Научная статья
УДК 339.138
DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-58-69

ВАЛИДАЦИЯ ПРИМЕНЕНИЯ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ МАРКЕТИНГОВОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Ирина Викторовна Белинская[1]✉, Ольга Владимировна Болина[2]

[1,2]Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия
[1]belinska@yandex.ru✉, https://orcid.org/0000-0002-4244-8378
[2]concreto@internet.ru, https://orcid.org/0009-0002-2992-8921
Язык статьи – русский

Аннотация: В статье представлены результаты изучения возможностей применения больших языковых моделей для оптимизации процессов цифровой трансформации в маркетинговой деятельности, фокус сделан на обосновании возможностей синтетических данных как валидного инструмента анализа потенциальных покупателей в условиях цифровой экономики. Целью работы является эмпирическое подтверждение целесообразности и выявление границ применимости генеративных больших языковых моделей для проведения качественного анализа маркетинговой среды. Для достижения цели исследования были сформулированы несколько гипотез, направленных на выявление условий, возможностей и ограничений привлечения синтетических данных в реализации бизнес-процессов маркетинговой деятельности. Методология исследования построена на статистическом анализе с применением двухвыборочного критерия Колмогорова-Смирнова, U-критерия Манна-Уитни и коррекции Бенджамини-Хохберга в целях проведения сравнения результатов реальных и синтетических данных. В результате проведенного исследования было выявлено, что статистически значимых различий между выборками из синтетических и реальных персонажей не зафиксировано. Однако выявлены факторы искажения данных, вызванное синтетическими персонажами, которые сгенерировала большая языковая модель: чрезмерно высокая вариативность ценовых оценок, сжатие дисперсии по некоторым продуктовым гипотезам, некорректная приоритизация. Сделан вывод о целесообразности использования принципов исследования потенциальных покупателей с помощью технологий искусственного интеллекта для предварительной выработки гипотез, а также привлечения «ручной» калибровки задаваемых промптов в целях исследования целевой аудитории. Для устранения выявленных в процессе исследования недостатков применения возможностей технологий искусственного интеллекта и расширения применения синтетических данных в маркетинговой деятельности в дальнейшем планируется разработать комплексный подход к настройке больших языковых моделей, а также расширить аналитическую базу исследования в целях повышения статистической мощности и выработки более детальных рекомендаций по применению инструментов цифровой трансформации в бизнес-практике.

Ключевые слова: большие языковые модели в маркетинге, валидация синтетических данных, машинное обучение, статистическая проверка данных, цифровая трансформация маркетинга

Ссылка для цитирования: Белинская И. В., Болина О. В. Валидация применения больших языковых моделей для цифровой трансформации маркетинговой деятельности // Экономика. Право. Инновации. – 2026. – Т. 14.– № 2.– С. 58–69. – DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-58-69.

VALIDATION OF LARGE LANGUAGE MODELS FOR DIGITAL TRANSFORMATION OF MARKETING ACTIVITIES

Irina V. Belinskaia[1], Olga V. Bolina[2]✉

[1,2]ITMO University, Saint-Petersburg, Russia
[1]belinska@yandex.ru✉, https://orcid.org/0000-0002-4244-8378
[2]concreto@internet.ru, https://orcid.org/0009-0002-2992-8921
Article in Russian

Abstract: This paper presents the results of a study examining the potential of large-scale language models to optimize digital transformation processes in marketing activities. The aim of the work is to empirically confirm the feasibility and identify the limits of applicability of generative large language models for conducting a qualitative analysis of the marketing environment. The research methodology is based on statistical analysis using the two-sample Kolmogorov-Smirnov criterion, the Mann-Whitney U-test and the Benjamini-Hochberg correction in order to compare the results of real and synthetic data. As a result of the conducted research, it was revealed that there were no statistically significant

differences between the samples of synthetic and real characters. However, the factors of distortion of data from characters generated by the large language model have been identified. A conclusion has been made on the feasibility of using the principles of researching potential buyers using artificial intelligence technologies for the preliminary development of hypotheses, as well as the involvement of manual calibration of specified prompts for the purpose of studying the target audience. To address the shortcomings of artificial intelligence technologies identified during the study and expand the use of synthetic data in marketing activities, the authors plan to develop a comprehensive approach to customizing large language models, as well as expand the study's analytical base to increase statistical power and develop more detailed recommendations for the application of digital transformation tools in business practice.

Keywords: вig language models in marketing, synthetic data validation, machine learning, statistical data validation, digital marketing transformation

For citation: Belinskaia I. V., Bolina O. V. Validation of Large Language Models for Digital Transformation of Marketing Activities. *Ekonomika. Pravo. Innovacii*. 2026. Vol. 14. No. 2. pp. 58–69. (In Russ.). DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-58-69.

Введение. Активное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) и цифровизация бизнес-процессов формируют появление новых подходов к построению процессов в продуктовом маркетинге. В плоскости методических подходов наибольшую роль для развития возможностей искусственного интеллекта играют большие языковые модели (LLM), современный уровень развития которых позволяет переходить от простого извлечения данных в целях формирования ответов на запросы к симуляции поведенческих паттернов в рамках ролевого взаимодействия.

