

Искусственный интеллект открывает новые возможности цифрового двойника

Tom Kevan, пишущий редактор "Digital Engineering"

© 2020, Peerless Media, LLC

Разработчики автоматизированных средств проектирования считают искусственный интеллект (ИИ) катализатором, способным вызвать значительные изменения в сфере разработки изделий.

Возможности цифровых двойников (ЦД) обещают трансформировать процесс проектирования и обеспечить разработчикам, производителям и предпринимателям полный 360-градусный обзор изделий и систем на протяжении всего жизненного цикла (рис. 1). Технологии проектирования, подкрепленные обширным объемом данных, которые предоставляет интернет вещей (IoT), готовы предоставить невиданные ранее возможности. Но есть и загвоздка: обычным средствам проектирования и численного моделирования недостает ключевого компонента.

Чтобы эти технологии могли соответствовать обещаниям, они должны обеспечивать возможности анализа в реальном масштабе времени (и даже быстрее), высокую степень точности прогнозирования, а также интеграции данных из разрозненных (и зачастую несовместимых) источников.

К сожалению, обычным средствам проектирования это не под силу. Для удовлетворения новых требований конструкторы обращаются к возможностям искусственного интеллекта (Artificial Intelligence, AI), которые и являются недостающим компонентом в наборе инструментов современного инженера.

Но даже имея в своём распоряжении текущее поколение ИИ-инструментов, проектировщики и расчетчики должны предпринять ряд требующих искусности действий – например, подобрать алгоритмы, сочетающие быстрдействие и точность в необходимом соотношении. Они также должны учитывать, что объем данных иногда менее важен, чем качество содержащейся в нём информации.

Кроме того, важным фактором, способным повлиять на успех или провал ЦД-подхода, является способность поставщиков ПО для создания и работы с цифровыми двойниками изыскать способы сокращения требований к внедрению, что сделало бы его доступным для большего числа пользователей.

Каким может быть вклад искусственного интеллекта?

Как ИИ может способствовать тому, чтобы цифровой двойник оправдал ожидания? Разработчики автоматизированных средств

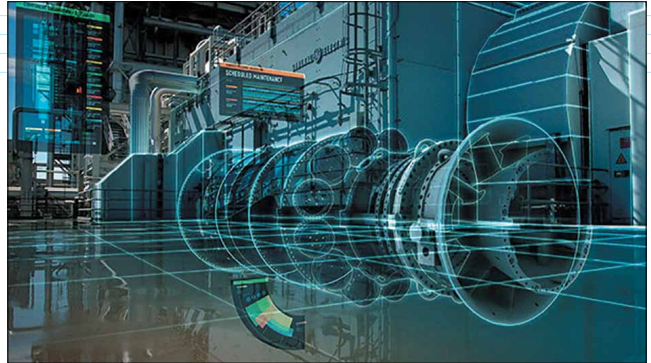


Рис. 1. Инженеры могут создавать цифровые двойники сложных физических объектов, используя данные, полученные в процессе проектирования, производства, контрольных измерений и эксплуатации. Со временем, по мере обогащения ИИ-модели, точность ЦД увеличивается. (Иллюстрация предоставлена GE Global Research – исследовательским подразделением General Electric)

проектирования рассматривают ИИ в качестве катализатора серьезного сдвига в процессах разработки изделий.

“С помощью методов машинного обучения мы можем создавать модели, основанные на наблюдаемом поведении [изделия] и исторических данных, а не только на информации о конструкции”, – говорит **Bhagat Nainani**, вице-президент Oracle по разработке IoT- и блокчейн-приложений. – “Мы также можем использовать наборы исторических данных и показания датчиков с различных объектов, снимаемые в режиме реального времени, чтобы помочь в выявлении отклонений и прогнозировании отказов, что предотвращает незапланированные простои”.

Разработчики программных технологий рассматривают привлечение методов ИИ как способ ускорения процессов проектирования, позволяющий инженерам быстро оценивать множество альтернативных конструкторских решений. Поставщики ПО, поддерживающего использование цифровых двойников, утверждают, что инженеры, изменяя входные параметры и запуская алгоритмы ИИ, смогут быстро находить наилучшие варианты из числа предложенных этими алгоритмами.

