



УДК 004.912

DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-2-423-438

Формирующий искусственный интеллект: новые возможности информационной поддержки регионального управления

Шишаев М.Г., Пимешков В.К., Никонорова М.Л., Ломов П.А.

Институт информатики и математического моделирования им. В.А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН,
Россия, 184209, г. Апатиты, ул. Ферсмана, д. 24А
E-mail: m.shishaev@ksc.ru

Аннотация. Интеллектуальные информационные системы находят все более широкое применение в сфере регионального управления. Одной из современных базовых концепций их организации является формирующий искусственный интеллект. В данной статье представлен анализ содержания данного понятия и его соотнесение с существующими технологиями создания интеллектуальных информационных систем, а также обзор существующего опыта использования таких технологий формирующего искусственного интеллекта, как генеративно-сопоставительные искусственные нейронные сети и онтологии в различных прикладных задачах, связанных с региональным управлением. Делается вывод о том, что необходимой средой реализации формирующего искусственного интеллекта является информационная система с агентными свойствами. Также сделан вывод о широких возможностях использования формирующего искусственного интеллекта в сфере информационной поддержки регионального управления, с одной стороны, и не полном использовании всего потенциала современных интеллектуальных информационных технологий – с другой.

Ключевые слова: формирующий искусственный интеллект, генеративно-сопоставительная сеть, онтология, региональное управление

Благодарности: Исследование выполнено в рамках государственного задания ИИММ КНЦ РАН Министерства науки и высшего образования РФ, регистрационный номер темы НИР: 122022800551-0.

Для цитирования: Шишаев М.Г., Пимешков В.К., Никонорова М.Л., Ломов П.А. 2023. Формирующий искусственный интеллект: новые возможности информационной поддержки регионального управления. Экономика. Информатика, 50(2): 423–438. DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-423-438

Formative Artificial Intelligence: New Opportunities for Information Support of Regional Management

Maksim G. Shishaev, Vadim K. Pimeshkov, Marina L. Nikonorova, Pavel A. Lomov

Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling Kola Science Centre of RAS
24A Fersman St, Apatity, 184209, Russia
E-mail: m.shishaev@ksc.ru

Abstract. Intelligent information systems are increasingly used in the field of regional management. One of the modern basic concepts of their organization is the formative artificial intelligence. This article presents an analysis of this concept and its correlation with existing technologies of intelligent information systems, as well as an overview of the existing experience in using such formative artificial intelligence technologies as generative-adversarial neural networks and ontologies in various applied tasks to regional management. It is concluded that the necessary environment for the implementation of formative AI is an



information system with agent properties. The conclusion is made about the wide possibilities of using formative intelligence in the field of information support for regional management, on the one hand, and the incomplete use of the full potential of modern intelligent information technologies, on the other.

Keywords: formative artificial intelligence, generative adversarial network, ontology, regional management

Acknowledgements: The study was carried out within the framework of the state assignment of the ПММ KSC RAS of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, registration number of the project: 122022800551-0

For citation: Shishaev M.G., Pimeshkov V.K., Nikonorova M.L., Lomov P.A. 2023. Formative Artificial Intelligence: New Opportunities for Information Support of Regional Management. Economics. Information technologies, 50(2): 423–438 (in Russian). DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-423-438

Введение

Современная проблематика регионального управления включает широкий спектр задач, требующих интенсивной обработки информации. Сложность этих задач как с точки зрения структуры, так и объема обрабатываемых данных, их разнородность в смысле охватываемых предметных областей обуславливают необходимость создания информационных систем (ИС), наделенных развитыми возможностями автоматизации обработки информации, в том числе – автоматизации отдельных связанных с этим когнитивных (интеллектуальных) функций человека. При разработке таких систем необходимо принимать во внимание следующие специфические особенности условий их функционирования:

- возможность и необходимость оперирования большими данными (для которых характерен большой объем, высокая скорость и постоянство процесса накопления, вариативность и другие свойства);

- структурная изменчивость информационной базы системы (изменение представлений о предметной области – не только в сторону расширения объема знаний, но и в их внутренней структуре);

- разнородность решаемых прикладных задач и, как следствие, необходимость обеспечения различных интерпретаций и семантической интеграции данных.

Общепринятым решением проблемы семантической разнородности предметной области является включение в состав ИС компонентов, обеспечивающих формальное представление знаний – онтологий, графов знаний, тезаурусов. Данные модели обеспечивают формальное описание структуры понятий предметной области, позволяющее осуществлять машинный логический вывод, формировать различные интерпретации понятий, решать проблему семантической неоднородности (согласовывать альтернативные семантические представления предметной области). В свою очередь, ответом на проблему динамичности предметной области является реализация в рамках системы механизмов обратной связи с внешней средой и адаптивности к меняющимся условиям. Одной из современных концепций, позволяющих реализовать вышеуказанные механизмы, является специфическая категория интеллектуальных систем и технологий – формирующий искусственный интеллект (ИИ).

В данной статье рассмотрена концепция формирующего ИИ с точки зрения ее применимости в контексте задач регионального управления и соотнесения с существующими подходами к разработке интеллектуальных информационных систем. Также представлен анализ существующей практики и перспектив применения элементов формирующего искусственного интеллекта в задачах регионального управления, рассмотрены примеры применения генеративных искусственных нейронных сетей (ИНС), а также прикладных онтологий и инструментов их создания в рамках рассматриваемой проблематики.

Формирующий искусственный интеллект в контексте существующих подходов к разработке интеллектуальных ИС

Естественным ответом на проблему динамичности предметных областей представляется надделение ИС возможностью «считывания» изменений из внешней среды, то есть – некоторыми свойствами агентных информационных систем, в соответствии с архитектурой BDI [Georgeff, 1995]. В частности, становятся необходимы «сенсоры» (специализированные модули для коммуникации с внешней средой) для считывания различных аспектов меняющегося контекста функционирования системы (представления пользователей о предметной области; спектр и текущая эффективность решаемых прикладных задач; когнитивные стереотипы пользователей и т.д.) с целью адаптации ее внутреннего состояния к изменяющимся условиям. Адаптация может выражаться как в изменении структуры базы знаний системы, так и в корректировке реализуемой в рамках системы прикладной или системной логики.

Следует отметить, что свойственная агентам проактивность (целенаправленное поведение), подразумевает некоторую креативность (интенциональность), то есть способность создания (по собственной инициативе) некоторых новых информационных объектов – изображений, новых знаний (фактов) или адекватных текущей ситуации управляющих воздействий. Машинная реализация таких свойств агента порождает специфическую категорию искусственного интеллекта (ИИ), имитирующего когнитивные функции человека, связанные с креативной (созидательной) деятельностью, который поименован в списке наиболее перспективных технологий от компании Gartner [Panetta, 2021] «формирующим искусственным интеллектом» (formative AI).

В отчете Gartner формирующий искусственный интеллект определен как «ряд новых технологий ИИ, которые могут динамически изменяться в ответ на ситуационные изменения». Кроме того, в качестве характеристического признака формирующего ИИ обычно указывают способность генерировать новый контент [Allan, 2020]. Таким образом, формирующий ИИ является расширением другой разновидности искусственного интеллекта – генеративного ИИ [Rouse, 2022]. Различие генеративного и формирующего ИИ в том, что первый, как и второй, способен создавать новые информационные объекты, но, в отличие от формирующего ИИ, в «реактивном» режиме, т.е. по запросу пользователя, а не в соответствии с собственными интенциями. При этом как генеративный, так и формирующий искусственный интеллект противопоставляются дискриминативному ИИ, обеспечивающему некоторый интеллектуальный анализ предъявляемого объекта (чаще всего – отнесение к какому-то классу) без порождения новых объектов. Формально, построение дискриминативной модели заключается в поиске функции распределения условной вероятности $p(y/x)$, где x – имеющиеся наблюдения, а y – предсказываемая характеристика объекта (класс), тогда как генеративная модель должна воспроизводить совместную вероятность $p(x,y)$, где x – имеющиеся наблюдения, а y – генерируемый новый объект.

