

Научная статья
УДК 004.89; 004.94
doi:10.37614/2949.1215.2024.15.3.002

ПОТЕНЦИАЛ ПРИМЕНЕНИЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЖИЗНЕСПОСОБНОСТИ РЕГИОНАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Виталий Викторович Быстров^{1✉}, Дарья Николаевна Халиуллина², Максим Геннадьевич Шишаев³

^{1–3}Институт информатики и математического моделирования имени В. А. Путилова

Кольского научного центра Российской академии наук, Апатиты, Россия

¹v.bystrov@ksc.ru[✉], <https://orcid.org/0000-0002-9369-8457>

²d.khaliullina@ksc.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7273-0649>

³m.shishaev@ksc.ru, <https://orcid.org/0000-0001-7070-7878>

Аннотация

Минимизация участия человека при построении имитационных моделей является актуальной задачей, решение которой востребовано в практике моделирования жизненного цикла сложных динамических систем. Одним из способов ее решения является адаптация существующих решений в области генеративного искусственного интеллекта под специфику разработки компьютерных моделей сложных систем. В статье рассматриваются основные направления автоматизации имитационного моделирования с помощью современных технологий искусственного интеллекта. Авторами предлагаются концепции применения больших языковых моделей для генерации сценариев имитационного моделирования жизнеспособности региональных социально-экономических систем. Рассматриваются теоретические и практические вопросы реализации предложенных решений в современных средах имитационного моделирования. Приводится описание обобщенного алгоритма оценки жизнеспособности региональных систем «Бизнес-Сообщество-Власть», построенного на основе интеграции имитационного моделирования и генеративного искусственного интеллекта.

Ключевые слова:

имитационное моделирование, генеративный искусственный интеллект, большая языковая модель, жизнеспособность, социально-экономическая система

Благодарности:

исследование выполнено в рамках государственного задания Института информатики и математического моделирования имени В. А. Путилова Кольского научного центра Российской академии наук от Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, тема научно-исследовательской работы — «Методология создания информационно-аналитических систем поддержки управления региональным развитием, основанных на формирующем искусственном интеллекте и больших данных» (регистрационный номер 122022800551-0).

Для цитирования:

Быстров В. В., Халиуллина Д. Н., Шишаев М. Г. Потенциал применения генеративного искусственного интеллекта для имитационного моделирования жизнеспособности региональных социально-экономических систем // Труды Кольского научного центра РАН. Серия: Технические науки. 2024. Т. 15, № 3. С. 27–40. doi:10.37614/2949.1215.2024.15.3.002.

Original article

THE POTENTIAL OF USING GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO SIMULATE THE RESILIENCE OF REGIONAL SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS

Vitaliy V. Bystrov^{1✉}, Darya N. Khaliullina², Maxim G. Shishaev³

^{1–3}Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling of the Kola Science Centre
of the Russian Academy of Sciences, Apatity, Russia

¹v.bystrov@ksc.ru[✉], <https://orcid.org/0000-0002-9369-8457>

²d.khaliullina@ksc.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7273-0649>

³m.shishaev@ksc.ru, <https://orcid.org/0000-0001-7070-7878>

Abstract

Minimization of human involvement in the construction of simulation models is an urgent task, the solution of which is in demand in the practice of modeling the life cycle of complex dynamic systems. One of the ways to solve it is to adapt existing solutions in the field of generative artificial intelligence to the specifics of developing computer models of complex systems. The article discusses the main areas of automation of simulation modeling using

modern artificial intelligence technologies. The authors propose concepts for using large-scale language models to generate scenarios for simulation modeling of the resilience of regional socio-economic systems. Theoretical and practical issues of implementing the proposed solutions in modern simulation environments are considered. A description of a generalized algorithm for assessing the resilience of regional systems "Business-Community-Government" is given, built on the basis of integrating simulation modeling and generative artificial intelligence.

Keywords:

simulation modeling, generative artificial intelligence, large-scale language model, resilience, socio-economic system

Acknowledgments:

the study was carried out within the framework of the Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling of the Kola Science Centre of the Russian Academy of Sciences state assignment of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, research topic "Methodology for creating information and analytical systems to support the management of regional development based on formative artificial intelligence and big data" (registration number of the research topic 122022800551-0).

For citation:

Bystrov V. V., Khaliullina D. N., Shishaev M. G. The potential of using generative artificial intelligence to simulate the resilience of regional socio-economic systems // Transactions of the Kola Science Centre of RAS. Series: Engineering Sciences. 2024. Vol. 15, No. 3. P. 27–40. doi:10.37614/2949.1215.2024.15.3.002.

Введение

Имитационное моделирование является одним из популярных методов исследования сложных систем. Данный инструмент рекомендуется использовать в условиях неопределенности (слабая структурированность объекта исследования и/или отсутствие полных данных о его функционировании), а также в случаях, когда эксперименты на реальном объекте в принципе не возможны либо сопровождаются большими ресурсными затратами (времени, финансов, персонала и т. д.). Одним из недостатков имитационного моделирования принято считать то, что качество создаваемой модели напрямую зависит от профессионализма и опыта ее разработчика. Для нивелирования указанного недостатка активно развивается научно-практическое направление, ориентированное на автоматизацию процессов построения имитационной модели, в том числе и на снижение влияния человеческого фактора на результат разработки.

В рамках направления по автоматизации процесса разработки имитационной модели ведутся разнообразные исследования, начиная от формирования исходных данных для настройки модели [1, 2] и заканчивая автоматической генерацией структуры модели в терминах используемой среды компьютерного моделирования [3–7]. В разное время в Институте информатики и математического моделирования им. В. А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН также были получены результаты, внесшие вклад в развитие данного направления. В частности, были разработаны технологии автоматизированного синтеза системно-динамической модели на основе концептуальных шаблонов [8] и онтологических описаний [9], технология дистанционного формирования и управления моделями системной динамики [10].

Одним из перспективных и активно развивающихся направлений в области автоматизации имитационного моделирования является применение искусственного интеллекта. В рамках текущей статьи выделяются основные способы интеграции генеративного искусственного интеллекта (ГИИ) с имитационным моделированием, которые, по мнению авторов публикации, могут упростить работу разработчиков компьютерной модели. Также ниже приводится описание концепции применения ГИИ для сценарного моделирования жизнеспособности (resilience) региональных социально-экономических систем. В частности, рассматривается задача автоматизированной генерации сценариев кризисных ситуаций для имитационного моделирования жизнеспособности региональных систем «Бизнес-Сообщество-Власть» (БСВ-систем).

Направления применения генеративного искусственного интеллекта для имитационного моделирования

Проведенный анализ открытых источников информации показал, что выявленные исследования в области применения генеративного искусственного интеллекта совместно с имитационным моделированием можно условно разбить на следующие направления.

