

# ОЦЕНКА ОБЩИХ И СПЕЦИАЛЬНЫХ ЗНАНИЙ В БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЯХ ДЛЯ РУССКОГО ЯЗЫКА ПОСРЕДСТВОМ ВОСПРОИЗВЕДЕНИЯ ЭНЦИКЛОПЕДИЧЕСКИХ СТАТЕЙ

© 2025 г. Д. А. Григорьев<sup>1,\*</sup>, Д. И. Чернышев<sup>1,\*\*</sup>

Представлено кем-то

Поступило 16.08.2025

После доработки 20.08.2025

Принято к публикации 31.08.2025

В данной работе предложен и реализован бенчмарк WikiBench для оценки аналитических способностей больших языковых моделей при составлении научно-энциклопедических текстов на русском языке.

*Ключевые слова и фразы:* бенчмарк, Википедия, Рувики, large language model

DOI: 10.31857/S2686954322040117

## ВВЕДЕНИЕ

Современные большие языковые модели демонстрируют впечатляющие результаты в генерации текстов различной стилистики и тематики. Однако их способности к работе с научными и энциклопедическими материалами остаются малоизученными, особенно для русскоязычных текстов. Традиционные методы создания научных статей требуют значительных временных затрат на поиск и анализ информации. Если большая языковая модель сможет самостоятельно проводить такие "глубокие" исследования по темам, не входящим в ее первоначальные тренировочные данные, это позволит отказаться от постоянного дообучения моделей и предложить более эффективный и масштабируемый подход к работе с постоянно обновляющимся научными знаниями. Существующие методы оценки способностей моделей преимущественно фокусируются на стандартных лингвистических задачах, не уделяя достаточного внимания аналитическим способностям при работе с научными текстами. Для русского языка эта проблема особенно актуальна из-за ограниченной доступности специализированных оценочных инструментов.

Существует множество бенчмарков на русском языке, охватывающих различные лингвистические задачи для русского языка. RussianSuperGlue [1] оценивает общее языковое понимание и базовые задачи по обработке естественного языка. MERA [2] обеспечивает единые условия тестирования моделей за счет составления инструкций к генерации для каждой задачи, однако сами задачи ориентированы на проверку общего понимания. LIBRA [3] фокусируется на проверке способности модели к удержанию и извлечению информации из большого контекста, но сосредоточен на коротких ответах, не требующих глубоких рассуждений. Ru Arena General [4] фокусируется на парном сравнении моделей, но фокусируется на общем качестве ответа. Ping-Pong [5] оценивает диалоговые способности моделей, что важно для интерактивных систем, но не подходит для оценки способности проводить исследования и писать связные научно-энциклопедические тексты. При этом остается неохваченным целый класс задач, связанных с глубоким анализом текстов: создание развернутых, структурированных и фактологически точных текстов, подкрепленных большим количеством источников.

Существующие бенчмарки в ограниченной степени затрагивают критически важные для генерации научно-энциклопедических текстов аспекты, такие как умение обобщать информацию из набора документов, планировать структуру будущего текста, соблюдать связанность и логическую последовательность изложения, а также обеспечивать точность и достоверность фактов. Одним из ближайших исследований в этой области является ResearchArena [6], в которой формализуют построение академического обзора с помощью трех этапов: обнаружение релевантной литературы, отбор по значимости и

<sup>1</sup>Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва, Россия

\*E-mail: dagrig14@yandex.ru

\*\*E-mail: chdanorbis@yandex.ru

организация знаний. Однако этот бенчмарк больше нацелен на проверку способности моделей отбирать и организовывать релевантную информацию и не затрагивает способности модели генерировать связные научно-энциклопедические тексты. Также развиваются в направлении похожих задач такие методы как Storm [7] - он подготавливает статью через создание множества перспектив и диалогов между ними. Однако это не позволяет в полной мере отследить каждый этап генерации, и дает меньший контроль над параметрами генерации. Недавнее развитие новых способностей агентов, например появление функции «Deep Research» у OpenAI [8], свидетельствует о возрастающем интересе к проведению научных исследования с помощью больших языковых моделей, что говорит о необходимости в создании новых подходов к объективной оценке аналитических способностей моделей.

В данной работе предлагается подход, направленный на создание инструментов, позволяющих тестировать, насколько большие языковые модели умеют работать с научно-энциклопедическими текстами. В рамках исследования:

1. Был реализован автоматический метод обработки html-кода статей в стиле Википедии и собран размеченный набор данных на основе интернет-энциклопедии «Рувики»
2. Был разработан и протестирован открытый бенчмарк WikiBench, позволяющий измерять качество модели на задачах, требующих глубокого анализа текста.

## СБОР ДАННЫХ

Для построения бенчмарка, направленного на оценку способности языковых моделей к работе с источниками к статьям, необходимо подготовить корпус текстов, который будет использоваться в генерации. В качестве источника были выбраны статьи интернет энциклопедии «Рувики» - российский аналог Википедии. Выбор сделан в пользу стилистики Википедии по той причине, что этот жанр одновременно требует фактологической точности, полноты анализа и понимания контекста, что хорошо соотносится с направлением исследования этой работы.

