



## ЦИФРОВЫЕ ДВОЙНИКИ В ПРОМЫШЛЕННОСТИ: ГЕНЕЗИС, СОСТАВ, ТЕРМИНОЛОГИЯ, ТЕХНОЛОГИИ, ПЛАТФОРМЫ, ПЕРСПЕКТИВЫ.

### Часть 2. Ключевые технологии цифровых двойников.

#### Типы моделирования физического объекта.

В.М. Дозорцев (АО «Хоневелл»)

Рассматриваются базовые технологии построения и сопровождения цифровых двойников (ЦД) с учетом широкого разнообразия задач автоматизации технологических производств, решаемых с помощью ЦД. Сравниваются подходы к построению моделей технологических объектов – фундаментальное моделирование, моделирование на основе данных и гибридное моделирование. Приводится краткий обзор смежных технологий, обеспечивающих функционирование ЦД: анализ больших данных, человеко-машинные интерфейсы, виртуальная и смешанная реальность, блокчейн и др.

Ключевые слова: цифровые двойники, киберфизические системы, фундаментальное моделирование, моделирование на основе данных, гибридное моделирование, суррогатные модели, анализ данных, искусственный интеллект, машинное обучение, искусственные нейронные сети, виртуальная и дополненная реальность, промышленный Internet вещей, блокчейн.

#### Введение

В первой части работы [1] была рассмотрена недолгая, но бурная история появления и развития цифровых двойников (ЦД), привлекающих пристальное внимание исследователей и пользователей. Было показано, что, в отличие от большого числа альтернативных определений, термин «цифровой двойник» содержательно раскрывает суть и разнообразие форм указанных инструментов, стремительно проникающих во многие сферы экономики и повседневной жизни. Была выявлена роль ЦД как неотъемлемого виртуального компонента киберфизической системы (КФС), отражающего в цифре свойства и поведение ее физического компонента (оригинала) на протяжении различных этапов его жизненного цикла. Оба компонента КФС сливаются в нерасторжимое целое, в котором оригинал виртуализируется в ЦД, а двойник становится продолжением оригинала. Когда эта коммуникация разрывается, теряется и ЦД, который после восстановления связи должен строиться заново.

Принципиальные отличия ЦД от других известных форм отражения физического объекта сводятся к следующему.

• ЦД постоянно находятся в «горячем» режиме относительно оригинала, то есть изменения в оригинале должны оперативно отражаться в двойнике. Такая синхронизация в зависимости от решаемой задачи может быть редкой (как на стадии проектирования объекта-оригинала, когда изменения в проекте относительно нечасты) или практически непрерывной, как в задачах предиктивной аналитики состояния динамического

оборудования, чьи характеристики (нагрузки, температуры, уровни вибрации и др.) передаются в ЦД со скажностью до нескольких раз в секунду. Кроме того, актуализация состояния ЦД может потребовать передачи чрезвычайно больших объемов разнородных данных.

• ЦД не обязаны буквально копировать оригинал — по виду, полноте измерений, набору воспроизводимых ситуаций. В конкретных приложениях визуализация ЦД может быть вполне условной, а степень детализации оригинала достаточно низкой. В некоторых решениях используется способность ЦД точно отражать состояние и поведение объекта, как в задачах информационного моделирования и мониторинга (*описательные ЦД*), идентификации сбоев и обнаружения нештатного поведения (*диагностические ЦД*). В других задачах двойник, наоборот, призван прогнозировать поведение оригинала в различных (иногда далеких от нормальных) условиях, как это делается в *предиктивных ЦД* для определения причин отказов, обучения действиям в нештатных ситуациях, а также для прогнозирования качества рассматриваемых вариантов функционирования объекта при проектировании, планировании или оптимизации его работы.

• В то же время в любых приложениях должен достигаться необходимый уровень подобия двойника оригиналу, иначе выбираемое с помощью ЦД управление будет ошибочным. В разных задачах уровень подобия может быть различным. Так, в системах усовершенствованного управления ТП достаточно иметь правильный отклик небольшого числа регулируемых параметров на выбираемые управляющие воздей-

ствия и внешние возмущения. Напротив, в компьютерных тренажерах для обучения оперативного персонала требуется моделировать комплексное поведение большого числа параметров, причем динамический образ ситуации должен быть достаточно точен, чтобы исключить выработку «ложного» навыка, формирующегося в процессе обучения. Столь же высоки требования к ЦД сложного технологического оборудования в задачах диагностики отказов, поскольку как пропуски аварийных событий, так и ложные срабатывания чреватые значительными экономическими потерями.

С учетом указанной специфики ЦД можно выделить следующие проблемы их разработки [2]:

- эволюция моделей ЦД с целью сохранения подобия оригиналу, развивающемуся во времени. Это касается как фундаментального моделирования физических объектов, так и моделирования на основе данных;
- обеспечение двусторонней связи между физическим и виртуальным компонентами, которая должна поддерживать необходимый уровень подобия двойника оригиналу. Решение этой задачи может осложняться высоким пространственно-временным разрешением передаваемых данных, их большим объемом и разным уровнем достоверности, задержками связи, а также необходимостью быстрого архивного поиска и online-обработки данных;
- обеспечение прозрачности и интерпретируемости решений, принимаемых на основе ЦД, для чего требуются модели, поддающиеся объяснению и логическому анализу;
- визуализация двойника, который должен быть представлен конечному пользователю подобным физическому активу, быть простым и интуитивно понятным в эксплуатации.

