

УДК 004.89:81'322

10.25209/2079-3316-2023-14-4-25-45



Метод классификации аспектов аргументации в русскоязычных текстах

Ирина Николаевна **Фищева**¹, Татьяна Анатольевна **Пескишева**²,
Валерия Сергеевна **Головизнина**³, Евгений Вячеславович **Котельников**⁴[✉]
Вятский государственный университет, Киров, Россия
[✉] kotelnikov.ev@gmail.com

Аннотация. Автоматический анализ аргументации в текстах привлекает в последние годы внимание исследователей в связи с широким диапазоном приложений, в частности, в анализе научных и юридических текстов, новостных статей, политических дебатов, студенческих эссе и социальных медиа. Новая задача в этой области – анализ аргументации с учетом аспектов, где под аспектом понимается свойство объекта, относительно которого строится довод. Учет аспектов позволяет уточнить направленность аргументации и понимание аргументационной структуры, а также может быть использован для генерации высококачественных и специфичных для выбранных аспектов доводов.

В статье предлагается метод классификации аспектов аргументации в текстах на русском языке, построение на его основе и исследование моделей классификации аспектов аргументации с использованием машинного обучения и нейронных сетей. Впервые сформирован русскоязычный текстовый корпус, включающий 1426 предложений и размеченный по 16 аспектам аргументации, построена нейросетевая языковая модель классификации аргументов ArgBERT и обучены модели Random Forest для классификации аспектов аргументации. Качество классификации на основе Random Forest составляет в среднем $F1=0,6373$. Наилучшее качество разработанные модели демонстрируют для аспектов «Безопасность», «Влияние на здоровье», «Влияние на психику», «Отношение властей» и «Уровень жизни» ($F1$ -мера выше 0,75).

Ключевые слова и фразы: анализ аргументации, текстовые корпуса, нейросетевые языковые модели, машинное обучение, Random Forest, аспекты аргументации

Благодарности: Исследование выполнено за счет гранта *Российского научного фонда* № 22-21-00885^{UR}

Для цитирования: Фищева И. Н., Пескишева Т. А., Головизнина В. С., Котельников Е. В. *Метод классификации аспектов аргументации в русскоязычных текстах* // Программные системы: теория и приложения. 2023. Т. 14. № 4(59). С. 25–45. https://psta.psisras.ru/read/psta2023_4_25-45.pdf

Введение

Аргументация – вид вербальной, социальной и рациональной деятельности, направленной на убеждение разумного критика в приемлемости некоторой точки зрения посредством приведения совокупности подтверждающих или опровергающих доводов [1]. Автоматический анализ аргументации (argument mining) – область компьютерной лингвистики, целью которой является обнаружение аргументов, представленных в неструктурированных текстах, и извлечение связей между аргументами [2, 3]. Помимо теоретического интереса внимание к анализу аргументации связано с широким диапазоном приложений, в частности, при изучении мнений пользователей на основе анализа социальных медиа [4], в анализе юридических текстов [5], научных публикаций [6], рецензий на научные статьи [7], политических дебатов [8], новостных статей [9] и студенческих эссе [10].

В области анализа аргументации в настоящее время ведутся активные исследования:

- каждый год проводится международный семинар *Workshop on Argument Mining*^{URL};
- постоянно растет число публикаций: Поисковый запрос «*Argument Mining*» в *Google Scholar*^{URL} дает следующие результаты: 2017 год – 216 статей, 2018 год – 281 статья, 2019 год – 394 статьи, 2020 год – 473 статьи, 2021 год – 645 статей, 2022 год – 697 статей;
- проводятся соревнования программных систем по данной тематике: SemEval в 2016 году [11], Touché в 2020 и 2021 годах [12, 13], в том числе для русского языка – RuArg-2022 [14].

Однако большинство работ проводится на материале английского языка; исследований для русского языка за последние годы было относительно немного [14–17]. При анализе аргументации решаются следующие основные задачи:

- определение фрагментов текста, содержащих аргументацию;
- распознавание утверждений и доводов, выявление связей между ними;
- построение общей аргументационной структуры; определение качества аргументации.

Ключевым подходом здесь, как и в других областях обработки естественного языка, стало применение нейросетевых языковых моделей, таких как BERT [18] и GPT [19]. Недавно была поставлена новая задача в этой области – анализ аргументации с учетом аспектов (aspect-based argument mining), где под аспектом понимается свойство объекта, относительно

которого строится довод [20]. Учет аспектов позволяет, с одной стороны, уточнить направленность аргументации и понимание аргументационной структуры; с другой стороны, может быть использован для генерации высококачественных и специфичных для выбранных аспектов доводов [21]. Модели, учитывающие аспекты при анализе аргументации в русскоязычных текстах, насколько нам известно, отсутствуют; есть работы только для английского языка [20, 22]. Поэтому основными целями настоящей статьи являются разработка метода классификации аспектов аргументации в текстах на русском языке, а также исследование моделей классификации аспектов аргументации, построенных на основе данного метода с использованием машинного обучения и нейронных сетей. Предлагаемый метод включает этапы формирования базы данных, поиска потенциальных аргументов, формирование корпуса аспектов и построение моделей классификации.

Вклад нашей работы заключается в следующем:

- разработан метод классификации аспектов аргументации;
- построена нейросетевая языковая модель ArgBERT, позволяющая осуществлять бинарную классификацию предложений на «довод»/«не довод»;
- сформирован текстовый корпус, включающий 1426 предложений и размеченный по 16 аспектам;
- обучены модели Random Forest, позволяющие классифицировать предложения по аспектам аргументации.

Статья имеет следующую структуру. Сначала рассматривается связанная с аргументацией терминология, используемая в работе. Затем приведен обзор работ, посвященных анализу аргументации в текстах и учету аспектов. Далее описывается предлагаемый метод классификации аспектов и продемонстрированы результаты экспериментов по применению этого метода на реальных текстах. В Заключении формулируются основные выводы и результаты работы.