Переход на Рувики обоснован тем, что российская википедия содержит больше ссылок на русскоязычные источники, а также проводит более строгую фильтрацию текстов, что позволяет положиться на нее, как на более надежный эталон для оценки качества генерации статей.

Процесс получения данных включал следующие шаги:

1. **Выбор статей:** вручную были отобраны статьи на разнообразные темы, содержащие достаточное количество ссылок на внешние источники.
2. **Загрузка источников:** для каждой статьи были автоматически собраны доступные источники, на которые она ссылается. Загрузка производилась с помощью Python-модуля `newspaper3k`.
3. **Разбиение на сниппеты:** для удобства работы с текстами, а также в связи с ограничениями контекстного окна большинства языковых моделей, все тексты были разбиты на небольшие фрагменты длиной  $\approx 600$  слов. При необходимости в процессе тестирования модели можно расширить окно контекста, подключив соседние сниппеты того же источника.

На этапе получения данных осуществляется первичное извлечение информации из выбранной статьи и сбор связанных с ней источников. На рисунке 1 показана краткая схема извлечения текстов источников. В качестве исходного корпуса берётся подмножество статей Википедии  $B$ . Формально для каждой статьи  $b \in B$  задаётся её тема  $\theta_b$  и набор заголовков  $H_b = \{(h_i, l_i)\}$  с уровнями вложенности, а также набор абзацев  $A_b$  по секциям. Извлечение HTML-кода статьи выполняется с помощью стандартных инструментов Python-модулей<sup>1,2</sup>. Полученный текст структурируется путем разбиения на фрагменты, соответствующие вложенным заголовкам (Н1, Н2, Н3 и т.д.), что позволяет сохранить как содержательную часть статьи, так и её иерархическую организацию. Далее из раздела «Примечания» автоматически извлекаются все внешние ссылки, на которые статья делает отсылки. После этого проводится проверка доступности каждой ссылки: в случае обнаружения ошибок (например, код 404) такие ссылки исключаются из дальнейшей обработки, а связанный с ними текст удаляется, оставляя только те источники, которые действительно доступны, то есть источники  $S_b$  к статье фильтруются: из них выбирается подмножество  $S_b^{\text{filtered}} = \{(s_q, t_q)\}$ , для которых получен текст  $t_q$ . Рисунок 2 иллюстрирует схематичное разбиение статьи<sup>3</sup> на ключевые сущности, используемые в дальнейшей обработке. На этапе обработки данных выполняется фильтрация текста для обеспечения его корректной интерпретации моделью. Каждая сноска, обозначенная цифрами в квадратных скобках (например, [1], [2]), сопоставляется с конкретной ссылкой, соответствующей одному из доступных источников.