Указанные проблемы требуют пристального внимания разработчиков. В настоящей работе рассматриваются технологии, оказывающие максимальное воздействие на их решение в разных областях применения, с акцентом на высокотехнологичные производственные системы. Сводка моделирующих технологий ЦД, применяемых в разных задачах промышленной автоматизации, приведена в таблице.

#### Фундаментальное моделирование ЦД

В моделировании «от физики» выделяют три основных направления.

В *экспериментальном* моделировании проводится лабораторный или полномасштабный эксперимент для понимания физического объекта и определения связей между величинами, которые не могут быть непосредственно измерены (или очень дороги в измерении). Экспериментальный объект может быть смоделирован довольно точно, но при масштабировании результатов на реальную физику точность параметризации может теряться, что объективно ограничивает этот и без того достаточно дорогой подход.

*Трехмерное (3D) моделирование* позволяет получить внешнее представление объекта путем 3D-сканирования или с помощью специализированного программного обеспечения. Полученную модель используют далее для расчета поведения и визуализации реального объекта. Современные методы 3D-моделирования позволяют более компактное представление геометрии объекта, что очень важно в контексте ЦД при высокой временной скважности обмена данными [3].

Особенно важен этот тип описательных ЦД в задачах информационного моделирования проектируемых и строящихся сооружений и изделий (BIM/PDM) (таблица)<sup>1</sup>.

Таблица. Типы моделирования в разных цифровых двойниках

Тип двойника	Решаемые задачи	Фундаментальное моделирование	Моделирование на основе данных	Гибридное моделирование
Информационные ЦД	Информационное моделирование строящихся объектов и управление данными о продуктах (включая виртуальную и дополненную реальность)	√		
Диагностические ЦД	Анализ «узких» мест в технологии	√		
	Мониторинг ТП	√		
	Мониторинг технологического оборудования	√	√	√
Предиктивные ЦД	Компьютерный тренинг персонала ТП и обучение действиям в аварийных ситуациях (включая виртуальную и дополненную реальность)	√		
	Прогнозирование и визуализация ненаблюдаемых параметров ТП	√		
	Усовершенствованное управление ТП	√	√	√
	Построение виртуальных анализаторов	√	√	√
Операционные ЦД	Предиктивный анализ работы ТП и оборудования	√	√	√
	Балансировка и верификация данных в системах оперативного управления производством	√	√	√
	Оптимизация производственных процессов	√	√	√

<sup>1</sup> BIM (Building Information Modeling) – технология сбора и комплексной обработки информации о проектируемых и строящихся объектах, включая взаимосвязи и зависимости их элементов. PDM (Product Data Management) – управление данными о продуктах/изделиях, в том числе сложных технических и технологических продуктах.

Собственно аналитическое моделирование сложных технологических объектов имеет обширную историю, выходящую за пределы настоящего исследования. В контексте ЦД уместно остановиться, во-первых, на численной реализации аналитического моделирования и, во-вторых, еще уже — на его использовании в задачах управления и инжиниринга технологических объектов. Появление первых мощных компьютеров вызвало интерес к фундаментальному моделированию в задачах проектирования ТП [4], мониторинга, диагностики и тестирования ТП [5], проверки систем управления [6], балансировки и верификации данных [7]. В случае промышленных ЦД такие методы нашли применение как в открытых, так и в коммерческих пакетах фундаментального моделирования [8], в том числе в системах высокоточного моделирования ТП [9].

Высокоточное фундаментальное моделирование ТП востребовано в обнаружении «узких» мест, мониторинге и анализе работы процессов в составе диагностических ЦД (таблица). Оно также незаменимо в предиктивных ЦД для компьютерного тренинга оперативного персонала ТП [10, 11], включая обучение действиям в редких или гипотетических опасных ситуациях. К этому же классу задач принадлежит инжиниринг ТП на основе упрощенных (суррогатных) моделей [12] и построение виртуальных анализаторов качества [13].

На момент, непосредственно предшествующий «взрыву» ЦД, достижения в указанных направлениях (как и в online-оптимизации производственных процессов) отражены в обзоре [14]. В целом фундаментальные модели достаточно хорошо интерпретируются и обобщаются на задачи, описываемые «одинаковой» физикой. В то же время устойчивость (в широком смысле) фундаментальных моделей остается существенной проблемой: они сложны, не всегда разрешимы, подвержены численной неустойчивости и, как результат, дороги в разработке и поддержке. Понятно в этой связи, что на практике им часто предпочитают менее затратные, хоть и не столь точные модели.