Генерация данных для имитационной модели.

В данном случае ГИИ выступает в качестве внешнего программного блока по отношению к модели, основной задачей которого является формирование отдельных значений и временных рядов для определенного набора модельных параметров. Обычно такой подход применяется в условиях отсутствия реальных данных (или их неполноты) о функционировании объекта моделирования. В качестве примера можно привести работу по моделированию кадрового потенциала региона [11], в которой многослойная нейронная сеть применяется для прогнозирования одного из параметров имитационной модели — объема произведенной продукции. Отметим, что может решаться и обратная задача — генерация данных для формирования обучающей выборки нейронной сети на основе результатов вычислительного эксперимента (например, генерация обучающей выборки на основе онтологий и имитационного моделирования [12]).

Интерпретация результатов имитационного моделирования.

В рамках данного направления пытаются анализировать результаты вычислительных экспериментов с помощью генеративного искусственного интеллекта. То есть ГИИ применяется после имитации с целью получения текстового описания результатов на естественном языке, повышая тем самым их интерпретируемость. Например, в работе [13] рассматривается опыт применения больших языковых моделей (LLM) для формирования текстового описания результатов, представленных в виде временных графиков, полученных при симуляции экономического роста страны в условиях пандемии. При этом промпт (текстовый запрос) к LLM расширяют за счет добавления графического файла с результатами моделирования.

Формирование поведения элементов модели.

Данное направление ориентировано на использование генеративного искусственного интеллекта внутри имитационной модели, когда с помощью ГИИ определяется реакция определенных компонентов модели на внешние возмущения. Например, в последних версиях инструментальной среды Anylogic реализована возможность создавать модельные агенты, которые по своей сути являются конвейерами машинного обучения (AutoML) и позволяют получать прогнозные значения параметров агента в ходе имитации [14]. Хотя AutoML в общем случае не относится к ГИИ, при современных тенденциях развития интеллектуальных технологий можно ожидать появления в инструментальных средствах моделирования специальных компонентов, реализованных в виде GAN (Generative Adversarial Network), отвечающих за генерацию линий поведения модельных сущностей.

Генерация имитационной модели или ее структуры.

В рамках данного направления предпринимаются попытки автоматизировать работу разработчика по созданию структуры модели и/или ее программной реализации. Например, в работе [13] применяют большую языковую модель для построения концептуальной модели в виде диаграммы причинно-следственных связей на основе текстового описания постановки задачи моделирования. В исследовании [15] с помощью LLM (ChatGPT) пытаются получить исполнимый код на языке Python, являющийся программной реализацией имитационной модели простой логистической системы. Схема генерации компьютерной модели (рис. 1) включает в себя формирование расширенного запроса к большой языковой модели на основе текстового описания задачи и контекста. При этом к запросу добавляются параметры модели. Эксперименты, представленные в указанной работе, показали, что идея применения больших языковых моделей для создания имитационных моделей жизнеспособна, но опробована она на довольно простых системах. По мере усложнения объекта моделирования трудно будет полностью исключить человека из процесса разработки модели.

Генерация сценариев.

Данное направление ориентировано на определение сценариев развития ситуации в изучаемой системе. При этом сценарии могут определяться разным способом: последовательностью событий, последовательностью состояний системы, текстом в свободной форме и т. д. Например, в работе [16] предлагается применять специализированную GAN для генерации сценария развития чрезвычайной ситуации (стихийного бедствия) в виде 3D-анимации.

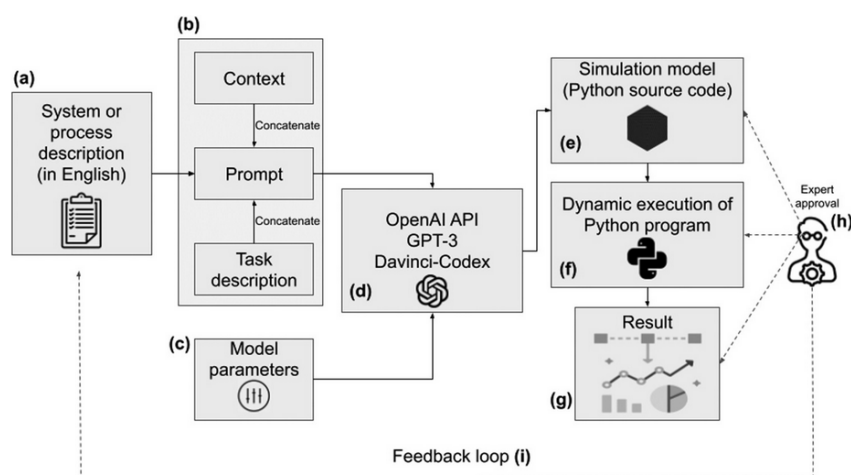


Рис. 1. Генерация имитационной модели логистической системы на основе ее вербального описания [15]

Анализ существующего опыта в области интеграции имитационного моделирования и генеративного искусственного интеллекта позволяет предложить два подхода к применению ГИИ для генерации сценариев при компьютерном моделировании жизнеспособности региональных БСВ-систем.

Генерация сценариев для имитационной модели

Последние несколько лет в Институте информатики и математического моделирования ведутся исследования в области разработки методических и программных средств информационно-аналитической поддержки управления жизнеспособностью (resilience) региональных социально-экономических систем. Одной из ключевых задач проводимого исследования является разработка комплекса имитационных моделей жизнеспособности систем «Бизнес-Сообщество-Власть». Разрабатываемые компьютерные модели используются для оценки жизнеспособности системы в различных сценарных условиях с целью выявления потенциальных кризисных ситуаций.

Традиционно в имитационном моделировании задача определения количества изучаемых сценариев и содержания каждого сценария ложится на плечи разработчика модели. При этом существует два взгляда на понятие сценария моделирования [17]. В первом случае, характерном для точных и технических наук, под сценарием понимается последовательность выполнения действий (операций), описывающая один из вариантов функционирования системы с известной архитектурой (структурой). Вторая точка зрения на понятие сценария применяется в некоторых отраслях естественно-научного знания и утверждает, что сценарий — это некоторая модель (прообраз) системы, который позволяет изучать способ достижения цели с учетом факторов влияния среды. В рамках текущего исследования авторы больше придерживаются первой точки зрения на сценарий для имитационного моделирования, т. к. разработка практических моделей и реализация на их основе сценариев предполагает оперирование конкретными модельными параметрами и их значениями с привязкой их к временной шкале.

