

Моисеев Владислав Павлович, магистрант
ФГАОУ ВО МГТУ «СТАНКИН» г. Москва

Стоякова Ксения Леонидовна
кандидат педагогических наук
ФГАОУ ВО МГТУ «СТАНКИН» г. Москва

АНАЛИЗ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО КОНТЕНТА В ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОМ ВЗАИМОДЕЙСТВИИ: ВЫЗОВЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ

Аннотация: статья посвящена анализу эмоционального контента в пользовательском взаимодействии. Разбираются проблемы, связанные с пониманием эмоционально-окрашенной лексики пользователя, и предлагаются решения данных проблем.

Ключевые слова: эмоциональный контент, лексика пользователя, методы машинного обучения, данные.

Анализ эмоционального контента в пользовательском взаимодействии является актуальной задачей, ставящей перед исследователями и практиками ряд вызовов, связанных с интерпретацией результатов работы поисковых систем и учетом эмоций пользователей в информационных системах для предоставления релевантной информации. Понимание эмоциональной лексики пользователей способно помочь разработчикам в создании более удобных и эффективных систем, способных повышать уровень лояльности информации под индивидуального человека.

Анализ эмоционального контента является сложной задачей из-за многообразия выражений и субъективности интерпретации эмоций, что требует разработки специализированных методов и моделей для его эффективной обработки.

Примеры основных автоматических методов, которые будут использоваться для улучшения результатов анализа эмоций:

- Обработка естественного языка (NLP).
- Классические методы машинного обучения (SVM, Naive Bayes, Random Forest, k-means).
- Глубокое обучение (DL).
- Специализированные методы для анализа мультимедийных данных от пользователя.

Одним из основных вызовов является нехватка аннотированных данных для обучения моделей анализа эмоций. Разработка точных и надёжных моделей анализа эмоций часто сталкивается с нехваткой аннотированных данных. Это вызывает необходимость привлечения большого количества аннотаторов, что может быть трудоемким и затратным процессом. Важно также учитывать, что эмоциональные реакции пользователей могут быть контекстозависимыми и изменчивыми в разных ситуациях.

Одним из выходов в решении данной ситуации может служить как использование методов обучения без разметки данных (методы машинного обучения без учителя), так и использование автоматизированных способов для создания размеченных качественно сгенерированных данных. В обоих случаях стоит соблюдать баланс количества признаков в исходном датасете. При крайне малом количестве признаков модели будет сложно выявлять закономерности, что приведёт к плохим результатам обучения. Если же создать слишком разнообразные и репрезентативные датасеты, отражающих очень различные контексты и сценарии пользовательского взаимодействия, то модель будет учиться подстраиваться под каждый из случаев, что ухудшит обобщающую способность модели, что покажет плохие результаты на реальных данных, в связи с чем модель будет не пригодна для реального пользования.



Исходя из данных размышлений, стоит сделать выводы о том, что необходимо абстрагироваться от реального разнообразного спектра эмоций, выделить некоторое основное количество признаков, которые будут участвовать при обучении модели. Данный набор эмоционального спектра стоит наполнить достаточным количеством качественно размеченных данных, благодаря чему будет восполнена необходимая норма по количеству признаков в датасете. Это позволит в некоторой степени улучшить обучаемость модели, уменьшить вероятность переобучения, а также сделает чекпоинт пригодным для использования на обычных неразмеченных реальных данных. Стоит учитывать, что количество данных, которые должны быть использованы для обучения достоверно не известно. Данное число, а также количество классов у модели определяется экспериментальным путём при анализе и интерпретации результатов обучения модели при текущей выбранной разработчиком стратегии создания готового продукта. Однако, данное число не исчисляется десятками примерами, если необходимо использовать модель на реальных данных, и даже не сотнями. Для первой тестовой реализации модели необходимо обычно не менее 1000 данных, разметка которых вручную будет в одиночку практически невыполнима, или будет выполнена при большем расходе времени, нежели при иной стратегии создания чекпоинта модели. В связи с этим стоит отметить, что данная стратегия могла бы иметь смысл, если бы точность модели была бы главным приоритетом, а также были средства и время для коллективной разметки подготавливаемых данных.

Иным вызовом в разработке программного продукта является ограниченность знаний разработчика о научных сферах, которые изучают механизмы эмоций у человека. Анализ эмоционального контента в пользовательском взаимодействии имеет пересечения с другими научными областями исследований, такими как психология, социология и нейробиология. Взаимодействие с представителями этих дисциплин, а также изучение некоторых базовых тем данных исследований может помочь при разработке модели машинного обучения благодаря улучшенному подходу к анализу эмоций.