Между тем, в настоящее время не сформирован комплексный теоретико-методологический подход к процедуре сопоставления результатов опросов синтетических и реальных респондентов, систематизации артефактов результатов применения генеративных моделей в процессах формирования продуктовых стратегий, снижению искажений результатов при применении технологий ИИ с помощью промптинга. Данные ограничения повышают риски некорректного анализа маркетинговой среды и, соответственно, ошибок в построении продуктовой стратегии. Кроме того, задача формирования методологических подходов к валидации применения технологий ИИ в построении маркетинговой стратегии обусловлена и существующими недостатками процесса проведения классического исследования потенциальных потребителей: рисков вывода продуктов на рынок на основе устаревших данных, угрозой несоблюдения положений ФЗ-152, психологическими особенностями респондентов [1].

Целью исследования является эмпирическое подтверждение целесообразности и выявление границ применимости генеративных больших языковых моделей для проведения качественного анализа маркетинговой среды.

В рамках исследования поставлены следующие научные гипотезы:

– применение искусственного интеллекта является валидным инструментом проведения качественных исследований в целях приоритизации продуктовых гипотез;

– условием успешного проведения исследования с помощью технологий искусственного интеллекта является корректное построение «промптового дерева»;

– ответы синтетических персонажей не имеют статистически значимых отличий от ответов реальных респондентов.

Литературный обзор. В рамках исследования применялась луковичная модель, предполагающая последовательное сужение теоретического поля до наиболее значимых теоретико-методологических положений. В целях обеспечения воспроизводимости отбора литературы была применена логика PRISMA, в соответствии с которой процесс скрининга включал в себя следующие этапы.

1. Идентификация: поиск источников в базах данных Scopus, Web of Science, eLibrary. Процесс поиска проводился по

– комбинациям ключевых слов: «generative AI», «consumer behavior», «cross-cultural motivation», «синтетические данные», «поведенческие паттерны», «ИИ-модели»;

– первичным фильтрам: язык публикаций (русский и английский), тип документа (научные статьи).

В результате было отобрано 110 научных работ.

2. Первичный скрининг: проведена дедупликация массива данных, оценка релевантности статьей тематике исследования.

В результате исследуемая выборка статей сократилась до 84.

3. Оценка на соответствие: оставшиеся статьи оценивались по критериям:

– наличие результатов эмпирических испытаний;

– публикация в рецензируемых журналах с рейтингом не ниже Q3 (по квартилям Scopus/WoS), ВАК (не ниже К2), год публикации (не ранее 2020 года);

– исключались работы, носящие исключительно концептуальный характер без эмпирической верификации. На данном этапе было отсеяно 30 публикаций.

4. Включение: оставшиеся полнотекстовые статьи были исследованы с позиции соответствия основным фокусировкам исследования. Из выборки исключались работы, фокус которых был нацелен исключительно на технические аспекты построения генеративных языковых моделей или на применение синтетических данных для моделирования паттернов поведения без привязки к маркетинговым задачам.

На этом этапе было исключено 32 работы. Итоговая выборка составила 22 научные статьи.

В качестве первой фокусировки в исследовании были рассмотрены подходы к применению кросс-культурной концепции С. Шварца. Авторы научных статей [2–4] исследуют применение теории Шварца с позиции психологии и социологии в широком контексте, дополняют ее основные положения в целях построения более эффективного взаимодействия носителей поведенческих паттернов. Авторы [5–7] исследуют практические аспекты кросс-культурной теории мотивации в современном цифровом пространстве, выявляя механизмы их практического приложения в маркетинговых исследованиях.

Разработка алгоритмических моделей при проведении маркетинговых исследований должна основываться на корректном построении выборок. Однако в связи с усложнением процесса сбора информации, в настоящее время наблюдается «кризис репрезентативности». При проведении количественных исследований данную проблему целесообразно решать, совмещая различные виды данных, и анализируя статистическую мощность [8]. При проведении качественного анализа необходимо применять стратегии сэмплинга [9], основным критерием завершения процесса сбора данных в данном случае является информационная насыщенность [10].

Корректное формирование выборки является основой для построения ИИ-моделей в целях анализа потребителей. Авторы [11–13] фиксируют текущие тренды в применении больших языковых моделей и основные сферы их эффективного использования в маркетинге. Так, привлечение ИИ существенно снижает трудозатраты [14], позволяя решать различные бизнес-задачи маркетинга, например, формируя «путь клиента» или вопросы для интервью потребителей [15]. Данный позитивный тренд, однако, имеет значимый недостаток в виде наличия «галлюцинаций» ИИ-моделей, что обуславливает необходимость применения гибридного подхода с привлечением человеческого ресурса, а также проведения калибровки моделей [16].

В работах [17–21] авторы сконцентрировались на исследовании механизмов применения синтетических данных в целях решения проблемы нехватки информации для проведения маркетинговых исследований, следствием которых являются нерепрезентативные выборки Рассматривая в качестве инструмента решения данной проблемы применение синтетических данных, авторы выявляют барьеры и ограничения их использования. Важным элементом совершенствования процесса привлечения синтетических данных является решение задачи повышения уровня точности результатов опросов. Большие языковые модели эффективны при проведении первичного тестирования гипотез. Для комплексного формирования синтетических моделей необходимо интегрировать в них гиперпараметры, полученные на реальных данных [22, 23].

Таким образом, библиографический анализ свидетельствует о наличии интереса к проблематике возможностей ИИ в сфере маркетинговых исследований. Однако фокус практических и теоретических исследований в недостаточной степени направлен на исследование релевантности применения синтетических данных как основного инструмента

для проведения качественных исследований, а также возможностей промптинга в работе с языковой моделью. Данное исследование направлено на устранение теоретико-методологического лага и выработку практических рекомендаций по дальнейшему развитию возможностей больших языковых моделей.

