

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В ANYLOGIC – ОБЗОР ПРАКТИЧЕСКОГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

С.А. Суслов (Санкт-Петербург)

Введение

На пленарной сессии ИММОД 2019 была затронута важная тема пересечения двух областей деятельности: использования искусственного интеллекта (ИИ) и имитационного моделирования (ИМ) [1]. Всё, что было изложено в данном докладе, продолжает наблюдаться и 6 лет спустя. ИИ на «хайпе», его успехи очевидны, а языковые модели, такие как ChatGPT и DeepSeek, повсеместно используются как в науке и бизнесе, так и для помощи в бытовых вопросах.

На практике ИИ действует как помощник, поддерживая нас, уменьшая количество человеческих ошибок, стабилизируя сложные процессы и автоматизируя частые, измеримые задачи. Выделяют [2] четыре группы ИИ, показавшие свою эффективность в решении соответствующих им задач:

1. Прикладной ИИ

ИИ, разработанный для выполнения конкретных практических задач, таких как прогнозирование потребностей и планирование технического обслуживания, вождение беспилотных автомобилей, компьютерное зрение.

2. Генеративный ИИ

Модели, генерирующие новый контент на текстовых запросах пользователей, используются в таких областях как создание контента, написание текстов, поиск по корпоративным базам знаний, дизайн, поддержка клиентов.

3. Агентный ИИ

ИИ-агенты, которые автономно планируют, действуют и адаптируются для достижения целей. Такие агенты играют роль персональных ИИ-ассистентов, ИИ-исследователей, помогают автоматизировать рабочие процессы.

4. Оптимизация на основе ИИ

Поиск (суб)оптимальных решений в рамках задач, требующих нахождения баланса, например, таких как маршрутизация в цепочках поставок, планирование рабочей силы, управление энергопотреблением.

Но как будет выглядеть картина, если сузить её до той комбинации совместного применения ИИ и ИМ, которая была изложена на ИММОД в 2019 году [1]? В данной статье автор делает попытку ответить на этот вопрос.

Начнём с азов: что такое искусственный интеллект?

Искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение — это технологии, которые помогают компьютерам обучаться на основе данных, чтобы прогнозировать, классифицировать или принимать решения. Эти технологии показали эффективность в решении задач, которые обычно ассоциируются с человеческим интеллектом.

Подходы к машинному обучению обычно делятся на три типа [1]:

- Обучение с учителем: алгоритмы обучаются на размеченных обучающих данных, делая прогнозы или осуществляя классификацию на основе известных примеров.

- Обучение без учителя: алгоритмы выявляют скрытые закономерности или группы в неразмеченных данных, что часто используется для анализа рынка, сегментации клиентов и выявления аномалий.
- Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning): алгоритмы обучаются в процессе взаимодействия с окружающей средой, где они методом проб и ошибок учатся максимизировать вознаграждение, динамически оптимизируя принимаемые решения.

Смогут ли ИИ вытеснить ИМ в прикладных задачах?

Учитывая ажиотаж вокруг языковых моделей, таких как Ghat-GPT, некоторые могут подумать, что ИИ в конечном итоге заменит все другие методы решения прикладных задач, управления, проектирования и моделирования. Об этом модно писать в стиле «ИИ – это новое электричество» и снимать соответствующие ролики.

ИИ – это очень умный «чёрный ящик», способный принимать любые входные данные. Это могут быть изображения, тексты, чертежи САПР, наборы данных, видео, аудио, JSON, CSV и т.д. Что может сделать ИИ с этими входными данными? ИИ отлично справляется с установлением связей – распознаванием закономерностей – и, что самое важное, он делает прогнозы на основе похожих, известных примеров («референтных случаев»).

Моделирование – это не чёрный ящик: мы точно знаем, как работают среды моделирования, будь то AnyLogic, Visual Components, MATLAB и т.д. Однако моделирование очень требовательно к входным данным – нельзя просто передать модели произвольные данные. Вам нужна пространственная структура, правила поведения, создание которых требует гораздо больше предварительной работы.

Преимущество ИМ в том, что в качестве результата мы получаем статистику, метрики, логи операций по набору сценариев, демонстрирующих, как события могут развиваться в будущем, включая те, которые никогда ранее не наблюдались.