1. Терминология

Анализ аргументации проводится для текста, посвященного определенной теме. В тексте упоминаются один или несколько *целевых объектов*. Автор текста выражает некоторую *точку зрения* по отношению к целевому объекту, которая включает определенную позицию. *Позиция* задаётся шкалой, содержащей, например, значения «за», «против» и «нейтрально».

Анализируемый текст можно разделить на фрагменты, которые имеют единое аргументационное значение – *аргументативные дискурсивные*

единицы (АДЕ) [3]. В роли АДЕ могут выступать части предложения, целые предложения или несколько предложений. В настоящей работе в качестве АДЕ рассматриваются отдельные предложения. АДЕ, выражающую позицию автора, называют *утверждением*, оно, как правило, находится в начале или в конце текста.

АДЕ, поддерживающее утверждение, является *доводом «за»*, а опровергающее – *доводом «против»* (контрдоводом). *Аргументом* называют совокупность взаимосвязанных АДЕ, подтверждающих или опровергающих некоторую точку зрения. Минимальный аргумент включает одно утверждение и, по крайней мере, один довод.

Каждый довод описывает определенный аспект (или аспекты) целевого объекта [21]. *Аспект* – свойство целевого объекта, упоминаемого в заданном утверждении, которое выражается в тексте словом или словосочетанием.

Описанные понятия иллюстрируются на рисунке 1:

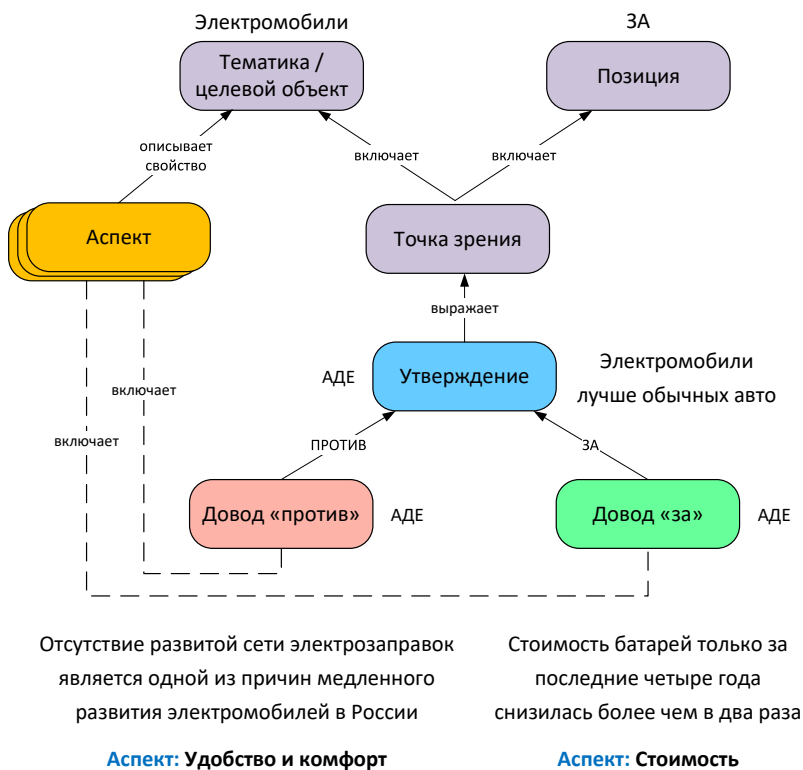


Рисунок 1. Основные понятия в области анализа аргументации

Утверждение: Электромобили лучше обычных авто.

Довод «за»: Стоимость батарей только за последние четыре года снизилась более чем в два раза.

Довод «против»: Отсутствие развитой сети электрозаправок является одной из причин медленного развития электромобилей в России.

Аспекты: «Стоимость» (для довода «за»), «Удобство и комфорт» (для довода «против»).

2. Обзор предыдущих работ

В работах [10, 23] рассматриваются тексты на английском языке и применяются традиционные модели машинного обучения бинарных и многоклассовых классификаторов для определения роли АДЕ в аргументационной структуре. Для обучения моделей авторы использовали различные признаки: лексические, синтаксические, контекстуальные, векторные представления предложений; оценивали их влияние на качество обучения.

Авторы работ [15, 16] учитывали специфику текстов на русском языке для определения того, является предложение доводом «за» или «против», а также создали словари признаков. Было исследовано влияние на качество классификации предложения, добавление в вектор признаков информации о предыдущем и следующем предложении.

В работе [17] используется комбинированный подход к частичному извлечению аргументативной структуры текстов на русском языке с использованием шаблонов индикаторов аргументации, созданных лингвистом и автоматически расширенных.

В статье [21] была предложена нейросетевая модель Arg-CTRL для управляемой генерации текстов на основе известной модели CTRL [25]. Управление порождением текста осуществляется с помощью специальных управляющих кодов, включающих тему, позицию и аспект аргумента. Для учета аспектов применялись информационно-поисковая система и модель BERT.

В нашей работе впервые предлагается метод классификации аспектов аргументации для русскоязычных текстов, в котором модели на основе BERT используются для формирования векторных представлений текстов, а также для отбора предложений, потенциально содержащих аргументы.

3. Метод классификации аспектов

Схема предлагаемого метода классификации аспектов представлена на рисунке 2 и состоит из четырех этапов.

