

Генеративный искусственный интеллект: развивающиеся технологии, растущее влияние на общество, и возможности для исследований

Веда С. Стори ¹ · Вэй Туу Юэ ² · Дж. Леон Чжао ³ · Роман Лукьяненко ⁴

¹ Университет штата Джорджия, Атланта, Джорджия, США

² Городской университет Гонконга, Коулун, Гонконг, Китай

³ Китайский университет Гонконга, Шэньчжэнь, Китай

⁴ Университет Вирджинии, Шарлоттсвилль, Вирджиния, США

Принято: 7 января 2025 г., Перевод: 17 мая 2025 г.

© Авторы 2025

Аннотация. Продолжающееся бурное развитие генеративного искусственного интеллекта (GenAI), построенного на основе больших языковых моделей и соответствующих алгоритмов, привело к большим спекуляциям о потенциальном влиянии этой новой технологии. В частности, утверждается, что искусственный интеллект (ИИ) готов совершить революцию в бизнесе и обществе и кардинально изменить личную жизнь. Однако пока неясно, каким трансформационным потенциалом обладает эта технология, существенно отличающаяся от прежних технологий ИИ, и как на нее должны реагировать исследователи информационных систем. В этой статье мы рассматриваем развивающиеся и возникающие тенденции ИИ, чтобы изучить его настоящее и предсказать его будущее влияние. Многие существующие работы по GenAI либо слишком техничны для большинства исследователей информационных систем, либо не имеют достаточной глубины, необходимой для оценки потенциального влияния GenAI. Поэтому мы пытаемся соединить технические и организационные сообщества GenAI с системно-ориентированной социотехнической точки зрения. В частности, мы исследуем уникальные особенности GenAI, которые коренятся в продолжающемся переходе от символизма к коннекционизму, а также глубокие системные и неотъемлемые свойства экосистем «человек-ИИ». Мы прослеживаем эволюцию ИИ, которая привела к тому уровню принятия, адаптации и использования, который наблюдается сегодня, чтобы предложить будущие исследования различных последствий GenAI для бизнеса и общества в контексте исследований информационных систем. Наши усилия направлены на то, чтобы внести вклад в создание хорошо структурированной программы исследований в сообществе информационных систем для поддержки инновационных стратегий и операций, обеспечиваемых этой новой волной ИИ.

Ключевые слова: Искусственный интеллект (ИИ), генеративный ИИ (GenAI), большие языковые модели (LLM), коннекционизм, социальное воздействие, структура генеративного ИИ как социотехнической системы, информационные системы (ИС)

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) — это чрезвычайно перспективная технология, влияющая на организации и отдельных лиц способами, которые невозможно полностью понять без

преимущества долгосрочного исторического взгляда. Искусственный интеллект относится к способности компьютеров выполнять задачи, которые исторически требовали человеческого познания и других интеллектуальных способностей, таких как восприятие, абстракция, вывод, обучение и принятие решений (Russell & Norvig, 2016). ИИ все чаще считается вершиной человеческой науки и инженерии (Russell & Norvig, 2016). По оценкам промышленности, глобальная экономическая стоимость ИИ достигнет 15 триллионов долларов к 2030 году (PwC, 2024). Важность исследований в области ИИ давно признана. Было даже высказано предположение, что страна, которая возьмет на себя глобальное лидерство в области ИИ, может стать ведущей мировой державой (Savage, 2020).

Прогресс ИИ последовал за серией значительных сдвигов парадигмы, отражающих более широкие тенденции в технологических инновациях и распространении (Perez, 2010). До 2000-х годов область ИИ пережила «зиму ИИ» из-за застоя в практических достижениях, в течение которых исследования ИИ в основном доминировали в логических, модельно-управляемых методах обучения, абстракции и методов вывода (Crevier, 1993). С 2000-х годов повсеместное распространение крупномасштабных гетерогенных данных для обучения, постоянное увеличение вычислительной мощности и прогресс в разработке алгоритмов ИИ сместили акцент почти исключительно на машинное обучение (МО) и ИИ, управляемый данными (Cerf, 2019), где машинное обучение состоит из методов и алгоритмов, которые используются для выводов из данных (Goodfellow et al., 2020). Благодаря широкому распространению, МО начало быстро трансформировать организации и даже целые отрасли.

Исследователи в области информационных систем (ИС) всегда были в авангарде исследований по внедрению и развитию новых технологий для инноваций в бизнесе и социальной практике. Среди примеров прошлых поколений информационных технологий, тщательно изучаемых ИС, обработка организационных данных, принятие решений на основе данных и аналитика, планирование ресурсов предприятия и электронная коммерция. Сейчас мы являемся свидетелями очередной революции в области ИИ, вызванной последними разработками в области нейронных сетей глубокого обучения (Schmidhuber, 2015) и обработки естественного языка (Rotman, 2023).

Генеративный ИИ (GenAI) относится к системам ИИ, способным производить контент, такой как текст, изображения, музыка, программный код и другие сложные и творческие результаты. GenAI не является чем-то новым. Ранее GenAI включал, например, генеративно-состязательные сети (Goodfellow et al., 2014). Однако, недавние скачки в GenAI основаны на впечатляющей производительности больших языковых моделей (LLM). LLM — это вычислительные модели, которые имеют способность понимать и генерировать человеческий язык с помощью трансформационной способности «предсказывать вероятность появления последовательностей слов или генерировать новый текст на основе заданного ввода» (Chang et al., 2024, p.2). Хотя LLM пытаются продемонстрировать человекоподобные способности, они также сталкиваются с многочисленными проблемами, связанными с редкими словами и сложными лингвистическими правилами. Поэтому для решения этих и других проблем продолжают появляться новые архитектуры и методы обучения LLM (Chang et al., 2024).

Результатом достижений в области GenAI стал большой интерес и спекуляции относительно роли искусственного интеллекта в повседневном использовании, вызванные, в частности, растущей популярностью таких инструментов, как ChatGPT и Dall-E (open.ai), MidJourney (midjourney.com), Google Bard/Gemini (gemini.google.com) и CoPilot AI (copilotai.com). ChatGPT - пример GenAI, который может обрабатывать большие объемы данных для создания нового

контента (например, изображения, эссе, программного кода, текста песни). По сути, LLM позволяет системам ИИ оценивать и соотноситься с человеческими контекстами соотносимыми и правдоподобными способами (Bender et al., 2021), что позволяет этим системам выполнять задачи, ориентированные на знания, которые они не могли решить раньше. Такие возможности считаются новинкой, способной поддержать бесконечное множество новых вариантов использования в бизнесе. Отзывы и анализ инструментов GenAI, таких как ChatGPT, варьируются от «преодоления порога», когда этот общий инструмент может быть использован для широкого спектра деятельности (например, новые и эффективные способы выполнения работы), до масштабного плагиата и дезинформации (Savage, 2023; Susarla et al., 2023).

Появление GenAI привело к появлению множества нерешенных вопросов относительно того, как общество в целом может и должно реагировать на эту новую технологию, особенно в отношении ее последствий. С момента появления ChatGPT и других систем GenAI, общественное влияние GenAI привело к таким вопросам: как технические системы преобразуют деловую активность? Какие проблемы необходимо выявить и решить, чтобы обеспечить продуктивное, этическое, безопасное и ответственное использование этой технологии? Этот пробел в понимании ценности и рисков GenAI приводит к нашему главному исследовательскому вопросу: *Какую уникальную и ценную перспективу могут предоставить исследования информационных систем в отношении технологии GenAI и ее последствий на отдельных лиц и организации?* Поскольку исследования в области информационных систем в целом были направлены на изучение взаимосвязи социальных и технических аспектов систем (социотехническая природа технологических достижений), это должен также быть релевантный вклад, способный изучать и вносить в понимание ценности и рисков GenAI.

В этой статье вводится понятие «генеративной социотехнической системы», чтобы изучить, что делает GenAI преобразующим и поддерживает его распространение в организациях и обществе. Мы разрабатываем теоретическую структуру, которая основана на теории систем (включая социотехническую теорию) и поддерживается другими теоретическими основами (например, лингвистической теорией). Системная основа используется для позиционирования компонентов из GenAI и его поведения и помогает разработать программу исследований в области ИС, которая опирается на существующие сильные стороны и возможности нашей дисциплины. Использование системной теории также позволяет нам изучать как организации могут использовать технологию GenAI, как GenAI может быть интегрирован в существующие процессы ответственно и выгодно, и как эффективно сочетать эту новую технологию с существующими организационными ресурсами. Таким образом, наука об информационных системах должна сосредоточиться на изучении природы и последствиях GenAI как компонента более широких социотехнических систем, а не только на технической природе самого GenAI.

Это исследование вносит несколько вкладов. Во-первых, мы предлагаем теоретическую основу для понимания GenAI (Framework для Генеративного ИИ как социотехнической системы), с точки зрения социотехнической, в соответствии с существующими исследованиями в области информационных систем. Во-вторых, мы показываем, что GenAI развивается до точки, где инструменты будут способны генерировать неожиданные результаты, требуя новых способов рассмотрения и анализа исследовательских инициатив. В-третьих, мы предлагаем понятие генеративной социотехнической системы. Концептуализируя природу GenAI с точки зрения систем, мы можем разработать более тонкое понимание GenAI, используя существующие концепции и теории исследований ИС. В-четвертых, мы определяем плодотворные темы для будущих исследований.

Эта статья организована следующим образом. В разделе 2 рассматриваются достижения в области искусственного интеллекта за последние три десятилетия, чтобы определить наше понимание развития GenAI. Раздел 3 представляет теоретическую основу для понимания GenAI. В разделе 4 предлагаются потенциальные темы исследований, основанные на нашей концепции и раздел 5 завершает статью.

Предыдущие исследования

Растет количество исследований в области информационных систем (ИС) и бизнеса, которые стремятся понять и проанализировать преимущества и последствия генеративного искусственного интеллекта (GenAI) с различных точек зрения. В работе Дживеди и др. (2023) используется междисциплинарная перспектива, чтобы подробно описать многогранные последствия GenAI для общества. Несмотря на многообещающие перспективы, Фуи-Хун Нах (Fui-Hoon Nah et al., 2023) указывает на растущий объем исследований в области информационных систем (ИС) и бизнес-дисциплин, а также на этические, технологические и нормативные проблемы, связанные с GenAI. В области ИС изучалось влияние GenAI на преподавание (Kajtazi et al., 2023). Ярвенпаа и Клейн (2024) обсуждают потенциал GenAI для помощи в построении теории в области ИС. Сусарла и др. (2023) предлагают использовать GenAI в различных областях для проведения научной работы. В более широком контексте Сабхервал и Гровер (2024) утверждают, что влияние искусственного интеллекта на общество зависит от его развития и внедрения. Они подчеркивают важность рассмотрения вопроса о том, в какой степени ИИ заменяет человека, а в какой - поддерживает его, интегрирует физическую и цифровую реальности и уважает ограничения человека. О'Лири (2022) определяет возникающие проблемы, связанные с большими языковыми моделями (LLM) в целом. Алави и др. (2024) предлагают, как дисциплина ИС может сосредоточиться на роли GenAI с точки зрения управления знаниями, и определяют возможности для проведения соответствующих исследований. Мы продолжаем эти усилия, предлагая широкий и всесторонний анализ GenAI как технологии и предлагая плодотворную повестку дня для исследований в области ИС.

Предыдущие исследования в области ИИ и информационных систем

Чтобы оценить влияние GenAI, а также инициативы, стоящие за ИИ и его возможностями, важно понять эволюцию ИИ и технологические достижения, которые привели к его

возрождению. Такое понимание проясняет возможности и ограничения ИИ.

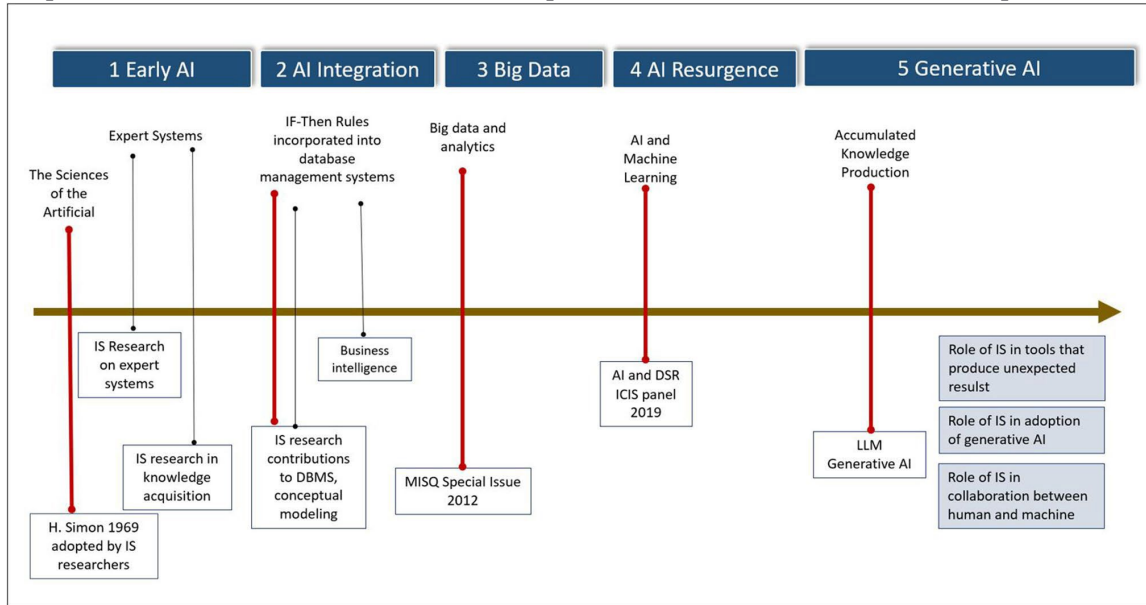


Рис. 1 Развитие ИИ и соответствующие исследования в области информационных систем

Рисунок 1 иллюстрирует развитие ИИ и значительный вклад исследователей в области информационных систем по мере того, как ИИ развивался от ранних работ до GenAI. Часть, расположенная над линией, показывает основные этапы инноваций в ИИ, а под линией - соответствующие области достижений и связанные с ними усилия в предыдущих исследованиях в области ИС. Рисунок 1 показывает, что исследования в области информационных систем всегда старались идти в ногу с исследованиями в области ИИ, и служат основой для данного исследования GenAI и его приложений с точки зрения информационных систем.

