

# Проектирование цифрового двойника в нефтегазовых технологиях: интеграция технологий

Н. А. Шатилова<sup>1</sup>, П. А. Мальцев<sup>2</sup>,  
М. Е. Подкина<sup>3</sup>

Санкт-Петербургский горный университет  
императрицы Екатерины II

<sup>1</sup>n\_a\_shatilova@mail.ru, <sup>2</sup>maltcev-pave@mail.ru,  
<sup>3</sup>m.losckaya@yandex.ru

С. Е. Абрамкин

Санкт-Петербургский государственный  
электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

seabramkin@etu.ru

**Аннотация.** Концепция цифрового двойника стала наиболее востребована в последнее десятилетие в связи с развитием информационных технологий. Большие данные, искусственный интеллект, облачные вычисления, IoT и т. д. – это направления и технологии, объединение которых и представляет собой цифровой двойник. Однако в этом и заключается некоторая проблема, т.к. цифровой двойник зависит от составляющих, которые сами находятся в процессе становления. В данной работе производится исследование ключевых технологий, составляющих цифровой двойник, их место в нефтегазовой отрасли, а также анализируется структура цифрового двойника и место ключевых технологий в ней.

**Ключевые слова:** цифровой двойник; информационные технологии; нефтегазовые технологии; цифровизация

## I. ВВЕДЕНИЕ

Внедрение цифровых технологий в производственные процессы – актуальная тема для теоретических исследований и для практической реализации. Быстрое развитие информационных технологий способствует решению проблем, связанных с проектированием, изготовлением и безопасной эксплуатацией сложных современных технических систем [1].

Цифровой двойник (ЦД) как система объединенных технологий предлагает более эффективные средства для решения этих проблем, чем применение технологий раздельно. Направления, технологии и инструменты, образующие ЦД комплексно описывают объект, интегрируются между собой для обеспечения непрерывности взаимодействия виртуальной среды и физического объекта.

Интеграция является основой определения ЦД: не смотря на отсутствие согласованности по данному вопросу, начиная с зеркального отражения реальности Д. Гелернтера [2] она может быть определена как один из ключевых элементов. Действительно, что для идеи зеркального мира, что для создания любого из современных высокотехнологичных изделий, необходимы знания различных дисциплин. Благодаря интеграции различных технологий и реализуется взаимосвязь физического и виртуального.

Модификация определения ЦД сопровождается изменениями в наборе технологий, определяющих его функционал [3]. От этого и возникают проблемы с определением ЦД, а также со смежными понятиями цифровой тени и цифровой модели [4]. Рассмотрим ключевые технологии, которые обычно связывают с понятием ЦД.

## II. КЛЮЧЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА

Нефтегазовые компании в процессе своей ежедневной деятельности получают колоссальные объемы данных. Для выявления взаимосвязей, выполнения предсказаний результатов и поведения, достижения оптимальных результатов, используют Большие данные (Big data).

ТАБЛИЦА I. Эволюция ЦД и сопутствующих технологий в концепции MICROSOFT. Источник: [3]

1 этап	1995 – 2002 гг. 1. Появление термина ЦД; 2. Модель информационного зеркалирования; 3. Выделенные рабочие станции и серверы; 4. Развитие 3D – моделирования и компьютерного цифрового управления; 5. Роботы.
2 этап	2003 – 2013 гг. 1. Выделение цифрового имитационного моделирования, 3D-печати, цифрового моделирования, виртуальной сборки, предварительного имитационного моделирования; 2. Браузеры, веб-доступ; 3. Появление 3D-печати в массах.
3 этап	2014 – 2016 гг. 1. Реализация обмена данными между цифровым и физическим миром; 2. Широкое применение IoT и аналитики Больших данных; 3. Облака; 4. Быстрая обратная связь с объектом на этапах жизненного цикла; 5. Дополнение продуктов цифровыми сервисами.
4 этап	2017 г. – по н.в. 1. Голлография; 2. Дополненная и виртуальная реальность; 3. Интеллектуальные сервисы; 4. Искусственный интеллект; 5. Новые форматы человеко-машинного взаимодействия; 6. Автономная работа; 7. Самовосстановление.

Эффективное применение Big data помогает сократить расходы и максимизировать прибыль благодаря комплексному применению прогностических методов.

