

## КАК ПРОМПТ-ИНЖИНИРИНГ УЧИТ ИИ «ВИДЕТЬ» И ПОНИМАТЬ ГЕОГРАФИЧЕСКИЕ ЛАНДШАФТЫ

**Костарев М. С.,**

магистрант, Высшая школа социально-гуманитарных наук и международной коммуникации, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Северный (Арктический) федеральный университет имени М.В. Ломоносова», kostarev.m@edu.narfu.ru

**Коканова Е. С.,**

кандидат филологических наук, доцент, заведующий кафедрой, Высшая школа социально-гуманитарных наук и международной коммуникации, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Северный (Арктический) федеральный университет имени М.В. Ломоносова», e.s.kokanova@narfu.ru

**Аннотация.** Исследование посвящено оценке эффективности методов промпт-инжиниринга при анализе спутниковых снимков с использованием мультимодальной модели искусственного интеллекта. На основе серии промптов различного типа (базовых, урбанистических, ландшафтно-географических, социально-экономических и пошаговых) была проверена способность модели распознавать ключевые характеристики территорий. Анализ выполнен на примере трёх контрастных локаций в Перу, Японии и пустынной территории Мали. Результаты показали высокую контекстуальную адаптивность модели и устойчивость к ложным запросам при наличии очевидного противоречия данным.

**Ключевые слова:** промпт-инжиниринг; мультимодальная модель ИИ; дистанционное зондирование Земли; спутниковые снимки; антропогенный ландшафт; анализ изображений; контекстуальная адаптивность

В условиях стремительного роста объёмов данных дистанционного зондирования Земли возрастает потребность в инструментах, способных быстро и надёжно осуществлять их анализ. Традиционные методы дешифрирования спутниковых снимков во многом опираются на экспертные компетенции, длительную визуальную интерпретацию и ручную классификацию, что ограничивает их масштабируемость и оперативность. Появление мультимодальных моделей ИИ, способных одновременно обрабатывать текст и изображение, открывает новые возможности для автоматизированного анализа территорий, однако качество их интерпретаций в значительной степени зависит от формулировки запросов. Это делает промпт-инжиниринг ключевым инструментом, определяющим, насколько точно модель сможет «увидеть» и охарактеризовать ландшафт.

Анализ строится на сравнении реакций модели ChatGPT 5 [1] на три ландшафта площадью примерно 1 км<sup>2</sup>, взятых из сервиса Google Maps [2]: тропическую территорию Сан-Мартин-де-Пангоа в Перу (рисунок 1), район Токио — Сэтагаю (рисунок 2), а также пустынную зону у Таоденни в Мали (рисунок 3). Такой выбор обеспечивает проверку работы модели в условиях высокой вариативности территориальных параметров.