Таким образом, можно отметить, что формирующий ИИ обладает, в некоторой степени, самоосознанием (имеет цель существования, в соответствии с которой генерирует реакции на внешнюю ситуацию), а также обладает и другими характеристиками, свойственными т.н. «сильному» ИИ – способностью к принятию решений, в т.ч. в условиях неопределенности; использованию стратегий; представлением знаний, включая общее представление о реальности; способностью к планированию и обучению [Russell et al., 2010]. Важно подчеркнуть, что сформулированная в том или ином виде цель существования/деятельности является определяющим компонентом формирующего искусственного интеллекта, поскольку, как показано в работе [Белов, Новиков, 2021], «креативность сосредоточена в этапе целеполагания и только в нем».

Технологически, формирующий ИИ может быть реализован с помощью комбинации архитектуры когнитивных агентов [Финн, 2021] и некоторой модели (моделей) генеративного ИИ. Такая комбинация позволяет реализовать независимое от человека (интенциональное) поведение системы, результатом которого является формирование новых

информационных объектов, внутренних или внешних по отношению к ИС. Под внутренними здесь понимаются объекты, предназначенные для использования самой системой (например, новые факты в базе знаний, выведенные на основе имеющихся наблюдений и процедурных знаний; новые или откорректированные алгоритмы обработки данных, реализующие прикладную или системную логику поведения ИС), а под внешними – объекты, предназначенные для пользователя системы (результаты поисковых запросов, элементы человеко-машинного интерфейса и т.п.). Обобщенная архитектура информационной системы, основанной на формирующем ИИ и реализующей указанные функции, представлена на рис. 1.

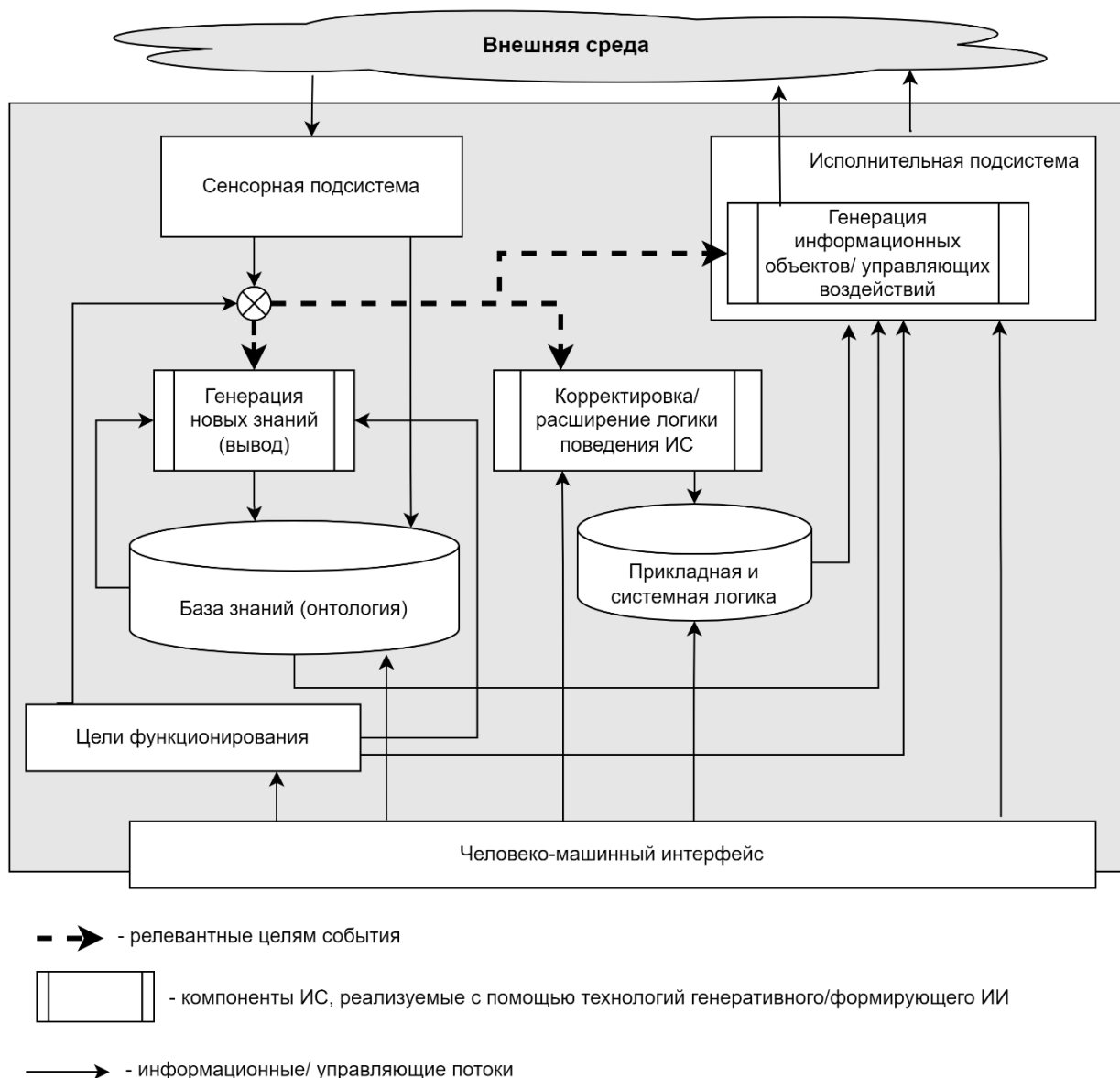


Рис.1. Обобщенная архитектура информационной системы, основанной на формирующем ИИ
 Fig.1. Generalized architecture of an information system based on formative AI

В целом, ИС на базе представленной архитектуры можно отнести к адаптивным системам искусственного интеллекта, концепция которых зародилась в середине XX века и развивается сегодня в рамках многих отечественных и зарубежных научных школ [Tarassov, Svyatkina, 2013; Белов, Новиков, 2021; Сохова, Редько, 2021; Финн, 2021]. В данной работе мы стремимся соотнести со сформировавшимися в рамках данных научных

школ подходами к построению адаптивных систем ИИ новую концепцию в области искусственного интеллекта – формирующий ИИ.

Различные источники [Allan, 2020; Phipps, 2021] относят к категории формирующего ИИ довольно широкий спектр информационных технологий – онтологии и графы знаний, основанные на искусственном интеллекте технологии проектирования и разработки, генеративный ИИ и генеративные состязательные сети, адаптивное машинное обучение и др. Однако мы видим, что вне контекста когнитивной агентной системы, обеспечивающей интенциональность поведения, данные технологии, фактически, являются реализацией генеративного ИИ.

Реализация в рамках формирующего ИИ интенционального поведения открывает новые возможности по автоматизации когнитивных функций человека при решении различных задач. Применение систем на основе формирующего ИИ оправдано, прежде всего, в случаях высокой сложности, разнородности и разнообразия решаемых прикладных задач, их изменчивости во времени и больших объемах информации, описывающей контекст задачи, т.е., в ситуациях, когда характер задачи предполагает высокую когнитивную нагрузку при ее решении. В рамках проблематики информационной поддержки регионального управления можно выделить множество подобных задач, в частности:

- автоматизация процессов информационного обеспечения управления;
- мониторинг социально-политической ситуации;
- мониторинг безопасности (различных ее аспектов);
- информационная поддержка планирования регионального развития.

