

ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И ПРОЦЕССЫ

INFORMATION SYSTEMS AND PROCESSES

Развитие территорий. 2026. № 3. С. 120—132.
Territory Development. 2026;(3):120—132.

Информационные системы и процессы

Научная статья
УДК 004.81
EDN WOYKJB

МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА НА ОСНОВЕ МЕТОДА АНАЛИЗА ФОРМАЛЬНЫХ ПОНЯТИЙ И DEEPSEEK ДЛЯ ЗАДАЧ РЕГИОНАЛЬНОГО ЦЕНТРА ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗВИТИЯ

Светлана Сергеевна Михайлова¹, Соелма Доржигушаевна Данилова², Александр
Николаевич Тимофеев³

^{1–3} Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская
Федерация

¹ ssmihajlova@fa.ru

² sddanilova@fa.ru

³ antimofeev@fa.ru

Аннотация. В статье предложена концептуальная модель интеллектуального агента, объединяющая метод анализа формальных понятий (АФП) с большой языковой моделью DeepSeek. АФП формализует понятия и анализирует данные в форме «объект-признак». В статье излагаются теоретические положения АФП — формальные контексты, решетки понятий, связи Галуа, а также описываются возможности DeepSeek. Предложенная гибридная модель обеспечивает решение трех классов задач пространственного развития: кластеризацию территориальных объектов, выявление импликационных зависимостей в пространственных данных и поддержку принятия решений.

Ключевые слова: анализ формальных понятий, DeepSeek, интеллектуальные агенты, пространственное развитие, решетка понятий, принятие решений

Благодарности: статья подготовлена по результатам исследований, выполненных за счет бюджетных средств по государственному заданию Финансового университета при Правительстве Российской Федерации.

Для цитирования: Михайлова С. С., Данилова С. Д., Тимофеев А. Н. Модель интеллектуального агента на основе метода анализа формальных понятий и DeepSeek для задач регионального центра пространственного развития // Развитие территорий. 2026. № 3. С. 120—132. EDN WOYKJB.



MODEL OF AN INTELLIGENT AGENT BASED ON FORMAL CONCEPT ANALYSIS AND DEEPSEEK FOR THE TASKS OF A REGIONAL SPATIAL DEVELOPMENT CENTRE

Svetlana S. Mikhailova¹, Soelma D. Danilova², Alexander N. Timofeev³

^{1–3} Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

¹ ssmihajlova@fa.ru

² sddanilova@fa.ru

³ antimofeev@fa.ru

Abstract. The article proposes a conceptual model of an intelligent agent that combines the method of Formal Concept Analysis (FCA) with the large language model DeepSeek. FCA formalises concepts and analyses data in the form of “object-attribute”. The article presents the theoretical foundations of FCA — formal contexts, concept lattices, Galois connections — and describes the capabilities of DeepSeek. The proposed hybrid model provides solutions to three classes of spatial development tasks: clustering of territorial objects, identification of implicative dependencies in spatial data, and decision support.

Keywords: Formal Concept Analysis, DeepSeek, intelligent agents, spatial development, concept lattice, decision-making

Acknowledgments: The article was prepared based on the results of research carried out using budget funds under the state assignment of the Financial University under the Government of the Russian Federation.

For citation: Mikhailova S.S., Danilova S.D., Timofeev A.N. Model of an Intelligent Agent Based on Formal Concept Analysis and DeepSeek for the Tasks of a Regional Spatial Development Centre. Territory Development. 2026;(3):120—132. (In Russ.). <https://elibrary.ru/woykjb>.

1. Введение

Бурное развитие больших языковых моделей и их широкое применение в различных сферах человеческой деятельности определяют возможность их использования в качестве интеллектуальных агентов для решения задач пространственного развития. Сегодня множество разнородных аналитических материалов, для которых характерна высокая степень неопределенности, создают проблему для эффективного принятия решений, в том числе и с помощью традиционных геоинформационных систем (ГИС). Несмотря на то что ГИС обладают мощными инструментами для решения задач пространственного развития, их слабым местом является ограниченность в семантической обработке слабоструктурированной информации и выявлении в ней скрытых закономерностей между данными. В создаваемом региональном (виртуальном) центре пространственного развития предлагается привлечь большие языковые модели в качестве интеллектуальных агентов, которые будут оказывать экспертную помощь лицу, принимающему решение. Одним из видов интеллектуальных агентов может послужить агент, который будет построен на

основе метода анализа формальных понятий (АФП) в интеграции с большой языковой моделью DeepSeek.

Метод анализа формальных понятий, введенный Р. Вилле в 1980-х гг., основан на математическом аппарате решеток Галуа [1 ; 2]. Метод позволяет формально описывать понятия предметной области как базовые элементы мышления, а также выявлять скрытые зависимости в массивах данных и выполнять иерархическую группировку объектов по общим признакам [1]. В результате этого неструктурированная информация, представленная на естественном языке, преобразовывается в иерархическую структуру понятий, которая становится основой эффективной классификации, визуализации и исследования сложных многомерных данных. Также известно, что большие языковые модели, в том числе DeepSeek, демонстрируют высокую эффективность обработки естественно-языковых текстов и автоматизации аналитических задач [3].

Таким образом, в работе определена цель, заключающаяся в разработке концептуальной модели интеллектуального агента на основе метода АФП с использованием DeepSeek, которая обеспечит более эффективный анализ данных и их

интерпретацию при решении комплексных задач пространственного развития — от кластеризации территориальных объектов до поддержки принятия решений в пространственном планировании.

2. Теоретические основания

2.1. Метод анализа формальных понятий

Метод АФП широко применяется в методах искусственного интеллекта, таких как машинное обучение, построение онтологий, информационный поиск, интеллектуальный анализ данных [4 ; 5]. Основу метода АФП составляет модель формального контекста, которая определяется как тройка множеств:

$$K = (G, M, I), \quad (1)$$

где G — множество объектов анализируемой задачи;

M — множество признаков (атрибутов), которыми могут обладать объекты;

$I \subseteq G \times M$ — отношение инцидентности между объектами и признаками [6].

