

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК МЕТОД ОБЪЕКТИВИЗАЦИИ ОТЗЫВНЫХ ПЛАТФОРМ

Вагулич А.Р., Алексеев Д.А., Прокопик А.А.

Научный руководитель: Исабекова О.А.

Россия, г. Москва,
МИРЭА – Российский Технологический Университет

***Аннотация.** В статье рассматривается проблема объективности рейтингов и отзывов на отзывных платформах, используемых для оценки товаров и услуг. Предлагается использование искусственного интеллекта в качестве инструмента для повышения объективности отзывов. Отмечается важность использования новых подходов, основанных на современных технологиях, для улучшения эффективности отзывных платформ.*

***Ключевые слова:** искусственный интеллект, объективность, отзывная платформа.*

В настоящее время существует множество товаров, сервисов, услуг в различных сферах жизни. Разнообразие настолько огромное, что не хватит жизни, чтобы всё попробовать. Тем более, не у всех есть деньги, чтобы выбирать не глядя.

Для того чтобы покупка не стала пустой тратой денег и, возможно, времени, появились различные форумы, платформы и веб-сервисы, где пользователи могут оставить свою оценку практически на всё, что только можно: одежда, кино, техника, туристические путёвки и т.д.

В целом, отзывные платформы и рейтинги играют важную роль в современном потребительском обществе, помогая людям принимать обоснованные решения при покупках и выборе услуг. Именно поэтому достаточно часто встаёт вопрос объективности общего рейтинга товара: должны учитываться отзывы.

В нынешних реалиях оценка и отзыв, чаще всего, не эквивалентны друг другу в силу субъективности автора. Тем более, автор может поставить оценку, но не написать отзыв, в обратную сторону это не работает. Пользователю легче поставить звёздочки, чем подробно описать, что ему понравилось, а что нет. Это сильно усложняет взаимодействие между покупателем, производителем и потенциальным клиентом.

В нашем исследовании мы предлагаем инструмент для решения данной проблемы.

Отзывные платформы имеют довольно длинную историю, которая началась задолго до появления интернета. Немного истории:

1. Еще до появления интернета люди обменивались отзывами и рекомендациями о товарах, услугах и местах в устной форме или в специализированных журналах и газетах. К примеру, ресторанные критики и

журналисты писали статьи о различных заведениях, а люди делились своим мнением с друзьями и знакомыми.

2. С развитием интернета появились первые онлайн-платформы для отзывов и рейтингов. Одним из самых известных примеров стал сайт Yelp, который был основан в 2004 году и позволял пользователям оставлять отзывы о ресторанах, магазинах и других заведениях.

3. С развитием социальных сетей люди начали активно делиться мнениями и отзывами о товарах и услугах прямо в социальных медиа. Это привело к тому, что компании начали обращать больше внимания на обратную связь от пользователей.

4. Сегодня существует множество популярных отзывных платформ. Сайты предоставляют пользователям возможность оставлять отзывы и оценки о различных продуктах, услугах, заведениях и местах.

5. Некоторые отзывные платформы также используют рейтинговые системы для выделения лучших продуктов или услуг на основе оценок пользователей. Это помогает другим пользователям принимать более информированные решения при выборе товаров или услуг.

Нынешний маркетинг работает через различные инструменты, отзывы – не исключение. Клиенты становятся более открытыми и придирчивыми: потенциальные покупатели прислушиваются к мнениям тех, кто совершил покупку до них [1].

По данным Data Insight [2] со стороны покупателя идёт запрос на персонализацию отзыва на товар (65% заказов): нужно точно знать, «лично мне подойдёт этот товар или нет». А ведь чаще всего учитываются те моменты, которые мало где оговорены или указаны в официальном описании товара.

Если не учитывать желание производителей продвигать свои товары/услуги за счёт подкупных хороших отзывов в свою сторону или отзывов с критикой в сторону конкурента, то можно считать отзывы подлинным и правдивым источником информации.

