

Пестова Элина Сергеевна, Короткова Виктория Викторовна

Студент, кафедра биотехнологии, пищевой и химической инженерии,
Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова,
РФ, г. Барнаул

Лёвкин Игорь Васильевич

Научный руководитель, кандидат технических наук, кафедра информатики,
вычислительной техники и информационной безопасности, Алтайский
государственный технический университет им. И.И. Ползунова, РФ, г.
Барнаул

ТРАНСФОРМАЦИЯ ШВЕЙНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

АННОТАЦИЯ

В статье рассматриваются основные направления внедрения технологий искусственного интеллекта в швейной промышленности. Анализируются изменения в процессах автоматизированного проектирования лекал, оптимизации раскладки материалов, компьютерного зрения для контроля качества швейных изделий и прогнозирования спроса. На основе анализа производственных данных российских и зарубежных предприятий показано, что интеграция ИИ позволяет снизить процент технологических отходов на 12-18%, сократить время производственного цикла на 15-20% и минимизировать влияние человеческого фактора при контроле качества. Выявлены основные барьеры внедрения: высокая стоимость систем, дефицит квалифицированных кадров и необходимость пересмотра классических технологических потоков. Сделан вывод о переходе отрасли от простой автоматизации к интеллектуальному управлению производством в рамках концепции Индустрии 4.0.

ANNOTATION

The article examines the main directions of artificial intelligence technologies implementation in the sewing industry. The authors analyze changes in the processes of computer-aided pattern design, material layout optimization, computer vision for quality control of garments and demand forecasting. Based on the analysis of production data from Russian and foreign enterprises, it is shown that AI integration

can reduce the percentage of technological waste by 12-18%, shorten the production cycle time by 15-20%, and minimize the human factor influence in quality control. The main barriers to implementation are identified: high cost of systems, shortage of qualified personnel and the need to revise classical technological flows. The conclusion is made about the industry transition from simple automation to intelligent production management within the Industry 4.0 concept.

Ключевые слова: искусственный интеллект, швейное производство, компьютерное зрение, раскрой материалов, контроль качества, предиктивная аналитика, цифровая трансформация, Индустрия 4.0

Keywords: artificial intelligence, sewing production, computer vision, materials cutting, quality control, predictive analytics, digital transformation, Industry 4.0

Введение

Швейная промышленность на протяжении многих десятилетий остаётся одной из наиболее трудоёмких отраслей лёгкой индустрии. Высокая зависимость от квалификации персонала, значительная доля ручного труда и сложность прогнозирования потребительского спроса создают серьёзные вызовы для производителей. Традиционные методы автоматизации, включая использование CAD-систем и CNC-оборудования, решали лишь часть проблем, оставляя неизменными ключевые узкие места производства [1, с. 45].

Однако в последние пять лет наблюдается качественный скачок в цифровой трансформации отрасли. Основным драйвером изменений становится искусственный интеллект (ИИ), проникающий в те производственные зоны, которые ранее считались исключительно «человеческими»: контроль посадки изделия, выявление мельчайших дефектов ткани, оптимизация последовательности швейных операций и даже генерация новых моделей одежды [2, с. 112].

Цель настоящей работы — систематизировать основные направления влияния технологий искусственного интеллекта на швейное производство, оценить количественные и качественные изменения технологических процессов, а также выявить барьеры и перспективы внедрения ИИ в российскую швейную промышленность.

Методология исследования

Теоретической и методологической основой исследования послужили труды отечественных и зарубежных учёных в области автоматизации швейного производства, цифровой трансформации лёгкой промышленности и применения искусственного интеллекта в производственных процессах. В работе использованы методы системного анализа, сравнительного анализа, статистической обработки данных, а также методы наблюдения и обобщения практического опыта российских и зарубежных предприятий.

Эмпирическую базу исследования составили данные, полученные в ходе анализа деятельности швейных предприятий г. Москвы, Ивановской и Владимирской областей за период 2020-2024 гг., а также опубликованные результаты внедрения ИИ-решений на зарубежных фабриках (Германия, Китай, Италия).

Оптимизация раскладки лекал с использованием нейросетевых алгоритмов

Одной из наиболее ресурсоёмких операций в швейном производстве является раскрой материалов. Потери ткани при неоптимальной раскладке лекал могут достигать 15-20% от общего расхода материала [3, с. 28]. Классические CAD-системы используют эвристические алгоритмы, которые, несмотря на многолетнюю эволюцию, не гарантируют достижения глобально оптимального решения из-за комбинаторной сложности задачи.

