О возможной персонализации взаимодействия пользователя с большими лингвистическими моделями

А. А. Агазарян*, А. П. Рыжов‡

На двух LLM (DeepSeek, MiMo) исследуются два типа персонализации, эффект которых сравнивается с уровнем шума. Пассивная персонализация (история пользователя в запросе) на LaMP дает устойчивый средний выигрыш (16–50%), но доля «пострадавших» пользователей не превышает уровня шума. Для активной персонализации предложено переранжирование выдачи по оценкам пользователя, имитируемым LLM-персонами: персоны сдвигают оценки сильнее шума, но лучший из реальных ответов меняют не чаще шума (DeepSeek) или ненамного чаще (MiMo, +12 п.п.).

Ключевые слова: большие лингвистические модели, персонализация, переранжирование, LLM-персоны.

1. Постановка задачи

Различают *пассивную* персонализацию (по истории пользователя) и *активную* (по его обратной связи) [1]; для больших лингвистических моделей (LLM) активная используется лишь в последовательном режиме [2]. Пусть M — LLM, u — пользователь, q — запрос, $m(\cdot)$ — мера качества ответа (больше — лучше). Эффект сравнивается с *уровнем шума* — той же статистикой для двух эквивалентных по построению условий.

Пассивная. $y_u(q) = M(q, H_u^k(q))$, где $H_u^k(q)$ — k ближайших к q элементов истории H_u. Эффект d_u — среднее по n_u запросам u разности $m(y_u(q)) - m(M(q))$; $d_u = \theta_u + \varepsilon_u$, где $\theta_u \sim N(\mu, \tau^2)$ — истинный эффект для u, $\varepsilon_u \sim N(0, \sigma^2/n_u)$, σ^2 — дисперсия разностей по запросам. Задачи: (З1) верно ли $\mu > 0$ и помогает ли *своя* история? (З2) есть ли пользователи с $\theta_u < 0$ и можно ли их выявить? (З3) сколько для этого нужно запросов?

Агазарян Александр Анастасович — студент магистратуры, факультет ВМК МГУ имени М.В. Ломоносова, e-mail: st02220002@gse.cs.msu.ru.

Agazaryan Alexander Anastasovich — Master's student, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics.

‡*Рыжов Александр Павлович* — д-р техн. наук, МГУ имени М.В. Ломоносова, e-mail: alexander.ryjov@gmail.com.

Ryzhov Alexander Pavlovich — Doctor of Technical Sciences, Lomonosov Moscow State University.

Опубликовано на условиях лицензии CC-BY 4.0
Published under CC-BY 4.0

Активная (алгоритм). Пользователь оценивает кандидатов выдачи $c_1, \ldots, c_K$: $s_u(c) \in \{1, \ldots, 5\}$; выдача сортируется по s_u (при равенстве — по исходному рангу), показывается top-1. В эксперименте $s_u(c)$ заменяется оценкой M от лица роли (LLM-персоны). Задачи: (З4) расходятся ли персоны сильнее шума? (З5) меняется ли показываемый ответ? Модели: `deepseek-chat` и `mimo-v2.6-flash` (запросы 28–29.09.2026).

2. Пассивная персонализация

LaMP [3]: LaMP-2 (теги фильмов, точность), LaMP-3 (оценка товара, $m = -\text{MAE}$, средняя абсолютная ошибка), LaMP-4 (заголовки, ROUGE-L); по 100 пользователей, всего 3418 запросов; отбор BM25, $k = 5$; температура 0. Плацебо — история *другого* пользователя (случайная перестановка без неподвижных точек); *уровень шума* — доля «пострадавших» ($d_u < 0$) между двумя случайными выборками из истории. Средний эффект проверяется бутстрепом по пользователям, вред для пользователя — односторонним перестановочным тестом с поправкой Бенджамини–Хохберга по 100 пользователям. $n^* = (z_{0,95} + z_{0,80})^2 \hat{\sigma}^2 / \delta^2$ (z — квантили $N(0,1)$) — число запросов на пользователя для выявления вреда $\delta = |\hat{\mu}|$.

Таблица 1: Пассивная персонализация (DeepSeek / MiMo)

	LaMP-2	LaMP-3	LaMP-4
Без персонализации	0,446 / 0,421	−0,288 / −0,304	0,160 / 0,153
Выигрыш BM25 ($\hat{\mu}$)	+0,084 / +0,076	+0,055 / +0,049	+0,068 / +0,077
Своя − чужая история	+0,068 / +0,062	+0,076 / +0,085	+0,058 / +0,065
Доля «пострадавших»	18% / 15%	23% / 27%	17% / 9%
Уровень шума	31% / 27%	29% / 29%	51% / 54%
n^*	278 / 281	2831 / 1119	42 / 32

Результаты. (З1) Да: выигрыш значим во всех шести постановках — 16–19% от уровня без персонализации на LaMP-2/3 (для LaMP-3 — снижение MAE) и 42–50% на LaMP-4; своя история значимо лучше чужой. (З2) Доля «пострадавших» не выше уровня шума, после поправки значимо пострадавших 0–1 из 100: такие пользователи не исключены, но не выявимы. (З3) Нужны сотни–тысячи запросов на человека (на LaMP-4 — десятки) при доступных 5–20.

