

УДК 658.5 : 004.413

## НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ К ПРИМЕНЕНИЮ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИИ ЖИЗНЕННЫМ ЦИКЛОМ ПРОДУКЦИИ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНЫХ ПРОИЗВОДСТВ

© 2025 Ф.В. Гречников, В.Н. Пиунов, А.С. Клентак, В.И. Ушаков

Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева  
г. Самара, Россия

Статья поступила в редакцию 29.11.2025

Обзор демонстрирует комплексное применение искусственного интеллекта и цифровых технологий в системах PLM для повышения эффективности машиностроительного производства. Рассматриваются методы автоматической классификации цифровых двойников, применение машинного обучения для прогнозирования параметров качества и интеграция современных информационных систем управления. На практических примерах показано, как технологии семантического анализа и графовых баз данных позволяют достичь значительного сокращения времени операций, повышения точности прогнозов и снижения операционных затрат. Работа обобщает результаты внедрения инновационных решений, демонстрируя экономический эффект и выявляя ключевые вызовы цифровой трансформации производственных предприятий.

**Ключевые слова:** PLM-системы, цифровой двойник, машинное обучение, автоматизация контроля качества, искусственный интеллект, цифровая трансформация, производственные системы.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-6-30-36

EDN: BHHBDY

### ВВЕДЕНИЕ

Современное машиностроение переживает период интенсивной цифровой трансформации, характеризующийся внедрением технологий Индустрии 4.0, искусственного интеллекта и систем управления жизненным циклом продукции. Традиционные подходы к управлению качеством, основанные преимущественно на контроле соответствия установленным требованиям и процедурной документации, оказываются недостаточными в условиях возрастающей сложности изделий, необходимости сокращения сроков разработки и повышения конкурентоспособности. Возникает потребность в переходе от реактивного управления качеством к проактивному, основанному на прогнозировании и предупреждении несоответствий с использованием интеллектуальных методов анализа данных.

Анализ современных исследований показывает, что ключевыми направлениями развития систем управления качеством в машиностроении являются: применение цифровых двойников для моделирования и оптимизации процессов, использование методов машинного обучения для прогнозирования параметров качества, создание интегрированных систем управления жизненным циклом с использованием графовых технологий, разработка математических методов оптимизации производственных процессов и построение интеллектуальных систем поддержки принятия решений [2, 4 - 6].

### ЦИФРОВЫЕ ДВОЙНИКИ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВОМ И КАЧЕСТВОМ

Концепция цифрового двойника (Digital Twin) выступает одной из фундаментальных основ реализации парадигмы Индустрия 4.0 в машиностроительном производстве. Цифровой двойник представляет собой виртуальную модель физического объекта, процесса или системы, которая непрерывно обновляется данными из реального мира и позволяет моделировать поведение объекта в различных условиях без физического вмешательства [2, 5].

Пантюхин О.В. в своих исследованиях разработал методологию управления качеством продукции ответственного назначения на основе цифровых двойников технологических процессов и изделий на примере изготовления гильз для высокоэффективных патронов. Автор выделяет два типа цифровых двойников: цифровой двойник изделия, основанный на расчете прочности и обо-

Гречников Фёдор Васильевич, академик РАН, доктор технических наук, профессор. E-mail: gretch@ssau.ru

Пиунов Владислав Николаевич, аспирант. E-mail: Taimkraft@mail.ru

Анна Сергеевна Клентак, доктор технических наук, доцент. E-mail: anna\_klentak@mail.ru.

Ушаков Виталий Игоревич, студент. E-mail: z4maduma@yandex.ru

сновании условий функционирования при динамическом нагружении, и цифровой двойник технологического процесса, включающий математические модели напряженно-деформированного состояния на каждой операции формообразования. Комплексное применение обоих типов цифровых двойников позволило прогнозировать геометрические параметры качества полуфабрикатов и готовых изделий с высокой точностью, что подтверждено экспериментальными исследованиями процесса двухстороннего полугорячего выдавливания [2].