В ходе изучения возможностей современных средств генеративного искусственного интеллекта возникла идея об автоматизации деятельности разработчика имитационных моделей за счет привлечения больших языковых моделей (LLM) для создания разнообразных сценариев развития исследуемой системы. Фундаментальной гипотезой применения ГИИ к решению подобного рода задач является то, что LLM может сгенерировать неочевидные (нетиповые) сценарии развития системы, которые разработчик модели (исследователь) мог бы пропустить. Предпосылкой того, что данная гипотеза справедлива, выступает тот факт, что в настоящее время LLM является инструментом, способным аккумулировать факты и знания, представленные в объемных корпусах текстов разной структуры, и синтезировать новые составные объекты (тексты). Сценарий также может быть представлен в виде текстового описания на естественном языке, а значит, его можно попробовать сгенерировать с помощью большой языковой модели.

На рис. 2 представлена концептуальная схема автоматизированного создания сценариев для имитационного моделирования жизнеспособности БСВ-систем. В предложенной авторами концепции генеративный искусственный интеллект выступает в качестве генератора текстовых описаний сценариев развития БСВ-системы. При этом текстовые описания формируются на естественном языке на основе промпта эксперта. Например, в качестве запроса к нейронной сети разработчик может попросить сформулировать описание кризисной ситуации для региональной системы, приведя краткое описание текущего положения дел.

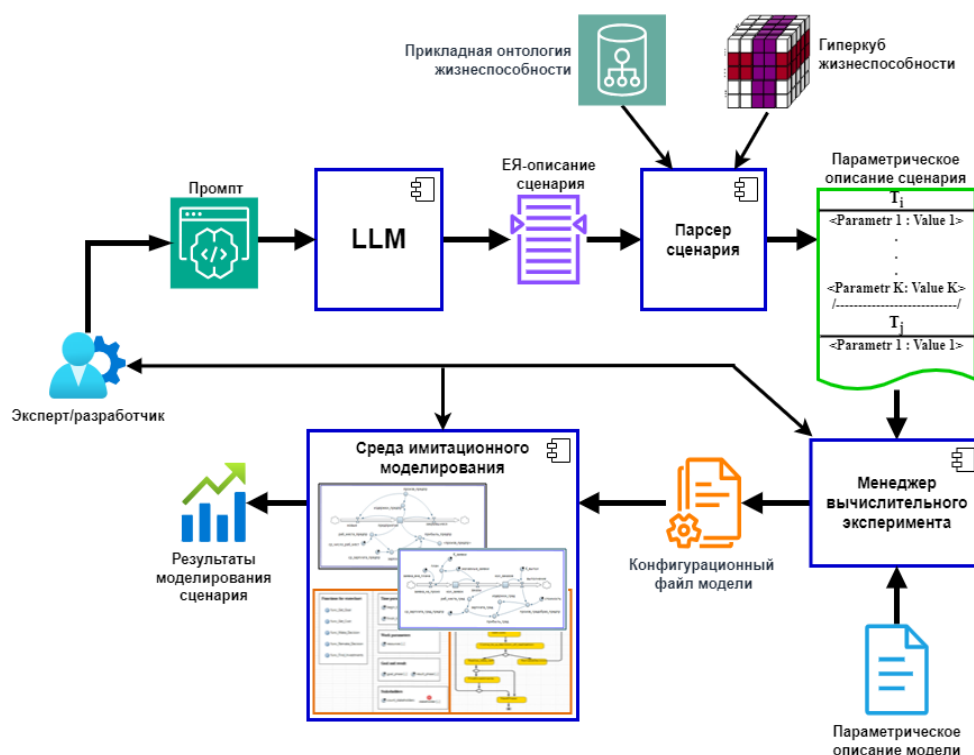


Рис. 2. Концепция генерации сценариев моделирования с помощью большой языковой модели

Согласно приведенной схеме (рис. 2) большая языковая модель на основе промпта разработчика формирует ответ на естественном языке, являющийся описанием сценария развития системы (ЕЯ-описание сценария).

Следующим шагом является формирование из ЕЯ-описания сценария его параметрическое представление. В текущей работе под параметрическим представлением сценария понимается совокупность характеристик/параметров БСВ-системы и ее жизнеспособности, описывающие изменение состояния системы во времени. Одним из способов формального описания параметризованного сценария является представление его в следующем виде:

$$Sc_i = \{ \langle t_j; \overline{Par} \rangle \}, i = \overline{1, N_{Sc}}, j = \overline{0, K},$$

где N_{Sc} — количество исследуемых сценариев; K — количество временных точек; $\overline{Par}$ — вектор, определяющий состояние БСВ-системы в момент времени t_j .

Элементы вектора $\overline{Par}$, в свою очередь, можно формально представить в виде пар вида:

$$\langle Par_z(t_j), Value_z(t_j) \rangle,$$

где $z = \overline{1, N_{Par}}$.

Стоит отметить, что количество временных точек, в которых описывается состояние системы, может определяться разным способом. Например, в соответствии с определенной частотой дискретизации либо при возникновении определенных событий, которые приводят к изменению параметров системы.

Задача формирования параметрического описания сценария из его естественно-языкового представления решается специальным программным модулем — парсером сценария. Данный модуль с помощью методов и средств обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP) [18, 19] извлекает именованные сущности, факты, события и данные из сгенерированного текстового описания, соотносит их с информацией, представленной в прикладной онтологии жизнеспособности, и, при необходимости, дополняет ее данными, содержащимися в гиперкубе жизнеспособности БСВ-системы [20].

Сформированное параметрическое описание сценария передается программному компоненту «Менеджер вычислительного эксперимента». Его основной задачей является организовать имитацию в исполнительной среде поданного на вход сценария. Для автоматизации данного процесса предлагается сопоставлять параметрическое описание сценария с параметрическим описанием имитационной модели жизнеспособности БСВ-системы с целью перевода параметров системы, представленных в сценарии, в модельные параметры. Для разрешения возникающих сложностей при трансформации параметров на первоначальных этапах необходимо привлекать эксперта. Однако, с накоплением знаний об особенностях практической реализации данного процесса можно попробовать перенести их в системную онтологию и на ее основе алгоритмизировать процедуру представления сценария в имитационной модели. Результатом функционирования менеджера вычислительного эксперимента является генерация конфигурационного файла для имитационной модели, который позволяет инициализировать модель в исполнительной среде.