3. Активная персонализация

Персоны [4] — пять ролей-задач и нейтральный судья, предваряющие общий шаблон оценки 1–5 (температура 0; шум — 5 повторов судьи при 0,8). Пулы кандидатов ($K = 5$): пилот (12 вопросов, ответы в разных стилях) и SE-PQA [5] (146 вопросов, ответы пяти людей). R — средняя по кандидатам и вопросам дисперсия оценок 5 ролей и судьи, деленная на такую же у 5 повторов. Доли вопросов с разным top-1 у ролей и повторов сравниваются тестом Мак-Немара.

Таблица 2: Персоны (top-1: роли / шум; [95%-й бутстреп-интервал])

	Пилот DeepSeek	Пилот MiMo	SE-PQA DeepSeek	SE-PQA MiMo
R	7,6 [5,6; 11,6]	7,8 [6,6; 9,4]	1,34 [1,20; 1,50]	1,57 [1,42; 1,74]
Разный top-1	100% / 50%	100% / 67%	73% / 73%	77% / 64%
Разность, п.п.	+50 [25; 75]	+33 [8; 58]	0 [−9; 9]	+12 [3; 21]

Результаты. (З4) $R > 1$; на SE-PQA — в 5–6 раз меньше, чем на пилоте. (З5) На SE-PQA top-1 меняется у DeepSeek не чаще шума, у MiMo — на 12 п.п. чаще ($p = 0{,}01$).

4. Выводы

Эффект следует оценивать на фоне шума: пассивная дает средний выигрыш, но вред отдельному пользователю неотличим от шума; активная сдвигает оценки сильнее шума, но ответ меняет на 0–12 п.п. чаще шума.

Список литературы

[1] A. Ryjov, “Personalization of social networks: adaptive semantic layer approach”, *Social Networks: A Framework of Computational Intelligence*, Springer, 2014, 21–39. DOI: 10.1007/978-3-319-02993-1_2.

[2] A. P. Ryjov, A. A. Egorova, “A note on semantic diffusion”, arXiv: 2505.09283.

[3] A. Salemi, S. Mysore, M. Bendersky, H. Zamani, “LaMP: when large language models meet personalization”, *Proc. ACL 2024*, ACL, 2024, 7370–7392. DOI: 10.18653/v1/2024.acl-long.399.

[4] S. Mohtadi, P. Bernardelle, J. Mackenzie, G. Demartini, “Persona conditioning as an assessor-sensitivity probe for LLM-based IR evaluation”, arXiv: 2608.10385.

[5] P. Kasela, M. Braga, G. Pasi, R. Perego, “SE-PQA: personalized community question answering”, *Companion Proc. ACM Web Conference 2024*, ACM, 2024, 1095–1098. DOI: 10.1145/3589335.3651445.

Статья поступила 10 октября 2026 г.

On Possible Personalization of User Interaction with Large Language Models

A. A. Agazaryan, A. P. Ryzhov

On two LLMs (DeepSeek, MiMo) we study two types of personalization, comparing their effect with the noise level. Passive personalization (user history in the prompt) on LaMP gives a robust average gain (16–50%), but the share of "harmed" users does not exceed the noise level. For active personalization we propose reranking results by user ratings, simulated by LLM personas: personas shift ratings beyond the noise, but change the top real answer no more often than noise (DeepSeek) or only slightly more often (MiMo, +12 pp).

Keywords: large language models, personalization, reranking, LLM personas.

References

[1] A. Ryjov, "Personalization of social networks: adaptive semantic layer approach", *Social Networks: A Framework of Computational Intelligence*, Springer, 2014, 21–39. DOI: 10.1007/978-3-319-02993-1_2.

[2] A. P. Ryjov, A. A. Egorova, "A note on semantic diffusion", arXiv: 2505.09283.

[3] A. Salemi, S. Mysore, M. Bendersky, H. Zamani, "LaMP: when large language models meet personalization", *Proc. ACL 2024*, ACL, 2024, 7370–7392. DOI: 10.18653/v1/2024.acl-long.399.

[4] S. Mohtadi, P. Bernardelle, J. Mackenzie, G. Demartini, "Persona conditioning as an assessor-sensitivity probe for LLM-based IR evaluation", arXiv: 2608.10385.

[5] P. Kasela, M. Braga, G. Pasi, R. Perego, "SE-PQA: personalized community question answering", *Companion Proc. ACM Web Conference 2024*, ACM, 2024, 1095–1098. DOI: 10.1145/3589335.3651445.

Received on October 10, 2026