Но следует учесть, что при использовании Big data закупка датчиков, IoT-платформ, сбор обширных объемов информации, не являются единственными сдерживающими факторами: высокая стоимость установки и обслуживания датчиков, их склонность к ошибкам и сбоям, возможность неправильных показаний, перегрузка данными, их зашумленность и т. д. Эти проблемы и ограничения могут создавать трудности при применении Big data в некоторых условиях и объектах.

Свойству искусственных интеллектуальных систем выполнять творческие функции – искусственному интеллекту (AI) в нефтегазовой отрасли есть несколько основных применений: Машинное обучение (Machine learning) и Наука о данных (Data science).

Машинное обучение необходимо для извлечения полезной информации из больших и разнородных наборов данных и их интерпретирования без участия человека с итеративным совершенствованием. Немаловажно, что модели, основанные на алгоритмах машинного обучения, могут обладать высокой точностью, от чего другие технологии ЦД могут извлечь выгоду [5].

Применение алгоритмов машинного обучения требует наличия большого количества данных, которые могут быть доступны не для каждого процесса в производственном цикле. На месторождениях, работающих в режиме падающей добычи с продолжительной историей эксплуатации исторической информации достаточно, однако на таком месторождении в случае прогнозирования добычи существует не так много параметров, на которые оператор может оказать влияние.

Для задач добычи нефти совмещение классических подходов с технологиями машинного обучения и искусственного интеллекта позволит повысить маржинальность процессов добычи углеводородного сырья, снизив стоимость технологического процесса посредством их оптимизации [6], отслеживать операции и быстро реагировать на проблемы. Machine learning также можно использовать для проведения симуляций, используя модели прогнозных данных для выявления закономерностей на основе разнородных входных данных [7].

Модели, основанные только на базе технологий Machine learning, уступают математическому моделированию физических процессов в сочетании с данными. Подобное сочетание является более перспективным для решения задач «что, если?» и может применяться в ситуациях, когда недостаточно данных для статистических подходов. Модели, основанные на данных, ограничены стадией эксплуатации изделия [3].

Data science – это наука, которая использует возможности искусственного интеллекта для анализа и обработки данных. Она позволяет извлекать ценную информацию из сложных и объемных наборов данных,

используя нейронные сети для объединения фрагментов информации и создания полной картины. В контексте разведки и добычи нефти и газа применение data science имеет особую важность, так как оно делает эти данные более доступными и позволяет эффективно использовать уже существующую инфраструктуру.

Нефтяная промышленность потенциально опасная отрасль, поэтому является крайне полезным и важным применением AI с целью тестирования потенциальных воздействий новых разработок, оценки экологического риска [8].

AI используется с целью прогнозирования динамики добычи на месторождении, оптимизации плана разработки, идентификации остаточной нефти, трещин и повышение нефтеотдачи пластов и т. д.

В нефтегазовой отрасли применение AI не получило достаточного развития в связи с рядом причин [9]:

- Отсутствие стопроцентной точности при вычислении определенных переменных;
- Риск возникновения аварий и технических ошибок;
- Недостаточный уровень доверия к технологии;
- Риск нарушения приватности и конфиденциальности информации;
- Снижение количества рабочих мест;
- Уязвимость к кибератакам и взлому и др.

Все эти причины можно отнести и к ЦД, что также объясняет позднее внедрение ЦД в нефтегазовую промышленность. Однако возможности, которые предлагает ЦД толкают специалистов к поиску компромиссов и решению этих проблем.

Быстрая обработка и анализ данных изображений и видео – востребованное направление в данной отрасли. Машинное зрение широко применяется для задач обнаружения объектов, отслеживания объектов, виртуальных измерений, выступая с целью мониторинга, контроля и управления. Так, применение машинного зрения может повысить автономность интеллектуальных алгоритмов управления нефтебазой и обеспечить ее безопасную эксплуатацию [10].

Облачные вычисления необходимы для внедрения ЦД, дополненных возможностями внешних облачных серверов по требованию, обеспечивающих масштабируемость коммуникаций, хранения данных и вычислений [11]. Облачные архитектуры программного обеспечения характеризуются независимостью между уровнем служб и базами данных, лежащими в их основе, благодаря доступу к данным на основе API.

Предоставление облачных сервисов может быть как общедоступным, так и частным. Однако выбор в пользу удобства общедоступных облачных сервисов делают не все компании из-за возможной утечки данных. При этом данная модель выделяется более безопасной чем облачное частное хранилище по причине большего масштаба; они подлежат в большей степени тестированию безопасности, надежности и др. Также организации, предоставляющие общедоступные

облачные сервисы более расширяемые и направленные на улучшения оборудования для обеспечения безопасности сервисов. При использовании частного облака часто опускается вопрос безопасности при проникновении в сеть, защиты информации от новых методов кибератак. В любом из выбранных вариантов, ЦД объектов нефтегазовой отрасли должны быть развернуты с выполнением требований безопасности [12].

