

УДК 658.5 : 004.413

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ МЕТОДОВ МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА МАШИНОСТРОИТЕЛЬНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ ЧЕРЕЗ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СРЕДСТВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В PLM-СИСТЕМАХ НА РАЗЛИЧНЫХ СТАДИЯХ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРОДУКЦИИ

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

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

Статья поступила в редакцию 23.09.2025

В статье рассматриваются современные подходы к интеграции искусственного интеллекта в системы управления жизненным циклом продукции. На основе анализа примеров внедрения в автомобилестроении демонстрируется, как технологии машинного обучения, графовые базы данных и цифровые двойники позволяют достичь значительного повышения эффективности ключевых процессов - от проектирования до эксплуатации. В статье подробно разбираются не только ожидаемые преимущества, но и типичные сложности интеграции искусственного интеллекта, подкрепляя аргументы конкретными цифрами из практики: повышением точности контроля, сокращением сроков проектирования и снижением операционных затрат, что в совокупности обеспечивает высокую окупаемость проекта.

Ключевые слова: PLM, искусственный интеллект, машинное обучение, цифровой двойник, автоматизация проектирования, промышленные предприятия.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-5-112-115

EDN: NLSZRG

1. ВВЕДЕНИЕ

Современные промышленные предприятия сталкиваются с необходимостью оптимизации процессов проектирования, производства и обслуживания продукции. Одним из ключевых инструментов для решения этих задач являются PLM (Product Lifecycle Management), которые обеспечивают управление данными на всех этапах жизненного цикла продукта (далее - PLM-системы). Внедрение ИИ и машинного обучения (далее - МО) в PLM-системы открывает новые возможности предприятиям для автоматизации технических процессов, повышения точности расчётов для новой продукции и снижения затрат на разработку продуктов.

Современные PLM-системы сталкиваются с рядом вызовов, связанных с ростом сложности продуктов и ужесточением требований к скорости вывода продуктов на рынок [1]. Традиционные подходы демонстрируют ограничения в части:

- фрагментации данных между этапами жизненного цикла продукта, когда на каждом этапе (проектирование, инжиниринг, производство, сервис) используются лучшие в своем классе, но изолированные системы (например, CAD, CAE, CAM, ERP, CRM), данные между ними передаются через ручной экспорт/импорт (например, файлы в форматах STEP, IGES), через несовершенные интеграции или просто на бумаге;
- высокой доли рутинных операций, которые выполняются инженерами и технологами вручную;
- недостаточной прогностической способности, традиционные PLM-системы отлично хранят и структурируют данные о том, что уже произошло (например, какая версия детали была выпущена), но не могут прогнозировать, что произойдёт в будущем.

Как показывают исследования, интеграция ИИ-технологий в PLM-системы позволяет преодолеть эти ограничения, обеспечивая [2]:

- автоматизацию до 40% рутинных операций;
- снижение времени разработки нового продукта на 30-50%;
- улучшение трассируемости требований и решений.

В данной статье рассматриваются методы применения ИИ в PLM-системах, примеры их внедрения в промышленности и достигнутые результаты. Особое внимание уделяется автоматизации классификации данных, обнаружению объектов, анализу сложных взаимосвязей и управлению рисками.

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

Клентак Анна Сергеевна, кандидат технических наук, доцент. E-mail: anna_klentak@mail.ru

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

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

2. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В PLM

Одной из ключевых задач PLM является структурирование данных о компонентах продукции. В одном из исследований представлен инструмент «Grapholi», который связывает технические и организационные данные, извлекая артефакты, такие как требования или тесты, из PDF-документов и выявляя скрытые зависимости через семантический анализ. Это позволяет визуализировать зависимости между требованиями, тестами и процессами, а также выявлять скрытые риски в проектах. В результате трассируемость требований улучшилась на 40 %. На рисунке 1 изображён подход структурирования данных, используемый в инструменте «Grapholi» [3].

Другая работа демонстрирует применение МО для классификации данных о продуктах, таких как тормозные колодки, на основе их характеристик (длина, ширина, толщина). Результаты визуализированы на рисунке 2.