Однако, если рассматривать нынешние отзывы, то можно заметить, что отзыв нигде не учитывается. Он является условной заглушкой, чтобы пользователь мог посмотреть не только на среднюю оценку, которую могли зависить или занижить другие пользователи в силу своей незаинтересованности и/или желанием как можно быстрее убрать «плашку со звёздочками».

Это доказывает проведённый опрос об опыте пользования отзывниками на 100 человек. 46 человек оставляют оценку, 32 из которых признаются, что оставляют её неосознанно. 33 человека оставляют отзывы, 26 из которых делают это осознанно. Это доказывает, что отзывы более объективны в силу заинтересованности покупателя оставить осознанную оценку.

Ранее нигде не было найдено решение проблемы объективности оценки. Что и логично, ведь многие даже не задумываются об объективности рейтинга товаров. В любом случае пользователь принимает решение о приобретении товара или услуги самостоятельно, а оценки и отзыв помогают определиться в выборе.

Для дальнейшей работы проясним понятие «идеальный отзыв» для человека:

1. Оценка. Много положительных отзывов – прекрасный результат, но только в том случае, если оценки подлинные. Можно искусственно завышать рейтинг, но покупатели сообразительны и быстро разоблачат такую аферу.

2. Содержание. Подробный опыт использования товара другим человеком значительно влияет на решение о покупке.

3. Длина отзыва. Доказано, что отзывы длиной более 500 символов генерируют большее количество конверсий.

4. Фото, видео. Реальные изображения и видео пользователей добавляют непревзойденную достоверность [1].

В контексте объективизации искусственный интеллект может быть использован для автоматизации процессов принятия решений и анализа информации без субъективного вмешательства человека. Это позволяет уменьшить влияние человеческого фактора и искажений при принятии решений, делая процесс более объективным.

Например, в области рекомендательных систем ИИ может анализировать предпочтения и поведение пользователей, чтобы предложить им наиболее подходящие товары или услуги, основываясь на объективных данных. Также ИИ может использоваться для анализа текстовых отзывов и комментариев, чтобы выделить ключевые моменты и оценки, помогая компаниям понять общественное мнение о своих продуктах или услугах без субъективного вмешательства.

Архитектура реализована на основе трансформера (рис. 1) Трансформер – это тип архитектуры для обработки последовательностей, основанный на механизме внимания, который позволяет модели прямо сосредотачиваться на разных частях входных данных для эффективной обработки информации.

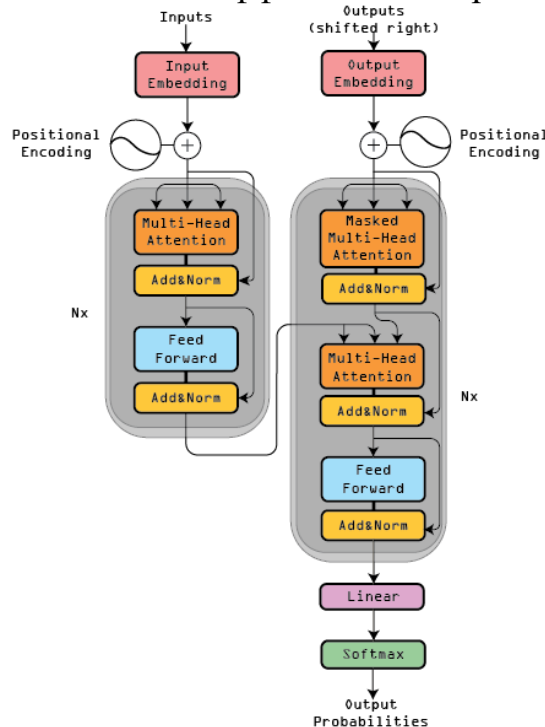


Рисунок 1 – Схема архитектуры ИИ

Представьте, что у вас есть группа котят, которые вместе смотрят сериал о приключениях. Каждый котёнок достаточно любопытен и хочет понять историю, но у каждого свой подход к пониманию. Один котёнок лучше всего запоминает детали начала серии, другой – конца, а третий внимательно следит за отношениями между персонажами. Вместе они могут обсудить и полностью воссоздать всю историю сериала, учитывая все детали и нюансы.

