

27 октября 2021

Зачем бизнесу нужны цифровые двойники



Александр Хайтин,
Консультант-эксперт ГК
«КОРУС Консалтинг»

Бизнес обязан экспериментировать, если хочет развиваться, но каждая такая попытка стоит денег. Александр Хайтин, консультант-эксперт ГК «КОРУС Консалтинг» рассказывает, как компаниям в этих экспериментах помогают цифровые двойники и какие бизнес-задачи подобные технологии способны решить. А какие — не способны.

Цифровой двойник – это маркетинговый термин. То, что под этим подразумевают, правильнее называть математической моделью. За счет того, что компания тестирует свои решения на двойнике, она не несет затрат и рисков, связанных с экспериментом на натурном объекте. При этом натуральный объект может быть любой: логистическая система, распределительные



центры, транспортный парк, количество прицепов и многое другое.

Что будет, если нанять еще 50 человек в отдел продаж? Что будет, если изменить режим технологического оборудования? Что будет, если использовать другое сырье? Эти вопросы применимы к любому бизнесу. Из них сразу следует центральная проблема: надо построить модель, которая будет достаточно близко показывать поведение объекта, в том числе в ситуациях, которых никогда не было в действительности.

1. Аналитический: когда известны зависимости и границы их применения

На основе имеющихся данных об объекте исследования (истории продаж, спроса, информации о поставках, о потребностях в материалах для производства) строится сложная формула, которая рассчитывает результат.

Есть прекрасный пример на эту тему. В одном немецком музее стоял аналоговый компьютер, который служил для балансировки бюджета. Поток денег изображался там водой, а проценты – очень точными прецизионными кранами. В итоге можно было посмотреть, что будет, если увеличить налог, скажем, на 1%. Это «олдскульный» пример пусть и не цифрового, но двойника. Такие математические модели применяются достаточно широко. Правда, у них есть проблема: чем более сложный объект моделируется, тем труднее построить точную формулу. При добавлении в модель внешних факторов неопределенность растет лавинообразно.

Например, рассчитывая логистическую модель, мы исходим из неких предпосылок о том, что состав грузов и их объем останется в знакомых нам

пределах. Но если завтра правительство региона примет ограничение, что по мостам можно ездить только на машинах весом до 3 тонн, модель моментально рассыплется. Понятно, что этому поспособствовал внешний фактор. Но такова реальность: мы не можем учесть каждую мелочь. Поэтому классические аналитические модели чаще всего строятся там, где мы не зависим от окружающей действительности и способны ограничить набор влияющих факторов.

2. Агентский: создание отдельных формул для отдельных участков системы

Позволяет смоделировать не поведение системы в целом, а только отдельных ее участников – агентов. Например, покупателей в магазине. Вместо того, чтобы пытаться вывести одну сложную формулу на весь объект, можно задать много простых для огромного количества агентов. Часто так поступить будет легче, чем моделировать комплексное поведение всей системы.

3. С использованием ML: поиск скрытых закономерностей с помощью нейросетей

Третий подход основан на работе алгоритмов машинного обучения. При нем задействуются исторические данные и применяются разные нейросети. В результате получается модель, содержащая в себе результаты анализа огромного объема накопленной информации. Так выявляются скрытые закономерности, которые нельзя заметить на уровне простой аналитики.

Пример: ретейлер хотел выяснить, как влияет на сбыт наличие рядом с магазином тех или иных объектов. У заказчика была гипотеза, что спрос в городе и в деревне отличается. В результате анализа на данных в практическом пилоте подтвердилось, что разница есть. А еще выяснилось, что наличие в непосредственной близости салона красоты увеличивает спрос на замороженные продукты, а отделение полиции по соседству деформирует весь спрос. Почему – можно придумать, но непонятно и чудовищно контринтуитивно.

Технология не без ограничений

Все 3 подхода (в наименьшей степени агентский), в полной мере зависят от того, что было в прошлом, и только на основе этого формируют какие-то выводы на будущее. Когда мы обучаем модель на исторических данных, мы не даем ей дополнительных вводных — и она строит предположение лишь на основе того, что может подчерпнуть из прошлого. Поэтому любая формула неизбежно упирается в некоторые рамки.

Например, мы сделали цифрового двойника, который предсказывает спрос на холодильники. Он показывает реальную картину и стабильно работает. Потом наступает час X, когда курс рубля падает вдвое, и люди начинают брать холодильники по 2 штуки. На всё это время модель неприменима, ведь она никогда не видела такого спроса. Эти факторы не происходили в прошлом, а значит находятся за пределами ее «знаний».

Поэтому любой цифровой двойник перестает быть полезным в ситуациях существенных отклонений от прошлого – именно там, где он нужен больше

всего. Провести эксперимент по перестановке ценников в магазине относительно дешево. Попробовать открыть распределительный центр уже гораздо дороже. А вот придумать что-то новое, глядя на цифровой двойник, удается далеко не всегда.

Инструмент, а не «волшебная таблетка»

У каждой технологии есть свои ограничения, и цифровой двойник не является исключением. Но польза решения превышает возможные риски. Например, с их помощью компания Danone сократила операционные затраты на 3%. Благодаря модели они увидели, где и в каких объёмах выгоднее изготавливать продукцию, какие производства стоит закрыть. Еще один кейс – с «Черкизово». Рекомендации, сформированные по результатам моделирования, позволили компании снизить ежемесячные затраты на использование складской инфраструктуры и транспорта.

Пример подальше от бизнеса: в материаловедении цифровые двойники просчитывают десятки тысяч потенциальных свойств возможных химических соединений. Сделать выводы еще нельзя – просчет грубый. Но можно выбрать потенциально интересные реакции. Синтезировать всё подряд очень долго и дорого, а 0.5% из них — самых перспективных соединений из всего объема — гораздо дешевле, быстрее и эффективнее.

То же самое происходит и при технологических процессах. Глядя на случайные отклонения, мы внезапно можем получить массив данных, который реально задействовать в прогнозировании того самого «как будет потом». Именно поэтому пока технология подходит не для каждой задачи и не

для каждого бизнеса. Это еще один инструмент, ждать от него магического решения всех проблем не стоит. Но все это — не повод отказываться от него и не тестировать для своих задач.

Цифровые двойники были, есть и будут присутствовать в нашей жизни всегда. Даже когда человек смотрит и оценивает, может ли перейти речку по бревну, он анализирует размер речки, толщину бревна, жизненный опыт — строит модель, которая говорит ему: получится или нет. В применении к бизнес-задачам цифровые двойники — это развивающаяся область. Чем раньше бизнес поймет необходимость использования двойников, тем раньше он начнет собирать исторические данные, статистику, на основе которой потом будет работать нейросеть. Это принесет компании возможность принимать правильные решения без потерь и затрат — а значит выигрывать в конкурентной борьбе и быстрее развиваться.

Источник: marketmedia