Одними из наиболее эффективных и широко используемых технологий искусственного интеллекта, обладающих признаками формирующего ИИ, являются генеративно-состязательные (или «порождающие состязательные») искусственные нейронные сети (англ. Generative Adversarial Networks, GAN), а также онтологии. Генеративно-состязательные сети (ГСС) являются наиболее явным представителем технологий ИИ, обладающих «творческими» способностями – способностью генерировать новые информационные объекты некоторого класса, неотличимые от ранее существовавших («реальных»). Онтологии, благодаря имеющимся, в общем случае, возможностям логического вывода, также обладают способностью генерировать новые информационные объекты в виде новых фактов и знаний. Далее рассмотрен существующий опыт применения этих технологий в контексте различных задач регионального управления.

Генеративно-состязательные сети в задачах информационной поддержки регионального управления

Генеративно-состязательные сети, впервые предложенные Гудфеллоу и др. [Goodfellow et al., 2014], являются генеративной моделью, объединяющей концепции обучения с учителем и обучения без учителя. ГСС состоят из двух моделей: генератора и дискриминатора. Генератор пытается синтезировать новые экземпляры данных на основе имеющихся таким образом, чтобы дискриминатор не смог отличить синтезированные данные от реально существующих. Дискриминатор, в свою очередь, обычно представляющий из себя бинарный классификатор, пытается отличить подлинные образцы от сгенерированных. Эти две модели обучаются совместно в условиях игры с нулевой суммой, соревнуясь друг с другом, пока не будет достигнуто некоторое равновесие между моделями (рис. 2). Как правило, эти две модели реализуются с помощью нейронных сетей, но их можно реализовать и с помощью любой другой дифференцирующей системы, отображающей данные из одного пространства в другое.



Рис. 2. Концептуальная архитектура ГСС
Fig. 2. Conceptual architecture of GAN

Генеративные способности ГСС находят применение при решении таких технических задач, как синтез (создание новых по содержанию и формату) и аугментация (дополнение, расширение) данных [Wu et al., 2022]. ГСС наиболее успешно применяются в таких областях, как обработка изображений (image processing) и компьютерное зрение (computer vision), но также применяются и для обработки последовательных данных (sequential data), таких как текст. Из этих областей можно дальше выделить более конкретные задачи, такие как повышение разрешения изображений (image super-resolution), преобразование одних изображений в другие (image-to-image translation), обнаружение объектов (object detection), генерация изображений на основе текста (text-to-image generation), генерация текстовых описаний изображений (image-to-text / image caption), генерация текста и т.д.

Применяются ГСС и в широком спектре прикладных задач, связанных с региональным управлением: оценка и прогнозирование дорожного трафика, обнаружение и классификация дорожно-транспортных происшествий, прогнозирование воздействия природных катастроф, мониторинг загрязнения воздуха, градостроительное проектирование и управление энергосистемами.

Например, в работе [Zhang et al., 2019] генеративная сеть используется для прогнозирования дорожного трафика в новых районах. Для обучения сети авторами был собран датасет по данным из открытых источников, состоящий из набора сеток, делящих территорию на участки, с параметрами спроса и распределения трафика. Данные о спросе (количество посадок пассажиров в такси в определенной ячейке) и распределении трафика (количество машин остающихся или прибывающих в определенную ячейку) были получены из GPS-записей такси в городе Шэньчжэнь за шесть месяцев. Авторами использовалась Евклидова метрика для оценки качества сгенерированных моделью распределений по сравнению с реальными распределениями трафика. В ходе сравнения с другими методами решения задачи прогнозирования трафика, предлагаемая авторами модель продемонстрировала лучший результат в задаче генерации распределения трафика как при тестировании на оценочной выборке, так и в ходе внешнего тестирования на данных, которые не предъявлялись модели при обучении.

Пример использования ГСС для автоматического обнаружения и классификации дорожно-транспортных происшествий на основе данных социальных сетей и различных сенсорных данных представлен в работе [Chen et al., 2021]. Авторы предложили систему, использующую данные Твиттера и состоящую из генератора, двух кодировщиков, дискриминатора и классификатора (рис. 3). Кодировщики (один на основе рекуррентных нейронных сетей и второй, состоящий из слоев свертки и подвыборки – max pooling) используются для преобразования временных рядов и текстовых данных в числовые ряды, а с помощью классификатора дорожно-транспортные происшествия (ДТП) разделяются на два класса: собственно ДТП (аварии, дорожные работы и т.д.) и дорожно-транспортную информацию (отчеты о дорожных условиях, новых правилах дорожного движения или любой другой

информации, относящейся к транспортной инфраструктуре). Точность полученной модели составила 87.17 ± 3.63 %.

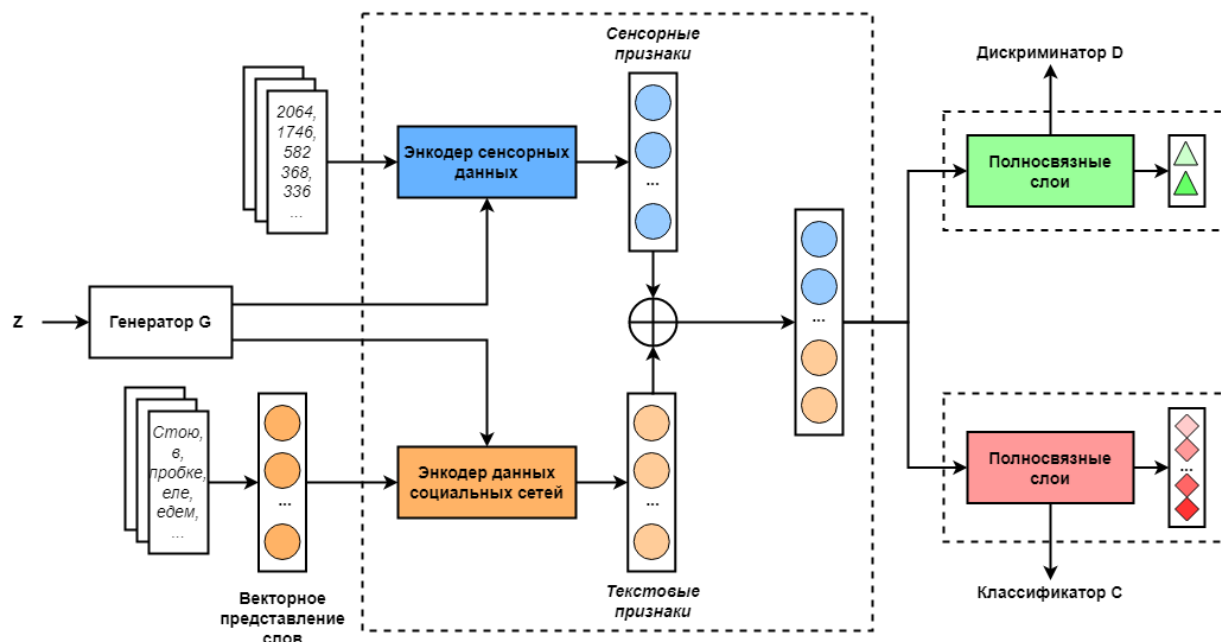


Рис. 3. Концептуальная архитектура системы обнаружения и классификации дорожно-транспортных происшествий

Fig. 3. Conceptual Architecture of a Traffic Accident Detection and Classification System

