

Н. А. Бондарева¹✉

Роль информационного поля объекта в развитии нейросетевых моделей для производственных и исследовательских задач

¹Институт Прикладной Математики им. М.В. Келдыша РАН,
г. Москва, Российская Федерация
e-mail: nicibond9991@gmail.com

Аннотация. Статья посвящена анализу потенциала генеративных нейросетей в сфере геоинженерии. В ней рассматриваются ключевые принципы работы современных нейросетевых моделей, способных генерировать изображения и тексты, а также анализировать мультимодальные данные (изображения и текст). В статье анализируется понятие "информационного поля" объекта в цифровой среде. Показано, что плотность информационного поля зависит от типа объекта и предметной области. Отмечается, что в узкопрофессиональных областях, таких как геоинженерия, проблема ограниченного доступа к данным является особенно актуальной. Статья также рассматривает ключевые особенности и перспективы специализированных ИИ-систем для геоинженерии, которые будут обладать прозрачностью алгоритмов и понятной логикой принятия решений, работать в реальном времени без существенных задержек, легко интегрироваться с существующими аппаратно-программными комплексами и быстро адаптироваться к динамическим изменениям в условиях работы.

Ключевые слова: Машинное обучение, компьютерное зрение и распознавание образов, нейронная сеть, компьютерная графика, GeoAI

N. A. Bondareva¹✉

The role of the information field of an object in the development of neural network models for industrial and research tasks

¹Keldysh Institute of Applied Mathematics of the Russian Academy of Sciences,
Moscow, Russian Federation
e-mail: nicibond9991@gmail.com

Abstract. The article analyzes the potential of generative neural networks in the field of geoengineering. It considers the key principles of operation of modern neural network models capable of generating images and texts, as well as analyzing multimodal data (images and text). The article analyzes the concept of the "information field" of an object in a digital environment. It is shown that the density of the information field depends on the type of object and the subject area. It is noted that in highly professional areas, such as geoengineering, the problem of limited access to data is especially relevant. The article also examines the key features and prospects of specialized AI systems for geoengineering, which will have transparent algorithms and clear decision-making logic, operate in real time without significant delays, easily integrate with existing hardware and software systems, and quickly adapt to dynamic changes in operating conditions.

Keywords: Machine learning, computer vision and pattern recognition, neural network, computer graphics, GeoAI

Введение

В эпоху стремительного прогресса нейросетевых технологий мы становимся свидетелями появления все более сложных и multifunctionальных систем. Особенно заметен рост популярности генеративных нейросетей, которые демонстрируют впечатляющие возможности обработки больших объемов данных и последующего их применения в различных областях, начиная от генерации сложных текстов, изображений и видео и заканчивая потенциальными возможностями применения их в производственных и исследовательских целях.

Генеративные нейросети способны анализировать языковую структуру пользовательских запросов, обрабатывать их и на этой основе выдавать удовлетворяющий пользователя результат. Их задача состоит в одновременном управлении множеством объектов, их свойствами и пространственными взаимосвязями. Для адекватной интерпретации текстового запроса алгоритм должен не только корректно определить каждую характеристику объекта, но и установить связи между ними.

Алгоритмы, позволяющие эффективно генерировать контент и работать с информацией, постоянно развиваются и прогрессируют. Нейросети, преобразующие текст в изображения, преимущественно используют диффузионные модели [1, 2]. Хотя эти модели были представлены еще в 2015 году, они стали популярными только после работы [1] и демонстрируют впечатляющие результаты в различных задачах, таких как создание изображений по текстовому описанию, восстановление деталей и повышение разрешения. До недавнего времени генеративно-состязательные нейросети (GAN) считались наиболее перспективной альтернативой диффузионным моделям, однако они неэффективны для генерации изображений по тексту и отличаются нестабильностью обучения [3].

Современные нейросетевые модели, такие как text-to-image и text-to-3D, используют текстовые запросы для управления генерацией контента, опираясь на мультимодальные языковые модели. Ключевым примером служит архитектура CLIP от OpenAI, проецирующая разномодальные данные в единое векторное пространство, а также модель Latent Diffusion [4], генерирующая изображения из направленного шума. Теоретические основы и практические аспекты функционирования подобных моделей детально освещены в работах [5,6], где представлен комплексный анализ архитектурных решений и методологических подходов к организации мультимодального машинного обучения. Подобные архитектурные решения открывают новые перспективы и в области GeoAI, где текстовые запросы могут использоваться для генерации и модификации геопространственных данных, создания 3D-моделей ландшафтов и автоматической разметки спутниковых снимков.