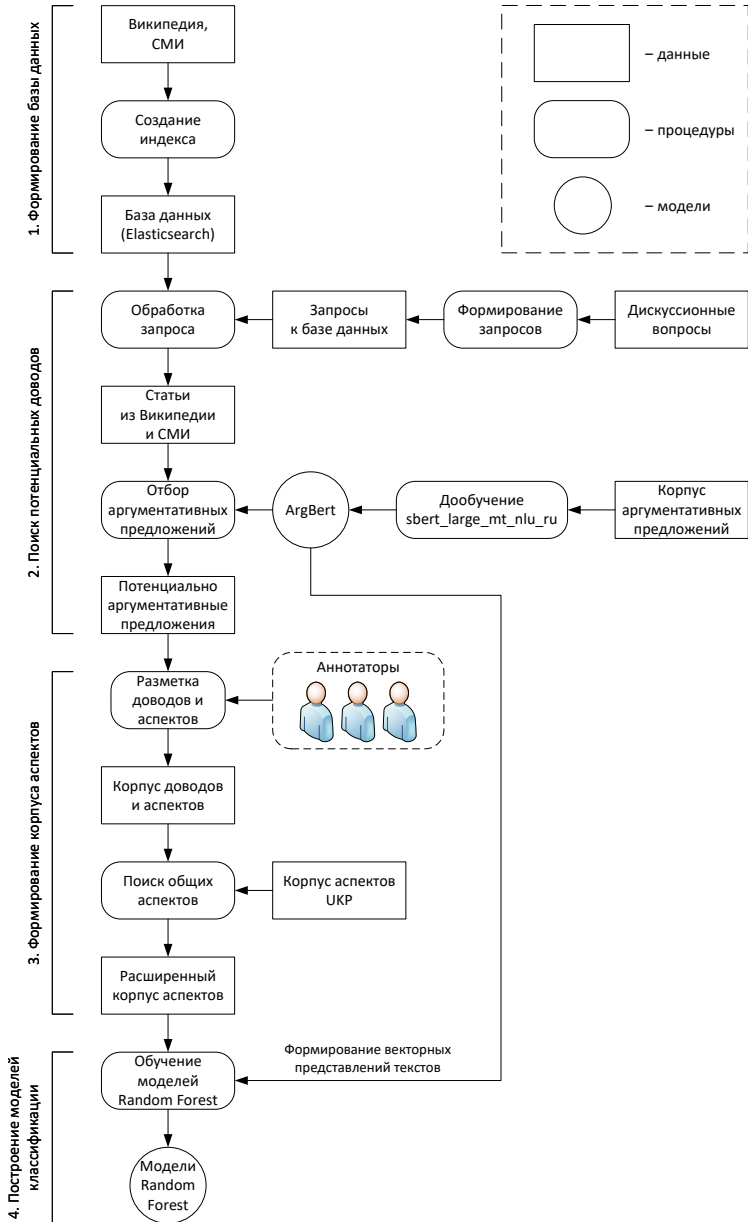


РИСУНОК 2. Схема метода классификации аспектов

На первом этапе формируется текстовая база данных материалов СМИ и Википедии на основе поисковой системы Elasticsearch [26], с помощью которой можно быстро находить тексты требуемой тематики.

На втором этапе из найденных текстов по заданным тематикам отбираются предложения, потенциально содержащие доводы, с помощью специально обученной нейросетевой языковой модели ArgBERT.

На третьем этапе отобранные предложения размечают аннотаторы: содержит ли предложение аргументацию, является ли оно доводом или контрдоводом, и какой аспект отражает. Сформированный размеченный корпус расширяется с помощью переведенной версии корпуса UKP Argument Aspect Detection [21].

На последнем этапе строятся модели Random Forest для классификации аспектов на основе обучения с использованием сформированного корпуса.

В следующем разделе подробно рассматриваются отдельные этапы предлагаемого метода и полученные с его помощью экспериментальные результаты.

4. Результаты экспериментов

4.1. Формирование базы данных

База данных была создана на основе статей из русскоязычной Википедии (3 994 609 статей) и новостных статей сайта *Lenta.ru*^{URL} (800 976 статей). Из статей извлекалась только текстовая информация (рисунки, формулы, ссылки на источники удалялись). Для каждой статьи сохранялся идентификатор, URL-адрес, название статьи.

Затем были построены два полнотекстовых индекса в документо-ориентированной СУБД Elasticsearch [26], позволяющие быстро находить тексты по ключевым словам с учетом морфологии.

4.2. Поиск потенциальных доводов

Тематики, по которым существуют спорные точки зрения, были выбраны с помощью сайта *ВЦИОМ*^{URL}, на котором публикуются аналитические социологические обзоры по самым значимым для российского общества проблемам. Дискуссионные вопросы по выбранным тематикам приведены в таблице 1. По каждому вопросу была определена позиция, зафиксированная в утверждении, которую будут доказывать или опровергать найденные доводы.

Таблица 1. Выбранные тематики и соответствующие им дискуссионные вопросы и утверждения

