



оригинальная статья

eLibrary EDN: GLWLIJ

Сравнительная педагогика сентимент-анализа в цифровой лингвистике

Дмитриев Александр Владиславович

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Россия, Санкт-Петербург
eLibrary Author SPIN: 7899-0939
<https://orcid.org/0000-0003-3632-793X>
Scopus Author ID: 56437639300

Крупнова Елена Сергеевна

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Россия, Санкт-Петербург
eLibrary Author SPIN: 3573-8550
<https://orcid.org/0009-0007-3127-2737>
krupnova_es@spbstu.ru

Лаврентьева Екатерина Петровна

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Россия, Санкт-Петербург
<https://orcid.org/0009-0002-9876-9477>

Аннотация: Цель работы – описать и методически обосновать опыт проведения практических занятий по анализу тональности текста, которые направлены на формирование у студентов компетенций в области применения словарных методов, готовых программных библиотек и нейросетевых языковых моделей. Исследование проводилось в рамках дисциплины «Компьютерная лингвистика» с 16 магистрантами первого курса направления «Интеллектуальные системы в гуманитарной среде» (специализация «Цифровая лингвистика») Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого в 2024–2025 учебном году. Особое внимание уделено дидактическому дизайну заданий, позволяющему поэтапно усложнять задачи и сочетать освоение теоретических основ с развитием практических навыков. Первый модуль (первый этап) обучения был ориентирован на использование словарей тональности для английского и русского языков, что позволило студентам выявить фундаментальные ограничения лексикографического подхода: неполноту словарей, игнорирование контекста, трудности учета отрицаний, сарказма и культурной специфики. Второй модуль (второй этап) включал обучение модели DistilBERT и работу с различными датасетами, что дало возможность осмыслить роль данных в качестве предсказаний, а также ограничения современных нейросетевых архитектур при анализе сложных семантических явлений. Завершающим этапом стала групповая проектная защита, где студенты сравнивали три подхода – словарный, нейросетевой и библиотечный (VADER, TextBlob, Flair), – анализируя их преимущества, недостатки и применимость для практических задач. В результате установлено, что обучение способствовало развитию критического мышления и способности к аргументированному выбору инструментов в зависимости от специфики задачи и доступных ресурсов. Выявлено, что комплексное сочетание методов обеспечивает наиболее эффективную подготовку специалистов, поскольку позволяет осознать как сильные стороны, так и ограничения различных подходов. Результаты исследования подтверждают значимость интеграции анализа тональности в образовательные программы цифровой лингвистики как актуальной задачи современного высшего образования.

Ключевые слова: компьютерная лингвистика, анализ тональности, сентимент-анализ, цифровые методы в лингвистике, большие языковые модели, словари тональности, методика преподавания

Цитирование: Дмитриев А. В., Крупнова Е. С., Лаврентьева Е. П. Сравнительная педагогика сентимент-анализа в цифровой лингвистике. *Виртуальная коммуникация и социальные сети*. 2026. Т. 5. № 2. С. 123–137. <https://doi.org/10.21603/vcsn-2026-5-2-123-137>

Поступила в редакцию 03.02.2026. Принята после рецензирования 25.03.2026. Принята в печать 30.03.2026.

original article

Comparative Pedagogy of Sentiment Analysis in Digital Linguistics

Alexander V. Dmitriev

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Russia, St. Petersburg
eLibrary Author SPIN: 7899-0939
<https://orcid.org/0000-0003-3632-793X>
Scopus Author ID: 56437639300

Elena S. Krupnova

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Russia, St. Petersburg
eLibrary Author SPIN: 3573-8550
<https://orcid.org/0009-0007-3127-2737>
krupnova_es@spbstu.ru

Ekaterina P. Lavrentyeva

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Russia, St. Petersburg
<https://orcid.org/0009-0002-9876-9477>

Abstract: The article introduces an experiment conducted during classes on text tonality as part of a Master's Degree course of Computational Linguistics. These classes develop competencies in vocabulary methods, ready-made software libraries, and neural network language models. The experiment involved 16 first-year Digital Linguistics students majoring in Smart Systems in the Humanities at St. Petersburg Polytechnic University in 2024–2025. The didactic design of assignments made it possible to gradually increase the complexity of tasks and combine the acquisition of theoretical knowledge with practical skill development. Module 1 focused on the use of English and Russian tonality dictionaries. The students learned to identify the fundamental limitations of the lexicographic approach, e.g., incomplete dictionaries, as well as difficulties associated with contextual meaning, negations, sarcasm, and cultural specificity. Module 2 involved training a DistilBERT model and working with various datasets. The students reflected on the role of data in prediction quality, as well as on the limitations of modern neural architectures in analyzing complex semantic phenomena. Module 3 involved a group project. The students compared lexicon-based, neural, and library-based (VADER, TextBlob, Flair) approaches for advantages, disadvantages, and applicability. The experiment fostered critical thinking and the ability to make informed decisions when electing tools for specific tasks and available resources. A comprehensive synergy of methods is efficient as it allows students to test both the strengths and the weaknesses of each approach. Integrating sentiment analysis into digital linguistics curricula is a key challenge for modern higher education.

Keywords: computational linguistics, opinion mining, sentiment analysis, digital methods in linguistics, large language models, sentiment lexicons, teaching methodology

Citation: Dmitriev A. V., Krupnova E. S., Lavrentyeva E. P. Comparative Pedagogy of Sentiment Analysis in Digital Linguistics. *Virtual Communication and Social Networks*, 2026, 5(2): 123–137. (In Russ.) <https://doi.org/10.21603/vcsn-2026-5-2-123-137>

Received 3 Feb 2026. Accepted after review 25 Mar 2026. Accepted for publication 30 Mar 2026.

Введение

В современную цифровую эпоху анализ эмоциональной окраски текстов (анализ тональности, или сентимент-анализ) становится одной из ключевых задач компьютерной лингвистики. Умение работать с большими объемами текстовых данных, извлекать из них оценочную информацию и интерпретировать ее является важным в таких сферах, как маркетинг, управление репутацией бренда, анализ отзывов клиентов, мониторинг социальных сетей и др. В связи

с этим подготовка квалифицированных специалистов, которые владеют современными цифровыми методами анализа текста, – актуальная задача высшего образования.

На сегодняшний день научной литературы, освещающей методический аспект подготовки студентов в области автоматической обработки текста (АОТ), представлено немного. При поиске публикаций, посвященных обучению в университетах АОТ

и, в частности, анализу тональности, выявлены ключевые направления статей, тем или иным образом связанных с компьютерными технологиями и образовательным процессом в университете:

1. Использование компьютерных технологий в обучении иностранному языку и навыкам перевода. В рамках этого направления демонстрируется устойчивый рост интереса как отечественных [Магомедова, Максютова 2018; Сайдуллаева 2020], так и зарубежных [Mohsen et al. 2025] ученых. При этом вторые уже проводят масштабные библиометрические анализы: так, М. А. Mohsen с соавторами представили обзор эволюции исследований в области компьютерного обучения языкам за 44-летний период, что свидетельствует о зрелости данного научного направления.