Запуск вычислительного эксперимента в среде имитационного моделирования вызывается с помощью команд программного интерфейса (API). Например, для среды Anylogic это можно реализовать с помощью команды «POST /versions/<идентификатор версии>/runs» через REST API, где версия — это идентификатор запускаемой модели. Из-за особенностей организации взаимодействия имитационных моделей, реализованных в Anylogic, со сторонним программным обеспечением для реализации возможности инициализировать модель в соответствии с заданными параметрами сценария необходимо саму модель разрабатывать специфичным образом. Для этого нужно сделать так, чтобы при запуске модели значения ее параметров считывались из внешнего источника информации (электронной таблицы или базы данных), который, по сути, и будет выступать в роли конфигурационного файла. Исполнительная среда проводит вычислительный эксперимент над инициализированной моделью. Результаты имитации предоставляются эксперту и/или разработчику модели для дальнейшего анализа.

Проведенные эксперименты по генерации потенциальных сценариев кризисных ситуаций, которые могут возникнуть в арктическом моногороде (как примере региональной БСВ-системы), с помощью больших языковых моделей (GigaChat от Сбера и ChatGPT от OpenAI) выявили ряд проблем предложенной концепции. Во-первых, вероятность получения подробного описания сценария развития кризисной ситуации без дополнительной информации только на основе запроса эксперта очень низкая. В ходе общения с экспертом LLM пыталась обобщить доступную ей информацию и привести типизацию кризисных ситуаций, которые возможны в региональной БСВ-системе. Суммаризация нейросетью типов кризисных ситуаций и причин их возникновения обладала довольно высокой степенью правдоподобия. Во-вторых, в сгенерированном сценарии могут содержаться параметры, которые не представлены ни в прикладной онтологии жизнеспособности, ни в разработанной имитационной модели. Это потребует реализацию специальных процедур для дополнения указанных базы знаний и модели.

Для устранения первой выявленной проблемы предлагается воспользоваться подходом расширения запроса к большой языковой модели посредством добавления контекста — RAG (Retrieval Augmented Generation) [21]. Основная идея данной технологии заключается в повышении релевантности ответа LLM за счет формирования расширенного запроса на основе соединения

обычного промпта и специальным образом подготовленной дополнительной информации, описывающей проблемно-ориентированный контекст запроса. В текущем исследовании в рамках дополнительного контекста предлагается использовать описание определенной ситуации, которая формируется на основе имитационного моделирования жизнеспособности БСВ-системы.

Основополагающей идеей предоставления на вход большой языковой модели расширенного запроса, содержащего описание определенной ситуации, сложившейся к определенному моменту времени в региональной социально-экономической системе, является то, что в нейронной сети отражен накопленный опыт человечества из разных областей знаний. Значит, с теоретической точки зрения, LLM способна дополнить ограниченный взгляд одного отдельного взятого эксперта на определенные процессы и закономерности. Создатель имитационной модели при ее разработке выступает в роли эксперта и транслирует определенные экспертные знания в модельный язык, закладывая в модель структуру и закономерности, ориентированные на имитацию определенного набора сценариев. При этом он неявно ограничивает множество сценариев, которые способна воспроизводить разрабатываемая модель вследствие своих ограниченных знаний об объекте моделирования и его взаимодействии с окружающей средой.

На рис. 3 приведен график изменения определенного параметра модели (в данном случае жизнеспособности системы R_s) во времени при имитации разных сценариев. Сценарий Sc_b^M является базовым, он закладывается в имитационную модель и характеризует нормальный режим функционирования системы. Множество сценариев $\{Sc_1^M, \dots, Sc_k^M\}$ является набором сценариев, которые потенциально могут воспроизводиться в модели, т. к. это предусмотрел разработчик модели. Сценарий Sc_1^G — это искусственно созданный сценарий развития системы, который не предусматривался разработчиком, но который может появиться, когда исследуемая система BSG будет находиться в определенном состоянии $S(t_p)$ в момент времени t_p . В формировании таких искусственно созданных сценариев может помочь диалог с большой языковой моделью, организованный с использованием RAG-технологии.

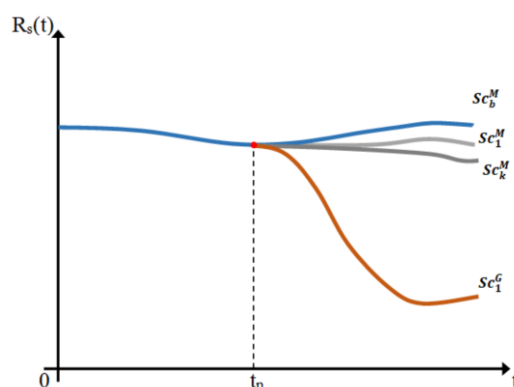


Рис. 3. Изменение жизнеспособности системы при разных сценариях моделирования

На рис. 4 приведено схематичное представление основной идеи организации сценарного моделирования жизнеспособности региональной БСВ-системы на основе генеративного искусственного интеллекта. Разработчик строит модель в имитационной среде традиционным способом, опираясь на экспертные знания об объекте исследования и предметной области и ретроспективных данных, используемых для настройки модели. При этом он ориентируется на воспроизведение определенного набора сценариев функционирования исследуемой системы в соответствии с его представлениями о поведении объекта моделирования, его возможных условиях функционирования и взаимодействии с другими объектами и окружающей средой. При имитации (многократном прогоне) разработанной компьютерной модели получается ансамбль траекторий развития системы, каждой из которых соответствует определенный сценарий. Это множество сценариев ограничено, и их количество определяется числом возможных комбинаций значений управляющих параметров модели.



Рис. 4. Схема генерации сценария развития системы на основе LLM и RAG-технологии

Согласно предложенному подходу разработчик (эксперт) может остановить имитацию модели в определенный момент времени T_p для того, чтобы попытаться изучить альтернативный сценарий развития системы, который может реализовываться, начиная с зафиксированного момента времени. При этом предполагается, что альтернативный сценарий может не входить во множество запланированных траекторий функционирования системы. В зафиксированный момент времени T_p снимается модельное состояние $St^M(T_p)$ и представляется в виде параметрического описания. Например, в среде имитационного моделирования Anylogic технически этот процесс можно реализовать с помощью создания пользовательской функции, которая при возникновении события «фиксация времени» сохраняла бы текущие значения параметров модели и их названия во внешний файл заданной структуры (электронную таблицу или таблицу БД).

Следующим шагом является получение из параметрического описания состояния системы (сформированного из имитационной модели) естественно-языкового описания исследуемого состояния. Данную процедуру осуществляет программный модуль «Генератор контекста». Функционирование генератора контекста может быть реализовано двумя способами:

- на основе онтологий и инженерии знаний (ontology-based);
- на основе больших языковых моделей (neural-based).

