

doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-3-556-564

УДК 004.032.26

Программная реализация информационной системы с мультиклассовым энкодером для анализа комментариев социальных сетей

Михаил Александрович Лось¹, Наталья Владимировна Нятина²✉,
 Евгений Васильевич Головацкий³

^{1,2,3} Кемеровский государственный университет, Кемерово, 650000, Российская Федерация

¹ mihaill.los124@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0005-2978-4659>

² kozeeva_n@mail.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0002-8512-3282>

³ xomaik@rambler.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8485-5852>

Аннотация

Введение. Представлен прикладной подход к автоматизированной разметке пользовательских коммуникаций в социальной сети «ВКонтакте» и построению компактной нейросетевой модели для одновременного определения коммуникативного класса комментария (конструктивный/деструктивный/нейтральный) и его тональности (положительное/отрицательное/нейтральное). Эмпирическая база содержит 996 пар «пост-комментариев», собранных из популярных региональных сообществ с акцентом на городские и новостные тематики. **Метод.** Архитектурно применен русскоязычный энкодер языковой модели, основанной на архитектуре «трансформер», с многоцелевой постановкой. Токенизация реализована по схеме WordPiece, оптимизация проведена по взвешенной кросс-энтропии с класс-весами для компенсации дисбаланса, валидация — стратифицированная. Качество оценивается по метрике масго-F1 для обеих задач. Для устойчивости модели на малом корпусе использована «заморозка» энкодера на первую эпоху с последующей короткой донастройкой, а также итеративное дообучение на новых размеченных партиях через веб-интерфейс. Элементы объяснимости нейросети обеспечены подсветкой вкладов токенов (на основе сверточного модуля внимания) и поиском ближайшего примера из обучающей выборки, что связывает решение модели с интерпретируемыми языковыми маркерами. Экспериментальная апробация на процессорной инфраструктуре показала достижимость работы без графического ускорителя и внешних сервисов при ограничении контекста. **Основные результаты.** Исходные результаты на базовом корпусе демонстрируют ожидаемо невысокие значения масго-F1 из-за дисбаланса и объема данных (порядка 0,31 для конструктивности и 0,20 для тональности), однако включение класс-весов, коротких циклов дообучения приводят к устойчивому росту метрик без деградации на редких классах. Практический результат работы заключается в объединении контекстно-зависимой классификации «пост-комментарий», двуглавого многозадачного обучения и минималистичной схемы развертывания, с использованием программных пакетов FastAPI и Gradio, в воспроизводимый инструмент мониторинга сетевых коммуникаций. **Обсуждение.** Научная новизна работы отражается в совместной контекстной классификации тональности анализируемого текста, а также в применении цикла «доразметка»–«дообучение»–«валидация» с элементами объяснимости, что отличает подход от одноцелевых моделей сентимент-анализа и поведенческих схем детекции онлайн коммуникации.

Ключевые слова

нейронная сеть, программный алгоритм, тональность, модель, разметка текста

Благодарности

Материалы подготовлены при поддержке гранта РНФ № 24-28-01230 «Социальная и политическая мобилизация конструктивного и деструктивного типа в условиях множества сетевых миров сибирских регионов ресурсного развития: возможности применения инструментов data-mining».

Ссылка для цитирования: Лось М.А., Нятина Н.В., Головацкий Е.В. Программная реализация информационной системы с мультиклассовым энкодером для анализа комментариев социальных сетей // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2026. Т. 26, № 3. С. 556–564. doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-3-556-564

Software implementation of an information system with a multiclass encoder for analyzing social media comments

Mihail A. Los¹, Nataliya V. Nyatina²✉, Eugeny V. Golovatsky³

^{1,2,3} Kemerovo State University, Kemerovo, 650000, Russian Federation

¹ mihail.los124@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0005-2978-4659>

² kozeeva_n@mail.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-8512-3282>

³ xomaik@rambler.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8485-5852>

Abstract

The paper presents an applied approach to the automated markup of user communications in the social network VKontakte (VK) and the construction of a compact neural network model for simultaneously determining the communicative class of a comment (constructive/destructive/neutral) and its tonality (positive/negative/neutral). The empirical database contains 996 “post-comment” pairs collected from popular regional communities with an emphasis on urban and news topics. Architecturally, a Russian-language BERT-compatible encoder with a multi-purpose formulation is used. Tokenization is implemented according to the WordPiece scheme, optimization is carried out using weighted cross-entropy with class weights to compensate for the imbalance, validation is stratified. The quality is assessed using the macro-F1 metric for both tasks. For the stability of the model on a small case, the encoder is “frozen” for the first epoch followed by a short adjustment as well as iterative retraining on new marked-up batches via the web interface. The explanatory elements of the neural network are provided by highlighting the contributions of tokens (based on the “attention” convolution) and searching for the nearest example from the training sample which connects the model solution with interpreted language markers. Experimental testing on the processor infrastructure has shown that it is achievable to work without a graphics accelerator and external services with limited context. The initial results on the base case demonstrate the expected low values of macro-F1 due to the imbalance and volume of data (about 0.31 for constructiveness and 0.20 for tonality), however, the inclusion of class weights and short cycles of retraining lead to a steady increase in metrics without degradation on rare classes. The practical result of the work is to combine the context-sensitive “post-comment” classification, two-headed multitasking training, and a minimalistic deployment scheme using the FastAPI and Gradio software packages into a reproducible network communications monitoring tool. The scientific novelty is reflected in the joint contextual classification of the tonality of the analyzed text as well as in the application of the “markup”–“retraining”–“validation” cycle with elements of explainability, which distinguishes the approach from single-purpose models of sentiment analysis and behavioral detection schemes for online communication.