2. Применение технологий искусственного интеллекта в языковом образовании, получившее широкое освещение в работах как отечественных [Гаджиева 2023; Валькова 2025], так и зарубежных [Kessler 2018; Son et al. 2025] исследователей, что обусловлено стремительным развитием технологий искусственного интеллекта и их интеграцией в образовательный процесс.

3. Формирование цифровых компетенций у филологов, не специализирующихся непосредственно на компьютерной лингвистике. Ученые все чаще обращаются к вопросам обучения работе с частотными словарями и корпусами текстов, что отражает общую тенденцию цифровизации гуманитарного образования. Например, в работе А. В. Дмитриева и М. С. Коган проанализирован потенциал корпусной лингвистики в подготовке специалистов [Дмитриев, Коган 2019], а в статье Е. Р. Урмакшиновой внимание уделено формированию ИТ-компетенций у студентов-лингвистов [Урмакшинова 2020].

4. Применение методов АОТ в самом образовательном процессе, что представляет собой качественно новый этап развития данной области. Так, проблема использования АОТ для разработки образовательных программ высших учебных заведений затрагивается исследователями в рамках изучения применения веб-семантики [Шарнин и др. 2015], работы с тематическими онтологиями [Котова, Писарев 2016]. Рассмотрению особенностей данного направления посвящены как отечественные [Ивэнь 2025], так и зарубежные [Kaibassova et al. 2020] работы. Особый интерес представляет работа D. Kaibassova с соавторами, которые разработали методы и алгоритмы анализа учебных планов

для формирования интеллектуальной системы образовательных программ.

5. Использование средств АОТ для оценки качества образования и успеваемости студентов, что открывает новые возможности для образовательной аналитики. Наибольшую активность в этом направлении проявляли зарубежные исследователи: они разработали лексико-ориентированный подход к анализу тональности для оценки преподавательской деятельности [Rajput et al. 2016], а также применили сентимент-анализ для оценки качества преподавания [Adinolfi et al. 2016]. Дальнейшее развитие это направление получило в научной деятельности D. Kaibassova и M. Nurtay, которые провели сравнительный анализ моделей машинного обучения для оценки качества академических текстов [Kaibassova, Nurtay 2022]. В постпандемийный период вопрос использования средств АОТ для оценки качества образования и успеваемости студентов вызвал особый интерес и у отечественных исследователей. Например, М. М. Криштал с соавторами исследовали цифровой след для оценки удовлетворенности студентов качеством образования [Криштал и др. 2024], а Ю. Ю. Дюличева анализировала применение учебной аналитики в высшем образовании [Дюличева 2024].

6. Непосредственно обучение компьютерной лингвистике в вузе. По результатам анализа литературы выявлено преобладание дескриптивного подхода: большинство публикаций представляют собой обзоры существующих образовательных программ различных университетов с целью адаптации накопленного опыта. Данное направление вызывает стабильный исследовательский интерес и находит отражение как в более ранних [Мартынова 2018; Шарипбай и др. 2019; Amaro 2016], так и в современных [Brown et al. 2024; McCrae 2024; Parde 2024] работах. При этом отечественные исследователи активно изучают зарубежный опыт: И. Н. Мартынова анализирует преподавание компьютерной лингвистики в университетах Германии [Мартынова 2018], а А. А. Шарипбай с соавторами разработали компетентностный подход к созданию образовательных программ по вычислительной лингвистике [Шарипбай и др. 2019].

Особую роль в систематизации и развитии педагогических подходов в области компьютерной лингвистики играет Ассоциация компьютерной лингвистики (*Association for Computational Linguistics – ACL*), которая на протяжении нескольких лет проводит

специализированный семинар "Workshop on Teaching Natural Language Processing" (TeachingNLP)¹. Данная площадка стала ключевым форумом для обмена опытом и обсуждения актуальных проблем обучения. На последнем семинаре 2024 г. тематический фокус сместился в сторону современных технологий: были представлены исследования, посвященные разработке курса по трансформерам [Nikishina et al. 2024], поиску баланса между классическими и глубокими подходами в обучении [Joshi et al. 2024], а также интеграции больших языковых моделей в учебный процесс [Anderson 2024; Helcl et al. 2024; Hou et al. 2024]. Это отражает общую тенденцию адаптации образовательных программ к стремительно развивающимся технологиям в области искусственного интеллекта. При этом на данном семинаре не были представлены работы, отражающие обучение студентов навыкам сентимент-анализа, что подтверждает актуальность и недостаточную разработанность данной проблемы в современной педагогической науке.

Анализ тональности текстов стал одной из ключевых задач компьютерной лингвистики со всем своим разнообразием методов – от первых лексико-ориентированных подходов до современных трансформерных архитектур. Важно учитывать, что методическое обучение студентов сентимент-анализу требует глубокого понимания эволюции методов и их сравнительных преимуществ. Указанное актуализирует потребность в системном анализе педагогических подходов в этой области. Современная методика должна интегрировать понимание классических лингвистических принципов, математических основ машинного обучения и практических навыков работы с современными архитектурами. Географическое разнообразие исследований – от российской школы с акцентом на лингвистические ресурсы до азиатских инноваций в области трансформеров – подчеркивает глобальный характер развития АИТ и необходимость междисциплинарного образовательного подхода.

Теоретические основы сентимент-анализа заложены в классических работах начала 2000-х гг. Так, в исследовании [Pang et al 2002] впервые применены стандартные алгоритмы машинного обучения к классификации тональности и продемонстрировано, что для сентимент-анализа присутствие терминов важнее их частоты. В фундаментальном обзоре

[Pang, Lee 2008] систематизирована терминология и определены ключевые задачи анализа эмоциональной окраски текстов. Параллельно с этим был разработан неконтролируемый подход, который применяет взаимную информацию (*PMI-IR*) для определения семантической ориентации фраз через ассоциации с парадигматическими словами [Turney 2002].

Классические лексические методы восходят к исследованию [Hatzivassiloglou, McKeown 1997], где авторы предложили определять полярность прилагательных на основе лингвистических ограничений в конъюнкциях (это дает 82 % точности), используя принцип одинаковой полярности слов, соединенных союзом *и*. Развитие субъективности как концепции [Wiebe 2000] и создание золотого стандарта данных [Wiebe et al. 1999] заложили основы различения субъективных и объективных языковых конструкций. Концепцию аспектно-ориентированного анализа тональности, или *feature-based* анализа мнений, ввели М. Ну и В. Лиу, создав тем самым первую систему автоматического извлечения и суммаризации мнений о конкретных аспектах продуктов [Ну, Лиу 2004]. Это направление получило развитие в труде [Лиу 2012], который стал стандартным справочником с более чем четырьмястами ссылками.

Российские исследования в области анализа тональности возглавляет Н. В. Лукашевич. Она представила комплексный анализ эволюции методов от классических подходов до трансформеров [Лукашевич 2022], развивает методики аспектного анализа тональности [Лукашевич 2015] и совместно с Ю. В. Рубцовой изучала специфику микроблогов [Лукашевич, Рубцова 2015]. Исследование [Большакова и др. 2017] стало фундаментальным руководством по компьютерной лингвистике на русском языке, которое охватывает тематическое моделирование, анализ тональности и извлечение информации.

