

## ПРОБЛЕМА ПОСТРОЕНИЯ СИНТЕТИЧЕСКИХ ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ: ОПЫТ МОДЕЛИРОВАНИЯ РЕАКЦИЙ НА ФРУСТРАЦИЮ

А. А. Чуганская<sup>1</sup> [0000-0001-9727-6406], Д. А. Киреев<sup>2</sup> [0000-0001-7498-4987],  
И. В. Смирнов<sup>3</sup> [0000-0003-4490-2017], О. Г. Григорьев<sup>4</sup> [0000-0001-9660-2396]

<sup>1-4</sup> *Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление»  
РАН, г. Москва, Россия*

<sup>3</sup> *Российский университет дружбы народов, г. Москва, Россия*

<sup>1</sup>anfi.chuganskaya@yandex.ru, <sup>2</sup>kireev@isa.ru, <sup>3</sup>ivs@isa.ru,

<sup>4</sup>oleggpolikvart@yandex.ru

### **Аннотация**

Вопрос генерации синтетических данных для психологических исследований остается актуальным и сложным. Проблемы конфиденциальности, надежности, достоверности, валидности выводов остаются неравномерно представленными для различных областей психологии и фактически оказываются взаимосвязанными с решением вопроса использования синтетических данных в смежных науках – медицине, социологии, истории, политологии, экономике. Изучение различных психологических феноменов в рамках исследований больших социальных групп сопряжено с проблемами анализа сложно формализуемых конструктов. Под синтетическими в общем виде понимают данные, искусственно сгенерированные на основе алгоритмов и моделирования.

В качестве основы настоящего исследования была выбрана классификация типов реакции на фрустрацию С. Розенцвейга. При анализе сетевого дискурса существует проблема малочисленности некоторых типов. Особенно это касается класса импунитивных реакций. В работе проанализирована возможность создания корпуса синтетических данных (на примере корпуса текстов реакций на фрустрацию), сгенерированными с помощью больших языковых моделей. При проведении экспериментов экспертами были созданы промпты и выполнена генерация примеров импунитивных реакций с помощью четырех больших языковых моделей, по 10 примеров каждого типа реакций. Была также дана проведена оценка контекстной достоверности и качества генерации. Полученные

результаты позволяют определить слабые стороны генерации текстов со сложными психологическими феноменами для обучения нейросетевых моделей.

***Ключевые слова:** фрустрация, большая языковая модель (LLM), синтетические данные, искусственный интеллект, промпт, сетевая дискуссия, классификация Розенцвейга.*

## **ВВЕДЕНИЕ**

В настоящее время генеративный искусственный интеллект широко применяется в научных исследованиях, охватывая все новые области знаний [1]. Значимым вопросом исследований и разработок становится вопрос пополнения корпусов данных для быстрого обучения искусственного интеллекта(ИИ). В современных исследованиях в этом направлении получило активное развитие использование синтетических данных. Под синтетическими данными в общем виде понимают данные, искусственно сгенерированные на основе алгоритмов и моделирования [2]. Их разделяют на два вида по способу генерации: полностью сгенерированные на основе запроса пользователя создать данные определенного типа и частично сгенерированные – это датасеты, которые представляют смешанные данные (как реальные, так и сгенерированные). Надо отметить, что выделяют отдельные типы сгенерированных примеров – аугментированные данные, которые лишь добавляют вариативность уже существующих примеров.

В социогуманитарных исследованиях вопрос о генерации дополнительных данных активно рассматривался в рамках социологии, где возникла проблема сбора большого количества данных и моделирования социальных процессов с участием респондентов. В таких исследованиях ИИ имитирует ответы участников больших социальных групп, проверяя гипотезу разнообразия поведения социальных групп [2]. Однако исследователи отмечают несколько аспектов, которые важно учитывать для повышения качества синтетических данных. Во-первых, это контекстная достоверность, предполагающая дообучение языковых моделей и ручную проверку логических противоречий. Во-вторых, это динамическая случайность, реализуемая за счет контролируемой случайности. И в-третьих, это интеграция синтетических и реальных данных с учетом статистической и семантической близости [2].