Поскольку моделирование полностью прозрачно, вы можете не только отслеживать и измерять любые параметры системы, но и в качестве бонуса получить визуальное представление о работающей системе в новых сценариях, что повышает доверие к результатам моделирования.

Стратегические решения требуют глубоких знаний и понимания предметной области и не могут основываться на убеждениях. Моделирование имеет решающее значение, когда понимание перевешивает числовой прогноз. Часто ИИ даёт готовые ответы, но лицам, принимающим решения, приходится исследовать, воспроизводить и проверять предположения в виртуальной, контролируемой и надёжной среде. Лицам, принимающим решения, необходимо визуализировать проблему, преодолевая ментальные ограничения. Для принятия решений в сложных системах нам нужны модели, объясняющие их работу, пусть даже не абсолютно точные. Моделирование поддерживает понимание причинно-следственных связей, а не только прогнозы, основанные на данных.

Таким образом, даже если ИИ решит задачу и выдаст готовый ответ, например, для обеспечения заданного уровня обслуживания нам необходим товарный запас в 42 единицы, часто нам всё равно понадобится ИМ, чтобы понять и проверить этот ответ, а часто и улучшить его.

Смогут ли ИИ создавать ИМ без разработчика?

Широко известно, что генеративный ИИ показывает отличные результаты при написании программного кода. Код широко применяется в ИМ, и очевидно, что таким образом ИИ полезен для разработчиков ИМ. Было бы странно отказываться от такого

помощника при написании загрузчиков данных, реализации известных алгоритмов, постобработки результатов моделирования.

Но может ли ИИ создать модель с нуля? Какую-то совсем простую – очевидно, да. Что мешает попросить его создать модель кодом, используя GPSS или SimPy? Для более сложных моделей возникает сложность их описания даже на естественном языке, например, на русском. Море деталей, правил и нюансов требует концептуализации: абстрагирования от ненужного, решений, каким именно способом с учётом целей, ограничений и размера конкретной модели реализовать объекты реального мира в цифровой модели. Часто при этом возникает свобода выбора, и не всё равно, какой из вариантов будет выбран. Например, ценой выбора подхода с излишней детализацией может оказаться неприемлемо низкая скорость выполнения экспериментов с моделью.

Кроме того, генеративный ИИ использует математические пакеты для вычислений на своих серверах, по сути, он просто транслирует задачу в специализированное ПО. Таким образом, для автоматизации разработки имитационных моделей искусственному интеллекту потребуется программный доступ к среде моделирования, запущенной где-то в фоне. А запуск, выполнение имитационных моделей, сохранение их результатов потребует соответствующей ИТ-инфраструктуры [2]. В настоящее время публично доступный ИИ не имеет такой инфраструктуры, да и создание её является не простой задачей.

Ну и последний аргумент – в реальном проекте по ИМ треть времени уходит на экспертное общение, понимание работы моделируемой системы, нюансов, формирования вопросов к ИМ, а не на техническую реализацию. Так что автор пока спокоен за профессию разработчика ИМ.

Комбинирование использования ИИ и ИМ

Искусственный интеллект и машинное обучение не заменяют имитационное моделирование, а наоборот, могут усовершенствовать его. Вместе они обеспечивают более качественное, гибкое и прогнозируемое моделирование, которое уже активно применяется (рис. 1).