Методология. Проведено сопоставление результатов качественного исследования по двум линиям:

– интервью с реальными и синтетическими респондентами;

– проверка согласованности оценок статистическими методами.

ИИ-клиентология трактуется как метод использования синтетических респондентов для воспроизводимого анализа мотиваций и поведенческих паттернов без прямого контакта с аудиторией. Процедура включает постановку задачи, сегментацию, разработку промптового дерева, генерацию и интервьюирование, анализ и последующую валидацию данных.

В качестве эмпирического объекта выбрана категория продукта с высокой частотностью контакта с потребителем – детские макаронные изделия. Целевая аудитория — родители детей 3–10 лет, проживающие в городах от 250 тыс. жителей и участвующие в выборе продуктов питания для ребёнка.

В рамках исследования были сформулированы пять продуктовых гипотез, подлежащих проверке.

H1. Наличие в продукте элемента сюрприза усиливает вовлечённость и способствует повторным покупкам.

H2. Использование «суперфудов» (натуральных красителей с функциональными компонентами) выступает важным фактором выбора при покупке товара.

H3. Обогащение продукта витаминами и нутриентами (витамины групп B и D, железо, белок и другие) повышает ценность товара и уровень доверия со стороны родителей.

H4. Порционный формат – удобный и функциональный инструмент контроля объёма потребления, особенно вне дома.

H5. Наличие специальной линейки для детей с пониженным аппетитом (так называемых «малоежек») повышает готовность родителей приобретать продукт.

Исследование организовано в двух параллельных линиях с единым сценарием: контрольной (глубинные интервью с реальными респондентами) и экспериментальной (структурированные интервью с синтетическими персонажами). В каждой линии n = 50 (всего 100 интервью), что обеспечивает достаточную статистическую мощность и снижает риск ошибки второго рода. Синтетические данные используются не для имитационного моделирования, а для воспроизведения мотивов, ценностей и поведенческих паттернов, а не для численного прогнозирования.

Согласно работам по насыщению кодов в качественных исследованиях, базовое смысловое насыщение достигается уже после 9–12 интервью, тогда как для устойчивых статистических сравнений распределений требуется существенно больший объём данных [24]. В этих условиях выборка из 50 респондентов рассматривается как достаточная для содержательной валидации и применения непараметрических критериев согласия.

Сбор данных реальных респондентов первой линии исследования.

Глубинные интервью проведены дистанционно, средняя длительность составила 35–45 минут. Все аудиоматериалы полностью транскрибированы, после чего тексты проанализированы и структурированы на основе единой кодировочной таблицы (45 переменных). Сценарий интервью включал пять блоков: анализ текущих привычек потребления макарон; опыт взаимодействия с инновационными продуктами; оценка гипотез H1–H5 по шкале Ликерта 1–5 (от «полностью согласен» до «полностью не согласен»); анализ ценовой чувствительности; формирование образа «идеального» продукта.

Сбор синтетических данных для второй линии исследования.

Во второй линии использовалась синтетическая выборка из 50 персонажей, сформированная по авторской процедуре на базе большой языковой модели и «промптового дерева». В качестве генеративной модели применялась GPT-4o (gpt-4o-2024-08-06, OpenAI; дата отсечения обучающих данных – октябрь 2023 года). Генерация проводилась с 10 декабря 2025 по 24 февраля 2026 года на русском языке, что соответствует языку реальных интервью. Для всех сессий заданы

единые параметры (temperature = 0,7; top_p = 0,9; frequency_penalty = 0; presence_penalty = 0,3; до 1500 токенов на ответ) и фиксированное значение seed = 42. Интервью проводились в независимых сессиях без взаимного влияния ответов.

Использовано промптовое дерево – трёхуровневая конфигурация запросов, разработанная независимо от реальных интервью на основе модели Шварца, отраслевых исследований и параметров целевой аудитории. На уровне Level 0 задаются роль и ограничения модели, на Level 1 – демографические, психографические и поведенческие характеристики сегментов, на Level 2 – гайд, идентичный первой линии (5 блоков), с выводом в формате JSON. Синтетическая выборка (n = 50) распределена по трём сегментам: ЦА1 – «инновационные родители» (n = 18), ЦА2 – «прагматики, чувствительные к цене» (n = 17), ЦА3 – «эмоционально вовлечённые родители» (n = 15); соотношение 18/17/15 заимствовано из структуры реальной выборки и использовано только для стратификации без передачи содержательных данных. Сопоставимость долей сегментов обеспечивает корректность применения критериев согласия (KS тест, U критерий Манна–Уитни). Генерация завершена до анализа первой линии, воспроизводимость обеспечена фиксированной моделью, seed и логированием промптов.

Для сопоставления эмпирических данных «первой линии» (реальные интервью) и «второй линии» (синтетические интервью) применён двухвыборочный критерий Колмогорова–Смирнова [25]. Выбор данного статистического инструмента опирается на три основания: 1) непараметрический характер критерия, не предполагающий априорных гипотез о виде распределения; 2) чувствительность к различиям по всей форме распределения, а не только по показателям центральной тенденции; 3) устойчивость при работе с шкалами Ликерта и неполной нормальностью распределений выборок [24]:

$$D_{n,m} = \sup_x | F_1(x) - F_2(x) | \qquad (1),$$

где F1 и F2 – эмпирические функции распределения для реальной и синтетической выборок соответственно.