Формальный контекст можно представлять в виде двумерной матрицы (таблицы), где строкам соответствуют объекты, столбцам — признаки, пересечение строки и столбца помечается специальным символом, если объект g характеризуется признаком m [1]. Такое представление удобно для восприятия человеком на этапе обследования данных. Для компьютерной обработки целесообразно эту матрицу заполнять нулями и единицами.

Для определения формальных понятий необходимо применить к формальному контексту операторы вывода Галуа [1 ; 7]:

$$A' = \{m \in M \mid \forall g \in A, glm\}; \quad (2)$$

$$B' = \{g \in G \mid \forall m \in B, glm\}. \quad (3)$$

Множество A' для подмножества объектов $A \subseteq G$ является множеством всех общих признаков этих объектов. Соответственно, множество B' — это подмножество всех объектов, обладающих всеми признаками $B \subseteq M$.

Тогда формальным понятием будет пара (A, B) , где $A \subseteq G$, $B \subseteq M$, $A' = B$ и $B' = A$.

При этом множество A определяет объем понятия, B — содержание понятия [8].

Множество всех формальных понятий, упорядоченное отношением вложенности, образует решетку понятий, которая визуализирует иерархическую структуру данных [6].

Важной составляющей АФП является анализ импликаций вида $A \rightarrow B$, где $A, B \subseteq M$, которые интерпретируются как «если объект обладает всеми признаками из A , то он обладает и всеми признаками из B » [6].

2.2. DeepSeek: архитектура и возможности

Архитектура DeepSeek включает три инновационных механизма, каждый из которых вносит вклад в эффективность гибридного АФП-агента (табл. 1).

Таблица 1

Архитектурные особенности DeepSeek и их роль в гибридном АФП-агенте
Architectural Features of DeepSeek and Their Role in the Hybrid FCA Agent

Механизм	Проблема АФП	Суть метода	Эффект для гибридной системы
Mixture-of-Experts (MoE)	Экспоненциальный рост сложности при большом числе признаков ($M > 10^3$)	Разреженная активация: 37 млрд из 671 млрд параметров на токен	Декомпозиция решетки на подрешетки; параллельная кластеризация по группам признаков
Multi-Head Latent Attention (MLA)	Невозможность обработки объектов, описанных длинными текстами	Сжатие KV-кэша, экономия памяти до 93 %	Реализация «толстого формального контекста»; извлечение признаков из сотен страниц документов
FP8 training	Длительная адаптация к новым предметным областям	8-битная арифметика на этапе обучения	Сокращение fine-tuning на 60—70 %; оперативная поддержка новых градостроительных задач

Рассмотрим архитектуру инновационных механизмов подробно.

Разреженная архитектура Mixture-of-Experts (MoE). DeepSeek, в отличие от

плотных моделей, активирует лишь подмножество специализированных экспертов. Например, DeepSeek-V3 использует 37 млрд на токен из 671 млрд парамет-

ров, что значительно снижает вычислительные затраты без потери репрезентативности [9]. Такая архитектура приобретает принципиальное значение для интеграции с АФП, так как построение полной решетки понятий для формального контекста сопряжено с экспоненциальной сложностью. Механизм МоЕ позволит декомпозировать глобальную задачу таким образом, что разные эксперты будут отвечать за кластеризацию по различным группам признаков, например, таких как транспортная доступность, экология, социальная инфраструктура.

Механизм многоголового латентного внимания (MLA). Механизм MLA предназначен для решения проблемы ограничения на длину контекста с помощью сжатия ключей и значений. При применении этого механизма объем контекста сокращается до 7 % от исходного, и экономия памяти составляет примерно 93 % [9]. Это позволяет модели работать с контекстами большого размера, что очень важно для реализации «толстого формального контекста». В итоге DeepSeek будет способна одномоментно хранить в памяти большое количество признаков, которые извлекались из многостраничных документов, таких как, например, детальные планы городских районов.

Низкоточное обучение (FP8 training). Данная технология позволяет ускорить процесс тренировки модели и процесс вывода, что дает возможность снизить потребность в вычислительных ресурсах без значимой потери точности вычислений [9]. Для предлагаемого гибридного интеллектуального агента при переходе между различными предметными областями это становится существенной особенностью. Каждый новый пространственный контекст, например, смена задачи исследования транспортной сети на анализ доступности школ, требует донастройки семантического модуля. При этом FP8 training позволяет сократить время дообучения на 60—70 % по сравнению с форматами FP32 или BF16. При этом сохраняется высокое качество извлечения импликаций, тем самым достигается высокая оперативность при принятии решений в пространственном планировании.

Выбор DeepSeek для интеллектуального агента регионального центра пространственного развития обусловлен

и наличием таких характеристик (факторов):

1) как правовой статус и соответствие законодательству. Модель DeepSeek официально зарегистрирована в Российской Федерации [10 ; 11], что гарантирует полное соблюдение норм Федерального закона от 27 июля 2006 г. № 152-ФЗ «О персональных данных». Это позволяет исключить риски, сопряженные с трансграничным перемещением данных, и легально задействовать модель в проектах государственного и коммерческого характера;

2) техническая доступность и локализация. Модель DeepSeek функционирует на территории России без необходимости использования VPN [10 ; 11]. Это обеспечивает стабильную, бесперебойную работу центра пространственного развития;

3) открытая архитектура и адаптируемость. На территории России DeepSeek корректно распознает и обрабатывает русскоязычные запросы, а также не привязана к иностранным платежным инструментам [10 ; 11];

4) аналитическая эффективность. По результатам бенчмаркинга DeepSeek V4 лидирует среди бесплатных моделей при решении математических и аналитических задач, набирая 91,2 балла на тесте MMLU-Pro [12]. Высокая производительность модели полностью соответствует строгим критериям, предъявляемым к интеллектуальному агенту, функционирующему на основе формального концептуального анализа.

