ИЗДАТЕЛЬСТВО грамота

Филологические науки. Вопросы теории и практики
Philology. Theory & Practice

ISSN 2782-4543 (online)
ISSN 1997-2911 (print)

2026. Том 19. Выпуск 11 | 2026. Volume 19. Issue 11
Материалы журнала доступны на сайте (articles and issues available at): philology-journal.ru

RU

Разработка методики верификации структуры фрейма на основе экспертных оценок больших языковых моделей

Данилова Е. А., Тивьяева И. В.

Аннотация. Цель исследования – разработать методику верификации структуры фрейма на основе данных больших языковых моделей. В статье предложена методика применения генеративного искусственного интеллекта для верификации кандидатной структуры фрейма, построенной в результате фреймового моделирования на основе метода анализа словарных дефиниций. В фокусе внимания авторов процедура и критерии сопоставления кандидатной структуры фрейма и структуры, полученной посредством обращения к генеративному искусственному интеллекту, а также принципы фреймового моделирования на основе данных больших языковых моделей. Научная новизна исследования состоит в том, что впервые для верификации модели фрейма, построенной с помощью классического метода анализа словарных дефиниций, предлагается процедура, включающая генерацию альтернативных фреймовых моделей несколькими разноязычными моделями по единому детализированному промпту с последующей обязательной корпусной проверкой предложенных компонентов. В результате исследования установлено, что при сопоставлении кандидатной модели фрейма «научно-техническое достижение» со структурами, сгенерированными пятью языковыми моделями (Алиса AI, GigaChat, ChatGPT, Perplexity AI, DeepSeek), семантически облигаторные, лексикографически эксплицированные компоненты устойчиво воспроизводятся независимо от языка обучающего корпуса модели, тогда как дискурсивно-прагматические компоненты остаются вне досягаемости генеративного вывода. Из пяти предложенных моделями новых компонентов эмпирическую проверку выдержал только один – узел «Визуальные и нарративные элементы», включенный в верифицированную модель фрейма.

EN

Developing a methodology for verifying frame structures based on expert evaluations by large language models

E. A. Danilova, I. V. Tivyaeva

Abstract. The purpose of the study is to develop a methodology for verifying frame structures based on data from large language models. The article proposes a methodology for using generative artificial intelligence to verify a candidate frame structure constructed through frame modeling based on the analysis of dictionary definitions. The authors focus on the procedure and criteria for comparing the candidate frame structure with the structure obtained through interaction with generative artificial intelligence, as well as on the principles of frame modeling based on large language model data. The scientific novelty lies in proposing, for the first time, a procedure for verifying a frame model constructed using the classical method of dictionary-definition analysis. The procedure involves generating alternative frame models by several multilingual models using a single detailed prompt, followed by mandatory corpus-based verification of the proposed components. The study establishes that, when the candidate frame model “scientific and technological achievement” is compared with structures generated by five language models (Alice AI, GigaChat, ChatGPT, Perplexity AI, and DeepSeek), semantically obligatory and lexicographically explicit components are consistently reproduced regardless of the language of the model’s training corpus, whereas discourse-pragmatic components remain beyond the reach of generative inference. Of the five new components proposed by the models, only one passed empirical verification: the “Visual and Narrative Elements” slot, which was incorporated into the verified frame model.

Введение

Фреймовое моделирование как один из инструментов когнитивной лингвистики позволяет представить понятийное содержание концепта в виде структурированного знания: фрейма, узлов (субфреймов) и слотов

Научная статья (original research article) | https://doi.org/10.30853/phil20260518

© 2026 Авторы. © 2026 ООО Издательство «Грамота» (© 2026 The Authors. © 2026 Gramota Publishing, LLC). Открытый доступ предоставляется на условиях лицензии CC BY 4.0 (open access article under the CC BY 4.0 license): https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

(Минский, 1979; Fillmore, 1976). Классическая процедура построения такой модели опирается на анализ словарных дефиниций: толкование слова в разных лексикографических источниках последовательно раскладывается на элементарные смысловые компоненты, которые затем группируются в иерархическую структуру фрейма. Данный метод, несмотря на свою надежность и теоретическую обоснованность, имеет существенное ограничение, поскольку опирается на конечный, заранее заданный набор словарей, формулировки которых нередко наследуют друг друга от источника к источнику, не всегда отражая актуальное языковое употребление. Доступные в настоящее время технологии позволяют преодолеть данное ограничение посредством обращения к большим языковым моделям (далее – LLM) как к независимому источнику структурированных гипотез о концепте, сформированных на основе статистической регулярности его языковой репрезентации в огромных массивах текстов.