За условия приняты следующие значения: H0 – распределения идентичны; H1 – различаются (α = 0,05).

Данные обработаны в единой кодировочной таблице (Excel): строки – интервью, столбцы – переменные (45). Для статистического сопоставления отобраны 12 переменных с порядковым и интервальным уровнем измерения, релевантных гипотезам и пригодных для анализа.

Поскольку статистический анализ предполагает проведение 12 параллельных KS-тестов (по числу переменных), вероятность хотя бы одного ложноположительного результата при α = 0,05 возрастает до ≈ 46%. Для контроля доли ложных открытий (FDR) применена коррекция Бенджамини-Хохберга:

$$p(i)\ FDR = \min \{1, \min j \geq i\ [\ m \cdot p(j) / j]\}, \quad (2)$$

где m = 12 – число тестов, p(j) – j-е p-значение в отсортированном по возрастанию ряду, j – его ранг.

Для оценки устойчивости результатов применён U-критерий Манна-Уитни как ранговая проверка выводов KS-теста, а также анализ отношения стандартных отклонений σC/σP для выявления различий разброса. Описательная статистика по 12 переменным рассчитана на основе 100 интервью: 50 реальных и 50 синтетических (см. таблицу 1).

Расхождения средних между линиями невелики и не превышают 0,5 балла шкалы Ликерта. Для всех 12 переменных рассчитаны D-статистика Колмогорова-Смирнова и U-критерий Манна-Уитни с FDR-коррекцией Бенджамини-Хохберга (таблица 2); статистически значимых различий при α=0,05 не выявлено ни по одному критерию.

К p-значениям U-критерия Манна-Уитни применена FDR-коррекция Бенджамини-Хохберга (сортировка, ранжирование и расчет pMW_FDR по формуле (2)). Аналогичная процедура использована для KS-теста. Интерпретация едина: при α = 0,05 различия считаются значимыми, если pFDR или pMW_FDR < 0,05 , и незначимыми – если ≥ 0,05.

По результатам двух критериев ни одна из 12 переменных не достигает статистической значимости при α = 0,05 (минимальные значения: pFDR = 0,138 для KS-теста и

pMW_FDR = 0,060 для U-критерия). Нулевая гипотеза об отсутствии различий между реальной и синтетической выборками не отвергается по всем показателям. Параллельное применение критериев обусловлено их различной чувствительностью: KS-тест фиксирует различия формы распределений, U-критерий Манна-Уитни – сдвиги центральной тенденции. При общей согласованности результатов (H0 не отвергается) по гипотезам H1 «Сюрприз» и H2 «Суперфуды» наблюдаются более низкие pMW_FDR, что указывает на сдвиг при сходной форме распределений. Переменные H1, H2 и «Шкала премиум» (pMW_FDR = 0,112) выделены как приоритетные для дальнейшей проверки. Промежуточные расчеты FDR-коррекции представлены в таблице 3.

Таблица 1

Описательные статистики сравниваемых выборок (n = 50 / n = 50)

Источник: составлена авторами

Переменная	Группа	M	Me	σ	Min	Max	n
Частота приготовления	Реальные	3,52	4,0	0,91	2	5	50
	Синтетические	3,52	3,5	0,61	2	5	50
Частота покупки	Реальные	3,18	3,0	0,85	1	5	50
	Синтетические	3,26	3,0	0,72	2	5	50
Влияние ребёнка	Реальные	1,64	2,0	0,69	0	3	50
	Синтетические	1,42	1,0	0,73	0	3	50
Открытость новинкам	Реальные	2,66	3,0	0,89	1	5	50
	Синтетические	3,00	3,0	1,25	1	5	50
H1: Сюрприз	Реальные	3,68	4,0	1,06	1	5	50
	Синтетические	3,12	3,0	0,98	1	5	50
H2: Суперфуды	Реальные	2,60	3,0	0,97	1	4	50
	Синтетические	3,26	3,0	1,23	1	5	50
H3: Витамины	Реальные	3,14	3,0	1,20	1	5	50
	Синтетические	3,50	4,0	0,97	1	5	50
H4: Порции	Реальные	2,72	3,0	1,16	1	5	50
	Синтетические	2,82	3,0	1,14	1	5	50
H5: Малоежки	Реальные	3,02	3,0	1,15	1	5	50
	Синтетические	2,86	3,0	0,70	1	4	50
Цена обычная (руб.)	Реальные	81,44	80,0	17,53	50	120	50
	Синтетические	86,06	86,5	32,98	45	160	50
Максимальная цена (руб.)	Реальные	102,78	103,0	18,89	65	138	50
	Синтетические	107,22	107,5	30,49	65	176	50
Шкала премиум	Реальные	2,48	2,0	0,93	1	5	50
	Синтетические	2,92	3,0	1,03	1	5	50