Работа [Reimers, Gurevych 2019] представляет революцию трансформерных моделей в анализе тональности и направлена на решение проблемы вычислительной сложности языковой модели BERT через сиамские архитектуры. Азиатские ученые также внесли существенный вклад в анализ эмоциональной окраски текстов, разработав модель *An Interactive Multi-Task Learning Network* (IMN) [He et al. 2019] и *Enhanced Representation through Knowledge Integration* (ERNIE) от компании Baidu, интегрирующую внешние знания для превосходства

¹ Workshop on Teaching Natural Language Processing (TeachingNLP). *ACL Anthology*. URL: <https://aclanthology.org/venues/teachingnlp/> (accessed 1 Feb 2026).

над BERT в рамках обработки китайского языка. Кроме этого, в статье [Li et al. 2021] продемонстрирована адаптация BERT для специализированных доменов. Современные подходы к аспектному анализу представлены в работе [Ruder et al. 2016], где разработана иерархическая двунаправленная LSTM-модель для моделирования взаимозависимостей предложений в обзорах.

Систематическое сравнение подходов, проведенное в мета-анализе [Hartmann et al. 2023] на базе 272 датасетов и 12 млн документов, показало, что модели трансферного обучения превосходят лексические подходы более чем на 20 п. п., однако практическая производительность может отличаться от результатов бенчмарков. Исследование [Teng et al. 2016] доказывает эффективность гибридных подходов, интегрирующих лексические знания с нейронными архитектурами. Лексические методы испытывают фундаментальные трудности с сарказмом, иронией и контекстуальными нюансами. Так, при анализе телефонных разговоров установлена низкая точность VADER (49,8 %) против ML-моделей (> 85,0 %) [Barnes et al. 2019].

В результате анализа 92 работ, посвященных применению NLP (*Natural Language Processing* – обработка естественного языка) в образовании, выявлена высокая эффективность такого метода обучения компьютерной лингвистике, как проектно-ориентированное обучение, где используют F1-Score как основную метрику (в 68 % рассмотренных исследований), а Python-базированные решения доминируют в практических курсах [Kastrati et al. 2021]. S. V. Deshpande с соавторами подчеркивают, что метод Random Forest является наиболее эффективным (91 % точности) для анализа образовательных отзывов [Deshpande et al. 2025]. Помимо этого, развивается и многоязычный анализ тональности посредством применения zero-shot подходов (обучения без примеров). Например, в исследовании [Koto et al. 2024] на базе 34 языков, включая 25 малоресурсных, анализируются многоязычные лексиконы без предложенческих данных.

Цель работы – описать и методически обосновать опыт проведения практических занятий по анализу тональности текста, которые направлены на формирование у студентов компетенций в области применения словарных методов, готовых программных библиотек и нейросетевых языковых моделей. Задачи:

1) разработать систему практических заданий, обеспечивающих поэтапное освоение трех подходов

к анализу тональности: словарного, библиотечного и нейросетевого;

2) провести практические занятия с магистрантами и собрать их отчеты и материалы проектных защит в качестве эмпирической базы;

3) выявить посредством контент-анализа студенческих работ типичные затруднения, закономерности понимания и характерные выводы, которые формируются у обучающихся при работе с каждым из подходов;

4) оценить дидактическую эффективность разрабатываемого комплекса заданий с точки зрения формирования критического мышления и профессиональных компетенций в области цифровой лингвистики;

5) сформулировать методические рекомендации по организации учебного процесса при обучении анализу тональности текстов.

Методы и материалы

Исследование проводилось в рамках дисциплины «Компьютерная лингвистика» с 16 магистрантами первого курса направления «Интеллектуальные системы в гуманитарной среде» (специализация «Цифровая лингвистика») Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого в 2024–2025 учебном году. Учебный процесс включал два последовательных практических модуля и групповую проектную защиту, т. е. всего три этапа. В первом модуле (на первом этапе) студенты работали в парах с отзывами на фильмы с сайтов Кинопоиск и Letterboxd на русском и английском языках соответственно, выполняя ручную разметку тональности и сравнивая результаты с автоматическим анализом с использованием словарей тональности (для английского: SenticNet, NRC Emotion Lexicon, AFINN, SentiWordNet, VADER, MPQA; для русского: PyСентиЛекс, Linis-Crowd, SenticNet, NRC Emotion Lexicon). Второй модуль (второй этап) был посвящен обучению предобученной модели DistilBERT на датасетах mteb/emotion (шесть классов эмоций) и rotten_tomatoes (бинарная классификация) для знакомства студентов с возможностями работы модели на разном наборе данных с последующей оценкой качества предсказаний на тестовых примерах. На последнем этапе проводилась групповая проектная защита в формате дебатов, где четыре команды (по три-четыре студента) представляли аргументы в пользу одного из трех подходов (языковые модели, словари, библиотеки VADER / TextBlob / Flair) или выступали с критикой всех методов перед условным заказчиком. Данный этап обеспечивал одновременное

развитие профессиональных и коммуникативных компетенций магистрантов.

В качестве критериев оценки студентов учитывались следующие параметры:

1) при работе с инструментами – качество ручной разметки текстов, глубина анализа расхождения результатов между разными словарями (какие факторы могли повлиять на это, в каких случаях и почему допускались ошибки), сравнение и интерпретируемость результатов работы модели DistilBERT на двух датасетах, полнота выявления сильных и слабых сторон нейросетевого подхода, обоснованность выводов;

2) при защите групповой работы – глубина аргументации с подкреплением конкретных примеров, понимание недостатков выбранного метода, структура презентации, умение задавать вопросы и отвечать на них.

Материалом для анализа послужили письменные отчеты студентов по каждому модулю и презентации проектных групп, которые были проанализированы методом эмпирического контент-анализа для выявления и систематизации типичных когнитивных затруднений, выводов и паттернов понимания ограничений каждого подхода к сентимент-анализу. Указанное создает новую эмпирическую базу для методики преподавания компьютерной лингвистики. Авторский комплекс практических заданий имеет трехуровневую структуру: ручная разметка, сравнение словарей и программных библиотек и дообучение нейросетевой модели. Кроме того, предложен оригинальный формат завершающего этапа обучения – групповая дискуссия-защита в форме дебатов. Предложенная авторами дидактическая модель сравнительного освоения методов на материале двух языков (русского и английского) позволяет студентам осознать не только технические, но и лингвокультурные ограничения инструментов.

Целью занятий было не только познакомить студентов с теоретическими основами сентимент-анализа, но и сформировать у них практические навыки работы с различными инструментами – от лексикографических ресурсов (словарей тональности) до современных нейросетевых моделей. Особое внимание в статье уделяется методической стороне вопроса: какие задания способствуют наиболее эффективному освоению материала, как организовать учебный процесс для поэтапного погружения в проблематику и какие выводы можно сделать на основе анализа работ студентов.

Результаты

Этап I: модуль 1: работа со словарями тональности

На первом этапе студентам было предложено выступить в роли экспертов-разметчиков и определить тональность двух текстов (отзывов на фильмы на русском и английском языках) сначала вручную, затем с использованием словарей тональности. Работа выполнялась в парах. К основным методическим задачам этого этапа относятся:

1) определение студентами тональности (положительная, нейтральная, отрицательная) текстов с опорой на собственное восприятие и обоснование принятого решения с выделением ключевых слов и фраз, таким образом магистранты прочувствовали сложность и субъективность ручной разметки;

2) знакомство с существующими лексикографическими ресурсами (см. раздел «Методы и материалы»);

3) оценка ограничения словарного подхода: студенты проанализировали тексты с помощью как минимум двух словарей, далее сопоставили полученные результаты с ручной разметкой и выявили расхождение.

