверточные модели применяются для потоковой обработки видеоданных и поддержки операторских решений в реальном времени. Система может формировать рекомендации по схеме распиловки и сортировке, а также передавать результаты в плановые модули логистики, что снижает объём ручного труда и уменьшает вероятность ошибок, особенно при работе в удалённых участках, где требуется оперативное принятие решений.

Для отрасли критичны не только точность, но и быстрое действие распознавания: при чрезмерной задержке модель непригодна для использования на конвейере или в кабине машины. Поэтому прикладные решения ориентированы на обработку в реальном времени, с задержками на уровне десятков миллисекунд на кадр. Достижение таких показателей обеспечивается сочетанием аппаратного ускорения (GPU) и edge-вычислений, когда обработка выполняется на локальном процессоре машины или на ближайшей вычислительной платформе, а не в удалённом дата-центре [9, с. 110].

Применение вычислительных платформ класса NVIDIA Jetson и их аналогов позволяет существенно снизить задержки обработки и обеспечить стабильную работу систем в полевых условиях с нестабильной связью. Архитектурные решения, ориентированные на локальную обработку данных, делают методы компьютерного зрения применимыми, так как модель не только идентифицирует объект, но и передаёт результат в производственную систему сразу по завершении обработки кадра.

Практический интерес представляют региональные примеры внедрения нейросетевых подходов в лесном хозяйстве. Так, сотрудники Ботанического сада-института ДВО РАН применили свёрточную модель для выделения зон гибели леса по спутниковым данным и получили точность распознавания порядка 94 %. Этот результат подтверждает прикладную полезность подобных методов для мониторинга и оперативного реагирования и указывает на то, что при анализе удалённых территорий, где наземные обследования сопряжены с высокой стоимостью и трудоёмкостью, системы на основе CNN позволяют получать репрезентативную и надёжную информацию о состоянии лесного фонда.

По сути, речь идёт о цифровом усилении лесного мониторинга, где спутниковые изображения становятся источником оперативной информации о здоровье лесов.

В прикладной промышленности эффект измеряется не только точностью, но и экономией времени. Можно отметить, что интеллектуальные системы распознавания позволяют ускорять сортировку и контроль дефектов, снижать процент брака и повышать устойчивость производственного процесса.

С научной точки зрения CNN в ЛПК важны тем, что переводят визуальные признаки древесины в формализуемые цифровые параметры. Это позволяет не просто «смотреть» на лес или бревно, а измерять и сравнивать его в единой аналитической системе. В результате формируется новая модель управления, в которой качество

сырья, состояние лесных массивов и технологические параметры переработки становятся частью одной цифровой среды. Именно поэтому применение CNN в ЛПК можно рассматривать как одно из наиболее зрелых направлений цифровизации отрасли.

Минимизация отходов в лесопромышленном комплексе является не только экологической, но и строго экономической задачей. Для ЛПК характерен высокий уровень потерь на всех стадиях цепочки создания стоимости: часть древесной биомассы остаётся на лесосеке в виде вершин, сучьев, коры и неликвидных фрагментов, а значительная доля сырья при лесопилении переходит в опилки, стружку, горбыль и обрезки. В отраслевых материалах подчёркивается, что использование отходов долгое время было нерациональным. Это означает, что реальная эффективность ЛПК зависит не только от объёма заготовки, но и от того, насколько полно предприятие умеет извлечь полезный продукт из каждого кубометра древесины.

С научной точки зрения проблема отходов в ЛПК связана с тем, что древесина – это не однородное сырьё, а совокупность фракций с разной ценностью. Стволовая часть может быть направлена в пиломатериалы, фанеру или плитные материалы, а вершинки, кора и низкосортные остатки – в энергетическую переработку, производство топливных гранул и др. Если такие потоки не управляются с помощью цифровизации, значительная часть ресурса теряется на уровне первичной сортировки и раскроя. Поэтому задача ИИ состоит не только в том, чтобы «посчитать отходы», но и в том, чтобы заранее предложить режим заготовки и переработки, при котором отходы будут переведены в товарную или энергетическую фракцию [10, с. 380].