Возможность привлечения LLM для задач верификации структуры фрейма обеспечивается в первую очередь принципами работы генеративного искусственного интеллекта (далее – генИИ). LLM обучаются на текстовых массивах, на порядки превосходящих по объему любую выборку словарных источников, доступную отдельному исследователю, и потому потенциально аккумулируют более широкий спектр контекстов употребления анализируемого концепта. Кроме того, современная наука о языке накопила достаточно весомый эмпирический материал о высоком содержательном соответствии выводов LLM представлениям носителей языка и лингвистов-экспертов (Qiu, Duan, Cai, 2025; Hu, Levy, 2024; Suresh, Mukherjee, Rogers, 2023; Овсянникова, 2025; Firsanova, 2025). Вместе с тем, следует отметить, что при обработке культурно нагруженного языкового материала фиксируются систематические расхождения выводов моделей с экспертными данными, что указывает на необходимость дополнительной проверки.

Актуальность настоящего исследования обусловлена несколькими факторами. Во-первых, разработка единой схемы верификации кандидатных фреймовых моделей, объединяющей дефиниционный, генеративный и корпусный этапы анализа, решает важную методологическую задачу повышения точности и объективности фреймового моделирования. Во-вторых, стремительное развитие LLM и накопление эмпирических данных об их способности воспроизводить структурированные представления, сопоставимые с представлениями носителей языка, открывает принципиально новую возможность для лингвистики – использовать LLM не как замену традиционных методов анализа, а как дополнительный, статистически обоснованный источник верификации гипотез (Сулейманова, 2013; Suleimanova, Petrova, 2020).

Задачи исследования включают следующие:

1. Обосновать теоретическую возможность применения LLM как источника верификационных данных для фреймового моделирования.
2. Разработать процедуру генерации фреймовых моделей средствами LLM, включая формулировку промпта на русском и английском языках, и критерии сопоставления полученных структур с кандидатной моделью.
3. Сформулировать правила принятия решения о статусе расхождений между кандидатной и сгенерированной моделями.
4. Апробировать разработанную методику на примере фрейма «научно-техническое достижение» и обсудить типологию возникающих расхождений.

Материалом исследования стали модели фрейма «научно-техническое достижение», сгенерированные пятью разными LLM (Алиса AI, GigaChat; ChatGPT, Perplexity AI, DeepSeek), а также авторский корпус медиатекстов, освещающих научно-технические достижения, который использовался для верификации предложенных моделями компонентов.

Методы исследования определяются логикой поставленных задач. Метод фреймового моделирования использовался для построения кандидатной структуры фрейма: определения состава узлов, их иерархии и связей между ними. Метод контролируемого промптинга обеспечил генерацию альтернативных фреймовых моделей пятью генеративными системами (Алиса AI, GigaChat, ChatGPT, Perplexity AI, DeepSeek) по единому детализированному промпту, идентичному для всех систем. Сопоставительный анализ применялся, во-первых, для соотнесения кандидатной структуры с моделями, полученными от каждой из систем, во-вторых, для сравнения сгенерированных структур между собой. Корпусный анализ использовался для эмпирической проверки компонентов, предложенных языковыми моделями, но отсутствующих в кандидатной структуре.

Теоретическую базу исследования составляют фундаментальные и прикладные работы в области когнитивной семантики, компьютерной и корпусной лингвистики (Селиверстова, 2004; Филлмор, 1988; McErnie, Hardie, 2011; Petroni, Rocktäschel, Riedel et al., 2019), а также современные междисциплинарные подходы, рассматривающие потенциал больших языковых моделей как инструмента лингвистического анализа (Овсянникова, Николаева 2024; Тивьяева, 2026b).

Основополагающей для исследования стала концепция фреймовой семантики, прежде всего работа Ч. Филлмора (Fillmore, 1976), в которой значение языковой единицы описывается через обращение к структуре опыта, стоящего за ней, при этом фрейм допускает эксплицитную формализацию с проверяемым составом элементов (Baker, Fillmore, Lowe, 1998). Исследование также опирается на идеи Е. М. Чухарева и А. А. Худякова, заложивших методологический фундамент для сопоставления традиционных лингвистических описаний с результатами автоматизированного анализа и продемонстрировавших эффективность применения технологий искусственного интеллекта: «лингвистическая задача, представляющая определенную сложность для человека, может быть быстро и качественно разрешена машиной» (2004, с. 104).