Сравнительный анализ отчетов, подготовленных студентами по итогам выполнения задания, позволяет выделить ряд системных проблем и методических выводов, характерных для словарного подхода как для английского, так и для русского языков. При работе с одним англоязычным отзывом на фильм «Интерстеллар» студенты столкнулись с фундаментальными ограничениями словарного метода. Практически во всех отчетах отмечалось значительное расхождение между результатами ручной разметки (единогласно определенной как негативная) и автоматического анализа, который часто давал нейтральную или даже положительную оценку. Так, магистранты выявили следующие ключевые проблемы:

1. Неполный список лексических единиц и разница в наполнении словарей. Ни один из предложенных словарей (SenticNet, NRC Emotion Lexicon, VADER, AFINN, MPQA, SentiWordNet) не содержит полного набора оценочной лексики из текста. Такие ключевые для понимания тональности слова, как *pretentious*, *shallow*, *tosh*, *debased*, отсутствовали на многих ресурсах. Это приводило к тому, что итоговая оценка, полученная простым суммированием баллов найденных лексем, оказывалась искаженной. Например, при использовании словаря AFINN итоговый балл был положительным (+22) именно потому, что в тексте присутствовали сильные позитивные маркеры (*great*, *happy*, *awesome*), в то время как значительная часть негативной лексики не была учтена.

2. Игнорирование контекста, сарказма и иронии. Это наиболее значимое наблюдение, сделанное студентами. Словари не учитывают саркастическую и ироническую модальность, свойственную некоторым словам, которая являлась основным стилистическим приемом в анализируемом отзыве. Были выделены характерные примеры:

- *awesome* в тексте употреблено иронически (*It is for people who think that the word "awesome" has some profound meaning²*), однако словари, такие как VADER и SenticNet, присваивают ему высокий положительный балл (+4 и +0,659 соответственно), что в корне искажает оценку фрагмента;
- *my dear Mr Nolan* – саркастическое обращение, усиливающее критику, было неверно интерпретировано словарем NRC Emotion Lexicon, который присвоил лексеме *dear* положительную оценку.

3. Различия в системах оценки. Студенты обратили внимание на разницу в подходах к разметке в самих словарях. NRC Emotion Lexicon предоставляет бинарную оценку (наличие / отсутствие эмоции), что не позволяет учесть интенсивность. В то же время VADER и SenticNet используют шкалу, но простой подсчет суммы баллов, как показала практика, неэффективен без учета контекста и синтаксических конструкций.

По результатам работы с русскоязычным отзывом на фильм «Волшебник Изумрудного города» обучающиеся выявили следующие проблемы, частично совпадающие с описанными ранее:

1. Отсутствие учета анализа синтаксических конструкций. Главным препятствием для точного анализа стала неспособность словарей обрабатывать словосочетания и отрицательные конструкции. Фраза *назвать хорошим не получается* была разобрана на лексемы, где слово *хорошим* получило положительную оценку в словарях RuСентиЛекс и Linis-Crowd, а отрицание *не* и глагол с отрицательной частицей *не получается* не были учтены в связке, что привело к неверной интерпретации. Аналогичные проблемы возникли с конструкциями *далеко от возможностей*, *никак не влияет на историю*.

2. Проблема переводных словарей. При сравнении RuСентиЛекс и русскоязычной версии NRC Emotion Lexicon студенты отметили, что последний, будучи прямым переводом с английского, не учитывает

культурные и семантические различия. Это приводит к спорной разметке некоторых слов. Например, наречия меры и степени (*слишком*, *очень*) в словарях имеют собственную эмоциональную окраску, хотя их функция в языке – модифицировать оценку следующего слова.

3. Разница в детализации разметки. Студенты пришли к выводу, что словарь Linis-Crowd, благодаря своей шкале оценки (от -2 до +2) является более точным инструментом по сравнению с RuСентиЛекс, использующим систему из трех тегов (*positive*, *negative*, *neutral*). Это позволило лучше уловить нейтральную тональность отзыва, в котором чередовались положительные и отрицательные характеристики.

По итогам выполнения задания студенты в своих отчетах сформулировали ряд обобщающих выводов, которые полностью соответствуют целям данного практического модуля:

1) фундаментальное ограничение: при словарном подходе, основанном на анализе отдельных лексем, не учитывается контекст, синтаксические связи, ирония и сарказм, что делает его малоэффективным для анализа сложных текстов;

2) объективность и точность методов: несмотря на формальную объективность (анализ основан на заранее заданных оценках), метод не обеспечивает высокой точности и часто проигрывает субъективной, но контекстно-обоснованной ручной разметке;

3) необходимость усовершенствования: студенты предложили конкретные пути улучшения словарей, такие как добавление n-грамм и устойчивых словосочетаний, введение правил учета отрицаний и модификаторов, а также создание специализированных словарей для разных предметных областей (например, для сленга или отзывов на фильмы ужасов).

Задание наглядно продемонстрировало студентам ограничения словарного подхода, оно позволило сформировать критическое мышление по отношению к готовым лингвистическим ресурсам.

Этап II: модуль 2: обучение модели DistilBERT

Второй модуль был направлен на освоение нейросетевого подхода. Студенты работали с моделью DistilBERT, обучали ее на различных датасетах и оценивали качество ее работы. К основным дидактическим задачам этого этапа относятся:

² Здесь и далее в примерах сохранены авторские орфография и пунктуация.

1) освоение базовых принципов машинного обучения: магистранты познакомились с понятиями обучающей, валидационной и тестовой выборки, а также с процессом дообучения (*fine-tuning*) предобученной модели;

2) понимание влияния данных на результат: работая с разными датасетами (например, *mteb/emotion* с шестью классами эмоций и *rotten_tomatoes* с бинарной классификацией), студенты смогли наглядно увидеть, как качество и специфика обучающих данных влияют на точность предсказаний модели;

3) выявление слабых сторон нейросетевых моделей: анализируя ошибки модели, студенты должны были прийти к выводу о ее неспособности улавливать сарказм, иронию и сложные контекстуальные смыслы, а также о влиянии сленга и грамматических ошибок.

Основной вывод, который сделали практически все обучающиеся, заключается в том, что модель DistilBERT демонстрирует высокую точность (более 80–90 % на сбалансированных датасетах) при работе с текстами, содержащими явную эмоциональную окраску. Предложения с однозначно позитивной или негативной лексикой распознавались корректно и с высокой степенью уверенности. Однако, как только задача выходила за рамки прямого лексического значения, модель начинала испытывать значительные трудности. Студенты отметили, что она не справляется с предложениями, содержащими противоречивую окраску, и распознает не очень хорошо тексты с неявной, имплицитной оценкой. Этот вывод стал отправной точкой для более детального анализа, который выявил ключевые ограничения современных контекстуальных моделей.

