

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТЕМАТИЧЕСКОГО ДРЕЙФА В МОДЕЛЯХ LLaMA-3, ДООБУЧЕННЫХ НА СИНТЕТИЧЕСКИХ ДИАЛогоВЫХ ДАННЫХ

И.В. Мигалин¹, И.А. Килбас¹, Р.А. Парингер¹

¹Самарский университет, г. Самара
e-mail: chrysouergis@gmail.com

Аннотация

В работе исследуется влияние методологии генерации синтетических обучающих данных на тематический дрейф в диалогах больших языковых моделей. Сравниваются две методологии генерации: пошаговый обмен репликами между двумя моделями (UltraChat) и одномоментная генерация всей структуры диалога с жестким ролевым шаблоном (DiaSynth). Оценка дообученной LLaMA-3-8B с помощью SBERT выявила идентичную динамику потери контекста: значения косинусного сходства составили 0,51 и 0,49 на 8-м шаге. Результаты подтверждают, что методология DiaSynth обеспечивает сопоставимую стабильность темы при меньших затратах по сравнению с ресурсозатратным методом пошагового взаимодействия моделей.

Ключевые слова: большие языковые модели, многошаговый диалог, тематический дрейф, синтетические данные, дообучение моделей, LLaMA-3, SBERT.

Введение

Способность больших языковых моделей удерживать первоначальный контекст в многошаговых (multi-turn) диалогах остается одной из ключевых проблем обработки естественного языка. Шаг – это ход диалога, состоящий из пары вопрос-ответ. По мере увеличения количества шагов беседы модели часто подвергаются тематическому дрейфу (topic drift), теряя изначальные интенции и ограничения, заданные пользователем на первых этапах взаимодействия [1]. Для повышения качества моделей исследователи активно применяют синтетические наборы данных, генерируемые сильными LLM-учителями [2]. При этом неясно, как методология генерации синтетических диалогов влияет на способность конечной модели удерживать тему разговора.

Среди методов синтеза обучающих диалогов выделяются два принципиально разных подхода. Первый подход заключается в пошаговой генерации: две нейросети поочередно обмениваются репликами, свободно реагируя на предыдущие ответы (как в методологии UltraChat [3]). Вектор беседы формируется естественно в процессе «общения» моделей. Второй подход состоит в генерации всего диалога целиком по жесткому шаблону (методология DiaSynth [4]). Здесь контекст и роли прописываются заранее: реплики «пользователя» обязаны быть короткими, а ответы «ассистента» – развернутыми. В настоящей работе сравнивается, как эти два способа создания данных влияют на способность дообученной модели LLaMA-3-8B удерживать тему разговора и сопротивляться тематическому дрейфу.

1. Методология

Подготовка данных включала формирование двух наборов по 2000 диалогов с фиксированной глубиной в 8 раундов (16 реплик). Для формирования набора UltraChat применялась итеративная пошаговая симуляция: два независимых LLM-агента (User и Assistant) последовательно обменивались репликами, имитируя естественное развитие беседы, где каждый последующий ход строился на основе накопленного контекста [3]. Набор DiaSynth создавался методом одномоментной (single-pass) генерации всей структуры диалога по заданному системному промпту [4]. Этот подход реализует принцип «глобального планирования» беседы, где роли распределены асимметрично: пользователю предписано инициировать краткие уточняющие запросы, тогда как эксперту отводится роль источника развернутых ответов в рамках единого окна генерации.

Дообучение базовой модели LLaMA-3-8B выполнялось методом QLoRA (квантование 4-бит) с использованием фреймворка Unsloth для оптимизации использования памяти и ускорения вычислений [5]. Параметры LoRA-адаптеров включали ранг матрицы $r=16$, определяющий размерность низкорангового пространства обучаемых параметров в слоях проекций, и коэффициент масштабирования $\alpha=16$, задающий степень влияния адаптера на базовые веса модели. Обучение проводилось в течение двух полных эпох с оптимизатором *AdamW 8-bit*. Использование идентичных гиперпараметров и процедур подготовки данных для обоих наборов позволило изолировать влияние внутренней структуры исходных диалогов на финальные веса модели.

Для проведения сравнительного анализа было получено по 150 контрольных 8-шаговых диалогов для каждой из методик (всего 300). Процесс генерации осуществлялся в режиме пошагового обмена репликами между моделями, где GPT-4o-mini имитировала запросы пользователя, а дообученная LLaMA-3-8B – ответы ассистента. Степень тематического дрейфа измерялась как косинусное сходство между семантическими векторами первого вопроса пользователя и ответов ассистента на последующих этапах. Расчет векторов производился моделью SBERT [6], использующей сиамскую архитектуру для сопоставления смысла текстов в едином векторном пространстве. Данная метрика позволяет количественно зафиксировать сохранение намерения пользователя: чем выше значение сходства, тем стабильнее модель удерживает контекст на протяжении всей беседы.