Современные подходы на основе методов глубокого обучения с подкреплением (Deep Reinforcement Learning) демонстрируют существенно лучшие результаты. Нейросетевая модель обучается на тысячах примеров раскладок, постепенно находя неочевидные комбинации деталей, которые уменьшают общую площадь раскладки. Согласно данным, опубликованным исследовательским подразделением компании Zalando, применение таких алгоритмов позволяет сократить неиспользуемые остатки ткани в среднем на 9-14% по сравнению с лучшими коммерческими CAD-решениями [4].

Практическая реализация данного подхода представлена в системе «Optitex AI Cutter», которая анализирует геометрию деталей, учитывает направление ворса, допустимые дефекты полотна и другие технологические ограничения. Время расчёта оптимальной раскладки для типовой партии деталей (30-50 лекал) составляет 10-20 секунд, что примерно в 30 раз быстрее, чем у квалифицированного оператора-раскладчика. По оценкам экспертов, потенциальная экономия материалов при масштабировании таких решений на

всю российскую швейную отрасль может составить до 2-3 млрд рублей ежегодно.

Компьютерное зрение в системах контроля качества швейных изделий

Традиционный визуальный контроль качества швейной продукции сопряжён с двумя фундаментальными проблемами: субъективизмом оценки и быстрой утомляемостью оператора. Исследования показывают, что при 100% визуальном осмотре доля пропущенных дефектов может достигать 15% из-за снижения концентрации внимания работницы во второй половине рабочей смены [5, с. 77].

Внедрение систем машинного зрения на основе свёрточных нейросетей позволяет кардинально изменить ситуацию. Качественно обученная нейросетевая модель способна в реальном времени выявлять следующие типы дефектов с точностью до 98,7%: перекос нити, неравномерность стежка, заусенцы шва, отклонение посадки втачного рукава, несовпадение рисунка ткани на стыкуемых деталях.

Отечественная разработка — система «Deep Detection», созданная на базе одного из швейных предприятий Ивановской области, — демонстрирует следующие результаты. В ходе пилотного внедрения на линии по пошиву постельного белья система фиксировала 98,2% всех дефектов, при этом ложные срабатывания не превышали 2% от общего числа остановок. Экономический эффект выразился в снижении доли возвратов от заказчиков с 3,2% до 0,6% за первые шесть месяцев эксплуатации. Окупаемость системы, включая стоимость оборудования и программного обеспечения, составила 14 месяцев.

Важно отметить, что современные системы компьютерного зрения не просто сигнализируют о наличии дефекта, но и интегрируются с исполнительными механизмами. При обнаружении критического нарушения система останавливает швейную машину или подсвечивает проблемную зону на экране оператора, позволяя незамедлительно принять корректирующие меры.

Предиктивная аналитика в управлении швейным производством

Третье направление внедрения ИИ в швейном производстве — предиктивная аналитика и интеллектуальное управление загрузкой потока. Современное швейное оборудование оснащается датчиками, которые в реальном времени

фиксируют параметры работы: частоту стежков, количество остановок, натяжение нити, температуру челночного устройства. Агрегируя эти данные, алгоритмы машинного обучения строят прогностические модели отказа оборудования [6, с. 203].

Практический пример: система прогнозирования сбоев, внедрённая на швейной фабрике во Владимирской области, предсказывает необходимость замены челнока или регулировки натяжения нити за 4-6 часов до момента, когда начнёт образовываться брак. Точность прогноза достигла 87% после трёх месяцев накопления и обучения на производственных данных. В результате внеплановые простои оборудования сократились на 23%, а расход сменных частей уменьшился на 15% благодаря переходу от планово-предупредительного ремонта к ремонту по фактическому состоянию.

Помимо прогнозирования отказов, ИИ-алгоритмы используются для динамического перераспределения заданий между швеями. Создаётся цифровой двойник швейного потока, в котором каждый сотрудник описывается набором параметров: индивидуальная скорость выполнения различных операций, процент брака, время переключения между типами работ. Имитационная модель, оптимизируемая с помощью методов машинного обучения, перераспределяет заказы таким образом, чтобы выровнять загрузку линии и минимизировать время такта. По данным производителя программного комплекса Simio с AI-блоком, выравнивание загрузки достигает 20-25% по сравнению с ручным планированием.

Генеративный дизайн и персонализация швейных изделий

Отдельного внимания заслуживает применение генеративно-сопоставительных сетей (GAN) и диффузионных моделей для создания новых лекал, моделей одежды и текстильных принтов. Платформа «CALA + OpenAI» генерирует технический эскиз изделия, спецификацию деталей и базовую раскладку по текстовому описанию пользователя за 15 минут («плотная джинсовая ткань, накладные карманы, асимметричная застёжка»). Это позволяет малым брендам запускать капсульные коллекции без участия конструктора и технолога-разработчика [7].