№	Тематика	Дискуссионный вопрос	Утверждение
1	Свободные деньги	Свободные деньги: тратить или откладывать?	Свободные деньги лучше тратить, чем откладывать
2	Пенсионные сбережения	Надо ли откладывать деньги на пенсию?	Нужно делать пенсионные сбережения
3	Криптовалюта	Следует ли использовать криптовалюту?	Нужно использовать криптовалюту и инвестировать в неё
4	Супермаркеты и продуктовые рынки	Где лучше покупать продукты: в супермаркетах или на продуктовых рынках?	Продукты лучше покупать в супермаркете, а не на рынке
5	Покупки в интернете	Можно ли делать покупки в интернете?	Следует делать покупки в интернете
6	Фриланс	Что лучше: фриланс или работа по найму?	Работа фриланс лучше работы по найму
7	Удаленная работа	Что лучше: работа в офисе или удаленная работа?	Удаленная работа предпочтительнее работы в офисе
8	Электросамокаты	Следует ли ввести ограничения для электросамокатов?	Следует ввести ограничения для электросамокатов
9	Электромобили	Что лучше: электромобили или обычные авто?	Электромобили лучше обычных авто
10	Онлайн-образование	Может ли онлайн-образование конкурировать с традиционным образованием?	Онлайн-образование может конкурировать с традиционным образованием
11	Донорство крови	Опасно ли донорство крови?	Донорство безопасно
12	Киберспорт	Следует ли киберспорт сделать олимпийским видом спорта?	Киберспорт следует сделать олимпийским видом спорта
13	Детские лагеря	Следует ли отправлять ребенка в детский лагерь?	Детский лагерь влияет на ребенка позитивно
14	Детские гаджеты	Следует ли давать гаджеты детям?	Гаджеты влияют на детей позитивно
15	Детские видеоблоги	Следует ли поощрять детей создавать видеоблоги?	Следует поощрять детей создавать видеоблоги
16	Шутеры	Опасны ли видеоигры-шутеры?	Видеоигры-шутеры безопасны
17	Бумажные и электронные книги	Что лучше: бумажные книги или электронные книги?	Бумажные книги лучше электронных


По каждой тематике были сформированы запросы к Elasticsearch, содержащие часть утверждения и шаблоны для учета синонимов с целью повышения вариативности запросов. Например, запросы и шаблоны, сформированные для тематики «Свободные деньги», показаны в таблице 2.

Таблица 2. Пример поисковых запросов по тематике «Свободные деньги» и используемые при поиске шаблоны

Запросы	Шаблоны
ОТКЛАДЫВАТЬ свободные деньги	
ТРАТИТЬ свободные деньги	ТРАТИТЬ = [тратить потратить]
ЛУЧШЕ ОТКЛАДЫВАТЬ свободные деньги	ОТКЛАДЫВАТЬ = [откладывать вкладывать сберегать сохранять вложить инвестировать копить]
ЛУЧШЕ ТРАТИТЬ свободные деньги	
выбрать ТРАТИТЬ свободные деньги	
стратегия оптимальная ОТКЛАДЫВАТЬ свободные деньги	ЛУЧШЕ = [лучше выгоднее предпочтительнее]
стратегия оптимальная ТРАТИТЬ свободные деньги	

Таким образом, например, при поиске статей по запросу «ЛУЧШЕ ОТКЛАДЫВАТЬ свободные деньги», выполнялся поиск «лучше откладывать свободные деньги», «лучше вкладывать свободные деньги», «выгоднее откладывать свободные деньги» и т. п.

В результате поиска было найдено 520 статей: 258 – по документам Википедии и 262 – по документам Lenta.ru. Найденные статьи были разделены на предложения при помощи библиотеки Razdel проекта *Natasha*^{URU}. Полученные предложения классифицированы на основе специально обученной для этой цели модели ArgBERT на два класса – «довод»/«не довод». В качестве базовой модели для ArgBERT была использована модель типа BERT [18] *sbert_large_mt_nlu_ru*^{URU}. Она была дообучена нами для решения задачи бинарной классификации «довод»/«не довод» на объединении переводных версий [16] корпусов с разметкой по аргументации: ArgMicro [27], Persuasive Essays [10] и УКР

Sentential Argument Mining Corpus [28]. Эта дообученная модель получила название ArgBERT и *предоставлена в общий доступ* .

В результате классификации предложений на основе модели ArgBERT было выделено в качестве потенциальных аргументов 15,4% от общего количества найденных предложений. Мы случайным образом отобрали для разметки ровно 5 000 потенциально аргументативных предложений, сохраняя полученные исходно в ходе поиска пропорции по аспектам. Было отобрано 4 247 предложений из Википедии и 753 предложения из Lenta.ru.

4.3. Формирование корпуса аспектов

На третьем этапе предложения, предположительно содержащие доводы, были размечены тремя аннотаторами. Разметка осуществлялась по трем параметрам:

- (1) является ли предложение доводом по отношению к заданному утверждению;
- (2) если предложение является доводом, то выражена позиция «за» или «против»;
- (3) если предложение является доводом, то какой упоминается аспект.

В качестве аргументационных аннотаторы рассматривали такие предложения, которые потенциально могут быть использованы для убеждения оппонента в дискуссии относительно данного утверждения. Решение принималось большинством аннотаторов (то есть как минимум два аннотатора должны быть согласны).

Для формирования перечня аспектов была проведена пилотная разметка (100 предложений из Википедии, 100 предложений из Lenta.ru). По результатам этой разметки был сформирован первоначальный перечень аспектов, который уточнялся в ходе основного этапа разметки. Было выделено 16 универсальных аспектов, каждый из которых мог относиться к любой рассматриваемой тематике, например, «Безопасность», «Влияние на здоровье», «Стоимость».

Из 5 000 предложений были размечены как аргументационные 548 предложений (11%). Для одного аргументационного предложения аннотатор мог выделить от одного до трех аспектов. В результате для

аргументационных предложений было выделено 820 аспектов. Наиболее частыми аспектами оказались «Безопасность» (133 предложения), «Надежность» (90), «Удобство и комфорт» (88).

Полный перечень аспектов с указанием их частоты приведен в таблице 3.

ТАБЛИЦА 3. Частотность аспектов в размеченном корпусе (в одном предложении могло быть выделено до трех аспектов)

№	Аспект	Частота, предложения
1	Безопасность	133
2	Надежность	90
3	Удобство и комфорт	88
4	Отношение властей	78
5	Перспективы	72
6	Влияние на здоровье	56
7	Стоимость	55
8	Влияние на психику	51
9	Эффективность	39
10	Доходность	34
11	Уровень жизни	26
12	Юридический аспект	26
13	Экологичность	23
14	Общение с людьми	22
15	Популярность	15
16	Качество	12
Всего:		820

Согласие между аннотаторами, вычисленное по метрике Fleiss' карра [30], составило 0,6458 по предложениям из Lenta.ru, 0,6249 по предложениям из Википедии и 0,6427 по всему корпусу, что соответствует значительной (substantial) степени согласия [31]. Примеры разметки приведены в таблице 4.