Таблица 2

Сводные результаты двухвыборочных тестов Колмогорова-Смирнова и Манна-Уитни

Источник: составлена авторами

Переменная	D	p_raw	p_FDR	p_MW	p_MW_FDR	Эффект	Вывод
Частота приготовления	0,120	0,869	1,000	0,938	0,938	малый	не различим
Частота покупки	0,060	1,000	1,000	0,650	0,784	пренебр.	не различим
Влияние ребёнка	0,160	0,549	0,823	0,111	0,276	малый	не различим
Открытость новинкам	0,180	0,396	0,679	0,138	0,276	малый	не различим
H1: Сюрприз	0,220	0,179	0,536	0,011	0,066	средний	не различим
H2: Суперфуды	0,240	0,112	0,450	0,005	0,060	средний	не различим
H3: Витамины	0,140	0,717	0,956	0,124	0,276	малый	не различим
H4: Порции	0,060	1,000	1,000	0,719	0,784	пренебр.	не различим
H5: Малоежки	0,180	0,396	0,679	0,547	0,784	малый	не различим
Цена обычная (руб.)	0,320	0,012	0,138	0,654	0,784	средний	не различим
Максимальная цена (руб.)	0,260	0,068	0,407	0,428	0,734	средний	не различим
Шкала премиум	0,200	0,272	0,653	0,028	0,112	малый	не различим

Таблица 3

Сортировка p-значений и расчёт скорректированных значений по Бенджамини-Хохбергу

Источник: составлена авторами

Ранг i	Переменная	D	p_raw	m·p_raw / i	p_FDR
1	Цена обычная (руб.)	0,320	0,012	0,144	0,138
2	Макс цена (руб.)	0,260	0,068	0,408	0,407
3	H2: Суперфуды	0,240	0,112	0,448	0,450
4	H1: Сюрприз	0,220	0,179	0,537	0,536
5	Шкала премиум	0,200	0,272	0,653	0,653
6	Открытость новинкам	0,180	0,396	0,792	0,679
7	H5: Малоежки	0,180	0,396	0,679	0,679
8	Влияние ребёнка	0,160	0,549	0,824	0,823
9	H3: Витамины	0,140	0,717	0,956	0,956
10	Частота приготовления	0,120	0,869	1,043	1,000
11	Частота покупки	0,060	1,000	1,091	1,000
12	H4: Порции	0,060	1,000	1,000	1,000

По итогам применения двухвыборочного критерия Колмогорова-Смирнова на выборках n = 50/50 после FDR-коррекции статистически значимых различий по всем 12 переменным не выявлено. Это свидетельствует о согласованности распределений, но не является доказательством их эквивалентности: ряд переменных (H1, H2, ценовые показатели) демонстрирует средний размер эффекта ($D \in [0{,}2;\ 0{,}4)$), что требует дополнительной содержательной интерпретации и дальнейших эмпирических исследований.

Анализ отношения стандартных отклонений. Сравнение стандартных отклонений σ_C / σ_P между синтетической (C) и реальной (P) выборками позволило выявить артефакты, зафиксированные при использованной конфигурации промптового дерева (см. таблицу 4). Для их классификации применены условные пороги: «раздутие» – σ_C / σ_P ≥ 1,5 (разброс синтетической выборки существенно превышает реальный); «сжатие» – σ_C / σ_P ≤ 0,67 (разброс синтетической выборки существенно ниже реального).

Таблица 4

Сравнение стандартных отклонений реальной и синтетической выборок

Источник: составлена авторами

Переменная	σ_P	σ_C	σ_C / σ_P	Артефакт
Частота приготовления	0,91	0,61	0,68	–
Частота покупки	0,85	0,72	0,85	–
Влияние ребёнка	0,69	0,73	1,06	–
Открытость новинкам	0,89	1,25	1,39	–
H1: Сюрприз	1,06	0,98	0,93	–
H2: Суперфуды	0,97	1,23	1,27	–
H3: Витамины	1,20	0,97	0,81	–
H4: Порции	1,16	1,14	0,98	–
H5: Малоежки	1,15	0,70	0,61	Сжатие
Цена обычная (руб.)	17,53	32,98	1,88	Раздутие
Максимальная цена (руб.)	18,89	30,49	1,61	Раздутие
Шкала премиум	0,93	1,03	1,10	–

Анализ выявил два артефакта: по ценовым показателям разброс синтетических данных превышает реальный в 1,6–1,9 раза, что связано с отсутствием числовых якорей в промптах, а по гипотезе H5 «Малоежки» вариативность сжата до 61% от реального уровня, что указывает на более однородное представление модели о соответствующих установках.

Содержательное сравнение рейтинга продуктовых гипотез. С учётом выявленных ограничений предлагаются два направления дальнейшей работы (таблица 5).

1. Развитие методологии настройки и калибровки промптового дерева (снижение артефактов дисперсий, корректировка смещения в пользу рациональных характеристик, расширение выборки и повторение тестирования на других товарных категориях).

2. Институционализация гибридного формата маркетинговых исследований, в котором синтетические респонденты используются для быстрого и экономичного отбора гипотез, а окончательные решения о продуктовой и коммуникационной стратегии принимаются на основе верифицированных данных полевых исследований.

