

УДК 004.89

doi: 10.15622/rcai.2025.022

ИЗВЛЕЧЕНИЕ ИЗ ТЕКСТА ФРУСТРАЦИОННЫХ РЕАКЦИЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ПОДХОДОВ¹

Д.А. Киреев (*kireev@isa.ru*)

Ю.М. Кузнецова (*kuzjum@yandex.ru*)

Н.В. Чудова (*nchudova@gmail.com*)

А.А. Чуганская (*anfi.chuganskaya@yandex.ru*)

И.В. Смирнов (*ivs@isa.ru*)

Федеральный исследовательский центр
«Информатика и управление» РАН, Москва

В статье представлены результаты применения нейросетевых моделей в задаче автоматического определения типов фрустрационных реакций в текстах сетевых дискуссий. Разработан корпус русскоязычных текстов с разметкой различных типов реакций на фрустрацию на основе типологии С. Розенцвейга. Рассмотрены два подхода к классификации текстов по типам реагирования: первый – последовательное определение наличия фрустрации, ее направления и типа реагирования, второй – одновременное определение всех типов реагирования. Эксперименты с нейросетевыми моделями на основе архитектуры «трансформер» и современными Большими Языковыми Моделями показали преимущество и эффективность второго подхода. Результаты демонстрируют, что используемые модели способны эффективно моделировать работу психодиагностика с речевыми проявлениями фрустрации.

Ключевые слова: сетевые дискуссии, реакция на фрустрацию, нейросетевые модели, трансформеры, большие языковые модели.

Введение

Последние годы отмечены повышенным интересом исследователей и практиков к возможностям использования методов машинного обучения в области поддержки психодиагностики. Значительная часть таких исследо-

¹ Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, (проект № 075-15-2024-544).

ваний связана с определением предпочтений (политических, покупательских и др.) пользователей социальных сетей и основывается на анализе профилей пользователей и их поведения в сети. Такого рода работы опираются в теоретическом плане на представления о самопрезентации, группировании, инструментальных ценностях и других концептах социальной психологии и психологии личности. Но не менее значимой для социальной практики и интересной с точки зрения развития методов ИИ является область работ, связанная с анализом текстов сетевых дискуссий [Дымова и др., 2024], [Мамаев, 2024], [Отрадных и др., 2024], [Фокина и др., 2023], [Cau et al., 2025], [Mesquiti et al., 2025].

Фрустрация означает «расстройство (планов), уничтожение (замыслов), т.е. указывает на какую-то в известном смысле слова травмирующую ситуацию, при которой терпится неудача. Фрустрация должна рассматриваться в контексте более широкой проблемы выносливости по отношению к жизненным трудностям и реакций на эти трудности» [Левитов, 1967]. После десятилетий исследований и разноречивых трактовок этого понятия в современной психологии сформировалось представление о фрустрации как о психическом состоянии, вызванном неуспехом в удовлетворении потребности, желания [Мещеряков и др., 2003]. С. Розенцвейг предложил оценивать реакцию на препятствие по двум основаниям – направленность (на других, на себя, отрицание проблемы) и объект фиксации (на препятствии, на защите «я», на достижении цели); таким образом, любой ответ в ситуации фрустрации может быть отнесён к одному из девяти типов фрустрационного реагирования [Тарабрина, 1984].

Реакции на фрустрацию, согласно С. Розенцвейгу, определяются следующим образом:

- экстрапунитивные реакции (Е) – тревожно-обвинительные реакции, представленные реакцией с фиксацией на препятствии («Какой ужас! Какое безобразие!»), реакцией с фиксацией на виновнике («Ему плевать на людей!») и реакцией с фиксацией на получении желаемого («Так сделайте это!»);
- интропунитивные реакции (И) – самообвинительные реакции, представленные реакцией с фиксацией на препятствии («Это даже хорошо, что у меня с первого раза не получилось»), реакцией с фиксацией на виновнике («Извините, не заметила») и реакцией с фиксацией на получении желаемого («Попробую поискать правильного врача»);
- импунитивные реакции (М) – реакции с отрицанием проблемы, представленные реакцией с фиксацией на препятствии («Ничего страшного»), реакцией с фиксацией на виновнике («С каждым может случиться») и реакцией с фиксацией на получении желаемого («Как-то договоримся, а может и вообще рассосётся»).