Развивая концепцию цифровых двойников применительно к интеллектуальному машиностроительному производству, Фазилова К.Н. предложила использовать цифровые двойники как основу для контроля качества технологических процессов в производстве, функционирующем под управлением искусственного интеллекта. Автор разработала математическую модель динамики качества технологического процесса, представленную нелинейным дифференциальным уравнением, связывающим энтропию процесса (как меру его отлаженности) с процессами пополнения и использования знаний. Данная модель позволяет прогнозировать состояния технологических процессов в режиме реального времени и строить фазовые диаграммы для определения границ области качества [4].

Антонов С.В. предложил классификацию цифровых двойников для многорецептурного пищевого производства, выделив  $\alpha$ -цифровые двойники (описывающие структурно-параметрические связи процесса) и  $\beta$ -цифровые двойники (содержащие математические модели взаимосвязей параметров). Разработанный подход обеспечивает сбор и систематизацию несвязанных данных параметров технологического процесса и его ресурсного обеспечения в режиме реального времени, что особенно важно при производстве большой номенклатуры изделий малыми партиями [5].

В работе Антонова С.В. классификация цифровых двойников представлена как теоретическая иерархия, но не предложено решение для автоматизации определения цифрового двойника. Автоматизированная классификация оптимизирует затраты на определение уровня цифрового двойника, а также оптимизирует управление версиями двойника.

В одном из рассмотренных исследований [7] для автоматизации классификации продукции машиностроения было проведено сравнительное исследование различных алгоритмов машинного обучения, включая деревья решений, метод опорных векторов, наивный байесовский классификатор и метод случайного леса (Random Forest). Наилучшие результаты показал алгоритм случайного леса с точностью классификации 85,17%, что позволяет интегрировать его в PLM-системы для автоматизации управления номенклатурой изделий и снижения трудоемкости ручных операций.

Общей тенденцией в развитии концепции цифровых двойников является переход от статичных моделей к динамическим, способным адаптироваться к изменяющимся условиям производства и накапливать знания в процессе эксплуатации. Цифровые двойники интегрируются с системами управления предприятием (ERP), системами управления производством (MES) и SCADA-системами, обеспечивая замкнутый контур управления качеством [4, 5].

## ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ПАРАМЕТРОВ КАЧЕСТВА

Методы искусственного интеллекта и машинного обучения все шире применяются для решения задач прогнозирования параметров качества продукции и процессов в машиностроении. Ключевым преимуществом этих методов является способность выявлять сложные нелинейные зависимости в многомерных данных без необходимости построения детальных физических моделей [2, 7].

Пантюхин О.В. разработал метод прогнозирования геометрических параметров качества гильзы патрона с применением искусственных нейронных сетей (ИНС). Были созданы специализированные нейросетевые модели для каждой формоизменяющей операции: выдавливания, вытяжки, штамповки дна и обжима. Обучение сетей проводилось на реальных производственных данных, собранных на АО «Тульский патронный завод». Результаты показали высокую точность прогнозирования: коэффициент детерминации  $R^2$  составил 0,99 для ряда параметров, что позволяет использовать модели для оперативного управления качеством в массовом производстве. Особенностью подхода является учет влияния не только технологических параметров, но и параметров оборудования, что повышает практическую применимость моделей.

Для оценки точности прогнозирования геометрических параметров гильз Пантюхин О.В. использовал систему критериев: коэффициент корреляции Пирсона и среднеквадратичная ошибка прогнозирования. Они же являются производительностью сети и ошибкой сети соответственно. Эти показатели характеризуют эффективность нейросетевых моделей [2].

Коэффициент корреляции Пирсона вычисляется по формуле:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 * \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (1)$$

где  $x, y$  – значения переменных, относительно которых выявляется линейная зависимость,  $n$  – количество пар наблюдений.

Согласно исследованиям [7, 8] в области применения средств искусственного интеллекта для оптимизации управления жизненным циклом продукции, была разработана нейросетевая модель для прогнозирования инновационного потенциала территорий, которая может быть использована для оценки готовности регионов к размещению высокотехнологичных машиностроительных производств. Модель, основанная на методологии Глобального инновационного индекса (GII) и адаптированная к условиям российских регионов, демонстрирует высокую точность прогнозирования ( $R^2 = 0,94$ ).