Важнейшим вектором работы явилось определение границ применимости больших языковых моделей в качестве экспертных систем. Разработка данной проблематики проводилась с опорой на подход к верификации лингвистических гипотез с помощью больших языковых моделей, предложенный В. И. Фирсановой (2025), а также уже имеющийся опыт по фреймовому моделированию, описанный в работе А. Д. Светиковой (2024), и эксперименты по разметке семантических фреймов FrameNet с помощью техники zero-shot промтинга (Koeva, 2024). Кроме того, при разработке исследовательской процедуры учитывались результаты, полученные зарубежными исследователями, изучавшими прикладные аспекты применения больших языковых моделей в лингвистических исследованиях (Qiu, Duan, Cai, 2025; Hu, Levy, 2024; Suresh, Mukherjee, Rogers et al., 2023).

Практическая значимость исследования состоит в возможности использования разработанной методики верификации структуры фрейма в дальнейших лингвистических исследованиях. Материалы исследования могут найти применение в практике преподавания курсов по когнитивной семантике и методологии лингвистических исследований, а также при создании учебных и учебно-методических пособий по нейротехнологиям в лингвистическом анализе.

Обсуждение и результаты

Принятое в настоящей работе понимание фрейма как иерархически организованной структуры, допускающей эксплицитное описание состава компонентов, восходит к идеям Ч. Филлмора (Fillmore, 1976) и обусловливает саму постановку вопроса о верифицируемости фреймовой модели. Для решения методологической задачи повышения точности и объективности фреймового моделирования в данном исследовании осуществляется разработка схемы верификации кандидатных фреймовых моделей, включающей дефиниционный, генеративный и корпусный этапы анализа и позволяющей задействовать LLM в качестве дополнительного, экспериментально проверенного и статистически обоснованного инструмента верификации гипотез. В исследовании также учитывались выводы А. Д. Светиковой, в которых подтверждается способность LLM к систематизации информации, реализующаяся через построение фреймовых структур на материале больших языковых данных.

Методологические основания процедуры верификации опираются на труды О. А. Сулеймановой (Сулейманова, 2013; Сулейманова, Фомина, 2017; 2018; Suleimanova, Petrova, 2020), в которых аргументируется необходимость привлечения независимого эмпирического источника при проверке отдельных лингвистических гипотез. Выбор в пользу генеративного искусственного интеллекта как инструмента верификации обусловлен результатами новейших исследований в области когнитивной семантики, в частности, выводами С. Суреша и его соавторов о значительном потенциале LLM для когнитивных исследований (Suresh, Mukherjee, Giallanza et al., 2026).

Таким образом, при разработке исследовательской процедуры в настоящей работе мы полагались на комплексный методологический конструкт, объединяющий ключевые положения когнитивной семантики с инновационными методологическими решениями, описанными в трудах отечественных и зарубежных лингвистов.

Предлагаемая методика опирается на результаты анализа словарных дефиниций, используемые для построения кандидатной модели фрейма, и представляет собой воспроизводимую последовательность из шести шагов, объединяющую дефиниционный, генеративный и корпусный этапы анализа. Рассмотрим особенности реализации каждого шага.

В рамках предварительного этапа, включающего процедуры отбора словарных источников (толковые, энциклопедические, терминологические и отраслевые словари), постатейный анализ дефиниций опорной лексемы и ее ближайших дериватов и синонимов, выделение элементарных сем в каждой дефиниции, группировку сем в слоты по семантической общности, объединение слотов в узлы (субфреймы), а узлов в фрейм с фиксацией итоговой иерархической структуры, конструируется кандидатная структура фрейма.

Шаг 1. Составление промпта. Для верификации полученной структуры на первом шаге формулируется промпт для генерации модели фрейма средствами LLM. Промпт формулируется единообразно для всех привлекаемых LLM и не содержит ссылки на кандидатную структуру, что обеспечивает независимость генерируемого вывода от результатов дефиниционного анализа. Ниже приведены рабочие версии промпта на русском и английском языках.