Проблема автоматического определения фрустрации у автора текста не является новой и уже была исследована ранее. В работе [Suri et al., 2020] представлен подход к определению фрустрации в пользовательских отзывах с использованием методов машинного обучения. Авторы исследуют фрустрацию как эмоцию, возникающую из разочарования или неудовлетворенности продуктом или услугой. Исследование фокусируется на анализе негативных отзывов в онлайн коммерции, где пользователи выражают глубокие чувства разочарования приобретенными товарами. Работа демонстрирует применимость алгоритмов машинного обучения для автоматического выявления фрустрации в текстовых данных отзывов покупателей. Исследование [Chhaaya et al., 2018] предлагает подход к выявлению фрустрации из переписок по электронной почте с помощью количественной оценки чувств и тональности. Авторы идентифицируют лингвистические особенности, влияющие на человеческое восприятие фрустрации, и моделируют ее как задачу обучения с учителем. Работа представляет детальное сравнение между традиционными регрессионными и основанными на распределении слов моделями. В работе [Leonova et al., 2022] представлен сравнительный анализ предсказания интенсивности фрустрации в постах социальных сетей на разных языках с использованием нейросетевых моделей, комбинирующих лексические и нелексические способы выражения. Авторы тестировали различные конфигурации моделей на текстах диалогов поддержки клиентов на латышском и английском языках. Исследование демонстрирует, что модели с конфигурациями, использующими все доступные признаки на основе нелексических средств выражения, дают наилучшую точность.

Предыдущие исследования преимущественно опираются на лингвистические признаки и ориентированы на обработку англоязычных текстов. В настоящей работе мы решаем задачу определения типов фрустрационного реагирования в текстах на русском языке с применением различных предобученных нейросетевых моделей. Мы полагаем, что предобучение на больших корпусах русскоязычных текстов позволяет сформировать у нейросетевой модели общую речевую компетентность на уровне языковой системности, а дообучение на размеченном экспертами-психологами корпусе текстов сетевых дискуссий – профессиональную речевую компетентность на уровне речевой системности [Девяткин и др., 2023]. В наших прошлых исследованиях в качестве модельного примера работы психодиагноста с текстом была взята модифицированная нами полупроективная методика изучения фрустрационного реагирования (тест Розенцвейга) [Девяткин и др., 2021], [Devuyatkin et al., 2021]. Для настоящего исследования был собран новый корпус русскоязычных реплик сетевых дискуссий, размеченных в соответствии с типологией С. Розенцвейга. Корпус использовался для автоматического определения типов фрустрационных реакций с использованием нейросетевых подходов и Больших Языковых Моделей, которые, насколько мы знаем, ещё не применялись для решения такой задачи.

1. Данные

Исходный корпус комментариев, содержащий около 8300 реплик, был собран из дискуссий в социальной сети ВКонтакте. Для создания обучающего корпуса было отобрано 6 тыс. реплик, которые были размечены тремя экспертами-психологами. Сначала был создан фоновый корпус (3202 реплики), содержащий те высказывания, в которых эксперт не видит явных признаков фрустрационного реагирования. Такие высказывания далее обозначаются классом «р». Далее, в обучающий корпус (2527 реплик) добавлялись только те высказывания, которые считаются несомненными проявлениями одного из девяти типов фрустрационного реагирования по мнению всех трёх экспертов. Наконец, был создан проверочный корпус (2275 реплики), содержащий оставшиеся реплики из исходного корпуса. В этом корпусе встречаются все типы высказываний – фоновые реплики, однозначные реплики-реакции (как в обучающем корпусе), неоднозначные реплики.

Получившиеся выборки оказались несбалансированными. Это вызвано тем, что экстрапунитивные реакции (испуг/возмущение, обвинение, требование) широко представлены в сетевом общении. Реплики с импунитивными реакциями (попытка успокоить, попытка примирить, выражение надежды на легкое разрешение проблемы) встречаются несколько реже и как правило в дискуссии противопоставляются репликам с экстрапунитивными реакциями. Интропунитивные реакции в целом нехарактерны для сетевого дискурса (как и вообще для публичной коммуникации), однако выражение готовности самостоятельно разрешить проблему встречаются всё же не так редко, как извинения или, тем более, размышления о пользе собственных промахов и неудач. Попытки увеличить количество примеров интропунитивных реакций (i, I, I') путем генерации похожих реплик с помощью Больших Языковых Моделей не привели к успеху, т.к. сгенерированные реплики оказались неестественными и были отвергнуты экспертами-психологами.