Все эти сложности были унаследованы цифровыми двойниками; при этом проявились и другие проблемы. Фундаментальные модели требуют больших вычислительных ресурсов и не имеют явных механизмов согласования с реальными историческими данными. Некоторые исследователи и практики полагают даже, что применение высокоточных «физических» моделей ограничивается этапом проектирования технологических систем. Если вычислительная эффективность таких моделей не будет радикально повышена, их будущее в составе ЦД, работающих в режиме жесткого реального времени, не слишком оптимистично. Однако в последнее время высокоточные модели все чаще рассматриваются как осно-

ва для разработки моделей «пониженного» порядка, которые могут быть использованы в диагностических и предиктивных ЦД [12].

#### Моделирование ЦД на основе данных

Такое моделирование как альтернатива фундаментальному подходу использует данные с реального объекта (иногда большие), современные удобные библиотеки с открытым исходным кодом (например, [15]), недорогую вычислительную инфраструктуру (ЦПУ, графические и тензорные процессоры) и высококачественные, общедоступные учебные ресурсы. Спрос на данный тип моделирования растет невиданными темпами. Рассмотрим основные особенности моделирования ЦД на основе данных.

*Генерация данных.* Главнейший драйвер ЦД — появление дешевых миниатюрных датчиков, фиксирующих разнообразные данные о реальном объекте: измерения параметров, тексты, аудио, гиперспектральные изображения, видео и др. Эти сведения вместе с краудсорсингом<sup>2</sup> данных смартфонов, online-опросов и голосований в сетях составляют огромные базы данных, которые можно использовать в машинном обучении ЦД.

*Предварительная обработка данных.* Правильная работа ЦД требует высокого качества собранных данных и умения «сжать» их на лету. В последнее время наряду с достаточно простыми методами автоматического обнаружения выбросов и замещения недостающих элементов данных можно использовать и более продвинутые инструменты (например, хемометрические) [16]. На этапе генерации и обработки данных возникает важный вопрос права собственности на данные, который осложняется участием различных заинтересованных сторон, создававших, обрабатывавших, анализировавших и добавлявших стоимость данным. Если вопрос не будет разрешен, под угрозой окажется бесперебойная работа любой концепции ЦД. (О специфике этой проблемы в нефтепереработке см. [17, 18].)

*Конфиденциальность данных.* Использование ЦД в критически важных для безопасности приложениях, где требуется прослеживаемость и сохранность информации, может основываться только на высоком уровне доверия к информационной системе. Технологии блокчейна позволяют предприятиям устанавливать заранее заданные условия передачи данных в системах промышленной автоматизации. Авторы работы [19] дают подробный обзор интеграции блокчейн-технологий с Internet вещей (в том числе промышленным) и анализируют проблемы, связанные с масштабируемостью, конфиденциальностью, безопасностью и устойчивостью к фальсификации и внешней цензуре.

*Машинное обучение и искусственный интеллект.* Ожидается, что интеллектуальный анализ данных

<sup>2</sup> Краудсорсинг — привлечение к решению инновационных задач широкого круга лиц для использования их творческих способностей, знаний и опыта по типу субподрядной работы на добровольных началах. В производственном секторе известны примеры формирования баз знаний с привлечением широкого круга специалистов предприятий.

с использованием машинного обучения и искусственного интеллекта будет играть ключевую роль в контексте ЦД. Хотя собственно термин машинное обучение (МО) был введен еще в 1959 г. А. Сэмюэлем, его реальный потенциал проявился только недавно, когда компьютеры превзошли людей даже в решении творческих задач (генерация артефактов искусства, написание сценариев, обобщение текста, языковой перевод, интерпретация языка, пр.). К традиционным методам относят контролируемое МО, отображающее заранее определенные независимые переменные в так же заранее определенные зависимые переменные (линейная регрессия, логистическая регрессия, машина опорных векторов, деревья решений, случайный лес, искусственные нейронные сети). В последнее время все более сильные результаты демонстрируют инструменты глубокого МО (глубокие, стохастические, сверточные и рекуррентные нейронные сети): в классификации изображений [20], обнаружении аномалий [21], распознавании образов [22], диагностике неисправностей [23], прогнозировании добычи нефти и потребления энергии в жилых районах [24]. Прогностические возможности этих методов будут очень важны в ЦД в случаях, когда прямые данные наблюдения недоступны.

В задаче обнаружения аномалий, где четко маркированные данные, необходимые для обучения контролируемых алгоритмов МО, редко доступны в нужном объеме, хорошо работают неконтролируемые методы, например, кластерный анализ, метод главных компонент или глубокий автокодировщик, позволяющие сжатие данных «на лету» [25]. Однако и контролируемые, и неконтролируемые алгоритмы МО, наиболее часто используемые в реальных приложениях, не слишком эффективны в отсутствие достаточного объема данных. Потенциально в такой ситуации может помочь обучение с подкреплением [26], когда отклики внешней среды используются как сигналы подкрепления в формировании оптимальной стратегии обучения, максимизирующей долгосрочный совокупный выигрыш. Считается, что такой подход может стать ключевым для интеллектуальных систем принятия решений в технологиях, связанных с Industry 4.0. Например, в работе [27] показано, как система обучения с подкреплением поддерживает эксплуатацию и техническое обслуживание электросетевых приложений. Такие алгоритмы были применены для решения сложных инженерных задач, таких как усовершенствованное планирование автономных транспортных средств [28], интеллектуальное управление сельскохозяйственными объектами [29], оценка энергозатрат автономного здания [30]<sup>3</sup>.