Кроме того, конструкторы смогут применять ИИ-решения для улучшения существующих проектов, выявляя характеристики, не входившие в круг рассмотрения при создании

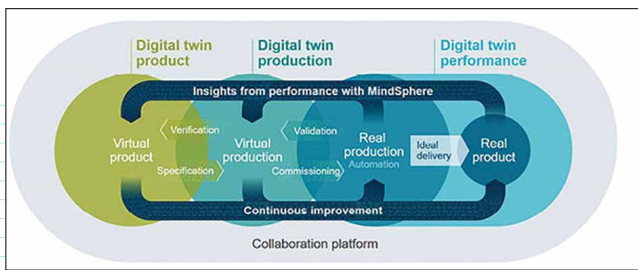


Рис.2. Цифровые двойники обеспечивают предприятия данными, необходимыми для принятия решений по оптимизации производственного процесса, в режиме, близком к реальному времени. Цифровой двойник собирает и хранит оперативные данные о функционировании производственных линий и характеристиках изделий. (Иллюстрация предоставлена компанией Siemens)

первоначальных образцов продуктов или систем (рис. 2).

Использование возможностей ИИ в данном контексте всё еще находится на ранней стадии. Большинство успешных технологий ЦД привлекают ИИ-системы для прогнозирования в таких ситуациях, когда имеется достаточное количество данных, а исследуемые процессы относительно просты. Однако эта ситуация меняется.

“Мы находимся на гребне второй волны ЦД-технологий, которым присущи поистине революционные качества”, – говорит **Juan Betts**, управляющий директор компании *Front End Analytics*. – “В рамках этой новой концептуальной схемы цифровой двойник позволяет не только прогнозировать общие функциональные характеристики изделия на основе предпочтений пользователя, но и регулировать и прогнозировать состояние и свойства отдельных ключевых компонентов, что необходимо для индивидуализированных, ориентированных на конкретного пользователя усовершенствований”.

“Мы находимся на гребне второй волны ЦД-технологий, которым присущи поистине революционные качества”, – считает **Juan Betts**, управляющий директор *Front End Analytics*

Хороший способ понять, каким образом предоставляются эти преимущества, – посмотреть на различные стадии внедрения цифрового двойника. Начать здесь можно с обычных инструментов автоматизированного проектирования и затем перейти к наиболее передовым процессам, основанным на использовании возможностей ИИ.

Типичной отправной точкой в реализации таких виртуальных проектов является имеющаяся 3D-модель для инженерного анализа, созданная с помощью PLM-платформы и CAD-системы. Такие модели обычно описывают внешний вид

физического объекта, его размеры и материалы, из которых он будет изготавливаться.

Стремление к простоте и скорости

Далее конструктор (или, иногда, инженер-расчетчик) начинает создавать ЦД физического изделия, накладывая на расчетную 3D-модель всевозможные данные об объекте и условиях эксплуатации, поступающие с датчиков в режиме реального времени.

На этом этапе инженер сталкивается с серьезной проблемой. Ему придется потратить часы или даже дни, чтобы с помощью обычного ПО произвести численное моделирование, используя эксплуатационные данные, что требуется для создания цифрового двойника. Вследствие этого попытки решения таких задач, как оптимизация проекта, исследование пространства конструкции и анализ типа “а что, если...” становятся попросту нецелесообразными, поскольку требуют слишком много расчетов.

Обойти это препятствие помогает основанный на ИИ-функционале процесс, называемый *суррогатное моделирование (Surrogate Modelling)*, когда используются модели пониженного порядка (*Model Order Reduction, MOR*). Это позволяет имитировать поведение сложных расчетных моделей настолько близко, насколько возможно, но с меньшими вычислительными затратами.

Специалист-расчетчик создает суррогатные модели, опираясь на управляемый данными подход “снизу-вверх”. Он выбирает важнейшие аспекты функционирования подробной модели и сводит к более простым алгоритмам, выполняемым в режиме реального времени или еще быстрее.