Перед обучением имена собственные в репликах были удалены с помощью модуля NER (Named Entity Recognition) из библиотеки *sparse* [Honnibal et al., 2020]. Реплики из фонового и обучающего корпусов использовались при обучении моделей, а реплики из проверочного корпуса использовались при оценке результатов работы моделей. Реплики из фонового и обучающего корпусов были разделены на тренировочную и валидационную выборки в отношении 9 к 1 соответственно, со стратификацией по классу, то есть сохраняя соотношение классов, что было важно из-за их несбалансированности. В табл. 1 представлена информация о количестве классов в каждой из выборок.

Таблица 1

класс\выборка	тренировочный	тестовый	валидационный
p	2753	832	306
e	319	161	35
E	901	358	100
E'	671	317	74
i	289	27	32
I	115	13	13
I'	14	5	2
m	110	40	12
M	150	39	17
M'	248	68	28
всего	5570	1860	619

Получившиеся выборки опубликованы в открытом доступе на платформе HuggingFace¹.

2. Методы

Задача выявления типов реакции на фрустрацию решается как задача классификации текста. Хотя тест Розенцвейга предполагает параллельное выделение направленности и типа, предварительные эксперименты и экспертиза психологов-разметчиков показали, что определение типа реакции сразу по всем направленностям менее эффективно, чем определение типа для каждой направленности. Поэтому предлагается решать задачу в несколько шагов:

1. Определение наличия\отсутствия фрустрации
2. Определение направленности реакции на фрустрацию, если на Шаге 1 выявлена фрустрация
3. Определение типа реакции на фрустрацию в соответствии с объектами фиксации (мультиклассовая классификация для ранее предсказанного направления):
 - а. Определение типа экстрапунитивных (E) реакций
 - б. Определение типа интрапунитивных (I) реакций
 - с. Определение типа импунитивных (M) реакций

Далее данный подход будет называться «Пошагово». Он включает 3 шага с 5-ю разными классификаторами. Такой подход имитирует работу эксперта при разметке.

Задачу извлечения типов реакции на фрустрацию можно решать и как одну задачу классификации. Такой подход подразумевает создание одного классификатора, который обучается на извлечение всех 10 классов (1 класс наличие\отсутствие фрустрации и 9 классов для типов реакции). Он имитирует процесс профессионального обучения специалиста, когда

¹ https://huggingface.co/datasets/isa-ras/frustration_dataset.

представление о фрустрации и девяти вариантах реагирования на неё даётся будущему специалисту сразу, в комплексе. Далее данный подход будет называться «Всё сразу».

Отметим, что в типологии Дж. Брунера указанные выше подходы можно описать как сканирующую (для подхода «Пошагово») и фокусирующую (для подхода «Всё сразу») стратегии приёма информации при образовании понятий [Брунер, 1977].

Данные подходы использовались при обучении нейросетевых моделей с архитектурой трансформер, предобученные на русском языке. Лучший подход так же используется при работе с Большими Языковыми Моделями.

3. Эксперименты

Для оценки качества решения задачи использовалась взвешенный показатель F1 (где весом является количество истинных примеров каждого класса), т. к. он позволяет учитывать несбалансированность выборок.

3.1. Сравнение подходов «Пошагово» и «Всё сразу» с использованием трансформеров.

Для сравнения подходов «Пошагово» и «Всё сразу» были использованы нейросетевые модели с архитектурой трансформера предобученные на русском языке: ruBert-base, ruBert-large, ruElectra-small ruElectra-medium, ruElectra-large, ruRoberta-large, представленные в работе [Zmitrovich et al., 2023]. Подход «Пошагово» состоит из 5 задач, каждая из которых рассматривались отдельно. Для всех моделей были подобраны гиперпараметры на 100 итерациях, где модели обучались на тренировочной и оценивались на валидационной выборках. В табл. 2 представлены результаты работы моделей с подобранными гиперпараметрами, лучшие показатели для каждой задачи выделены жирным.