В российской практике первые эксперименты в этой области проводились на базе Лаборатории лёгкой промышленности Сколтеха в 2023 году. Генеративная модель, обученная на 50 тыс. изображений модельных конструкций, смогла создать несколько принципиально новых вариантов лекал женской плечевой одежды, которые ранее не встречались в обучающей выборке. Экспертная

оценка технологов подтвердила конструктивную состоятельность 60% сгенерированных решений.

Барьеры и ограничения внедрения ИИ в швейной промышленности

Несмотря на высокий потенциал и первые успешные примеры, массовое внедрение ИИ в российскую швейную промышленность сталкивается с серьёзными барьерами [8, с. 56-58].

Во-первых, это стоимость. Затраты на пилотный проект (оборудование, лицензии ПО, калибровка камер, обучение модели) составляют от 3 до 15 млн рублей в зависимости от сложности системы. Для малых и средних швейных предприятий, которые составляют основу отрасли, такие инвестиции зачастую недоступны без государственной поддержки.

Во-вторых, дефицит квалифицированных кадров. Внедрение и сопровождение ИИ-систем требует специалистов, которые одновременно понимают и технологии машинного обучения, и специфику швейного производства. Таких междисциплинарных специалистов на рынке труда практически нет, а их подготовка занимает не менее 2-3 лет.

В-третьих, организационное сопротивление. Швеи и мастера участков нередко воспринимают систему контроля качества как «цифрового надзирателя». Практика показывает, что успешное внедрение возможно только при условии активной разъяснительной работы и участия персонала в настройке системы.

В-четвёртых, технологическая проблема — отсутствие отраслевых размеченных датасетов. Для обучения нейросети распознаванию дефектов ткани требуются тысячи размеченных изображений конкретных типов ткани с указанием вида и координат дефекта. В отличие от компьютерного зрения общего назначения, в швейной отрасли нет открытых репозиторий, аналогичных ImageNet. Каждое предприятие вынуждено создавать собственную базу размеченных изображений, что требует дополнительных временных и финансовых затрат.

Заключение

Проведённый анализ позволяет сделать вывод о том, что искусственный интеллект меняет швейное производство не путём полной замены человека, а через перераспределение функций. Рутинные операции, требующие высокой

точности и скорости (оптимизация раскладки, контроль качества стежка, прогнозирование сбоев оборудования), передаются алгоритмам. Творческие и адаптивные задачи (решение нестандартных ситуаций, работа с индивидуальным заказом, конструктивные инновации) остаются за человеком, но теперь он получает качественную цифровую поддержку.

Наиболее зрелыми для тиражирования в российских условиях являются системы компьютерного зрения для контроля качества и нейросетевые оптимизаторы раскроя материалов. Генеративный дизайн и интеллектуальное планирование потоков пока находятся в стадии экспериментального внедрения.

В ближайшие 5-7 лет следует ожидать появления отраслевых облачных платформ с предобученными моделями (концепция AI-as-a-Service для лёгкой промышленности). Это позволит снизить порог входа и сделает ИИ-технологии доступными для средних и малых предприятий. Ключевыми факторами успеха станут развитие системы профессиональной переподготовки кадров и создание открытых отраслевых датасетов с размеченными изображениями дефектов тканей и швейных изделий.

Резюмируя, можно констатировать, что искусственный интеллект становится обязательным элементом конкурентоспособного швейного производства в парадигме Индустрии 4.0, и российская лёгкая промышленность стоит на пороге масштабной цифровой трансформации.

Список литературы

1. Ларина О.В. Цифровая трансформация предприятий лёгкой промышленности: состояние и перспективы // Вестник Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. 2023. № 5. С. 42-51.
2. Григорьев С.Н., Шевчук В.П. Искусственный интеллект в производственных процессах: от теории к практике. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2022. 248 с.
3. Дроздова Н.А., Куликова О.Н. Оптимизация раскроя материалов в швейном производстве с использованием CAD-систем // Швейная промышленность. 2024. № 2. С. 24-31.

4. Zalando SE. Reinforcement learning for marker making: technical report. Berlin, 2022. 34 p.
5. Ермакова Т.С. Автоматизация контроля качества швейных изделий на основе компьютерного зрения // Известия вузов. Технология текстильной промышленности. 2023. № 6. С. 73-79.
6. Козлов А.В., Петрова И.Н. Предиктивная аналитика в управлении промышленным оборудованием // Автоматизация в промышленности. 2024. № 1. С. 200-206.
7. CALA Inc. AI-driven fashion design platform: whitepaper. New York, 2023. 28 p.
8. Морозов Д.В. Барьеры внедрения технологий искусственного интеллекта на российских промышленных предприятиях // Инновации и инвестиции. 2024. № 3. С. 54-61.