Таблица 4. Примеры разметки

Основное утверждение	Предложение	Довод	За/против	Аспект
Электромобили лучше обычных авто	Электрокары широко применяются на предприятиях для перевозки грузов внутри цехов благодаря отсутствию вредных выхлопов, на аэродромах и железнодорожных вокзалах.	да	за	Экологичность
	Ремни безопасности в электрокарах, как считают специалисты Tesla, могут неожиданно расстегнуться.	да	против	Надежность
	Среди положительных характеристик отмечены, прежде всего, хорошие ходовые данные.	нет	–	–
Бумажные книги лучше электронных	Обвинители настаивали на том, что программа Advanced eBook Processor сродни тем, которые можно использовать для изготовления нелегальных копий электронных книг.	да	за	Юридический аспект
	В одну такую электронную книгу должны поместиться до двух тысяч обычных.	да	против	Удобство и комфорт
Гаджеты влияют на детей позитивно	Носимые датчики могут обнаруживать аномальные и непредвиденные ситуации, а также контролировать физиологические параметры и симптомы.	да	за	Влияние на здоровье
	Шестиклассники, которые пять дней провели без своих смартфонов, стали гораздо лучше понимать эмоциональный настрой своих собеседников, выяснили американские психологи.	да	против	Влияние на психику, Общение с людьми

В корпусе UKP Argument Aspect Detection [21] также содержится разметка по аспектам. Однако способ выделения аспектов отличается от нашей работы. В [21] аннотаторы выделяли аспект как часть анализируемого предложения, так что в итоге сформировалось 6 747 аспектов, большая часть которых встречается только один раз (5 429 – 80,4%) и только 117 (1,7%) – более шести раз.

Мы сопоставили наиболее частотные (которые встречаются более шести раз) аспекты из работы [21] нашим универсальным аспектам. Затем наш корпус аспектов был дополнен 890 переведенными предложениями из корпуса UKP Argument Aspect Detection для аспектов с установленной связью. Итоговый расширенный корпус включает 1 426 уникальных предложений, аспекты в которых отмечены 1 764 раза.

4.4. Построение моделей классификации

Для классификации предложений по упоминаемым в них аспектам была использована модель машинного обучения Random Forest («случайный лес»), показавшая наилучшие результаты в предварительных экспериментах среди других моделей машинного обучения. Модель Random Forest представляет собой ансамбль большого количества решающих деревьев [32]. Для формирования векторного представления предложений применялась построенная модель ArgBERT. Также в качестве классификатора была протестирована двухслойная нейронная сеть (двухслойный перцептрон) с использованием класса BertForSequenceClassification из библиотеки *transformers*^{[URL](#)}. Для сравнения с указанными моделями были использованы простейшие базовые классификаторы для каждого аспекта, применявшие элементарное решающее правило, в соответствии с которым любое предложение относилось к данному аспекту.

Тестирование осуществлялось на основе перекрестной проверки по 10 блокам с сохранением распределения предложений по аспектам. Для каждого аспекта строилась своя модель Random Forest, которая отличала данный аспект от всех остальных. Таким образом, для каждой модели Random Forest формировался отдельный корпус: в него с меткой 1 входили предложения, содержащие данный аспект, а с меткой 0 – предложения, в которых данный аспект отсутствовал. Модель BertForSequenceClassification обучалась распознавать 16 аспектов одновременно в режиме многозначной классификации (multi-label classification); для неё в ходе предварительных экспериментов было установлено оптимальное количество эпох, равное 10.

В таблице 5 приведены результаты экспериментов для простейших базовых моделей (всего 16 моделей), модели BertForSequenceClassification (единая модель для всех аспектов) и моделей Random Forest (всего 16 моделей).

ТАБЛИЦА 5. Результаты классификации по аспектам (F1-мера)

Аспект	Базовые классификаторы	BertForSequence-Classification	Random Forest
Безопасность	0,1970	0,7307	<i>0,7517</i>
Влияние на здоровье	0,0936	0,7854	<i>0,8006</i>
Влияние на психику	0,0860	0,6648	<i>0,7643</i>
Доходность	0,0589	0,1967	<i>0,5052</i>
Качество	0,0216	0,0000	<i>0,4944</i>
Надежность	0,1424	0,5558	<i>0,6472</i>
Общение с людьми	0,0389	0,0000	<i>0,5489</i>
Отношение властей	0,1258	0,6194	<i>0,7604</i>
Перспективы	0,1172	0,2462	<i>0,6219</i>
Популярность	0,0268	0,0000	<i>0,4929</i>
Стоимость	0,0920	0,6332	<i>0,6945</i>
Удобство и комфорт	0,1396	0,5402	<i>0,6722</i>
Уровень жизни	0,0457	0,5890	<i>0,7638</i>
Экологичность	0,0406	<i>0,6050</i>	0,5215
Эффективность	0,0671	0,2200	<i>0,6181</i>
Юридический аспект	0,0457	0,2467	<i>0,5386</i>
В среднем	0,0837	0,4146	<i>0,6373</i>

Из таблицы 5 видно, что модели Random Forest превосходят модель BertForSequenceClassification в среднем на 22,2 процентных пункта (0,6373 против 0,4146). Построение отдельной модели для каждого аспекта оказывается более выгодной стратегией, чем единая модель для всех аспектов. Модель BertForSequenceClassification оказалась лучше только для аспекта «Экологичность».