Наиболее заметный эффект ИИ проявляется на этапе оценки сырья и оптимизации раскроя. Когда система компьютерного зрения и предиктивной аналитики точно определяет породу, диаметр, кривизну, дефекты и сортность древесины, предприятие получает возможность выбирать схему переработки, которая даёт максимальный выход готовой продукции. Чем точнее алгоритм оценивает ствол до распиловки, тем меньше вероятность того, что ценный фрагмент будет пущен в низкосортный продукт или в отходы.

В практическом плане ИИ позволяет уменьшать потери на нескольких уровнях одновременно. Именно этот переход от «отход как проблема» к «отход как ресурс» составляет основу цифровой трансформации ЛПК.

Новые правила обращения с древесными отходами в России усиливают давление на предприятия: с 2025 г., по данным отраслевой публикации, не менее 95 % отходов деревообработки требуется вовлекать в использование. Это означает, что предприятия уже не могут позволить себе хранить или утилизировать значительные объёмы побочных продуктов без экономического смысла.

В этом контексте ИИ становится инструментом соблюдения нормативов и повышения прибыльности одновременно. Если интеллектуальная система снижает долю ошибочного раскроя, повышает выход полезной продукции и помогает перерабатывать вторичное сырьё, предприятие получает экономию за счёт уменьшения закупок, сокращения складских потерь и более полного использования имеющегося ресурса.

Оценка экономического эффекта от ИИ в ЛПК должна строиться через сумму нескольких составляющих: снижение отходов, рост выхода продукции, уменьшение простоев оборудования, экономия энергии и топлива, а также сокращение затрат на ручной труд и контроль качества. В смежных отраслях российские исследования показывают, что ИИ способен приносить заметный рост операционной прибыли и повышать общую производительность процессов. Для лесной отрасли логика аналогична [11, с. 7].

Внедрение ИИ в ЛПК повышает глубину переработки древесного сырья, уменьшает долю безвозвратных потерь и переводит часть отходов в категорию вторичных ресурсов. Экономический эффект при этом формируется через более точный раскрой, оптимизацию маршрутов переработки, снижение брака и расширение направлений использования побочной древесной биомассы. Иными словами, ИИ в данном случае выступает не просто средством автоматизации, а инструментом повышения ресурсной эффективности всей отрасли.

Заключение. Проведённый анализ показал, что искусственный интеллект становится одним из ключевых факторов преобразования лесопромышленного комплекса, переводя его из режима традиционного управления в режим более точного, гибкого и экономически обоснованного принятия решений. Особенно заметен эффект в тех звеньях, где ранее преобладали ручной учёт, экспертные оценки и запаздывающая реакция на

изменения производственной среды: при планировании лесозаготовок, сортировке древесины, контроле качества и управлении транспортной логистикой.

Использование нейросетевых моделей, компьютерного зрения, предиктивной аналитики и edge-вычислений позволяет не только ускорять обработку данных, но и снижать потери сырья, уменьшать долю брака и повышать общую ресурсную отдачу предприятия. Практика показывает, что внедрение ИИ даёт ощутимый экономический результат: сокращаются издержки, возрастает точность таксации, улучшается загрузка техники, а логистические решения становятся более адаптивными к сезонным и природным ограничениям.

Вместе с тем цифровизация ЛПК не сводится только к техническому обновлению. Она требует подготовки кадров, развития информационной инфраструктуры, стандартизации данных и выстраивания управленческих процессов, ориентированных на постоянный анализ цифровых показателей. Именно в этом заключается основной смысл внедрения ИИ: не заменить человека, а обеспечить ему более надёжную аналитическую основу для принятия решений [12].

Таким образом, искусственный интеллект следует рассматривать как практический инструмент повышения конкурентоспособности лесной отрасли, снижения производственных потерь и укрепления устойчивости лесопользования в долгосрочной перспективе.