<sup>1</sup><https://beautiful-soup-4.readthedocs.io/en/latest/>

<sup>2</sup><https://requests.readthedocs.io/en/latest/index.html>

<sup>3</sup><https://ru.ruwiki.ru/wiki/Python>

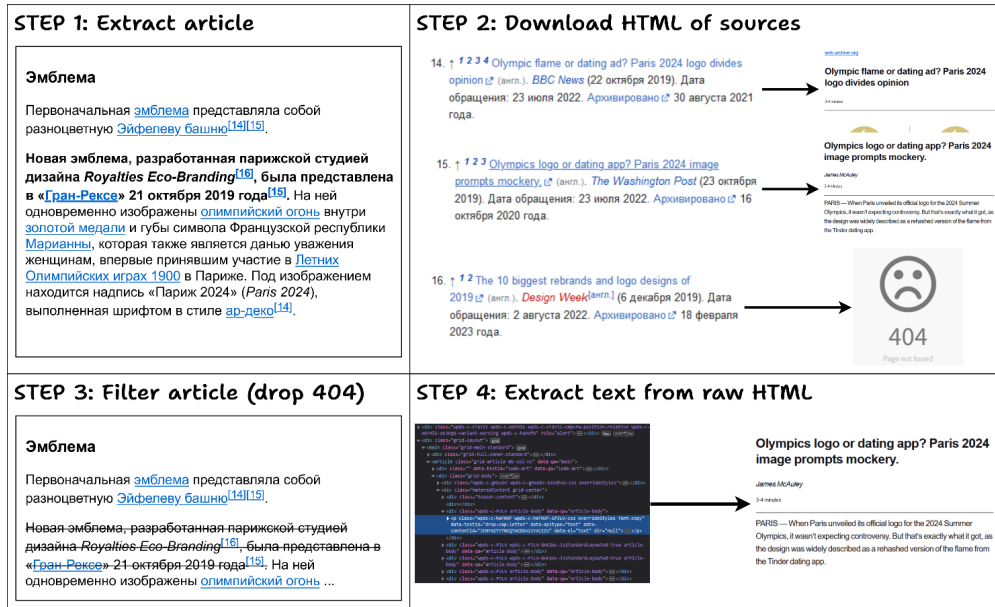


Рис. 1. Извлечение источников

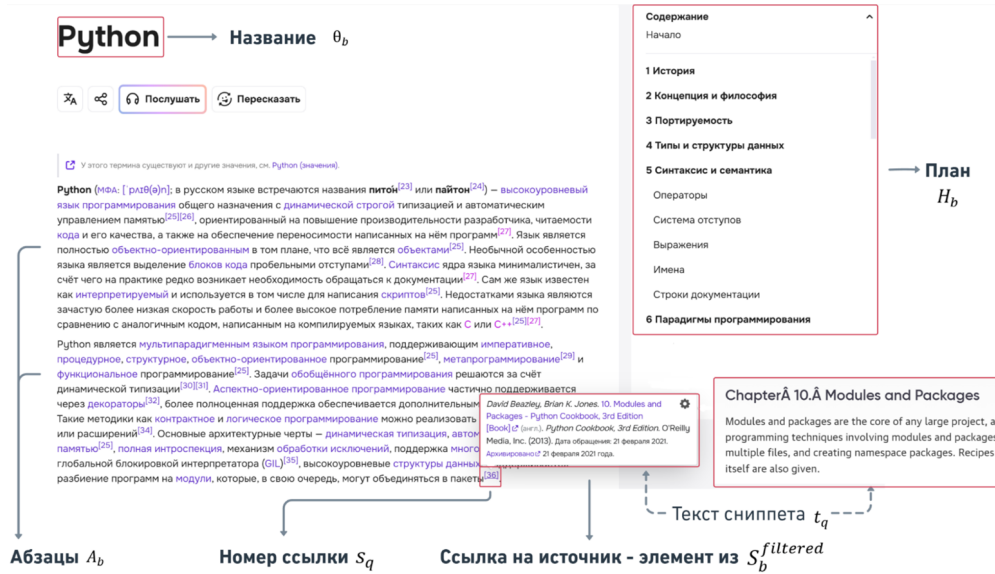


Рис. 2. Основные сущности статьи

То есть задано отображение по формуле (1):

$$F_b : S_b \rightarrow H_b \times A_b \quad (1)$$

связывающее каждый источник с конкретным заголовком и абзацем. Это позволяет точно определить позицию ссылки в тексте статьи и использовать её для последующей фильтрации. На основании  $S_b^{filtered}$  формируются очищенные множества абзацев  $A_b^{filtered}$  и заголовков  $H_b^{filtered}$ , то есть остаётся только тот контент, подкреплённый извлечёнными источниками; всё прочее удаляется.

Источники фильтруются по наличию извлечённого текста: сохраняются только те  $s_q$  из  $S_b$ , для которых удалось получить текст  $t_q$  объёмом не менее 1500 символов - это условие отсекает «шумовые» ответы с HTML-страниц вроде ошибок (например, error 404) или слишком короткие фрагменты. Абзацы очищаются следующим образом: в  $A_b^{filtered}$  остаются только те абзацы, в которых присутствует хотя бы одна ссылка на источник из  $S_b^{filtered}$ ; абзацы без ссылок или со ссылками, для которых текст не был получен, удаляются. Аналогично формируется  $H_b^{filtered}$  - только те заголовки, под которыми остался поддерживаемый источниками текст (хотя бы один абзац). В результате из статьи удаляются фрагменты, опирающиеся на источники, текст которых не удалось получить, оставляя только те части

Таблица 1. Основные характеристики собранного датасета

Показатель	WikiBench	ResearchArena
Количество статей	100	7,952
Количество скачанных источников	5,828	12,034,505
Общее число сниппетов	13,704	-
Средний размер плана (число заголовков)	37	-
Средний размер секции (число слов)	112	-

текста, которые подкреплены достоверными и доступными источниками. Характеристики собранного корпуса представлены в таблице 1.

## МЕТОДИКА ОЦЕНКИ

Для объективной оценки способностей языковых моделей генерировать научно-энциклопедические тексты, необходимо воспроизвести реальный процесс подготовки энциклопедического контента:

1. **Отбор релевантных источников:** модель получает заголовок статьи и набор текстовых фрагментов, среди которых необходимо идентифицировать и ранжировать по степени значимости материалы, соответствующие тематике.
2. **Построение структуры будущей статьи:** на основании темы и отобранных источников модель формирует план с выделением основных разделов в стиле Википедии.
3. **Генерация текста:** материалы статьи распределяются по разделам, после чего для каждого раздела порождается обобщение его релевантных материалов

Каждому этапу соответствует специализированный набор метрик, позволяющий количественно измерить качество выполнения конкретной подзадачи. Детальное описание методик оценки для каждого из этапов представлено в следующих разделах.

**Ранжирование источников.** Исходя из недавно проведенных исследований [9], предложенный далее подход является одним из наиболее эффективных. Первоначально для каждой статьи на основе ее названия генерируется ее краткое описание. Описание генерируется на русском и английском языках, так как тексты источников тоже представлены в двух языковых вариантах. Запросы на обоих языках далее объединяются в единый текстовый запрос к системе поиска, основанной на BM25.