Эволюция от Общего ИИ к Генеративному ИИ

Хотя GenAI появился совсем недавно, его корни уходят в самые основы ИИ. Первоначальные исследования в области ИИ были направлены на создание машин, способных понимать и рассуждать подобно человеку. В 1950 году был предложен знаменитый тест Тьюринга (Turing, 1950). В 1957 Герберт Саймон, Джон Шоу и Аллен Ньюэлл разработали универсальный решатель проблем, намереваясь имитировать решение проблем человеком. В 1959 году Джон Маккарти опубликовал статью с говорящим названием «Программы со здравым смыслом» (McCarthy, 1959). Разработка универсальных систем, которые стремятся соответствовать человеческому познанию в широком спектре задач, позже стала известна как Artificial General Intelligence (AGI) или General AI.

Несмотря на большой интерес и высокий уровень инвестиций, программа общего ИИ оказалась менее успешной, чем ожидалось (Russell and Norvig, 2016). Вместо этого преобладающей моделью ИИ стали экспертные системы - основанные на правилах человеческих экспертов. Разработка общего ИИ была слишком сложной, учитывая состояние вычислительной техники в 80-е годы. Экспертные системы, основанные на правилах, стали выбором большинства усилий в области ИИ (Segev & Zhao, 1994). С появлением LLM возможность создания общего ИИ стала более реальной. Например, компания OpenAI специально указывает, что ее продукт, ChatGPT, может отвечать на вопросы в любой области (Agrawal, 2023).

Чтобы оценить эволюцию ИИ от его зарождения до GenAI, охватывающую 70 лет развития с 1950-х годов (Delipetrev et al., 2020), мы выделяем три основных периода развития: основы ИИ (1950-1970-е гг.); символичный ИИ (1970-1990-е гг.); машинное обучение (Delipetrev et al., 2020).

Основы ИИ (1950-е – 1970-е годы). В 1950 году Алан Тьюринг опубликовал знаменательную работу «Вычислительная техника и интеллект» (Turing, 1950), в которой задавался фундаментальный вопрос «Могут ли машины мыслить?». Тьюринг предложил имитационную игру, впоследствии известную как тест Тьюринга, в которой, если машина могла поддерживать разговор, неотличимый от разговора с человеком, можно было бы сделать разумный вывод, что машина разумна. Тест Тьюринга стал первым экспериментом по попытке измерить интеллект машины. Дартмутская конференция 1956 года положила начало ИИ, когда Маккарти ввел термин «искусственный интеллект», положив начало появлению этой новой научной области. Основной миссией новой области ИИ было изучение «каждого аспекта любой характеристики обучения или интеллекта, [подлежащего] точному описанию, чтобы машина могла имитировать это» (Russell & Norvig, 2016). С тех пор, исследовательское сообщество ИИ решало такие проблемы, как алгебраические прикладные задачи, перевод языка и доказательство геометрических теорем. В таблице 1 приведены важные открытия в области ИИ того периода, основанные на данных Делипетрева и др. (2020).

Таблица 1. Краткое изложение ранних достижений в области искусственного интеллекта

Год	Артефакт ИИ	Значение ИИ	Ссылка
1952	Шашки	Продemonстрированные компьютеры способны научиться играть на достаточно высоком уровне , чтобы составить конкуренцию игрокам-любителям.	Сэмюэл (1960)
1955	Логик-теоретик	Доказал 38 теорем из Principia Mathematica; ввел важнейшие концепции искусственного интеллекта (например, эвристика, обработка списков, рассуждение как поиск)	Ньюэлл и др. (1962)
1957	Персептрон	Рождение коннекционизма; основание нейронных сетей (НС), глубокого обучения.	Розенблатт (1961)
1961	УГРОЗА	Первая программа , способная научиться идеально играть в крестики-нолики.	Мичи (1963)
1965	ЭЛИЗА	Система обработки естественного языка имитировала врача, отвечая на вопросы, похожие на вопросы психотерапевта, прежде чем разговор стал бессмысленным	Вайценбаум (1966)
1969	Робот Шейки	Первый универсальный мобильный робот , способный мыслить, комплексные исследования в области робототехники с компьютерным зрением и обработкой естественного языка.	Бертрам (1972)
1969	Книга « Персептроны »	Выделены нераспознанные ограничения двухслойной структуры персептрона с прямой связью; фундаментальный сдвиг в исследованиях ИИ в сторону символизма, игнорирующий коннекционизм.	Минский и Паперт (1969)

Как показано в таблице 1, основополагающие компоненты больших языковых моделей, а именно нейронные сети, глубокое обучение и обработка языка, были заложены в исторических проектах: Персептрон (1957). ELIZA (1961) и Робот Шейки (1969), в период становления ИИ. То есть, от создания основ ИИ в лабораториях до появления больших языковых моделей, доступных широкой аудитории, прошло шестьдесят лет.

Символический ИИ (1970-е - 1990-е годы). Эра символического ИИ была направлена на разработку систем, основанных на правилах, выработанных экспертами, и применении логики. Главным достижением этого периода стала разработка экспертных систем, которые фиксировали знания экспертов и представляли их на символическом языке (Harmon & King, 1985). Исследования экспертных систем были сосредоточены на инструментах для получения знаний, которые помогли бы автоматизировать процесс разработки, отладки и поддержки правил, определенных экспертами. Однако получить экспертные знания было сложно, а экспертные знания постоянно менялись из-за изменений в нормативных актах и параметрах окружающей среды. Постепенно наступила зима ИИ.

Машинное обучение и глубокое обучение (1990-е – 2020 гг.). Современные приложения машинного обучения и глубокого обучения изменили практику исследований и разработок и начали ускорять рост в различных областях бизнеса, науки и техники. Скорость инноваций в области ИИ возросла, чему способствовали большие данные, расширение вычислительной мощности и новые алгоритмы и методы. Крупным прорывом стала ImageNet в 2009 году (Deng et al., 2009), которая содержала миллионы аннотированных фотографий в более чем 20000 категориях и имела решающее значение для установления легитимности использования моделей предварительного обучения для обучения больших глубоких нейронных сетей. С тех пор был достигнут значительный прогресс в создании глубоких нейронных сетей, что способствовало прогрессу в таких областях, как компьютерное зрение, обработка естественного языка (NLP) и робототехника.

В 2017 году исследователи Google разработали архитектуру трансформатора (Vaswani et al., 2017), которая впоследствии получила широкое распространение при разработке больших языковых моделей благодаря своей способности обрабатывать естественный язык. Архитектура использует самоподдерживающееся обучение, при этом для обучения модели в нее подается большой объем текстовых данных из интернета. В основе архитектуры лежит построение самовнимания из предложений (Vaswani et al., 2017), которое фиксирует важную информацию в контексте предложения о том, как слова по-разному соотносятся друг с другом. Производительность предварительно обученных моделей на основе трансформаторов значительно повысилась, а большие языковые модели стали возможны благодаря переходу от символизма к коннекционизму.

Коннекционизм приобрел импульс в 1990-е, постепенно вытесняя символизм, который был основан на модели человеческого разума для достижения рассуждений, подобных человеческим (Zhang et al., 2023). Коннекционизм основан на коннекционистском моделировании и системах с большими сетями чрезвычайно простых процессоров, массово соединенных между собой и работающих параллельно, что обычно встречается в различных методах глубокого обучения (Smolensky, 1987). Хотя Розенблатт (1961) построил перцептрон в 1957 году - прототип искусственной нейронной сети (ИНС) - на основе идеи коннекционизма, широкое применение нейронные сети получили только в 1990-х годах (Zhang et al., 2023).

Текущий прорыв в области ИИ сосредоточен на LLM и связанных с ними алгоритмах. LLM имитируют человеческое мышление посредством *коннекционизма*, который коренится в машинном обучении через нейронные сети и большие ресурсы данных, собранные из различных цифровых каналов. Разработка новых технологий ИИ, которые являются безопасными, надежными и расширяемыми для создания новой, объяснимой и надежной теории ИИ, требует третьего поколения искусственного интеллекта, объединяющего различные парадигмы ИИ (Zhang et al., 2023).

Таблицы 1 и 2 иллюстрируют отдельные этапы эволюции методов ИИ, которые привели к последнему буму генеративного ИИ и LLM. Исследователям ИС важно знать, что ранние технологии ИИ (до 2017 года) в основном были ориентированы на конкретные приложения, такие как игры и роботы. Более современные технологии ИИ (с 2017 года) обратились к обработке естественного языка и генеративным ИИ.

Таблица 2. Обзор последних достижений ИИ

Год	Артефакт ИИ	Значение ИИ	Ссылка
1989	Алгоритм Q-обучения	«Обучение на основе отложенных вознаграждений» улучшает обучение с подкреплением.	Уоткинс (1989)
1993	Решена задача «очень глубокого обучения»	Ученый решил задачу с более чем 1000 слоев в рекуррентной нейронной сети (RNN).	Шмидхубер (1993)
1995	Успех SVM	Метод опорных векторов применяется для категоризации текста, распознавания рукописных символов и классификации изображений.	Кортес и Вапник (1995)
1997	Архитектура LSTM	Архитектура долговременной краткосрочной памяти (LSTM) улучшила RNN, устранив проблему долговременной зависимости.	Хохрайтер и Шмидхубер (1997)
1998	Улучшенное градиентное обучение	Объединяет алгоритм стохастического градиентного спуска с алгоритмом обратного распространения.	ЛеКун и др. (1998)
2002	TD-Gammon сравнялся с лучшим игроком	Объединяет нейронные сети и обучение с подкреплением (RL) с методом самостоятельной игры.	Тезауро (2002) ; Блей и др. (2003)
2005	Стэнфордский робот получил награду	Проехал 131 милю в автономном режиме по необустроенной пустынной трассе в рамках DARPA Grand Challenge.	Трун и др. (2006)
2011	IBM Watson выиграл Jeopardy	Watson — это система вопросов и ответов, сочетающая в себе распознавание речи, синтез голоса и поиск информации, а также другие функции.	Ферруччи (2012)
2012	АлексНет	Выиграл конкурс ImageNet, возможно, ознаменовав переломный момент в развитии глубокого обучения.	Крижевский и др. (2012) ; Крижевский и др. (2017)
2014	Генеративно-состязательные сети (GAN)	Архитектуры глубоких нейронных сетей, состоящие из двух сетей; учатся имитировать распределение данных для генерации контента, такого как изображения, музыка, речь и т. д.	Гудфеллоу и др. (2014) Кингма (2014)

2017	Трансформатор	Архитектура основана на механизме внутреннего внимания, важном для языкового моделирования, машинного перевода и ответов на вопросы.	Васвани и др. (2017)
2018	OpenAI Пять	Победил человеческую команду в Dota 2 — сложной и запутанной видеоигре; более реалистичной, чем шахматы или го.	Пачоцки и др. (2018)
2019	ГПТ-2	Крупномасштабная неконтролируемая языковая модель; может генерировать связные абзацы текста, выполнять понимание прочитанного, машинный перевод, отвечать на вопросы и резюмировать.	Рэдфорд и др. (2019)

Эволюция ИИ и влияние на исследования в области ИС

Эволюция технологий ИИ существенно повлияла на исследования как социотехнических систем, так и информационных систем (ИС). Ранние итерации артефактов ИИ были узкими и специфичными для задач, в первую очередь расширяя возможности систем для конкретных процессов принятия решений. Для исследователей ИС это дало ценные сведения о том, как организации адаптируются к технологическим изменениям и используют данные для понимания различных бизнес-контекстов. Однако эти ранние системы были ограничены по масштабу и сложности и зачастую не могли взаимодействовать с более сложными бизнес-операциями. Напротив, появление GenAI расширило его влияние на различные общественные и организационные сферы. GenAI более адаптивен и учитывает контекст, что позволяет компаниям автоматизировать более сложные задачи и способствует более глубокому пониманию процессов принятия решений. Эта трансформация подчеркивает критическую роль исследований ИС в принятии и использовании GenAI. Как показано на рис. 1, исследователи ИС теперь сталкиваются с проблемой изучения того, как эти передовые системы изменяют все спектры человеческой деятельности, от организационных рабочих процессов до сотрудничества человека и ИИ, а также выявление неожиданных результатов, которые могут возникнуть в результате этой интеграции. В этой статье рассматриваются эти разработки и излагаются потенциальные исследовательские вопросы в рамках ИС.

Теоретическая основа для понимания генеративного ИИ

В этом разделе мы разработали теоретическую основу для GenAI. Эти рамки призваны помочь понять GenAI и поддержать предлагаемые исследования.

Концептуализация генеративного ИИ

Чтобы понять потенциал и проблемы, важно оценить механизмы обработки данных, присущие GenAI. Чтобы раскрыть эти механизмы, мы рассмотрим ChatGPT, основной тип и образец GenAI. Обратите внимание, что мы используем ChatGPT как пример LLM, но обсуждение относится и к другим LLM. На рисунке 2 представлена концептуализация ChatGPT, которую мы рассмотрим далее.

Как показано на рис. 2, GenAI, такой как ChatGPT — это система вопросов и ответов, основанная на нескольких вычислительных моделях и больших данных. ChatGPT и другие LLM используют подход, ориентированный на данные, обучая свои модели генерировать человекоподобные ответы на основе пользовательских подсказок на человеческом языке.