Модели на основе данных (как модели МО, так и модели в форме входо-выходных зависимостей) необходимы в мониторинге и диагностике работы

оборудования [31], в предиктивных ЦД для систем усовершенствованного управления ТП [32], а также в операционных ЦД для балансировки и верификации данных и оптимизации производственных процессов (таблица).

Несомненное преимущество моделей, основанных на данных, заключается в их постоянном совершенствовании по мере поступления все большей информации (опыта). На стадии обучения таких моделей также могут возникнуть проблемы, связанные с неустойчивостью, однако после обучения модели становятся достаточно устойчивыми и могут использоваться для прогнозирования. В то же время сложные модели этого класса, особенно основанные на глубоких нейронных сетях, не поддаются интерпретации. В критически важных для безопасности областях применения, таких как наведение и навигация автономных транспортных средств или бурение нефтяных скважин, подход чистого «черного ящика», скорее всего, неприемлем; отмечается также, что модели машинного обучения бывают чересчур зависимы от данных, на которых они были обучены.

#### Большие данные как компонент киберфизической системы

В первой части работы [1] отмечалось, что КФС — развитие идеи Винера об обратной связи в контуре управления, но она никогда не превратилась бы в мощный инструмент управления и оптимизации, если бы не кардинально новые вычислительные мощности и доступные большие данные. Появилась возможность усложнить контроллеры, вводя в них модель объекта с элементами физики, а большие данные кардинально улучшили качество модели. Реализация этих возможностей в применении к ЦД предполагает развитие следующих технологий.

*Ассимиляция данных.* Этот процесс подгонки фундаментальных моделей под данные давно сложился в математическую дисциплину, включающую операции фильтрации, оценки, сглаживания и прогнозирования. Первые попытки использования ассимиляции в on-line задачах относятся к прогнозированию погоды, но в последнее время этот подход регулярно применяется в самых разнообразных областях (финансы, медицинская физика, компьютерное зрение, робототехника и навигация); см., например, наиболее близкий к идеологии промышленных ЦД пример в работе [33].

*Понижение размерности модели.* Даже если отвлечься от трудностей их построения, очевидно, что (по крайней мере пока) полноразмерные фундаментальные модели физических объектов напрямую неприменимы в ЦД реального времени. Идея понижения размерности моделей — поступиться точностью описания для получения возможности численной реализации в on-line режиме. Истоки концепции

<sup>3</sup> Отметим, что алгоритмы глубокого МО без каких-либо предварительных знаний, начиная играть случайные партии, в течение 24 ч достигали сверхчеловеческого уровня производительности в шахматах, сёги и го и убедительно побеждали программу-чемпиона мира в каждой игре.

ROM (Reduced Order Model), или так называемого суррогатного моделирования, восходят еще к работам Фурье на рубеже XVIII–XIX вв. Эмулирование сложных полноразмерных моделей относительно простыми зависимостями интенсивно исследовалось во многих предметных областях, включая механику жидкости и газа [34] и теплопередачу [35]. Суррогатные модели способны быстро схватывать существенные особенности происходящих явлений и незаменимы там, где имеются ограничения реального времени и нет надобности вычислять полноразмерные модели. Понятно, что это ценный подход именно для ЦД [12]. Помимо прочего такие модели могут повторно использоваться в жизненном цикле физического актива — от ранних фаз разработки до поздних этапов эксплуатации [36], что также совершенно созвучно идеологии ЦД.

Исторически ROM понимались как упрощенные фундаментальные модели, описываемые уравнениями в частных производных, что, конечно, связано со сложностями в контексте ЦД. Развитие алгоритмов МО дало толчок к появлению так называемых неинтрузивных моделей на основе больших данных [37]. В отличие от численного решения систем дифференциальных уравнений, такие модели реализуются в основном с помощью матричных операций, которые поддаются эффективному распараллеливанию на доступных графических или тензорных процессорах, что дает несколько порядков ускорения в приложениях реального времени. Еще одно преимущество неинтрузивного подхода — переносимость моделей, не требующих точной формы уравнений и фиксированных методов их численного решения.

*Программно-аппаратное моделирование.* Подход к моделированию аппаратного обеспечения «в контуре» (HIL, Hardware-in-the-Loop) давно зарекомендовал себя на стадии инжиниринга систем управления [38]. Идейно этот подход легко расширяется на моделирование программного обеспечения «в контуре» (SIL, Software-in-the-Loop) на ранних стадиях проектирования [39]. Очевидно, что он применим и к прогнозированию в реальном времени в рамках ЦД-платформ: например, в работе [40] описано совмещенное HIL/SIL моделирование в реальном времени для виртуального ввода производства в эксплуатацию. Отметим, что такая же функциональность реализуется с помощью компьютерных тренажеров, когда система управления может быть проверена до пуска объекта на высокоточных имитационных моделях ТП. Продвинутое тренажерное решение позволяет выгрузить конфигурацию распределенной системы управления (PCU) в тренажер, проверить ее (и при необходимости скорректировать) на имитационной модели и загрузить обратно в PCU [11].