Для пяти аспектов («Безопасность», «Влияние на здоровье», «Влияние на психику», «Отношение властей» и «Уровень жизни») качество классификации в соответствии с F1-мерой оказалось выше 0,75 (от 0,7517 для «Безопасности» до 0,8006 для «Влияния на здоровье»). Два аспекта


распознаются с качеством, ниже 0,5: «Качество» (0,4944) и «Популярность» (0,4929). Значения F1-меры для базовых классификаторов достаточно низкие и составляют от 0,0216 до 0,1970 (в среднем 0,0837).

Также было исследовано влияние расширения исходного корпуса аспектов за счет добавления предложений из корпуса UKP Argument Aspect Detection. Такое расширение привело к повышению F1-меры для Random Forest почти на 2 процентных пункта: с 0,6186 до 0,6373, а для BertForSequenceClassification – более чем на 9 процентных пунктов: с 0,3224 до 0,4146. Таким образом, добавление переведенных аргументативных предложений позволяет повысить качество классификации аспектов.

Заключение

Таким образом, в настоящей работе на основе предложенного метода был впервые сформирован русскоязычный текстовый корпус, включающий 1426 предложений и размеченный по 16 аспектам аргументации, разработаны языковая модель ArgBERT для классификации аргументов и модели Random Forest для классификации аспектов аргументации.











Предложенные корпус и модели возможно применять для поиска и анализа аргументации в текстах. В частности, сформированный текстовый корпус может быть использован для обучения и тестирования новых моделей. Модель ArgBERT позволяет осуществлять отбор аргументативных предложений. Построенные модели Random Forest возможно использовать для автоматической разметки предложений по аспектам с учетом того, что одному предложению может соответствовать несколько аспектов (многозначная классификация). Наилучшее качество разработанные модели демонстрируют для аспектов «Безопасность», «Влияние на здоровье», «Влияние на психику», «Отношение властей» и «Уровень жизни» (выше 0,75 по F1-мере).

Сформированный текстовый корпус и построенные модели *предоставлены в общий доступ* .


В работе [33] показано, что на основе дообучения относительно небольшой языковой модели (760 млн параметров) с использованием полученного корпуса возможно осуществлять генерацию аргументативных предложений с заданными аспектами, в том числе для новых, неизвестных языковой модели аспектов. Из сгенерированных языковой моделью предложений более 50% являются доводами с заданными аспектами.







В дальнейших исследованиях предполагается расширить сформированный корпус аспектов на основе предложенного метода, а также использовать данный корпус для дообучения открытых больших языковых моделей типа LLaMA [34] (с размерами 7, 13, 30 и 65 млрд параметров), которые потенциально могут существенно повысить долю правильно генерируемых доводов с заданными аспектами.

Список литературы

- [1] van Eemeren F. H., Grootendorst R., Johnson R. H., Plantin C., Willard C. A. *Fundamentals of Argumentation Theory. A Handbook of Historical Backgrounds and Contemporary Developments.*— New York—London: Routledge Taylor& Francis Group.— 1996.— ISBN 978-1-136-68803-4.  ↑²⁶
- [2] Lawrence J., Reed C. *Argument mining: a survey* // *Computational Linguistics.*— 2020.— Vol. 45.— No. 4.— Pp. 765–818.  ↑²⁶
- [3] Stede M., Schneider J. *Argumentation Mining*, Synthesis Lectures on Human Language Technologies.— Vol. 40.— Morgan & Claypool.— 2018.— ISBN 978-3-031-01041-5.— xv+175 pp.  ↑^{26, 28}
- [4] Addawood A. A., Bashir M. N. *What is your evidence? A study of controversial topics on social media* // *Proceedings of the Third Workshop on Argument Mining, ArgMining-2016 (Berlin, Germany).*— ACL.— 2016.— Pp. 1–11.  ↑²⁶
- [5] Lippi M., Palka P., Contissa G., Lagioia F., Micklitz H.-W., Sartor G., Torroni P. *CLAUDETTE: An automated detector of potentially unfair clauses in online terms of service* // *Artificial Intelligence and Law.*— 2019.— Vol. 27.— Pp. 117–139.  ↑²⁶
- [6] Green N. L. *Towards mining scientific discourse using argumentation schemes* // *Argument & Computation.*— 2018.— Vol. 9.— No. 2.— Pp. 121–135.  ↑²⁶
- [7] Hua X., Nikolov M., Badugu N., Wang L. *Argument mining for understanding peer reviews* // *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies.*— V. 1: *Long and Short Papers*, NAACL 2019 (Minneapolis, Minnesota).— ACL.— 2019.— Pp. 2131–2137.  ↑²⁶
- [8] Roush A., Balaji A. *DebateSum: A large-scale argument mining and summarization dataset* // *Proceedings of the 7th Workshop on Argument Mining.*— ACL.— 2020.— Pp. 1–7.  ↑²⁶
- [9] El Baff R., Wachsmuth H., Al-Khatib K., Stein B. *Analyzing the persuasive effect of style in news editorial argumentation* // *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics.*— ACL.— 2020.— Pp. 3154–3160.  ↑²⁶
- [10] Stab C., Gurevych I. *Identifying argumentative discourse structures in persuasive essays* // *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP-2014 (Doha, Qatar).*— ACL.— 2014.— Pp. 46–56.  ↑^{26, 29, 33}