Key words

neural network, software algorithm, tonality, model, text markup

Acknowledgements

The materials were prepared with the support of the Russian Science Foundation grant No. 24-28-01230 “Social and political mobilization of constructive and destructive types in the conditions of multiple network worlds of Siberian regions of resource development: opportunities for using data-mining tools”.

For citation: Los M.A., Nyatina N.V., Golovatsky E.V. Software implementation of an information system with a multiclass encoder for analyzing social media comments. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2026, vol. 26, no. 3, pp. 556–564 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-3-556-564

Введение

Современные тенденции развития цифровой коммуникации обновляют исследовательские подходы к диагностике ее содержания и изучению междисциплинарными методами [1]. Социальные сети — не только пространство для взаимодействия и обмена информацией «всех со всеми», но и поле для определенных угроз и рисков [2, 3]. Нейронные сети способны эффективно анализировать текст на содержание конструктивности и деструктивности благодаря способности обрабатывать большие объемы данных и определять тональность [4, 5]. Для повышения надежности оценок необходима предварительная обработка данных для устранения шумов и проверки их согласованности [6]. В современных междисциплинарных исследованиях задача анализа тональности текста и его классификации с использованием машинного обучения и нейронных сетей актуальна. Рассмотрим сравнение методологии данного исследования с уже апробированными подходами. The paper presents an applied approach to the automated markup of user communications in the social network

VKontakte (VK) and the construction of a compact neural network model for simultaneously determining the B работе [7] выполнено сравнение рекуррентных архитектур (SimpleRNN, Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU)) на пользовательских комментариях. В [7] показано, что модели с «памятью» (LSTM/GRU) дают наилучшие результаты по метрике Receiver Operating Characteristic — Area Under Curve, но обучаются на отдельных текстах без учета контекста, решая только задачу полярности высказывания. Это полезная базовая точка, но она не учитывает конструктивность/деструктивность реплик в дискуссии. Смежные исследования ориентированы на детекцию сетевых угроз и предлагают сетевые поведенческо-эмоциональные признаки коммуникации с кластеризацией (самоорганизующиеся карты Кохонена) на уровне пользователей [8]. Этот подход устойчив к вариативности лексики, опираясь на агрегированные статистики, однако не обладает прогнозным потенциалом для конкретного комментария и не способен осуществить мультиклассовую лингвистическую типологию высказываний. В современных научно-технических работах подробно

изучены многозадачные трансформеры с единым энкодером и несколькими «головами» для сопряженных задач («агрессия»–«ненависть», «токсичность»–«обоснование», «настроение»–«позиция») [9, 10].

Предлагаемая в настоящей работе архитектура отличается от перечисленных по трем ключевым направлениям: вход, обучение, данные (верифицированы и сегментированы автоматически по содержанию). На входе используется контекстно-парный формат «[POST]... [COMMENT]...», классифицируя комментарии в соотношении с исходной публикацией. Учебный контур сочетает двуглавую постановку («label» и «sentiment») с тренингом на центральном процессоре: короткие эпохи, заморозка энкодера на первой итерации, класс-веса по обратной частоте для каждой «головы» и «Human-in-the-Loop» через веб-интерфейс с быстрым пересчетом метрик. Все это упаковано в воспроизводимое Docker-развертывание без использования графического процессора и рассчитано на малые доменные партии [11]. Корпус собран из крупнейших региональных сообществ «ВКонтакте» Сибирского федерального округа с сохранением пары «пост-комментарий» и обезличенных метаданных [12]. Сверх нейросетевого вывода предлагаются к вычислению интерпретируемые показатели (вежливость, аргументативность, семантическая близость, табуированная лексика и др.), агрегируемые в индексы Cscore/Dscore. Дополнительно применяются сверточный модуль внимания по слоям/«головам» и поиск ближайшего обучающего примера, что привязывает предсказание к языковым маркерам.

Описание метода

Процесс сбора и характеристика исходных данных. Алгоритм сбора исходных данных можно представить в виде концептуальной знаково-символьной модели (рис. 1).

Представленная схема описывает линейный конвейер формирования обучающего корпуса из пользовательских коммуникаций «ВКонтакте» за фиксированный период наблюдения (01.06.2025–31.08.2025). На вход конвейера задаются временное окно, перечень целевых сообществ с наибольшим числом подписчиков и режим выгрузки. Программный модуль на Python 3.12, взаимодействуя с «VK API», последовательно обходит выбранные сообщества, извлекает тексты публикаций и связанные с ними комментарии, а также минимальные служебные идентификаторы, и формирует черновую таблицу в формате XLSX. На следующем этапе выполняется экспертная фильтрация корпусов, включающая базовую очистку пустых данных и значений с URL-ссылками, исключение источников с нерепрезентативной или монотонной коммуникацией, приоритет сохраняется за городскими сообществами и интернет-СМИ, после чего из каждого оставшегося сообщества отбирается сопоставимый по объему фрагмент так, чтобы суммарный пакет составлял порядка 500 строк: «пост-комментарий» для ускорения процесса разметки и дообучения в рамках исследования. Такой выравнивающий отбор уменьшает сэмпловый дисбаланс в сторону одного языка или одной аудитории и повышает переносимость последующего обучения [13]. Отобранные данные переводятся в единую таблицу обучения, где тексты публикаций и комментариев выносятся в отдельные колонки, а обезличенные пользовательские метаданные (город, пол, год рождения пользователей) при необходимости фиксируются отдельными столбцами и используются исключительно для последующего социолингвистического анализа. На этой же стадии выполняется ручная разметка двух целевых меток: конструктивности высказывания (label: constructive/destructive/neutral) и тональности (sentiment: positive/negative/neutral), с учетом опыта работы команды с текстами такого вида. Подобные признаки сохраняют