Базовые модели включают в себя трансформатор (Vaswani et al., 2017), внимание (Luong et al., 2015), GAN (Goodfellow et al., 2014, 2020), модели вознаграждения (Yu et al., 2020) и RLHF (Li et al., 2023), которые используются при генерации ответов из текстов в репозиториях больших данных (Goodfellow et al., 2014, 2020; Li et al., 2023; Luong et al., 2015; Vaswani et al., 2017; Yu et al., 2020). Именно в этом смысле, преобразования текста LLM называют GenAI. В отличие от этого, в обычных системах вопросов и ответов заранее подготовленные ответы могут быть сопоставлены с ключевыми словами в вопросах пользователя с помощью какого-либо поискового механизма и, таким образом, не являются генеративными. В таблице 3 приведены основные понятия, связанные с большими языковыми моделями и их механизмами.

Теперь мы рассмотрим основные аспекты развития GenAI как уникального вида информационных технологий. Это исследование не претендует на окончательность, а скорее стимулирует дальнейшие дискуссии и исследования с прикладной, а не чисто технической точки зрения.

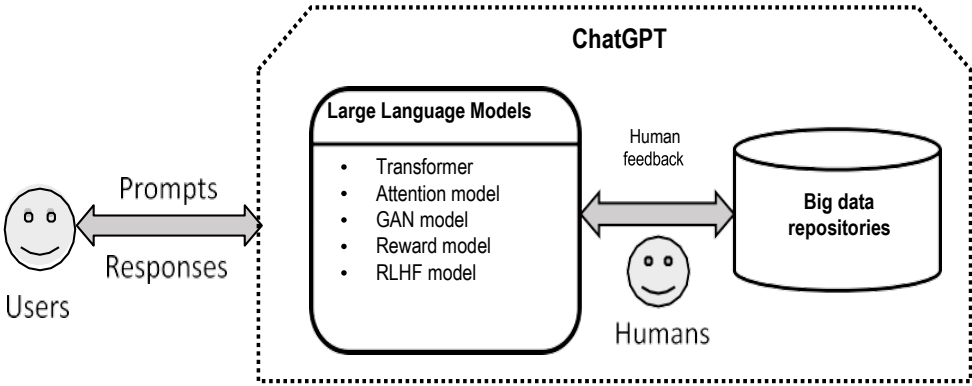


Рис. 2 Генеративный ИИ как усовершенствованная система вопросов и ответов

Предиктивный подход - ChatGPT - это предиктивный подход, основанный на глубоких нейронных сетях. ChatGPT успешно справляется с задачами обработки естественного языка, такими как общение, перевод, составление рассказов, кодирование и другими подобными задачами на нескольких языках. Это объясняется тем, что естественный язык человека представлен в глубоких нейронных сетях, таких как трансформаторы. Как и во многих других методах машинного обучения, ChatGPT предварительно обучается на основе существующих текстов, а затем используется для предсказания результатов на основе текста, полученного от пользователя. Такой предиктивный подход означает, что ответы ChatGPT носят вероятностный характер и поэтому неизбежно подвержены ошибкам. Это свойство предсказания легко понять техническим специалистам, но для нетехнических специалистов оно требует пояснений.

Таблица 3. Основные концепции больших языковых моделей

Концепция	Определение	Год
ГАН	Генеративно-сопоставительные сети (GAN) одновременно обучают две модели: генеративную модель, которая фиксирует распределение данных, и дискриминативную модель, которая оценивает вероятность того, что выборка была получена из обучающих данных.	2014
Внимание	Механизм внимания используется в машинном обучении и обработке естественного языка для повышения точности модели	2015

	путем фокусировки на релевантных данных, что позволяет модели сосредоточиться на определенных областях входных данных, придавая больший вес важным признакам и игнорируя неважные.	
Трансформатор	Трансформаторы — это тип нейронной сети, разработанный для обработки долгосрочных зависимостей в тексте, фиксирующий связи между словами и позволяющий модели понимать контекст и значение в больших последовательностях входных данных. Например, релевантность и связь между цветом, небом и синим в вопросе: «Какого цвета небо?» приводят к выводу: «Небо синее».	2017
Награда	Моделирование вознаграждения — это подход в ИИ, при котором модель получает вознаграждение или оценку за свои ответы на заданные подсказки. Этот сигнал вознаграждения служит подкреплением, направляя модель ИИ на получение желаемых результатов.	2020
РЛХФ	В машинном обучении обучение с подкреплением на основе обратной связи с человеком (RLHF) — это метод настройки интеллектуального агента на предпочтения человека.	2023

Модели коннекционизма – ChatGPT является генеративным, поскольку он создает новые связи между словами с помощью больших языковых моделей. Как уже отмечалось, ИИ эволюционировал в парадигмы коннекционизма после изучения символических парадигм, а затем добился большого успеха в обработке естественного языка с помощью больших языковых моделей, что привело к ChatGPT и аналогичным инструментам (Чжан и др., 2023). Нейронные сети по сути создают простые и взвешенные связи между предложениями и словами после кодирования манипуляций, позволяя проводить обучения на сотнях миллиардов входных данных (например, текстовых токенов). Успех ChatGPT был бы невозможен, поскольку чистые символические модели трудно масштабировать до уровней больших данных. Этот коннекционизм может естественным образом соединить ChatGPT с бизнес-приложениями с помощью дополнительных человеческих и машинных связей для повышения эффективности и точности. Однако коннекционизм в ChatGPT не требует глубоких знаний предмета, интуиции или здравого смысла человека. Это оставляет место для совершенствования мышления и творческих способностей. Таким образом, несмотря на то, что LLM показали способность создавать связный и человекоподобный текст, они не «понимают» язык в человеческом смысле и не могут отличить фактическую информацию от нефактической (Saba, 2023).

Общие возможности - ChatGPT является универсальным, поскольку коннекционистские модели не различают бизнес-сектора и области знаний. Один ChatGPT может обслуживать миллиарды пользователей, задавая вопросы и отвечая на них, не ограничиваясь конкретными контекстами. Эта возможность обусловлена наличием больших языковых моделей и гигантских нейронных сетей связей. Однако эта способность, основанная на масштабном наборе данных, также страдает от низкой точности и возможности галлюцинаций (то есть выдумывания бессмысленных выводов).

Взаимодополняемость с поисковыми системами – результаты ChatGPT дополняют результаты поисковых систем, поскольку первые являются предиктивными; вторые – это просто набор существующих документов соответствующих запросу. Таким образом, ChatGPT можно рассматривать как сводку существующих документов, которые более точно связаны с

запросом пользователя, в то время как поисковая система просто предоставляет пользователю список результатов поиска. В некотором роде ChatGPT предлагает предварительный результат пользователю, который в дальнейшем может обработать ответ с помощью ChatGPT. Между пользователем, ChatGPT и поисковой системой существуют треугольные отношения, в рамках которых пользователь может определять, как использовать и обрабатывать результаты, полученные от ChatGPT и поисковой системы. Это должно стать очень плодотворной темой для исследования того, как управлять этой экосистемой обработки знаний. Треугольные отношения не заменяют поисковые системы, потому что результаты ChatGPT не могут удовлетворить потребности всех пользователей, хотя некоторые пользователи могут принять эти результаты, не прибегая больше к помощи поисковой системы (Dubin et al., 2023).

Способность к пониманию со стороны ChatGPT - Как Chat-GPT постигает или понимает тексты по сравнению с людьми, является важным предметом исследования. Люди учатся на протяжении всей своей жизни, начиная с детства, и обогащают свой мозг новыми знаниями без перерыва на протяжении всей жизни. Люди выражают идеи, обмениваются мнениями, создают новые концепции, слова и теории. ChatGPT может обрабатывать очень большие объемы текста в существующих документах и генерировать новый текст, основываясь на запросах пользователей. Однако ИИ не может понять значение контекста в человеческом смысле, поскольку не имеет дело с глубоким семантическим значением слов, которые он обрабатывает, что свидетельствует о том, что между искусственным интеллектом и человеческим интеллектом все еще существует очень большой разрыв (Zhao, 2022). Утверждать, что ChatGPT может понимать или осмысливать документы в человеческом смысле, просто неразумно. Существует значительная разница между генерированием нового текста и созданием новых идей.

Теория систем: объяснение традиционного и генеративного ИИ

Чтобы понять, что делает GenAI преобразующим, мы разрабатываем теоретическую структуру, которая учитывает архитектуру GenAI и опирается на теорию систем и другие теоретические аргументы (например, лингвистическую теорию). Эти основы помогают определить уникальные характеристики GenAI и его поведение.

Многие усилия по пониманию и проектированию информационных технологий были основаны на теории систем (Chatterjee et al., 2021). Примерами служат исследования ИИ в целом (Skyttner, 2001), доверия к ИИ (Lukyanenko et al., 2022a) и взаимодействия человека и робота (Lima & Custodio, 2004). Теория систем также ранее предлагалась для понимания ChatGPT (Dwivedi et al., 2023). Поэтому мы принимаем теорию систем для понимания GenAI и утверждаем, что различные типы GenAI (например, основанные на больших языковых моделях) являются типами генеративных систем.

Теория систем охватывает родственные и пересекающиеся теории, которые касаются природы систем, их взаимодействия и использования. В качестве общих основ мы опираемся на Аккоффа (1971) и других авторов и дополняем их социотехническими исследованиями, изучающими системы в социальном контексте (Chatterjee et al., 2021).

Система — это базовая научная и социальная концепция: «объект, состоящий по крайней мере из двух элементов, каждый из элементов системы связан с каждым другим элементом, прямо или косвенно. Ни одно подмножество элементов не является не связанным к любому другому подмножеству» (Ackoff, 1971, p. 662). GenAI состоит из множества взаимосвязанных

компонентов. Если рассматривать трансформаторный LLM, то существуют кодирующий и декодирующий LLM для процесса входной и выходной системной логики.

Концептуализация GenAI как системы требует: 1) анализа ключевых свойств систем, таких как эмерджентность; и 2) изучения того, как эта технология может стать компонентом более широких систем, особенно социотехнических. Системы имеют два вида свойств (Bunge, 1979, 2018): свойства частей (так называемые наследственные) и свойства самих систем (так называемые эмерджентные). Например, масса автомобиля - это наследственное свойство, сумма масс его компонентов. В контексте ИИ компонентами нейронной сети являются соединенные узлы. Наследственное свойство - это коэффициент связи между узлами. Кроме того, системы обладают *эмерджентными свойствами*, которые являются свойствами всей системы, а не любого из ее компонентов (Bedau & Humphreys, 2008). Эти свойства появляются, когда компоненты становятся частью целого и начинают взаимодействовать друг с другом определенным образом. Поскольку ни один компонент не обладает эмерджентным свойством, эмерджентные свойства часто не могут быть получены из знания свойств компонентов. Например, сплочённость - это эмерджентное свойство политической партии; ни один член партии не обладает этим свойством. Это свойство зависит не только от убеждений и поведения отдельных членов (а также от внешних факторов), но и от истории, динамики и взаимодействия среди его членов. Сходным образом, Прозрачность — это эмерджентное свойство всей нейронной сети. Хотя отдельные компоненты нейронной сети могут быть понятны человеку, когда эти компоненты собираются вместе, им может не хватать прозрачности. Аналогичным образом, человекоподобные результаты ChatGPT являются следствием специфической коннекционистской архитектуры и архитектуры естественного языка GenAI, которые, если их разделить и использовать отдельно, не смогут выдать аналогичные результаты (Mei et al., 2024).

Эмерджентные свойства также определяют эмерджентное поведение систем, аналогичное роевому поведению косяка рыб. Поскольку эмерджентное поведение формируется неуловимыми эмерджентными свойствами, эмерджентные системы формируются своими эмерджентными свойствами, а значит, и своим поведением. Эмерджентность приводит к качественной и, возможно, онтологической новизне (Bedau & Humphreys, 2008). Эмерджентность в системах создает новые реальности, которые не существуют на уровне их компонентов. Системы на основе ИИ часто обладают подобными свойствами. Например, GAN в GenAI, основанная на концепции естественной мимикрии, может генерировать изображения, которые считаются новыми. В общем, чем *сложнее* система, тем сложнее понять и предсказать ее поведение. Теория систем понимает сложность как воспринимаемую и действительную. Воспринимаемая сложность — это интерпретация и концептуализация человеком системы как сложной (Li & Wieringa, 2000 ; Schlindwein & Ison, 2004). Восприятие сложности частично и положительно зависит от фактической сложности. Фактическая сложность может быть понята как количество компонентов-частей, а также способ, которым эти части структурированы и взаимодействуют друг с другом (Lukyanenko et al., 2022b).

В дополнение к общим системным понятиям к отдельным типам систем (например, целенаправленным, адаптивным, органическим, искусственным, самоорганизующимся, саморефлексивным, конкретным, концептуальным) применяются специфические соображения (Ackoff & Emery, 2005). Выделение этих различий позволяет глубже понять GenAI. Далее мы отмечаем различие между конкретными и концептуальными системами. Конкретные системы — это системы, состоящие из материальных (например, физических) компонентов (Bunge, 1996).

Конкретные системы могут напрямую взаимодействовать с другими системами и изменяться, поскольку их материальные компоненты содержат энергию, которая может реагировать на изменения и вызывать их. Компьютеры и люди — это конкретные системы. Организации, которые являются социальными системами, также являются конкретными, поскольку они состоят из конкретных компонентов — людей и их артефактов (Luhmann, 1995).

Концептуальные системы — это абстрактные идеи, связанные в уме конкретной системы (например, человека) посредством ментальных правил, таких как логика (Bunge, 1996). Конкретные системы могут напрямую взаимодействовать с другими системами и изменяться, поскольку их материальные компоненты уносят энергию, которая может реагировать на изменения и вызывать их. Организации, являющиеся социальными системами, также являются конкретными, поскольку состоят из конкретных компонентов - людей и их артефактов (Luhmann, 1995).

Другим важным типом системы является *адаптивная* система. В отличие от жестко запрограммированных или жестких систем, адаптивные системы способны реагировать на изменения окружающей среды путем перенастройки своих внутренних состояний. Подмножеством таких систем являются сложные адаптивные системы, определяемые как «системы, состоящие из взаимодействующих агентов, описываемых в терминах правил. Агенты адаптируются, изменяя свои правила по мере накопления опыта» (Holland, 1992, p. 10). К сложным адаптивным системам относятся природные организмы и искусственные системы, такие как сложные машины, в том числе основанные на ИИ. Такие системы обычно опираются на петли обратной связи, в которых выходы системы становятся ее входами, а значит, могут изменять или усиливать ее поведение.