Модели пространственных изображений в геоинженерии

GeoAI представляет собой междисциплинарную область, в которой сочетаются передовые методы обработки и анализа геопространственных данных, изображений и алгоритмы искусственного интеллекта, что открывает новые

возможности для извлечения ценной информации и поддержки принятия решений в различных сферах, связанных с пространственными данными. Она объединяет достижения в области пространственной науки, методы машинного обучения (такие как глубокое обучение), интеллектуальный анализ данных и высокопроизводительные вычисления для извлечения знаний из больших массивов пространственных данных.

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) и геоинформационных систем (ГИС) привела к созданию GeoAI, который можно рассматривать как новую форму машинного обучения, учитывающую географический контекст, которая позволяет анализировать и интерпретировать геопространственные данные, выявлять скрытые закономерности и взаимосвязи, а также создавать точные и информативные модели для решения различных задач в области геоинформатики и смежных дисциплинах.

От обычного ИИ GeoAI отличается по многим параметрам. Геопространственные данные динамичны, так как помимо прочего они включают в себя местоположение и время. Объемы данных очень велики и сложны по структуре, к тому же часто поступают в режиме реального времени и могут накапливаться десятилетиями. Требуется более сложная подготовка данных для использования ИИ из-за специфики геопространственных данных, которые в отличие от простых изображений бывают как многоспектральными (включающими ультрафиолетовый и инфракрасный диапазоны), так и гиперспектральными, когда включены все доступные диапазоны частот. Аспекты этих различий, а также многие проблемы и задачи GeoAI подробно рассматриваются в статье [7].

В современную эпоху цифровой трансформации GeoAI демонстрирует впечатляющий потенциал развития по нескольким ключевым направлениям. Особое внимание уделяется интеграции с беспилотными системами для автономной навигации и картографирования, а также развитию предиктивных систем, способных прогнозировать природные катаклизмы и климатические изменения. Значительный прорыв ожидается в области обработки 3D-данных, включая лидарную съемку и автоматическую генерацию городских моделей, что непосредственно связано с концепцией умных городов, где GeoAI способствует оптимизации транспортных потоков и городской инфраструктуры. Современные тенденции указывают на смещение фокуса применения ИИ с двумерных геопространственных данных на трехмерные структуры, включая лидарное сканирование и цифровые 3D-модели, что подтверждается успешной имплементацией в игровых технологиях.

В агропромышленном секторе технологии точного земледелия и мониторинга посевов революционизируют сельское хозяйство, в то время как в сфере экологии GeoAI должен обеспечивать эффективный контроль за состоянием окружающей среды и биоразнообразием. Все эти направления поддерживаются развитием методов машинного обучения и интеграцией с большими данными, включая информацию с IoT-устройств и социально-экономические параметры, что создает комплексную экосистему геопространственного искусственного интеллекта.

Роль плотности информационного поля объекта в графических нейросетях

Формирование обучающих датасетов для производственных нейросетей является отдельной и крайне важной задачей, требующей особого подхода. Для создания эффективных моделей необходимо задействовать высококачественные данные, что становится проблемой из-за их проприетарного характера и недоступности. Такими данными часто владеют компании, которые редко предоставляют их в открытый доступ.

Датасет является основным источником информации, на котором нейросеть строит свою модель. Во время обучения модель анализирует данные, выявляет паттерны и закономерности для использования в генерации. Качество и разнообразие этих данных напрямую влияют на эффективность модели: чем тщательнее подготовлены данные, тем меньше времени понадобится для отладки, тренировки и устранения ошибок.

Качественный датасет для машинного обучения должен соответствовать нескольким ключевым критериям: обладать достаточной полнотой для охвата всех возможных сценариев работы модели, демонстрировать высокую точность и соответствие реальным условиям применения, обеспечивать корректность данных с правильной интерпретацией и совместимыми форматами, поддерживать однородность всех атрибутов для эффективного обучения, а также иметь четкое разделение на обучающую, валидационную и тестовую выборки для объективной оценки производительности модели.

Создание таких датасетов требует как специфических знаний в области машинного обучения, так и глубокого понимания индустрии, в которой будет применяться нейросеть.