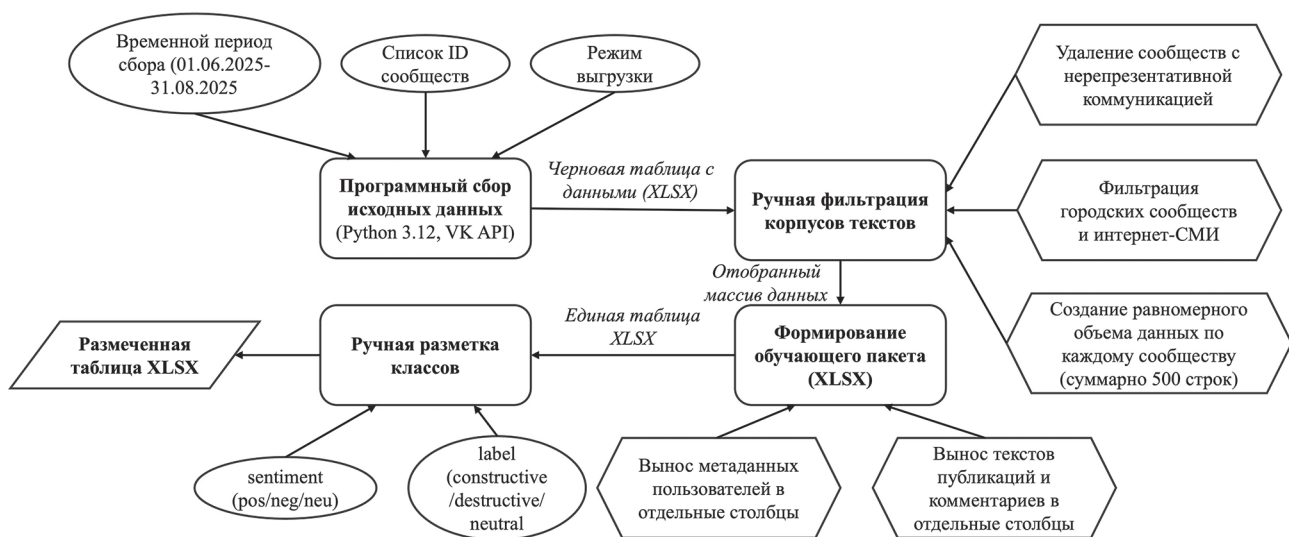


Рис. 1. Концептуальная модель сбора исходных данных.

ID — уникальный идентификатор сообщества в «ВКонтакте»; sentiment: pos/neg/neu — настроение: позитивное/негативное/нейтральное; label: constructive/destructive/neutral — метка: конструктивный/деструктивный/нейтральный

Fig. 1. Conceptual model of source data collection

ценность в аналитике «поверх» модели, но не должны подменять истину обучения. Размеченная таблица в формате XLSX становится стандартным входом для интерфейса дообучения нейросетевой модели¹.

Программная архитектура модели и информационной системы. Предлагаемая программная модель реализует многоцелевой трансформерный энкодер с двумя выходами и работает на паре текстов «публикация»–«комментарий». На этапе подготовки входов пост и комментарий объединяются в одну строку с явной разметкой сегментов. Длина ограничивается заданным максимумом токенов (в рамках исследования брался диапазон токенов в количестве от 384 до 512), приоритет отдается сохранению концовки комментария, поскольку именно в завершающих фрагментах чаще встречаются маркеры конструктивности и тональности.

Токенизация выполняется WordPiece из предобученной языковой модели на архитектуре «трансформер», адаптированной для работы с русским языком [14]. Общий энкодер представляет собой компактную трансформерную модель, на выходе которой формируется единый вектор представления текста: если у базовой модели доступен pooler-выход, используется он, если нет, рассчитывается маскированное среднее последнего скрытого слоя с последующим dropout. На этом общем признаковом векторе обучаются две независимые классификационные «головы»: первая предсказывает коммуникативный класс комментария (constructive/destructive/neutral), вторая тональность (positive/negative/neutral) [15].

Обе «головы» являются линейными слоями поверх общего представления, а на выводе применяются вероятностные оценки, позволяющие интерпретировать уверенность модели².

Обучение организовано как взвешенная совместная оптимизация двух кросс-энтропий следующим образом: вклад задачи классификации конструктивности задается коэффициентом приоритета, тональность дополняет его оставшейся долей. Для компенсации дисбаланса классов в каждую из функций потерь подаются весовые коэффициенты, рассчитанные по обратной частоте классов на тренировочной выборке с мягким отсечением экстремальных значений. Это стабилизирует обучение на малых и перекошенных корпусах. Режим дообучения ориентирован на центральный процессор: короткие эпохи с небольшим шагом обучения, начальная «заморозка» энкодера, при которой обновляются лишь классификационные «головы», а затем «разморозка» и совместная адаптация всей модели. Такой график снижает риск катастрофического забывания и позволяет быстро инкорпорировать небольшие доменные добавки данных.

На инференсе модель возвращает вероятности и итоговые метки по обоим задачам. В прикладном режиме используется рабочий порог доверия (0,70), ниже которого случаи помечаются как «неуверенные»

и направляются на ручную проверку с последующим включением в дообучение. Для повышения интерпретируемости реализован легкий пост-хок анализ внимания: сверточная матрица внимания по слоям и «головам» позволяет подсветить слова и фразы, повлиявшие на решение, а поиск ближайшего обучающего примера по эмбедингам служит контекстной опорой для эксперта³. При этом нейросеть находится на стадии тестирования и доработки в общем доступе⁴.