В первом случае используется лексическая онтология, содержащая правила формирования естественно-языкового описания из набора пар <Parameter, Value> параметрического описания, совместно с системной онтологией имитационного моделирования. Системная онтология содержит концепты и взаимоотношения между ними, описывающие процесс создания и применения имитационной модели. При необходимости для уточнения понятий (нахождения синонимичных терминов) дополнительно используется граф знаний жизнеспособности системы. Лексическая и системная онтология формируется на основе экспертных знаний, а граф знаний — на основе доступных источников информации, затрагивающие вопросы управления жизнеспособностью больших систем.

Во втором варианте в качестве генератора естественно-языкового контекста выступает большая языковая модель общего назначения. Возможно, для получения наиболее релевантных ответов придется нейросеть «дообучить» на основе подхода fine-tuning за счет предъявления нескольких эталонных примеров ожидаемых результатов работы LLM (Few-shot learning) [22].

После формирования естественно-языкового описания исследуемого состояния системы оно поступает на вход генератора сценария развития кризисной ситуации. В качестве генератора используется большая языковая модель, но, в отличие от ранее рассмотренной концепции генерации сценариев (рис. 2), в данном случае на вход нейронной сети подается расширенный запрос. Расширение запроса реализуется за счет добавления к промпту эксперта естественно-языкового описания исследуемого состояния системы. Разработчик предлагает LLM сформировать сценарий развития кризисной ситуации при заданных начальных условиях. Для технической реализации расширения запроса используется технология RAG. При этом для повышения качества результатов возможно добавление в расширенный запрос дополнительных текстовых фрагментов (chunks), содержащих более детальную информацию о предметной области.

Результатом работы предложенной схемы генерации сценария функционирования исследуемой системы (рис. 4) является сформированное естественно-языковое описание сценария. В дальнейшем данное описание может анализировать эксперт (разработчик модели) и, при необходимости, вносить изменения в имитационную модель. Также возможен вариант комбинирования предложенных схем генерации сценариев: на основе второй схемы создается естественно-языковое описание сценария, которое потом транслируется в сценарий имитационной модели в соответствии с первой схемой.

Стоит отметить, что в данном разделе статьи рассмотрены концептуальные схемы применения генеративного искусственного интеллекта для формирования сценариев, которые могут быть использованы в имитационном моделировании. Реализации на практике предложенных идей может сопровождаться появлением новых научно-практических вопросов, которые на текущем этапе исследования не выявлены.

Оценка жизнеспособности БСВ-системы на основе имитационного моделирования и генеративного искусственного интеллекта

Одной из прикладных задач, при решении которой можно использовать предложенные подходы генерации сценариев на основе интеграции имитационного моделирования и генеративного искусственного интеллекта, является оценка жизнеспособности региональных систем «Бизнес-Сообщество-Власть».

На сегодняшний день существуют разные исследования в области оценки жизнеспособности социально-экономических систем [23]. Большинство из них используют индикаторные системы оценки, включающие в себя разнообразные наборы показателей, отражающих авторский взгляд на понятие жизнеспособности системы. В рамках текущего исследования было предложено попробовать оценить жизнеспособность БСВ-системы как обобщенное свойство, формирующееся из трех составляющих: функциональности, восстанавливаемости и устойчивости (отказоустойчивости). Выбор таких составляющих свойств определен самим понятием жизнеспособности (resilience) — это способность системы при возникновении кризисной ситуации выявлять ее предпосылки, адаптироваться к новым условиям, сопротивляться негативным воздействиям кризиса и изменяться с целью достижения и поддержания приемлемого уровня функционирования как каждого компонента в отдельности, так и системы в целом. При этом под функциональностью понимается свойство системы сохранять свои функции во время своего функционирования; под восстанавливаемостью — свойство системы при возникновении кризисных ситуаций восстанавливать свою функциональность до докризисного уровня; под устойчивостью — свойство системы сохранять свое работоспособное состояние при воздействии внешнего окружения. Такие определения характерны для технических объектов [24], но могут быть использованы и для социально-экономических систем [25].

Имитационное моделирование может помочь оценить указанные свойства при исследовании жизнеспособности БСВ-систем. В частности, в компьютерной модели функциональность системы отражается в виде набора модельных параметров, являющимися элементами заданной индикаторной системы для оценки результатов функционирования объекта моделирования. Свойство восстанавливаемости предлагается оценивать через вычисление таких параметров, как время восстановления и общий объем затрачиваемых ресурсов, определяемых на основе имитации разных сценариев развития системы. С помощью имитационной модели устойчивость оценивается через такие показатели, как: степень снижения функциональности системы; время достижения максимального спада функциональности системы; соотношение успешно «поглощенных» кризисов к общему количеству исследованных кризисных ситуаций и др. Таким образом, для каждого сценария развития системы можно оценить функциональность, восстанавливаемость и устойчивость, опираясь на результаты вычислительных экспериментов. Жизнеспособность БСВ-системы можно вычислить как интегральный показатель, например, через взвешенную сумму значений трех ее составляющих:

$$RS^{BSG} = w_f * Fc + w_r * Rc + w_s * St,$$

где Fc — функциональность системы; Rc — восстанавливаемость системы; St — устойчивость системы; w_f, w_r, w_s — весовые коэффициенты: $w_f + w_r + w_s = 1$.

Процесс оценки жизнеспособности БСВ-систем на основе имитационного моделирования и генерирующего искусственного интеллекта можно представить в виде следующего обобщенного алгоритма:

1. *Инициализация модели.* На данном этапе на вход разработанной имитационной модели жизнеспособности подаются значения параметров, полученные из различных источников данных (официальная статистика, анкетирование, экспертные оценки и т. д.). В результате, модель настраивается на имитацию базового сценария функционирования системы.

2. *Имитация базового сценария развития БСВ-системы на основе исходных данных.* На данном этапе осуществляется прогон модели (возможно, проведение нескольких экспериментов), а также проводятся расчеты значений свойств исследуемой системы: функциональности (Fc_0), восстанавливаемости (Rc_0) и устойчивости (St_0).

3. *Анализ результатов моделирования.* После проведенного эксперимента с имитационной моделью проводится экспертный анализ полученных результатов симуляции. При этом акцент делается на динамике свойств, связанных с жизнеспособностью системы, и их изменении в соответствии с жизненным циклом жизнеспособности. Выявление моментов времени, когда возможно появление кризиса, реализуется в ручном режиме на основе анализа нормальной траектории развития системы. При этом определение кризисной ситуации в рассматриваемой траектории также осуществляется экспертным методом. Для проверки результатов анализа эксперта о том, содержит ли нормальная траектория кризисную ситуацию, предлагается провести данную процедуру в автоматизированном режиме за счет применения большой языковой модели.