Здесь в игру может вступать множество техник, когда инженер комбинирует вычисления в автономной и онлайн-фазах и применяет методы декомпозиции. Суррогатная модель может использовать методы усечения, подпространства, методологию поверхности отклика, нейронные сети, эвристические методы.

Расчетчик “обучает” каждую модель на данных одного типа или на комбинации разных типов, включая данные численного моделирования, стендовых экспериментов, испытаний в реальных условиях и эксплуатации изделия (рис. 3). Это позволяет калибровать результаты расчетов, что делает прогнозы более точными.

Такие методы помогают инженеру сгенерировать суррогатную модель, предоставляющую ряд важных преимуществ.

“Благодаря ускорению работы при использовании суррогатных моделей, команды разработчиков могут исследовать множество архитектурных вариаций и проверять результаты в те же сроки, что потребовались бы для одного цикла расчетов оригинальной (неупрощенной) модели”, – говорит **Martin Witte**, главный эксперт *Siemens Digital Industries Software* по системному проектированию и симуляции.



Рис. 3. Компания Phoenix Contact Electronics разработала ЦД производимых ею защитных реле, применяя разнообразные методы ИИ и объединяя результаты расчетов с физическими измерениями параметров. Это позволяет точно спрогнозировать момент выхода из строя каждого устройства. (Иллюстрация предоставлена компанией ANSYS)

Цель заключается в уменьшении вычислительной сложности математических моделей при сохранении способности эмулировать сложные модели полного порядка (*Full-Order Models*) и процессы, отражая ключевые свойства явлений без детальных вычислений по всем аспектам.

Суррогатные модели используют реальные данные для оптимизации параметров конструкции и прогнозирования изменений поведения (вызванных, к примеру, старением) – и соответствующего обновления цифрового двойника. Инженеры могут применять этот подход, чтобы правильно интерпретировать воздействие реальных условий и эксплуатационные параметры физического устройства, а затем возвращать это свое понимание обратно в ЦД, замыкая петлю обратной связи.

После завершения этих шагов инженер связывает суррогатную расчетную модель, алгоритмы и имеющиеся физические данные с моделью изделия. Цифровой двойник обновляется на основе новых данных, получаемых в ходе эксплуатации объекта, в реальном масштабе времени. Чтобы эта модель не устаревала, инженеры периодически запускают алгоритмы ИИ для обновления рабочей модели (*Operational Model*) цифрового двойника.

Цифровой двойник подобен Вавилонской башне

Цифровой двойник должен представлять все аспекты объекта, поэтому он объединяет в себе множество различных моделей – начиная от *CAD* и вплоть до расчетных моделей для гидродинамического анализа и анализа электрических цепей. Процессы создания ЦД делают критически важным вопрос обеспечения как можно более гладкого взаимодействия данных и моделей различных форматов.

“Результаты одного анализа конструкции используются в другом анализе”, – говорит **Achalesh Pandey**, технический директор по направлению

искусственного интеллекта в *GE Research*. – “Основная задача заключается в совмещении различных высокоточных расчетных моделей и, в конечном счете, в создании “сшитых” моделей низшего порядка [то есть суррогатных моделей] для оптимизации проекта на системном уровне. Другая задача заключается в выполнении интенсивных в вычислительном отношении расчетов масштабируемым образом, используя оптимальную аппаратную архитектуру”.

Ряд инструментов проектирования (к примеру, *Twin Builder* от *ANSYS*), по заявлениям вендоров, поддерживает такие процессы. Впрочем, инженеры используют и другие технологии. Например, крайне важна возможность компиляции расчетных задач в легкие загрузочные модули, способные взаимодействовать между собой.

Тем не менее, несмотря на всё вышеизложенное, проблемы еще остаются.

“Способность сочетать в цифровом двойнике модели, создаваемые во всех системах автоматизации, ограничена нехваткой стандартов”, – говорит г-н *Witte*. – “Но даже при их наличии, стандарты не в полной мере определяют семантику, требуемую для того, чтобы все эти средства вели себя одинаково. Например, составляющим единицам функционального макета для расчетов и формату *STEP* для *CAD* недостает необходимой семантической насыщенности”.