Важным следствием адаптивности является повышение сложности. Целью процесса GenAI является получение новых, сложных и самодостаточных результатов, в отличие от традиционного машинного обучения, которое фокусируется в основном на изучении границ принятия решений на основе паттернов, извлеченных из данных (Walters & Murcko, 2020).

Существует глубокая качественная разница между GenAI и традиционным, дискриминационным типом системы. Традиционные технологии ИИ по своей сути являются моделями принятия решений, математическими структурами, которые стремятся связать входные и выходные данные относительно простым способом. Несмотря на непрозрачность и сложность, принципы их работы напоминают работу измерительной ленты или калькулятора. Часто пространство решений или выходов ограничено, что делает их ориентированными на решение конкретных задач, поэтому они считаются узким ИИ. В отличие от этого, GenAI, который также основан на миллиардах итераций обучения и выражается в виде сложных математических структур, определяет выход гораздо менее простым способом. Вместо правил, связывающих входные данные с выходными, GenAI представляет собой набор параметров, которые направляют разработку самодостаточного выходного результата на основе входного запроса. Полезная аналогия - системы естественного языка.

В лингвистике преобладает мнение, что естественные языки управляются универсальной грамматикой (УГ) - инстинктивными принципами, которые проявляются, когда говорящий изучает конкретный язык и использует его (Chomsky, 1986). Во многом так же, как естественный язык и другие генеративные системы (например, система счисления), GenAI может производить потенциально неограниченное количество выходных данных, основанных на

аналогичных входных данных (при общем предположении, что параметр *температуры* выше нуля). Хотя эти выходные данные в конечном итоге основаны на данных, новизна заключается в новых связях и преобразовании этих данных. Учитывая чрезвычайно большой набор параметров и источников данных, практически невозможно предсказать все возможные способы, которыми GenAI может связать входные данные с выходными данными. Хотя сравнение таких инструментов, как ChatGPT, с человеческим творчеством остается спорным, GenAI обещает значительно более высокий уровень новизны выходных данных по сравнению с большинством других форм ИИ.

Хотя это может означать, что полностью контролировать GenAI невозможно, теория систем и лингвистическая теория предлагают идеи о том, как потенциально предсказывать и управлять этими типами технологий. В частности, важны принципы и параметры GenAI. Лингвистические структуры языка изучаются системой, сопоставляются с другим языком или изображениями и в конечном итоге применяются для различных задач; например, текстовая инструкция для генерации скрипта Python. Благодаря своей генеративной способности системы ИИ, такие как ChatGPT, демонстрируют гораздо большую сложность, чем традиционные системы машинного обучения (Bender et al., 2021). Эти системы также способны связывать и объединять типы данных, выходящие за рамки текста (например, изображение и речь), и, как следствие, должны иметь значительно большее количество эмерджентных свойств, что приводит к разнообразию эмерджентного поведения. Согласно теории систем, способность систем ИИ предсказывать поведение (связь входов и выходов) в генеративных системах значительно снижена по сравнению с традиционными системами машинного обучения.

Теория систем позволяет получить другие важные сведения о генеративных системах. GenAI не только сама по себе является системой, но и его входы и выходы часто являются системами (а не просто компонентами системы). Например, системы преобразования текста в изображение, такие как DALL-E, объединяют LLM и модели диффузии. Первая строит понимание изображений, связанных с входными текстами, а вторая использует вероятностную модель для синтеза изображений, похожих на входные тексты. Ранее эти две модели применялись независимо друг от друга в системах, ориентированных на решение соответствующих задач. Предыдущие поколения ИИ работали только с системными компонентами в качестве входов и выходов. Типичная модель машинного обучения принимала входы определенного предопределенного формата (контролируемого внешним пользовательским интерфейсом) и генерировала выходы, которые, строго говоря, не были пригодны для использования сами по себе, но требовали интерпретации и интеграции в более крупные (концептуальные или конкретные) системы. Например, модель машинного обучения может генерировать кредитный риск для клиента, основываясь на заранее определенном векторе признаков, соответствующих параметрам конкретного клиента. Однако результаты, такие как $< 353, 0,8 >$, должны быть интерпретированы и интегрированы в более крупную концептуальную систему.

Генеративный ИИ, однако, может воспринимать и генерировать как системы-компоненты, так и системы сами по себе. Действительно, когда ChatGPT пишет эссе, создает скрипт на Python или отвечает на вопрос; когда DALL-E или MidJourney рисует изображение; или когда MusicLM создает музыку, результатом является отдельная концептуальная система. Для использования этой системы больше не нужно встраивать ее в другую систему. Ее можно использовать напрямую, например, для прослушивания музыки, просмотра изображений или отправки эссе в качестве классного задания (что, конечно, ставит фундаментальные этические и

педагогические вопросы). Наконец, способность производить столь широкий спектр продуктов, как систем-компонентов, так и систем самих по себе, позволяет значительно разнообразить использование GenAI в организациях. Как и предыдущий искусственный интеллект, GenAI может быть встроен в другие технологии, используя выходные данные своих компонентов для получения более широкой согласованной системы. Например, существующая система поддержки принятия решений в организации может консультироваться с GenAI для решения некоторых задач и представить пользователю результат, частично основанный на ответах технологии GenAI. Кроме того, GenAI может быть более непосредственно интегрирован в организационные структуры, поскольку он создает автономные концептуальные системы. Например, сотрудники организации могут использовать эту технологию для подготовки отчетов, написания эссе или проведения обзора области. Учитывая эти разнообразные возможности, важным вопросом является то, как правильно использовать эту системную универсальность GenAI. Основываясь на теории систем и лингвистике, изложенных выше, мы предполагаем, что GenAI обладает тремя генеративными свойствами, которые отличают его от технологий машинного обучения и искусственного интеллекта прошлого.

- **Сильная эмерджентность.** В то время как предыдущие системы ИИ могли обладать эмерджентными свойствами, GenAI обладает особенно значительной способностью вести себя таким образом, который не выводится напрямую из свойств ее компонентов и очень далек от них. Это связано с тем, что результаты работы GenAI являются результатом преобразования подсказок в сочетании с комплексными знаниями системы GenAI. Сильная эмерджентность может иметь как положительные (например, способность генерировать креативный контент), так и отрицательные последствия (например, сложность контроля над GenAI и уверенность в том, что он не навредит или не поставит в невыгодное положение людей).
- **Генеративная новизна.** Генеративная новизна коренится в сильной эмерджентности. Генеративный ИИ способен производить как ожидаемые, так и неожиданные результаты на основе заданных входных данных. Результаты являются продуктами миллиардов параметров, настроенных в течение миллиардов итераций на больших обучающих данных. Хотя эти результаты в конечном итоге основаны на обучающих данных, новизна заключается в новых способах преобразования данных и выявлении невидимых закономерностей.
- **Системные входы и выходы.** Генеративный ИИ способен принимать и производить связанные, самостоятельные выходы (такие как самостоятельные ответы, эссе, изображения, анимацию, музыку). Фактически, GenAI производит самостоятельные концептуальные системы (в отличие от фрагментов правил принятия решений) вместе с компонентами системы. То есть, системы как выходы отображаются из входов системы на основе сложных алгоритмов преобразования.

Эти три свойства открывают новые возможности для взаимодействия человека и компьютера. Их организационные эффекты изменяют возможности для исследований ИС способами, беспрецедентными в истории информационных систем.

Социотехническая перспектива

Исследования в области информационных систем в значительной степени сосредоточены на социотехнических вопросах, где технические компоненты рассматриваются в контексте более широких социальных систем (Sarker et al., 2019). Поскольку социотехническая перспектива в

основе своей берет начало в теории систем, которую мы использовали для понимания природы GenAI, целесообразно рассматривать GenAI с социотехнической точки зрения. На рисунке 3 представлена схема GenAI как социотехнической системы. Поскольку она основана на системной перспективе и следует социотехнической перспективе, мы предполагаем, что исследования в области ИС должны рассматривать технические свойства технологии GenAI в контексте других систем, организаций, людей и процессов. В частности, такие отличительные основополагающие свойства GenAI, как сильная эмерджентность, генеративная новизна и системные входы и выходы, создают новые проблемы и возможности для исследования разработки, использования и влияния этой технологии в организационном и общественном контекстах. Такие исследования позволяют пользователям информационных систем использовать обширные существующие знания об организациях и системах и интегрировать эти знания с новыми основами GenAI. Например, благодаря обширным исследованиям информационных систем в области электронной коммерции и персонализации, интеграция GenAI в платформы электронной коммерции (например, в поисковую систему Bing) создает возможности для изучения: роли генеративного искусственного интеллекта в принятии пользователями; доверия к технологиям электронной коммерции; способности облегчить торговлю и обмен информацией. Благодаря трем принципиально новым свойствам GenAI (см. рис. 3), эта технология может быть по-новому соединена с более широкими системами. Это может привести к появлению исследовательских возможностей для изучения пересечения технических аспектов GenAI и того, как эти возможности успешно или неуспешно поддерживают, дополняют и улучшают системы, частью которых они становятся или с которыми взаимодействуют.

Социотехническая система, основанная на GenAI, должна вести себя в соответствии с человеческими ценностями (согласование ИИ) (Hagendorff & Fabi, 2022). Чтобы представить эти ценности в системе ИИ, люди часто участвуют в тонкой настройке LLM с использованием обучения с подкреплением на основе обратной связи с человеком (RLHF). Исследователи в области информационных систем должны учитывать более широкое присутствие системы, включая граничные условия, которые определяют его присутствие и влияние в контексте отдельного человека, организации или общества.

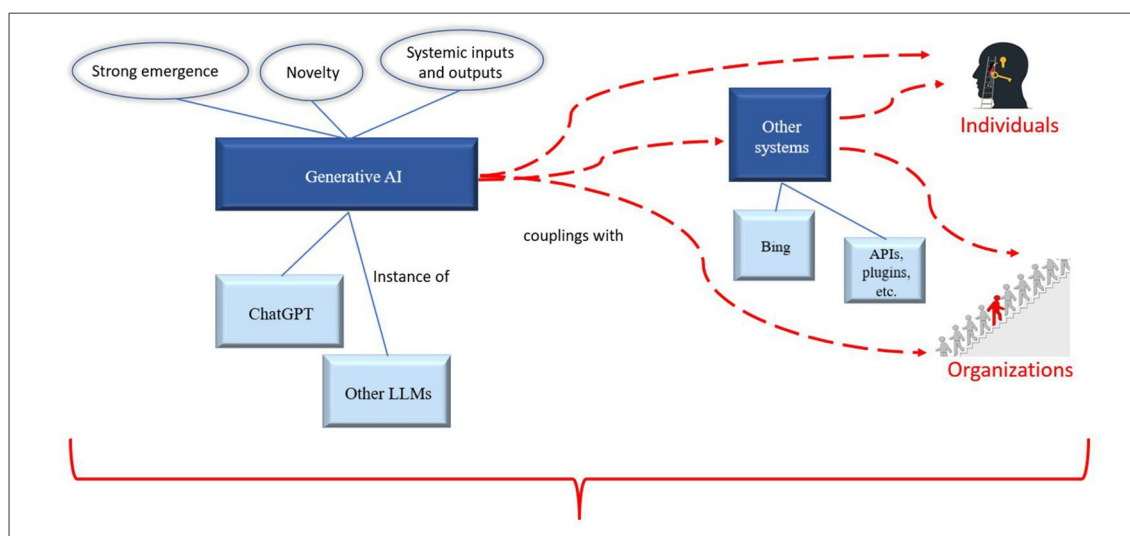


Рис. 3 Структура генеративного ИИ как социотехнической системы

Принимая социотехническую перспективу, мы предполагаем, что существуют широкие последствия того, как GenAI может трансформировать организации и общество. Первое - это влияние на приложения, которые значительно повысят производительность труда людей и организаций. Поскольку развитие технологий GenAI приводит к появлению новых возможностей, это будет способствовать разработке творческих и инновационных решений. Во-вторых, система GenAI будет способствовать более тесным взаимоотношениям между людьми и системами, охватывающим как личное, так и деловое пространство. Это приводит к исследовательским проблемам, сосредоточенным на сотрудничестве человека и ИИ. В-третьих, универсальный характер GenAI создает множество неопределенностей, некоторые из которых могут предоставить новые возможности, но также представлять угрозы для отдельных лиц, организаций или общества, что мы считаем темной стороной GenAI. Таким образом, системы генеративного ИИ требуют *новой парадигмы проектирования*. Потенциальные темы проектирования систем с GenAI включают в себя общественные проблемы, связанные с автоматизацией рабочих мест и вытеснением людей, что может привести к необходимости приобретения новых навыков и переобучения.

Возможности для исследований в области информационных систем

В этом разделе предлагаются темы и направления исследований для будущих исследований GenAI для информационных систем и смежных дисциплин. Они строятся на социотехнических теоретических основах, которые отдают приоритет пересечению технических свойств GenAI и его социальных сущностей (индивидов, организаций, общества).

Производительность и влияние

Потенциально GenAI может существенно повысить индивидуальную и организационную производительность, что приведет к сбоям во многих отраслях. Исследователи ИС имеют большой опыт изучения такого влияния новых технологий.

Повышение производительности и автоматизация задач. Алгоритмы машинного обучения автоматизируют задачи классификации и прогнозирования данных, позволяя более эффективно обрабатывать и анализировать данные. Автоматизация роботизированных процессов может автоматизировать рутинные бизнес-процессы, такие как извлечение и интеграция данных. Поскольку GenAI может обрабатывать язык, он может автоматизировать более широкий спектр задач, что приводит к новым вариантам использования. Например, ChatGPT влияет на рекламу из-за того, насколько хорошо он может подготавливать маркетинговые и рекламные сообщения.¹ Системы искусственного интеллекта могут освободить людей для более продуктивной и творческой деятельности. Это может привести к повышению эффективности, ускорению принятия решений и росту общей производительности. Исследователи ИС традиционно стремятся количественно оценить ценность технологий в различных условиях (Chang & Gurbaxani, 2012). Аналогичным образом необходимо оценить ценность GenAI в более широком бизнес-контексте.