Таблица 2

Задача \Модель	ruBert-base	ruBert-large	ruElectra-small	ruElectra-medium	ruElectra-large	ruRoberta-large
Наличие фрустрации	80.27	81.07	78.18	78.46	79.02	80.45
Направление фрустрации	86.28	88.28	77.19	81.62	86.81	89.78
Тип экстрапунитивных (Е) реакций	81.35	82.27	68.36	76.99	78.51	82.66
Тип интрапунитивных (I) реакций	92.51	96.78	90	92.33	92.51	93.36
Тип импунитивных (М) реакций	73.44	84.15	65.37	72.29	82.04	80.12
Подход «Всё сразу»	67.17	66.85	53.01	61.84	66.59	71.30

Лучшие модели в обоих подходах оценивались на тестовой выборке. В табл. 3 представлены оценки качества работы обоих подходов.

Таблица 3

Класс \ Подход	«Пошагово»	«Всё сразу»
p	79.75	80.89
e	56.43	60.63
E	67.51	71.66
E'	57.89	62.78
i	40.00	51.61
I	18.18	42.11
I'	0.00	0.00
m	25.35	31.58
M	24.24	17.50
M'	36.50	34.43
Взвешенное среднее	66.51	69.27

3.2. Эксперименты с Большими Языковыми Моделями

Большие языковые модели применялись в подходе «Всё сразу», так как в разделе 3.1 он показал результаты лучше. Эксперименты были построены с помощью подхода «обучение-в-контексте» [Brown et al., 2020]: на вход модели подавался фрагмент диалога, где первое сообщение было системной инструкцией с описанием классов фрустрации и информацией о том, что нужно отвечать только классом фрустрации, а если его нет – классом p. Далее следовал диалог между пользователем и моделью, где пользователь отправляет реплику и модель отвечает правильным классом. Реплики и ответы были взяты из тренировочной выборки. Потом пользователь отправлял реплику из тестовой выборки и ожидал ответ модели. Такой диалог позволял дать модели описание необходимой информации, примеры и ожидаемых результатов. Всего рассматривалось 6 моделей: GPT-4.1-nano, GPT-4.1-mini и GPT-4.1 от OpenAI, Gemini-2.0-flash от Google и DeepSeek-v3, и LLaMa-3.3-70b-instruct из открытого доступа. Стоит заметить, что некоторые модели могли не обработать запрос из-за нарушения их политики использования и такие случаи рассматривались как неправильная разметка. В табл. 4 представлены результаты экспериментов.

Таблица 4

Модель \ Метрика	GPT-4.1-nano	GPT-4.1-mini	GPT-4.1	DeepSeek-v3	Gemini-2.0-flash	LLaMa-3.3-70b-instruct	Claude-3.7
p	76.72	75.71	78.77	70.50	69.84	69.36	65.38
e	18.89	52.12	60.92	46.28	50.50	40.96	55.81
E	20.05	70.67	73.92	65.28	71.93	67.10	67.84
E'	32.43	59.58	64.05	57.24	57.33	53.40	54.38
i	7.50	15.62	36.11	21.69	22.56	23.88	34.57
I	-	12.50	18.18	14.29	21.05	14.81	27.27
I'	0.00	5.97	9.09	11.32	9.84	2.72	6.32
m	25.49	30.93	36.73	30.46	34.41	39.08	29.14
M	4.08	19.23	23.40	15.38	29.70	16.90	32.00
M'	9.76	19.05	34.71	29.20	47.24	34.02	37.37
Взвешенное среднее	46.27	64.23	68.88	60.35	62.82	59.48	59.77

3.3. Обсуждение результатов

Как можно заметить из табл. 3 и 4, оценка качества извлечения класса I или I' показывает 0 или -, что вызвано маленьким количеством примеров данных классов (всего 13 и 5 примеров в тестовой выборке соответственно).