Проводились эксперименты с двумя вариантами составления запроса:

1. **Заранее сгенерированный запрос по названию и заголовкам второго уровня:** для чистой оценки способности ранжирования проверяется и другой вариант с использованием «сильной» языковой модели llama3-70b: ей передаются в подсказке заголовки второго уровня текущей статьи, и по ним генерируется поисковый запрос.
2. **Запрос, сгенерированный по названию посредством оцениваемой модели:** описание генерируется исключительно по названию статьи самой оцениваемой моделью без дополнительных заголовков. Таким образом LLM полностью отвечает за качество выдачи и самостоятельно решает, какой поисковый запрос лучше сформулировать для BM25.

Так получается описание, с упомянутыми основными заголовками или основанные только на названии статьи, как показано в примере 3 (только на русском языке).

На основе полученного запроса посредством BM25 отбираются наиболее релевантные сниппеты: набор кандидатов-документов. Отобранные документы последовательно передаются большой языковой модели, которая должна определить каждый сниппет как релевантный (ответ «да») или нерелевантный (ответ «нет»). Для получения численных оценок сравниваются названия статей, к которым относятся документы из выдачи и название статьи, для которой происходит отбор текстов-источников. Берется логарифмическая вероятность токенов в ответе модели: если это был утвердительный ответ, то берется сама вероятность  $P(\text{«да»})$ , если отрицательный, то берется обратное значение, то есть  $1 - P(\text{«нет»})$ . Если модель взяла правильный документ (он относится к текущей обрабатываемой статье и модель ответила «да»), то данный документ получает значение 1 - он релевантный. В противном случае, документу присваивается значение 0. Такой подход позволяет ранжировать выдачу документов по вероятностям — то есть по уверенности модели в ответе: чем выше вероятность, тем выше степень уверенности модели в ответе, тем выше документ будет в выдаче. Полученные оценки сортируются по убыванию.

Вариант запроса	Текст
Генерация по заголовкам	Статья "C++"представляет собой обзор языка программирования C++, его истории, структуры и особенностей. В ней рассматриваются основные аспекты языка, включая его стандартную библиотеку, отличия от языка C и дальнейшее развитие. Кроме того, статья содержит примеры программ на C++, сравнение с альтернативными языками программирования, а также критический анализ и обсуждение влияния C++ на развитие программирования и существующие альтернативы. Статья предназначена для читателей, интересующихся языком C++ и его ролью в современном программировании.
Генерация по названию	Статья "C++"может быть посвящена языку программирования C++, являющимся одним из наиболее популярных и широко используемых языков программирования в мире. В статье могут быть рассмотрены основы языка, его история, синтаксис и особенности, а также его применение в различных областях, таких как разработка операционных систем, игр и веб-приложений. Кроме того, статья может содержать информацию о стандартах и библиотеках C++, а также о его сравнении с другими языками программирования. Статья может быть полезна как для начинающих программистов, так и для опытных специалистов, которые хотят углубить свои знания о языке C++. Статья также может включать примеры кода и практические советы по использованию C++ в реальных проектах.

Рис. 3. Сравнение описаний статьи «C++» в двух вариантах

**Генерация плана.** На этом этапе цель состоит в том, чтобы по множеству эталонных текстов-источников (снипшето́в) воспроизвести эталонный ("настоящий") план статьи на заданную тему. Процесс обработки снипшето́в включает несколько последовательных этапов. Сначала каждый текстовый фрагмент преобразуется в векторное представление с использованием выбранной модели эмбе́ддингов.

Для кластеризации методом KMeans применяются предопределённые центры кластеров, соответствующие векторным представлениям документов заголовков второго уровня, причём для каждого заголовка выбирается первый документ из коллекции детерминированным способом. Был выбран данный алгоритм кластеризации, потому что заранее известна конечная разметка по числу секций ( $k = \#$  второго уровня), а также алгоритм быстро и устойчиво (можно зафиксировать `random_state`) позволяет построить кластеры вокруг указанных центроидов.

Далее отбирается 5 снипшето́в, наиболее близких к центру кластера. Это делается с целью, чтобы снизить влияние менее релевантных фрагментов текста на итоговый план. Формирование мини-планов секций осуществляется с учётом двух ключевых параметров: размера контекста (определяемого числом соседних снипшето́в) и двух режимов генерации - напрямую по текстам и через краткое описание кластера. Размер контекста позволяет контролировать баланс между точностью и полнотой: меньшее контекстное окно уменьшает риск отклонений от истинной структуры плана, большее позволяет увеличить покрытие фактов, но также может увеличиться избыточность информации. Два режима генерации позволяют выбирать уровень абстракции: прямой режим сохраняет детали при необработанных данных, а режим через предварительное описание повышает согласованность формулировок и уменьшает дублирование информации. На заключительном этапе происходит объединение всех мини-планов в итоговый структурированный план статьи.