¹ <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2023/01/17/how-will-chatgpt-affect-your-job-if-you-work-in-advertising-and-marketing/>

Трансформация персонала и организаций. Принятие GenAI может потребовать трансформации рабочей силы (Alavi, 2024; Alavi et al., 2024). Некоторые рабочие роли и даже профессии могут устареть или потерять актуальность, а новые роли и навыки станут востребованными. Например, для признания ценности ИИ могут потребоваться организационные изменения (Reis et al., 2020). Роль, которую играет высшее руководство в организации, также представляет интерес для исследователей. Способность GenAI автоматизировать и оптимизировать бизнес-процессы способна произвести революцию в бизнесе. Использование машинного обучения и обработки естественного языка может рационализировать операции и процесс принятия решений (Kanbach et al., 2023). Поэтому исследователи ИС должны продолжать заниматься вопросами, связанными с принятием технологий в организациях.

Последствия для управления и политики. Учитывая разрушительный потенциал GenAI, правила взаимодействия с новой технологией могут измениться. Существует много вопросов, характерных для ИС, таких как определение модели управления новой технологией, которая может обладать совершенно другими характеристиками, чем характеристики традиционных систем. Это может повлиять на стратегические ориентации организации по управлению системами, управляемыми ИИ. В том числе возможности для исследований, включающие сценарии использования, привлечение заинтересованных сторон и подходы к управлению рисками. Механизмы управления и политики неизменно влияют на эффективность работы организации (Wu et al., 2015). Более того, ученые в области ИС внесли свой вклад в понимание взаимодействия этих механизмов в процессе использования системы при наличии внутренних и внешних организационных факторов (Xue et al., 2021). Для изучения влияния систем, созданных при поддержке GenAI, на организационную гибкость и стратегию требуются значительные исследования. Расширенные возможности пользователей и ИТ-отделов, поддерживаемых GenAI, должны быть в состоянии разрабатывать и поддерживать информационные технологии более быстрыми темпами, чем в прошлом. В связи с этим возникает вопрос о том, какие организационные возможности необходимы для того, чтобы соответствовать ожидаемому росту адаптации и эволюции информационных систем. Ученые в области ИС могут сотрудничать с бизнес-сообществом для согласования ИТ-стратегий, организационной гибкости, гибких организационных процедур и процессов (Feldman & Pentland, 2003).

Сотрудничество человека и машины

Сотрудничество человека и ИИ приводит к появлению новых исследовательских вопросов, связанных со справедливостью, непредвиденными последствиями и правилами сотрудничества человека и машины. Хотя сотрудничество человека и ИИ изучается многими академическими дисциплинами, информационные системы обладают естественной способностью и обязанностью содействовать прогрессу в таких областях, как проектирование человеко-машинных систем; поведение человека и ИИ; экономические проблемы предприятий и обществ, использующих ИИ; организационные проблемы компаний, интенсивно использующих ИИ. Примерные темы сотрудничества человека и ИИ могут включать следующее:

Управление человеком и ИИ. Системы генеративного ИИ могут способствовать тому, что человек будет делегировать полномочия, а системы будут играть роль сторонников или помощников. Хотя гипотеза о подобной смене ролей выдвигалась и ранее (Demetis & Lee, 2018), GenAI значительно расширяет ее рамки и масштабы. Мы должны определить и объяснить обязанности ИИ и человека в сотрудничестве, включая ответственность за выполнение задач,

делегирующие и оценивающие эффективность. По мере развития систем они также могут нести вне владельца планы (или повестки дня). В отличие от прежних рекомендательных систем, в новых системах ИИ акцент может быть сделан на попытке изменить то, что нравится людям, и дать соответствующую рекомендацию. Контексты, вовлеченность пользователей, рекомендательные системы и принятие систем часто рассматриваются отдельно, но от исследователей теперь потребуется более комплексное рассмотрение.

Интерфейс «человек - ИИ». Для пользователя возникающие проблемы, такие как разработка подсказок, являются проблемами, связанными с интерфейсом (Zamfirescu-Pereira et al., 2023). Традиционно задачи проектирования интерфейсов сводятся к тому, чтобы облегчить работу человека. Это может быть достигнуто путем структурирования интерфейсов на основе заранее определенных вариантов или гибкого формата (Lukyanenko et al., 2019). Сделать выбор из существующего списка гораздо проще, чем набрать текст. Будущие исследования могут изучить подходы к проектированию систем GenAI, которые подчеркивают более открытый, гибкий и динамичный процесс коммуникации между человеком и системой. Однако эти коммуникационные процессы зависят от того, как формируется LLM, что непрозрачно для пользователей. Несмотря на то, что для обучения используется текст, который может отражать человеческие ценности, оперативная коммуникация не имеет того же процесса общения, что и у людей. Например, системам искусственного интеллекта часто требуется более конкретная контекстная информация для точного ответа, поскольку они не обладают такими же способностями к рассуждению, как человек. Исследования в области разработки подсказок могут быть направлены на определение наилучших подходов к вводу информации, которая может быть использована в системах для более эффективного взаимодействия с человеком (Yao et al., 2023).

Конфигурация человек-ИИ. Исследователи информационных систем имеют богатый опыт анализа и проектирования бизнес-процессов в прошлом, что привело к различным моделям проектирования рабочих процессов (Stohr & Zhao, 2001). В эпоху GenAI моделирование процессов должно будет учитывать все более широкое использование агентов ИИ вместо людей, называемое конфигурацией человек-ИИ (Berente et al., 2021). Это потребует разработки теорий и принципов проектирования систем, основанных на понимании поведения человека и ИИ в совместной среде, где агенты люди и ИИ делятся информацией и обязанностями в соответствии с новыми правилами, регулирующими действующих агентов-людей и других людей, ответственных за разработку и управление агентами ИИ (Park et al., 2019). Возникнет новая область исследований и разработок с интересными и сложными проблемами. Вполне вероятно, что для создания конфигурации «человек - ИИ» потребуются междисциплинарные знания из различных областей, таких как искусственный интеллект, информационные системы, информатика, разработка программного обеспечения, промышленная инженерия, управление и экономика, а также право.

Принципы проектирования систем человек-ИИ. Изучение взаимодействия человека и ИИ, вероятно, приведет к теориям и рекомендациям, которые будут играть важную роль в анализе и проектировании систем с интенсивным использованием ИИ в бизнесе (Fügener et al., 2021). Будет существовать множество аспектов проектирования, выходящих за рамки конфигурации человек-ИИ. В связи с этим потребуются принципы проектирования, разработки и применения систем «человек - ИИ», которые будут способствовать подготовке новых специалистов в области смежных дисциплин, разработке и внедрению ИИ-интенсивных систем в бизнес, а также созданию новой отрасли в ИТ-секторе. Эти принципы проектирования требуют новых

теорий поведения человека в присутствии агентов ИИ, поскольку преимущества и ограничения, связанные с внедрением агентов ИИ, будут оказывать влияние на решения человека в системах «человек - ИИ» (Wang et al., 2019). В результате могут появиться такие темы исследований, как: смешанное поведение при сотрудничестве человека и ИИ; вознаграждение и риск при принятии решений в системах человек-ИИ; управление процессами при сотрудничестве человека-ИИ. Таким образом, появление новых приложений в бизнесе приводит к повышению внимания к исследовательской области сотрудничества человека и ИИ (Sowa et al., 2021).

Темная сторона генеративного ИИ

На протяжении всего развития информационных систем исследователи и практики выражали беспокойство по поводу непредвиденных последствий использования систем GenAI (Tarafdar et al., 2014). Принято считать, что технология нейтральна и ее влияние определяется тем, как пользователи ее используют (Yue et al., 2019). Однако генеративный ИИ - это очень адаптируемая технология. Для людей, преследующих коварные цели, GenAI открывает множество возможностей для преступной деятельности.

Нарушение прав интеллектуальной собственности. Потенциал нарушения прав интеллектуальной собственности представляет собой серьезную проблему. Технология способна генерировать новый контент на основе защищенных от копирования данных. Например, она быстро создает музыку, имитирующую стиль артистов, а также голосовые каверы, точно имитирующие их голоса. Это касается людей-художников, чей артистический талант может быть «клонирован» или украден, что помешает им монетизировать свои работы (Yeshchenko et al., 2019).

Дезинформация и Deepfakes. Создание ложной цифровой информации, такой как изображения, видео и голос, которые кажутся подлинными, но на самом деле являются поддельными, вызывает беспокойство. Эти deepfakes могут быть использованы для дезинформации или в мошеннических целях злонамеренными субъектами (French et al., 2024). Это обуславливает необходимость надзора, принятия корректирующих мер и управления (French et al., 2024). Подобно влиянию технологии электронной почты на распространение СПАМа, демократизация GenAI технологии снизила барьер для создания глубоких подделок, что привело к обилию контента, затрудняющего дифференциацию подлинной и фальшивой информации (Haidt&Schmidt, 2023).

Эмоциональная манипуляция и обман. Программы могут выдавать ответы, которые кажутся человеческими и даже могут быть ошибочно приняты за проявление личности, что может влиять на более продвинутые формы общения. Например, технология может быть разработана для удержания людей на веб-сайтах и поощрения их к покупке чего-либо, рекомендуя продукты или услуги на основе того, что людям может понравиться или в чем они нуждаются. Этот сценарий предполагался в предыдущих исследованиях ИИ (Qiu & Benbasat, 2010). Однако интуитивность и человекоподобные ответы GenAI могут дать людям обманчивое чувство эмоций, присутствия и сознания, что может привести к более глубоким эмоциональным связям и позволить GenAI манипулировать и обманывать. Могут возникнуть проблемы, связанные с тем, готовы ли несовершеннолетние эмоционально к использованию этих инструментов (Kelly, 2023).

Галлюцинации и предубеждения. Несмотря на впечатляющие возможности, GenAI страдает от ряда дополнительных недостатков и ограничений. В частности, особенно сложной проблемой для преодоления были названы предвзятость и галлюцинации. Проблема «галлюцинаций» для больших языковых моделей (Ji et al., 2023) означает, что GenAI имеет тенденцию генерировать нелепые результаты на основе заданных входных данных. Связанные с этим проблемы усугубляют существующие искажения. Было показано, что такие инструменты, как ChatGPT, демонстрируют целый ряд подобных предубеждений, включая политические, моральные и культурные (Motoki et al., 2024). Так, современные GenAI, похоже, предвзято относятся к демократам в США, Луле де Сильве в Бразилии и Лейбористской партии в Великобритании (Motoki et al., 2024). Если не принять меры, такие предубеждения могут привести к принятию ошибочных решений на основе этих инструментов и подорвать доверие к конкретным инструментам GenAI, их поставщикам или всей индустрии искусственного интеллекта. Несмотря на впечатляющую производительность, GenAI не обладает человеческой способностью понимать значение своих входных данных (например, подсказок ChatGPT) и выходных данных (например, эссе, написанное в ответ на подсказку). Генеративный ИИ опирается на статистические вероятности совпадения слов и, в более общем смысле, шаблонов, независимо от их значения в реальном мире (Bender et al., 2021). Большие языковые модели основаны на вероятности того, что конкретное слово или предложение (или, в более общем случае, лексема) подходит для определенного контекста. В отличие от людей, которые импортировали опыт, инструменты принципиально не способны соотносить эти маркеры с человеческими чувствами, мыслями и телесными переживаниями. В результате могут появиться потенциально опасные рекомендации, поскольку технология не способна понять человеческий контекст этих рекомендаций (Storey et al., 2022).

Социотехническая основа нашей статьи предлагает перспективу исследования проблемы галлюцинаций и предубеждений. С одной стороны, исследователи в области науки дизайна могут внести вклад в мероприятия, которые смягчают эти предубеждения, проводя технические исследования. Например, специалисты по управлению данными могут исследовать способы оценки предубеждений в существующих данных и разрабатывать способы получения дополнительных данных, чтобы сделать их более репрезентативными. Специалисты по машинному обучению могут внести вклад, разработав алгоритмы для обработки предубеждений в данных с помощью статистических методов и дополнительной обработки. С другой стороны, исследователи должны изучить влияние галлюцинаций и предубеждений на то, как GenAI используется людьми и интегрируется в организационную рутину. Например, важной исследовательской возможностью является понимание граничных условий для использования GenAI в критически важных задачах. Аналогично, важный исследовательский вопрос - как смягчить некоторые из этих предубеждений, используя дополнительные, вспомогательные технологии, которые могут быть свободны от галлюцинаций и предубеждений (например, проверенные базы данных знаний).

Использование энергии и воздействие на окружающую среду. Другая проблема заключается в том, что инструменты GenAI требуют большого количества ресурсов (энергии). Машинное обучение оказывает огромное влияние на окружающую среду (Wu et al., 2022): затраты на обучение ChatGPT-3 составили около 936 МВт-ч, что достаточно для питания около 100 домов в течение года/ Ученые, изучающие информационные системы, могут исследовать предвзятость, которая может быть вызвана использованием данных, не отражающих реальность или систематически искажающих ее, или неправильным обучением работе с данными, что может внести дополнительные или исследовать технические решения проблемы воздействия энергии,

разрабатывая алгоритмы, которые минимизируют использование энергии. В то же время одной из основных исследовательских возможностей является понимание полного, немедленного и отложенного воздействия широкого использования этих технологий на окружающую среду.