Итак, совокупность перечисленных характеристик — правовая безупречность, техническая доступность, открытость архитектуры и аналитическая результативность — делает DeepSeek оптимальным фундаментом для построения гибридного АФП-агента, предназначенного для решения задач пространственного развития в российских регуляторных и технологических условиях. Дополнительным преимуществом является адаптация модели к русскому языку, что подтверждается ее высокой эффективностью при обработке естественного языка, в аналитических исследованиях, прогнозировании и автоматизации [3 ; 8 ; 13].

2.3. Интеграция АФП и LLM: нейро-символический подход

Синтез формального концептуального анализа и больших языковых моделей образует нейро-символический контур,

в котором DeepSeek и АФП-компонент реализуют взаимодополняющие функции. Метод АФП предоставляет строгую математическую основу для выявления концептуальных структур и имплицитных связей. В свою очередь, большие языковые модели (LLM) обеспечивают гибкую обработку запросов на естественном языке и генерацию интерпретируемых пояснений.

Интеграция DeepSeek и АФП органично продолжает исследования научной школы В. К. Финна в области автоматического порождения гипотез [14—17].

В ДСМ-методе (метод Дж. Ст. Милля) выделяются три типа правил вывода: сходство, различие и сопутствие изменений. В терминах АФП эти правила получают формальную интерпретацию: правило сходства соответствует построению формального понятия (A, B) ; правило различия — выявлению импликации вида $\{m_1, \dots, m_k\} \rightarrow \{n\}$ [6], где отсутствие признаков-условий m_i влечет отсутствие признака-следствия n ; правило сопутствия изменений помогает отслеживанию динамики формального контекста

при добавлении или удалении объектов. DeepSeek автоматизирует этот процесс, извлекая из неструктурированных текстов исходные формальные контексты и формируя множество гипотетических импликаций для последующей проверки экспертом.

Предлагаемый в данной работе контур обработки данных включает пять последовательных этапов:

- 1) входной поток — неструктурированные документы пространственного развития поступают в DeepSeek;
- 2) семантический парсинг — DeepSeek извлекает множество объектов G и множество признаков M , формируя формальный контекст $K = (G, M, I)$;
- 3) АФП-вычисления — модуль строит решетку понятий и множество импликаций;
- 4) интерпретация — DeepSeek генерирует естественно-языковые объяснения результатов;
- 5) обратная связь — пользователь уточняет запрос, инициируя новый цикл. Замыкание контура обеспечивает итеративное уточнение формального контекста (рис. 1).

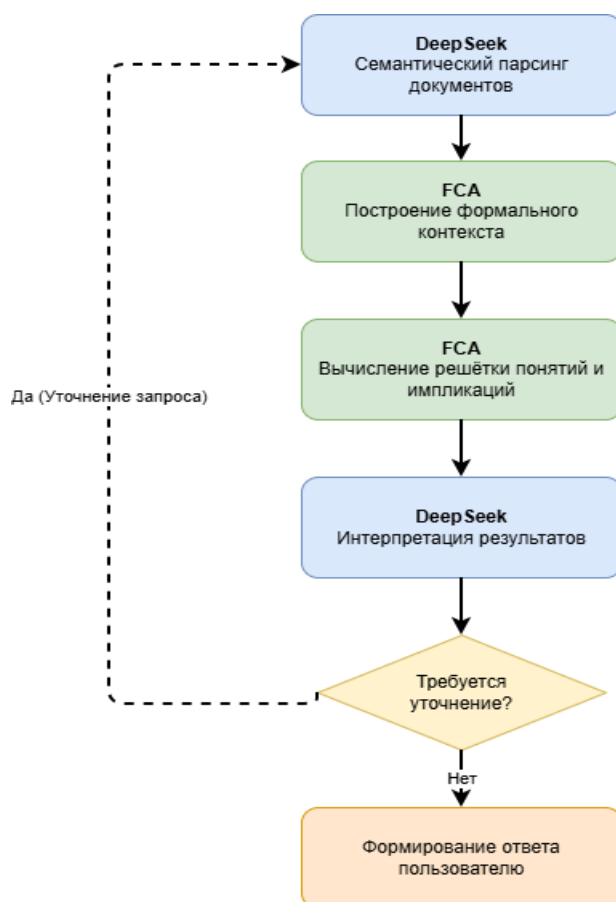


Рис. 1. Нейро-символический цикл взаимодействия DeepSeek и АФП (FCA)
Neuro symbolic cycle of interaction between DeepSeek and FCA

Рассмотрим пример извлечения формального контекста. Дан фрагмент градостроительного регламента: «*Район А имеет плотность застройки 85 %, удален от линии метро на 2 км, обеспечен школой в радиусе 500 м. Район Б имеет плотность застройки 60 %, удален от метро на 1,5 км, школой не обеспечен. Район В имеет плотность застройки 90 %, удален от метро на 3 км, обеспечен школой*». DeepSeek преобразует этот текст в формальный контекст:

где $G = \{\text{район А, район Б, район В}\}$,
 $M = \{\text{высокая плотность } (> 80 \%),$
 средняя плотность (60—80 %),
 удаленность от метро > 2 км,
 наличие школы в 500 м}.

После того как бинарное отношение I устанавливает принадлежность признаков

соответствующим объектам, АФП-компонент выявляет импликацию следующего вида: *наличие высокой плотности застройки и удаленности от метро (более 2 км) влечет присутствие школы в данной локации*. Такая закономерность может указывать на существование корреляции между активным освоением периферийных территорий и приоритетным размещением там социальной инфраструктуры.

3. Архитектура модели интеллектуального агента АФП-DeepSeek

Как показано на схеме (рис. 2), архитектура предлагаемой модели интеллектуального агента включает три основных компонента, между которыми четко распределены функции в рамках нейросимволического цикла обработки данных.