Таблица 5

Рейтинг гипотез: реальная и синтетическая выборки

Источник: составлена авторами

Гипотеза	M (P)	Ранг P	M (C)	Ранг C	Δ M	Δ ранг
H1: Сюрприз	3,68	1	3,12	3	-0,56	+2
H5: Малоежки	3,02	3	2,86	4	-0,16	+1
H3: Витамины	3,14	2	3,50	1	+0,36	-1
H4: Порции	2,72	4	2,82	5	+0,10	+1
H2: Суперфуды	2,60	5	3,26	2	+0,66	-3

Выводы и рекомендации. По результатам проведённого исследования на сопоставимых выборках n = 50/50 показано, что применение двухвыборочного критерия Колмогорова-Смирнова и U-критерия Манна-Уитни с FDR-коррекцией Бенджамини-Хохберга не выявляет статистически значимых различий между реальными и синтетическими данными по всем 12 анализируемым переменным при уровне значимости α=0,05 (минимальные значения: pFDR = 0,138, pMW_FDR = 0,060). Неотвержение нулевой гипотезы в данном случае корректно трактуется как отсутствие зафиксированных различий при используемом объёме выборки и конфигурации промптового дерева, но не как доказательство полной эквивалентности распределений. Совокупность статистических показателей и анализ эффекта (D ∈ [0,2;0,4)) позволяют выделить набор переменных (ценовые показатели, «Сюрприз», «Суперфуды», «Шкала премиум») как зону потенциальных расхождений, требующую дальнейшей эмпирической проверки и расширения выборки.

Содержательный анализ продемонстрировал два устойчивых артефакта синтетических данных: завышенную вариативность ценовых оценок и смещение приоритизации в сторону рациональных атрибутов продукта (понижение ранга эмоциональной гипотезы H1 и рост значимости H2 и H3). Это указывает на необходимость калибровки промптового дерева и учёта специфики модели при интерпретации результатов, но не означает неприменимости ИИ- клиентологии в целом. На текущем этапе развития подхода ИИ-клиентология может рассматриваться как инструмент предварительного этапа исследования, предназначенный для первичной приоритизации продуктовых гипотез и генерации содержательных инсайтов о мотивациях и ценностях, при условии последующей валидации ключевых выводов на реальных респондентах в рамках гибридного дизайна (реальные + синтетические данные).

С учётом выявленных ограничений предлагаются два направления дальнейшей работы: развитие методологии настройки и калибровки промптового дерева и институционализация гибридного формата маркетинговых исследований.

Декларация о применении ИИ. В рамках представленного исследования инструменты искусственного интеллекта (ИИ) использовались на вспомогательных этапах работы. В частности, применялась Perplexity AI – поисковая система с элементами искусственного интеллекта, анализирующая открытые интернет-источники и формирующая сжатые ответы с указанием ссылок на оригинальные материалы. Данный инструмент использовался для поиска и первичного отбора релевантных научных источников. Дополнительно инструменты ИИ применялись для технической редактуры текста (орфография, синтаксис, стилистическая согласованность). Научные гипотезы, постановка задач исследования, интерпретация полученных результатов, а также финальная редакция выводов выполнены авторами самостоятельно.

Список источников

1. Анж С., Диссльбахер Ф., Хумер С., Шнетцер М. Сколько вы на самом деле заработали в прошлом году? Объяснение погрешности измерения в данных о доходах, полученных в ходе опросов // Journal of the Royal Statistical Society. – 2019. – Т. 182. – № 4. – С. 1411–1437. – DOI: 10.1111/ rssa.12463. – Текст: электронный. (In Eng.).
2. Сагив Л., Шварц С. Х. Личные ценности в разных культурах // Annual Review of Psychology. – Annual Reviews, 2022. (In Eng.).
3. Шварц Ш., Бутенко Т. П., Седова Д. С., Липатова А. С. Уточненная теория базовых индивидуальных ценностей: применение в России // Психология. Журнал Высшей школы экономики. – 2012. – Т. 9. – № 1. – С. 43–70.
4. Шварц С. Х. Усовершенствованная теория основных ценностей // Values and behavior: Taking a cross-cultural perspective. – Springer, 2020. – DOI: 10.1007/978-3-319-56352-7_3. – Текст: электронный. (In Eng.).
5. Ершова Е. Ю. Влияние потребительского поведения на формирование маркетинговых коммуникаций в социальных сетях // Экономика и предпринимательство. – 2024. – № 2 (163). – С. 886–888. – DOI 10.34925/EIP.2024.163.2.174. – Текст: электронный.
6. Чёрная Т. А. Анализ целевой аудитории и использование смыслов в контенте // Россия в XXI веке: глобальные вызовы, приоритеты и перспективы развития. – Барнаул: ООО «Пять плюс», 2024. – С. 296–297.
7. Зварич Р., Лисович Т. Сравнительный анализ классических систем разработки продукции и системы, ориентированной на потребности клиента. // Business Inform. – 2025. – № 10 (773). – С. 221–228. – DOI:10.32983/2222-4459-2025-10-221-228. – Текст: электронный.
8. Кабанелас П. и др. Выборка и размер выборки в B2B-маркетинге: современные методы и рекомендации // Industrial Marketing Management. – 2025. – Т. 125.–С.71–86. – DOI: 10.1016/j.ind marman.2024.12.014.– Текст: электронный. (In Eng.).
9. Чернек-Маршалек К., Маккейб С. Выборка в качественных исследованиях методом интервью: критерии, соображения и рекомендации для достижения успеха // Annals of Tourism Research. – 2024. – Т. 104. – DOI: 10.1016 /j.annals. 2023.103711. – Текст: электронный. (In Eng.).
10. Ахмед С. К. Размер выборки для достижения насыщения в качественных исследованиях: дискуссии, определения и стратегии // Journal of Medicine, Surgery, and Public Health. – 2025. – Т. 5. – DOI: 10.1016/j.glmedi.2024.100171. – Текст: электронный. (In Eng.).
11. Арора Н. и др. Гибриды ИИ и человека для маркетинговых исследований: использование

References

1. Ange S., Disslbacher F., Humer S., Schnetzer M. What Did You Really Earn Last Year? Explaining Measurement Error in Survey Income Data. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society.* 2019. Vol. 182. No. 4. pp. 1411–1437. DOI: 10.1111/rssa.12463.