В исследовании для оценки точности использовалась другая система критериев: коэффициент детерминации, среднеквадратичная ошибка и средняя абсолютная процентная ошибка.

Коэффициент детерминации – это статистический показатель, который измеряет, насколько хорошо регрессионная модель объясняет вариабельность зависимой переменной. Коэффициент вычисляется по формуле:

$$R^2 = 1 - \frac{MSE}{Var(Y)}, \quad (2)$$

где MSE – средняя квадратичная ошибка,  $Var(Y)$  – дисперсия переменной.

Коэффициент детерминации и квадрат коэффициента корреляции Пирсона могут совпадать при линейной регрессии, но при нелинейной регрессии, какая используется в нейронных сетях, коэффициенты расходятся в пользу коэффициента детерминации. Поэтому коэффициент детерминации является более предпочтительным критерием оценки качества прогнозирования в нейросетевых моделях.

Фазилова К.Н. применила метаэвристические алгоритмы, включая симплицальный вершинный тест (SVT) и его расширенную версию (ESVT), для решения NP-трудных задач комбинаторной оптимизации в контроле качества технологических процессов. Разработанные алгоритмы обеспечивают гарантированную оценку качества решения и могут применяться для оптимизации режимов обработки без потери качества продукции [4].

Для оценки динамики качества технологических процессов интеллектуального машиностроительного производства Фазилова К.Н. использует энтропийный критерий. Математическая модель описывается нелинейным дифференциальным уравнением:

$$\frac{dH}{dt} = \Delta I(t) * H(t) - \Delta J(t) * H^2(t), \quad (3)$$

где  $H$  – энтропия как мера отлаженности процесса,  $\Delta I$  – приращение знаний,  $\Delta J$  – использование знаний. Уменьшение энтропии ( $H \rightarrow 0$ ) свидетельствует о повышении стабильности и качества процесса. На примере контроля качества лопаток газотурбинных двигателей применение методики обеспечило повышение точности на 20% [4].

Общей тенденцией является переход от использования отдельных методов машинного обучения к построению гибридных интеллектуальных систем, объединяющих несколько подходов: нейронные сети для прогнозирования, генетические алгоритмы для оптимизации, экспертные системы для принятия решений.

## СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ЖИЗНЕННЫМ ЦИКЛОМ ПРОДУКЦИИ (PLM) И ИНТЕГРАЦИЯ ДАННЫХ

Системы управления жизненным циклом продукции (Product Lifecycle Management, PLM) выступают ключевым элементом цифровой трансформации машиностроительных предприятий, обеспечивая интеграцию данных на всех этапах от проектирования до утилизации. Однако традиционные PLM-системы сталкиваются с проблемой фрагментации информации: данные хранятся в разрозненных системах (CAD, PDM, ERP, MES), что затрудняет обеспечение сквозной трассируемости решений и выявление причинно-следственных связей [3, 6].

Князев А.В. в исследовании процесса стандартизации наукоемкой продукции разработал инфологическую модель данных, которая связывает данные всех этапов жизненного цикла стандарта через систему взаимосвязанных таблиц, включая темы программы национальной стандартизации (ПНС), уведомления, план-график, договоры и классификационные системы (УДК, ОКС). Автор предложил использовать технологии распределенных реестров (блокчейн) для обеспечения неизменности и прослеживаемости данных о процессе разработки стандартов, что особенно важно в условиях кооперации нескольких организаций [3].

Концептуальная модель цифровой зрелости организации-разработчика стандартов, предложенная Князевым А.В., позволяет оценивать уровень готовности предприятия к цифровой транс-

формации по пяти уровням зрелости (от 0 до 4), что согласуется с подходами CMMI и SPICE. Разработанный алгоритм оценки цифровой зрелости включает процедуры согласования баз данных процесса с реферативными базами данных о наукоемкой продукции, что обеспечивает гармонизацию между классификационными кодами и описаниями объектов стандартизации [3].