В психологических исследованиях вопрос генерации информации возник при обращении к изучению больших данных и решении проблемы конфиденциальности [3]. Отдельным аспектом стало направление моделирования поведения субъектов в социальных группах и в рамках изучения личности. Как отмечают исследователи, значимость психологической интерпретации очень важна при анализе больших данных, так как значительная часть их них связана с анализом поведения [3]. При этом выделяют два метода обучения: под наблюдением и без наблюдения, где последний включает достаточно известный инструмент снижения размерности количества переменных в виде факторного анализа.

Генеративный искусственный интеллект также используется при недостатке данных для обучения нейросетевых моделей, например, при распознавании комплексных психологических феноменов. Ключевыми становятся вопросы достоверности определения сложных психологических феноменов, которые часто не имеют четких, формализуемых параметров для оценки, и точность основывается только на экспертном знании и является ключевой проблемой в этой задаче. Эта проблема до сих пор не нашла качественного решения. Так, в работе [2], посвященной применению больших языковых моделей (Large Language Model, LLM) для оценки психического здоровья, отмечено, что до сих пор имеются значительные нерешенные проблемы. В своей работе они провели комплексную оценку нескольких LLM в задачах прогнозирования психического здоровья на основе текстовых данных из Интернета. В качестве моделей были использованы такие наиболее известные модели, как Alpaca, Alpaca-LoRA, FLAN-T5, GPT-3.5 и GPT-4. Авторы дообучали эти модели с помощью дополнительных подсказок и донастройки и применили их для выявления ряда состояний, оценивающих психическое здоровье (депрессия, тревожность, психотическое состояние, склонность к суициду и др.). Отмечено, что полученные результаты указывают на многообещающую, но ограниченную применимость LLM, и точная настройка промптов может значительно ее повысить.

В работе [3] проведено исследование качества ответов людей и LLM по психодиагностическим заданиям теории психического (theory of mind – ToM). Исследователи провели сравнение ответов в комплексном наборе тестов, направленных на измерение различных психологических феноменов: от понимания ложных убеждений до интерпретации косвенных просьб, распознавания

иронии и бестактности. Они использовали два вида языковых моделей (GPT и LLaMA2) и сравнили их ответы с ответами 1907 респондентов. В ходе проведенных экспериментов модели GPT-4 показали хорошие результаты в выявлении косвенных просьб, ложных убеждений и введения в заблуждение, но ошибались в выявлении бестактных высказываний. Однако бестактные высказывания очень хорошо определялись LLaMA2. Авторы оптимистично относятся к полученным результатам, но отмечают нестабильность получаемых результатов и ошибки в построении рассуждений каждой их моделей.

В отечественных психологических исследованиях чаще всего используют модели ИИ для классификации текстов и моделирования работы экспертов. Так, в [6] проведено обучение нейросетевых моделей на основе BERT для определения тематик обсуждения в каждой из психотерапевтических сессий. В экспериментах [7] исследован вопрос классификации типов копинговых реакций на основе текстов. Авторы используют модели на основе BERT и ставят задачу оценки качества классификации и определения типа такого психологического феномена, как копинг, достигая точности не более 30–40%.

Целью данной работы является анализ возможность создания синтетических психологических данных на примере импунитивных реакций на фрустрацию. Были сформулированы следующие задачи: систематизация психологических и междисциплинарных исследований по генерации психологических данных и использованию генеративного ИИ в интересах создания синтетических корпусов, создание промтов для генерации импунитивных реакций на фрустрацию, экспертная разметка качества синтетических данных и их анализ.

## **МЕТОДЫ И ЭКСПЕРИМЕНТ**

В основу методологии настоящего исследования легли работы психологов и специалистов по ИИ, которые начали использовать синтетические данные для моделирования диалога пользователя с агентами [13]. Авторы этой работы моделировали комбинации различных черт агента на основе психологической методики Big Five и дальнейшее их влияние на стиль коммуникации искусственного агента и человека. Это исследование послужило основой для развития более глубокого направления социального моделирования в рамках проекта “SOTOPIA-S4”.

В ряде работ LLM рассматривались для генерации синтетических данных в случаях, когда такие данные недоступны или недостаточны по финансовым, конфиденциальным или правовым причинам. В работе [8] рассмотрена генерация синтетических данных с помощью LLM для улучшения предсказания депрессии. Авторы предложили двухступенчатый подход: сначала LLM на основании текста клинического интервью составляет синопсис с выделением основных тематик и определением эмоциональной окраски текста, после этого генерирует аналогичные синопсисы с учетом полученной ранее эмоциональной окраски и случайно заданной оценки депрессии. Показано, что модель BERT, обученная на синтетических данных, превосходит модель, обученную на реальных данных, а объединение наборов данных для обучения дает наилучшие метрики. Такой подход позволяет сохранить исходные исследования анонимными, сохраняя приватность, и улучшает работу модели.