#### Гибридные модели ЦД

Полная замена фундаментальных моделей на модели по данным, конечно, невозможна: последние

модели научены, прежде всего, интерполировать, но не экстраполировать, и в неожиданной ситуации их поведение будет непредсказуемо. Однако объединение подходов жизненно важно именно в случае ЦД, где требования реального времени не позволяют использовать сколь-нибудь сложные фундаментальные модели (вычислительный ресурс, устойчивость, интерпретируемость, неполная синхронность с данными).

В таблице представлены случаи применения гибридных моделей в производственных ЦД: в мониторинге состояния и предиктивном анализе работы процессов и оборудования, системах усовершенствованного управления, в построении виртуальных анализаторов качества, в балансировке и верификации данных.

Вообще говоря, гибридикация сводится к следующей трехэтапной процедуре: 1) частичная интерпретация имеющихся данных с использованием хорошо понятной физической модели; 2) обработка неинтерпретированного на первом шаге остатка с помощью МО; 3) применение к новому остатку алгоритмов глубокого МО. Окончательный остаток, как правило, представляет собой шум, которым можно пренебречь. Процедура постоянно закольцовывается с появлением новых потоков данных.

Эффективный подход к интеграции МО с «физикой» предложен в работе [41], где известная физика моделируется по фундаментальным уравнениям, а неизвестная — с помощью глубоких нейронных сетей или метода LSTM (Long short-term memory, долгая краткосрочная память). Компонент «черного» ящика улучшает общую точность совмещенной модели, а фундаментальный компонент предоставляет помимо прочего встроенный механизм проверки «вменяемости», то есть обнаружения неожиданного поведения «черного» ящика.

Еще один подход к улучшению интерпретируемости алгоритмов МО заключается в уменьшении их сложности за счет «информирования» МО на основе фундаментального знания предметной области. Это упрощает и уточняет работу алгоритмов МО, что уже продемонстрировано на практике [42]. Подобные *серые ящики* набирают все большую популярность в различных сферах (гидрология, материаловедение, биопроцессы, строительство), в том числе в нефтяной отрасли [43] и в проектировании сложного реакторного оборудования [44].

Возможен также прямой учет «физики» в алгоритмах МО через оптимизируемую целевую функцию [45]. Та же идея «информированного» МО (концепция «инъекции» знаний) нашла применение в неорганической химии, медицине, гидродинамике, а также в ветряной электроэнергетике [46].

В работе [47] представлен исчерпывающий обзор методов интеграции знаний в МО. Это направление предполагает объединение практики и теории для продвижения научно-обоснованных алгоритмов МО в различные дисциплины. Очевидно, что такая концепция, особенно в части методов глубокого МО

и искусственного интеллекта, нуждается в импульсах от разработок в компьютерных и когнитивных науках.

#### Человеко-машинные интерфейсы ЦД

Появление ЦД сделало как никогда актуальным эффективное взаимодействие человека и КФС. Наряду с дополненной и виртуальной реальностью, без сомнения, необходимой для детальной визуализации активов, очень распространенными режимами взаимодействия станут обработка естественного языка и управление жестами.

##### *Дополненная и виртуальная реальность*

Дополненная реальность и виртуальная реальность находятся в числе ключевых технологий, открывающих новые перспективы цифровой трансформации в машиностроении, проектировании и управлении промышленными системами, медицине и образовании. В обзоре [48] приводятся многочисленные запатентованные разработки по взаимодействию физического и виртуального компонентов КФС с людьми-пользователями, в том числе технологии тактильной обратной связи («гаптика») [49]. Инструменты виртуальной и дополненной реальности жизненно необходимы в интерфейсах ЦД, компьютерных тренажерах для обучения персонала, системах обучения действиям в аварийных ситуациях [50], (таблица).

*Обработка естественного языка.* Голос долгое время оставался самым эффективным и быстрым режимом общения между людьми. Для бесшовной интеграции людей и машин в контексте ЦД существует очевидная необходимость в усилении этого режима коммуникации. Благодаря последним достижениям в глубоком МО, языковые переводы и интерпретация текстов достигли, как минимум, человеческого уровня точности и эффективности. Прогресс в обработке естественного языка, основанной на нейронных сетях, освещен в работе [51].

*Управление жестами.* Современные технологии удаленного восприятия позволяют высокоточное распознавание жестов через сверхточные радары, обработку изображений камер наблюдения, звук и носимые устройства [52]. Представляется, что управление жестами займет важное место в разработке более надежных ЦД.