Input Embedding: техника, используемая в обработке естественного языка для представления слов или лексем в виде плотных векторов в низкоразмерном пространстве. Мы можем представить встраивание ввода как наличие у каждого котёнка уникальной игрушки, которая представляет его любимое занятие. Игрушки тщательно подбираются, чтобы отразить суть предпочтений и особенностей каждого котёнка. Аналогичным образом встраивание ввода преобразует слова или лексем в значимые векторы, которые отражают их семантические связи и контекстную информацию.

Positional encoding: техника, используемая в моделях типа трансформеров, чтобы помочь модели понять порядок слов или лексем в последовательности. Позиционное кодирование можно представить как то, что на каждого котёнка надевается уникальный ошейник с номером, который обозначает его позицию в ряду котят. Это помогает котяткам (модели) знать свое место в последовательности и сохранять порядок слов или лексем, которые они обрабатывают.

Nx (Голова трансформера): представим, что у нас есть команда котят-детективов, которые работают вместе, чтобы разгадать загадку. Каждый котёнок в команде специализируется на поиске определенного типа улики. Например, один может искать только следы лап, другой – запахи, а третий – звуки. Вместе они могут собрать все улики и решить любую загадку гораздо быстрее и эффективнее, чем если бы они все искали одно и то же. В данном случае, каждый из котят – голова трансформера.

Add & Norm: распространённая техника, используемая в нейронных сетях для улучшения стабильности и сходимости обучения. Мы можем представить себе Add&Norm как котят, которые работают вместе, чтобы решить головоломку. Каждый котёнок приносит свой кусочек головоломки (информацию) и добавляет его к коллективным усилиям. После добавления своего вклада котятки нормализуют свои усилия, чтобы убедиться, что все они работают над одной целью и не перегружают друг друга.

Multi-head Attention: механизм внимания в машинном обучении – это когда вы, как котёнок, сидите и наблюдаете за мотыльком. Вы не просто смотрите вокруг бесцельно; ваше внимание сосредоточено именно на мотыльке, даже если вокруг много других вещей. Этот механизм позволяет модели ИИ сфокусироваться на определённых частях информации, игнорируя менее важные детали.

Feed forward: процесс, при котором информация движется вперед от входного слоя, через один или несколько скрытых слоев, к выходному слою. Представьте, что котёнок идёт по прямой линии от точки А к точке Б, где точка А – это начало его маршрута, а точка Б – конец, где его ждёт миска с вкусной

едой. В этом путешествии котёнок не отвлекается и не поворачивает никуда, а идет напрямую к своей цели.

Linear: основной строительный блок, который выполняет линейное преобразование входных данных. Мы можем представить себе группу котят, выстроившихся в ряд, каждый из которых имеет свое число. Линейный слой берёт эти числа (входные данные) и применяет к ним линейное преобразование, например умножение на матрицу весов и добавление члена смещения. Это преобразование помогает котяткам (модели) изучать сложные закономерности и взаимосвязи в данных, регулируя веса и смещения в процессе обучения.

Softmax: это математическая функция, часто используемая в машинном обучении для задач классификации для преобразования сырых оценок в вероятности. Мы можем представить Softmax как котят, которые делятся лакомствами в зависимости от того, насколько им нравится каждое из них. Каждый котёнок присваивает каждому лакомству оценку (raw score) в зависимости от своих предпочтений, а затем softmax рассчитывает вероятность того, что каждое лакомство будет выбрано путем нормализации этих оценок. В качестве окончательного выбора выбирается лакомство с наибольшей вероятностью.