На рис. 2 представлена диаграмма контекста программного комплекса нейросети, показывающая как исследуемая модель вписывается во внешнее окружение, включая пользователей и программные зависимости.

Веб-сервис для классификации текстовых данных «ВКонтакте» (VK-CLS), выполняет инференс и дообучение модели по двум классам (метка конструктивности и тональность). Сервисом пользуется пользователь-эксперт через веб-браузер следующим образом: он вводит тексты поста и комментария, загружает размеченные XLSX массивы для дообучения и просматривает метрики качества. Во внешнюю систему интерфейса взаимодействия с данными и функциональностью «ВКонтакте» (VK-API) с помощью офлайн-скрипта поступают «сырые данные» для формирования обучающих пакетов. Это источник данных, но не часть развернутого веб-сервиса. Хранилище томов, является постоянным файловым хранилищем. Оно обеспечивает устойчивость и воспроизводимость между перезапусками нейросети.

На рис. 3 показана диаграмма контейнеров, представляющая собой более детальную структуру веб-сервиса VK-CLS [16].

Пользователь-эксперт работает в веб-браузере по HTTP. Входящие запросы принимает обратный прокси-сервер (Caddy) по порту 80/443, и терминирует TLS (при наличии SSL-сертификата) и проксирует трафик к приложению. Бизнес-логика сосредоточена в контейнере «Приложение на Python 3.12», состоящего из веб-фреймворка FastAPI, предоставляющего REST-эндпоинты (инференс, расчет метрик, дообучение), а Gradio создает пользовательский интерфейс [17, 18]. Для пополнения корпуса отдельный фоновый процесс приложения обращается к VK API и получает «сырые тексты» публикаций и комментариев.

В персистентное хранилище томов контейнер «Приложение» читает или пишет артефакты: model/ — содержит актуальные веса и метаданные; new/ — временные веса; logs/ — журналы и отчеты о сессиях обучения и инференса; whl/ — оффлайн-кэш Python-пакетов для воспроизводимых сборок; train_index/ — индексы и эмбединги для поиска «похожих примеров».

На рис. 4 представлена диаграмма компонентов, декомпозирующая главный контейнер Приложение, содержащий разработанную модель нейросети.

³ Конфигурация Docker-контейнера // Яндекс Диск URL: <https://disk.yandex.ru/d/KSiESBYtMaoVMw> (дата обращения: 19.12.2025).

⁴ Программный код модели нейросети // Яндекс Диск URL: <https://disk.yandex.ru/d/2zOZkdkMPblOEQ> (дата обращения: 19.12.2025).

¹ Наборы данных // Яндекс Диск URL: <https://disk.yandex.ru/d/4Me8jN3LJINO3A> (дата обращения: 19.12.2025).

² Классификатор (label + sentiment) // URL: <http://194.67.88.174/> (дата обращения: 19.12.2025).