Прозрачность. Как уже говорилось, GenAI оказывается значительно менее прозрачным, чем традиционные подходы ИИ, основанные на символьных моделях. Большие языковые модели содержат миллиарды параметров, что делает невозможным для человека полностью понять, как они принимают решения (Bender et al., 2021). Прозрачность ИИ долгое время была основным препятствием для доверия и организационного принятия технологии ИИ (Bedeau & Fritzsche, 2022). Невероятно сложно понять логику, лежащую в основе LLM, что вызывает серьезные опасения относительно потенциально необнаруженных предубеждений, доверия и зависимости от этих систем, особенно в чувствительных приложениях (Kaneko & Baldwin, 2024). Важной исследовательской задачей является изучение того, насколько небезопасно полагаться на такие принципиально непрозрачные модели, особенно в конкретных сценариях. Быстрое внедрение технологий ИИ в общество может привести к трансформации или исчезновению отраслей и профессий, что вызовет кадровые перебои. Необходимо понимать потенциальные последствия, чтобы гарантировать, что во многом непрозрачные технологии ИИ соответствуют человеческим ценностям и интересам.

Проектирование систем с помощью генеративного ИИ

Информационные системы были созданы для повышения эффективности и результативности организации за счет увеличения производительности и автоматизации процессов в различных организационных функциях (Zuboff, 1988). Генеративный ИИ, несомненно, ускорит эту тенденцию. Более того, эта новая технология укрепляет облачную парадигму, которая способствует сотрудничеству и интеграции ИТ-операций и услуг (Rajput, 2023; Seseri, 2023). Генеративный ИИ применяется при разработке информационных систем для решения таких задач, как написание программного кода (например, Python, JavaScript, HTML или VBA) и создание цифровых артефактов или компонентов информационных систем (например, видео, изображений) (Gewitz, 2023).

Разработка информационных систем. Задача — переосмысление роли пользователей как разработчиков. Способность GenAI для разработки систем поднимает фундаментальные вопросы о процессе разработки информационных систем. Переопределенная природа и роль конечных пользователей как разработчиков, вероятно, ускорит уже существующую тенденцию, когда не-ИТ-специалисты значительно увеличивают свое участие в разработке ИТ (Legner et al., 2017). Новый тип пользователей «пользователи, наделенные полномочиями», относится к разнообразной и гетерогенной группе не ИТ-специалистов, которые мотивированы проявлять самостоятельную инициативу и действовать для осуществления желаемых изменений с помощью информационных технологий. Сотрудники организаций, не являющиеся ИТ-специалистами, все чаще внедряют собственные решения, такие как обходные пути для существующих систем (Alter, 2015) и совершенно новые решения, особенно в таких областях, как аналитика (Khatrı & Samuel, 2019). Расширение прав и возможностей пользователей происходит не только в пределах бизнес организаций, но также в обществе в целом, поскольку люди используют возможности GenAI для разработки веб-сайтов, приложений и цифровых медиа. Такое развитие «снизу вверх», осуществляемое пользователями с широкими возможностями, ставит под сомнение отношения между ИТ и пользователями (Chua & Storey, 2016), что приводит к появлению новых направлений исследований, посвященных тому, как наилучшим образом поддерживать таких пользователей.

Внедрение генеративных систем. Модель разработки переносит традиционный бизнес-процесс, ориентированный на человека, на процесс «человек в контуре». Таким образом, появляются исследовательские возможности для переопределения роли человека и системы в бизнес-процессе. Генеративный ИИ придает новый импульс идее о том, что человек становится артефактом, формируемым ИТ (Demetis & Lee, 2018). Системы по своей природе являются многомодельными, что ближе к тому, как работают люди.

Существует множество возможностей для исследований в области представления знаний при синхронизации текста, изображений, видео и звука в зависимости от бизнес-задач. Преобразование различных форм данных в знания становится возможным благодаря системам GenAI, но требует новых идей о том, как предприятиям соединить собственные данные с новой технологией. Другой вопрос - граничные условия разработки систем с поддержкой GenAI. Некоторые отрасли, такие как производство, строительство и индустрия развлечений, уже стали пользователями автоматизированной разработки систем (Seidel et al., 2018). Важной возможностью является понимание того, для каких настроек и отраслей разработка с поддержкой GenAI может быть эффективной, а где она может привести к чистым отрицательным результатам. Например, автоматизация проектирования с помощью GenAI может представлять повышенный риск в критически важных и высокочувствительных средах, а также в гетерогенных средах. Важный вопрос проектирования заключается в том, как использовать возможности GenAI в таких условиях, обеспечивая при этом безопасность, комфорт и благополучие тех, кто подвергается воздействию этих разработок. Одним из решений может стать более активное вовлечение человека в процесс и его участие в этом процессе.

Интеграция данных и технологий. Быстрый взрыв данных из множества разнородных источников представляет собой значительную проблему. Традиционно интеграция данных фокусировалась на сопоставлении данных из хорошо структурированных источников (например, сопоставление схем баз (Batini et al., 1986)). Однако этот подход имеет ограничения в обеспечении полноты и точности ответов. Объединение разнородных источников из разных доменов с разным уровнем качества требует интеграции дополнительных методов и технологий для точной настройки работы систем ИИ. Перспективным подходом является создание дополненного поиска (Retrieval augmented generation, RAG), позволяющего снабдить LLM дополнительными знаниями о конкретном домене для повышения производительности (Ke et al., 2024). Аналогично, контекстное обучение (ICL) предоставляет LLM соответствующие примеры и инструкции через подсказки. Такой подход создает цепочку размышлений во время генерации ответа, что приводит к способности системы согласованно использовать информацию и знания, полученные в режиме реального времени (Tang et al., 2023). Исследователи информационных систем должны сосредоточиться на вопросах, связанных с изучением того, как наиболее эффективно внедрить эти дополняющие методы в производство знаний и управление ими в организационном контексте. Сюда можно отнести темы, связанные с использованием традиционных для информационных систем подходов к фиксации структурированных знаний о предметной области, например, с помощью концептуальных моделей. Представление знаний является фундаментальной и традиционной частью исследований в области информационных систем (Burton-Jones et al., 2017; Recker et al., 2021), поэтому сообщество ИС имеет все возможности для поддержки RAG, ICL и других подобных инициатив.

Еще одна возможность для исследований - поддержка больших языковых моделей внешними системами, которые предоставляют специфические возможности, которых LLM в настоящее время не хватает. Исследователи и компании по всему миру быстро реагируют на возможность

расширить ядро больших языковых моделей за счет дополнительных возможностей. Например, *Lyu et al. (2023)* предлагают использовать внешние решатели для математических и рассуждающих задач. Популярные инструменты, а также проекты разработки включают системы, которые поддерживают формулировку запросов, особенно допуская черпание из персонализированных источников, таких как корпоративные базы данных. Другие инструменты предлагают надежные расчеты (например, основанный на *WolframAlpha API*), и визуализации данных (*Zhuang et al., 2023*). Появляются инструменты, которые интегрируют LLM с внешними системами знаний и платформами (например, туристические веб-сайты, позволяющие создавать сложные маршруты на основе высоко персонализированных сценариев) (*Zhang et др., 2024a, б*). Перспективные исследовательские вопросы для ученых, занимающихся информационными системами, включают выявление и изучение возможностей интеграции LLM с другими, дополняющими друг друга системами ИС. Интеграция информационных систем является важной темой в области ИС, например, в контексте планирования ресурсов предприятия и социальных сетей. Еще одна возможность - разработка новых инструментов, улучшающих LLM, с использованием ярких традиций ИС, основанных на науке.

Одним из новых направлений ИИ являются большие модели действий (LAM), которые стремятся объединить знания, полученные с помощью LLM, с возможностями автономных агентов, позволяющими осуществлять интеллектуальные действия (*Zhang et al., 2024a, б*). Это позволит, например, напрямую бронировать отпуск на основе сложного маршрута, созданного с использованием LLM. Помимо изучения потенциальных преимуществ LAM и разработки систем LAM, предоставление прямой автономии LLM открывает множество вопросов, связанных с процессом, экономикой, доверием и этикой делегирования полномочий ИИ.

Наконец, генеративный ИИ продвигает теорию развития информационных систем, открывая новый вид информационных систем: метаинформационные системы. Это системы могут взять на себя большую роль в разработке и мониторинге ИТ, создании и обслуживании другой информации. Действительно, GenAI уже имеет способности, которые важны при разработке информационных систем; например, способность анализировать и структурировать текстовые документы. Таким образом, эти инструменты могут быть использованы для дополнения и потенциальной автоматизации процесса выявления и анализа требований. Способность создавать схемы баз данных также может быть использована для разработки программных компонентов, таких как базы данных, код приложений и пользовательские интерфейсы. Таким образом, GenAI может стать разновидностью метаинформационной технологии, то есть технологией, позволяющей разрабатывать и поддерживать другие системы. Хотя нам не хватает теории метаинформационных систем, GenAI может стать важным примером их использования.

Значимые темы исследований в области ИС

Информационные технологии с течением времени претерпели значительную эволюцию. В истории технологических преобразований, механизация сельского хозяйства освободила более 90 % фермеров в развитых странах. Аналогичным образом роботизированная автоматизация может освободить большинство «синих воротничков» от заводских потоков. Возможно, GenAI и связанные с ними бизнес-приложения смогут освободить «белых воротничков» от офисных столов для выполнения многих традиционных процессов и задач, тем самым изменив структуру их рабочих мест и способы получения знаний (*Alavi, 2024; Alavi & Westerman, 2023; Storey, 2025*). Если это так, как исследователи информационных систем могут поддержать это изменение?

Исследовательские задачи и темы, обсуждаемые в этой статье, являются примером изучения исследовательских моделей, теорий и направлений для достижения этой цели. Очевидно, что исследователи информационных систем будут стремиться внести свой вклад в GenAI по мере его дальнейшего развития.

Исследователи в области информационных систем должны помочь сформировать влияние прогресса GenAI, сосредоточившись на его социотехнических аспектах и свойствах, а также на том, как он взаимодействует с отдельными людьми, организациями и обществом. Это приводит к различным исследовательским проблемам и возможностям.

- *Понимание и совершенствование бизнес-технологий на основе GenAI.* Исследователи в области дизайна информационных систем получают возможность изучить технологические вопросы применения GenAI в бизнесе.
- *Понимание влияния GenAI на отдельных людей, включая работников и обычных пользователей.* Приложения и плагины GenAI будут все чаще использоваться работниками предприятий и обычными пользователями, что потребует обновления многих тем исследований в области вычислений для конечных пользователей в эпоху GenAI.
- *Понять, как GenAI повлияет на организации с точки зрения процессов и структур.* GenAI, несомненно, повлияет на возможности ИТ и отдельных людей, что приведет к изменениям в бизнес-процессах и структурах.
- *Понимание критически важных областей бизнеса.* Влияние исследований может быть более значительным в критически важных областях бизнеса, таких как здравоохранение и финансы, поэтому следует уделять особое внимание этим областям. Понять правовые и управленческие вопросы. ИИ может привести к негативным результатам и привести к темной стороне GenAI, требуя изучения правовых и управленческих вопросов.
- *Понять более широкие общественные проблемы.* По мере применения GenAI в различных отраслях бизнеса необходимо изучать дополнительные общественные проблемы, такие как конфиденциальность и безопасность.

В таблице 4 приведены примеры этих исследовательских тем, которые имеют системную основу. Дополнительные возможности будут появляться по мере того, как эта технология будет развиваться и применяться уникальными и интересными способами. Многочисленные возможности для исследований предоставят широкую область для ученых, изучающих информационные системы, независимо от того, занимаются ли они техническими, поведенческими, управленческими или экономическими исследованиями.

Таблица 4: Возможности исследования генеративного ИИ для информационных систем

Вызовы	Темы исследований и примеры
Понимание и улучшение бизнес-технологий на основе GenAI	<ul style="list-style-type: none"> ● Является ли генеративный ИИ преобразующим или разрушительным для бизнеса? Каковы условия его применения при внедрении? ● Какое представление(я) необходимо (например, естественный язык, программный код, алгоритмические формулировки) для управления знаниями ИИ? ● Какая генерация мультимедиа подходит? Как синхронизировать текст,

	<p>изображение, видео, звук в зависимости от задач в бизнес-процессах?</p> <ul style="list-style-type: none"> • Существуют ли различные типы приложений GenAI для разных пользователей, например, объяснение на естественном языке (клиенты), спецификация алгоритмов (специалисты по обработке данных), а также предубеждения или непреднамеренные последствия (менеджеры)?
Понять влияние GenAI на отдельных лиц, включая работников и обычных пользователей.	<ul style="list-style-type: none"> • Как оценить и повысить доверие к GenAI и системам, с которыми он взаимодействует? • Как можно использовать GenAI для расширения существующих баз знаний? • Каковы потенциальные негативные последствия или темная сторона GenAI для поведения человека и каковы способы исправления? • Каковы последствия для производства знаний и количества работников умственного труда, которых необходимо обучить и удержать? • Какова важность интеллектуального поиска? • Как можно оценить добротность и справедливость результатов обучения? • Можно ли идентифицировать и остановить нежелательных людей от установления связей через GenAI? Если да, то как?
Понять влияние GenAI на организации с точки зрения процессов и структур.	<ul style="list-style-type: none"> • Как GenAI внедряется и применяется в организациях? • Каково влияние на бизнес-стратегию? • Как мы управляем технологиями и используем их в организациях? • Какие изменения в управленческой практике необходимы? • Как исследователи моделируют бизнес-задачи и процессы, в которых задействованы как люди, так и машины? • Как можно оптимизировать взаимодействие человека и машины? • Какой тип взаимодействия человека и человека, или искусственного интеллекта и человека необходим? • Какие типы взаимодействия и поддерживающие интерфейсы необходимы?
Понять межорганизационное влияние GenAI	<ul style="list-style-type: none"> • Может ли GenAI изменить конкурентную ситуацию и результаты деятельности отрасли, например, посредством более разумного и динамичного ценообразования, которое может повлиять на рынок? • Как GenAI может повысить производительность и эффективность, например, повлиять на базу знаний организации, коммуникации, НИОКР, дизайн продукции? • Каковы потенциальные неблагоприятные организационные последствия GenAI и каковы стратегии смягчения последствий?
Понять критически важные бизнес-области для внедрения GenAI	<ul style="list-style-type: none"> • Каково влияние GenAI на критически важные области, такие как медицина, армия, транспорт, пищевая промышленность? • Каковы последствия для преподавания информационных систем и других дисциплин? • Как интегрировать GenAI в образовательные процессы?
Понимать правовые и управленческие вопросы GenAI	<ul style="list-style-type: none"> • Какое управление необходимо внедрить? • Что, если коллективное влияние компании (компаний) обеспечивает большую часть входных данных для характеристик коннекционизма? • Как следует управлять внутренними и внешними рисками? • Как выбирать задачи, сводя к минимуму личный риск штрафов и судебных исков?
Понять более широкие социальные проблемы GenAI	<ul style="list-style-type: none"> • Каковы новые этические проблемы GenAI? • Для чего нужна идентификация ссылок и проверка на плагиат? • Каковы масштабы автоматизации и замены рабочих мест? Как мы это измеряем? Создает ли это «общественный стресс»? • Насколько развита креативность с помощью GenAI, особенно в командах?