Из результатов экспериментов в разделе 3.1 видно, что подход «Всё сразу» показывает результаты лучше, чем подход «Пошагово» на 3 процента. Это может быть объяснено тем, что подход «Всё сразу» обучается разнице между всеми классами, что может быть проще чем классификация узкого типа фрустраций. К тому же ошибки в подходе «Пошагово» делают результаты последующих шагов также ошибочными, то есть если выделен неправильный тип, то направление точно будет неправильным, и каждый шаг подхода уменьшает набор данных, доступных для обучения моделей, из-за чего качество работы моделей ухудшается. Однако стоит заметить, что подход «Пошагово» позволяет интерпретировать вероятностные выходы каждой модели как оценку уверенности на каждом шаге, что можно использовать, например, для раннего выхода: если уверенность определения типа реакции меньше порога, то вместо продолжения работы подхода, можно сразу вернуть класс «фрустрации», что будет означать наличие фрустрации, но невозможность определения типа и направления реакции.

Анализ матрицы ошибок этих подходов показал, что модели чаще всего делают ошибки при классификации высказываний без явных признаков фрустрационного реагирования (р). Это объясняется сложностью и неоднозначностью самого психологического понятия фрустрационного реагирования.

Из результатов экспериментов с Большими языковыми моделями в разделе 3.2 видно, что лучший результат показала модель GPT-4.1, который всего на 1 процент хуже работы метода «Всё сразу» с трансформерами, хотя она и не была дообучена и работала на значительно меньшем количестве данных: трансформерная модель была обучена на 5570 примерах фрустрации, в то время как для работы Большой языковой модели были представлены только 50 примеров реплик. Более того, можно увидеть разницу в работе моделей семейства GPT 4.1: nano модель показала результаты хуже mini, которая показала результаты хуже, чем полная модель, что соответствует разнице в размере этих моделей: чем больше модель, тем она лучше работает. Однако, рассматриваемые модели не дообучались на исследуемой задаче и могли не обрабатывать некоторые реплики из-за своей политики использования, поэтому их потенциал был раскрыт не полностью.

Заключение

Полученные результаты показали принципиальную возможность моделировать с помощью нейросетевого подхода работу психодиагноста с таким неоднозначным по своей природе материалом как речевые проявления фрустрационного реагирования. Достигнутое качество автоматического распознавания в тексте сетевых дискуссий различных типов фрустрационного реагирования соответствует уровню точности самих используемых психологических понятий. Эта особенность психодиагностического материала, с которым имеют дело специалисты по машинному обучению, проявляется, в частности, в том, что обучающий корпус, в котором были собраны только однозначно трактуемые всеми тремя экспертами реплики, составил около 90% от всех реплик, содержащих реакцию на фрустрацию.

Наше исследование подтвердило фундаментальную закономерность, описанную в когнитивной психологии: при формировании обобщений, более выигрышной оказывается стратегия выдвижения целостной гипотезы, чем стратегия последовательной проверки парциальных гипотез. В нашем случае это имеет понятное объяснение – ошибки моделей накапливаются, делая последующие результаты неверными. Более того, каждый шаг уменьшает набор данных, доступный для обучения моделей, из-за чего качество работы моделей ухудшается.

Благодарности. Работа выполнялась с использованием инфраструктуры Центра коллективного пользования «Высокопроизводительные вычисления и большие данные» (ЦКП «Информатика») ФИЦ ИУ РАН (г. Москва).