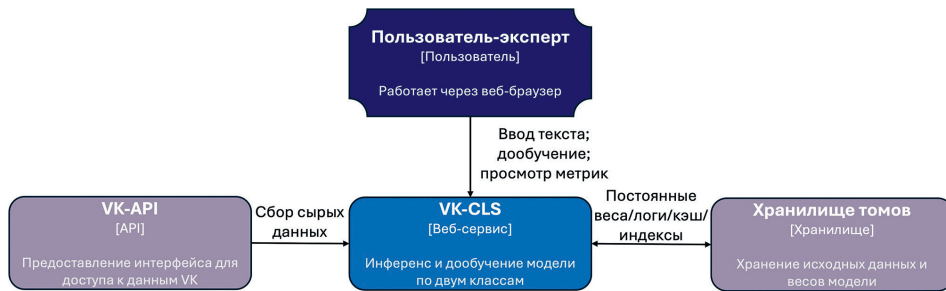


Рис. 2. Диаграмма контекста программного комплекса нейросети

Fig. 2. Neural Network Software Package Context diagram



Рис. 3. Диаграмма контейнеров веб-сервиса VK-CLS

Fig. 3. Diagram of VK-CLS web service containers

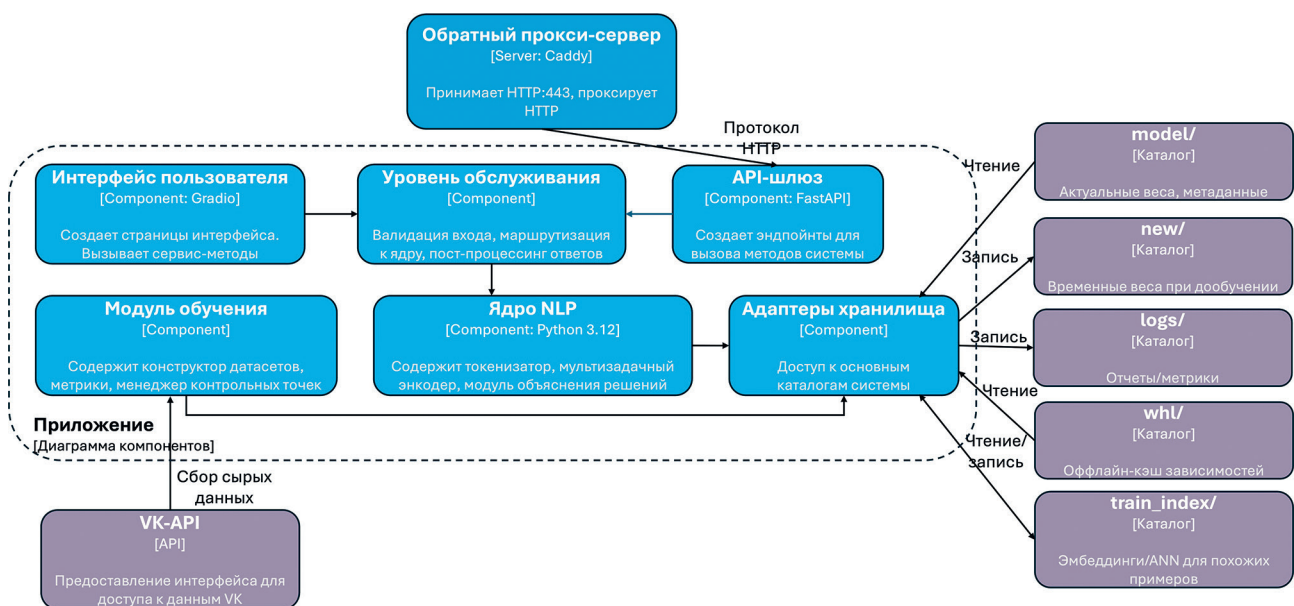


Рис. 4. Диаграмма компонентов контейнера «Приложение»

Fig. 4. Component diagram of the Application container

Внутри контейнера «Приложения» координирует действия компонент «Уровень обслуживания». Он сопровождает сценарии, собирая цепочки из доменных компонентов. За задачу глубокого обучения отвечает ядро обработки естественного языка (NLP), которое является компактным трансформер-энкодером с двумя «головами» (constructive/destructive/neutral и positive/negative/neutral) [19]. Оно выполняет токенизацию, инференс и выдает распределения вероятностей. Модуль обучения готовит наборы данных из XLSX, считает веса классов, запускает короткие эпохи «тонкой настройки» с заморозкой/разморозкой слоев, сохраняет промежуточные веса, и по завершению сервис публикует новую версию модели [20]. Адаптеры хранилища инкапсулируют доступ к каталогам.

При публикации веса атомарно подменяются, что исключает «разорванные» состояния. Представлена ссылка на конфигурационный файл Docker-контейнера, в котором собирались все элементы системы¹.

Апробация метода

Оценивание проводилось на отложенной выборке $N=149$ пар «публикация-комментарий» из региональных сообществ ВКонтакте. Контекст ограничен 384 токенами, обучение проводилось по взвешенной кросс-энтропии с класс-весами [21]. Сводные показатели метрик представлены в табл. 1.

¹ Программный код загрузки комментариев // Яндекс Диск URL: <https://disk.yandex.ru/d/HB0YUqVvnWhTZA> (дата обращения: 19.12.2025).

На задаче «label» модель уверенно распознает классы neutral ($F1\text{-score}=0,737$) и удовлетворительно destructive ($F1\text{-score}=0,484$). Класс constructive определяется хуже ($F1\text{-score}=0,250$), что типично для дисбалансных корпусов и пересечения конструктивной лексики с neutral. Сводная метрика macro-F1(label)=0,490 на валидации $N=149$ подтверждает средний уровень качества при сильной зависимости от класса. В задаче «sentiment» картина похожа: neg и neu распознаются ровно ($F1\text{-score}=0,60$), тогда как pos падает ($F1\text{-score}=0,171$). Итоговая macro-F1(sentiment)=0,458. Низкие значения pos и constructive классов указывают на нехватку репрезентативных примеров и тематическую близость к neutral. Таким образом, модель стабильна на neutral и neg/destructive, но требует донабора и целевого дообучения по constructive и pos (баланс классов, усиленные class-weights, активный отбор пограничных случаев). Для пользовательского режима важно вводить порог уверенности (например, p больше 0,7) и отправлять неуверенные предсказания на ручную проверку с последующим включением в дообучение [22].

Матрицы ошибок (табл. 2) уточняют характер неверных предсказаний модели.

Для задачи «label» основная утечка идет из класса constructive в destructive и neutral, что является индикатором конструктивных реплик без явных маркеров аргументации, которые маскируются под neutral. Для задачи «sentiment» доминирующей ошибкой является переход из класса pos в neu, что согласуется с короткими формулами вежливости без эксплицитной положительной лексики. Эти наблюдения задают практические

Таблица 1. Сводные метрики качества (валидация, $N=149$)

Table 1. Summary of quality metrics (validation, $N=149$)

Задача	Класс	Precision	Recall	F1-score	Support
label	constructive	0,308	0,211	0,250	19
label	destructive	0,426	0,561	0,484	41
label	neutral	0,768	0,708	0,737	89
label	macro-F1	—	—	0,490	149
sentiment	pos	0,176	0,167	0,171	—
sentiment	neg	0,597	0,607	0,602	—
sentiment	neu	0,600	0,600	0,600	—
sentiment	macro-F1	—	—	0,458	149

Примечание: знак «—» — метрика не была рассчитана программно.

Таблица 2. Матрицы ошибок для обеих задач (валидация, $N=149$)

Table 2. Error matrices for both tasks (validation, $N=149$)

Задача «label»				Задача «sentiment»			
true/pred	constructive	destructive	neutral	true/pred	positive	negative	neutral
constructive	4	9	6	positive	3	6	9
destructive	5	23	13	negative	5	37	19
neutral	4	22	63	neutral	9	19	42

направления улучшения, включающие дополнительный сбор позитивных конструктивных примеров, усиление словаря аргументации, а также class-weights/oversampling для классов constructive и pos.