#### Выводы

Назначение цифровых двойников — отражать физический компонент киберфизической системы, получая от него данные, обрабатывая их и формируя обратную связь для оптимизации работы объекта. Такое место ЦД определяет ключевые технологии, необходимые для их построения и сопровождения — прежде всего, моделирование и обработку данных. Обе технологии давно и интенсивно разрабатывались в теории и практике автоматизации ТП, и достигнутый багаж достался в наследство направлению ЦД.

В разнообразных задачах, решаемых с помощью двойников (описательных, диагностических, предиктивных и операционных), находят применение различные модели — фундаментальные, на основе данных и гибридные. Проблема заключается в сильных и слабых сторонах разных подходов и их соответствии решаемой задаче. Фундаментальные модели обеспечивают глубину и точность описания, остаются адекватными в достаточно широком диапазоне функционирования оригинала, переносятся на схожие объекты, в принципе хорошо трактуемы, поскольку базируются на ясных физико-химических принципах. Вместе с тем их не так просто связать с объектом в режиме реального времени, а их реализация требует значительных вычислительных ресурсов и может осложняться неустойчивостью.

Модели на основе данных проще в построении (им, вообще, нет альтернативы там, где фундаментальные модели невозможно создать), они легче подстраиваются под новые данные об объекте, не предполагают сложностей при численном разрешении, существенно «легче» в вычислительном отношении. Однако по мере отклонения режима объекта от условий, для которых построена модель, степень ее адекватности может снижаться, причем объяснение таких отклонений может стать нетривиальной задачей. Очевидна эффективность моделей на основе данных в массовых случаях, когда цена индивидуального ошибочного решения не так велика, а снижение доли ошибок важно с экономической точки зрения. Там же, где цена отдельной ошибки большая, не обойтись без элементов фундаментального моделирования (хотя бы для проверки разумности поведения «черного ящика», построенного только на данных).

К ключевой технологии моделирования примыкают другие инструменты построения и сопровождения ЦД — анализ больших данных, визуализация оригинала, виртуальная и дополненная реальность, промышленный Internet вещей, блокчейн, коммуникационные и вычислительные средства взаимодействия двойника и оригинала. Все это составляет базу создания прикладных ЦД-платформ, которым будет посвящена заключительная третья часть работы. Там же будет рассмотрен человеческий фактор в ЦД, будут проанализированы социально-экономические последствия их широкого распространения, обсуждены первоочередные задачи развития цифровых двойников.

#### Список литературы

1. Дозорцев В.М. Цифровые двойники в промышленности: генезис, состав, терминология, технологии, платформы, перспективы. Часть 1. Возникновение и становление цифровых двойников. Как существующие определения отражают содержание и функции цифровых двойников? // Автоматизация в промышленности, 2020. № 9. С. 3-11.
2. Rashed A. et al. Digital Twin: Values, Challenges and Enablers from a Modeling Perspective // IEEE Access, No 4, 2016, P.1-33.
3. Skytt V. et al. Locally refined spline surfaces for representation of terrain data // Computers & Graphics, 2015. 49:58-68.