Список литературы

- [Брунер, 1977] Брунер Д. Психология познания. За пределами непосредственной информации: пер. с англ. – М.: Прогресс, 1977. – 413 с.
- [Девяткин и др., 2021] Девяткин Д.А., Ениколопов С.Н., Салимовский В.А., Чудова Н.В. Речевые реакции на фрустрацию: автоматическая категоризация // Психологические исследования. – 2021. – Т. 14, № 78. – С. 1. – doi: 10.54359/ps.v14i78.160.
- [Девяткин и др., 2023] Девяткин Д.А., Салимовский В.А., Чудова Н.В. Об эвристическом потенциале категории «стилистико-речевая системность» // Коммуникативная стилистика текста: итоги и перспективы: материалы Всероссийского научного семинара (Томск, 20 января 2023 г.) / под общ. ред. С.М. Карпенко; Томский государственный педагогический университет. – Томск: Изд-во ТГПУ, 2023. – С. 20-27. – ISBN 978-5-89428-987-8.
- [Дымова и др., 2024] Дымова П.И., Домбровская А.Ю. Измерение социального самочувствия горожан по цифровым маркерам: апробация методики // Социальные новации и социальные науки. – 2024. – № 3(16). – С. 94-107. – doi: 10.31249/snsn/2024.03.07.
- [Левитов, 1967] Левитов Н.Д. Фрустрация как один из видов психических состояний // Вопросы психологии. – 1967. – Т. 6. – С. 118-129.
- [Мамаев, 2024] Мамаев И.Д. Кластерный анализ лингвистических профилей скрытых сообществ // Филологические науки. Вопросы теории и практики. – 2024. – Т. 17, № 5. – С. 1739-1747. – doi: 10.30853/phil20240250.
- [Мещеряков и др., 2003] Мещеряков Б.Г., Зинченко В.П. Большой психологический словарь. – М.: Прайм-Еврознак, 2003. – 525 с.
- [Отраднов и др., 2024] Отраднов К.К., Калинин В.Н., Лесько С.А., Платонова И.В. Организация сбора и обработки данных социодинамических процессов с возможной самоорганизацией и наличием памяти и анализ наблюдаемых характеристик их временных рядов // International Journal of Open Information Technologies. – 2024. – Т. 12, № 4. – С. 4-14.
- [Тарабрина, 1984] Тарабрина П.В. Экспериментально-психологическая методика изучения фрустрационных реакций: Методические рекомендации. – 1984. – № 5. – С. 34-37.
- [Фокина и др., 2023] Фокина А.И., Чеповский А.А., Чеповский А.М. Использование платформы ТХМ корпусного анализа для анализа текстов сообществ социальных сетей // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. – 2023. – Т. 21, №. 2. – С. 29-38. – doi: 10.25205/1818-7900-2023-21-2-29-38.
- [Brown et al., 2020] Brown T. et al. Language models are few-shot learners // Advances in neural information processing systems. – 2020. – Vol. 33. – P. 1877-1901. – doi: 10.48550/arXiv.2005.14165.
- [Cau et al., 2025] Cau E., Pansanella V., & Pedreschi D., & Rossetti G. Language-Driven Opinion Dynamics in Agent-Based Simulations with LLMs. – 2025. – doi: 10.48550/arXiv.2502.19098.
- [Chhaya et al., 2018] Chhaya N., et al. Frustrated, polite, or formal: Quantifying feelings and tone in email // Proceedings of the Second Workshop on Computational Modeling of People's Opinions, Personality, and Emotions in Social Media. – 2018. – P. 76-86.

- [**Devyatkin et al., 2021**] Devyatkin D., Chudova N., Chuganskaya A., Sharypina D. Methods for Recognition of Frustration-Derived Reactions on Social Media / In: Kovalev S.M., Kuznetsov S.O., Panov A.I. (eds) // Artificial Intelligence. RCAI 2021. Lecture Notes in Computer Science. – Vol 12948. – Springer, Cham. – P. 17-30. – doi: 10.1007/978-3-030-86855-0_2.
- [**Honnibal et al., 2020**] Honnibal M., Montani I., Van Landeghem S., Boyd A. spaCy: Industrial-strength natural language processing in python. – 2020. – doi:10.5281/zenodo.1212303.
- [**Leonova et al., 2022**] Leonova V., Zuters J. Frustration Level Analysis in Customer Support Tweets for Different Languages. – 2022.
- [**Mesquiti et al., 2025**] Mesquiti S., et al. Analysis of social media language reveals the psychological interaction of three successive upheavals // Scientific Reports. – 2025. – Vol 15(1). – P. 5740. – doi: 10.1038/s41598-025-89165-z.
- [**Suri et al., 2020**] Suri S., Sharma K., Papneja S. Frustration detection on reviews using machine learning // 2020 International Conference for Emerging Technology (INCET). – IEEE, 2020. – P. 1-5.
- [**Zmitrovich et al., 2023**] Zmitrovich D., et al. A family of pretrained transformer language models for Russian // arXiv preprint arXiv:2309.10931. – 2023. – doi: 10.48550/arXiv.2309.10931.