Сравнение алгоритмов — kNN (84,47%), логистическая регрессия (72,70%), случайный лес (85,17%) и нейронная сеть (65,81%) — показало, что случайный лес обладает наивысшей точностью, которая может быть улучшена при увеличении объёма данных. Интеграция таких алгоритмов в PLM позволяет автоматизировать поиск компонентов и трансформацию структур продуктов, сокращая ручной труд [4].

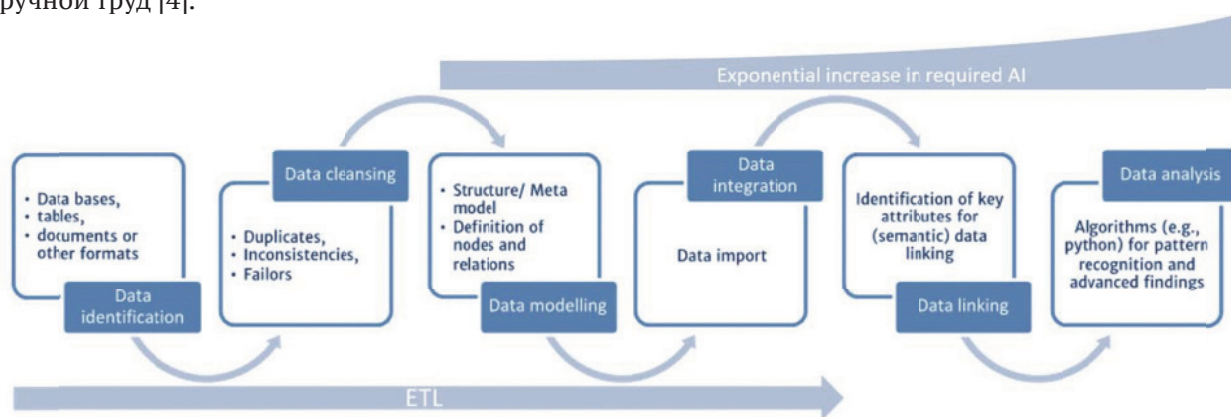


Рисунок 1 – Структурированный подход к объединению разнородных данных в графовые структуры

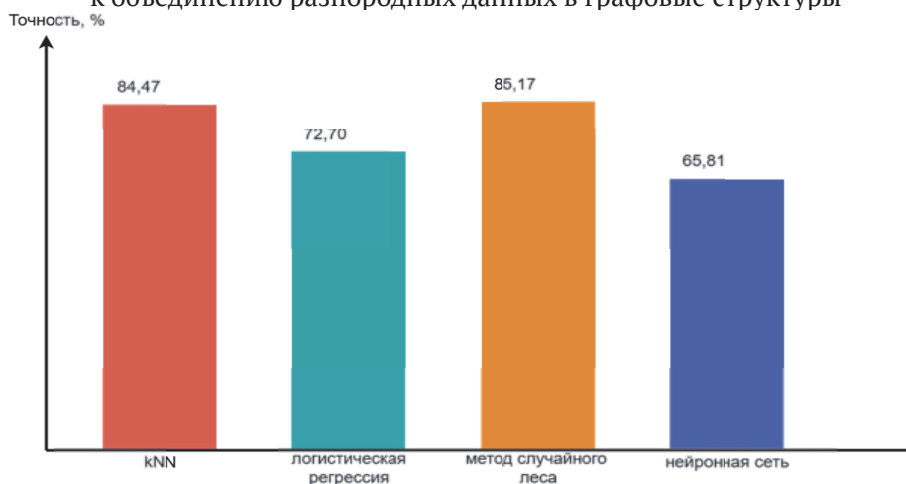


Рисунок 2 – сравнение точности алгоритмов МО для классификации компонентов

3. ПРИМЕНЕНИЕ ИИ НА КЛЮЧЕВЫХ ЭТАПАХ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА

3.1. Проектирование:

Генеративные алгоритмы:

В статье [5] представлен подход, демонстрирующий, как генеративные алгоритмы (в сочетании с нейронными сетями) ускоряют разработку оптимизированных геометрий для FDM-печати. Хотя в работе не указан точный процент сокращения времени, её результаты подтверждают тезис о значительном ускорении процесса благодаря:

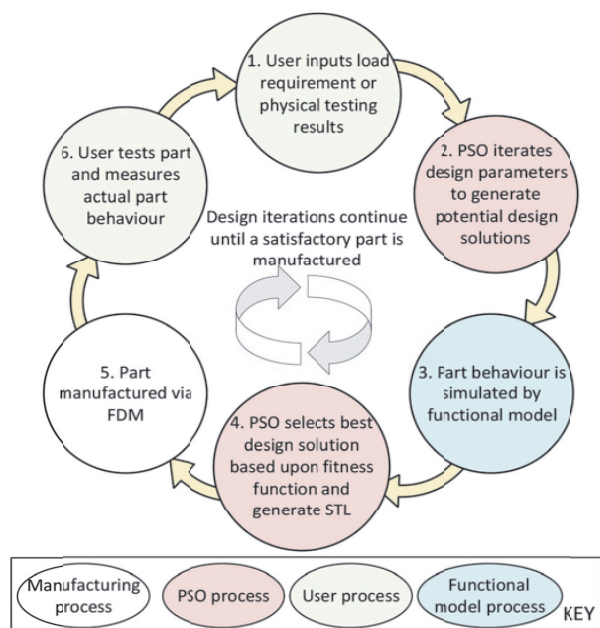


Рисунок 3 – обзор процесса итеративного проектирования. Аббревиатуры расшифровываются как оптимизация методом роя частиц (PSO), стандартный тип файла на языке Triangle (STL) и моделирование осаждения нитей (FDM)

Автоматизации выбора параметров:

Генеративный алгоритм (на основе Particle Swarm Optimization, PSO) автоматически подбирает оптимальные геометрические и технологические параметры (ориентацию печати, заполнение, толщину стенок и др.), исключая ручной перебор.

Снижению зависимости от экспертных знаний:

Алгоритм заменяет этапы, требующие глубокого понимания FDM и механики, что сокращает время на обучение и принятие решений.

Профиль возможностей (на основе ИНС) мгновенно предсказывает механические свойства, избегая трудоёмких физических тестов для каждой конфигурации.

Интеграции виртуального и физического тестирования:

Быстрая виртуальная валидация через Grasshopper позволяет отсеять неоптимальные варианты до печати.

Физические испытания проводятся только для финальных прототипов, что экономит время (по сравнению с полным эмпирическим подходом) [5].

Иерархические модели:

Иерархические модели распознавания компонентов демонстрируют точность свыше 90% благодаря двухуровневому подходу, сочетающему классификацию типа объекта с последующей детализацией конкретного экземпляра. Исследование [4] подтверждает, что разделение задачи на определение общего класса (например, «болт», «шайба») с точностью 98.2% и последующую идентификацию конкретного компонента внутри класса (87-93% точности) позволяет достичь совокупной точности 91.3% для таких классов, как воротники. Ключевыми факторами успеха стали использование стандартизированных таксономий инженерных компонентов, генерация идеализированных обучающих данных через CAD-рендеринг в Unreal Engine (по 324 изображения на объект) и оптимизация гиперпараметров CNN. Однако эффективность метода зависит от геометрического разнообразия объектов - для высокоподобных компонентов (например, гаек с прорезями) точность падает до 50.5%. Практическое применение включает автоматизацию составления спецификаций, поиск в CAD-базах и интеграцию с системами цифровых двойников, при этом для сложных случаев требуются дополнительные усовершенствования, такие как мультивью CNN. Таким образом, иерархический подход обеспечивает высокую точность распознавания за счет системной декомпозиции задачи и адаптации под структурные особенности инженерных компонентов [6].

3.2. Производство:

Предиктивные системы контроля качества на основе методов машинного обучения и пространственного анализа, такие как предложенный в исследовании октодеревный алгоритм, демонстрируют значительное снижение уровня брака на 15-25%. Этот эффект достигается за счет комбинации высокой точности обнаружения дефектов (до 90%), автоматизации процессов контроля и адаптивности к сложным геометрическим формам деталей. Как показано в работе, система сокращает время обработки на 74% по сравнению с традиционными методами, одновременно уменьшая погрешность измерений на 36.86%. Особенно заметен прогресс при ремонте сложных компонентов, таких как турбинные лопатки, где автоматизированное обнаружение дефектов и последующая генерация инструментальных путей позволили увеличить долю годных деталей после восстановления с 70% до 85-90%. Ключевыми факторами снижения брака стали: исключение человеческого фактора, раннее выявление микроскопических дефектов и оптимизация процессов ремонта за счет прямого преобразования данных сканирования в исполнительные команды без промежуточного моделирования. Эти результаты подтверждают, что внедрение интеллектуальных систем контроля качества не только повышает надежность продукции, но и обеспечивает существенную экономию ресурсов на производстве [7].