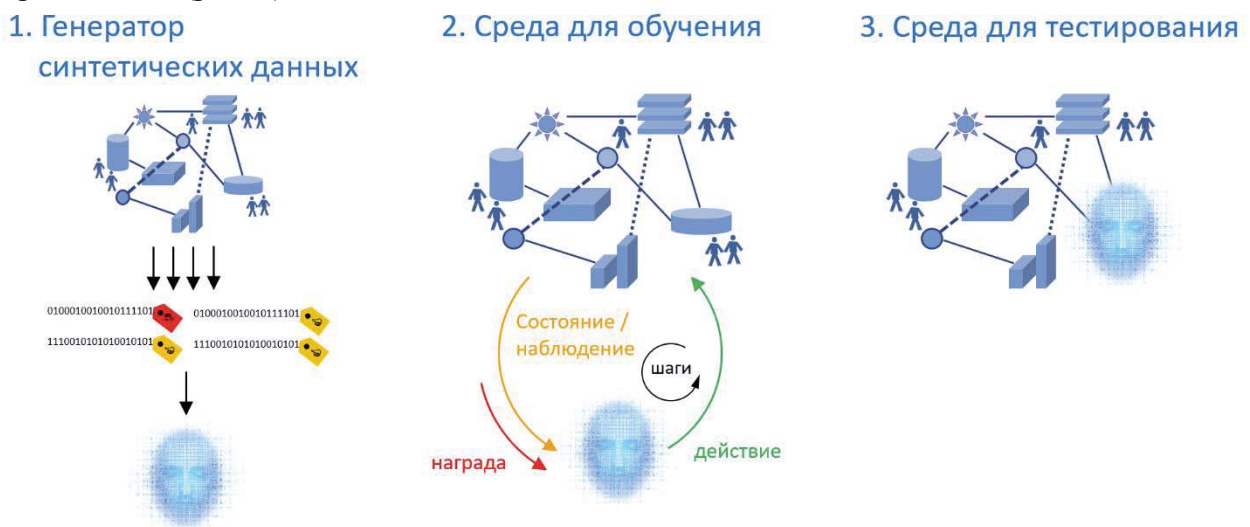


Рис.1. Варианты использования имитационных моделей

В сочетании друг с другом искусственный интеллект и имитационное моделирование улучшают работу в трёх ключевых областях.

1. Генерация синтетических данных

Одной из серьёзных проблем, связанных с применением ИИ, является получение достаточного количества качественных данных. Сбор реальных данных в определённых ситуациях может быть дорогостоящим, непрактичным или просто невозможным. ИИ позволяет решить эту проблему за счёт создания неограниченного количества синтетических данных.

Эти синтетические данные точно отражают реальные условия, поскольку основаны на подробных правилах и взаимодействиях в моделируемой системе. В отличие от чисто статистических методов данные, полученные с помощью моделирования, сохраняют причинно-следственные связи внутри систем, что позволяет создавать наборы данных, подходящие для обучения моделей ИИ.

Эксперты в области ИИ отдельно выделяют задачу генерации синтетических наборов данных, как крайне актуальную в ближайшем будущем. Маркировка данных для обучения ИИ в 2025 году уже представляет отдельную самостоятельную индустрию, которая привлекала даже внимание исследователей из Gartner. По данным Gartner: «AnyLogic предлагает инновационные возможности генерации гиперсинтетических данных, которые значительно улучшают моделирование и оптимизацию процессов, позволяя получить более глубокое представление для оптимизации сложных систем» [3].

Компания Element AI провела исследование возможностей создания синтетических данных для обучения моделей прогнозирования спроса и тестирования политик приоритизации задач на основе ИИ в виртуальном продуктовом магазине [4]. Данные за 5 лет, полученные в результате моделирования, позволили исследователям обучить модели прогнозирования временных рядов для поминутного спроса на товары. Это было сделано с использованием разбиения данных: первые четыре года использовались для обучения ИИ, а пятый год – для проверки точности прогноза. В результате методика прогнозирования показала точность в 80%.

Однако исследователи делают оговорку к данному выводу: несмотря на то, что в имитационной модели присутствовало множество источников изменчивости и сложности, сгенерированным данным всё ещё не хватало реалистичности.

Например, не было никаких непредвиденных событий, которые могли бы привести к закрытию магазина на какое-то время, не было сотрудников, которые бы не вышли на работу, в подсобке всегда было достаточно товаров для пополнения полок, и в конечном итоге задача прогнозирования спроса упростилась. Это осложняет практическое использование данных, полученных в результате имитационного эксперимента, поскольку ИИ не научился справляться с дополнительными помехами и может быть неспособен адаптироваться к реальным данным.

При этом, даже если ИИ не может гарантировать результаты после использования реальных данных, он может помочь исследователям исключить неподходящие модели прогнозирования и оценить, принесут ли дополнительные источники данных пользу для увеличения точности прогнозирования.

2. Виртуальные испытательные стенды

Интеграция решений на основе искусственного интеллекта непосредственно в существующие системы реального мира может быть сопряжена со значительными рисками и неопределённостью.

Моделирование обеспечивает виртуальную среду тестирования, в которой решения на основе ИИ могут быть тщательно протестированы перед внедрением в реальность. Организации могут избежать дорогостоящих сбоев и оптимизировать производительность, безопасно оценив, как решение на основе ИИ взаимодействует с системой и влияет на нее.