Сбор данных об эмоциональном состоянии пользователей поднимает важные вопросы конфиденциальности и этики. Необходимо уделять особое внимание обеспечению защиты конфиденциальности персональных данных пользователей и соблюдению принципов этического использования информации. Это включает в себя разработку соответствующих политик безопасности данных, прозрачных правил сбора и обработки информации, а также механизмов контроля за доступом к чувствительным данным. В связи с тем, что политика сбора данных должна быть реализована с учётом требований к безопасности данных пользователя, все данные для обучения могут быть взяты от реальных людей с применением операций обезличивания или должны быть искусственно сгенерированы таким образом, чтобы данные смогли качественно передать необходимые признаки для классификации в модель.

Развитие средств анализа эмоционального контента требует не только совершенствования методов обработки данных, но и создания удобных инструментов для их применения и визуализации результатов. Это может включать в себя разработку специализированных программных пакетов и интерфейсов для работы с эмоциональными данными, а также создание инструментов для автоматизации процессов сбора, возможного аннотирования и анализа данных.

Стоит обратить внимание в том числе на аспекте взаимодействия реализованного программного продукта с иными разработанными или разрабатываемыми программными обеспечениями от других разработчиков. Для полноценного работающего продукта, если он широко используется в своей области и не является приватной узконаправленной реализацией с закрытым тестированием и использованием модели узким кругом лиц, стоит разработать необходимый пакет функций для реализации основных потребностей разработчиков в их программах. Чтобы иные люди могли воспользоваться необходимым функционалом программного интерфейса, необходимо в ходе разработки уделить время в написании качественной документации по использованию реализованных функций в своем программном обеспечении.



Для начала разработки программного обеспечения с использованием модели машинного обучения стоит обсудить с руководителем проекта техническое задание, которое должно основываться на покрытии основных требований пользователей в поиске необходимой релевантной информации. В ходе обсуждения требований к реализовываемому программному продукту нужно учитывать целесообразность в исполнении возможностей программы так, чтобы команда разработки смогла успевать выполнять необходимые для демонстрации наработки в определённые заранее сроки, чтобы не возникла ситуация с переносом сроков релиза программного продукта. В техническом задании необходимо описать цели и назначения модели машинного обучения для решения поставленных задач. Необходимо учитывать все основные характеристики объектов, которые подвергнуты автоматизации для улучшенного понимания работы с данными и реализации модели.

При написании кода для реализации программного продукта стоит изучить и придерживаться утверждённых новых стандартов к программному обеспечению, которое создано на основе использования искусственного интеллекта и моделей машинного обучения с целью классификации используемых данных. Создание реализации на основе данных стандартов поможет при разработке в обеспечении качества программы, восприятии определённых границ использования модели при решении поставленных задач, а также уменьшит риски неправильной интерпретации подходов к разработке программы.

Несмотря на множество вызовов, которые ставятся перед разработчиком в создании программного продукта с применением искусственного интеллекта и машинного обучения, есть немало перспектив у данной идеи.

К примеру, анализ мультимедийной составляющей пользователя при взаимодействии с программным обеспечением может существенно увеличить релевантность данных, которые пользователь хотел бы получить. При изучении характеристик из многих форм источников данных будет возможным разнообразить применение реализации, что позволит более детально изучить работу программы с каждым пользователем индивидуально.

Одним из перспективных направлений исследования является анализ динамики эмоционального контента во времени. Это позволит выявить изменения в эмоциональной тональности пользовательских реакций на различные события и тенденции в развитии эмоциональных образов в онлайн-среде.

Также есть перспектива направления исследования в улучшении методов анализа эмоций в выявлении неявных и скрытых эмоциях, которые могут выражаться в сарказме и иных данных, которые трудно различать, имея всего лишь набор текстовых данных.

Список литературы:

1. Семантический анализ [Текст]: некоторые проблемы автоматической обработки текста / Мочалова А. В., Захаров В. П., Кузнецов В. А., Мочалов В. А. – Петрозаводск: ИКИР ДВО РАН, 2016. – 59 с. – ISBN 978-5-904-704-56-8.
2. Применение сверточных нейронных сетей для задач NLP // Хабр: [сайт]. – 2024. – URL: <https://habr.com/ru/companies/ods/articles/353060/> (дата обращения: 26.03.2024).
3. Разметка данных в машинном обучении: процесс, разновидности и рекомендации // Хабр: [сайт]. – 2024. – URL: <https://habr.com/ru/articles/678524/> (дата обращения: 26.03.2024).
4. Bag of tricks для разметки текстовых данных: Часть 1. Четыре способа разметать меньше // Хабр: [сайт]. – 2024. – URL: https://habr.com/ru/companies/mts_ai/articles/719620/ (дата обращения: 26.03.2024).
5. Новый протокол машинного обучения Confidential-DPproof от Brave // Хабр: [сайт]. – 2024. – URL: <https://habr.com/ru/companies/brave/articles/798837/> (дата обращения: 26.03.2024).