В статье [9] представлено исследование по генерации синтетических данных для выявления с помощью LLM суицидальных высказываний. Предложен трехступенчатый подход: извлечение социальных факторов риска, генерация текстов на основе этих факторов и оценка эффективности через дообучение классификаторов семейства BERT. Экспериментально показано, что обучение на синтетических данных почти достигает результатов обучения на реальных, а комбинирование синтетических и 30% реальных данных показывает наилучшие результаты.

В работе [10] рассмотрено извлечение клинических признаков депрессии, трудно поддающейся лечению, на основании синтетических данных, сгенерированных с помощью LLM. Авторы используют следующий подход: большая языковая модель генерирует синтетические клинические данные, на которых обучается модель BERT – для извлечения и разметки текстовых фрагментов, соответствующих как позитивным, так и негативным факторам депрессии, трудно поддающейся лечению. Обученная модель достигла высоких показателей на реальных данных, что демонстрирует возможность обучения модели только на синтетических данных и последующей корректной работы на реальных данных.

В [11, 12] исследована задача автоматической классификации типов фрустрации в различных текстах при использовании BERT в сочетании с комплексными

подходами. В проведенной серии исследований были выявлены жанровая специфика и некоторые особенности, присущие текстам сетевых дискуссий. Например, малая представленность некоторых реакций на фрустрацию влечет за собой необходимость пополнения корпуса текстов для обучения.

Для проверки качества создания корпуса синтетических психологических данных мы обратились к моделированию реакций на фрустрацию в виду значимости изучения этих данных на больших корпусах текстов из социальных сетей и возможности применения при анализе больших социальных групп. Фрустрация – это реакция на препятствие, психологическую невозможность реализовать планируемое [14, 15]. В качестве типологии реакций на фрустрацию была взята классификация С. Розенцвейга. В 1945 г. он опубликовал методику, получившую название «Рисуночный тест фрустрационных реакций», где представил типовые реакции в виде высказываний [16]. С.Розенцвейг предложил интерпретировать полученные результаты теста по двум шкалам. Во-первых, по направленности реакций на фрустрацию: экстрапунитивные реакции направлены на внешнее окружение, обсуждается внешняя причина фрустрации (Е); интропунитивные – реакции направлены на себя и отражают переживание вины и ответственности за исправление ситуации (I), импунитивные – фрустрирующие ситуации рассматриваются как незначительные, преодолимые со временем (М) [17]. Во-вторых, каждое из направлений реакций на фрустрацию разделяются по шкале фиксации на разных объектах: с фиксацией на препятствии, фиксацией на самозащите, фиксацией на удовлетворении. Соответственно, для импунитивных реакций они обозначаются следующим образом: М' – импунитивная реакция с фиксацией на препятствии, М – импунитивная реакция с фиксацией на самозащите, m – импунитивная реакция с фиксацией на удовлетворение потребности [18].

Наше исследование по генерации LLM-ответов посвящено импунитивным реакциям по С. Розенцвейгу, так как именно этот вид реакций является мало представленным в текстах социальных сетей. Поэтому для обучения нейросетевых моделей возникает необходимость пополнения корпуса текстов с импунитивными реакциями.

В ходе исследования мы использовали четыре LLM: Claude Opus 4.5, DeepSeek v3.2, GPT 5.1 и GigaChat. Каждой из LLM был задан промпт из табл. 1

для генерации 10-ти примеров каждого типа импунитивной реакции на фрустрацию. К ним были добавлены 15 примеров импунитивных реакций из реальных высказываний пользователей социальных сетей. Таким образом, был получен корпус из 135 высказываний, которые были размечены тремя психологами-экспертами на предмет наличия и типа реакции на фрустрации (метод слепой оценки).

На основе количественной оценки было проведено сравнение результатов генерации ответов большими языковыми моделями. Для работы с ними были разработаны промпты для каждого из типов импунитивной реакции на фрустрацию. Они представлены в табл. 1.