4. *Winter P.* Simulation for the old and for the new // *Hydrocarbon Engineering*, 2007. 12(5):115-119.
5. *Venkatasubramanian V. et al.* A review of process fault detection and diagnosis: Part I: Quantitative model-based methods // *Computers & Chemical Engineering*, 2003. 27(3):293-311.
6. *Mahalec V. et al.* Dynamic simulation applications in process control design // *Proc. 19th Ann. Control Conf. Purdue Univ. W.Lafayette (IN)*. 1993. 107-124.
7. *Smith O.F.* KPIs made easy // *Control Engineering*, 2007. 1(1).
8. *Darwish M. et al.* The finite volume method in computational fluid dynamics: an advanced introduction with OpenFOAM® and Matlab®. — 1st ed. — Springer, 2015. Vol. 113. 791 p.
9. *Dozortsev V.M., Kreidlin E.Yu.* State-of-the-art automated process simulation systems // *Automation and Remote Control*, 2010. 71(9):1955-1963.
10. *Дозорцев В.М.* Современные компьютерные тренажеры для обучения операторов ТПП: состояние и направления ближайшего развития // *Автоматизация в промышленности*. 2007. № 7. С. 30-36.
11. *Дозорцев В.М. и др.* Компьютерный тренинг операторов: непреходящая актуальность, новые возможности, человеческий фактор // *Автоматизация в промышленности*. 2015. № 7. С.8-20.
12. *Hartmann D. et al.* Model order reduction a key technology for digital twins / In: *Reduced-order modeling (ROM) for simulation and optimization*. — Springer, Cham, Switzerland, 2018. Pp.167-179.
13. *Дозорцев В.М., Ицкович Э.Л., Кнеллер Д.В.* Усовершенствованное управление технологическими процессами (APC): 10 лет в России // *Автоматизация в промышленности*, 2013. № 1. С. 12-19.
14. *Pantelides C.C., Renfro J.G.* The online use of first-principles models in process operations: Review, status and future needs // *Computers & Chemical Engineering*, 2013. 51:136-148.
15. *Жерон О.* Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn и TensorFlow. Концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем. — Вильямс, 2018. 688 с.
16. *Martens H.* Quantitative big data: where chemometrics can contribute // *Journ. of Chemometrics*, 2015. 29:563-581.
17. *Gregory M.* Oil and Gas Industry on Brink of Digital Transformation // *News for the Oil and Gas Sector*, 05.09.2019. URL: [https://www. energyvoice.com](https://www.energyvoice.com)
18. *Дозорцев В.М.* Цифровая трансформация в нефтепереработке // *Мир нефтепродуктов*. 2020. № 2. С. 34-41.
19. *Reyna A. et al.* On blockchain and its integration with IoT. Challenges and opportunities // *Future Generation Computer Systems*, 2018. 88: 173–190.
20. *He K. et al.* Deep residual learning for image recognition // *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016. Pp. 770-778.
21. *Fischer A., Igel C.* An introduction to restricted Boltzmann machines / In: *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*. Eds. Alvarez L. et al. — Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012. Pp. 14-36.
22. *Yu J. et al.* A deep autoencoder feature learning method for process pattern recognition // *Journ. of Process Control*, 2019. 79:1-15.
23. *Shao H. et al.* A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis // *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017. 95:187–204.
24. *Sagheer A., Kotb M.* Time series forecasting of petroleum production using deep LSTM recurrent networks // *Neurocomputing*, 2019. 323:203-213.
25. *Xu D., Y. Tian.* A comprehensive survey of clustering algorithms // *Annals of Data Science*, 2015. 2(2):165-193.
26. *Sutton R.S. et al.* Introduction to reinforcement learning — MIT press Cambridge, 1998. Vol. 2, no. 4.
27. *Rocchetta R. et al.* A reinforcement learning framework for optimal operation and maintenance of power grids // *Applied Energy*, 2019. 241:291-301.
28. *You S. et al.* Advanced planning for autonomous vehicles using reinforcement learning and deep inverse reinforcement learning // *Robotics and Autonomous Systems*, 2019. 114:1-18.
29. *Bu F., Wang X.* A smart agriculture IoT system based on deep reinforcement learning // *Future Generation Computer Systems*, 2019. 99:500-507.
30. *Mason K., S. Grijalva.* A review of reinforcement learning for autonomous building energy management // *Computers and Electrical Engineering*, 2019. 78:300-312.
31. *Владов П.А., Дозорцев В.М., Шайдуллин Р.А., Белоусов О.Ю.* Прогнозная аналитика состояния оборудования в химико-технологических процессах // *Автоматизация в промышленности*. 2019. № 12. С. 44-52.
32. *Розенберг Л.С., Рудяк К.Б., Исаев В.Б., Лебединский А.А., Дозорцев В.М., Антонов А.В.* Повышение эффективности работы установки первичной переработки нефти с помощью системы усовершенствованного управления // *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2007. № 2. С. 6-12.
33. *Buch N. et al.* A review of computer vision techniques for the analysis of urban traffic // *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2011. 12(3):920–939.
34. *Willcox K., Peraire J.* Balanced model reduction via the proper orthogonal decomposition // *AIAA Journal*, 2002. 40(11):2323-2330.
35. *Tallet A. et al.* Optimal flow control using a POD-based reduced-order model // *Numerical Heat Transfer, Part B: Fundamentals*, 2016. 70(1):1-24.
36. *Keiper W. et al.* Reduced-order modeling (ROM) for simulation and optimization: powerful algorithms as key enablers for scientific computing. — Springer, Berlin, 2018.
37. *Wang Q. et al.* Non-intrusive reduced order modeling of unsteady flows using artificial neural networks with application to a combustion problem // *Journ. of Computational Physics*, 2019. 384:289-307.
38. *M. Bacic.* On hardware-in-the-loop simulation // *Proc. 44th IEEE Conf. on Decision and Control*, 2005. Pp. 3194-3198.
39. *Jeong S. et al.* Software-in-the-Loop simulation for early-stage testing of AUTOSAR software component / In: *8th International Conf. on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, 2016. Pp. 59-63.
40. *C. Scheifele et al.* Real-time co-simulation for the virtual commissioning of production systems // *Procedia CIRP*, 2019. 79:397-402.
41. *Maulik R. et al.* Subgrid modelling for two-dimensional turbulence using neural networks // *Journal of Fluid Mechanics*, 2019. 858:122-144.
42. *Wan Z. Y. et al.* Data-assisted reduced-order modeling of extreme events in complex dynamical systems // *PloS One*, 2018. 13(5):e0197704.
43. *Liu G. etc.* Accelerated completion optimization with uncertainty reduction through coupled data and physics based hybrid models / In: *SPE Oklahoma City Oil and Gas Symposium. Society of Petroleum Engineers*, 2019. 482-492.
44. *Mosavi A. et al.* Prediction of multi-inputs bubble column reactor using a novel hybrid model of computational fluid dynamics and machine learning // *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2019. 13(1):482-492.