Промпт на русском языке:

Ты выступаешь в роли лингвиста-эксперта по фреймовой семантике. Задача: построй фреймовую модель понятия «научно-техническое достижение», опираясь только на собственные знания о том, как это понятие представлено в текстах. Не используй никакую заранее заданную схему.

Требования к структуре ответа:

1. Выдели фрейм «Научно-техническое достижение» и кратко опиши его как целостную понятийную структуру.
2. В составе фрейма выдели узлы (субфреймы) – крупные тематические блоки понятийного содержания. Дай название каждому узлу.
3. В составе каждого узла выдели слоты – элементарные компоненты значения, конкретизирующие узел.
4. Для каждого слота дай краткое определение (1-2 предложения) и приведи 1-2 примера его языковой реализации (словосочетание или фрагмент предложения на русском языке).
5. Формируй структуру самостоятельно, опираясь на то, как понятие «научно-техническое достижение» обычно репрезентируется в текстах, в том числе в новостных и научно-популярных.
6. Представь ответ в виде иерархического списка: Фрейм → Узел 1…N → Слоты (определение + пример).
7. Не добавляй пояснений вне запрошенной структуры и не комментируй процесс генерации.

Промпт на английском языке:

You are acting as an expert linguist specializing in frame semantics. Task: build a frame model of the concept ‘scientific and technological achievement’, relying only on your own knowledge of how this concept is represented in texts. Do not rely on any predefined or external scheme.

Response requirements:

1. Identify the frame ‘Scientific and Technological Achievement’ and briefly describe it as a coherent conceptual structure.
2. Within the frame, identify nodes (sub-frames) – major thematic blocks of the conceptual content. Give each node a name.
3. Within each node, identify slots – elementary components of meaning that specify the node.
4. For each slot, give a brief definition (1-2 sentences) and 1-2 examples of its linguistic realization (a phrase or sentence fragment in English).
5. Build the structure independently, based on how the concept ‘scientific and technological achievement’ is typically represented in texts, including news and popular-science texts.
6. Present the answer as a hierarchical list: Frame → Node 1…N → Slots (definition + example).
7. Do not add explanations outside the requested structure and do not comment on the generation process.

Шаг 2. Генерация моделей фрейма. Промпт последовательно предъявляется отобранным LLM, различающимся языком основного обучающего корпуса. Такое распределение вводится не для сравнения качества конкретных продуктов, а как факторный признак, поскольку языковая и культурная принадлежность обучающего корпуса модели способна влиять на компонентный состав сгенерированной структуры. Ответ каждой модели фиксируется в неизменном виде для последующего сопоставления.

Шаг 3. Сопоставление фреймовых структур.

Полученные от каждой LLM структуры сопоставляются с кандидатной моделью по трем типам отношений между узлами/слотами:

– совпадение – компонент кандидатной модели присутствует (в том же или переформулированном виде) в структуре, сгенерированной LLM;
– отсутствие компонента – компонент кандидатной модели отсутствует в структуре, сгенерированной LLM;
– добавление компонента – в структуре, сгенерированной LLM, предлагается компонент, отсутствующий в кандидатной модели.

Шаг 4. Проверка предложенных компонентов на корпусных данных. Каждый компонент, отнесенный к категории «добавление компонента», проверяется на фактических текстовых данных. По итогам анализа устанавливается, реализуется ли предполагаемый семантический компонент регулярно и системно, либо его отдельные проявления единичны, окказиональны или метафоричны и не образуют устойчивой модели.

Шаг 5. Решение о модификации кандидатной модели. По результатам сопоставительного анализа кандидатной структуры фрейма и структур, сгенерированных LLM, исходная структура подтверждается или подвергается необходимым модификациям в соответствии со следующими принципами:

Если компонент кандидатной модели отсутствует хотя бы в части сгенерированных LLM структур, кандидатная модель в этой части сохраняется без изменений: ее большая развернутость не является основанием для сокращения, поскольку она уже подтверждена независимым методом (анализом словарных дефиниций).

Если хотя бы одна LLM предлагает компонент, отсутствующий в кандидатной модели, этот компонент не включается в модель автоматически, а проходит верификацию в соответствии с требованиями Шага 4. Если проверка на корпусе фактических языковых данных подтверждает регулярную языковую реализацию предложенного признака, компонент добавляется в кандидатную модель как новый элемент понятийной структуры, ранее не выявленный дефиниционным анализом. Если по итогам реализации Шага 4 предложенный признак не подтверждается (единичные, окказиональные или метафорические контексты), компонент отклоняется, а расхождение фиксируется отдельно как материал для последующего лингвистического анализа особенностей генеративного вывода, но не используется для корректировки понятийной модели.