- [11] Mohammad S., Kiritchenko S., Sobhani P., Zhu X., Cherry C. *SemEval-2016 task 6: Detecting stance in tweets // Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, SemEval-2016* (San Diego, California).– 2016.– Pp. 31–41.  [↑26](#)
- [12] Bondarenko A., Hagen M., Potthast M., Wachsmuth H., Beloucif M., Biemann C., Panchenko A., Stein B. *Touche: First shared task on argument retrieval // Proceedings of the 42nd European Conference on Information Retrieval, ECIR 2020, Advances in Information Retrieval.*– vol. **12036**.– 2020.– Pp. 517–523.  [↑26](#)
- [13] Bondarenko A., Gienapp L., Frobe M., Beloucif M., Ajour Y., Panchenko A., Biemann C., Stein B., Wachsmuth H., Potthast M., Hagen M. *Overview of Touché 2021: Argument retrieval // Experimental IR Meets Multilinguality, Multimodality, and Interaction, CLEF 2021, Lecture Notes in Computer Science.*– vol. **12880**, Cham: Springer.– 2021.– ISBN 978-3-030-85250-4.– Pp. 450–467.  [↑26](#)
- [14] Kotelnikov E., Loukachevitch N., Nikishina I., Panchenko A. *RuArg-2022: Argument mining evaluation, Papers from the Annual International Conference “Dialogue-2022”* (Moscow, June 15–18, 2022), Computational Linguistics and Intellectual Technologies.– vol. **21**.– ISBN 978-5-7281-3205-9.– Pp. 333–348.   [↑26](#)
- [15] Fishcheva I. N., Goloviznina V. S., Kotelnikov E. V. *Traditional machine learning and deep learning models for argumentation mining in Russian texts, Papers from the Annual International Conference “Dialogue-2021”, Computational Linguistics and Intellectual Technologies.*– vol. **20**.– 2021.– ISBN 978-5-7281-3032-1.– Pp. 246–258.  [↑26, 29](#)
- [16] Fishcheva I. N., Kotelnikov E. V. *Cross-lingual argumentation mining for Russian texts, 8th International Conference “Analysis of Images, Social networks and Texts” (AIST 2019), Lecture Notes in Computer Science.*– vol. **11832**, Cham: Springer.– 2019.– ISBN 978-3-030-37333-7.– Pp. 134–144.  [↑26, 29, 33](#)
- [17] Salomatina N. V., Kononenko I. S., Sidorova E. A., Pimenov I. S. *Identification of connected arguments based on reasoning schemes “from expert opinion”, International Conference «Marchuk Scientific Readings 2020» (MSR-2020), dedicated to the 95th anniversary of the birthday of RAS Academician Guri I. Marchuk (October 19–23, 2020, Akademgorodok, Novosibirsk, Russia), Journal of Physics: Conference Series.*– vol. **1715**.– 2021.– id. 012013.– 11 pp.  [↑26, 29](#)
- [18] Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. *BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics.*– V. 1: Long and Short Papers (Minneapolis, Minnesota).– ACL.– 2019.– Pp. 4171–4186.  [↑26, 33](#)

- [19] Brown T., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J. D., Dhariwal P., Neelakantan A., Shyam P., Sastry G., Askell A., Agarwal S., Herbert-Voss A., Krueger G., Henighan T., Child R., Ramesh A., Ziegler D., Wu J., Winter C., Hesse Ch., Chen M., Sigler E., Litwin M., Gray S., Chess B., Clark J., Berner Ch., McCandlish S., Radford A., Sutskever I., Amodei D. *Language models are few shot learners*, NeurIPS 2020, Advances in Neural Information Processing Systems.– vol. **33**.– 2020.– ISBN 9781713829546.– Pp. 1877–1901.  [↑²⁶](#)
- [20] Ruckdeschel M., Wiedemann G. *Boundary detection and categorization of argument aspects via supervised learning // Proceedings of the 9th Workshop on Argument Mining* (Online and in Gyeongju, Republic of Korea).– International Conference on Computational Linguistics.– 2022.– Pp. 126–136.  [↑²⁷](#)
- [21] Schiller B., Daxenberger J., Gurevych I. *Aspect-controlled neural argument generation , aspect-controlled neural argument generation // Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, NAACL 2021.– ACL.– 2021.– Pp. 380–396.  [↑^{27, 28, 29, 31, 37}](#)
- [22] Jurkschat L., Wiedemann G., Heinrich M., Ruckdeschel M., Torge S. *Few-shot learning for argument aspects of the nuclear energy debate // Proceedings of the 13th Language Resources and Evaluation Conference*, LREC-2022 (Marseille, France).– European Language Resources Association.– 2022.– Pp. 663–672.  [↑²⁷](#)
- [23] Stab C., Gurevych I. *Recognizing insufficiently supported arguments in argumentative essays // Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics.– V. 1: Long Papers*, EACL-2017 (Valencia, Spain).– ACL.– 2017.– Pp. 980–990.  [↑²⁹](#)
- [24] Fishcheva I. N., Osadchiy D., Bochenina K. O., Kotelnikov E. V. *Argumentative text generation in economic domain*, Papers from the Annual International Conference “Dialogue-2022” (Moscow, June 15–18, 2022), Computational Linguistics and Intellectual Technologies.– vol. **21**.– ISBN 978-5-7281-3205-9.– Pp. 211–222.  [↑](#)
- [25] Keskar N. S., McCann B., Varshney L. R., Xiong C., Socher R. *CTRL: A conditional transformer language model for controllable generation*.– 2019.– 18 pp. arXiv: 1909.05858 [↑²⁹](#)
- [26] Gormley C., Tong Z. *Elasticsearch: The Definitive Guide: A Distributed Real-Time Search and Analytics Engine*.– O’Reilly Media Inc.– 2015.– ISBN 978-1449358549.– 721 pp. [↑³¹](#)
- [27] Peldszus A., Stede M. *Joint prediction in MST-style discourse parsing for argumentation mining // Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, EMNLP 2015 (Lisbon, Portugal).– ACL.– 2015.– Pp. 938–948.  [↑³³](#)