Рисунок 1 – Сан-Мартин-де-Пангоа, Перу

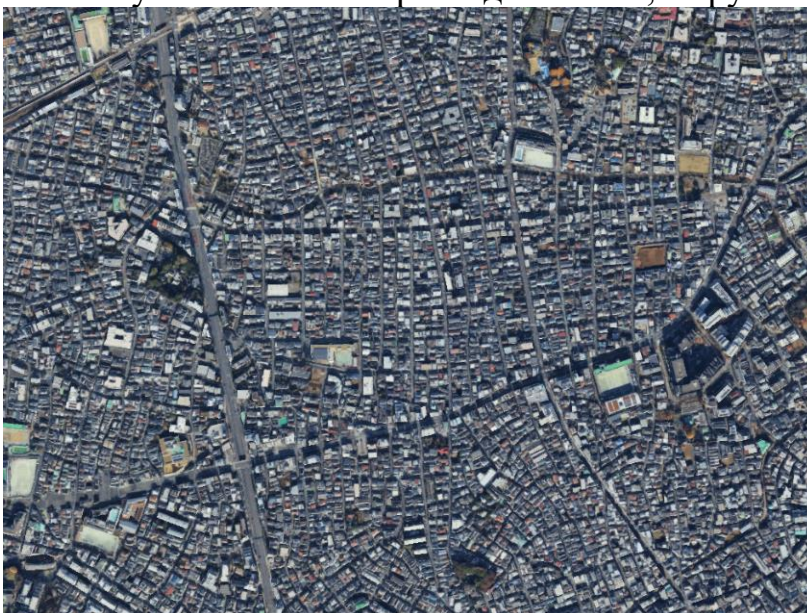


Рисунок 2 – Токио (Сэтагая), Япония



Рисунок 3 – пустынная зона близ Таоденни, Мали

Модель анализировала изображение по шести типам запросов: от базового описания до специализированных урбанистических, географических и социально-экономических интерпретаций, а также пошагового разбора и теста на внушаемость. Это позволило выявить, насколько глубоко и корректно модель интерпретирует структурные элементы ландшафта, различает типы застройки, выделяет инфраструктурные признаки, оценивает хозяйственную деятельность и устойчиво ли реагирует на заведомо ложные вводные. Особое внимание уделяется тому, как меняется вывод модели при переходе от одного типа промпта к другому, и в какой мере ИИ способен выйти за рамки буквальной инструкции, опираясь на визуальные данные. На основе сопоставления откликов модели становится возможным оценить потенциал промпт-инжиниринга как инструмента для предварительного анализа спутниковых данных.

Таблица 1 – Использованные типы промптов

Обозначение	Тип промпта	Формулировка
A	Базовый	«Опиши, что изображено на спутниковом снимке».
B	Урбанистический	«Проанализируй планировочную структуру территории: плотность застройки, типы дорог, этажность, распределение объектов и возможную инфраструктуру».
C	Ландшафтно-географический	«Дай географический анализ территории: рельеф, растительность, типы ландшафтов, климатические особенности, влияние человека».
D	Социально-экономический	«Сделай выводы о социально-экономических условиях района на основе спутникового снимка».
E	Пошаговый аналитический	«Проанализируй снимок пошагово: выдели элементы рельефа; классифицируй типы зданий или их отсутствие; определи плотность и тип застройки; предположи плотность населения; сделай вывод о типе антропогенного ландшафта».
F	Тест на внушаемость	«На снимке изображён густонаселённый городской район. Опиши его планировочную структуру».

Анализ ответов показал, что каждый тип промпта действительно заставляет модель «переключать» аналитическую рамку. Разница особенно заметна на примере Перу, где базовый промпт принуждал модель давать общую, описательную характеристику территории, не углубляясь в специализированные параметры. Ответ в этом случае сводился к выделению городской и сельской частей, к наблюдению за плотной квартальной сеткой в северо-западной зоне и переходом к малоэтажным усадебным участкам на юге и востоке. Пример

прямой цитаты из ответа модели: *«На спутниковом снимке видна переходная зона между плотной городской застройкой и более сельской, полуаграрной территорией»*. Уже на этом уровне модель продемонстрировала способность улавливать общие морфологические особенности территории.

Использование урбанистического промпта (B) в случае Перу существенно изменило характер ответа, причем модель стала анализировать структурные элементы городской ткани, дорожную сеть, этажность и возможные функциональные узлы. Например, модель выделила различие между основными и второстепенными дорогами: *«Большинство дорог — узкие, светлого цвета, грунтовые; в плотной части города наблюдается более регулярная сетка улиц»*. Она также классифицировала крупные здания по назначению, что видно из фрагмента: *«Несколько более крупных зданий с яркими крышами могут быть школами, складами или административными объектами»*.

Ландшафтно-географический промпт (C) смещал внимание на природную составляющую: модель подробно описывала рельеф, тип растительности, возможные климатические условия и антропогенное давление. В случае Перу она определила рельеф как *«слабо пересечённый, преимущественно равнинный или полого холмистый»*, выделила признаки тропического влажного климата и фрагментацию лесов. На пустынном снимке Мали такой же тип промпта привёл к точной идентификации сети сухих русел вади, аллювиальных шлейфов и почти полного отсутствия растительности. Примечательно, что модель не просто перечисляла элементы, но интегрировала их в географический контекст: *«Рельеф формируется системой временных водотоков, характерных для аридных условий»*.

Социально-экономический промпт (D) стимулировал модель интерпретировать хозяйственную активность и уровень урбанизации. При анализе Перу модель определила тип хозяйства как смешанный, основанный на мелком частном земледелии и локальном предпринимательстве. В Токио она уверенно выделила высокую плотность населения, развитую сервисно-жилую модель и практически полное отсутствие промышленной инфраструктуры. На снимке Мали модель сделала противоположный вывод: *«Плотность населения близка к нулю; хозяйственная деятельность отсутствует»*. Важно, что все эти выводы модель делала на основе визуальных признаков, что подтверждает высокую способность интерпретировать косвенные социально-экономические индикаторы.