Каждый объект в цифровой среде обладает так называемым информационным полем. Информационное поле объекта определяется как весь объем неупорядоченной информации, связанной с искомым объектом и совокупность упоминаний в цифровой среде. Иными словами, это то количество открытой и публичной информации, которое окружает искомый объект и позволяет смоделировать его образ искусственно.

Информационное поле включает в себя все упоминания объекта в цифровой среде. Конкретный состав информационного поля объекта зависит от предметной области, типа объекта и потребностей информационной системы.

К числу составляющих информационного поля объекта можно отнести, к примеру:

- идентификационные данные (уникальный идентификатор объекта, его название и категория);
- описательные характеристики (физические характеристики, состав, функциональное назначение);
- временные данные (дата создания, хронология изменений или модификаций);

- пространственные данные (координаты, взаимосвязи с другими объектами в пространстве);
- количественные данные (числовые значения параметров или атрибутов объекта, статистические данные или данные измерений);
- качественные данные (характеристики состояния и качества объекта, экспертная оценка, соответствие стандартам);
- релевантные документы и файлы (изображения, видео, чертежи, 3D-модели, сопроводительная документация);
- связи и отношения (иерархические связи с другими объектами, ссылки на связанные записи в базах данных);
- метаданные управления (информация о правах доступа и разрешениях, теги, ключевые слова или категории для поиска и классификации).

Информационное поле проще всего представить на примере медиасферы в открытом интернете. Самые плотные информационные поля на сегодняшний день имеют медиа-персоны и лица, представляющие государство. Информация о них представлена в огромных масштабах и самых разнообразных формах, что включает в себя видеоматериалы, записи голоса, фотографии, книги, статьи в прессе, обсуждения в социальных сетях и многое другое. Видеоматериалы включают как официальные выступления и интервью, так и случайные кадры, снятые на публичных мероприятиях или даже в повседневной жизни. Аудиозаписи могут содержать речи, интервью, подкасты и даже неформальные разговоры. Это огромный массив неупорядоченной и неструктурированной информации, собрать которую, тем не менее, относительно легко. Последующие анализ, чистка данных и обработка позволяют использовать эти данные в целях воссоздания искусственного облика, манеры речи, видео и аудио материалов [8].

Однако в более узкопрофессиональных областях объем, чистота и адекватность собранной информации начинает играть немаловажную роль. Для построения эффективной ИИ-системы, которая сумеет обеспечить специалиста помощью и необходимой справочной информацией, а также предоставит требуемые расчеты, необходимы наиболее полная и строго верифицированная база знаний и хорошо сформированная онтология предметной области, позволяющие специалисту рассчитывать на корректность и надежность электронного помощника.

Перспективы интеграции моделей пространственных изображений и графических нейросетей в геоинженерию

Согласно отчету, подготовленному Всемирным советом геопространственной промышленности (WGIC) [11], где использовались разработки ученых и исследовательских агентств по всему миру, эксперты определили ключевые рекомендации для эффективного применения ИИ в геопространственной индустрии. Основной акцент делается на доступности и качестве данных: необходимо расширить доступ к правительственным данным, стимулировать обмен частными данными, создать стандарты метаданных и обеспечить их правильную

маркировку. Особое внимание уделяется созданию тестовых наборов данных для обучения моделей, развитию общих моделей ИИ с открытым исходным кодом и обеспечению отслеживаемости данных. При этом эксперты подчеркивают важность защиты конфиденциальности при работе с геопространственными данными и необходимость разработки универсальных стандартов для международного обмена данными.

С каждым днем становится всё более очевидной насущная потребность в создании локальных профессиональных ИИ-систем, которые необходимо обучать локально на специально отобранном материале. Однако строгость критериев отбора не может не учитывать проблему нехватки данных в ограниченных профессиональных областях, в которых особое место занимает проприетарная доля исследований, недоступная для использования сторонним системам. Такая ситуация создает серьезные препятствия для разработчиков ИИ-систем, которые вынуждены либо довольствоваться ограниченными общедоступными данными, не всегда отвечающими требованиям качества и релевантности, либо затрачивать значительные ресурсы на сбор и подготовку собственных датасетов с нуля. Это замедляет процесс создания и внедрения ИИ-решений в производственную среду и ограничивает их потенциал для оптимизации и автоматизации производственных процессов.

Специализированные ИИ-системы, используемые на производстве, несомненно, будут обладать рядом особенностей и требований, которые составят немалое отличие их от нейросетей и систем искусственного интеллекта общего назначения.