4. *Автоматизированное выявление кризисной ситуации в штатной траектории развития системы.* Для подтверждения или опровержения экспертной оценки о наличии кризисной ситуации в нормальном сценарии предлагается воспользоваться LLM как агрегатором человеческих знаний. Для этого на базе RAG-технологии формируется расширенный запрос, включающий в себя непосредственно промпт эксперта и дополнительный контекст. Контекст определяется как естественно-языковое описание, содержащее начальные условия функционирования системы, графики изменения во времени функциональности, устойчивости и восстанавливаемости системы. В качестве промпта эксперта к большой языковой модели используется запрос вида «необходимо определить, содержится ли в рассматриваемой траектории системы (в первую очередь для функциональности) кризисная ситуация». Возможно, для повышения релевантности ответа LLM придется в запрос добавлять описание основных понятий предметной области, представленных в соответствующих документах. Результатом отработки LLM расширенного запроса будет являться текст, содержащий «мнение» нейросети. Данный вывод можно сопоставлять с экспертной оценкой для ее последующего уточнения/корректировки.

5. *Генерация альтернативных сценариев развития системы.* На данном этапе предусматривается формирование альтернативных траекторий развития моделируемой системы в точках появления потенциального кризиса, выявленных на этапе 3. Данная процедура проводится с помощью предложенной концепции генерации сценариев на основе большой языковой модели и технологии расширения запроса дополнительным контекстом (рис. 4). Естественно-языковые описания моделей, составленные для выбранных состояний системы (предкризисных) за счет фиксации модельного времени, передается в генеративный искусственный интеллект. Результатом выполнения данного этапа является множество естественно-языковых описаний сценариев, которые, по мнению большой языковой модели, являются кризисными.

6. *Имитация альтернативных сценариев.* На данном этапе производится трансформация ЕЯ-описаний сгенерированных сценариев в имитационную модель на основе первой схемы применения LLM для генерации сценариев моделирования (рис. 2). При этом формируется множество конфигурационных файлов, каждый из которых используется для инициализации параметров имитационной модели, определяющих соответствующий сценарий функционирования системы. Далее выполняется ряд вычислительных экспериментов на основе проинициализированной компьютерной модели. Каждый вычислительный эксперимент является имитацией определенного альтернативного сценария развития системы. В каждом эксперименте средствами имитационной модели идет расчет показателей функциональности, восстанавливаемости, устойчивости и жизнеспособности.

7. *Комплексный анализ жизнеспособности БСВ-системы.* На данном этапе формируется сводный отчет о возможных вариантах поведения системы на исследуемом интервале времени. В отчет включается описание начальных условий и базового сценария развития системы; выявленные моменты времени, в которых может появиться потенциальный кризис; описание альтернативных сценариев развития системы и результаты их моделирования. Для каждого проанализированного сценария приводятся полученные количественные оценки показателей функциональности, восстанавливаемости, устойчивости и жизнеспособности. Сформированный отчет может служить основой для анализа потенциальных кризисных сценариев развития системы с позиции оценки ее жизнеспособности. Некоторые отдельные процедуры анализа можно автоматизировать с помощью генеративного искусственного интеллекта. Например, использовать большую языковую модель для аннотирования информации, содержащейся в отчете, с целью формирования тезисных описаний для лица, принимающего решения. Другой пример: на основе отчетных материалов LLM формулирует наиболее (или наименее) предпочтительный сценарий развития БСВ-системы с позиции одного из ее ключевых участников (например, бизнеса).

Предложенный алгоритм оценки жизнеспособности региональных БСВ-систем позволяет сформировать численные оценки трех составляющих жизнеспособности системы на основе результатов имитации разных сценариев развития системы как предусмотренных разработчиком модели, так и сгенерированных большой языковой моделью. Алгоритм базируется на рассмотренных в статье двух концепциях применения генеративного искусственного интеллекта для автоматизации имитационного моделирования, в частности, генерации сценариев кризисных ситуаций.

Заключение

Задача упрощения работы человека по созданию компьютерных моделей все еще является актуальной. Процесс построения модели является субъективным, результаты которого зависят от персональных навыков, знаний и опыта разработчика. При этом на адекватность и эффективность разрабатываемого решения влияет сложность самого объекта моделирования: чем сложнее объект (больше элементов, больше неявных связей между элементами), тем сложнее добиться результатов требуемого качества. Для решения данной задачи привлекаются разные подходы, методы и технологии, ориентированные на полную или частичную автоматизацию действий разработчика имитационной модели.

В текущей статье предлагаются две концептуальные схемы применения генеративного искусственного интеллекта для имитационного моделирования сложных систем. Первая концепция предназначена для генерации сценария развития региональной социально-экономической системы и его последующей трансформации в имитационную модель жизнеспособности такой системы. Вторая схема направлена на генерацию сценариев развития системы на основе результатов имитационного моделирования и реализуется через технологию расширения запроса за счет добавления дополнительного контекста (RAG). В обоих случаях в качестве генератора сценариев предлагается использовать большую языковую модель общего назначения.

В качестве примера применения предложенных концепций совместно с имитационным моделированием рассматривается прикладная задача оценки жизнеспособности региональных «Бизнес-Сообщество-Власть»-систем. В рамках решения данной задачи предложен обобщенный алгоритм, ориентированный на получение количественных показателей свойств жизнеспособности (функциональности, восстанавливаемости, устойчивости) на основе результатов вычислительных экспериментов разных сценариев развития БСВ-системы.

Список источников

1. Шелухин О. И., Шариков А. Ю. Имитация поведения компьютерной системы с помощью искусственных нейронных сетей // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2021. Т. 15, № 5. С. 29–37. doi:10.36724/2072-8735-2021-15-5-29-37.
2. Костромин Р. О., Феоктистов А. Г. Сервис подготовки и запуска имитационных моделей функционирования инфраструктурных объектов в распределенной вычислительной среде // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2021662946, 10.08.2021. Заявка № 2021662355 от 10.08.2021.