IoT-платформа представляет собой программно-аппаратное решение, разработанное для связи и управления датчиками, контроллерами и другими внешними устройствами сбора данных. Ее функционал также включает реализацию пост-процессинговых и аналитических возможностей, зависящих от специфики производственных задач, которые платформа предназначена решать.

IoT используется в нефтегазовой отрасли для сбора, передачи и анализа необработанных данных в режиме реального времени, чтобы получить четкое представление о процессах на объектах.

IoT и ЦД являются взаимосвязанными и тесно взаимодействующими технологиями, которые вместе способствуют взаимному развитию. Благодаря резкому увеличению числа устройств IoT и снижению их стоимости, использование ЦД активно расширяется. К тому же, прогресс в области разработки «умных» датчиков для IoT позволяет ЦД использовать все более компактные и эффективные решения.

Киберфизическая система (CPS) – это одна из тенденций в исследовательских работах, связанных с IoT. CPS можно определить как совокупность цифровых, аналоговых и физических компонентов, функционирующих посредством интегрированной физической технологии и логики [13], определяя тем самым ЦД как цифровую составляющую CPS. Все чаще системы и датчики коммуницируют друг с другом через Интернет, что приводит к взаимодействию физического и виртуального, образуя CPS. Подход CPS предъявляет к моделям идентичные требования как на стадиях проектирования и эксплуатации, так и при решении задач идентификации объектов в процедуре синтеза систем управления [14].

Предшественниками CPS являются беспроводные сенсорные сети, АСУ ТП [15, 16], системы реального времени, распределенные вычислительные системы. И CPS, и ЦД способствуют развитию Индустрии 4.0.

Роль человека в Индустрии 4.0 поднимается большим количеством исследователей. Используя интеллектуальные устройства, виртуальную и дополненную реальность (VR/AR), человек находится в цикле производственного процесса, использует преимущества принятия решений на основе искусственного интеллекта и машинного обучения.

Стоит отметить, что машинное зрение, способное распознавать изображения, является превосходным по сравнению с человеческим с возможностью визуализировать не только видимые в физическом мире объекты и их параметры.

Методы расширенной реальности необходимы по причине того, что большая часть информации, поступающая в человеческий мозг, является визуальной, так процессы мониторинга, обучения и др. становятся более естественными для человека.

IoT, Big data, AI и др. делают ЦД реальных объектов возможной и доступной реальностью.

Применение ЦД для нефтегазовой промышленности дает возможность [17]:

- снизить риски;
- создать исполняемые управляемые графики работы;
- выявить любые изменения в процессе и осуществить соответствующее реагирование;
- оптимизировать производство активов;
- дистанционного наблюдения;
- профилактического технического обслуживания;
- оптимизировать планируемые проверки;
- сократить капитал и операционные расходы;
- сократить время на оптимизацию тестирования;
- повысить производительность;
- повысить безопасность;
- сократить выбросы;
- предотвратить простои.

Ценность ЦД выделяется исследователями [18] как возможность для реализации непрерывного цикла выдвижения, проверки, коррекции гипотез благодаря взаимосвязи виртуальной и физической составляющей. Такая цепочка становится возможной благодаря технологиям, входящим в состав ЦД.

Взаимодействие технологий не может рассматриваться без архитектуры ЦД.

### III. АРХИТЕКТУРА ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА

В большинстве ранних работ, посвященных исследованию ЦД, не рассматривались конкретные архитектурные предложения. Выделяли три основные части ЦД: физическая система в реальном пространстве; виртуальная система в киберпространстве; и связь ними для передачи данных и информации.

Впоследствии была предложена четырехуровневая архитектура с физическим, цифровым уровнями, уровнями подключения и приложения. Прикладной уровень, использующий передовые технологии как AI, Data science, явно выделяется в указанном шаблоне для извлечения знаний в режиме реального времени.

Рэйлеану и др. [19] разработали четырехуровневую архитектуру для двунаправленного обмена данными между физическим и цифровым пространством. От уровня сбора и обработки данных, уровнем подключения к уровням, находящимся в облаке и отвечающим за обновление и агрегацию данных (третий) и анализ и принятие решений (четвертый).