Например, банк может использовать модель машинного обучения, чтобы ускорить предварительную оценку заявок на ипотеку. Но поможет ли это в целом? С помощью моделирования банк может протестировать весь процесс и выяснить, не создаёт ли новое решение узкие места в других областях. Это помогает улучшить всю систему, а не только её часть.

В описанном выше примере моделирования розничного магазина моделирование также использовалось в качестве испытательного полигона для различных политик приоритизации для агентов ИИ: на каких участках сотрудникам следует сосредоточить усилия по пополнению запасов [4].

3. Среды для обучения с подкреплением

Обучение с подкреплением требует наличия среды, в которой агенты ИИ могут экспериментировать и изучать оптимальные стратегии посредством непрерывного взаимодействия. Физические тренировочные среды могут быть дорогостоящими, опасными или непрактичными для многократного тестирования.

RL-агенты уже используются в логистике, робототехнике, на производственных линиях и в энергетических системах, и все они сначала обучаются на моделях.

ИИ в действии: обзор отраслевых применений

Многие отрасли уже осознали ценность сочетания искусственного интеллекта и моделирования. Давайте рассмотрим несколько примеров успешного использования ИИ в связке с ИМ (рис. 2-4).

1. Цепочка поставок

Amazon использовала искусственный интеллект и обучение с подкреплением в сочетании с моделированием для оптимизации своей логистической сети. С помощью инструментов искусственного интеллекта и среды моделирования AnyLogic компания улучшила расположение магазинов, повысила эффективность логистики и сократила среднее время доставки из продуктовых магазинов с 17 до 10 минут.

По данным авторов [5] агент ИИ превзошел предыдущий эвристический оптимизационный алгоритм на 38%, модель обучилась за 24 часа, после чего выполняет процедуру оптимизации за 1,5 секунды.

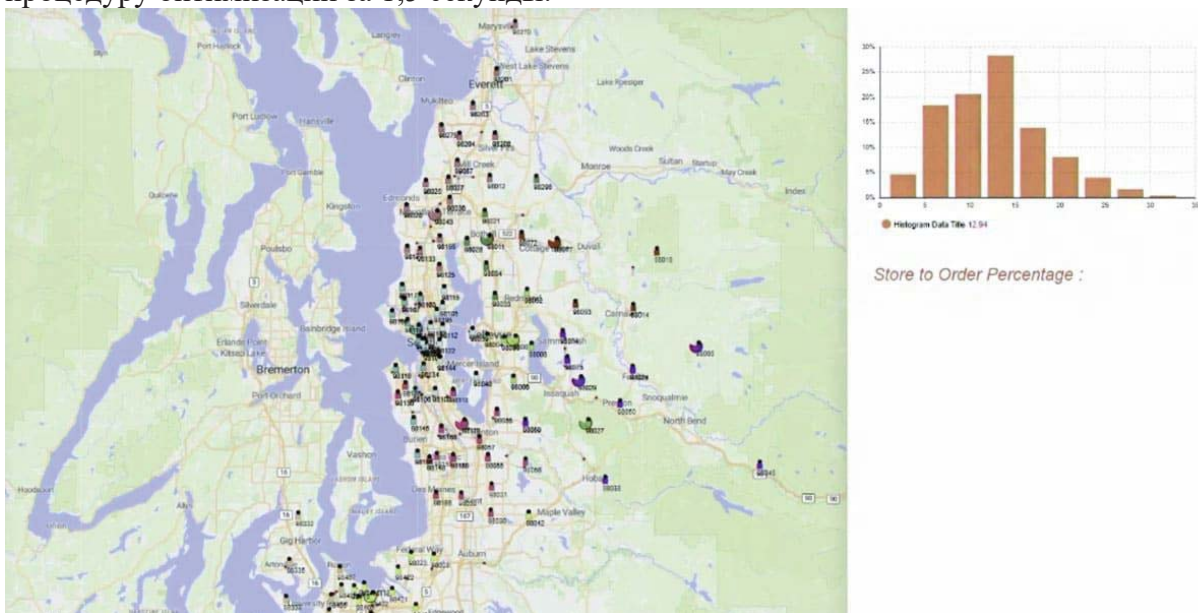


Рис.2 Модель логистической сети на ГИС-карте в ПО AnyLogic

2. Порты и терминалы

Терминал Сан-Джорджо в Генуе использовал ИИ в качестве оптимизатора при создании цифрового двойника контейнерного порта. Инженеры также продемонстрировали, что возможности искусственного интеллекта в сочетании с моделированием могут повысить общую пропускную способность терминала на 20% [6].