**Генерация секций.** На третьем и заключительном этапе формируется полный текст для каждой секции, с опорой на соответствующие документы-источники (то есть только из  $S_b^{\text{filtered}}$ ), тем самым гарантируя, что дальнейшая генерация опирается исключительно на корректно подкреплённые ссылки. Для каждой секции статьи извлекаются все снипшето́ы, которые указывались в качестве источников к данной секции. Все снипшето́ы снова переводятся в эмбе́ддинги и строится матрица попарных сходств как произведение  $Emb \times Emb^T$ , что по сути даёт косинусные близости между векторами. Элементы с значением сходства выше порога 0.8 (значение подобрано эмпирически на основании визуального анализа матрицы) считаются близкими по смыслу и объединяются в группы, чтобы избежать избыточных повторов при генерации (например, когда разные источники перефразируют одно и то же). Для каждой такой смысловой группы строится иерархическое суммарное представление: берутся первые **пять** текстов, по ним генерируется краткое описание, затем это описание дополняется на основе следующих пяти и так далее, пока не получено полное сжатое представление группы. Таким образом остается

только некоторый набор кратких описаний – самая важная информация без лишних повторов. После этого по полученным описаниям групп генерируется текст секции с использованием иерархического метода суммаризации.

## ОПИСАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ЭКСПЕРИМЕНТА

Ниже приведено описание всех использованных данных, моделей, гиперпараметров и процедуры для обеспечения воспроизводимости и анализа.

**Параметры генерации.** Для всех моделей, если не указано иное, использовались одинаковые параметры генерации: температура - 0.01, коэффициент штрафа за повторения - 1.0 и значение `top_p` - 0.9.

**Ранжирование источников.** Для формирования запроса к поисковой системе сначала генерируется краткое описание статьи. Индексирование сниппетов производится с помощью BM25 по всему корпусу собранных сниппетов без настройки гиперпараметров (стандартные значения). Для каждого релевантного документа выбираются два нерелевантных (соотношение 1:2) - это сделано для повышения устойчивости оценки. Выдача по запросу представляет собой набор кандидатов (сниппетов), которые последовательно передаются той же или другой большой языковой модели для классификации релевантности. Поскольку контекстное окно маленькое, то LLM сама определяет, что будет использовать.

Первоначально некоторые модели показывали очень низкие результаты, в связи с тем, что в выдаче проверялся именно первый сгенерированный токен. Однако не всегда модель генерирует то, что от нее просят, например может быть сгенерирован служебный токен `<think>` у моделей, которые обладают способностями к размышлению. Из-за этого получаются не очень честные результаты, так как после служебного токена с наибольшей вероятностью встретится нужный. Поэтому в бенчмарке алгоритм ищет первый токен, который совпадает либо с 'YES', либо 'NO'. Также не учитывается форматирование ответа, например лишние пробелы по бокам, что позволяет получить более достоверные результаты и не ставить низкую оценку моделям только из-за неправильного форматирования ответа.

**Генерация плана.** Для планирования статьи каждый сниппет сначала переводится в векторное пространство с помощью модели эмбедингов `sergeyzh/BERTA`. Число кластеров KMeans  $k$  устанавливается равным числу заголовков второго уровня исходной статьи. В рамках каждого кластера  $K_j$  вычисляется его центр по формуле (2):

$$\text{center}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{e \in K_j} e \quad (2)$$

В формуле (2)  $N_j$  обозначает количество документов в кластере  $K_j$ . Контекстное окно варьируется: используется либо нулевое окно (только сам сниппет), либо по одному соседнему сниппету слева и справа для расширения контекста. В экспериментах сравниваются варианты с предварительным описанием кластера и без него, а также влияние размера окна.

В бенчмарке схожесть заголовков с эталонными сравнивалась при помощи косинусной близости: учитывалось именно смысловое соответствие, а не точная формулировка или уровень заголовка. Сравнение проводилось с очищенной структурой статьи: из предобработанного текста удалялись все заголовки, которые полностью состояли из текста, не участвовавшего в генерации. Это позволяло честно оценить схожесть заголовков.

**Ресурсы.** Все векторные вычисления и эмбединги вычислялись на локальной машине с GPU NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti с объемом видеопамяти в 12 Гб. Модель, использовавшаяся для генерации запросов BM25 по названию и заголовкам - llama3-70b. Для обеспечения воспроизводимости фиксируются случайные сиды (`random_seed = 42`).

## МЕТРИКИ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА

В рамках бенчмарка применяются две группы метрик: (1) метрики ранжирования, оценивающие, насколько хорошо модель отбирает релевантные источники; (2) метрики текстовой схожести, измеряющие соответствие сгенерированного содержания эталонному.

**Метрики ранжирования.** Для оценки качества списка источников используются **NDCG@K** [10], представленная в формуле (5), для вычисления которой используются формулы (3) и (4) и R-Precision [11], представленная в формуле (6).

$$\text{DCG@K} = \sum_{i=1}^K \frac{\text{rel}_i}{\log_2(i+1)} \quad (3)$$

$$\text{IDCG@K} = \sum_{i=1}^K \frac{\text{rel}_i^{\text{IDEAL}}}{\log_2(i+1)} \quad (4)$$

$$\text{NDCG@K} = \frac{\text{DCG@K}}{\text{IDCG@K}} \quad (5)$$

$$\text{R-Precision} = \frac{\sum_{i=1}^R \text{rel}_i}{R} \quad (6)$$

В формулах (3) и (6)  $\text{rel}_i \in \{0, 1\}$  - индикатор релевантности документа на позиции  $i$ ; В формуле (4)  $\text{rel}_i^{\text{IDEAL}}$  - та же величина в идеальной (полностью отсортированной) выдаче;  $R$  - общее число релевантных документов для данного запроса. Нормировка через IDCG@K гарантирует, что  $\text{NDCG@K} \in [0, 1]$ , где 1 соответствует идеальному порядку.