Пример использования формирующего интеллекта в задачах мониторинга чрезвычайных ситуаций представлен в работе [Lütjens et al., 2021], где с помощью ГСС синтезируются искусственные спутниковые снимки возможных прибрежных наводнений для обеспечения информирования правительства и населения о возможных рисках и масштабах потенциального бедствия. Авторы используют модифицированную модель Pix2pixHD, увеличив размеры входного слоя, для принятия во внимание карты географических границ затоплений. Такие карты генерировались с помощью модели SLOSH [Jelesnianski, 1992]. Изображения до и после затоплений были получены из готового датасета. Для оценки физической согласованности авторы использовали метод на основе пересечения множеств (intersection over union – IoU), оценивающий пересечение границ воды на сгенерированных изображениях с их картами границ затоплений. Такой метод полагается на маски затоплений (для сгенерированных изображений), и для их получения авторы обучили отдельную модель. Для оценки фотореализма полученной модели использовалась метрика LPIPS [Zhang et al., 2018]. Авторами также была предложена новая метрика (Flood Visualization Plausibility Score – FVPS), представляющая из себя гармоничное среднее по упомянутым ранее метрикам, ограниченное в интервале $[0, 1]$. Точность полученной модели по метрикам LPIPS – 0.265, 0.283; IoU – 0.502, 0.365; FVPS – 0.533, 0.408; на изображениях с высоким и низким разрешением соответственно. По утверждению авторов, разработанная модель может быть применена для визуализации и других климатических бедствий, таких как ураганы, лесные пожары или засухи.

В работе [Gao et al., 2020] ГСС используются для решения задачи пространственной интерполяции в применении к проблеме мониторинга загрязнения воздуха. Авторы используют классическую структуру ГСС, дополненную слоем внимания на основе нелокальных операций, позволяющим учесть влияние географического распределения метеостанций на интерполяцию, а также внутренние связи между наблюдаемыми показателями датчиков и пространственным распределением всех наблюдений (рис. 4). Для обучения модели авторы

использовали готовые наборы данных (датасеты), собранные в Пекине и Сан-Франциско. В ходе сравнения с другими методами решения задачи пространственной интерполяции (интерполяция методом ближайшего соседа, кригинг, кубическая интерполяция, SR-CNN, SR-GAN), предлагаемый авторами метод показал схожий или лучший результат, что доказывает перспективность использования ГСС для решения такого рода задач.

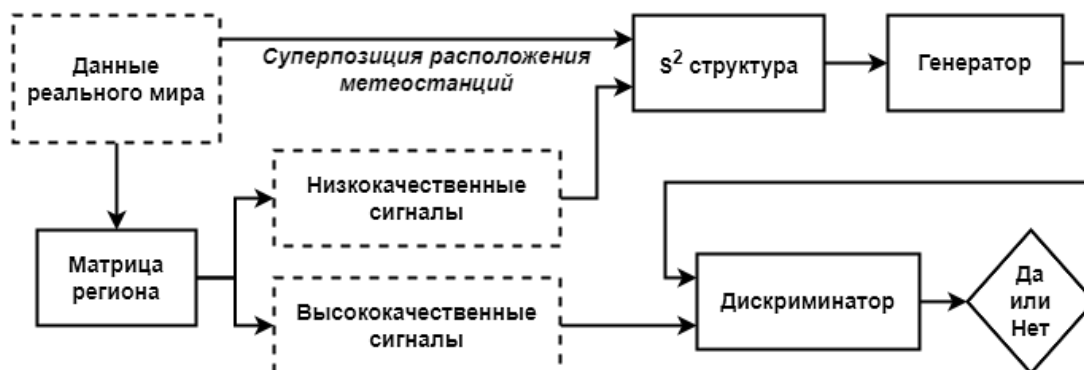


Рис. 4. Концептуальная архитектура системы пространственной интерполяции показателей загрязнения воздуха

Fig. 4. Conceptual architecture of the system of spatial interpolation of air pollution indicators

Спектр задач регионального управления, где находят применение генеративно-состязательные сети, весьма широк и не ограничивается приведенными выше примерами. В частности, есть прецеденты использования ГСС в области градостроительного проектирования для решения широкого спектра задач, начиная от повышения резкости изображений дистанционного зондирования, до реконструирования 3D-моделей районов [Wu et al., 2022]. Также ГСС применяются и в области управления энергосистемами для прогнозирования энергопотребления в изолированных микросетях с учетом реактивных мощностей распределенных энергоресурсов [Sadek et al., 2021] или с учетом влияния погодных явлений на различные возобновляемые энергетические ресурсы [Wang et al., 2019; Liang, Tang, 2020].

Наряду с непосредственным применением в задачах информационной поддержки регионального управления ГСС применяются и опосредованно – для генерации данных, которые затем используются в рамках других методов машинного обучения, улучшая их или открывая возможности для создания новых. Примером такого применения является работа [Rui et al., 2021], где ГСС используется для синтеза снимков дистанционного зондирования мест природных катастроф различных типов и с различными типами повреждений зданий с целью компенсации недостатков существующих наборов данных в этой области.

Представленный краткий обзор показывает, что спектр задач информационной поддержки регионального управления, решаемых с помощью ГСС, достаточно обширный. При этом имеется опыт применения генеративно-состязательных сетей не только на «классических» задачах генерации изображений, но и для синтеза данных других типов. Основным сдерживающим фактором при использовании ГСС являются вопросы оценки качества работы таких моделей, поскольку качественная оценка сгенерированных данных одной из существующих метрик может быть осложнена природой генерируемых данных. Тем не менее, в целом ГСС являются перспективным инструментом или компонентом информационных систем, ориентированных на решение различных задач регионального управления.

Онтологические ресурсы для задач регионального управления

Онтология представляет собой формальное, структурное описание некоторой области знаний. Как правило, оно включает в себя понятия (классы) предметной области, их

свойства (атрибуты), отношения, а также построенные на основе них утверждения (аксиомы), позволяющие выводить новые знания.

На сегодняшний день существует ряд примеров использования онтологий для решения различных задач регионального управления. Например, онтология ReDO [Scorza et al., 2012] ориентирована на решение задач планирования регионального развития. Основная иерархия классов (всего 61) представлена такими понятиями как «Plan», «Project», «Policy», «Tools» и «Actors», связанными соответствующими отношениями (рис. 5). Авторы позиционируют ее как прикладной инструмент управления знаниями, позволяющий изучать структуры существующих программ развития, сравнивать и классифицировать их содержимое в рамках определенных в онтологии отношений.

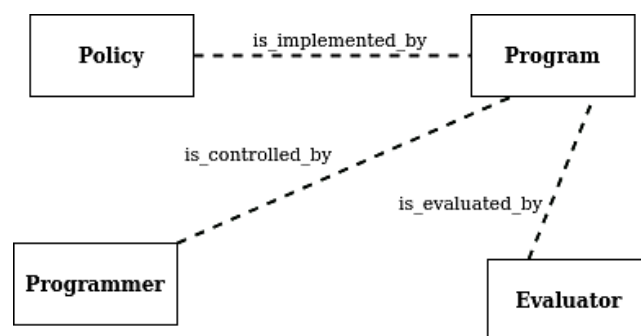


Рис. 5. Фрагмент онтологии ReDO
Fig. 5. ReDO ontology fragment

Онтология OntoReg [Andreasik, 2022] позволяет охарактеризовать некоторый регион с точки зрения политики регионального развития по трем группам признаков, представленных в виде иерархии из 84 классов онтологии:

- 1) абсолютные собственные свойства региона, приобретенные свойства и внешне обусловленные свойства;
- 2) относительные свойства, характеризующие потенциал региона и риск реализации региональной стратегии развития;
- 3) показатели потенциала развития и показатели риска.