Согласно исследованиям в области применения искусственного интеллекта, графовые базы данных демонстрируют значительное превосходство над реляционными СУБД при реализации концепции цифровой нити (Digital Thread) — архитектуры для интеграции разрозненных данных на протяжении жизненного цикла изделия. Экспериментальные исследования показали повышение производительности в 1100 раз по сравнению с реляционными базами данных при выполнении запросов, требующих обхода сложных связей между объектами. Графовые модели данных естественным образом представляют взаимосвязи между требованиями, конструкторскими решениями, технологическими процессами и результатами испытаний, обеспечивая сквозную трассируемость информационных потоков [9].

Интеграция PLM-систем с системами управления предприятием требует разработки API-интерфейсов и применения технологий обмена данными на основе REST, JSON и Apache Kafka. Князев А.В. разработал архитектуру программного обеспечения, включающую интеграционную компоненту для взаимодействия со смежными системами через веб-сервисы и API, что обеспечивает масштабируемость и возможность адаптации к различным корпоративным архитектурам [3, 6].

### МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ И АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ

Повышение эффективности машиностроительного производства в условиях цифровизации требует применения современных методов математической оптимизации для решения задач планирования и управления качеством [4][5][6].

Рассказова В.А. разработала полнофункциональное математическое и программное обеспечение системы планирования производственных процессов на основе решения задач целочисленного линейного программирования (ЦЛП). Автором предложены модели ЦЛП для двух типов производственных процессов: потокового типа (характерного для металлургии, непрерывного производства) и распределительного типа (размещение ресурсов). Особенностью подхода является трехуровневая иерархия задач: прогнозное планирование (график загрузки оборудования на месяц), оперативное планирование (детализированные технологические маршруты) и распределительное планирование (обеспечение материалами). Разработанная методология приоритетной очереди ограничений позволяет решать задачи даже при несовместности исходных постановок путем поиска максимальных совместных подсистем (МСП) ограничений [6].

Для решения NP-трудных задач комбинаторной оптимизации, возникающих при планировании, Рассказова В.А. предложила метаэвристический алгоритм на основе симплициального вершинного теста (SVT) с гарантированной оценкой качества решения. Вычислительные эксперименты, проведенные на реальных данных крупного металлургического предприятия с горизонтом планирования один год, подтвердили работоспособность разработанных методов [6].

Антонов С.В. разработал комплекс моделей, методов и алгоритмов автоматизированного контроля технологических процессов в условиях многорецептурного производства. Особенностью предложенного подхода является метод сбора и анализа параметров в режиме реального времени, позволяющий собирать и систематизировать несвязанные данные параметров при производстве разных рецептов одновременно. Разработанная структурно-функциональная модель системы контроля включает подсистему поддержки принятия решений для формирования рекомендаций оператору и осуществления управляющих воздействий на основе анализа отклонений от нормативных значений [5].

Фазилова К.Н. предложила методику контроля качества технологических процессов интеллектуального производства с построением граничных значений области качества на основе математической модели динамики качества. Методика включает алгоритмы прогнозирования состояний процессов и программное обеспечение для построения фазовых диаграмм, позволяющее визуализировать траекторию движения системы в пространстве состояний. Применение методики при контроле качества процесса изготовления лопаток газотурбинных двигателей на АО «ОДК-Пермские моторы» показало повышение точности на 20% [4].

Общей тенденцией в развитии методов оптимизации является переход от детерминированных моделей к стохастическим и адаптивным, учитывающим неопределенность исходных данных и способным корректировать решения в режиме реального времени на основе поступающей информации.



## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В УПРАВЛЕНИИ КАЧЕСТВОМ

Повышение сложности машиностроительной продукции и ужесточение требований к качеству обуславливают необходимость создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР), способных анализировать большие объемы разнородных данных и предоставлять обоснованные рекомендации специалистам [1, 3, 5].