Рассмотрим основные блоки созданного ИИ и определим, к какой части архитектуры что принадлежит.

```
class TokenAndPositionEmbedding(keras.layers.Layer):
    def __init__(self, maxlen, vocab_size, embed_dim):
        super().__init__()
        self.token_emb = keras.layers.Embedding(input_dim=vocab_size, output_dim=embed_dim)
        self.pos_emb = keras.layers.Embedding(input_dim=maxlen, output_dim=embed_dim)

    def call(self, x):
        maxlen = keras.ops.shape(x)[-1]
        positions = keras.ops.arange(start=0, stop=maxlen, step=1)
        positions = self.pos_emb(positions)
        x = self.token_emb(x)
        return x + positions
```

Рисунок 2 – Класс TokenAndPositionEmbedding

Input Embedding представлено в классе TokenAndPositionEmbedding, где токены кодируются с помощью self.token_emb и добавляется позиционное кодирование с помощью self.pos_emb.

Positional Encoding добавляется к токенам для сохранения информации о порядке слов в предложении.

Multi-Head Attention используется в self.att, который является экземпляром keras.layers.MultiHeadAttention.

Add & Norm следует за механизмом внимания и фидфорвардным блоком (feed forward block). Он состоит из слоев self.layernorm1 и self.layernorm2, которые выполняют нормализацию, а также операции сложения (residual connections), где результаты внимания и фидфорвардного слоя складываются с входными данными перед нормализацией.

```

class TransformerBlock(keras.layers.Layer):
    def __init__(self, embed_dim, num_heads, ff_dim, rate=0.1):
        super().__init__()
        self.att = keras.layers.MultiHeadAttention(num_heads=num_heads, key_dim=embed_dim)
        self.ffn = keras.Sequential([
            keras.layers.Dense(ff_dim, activation="relu", kernel_regularizer=regularizers.l2(1e-6)),
            keras.layers.Dense(embed_dim, kernel_regularizer=regularizers.l2(1e-6)),
        ])
        self.layernorm1 = keras.layers.LayerNormalization(epsilon=1e-6)
        self.layernorm2 = keras.layers.LayerNormalization(epsilon=1e-6)
        self.dropout1 = keras.layers.Dropout(rate)
        self.dropout2 = keras.layers.Dropout(rate)

    def call(self, inputs):
        attn_output = self.att(inputs, inputs)
        attn_output = self.dropout1(attn_output)
        out1 = self.layernorm1(inputs + attn_output)
        ffn_output = self.ffn(out1)
        ffn_output = self.dropout2(ffn_output)
        return self.layernorm2(out1 + ffn_output)

```

Рисунок 3 – Класс TransformerBlock

Feed Forward представлено с помощью self.ffn, который является последовательностью (keras.Sequential) двух полносвязных слоев (keras.layers.Dense).

Output Softmax используется в самом конце модели, после последовательности слоев, в последнем слое keras.layers.Dense(2, activation="softmax"), который преобразует выходные данные в вероятности двух классов.

Dropout в keras.layers.Dropout используется дважды в TransformerBlock после механизма внимания и фидфорвардного слоя, а также в основной части модели перед последними полносвязными слоями. Он помогает предотвратить переобучение, случайным образом «выключая» некоторые нейроны во время обучения.

Linear реализован в self.ffn, внутри которого полносвязные слои (keras.layers.Dense) выполняют линейные преобразования.

После выполнения работы ИИ не даёт балльную оценку. ИИ внедряется в веб-приложение, в ходе работы которого, через внутреннюю логику приложения, результаты распределяются на 5 классов:

1. Очень положительные;
2. Преимущественно положительные;
3. Нейтральные;
4. Преимущественно отрицательные;
5. Очень отрицательные.

Это сделано в силу того, что перед нами не стоит задача выполнять задачу профессиональных критиков, которые ставят баллы по разным критериям, собирая их в единую оценку. Нам нужно помочь пользователю определиться с выбором.

В качестве сферы, для которой будет разработан веб-сервис, выберем сферу кинематографа. Многие пользователи сети Интернет оставляют отзывы о фильмах и сериалах на специализированных веб-ресурсах. А на некоторых составляются рейтинги лучших и худших произведений кинематографа. Для

изучения работоспособности и характеристик модели искусственного интеллекта возьмём датасет с русскоязычного интернет-сервиса с условно свободно редактируемой базой данных «Кинопоиск».