Основной процесс использования данной онтологии заключается в том, что на основе имеющихся данных методом анализа иерархий оцениваются показатели потенциала, риска и определяется относительное свойство, отвечающее на вопрос о том, является ли конкретный потенциал или риск выше или ниже контрольного значения. Таким образом, получаемое относительное свойство представляет собой новое знание о регионе.

Онтологическая модель в работе [Шевандрин, Бондаренко, 2020] ориентирована на решение проблемы разработки и реализации государственной политики стимулирования экономического роста. Модель является результатом анализа федеральных и региональных нормативно-правовых документов и включает в себя следующую информацию в виде классов и отношений: цели, задачи, меры, действия, уровни, организация субъектов и объектов, функции и измерения. Данная модель не содержит конкретных экземпляров данных и представляет собой концептуальную основу для построения прикладных онтологий.

Другой пример – онтология POLARE [Laufer, Schwabe, 2017] – позиционируется как вспомогательный инструмент, используемый в процессе принятия политических решений на основе анализа соцсетей. Онтология описывает политическую систему, где наряду с центральными понятиями о людях, организациях и должностях (рис. 6) содержится информация о «происхождении» данных понятий (например, ссылки на источники, документы). Таким образом, данная онтология позволяет делать выводы о достоверности той информации, которую пользователи размещают в соцсетях в отношении объектов, ассоциированных с политикой, и принять соответствующие решения.

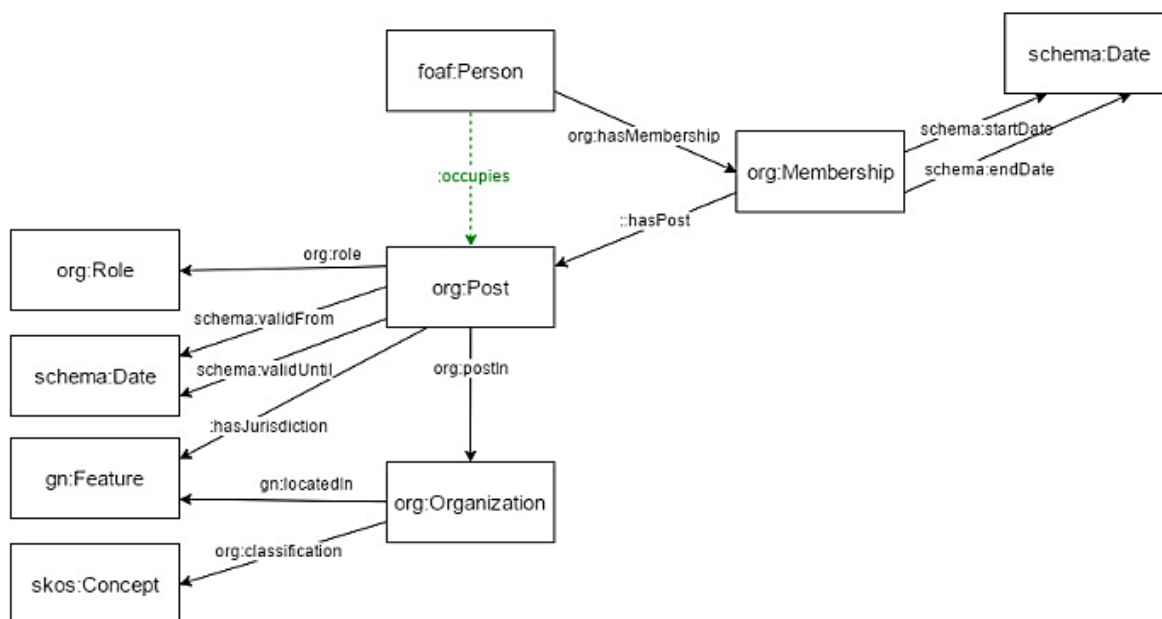


Рис. 6. Основные понятия онтологии POLARE
 Fig. 6. Basic concepts of POLARE ontology

Наряду с онтологиями, описывающими региональное управление, как предметную область в целом, существуют примеры онтологических моделей, фокусирующихся на отдельных компонентах или аспектах региональных социально-экономических систем. Например, в работе [Шевандрин, Калинина, 2019] предложена онтологическая модель региональной кластерной политики, включающая описание кластерных образований, их типов, свойств, участников и т.д. По утверждению авторов, наполненная модель «позволит получить непротиворечивую базу знаний об организации системы оценки эффективности реализации кластерной политики социально-экономического развития региона». Другая онтологическая модель [Павлов, Ефремова, 2017] интегрирует разнородные по структуре и тематике пространственные базы данных с целью построения единой региональной базы данных для обеспечения информационной поддержки принятия решений по управлению регионом как территориальным образованием.

Таким образом, применение онтологий для решения различных задач регионального управления является довольно распространенной практикой. Однако в большинстве посвященных данному вопросу доступных научных публикаций не содержится информация о реализованных в рассматриваемых онтологиях возможностях логического вывода (аксиомах). Наряду с этим и сами онтологии отсутствуют в открытом доступе. В связи с этим можно предположить, что возможности онтологий, как технологии формирующего искусственного интеллекта (способной генерировать новый контент в виде формализованных знаний – фактов и аксиом), используются на практике не в полной мере.

Основные сложности в разработке и использовании онтологических моделей в системах информационной поддержки регионального управления заключаются, вероятно, в сложности (трудоемкости) их разработки. Поэтому применение онтологий оправдывает себя лишь в случаях интенсивного использования информационных систем на их основе, оправдывающего трудозатраты на их создание, либо при условии автоматизации процесса создания онтологии.

Еще одной серьезной проблемой в разработке онтологий является отсутствие единой однозначной интерпретации знаний. Это характерно и для рассматриваемой предметной области, где отмечается наличие нечеткого знания (нечетких интерпретаций понятий и отношений) в виде трудно структурируемых знаний, а также знаний с неопределенностью [Антонов

и др., 2020]. Например, понятие «власть», в зависимости от уровня (государственный или региональный), охватывает разные виды органов власти, в связи с чем определение его позиции в онтологии может быть затруднительным. Одним из способов решения данной проблемы является использование нечетких онтологий. Данные онтологии позволяют описать предметную область путем определения соответствующих понятий, отношений, свойств и аксиом в виде нечетких множеств [Антонов и др., 2020]. Судя по публикациям в открытых источниках, конкретных исследований, посвященных применению нечетких онтологий в области регионального управления, на сегодняшний день не проводится. Однако данные онтологии получили широкое применение в других областях, например, в медицине, рекомендательных системах, туризме, информационной безопасности и др. [Qasim et al., 2020].

Также следует отметить, что включение в онтологию развитых средств логического вывода еще более усложняет задачу, поскольку возникает проблема исключения противоречий в создаваемой на основе онтологии логической системе. Кроме того, насыщение онтологии аксиомами, задающими правила логического вывода, резко увеличивает вычислительную сложность процессов генерации новых знаний в рамках онтологии. В связи с этим в прикладных информационных системах, в том числе – системах поддержки регионального управления, часто используются упрощенные модели формального представления знаний, которые можно считать «усеченными» онтологиями – таксономии и тезаурусы.

Таксономия представляет собой упрощенную онтологию, описывающую иерархическую организацию понятий предметной области. То есть отношения, задаваемые таксономией на множестве объектов, ограничиваются такими, как «часть-целое», *broader/narrower* («шире/уже») или подобными. Формальное описание иерархии понятий открывает возможности применения для их анализа хорошо проработанного инструментария теории иерархических многоуровневых систем [Месарович и др., 1973], однако ограничение на тип используемых в таксономии отношений очевидным образом снижает возможности ее использования для генерации новых знаний. На практике таксономии широко используются в форме различных классификаторов, в том числе – ориентированных на использование в рамках задач регионального управления [Жихарев, 2007].