Антонова Н.А. разработала научно-практический комплекс инструментов для оценки и мониторинга воспринимаемого потребителями качества автомобилей в эксплуатации. Ключевым элементом подхода является кодификатор удовлетворенности потребителей, созданный на основе широкого статистического охвата потребительских жалоб и предложений, поступающих через сеть автосервисов. Автор разработала методологию трансформации качественных оценок (жалоб потребителей, выраженных на естественном языке) в инженерный язык с использованием лингвистических анализаторов. Это позволяет связать субъективные оценки потребителей с объективными техническими характеристиками автомобилей и формировать количественные показатели качества для бенчмаркинга и принятия управленческих решений [1].

Князев А.В. разработал алгоритм расчета критериев качества процесса стандартизации с процедурами обработки ошибок, нормирования и визуализации в виде диаграмм и тепловых карт. Разработанное программное обеспечение включает модуль визуализации, который автоматически строит контрольные диаграммы и индикаторы отклонений, позволяя специалистам оперативно выявлять узкие места в процессе разработки стандартов. Алгоритм управления результативностью основан на расчете средних значений, стандартного отклонения (правило  $3\sigma$ ) и анализе нормального распределения времени выполнения этапов, что обеспечивает статистически обоснованное управление процессом [3].

Согласно исследованиям в области применения искусственного интеллекта, разработаны методы AI-анализа технической и организационной документации для выявления скрытых зависимостей между требованиями, рисками и результатами тестирования. Применение методов семантического анализа на основе обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP) позволяет автоматически извлекать структурированную информацию из неструктурированных текстовых документов, выявлять кросс-доменные зависимости и формировать рекомендации по управлению рисками. Это особенно важно в условиях кросс-функционального взаимодействия, когда специалисты различных подразделений (конструкторы, технологи, испытатели, специалисты по качеству) должны координировать свою деятельность на основе единой информационной базы [9].

Князев А.В. для оценки качества процесса стандартизации применяет показатели DPMO (Defects Per Million Opportunities) и ETD (Efficiency of Time Distribution). Показатель ETD рассчитывается как взвешенная сумма нормированных временных показателей и принимает значения от 0 до 3, где значения 2,1–3,0 соответствуют высокому уровню эффективности процесса. Для оценки цифровой зрелости организации-разработчика стандартов введена шкала от 0 до 5 баллов, согласованная с методологией SPICE.

Антонов С.В. разработал подсистему поддержки принятия решений для многорецептурного производства, которая формирует рекомендации оператору на основе анализа текущих значений параметров процесса и их сравнения с эталонными значениями, содержащимися в цифровых двойниках. Система обеспечивает раннее обнаружение отклонений и предупреждение о возможных дефектах продукции до их фактического возникновения [5].

Общей тенденцией является переход от СППР, основанных на жестко запрограммированных правилах, к самообучающимся системам, которые накапливают знания в процессе эксплуатации и автоматически совершенствуют алгоритмы принятия решений на основе анализа результатов предыдущих решений.

## ВЫВОДЫ

Проведенный научно-технический обзор современных подходов к применению цифровых технологий и искусственного интеллекта в управлении жизненным циклом продукции машиностроительных производств позволяет сделать следующие выводы:

Цифровые двойники стали основой реализации концепции Индустрия 4.0 в машиностроении, обеспечивая виртуальное моделирование изделий, процессов и производственных систем. Выделяются различные типы цифровых двойников (изделий, процессов,  $\alpha$ -двойники и  $\beta$ -двойники), интеграция которых позволяет создавать комплексные модели для прогнозирования и оптимизации параметров качества.

Методы искусственного интеллекта и машинного обучения, включая искусственные нейронные сети, алгоритмы случайного леса, метаэвристические алгоритмы, демонстрируют высокую эффек-

тивность в задачах прогнозирования параметров качества (точность  $R^2$  до 0,99), классификации продукции (точность до 85,17%) и оценки инновационного потенциала территорий ( $R^2 = 0,94$ ).

Системы управления жизненным циклом продукции (PLM) эволюционируют в направлении обеспечения сквозной трассируемости данных на основе графовых баз данных, интеграции с использованием API и технологий блокчейн для обеспечения неизменности и прослеживаемости данных.