3. Волегов И. С., Замятина Е. Б. Онтологический подход к интеграции компонентов имитационной модели в TRIAD.NET // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2012. № 2. С. 229–236.
4. Prat S. et al. An Automated Generation Approach of Simulation Models for Checking Control/Monitoring System // IFAC-PapersOnLine. 2017. Vol. 50, Iss. 1. pp. 6202–6207. doi:10.1016/j.ifacol.2017.08.1014.
5. Giannakis G. et al. Simulation model generation combining IFC and CityGML data. 2016. [электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/307964150_Simulation_model_generation_combining_IFC_and_CityGML_data (дата обращения: 11.10.2024).
6. Pourbafrani M., van Zelst S. J., van der Aalst W. M. P. Supporting Automatic System Dynamics Model Generation for Simulation in the Context of Process Mining // Lecture Notes in Business Information Processing. 2020. vol. 389. pp. 249–263. doi:10.1007/978-3-030-53337-3_19.
7. Huang Y., Verbraeck A., Seck M. (2016). Graph transformation based simulation model generation // Journal of Simulation. 2016. № 10 (4). pp. 283–309. doi:10.1057/jos.2015.21/.
8. Путилов В. А., Горохов А. В., Быстров В. В. Синтез имитационных моделей сложных систем на основе экспертных знаний // Информационные технологии и вычислительные системы. 2008. № 2. С. 27–35.
9. Кудинова О. В., Халиуллина Д. Н. Создание шаблонов имитационной модели прогнозирования трудовых ресурсов с помощью онтологических описаний предметной области // Труды Кольского научного центра РАН. 2013. № 5(18). С. 208–216.
10. Маслобоев А. В., Олейник А. Г., Шишаев М. Г. Информационная технология дистанционного формирования и управления моделями системной динамики // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2015. Т. 15, № 4. С. 748–755.
11. Карминская Т. Д., Татьянкин В. М., Тей Д. О., Русанов М. А. Использование кластерного анализа и нейронных сетей в задаче управления региональным рынком труда // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2013. № 4(30). С. 205–209.
12. Наместников А. М. Применение онтологического подхода в задаче генерации событийных данных с помощью имитационных моделей // Онтология проектирования. 2023. Т. 13, № 2. С. 243–253. doi:10.18287/2223-9537-2023-13-2-243-253.
13. Akhavan A., Jalali M. S. Generative AI and simulation modeling: how should you (not) use large language models like ChatGPT // Syst. Dyn. Rev. 2024. 40. e1773. doi:10.1002/sdr.1773.
14. Точные прогнозы с имитационным моделированием и машинным обучением от H2O.ai [Электронный ресурс]. URL: <https://www.anylogic.ru/features/artificial-intelligence/h2o-ai/> (дата обращения: 11.10.2024).
15. Jackson I., Saenz M.J., Ivanov D. From natural language to simulations: applying AI to automate simulation modelling of logistics systems // International Journal of Production Research. 2024. 62:4. pp. 1434–1457. doi:10.1080/00207543.2023.2276811.
16. McCormack J., Grierson M. Building Simulations with Generative Artificial Intelligence // In D. Del Favero, S. Thurow, M. J. Ostwald, U. Frohne (Eds.), Climate Disaster Preparedness: Reimagining Extreme Events through Art and Technology. 2024. pp. 137–150. doi:10.1007/978-3-031-56114-6_11.
17. Юдицкий С. А. Сценарный подход к логическому моделированию систем рыночной экономики // Системы управления, связи и безопасности. 2015 [Электронный ресурс]. № 2. С. 147–164. URL: <http://journals.intelgr.com/scs/archive/2015-02/06-Iuditskii.pdf> (дата обращения: 11.10.2024).
18. Kang Y. et al. Natural Language Processing (NLP) in Management Research: A Literature Review // Journal of Management Analytics. 2020. 7(2). pp. 139–172. doi:10.1080/23270012.2020.1756939.
19. Khurana D. et al. Natural language processing: state of the art, current trends and challenges // Multimed Tools Appl. 2023. 82. pp. 3713–3744. doi:10.1007/s11042-022-13428-4.
20. Khaliullina D. N., Bystrov V. V. The Conception of Assessing the Resilience of Critical Infrastructures of Regional Socio-economic Systems // Lecture Notes in Networks and Systems. 2023. vol. 597. pp. 539–553. doi:10.1007/978-3-031-21438-7_43.
21. Khan A. et al. Developing Retrieval Augmented Generation (RAG) based LLM Systems from PDFs: An Experience Report. 2024. doi:10.48550/arXiv.2410.15944. [электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/385108254_Developing_Retrieval_Augmented_Generation_RAG_based_LLM_Systems_from_PDFs_An_Experience_Report (дата обращения: 11.10.2024).

22. Gautier I. et al. Atlas: Few-shot Learning with Retrieval Augmented Language Models // *Journal of Machine Learning Research*. 2023. vol. 24. pp. 1-43. [электронный ресурс]. URL: <https://jmlr.org/papers/volume24/23-0037/23-0037.pdf> (дата обращения: 11.10.2024).
23. Халиуллина Д. Н., Быстров В. В. Концептуальные аспекты исследования жизнеспособности региональных социально-экономических систем // *Human Progress*. 2023. Т. 9, № 5. С. 10. doi:10.34709/IM.195.10.EDN RARLIY.
24. Rehak D., Senovsky P., Slivkova S. Resilience of Critical Infrastructure Elements and Its Main Factors // *Systems*. 2018. №6. 21. doi:10.3390/systems6020021.
25. Сушков В. В. Развитие функциональности в технических и бизнес-системах. TRIZ Developers Summit 2020 August 17–21, 2020. Minsk, Belarus. С. 1–8 [Электронный ресурс]. URL: https://r1.nubex.ru/s828-c8b/f3244_06/Souchkov-TDS-2020-Functionality.pdf (дата обращения: 11.10.2024).