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование подтверждает, что современные ИИ-технологии трансформируют PLM-системы в интеллектуальные платформы, способные:

1. Автоматизировать рутинные процессы
2. Обеспечивать сквозную аналитику данных
3. Поддерживать принятие прогностических решений

В частности, как демонстрирует пример Volkswagen AG, ключевым направлением этой трансформации является автоматизация сложных задач категоризации данных. Разрабатываемые на основе ИИ алгоритмы способны решать проблему автоматического назначения компонентов продукта к классам в рамках единой системы классификации, что практически невыполнимо вручную из-за огромного объема данных, их разрозненности и семантических различий [4].

Таким образом, интеграция искусственного интеллекта в PLM-системы позволяет перейти от простого управления данными об изделиях к интеллектуальному анализу и извлечению знаний из них. Это создает основу для принципиально нового уровня эффективности, снижения издержек и ускорения цикла разработки продукции за счет гарантированного повторного использования компонентов и оптимизации сквозных процессов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Rädler, S., Rigger, E. (2022). A Survey on the Challenges Hindering the Application of Data Science, Digital Twins and Design Automation in Engineering Practice. *Proceedings of the DESIGN 2022 Conference*. <https://doi.org/10.1017/pds.2022.172>
2. Kasper, N., Müller, T., Schmidt, L. (2024). The Digital Thread for System Lifecycle Management with a Native Graph Database in a Polyglot Architecture. *Journal of Industrial Information Integration*, 35, 100512. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100512>
3. Katzung, S., Braun, M., Wagner, D. (2024). AI-based Analysis and Linking of Technical and Organisational Data Using Graph Models. *Advanced Engineering Informatics*, 51, 101478. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2024.101478>
4. Schleibaum, S., Kehl, S., Stiefel, P., Müller, J.P. (2020) Towards Automated Classification of Product Data Based on Machine Learning. *Proceedings of the Design Society: DESIGN Conference*, 2588, 375-382. <https://doi.org/10.1017/dsd.2020.139>
5. Goudswaard, M., Hicks, B., Nassehi, A. (2021). The creation of a neural network based capability profile to enable generative design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 113(9), 2951-2968. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-06770-8>
6. Kent, L., Snider, C., Gopsill, J., et al. (2023). A Hierarchical Machine Learning Workflow for Object Detection of Engineering Components. *Proceedings of ICED23*. <https://doi.org/10.1017/pds.2023.21>
7. He, Y., Ma, W., Li, Y., et al. (2022). An octree-based two-step method of surface defects detection for remanufacture. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 9(1), 45-61. <https://doi.org/10.1007/s40684-022-00433-z>

IMPROVEMENT OF QUALITY MANAGEMENT METHODS OF MECHANICAL-BUILDING ENTERPRISES THROUGH THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS IN PLM SYSTEMS AT VARIOUS STAGES OF THE PRODUCT LIFE CYCLE

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

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

This article examines modern approaches to integrating artificial intelligence into product lifecycle management systems. Using case studies from the automotive industry, it demonstrates how machine learning technologies, graph databases, and digital twins can significantly improve the efficiency of key processes—from design to operation. The article examines not only the expected benefits but also the typical challenges of integrating artificial intelligence, supporting its arguments with concrete practical data: increased inspection accuracy, reduced design time, and reduced operating costs, which collectively ensures a high project return on investment.

Keywords: PLM, artificial intelligence, machine learning, digital twin, design automation, industrial enterprises.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-5-112-115

EDN: NLSZRG

Fyodor Grechnikov, Academician of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Engineering Sciences, Professor. Email: gretch@ssau.ru
 Anna Klentak, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor. Email: anna_klentak@mail.ru
 Vladislav Piunov, Graduate Student, Email: Taimkraft@mail.ru
 Vitaly Ushakov, Student, Email: z4maduma@yandex.ru