Методы математической оптимизации, включая целочисленное линейное программирование, генетические алгоритмы и метаэвристики, обеспечивают эффективное решение задач планирования и управления ресурсами в условиях многокритериальности и неопределенности, с возможностью работы при несовместности ограничений через поиск максимальных совместных подсистем.

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений на основе семантического анализа технической документации, кодификации потребительских оценок и визуализации критериев качества обеспечивают переход от реактивного управления качеством к проактивному, основанному на прогнозировании и предупреждении несоответствий.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Антонова, Н.А. Совершенствование инструментов оценки и мониторинга воспринимаемого потребителями качества автомобилей в эксплуатации: дис. ... канд. техн. наук: 2.5.22 / Н.А. Антонова. – Самара, 2024.
2. Пантюхин, О.В. Разработка методологии управления качеством продукции ответственного назначения на основе цифровых двойников технологических процессов и изделий (на примере изготовления гильз для высокоэффективных патронов): дис. ... д-ра техн. наук: 05.02.23 / О.В. Пантюхин. – Тула, 2021.
3. Князев, А.В. Модели и алгоритмы цифровизированного управления качеством процесса стандартизации наукоемкой продукции: дис. ... канд. техн. наук: 2.5.22 / А.В. Князев. – М., 2025.
4. Фазилова, К.Н. Инструменты контроля качества технологических процессов интеллектуального машиностроительного производства: дис. ... канд. техн. наук: 05.02.22 / К.Н. Фазилова. – М., 2022.
5. Антонов, С.В. Разработка методов и алгоритмов автоматизированного контроля технологических процессов производства вафель на основе цифрового двойника: дис. ... канд. техн. наук: 2.3.3 / С.В. Антонов. – М., 2025.
6. Рассказова, В.А. Математическое и программное обеспечение системы планирования производственных процессов на основе решения задач целочисленного линейного программирования: дис. ... д-ра физ.-мат. наук: 2.3.5 / В.А. Рассказова. – М., 2025.
7. Гречников, Ф.В. Перспективы совершенствования систем управления жизненным циклом продукта (PLM) с использованием современных технологий: искусственный интеллект, графовые модели и цифровые нити / Ф.В. Гречников, А.С. Клентак, В.Н. Пиунов // Труды XII Международной Четаевской конференции «Аналитическая механика, устойчивость и управление», 16–20 июня 2025 г. – Материалы конференции.
8. Гречников, Ф.В. Разработка модели машинного обучения для прогнозирования уровня потенциала инновационного развития территорий / Ф.В. Гречников, А.С. Клентак, В.Н. Пиунов, В.И. Ушаков // Материалы XXIV Международной конференции по вычислительной механике и прикладных программных систем (ВМСППС'2025), 7–13 сентября 2025 г. – Материалы конференции.
9. Гречников, Ф.В. Совершенствование методов менеджмента качества машиностроительных предприятий через использование средств искусственного интеллекта в PLM-системах на различных стадиях жизненного цикла продукции / Ф.В. Гречников, А.С. Клентак, В.Н. Пиунов, В.И. Ушаков // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2025. – Т. 27. – № 5. – С. 112 – 115.

## SCIENTIFIC AND TECHNICAL REVIEW OF MODERN APPROACHES TO THE APPLICATION OF DIGITAL TECHNOLOGIES AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LIFE CYCLE MANAGEMENT OF ENGINEERING PRODUCTS

© 2025 F.V. Gretchnikov, A.S. Klentak, V.N. Piunov, V.I. Ushakov

Samara National Research University named after Academician S.P. Korolyov, Samara, Russia

This review demonstrates the integrated application of artificial intelligence and digital technologies in PLM systems to improve the efficiency of mechanical engineering production. It examines methods for automatically classifying digital twins, applying machine learning to predict quality parameters, and integrating modern information management systems. Practical examples demonstrate how semantic analysis and graph database technologies can significantly reduce operational time, improve forecast accuracy, and lower operating costs. The paper summarizes the results of implementing innovative solutions, demonstrating the economic impact and identifying key challenges in the digital transformation of manufacturing enterprises.