- [28] Stab C., Miller T., Schiller B., Rai P., Gurevych I. *Cross-topic argument mining from heterogeneous sources* // *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP-2018* (Brussels, Belgium).– ACL.– 2018.– Pp. 3664–3674.  ↑³⁴
- [29] Manning C. D., Raghavan P., Schütze H. *Introduction to Information Retrieval.*– Cambridge University Press.– 2008.– ISBN 978-0521865715.– 506 pp. ↑
- [30] Fleiss J. L. *Measuring nominal scale agreement among many raters* // *Psychological Bulletin.*– 1971.– Vol. **76.**– No. 5.– Pp. 378–382.  ↑³⁵
- [31] Artstein R., Poesio M. *Inter-coder agreement for computational linguistics* // *Computational Linguistics.*– 2008.– Vol. **34.**– No. 4.– Pp. 555–596.  ↑³⁵
- [32] Breiman L. *Random forests* // *Machine Learning.*– 2001.– Vol. **45.**– Pp. 5–32.  ↑³⁷
- [33] Goloviznina V. S., Fishcheva I. N., Peskisheva T. A., Kotelnikov E. V. *Aspect-based argument generation in Russian*, Papers from the Annual International Conference “Dialogue” (2023) (June 14–16, 2023), Computational Linguistics and Intellectual Technologies.– vol. **22**, Supplementary volume.– Pp. 117–129.  ↑³⁹
- [34] Touvron H., Lavril T., Izacard G., Martinet X., Lachaux M.-A., Lacroix T., Rozière B., Goyal N., Hambro E., Azhar F., Rodriguez A., Joulin A., Grave E., Lample G. *LLaMA: Open and efficient foundation language models.*– 2023.– 27 pp. arXiv: 2302.13971 ↑⁴⁰

Поступила в редакцию 01.07.2023;
 одобрена после рецензирования 19.07.2023;
 принята к публикации 20.07.2023;
 опубликована онлайн 19.10.2023.

Рекомендовал к публикации

д.ф.-м.н. Н. В. Лукашевич

Информация об авторах:



Ирина Николаевна Фищева

Старший преподаватель кафедры прикладной математики и информатики Вятского государственного университета. Область научных интересов: автоматическая обработка текстов, машинное обучение, анализ и генерация аргументов в текстах на естественном языке, разработка программного обеспечения.



0000-0002-6941-2009

e-mail: fishchevain@gmail.com



Татьяна Анатольевна Пескишева

к. техн. н., доцент кафедры прикладной математики и информатики Вятского государственного университета. Научные интересы: автоматическая обработка текстов, машинное обучение, операционные системы, компьютерные сети.



0009-0000-9843-0911

e-mail: peskischeva.ta@gmail.com



Валерия Сергеевна Головизнина

Магистр по профилю «Машинное обучение и анализ данных». Научные интересы: машинное обучение, обработка естественного языка, анализ аргументации.



0000-0003-1167-2606

e-mail: goloviznina@gmail.com



Евгений Вячеславович Котельников

Д. техн. н., профессор кафедры прикладной математики и информатики Вятского государственного университета. Научные интересы: обработка естественного языка, машинное обучение, языковые модели, анализ аргументации.



0000-0001-9745-1489

e-mail: kotelnikov.ev@gmail.com

Вклад авторов: *И. Н. Фищева* – 25% (формирование базы данных, разметка корпуса, написание черновой версии, доработка и редактирование); *Т. А. Пескишева* – 25% (обучение моделей Random Forest, разметка корпуса, написание черновой версии, доработка и редактирование); *В. С. Головизнина* – 25% (обучение модели ArgBERT, разметка корпуса, написание черновой версии, доработка и редактирование); *Е. В. Котельников* – 25% (идея, методология, написание черновой версии, доработка и редактирование, наставничество, администрирование).

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.



Method for classifying aspects of argumentation in Russian-language texts

Irina Nikolaevna **Fishcheva**¹, Tatiana Anatolevna **Peskišheva**²,
Valeriya Sergeevna **Goloviznina**³, Evgeny Vyacheslavovich **Kotelnikov**⁴

Vyatka State University, Kirov, Russia


⁴ kotelnikov.ev@gmail.com

Abstract. Argumentation mining in texts has attracted the attention of researchers in recent years due to a wide range of applications, in particular, in the analysis of scientific and legal texts, news articles, political debates, student essays and social media. Recently, a new task has been set in this area— aspect-based argumentation mining, where an aspect is defined as a property of the object, regarding which the argument is being built. Accounting for the aspects allows, on the one hand, to clarify the direction of the argumentation and understanding of the argument structure; on the other hand, it can be used to generate high-quality and aspect-specific arguments.

The article proposes a method for classifying aspects of argumentation in texts in Russian. On its basis we train and study the models for classifying aspects of argumentation using machine learning and neural networks. For the first time, a Russian-language text corpus was formed, including 1,426 sentences and marked by 16 aspects of argumentation, a neural network language model ArgBERT for classifying arguments was built, and Random Forest models were trained to classify aspects of argumentation. The classification performance obtained on the basis of Random Forest models is 0.6373 by F1-score. The developed models demonstrate the best performance for the aspects “Safety”, “Impact on health”, “Influence on the psyche”, “Attitude of the authorities” and “Standard of living” (F1-score is higher than 0.75).

Key words and phrases: argumentation mining, text corpora, neural network language models, machine learning, Random Forest, aspects of argumentation

2020 *Mathematics Subject Classification:* 68T07; 68T50

Acknowledgments: The study was supported by *Russian Science Foundation grant No. 22-21-00885*^{}

For citation: Irina N. Fishcheva, Tatiana A. Peskišheva, Valeriya S. Goloviznina, Evgeny V. Kotelnikov. *Method for classifying aspects of argumentation in Russian-language texts*. Program Systems: Theory and Applications, 2023, 14:4(59), pp. 25–45. https://psta.psisras.ru/read/psta2023_4_25-45.pdf