В последнее время большинство архитектурных концепция ЦД характеризуется пятью или шестью

уровнями. Каждый из дополнительных уровней обычно специализируется некоторыми функциональными возможностями физического, цифрового или сервисного уровней.

В шестиуровневой архитектуре, предложенной Redelinghuys и др. [20], первые два уровня соответствуют физическому двойнику: к первому относятся различные физические устройства, такие как исполнительные механизмы и датчики, обменивающиеся сигналами с локальным контроллером или устройством сбора данных, которое расположено на втором уровне.

Третий уровень определен авторами как локальное хранилище данных, которое используется для получения значений датчиков от контроллеров предыдущего уровня.

Шлюз Интернета вещей, добавляется как уровень 4. Этот уровень добавляет контекст к данным, полученным с уровня 3, и/или обрабатывает данные в формы, более полезные для более высоких уровней. Уровень 5 состоит из облачных сервисов, которые хранят информацию, полученную с уровня 4.

Так, первые пять уровней обеспечивают необходимую инфраструктуру, на шестом добавляются интеллектуальные возможности. Он подключается к уровням 3, 4 и 5 позволяя обеспечить подключение пользователя к программной информации и исторической информации о физическом двойнике в реальном времени.

Данную архитектуру можно выделить, как одну из наиболее подходящих для последующей модернизации, с целью адаптации к сложным производственным объектам.

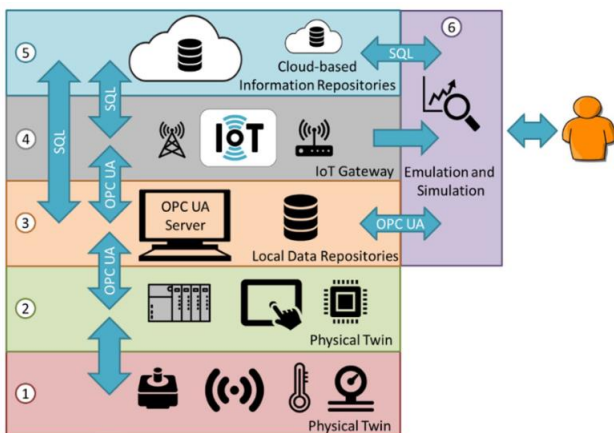


Рис. 1. Шестиуровневая архитектура ЦД. Источник: [20].

Другими исследователями вводятся дополнительные уровни безопасности или конфиденциальности к уровням физического двойника, данных, цифрового двойника и сервисного уровня [21].

Так и помимо указанных уровней Сингх и др. [22] добавили уровень доступа для управления взаимодействия человека и ЦД.

#### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение ЦД позволяет проверять различные характеристики, поведение на очень большом числе виртуальных испытаний и является достаточным для обеспечения необходимых условий, не приводящих к избытку.

Однако, по вопросу архитектуры ЦД и применения различных технологий у исследователей также нет единого мнения, как и по многим аспектам ЦД. В контексте стандартизации это несёт негативное влияние, однако общая идея – одна: исследователи стремятся расширить известную модель «физический двойник – связь – цифровой двойник» в контексте той технологии, которой уделяется наибольшее внимание авторами. Интеллектуальные технологии применяются на одном из верхних уровней: это может быть как уровень ЦД, сервисный или приложения.