**Keywords:** PLM systems, digital twin, machine learning, quality control automation, artificial intelligence, digital transformation, manufacturing systems.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-6-30-36

EDN: BHHBDY

## REFERENCES

1. Antonova, N.A. Sovershenstvovanie instrumentov ocenki i monitoringa vosprinimaemogo potrebitelyami kachestva avtomobilej v ekspluatatsii: dis. ... kand. tekhn. nauk: 2.5.22 / N.A. Antonova. – Samara, 2024.
2. Pantyuhin, O.V. Razrabotka metodologii upravleniya kachestvom produkcii otvetstvennogo naznacheniya na osnove cifrovyyh dvoynikov tekhnologicheskikh processov i izdelij (na primere izgotovleniya gil'z dlya vysokoeffektivnykh patronov): dis. ... d-ra tekhn. nauk: 05.02.23 / O.V. Pantyuhin. – Tula, 2021.
3. Knyazev, A.V. Modeli i algoritmy cifrovizirovannogo upravleniya kachestvom processa standartizatsii naukoemkoj produkcii: dis. ... kand. tekhn. nauk: 2.5.22 / A.V. Knyazev. – M., 2025.
4. Fazilova, K.N. Instrumenty kontrolya kachestva tekhnologicheskikh processov intellektual'nogo mashinostroitel'nogo proizvodstva: dis. ... kand. tekhn. nauk: 05.02.22 / K.N. Fazilova. – M., 2022.
5. Antonov, S.V. Razrabotka metodov i algoritmov avtomatizirovannogo kontrolya tekhnologicheskikh processov proizvodstva vafel' na osnove cifrovogo dvoynika: dis. ... kand. tekhn. nauk: 2.3.3 / S.V. Antonov. – M., 2025.
6. Rasskazova, V.A. Matematicheskoe i programmnoe obespechenie sistemy planirovaniya proizvodstvennykh processov na osnove resheniya zadach celochislennogo linejnogo programmirovaniya: dis. ... d-ra fiz.-mat. nauk: 2.3.5 / V.A. Rasskazova. – M., 2025.
7. Grechnikov, F.V. Perspektivy sovershenstvovaniya sistem upravleniya zhiznennym ciklom produkta (PLM) s ispol'zovaniem sovremennykh tekhnologij: iskusstvennyj intellekt, grafovye modeli i cifrovye niti / F.V. Grechnikov, A.S. Klentak, V.N. Piunov // Trudy XII Mezhdunarodnoj Chetaevskoj konferencii «Analiticheskaya mekhanika, ustojchivost' i upravlenie», 16–20 iyunya 2025 g. – Materialy konferencii.
8. Grechnikov, F.V. Razrabotka modeli mashinnogo obucheniya dlya prognozirovaniya urovnya potentsiala innovacionnogo razvitiya territorij / F.V. Grechnikov, A.S. Klentak, V.N. Piunov, V.I. Ushakov // Materialy XXIV Mezhdunarodnoj konferencii po vychislitel'noj mekhanike i prikladnykh programmnykh sistem (VMSPPS'2025), 7–13 sentyabrya 2025 g. – Materialy konferencii.
9. Grechnikov, F.V. Sovershenstvovanie metodov menedzhmenta kachestva mashinostroitel'nykh predpriyatij cherez ispol'zovanie sredstv iskusstvennogo intellekta v PLM-sistemah na razlichnykh stadiyah zhiznennogo cikla produkcii / F.V. Grechnikov, A.S. Klentak, V.N. Piunov, V.N. Ushakov // Izvestiya Samarskogo nauchnogo centra Rossijskoj akademii nauk. – 2025. – T. 27. – № 5. – S. 112 – 115.

---

Fyodor Grechnikov, Academician of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Engineering Sciences, Professor.

E-mail: gretch@ssau.ru

Vladislav Piunov, Graduate Student. E-mail: Taimkraft@mail.ru

Anna Klentak, Doctor of Engineering Sciences, Associate Professor. E-mail: anna\_klentak@mail.ru

Vitaly Ushakov, Student. E-mail: z4maduma@yandex.ru