Тезаурус, как неформальный вид онтологии, позволяет зафиксировать единый набор терминов предметной области, а также их взаимосвязи и смысловое значение для дальнейшего использования в различного рода коммуникациях. В отличие от онтологии, основным элементом тезауруса являются термины (лексические обозначения понятия), которые подразделяются на дескрипторы (авторизованные термины, основной способ ссылки на понятие) и недескрипторы (синонимичный ряд дескриптора). Наиболее известными примерами тезаурусов являются AGROVOC и EuroVoc. AGROVOC (AGROVOC, 2023) – многоязычный тезаурус Продовольственной и сельскохозяйственной Организации Объединенных Наций, охватывающий такие области, как продовольствие, питание, сельское хозяйство, рыболовство, лесное хозяйство и окружающую среду. На данный момент он насчитывает более 40 600 понятий, включающих до 963 000 терминов на 41 различных языках. AGROVOC применяется для индексации текста [Karwowski et al., 2019], при разработке баз данных [Naidu et al., 2019], для аннотирования сельскохозяйственных данных, автоматической разметки текста [Mietzsch et al., 2021]. EuroVoc [EuroVoc, 2023] является многоязычным (24 языка) мультидисциплинарным тезаурусом, охватывающим деятельность Европейского Союза. Версия EuroVoc 4.4, опубликованная в 2012 году, охватывает 21 область (политика, экономика, наука, финансы и т.д.) и включает 6883 понятия. На практике, в частности, данный тезаурус используется для индексации документов в системах документооборота европейских учреждений, а также для классификации юридических документов [Caled et al., 2019; Avram et al., 2021].

Заключение

Таким образом, можно заключить, что формирующий искусственный интеллект не является по своей сути абсолютно новой научной или технологической концепцией, но

обозначает категорию систем ИИ, наделенных некоторыми агентными свойствами, что если не отождествляет, то в значительной мере сближает формирующий ИИ с архитектурой когнитивных агентов. Важно отметить, что формирующий искусственный интеллект невозможен вне информационных систем, поскольку именно архитектура системы определяет ключевое свойство формирующего ИИ – адаптируемость к внешней среде. Наряду с адаптивностью, формирующий ИИ должен обладать другим важнейшим свойством – интенциональной креативностью, то есть способностью по собственной инициативе целенаправленно генерировать новые информационные объекты определенного класса, неотличимые от ранее существовавших.

Одними из типичных примеров технологий формирующего ИИ принято считать генеративно-состязательные ИНС и онтологии, хотя, как отмечено выше, вне контекста системы искусственного интеллекта с агентной архитектурой подобные технологии не обеспечивают свойство адаптивности формирующего ИИ. Тем не менее, упомянутые технологии занимают важное место в архитектуре основанных на формирующем искусственном интеллекте информационных систем, поскольку обеспечивают возможность генерации новых информационных объектов за счет логического вывода (в случае онтологий) и имитации, основанной на машинном обучении (в случае ГСС).

Онтологии и генеративно-состязательные ИНС находят применение в широком спектре прикладных задач обработки информации, в том числе и связанных с проблематикой регионального управления. Существуют примеры использования онтологий для формального представления предметных знаний с целью их использования при планировании регионального развития, анализе потенциала и рисков реализации различных стратегий развития, формировании политик с учетом реакции социума, отраженной в социальных сетях, а также при решении других задач. Следует отметить, что имеющаяся в открытом доступе информация не позволяет утверждать, что потенциал онтологий как инструмента не только накопления и хранения, но и вывода новых знаний используется в существующих прецедентах в полной мере. Наиболее распространенной практикой в контексте регионального управления, вероятно, следует считать использование онтологий (и их упрощенных аналогов в виде тезаурусов и таксономий) в качестве инструмента формального представления предметных знаний с целью унификации используемой понятийной базы и обеспечения базовых функций семантического анализа, не предполагающих сложного логического вывода, основанного на заложенных в онтологии фактах и аксиомах.

Генеративно-состязательные ИНС также находят применение в задачах, связанных с региональным управлением – моделировании последствий чрезвычайных ситуаций на территориях, градостроительном планировании и управлении энергосистемами, управлении развитием дорожных сетей, моделировании динамики экологических загрязнений и в других задачах. Основными технологическими проблемами в данном случае является наличие достаточно качественных и объемных датасетов, необходимых для тренировки ИНС, а также оценка качества (достоверности) генерируемого моделью контента в силу его специфичности, в общем случае.

В силу сложности, многообразия и динамичности прикладной проблематики регионального управления, информационные системы, реализующие принципы формирующего искусственного интеллекта, имеют большой потенциал применения в данной проблемной области. Вместе с тем, в открытых источниках отсутствуют сведения о примерах реализации подобных ИС для поддержки задач регионального управления. Таким образом, необходима проработка системных вопросов организации ИС, основанных на формирующем ИИ: как организовать совместное согласованное функционирование существующих базовых информационных технологий (в том числе – технологий искусственного интеллекта), чтобы обеспечить требуемые свойства формирующего ИИ и получить за счет этого значимый синергетический эффект в форме повышения уровня автоматизации когнитивных функций человека в рамках решения различных прикладных задач, связанных с региональным управлением.

Список источников

- AGROVOC Homepage. URL: <https://www.fao.org/agrovoc/> (дата обращения: 14 апреля 2023).
EuroVoc thesaurus. URL: http://publications.europa.eu/resource/cellar/7eecbd11-c00d-11e5-9e54-01aa75ed71a1.0002.01/DOC_1 (дата обращения: 14 апреля 2023).