**Метрика текстовой схожести.** Качество сгенерированных секций оценивается **BERTScore** [12], который вычисляется по формулам (7), (8) и (9), показывающим семантическое совпадение с эталоном на уровне предложений:

$$R_{\text{BERT}} = \frac{1}{|x|} \sum_{x_i \in x} \max_{\hat{x}_j \in \hat{x}} x_i^\top \hat{x}_j \quad (7)$$

$$P_{\text{BERT}} = \frac{1}{|\hat{x}|} \sum_{\hat{x}_j \in \hat{x}} \max_{x_i \in x} x_i^\top \hat{x}_j \quad (8)$$

$$F_{\text{BERT}} = \frac{2 P_{\text{BERT}} R_{\text{BERT}}}{P_{\text{BERT}} + R_{\text{BERT}}} \quad (9)$$

В формулах (7), (8) и (9)  $x$  - эталонный текст,  $\hat{x}$  - сгенерированный; каждое предложение кодируется эмбедингом модели BERT, после чего вычисляется косинусное сходство.  $R_{\text{BERT}}$  отражает полноту (recall),  $P_{\text{BERT}}$  - точность (precision), а  $F_{\text{BERT}}$  их гармоническое среднее. Значения метрики также лежат в диапазоне  $[0, 1]$ , где 1 соответствует полному семантическому совпадению.

**ROUGE-L** [13] — основана на длине наибольшей общей подпоследовательности (LCS) между сгенерированным рефератом  $S$  и эталонным  $R$ . Вычисляется по формуле (12) с использованием формул (10) и (11):

$$\text{Precision} = \frac{\text{LCS}(S, R)}{|S|}, \quad (10)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{LCS}(S, R)}{|R|} \quad (11)$$

$$\text{ROUGE-L} = \frac{2 \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (12)$$

**BLEU** [14] — метрика  $n$ -граммной точности с учётом штрафа за краткость. Итоговый счёт определяется по формуле (13):

$$\text{BLEU}_N = \text{BP} \cdot \exp \left( \sum_{n=1}^N w_n \log p_n \right), \quad (13)$$

где  $p_n$  — точность для  $n$ -грам,  $w_n$  — веса, BP - штраф за краткость.

ТАБЛИЦА 2. Результаты чистой оценки навыков ранжирования

Model	nDCG	R-Pr
baseline (bm25)	88.81	62.51
<b>DeepSeek V3</b>	<b>95.42</b>	<b>83.86</b>
Qwen3-235B-A22B	94.49	82.42
Ruadapt Qwen3-32B-Instruct-v2	95.25	81.81
tpro	95.42	83.53
yagpt5lite	90.35	77.66

ТАБЛИЦА 3. Результаты оценки навыков генерации запроса BM25

Model	BM25		Rerank	
	nDCG	R-Pr	nDCG	R-Pr
DeepSeek V3	88.39	60.65	95.67	83.07
Qwen3-235B-A22B	89.17	62.98	94.90	81.96
Ruadapt Qwen3-32B-Instruct-v2	85.39	52.80	95.82	81.62
<b>tpro</b>	<b>90.61</b>	<b>65.07</b>	<b>96.06</b>	<b>83.37</b>
yagpt5lite	86.59	57.98	90.27	77.65

## ОПИСАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ЭКСПЕРИМЕНТА

Далее представлены таблицы с результатами прохождения бенчмарка некоторыми моделями. Тестирование проводилось в двух режимах: «с подсказкой» - поисковые запросы брались сгенерированные сильной моделью по названию статьи и ее заголовкам и «без подсказки» - поисковые запросы создавались самими тестируемыми моделями только по названию статьи. При создании плана для каждого кластера предварительно генерировалось описание или план мини секции составлялся сразу по тексту кластера.

В таблицах 2 и 3 представлены результаты измерения качества ранжирования. Также были добавлены результаты бейзлайна, в качестве которого выступала выдача BM25 без переранжирования с помощью моделей.

В первом случае (таблица 2), когда для всех моделей использовался заранее сгенерированный поисковый запрос, лучшие результаты показала модель DeepSeek V3, что свидетельствует о её высокой способности отбирать релевантные документы.

При использовании заранее сгенерированного поискового запроса лучшие результаты продемонстрировала модель DeepSeek V3, что говорит о хорошей способности модели отбирать документы.

Во втором эксперименте (таблица 3), где запрос формировался только на основе названия статьи, лидирующее качество продемонстрировала модель tpro. Стоит отметить, что в данной конфигурации модели тратят немного больше времени на отбор документов, так как к ранжированию еще добавляется генерация запроса на двух языках.

Эксперимент показал, что самостоятельная генерация запроса BM25 не уступает по качеству ранжирования эталонному варианту, в котором запросы генерируются более «сильной» моделью и затем используются всеми оцениваемыми моделями. Предположительно, это связано с тем, что, как показано в примере 3, запросы получаются похожими, потому что LLM имеют представления о типовой структуре статьи Википедии из обучения и поэтому умеют связывать релевантные концепты в нужном формате.