2. Результаты и обсуждение

Основные показатели семантической близости ответов моделей к исходному запросу представлены в Таблице 1. Анализ динамики тематического дрейфа выявил практически идентичный характер деградации контекста для обеих моделей на протяжении восьми раундов диалога.

На первом шаге модель, обученная на данных UltraChat, показала чуть более высокий уровень релевантности (0,7436 против 0,7132 у DiaSynth). Однако по мере углубления диалога разрыв сокращается: уже ко второму ходу показатели выравниваются, а к финальному восьмому шагу модель DiaSynth демонстрирует результат 0,5147, в то время как UltraChat опускается до 0,4974.

Таблица 1 – Динамика косинусного сходства по шагам диалога для моделей, обученных на данных DiaSynth и UltraChat

Шаг	Diasynth	Ultrachat
1	0,7132	0,7436
2	0,6239	0,6301
4	0,5735	0,5492
6	0,5420	0,5313
8	0,5147	0,4974

Разница в 0,02 пункта лежит в пределах статистического разброса и не позволяет говорить о превосходстве одной из методик. Несмотря на фундаментальное различие способов формирования обучающего контекста (реактивного в UltraChat и директивного в DiaSynth), итоговая способность дообученной LLaMA-3-8B сопротивляться потере темы остается одинаковой. Следовательно, для предотвращения семантического дрейфа в LLM жесткая ролевая асимметрия и четкий структурный каркас данных (DiaSynth) не уступают по эффективности естественному пошаговому моделированию взаимодействия двух агентов. Глобальное планирование диалога при синтезе данных заменяет пошаговую генерацию без потери качества.

Заключение

В работе проведено сравнительное исследование влияния двух методов генерации синтетических данных на тематический дрейф дообученной модели LLaMA-3-8B. Полученные данные показали, что использование как пошаговой многоагентной симуляции, так и одномоментной генерации диалога по структурному шаблону приводит к идентичной динамике тематического дрейфа на протяжении восьми этапов взаимодействия. Значения косинусного сходства на финальном шаге (0,51 для DiaSynth и 0,49 для UltraChat) показывают, что в данной экспериментальной установке способность модели удерживать контекст не зависит от алгоритма генерации обучающих данных. При сопоставимом качестве метод DiaSynth вычислительно более выгоден, поскольку не требует ресурсоемкого пошагового обмена репликами между моделями.

Список использованных источников

1. Beyond Goldfish Memory: Long-Term Open-Domain Conversation / J. Xu, F. Ju, S. Li [et al.] // Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. – 2021. – P. 5180-5197. – URL: <https://arxiv.org/abs/2107.07567> (дата обращения: 30.03.2026).
2. Textbooks Are All You Need / S. Gunasekar, Y. Zhang, J. Aneja [et al.] // arXiv preprint arXiv:2306.11644. – 2023. – URL: <https://arxiv.org/abs/2306.11644> (дата обращения: 30.03.2026).
3. Enhancing Chat Language Models by Scaling High-quality Instructional Conversations / N. Ding, Y. Chen, B. Xu [et al.] // arXiv preprint arXiv:2305.14233. – 2023. – URL: <https://arxiv.org/abs/2305.14233> (дата обращения: 30.03.2026).

4. DiaSynth: Synthetic Dialogue Generation Framework for Low Resource Dialogue Applications / S. K. Suresh, S. Ananthakrishnan, K. Sridharan [et al.] // arXiv preprint arXiv:2409.19020. – 2024. – URL: <https://arxiv.org/abs/2409.19020> (дата обращения: 30.03.2026).

5. QLoRA: Efficient Finetuning of Quantized LLMs / T. Dettmers, A. Pagnoni, A. Holtzman [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2023. – V. 36. – P. 10088-10115. – URL: <https://arxiv.org/abs/2305.14314> (дата обращения: 30.03.2026).

6. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks / N. Reimers, I. Gurevych // Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. – 2019. – P. 3982-3992. – URL: <https://arxiv.org/abs/1908.10084> (дата обращения: 30.03.2026).

COMPARATIVE ANALYSIS OF TOPIC DRIFT IN LLAMA-3 MODELS FINE-TUNED ON SYNTHETIC DIALOGUE DATA

I.V. Migalin¹, I.A. Kilbas¹, R.A. Paringer¹

¹*Samara University, Samara
e-mail: chrysouergis@gmail.com*

Abstract

This paper investigates the impact of synthetic training data architecture on semantic drift in large language model dialogues. Two generation methodologies are compared: step-by-step interaction between two models (UltraChat) and single-pass generation of the entire dialogue structure using a fixed role template (DiaSynth). Evaluation of the fine-tuned LLaMA-3-8B using SBERT revealed identical context loss dynamics (similarity scores of 0.51 and 0.49 by the 8th turn). The results demonstrate that the DiaSynth methodology provides comparable topic stability at a significantly lower cost compared to the resource-intensive method of step-by-step model interaction.

Keywords: large language models, multi-turn dialogue, topic drift, synthetic data, instruction tuning, LLaMA-3, SBERT.