2. Sagiv L., Schwartz S. H. Personal Values Across Cultures. *In Book: Annual Review of Psychology*. Annual Reviews, 2022.
3. Schwartz S., Butenko T. P., Sedova D. S., Lipatova A. S. Refined Theory of Basic Individual Values: Application in Russia. *Psikhologiya. Zhurnal Vysshey shkoly ekonomiki*. 2012. Vol. 9. No. 1. pp. 43–70.

4. Schwartz S. H. The Refined Theory of Basic Values. *In Book: Values and behavior: Taking a cross-cultural perspective*. Springer, 2020. DOI: 10.1007/978-3-319-56352-7_3.

5. Ershova E. Yu. The Influence of Consumer Behavior on the Formation of Marketin g Communications in Social Networks. *Ekonomika i predprinimatelstvo.* 2024. No. 2 (163). pp. 886–888. DOI 10.34925/EIP.2024.163. 2.174. (In Russ.).
6. Chernaya T. Analysis of the Target Audience and the Use of Meanings in Content. *Collection of Papers of the Conference Russia in the 21st Century: Global Challenges, Priorities and Development Prospects*. Barnaul: «Pyat' Plus», 2024. pp. 296–297. (In Russ.).
7. Zvarych R., Lisovych T. A Comparative Analysis of Classical Product Development Systems and the Customer Development-Driven System. *Business Inform.* 2025. No. 10 (773). pp. 221–228. DOI:10.32983/2222-4459-2025-10-221-228. (In Russ.).
8. Cabanelas P. et al. Sampling and Sample Size in B2B Marketing: Current Practices and Recommendations. *Industrial Marketing Management.* 2025. Vol. 125. pp. 71–86. DOI: 10.1016/j.indmarman.2024.12.014.
9. Czernek-Marszałek K., McCabe S. Sampling in Qualitative Interview Research: Criteria, Considerations and Guidelines for Success. *Annals of Tourism Research.* 2024. Vol. 104. DOI: 10.1016/j.annals.2023.103711.

10. Ahmed S. K. Sample Size for Saturation in Qualitative Research: Debates, Definitions, and Strategies. *Journal of Medicine, Surgery, and Public Health*. 2025. Vol. 5. DOI: 10.1016/j.glmedi.2024.100171.

11. Arora N. et al. AI–Human Hybrids for Marketing Research: Leveraging Large Language Models.

больших языковых моделей // Journal of Marketing. – 2024. – Т. 89. – № 3. – DOI: 10.1177/00222429241276529. – Текст: электронный. (In Eng.).
12. Ли П. и др. Границы: Определение достоверности больших языковых моделей для автоматизированного перцептивного анализа // Marketing Science. – 2024. – Т 43 (2). – С. 254–266. – DOI: 10.1287/mksc.2023.0454. – Текст: электронный. (In Eng.).
13. Кошевенко С. В. Тренды маркетинга в экономике данных (2024–2025) // Сибирский журнал экономических и бизнес-исследований. – 2024. – № 13 (4). – С. 106–115. – DOI: 10.12731/2070-7568-2024-13-4-273. – Текст: электронный.
14. Савченко С. П. Возможности применения генеративных нейронных сетей на различных этапах маркетингового исследования: от планирования до интерпретации данных // Информатизация в цифровой экономике. – 2025. – Т. 6. – № 1. – С. 105–124. – DOI: 10.18334/ide.6.1.122853. – Текст: электронный.
15. Трегубов В. Н. Перспективные направления исследований использования генеративного искусственного интеллекта в маркетинге // International Journal of Open Information Technologies. – 2024. – Т. 12 (5). – С. 23–32.
16. Эстевес М. и др. Исследование рынка и знания с использованием генеративного ИИ: возможности больших языковых моделей // Journal of Innovation & Knowledge. – 2025. – Т. 10. – № 5. – DOI: 10.1016/j.jik.2025.100796. – Текст: электронный. (In Eng.).
17. Моррис Т. П. и др. Использование имитационных исследований для оценки статистических методов // Statistics in Medicine. – 2020. – Т. 38. – № 11. – С. 2074–2102. – DOI: 10.1002/sim.8086. – Текст: электронный. (In Eng.).
18. Патки Н. и др. Хранилище синтетических данных // IEEE DSAA. – 2016. – DOI: 10.1109/DSAA.2016.49. – Текст: электронный. (In Eng.).
19. Перес Р. и др. О ChatGPT и не только: как генеративный ИИ может повлиять на исследования, преподавание и практику // International Journal of Research in Marketing. – 2023. – Т. 40. – № 2. – С. 269–275. – DOI: 10.1016/j.ijresmar. 2023.03.001. – Текст: электронный. (In Eng.).
20. Бриньольфссон Э., Ли Д., Раймонд Л. Р. Генеративный ИИ в действии // NBER Working Paper. – 2023. – DOI: 10.3386/w31161. – Текст: электронный. (In Eng.).
21. Лонг Л. и др. О генерации, обработке и оценке синтетических данных на основе линейных моделей машинного обучения: обзор // Computation and Language. – 2024. – DOI: 10.48550/arXiv.2406.15126. – Текст: электронный. (In Eng.).