Список литературы

- Антонов В.В., Бармина О.В., Никулина, Н.О. 2020. Поддержка принятия решений при управлении программными проектами на основе нечёткой онтологии. *Онтология проектирования*, 10(1 (35)), Article 1 (35).
- Белов М.В. Новиков Д.А. 2021. Структура креативной деятельности. *Проблемы управления*, 5, Article 5.
- Жихарев А.П. 2007. Состояние и перспективы использования общероссийских классификаторов в региональных АИС. *Стандарты и качество*, 6, 51.
- Месарович М., Мако Д., Такахара И. 1973. Теория иерархических многоуровневых систем: Пер. с англ [Текст]. Мир; Книги (изданные с 1831 г. по настоящее время). <https://search.rsl.ru/ru/record/01007362516>
- Павлов С.В., Ефремова О.А. 2017. Онтологическая модель интеграции разнородных по структуре и тематике пространственных баз данных в единую региональную базу данных. *Ontology of Designing*, 7(3), 323–333. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2017-7-3-323-333>
- Сохова З.Б. Редько В.Г. 2021. Модель самоорганизации автономных агентов в децентрализованной среде. *Проблемы управления*, 2, Article 2.
- Финн В.К. 2021. Искусственный интеллект: Методология, применения, философия. Изд. 2, испр. И доп. URSS.
- Шевандрин А.В., Бондаренко П.В. 2020. Разработка онтологической модели государственной политики стимулирования экономического роста на федеральном и региональном уровнях. *Фундаментальные исследования (Fundamental research)*, 4, 131–136. <https://doi.org/10.17513/fr.42737>
- Шевандрин А.В., Калинина А.Э. 2019. Онтологическое моделирование кластерных образований в экономике регионов. *Московский экономический журнал*, 10, Article 10.
- Allan K. 2020. What is formative AI and why should you care? IDG Connect. <https://www.idgconnect.com/article/3586601/what-is-formative-ai-and-why-should-you-care.html>
- Andreasik J. 2022. The Ontology of the Region. *Barometr Regionalny. Analizy i Prognozy*, 18(1), 67–82. <https://doi.org/10.56583/br.723>
- Avram A.-M., Pais V., Tufis D. 2021. PyEuroVoc: A Tool for Multilingual Legal Document Classification with EuroVoc Descriptors (arXiv:2108.01139). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2108.01139>
- Caled D., Won M., Martins B., Silva M.J. 2019. A Hierarchical Label Network for Multi-label EuroVoc Classification of Legislative Contents. В.А. Doucet, А. Isaac, К. Golub, Т. Aalberg, А. Jatowt (Ред.), *Digital Libraries for Open Knowledge* (с. 238–252). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30760-8_21
- Chen Q., Wang W., Huang K., De S., Coenen F. 2021. Multi-modal generative adversarial networks for traffic event detection in smart cities. *Expert Systems with Applications*, 177, 114939. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114939>
- Gao Y., Liu L., Zhang C., Wang X., Ma H. 2020. SI-AGAN: Spatial Interpolation with Attentional Generative Adversarial Networks for Environment Monitoring. *ECAI 2020*, 1786–1793. <https://doi.org/10.3233/FAIA200293>
- Georgeff M. 1995. BDI Agents: From Theory to Practice. *International Conference on Multiagent Systems*. https://www.academia.edu/30608557/BDI_Agents_From_Theory_to_Practice
- Goodfellow I.J., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. 2014. Generative Adversarial Networks (arXiv:1406.2661). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
- Jelesnianski C.P. 1992. SLOSH: Sea, Lake, and Overland Surges from Hurricanes. U.S. Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service.
- Karwowski W., Orłowski A., Rusek M. 2019. Applications of Multilingual Thesauri for the Texts Indexing in the Field of Agriculture. В. J. Pejaś, I. El Fray, Т. Hyla, J. Kacprzyk (Ред.), *Advances in Soft and Hard Computing* (с. 185–195). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03314-9_17
- Kasey Panetta. 2021. 5 Trends Drive the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2020. Gartner. <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-drive-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2020>
- Laufer C., Schwabe D. 2017. On Modeling Political Systems to Support the Trust Process. 1–16.



- Liang J., Tang W. 2020. Sequence Generative Adversarial Networks for Wind Power Scenario Generation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 38(1): 110–118. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2952182>
- Lütjens B., Leshchinskiy B., Requena-Mesa C., Chishtie F., Díaz-Rodríguez N., Boulais O., Sankaranarayanan A., Piña A., Gal Y., Raïssi C., Lavin A., Newman D. 2021. Physically-Consistent Generative Adversarial Networks for Coastal Flood Visualization (arXiv:2104.04785). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.04785>
- Margaret Rouse. 2022. What is Generative AI? - Definition from Techopedia. Techopedia.Com. <http://www.techopedia.com/definition/34633/generative-ai>
- Mietzsch E., Martini D., Kolshus K., Turbati A., Subirats I. 2021. How Agricultural Digital Innovation Can Benefit from Semantics: The Case of the AGROVOC Multilingual Thesaurus. *Engineering Proceedings*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/engproc2021009017>
- Naidu J., Dr.E.N.Ganesh, Shanmugasundaram. 2019. Investigation of agricultural data for data base creation like agris for farmers welfare. 6, 437–443.
- Phipps J. 2021. What Is Formative AI? Exploring the Future of AI Storage. ESF. *Enterprise Storage Forum*. <https://www.enterprisestorageforum.com/news/formative-ai/>
- Qasim I., Alam M., Khan S., Khan A.W., Malik K.M., Saleem M., Bukhari S.A.C. 2020. A comprehensive review of type-2 fuzzy Ontology. *Artificial Intelligence Review*, 53(2): 1187–1206. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09693-9>
- Rui X., Cao Y., Yuan X., Kang Y., Song W. 2021. DisasterGAN: Generative Adversarial Networks for Remote Sensing Disaster Image Generation. *Remote Sensing*, 13(21): Article 21. <https://doi.org/10.3390/rs13214284>
- Russell S., Russell S.J., Norvig P., Davis E. 2010. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall.
- Sadek S.M., Omran W.A., Hassan M.A. M., Talaat H.E.A. 2021. Data Driven Stochastic Energy Management for Isolated Microgrids Based on Generative Adversarial Networks Considering Reactive Power Capabilities of Distributed Energy Resources and Reactive Power Costs. *IEEE Access*, 9, 5397–5411. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048586>
- Scorza F., Casas G.B.L., Murgante B. 2012. That's ReDO: Ontologies and Regional Development Planning. B. Murgante, O. Gervasi, S. Misra, N. Nedjah, A.M.A.C. Rocha, D. Taniar, B.O. Apduhan (Ред.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2012* (Т. 7334, с. 640–652). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-31075-1_48
- Tarassov V.B. Svyatkina M.N. 2013. *Cognitive Measurements: The Future of Intelligent Systems*. Программные продукты и системы. 4, 74–82.
- Wang F., Zhang Z., Liu C., Yu Y., Pang S., Duić N., Shafie-khah M., Catalão J.P.S. 2019. Generative adversarial networks and convolutional neural networks based weather classification model for day ahead short-term photovoltaic power forecasting. *Energy Conversion and Management*, 181, 443–462. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.11.074>
- Wu A.N., Stouffs R., Biljecki F. 2022. Generative Adversarial Networks in the built environment: A comprehensive review of the application of GANs across data types and scales. *Building and Environment*, 223, 109477. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109477>
- Zhang R., Isola P., Efros A.A., Shechtman E., Wang O. 2018. The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric. 586–595. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Zhang_The_Unreasonable_Effectiveness_CVPR_2018_paper.html
- Zhang Y., Li Y., Zhou X., Kong X., Luo J. 2019. TrafficGAN: Off-Deployment Traffic Estimation with Traffic Generative Adversarial Networks. 2019 *IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, 1474–1479. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2019.00193>

References

- Antonov V.V., Barmina O.V., Nikulina N.O. 2020. Decision support in managing software projects based on fuzzy ontology. *Design ontology*, 10(1 (35)), Article 1 (35). (in Russian)
- Belov M.V. Novikov D.A. 2021. The structure of creative activity. *Management Issues*, 5, Article 5. (in Russian)
- Zhikharev A.P. 2007. Status and prospects for the use of all-Russian classifiers in regional AIS. *Standards and Quality*, 6, 51. (in Russian)
- Mesarovic M., Mako D., Takahara I. 1973. *Theory of hierarchical multilevel systems: Per. from English [Text]*. World; Books (published from 1831 to the present). <https://search.rsl.ru/ru/record/01007362516> (in Russian)
- Pavlov S.V., Efremova O.A. 2017. An ontological model for integrating spatial databases that are heterogeneous in structure and subject matter into a single regional database. *Ontology of Designing*, 7(3), 323–333. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2017-7-3-323-333> (in Russian)
- Sokhova Z.B., Redko V.G. 2021. Model of self-organization of autonomous agents in a decentralized environment. *Management Issues*, 2, Article 2. (in Russian)
- Finn W.K. 2021. *Artificial Intelligence: Methodology, Applications, Philosophy*. Ed. 2, rev. And extra. URSS.