45. Raissi M. et al. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations // Journ. of Computational Physics, 2019. 378:686-707.
46. Howland M.F., Dabiri J.O. Wind farm modeling with interpretable physics-informed machine learning // Energies, 2019. 12(14):2716.
47. von Rüden L. et al. Informed machine learning - towards a taxonomy of explicit integration of knowledge into machine learning // arXiv:1903.12394, 2019.
48. Escorsa E. Digital twin: a glimpse at the main patented developments, 2018. URL: <https://ificlaims.com>
49. Ullrich C. The Haptic Stack – Software Layer, 2020. URL: <https://www.immersion.com>
50. Новичков А. Ю., Фролов А. И., Погорелов В. П., Дозорцев В. М. Интерфейс полевого оператора в компьютерном тренажере: 3D погружение или 2D панорама? // 2-я Междунар. научно-практическая конфер. «Человеческий фактор в сложных технических системах и средах» (Эрго-2016), С.-Петербург, 2016 С. 268-276.
51. Young T. et al. Recent trends in deep learning based natural language processing // IEEE Computational Intelligence Magazine, 2018. 13(3):55-75.
52. Jung P.-G. et al. A wearable gesture recognition device for detecting muscular activities based on air-pressure sensors // IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2015. 11 (2):485-494.

*Дозорцев Виктор Михайлович – д-р техн. наук, директор по стратегии и развитию бизнеса высокотехнологичных решений АО «Хоневелл». Контактный телефон (495) 797-99-36.*

#### ПАО «Газпром нефть» запускает в промышленную эксплуатацию «Цифровой двойник сейсморазведочных работ»

ПАО «Газпром нефть» совместно с компанией «ЛАНИТ-ТЕРКОМ» (входит в группу ЛАНИТ) разработало цифровую платформу для повышения эффективности сейсморазведочных работ на нефтяных месторождениях. В программе заложена уникальная база результатов исследований со всех нефтепромыслов «Газпром нефти» из разных регионов. На основе накопленных данных алгоритмы помогают специалистам подбирать оптимальные решения для изучения перспективных участков для нефтедобычи исходя из практики наиболее успешных технологических операций на схожих по геологическому строению территориях.

Новая цифровая система охватывает все бизнес-процессы и инструменты, которые применяются геофизиками на этапах планирования, ведения полевых и камеральных этапов. Модули аналитики и автоматических рекомендаций учитывают эталонные значения и исторические накопленные данные по месторождениям «Газпром нефти». Это позволяет качественно распределять ресурсы и планировать сроки топогеодезических, буровзрывных и регистрационных работ.

Проект реализуется «Газпром нефтью» совместно с «Газпромнефть-ГЕО» и с собственным научно-техническим центром компании. Их специалисты обеспечивают экспертную поддержку и тестирование работоспособности системы.

Эксплуатация цифрового двойника началась перед стартом зимнего полевого сезона исследований на месторождениях. Теперь компании-партнеры «Газпром нефти» смогут на единой платформе просматривать информацию о каждом проекте, вводить данные о ходе выполнения работ, оперативно получать запланированные контуры работ на карте и загружать карты отработанных участков. Специалисты-сеймики получат возможность отслеживать критические моменты и использовать рекомендации коллег и аналитической системы, чтобы вовремя принять план корректирующих мероприятий.

Функциональность системы будет расширяться, в том числе за счет внедрения новых алгоритмов оптимизации. В дальнейшем платформа станет отслеживать соблюдение принципов «Зеленой сеймики» для обеспечения сохранности лесных территорий и природоохранных зон. Также в программе появится возможность формирования полетных заданий для беспилотных воздушных судов.

По итогам зимнего полевого сезона 2020-2021 гг. «Газпром нефть» оценит эффект от использования цифрового двойника в реальных условиях. Компания рассчитывает, что система позволит кардинальным образом перестроить бизнес-процессы в геологоразведке. Единое on-line пространство - фактически цифровой центр управления сейсморазведкой улучшает оперативный контроль за полевыми работами, обеспечивая при этом получение геологической информации высокого качества. В будущем через цифровой двойник можно будет выполнять предиктивную аналитику на базе алгоритмов машинного обучения, таким образом повысив оперативность в принятии решений. Также планируется интегрировать в программный продукт возможность управления несейсмическими методами.

Участники проекта отмечают, что ключевым элементом в процессе цифровой трансформации всегда будет человек. Все системы, которые создаются в партнерстве с компанией «Газпром нефть», предназначены для того, чтобы сотрудники компании при принятии решений опирались на достоверную информацию, представленную в наглядном виде, а также вели эффективную коммуникацию друг с другом. В разработке продукта используются самые современные технологии, например, геосервер, лежащий в основе картографического модуля, использующий векторные тайлы, расширяющие список существующих возможностей при работе с картами. Дорожная карта проекта включает интеграцию со многими системами, что делает «Цифровой двойник Сейсморазведочных работ» одной из ключевых платформ геологоразведки завтрашнего дня.

[Http://www.lanit-tercom.ru](http://www.lanit-tercom.ru)