Шаг 6. По итогам применения вышеизложенных принципов фиксируется итоговая, верифицированная версия фреймовой структуры с явным указанием источника каждого компонента (дефиниционный анализ / дефиниционный анализ, подтвержденный LLM / добавлен по результатам генерации LLM и корпусной проверки), что обеспечивает воспроизводимость итоговой структуры для последующих исследований.

Обобщенная схема предлагаемой процедуры верификации структуры фрейма представлена на Рисунке 1.

Разработанная методика была апробирована на материале фрейма «научно-техническое достижение». Кандидатная модель, построенная методом анализа словарных дефиниций, включает 11 узлов (Рисунок 2).

Предложенный промпт (Шаг 2) был последовательно предъявлен пяти LLM – двум русскоязычным (Алиса AI, GigaChat) и трем англоязычным (ChatGPT, Perplexity AI, DeepSeek). Полученные структуры сопоставлены с кандидатной моделью в соответствии с процедурой Шага 4, предложенные моделями новые компоненты проверены на корпусе медиатекстов о научно-технических достижениях по процедуре Шага 5. Сводные результаты сопоставления представлены в Таблице 1.

Результаты апробации показали, что во всех пяти сгенерированных структурах независимо от языка обучающего корпуса устойчиво воспроизводится компонент «название» научно-технического достижения, а также – в большинстве структур – компоненты «новизна», «разработчики» и «характеристики / область применения». Вышеуказанные компоненты являются семантически облигаторными и получают экспликацию в словарных дефинициях опорных лексем, соответственно они устойчиво представлены в любом достаточно большом текстовом массиве, на котором обучались сопоставляемые модели.

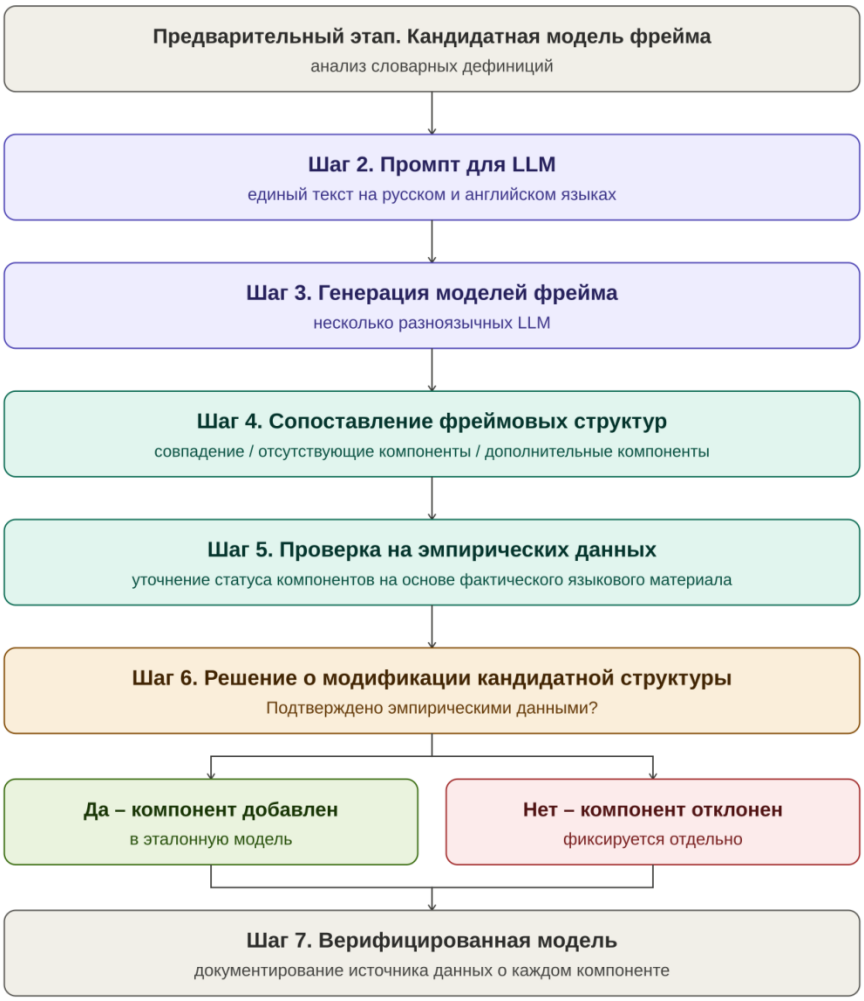


Рисунок 1. *Схема процедуры верификации структуры фрейма с применением LLM*

Таблица 1. *Сопоставление кандидатной модели фрейма «научно-техническое достижение» со структурами, сгенерированными LLM*