Обучающиеся алгоритмы искусственного интеллекта могут использовать агрегированные исторические данные для улучшения стратегий распределения грузовых автомобилей и оптимизации пропускной способности терминала.

Когда инженеры проанализировали решения, принятые алгоритмами, они оказались аналогичными решениям, принятым менеджерами. Это доказывает, что принятие решений на основе искусственного интеллекта может быть впоследствии внедрено для полной автоматизации процессов на терминале.

Технологически использовалось глубокое обучение (DRL) на основе соединения модели с облачной платформой Microsoft Bonsai. На момент выполнения данного проекта Microsoft активно развивало данную платформу, но на 2025 год проект закрыт.

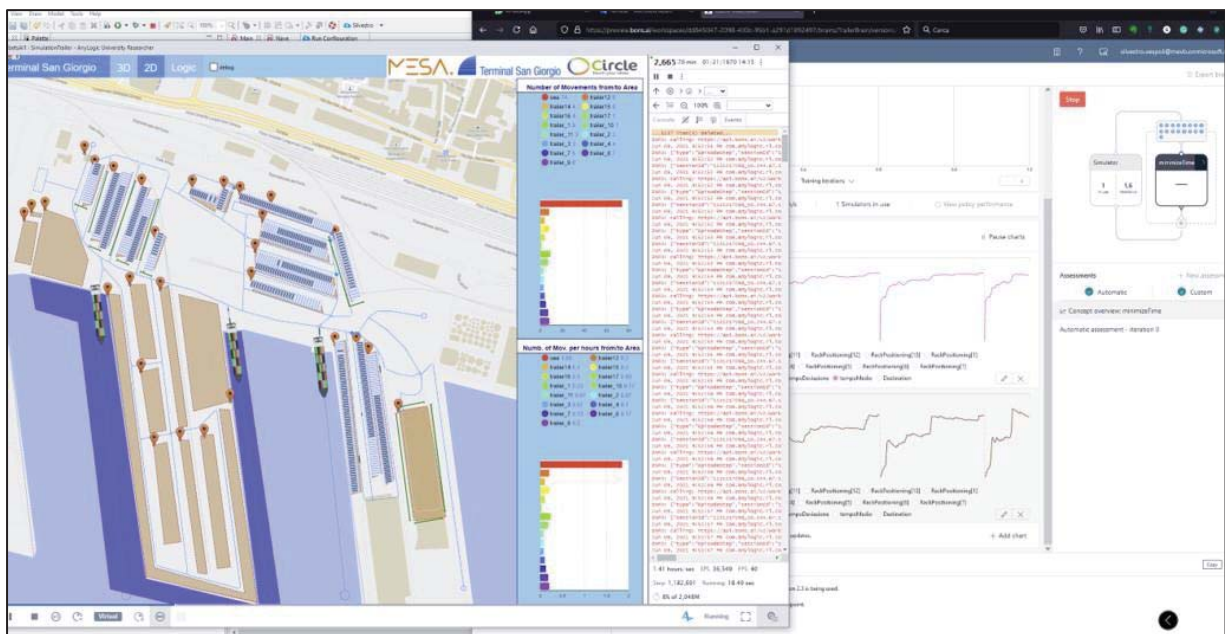


Рис 3. Имитационная модель контейнерного терминала, созданная в AnyLogic

3. Производство

Чтобы решить задачу планирования в многономенклатурном производстве, швейцарские консультанты разработали имитационную модель AnyLogic, в которой используются различные методы планирования [7].

Планировщики продолжали составлять графики вручную, а затем вводить их в модель, ежедневно сравнивая и проверяя их. Таким образом, графики улучшались с каждым днём.

Исходя из этого, было решено внедрить ИИ-агента в имитационную модель, чтобы автоматизировать составление (суб)оптимального расписания [7].