Табл. 1. Промпты для генерации импунитивных реакций на фрустрацию.

| Реакция | Промпт                                                                                                                                                                                                                                                                                |
|---------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| М'      | Ты – психолог. Придумай 10 предложений с импунитивной реакцией фрустрации по типу М' по Розенцвейгу. В предложении трудности не замечаются, наличие трудностей отрицается                                                                                                             |
| М       | Ты – психолингвист. Придумай 10 предложений с реакцией на фрустрацию. Должны быть по типу М по классификации Розенцвейга. В этих предложениях нет обвинения других людей, нет осуждения, причина фрустрации объясняется стечением обстоятельств.                                      |
| т       | Ты – психолог и лингвист. Придумай 10 импунитивных предложений с реакцией на фрустрацию по типу т. В предложениях высказывается надежда, что время восстановит обычный ход событий и разрешит проблемы, нужно подождать. Или взаимопонимание и взаимоуступчивость устранят трудности. |

В табл. 2 представлены по одному примеру высказывания для каждого типа импунитивной реакции на фрустрацию, сгенерированному 4 большими языковыми моделями без экспертной проверки.

Табл. 2. Примеры импунитивных реакций на фрустрацию, сгенерированных LLM.

| Модель\реакция  | М'                                                                                            | М                                                                                                                                        | m                                                                                                                                                                                                         |
|-----------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Claude Opus 4.5 | Да ничего страшного не произошло, все в полном порядке!                                       | Поезд ушел без меня, но в такую погоду пробки были неизбежны — никто бы не успел.                                                        | Сейчас мы не сходимся во мнениях, но пройдет немного времени, и мы обязательно найдем общий язык.                                                                                                         |
| DeepSeek v3.2   | Мне сказали, что сроки сорваны, но я не вижу в этом ничего критичного — все в полном порядке. | Встречу пришлось перенести — так вышло из-за внезапно срочных обстоятельств. (Безличный оборот «так вышло», причина — «обстоятельства»). | Пока мы не можем договориться о бюджете, но, думаю, после отпуска, когда все будут отдохнувшими, мы найдем взаимовыгодный вариант (надежда на восстановление ресурсов и изменение контекста со временем). |
| GPT 5.1         | Ничего страшного, все идет как надо.                                                          | Похоже, просто неудачно совпало время, поэтому я не успел закончить работу.                                                              | Думаю, если немного подождать, все само придет в норму.                                                                                                                                                   |
| GigaChat        | Я абсолютно спокоен, ведь ничего плохого здесь вообще не произошло.                           | Я знал, что все пойдет наперекосяк, вот почему ничего не получилось!                                                                     | <b>**Все утрясется со временем!**</b><br>Выражение надежды, что ситуация нормализуется сама собой, без активного вмешательства говорящего.                                                                |

## РЕЗУЛЬТАТЫ

В Таблицах 3 и 4 представлены результаты сравнения эффективности моделей по генерации импунитивных реакций на фрустрации при качественной оценке экспертами. Основное внимание уделено правильному определению типа фрустрационного реагирования и степени согласованности экспертной работы, так как для многофакторных психологических данных важное значение имеют определение феномена и его разграничение с другими психологическими влияниями. Ниже показаны результаты экспертной оценки точности клас-



сификации высказываний с реакциями на фрустрацию, сгенерированными каждой из LLM.

Табл. 3. Количество совпадений в классификации импунитивных реакций на фрустрацию, сгенерированных LLM и оцененных экспертами при строгом варианте (3 эксперта из 3), в процентах.

| Модель/реакция                              | M'  | M   | m   |
|---------------------------------------------|-----|-----|-----|
| Claude Opus 4.5                             | 60% | 10% | 30% |
| DeepSeek v3.2                               | 20% | 0%  | 50% |
| GigaChat                                    | 70% | 0%  | 40% |
| GPT 5.1                                     | 80% | 0%  | 40% |
| Выборка сообщений пользователей из соцсетей | 0%  | 0%  | 0%  |

Табл. 4. Количество совпадений в классификации импунитивных реакций на фрустрацию, сгенерированных LLM и оцененных экспертами при умеренном критерии согласованности (2 эксперта из 3), в процентах.