Модель	Узлов в структуре	Совпадающие компоненты	Отсутствующие компоненты	Предложенный новый компонент	Статус предложенного компонента после корпусной проверки
Алиса AI	8	название, разработчики, характеристики, область применения и др.	актуальность использования, мотивация создателей, физические характеристики, сопоставление с ранее выпущенными НТД, область применения, влияние на экологию	«Масштаб»	Отклонен – не подтвержден в медиатекстах
GigaChat	8	название, разработчики и их мотивация, влияние общества, оценка экспертов	новизна, актуальность/потребность, физические свойства	«Место производства»	Отклонен – не подтвержден в медиатекстах
Perplexity AI	Общее число узлов моделью явно не названо; сопоставление проведено по перечню содержательно совпадающих компонентов	название, характеристика, новизна, актуальность, влияние на общество, правовые аспекты	–	«Масштаб»; «Визуальные и нарративные элементы»	«Масштаб» – отклонен; «Визуальные и нарративные элементы» – подтвержден и включен в модель
ChatGPT	4	название, новизна, хронология, разработчики, финансирование, характеристики, область применения	–	«Формат медиа»	Отклонен – не подтвержден в медиатекстах
DeepSeek	10	название, хронология разработки, участники разработки, сравнение с аналогами, новизна	актуальность, мотивация разработчиков	«Влияние на науку и глобальные изменения»	Отклонен – не подтвержден в медиатекстах



Рисунок 2. *Кандидатная модель фрейма «научно-техническое достижение»*

На этапе генерации LLM предложили пять содержательно различных компонентов, отсутствующих в кандидатной модели: «Масштаб» (независимо предложен Алисой AI и Perplexity AI), «Место производства» (GigaChat), «Визуальные и нарративные элементы» (Perplexity AI), «Формат медиа» (ChatGPT) и «Влияние на науку и глобальные изменения» (DeepSeek).

По результатам проверки на основе авторского корпуса фактических языковых данных (Шаг 5) четыре из пяти предложенных компонентов не подтвердились на анализируемых медиатекстах и были отклонены. Единственное подтвержденное расширение – узел «Визуальные и нарративные элементы», предложенный Perplexity AI. Регулярная представленность соответствующих контекстов в анализируемом корпусе стала основанием для включения этого узла в верифицированную модель фрейма «научно-техническое достижение» в соответствии с принципами Шага 6.

Итоги апробации позволяют заключить, что предложенная методика является работоспособной и позволяет получить нетривиальный результат: часть узлов кандидатной структуры устойчиво воспроизводится независимо от модели и языка, часть – устойчиво отсутствует во всех структурах (что, очевидно, указывает на дискурсивно-прагматическую, а не понятийно-облигаторную природу таких компонентов), а единичное расхождение получает независимое корпусное подтверждение и обогащает кандидатную структуру.

Отдельного комментария заслуживает совпадение компонента «Масштаб», независимо предложенного двумя разными моделями (Алисой AI и Perplexity AI), при его неподтверждении на рассмотренном корпусе.

Независимое совпадение гипотез двух моделей, обученных на разных корпусах, является статистически небанальным фактом и, очевидно, требует повторной корпусной проверки на расширенном материале.

В целом полученные результаты согласуются с выводами обзора литературы: при фреймовом моделировании LLM устойчиво воспроизводят понятийно-облигаторные, лексикографически эксплицированные компоненты, но не восполняют дискурсивно-прагматические компоненты, а также эпизодически предлагают содержательно новые, корпусно подтверждаемые расширения понятийной структуры. Итоги апробации свидетельствуют в пользу привлечения LLM к верификации фреймовых структур.