Литература

- Ерзнкян Б.А., Арутюнян С.М. Лесопромышленный комплекс России: проблемы финансирования и перспективы модернизации // Экономический анализ: теория и практика. 2017. Т. 16. № 4 (463). С. 677–691.
- Соловьев В.И., Цыганкова Т.В., Зельцер И.М. Искусственный интеллект в научных исследованиях и отраслях экономики / Инновации в жизнь. 2019. № 3 (30). С. 8–25.
- Горчакова Д.С., Кокошина З.А., Зайченко О.В. Искусственный интеллект как инструмент преобразования данных: соотношения, возможности и ограничения / Микроэкономика. 2024. № 5. С. 14–25.
- Крутиков В.К., Семушкин Д.А. Интеграция секторов реальной и цифровой экономики: искусственный интеллект // Вестник образовательного консорциума Среднерусский университет. Серия: Экономика и управление. 2022. № 20. С. 21–22.
- Рязанова А.А., Щербаков А.Ю. Искусственный интеллект как феномен имитации // Вестник современных цифровых технологий. 2019. № 1. С. 54–59.
- Белова М.С. Искусственный интеллект при анализе больших данных // Вестник Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. Вступление. Путь в науку. 2021. Т. 11. № 4 (36). С. 136–141.
- Шевченко М.О., Белова Е.Ю. Искусственный интеллект в стратегическом управлении: оптимизация инвестиционных процессов в условиях неопределённости / Прогрессивная экономика. 2025. № 11. С. 62–89.
- Бердыева М., Агаева Д., Чарыева Д. Безопасность на новом уровне: искусственный интеллект в системе контроля // Символ науки: международный научный журнал. 2024. Т. 2. № 9–1. С. 31–33.
- Щенина С.В., Аксенов С.Г. Искусственный интеллект против лесных пожаров // Экономика и безопасность. 2025. № 6. С. 107–110.
- Верещагин В.В. Искусственный интеллект как фактор глобального управления // Вестник учёных-международников. 2022. № 3 (21). С. 372–390.
- Александрова Т.Я. Цифровизация и искусственный интеллект как прорывные технологии в РФ // Инновации и инвестиции. 2025. № 11. С. 6–8.
- Гончарова Н.А., Левченко Т.М., Афанасьев А.С. Формирование аутсорсинга в инновационном менеджменте: Монография, 2013.

References

- Erznkyan B.A., Arutyunyan S.M. The forestry complex of Russia: problems of financing and prospects for modernization / Economic analysis: theory and practice. 2017. Vol. 16. No. 4 (463). Pp. 677–691.
- Soloviev V.I., Tsygankova T.V., Zeltser I.M. Artificial intelligence in scientific research and sectors of the economy / Innovations in life. 2019. No. 3 (30). Pp. 8–25.
- Gorchakova D.S., Kokoshina Z.A., Zaychenko O.V. Artificial intelligence as a tool for data transformation: relationships, possibilities and limitations / Microeconomics. 2024. No. 5. Pp. 14–25.
- Krutikov V.K., Semushkin D.A. Integration of Real and Digital Economy Sectors: Artificial Intelligence // Bulletin of the Educational Consortium of the Central Russian University. Series: Economics and Management. 2022. No. 20. pp. 21–22.
- Ryazanova A.A., Shcherbakov A.Yu. Artificial Intelligence as an Imitation Phenomenon // Bulletin of Modern Digital Technologies. 2019. No. 1. pp. 54–59.
- Belova M.S. Artificial Intelligence in Big Data Analysis / Bulletin of the Plekhanov Russian University of Economics. Introduction. Path to Science. 2021. Vol. 11. No. 4 (36). pp. 136–141.

7. Shevchenko M.O., Belova E.Yu. Artificial Intelligence in Strategic Management: Optimization of Investment Processes under Uncertainty / *Progressive Economy*. 2025. No. 11. pp. 62–89.
8. Berdyeva M., Agayeva D., Charyeva D. Security at a New Level: Artificial Intelligence in the Control System // *Symbol of Science: International Scientific Journal*. 2024. Vol. 2. No. 9–1. pp. 31–33.
9. Shchenina S.V., Aksenov S.G. Artificial Intelligence Against Forest Fires // *Economy and Security*. 2025. No. 6. pp. 107–110.
10. Vereshchagin V.V. Artificial Intelligence as a Factor in Global Governance // *Bulletin of International Scientists*. 2022. No. 3 (21). pp. 372–390.
11. Aleksandrova T. Ya. Digitalization and Artificial Intelligence as Breakthrough Technologies in the Russian Federation / *Innovations and Investments*. 2025. No. 11. pp. 6–8.
12. Goncharova N.A., Levchenko T.M., Afanasyev A.S. Formation of Outsourcing in Innovation Management : *Mono-graph*, 2013.