Journal of Marketing. 2024. Vol. 89. No. 3. DOI: 10.1177/00222429241276529.

12. Li P. et al. Frontiers: Determining the Validity of Large Language Models for Automated Perceptual Analysis. *Marketing Science*. 2024. Vol. 43 (2). pp. 254–266. DOI: 10.1287/mksc.2023.0454.

13. Koshevenko S. V. Marketing Trends in the Data Economy (2024–2025). *Sibirskiy zhurnal ekonomicheskikh i biznes-issledovaniy*. 2024. No. 13 (4). pp. 106–115. DOI: 10.12731/2070-7568-2024-13-4-273. (In Russ.).
14. Savchenko S. P. Possibilities of Using Generative Neural Networks at Various Stages of Marketing Research: From Planning to Data Interpretation. *Informatizatsiya v tsifrovoy ekonomike*. 2025. Vol. 6. No. 1. pp. 105–124. DOI: 10.18334/ide.6.1.122853. (In Russ.).

15. Tregubov V. N. Promising Research Directions for The Use of Generative Artificial Intelligence in Marketing. *International Journal of Open Information Technologies*. 2024. Vol. 12 (5). pp. 23–32. (In Russ.).
16. Estevez M. et al. Market Research and Knowledge Using Generative AI: the Power of Large Language Models. *Journal of Innovation & Knowledge*. 2025. Vol. 10. No. 5. DOI: 10.1016/j.jik.2025.100796.

17. Morris T. P. et al. Using Simulation Studies to Evaluate Statistical Methods. *Statistics in Medicine*. 2020. Vol. 38. No. 11. pp. 2074–2102. DOI: 10.1002/sim.8086.

18. Patki N. et al. The Synthetic Data Vault. IEEE *International Conference on Data Science and Advanced Analytics*. 2016. DOI: 10.1109/ DSAA.2016.49.
19. Peres R. et al. On ChatGPT and Beyond: How Generative AI May Affect Research, Teaching, and Practice. *International Journal of Research in Marketing*. 2023. Vol. 40. No. 2. pp. 269–275. DOI: 10.1016/j.ijresmar.2023.03.001.

20. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L. R. Generative AI at Work. *NBER Working Paper*. 2023. DOI: 10.3386/w31161.

21. Long L. et al. On LLMs-Driven Synthetic Data Generation, Curation, and Evaluation: A Survey. *Computation and Language*. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2406.15126.

22. Вилья Г. и др. Использование синтетических данных в туризме // Annals of Tourism Research. – 2024. – Vol. 108. – DOI: 10.1016/j.annals.2024. 103819. – Текст: электронный. (In Eng.).
23. Данкар Ф. К. Притворяйся, пока не добьешься успеха: Руководство по эффективному созданию синтетических данных // Appl. Sci. – 2021. – Т. 11. – № 5. – DOI: 10.3390/app110 52158. – Текст: электронный. (In Eng.).
24. Хеннинк М. М., Кайзер Б. Н., Маркони В. К. Насыщенность кода против насыщенности смысла: сколько интервью достаточно? // Qual Health Res. 2017. – Т. 27 (4). – С. 591–608. – DOI: 10.1177/1049732316665344. – Текст: электронный. (In Eng.).
25. Критерий Колмогорова-Смирнова: критерий согласия для малых выборок [Электронный ресурс]. – URL: web.cortland.edu/matresearch/ KolmSmirnSTART.pdf (дата обращения: 20.04.2026). – Текст: электронный.

22. Viglia G. et al. The Use of Synthetic Data in Tourism. *Annals of Tourism Research*. 2024. Vol. 108. DOI: 10.1016/j.annals.2024.103819.

23. Dankar F. K. Fake It Till You Make It: Guidelines for Effective Synthetic Data Generation. *Applied Sciences.* 2021. Vol. 11. No. 5. DOI: 10.3390/ app11052158.

24. Hennink M. M., Kaiser B. N., Marconi V. C. Code Saturation Versus Meaning Saturation: How Many Interviews Are Enough? *Qual Health Res*. 2017. Vol. 27 (4). pp. 591–608. DOI: 10.1177/ 1049732316665344.

25. Kolmogorov-Smirnov: A Goodness of Fit Test for Small Samples [Electronic resource]. URL: web.cortland.edu/matresearch/KolmSmirn-START.pdf (Accessed: 20.04.2026).

Белинская Ирина Викторовна / Belinskaia Irina V.
кандидат экономических наук, доцент / PhD, Associate Professor
доцент факультета технологического менеджмента и инноваций / Associate Professor of the Faculty Technological Management and Innovation
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО» / ITMO University
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, лит. А
E-mail: belinska@yandex.ru

Болина Ольга Владимировна / Bolina Olga V.
старший преподаватель факультета технологического менеджмента и инноваций / Senior Lecturer of the Faculty Technological Management and Innovation
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО» / ITMO University
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, лит. А
E-mail: concreto@internet.ru

Статья поступила в редакцию 21.04.2026; одобрена после рецензирования 23.06.2026; принята к публикации 24.06.2026.
The article was submitted 21.04.2026; approved after reviewing 23.06.2026; accepted for publication 24.06.2026.