| Модель\реакция                              | M'   | M   | m    |
|---------------------------------------------|------|-----|------|
| Claude Opus 4.5                             | 100% | 40% | 100% |
| DeepSeek v3.2                               | 100% | 10% | 100% |
| GigaChat                                    | 100% | 0%  | 100% |
| GPT 5.1                                     | 100% | 20% | 100% |
| Выборка сообщений пользователей из соцсетей | 60%  | 20% | 20%  |

Оценка сгенерированных высказываний проводилась независимо тремя экспертами-психологами, имеющими опыт применения методики С. Розенцвейга и образование в области клинической психологии. Оценка достоверности ответов проводилась по двум критериям: умеренный – совпадение с мнением большинства экспертов (два из трех) (табл. 4) или строгий – совпадение с мнением 100% экспертов (табл. 3). Оценка давалась независимо каждым из экспертов-психологов, и окончательный результат устанавливался независимым спе-

циалистом. Каждый из экспертов использовал классическое определение импунитивных реакций на фрустрацию по классификации С. Розенцвейга. Выбор умеренного и строгого критериев связан с необходимостью учета в будущем двух параметров оценки сгенерированных высказываний: полноты и точности. Это обусловлено самим характером получаемых данных, которые во многом имеют сложно формализуемые параметры оценки, и ее точность может быть повышена за счет более согласованной экспертной разметки. По результатам экспертной оценки достоверность корпуса сгенерированных импунитивных реакций составила: для умеренного критерия (2 эксперта из 3) – 76.3%, для строгого критерия (3 из 3 экспертов) – 31.1%. Согласованность разметки экспертов оценивалась с помощью коэффициента альфа Кронбаха, значение этого коэффициента для всех случаев равно 64.68%, для случаев согласия экспертов 2 из 3 – 82.79%, Кронбаха для случаев согласия 3 экспертов из 3 – 95.79%.

Таким образом, можно отметить существенное различие в качестве генерации импунитивных реакций. Для всех моделей хуже всего определяются импунитивные реакции типа М. Единичные верные ответы получены только в модели Claude Opus 4.5. Лучше всего определялась категория реакций типа М', направленных на описание ситуации фрустрации и ее нивелирование. Наилучший результат по моделям получен при генерации с помощью GPT 5.1, также высокие показатели получены для модели GigaChat. При использовании умеренного критерия оценки, когда два эксперта из трех отмечают правильность сгенерированного высказывания, для большинства оценок по категориям М' и М достигается значение 100%, за исключением типа реакции m. Такой высокий процент при достаточно низком совпадении в ответах экспертов с реальными высказываниями пользователей социальных сетей, которые были отобраны в коллекцию эталонных реакций по категории импунитивных реакций, показывает тенденцию к генерации однообразных высказываний, которые не выявляют сложности выражения фрустрации даже в коротких сообщениях. Для реальных высказываний степень совпадения мнений экспертов и эталонной разметки составляет не более 60%, что показывает трудности составления формализованных правил и промпта для таких сложных психологических явлений, как типы реакции на фрустрации, и во многом определяет невозможность пополне-

ния реальных корпусов сгенерированными высказываниями. Фактически сгенерированные высказывания импунитивных реакций на фрустрацию становятся слишком идеальными и однотипными выражениями импунитивных реакций, не позволяющими учитывать скрытое семантическое значение реакций пользователей.

Неравномерная достоверность LLM ставит новые вопросы о совершенствовании инструментов составления промптов и дополнительной оценки надежности построения нужных категорий фрустрационного реагирования. Независимо также возникает вопрос о надежности и устойчивости генерации моделями импунитивных реакций.

### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В работе продемонстрированы результаты применения LLM для создания синтетического набора данных импунитивных реакций на фрустрацию. Преимущества такого подхода заключаются в возможности быстрого создания большого набора данных без труднопреодолимых проблем, которые возникают при работе с личными данными, и ресурсоемкого процесса ручной разметки. Представлена процедура создания синтетических данных с использованием открытых языковых моделей. Выявлена проблема неравномерности экспертной оценки полученных результатов. Получены данные по четырем большим языковым моделям, где две из них, GPT 5.1 и GigaChat, показали формально высокие результаты по категориям  $M'$  и  $m$  импунитивных реакций – 40–70% и выше. Однако при формально высоких показателях отмечены проблема генерации однотипных высказываний и вероятные проблемы семантической точности выражения реакции на фрустрацию, что подтверждается сравнением с разметкой реальных высказываний пользователей социальных сетей.