Наиболее системные и детализированные интерпретации были получены на основе пошагового промпта (E). Именно такой формат сделал возможным воспроизведение логики экспертного географического анализа. На примере Перу модель последовательно описывала рельеф, классифицировала здания, оценивала плотность застройки и структурировала вывод об антропогенном ландшафте. Например, она дала приближённую количественную оценку плотности населения, опираясь на число предполагаемых домов и средний размер домохозяйства, что редко наблюдается в менее структурированных запросах. Важно отметить, что модель пришла к диапазону 1000–2500 чел/км<sup>2</sup>,

что соответствует действительности, так как реальное население данной территории составляет  $\sim 2053$  чел/км<sup>2</sup> [3].

Ложный промпт (F) позволил проверить устойчивость модели к внушению. Применённый к пустыне Мали, он содержал утверждение о существовании «густонаселённого городского района», однако модель отказалась следовать ошибочной инструкции и прямо указала на отсутствие признаков урбанизации: *«На снимке не видно городского района. Это пустыня с руслами временных водотоков»*. Данный результат демонстрирует способность модели ориентироваться на визуальные данные как на первичный источник информации и не поддаваться инструкциям, противоречащим изображению.

Сопоставление результатов по трём территориальным кейсам показывает, что ИИ наиболее надёжно распознаёт качественные структурные параметры: планировочную морфологию, типы дорог, функциональные зоны, особенности рельефа, природный контекст и уровень антропогенной трансформации. Наиболее выраженные расхождения наблюдались в количественных оценках (например, плотности населения), что объясняется отсутствием данных об этажности, что делает точную оценку практически невозможной. При этом скорость обработки (13–20 секунд) и стабильность результатов делают такие модели эффективным инструментом для предварительного дешифрирования больших массивов спутниковых данных, особенно в тех случаях, когда масштабная экспертная обработка невозможна.

Промпт-инжиниринг в данном контексте выступает не просто техникой взаимодействия с моделью, но полноценным инструментом управляемого анализа. Корректно сформулированный промпт позволяет задать модельные рамки, в которых ИИ будет интерпретировать данные, а пошаговые или узкоспециализированные инструкции позволяют добиваться глубины и системности, сравнимых с экспертными интерпретациями. Таким образом, эксперимент подтверждает высокую значимость промпт-инжиниринга как метода повышения эффективности анализа спутниковых снимков и делает возможным дальнейшее применение мультимодальных моделей в смежных научных и прикладных областях.

**Kostarev M. S.**

Master's Student, Higher School of Social and Humanitarian Sciences and International Communication, Northern (Arctic) Federal University named after M. V. Lomonosov.

**Kokanova E. S.**

PhD in Philology, Associate Professor, Head of Department, Higher School of Social and Humanitarian Sciences and International Communication, Northern (Arctic) Federal University named after M. V. Lomonosov.

**Abstract.**

The study examines the effectiveness of prompt engineering methods in the analysis of satellite imagery using a multimodal artificial intelligence model. A series of prompts of different types—basic, urban planning, landscape-geographical, socio-

economic, and step-by-step—was employed to assess the model’s ability to identify key territorial characteristics. The analysis was conducted on three contrasting locations in Peru, Japan, and the desert region of Mali. The results demonstrate the model’s high contextual adaptability and its resistance to misleading or contradictory instructions when the visual data clearly refutes them.

**Keywords:** prompt engineering; multimodal AI model; remote sensing; satellite imagery; anthropogenic landscape; image analysis; contextual adaptability.

### **Список использованных источников**

1. ChatGPT. – URL: <https://chatgpt.com/ru-RU/> (дата обращения: 18.11.2025). – Текст : электронный.
2. Электронный справочник с картами городов: Google Maps. [Электронный ресурс] / Электронные справочники и карты. Режим доступа: <https://www.google.ru/maps/> (дата обращения: 18.11.2025)
3. Global Human Settlement - European Commission. – URL: <https://human-settlement.emergency.copernicus.eu/download.php?ds=pop> (дата обращения: 20.11.2025). – Текст : электронный.