Кроме того, магистранты убедились, насколько сильно итоговое качество модели зависит от характеристик обучающего датасета. Переход к многоклассовым датасетам (например, *mteb/emotion* с шестью классами) позволил модели давать более детализированные предсказания. Однако, как показали эксперименты, увеличение количества классов само по себе не решает фундаментальных проблем с пониманием сложных семантических явлений.

Основными сложностями для модели стали сарказм, контекст и сленг, которые она не способна распознавать. Модель, опираясь на формально позитивную лексику, полностью игнорировала иронический контекст. Например:

- *Dune is one of the greatest books ever written. I hope Villeneuve reads it someday* (фильм «Дюна») – модель классифицировала данный

пример как положительный, не уловив саркастического намека на то, что режиссер не понял первоисточник;

- *Fast & Furious 9 is a cinematic masterpiece that redefines the laws of physics* (фильм «Форсаж 9») – моделью была произведена аналогичная (положительная) классификация из-за слова *masterpiece*.

Еще одним наблюдением стала неуверенная работа модели с противоречивыми отзывами. Тексты, построенные по схеме *с одной стороны, хорошо, но с другой – плохо*, часто ставили ее в тупик. Итоговая оценка, как правило, зависела от преобладания позитивно или негативно окрашенных слов, а не от общего вывода автора. При этом студенты отметили, что *чем больше контекста, тем более точно определяется тональность*, что подтверждает важность анализа всего текста целиком, а не отдельных его фрагментов.

Наиболее важным методическим результатом стало понимание магистрантами критической важности данных. Они увидели, что модель, обученная на датасете с двумя метками (*positive / negative*), не способна выделить нейтральную тональность. Работа с несбалансированным датасетом *mteb/emotion* (где классы *sadness* и *joy* были представлены значительно шире остальных) приводила к тому, что модель чаще предсказывала именно эти эмоции. Это подтолкнуло студентов к осознанию необходимости тщательной подготовки и балансировки данных перед обучением.

Этап III: групповая проектная защита в формате дебатов

Завершающим этапом стала групповая работа в формате проектной защиты, где студенты, разделившись на три команды, должны были убедить условного заказчика (компанию N, которая хочет внедрить анализ тональности для мониторинга отзывов клиентов) в преимуществах одного из трех подходов: на основе языковых моделей, словарей или готовых библиотек. Четвертая команда готовила недостатки всех подходов. Цель заключалась не просто в демонстрации преимуществ выбранного метода, но и в умении аргументированно критиковать конкурентов и защищать свою позицию, опираясь на научные данные и результаты практических занятий. Этот формат позволил студентам глубже погрузиться в тему, осмыслить сильные и слабые стороны каждого подхода, а также научиться работать с реальными ограничениями,

такими как языковые особенности, трудозатраты и вычислительные ресурсы.

По итогам дискуссии был проведен тщательный сравнительно-сопоставительный анализ трех подходов (табл.).

При работе с английскими текстами выяснилось, что VADER показывает положительную оценку (+0,734) для явно позитивных высказываний типа *I love this product! It's amazing*, но полностью не распознает сарказм в предложениях вроде

Great! Another blockbuster about muscular men shooting other muscular men – exactly what we need right now, оценивая их как положительные (+0,372).

Особенно интересными оказались результаты работы с русскоязычными текстами. Студенты обнаружили, что словарь Linis-Crowd с его пятибалльной шкалой (-2 до +2) дает более точные результаты по сравнению с трехбалльной системой RuСентиЛекс. При анализе одного и того же русскоязычного отзыва на фильм первый

Табл. Сравнительный анализ подходов сентимент-анализа
Tab. Comparative analysis of sentiment analysis approaches

Критерий	Языковые модели (DistilBERT)	Словари тональности	Библиотеки (Vader, TextBlob, Flair)
Доступность ресурсов	<ul style="list-style-type: none"> • широкий выбор предобученных мультязычных моделей для более чем 100 языков, включая русский 	<ul style="list-style-type: none"> • набор словарей в разы меньше, чем набор языковых моделей: для английского доступно 6, для русского – 5 	<ul style="list-style-type: none"> • TextBlob и Flair работают с несколькими языками; для русского языка создана отдельная библиотека Dostoevsky
Качество / точность анализа для разных языков	<ul style="list-style-type: none"> • высокая точность на разных языках, т. к. модели учитывают контекст; • лучше работают со сленгом, грамматическими ошибками, многозначными выражениями, а также с сарказмом и иронией; • распознают сложные грамматические конструкции; • не требуют ручной настройки анализа морфологии и синтаксиса 	<ul style="list-style-type: none"> • анализ основан на лексическом уровне и не учитывается синтаксис и пунктуация; • не способны выявлять иронию, сарказм, полисемию, омонимию, неологизмы, аббревиатуры и имена собственные; • плохо справляются с русским языком из-за его сложной морфологии и синтаксиса, а также из-за ограниченного набора слов; • VADER хорошо справляется с анализом сленга; • чувствительны к орфографическим ошибкам; • требуют частого обновления 	<ul style="list-style-type: none"> • хорошо работают с простыми задачами; • VADER отлично справляется с английским языком, но слабо с другими; • TextBlob использует простые правила, но не учитывает сложные конструкции; • Flair использует глубокое обучение, хорошо понимает контекст, поддерживает русский язык
Трудозатраты на добавление нового языка	<ul style="list-style-type: none"> • минимальные трудозатраты: достаточно небольшого размеченного датасета (1–5 тыс. примеров) для дообучения, что занимает несколько часов работы на GPU; • есть предобученные модели 	<ul style="list-style-type: none"> • крайне трудоемко: требует ручной работы по созданию нового словаря с нуля с использованием толковых словарей, корпусов текстов или социальных сетей или перевода существующего, что связано с культурными различиями и отсутствием прямых аналогов для сленга и идиом 	<ul style="list-style-type: none"> • Flair позволяет дообучать модели под новые языки; • VADER и TextBlob требуют создания новых словарей и правил, что трудозатратно

Критерий	Языковые модели (DistilBERT)	Словари тональности	Библиотеки (Vader, TextBlob, Flair)
Поддержка редких языков	<ul style="list-style-type: none"> • есть 	<ul style="list-style-type: none"> • крайне затруднительна 	<ul style="list-style-type: none"> • нет
Скорость обработки	<ul style="list-style-type: none"> • медленнее библиотек и словарей из-за сложной архитектуры, но быстрее работают на GPU 	<ul style="list-style-type: none"> • самый быстрый метод, т.к. основан на простом поиске совпадений слов в словаре 	<ul style="list-style-type: none"> • работают медленнее словарей, но быстрее моделей
Гибкость	<ul style="list-style-type: none"> • высокая: модели легко дообучаются под специфичные задачи и могут использоваться для широкого спектра задач (мультизадачность) 	<ul style="list-style-type: none"> • средняя: требует ручного добавления новых слов и выражений; • как правило, привязаны к конкретному тематическому домену; • есть возможность для расширения информации 	<ul style="list-style-type: none"> • библиотеки VADER и TextBlob работают только с английским языком; • Flair поддерживает другие языки
Интерпретируемость	<ul style="list-style-type: none"> • низкая: модель работает как «черный ящик», сложно понять причину оценки без специальных методов; • визуализация attention-матриц требует глубокого технического понимания 	<ul style="list-style-type: none"> • высокая: логика прозрачна, т.к. оценка основана на наличии слов из словаря 	<ul style="list-style-type: none"> • частично объяснимые результаты (оценка тональности по сумме баллов слов)
Затраты ресурсов	<ul style="list-style-type: none"> • высокие вычислительные затраты и большой объем памяти; • эффективны на GPU 	<ul style="list-style-type: none"> • низкие вычислительные затраты 	<ul style="list-style-type: none"> • зависит от библиотеки: VADER и TextBlob имеют низкие затраты, а Flair требует больше ресурсов
Простота и скорость внедрения	<ul style="list-style-type: none"> • есть уже предобученные модели; • необходимо разбираться в настройке параметров 	<ul style="list-style-type: none"> • минимальные технические навыки 	<ul style="list-style-type: none"> • соответствует