В целом, модели демонстрируют достаточно высокие значения метрик на данном этапе, что может быть обусловлено тем, что название статьи хорошо отражает её содержание. В лучших случаях до 80% документов в выборке являются релевантными, что можно считать хорошим показателем, однако остаётся потенциал для дальнейшего улучшения.

В таблице 4 приведено сравнение небольшого отрывка эталонного и сгенерированного планов. Получившиеся результаты хорошо коррелировали со степенью сходства заголовков с эталонными, в то же время, общей проблемой всех моделей был слишком сильный уход в «глубину». В то время, как на «Рувики» заголовки редко были выше третьего уровня, модели часто создавали и четвертый, и пятый, подразумевая, что вся информация находится в одной большой секции, хотя она может несколько отличаться по смыслу и в оригинальном плане это были бы не связанные заголовки.

В таблице 5 приведены результаты замеров качества генераций секций. Итоговые результаты оказались не сильно отличающимися, однако это обусловлено чувствительностью используемой метрики.



Таблица 4. Результаты генерации заголовков

Model	Default		Description	
	Mean F1	[Min; Max] F1	Mean F1	[Min; Max] F1
DeepSeek V3	63.51	[62.88; 64.08]	<b>65.50</b>	[64.82; 66.33]
Qwen3-235B-A22B	60.86	[60.20; 61.41]	<b>62.66</b>	[61.90; 63.47]
RuadaptQwen3-32B Instruct-v2	60.12	[59.20; 60.93]	<b>62.91</b>	[62.32; 63.52]
tpro	60.32	[59.68; 60.87]	<b>60.75</b>	[59.89; 61.60]
yagpt5lite	59.72	[58.82; 60.68]	<b>60.25</b>	[59.48; 61.00]

СТЕНЕРИРОВАННЫЙ	ЭТАЛОННЫЙ
# Введение в Python	# Python
## Обзор языка	## История
### История и основные аспекты	## Концепция и философия
#### Ключевые особенности и реализации	## Портруемость
# Основы языка Python	## Типы и структуры данных
## Синтаксис и семантика	## Синтаксис и семантика
### Типы данных и структуры	### Система отступов
#### Числа, списки, словари	### Выражения
и объектно-ориентированное программирование	### Имена
# Продвинутое тем Python	### Строки документации
## Контроль потока и многопоточность	## Парадигмы программирования
...	...

Рис. 4. Сравнение двух планов статей

В конечный расчет входили только те секции, для которых удалось сгенерировать текст. Например, не вошли секции, для которых алгоритмом не было отобрано ни одного релевантного сниппета. Лучшие результаты продемонстрировала модель Qwen3-235B-A22B. Также, не смотря на свой небольшой размер (всего 8 млрд. параметров), модель yagpt5lite показала результаты на уровне остальных моделей, с гораздо большим числом параметров. Например, можно сравнить вводные секции статьи «COVID19», сгенерированные моделями DeepSeek V3 и yagpt5lite соответственно. Тексты представлены в таблице 5.

Несмотря на отдельные смысловые неточности (например, утверждение «COVID-19 - это пандемия», тогда как в действительности речь идёт о заболевании), модель yagpt5lite демонстрирует вполне достойный результат. Её текст уступает варианту от DeepSeek V3 в части полноты охвата темы и системности изложения, но содержит больше числовых данных и конкретных фактов. При этом материал, сгенерированный DeepSeek V3, воспринимается как выдержка из энциклопедической статьи, тогда как версия yagpt5lite ближе по стилю к техническому отчёту о заболевании.

Таблица 5. Результаты генерации секций

Model	Mean F1	Mean RougeL	Mean BLEU
DeepSeek V3	53.48	14.34	2.81
Qwen3-235B-A22B	<b>53.74</b>	14.63	3.07
RuadaptQwen3-32B-Instruct-v2	53.21	<b>15.46</b>	<b>3.40</b>
tpro	53.15	13.58	2.27
yagpt5lite	53.43	14.85	3.16

Модель	Текст
DeepSeek V3	<b>COVID19 инфекционное заболевание</b> , ... которое <b>привело к глобальной пандемии</b> , начавшейся в 2020 году. Первоначально проявляясь респираторными симптомами, такими как кашель, лихорадка и одышка, болезнь может вызывать тяжёлые осложнения, включая поражение нервной, сердечно-сосудистой и других систем из-за наличия рецептора ACE2 в различных тканях организма. Вирус отличается высокой контагиозностью, предположительно имеет зоонозное происхождение и быстро распространился по всему миру. Для контроля пандемии ВОЗ рекомендует вакцинацию, ношение масок, социальное дистанцирование и гигиену рук, при этом эффективность вакцин против исходного штамма достигает 85% и более. Хотя у детей COVID-19 чаще протекает в лёгкой форме, возможны тяжёлые случаи, включая мультисистемный воспалительный синдром. Глобальные усилия по вакцинации направлены на достижение коллективного иммунитета, однако сохраняются проблемы неравномерного доступа к вакцинам и их восприятия населением.
yagpt5lite	<b>COVID19 это пандемия</b> , вызванная новым коронавирусом SARSCoV2. По состоянию на 14 января 2022 года ВОЗ подтвердила около <b>318 648 834</b> случаев COVID-19 во всём мире, включая <b>5 518 343</b> летальных исхода. Первая вакцина от COVID19 была представлена в декабре 2020 года. 2 декабря 2020 года Великобритания стала первой страной, одоббившей вакцину PfizerBioNTech (BNT162), которую ВОЗ одобрила для экстренного использования. SARSCoV2 считается более заразным, чем SARSCoV, и быстро распространился по всему миру после нескольких случаев заражения в Ухане, Китай. Патогенез SARSCoV2 связан с воспалительными реакциями, которые негативно влияют на лёгкие и вызывают такие симптомы, как кашель, лихорадка, общее недомогание, одышка и дыхательная недостаточность. Вирус может распространяться и на другие органы, вызывая неврологические, сердечно-сосудистые, кишечные и почечные нарушения.