Это сработало и дало хорошие результаты, но они решили пойти дальше и использовать генетический алгоритм в имитационной модели для планирования заданий. Генетический алгоритм решает задачу оптимизации на основе естественного

отбора. В таком случае мы говорим о новом варианте расписания как об индивидуальной особи. Существует поколение, состоящее из особей, у каждой из которых есть свои сильные и слабые стороны. Из-за этого некоторые особи выживают, а некоторые нет. Те, кто выживает, пытаются произвести на свет новых мутировавших особей, которые будут сильнее и лучше предыдущих. После этого появляется совершенно новое поколение, и этот процесс повторяется до тех пор, пока не останется ни одного более совершенного индивида.

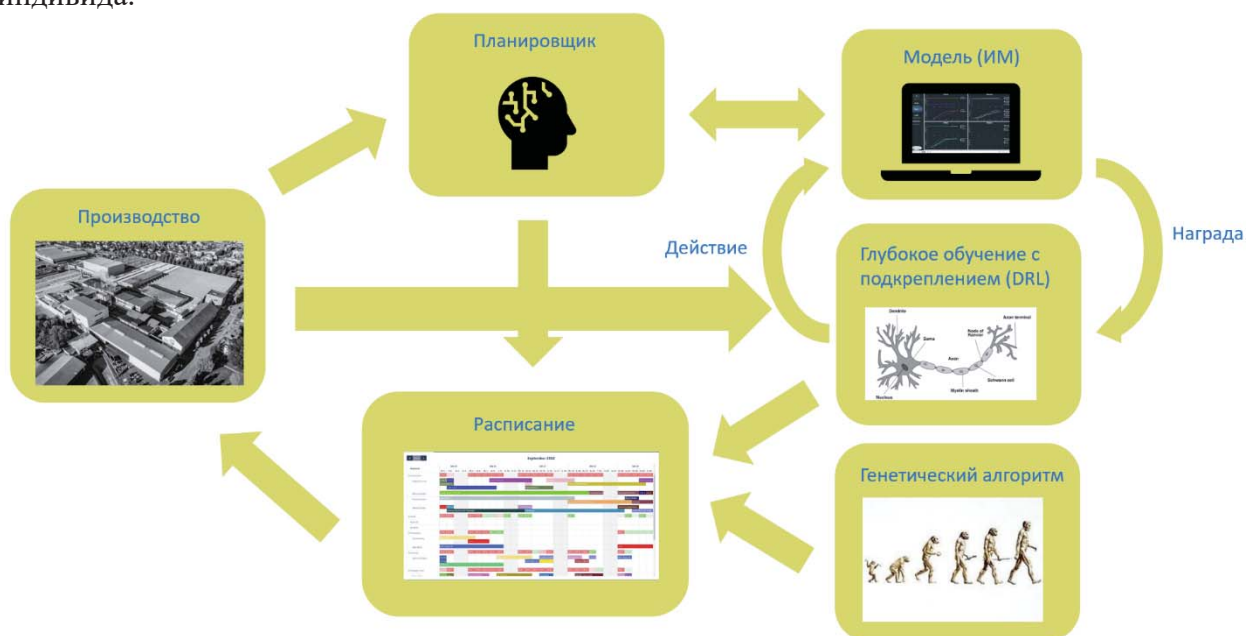


Рис 4. Архитектура решения для автоматизированного планирования

Из всех реализованных методов планирования в цехе было доказано, что генетический алгоритм даёт лучшие результаты, чем моделирование с использованием ИИ и ручное планирование.

Данный пример, показывает, что ИИ – не панацея, не универсальный ответ. В данном примере именно классический подход к оптимизации показал лучший результат: 18% улучшения эффективности расписания.

В другом примере успешного применения глубокого обучения в качестве метода оптимизации на машиностроительном производстве, который уже был представлен в докладе на ИММОД 2019 [1], использовалась библиотека для глубокого машинного обучения DL4J. Примечательно, что на 2025 год данная библиотека также не поддерживается и, насколько известно автору, компания-разработчик ушла с рынка.

Как видно из описанных кейсов применения различных библиотек и платформ для ИИ, они появляются и исчезают, поэтому рекомендуется использовать популярные широко используемые библиотеки на Python.

Хорошей иллюстрацией такого использования является кейс, фармацевтической компании GSK, которая использовала комбинации ИИ и ИМ для обеспечения энергоэффективности производства [8]. Чтобы решить эту задачу, была разработана гибридная модель, сочетающая машинное обучение и моделирование. Базовый анализ осуществлялся моделью на основе Python для анализа исторических данных об энергопотреблении, чтобы спрогнозировать уровень потребления при заданном производственном плане. Бесшовная интеграция среды моделирования AnyLogic с Python через библиотеку Pipeline [9] обеспечила обмен данными между прогнозами машинного обучения и имитационной моделью [8].