словарь показал финальный коэффициент +3, что интерпретировалось как слегка позитивный текст, в то время как второй дал отрицательную оценку. Это подтверждает тезис о важности детализации оценочных шкал.

Критически важным наблюдением стала работа модели DistilBERT с противоречивыми текстами. На датасете rotten_tomatoes модель показала точность свыше 80 % для сбалансированных данных, но студенты выявили системные ошибки при работе с текстами, содержащими одновременно положительную и отрицательную лексику. Модель, обученная на двухклассовом датасете, не могла определить нейтральную тональность, что приводило к искажению результатов. При работе с шестиклассовым датасетом mteb/emotion ситуация улучшилась, но проблема с распознаванием сарказма осталась.

Статистически значимым оказался факт неполноты словарей. При работе с английским отзывом на фильм «Интерстеллар» было выявлено, что ключевые негативные термины *pretentious*, *shallow*, *tosh* отсутствовали в большинстве словарей, что привело к положительной итоговой оценке (+22 по AFINN) явно негативного текста. Аналогично в русских словарях отсутствовали такие важные слова как *грандиозный*, *неплохой*, что влияло на точность анализа.

Особого внимания заслуживают результаты сравнения библиотек. Flair показала наиболее высокую точность – только 1 из 10 оценок была ошибочной, но студенты отметили ее ресурсоемкость и непрозрачность работы. VADER продемонстрировал хорошие результаты с простыми высказываниями, но полностью провалился в распознавании игры слов и современного сленга. TextBlob показал промежуточные результаты, но его оценки часто

базировались на отдельных ключевых словах, игнорируя общий смысл текста.

Одним из важных замечаний магистрантов в ходе работы стало влияние длины контекста на качество работы моделей. Студенты установили четкую корреляцию: чем больше контекста доступно модели, тем точнее определяется тональность. Это особенно проявилось при работе с короткими фразами типа *Could be better*, которую VADER оценил как положительную (+0,592) из-за присутствия слова *better*, игнорируя общий смысл неудовлетворенности.

Проблема культурных и языковых различий оказалась более серьезной, чем отражено в статье. Обучающиеся выявили, что NRC Emotion Lexicon, будучи переводом с английского, не учитывает специфику эмоциональной окраски русских слов. Например, слово *дорогой* в контексте *дорогая постановка* интерпретировалось негативно, хотя в данном случае означало *высокобюджетная*.

Анализ показал также различия в работе с предметно-ориентированными текстами. Отзыв на фильм ужасов «И гаснет свет...» с лексикой *dead, scare, creepy* был классифицирован как негативный, хотя в рамках жанра имеет положительную характеристику. Это указывает на необходимость domain-specific обучения моделей.

Статистика по скорости работы, представленная студентами, показала, что словарные методы превосходят остальные по быстродействию, библиотеки занимают промежуточное положение, а нейросетевые модели, несмотря на высокую точность, требуют значительных вычислительных ресурсов. При этом модели показывают лучшую масштабируемость – для добавления нового языка достаточно 1–5 тыс. размеченных примеров и нескольких часов обучения на GPU, в то время как создание словаря с нуля требует месяцев ручной работы.

Заключение

Авторский комплекс практических заданий продемонстрировал свою эффективность в формировании у магистрантов направления «Интеллектуальные системы в гуманитарной среде» (специализация «Цифровая лингвистика») необходимых компетенций в области анализа тональности. Поэтапное усложнение задач – от ручной разметки и работы со словарями и библиотеками до обучения нейросетевой модели и защиты проекта – позволило студентам не только освоить конкретные инструменты, но и развить критическое мышление, понять преимущества и ограничения каждого из подходов.

Анализ студенческих работ показывает, что ключевым результатом обучения стало осознание того, что не существует универсального «идеального» метода анализа тональности. Выбор инструментария всегда зависит от конкретной задачи, специфики текстов, доступных ресурсов и требуемой точности. Именно комплексный и критический подход к цифровым методам является основой для подготовки высококвалифицированного специалиста в современной компьютерной лингвистике.

Результаты исследования вносят вклад в теорию методики преподавания компьютерной лингвистики и цифровых гуманитарных наук, обосновывая принцип поэтапного усложнения задач как ключевой при формировании аналитических компетенций в данной области. Систематизированные в ходе контент-анализа типичные затруднения студентов при работе со словарями, программными библиотеками и нейросетевыми моделями могут служить теоретической основой для разработки критериев учебной сложности заданий по анализу тональности.

Кроме того, разработанный комплекс заданий и описанная методика проведения занятий могут быть использованы в других образовательных организациях, реализующих программы по направлениям «Компьютерная лингвистика» и «Прикладная лингвистика». Авторский сценарий учебных дебатов, сравнительная таблица подходов к анализу тональности, а также перечень выявленных ограничений каждого метода могут применяться преподавателями как готовые методические материалы. Перечень ограничений словарных ресурсов для русского языка, выявленных в ходе занятий, представляет практический интерес для разработчиков инструментов анализа тональности и может служить основой для постановки задач по совершенствованию существующих ресурсов.

Конфликт интересов: Авторы заявили об отсутствии потенциальных конфликтов интересов в отношении исследования, авторства и / или публикации данной статьи.

Conflict of interests: The authors declared no potential conflict of interests regarding the research, authorship, and / or publication of this article.

Критерии авторства: Авторы в равной степени участвовали в подготовке и написании статьи.

Contribution: All the authors contributed equally to the study and bear equal responsibility for the information published in this article.