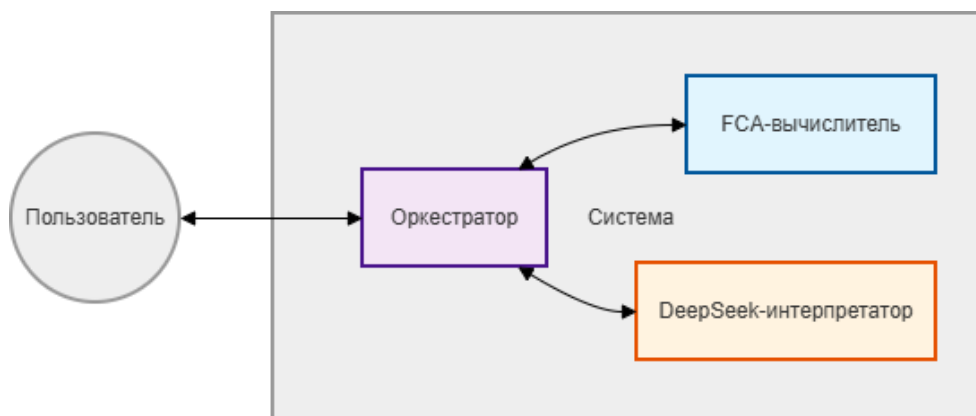


Рис. 2. Концептуальная схема модели интеллектуального агента АФП-DeepSeek
 Conceptual scheme of the FCA DeepSeek intelligent agent model

Модуль АФП-вычислитель реализует математический аппарат формального концептуального анализа и решает следующие вычислительные задачи:

- построение формального контекста на базе семантически размеченных данных;
- вычисление решетки понятий с применением алгоритмов типа Next Closure или инкрементальных методов;
- извлечение всех истинных импликаций и формирование минимального базиса Дюкенна — Гийга [6].

В рамках задач пространственного развития функционал модуля включает:

- формализацию предметной области: создание формального контекста, где объекты — территориальные единицы (районы, кварталы), атрибуты — характеристики пространственного развития

(плотность застройки, транспортная доступность, экология);

- иерархическую визуализацию: построение решетки понятий для выделения кластеров территорий со схожими свойствами;

- извлечение знаний: генерацию импликаций, например {высокая плотность застройки} → {высокий спрос на парковочные места}, которые служат обоснованием для градостроительных решений;

- концептуальное шкалирование для обработки многозначных признаков [1].

Поскольку построение решетки понятий является вычислительно трудоемкой задачей, ее автоматизация предлагается путем бинаризации признаков с использованием разреженных автокодировщиков (Sparse Autoencoders, SAE). В рамках

этого подхода SAE выполняет следующие операции:

- проекцию вектора активаций DeepSeek в пространство скрытых признаков. Поскольку DeepSeek использует архитектуру МоЕ, получение вектора активаций будет заключаться в отслеживании не абстрактных слоев, а конкретных экспертов. На практике это может быть выполнено с помощью библиотеки PyTorch [9];

- с помощью функции активации, например, ReLU или TopK, принудительно можно обнулить признаки и оставить только те признаки, которые активны для конкретного понятия;

- на выходе непрерывные значения функций могут быть превращены в бинарные сигналы, которые сформируют матрицу инцидентности.

DeepSeek-интерпретатор — большая языковая модель, выполняющая две основные функции: семантическую обработку документов и генерацию ответов. На этапе восходящего преобразования ($data \rightarrow context$) она осуществляет семантический парсинг слабоструктурированных документов, извлекая объекты G и признаки M и формируя бинарную матрицу I. На этапе нисходящего преобразования ($lattice \rightarrow text$) она генерирует интерпретируемые ответы на естественном языке, объясняя полученные импликации и кластеры.

DeepSeek-интерпретатор в задачах пространственного развития выполнит следующие задачи:

- семантическую обработку слабоструктурированных документов пространственного развития, семантический анализ запросов пользователя на естественном языке для выделения ключевых сущностей и параметров анализа для задачи, поставленной лицом, принимающим решение;

- генерацию интерпретаций результатов АФП-анализа: DeepSeek сможет объяснить, почему определенные территориальные объекты были сгруппированы в одно понятие, какие атрибуты являются общими и какие различия существуют между соседними понятиями в решетке;

- формулировку рекомендаций на основе выявленных импликаций и кластеров. Например: *«На основе анализа формальных понятий рекомендуется разместить новый детский сад в рай-*

оне X, который имеет схожие характеристики с районами Y и Z, где наблюдается дефицит дошкольных учреждений»;

- автоматическую документацию результатов анализа.

Оркестратор — координационный модуль, управляющий взаимодействием между АФП-вычислителем и DeepSeek-интерпретатором. Он принимает задачу пользователя на естественном языке, инициирует семантический парсинг, передает сформированный формальный контекст в АФП-вычислитель, получает результаты (решетку и импликации) и направляет их в DeepSeek-интерпретатор для генерации финального ответа. При необходимости оркестратор поддерживает итеративный режим: уточняющие запросы пользователя инициируют новый цикл обработки.

Таким образом, решение задачи пространственного развития в рамках предлагаемой модели реализуется через последовательное выполнение следующих этапов: формулировку задачи (пользователь описывает проблемную ситуацию на естественном языке); сбор и структурирование данных (DeepSeek идентифицирует релевантные источники информации и преобразует их в формат, пригодный для АФП-анализа); построение формального контекста (АФП-вычислитель формирует формальный контекст на основе подготовленных данных); анализ решетки понятий (вычисляется решетка и выявляются кластеры объектов); извлечение импликаций (обнаруживаются зависимости между атрибутами); интерпретацию и визуализацию (DeepSeek генерирует отчет и практические рекомендации).