Рис. 5. Сравнение текстов двух секций

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение, в работе предложен и реализован бенчмарк WikiBench для оценки аналитических способностей больших языковых моделей при генерации научно-энциклопедических текстов на русском языке. В основу поставленной системы оценки лег трехэтапный процесс, состоящий из трех независимых систем, естественным образом возникающих при создании статей на определенную тему. Процесс включал в себя: отбор и ранжирование источников, построение плана статьи, генерация текстов разделов в стиле Википедии. Впервые для русского языка собран корпус текстов статей и источников к ним в объеме 100 статей и около 13000 сниппетов (размером по 600 слов). Опираясь на отфильтрованный корпус Рувики с сопоставленными текстовыми фрагментами и четко определенной методикой оценки, предложенный бенчмарк создает основу для дальнейших исследований в области применения языковых моделей к задачам генерации научно-энциклопедического текста. Работа показывает, что модели обладают значительным потенциалом, но для их надежного применения в академическом контексте требуется дальнейшая проработка методов контроля за достоверностью и структурой создаваемого контента.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

[1] *RussianSuperGlue*. Shavrina T. et al. RussianSuperGLUE: A Russian language understanding evaluation benchmark //EMNLP 2020-2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings of the Conference. – 2020. – С. 4717-4726.

[2] *Mera*. Fenogenova A. et al. MERA: A Comprehensive LLM Evaluation in Russian //Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). – 2024. – С. 9920-9948.

[3] *LIBRA*. Churin I. et al. Long Input Benchmark for Russian Analysis //CoRR. – 2024. Fenogenova

[4] *Ru Arena General*. Li T. et al. From Crowdsourced Data to High-Quality Benchmarks: Arena-Hard and BenchBuilder Pipeline //CoRR. – 2024

[5] *Ping-Pong*. Gusev I. PingPong: A Benchmark for Role-Playing Language Models with User Emulation and Multi-Model Evaluation //arXiv e-prints. – 2024. – С. arXiv: 2409.06820

- [6] *ResearchArena*. Kang H., Xiong C. ResearchArena: Benchmarking LLMs' Ability to Collect and Organize Information as Research Agents //arXiv e-prints. – 2024. – С. arXiv: 2406.10291.
- [7] *Storm*. Shao Y. et al. Assisting in Writing Wikipedia-like Articles From Scratch with Large Language Models //NAACL-HLT. – 2024
- [8] *OpenAI*. Introducing deep research // OpenAI URL: <https://openai.com/index/introducing-deep-research/> (дата обращения: 31.07.2025).
- [9] *Reranking*. Wang X. et al. Searching for Best Practices in Retrieval-Augmented Generation //CoRR. – 2024.
- [10] *NDCG*. Zhang T. et al. BERTScore: Evaluating Text Generation with BERT //International Conference on Learning Representations.
- [11] *RPrecision*. Järvelin K., Kekäläinen J. Cumulated gain-based evaluation of IR techniques //ACM Transactions on Information Systems (TOIS). – 2002. – Т. 20. – №. 4. – С. 422-446.
- [12] *BERTScore*. BUCKLEY C. Evaluating Evaluation Measure Stability //ACM SIGIR 2000 Proceedings. – 2000.
- [13] *ROUGE*. Lin C. Y. Rouge: A package for automatic evaluation of summaries //Text summarization branches out. – 2004. – С. 74-81.
- [14] *BLEU*. Papineni K. et al. BLEU: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation.

## EVALUATING GENERAL AND SPECIAL KNOWLEDGE IN LARGE LANGUAGE MODELS FOR RUSSIAN LANGUAGE THROUGH REPLICATION OF ENCYCLOPEDIA ARTICLES

D. A. Grigoriev<sup>a,\*</sup>, D. I. Chernyshev<sup>a,\*\*</sup>

<sup>a</sup>Lomonosov Moscow State University, Moscow Center for Fundamental and Applied Mathematics,  
Moscow, Russian Federation

*Presented by Academician of the RAS B. S. Kashin*

In this work we propose and implement WikiBench for evaluating the analytical capabilities of large language models in generating scientific and encyclopedic texts in Russian.

*Keywords:* benchmark, Wikipedia, Ruwiki, large language model