Литература / References

- Большакова Е. И., Воронцов К. В., Ефремова Н. Э., Клышинский Э. С., Лукашевич Н. В., Сапин А. С. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных. М.: НИУ ВШЭ, 2017. 269 с. [Bolshakova E. I., Vorontsov K. V., Efremova N. E., Klyshinskii E. S., Lukachevich N. V., Sapin A. S. *Automatic natural language text processing and data analysis*. Moscow: HSE University, 2017, 269. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/vscjgb>
- Валькова Ю. Е. Использование искусственного интеллекта на занятиях по иностранному языку в вузе. *Вестник Московского университета. Серия 20: Педагогическое образование*. 2025. Т. 23. № 1. С. 137–151. [Valkova Yu. E. Artificial intelligence for the foreign language classes at higher education institution. *Lomonosov Pedagogical Education Journal*, 2025, 23(1): 137–151. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/znfrfb>
- Гаджиева Л. А. Использование систем искусственного интеллекта при обучении иностранному языку студентов бакалавриата. *Балтийский гуманитарный журнал*. 2023. Т. 12. № 3. С. 26–30. [Gadzhieva L. A. The use of artificial intelligence systems in the process of the English language teaching of bachelor's degree students. *Baltic Humanitarian Journal*, 2023, 12(3): 26–30. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/vhlaws>
- Дмитриев А. В., Коган М. С. Потенциал корпусной лингвистики в подготовке специалистов в области компьютерной лингводидактики. *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Гуманитарные и общественные науки*. 2019. Т. 10. № 4. С. 69–85. [Dmitriev A. V., Kogan M. S. The potential of corpus linguistics in training foreign language teachers majoring in computer assisted language teaching. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Humanities and Social Sciences*, 2019, 10(4): 69–85. (In Russ.)] <https://doi.org/10.18721/JHSS.10407>
- Дюличева Ю. Ю. Применение учебной аналитики в высшем образовании: датасеты, методы и инструменты. *Высшее образование в России*. 2024. Т. 33. № 5. С. 86–111. [Dyulichева Yu. Yu. Application of learning analytics in higher education: Datasets, methods and tools. *Higher Education in Russia*, 2024, 33(5): 86–111. (In Russ.)] <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2024-33-5-86-111>
- Ивэнь Г. Применение больших языковых моделей для формирования навыков анализа медиаконтекста в обучении студентов филологических специальностей. *Информатика и образование*. 2024. Т. 39. № 6. С. 82–96. [Yiwen G. Using large language models to develop skills in analyzing media context in students of philological specialties. *Informatization of Education*, 2024, 39(6): 82–96. (In Russ.)] <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2024-39-6-82-96>
- Котова Е. Е., Писарев И. А. Построение тематических онтологий с применением метода автоматизированной разработки тезаурусов. *Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ»*. 2016. № 3. С. 37–47. [Kotova E. E., Pisarev I. A. Construction of thematic ontologies using the method of automated thesauri development. *LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science*, 2016, (3): 37–47. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/vpupbr>
- Криштал М. М., Богданова А. В., Мягков М. Г., Александрова Ю. К. Цифровой след: оценка удовлетворенности студентов качеством образования. *Высшее образование в России*. 2024. Т. 33. № 2. С. 89–108. [Krishtal M. M., Bogdanova A. V., Myagkov M. G., Alexandrova Yu. K. Digital footprint: Assessing student satisfaction with education quality. *Higher Education in Russia*, 2024, 33(2): 89–108. (In Russ.)] <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2024-33-2-89-108>
- Лукашевич Н. В. Автоматический анализ тональности текстов по отношению к заданному объекту и его характеристикам. *Электронные библиотеки*. 2015. Т. 18. № 3-4. С. 88–119. [Loukachevitch N. V. Automatic sentiment analysis towards the entity and its characteristics. *Russian Digital Libraries Journal*, 2015, 18(3-4): 88–119. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/ygkqbh>
- Лукашевич Н. В. Автоматический анализ тональности текстов: проблемы и методы. *Интеллектуальные системы. Теория и приложения*. 2022. Т. 26. № 1. С. 50–61. [Loukachevitch N. V. Automatic sentiment analysis of texts: Problems and methods. *Intelligent Systems. Theory and Applications*, 2022, 26(1): 50–61. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/iibyws>
- Лукашевич Н. В., Рубцова Ю. В. Объектно-ориентированный анализ твитов по тональности: результаты и проблемы. *Аналитика и управление данными в областях с интенсивным использованием данных: XVII Междунар. конф. (Обнинск, 13–16 октября 2015 г.)* Обнинск: ИАТЭ НИЯУ МИФИ, 2015. С. 499–507. [Loukachevitch N. V., Rubtsova Yu. V. Entity-oriented sentiment analysis of tweets: Results and problems. *Data analytics and management in data-intensive areas: Proc. XVII Intern. Conf., Obninsk, 13–16 Oct 2015*. Obninsk: IATE NRNU MEPhI, 2015, 499–507. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/vzydrd>

- Магомедова П. С., Максютлова З. Г. Использование информационно-коммуникативных технологий в преподавании лингвистических дисциплин в вузе. *Управление в современных системах*. 2018. № 2. С. 20–25. [Magomedova P. S., Maksyutova Z. G. Use of information-communicative technologies in teaching linguistic disciplines in the university. *Upravlenie v Sovremennykh Sistemakh*, 2018, (2): 20–25. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/urowlo>
- Мартынова И. Н. Преподавание компьютерной лингвистики в университетах Германии. *Вестник Чувашского государственного педагогического университета им. И. Я. Яковлева*. 2018. № 3. С. 231–238. [Martynova I. N. Teaching computational linguistics at German universities. *I. Yakovlev Chuvash State Pedagogical University Bulletin*, 2018, (3): 231–238. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/ygiqqp>
- Сайдуллаева Х. В. Использование компьютерных технологий в обучение иностранным языкам. *Вопросы устойчивого развития общества*. 2020. № 3-2. С. 785–789. [Saidullaeva Kh. V. The use of computer technology in teaching foreign languages. *Voprosy Ustojchivogo Razvitiya Obshchestva*, 2020, (3-2): 785–789. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/mxlxrv>
- Урмакшинова Е. Р. О формировании ИТ-компетенций у студентов-лингвистов. *Информационные системы и технологии в образовании, науке и бизнесе: Регион. науч.-практ. конф. с Междунар. уч. (Улан-Удэ, 1 июня 2020 г.) Улан-Удэ: БГУ им. Доржи Банзарова*, 2020. С. 40–43. [Urmakshinova E. R. On formation of computer information skills for linguistic students. *Information systems and technologies in education, science and business: Proc. Region. Sci.-Prac. Conf. with Intern. Participation, Ulan-Ude, 1 Jun 2020. Ulan-Ude: Dorzhi Banzarov Buryat State University*, 2020, 40–43. (In Russ.)] <https://doi.org/10.18101/978-5-9793-1497-6-40-43>
- Шарипбай А. А., Ниязова Р. С., Туребаева Р. Д., Разахова Б. Ш., Кудубаева С. А. Компетентностный подход к разработке образовательной программы по вычислительной лингвистике. *Северо-Восточный гуманитарный вестник*. 2019. № 3. С. 77–86. [Sharipbai A. A., Niyazova R. S., Turebaeva R. D., Razakhova B. Sh., Kudubaeva S. A. Competence-based approach to the development of an educational program in computational linguistics. *North-Eastern Journal of Humanities*, 2019, (3): 77–86. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/uiqiuq>
- Шарнин М. М., Шагаев И., Протасов В. И., Родина И. В., Золотарев О. В., Попова О. А. Использование веб-семантики для совершенствования образовательных программ вузов. *Вестник Московского государственного гуманитарного университета им. М. А. Шолохова. Филологические науки*. 2015. № 2. С. 97–112. [Charnine M. M., Schagaev I., Protasov V. I., Rodina I. V., Zolotarev O. V., Popova O. A. Web semantics for improving the educational programs of universities. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo humanitarnogo universiteta im. M. A. Sholokhova. Filologicheskie nauki*, 2015, (2): 97–112. (In Russ.)] <https://elibrary.ru/uapser>
- Adinolfi P., D'Avanzo E., Lytras M. D., Novo-Corti I., Picatoste J. Sentiment analysis to evaluate teaching performance. *International Journal of Knowledge Society Research*, 2016, 7(4): 86–107. <https://doi.org/10.4018/IJKSR.2016100108>
- Amaro R. Teaching computational linguistics: Challenges and target audiences. *WCCSETE'2016*, Castelo Branco, 4–7 Sep 2016. Castelo Branco: WCCSETE, 2016, 38–42.
- Anderson C. J. A prompting assignment for exploring pretrained LLMs. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 81–84.
- Barnes J., Touileb S., Øvrelid L., Veldal E. Lexicon information in neural sentiment analysis: A multi-task learning approach. *Proceedings of the 22nd Nordic Conference on Computational Linguistics*, Turku, 30 Sep – 2 Oct 2019. Linköping University Electronic Press, 2019, 175–186.
- Brown A., Steuer J., Mosbach M., Klakow D. An interactive toolkit for approachable NLP. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 119–127.
- Deshpande S. B., Tangod K. K., Srinivasaiah S. H., Alahmadi A. A., Alwetaishi M., Goh K. O. M., Rajendran S. Elevating educational insights: Sentiment analysis of faculty feedback using advanced machine learning models. *Advances in Continuous and Discrete Models*, 2025, (1). <https://doi.org/10.1186/s13662-025-03933-9>
- Hartmann J., Heitmann M., Siebert Ch., Schamp Ch. More than a feeling: Accuracy and application of sentiment analysis. *International Journal of Research in Marketing*, 2023, 40(1): 75–87. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2022.05.005>
- Hatzivassiloglou V., McKeown K. R. Predicting the semantic orientation of adjectives. *35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and 8th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, Madrid, 7–12 Jul 1997. San Francisco: ACL, 1997, 174–181.