Обсуждение

Полученные результаты демонстрируют работоспособность контекстной двуглавой модели на реальном русскоязычном материале: на выборке 5500 пар «публикация-комментарий» macro-F1 составил 0,46 для метки конструктивности и 0,44 для тональности. При межклассовом разборе модель устойчивее различает нейтральные и негативные высказывания, тогда как конструктивные и позитивные примеры остаются недостаточно различимыми из-за меньшей представленности и большей вариативности речевых форм. Короткие циклы дообучения и взвешенная кросс-энтропия позволяют снизить данный дисбаланс, а цикл «Human-in-the-Loop» с оперативной доразметкой улучшает качество без существенных вычислительных затрат. С точки зрения инженерии важным является то, что вся система стабильно работает на центральном процессоре и развертывается в контейнерной среде с воспроизводимыми зависимостями. Это упрощает перенос в институциональные контуры и снижает барьер эксплуатации. Элементы объяснимости при этом повышают доверие пользователей и ускоряют корректирующую разметку спорных случаев.

Ограничения настоящей работы связаны прежде всего с размером корпуса и постановкой задачи. В частности, вход ограничен парой «пост-комментарий» без учета полной ветки обсуждения и роли исследователя, конструктивные и позитивные примеры представлены хуже, чем нейтральные и негативные, а данные собраны в конкретном региональном и жанровом сегменте ВКонтакте, что влияет на переносимость. Кроме того, вероятностные выходы требуют калибровки для корректной интерпретации качества работы модели при практическом применении. Дальнейшие направления работы включают расширение корпуса за счет целенаправленного пополнения конструктивных и позитивных классов, активное обучение с приоритизацией редких классов, учет локального контекста ветки коммуникации, калибровку вероятностей, а также осторожное использование полуавтоматических подходов для предварительного отбора кандидатов на ручную разметку. Технически перспективно добавить распоз-

навание иных видов коммуникации, кроме текстовых (ссылки, вложения как текстовые признаки), а также режим регулярной валидации на отложенных данных для мониторинга деградации.

Области применения предложенной системы охватывают вспомогательную модерацию и аналитические панели для редакций и администраций сообществ, социологические и медиа-лингвистические исследования динамики коммуникации, мониторинг триггеров сетевой мобилизации и оценку эффективности вмешательств. В этих сценариях модель полезна как индикатор тенденций и инструмент первичного сортировки, тогда как окончательные решения остаются за экспертами. Также сочетание автоматической предклассификации с управляемой доразметкой обеспечивает приемлемый баланс между масштабом обработки и качеством.

Заключение

В работе предложен воспроизводимый контур автоматизированной разметки и дообучения с интерпретируемыми признаками первого уровня и компактной двуглавой трансформер-моделью для пар «публикация-комментарий». Взвешенная кросс-энтропия, короткие сессии обучения на центральном процессоре и Docker-сборка делают решение устойчивым без графического процессора и внешних сервисов. Элементы объяснимости (подсветка вкладов токенов, ближайшие обучающие примеры) повышают прозрачность решений и ускоряют цикл доразметки, направляя внимание на пограничные случаи. После расширения корпуса до 5500 пар модель на валидации достигает macro-F1=0,46 (задача «label») и 0,44 (задача «sentiment»), что подтверждает практическую применимость подхода для мониторинга сетевых коммуникаций. Преимуществом конфигурации является простое развертывание на центральном процессоре и поддержка непрерывного контура «доразметка»–«дообучение»–«валидация». Архитектура переносима на смежные домены (городские сервисы, образование, здравоохранение) при загрузке небольших доменных выборок и настройке весов классов. В дальнейшем планируется целевая догрузка недопредставленных классов (конструктив/позитив), учет локального контекста ветки, калибровка вероятностей, а также возможная интеграция слабоконтролируемых/полуавтоматических методов и мультязычной поддержки, что расширит спектр прикладного использования и повысит устойчивость модели к динамике дискурса.

Литература

1. Бражникова С.С. Современные цифровые коллаборативные инструменты в российском образовании: опыт, вызовы и перспективы // Вестник МГПУ. Серия: Информатика и информатизация образования. 2025. № 2 (72). С. 60–69. doi: 10.24412/2072-9014-2025-272-60-69
2. Шумкова Н.В., Дадаева Т.М. Факторы вовлеченности студентов в деструктивные практики в реальном и цифровом пространстве // Социологические исследования. 2023. № 2. С. 137–142. doi: 10.31857/S013216250023446-3
3. Карпова А.Ю., Савельев А.О., Вильнин А.Д., Чайковский Д.В. Изучение процесса онлайн-радикализации молодежи в социаль-

References

1. Brazhnikova S.S. Modern digital collaborative tools in Russian education: experience, challenges and prospects. *MCU Journal of Informatics and Informatization of Education*, 2025, no. 2 (72), pp. 60–69. (in Russian). doi: 10.24412/2072-9014-2025-272-60-69
2. Shumkova N.V., Dadaeva T.M. Factors of students involvement in destructive practices in real and digital space. *Sotsiologicheskie Issledovaniya*, 2023, no. 2, pp. 137–142. (in Russian). doi: 10.31857/S013216250023446-3
3. Karpova A.Yu., Savelyev A.O., Kalinin A.D., Tchaikovsky D.V. Studying online radicalization of youth through social media (interdisciplinary approach). *Monitoring of Public Opinion: Economic*