References

1. Sheluhin O. I., Sharikov A. Yu. Simulation of the behavior of a computer system using artificial neural networks // *T-Comm* 2021. Vol. 15, No. 5, pp. 29-37. doi:10.36724/2072-8735-2021-15-5-29-37. (In Russ.).
2. Kostromin R. O., Feoktistov A. G. Servis podgotovki i zapuska imitacionnyh modelej funkcionirovaniya infrastruktury ob'ektov v raspredelennoj vychislitel'noj srede [Service for the preparation and launch of simulation models of the functioning of infrastructure facilities in a distributed computing environment] // Certificate of registration of a computer program RU 2021662946, 10.08.2021. Bid № 2021662355 from 10.08.2021. (In Russ.).
3. Volegov I. S., Zamyatina E. B. The integration of simulation model components into triad.net using ontological approach // *OSTIS-2012* 2012. No. 2. p. 229–236. (In Russ.).
4. Prat S. et al. An Automated Generation Approach of Simulation Models for Checking Control/Monitoring System. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, Vol. 50, Iss. 1, pp. 6202–6207. doi: 10.1016/j.ifacol.2017.08.1014.
5. Giannakis G. et al. Simulation model generation combining IFC and CityGML data, 2016. Available at: https://www.researchgate.net/publication/307964150_Simulation_model_generation_combining_IFC_and_CityGML_data (accessed 11.10.2024).
6. Pourbafrani M., van Zelst S. J., van der Aalst W.M.P. (2020). Supporting Automatic System Dynamics Model Generation for Simulation in the Context of Process Mining. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 2020, Vol. 389, pp. 249–263. doi:10.1007/978-3-030-53337-3_19.
7. Huang Y., Verbraeck A., Seck M. Graph transformation based simulation model generation. *Journal of Simulation*, 2016, Vol. 10, No.4, pp. 283–309. <https://doi.org/10.1057/jos.2015.21>.
8. Putilov V. A., Gorokhov A. V., Bystrov V. V. Sintez imitacionnyh modelej slozhnyh sistem na osnove ekspertnyh znaniy [Synthesis of simulation models of complex systems based on expert knowledge] // *Informacionnye tekhnologii i vychislitel'nye sistemy* [Information technology and computing systems] 2008. No. 2, pp. 27–35. (In Russ.).
9. Kudina O. V., Khaliullina D. N. Sozdanie shablonov imitacionnoj modeli prognozirovaniya trudovyh resursov s pomoshch'yu ontologicheskikh opisaniy predmetnoj oblasti [Creating templates of simulation model for labour force balance prediction based on the ontological descriptions of subject area] // *Trudy Kol'skogo nauchnogo centra RAN*. [Transactions of the Kola Science Centre. Information technologies] 2013. Vol. 5, No. 18, pp. 208–216. (In Russ.).
10. Masloboev A. V., Oleynik A. G., Shishaev M. G. Informacionnaya tekhnologiya distancionnogo formirovaniya i upravleniya modelyami sistemnoj dinamiki [Remote synthesis and control information technology of system-dynamic models] // *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2015. Vol.15, No. 4, pp. 748–755. doi:10.17586/2226-1494-2015-15-4-748-755. (In Russ.).
11. Karminskaya T. D., et al. Ispolzovanie klasternogo analiza i nejronnyh setej v zadache upravleniya regional'nym rynkom truda [Human resources forecasting within economic activities with the use of cluster analysis and neural networks] // *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki* [Reports of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics] 2013. No. 4(30), pp. 205–209. (In Russ.).

12. Namestnikov A. M. Primenenie ontologicheskogo podhoda v zadache generacii sobytijnyh dannyh s pomoshch'yu imitacionnyh modelej [Application of the ontological approach in the problem of event data generation using simulation models]. *Ontologiya proektirovaniya* [Ontology of designing] 2023; Vol. 13, No. 2, pp. 243–253. doi:10.18287/2223-9537-2023-13-2-243-253. (In Russ.).
13. Akhavan, A., Jalali, M. S. Generative AI and simulation modeling: how should you (not) use large language models like ChatGPT. *Syst. Dyn. Rev.*, 2024, 40: e1773. <https://doi.org/10.1002/sdr.1773>
14. Enhancing the Predictive Capabilities of Simulation with H2O.ai Automatic Machine Learning. Available at: <https://www.anylogic.ru/features/artificial-intelligence/h2o-ai/> (accessed 11.10.2024).
15. Jackson I., Saenz M. J., Ivanov D. From natural language to simulations: applying AI to automate simulation modelling of logistics systems, *International Journal of Production Research*, 2024, 62:4, pp. 1434–1457. doi:10.1080/00207543.2023.2276811.
16. McCormack J., Grierson M. Building Simulations with Generative Artificial Intelligence. In D. Del Favero, S. Thurow, M. J. Ostwald, & U. Frohne (Eds.), *Climate Disaster Preparedness: Reimagining Extreme Events through Art and Technology*. 2024, pp. 137–150. doi:10.1007/978-3-031-56114-6_11.
17. Iuditskii S. A. The Scenary Approach to the Logical Modeling of Systems of a Market Economy // *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti* [Management, communication and security systems], 2015. No. 2, pp. 147–164. Available at: <http://journals.intelgr.com/scs/archive/2015-02/06-Iuditskii.pdf> (accessed 11.10.2024). (In Russ.).
18. Kang Y. et al. Natural Language Processing (NLP) in Management Research: A Literature Review. *Journal of Management Analytics*, 2020. Vol. 7, No. 2, pp. 139–172. <https://doi.org/10.1080/23270012.2020.1756939>.
19. Khurana D. et al. Natural language processing: state of the art, current trends and challenges. *Multimed Tools Appl.* 2023, Vol. 82, pp. 3713–3744. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4>.
20. Khaliullina, D. N., Bystrov, V. V. (2023). The Conception of Assessing the Resilience of Critical Infrastructures of Regional Socio-economic Systems. // *Data Science and Algorithms in Systems. CoMeSySo Lecture Notes in Networks and Systems*, 2022. vol. 597, pp. 539–553. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21438-7_43.
21. Khan A. et al. Developing Retrieval Augmented Generation (RAG) based LLM Systems from PDFs: An Experience Report. 2024. Available at: https://www.researchgate.net/publication/385108254_Developing_Retrieval_Augmented_Generation_RAG_based_LLM_Systems_from_PDFs_An_Experience_Report. (accessed 11.10.2024). doi:10.48550/arXiv.2410.15944.
22. Gautier I. et al. Atlas: Few-shot Learning with Retrieval Augmented Language Models // *Journal of Machine Learning Research*, 2023. Vol. 24, pp. 1–43. Available at: <https://jmlr.org/papers/volume24/23-0037/23-0037.pdf> (accessed 11.10.2024).
23. Khaliullina D. N., Bystrov V. V. Conceptual aspects of studying of regional socio-economic systems' resilience. // *Human Progress*, 2023. Vol. 9, No. 5, p. 10. doi:10.34709/IM.195.10. EDN RARLIY (In Russ.).
24. Rehak D., Senovsky P., Slivkova S. Resilience of Critical Infrastructure Elements and Its Main Factors // *Systems*, 2018, No. 6, p. 21. <https://doi.org/10.3390/systems6020021>
25. Sushkov V. V. Development of functionality in technical and business systems. *TRIZ Developers Summit 2020 August 17–21, 2020. Minsk, Belarus*. pp. 1–8. Available at: https://r1.nubex.ru/s828-c8b/f3244_06/Souchkov-TDS-2020-Functionality.pdf. (accessed 11.10.2024). (In Russ.).

Информация об авторах

В. В. Быстров — кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник;
Д. Н. Халиуллина — кандидат технических наук, научный сотрудник;
М. Г. Шишаев — доктор технических наук, доцент, главный научный сотрудник.

Information about the authors

V. V. Bystrov — Candidate of Science (Tech.), Lead Research Fellow;
D. N. Khaliullina — Candidate of Science (Tech.), Research Fellow;
M. G. Shishaev — Doctor of Science (Tech.), Associate Professor, Chief Researcher

Статья поступила в редакцию 15.10.2024; одобрена после рецензирования 01.11.2024; принята к публикации 08.11.2024.
The article was submitted 15.10.2024; approved after reviewing 01.11.2024; accepted for publication 08.11.2024.