4. Сценарии применения в задачах пространственного развития

Анализ формальных понятий позволяет выполнять концептуальную кластеризацию территориальных единиц на основе множества признаков. В отличие от традиционных методов кластеризации, АФП предоставляет иерархическую структуру (решетку), которая показывает не только то, какие объекты похожи, но и то, какие признаки их объединяют на разных уровнях обобщения.

Например, в решении задачи анализа районов города по таким признакам, как «наличие школ», «транспортная до-

ступность», «экологическая обстановка», «уровень преступности», «плотность населения», решетка понятий позволяет выделить:

— районы с высоким уровнем социального благополучия (наличие школ, хорошая транспортная доступность);

— районы, требующие первоочередного внимания (дефицит инфраструктуры);

— районы со специфическими характеристиками (например, «спальные районы» с высокой плотностью населения, но низкой обеспеченностью социальными объектами).

DeepSeek интерпретирует результаты кластеризации и отвечает на вопросы пользователя: «Почему район А был от-

несен к той же группе, что и район Б?», «Какие районы наиболее похожи на район В по заданным критериям?».

Рассмотрим работу модели на конкретном примере. Даны три текста на естественном языке:

T1 = «Я живу в панельке на окраине, тут тихо, только мамы с колясками гуляют по детским площадкам»;

T2 = «Работники офисов спешат на встречу в центре города, вокруг сверкают витрины»;

T3 = «Утром жители спальных районов едут в центр на работу».

Для них автокодировщик SAE построит матрицу формального контекста $K = (G, M, I)$ (табл. 2).

Таблица 2

Матрица формального контекста, построенного автокодировщиком SAE
Formal context matrix constructed by the SAE autoencoder

(G) / (M)	m_1 — «Жилье / Дома»	m_2 — «Тишина / Уют»	m_3 — «Окраина»	m_4 — «Бизнес / Деньги»
g_1 — «Панелька на окраине»	1	1	1	0
g_2 — «Детские площадки»	1	1	0	0
g_3 — «Жители едут в центр»	1	0	1	0
g_4 — «Деловой центр»	0	0	0	1

В строках таблицы приведены выявленные в текстах T1, T2 и T3 объекты, образующие множество G, а в столбцах — выявленные признаки, образующие множество M, соответствующие конкретным активированным экспертам нейросети. Наличие единицы на пересечении объекта и признака означает наличие отношения I между множествами объектов и признаков.

Строки таблицы представляют собой множество объектов G, извлеченных из текстов T1, T2 и T3. Столбцы образуют множество признаков M, которые соответствуют активированным экспертам нейросети. Единица на пересечении строки (объекта) и столбца (признака) указывает на наличие отношения инцидентности I между ними, формируя тем самым формальный контекст $K = (G, M, I)$.

С помощью операторов Галуа для рассматриваемого формального контекста была выведена решетка формальных понятий, состоящая из девяти пар (рис. 3).

Анализ полученной решетки понятий позволяет сделать ключевые выводы о структуре городского пространства и сформулировать конкретные рекомендации по ее модернизации.

На самом верхнем уровне иерархии пара $(\{g_1, g_2, g_3, g_4\}, \emptyset)$ представляет всю рассматриваемую территорию без общих признаков, однако уже на следующем уровне происходит четкое разделение.

Пара $(\{g_1, g_2, g_3\}, \{m_1\})$ определяет формальное понятие «жилая зона», которое объединяет все территории с жилой застройкой. Деловой же центр g_4 стоит обособленно со своим отличительным признаком «Бизнес / Деньги». Такая структура отражает жесткую монофункциональную модель города, где жилые окраины размещены отдаленно от делового центра, что характерно для классической советской градостроительной традиции.