Результаты показаны в формате Матрицы ошибок (Confussion Matrix) в табл. 1.

Таблица 1 – Матрица ошибок

Реальные значения		Предсказанные	
		Отрицательные	Положительные
	Отрицательные	2767	115
	Положительные	224	5097

Данная таблица позволяет получить данные о характеристике ИИ, понять, насколько точно описаны данные модели. Рассмотрим точность и полноту нашей модели.

Точность обозначает долю корректно определённых объектов, названных классификатором положительными. Т.е. отношение истинно положительных прогнозов к общему числу положительных прогнозов, сделанных моделью (истинно положительные + ложноположительные). В данном случае точность можно рассчитать следующим образом:

$$\text{Точность} = 5097 / (5097 + 115) \approx 0.98$$

Это означает, что при предсказании положительного результата она правильна примерно в 98% случаев.

Полнотой (или чувствительностью) называют отношение истинно положительных прогнозов к общему числу фактически положительных случаев в наборе данных (истинно положительные и ложноотрицательные). В данном случае полноту можно рассчитать следующим образом:

$$\text{Полнота} = 5097 / (5097 + 224) \approx 0.96$$

Это означает, что модель правильно идентифицирует около 96% всех фактически положительных случаев в наборе данных.

В итоге можно сказать, что разработанная модель ИИ имеет высокую точность (примерно 0.98), что означает низкую долю ложноположительных результатов. Также высокую полноту (примерно 0.96), указывающую на то, что она эффективно улавливает большинство положительных случаев в наборе данных.

В данной статье мы рассмотрели проблему объективизации оценок на онлайн-платформах отзывов и предложили решение с использованием ИИ. Разработанная модель ИИ позволяет автоматизировать процесс принятия решений и анализа информации без субъективного вмешательства человека, что делает процесс более объективным.

Разработанная система может быть применена в различных сферах, включая электронную коммерцию, развлекательную индустрию и туризм. Она поможет пользователям принимать более информированные решения при выборе товаров или услуг, основываясь на объективных данных.

В целом, система предлагает новый подход к оценке отзывов, который может улучшить качество принимаемых решений и помочь компаниям лучше понимать своих клиентов.

Библиографический список

1. Руководство по использованию отзывов и рейтингов на сайте для увеличения продаж [Электронный ресурс]. URL: <https://vc.ru/marketing/308264-rukovodstvo-po-ispolzovaniyu-otzyvov-i-reytingov-na-sayte-dlya-uvelicheniya-prodazh> (дата обращения: 20.04.2024).
2. Использование отзывов при онлайн-покупках [Электронный ресурс]. URL: https://datainsight.ru/sites/default/files/DI_Aliexpress_GuidedBuying.pdf (дата обращения: 20.04.2024)
3. Траск Э. Грокаем глубокое обучение. СПб.: Питер, 2022. 352 с.
4. Курвилль А., Гудфеллоу Я., Бенджио И. Глубокое обучение. М.: ДМК Пресс, 2018. 652 с.
5. Мэрфи К.П. Вероятностное машинное обучение. М.: ДМК Пресс, 2023. 990 с.
6. All you need is attention [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.03762> (дата обращения: 20.04.2024).
7. Keras. Text classification with Transformer [Электронный ресурс]. URL: https://keras.io/examples/nlp/text_classification_with_transformer (дата обращения: 13.04.2024).

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A METHOD OF OBJECTIVISATION OF RESPONSIVE PLATFORMS.

Vagulich A.R., Alekseev D.A., Prokopik A.A.

Scientific adviser: Isabekova O.A.

MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia

Abstract. *The article discusses the problem of objectivity of ratings and reviews on review platforms used to evaluate goods and services. It proposes the use of artificial intelligence as a tool to improve the objectivity of reviews. The importance of using new approaches based on modern technologies to improve the effectiveness of review platforms is noted.*

Keywords: *artificial intelligence, objectivity, review platforms.*