	<ul style="list-style-type: none"> • Как мы можем предотвратить кражу личной информации в эпоху GenAI? Как мы можем защитить интеллектуальную собственность человека, одновременно позволяя использовать данные в GenAI? • Изменит ли GenAI рынки труда и каким образом?
--	--

Выводы

Продвижение GenAI в последнее время происходит все быстрее и шире, поскольку эта технология легкодоступна и может использоваться с естественными языками без особой подготовки пользователей. Таким образом, GenAI способна повлиять на большее количество аспектов бизнес-операций, чем большинство предыдущих технологий. В связи с бурным ростом числа приложений в данной статье рассматривается GenAI как следующее поколение ИИ, что поднимает вопросы, связанные с ролью технологий (новых, развивающихся, генерирующих или потенциально преобразующих) в бизнесе и обществе.

Перед исследователями информационных систем стоит множество важных задач, которые требуют тщательного рассмотрения как технических, так и социальных аспектов GenAI. В статье предложена программа дальнейших исследований в области информационных систем и определены вклады, которые может внести эта область.

Благодарности. Работа Дж. Леона Чжао частично поддержана грантами Национального фонда естественных наук Китая № 72031001 и 72231004. Работа Романа Лукьяненко поддержана Университетом Вирджинии. Данное исследование также было поддержано Колледжем бизнеса имени Дж. Мак Робинсона Университета штата Джорджия. Авторы выражают благодарность главным редакторам, д-ру Раму Рамешу и д-ру Х. Рагхаву Рао, а также анонимным рецензентам за внимательное рассмотрение этой рукописи. Благодарим также производственную группу Springer за их усилия по подготовке окончательной версии.

Вклад авторов. Все авторы принимали участие в разработке концепции и дизайна исследования. Подготовка материалов, сбор справочной информации и написание рукописи осуществлялись всеми авторами совместно. Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Доступность данных. Не существует хранилища данных, выходящих за рамки содержания данной рукописи.

Декларации

Конкурирующие интересы. Данная работа представляет собой чисто академическое исследование, не связанное с какой-либо коммерческой компанией или агентством.

Открытый доступ Эта статья лицензирована в соответствии с международной лицензией Creative Commons Attribution 4.0, которая разрешает использование, совместное использование, адаптацию, распространение и воспроизведение на любом носителе или в любом формате при условии, что вы отдаете должное автору (авторам) и источнику, предоставляете ссылку на лицензию Creative Commons и указываете, были ли внесены изменения. Изображения или другие материалы третьих лиц в этой статье включены в лицензию Creative Commons статьи,

если иное не указано в кредитной строке к материалу. Если материал не включен в лицензию Creative Commons статьи, а его предполагаемое использование не разрешено законодательством или выходит за рамки допустимого, вам необходимо получить разрешение непосредственно у правообладателя. Чтобы ознакомиться с копией этой лицензии, посетите сайт <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

Ссылки

- Ackoff, R. L. (1971). Towards a system of systems concepts. *Management Science*, 17(11), 661–671.
- Ackoff, R. L., & Emery, F. E. (2005). *On purposeful systems: An interdisciplinary analysis of individual and social behavior as a system of purposeful events*. Routledge.
- Agrawal, S. (2023). Are LLMs the master of all trades?: Exploring domain-agnostic reasoning skills of LLMs. *arXiv preprint arXiv:2303.12810*.
- Alavi, M., Leidner, D. E., & Mousavi, R. (2024). A knowledge management perspective of generative artificial intelligence. *Journal of the Association for Information Systems*, 25(1), 1–12.
- Alavi, M., & Westerman, G. (2023). *How generative AI will transform knowledge work*. Harvard Business Review. <https://hbr.org/2023/11/how-generative-ai-will-transform-knowledge-work>. Accessed 20 Sept 2024.
- Alavi, M. (2024). *Generative AI and job crafting: A new frontier in knowledge work support*. Harvard Business Review.
- Alter, S. (2015). Sociotechnical systems through a work system lens: A possible path for reconciling system conceptualizations, business realities, and humanist values in IS development. In *STPIS 2015 (1st international workshop on socio-technical perspective in IS development) associated with CAISE 2015 (conference on advanced information system engineering)*.
- Basilan, M. (2023). *What are griefbots? AI-powered tech used to 'resurrect' the dead raises ethical questions*. International Business Times. Retrieved 06/19/2023 from <https://www.ibtimes.com/what-are-griefbots-ai-powered-tech-used-resurrect-dead-raises-ethical-questions-3694800>. Accessed 20 Sept 2024.
- Batini, C., Lenzerini, M., & Navathe, S. B. (1986). A comparative analysis of methodologies for database schema integration. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 18(4), 323–364.
- Bedau, M., & Humphreys, P. (2008). *Emergence: Contemporary readings in philosophy and science*. MIT Press.
- Bedué, P., & Fritzsche, A. (2022). Can we trust AI? An empirical investigation of trust requirements and guide to successful AI adoption. *Journal of Enterprise Information Management*, 35(2), 530–549.
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In *Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency. ACCT '21 Canada March 3–10, 2021*.
- Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. *MIS Quarterly*, 45(3), 1433–1450.
- Bertram, E. (1972). Even permutations as a product of two conjugate cycles. *Journal of Combinatorial Theory, Series A*, 12(3), 368–380.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3(Jan), 993–1022.
- Bunge, M. (1979). *Basic philosophy*. Reidel Publishing Co. Dordrecht.
- Bunge, M. (1996). *Finding philosophy in social science*. Yale University Press.
- Bunge, M. (2018). Systems everywhere. In C. Negoita (Ed.), *Cybernetics and applied systems* (pp. 23–41). CRC Press.
- Burton-Jones, A., Recker, J., Indulska, M., Green, P., & Weber, R. (2017). Assessing representation theory with a framework for pursuing success and failure. *MIS Quarterly*, 41(4), 1307–1334.
- Cerf, V. G. (2019). *AI is not an excuse! Communications of the ACM*

- (Vol 62, Issue 10, pp. 7–7). ACM New York.
- Chang, Y. B., & Gurbaxani, V. (2012). Information technology outsourcing, knowledge transfer, and firm productivity: An empirical analysis. *MIS Quarterly*, 36(4), 1043–1063.
- Chang, Y., Wang, X., Wang, J., Wu, Y., Yang, L., Zhu, K., Chen, H., Yi, X., Wang, C., & Wang, Y. (2024). A survey on evaluation of large language models. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 15(3), 1–45.
- Chatterjee, S., Sarker, S., Lee, M. J., Xiao, X., & Elbanna, A. (2021). A possible conceptualization of the information systems (IS) artifact: A general systems theory perspective 1. *Information Systems Journal*, 31(4), 550–578.
- Chomsky, N. (1986). *Knowledge of language: Its nature, origin, and use*. Greenwood Publishing Group.
- Chua, C. E. H., & Storey, V. C. (2016). Bottom-up enterprise information systems: Rethinking the roles of central IT departments. *Communications of the ACM*, 60(1), 66–72.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20, 273–297.
- Crevier, D. (1993). *AI: the tumultuous history of the search for artificial intelligence*. Basic Books, Inc.
- Delipetrev, B., Tsinaraki, C., & Kostić, U. (2020). *Historical evolution of artificial intelligence*, EUR 30221EN. Publications Office of the European Union. <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC120469>
- Demetis, D., & Lee, A. S. (2018). When humans using the IT artifact becomes IT using the human artifact. *Journal of the Association for Information Systems*, 19(10), 5.
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 248–255).
- Dubin, J. A., Bains, S. S., Chen, Z., Hameed, D., Nace, J., Mont, M. A., & Delanois, R. E. (2023). Using a Google web search analysis to assess the utility of ChatGPT in total joint arthroplasty. *The Journal of Arthroplasty*, 38(7), 1195–1202.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., & Ahuja, M. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642.
- Feldman, M. S., & Pentland, B. T. (2003). Reconceptualizing organizational routines as a source of flexibility and change. *Administrative Science Quarterly*, 48(1), 94–118.
- Ferrucci, D. A. (2012). Introduction to “this is Watson.”. *IBM Journal of Research and Development*, 56(3.4), 1: 1–1: 115.
- French, A., Storey, V. C., & Wallace, L. (2024). A typology of disinformation intentionality and impact. *Information Systems Journal*, 34(4), 1324–1354.
- Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become Borgs? Merits and pitfalls of working with AI. *MIS Quarterly (MISQ)*, 45(3b), 1527–1556.
- Fui-Hoon Nah, F., Zheng, R., Cai, J., Siau, K., & Chen, L. (2023). Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and Alhuman collaboration. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 25(3), 277–304.
- Gewitz, D. (2023). How to use ChatGPT to write code. <https://www.zdnet.com/article/how-to-use-chatgpt-to-write-code/> Accessed 20 Sept 2024.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139–144.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 1–9.

- Hagendorff, T., & Fabi, S. (2022). Methodological reflections for AI alignment research using human feedback. *arXiv preprint arXiv:2301.06859*.
- Haidt, J., & Schmidt, E. (2023). *AI is about to make social media (much) more toxic*. The Atlantic.
- Harmon, P., & King, D. (1985). *Expert systems*. John Wiley & Sons. Inc.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- Holland, J. H. (1992). Genetic algorithms. *Scientific American*, 267(1), 66–73.
- Hvalshagen M., Lukyanenko R., and Samuel B. (2023) Empowering Users with Narratives: Examining the Efficacy of Narratives for Understanding Data-Oriented Conceptual Modeling. *Information Systems Research*. 34(3), pp. 890–909.
- Jarvenpaa, S., & Klein, S. (2024). New frontiers in information systems theorizing: Human-gAI collaboration. *Journal of the Association for Information Systems*, 25(1), 110–121.
- Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12), 1–38.
- Kajtazi, M., Holmberg, N., & Sarker, S. (2023). The changing nature of teaching future IS professionals in the era of generative AI. In *In* (Vol. 25, pp. 415–422). Taylor & Francis.
- Kanbach, D. K., Heiduk, L., Blueher, G., Schreiter, M., & Lahmann, A. (2023). The GenAI is out of the bottle: Generative artificial intelligence from a business model innovation perspective. *Review of Managerial Science*, 1–32.
- Kaneko, M., & Baldwin, T. (2024). A little leak will sink a great ship: survey of transparency for large language models from start to finish. *arXiv preprint arXiv:2403.16139*.
- Ke, Y., Jin, L., Elangovan, K., Abdullah, H. R., Liu, N., Sia, A. T. H., Soh, C. R., Tung, J. Y. M., Ong, J. C. L., & Ting, D. S. W. (2024). Development and testing of retrieval augmented generation in large language models--A case study report. *arXiv preprint arXiv:2402.01733*.
- Kelly, S. M. (2023). Snapchat’s new AI Chatbot is already raising alarms among teens and parents. Retrieved 06/19/2023 from <https://edition.cnn.com/2023/04/27/tech/snapchat-my-ai-concerns-wellness/index.html>.
- Khatri, V., & Samuel, B. M. (2019). Analytics for managerial work. *Communications of the ACM*, 62(4), 100–100.
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2014). Auto-encoding variational Bayes. In *International conference on learning representations (ICLR 2014)*.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84–90.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Larsen, K., Lukyanenko, R., Muller R., Storey V., Parsons, J., Vandermeer D., Hovorka, D. (2025). VALIDITY IN DESIGN SCIENCE, *MIS Quarterly*. pp. 1–50.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324.
- Legner, C., Eymann, T., Hess, T., Matt, C., Böhmman, T., Drews, P., Mädche, A., Urbach, N., & Ahlemann, F. (2017). Digitalization: Opportunity and challenge for the business and information systems engineering community. *Business & Information Systems Engineering*, 59, 301–308.
- Li, Z., Yang, Z., & Wang, M. (2023). Reinforcement learning with human feedback: Learning dynamic choices via pessimism. *arXiv preprint arXiv:2305.18438*.
- Li, K., & Wieringa, P. A. (2000). Understanding perceived complexity in human supervisory control. *Cognition, Technology & Work*, 2, 75–88.
- Lima, P. U., & Custodio, L. M. (2004). Artificial intelligence and systems theory: Applied to cooperative robots. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 3(1), 15.
- Luhmann, N. (1995). *Social systems*. Stanford University Press, Palo Alto.