Когда данных не хватает

Более всего конструкторы и расчетчики преуспевают в применении возможностей ИИ при создании и улучшении цифровых двойников в тех случаях, когда имеют доступ к достаточному количеству данных и когда исследуемые процессы относительно просты. К сожалению, такое бывает не всегда.

Некоторые управляемые данными подходы (такие, как нейронные сети и радиальные базисные функции) используются для построения суррогатных моделей. Чтобы создать качественную модель, технология ИИ требует огромного количества достоверных данных – это необходимо для обучения модели, точного определения ожидаемого поведения и свойств. Проблема заключается в том, что данные в таком объеме и такого качества зачастую очень трудно получить и верифицировать.

“Цифровой двойник привносит в расчеты реальный физический опыт”, – говорит **Ed Cuoco**, вице-президент *PTC* по вопросам ИИ и аналитики. – “Однако получение таких данных может вызывать трудности, особенно когда анализируемая модель еще не стала реально используемым изделием”.

В других случаях серьезным вызовом для конструкторов становится сложность задач.

“Чем более сложной является система, тем сложнее требования к ИИ-платформе и тем больше данных требуется при использовании обычных методов [ИИ]. Таким образом, обучение, как

правило, выступает главным препятствием к их применению”, – говорит г-н *Betts*.

Единое решение для проблемы с данными

Стараясь преодолеть эти вызовы, компания *Front End Analytics* из Бостона разработала новый подход к суррогатному моделированию, который обещает помочь инженерам строить модели, используя значительно меньшие массивы обучающих данных при сохранении высокой точности прогнозирования.

Разработанный этой компанией подход под названием “Машинное обучение с учетом физики” (*Physics Informed Machine Learning, PIML*) в известной мере вовлекает физику в сферу применения методов ИИ, что задает для суррогатной модели некоторую определяющую форму.

Одно из главных отличий этого способа, выделяющее его на фоне других управляемых данными (*data-driven*) подходов, заключается в том, что эмпирические модели, соответствующие обучающему массиву данных, базируются на физической подоплеке исследуемой инженерной задачи.

PIML позволяет преобразовать данные из [абстрактного] геометрического пространства

(такие, как данные расчетов и тестирования прототипов) в данные для физического пространства, ранжируя их по степени значимости для результатов. Это позволяет инженеру обучать ИИ-систему в рамках физики [исследуемых процессов] и создавать методами машинного обучения основанную на физике многоступенчатую модель. Такая модель обеспечивает промежуточный или приблизительный прогноз характеристик продукта. По заявлениям *Front End Analytics*, инженеры затем могут подкорректировать результаты с помощью обычных методов ИИ, чтобы уменьшить ошибку прогнозирования.

“Этот подход вселяет большие надежды. Примеры применения показали резкое уменьшение количества данных, необходимых для прогнозирования эксплуатационных параметров, при сохранении высокой точности. Прогностическая природа решения также является более устойчивой в сравнении с обычными методами ИИ, что позволяет нам экстраполировать результаты за пределы диапазона данных, используемых для обучения, сохраняя при этом высокую точность. Модели *PIML* более просты в вычислительном отношении и просчитываются даже быстрее, чем в реальном масштабе времени”, – констатирует г-н *Betts*. 🤖

◆ Выставки ◆ Конференции ◆ Семинары ◆

КОНФЕРЕНЦИЯ 10 ИЮНЯ 2020 / КОНГРЕСС-ЦЕНТР «АССАМБЛЕЯ»

ПТА-САНКТ-ПЕТЕРБУРГ



**ПЕРЕДОВЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ
АВТОМАТИЗАЦИИ**



	Промышленная автоматизация		Автоматизация зданий и инженерных систем		Цифровизация производства
	Искусственный интеллект		Интернет вещей и большие данные		Информационная безопасность

Организатор **ЭкспоПромТек**

(812) 448-03-38 WWW.PTA-EXPO.RU

Реклама