Правильно выполненная интеграция технологий позволит сделать ЦД именно таким, каким его видят в будущем, а для этого необходима работа с представленными технологиями, их интеграцией и архитектурой ЦД и CPS.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Pershin I.M., Papush E.G., Kukharova T.V., Utkin V.A. Modeling of Distributed Control System for Network of Mineral Water Wells. *Water* 2023, 15, 2289. <https://doi.org/10.3390/w15122289>
- [2] Gelernter D. *Mirror Worlds: Or: The Day Software Puts the Universe in a Shoebox. How it Will Happen and What it Will Mean*; Oxford University Press: Oxford, UK, 1993
- [3] Прохоров А., Лысачев М. Цифровой двойник. Анализ, тренды, мировой опыт. Издание первое, исправленное и дополненное. М.: ООО «АльянсПринт», 2020. 401 стр., ил.
- [4] Kritzing W., Karner M., Traar G., Henjes J., & Sihn W. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification // *IFAC-PapersOnLine*. 2018. № 11 (51). С. 1016–1022.
- [5] Jiang, Yuchen & Yin, Shen & Li, Kuan & Luo, Hao & Kaynak, Okyay. (2021). Industrial applications of digital twins. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 379. 20200360. DOI: 10.1098/rsta.2020.0360.
- [6] Shabonas Arturas & Timonov Alexey & Schmidt Sergey. (2021). Повышение эффективности разработки месторождений за счет применения методов машинного обучения для определения оптимальных режимов работы нагнетательных скважин (Field Development Optimization Using Machine Learning Methods to Identify the Optimal Water Flooding Regime).
- [7] Zakizadeh Mahdih & Zand Mazyar & Ir., (2023). AI application in Oil & Gas Industries.
- [8] Katysheva E. Analysis of the Interconnected Development Potential of the Oil, Gas and Transport Industries in the Russian Arctic. *Energies* 2023, 16, 3124. <https://doi.org/10.3390/en16073124>
- [9] Тутыгин В. Искусственный интеллект в нефтегазовой индустрии как фактор развития производственной системы // *Science and innovation*. 2023. Т. 2. №. Special Issue 3. С. 168-171.
- [10] Levin Maxim & Nagornov Stanislav & Levina Ekaterina & Lyubov & Kovalenko Irina. (2022). The Concept Of "Smart Oil Storage" Based On Machine Vision Technologies. *Science In The Central Russia*. 94-101. DOI: 10.35887/2305-2538-2022-5-94-101.
- [11] K.M. Alam and A. El Saddik, "C2PS: A Digital Twin Architecture Reference Model for the Cloud-Based Cyber-Physical Systems," in *IEEE Access*, vol. 5, pp. 2050-2062, 2017, DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2657006.
- [12] Knebel F.P., Trevisan R., do Nascimento G.S., Abel M., & Wickboldt J.A. A study on cloud and edge computing for the implementation of digital twins in the Oil & Gas industries // *Computers & Industrial Engineering*. 2023. (182). С. 109363.

- [13] Современные технологии. Киберфизические системы: учебное пособие / Авт.- сост. Е.И. Громаков, А.А. Сидорова; Томский политехнический университет. Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2021. 166 с.
- [14] Abramkin S.E., Dushin S.E., Pervukhin D.A. Problems of development of control systems of gas-producing complexes. *Journal of Instrument Engineering*. 2019. Vol. 62, N 8. P. 685—692 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2019-62-8-685-692
- [15] Asadulagi M.-A.M., Pershin I.M., Tsapleva V.V. Research on Hydrolithospheric Processes Using the Results of Groundwater Inflow Testing. *Water* 2024, 16, 487. <https://doi.org/10.3390/w16030487>
- [16] Olga Afanaseva, Oleg Bezyukov, Dmitry Pervukhin, Dmitry Tukeev. Experimental Study Results Processing Method for the Marine Diesel Engines Vibration Activity Caused by the Cylinder-Piston Group Operations. *Inventions* 2023, 8(3), 71; <https://doi.org/10.3390/inventions8030071>
- [17] Singh M., Srivastava R., Fuenmayor E., Kuts V., Qiao Y., Murray N., & Devine D. Applications of Digital Twin across Industries: A Review // *Applied Sciences*. 2022. (12). C. 5727.
- [18] Jones David & Snider Chris & Nassehi, Aydin & Yon, Jason & Hicks, Ben. (2020). Characterising the Digital Twin: A systematic literature review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. 29. DOI: 10.1016/j.cirpj.2020.02.002.
- [19] Răileanu S., Borangiu T., Ivănescu N., Morariu O., & Anton T. (2020). Integrating the digital twin of a shop floor conveyor in the manufacturing control system. In T. Borangiu, D. Trentesaux, P. Leitão, A. Giret Boggino, & V. Botti (Eds.), *Service oriented, holonic and multi-agent manufacturing systems for industry of the future. SOHOMA 2019. studies in computational intelligence* (Vol. 853, pp. 134–145). Cham: Springer.
- [20] Redelinghuys A.J.H., Basson A.H., & Kruger K. “A six-layer architecture for the digital twin: a manufacturing case study implementation,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020.
- [21] A. De Benedictis, N. Mazzocca, A. Somma, and C. Strigaro, “Digital twins in healthcare: an architectural proposal and its application in a social distancing case study,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, pp. 1–12, 2022
- [22] S. Singh, M. Weeber, and K.-P. Birke, “Advancing digital twin implementation: a toolbox for modelling and simulation,” *Procedia CIRP*, vol. 99, pp. 567–572, 2021, 14th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering, 15-17 July 2020.