Заключение

В настоящем исследовании поставлена и решена методологическая задача разработки процедуры верификации кандидатной фреймовой структуры, построенной методом анализа словарных дефиниций, средствами больших языковых моделей. Они играют в предложенной методике роль источника верификационных гипотез, а не эксперта, что отличает данную процедуру от прямого использования LLM в качестве замены дефиниционного анализа при фреймовом моделировании.

Теоретическая возможность привлечения больших языковых моделей в качестве источника данных для верификации результатов фреймового моделирования обосновывается природой систем генеративного искусственного интеллекта. Обучаясь на обширных массивах текстов, они аккумулируют закономерности употребления единиц, отражающие конвенциональную организацию соответствующего фрагмента знания. Данный факт позволяет рассматривать вывод систем генеративного искусственного интеллекта как форму обобщенного суждения о структуре предметной области, сопоставимую по функции с опросом информантов, но принципиально отличную от него по механизму порождения.

Разработанная процедура верификации кандидатной модели фрейма средствами больших языковых моделей включает несколько шагов. Первым выступает разработка единого детализированного промпта, содержащего определение задачи и требования к формату ответа. Промпт формулируется параллельно на русском и английском языках, что позволяет обращаться к моделям с различными языками обучающего корпуса на сопоставимых условиях. На втором шаге осуществляется обращение к нескольким разноязычным системам, обеспечивающее независимость получаемых данных от особенностей отдельной модели. Далее имеет место сопоставление фреймовых структур с кандидатной моделью. На последующих шагах производится проверка предложенных компонентов на корпусных данных и принимается решение о необходимости или отсутствии необходимости модификации кандидатной модели. В результате реализации описанных шагов фиксируется итоговая, верифицированная версия фреймовой структуры с явным указанием источника происхождения каждого компонента.

Проведенное исследование позволило разработать и апробировать методику верификации фреймовых структур предметной области, в которой большие языковые модели выступают источником верификационных данных при обязательной корпусной проверке предлагаемых ими компонентов. Апробация методики на материале фрейма «научно-техническое достижение» подтвердила ее работоспособность. Дальнейшее развитие предложенной методики видится в нескольких направлениях, одно из которых связано с полномасштабной эмпирической реализацией процедуры на репрезентативном наборе фреймов различной тематической отнесенности с расширенным составом привлекаемых LLM. Не менее важным направлением развития представляется операционализация корпусного этапа верификации: разработка формализованных количественных критериев подтверждения предложенного компонента (пороговые значения частотности, типы релевантных контекстов и проч.), снижающих субъективность принятия решений.

Материалы исследования | Research materials

1. Алиса AI. https://alice.yandex.ru/
2. GigaChat. https://giga.chat/
3. ChatGPT. https://chatgpt.com/ru-RU/
4. Perplexity AI. https://www.perplexity.ai
5. DeepSeek. https://chat.deepseek.com

Источники | References

1. Минский М. Фреймы для представления знаний. М.: Энергия, 1979.
2. Овсянникова М. А. Анализ тональности текста посредством инструмента искусственного интеллекта // Три «л» в парадигме современного гуманитарного знания: лингвистика, литературоведение, лингводидактика: сборник научных статей. М.: Языки Народов Мира, 2025.
3. Овсянникова М. А., Николаева М. Н. Нейросети как инструмент анализа текста: сравнительный аспект // Язык в эпоху цифровых трансформаций и развития искусственного интеллекта: сборник научных статей по итогам международной научной конференции (Минск, 23-24 октября 2024 г.). Мн.: Минский государственный лингвистический университет, 2024.
4. Светикова А. Д. Использование систем искусственного интеллекта при конструировании фрейма «отношение смены собственника» (на основе программы YandexGPT2) // Наука в Мегаполисе. 2024. № 6 (62).
5. Селиверстова О. Н. Труды по семантике. М.: Языки славянской культуры, 2004.