Представленный подход может быть полезен в ситуациях с несбалансированным размеченным набором данных, однако его использование требует дальнейшей оценки надежности и устойчивости получаемых данных, их разнообразия и точности.

## Благодарности

Исследование выполнено в рамках научной программы Национального центра физики и математики, направление № 9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах».

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Панов А.И., Ковалев А.К., Чуганская А.А.* Большие языковые модели как аппроксиматоры значения в знаковой картине мира // Пospelовские чтения: искусственный интеллект – проблемы и перспективы. Труды Всероссийской конференции. Москва, 2022. С. 53–70.
2. *Салова Т.Л., Суворов И.С.* Синтетические данные: проблемы и пути их решения // Математические структуры и моделирование. 2025. № 3 (75). С. 116–121. <https://doi.org/10.24147/2222-8772.2025.3.116-121>
3. *Бакунов А.М., Бакунова О.М., Александрович А.Ф., Владысик М.С., Мелешкевич Д.В., Ситник М.Ю.* Методы обработки больших данных в психологических исследованиях // International Academy Journal Web of Scholar. 2020. No. 7 (49). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-obrabotki-bolshih-dannyh-v-psihologicheskikh-issledovaniyah> (дата обращения: 25.02.2026).
4. *Xu X., Yao B., Dong Y., Gabriel S., Yu, H., Hendler J., Ghassemi M., Dey A.K., Wang D.* Mental-LLM: Leveraging Large Language Models for Mental Health Prediction via Online Text Data // Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies. 2024. No. 8 (1). 31. <https://doi.org/10.1145/3643540>
5. *Strachan J.W.A., Albergo D., Borghini G. et al.* Testing theory of mind in large language models and humans // Nature Human Behaviour. 2024. No. 8. P. 1285–1295. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-01882-z>
6. *Vanin A., Bolshev V., Panfilova A.* Applying LLM and Topic Modelling in Psychotherapeutic Contexts // arXiv:2412.17449. Dec. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.17449>
7. *Хлебникова А.А., Битюцкая Е.В., Калачев Г.В., Гасанов Э.Э.* Автоматизация разметки текстов о жизненных трудностях с использованием больших языковых моделей // Интеллектуальные системы. Теория и приложения. 2025.

Т. 29, выпуск 3. С. 53–75.

8. Kang A. et al. Synthetic data generation with LLM for improved depression prediction // arXiv:2411.17672. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.17672>

9. Ghanadian H., Nejadgholi I. Al Osman H. Socially aware synthetic data generation for suicidal ideation detection using large language models // IEEE Access. 2024. Vol. 12. P. 14350–14363.

10. Lorge I. et al. Detecting the clinical features of difficult-to-treat depression using synthetic data from large language models // Computers in Biology and Medicine. 2025. Vol. 194. 110246.

11. Devyatkin D., Chudova N., Salimovskiy V. Method for Automated Recognition of Frustration-Derived Aggression in Texts // In: Velichkovsky B.M., Balaban P.M., Ushakov V.L. (Eds.) Advances in Cognitive Research, Artificial Intelligence and Neuroinformatics. Intercognsci-2020. Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 1358. Springer, Cham, 2021. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-71637-0\\_76](https://doi.org/10.1007/978-3-030-71637-0_76)

12. Девяткин Д.А., Ениколопов С.Н., Салимовский В.А., Чудова Н.В. Речевые реакции на фрустрацию: автоматическая категоризация // Психологические исследования. 2021. № 2. <https://doi.org/10.54359/ps.v14i78.160>

13. Cohen C.M., Su Z., Hsien-Te Kao et al. Exploring Big Five Personality and AI Capability Effects in LLM-Simulated Negotiation Dialogues // arXiv:2506.15928. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.15928>

14. Левитов Н.Д. Фрустрация как один из видов психических состояний // Вопросы психологии. 1967. № 6. С. 118–129.

15. Rosenzweig S. An Outline of Frustration Theory // Personality and behavior disorders. Hunt V.N.Y., 1949.

16. Rosenzweig S. The Picture-assotiation method and its application in a study of reactions to frustration of personality, 1945.

17. Maier N.R.B. Frustration theory: restatement and extention // Psychological review. 1956. Vol. 63, No. 6. P. 370–388.

18. Тарабрина П.В. Экспериментально-психологическая методика изучения фрустрационных реакций: Методические рекомендации. Л., 1984.