- ных медиа (междисциплинарный подход) // Мониторинг общественного мнения: экономические и социальные перемены. 2020. № 3 (157). С. 159–181. doi: 10.14515/monitoring.2020.3.1585
4. Дудина О.С. Аналитическое моделирование систем с электронной очередью // Журнал Белорусского государственного университета. Математика. Информатика. 2024. № 2. С. 40–53.
 5. Забоев М.В., Халин В.Г., Чернова Г.В., Юрков А.В. Интеллектуальный анализ данных в управлении российской высшей школой // Прикладная информатика. 2022. Т. 17. № 4 (100). С. 17–36. doi: 10.37791/2687-0649-2022-17-4-17-36
 6. Трефилов П.М., Венец В.И., Романова М.А. Вероятностное прогнозирование и оценка достоверности данных в интеллектуальных транспортных системах // Прикладная информатика. 2025. Т. 20. № 2 (116). С. 53–64. doi: 10.37791/2687-0649-2025-20-2-53-64
 7. Жданова А.Н., Куприянов А.В., Голова А.А., Булгаков А.С., Баканов Д.С. Исследование эффективности различных архитектур рекуррентных нейронных сетей для решения задачи анализа тональности русскоязычных комментариев пользователей социальных сетей // Автоматрия. 2023. Т. 59. № 4. С. 29–38. doi: 10.15372/AUT20230404
 8. Pleshakova E.S., Filimonov A.V., Osipov S.T., Gataullin S.T. Identification of cyberbullying by neural network methods // Security Issues. 2022. N 3. P. 28–38. doi: 10.25136/2409-7543.2022.3.38488
 9. Ghosh S., Priyankar A., Ekbal A., Bhattacharyya P. A transformer-based multi-task framework for joint detection of aggression and hate on social media data // Natural Language Engineering. 2023. V. 29. N 6. P. 1495–1515. doi: 10.1017/S1351324923000104
 10. Nelatoori K.B., Kommanti H.B. Multi-task learning for toxic comment classification and rationale extraction // Journal of Intelligent Information Systems. 2023. V. 60. N 2. P. 495–519. doi: 10.1007/s10844-022-00726-4
 11. Солонько М.К., Краснов К.А. DOCKER-контейнеры // Телекоммуникации и информационные технологии. 2020. № 7 (1). С. 65–69.
 12. Вихляев Д.Р., Глаголев В.А. Парсинг данных сообщества «ВКонтакте» с помощью Vk api // Постулат. 2021. № 10 (72). С. 9.
 13. Фомина И.К., Татаурова А.С. Повышение эффективности модели классификации определения тональности текста // Актуальные проблемы экономики и управления. 2022. № 1 (33). С. 55–58.
 14. Ярушклина Н.Г., Мошкин А.А., Константинов А.А. Применение языковых моделей word2vec и bert в задаче sentiment-анализа текстовых сообщений социальных сетей // Автоматизация процессов управления. 2020. № 3 (61). С. 60–69. doi: 10.35752/1991-2927-2020-3-61-60-69
 15. Галеев Д.Т., Панищев В.С. Экспериментальное исследование языковых моделей «трансформер» в задаче нахождения ответа на вопрос в русскоязычном тексте // Информатика и автоматизация. 2022. № 21 (3). С. 521–542. doi: 10.15622/ia.21.3.3
 16. Jamgharyan T. Recommendations for the deployment of equipment for training neural networks // Bulletin of High Technology. 2024. N 3 (31). P. 84–92. doi: 10.56243/18294898-2024.3-84
 17. Лыкова К.Г. Возможности применения Python для моделирования вероятностных задач // Continuum. Математика. Информатика. Образование. 2025. № 1 (37). С. 66–77. doi: 10.24888/2500-1957-2025-1-66-77
 18. Форер А.Л. Решение задачи night object detection на основе применения фреймворка Pytorch и архитектуры Yolov5 // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. 2024. № 12-3 (99). P. 229–232. doi: 10.24412/2500-1000-2024-12-3-229-232
 19. Dasari Ch.M., Bhukya R. MapReduce paradigm: DNA sequence clustering based on repeats as features // Expert Systems. 2022. V. 39. N 1. P. e12827. doi: 10.1111/exsy.12827
 20. Печенин В.А., Печенина Е.Ю. Применение федеративного обучения для нейронной сети поиска подходящих публикаций // Уральский научный вестник. 2023. Т. 4. № 9. С. 19–25.
 21. Shi J., Gao P., Smolic A. Blind image quality assessment via transformer predicted error map and perceptual quality token // IEEE Transactions on Multimedia. 2024. V. 26. P. 4641–4651. doi: 10.1109/tmm.2023.3325719
 22. Иванов Д.О., Савинов Ю.Г. Дообучение нейронных сетей: методы и эксперименты // Ученые записки УлГУ. Серия: Математика и информационные технологии. 2025. № 1. С. 31–40.
 - and Social Changes, 2020, no. 3 (157), pp. 159–181. (in Russian). doi: 10.14515/monitoring.2020.3.1585
 4. Dudina O.S. Analytical modelling of systems with a ticket queue. *Journal of the Belarusian State University. Mathematics and Informatics*, 2024, no. 2, pp. 40–53. (in Russian)
 5. Zabojev M.V., Khalin V.G., Chernova G.V., Yurkov A.V. Data mining in the management of the Russian higher school. *Journal of Applied Informatics*, 2022, vol. 17, no. 4 (100), pp. 17–36. (in Russian). doi: 10.37791/2687-0649-2022-17-4-17-36
 6. Trefilov P.M., Venets V.I., Romanova M.A. Probabilistic forecasting and data reliability assessment in intelligent transportation systems. *Journal of Applied Informatics*, 2025, vol. 20, no. 2 (116), pp. 53–64. (in Russian). doi: 10.37791/2687-0649-2025-20-2-53-64
 7. Zhdanova A.N., Kupriyanov A.V., Golova A.A., Bulgakov A.S., Bakanov D.S. Study of the efficiency of different architectures of recurrent neural networks for sentiment analysis of russian-language comments of social network users. *Optoelectronics Instrumentation and Data Processing*, 2023, vol. 59, no. 4, 417–426
 8. Pleshakova E.S., Filimonov A.V., Osipov S.T., Gataullin S.T. Identification of cyberbullying by neural network methods. *Security Issues*, 2022, no. 3, pp. 28–38. doi: 10.25136/2409-7543.2022.3.38488
 9. Ghosh S., Priyankar A., Ekbal A., Bhattacharyya P. A transformer-based multi-task framework for joint detection of aggression and hate on social media data. *Natural Language Engineering*, 2023, vol. 29, no. 6, pp. 1495–1515. doi: 10.1017/S1351324923000104
 10. Nelatoori K.B., Kommanti H.B. Multi-task learning for toxic comment classification and rationale extraction. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2023, vol. 60, no. 2, pp. 495–519. doi: 10.1007/s10844-022-00726-4
 11. Solonko M.K., Krasnov K.A. DOCKER-containers. *Telekommunikatii i Informacionnye Tekhnologii*, 2020, no. 7 (1), pp. 65–69. (in Russian)
 12. Vikhlyayev D.R., Glagolev V.A. Data parsing of the VKontakte community using the Vk api. *Postulate*, 2021, no. 10 (72), pp. 9. (in Russian)
 13. Fomina I.K., Tataurova A.S. Increasing the efficiency of the classification model for determining the text key. *Aktual'nye Problemy Ekonomiki i Upravleniya*, 2022, no. 1 (33), pp. 55–58. (in Russian)
 14. Yaruschkina N.G., Moshkin V.S., Konstantinov A.A. Word2vec and Bert language models used for a sentiment analysis of text posts in social networks. *Automation of Control Processes*, 2020, no. 3 (61), pp. 60–69. (in Russian). doi: 10.35752/1991-2927-2020-3-61-60-69
 15. Galeev D., Panishchev V. Experimental study of language models of “Transformer” in the problem of finding the answer to a question in a Russian-language text. *Informatics and Automation*, 2022, no. 21 (3), pp. 521–542. (in Russian). doi: 10.15622/ia.21.3.3
 16. Jamgharyan T. Recommendations for the deployment of equipment for training neural networks. *Bulletin of High Technology*, 2024, no. 3 (31), pp. 84–92. doi: 10.56243/18294898-2024.3-84
 17. Lykova K.G. Possibilities of Python application for modelling probabilistic problems. *Continuum. Mathematics. Computer science. Education*, 2025, no. 1 (37), pp. 66–77. (in Russian). doi: 10.24888/2500-1957-2025-1-66-77
 18. Forer A.L. Solving the night object detection problem based on the Pytorch framework and Yolov5 architecture. *International Journal of Humanities and Natural Sciences*, 2024, no. 12-3 (99), pp. 229–232. (in Russian). doi: 10.24412/2500-1000-2024-12-3-229-232
 19. Dasari Ch.M., Bhukya R. MapReduce paradigm: DNA sequence clustering based on repeats as features. *Expert Systems*, 2022, vol. 39, no. 1, pp. e12827. doi: 10.1111/exsy.12827
 20. Pechenin V.A., Pechenina E.Yu. Application of federated learning for a neural network to search for suitable publications. *Ural Scientific Bulletin*, 2023, vol. 4, no. 9, pp. 19–25. (in Kazakh)
 21. Shi J., Gao P., Smolic A. Blind image quality assessment via transformer predicted error map and perceptual quality token. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2024, vol. 26, pp. 4641–4651. doi: 10.1109/tmm.2023.3325719
 22. Ivanov D.O., Savinov Y.G. Machine learning of neural networks: methods and experiments. *Scientific notes of USU. Series: Mathematics and Information Technology*, 2025, no. 1, pp. 31–40. (in Russian)