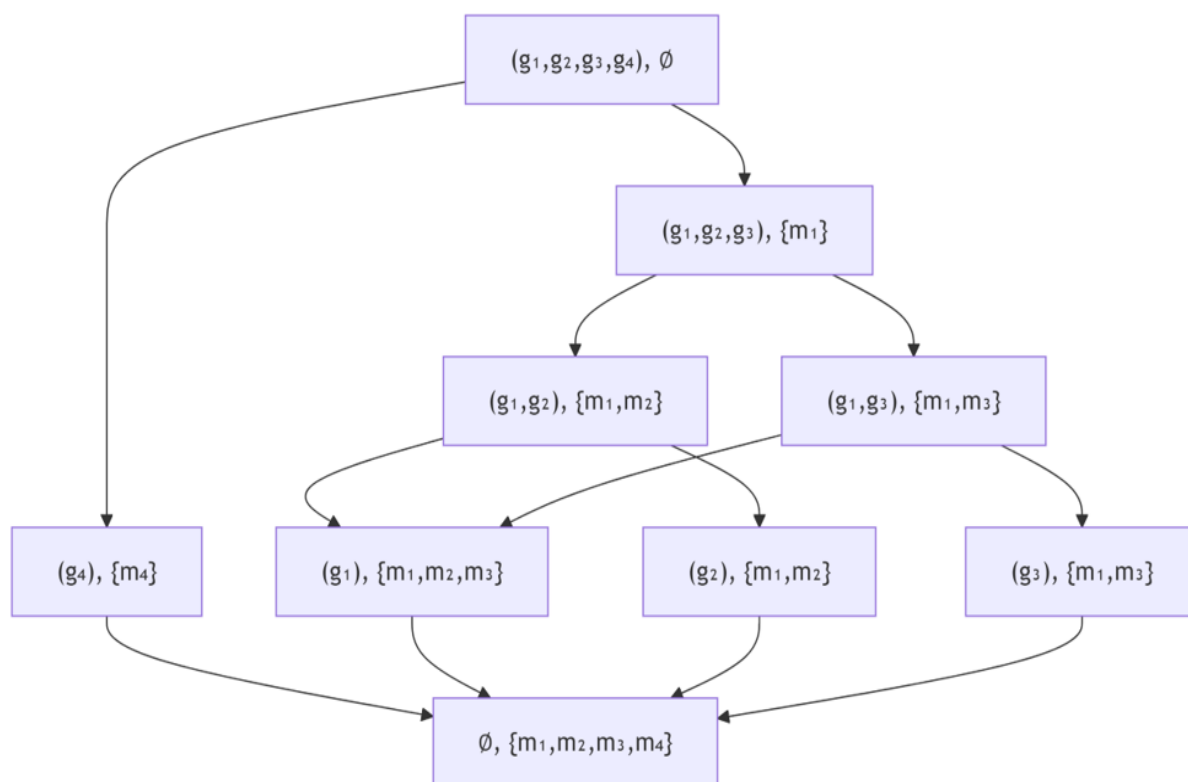


Рис. 3. Решетка формальных понятий
Concept lattice

На основе метода Дюкенна — Гийга проведен импликационный анализ, выявлены две зависимости: $\{m_3\} \rightarrow \{m_1\}$ (Окраина $\rightarrow$ Жилье) и $\{m_2, m_3\} \rightarrow \{m_1\}$ (Тишина + Окраина $\rightarrow$ Жилье). Они указывают на то, что окраинные зоны в рассматриваемом городе являются исключительно жилыми, а наличие тишины выступает дифференцирующим признаком внутри этого класса, что подтверждает полученную модель.

Таким образом, модель интеллектуального агента АФП-DeerSeek фиксирует существующую моноцентричную структуру, не отражающую современные тренды полицентризма. Основным дисбаланс заключается в монофункциональности окраинных территорий, что порождает маятниковую миграцию и транспортную нагрузку. Точками роста выступают районы типа g_1 , сочетающие окраинное расположение с комфортной средой, опыт которых следует масштабировать. В качестве первоочередных мер рекомендуется стимулирование локальной занятости на окраинах, повышение комфортности транзитных зон и развитие полицентричной структуры. Для мониторинга динамики пространственного развития предлагается использовать регу-

лярное построение формальных контекстов на основе актуальных данных.

5. Обсуждение

5.1. Сильные стороны модели

Архитектура предложенной гибридной модели обладает рядом ключевых преимуществ, которые делают ее эффективным инструментом для поддержки принятия решений в области пространственного развития:

1) математическая строгость и объективность. Метод АФП предоставляет формальные, верифицируемые критерии анализа, что исключает субъективизм при обосновании градостроительных решений [1]. Решения, основанные на выявленных импликациях (например, «если окраина, то жилье»), имеют под собой строгую логическую базу, а не статистическую корреляцию;

2) интеллектуальный интерфейс и адаптивность. Использование DeerSeek позволяет пользователю обращаться к системе на естественном языке, не требуя освоения формальных нотаций. Система самостоятельно преобразует поступающие запросы в вычисляемые команды, обеспечивая гибкий многофакторный анализ в диалоговом режиме и делая

инструмент доступным для экспертов без углубленной математической подготовки [3 ; 8 ; 14];

3) выявление скрытых, нетривиальных закономерностей. Решетки понятий и импликации АФП способны обнаруживать неочевидные семантические связи между территориальными объектами, что расширяет границы традиционного корреляционного и регрессионного анализа. Благодаря этому появляется возможность выявлять глубинные структурные особенности городской среды [1 ; 6], остающиеся незамеченными при использовании стандартных аналитических методов.

5.2. Ограничения и вызовы

Наряду с отмеченными достоинствами, практическая реализация модели сталкивается с рядом ограничений и сложностей, которые следует принимать во внимание при организации аналитических процессов:

1) высокая вычислительная сложность. Построение решетки понятий сопряжено с потенциально экспоненциальным ростом ее размера в зависимости от объема формального контекста — явление, известное как «комбинаторный взрыв» [1 ; 18]. Для крупных городов с тысячами территориальных единиц и сотнями признаков построение полной решетки становится вычислительно трудоемкой задачей, требующей значительных ресурсов или применения методов приближенного анализа;

2) зависимость от качества данных. Результаты АФП напрямую зависят от полноты и корректности исходных данных. Пропуски, шумы и семантические противоречия в исходных датасетах способны приводить к искажению импликаций и формированию тривиальной (неинформативной) структуры решетки;

3) критичность выбора признаков. Эффективность метода критически зависит от этапа концептуализации — формирования релевантного набора признаков. Неудачный выбор атрибутов, их избыточность или, наоборот, неполнота приводят к получению либо слишком общих, либо нерелевантных результатов;

4) проблемы масштабируемости и пространственной логики. Классический бинарный подход АФП не учитывает топологические и метрические свойства пространства (например, удаленность объектов, наличие общей границы). Инте-

грация этих аспектов требует дополнительных моделей или гибридизации с геоинформационными системами;

5) риски интеграции с LLM (большими языковыми моделями). Использование облачных версий больших языковых моделей для обработки градостроительных данных создает риски нарушения конфиденциальности. Этот вызов успешно решается за счет адаптации архитектуры DeepSeek для локального развертывания непосредственно в контуре организации [8 ; 13], что гарантирует безопасность данных.

5.3. Направления будущих исследований

В качестве перспективных направлений дальнейших исследований могут быть выделены:

1) разработка методов редукции решеток для больших пространственных данных (например, iceberg lattices) [1 ; 19];

2) интеграция пространственных метрик (расстояний, площадей, связности) в АФП;

3) создание стандартизированных библиотек признаков для различных типов территорий;

4) развитие методов автоматического извлечения формальных контекстов из неструктурированных текстов с использованием DeepSeek;

5) разработка интерактивных инструментов визуализации решеток на картографической основе;

6) исследование гибридных подходов, сочетающих АФП с кластерным анализом и ассоциативными правилами.

6. Заключение

В статье предложена концептуальная модель интеллектуального агента, объединяющая анализ формальных понятий с большой языковой моделью DeepSeek. Анализ формальных понятий обеспечивает математически строгую основу для кластеризации объектов, выявления иерархических структур и импликационных зависимостей в пространственных данных. DeepSeek, в свою очередь, предоставляет гибкий интерфейс для взаимодействия на естественном языке и генерацию интерпретируемых объяснений.