## THE PROBLEM OF BUILDING SYNTHETIC PSYCHOLOGICAL DATA: EXPERIENCE IN MODELING REACTIONS TO FRUSTRATION

A. A. Chuganskaya<sup>1</sup> [0000-0001-9727-6406], D. A. Kireev<sup>2</sup> [0000-0001-7498-4987],

I. V. Smirnov<sup>3</sup> [0000-0003-4490-2017], O. G. Grigoriev<sup>4</sup> [0000-0001-9660-2396],

<sup>1-4</sup>*Federal Research Centre "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia*

<sup>3</sup>*Peoples Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba, Moscow, Russia*

<sup>1</sup>anfi.chuganskaya@yandex.ru, <sup>2</sup>kireev@isa.ru,

<sup>3</sup>ivs@isa.ru, <sup>4</sup>oleggpolikvart@yandex.ru

### **Abstract**

The issue of generating synthetic data for psychological research remains relevant and complex. The problems of confidentiality, reliability, validity, and accuracy of conclusions are unevenly represented in different areas of psychology and are actually related to the use of synthetic data in related sciences such as medicine, sociology, history, political science, and economics. The study of various psychological phenomena in large social groups is associated with the analysis of complex and difficult-to-formalize constructs. Synthetic data refers to artificially generated data based on algorithms and modeling.

S. Rosenzweig's classification of types of reactions to frustration was chosen as the basis for this study. When analyzing online discourse, there is a problem of the low number of certain types. This is especially true for the class of impulsive reactions. The paper analyzes the possibility of creating text corpora using synthetic data of reactions to frustration generated by large language models.

During the experiments, the experts created prompts and generated examples of impulsive reactions using four large language models, with 10 examples of each type of reaction. They then evaluated the contextual validity and quality of the generated responses.

The results obtained allowed them to identify the weaknesses in generating texts with complex psychological phenomena for training neural network models.

**Keywords:** *frustration, large language models (LLM), synthetic data, artificial intelligence, prompt, online discussion, classification of the Rosenzweig.*

## REFERENCES

1. *Panov A.I., Kovalev A.K., Chuganskaya A.A.* Large Language Models as Approximators of Meaning in the Iconic Worldview // Pospelov Readings: Artificial Intelligence – Problems and Prospects. Proceedings of the All-Russian Conference. Moscow, 2022. P. 53–70.
2. *Salova T.L., Suvorov I.S.* Synthetic data: problems and ways to solve them // Mathematical Structures and Modeling. 2025. No. 3 (75). P. 116–121. <https://doi.org/10.24147/2222-8772.2025.3.116-121>
3. *Bakunov A.M., Bakunova O.M., Alexandrovich A.F., Vladysik M.S., Meleshkevich D.V., Sitnik M.Y.* Methods of big data processing in psychological research // International Academy Journal Web of Scholar. 2020. No. 7 (49). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-obrabotki-bolshih-dannyh-v-psihologicheskikh-issledovaniyah> (date of appeal: 02/25/2026).
4. *Xu X., Yao B., Dong Y., Gabriel S., Yu H., Hendler J., Ghassemi M., Dey A.K., Wang D.* Mental-LLM: Leveraging Large Language Models for Mental Health Prediction via Online Text Data. // Proc. of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies, 2024. No. 8 (1), 31. <https://doi.org/10.1145/3643540>
5. *Strachan J.W.A., Albergo D., Borghini G. et al.* Testing theory of mind in large language models and humans // Nature Human Behaviour, 2024. No. 8. P. 1285–1295. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-01882-z>
6. *Vanin A., Bolshev V., Panfilova A.* Applying LLM and Topic Modelling in Psychotherapeutic Contexts // arXiv:2412.17449. Dec. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.17449>
7. *Khlebnikova A.A., Bityutskaya E.V., Kalachev G.V., Gasanov E.E.* Automation of Markup of Texts about Life Difficulties Using Large Language Models // Intelligent Systems. Theory and Applications. 2025. Vol. 29, issue 3. P. 53–75.
8. *Kang A. et al.* Synthetic data generation with LLM for improved depression prediction // arXiv:2411.17672. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.17672>