6. Сулейманова О. А. Пути верификации лингвистических гипотез: pro et contra // Вестник МГПУ. Серия: Филология. Теория языка. Языковое образование. 2013. № 2 (12).
7. Сулейманова О. А., Фомина М. А. Верификационный потенциал семантического эксперимента // Современные лингвистические и методико-дидактические исследования. 2017. № 2 (34).
8. Сулейманова О. А., Фомина М. А. Триангуляционный подход в экспериментальной лингвистике // Русистика и компаративистика: научные труды по филологии. М.: Книгодел, 2018.
9. Тивьяева И. В. Интеграция искусственного интеллекта в лингвистические исследования: новые методологические возможности // Слово, фраза, текст в антропоцентрической парадигме: материалы международной научно-практической конференции (Владимир, 13 марта 2026 г.). Владимир: Владимирский государственный университет им. А. Г. и Н. Г. Столетовых, 2026a.
10. Тивьяева И. В. Методологический статус ИИ-текстов в лингвистических исследованиях // Вестник МГПУ. Серия: Филология. Теория языка. Языковое образование. 2026b. № 3 (63).
11. Филлмор Ч. Фреймы и семантика понимания // Новое в зарубежной лингвистике. М.: Прогресс, 1988. Вып. 23. Когнитивные аспекты языка.
12. Чухарев Е. М., Худяков А. А. Когнитивная лингвистика и искусственный интеллект: результаты и тенденции взаимодействия // Вопросы когнитивной лингвистики. 2004. № 2-3.
13. Baker C. F., Fillmore Ch. J., Lowe J. B. The Berkeley FrameNet Project // 36th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and 17th International Conference on Computational Linguistics. Montreal: Association for Computational Linguistics, 1998. Vol. 1.
14. Fillmore C. J. Frame Semantics and the Nature of Language // Annals of the New York Academy of Sciences. 1976. Vol. 280 (1). https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.1976.tb25467.x
15. Firsanova V. I. Verification of linguistic hypotheses applying large language models // Cherepovets State University Bulletin. 2025. Vol. 1 (124).
16. Hu J., Levy R. Language models align with human judgments on key grammatical constructions. 2024. https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01676
17. Koeva S. Large Language Models in Linguistic Research: the Pilot and the Copilot // Proceedings of the Sixth International Conference on Computational Linguistics in Bulgaria (CLIB 2024). Sofia: Bulgarian Academy of Sciences, 2024. https://doi.org/10.47810/CLIB.24.35
18. McEnery T., Hardie A. Corpus Linguistics. Cambridge: Cambridge University Press, 2011. https://doi.org/10.1017/CBO9780511981395
19. Petroni F., Rocktäschel T., Riedel S., Lewis P., Bakhtin A., Wu Y., Miller A. Language Models as Knowledge Bases? // Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong: Association for Computational Linguistics, 2019. https://doi.org/10.18653/v1/D19-1250
20. Qiu Z., Duan X., Cai Z. G. Grammaticality representation in ChatGPT as compared to linguists and laypeople // Humanities and Social Sciences Communications. 2025. Vol. 12. Art. 617. https://doi.org/10.1057/s41599-025-04907-8
21. Suleimanova O. A., Petrova I. M. Using Big Data Experiments in Cognitive and Linguo-Cultural Research in English and Russian // Journal of Siberian Federal University. Humanities and Social Sciences. 2020. Vol. 13. No. 3. https://doi.org/10.17516/1997-1370-0561
22. Suresh S., Mukherjee K., Giallanza T., Yu X., Patil M., Cohen J. D., Rogers T. T. AI-Enhanced Semantic Feature Norms for 786 Concepts // Topics in Cognitive Science. 2026. Vol. 18 (2). Art. e70037. https://doi.org/10.1111/tops.70037
23. Suresh S., Mukherjee K., Rogers T. Semantic feature verification in FLAN-T5. 2023. https://arxiv.org/pdf/2304.05591
24. Uchida S. Using early LLMs for corpus linguistics: Examining ChatGPT's potential and limitations // Applied Corpus Linguistics. 2024. Vol. 4 (1). Art. 100089. https://doi.org/10.1016/j.acorp.2024.100089

Информация об авторах | Author information

RU

Данилова Елизавета Андреевна[1]
Тивьяева Ирина Владимировна[2], д. филол. н., доц.
[1, 2] Московский городской педагогический университет

EN

Elizaveta Andreevna Danilova[1]
Irina Vladimirovna Tivyaeva[2], Dr
[1, 2] Moscow City University

[1] *elizavetada080@mgpu.ru,* [2] *tivyaevaiv@mgpu.ru*

Информация о статье | About this article

Дата поступления рукописи (received): 14.08.2026; опубликовано online (published online): 05.11.2026.

Ключевые слова (keywords): фреймовое моделирование; кандидатная структура фрейма; верификация фрейма; большие языковые модели; генеративный искусственный интеллект; frame modeling; candidate frame structure; frame verification; large language models; generative artificial intelligence.