Выводы

Искусственный интеллект и машинное обучение не заменяют имитационное моделирование, а наоборот, могут усовершенствовать его. Вместе они обеспечивают более качественное, гибкое и прогнозируемое решение.

В результате рассмотрения публично доступного опыта совместного использования ИМ и ИИ, было сделано несколько наблюдений:

- ИМ позволяет обеспечивать генерацию синтетических данных, тем самым вливаясь в новую индустрию. Тем не менее таких кейсов немного, на 2025 год они пока не стали массовыми в индустрии;
- ИМ представляет собой мощную платформу для тестирования ИИ, но публичных кейсов немного, скорее всего потому, что разработчики ИИ пишут узкоспециализированные среды для тестирования своих моделей;
- большинство известных автору, а также найденных в открытых источниках кейсах относятся к классу комбинированного использования ИИ и ИМ, где ИИ выполнял функцию оптимизатора, составителя расписаний. При этом в одном из кейсов [5] ИИ показал значительное превосходство над классическими алгоритмами оптимизации. В другом [6] показал результаты на уровне человека, а в третьем [7] оказался хуже генетического алгоритма;
- мир ИИ очень динамичный: новые открытия, компании, библиотеки, появляются каждый месяц. Рассмотрение кейсов показало, что они так же и исчезают: многие технические решения, на которые они опирались, уже недоступны.

Отдельно стоит отметить, что генеративный ИИ может быть крайне полезен в проектах по ИМ, помогая писать код, обрабатывать входные данные и результаты моделирования, но при этом пока не удалось найти кейсов, где реальную практически используемую модель удалось бы создать автоматически без применения специализированных сред моделирования.

Литература

1. **Борщев Андрей, Mahdavi Arash, Жеребцов Анатолий.** Имитационные модели как виртуальная среда для обучения и тестирования искусственного интеллекта для бизнес-приложений // ИММОД-2019. СПб., 2019.
2. **Borshchev A., Manca L.,** AI and Simulation: What Executives Need to Know, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/blog/from-what-if-to-what-now-ai-and-simulation-for-business-decisions/> (дата обращения: 11.08.2025).
3. **Tuong Nguyen, Vibha Chitkara, Nick Ingelbrecht, Ben Lee, and Kiumarse Zamanian,** Emerging Tech: Tech Innovators for Hyper-Synthetic Data in Process Simulation and Modeling Platforms, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.gartner.com/en/documents/6660134> (дата обращения: 11.08.2025)
4. **Element-AI,** Tackling Retail Out Of Stock with AI, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/resources/case-studies/tackling-retail-out-of-stock-with-ai/> (дата обращения: 11.08.2025)
5. **Siva Veluchamy, Ganesh Nanaware,** Network flow simulation, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/resources/case-studies/simulation-driven-solution-for-fulfillment-logistics-evaluation/> (дата обращения: 11.08.2025)
6. **Gabriele Galli, Marco Mosca, Roberto Revetria, and Roberto Mosca,** Artificial Intelligence for supporting Maritime Terminal Management, Safety and Security, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/upload/pdf/alc-2021/mevb-ai-and-simulation-for-maritime-terminal-management.pdf> (дата обращения: 11.08.2025)

7. **Patrick Kehrli**, Job Shop Scheduling with Simulation and AI, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/resources/case-studies/comparing-and-implementing-job-shop-scheduling-techniques-with-ai-powered-simulation/> (дата обращения: 11.08.2025)
8. **Joshua Liu, Jacob Whyte, Giovanni Giorgio, Anjali Pankhania**, Enhancing Energy Efficiency at GSK with Decision Intelligence, [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/resources/case-studies/enhancing-energy-efficiency-at-gsk-with-predictive-analytics-in-manufacturing/> (дата обращения: 11.08.2025)
9. Python Connectivity [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.com/features/artificial-intelligence/pipeline/> (дата обращения: 11.08.2025)
10. **Suslov S., Katalevsky D.** Modeling and Simulation Toolset //Evolving Toolbox for Complex Project Management. – Auerbach Publications, 2019. – С. 417-450.