Джеймс Браун, менеджер по ИКТ в области геопространственной разведки, указывает на то, что в современной научной практике ведутся интенсивные исследования в области генерации синтетических наборов данных. Такой подход позволяет искусственно моделировать редкие события, тем самым формируя репрезентативные обучающие выборки. В области геоинженерной деятельности набор задач бывает широким и нестандартным. Условия могут часто изменяться, поэтому нейросетям нужна возможность быстрого обучения и адаптации к изменениям.

В контексте разработки специализированных систем искусственного интеллекта в области геопространственного анализа (GeoAI) важным требованием является имплементация механизмов интерпретируемости нейронных сетей и обеспечение возможности итеративной корректировки их алгоритмических компонентов.

Интероперабельность с существующей геопространственной инфраструктурой также является важным аспектом для систем искусственного интеллекта в сфере GeoAI, обеспечивая беспрепятственную интеграцию с действующими аппаратно-программными комплексами, включая системы дистанционного зондирования Земли, геоинформационные платформы и средства пространственного анализа данных.

Большинство задач в географии и экологии, начиная от урбанистики и заканчивая глобальными круговоротами веществ, опираются на методы, свя-

занные с большими данными и машинным обучением. Использование методов машинного обучения предполагает наличие понимания принципов работы конкретного применяемого метода.

Существует несколько потенциальных направлений для ИИ в геопространстве, но одной из главных линий является призыв к росту объемов высококачественных данных с маркировкой, которые будут не ограничены в доступе и позволят обучать модели искусственного интеллекта во всей широте их реальных возможностей. Особенно важна доступность открытых данных в том или ином исследуемом регионе, так как большинство моделей пространственных изображений, разработанных для других климатических регионов, не всегда могут быть напрямую перенесены в контекст конкретного исследования.

Ключевую роль открытые данные играют в развитии инноваций. Чем больше информации доступно для широкого круга пользователей, тем больше возможностей для создания революционных решений. Ограничения, накладываемые бюрократией на крупные корпорации, препятствуют свободному доступу к информации, что влечет за собой невозможность адекватно тестировать и определять критерии обучения ИИ в той или иной отрасли.

Заключение

Представлен анализ современного состояния генеративных нейросетей и их потенциала в геоинженерии, с акцентом на проблему ограниченного доступа к качественным данным, необходимым для обучения специализированных систем. Очевидно, что модели пространственных изображений в геоинженерии имеют значительный потенциал для решения актуальных задач, начиная от анализа пространственных данных до прогнозирования и оптимизации различных процессов. Однако, для успешной реализации этого потенциала, необходимо преодолеть барьеры, связанные с ограниченной доступностью качественных данных в ограниченных профессиональных областях.

Развитие GeoAI требует совместных усилий специалистов из разных областей – от геоинформатики до машинного обучения. Только комплексный подход, включающий в себя создание открытых баз данных, разработку специализированных ИИ-систем и широкое внедрение GeoAI в практику, позволит реализовать полный потенциал столь перспективной технологии.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. J. Ho, A. Jain, P. Abbeel, Denoising Diffusion Probabilistic Models, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239> (дата обращения 29.03.2023)
2. C. Meng, Y. He, Y. Song, J. Song, J. Wu, J. Zhu, S. Ermon, SDEdit: Guided Image Synthesis and Editing with Stochastic Differential Equations, 2022, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.01073>
3. I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, Generative Adversarial Networks, 2014, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
4. R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz, P. Esser, B. Ommer, High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models, 2021, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.10752>

5. Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T., and Efros, A. A., 2017. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 1125–1134.
6. Radford A., Jong W.K., Hallacy C., Ramesh A., Goh G., Agarwal S., Sastry G., Askell A., Mishkin P., Clark J., Krueger G., Sutskever I. 2021. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision. arXiv preprint arXiv:2103.00020 [cs.CV]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103>.
7. Abdelkhalek I. Alastal, Ashraf Hassan Shaqfa 2022, GeoAI Technologies and Their Application Areas in Urban Planning and Development: Concepts, Opportunities and Challenges in Smart City (Kuwait, Study Case), Journal of Data Analysis and Information Processing, Vol.10 No.2.
8. Бондарева Н.А. Графические нейронные сети и проблемы верификации изображений // "Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению "Графикон" (19-21 сентября 2023 г., Москва)", с.317-327.

© Н. А. Бондарева, 2025