Предлагаемая модель открывает новые возможности для решения задач пространственного развития — от кластеризации территориальных объектов и вы-

явления скрытых закономерностей до поддержки принятия градостроительных решений. Дальнейшие исследования должны быть направлены на масштабируемость, интеграцию пространственных метрик и адаптацию методов для работы с большими объемами данных.

Развитие гибридных нейро-символических систем, сочетающих формальные методы (АФП) с генеративными моделями (DeepSeek), представляет собой перспективное направление в области интеллектуального анализа данных и поддержки принятия решений.

Список источников

1. Ganter B., Wille R. Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations. Berlin: Springer, 1999. 284 p.
2. Wille R. Restructuring lattice theory: An approach based on hierarchies of concepts // Ordered Sets. Ed. I. Rival. Dordrecht: Springer, 1982. P. 445—470.
3. Су Ф. Искусственный интеллект больших моделей как драйвер трансформации качественной производительности в строительной отрасли: механизмы, пути и практические исследования на примере DeepSeek [Large model artificial intelligence as a driver of qualitative productivity transformation in the construction industry: mechanisms, paths and practical studies using DeepSeek] // Строительные и дорожные машины. 2024. Т. 68, № 3—4. С. 40—52.
4. Formal Concept Analysis / S. Andrews et al. // Strategic Intelligence Management. 2013. P. 209—233. (дата обращения: 12.05.2026).
5. Ignatov D. I. Introduction to Formal Concept Analysis and Its Applications in Information Retrieval and Related Fields. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1703.02819> (дата обращения: 12.05.2026).
6. Guigues J. L., Duquenne V. Familles minimales d'implications informatives résultant d'un tableau de données binaires // Mathématiques et Sciences humaines. 1986. № 95. P. 5—18.
7. Denniston J. T., Melton A., Rodabaugh S. E. Formal Contexts, Formal Concept Analysis, and Galois Connections. 2013. URL: <https://arxiv.org/abs/1309.5134> (дата обращения: 12.05.2026).
8. Timashev S. Artificial Intelligence in Risk-Based Design and Operation of Infrastructures: Dangers and Opportunities // International Journal for Computational Civil and Structural Engineering. 2025. Vol. 20, no. 11. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/artificial-intelligence-in-risk-based-design-and-operation-of-infrastructures-dangers-and-opportunities>
9. DeepSeek LLM Technical Documentation // DeepSeek AI. 2024—2025. URL: <https://github.com/deepseek-ai> (дата обращения: 02.06.2026).
10. Роспатент одобрил регистрацию товарного знака популярного в России китайского ИИ-стартапа // Информационное агентство SakhaNews / ТАСС. 2026. 4 марта. URL: <https://sakhaneews.ru> (дата обращения: 25.04.2026).
11. Китайская компания DeepSeek регистрирует свои товарные знаки в России // Агентство городских новостей «Москва». 2025. 12 февраля. URL: <https://mskagency.ru> (дата обращения: 12.05.2026).
12. BRIDGE: Benchmarking Large Language Models for Understanding Real-world Clinical Practice Text. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2504.19467> (дата обращения: 12.05.2026).
13. Кулешова Ю. И. Нейронная сеть DeepSeek и ее применение // Ломоносов-2025 : материалы Междунар. науч. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых. М. : МГУ, 2025. С. 120—125.
14. Климова С. Г., Михеенкова М. А., Финн В. К. ДСМ-метод в качественном социологическом исследовании: основные принципы и опыт использования // Социологический журнал. 2016. Т. 22, № 2. С. 8—30. DOI: 10.19181/socjour.2016.22.2.4255.
15. Финн В. К. ДСМ-метод как средство анализа каузальных зависимостей в интеллектуальных системах // Научно-техническая информация. Серия 2: Информационные процессы и системы. 2000. № 11.
16. Финн В. К., Михеенкова М. А. О ситуационном расширении ДСМ-метода автоматического порождения гипотез // Научно-техническая информация. Серия 2: Информационные процессы и системы. 2000. № 11. С. 20—28.
17. Финн В. К. Эвристика обнаружения эмпирических закономерностей и принципы интеллектуального анализа данных // Искусственный интеллект и принятие решений. 2018. № 3. С. 3—19. DOI: 10.14357/20718594180311.
18. Kuznetsov S. O., Obiedkov S. A. Comparing Performance of Algorithms for Generating Concept Lattices // Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence. 2002. Vol. 14, no. 2—3. P. 189—216.
19. DeepSeek License Agreement. Version 1.0 // GitHub: deepseek-ai/DeepSeek-V2. URL: <https://github.com/deepseek-ai/DeepSeek-V2/blob/main/LICENSE-MODEL> (дата обращения: 25.04.2026).