Авторы

Лось Михаил Александрович — ассистент, Кемеровский государственный университет, Кемерово, 650000, Российская Федерация, [sc 57221856678](https://orcid.org/0009-0005-2978-4659), <https://orcid.org/0009-0005-2978-4659>, mihail.los124@gmail.com

Нятин Наталья Владимировна — кандидат социологических наук, доцент, Кемеровский государственный университет, Кемерово, 650000, Российская Федерация, [sc 57225971178](https://orcid.org/0000-0002-8512-3282), <https://orcid.org/0000-0002-8512-3282>, kozeeva_n@mail.ru

Головацкий Евгений Васильевич — доктор социологических наук, доцент, профессор, Кемеровский государственный университет, Кемерово, 650000, Российская Федерация, [sc 57221856678](https://orcid.org/0000-0002-8485-5852), <https://orcid.org/0000-0002-8485-5852>, xomaik@rambler.ru

Authors

Mihail A. Los — Assistant, Kemerovo State University, Kemerovo, 650000, Russian Federation, [sc 57221856678](https://orcid.org/0009-0005-2978-4659), <https://orcid.org/0009-0005-2978-4659>, mihail.los124@gmail.com

Nataliya V. Nyatina — PhD (Sociology), Associate Professor, Associate Professor, Kemerovo State University, Kemerovo, 650000, Russian Federation, [sc 57225971178](https://orcid.org/0000-0002-8512-3282), <https://orcid.org/0000-0002-8512-3282>, kozeeva_n@mail.ru

Eugeny V. Golovatsky — D.Sc. (Sociology), Associate Professor, Professor, Kemerovo State University, Kemerovo, 650000, Russian Federation, [sc 57221856678](https://orcid.org/0000-0002-8485-5852), <https://orcid.org/0000-0002-8485-5852>, xomaik@rambler.ru

Статья поступила в редакцию 30.10.2025
Одобрена после рецензирования 13.04.2026
Принята к печати 20.05.2026

Received 30.10.2025
Approved after reviewing 13.04.2026
Accepted 20.05.2026



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»