- Shevandrin A.V., Bondarenko P.V. 2020. Development of an ontological model of the state policy for stimulating economic growth at the federal and regional levels. *Fundamental research*, 4, 131–136. <https://doi.org/10.17513/fr.42737> (in Russian)
- Shevandrin A.V., Kalina A.E. 2019. Ontological modeling of cluster formations in the regional economy. *Moscow Economic Journal*, 10, Article 10. (in Russian)
- Allan K. 2020. What is formative AI and why should you care? IDG Connect. <https://www.idgconnect.com/article/3586601/what-is-formative-ai-and-why-should-you-care.html>
- Andreasik J. 2022. The Ontology of the Region. *Barometr Regionalny. Analizy i Prognozy*, 18(1), 67–82. <https://doi.org/10.56583/br.723>
- Avram A.-M., Pais V., Tufis D. 2021. PyEuroVoc: A Tool for Multilingual Legal Document Classification with EuroVoc Descriptors (arXiv:2108.01139). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2108.01139>
- Caled D., Won M., Martins B., Silva M.J. 2019. A Hierarchical Label Network for Multi-label EuroVoc Classification of Legislative Contents. B.A. Doucet, A. Isaac, K. Golub, T. Aalberg, A. Jatowt (Ред.), *Digital Libraries for Open Knowledge* (p. 238–252). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30760-8_21
- Chen Q., Wang W., Huang K., De S., Coenen F. 2021. Multi-modal generative adversarial networks for traffic event detection in smart cities. *Expert Systems with Applications*, 177, 114939. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114939>
- Gao Y., Liu L., Zhang C., Wang X., Ma H. 2020. SI-AGAN: Spatial Interpolation with Attentional Generative Adversarial Networks for Environment Monitoring. *ECAI 2020*, 1786–1793. <https://doi.org/10.3233/FAIA200293>
- Georgeff M. 1995. BDI Agents: From Theory to Practice. *International Conference on Multiagent Systems*. https://www.academia.edu/30608557/BDI_Agents_From_Theory_to_Practice
- Goodfellow I.J., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. 2014. Generative Adversarial Networks (arXiv:1406.2661). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
- Jelesnianski C.P. 1992. SLOSH: Sea, Lake, and Overland Surges from Hurricanes. U.S. Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service.
- Karwowski W., Orłowski A., Rusek M. 2019. Applications of Multilingual Thesauri for the Texts Indexing in the Field of Agriculture. B.J. Pejaś, I.El Fray, T. Hyla, J. Kacprzyk (Ред.), *Advances in Soft and Hard Computing* (p. 185–195). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03314-9_17
- Kasey Panetta. 2021. 5 Trends Drive the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2020. Gartner. <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-drive-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2020>
- Laufer C., Schwabe D. 2017. On Modeling Political Systems to Support the Trust Process. 1–16.
- Liang J., Tang W. 2020. Sequence Generative Adversarial Networks for Wind Power Scenario Generation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 38(1): 110–118. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2952182>
- Lütjens B., Leshchinskiy B., Requena-Mesa C., Chishtie F., Díaz-Rodríguez N., Boulais O., Sankaranarayanan A., Piña A., Gal Y., Raïssi C., Lavin A., Newman D. 2021. Physically-Consistent Generative Adversarial Networks for Coastal Flood Visualization (arXiv:2104.04785). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.04785>
- Margaret Rouse. 2022. What is Generative AI? - Definition from Techopedia. Techopedia.Com. <http://www.techopedia.com/definition/34633/generative-ai>
- Mietzsch E., Martini D., Kolshus K., Turbati A., Subirats I. 2021. How Agricultural Digital Innovation Can Benefit from Semantics: The Case of the AGROVOC Multilingual Thesaurus. *Engineering Proceedings*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/engproc2021009017>
- Naidu J., Dr.E.N.Ganesh, Shanmugasundaram. 2019. Investigation of agricultural data for data base creation like agris for farmers welfare. 6, 437–443.
- Phipps J. 2021. What Is Formative AI? Exploring the Future of AI Storage. ESF. Enterprise Storage Forum. <https://www.enterprisestorageforum.com/news/formative-ai/>
- Qasim I., Alam M., Khan S., Khan A.W., Malik K.M., Saleem M., Bukhari S.A.C. 2020. A comprehensive review of type-2 fuzzy Ontology. *Artificial Intelligence Review*, 53(2): 1187–1206. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09693-9>
- Rui X., Cao Y., Yuan X., Kang Y., Song W. 2021. DisasterGAN: Generative Adversarial Networks for Remote Sensing Disaster Image Generation. *Remote Sensing*, 13(21): Article 21. <https://doi.org/10.3390/rs13214284>
- Russell S., Russell S.J., Norvig P., Davis E. 2010. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall.
- Sadek S.M., Omran W.A., Hassan M.A. M., Talaat H.E.A. 2021. Data Driven Stochastic Energy Management for Isolated Microgrids Based on Generative Adversarial Networks Considering Reactive



- Power Capabilities of Distributed Energy Resources and Reactive Power Costs. *IEEE Access*, 9, 5397–5411. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048586>
- Scorza F., Casas G.B.L., Murgante B. 2012. That's ReDO: Ontologies and Regional Development Planning. B. Murgante, O. Gervasi, S. Misra, N. Nedjah, A.M.A.C. Rocha, D. Taniar, B.O. Apduhan (Ред.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2012* (Т. 7334, с. 640–652). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-31075-1_48
- Tarassov V.B. Svyatkina M.N. 2013. Cognitive Measurements: The Future of Intelligent Systems. *Программные продукты и системы [Software products and systems]*, 4, 74–82.
- Wang F., Zhang Z., Liu C., Yu Y., Pang S., Duić N., Shafie-khah M., Catalão J.P.S. 2019. Generative adversarial networks and convolutional neural networks based weather classification model for day ahead short-term photovoltaic power forecasting. *Energy Conversion and Management*, 181, 443–462. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.11.074>
- Wu A.N., Stouffs R., Biljecki F. 2022. Generative Adversarial Networks in the built environment: A comprehensive review of the application of GANs across data types and scales. *Building and Environment*, 223, 109477. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109477>
- Zhang R., Isola P., Efros A.A., Shechtman E., Wang O. 2018. The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric. 586–595. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Zhang_The_Unreasonable_Effectiveness_CVPR_2018_paper.html
- Zhang Y., Li Y., Zhou X., Kong X., Luo J. 2019. TrafficGAN: Off-Deployment Traffic Estimation with Traffic Generative Adversarial Networks. 2019 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), 1474–1479. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2019.00193>

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Шишаев Максим Геннадьевич, доктор технических наук, главный научный сотрудник Института информатики и математического моделирования им. В.А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН, г. Апатиты, Россия

Пимешков Вадим Константинович, аспирант, стажер-исследователь Института информатики и математического моделирования им. В.А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН, г. Апатиты, Россия

Никонорова Марина Леонидовна, аспирант, инженер-исследователь Института информатики и математического моделирования им. В.А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН, г. Апатиты, Россия

Ломов Павел Андреевич, кандидат технических наук, старший научный сотрудник Института информатики и математического моделирования им. В.А. Путилова ФИЦ КНЦ РАН, г. Апатиты, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Maksim G. Shishaev, Doctor of Science (Tech.), Chief Research Fellow of the Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling Kola Science Centre of the Russian Academy of Sciences, Apatity, Russia

Vadim K. Pimeshkov, PhD student, research assistant of the Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling Kola Science Centre of the Russian Academy of Sciences, Apatity, Russia

Marina L. Nikonorova, PhD student, research assistant of the Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling Kola Science Centre of the Russian Academy of Sciences, Apatity, Russia

Pavel A. Lomov, Candidate of Science (Tech.), Senior Research Fellow of the Putilov Institute for Informatics and Mathematical Modeling Kola Science Centre of the Russian Academy of Sciences, Apatity, Russia