References

1. Ganter B., Wille R. Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations. Berlin: Springer, 1999, 284 p.
2. Wille R. Restructuring lattice theory: An approach based on hierarchies of concepts. Ordered Sets. Ed. I. Rival. Dordrecht: Springer, 1982, pp. 445–470.
3. Su F. Iskusstvennii intellekt bolshikh modelei kak draiver transformatsii kachestvennoi proizvoditelnosti v stroitelnoi otrasli: mekhanizmi, puti i prakticheskie issledovaniya na primere DeepSeek [Large model artificial intelligence as a driver of qualitative productivity transformation in the construction industry: mechanisms, paths and practical studies using DeepSeek]. Stroitelnie i dorozhnie mashini [Construction and Road Machinery], 2024, vol. 68, no. 3–4, pp. 40–52.
4. Andrews S. i et al. Formal Concept Analysis. Strategic Intelligence Management, 2013, pp. 209–233 (accessed: 12.05.2026).
5. Ignatov D.I. Introduction to Formal Concept Analysis and Its Applications in Information Retrieval and Related Fields. 2017. Available at: <https://arxiv.org/abs/1703.02819> (accessed: 12.05.2026).
6. Guigues J.L., Duquenne V. Familles minimales d'implications informatives résultant d'un tableau de données binaires. *Mathématiques et Sciences humaines*, 1986, no. 95, pp. 5–18.
7. Denniston J.T., Melton A., Rodabaugh S.E. Formal Contexts, Formal Concept Analysis, and Galois Connections, 2013. Available at: <https://arxiv.org/abs/1309.5134> (accessed: 12.05.2026).
8. Timashev S. Artificial Intelligence in Risk-Based Design and Operation of Infrastructures: Dangers and Opportunities. International Journal for Computational Civil and Structural Engineering, 2025, vol. 20, no. 11. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/artificial-intelligence-in-risk-based-design-and-operation-of-infrastructures-dangers-and-opportunities>
9. DeepSeek LLM Technical Documentation. DeepSeek AI, 2024–2025. Available at: <https://github.com/deepseek-ai> (accessed: 02.06.2026).
10. Rospatent одобрил регистрацию товарного знака популярного в России китайского ИИ-стартапа [Rospatent approved the registration of the trademark of the Chinese AI start-up popular in Russia]. Informationsnoe agentstvo SakhaNews / TASS [SakhaNews Information Agency / TASS], 2026, 4 March. Available at: <https://sakhanews.ru> (accessed: 25.04.2026).
11. Kitaiskaya kompaniya DeepSeek registriruet svoi tovarnie znaki v Rossii [Chinese company DeepSeek registers its trademarks in Russia]. *Agentstvo gorodskikh novostei "Moskva"* [Moscow City News Agency], 2025, 12 February. Available at: <https://mskagency.ru> (accessed: 12.05.2026).
12. BRIDGE: Benchmarking Large Language Models for Understanding Real-world Clinical Practice Text, 2025. Available at: <https://arxiv.org/abs/2504.19467> (accessed: 12.05.2026).
13. Kuleshova Yu.I. Neironnaya set DeepSeek i yee primeneniye [The DeepSeek neural network and its applications]. Lomonosov-2025 : materialy Mezhdunarodnoi nauchnoi konferentsii studentov, aspirantov i molodikh uchenikh [Lomonosov-2025 : materials of the International Scientific Conference of Students, Postgraduates and Young Researchers]. Moscow: MGU, 2025, pp. 120–125.
14. Klimova S.G., Mikheenkova M.A., Finn V.K. DSM-metod v kachestvennom sotsio-logicheskom issledovanii: osnovnie printsipi i opit ispolzovaniya [DSM-method in qualitative sociological research: basic principles and experience of use]. *Sotsiologicheskii zhurnal* [Sociological Journal], 2016, vol. 22, no. 2, pp. 8–30. DOI: 10.19181/socjour.2016.22.2.4255.
15. Finn V.K. DSM-metod kak sredstvo analiza kauzalnykh zavisimostei v intellektualnykh sistemakh [DSM-method as a tool for analysing causal dependencies in intelligent systems]. *Nauchno-tekhnicheskaya informatsiya. Seriya 2. Informationsionnie protsessy i sistemi* [Scientific and Technical Information. Series 2. Information Processes and Systems], 2000, no. 11.
16. Finn V.K., Mikheenkova M.A. O situatsionnom rasshirenii DSM-metoda avtomaticheskogo porozhdeniya gipotez [On the situational extension of the DSM-method of automatic hypothesis generation]. *Nauchno-tekhnicheskaya informatsiya. Seriya 2. Informationsionnie protsessy i sistemi* [Scientific and Technical Information. Series 2. Information Processes and Systems], 2000, no. 11, pp. 20–28.
17. Finn V.K. Evristika obnaruzheniya empiricheskikh zakonornostei i printsipi intellektualnogo analiza dannikh [Heuristics for discovering empirical patterns and principles of data mining]. *Iskusstvennii intellekt i prinyatie reshenii* [Artificial Intelligence and Decision Making], 2018, no. 3, pp. 3–19. DOI: 10.14357/20718594180311.
18. Kuznetsov S.O., Obiedkov S.A. Comparing Performance of Algorithms for Generating Concept Lattices. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2002, vol. 14, no. 2–3, pp. 189–216.
19. DeepSeek License Agreement. Version 1.0. GitHub: [deepseek-ai/DeepSeek-V2](https://github.com/deepseek-ai/DeepSeek-V2/blob/main/LICENSE-MODEL). Available at: <https://github.com/deepseek-ai/DeepSeek-V2/blob/main/LICENSE-MODEL> (accessed: 25.04.2026).

Информация об авторах

Михайлова Светлана Сергеевна — доктор экономических наук, доцент, заведующий кафедрой математики и анализа данных, ведущий научный сотрудник Института цифровых технологий, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация. E-mail: ssmihajlova@fa.ru

Данилова Соелма Доржигушаевна — кандидат технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник Института цифровых технологий, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация. E-mail: sddanilova@fa.ru

Тимофеев Александр Николаевич — кандидат технических наук, младший научный сотрудник Института цифровых технологий, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация. E-mail: antimofeev@fa.ru

Information about the authors

Svetlana S. Mikhailova — Doctor of Sciences (Economics), Associate Professor, Head of the Department of Mathematics and Data Analysis, Leading Researcher at the Institute of Digital Technologies, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation. E-mail: ssmihajlova@fa.ru

Soelma D. Danilova — Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor, Leading Researcher at the Institute of Digital Technologies, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation. E-mail: sddanilova@fa.ru

Alexander N. Timofeev — Candidate of Sciences (Engineering), Junior Researcher at the Institute of Digital Technologies, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation. E-mail: antimofeev@fa.ru

Статья поступила в редакцию 04.06.2026; одобрена после рецензирования 14.06.2026; принята к публикации 15.06.2026.

The article was submitted 04.06.2026; approved after reviewing 14.06.2026; accepted for publication 15.06.2026.