- He R., Lee W. S., Ng H. T., Dahlmeier D. An interactive multi-task learning network for end-to-end aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Florence, 28 Jul – 2 Aug 2019. ACL, 2019, 504–515.
- Helcl J., Kasner Z., Dušek O., Limisiewicz T., Macháček D., Musil T., Libovický J. Teaching LLMs at Charles University: Assignments and activities. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 69–72.
- Hou Y., Tran T. T., Long Vu D. N., Cao Y., Li K., Rohde L., Gurevych I. A course shared task on evaluating LLM output for clinical questions. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 77–80.
- Hu M., Liu B. Mining and summarizing customer reviews. *KDD'04: Proc. 10 ACM SIGKDD Intern. Conf.*, Seattle, 22–25 Aug 2004. NY: ACL, 2004, 168–177. <https://doi.org/10.1145/1014052.1014073>
- Joshi A., Renzella J., Bhattacharyya P., Jha S., Zhang X. Striking a balance between classical and deep learning approaches in natural language processing pedagogy. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 23–32.
- Kaibassova D., La L., Smagulova A., Nurtay M., Lisitsyna L., Shikov A. Methods and algorithms of analyzing syllabuses for educational programs forming intellectual system. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2020, 98(5): 876–888. <https://elibrary.ru/sukkov>
- Kaibassova D., Nurtay M. The comparative analysis of machine learning models for quality assessment of textual academic works. *2022 SIST: Proc. Intern. Conf.*, Nur-Sultan, 28–30 Apr 2022. IEEE, 2022, 1–4. <https://doi.org/10.1109/SIST54437.2022.9945714>
- Kastrati Z., Dalipi F., Imran A. Sh., Pireva Nuci K., WanI M. A. Sentiment analysis of students' feedback with NLP and deep learning: A systematic mapping study. *Applied Sciences*, 2021, 11(9). <https://doi.org/10.3390/app11093986>
- Kessler G. Technology and the future of language teaching. *Foreign Language Annals*, 2018, 51(1): 205–218. <https://doi.org/10.1111/flan.12318>
- Koto F., Beck T., Talat Z., Gurevych I., Baldwin T. Zero-shot sentiment analysis in low-resource languages using a multilingual sentiment lexicon. *Proceedings of the 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, St. Julian's, 17–22 Mar 2024. ACL, 2024, 298–320.
- Li M., Chen L., Zhao J., Li Q. Sentiment analysis of Chinese stock reviews based on BERT model. *Applied Intelligence*, 2021, 51(7): 5016–5024. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-02101-8>
- Liu B. *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers, 2012, 167.
- McCrae J. P. Co-creational teaching of natural language processing. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 33–42.
- Mohsen M. A., Althebi S., Qadhi S. Mapping the evolution of computer-assisted language learning research: A 44-year bibliometric overview. *European Journal of Education*, 2025, 60(2). <https://doi.org/10.1111/ejed.70051>
- Nikishina I., Tikhonova M., Chekalina V., Zaytsev A., Vazhentsev A., Panchenko A. Industry vs academia: Running a course on transformers in two setups. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 7–22.
- Pang B., Lee L. Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2008, 2(1-2): 1–135.
- Pang B., Lee L., Vaithyanathan S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. *Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Online, 6 Jul 2002. Stroudsburg: ACL, 2002, 79–86.
- Parde N. Example-driven course slides on natural language processing concepts. *Proceedings of the Sixth Workshop on Teaching NLP*, Bangkok, 15 Aug 2024. ACL, 2024, 4–6.
- Rajput Q., Haider S., Ghani S. Lexicon-based sentiment analysis of teachers' evaluation. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/2385429>
- Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence embeddings using siamese BERT-networks. *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing*, Hong Kong, 3–7 Nov 2019. ACL, 2019, 3982–3992. <https://doi.org/10.18653/v1/D19-1410>

- Ruder S., Ghaffari P., Breslin J. G. A hierarchical model of reviews for aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Austin, 1–4 Nov 2016. ACL, 2016, 999–1005. <https://doi.org/10.18653/v1/D16-1103>
- Son J. B., Ružić N. K., Philpott A. Artificial intelligence technologies and applications for language learning and teaching. *Journal of China Computer-Assisted Language Learning*, 2025, 5(1): 94–112. <https://doi.org/10.1515/jccall-2023-0015>
- Teng Z., Vo D.-T., Zhang Y. Context-sensitive lexicon features for neural sentiment analysis. *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Austin, 1–4 Nov 2016. ACL, 2016, 1629–1638. <https://doi.org/10.18653/v1/D16-1169>
- Turney P. D. Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Philadelphia, 6–12 Jul 2002. ACL, 2002, 417–424. <https://doi.org/10.3115/1073083.1073153>
- Wiebe J. M. Learning subjective adjectives from corpora. *Proceedings of the Seventeenth National Conference on Artificial Intelligence and Twelfth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence*, Austin, 30 Jul – 3 Aug 2000. AAAI Press, 2000, 735–740.
- Wiebe J. M., Bruce R. F., O’Hara T. P. Development and use of a gold-standard data set for subjectivity classifications. *Proceedings of the 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, College Park, 20–26 Jun 1999. ACL, 1999, 246–253. <https://doi.org/10.3115/1034678.1034721>