- Lukyanenko, R., Parsons, J., Wiersma, Y. F., & Maddah, M. (2019). Expecting the unexpected: Effects of data collection design choices on the quality of crowdsourced user-generated content. *MIS Quarterly*, 43(2), 623–648.
- Lukyanenko, R., Maass, W., & Storey, V. C. (2022a). Trust in artificial intelligence: From a foundational trust framework to emerging research opportunities. *Electronic Markets*, 32(4), 1993–2020.
- Lukyanenko, R., Storey, V. C., & Pastor, O. (2022b). System: A core conceptual modeling construct for capturing complexity. *Data & Knowledge Engineering*, 141, 102062.
- Luong, M.-T., Pham, H., & Manning, C. D. (2015). Effective approaches to attention-based neural machine translation. *arXiv preprint arXiv:1508.04025*.
- Lyu, Q., Havaladar, S., Stein, A., Zhang, L., Rao, D., Wong, E., Apidianaki, M., & Callison-Burch, C. (2023). Faithful chain-of-thought reasoning. *arXiv preprint arXiv:2301.13379*.
- McCarthy, J. (1959). Programs with common sense. In *Proceedings of the Teddington conference on the mechanization of thought processes* (pp. 75–91). Her Majesty's Stationary Office.
- Mei, Q., Xie, Y., Yuan, W., & Jackson, M. O. (2024). A Turing test of whether AI chatbots are behaviorally similar to humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121(9), e2313925121.
- Michie, D. (1963). Experiments on the mechanization of game-learning Part I. Characterization of the model and its parameters. *The Computer Journal*, 6(3), 232–236.
- Minsky, M., & Papert, S. (1969). *Perceptron: An introduction to computational geometry*. MIT Press.
- Motoki, F., Pinho Neto, V., & Rodrigues, V. (2024). More human than human: Measuring ChatGPT political bias. *Public Choice*, 198(1), 3–23.
- Newell, A., Shaw, J. C., & Simon, H. A. (1962). The processes of creative thinking. In *Contemporary approaches to creative thinking, 1958*. University of Colorado.
- O'Leary, D. E. (2022). Massive data language models and conversational AI: Emerging issues. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 29(3), 182–198.
- Pachocki, J., Roditty, L., Sidford, A., Tov, R., & Williams, V. V. (2018). Approximating cycles in directed graphs: Fast algorithms for girth and roundtrip spanners. In *Proceedings of the twenty-ninth annual ACM-SIAM symposium on discrete algorithms*.
- Park, S. Y., Kuo, P.-Y., Barbarin, A., Kaziunas, E., Chow, A., Singh, K., Wilcox, L., & Lasecki, W. S. (2019). Identifying challenges and opportunities in human-AI collaboration in healthcare. In *Conference companion publication of the 2019 on computer supported cooperative work and social computing*.
- Perez, C. (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge Journal of Economics*, 34(1), 185–202.
- PwC. (2024). Sizing the prize. PwC's global artificial intelligence study: exploiting the AI revolution. In *What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?*
- Qiu, L., & Benbasat, I. (2010). A study of demographic embodiments of product recommendation agents in electronic commerce. *International Journal of Human-Computer Studies*, 68(10), 669–688.
- Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I. (2019). Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI Blog*, 1(8), 9.
- Rajput, W. (2023). Integrating ChatGPT in the enterprise. <https://www.linkedin.com/pulse/integrating-chatgpt-enterprise-wasim-rajput>. Accessed 20 Sept 2024.
- Recker, J. C., Lukyanenko, R., Jabbari Sabegh, M., Samuel, B., & Castellanos, A. (2021). From representation to mediation: A new agenda for conceptual modeling research in a digital world. *MIS Quarterly*, 45(1), 269–300.
- Reis, L., Maier, C., Mattke, J., Creutzenberg, M., & Weitzel, T. (2020). Addressing user resistance would have prevented a healthcare AI project failure. *MIS Quarterly Executive*, 19(4).

- Rosenblatt, F. (1961). *Principles of neurodynamics : Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan Books.
- Rotman, D. (2023). ChatGPT is about to revolutionize the economy. In *We need to decide what that looks like*. MIT Technology Review.
- Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: A modern approach*. Pearson.
- Saba, W. S. (2023). Stochastic LLMs do not understand language: Towards symbolic, explainable and ontologically based LLMS. In *International conference on conceptual modeling* (pp. 3–19). ER 2023.
- Sabherwal, R., & Grover, V. (2024). The societal impacts of generative artificial intelligence: A balanced perspective. *Journal of the Association for Information Systems*, 25(1), 13–22.
- Samuel, A. L. (1960). Programming computers to play games. In *Advances in computers* (Vol. 1, pp. 165–192). Elsevier.
- Sarker, S., Chatterjee, S., Xiao, X., & Elbanna, A. (2019). The sociotechnical axis of cohesion for the IS discipline: Its historical legacy and its continued relevance. *MIS Quarterly*, 43(3), 695–720.
- Savage, N. (2020). The race to the top among the world’s leaders in artificial intelligence. *Nature*, 588(7837), S102–S102.
- Savage, N. (2023). Drug discovery companies are customizing ChatGPT: Here’s how. *Nature Biotechnology*.
- Schmindwein, S. L., & Ison, R. (2004). Human knowing and perceived complexity: Implications for systems practice. *Emergence: Complexity and Organization*, 6(3), 27–32.
- Schmidhuber, J. (1993). Habilitation thesis: System modeling and optimization. *Page 150 ff demonstrates credit assignment across the equivalent of 1,200 layers in an unfold*.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85–117.
- Segev, A., & Zhao, J. L. (1994). Rule management in expert database systems. *Management Science*, 40(6), 685–707.
- Seidel, S., Berente, N., Lindberg, A., Lyytinen, K., & Nickerson, J. V. (2018). Autonomous tools and design: A triple-loop approach to humanmachine learning. *Communications of the ACM*, 62(1), 50–57.
- Seseri, R. (2023). Generative AI: A paradigm shift in enterprise and startup opportunities. <https://www.cio.com/article/474720/generative-ai-a-paradigm-shift-in-enterprise-and-startup-opportunities.html>. Accessed 20 Sept 2024.
- Skyttner, L. (2001). *General systems theory*. World Scientific.
- Smolensky, R. (1987). Algebraic methods in the theory of lower bounds for Boolean circuit complexity. In *Proceedings of the nineteenth annual ACM symposium on theory of computing*.
- Sowa, K., Przegalinska, A., & Ciechanowski, L. (2021). Cobots in knowledge work: Human–AI collaboration in managerial professions. *Journal of Business Research*, 125, 135–142.
- Stohr, E. A., & Zhao, J. L. (2001). Workflow automation: Overview and research issues. *Information Systems Frontiers*, 3, 281–296.
- Storey, V. C. (2025). Knowledge management in a world of generative AI: Impact and Implications. In *ACM Transactions on Management Information Systems*.
- Storey, V. C., Lukyanenko, R., Maass, W., & Parsons, J. (2022). Explainable AI: Opening the black box or Pandora’s Box? *Communications of the ACM*, 65(4), 27–29.
- Susarla, A., Gopal, R., Thatcher, J. B., & Sarker, S. (2023). The Janus effect of generative AI: Charting the path for responsible conduct of scholarly activities in information systems. *Information Systems Research*, 34(2), 399–408.
- Tang, Y., Puduppully, R., Liu, Z., & Chen, N. (2023). In-context learning of large language models for controlled dialogue summarization: A holistic benchmark and empirical analysis. In *Proceedings of the 4th new frontiers in summarization workshop*.

- Tarafdar, M., D'arcy, J., Turel, O., & Gupta, A. (2014). The dark side of information technology. *MIT Sloan Management Review*.
- Tesauro, G. (2002). Programming backgammon using self-teaching neural nets. *Artificial Intelligence*, 134(1–2), 181–199.
- Thrun, S., Montemerlo, M., Dahlkamp, H., Stavens, D., Aron, A., Diebel, J., Fong, P., Gale, J., Halpenny, M., & Hoffmann, G. (2006). Stanley: The robot that won the DARPA grand challenge. *Journal of Field Robotics*, 23(9), 661–692.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. The essential Turing: The ideas that gave birth to the computer age. *Mind*, LIX(236), 433–460.
- Turing, A. M. (2012). Computing machinery and intelligence (1950). In *The essential Turing: The ideas that gave birth to the computer age* (pp. 433–464).
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Verganti, R., Vendraminelli, L., & Iansiti, M. (2020). Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of Product Innovation Management*, 37(3), 212–227.
- Walters, W. P., & Murcko, M. (2020). Assessing the impact of generative AI on medicinal chemistry. *Nature Biotechnology*, 38(2), 143–145.
- Wang, D., Weisz, J. D., Muller, M., Ram, P., Geyer, W., Dugan, C., Tausczik, Y., Samulowitz, H., & Gray, A. (2019). Human-AI collaboration in data science: Exploring data scientists' perceptions of automated AI. In *Proceedings of the ACM on human-computer interaction*, 3(CSCW) (pp. 1–24).
- Watkins, C. J. C. H. (1989). *Learning from delayed rewards*. Ph.D. Thesis, King's College.
- Weizenbaum, J. (1966). ELIZA—A computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1), 36–45.
- Wu, S. P.-J., Straub, D. W., & Liang, T.-P. (2015). How information technology governance mechanisms and strategic alignment influence organizational performance. *MIS Quarterly*, 39(2), 497–518.
- Wu, C.-J., Raghavendra, R., Gupta, U., Acun, B., Ardalani, N., Maeng, K., Chang, G., Aga, F., Huang, J., & Bai, C. (2022). Sustainable AI: Environmental implications, challenges and opportunities. *Proceedings of Machine Learning and Systems*, 4, 795–813.
- Xue, L., Mithas, S., & Ray, G. (2021). Commitment to IT investment plans: The interplay of real earnings, management, IT decentralization, and corporate governance. *MIS Quarterly*, 45(1), 193–224.
- Yao, B., Chen, G., Zou, R., Lu, Y., Li, J., Zhang, S., Liu, S., Hendler, J., & Wang, D. (2023). More samples or more prompt inputs? Exploring effective in-context sampling for LLM few-shot prompt engineering. *arXiv preprint arXiv:2311.09782*.
- Yeshchenko, A., Di Ciccio, C., Mendling, J., & Polyvyanny, A. (2019). Comprehensive process drift detection with visual analytics. In *Conceptual modeling: 38th international conference, ER 2019, Salvador, Brazil, November 4–7, 2019, Proceedings* (p. 38).
- Yu, X., Lyu, Y., & Tsang, I. (2020). Intrinsic reward driven imitation learning via generative model. In *International conference on machine learning*.
- Yue, W. T., Wang, Q.-H., & Hui, K. L. (2019). See no evil, hear no evil? Dissecting the impact of online hacker forums. *MIS Quarterly*, 43(1), 73.
- Zamfirescu-Pereira, J., Wong, R. Y., Hartmann, B., & Yang, Q. (2023). Why Johnny can't prompt: How non-AI experts try (and fail) to design LLM prompts. In *Proceedings of the 2023 CHI conference on human factors in computing systems*.
- Zhang, B., Zhu, J., & Su, H. (2023). Toward the third generation artificial intelligence. *Science China Information Sciences*, 66(2), 1–19.
- Zhang, J., Lan, T., Zhu, M., Liu, Z., Hoang, T., Kokane, S., Yao, W., Tan, J., Prabhakar, A., & Chen, H. (2024a). xLAM: A family of large action models to empower AI agent systems. *arXiv preprint arXiv:2409.03215*.

- Zhang, J., Mills, D. J., & Huang, H.-W. (2024b). Enhancing travel planning and experiences with multimodal ChatGPT 4.0. In *Proceedings of the 2024 international conference on innovation in artificial intelligence*.
- Zhao, W. (2022). Inspired, but not mimicking: A conversation between artificial intelligence and human intelligence. *National Science Review*, 9(6), nwac068.
- Zhuang, Y., Yu, Y., Wang, K., Sun, H., & Zhang, C. (2023). Toolqa: A dataset for LLM question answering with external tools. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 50117–50143.
- Zuboff, S. (1988). *In the age of the smart machine: The future of work and power*. Basic Books, Inc.

Примечание издателя. Springer Nature сохраняет нейтралитет в отношении юрисдикционных претензий в опубликованных картах и институциональной принадлежности.

Веда С. Стори - заслуженный профессор университета, профессор кафедры компьютерных информационных систем и профессор информатики в Колледже бизнеса имени Дж. Мак Робинсона Университета штата Джорджия. В сферу ее научных интересов входят управление данными, концептуальное моделирование и научные исследования в области дизайна. Ее особенно интересует оценка влияния новых технологий на бизнес и общество с точки зрения управления данными. Доктор Стори является членом Коллегии старших ученых AIS и руководящих комитетов Международной конференции по концептуальному моделированию и семинара по информационным технологиям и системам. Она является лауреатом премии Питера П. Чена, стипендиатом ER, стипендиатом AIS и стипендиатом INFORMS.

Вэй Туу Юэ - профессор кафедры информационных систем управления в Городском университете Гонконга. Получил степень доктора философии в области информационных систем управления в Университете Пердью. До поступления в Городской университет Гонконга он работал преподавателем в Техасском университете в Далласе. Его исследовательские интересы сосредоточены на экономике информационных систем. Его работы публиковались в журналах *Management Science*, *Information Systems Research*, *MIS Quarterly*, *Journal of Management Information Systems*, *Decision Support Systems* и других изданиях. В настоящее время он является старшим редактором журнала *Production and Operations Management*.

Дж. Леон Чжао - профессор президентской кафедры, директор Центра блокчейна и интеллектуальных технологий, соруководитель отделения информационных систем и управления операциями Школы менеджмента и экономики Китайского университета Гонконга в Шэньчжэне. Он был профессором кафедры в Городском университете Гонконга и профессором Эллера в Университете Аризоны, соответственно. Он отредактировал более 20 специальных выпусков научных журналов, включая *MIS Quarterly*, *Information Systems Research* и *Journal of Operations Management*. В 2005 году он получил премию IBM для преподавателей, а в 2009 году - национальную профессорскую кафедру имени Чан Цзяна в Университете Цинхуа, а в 2022 году - в Китайском университете Гонконга в Шэньчжэне.

Роман Лукьяненко - доцент Школы коммерции Макинтайра, Университет Вирджинии. В сферу его научных интересов входят управление данными и методы исследований (валидность и искусственный интеллект в обзорах литературы). Роман активно разрабатывает идеи, инструменты и методы для улучшения управления данными и исследовательских практик. Роман активно развивает идеи, инструменты, и методы улучшения управления данными и

практики исследования. Эти решения получили крупные награды, включая INFORMS Design Science Award, Золотую медаль генерал-губернатора Канады, Hebert A. Simon Design Science Award. Исследования Романа публиковались в журналах Nature, MIS Quarterly, Information Systems Research, ACM Computing Surveys. В 2019 году его статья о качестве краудсорсинговых данных получила награду за лучшую работу в MIS Quarterly.