9. *Ghanadian H., Nejadgholi I. Al Osman H.* Socially aware synthetic data generation for suicidal ideation detection using large language models // IEEE Access. 2024. Vol. 12. P. 14350–14363.
10. *Lorge I. et al.* Detecting the clinical features of difficult-to-treat depression using synthetic data from large language models // Computers in Biology and Medicine. 2025. Vol. 194. P. 110246.
11. *Devyatkin D., Chudova N., Salimovskiy V.* Method for Automated Recognition of Frustration-Derived Aggression in Texts // In: Velichkovsky B.M., Balaban P.M., Ushakov V.L. (Eds.) Advances in Cognitive Research, Artificial Intelligence and Neuroinformatics. Intercognsci 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing, Vol. 1358. Springer, Cham, 2021. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-71637-0\\_76](https://doi.org/10.1007/978-3-030-71637-0_76)
12. *Devyatkin D.A., Enikolopov S.N., Salimovskiy V.A., Chudova N.V.* Speech reactions to frustration: automatic categorization // Psychological Research, 2021. No. 2. <https://doi.org/10.54359/ps.v14i78.160>
13. *Cohen C.M., Su Z., Hsien-Te Kao et al.* Exploring Big Five Personality and AI Capability Effects in LLM-Simulated Negotiation Dialogues // arXiv:2506.15928 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.15928>
14. *Levitov N.D.* Frustration as a type of mental state // Voprosy psikhologii. 1967. No. 6. P. 118–129.
15. *Rosenzweig S.* An Outline of Frustration Theory // Personality and behavior disorders. Hunt V.N.Y., 1949.
16. *Rosenzweig S.* The Picture-association method and its application in a study of reactions to frustration of personality, 1945.
17. *Maier N.R.B.* Frustration theory: restatement and extension // Psychological review, 1956. Vol. 63, No. 6. P. 370–388.
18. *Tarabrina P.V.* Experimental psychological methodology for studying frustration reactions: Methodological recommendations. Leningrad, 1984.



## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



**Анфиса Анваровна ЧУГАНСКАЯ** – кандидат психологических наук, научный сотрудник Отдела интеллектуального анализа информации Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН. Область научных интересов связана с изучением психологических аспектов искусственного интеллекта, сетевой коммуникации, больших социальных групп, знаково-символической коммуникации.

**Anfisa Anvarovna CHUGANSKAYA** – PhD in Psychology, researcher at the Department of Intelligent Information Analysis of the Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences. Her research interests include the psychological aspects of artificial intelligence, network communication, large social groups, and symbolic communication.

email: anfi.chuganskaya@yandex.ru

ORCID: 0000-0001-9727-6406



**Данил Алексеевич КИРЕЕВ** – аспирант, программист Отдела интеллектуального анализа данных Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук. Область научных интересов связана с исследованием больших языковых моделей, автоматического распознавания реакций на фрустрацию, искусственным интеллектом.

**Danil Alekseevich KIREEV** – Ph.D. student, Programmer at the Department of Data Mining at the Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences. His research interests include large language models, automatic recognition of reactions to frustration, and artificial intelligence.

email: kireev@isa.ru

ORCID: 0000-0001-7498-4987



**Иван Валентинович СМІРНОВ** – доктор технических наук, доцент, заведующий отделом «Интеллектуальный анализ информации» Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук. Научные интересы: обработка естественного языка, интеллектуальный анализ текстов, психолингвистический анализ текстов, предикатно-аргументная семантика.

**Ivan Valentinovich SMIRNOV** – Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, head of Department “Intelligent Processing of Information, Federal Research Center “Computer Science and Control” of the Russian Academy of Sciences. Research interests: natural language processing, text mining, psycholinguistics, predicate-argument semantics.

email: [ivs@isa.ru](mailto:ivs@isa.ru)

ORCID: 0000-0003-4490-2017



**Олег Георгиевич ГРИГОРЬЕВ** – доктор технических наук, главный научный сотрудник, руководитель Отделения 7 Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук. Область научных интересов связана с изучением искусственного интеллекта, информационные системы, интеллектуального анализа данных.

**Oleg Georgievich GRIGORIEV** – Doctor of Technical Sciences, chief researcher, head of Department 7 at the Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences. His research interests include artificial intelligence, information systems, and data mining.

email: [oleggpolikvart@yandex.ru](mailto:oleggpolikvart@yandex.ru)

ORCID: 0000-0001-9660-2396

*Материал поступил в редакцию 31 марта 2026 года*